
Entwicklung von Verfahren zur Eliminierung von Cluttersignalkomponenten bei einem Nahbereichsradarnetz

Richard Lösch
geb. 19. Juni 1969 in Amberg



D386

Die vorliegende Dissertation wurde vom Fachbereich Elektrotechnik und Informationstechnik der Universität Kaiserslautern zur Verleihung des akademischen Grades Doktor der Ingenieurwissenschaften (Dr.-Ing.) genehmigt.

Dekan: Prof. Dr.-Ing. R. Urbansky

Berichterstatter: Prof. Dr.-Ing. P. W. Baier
Prof. Dr.-Ing. A. Schroth

Termin der mündlichen Prüfung: 18. Oktober 2001

KURZZUSAMMENFASSUNG

Die typische Aufgabe eines Nahbereichsradarnetzes ist es, Fahrzeuge in einem definierten Überwachungsbereich, beispielsweise dem Rollfeld eines Flughafens, zu detektieren, zu orten und ihre Spur zu verfolgen. Wegen der stark unterschiedlichen Radarrückstreuquerschnitte der Radarziele sind die Anforderungen an den verfügbaren Dynamikbereich der einzelnen eingesetzten Radarempfänger sehr hoch. Bei niedriger Radarsignalleistung ist daher die Verwendung eines Impulskompressionsverfahrens notwendig. Beim Nahbereichsnetz NRN, im Rahmen dessen Entwicklung auch die vorliegende Arbeit entstand, wird zudem ein neuartiges Ortungsprinzip eingesetzt, weshalb die Radarstationen mit feststehenden, d. h. nicht-rotierenden Antennen mit breiter Antennencharakteristik ausgestattet werden können.

Radarsignale setzen sich aus den Echosignalen von den Radarsendeimpuls reflektierenden Objekten, sowie dem Rauschen zusammen. Bei den reflektierenden Objekten handelt es nicht nur um die interessierenden Radarziele, d. h. die zu detektierenden Fahrzeuge. Wegen der Bodennähe, in der ein Nahbereichsradarnetz betrieben wird, sowie der zumindest beim NRN breiten Antennencharakteristiken erfaßt der Radastrahl eine Vielzahl weiterer Radarreflektoren, deren Echosignal, Cluttersignal genannt, das eigentliche Nutzsignal überlagert. Darüberhinaus verursacht der Einsatz eines Impulskompressionsverfahrens i. a. eine künstliche störende Signalkomponente, die sogenannten Impulskompressionsnebenmaxima, die auch Eigenclutter genannt werden.

Durch den Einsatz eines erwartungstreuen Impulskompressionsverfahrens beim NRN wird theoretisch keine Eigenclutterkomponente erzeugt. Es existieren jedoch Effekte, die die Eigenclutterfreiheit zerstören. Diese werden im ersten Teil der Arbeit untersucht. Es wird gezeigt, wie die Eigenclutterfreiheit wiederhergestellt werden kann.

Im zweiten Teil der Arbeit wird das Cluttersignal von reflektierenden Objekten anhand von mit dem NRN gemessenen Signalzeitreihen analysiert. Ein Modell zur Beschreibung des Cluttersignals wird entwickelt. Mit den Methoden der Detektionstheorie wird ein optimales Filter- und Detektionsverfahren für ein vollständig unbekanntes Nutzsignal in einem durch dieses Modell beschreibbaren Störsignal abgeleitet. Um dieses Verfahren einzusetzen, ist die Kenntnis der Modellparameter erforderlich.

Prinzipiell existieren verschiedene Methoden, die sich im Laufe der Zeit verändernden Modellparameter zu schätzen. Das Filter- und Detektionsverfahren kann dann stetig an die aktuellen Schätzungen der Parameter des Cluttersignalmodells adaptiert werden. Die Schätzung liefert jedoch im Falle des Vorhandenseins von Nutzsignalkomponenten verfälschte Parameterwerte. In der vorliegenden Arbeit werden verschiedene Methoden zur Adaptionskontrolle vorgeschlagen, die den Einfluß dieser verfälschten Parameterschätzungen auf die Nutzsignaldetektion minimieren. Damit existiert ein Algorithmus, der adaptiv aus dem Echosignal cluttersignalbeschreibende Parameter bestimmt, die ihrerseits von einem Filter- und Detektionsalgorithmus verwendet werden, um ein eventuell im Echosignal vorhandenes Nutzsignal optimal zu detektieren.

Anhand von Radarechosignalen, die mit dem NRN bei Meßkampagnen aufgezeichnet wurden, sowie anhand von Simulationen wurde schließlich die Leistungsfähigkeit des entwickelten adaptiven Filter- und Detektionsverfahrens mit Adaptionskontrolle beim Einsatz in einem Nahbereichsradarnetz gezeigt.

INHALTSVERZEICHNIS

1	Einleitung	1
1.1	Clutterproblematik	1
1.1.1	Allgemeines	1
1.1.2	NRN-Spezifisches	3
1.2	Stand der Technik und Ziele der Arbeit	3
1.2.1	NRN-Signalverarbeitung	3
1.2.2	Aufgabenstellung	5
1.2.3	Literaturüberblick	5
1.3	Inhaltsübersicht und wesentliche Ergebnisse	9
2	Physikalische Grundlagen eines Radarsystems	13
2.1	Das Radarprinzip	13
2.1.1	Allgemeines	13
2.1.2	Auflösungsvermögen und Bandbreite	15
2.1.3	Dopplereffekt bewegter Radarziele	19
2.2	Basisbanddarstellung	22
2.3	Nahbereichsradarnetz NRN	25
2.4	Impulskompression	29
2.4.1	Prinzip	29
2.4.2	(Auto)-Korrelationsverfahren: „matched filter“ (MF)	31
2.4.3	Erwartungstreues Impulsantwortschätzverfahren	34
2.4.4	STC-Kompensation	49
3	Eigenclutterprobleme bei der neuartigen Impulskompression und Lösungsvorschläge	51
3.1	Vorbemerkung	51
3.2	Kalibrierung	51
3.3	Gleichanteil im Kalibrier- und Echosignal	54
3.3.1	Ursachen des zusätzlichen Gleichanteils	54
3.3.2	Gleichanteil im Echosignal	55
3.3.3	Gleichanteil im Kalibriersignal	56
3.3.4	Kompensation der Offsetsignale	67
3.4	Übersteuerung	70
4	Signalanalyse	77
4.1	Vorbemerkung	77
4.2	Analyse des NRN-Störsignals	77
4.2.1	Grundsätzliche Signalstruktur	77
4.2.2	Thermisches Rauschen	79
4.2.3	Quantisierungsrauschen	80

4.3	Analyse von NRN-Cluttersignalen	84
4.3.1	Grundlagen von Cluttermodellen	85
4.3.2	Typische NRN-Radarclutter	93
4.3.3	Korrelationseigenschaften	98
4.3.4	Statistik erster Ordnung	103
4.3.5	Korrelation zwischen Real- und Imaginärteil des Signals	112
4.3.6	Statistik zweiter Ordnung, Signalmodell	114
4.3.7	Vorbemerkung	114
4.3.8	Ergänzttes Cluttermodell: Korrelation zwischen Real- und Imaginärteil	134
5	Cluttersignalfilterung und Detektionstheorie	137
5.1	Vorbemerkung	137
5.2	Maßzahlen der Clutterfilterung, Optimierung des Signal-zu-Clutter-Verhältnisses	138
5.3	Verschiedene MTI-Filter	139
5.4	Optimierung des Signal-zu-Clutter-Verhältnisses („Optimalfilterung“)	141
5.4.1	Vorbemerkung	141
5.4.2	Optimalfilter bei unbekanntem Nutzsignal	142
5.4.3	Optimalfilter bei bekanntem Nutzsignal	142
5.5	Detektionstheorie	144
5.5.1	Vorbemerkung	144
5.5.2	Binäre Hypothesentests	144
5.5.3	Detektion eines bekannten Signals: Optimalfilterung und Betragsbildung	149
5.5.4	Detektion eines vollständig unbekanntes Signals: Weißmacherfilter und inkohärente Integration	151
5.6	Optimale NRN-Clutterfilterstruktur: Cluttermap, LPE-Filter und inkohärente Integration	155
5.6.1	Notwendigkeit der Adaption der Filterkoeffizienten	155
5.7	Erweiterung des LPE-Filters: Dekorrelation von Real- und Imaginärteil des Signals	158
6	Adaption der Filterstruktur und der Detektionsschwelle	165
6.1	Vorbemerkung	165
6.2	Adaptionsalgorithmen für die Filterkoeffizienten	166
6.2.1	Vorbemerkung	166
6.2.2	„Least mean square“-Algorithmus (LMS)	166
6.2.3	„Recursive least squares“ (RLS)-Algorithmus	169
6.2.4	Direkte blockweise Berechnung der Filterkoeffizienten – der LSL-Algorithmus	172
6.2.5	„Recursive least squares lattice“ (RLSL)-Verfahren	176
6.2.6	Gedächtnis eines LS-Verfahrens	177
6.2.7	Das Problem des „signal whitening“	177
6.3	Adaptionskontrolle	180
6.3.1	Trennung von Koeffizientenschätzung und Signalfilterung	180
6.3.2	Adaptionskontrolle durch Gewichtsfunktion	183

6.3.3	Adaptionskontrolle durch Medianfilterung	186
6.3.4	Vergleich der Adaptionskontrollverfahren	187
6.4	Adaptionsalgorithmen für die Detektionsschwelle	191
6.4.1	Konventionelle Bestimmung der Schwelle über die umgebenden Entfernungszellen	192
6.4.2	Bestimmung der Schwelle aus der Historie mit Adaptionskontrolle	195
7	Ergebnisse: Vergleich der Filter- und Detektionsverfahren anhand ex- perimenteller Daten	203
7.1	Vorbemerkung	203
7.2	Kriterien für den Vergleich verschiedener Filter- und Detektionsverfahren	203
7.3	Beschreibung der verwendeten Szenarien	204
7.4	Die Konstanz der Falschalarmwahrscheinlichkeit	207
7.5	Detektionswahrscheinlichkeit P_D	211
7.6	Dekorrelation von I- und Q-Komponente	220
8	Zusammenfassung	223
A	Optimale Codes für die erwartungstreue Schätzung der Impulsant- wort des Radarkanals	227
A.1	Codelänge $n_{\text{Kompr}} = 32$	228
A.2	Codelänge $n_{\text{Kompr}} = 64$	230
B	Korrelation, Kovarianz und Bra–Ket–Notation für Zeitreihen	235
C	Nützliches zur Matrixinversion beim LS-Verfahren	239
C.1	Matrixinversionslemma	239
C.2	Levinson-Durbin-Rekursion [Kam98]	239
D	Verwendete Symbole	243
D.1	Abkürzungen	243
D.2	Wichtige Formelzeichen	244
E	Lebenslauf des Autors	251
F	Dank	253
	Literaturverzeichnis	255

1.1 Clutterproblematik

1.1.1 Allgemeines

Man stelle sich eine Unterhaltung zwischen zwei Personen in einer Menschenansammlung vor. Stimmengewirr sorgt für ein lautes Hintergrundgeräusch, und dennoch ist es möglich, den Gesprächspartner zu verstehen, d. h. seine Stimme aus dem „Gemurmel“ herauszufiltern. Dieses Phänomen läßt sich auf die Sensorik übertragen. Man will mit einem Meßgerät ein Signal, das durch einen bestimmten Effekt zustande kommt, das Nutzsignal, registrieren. Jedoch gibt es meist viele andere Effekte, die Störsignale hervorrufen. Das Meßsignal beinhaltet nun beide Komponenten und der Benutzer des Meßgeräts kann nicht mehr nur das ihn interessierende Signal wahrnehmen. Aus der Vielzahl der Beispiele seien nur zwei genannt:

- Dem Elektrokardiogramm (EKG) eines Embryos ist das EKG der Mutter überlagert.
- Die mit einem „light detection and ranging“-System (LIDAR) gemessene Meereshöhe eines überflogenen Geländes ist verfälscht durch die Variation der Flughöhe.

In beiden Fällen kann der Benutzer des Meßgeräts i. a. an die gewünschte Information gelangen. Dazu ist jedoch erst eine geeignete Aufbereitung des registrierten Signals nötig.

Zwischen den oben genannten Beispielen besteht ein prinzipieller Unterschied. Im ersten Fall wird die zeitliche Entwicklung einer Größe x , hier der elektrischen Spannung zwischen zwei bestimmten Punkten an der Körperoberfläche, beobachtet. Das Meßsignal besteht in einer zeitlich variablen Funktion $x(t)$ der gemessenen Spannung, und man spricht von einer Zeitreihenmessung. Im zweiten Fall dagegen wird die örtliche Variation einer Größe x , hier des Abstandes zwischen Flugzeug und Boden, bestimmt. Man erhält so eine orts aufgelöste Messung der Geländehöhe, $x(\vec{r})$ in Abhängigkeit vom Ort \vec{r} , beispielsweise von geographischem Längen- und Breitengrad. Im Falle eines gepulsten Radarsensors wird wiederholt in meist regelmäßigen zeitlichen Abständen entfernungs aufgelöst die Meßgröße Intensität - oftmals zusätzlich auch die Phase - der an den Objekten der Umgebung zurückgestreuten Echos eines vom Sensor selbst ausgestrahlten Impulses elektromagnetischer Strahlung gemessen. Es handelt sich somit sowohl um eine Zeitreihen- als auch um eine orts aufgelöste Messung, und das Meßsignal x kann in Abhängigkeit von Entfernung und Richtung \vec{r} sowie von der Zeit t als $x(\vec{r}, t)$ dargestellt werden. I. a. ist man nicht an den Echosignalen der gesamten Umwelt,

sondern nur an den Echosignalen $s^{\text{nutz}}(\vec{r}, t)$ bestimmter Objekte, die sich in der Umgebung aufhalten interessiert. Diese Objekte nennt man Radarziele oder einfach Ziele. Man muß nach einer Methode suchen, die Echosignale $c(\vec{r}, t)$ aller anderen Objekte, die treffend als „Durcheinander“ (englisch: Clutter) beschrieben werden können, zu eliminieren. Welche Signale nun als Clutter und welche als Nutzsinal einzustufen sind, hängt allein vom Verwendungszweck des Radarsystems ab. Für Radare, mit denen Aufnahmen der Erdoberfläche gemacht werden, um daraus Landkarten zu erstellen, sind die Echosignale von Autos, Flugzeugen, Wolken usw. Clutter. Für ein Wolkenradar dagegen stellt das Echosignal der Wolken das Nutzsinal dar, während das Echosignal der Erdoberfläche als Clutter einzustufen ist. Für ein Luftverkehrsüberwachungsradar schließlich sind Flugzeuge die Ziele und alles andere trägt zum Cluttersignal bei. Neben den real-physikalischen Cluttersignalquellen – und dem nach den Gesetzen der Thermodynamik unvermeidlichen thermischen Rauschsignal – existiert eine weitere Art von Cluttersignalen: Bei der Verwendung von Algorithmen zur Steigerung des Signal-Rausch-Verhältnisses, der sog. Impulskompression, entstehen i. a. Artefakte, d. h. zusätzlich zu $x(\vec{r}, t)$ wird eine Signalkomponente $x^{\text{art}}(\vec{r}, t)$ vorgetäuscht. Diese Signalkomponente wird Eigenclutter genannt.

Eine wichtige Kenngröße eines Radarsystems ist das Auflösungsvermögen, das angibt, wie weit Objekte separiert sein müssen, um noch als getrennte Objekte registriert werden zu können. Durch die Apertur der Radarantenne ist prinzipiell die Breite des Radarstrahl und damit das Auflösungsvermögen in Azimut- und Elevationsrichtung festgelegt. Die Bandbreite des verwendeten Impulses bestimmt das maximale Entfernungsauflösungsvermögen Δr des Radars. Die Echosignale aller Objekte, die gleichzeitig vom Radarstrahl erfaßt werden und die sich in ihrer Entfernung vom Radar um weniger als Δr unterscheiden, überlappen sich. Man bezeichnet den Bereich, innerhalb dessen sich Objekte befinden, die auflösungsmäßig nicht getrennt werden können, als eine Radarauflösungszelle.

Aufgabe der Radarsignalverarbeitung ist es, die beobachtete Kombination aus Nutz- und Cluttersignal so aufzubereiten, daß der Benutzer des Radarsystems die gewünschte Information daraus entnehmen kann. Dabei kommt es neben den Eigenschaften des Cluttersignals, die durch seinen Ursprung bestimmt sind, auch darauf an, welche Eigenschaften das Nutzsinal besitzt und v. a. wie das Nutzsinal verwendet werden soll. Sollen Radarabbildungen der Ziele erstellt werden, so muß das Signal $x(\vec{r}, t)$ einer Verarbeitung unterworfen werden, an deren Ende ein Signal steht, das $s^{\text{nutz}}(\vec{r}, t)$ möglichst ähnlich ist, das aber möglichst vollständig von $c(\vec{r}, t)$ befreit ist. Diese Verarbeitung nutzt Unterschiede in den Eigenschaften der beiden Signalarten, um die eine zu unterdrücken, ohne die andere zu verfälschen. Sollen dagegen mit dem Radarsensor die Ziele nur detektiert werden, bedeutet dies letztlich nur, entscheiden zu müssen, ob $x(\vec{r}, t)$ ausschließlich aus $c(\vec{r}, t)$ besteht, oder zusätzlich auch $s^{\text{nutz}}(\vec{r}, t)$ beinhaltet. Diesen Entscheidungsvorgang bezeichnet man als Detektion. Der Verarbeitungsalgorithmus – man spricht von Filterung – dem das Signal $x(\vec{r}, t)$ vor der Detektion unterworfen wird, darf in diesem Falle das Nutzsinal durchaus verzerren. Ziel von Filterung und Detektion ist es dabei, eine möglichst zuverlässige Entscheidung zu treffen.

1.1.2 NRN-Spezifisches

Beim Nahbereichsradarnetz NRN - siehe auch Kapitel 2 - das beim DLR entwickelt wurde, handelt es sich um einen speziellen Radarsensorverbund, mit dem der Bodenverkehr auf Flugplätzen überwacht werden soll. Ein einzelner Radarsensor liefert eindimensionale Echosignalprofile, da der Radarstrahl nicht wie bei einem herkömmlichen Überwachungsradar geschwenkt wird, sondern feststehende Antennen mit breiter Richtcharakteristik verwendet werden. Jeder Radarsensor arbeitet kohärent. Die Signalverarbeitung geschieht digital nach der Abtastung von Real- und Imaginärteil der Signale, d. h. die Wertebereiche für Echolaufzeit bzw. Entfernung sowie für die Signalwerte sind diskret. Beim NRN wird genau ein Abtastwert je Radarauflösungszelle genommen, die eindimensionalen, komplexwertigen und digitalisierten Echosignalprofile haben eine Entfernungsauflösung von $\Delta r = 2,1$ m. Sie werden mit einer zeitlichen Wiederholrate von $1/T_{\text{PRF}} = 140$ Hz gewonnen. PRF steht für „pulse repetition frequency“. Das entfernungsaufgelöste Zeitreihensignal $x(r, t)$ ist somit sowohl zeit- als auch entfernungsdiskretisiert:

$$x(r, t) \rightarrow x(r = j\Delta r, t = iT_{\text{PRF}}), \quad i, j \in \mathbb{N}. \quad (1.1)$$

Zum einen werden aus dem Radarsignal $x(r = j\Delta r, t = iT_{\text{PRF}})$ ($i, j \in \mathbb{N}$) eines jeden Radarsensors „inverse synthetic aperture radar“ (ISAR)-Abbildungen generiert [Sau96], um eine Klassifikation ausgewählter Radarziele vornehmen zu können. Zum anderen werden die Radarsignale verwendet, um darin die Echosignale von Verkehrsobjekten zu detektieren. Alle Detektionen von Zielen im Radarsignal eines Sensors lassen sich durch jeweils ein Entfernungs-Zeit-Paar eindeutig beschreiben. Alle diese (r, t) -Detektionen aller Radarsensoren des Verbundes werden anschließend benutzt, um den Ort und die Spur der einzelnen Verkehrsobjekte zu bestimmen.

Da die Richtcharakteristiken der eingesetzten Antennen in azimuthaler Richtung mit bis zu 70° i. a. sehr breit sind, rührt das in den einzelnen Sensoren registrierte Cluttersignal von einer Vielzahl von Objekten wie Gebäude, Boden, Vegetation usw. her und ist daher sehr ausgeprägt. Die Detektion der eigentlichen Radarziele ist dadurch erschwert. In jedem Einzelsensor müssen, basierend auf dem registrierten Signal $x(r = j\Delta r, t = iT_{\text{PRF}})$, die vorhandenen Ziele möglichst vollständig und in Bezug auf die Entfernung $r(t)$ möglichst genau detektiert werden, um bei der Weiterverarbeitung im Radarsensorverbund eine verlässliche Bestimmung der Spuren von Verkehrsobjekten zu ermöglichen. Es ist dabei jedoch unvermeidlich, daß immer wieder Detektionen zu einer Zeit t in einer Entfernung r produziert werden, obwohl dort zu dieser Zeit in Wirklichkeit gar kein Nutzsignal vorliegt. Die Zahl solcher Falschalarme darf ein gewisses Maß nicht überschreiten, damit es nicht zur Generierung von sog. Geisterspuren kommt, und damit der mit dem Spuraufbau befaßte Rechner nicht überlastet wird.

1.2 Stand der Technik und Ziele der Arbeit

1.2.1 NRN-Signalverarbeitung

Im folgenden wird zunächst beschrieben, wie die Radarsignale bis dato beim Prototyp des NRN-Systems verarbeitet werden. Danach werden die Anforderungen formuliert, die an eine weiterentwickelte Signalverarbeitung gestellt werden. Damit ist das Ziel

der vorliegenden Arbeit vorgegeben. Eine Literaturübersicht schließt sich an. Arbeiten zur Analyse von Cluttersignalen sowie zu deren Modellierung werden erwähnt. Auf bekannte Ansätze und Methoden der Radarsignalverarbeitung sowie der adaptiven Filterung wird hingewiesen.

Um mit einem Impulseradar ein hohes Signal-zu-Rausch-Verhältnis (SNR) bei hoher Entfernungsauflösung und relativ geringer Spitzsendeleistung erzielen zu können, werden Sendepulse längerer zeitlicher Ausdehnung, aber dennoch hoher spektraler Bandbreite verwendet [Lud93], S. 8-1 ff. Impulskompressionsverfahren nutzen die innere Struktur der an den Radarzielen reflektierten Impulse aus, um diese Impulse zu verkürzen und damit – unter Beibehaltung ihrer Energie – ihre Leistung zu vergrößern. Das Auflösungsvermögen wird dabei bis auf das durch die Bandbreite gegebene Maß gesteigert. Gewöhnlich geschieht dies über ein (Auto-)Korrelationsverfahren, d. h. der Korrelation zwischen Empfangs- und Sendesignal, da dieses Verfahren die maximale Verbesserung des SNR bewirkt. Man spricht vom „matched Filter“ (MF). Nachteil des Verfahrens ist die Erzeugung künstlicher Nebenmaxima, die Echoimpulse nicht vorhandener schwächerer Radarziele vortäuschen bzw. tatsächlich vorhandene Echoimpulse schwächerer Radarziele überdecken. Durch eine geeignete Auswahl der verwendeten Signalform kann man versuchen, den Pegel der Nebenmaxima zu begrenzen [Sko90], Kap. 10. Eine Methode der vollständigen Unterdrückung der Nebenmaxima besteht darin, in zeitlich aufeinanderfolgenden Radarsendeimpulsen zueinander „komplementäre“ Signalformen zu verwenden. Diese werden so gewählt, daß sich die Nebenmaxima zweier oder mehrerer einzelner Signalformen in der Überlagerung gegenseitig aufheben. Das Verfahren stößt auf die Schwierigkeit hoher Anfälligkeit gegen Bewegungen der Radarziele. Zur vollständigen Vermeidung von Eigencluttersignalen wird beim NRN ein neuartiges Verfahren zur erwartungstreuen Kanalschätzung verwendet [Fel94].

Beim NRN wird die Unterdrückung von Cluttersignalkomponenten durch eine Hochpaßfilterung der Echosignal-Zeitreihen der einzelnen Entfernungszellen mit einem rückgekoppelten digitalen Filter der Ordnung eins erreicht. Eine gute Unterdrückung von Festzieleosignalen bei fast vollständiger Erhaltung aller anderen Signalkomponenten ist möglich, da der Amplitudengang dieses Filters steile Flanken aufweist [Tie90]. Ein linearer Phasengang des Filters – Voraussetzung für eine gute ISAR-Abbildung – ist nicht gegeben. Jedoch kann der Ausschnitt der Zeitreihe, auf dem basierend die Abbildung durchgeführt wird, nochmals zeitinvertiert gefiltert werden, womit sich insgesamt ein linearer Phasengang ergibt [Sau96].

Für die Detektion greift man auf das einfach gefilterte Signal zurück. Es wird eine inkohärente Integration durchgeführt. Mit dieser in der Radarsignalverarbeitung gängigen Methode [Lud93] erzielt man eine Verbesserung des Signal-zu-Rausch-Verhältnisses. Anschließend wird durch Schwellwertvergleich entschieden, welche der Hypothesen „Nutzsignal vorhanden“ oder „kein Nutzsignal vorhanden“ akzeptiert wird. Die Bestimmung der Schwelle für eine einzelne Entfernungszelle erfolgt dabei aus dem benachbarten Entfernungsbereich. Durch ein „ordered statistics constant false alarm rate“ (OS-CFAR)-Verfahren, eine Weiterentwicklung des „cell averaging CFAR“-Verfahrens für Gebiete mit nicht-homogenen Eigenschaften des Cluttersignals, insbesondere solche mit sog. Clutterkanten, und für Mehrzielumgebungen [Lud93] Kap. 9, [Min90], soll die Wahl der richtigen Schwelle garantiert werden. Die Schwellwertüberschreitungen werden zu eindimensionalen Ortungen zusammengefaßt. Ein zweidimensionales Bild der Radar-

zielverteilung im Überwachungsbereich des NRN entsteht durch Schnittpunktbildung der Ortungen der einzelnen Radarsensoren und Verfahren zur Objektzusammenfassung (Clustering) und Falschzielunterdrückung [Bet93].

1.2.2 Aufgabenstellung

Ziel der vorliegenden Arbeit ist es, den Einfluß von Cluttersignalkomponenten auf die Detektion von Zielen zu minimieren. Entsprechend der Unterscheidung von Cluttersignalen in Eigenclutter und reale Cluttersignale, ist diese Aufgabe zweigeteilt.

Obwohl das verwendete Impulskompressionsverfahren prinzipiell frei von Eigencluttersignalen ist, zeigten sich beim NRN-Betrieb Effekte, die diese Eigenschaft zunichte machen. Diese Effekte theoretisch, in Form von Simulationen sowie experimentell zu untersuchen und – wenn möglich – Verfahren anzugeben, mit denen die Eigenclutterfreiheit wieder hergestellt werden kann, war ein Schwerpunkt dieser Arbeit.

Den zweiten Schwerpunkt bildeten diejenigen Cluttersignale, die auf Radarechos realer Objekte zurückgehen. Die momentan implementierte Radarsignalfilterung zur Cluttersignalunterdrückung beim NRN ist an die Anforderungen der ISAR-Abbildung angepaßt. Für die Zieldetektion ist sie vorläufig unverändert übernommen worden. Bei der Planung des NRN wurde mit starken Cluttersignalen gerechnet, da wegen des breiten Öffnungswinkels der Antennen und des Auflebens der Antennenkeule auf dem Boden außer den interessierenden Radarzielen viele andere Radarrückstreuer vom Radarstrahl erfaßt werden. Daher stand zu erwarten, daß eine an die Situation angepaßte Signalverarbeitung zu zuverlässigeren Detektionsergebnissen führen würde als der momentan implementierte ad-hoc Ansatz.

Wie bereits erwähnt, besteht der gesamte Detektionsprozeß neben dem Filterverfahren auch aus den Schritten Schwellwertfindung und Schwellwertvergleich, d. h. der eigentlichen Detektion. Um die Detektion möglichst zuverlässig zu machen, reicht es nicht aus, durch die Auswahl eines Filterverfahrens nach bestimmten Kriterien ein einzelnes Kettenglied zu optimieren. Die gesamte Signalverarbeitungskette vom rohen Radarsignal zur Detektion muß Gegenstand der Optimierung sein. Eine genaue Kenntnis der prinzipiellen Eigenschaften der zugrundeliegenden Signale ist Voraussetzung, diese Optimierung durchführen zu können. Daher muß der Entwicklung eines modifizierten Algorithmus eine Analyse von realen, mit einem NRN-Sensor gemessenen Cluttersignalen vorangehen.

Die konkreten Eigenschaften des Cluttersignals variieren aufgrund veränderlicher Umweltbedingungen – z. B. beginnender Regen, veränderlicher Wind – und sind nicht von vorneherein bekannt. Der zu entwickelnde modifizierte Algorithmus muß sich daher automatisch diesen Veränderungen anpassen können, um zu gewährleisten, daß stets optimal detektiert wird.

1.2.3 Literaturüberblick

Zu den Eigenschaften von Cluttersignalen ist in der Literatur eine Vielzahl relevanter Stellen vorhanden. In den Lehrbüchern wie [Ula89] und [Lon75] wird grundsätzlich zwischen Punkt- (z. B. ein einzelner Wasserturm), Flächen- (z. B. die Meeresoberfläche) und Volumenclutter (z. B. ein Regenschauer) unterschieden. Für Flächen- und Volumenclutter wird versucht, einen Zusammenhang zwischen Radareinfallswinkel, Eigen-

schaften des Rückstreuobjekts und Wellenlänge auf der einen und Rückstreuintensität auf der anderen Seite zu finden. Die Intensität der Rückstreuung deterministisch zu beschreiben gelingt jedoch nur unter idealisierten Bedingungen. Auch dann können nur Erwartungswerte und Varianzen bestimmt werden, da reale Oberflächen meist nur in einem statistischen Sinne homogen sind, die Details einer individuellen Ausformung aber die Rückstreuintensität bestimmen. Bei Messungen und Beschreibung der Rückstreuintensität eines Gebietes muß zudem zwischen der Variabilität des Echosignals aus verschiedenen Radarauflösungszellen und der Variabilität des Echosignals im Laufe der Zeit unterschieden werden.

Als einfaches Modell, welches die Variabilität der Rückstreuintensität über verschiedene Radarauflösungszellen erfaßt, dient das Rayleigh-Modell. In [Ula89] werden Messungen mit einem 35 GHz-Radar an verschiedenen, nicht überlappenden Radarauflösungszellen von Asphaltoberflächen zitiert, die dieses Modell belegen. Zudem ist dieses Modell durch den zentralen Grenzwertsatz auch theoretisch gestützt. Innerhalb einer einzelnen Radarauflösungszelle tragen viele kleine Rückstreuer zum Radarecho bei. Durch deren konstruktive Interferenz sind der Betrag des resultierenden Signals rayleighverteilt und die Leistung exponentialverteilt. Dominiert eine einzelne deterministische Rückstreukomponente das Echosignal einer jeden Radarauflösungszelle, so ergibt sich eine riceverteilte Amplitude.

Die Radarrückstreuintensität der Meeresoberfläche ist sehr intensiv untersucht worden. Einerseits ist die Meeresoberfläche – zumindest auf nicht zu kleinen Skalen – statistisch homogen und eignet sich daher gut als Untersuchungsobjekt. Zum anderen besteht großes praktisches Interesse daran, da viele Radaranwendungen auf See existieren. Dabei werden insbesondere bei hoher Ortsauflösung häufiger höhere Rückstreuintensitäten gemessen als aufgrund eines einfachen Rayleighmodells erwartet. In [War90] und [Bak91] wird eine K -Verteilung zur Beschreibung der Häufigkeiten verwendet, andere Autoren benutzen eine Weibull-Verteilung [Con87]. Die K -Verteilung wird – wie die Rayleigh-Verteilung – durch ein theoretisches Modell gestützt. Dieses Modell besteht in der Annahme einer kleinen, variierenden Anzahl von Rückstreuern in einer Entfernungszelle, siehe z. B. [Jao84].

Für eine umfangreiche Untersuchung der Landclutterrückstreuintensität unter flachem Einfallswinkel mit feststehenden Antennen – u. a. im X-Band – wurden in den Jahren 1979 bis 1984 durch das MIT zahlreiche Messungen an vielen Orten in den USA und in Kanada durchgeführt. Ausführliche Auswertungen dieser Daten wurden in [Bil93] publiziert. Dort wurde die Weibull-Verteilung zur Beschreibung der Rückstreuintensitätsverteilung verwendet.

Basierend auf diesem Datensatz wurden auch Studien zur Statistik von Zeitreihen von Landcluttersignalen angestellt [Cha91][Bil93]. Danach gehorchen die Amplituden der Zeitreihen einiger Radarauflösungszellen einer Rayleigh-Verteilung, diejenigen anderer Radarauflösungszellen einer Rice-Verteilung. Darüber hinaus wurden Zeitreihen mit nicht-stationärem Verhalten beobachtet, deren Amplituden abschnittsweise rayleigh- und riceverteilt waren. Die Spektren der Zeitreihen beschreiben die Autoren in obigen Quellen durch zwei Komponenten: die „kohärente“ Komponente mit einem δ -förmigen Peak bei der Dopplerfrequenz 0 Hz, sowie die „diffuse“ Komponente mit einem breiten Peak mit exponentiellen Abfall der Leistungsdichte zu höheren Frequenzen hin. Die Breite dieses Peaks variiert mit der Windstärke. Daneben existieren auch ältere Untersuchungen zur Form des Spektrums von Cluttersignalen, und zu deren Modellierung

durch einen statistischen Prozeß [Hay82]. Diese sind allerdings auf Messungen mit rotierender Antenne gestützt, wodurch das wahre Spektrum mit der Fouriertransformierten der Antennencharakteristik gefaltet wird. Spektren von Echosignalen individueller Pflanzentypen im X-Band wurden in [Nar94] untersucht und modelliert.

Rückstreuintensitäten in Zeitreihen von Seecluttersignalen besitzen häufiger große Werte, so daß – genauso wie bei der Statistik über verschiedene Entfernungszellen – zweiparametrische Verteilungen, wie die K -Verteilung, zur Beschreibung verwendet werden. In den Arbeiten der Gruppe um Conte [Con87][Con91][Con91] wurde mit dem „compound Gaussian“-Modell ein einfaches Modell entwickelt, das mit einer K -Verteilung und auch mit einer Weibull-Verteilung verträglich ist.

Literatur zu Verfahren der Cluttereliminierung, und zur Detektion von Nutzsignalen in Cluttersignalen mit unterschiedlichen Eigenschaften steht ebenfalls zur Verfügung. Erste Untersuchungen beschäftigten sich mit der Detektion von Echosignalen konstanter Amplituden in weißem gaußschen Rauschen [Mar47]. Auf Swerling [Swe60] geht die Einteilung von Radarzielen mit fluktuierender Echosignalstärke in vier Gruppen zurück. Für alle diese Fälle nach Swerling sind Kurven, die die Effizienz der Detektion in Abhängigkeit vom Verhältnis der mittleren Echosignalstärke zum Rauschen beschreiben, inzwischen in Lehrbüchern vorhanden.

Ebenso werden – für nicht-weißes Cluttersignal – die Standardmethoden der „moving target indication“ (MTI)- und „moving target detection“ (MTD)-Filterung beispielsweise in [Lud93], Kap. 7, [Nit92], Kap. 10, und [Sko90], Kap. 15, erläutert. Die Filterkoeffizienten werden so gewählt, daß die Filterübertragungsfunktion auf die erwarteten Eigenschaften des als gaußsch angenommenen Cluttersignals, d. h. seine Kovarianzmatrix, hin optimiert ist. Verschiedene Optimierungsprinzipien existieren, die teilweise aus der Detektionstheorie, siehe Lehrbuch [Tre68], Kap. 2, begründet werden können. Die Maximierung des Verhältnisses von Nutzsignalleistung zu Cluttersignalleistung am Filterausgang führt auf die Optimalfilterung, während die Minimierung der Cluttersignalleistung am Filterausgang auf die Vorhersagefehlerfilterung, auch Weißmacherfilterung genannt, führt [Bar87]. Das erwartete zu detektierende Nutzsignal bestimmt das Optimierungskriterium der Optimalfilterung. Für die Kenntnis des Nutzsignals sind verschiedene Situationen denkbar, wie „vollständig bekannte Form des Nutzsignals“, „Kovarianzmatrix des Nutzsignals bekannt“ oder „Form des Nutzsignals ist durch unbekanntem Parameter gegeben“. Für die ersten beiden Szenarien wurden optimale Detektionsalgorithmen entwickelt und publiziert, z. B. [Sel65] für weißes gaußsches Cluttersignal, sowie [Hsi74] und [Chi80] für farbiges gaußsches Cluttersignal. Für das dritte Szenarium können u. U. Filterbänke parallel arbeitender Filter aufgebaut werden, von denen jedes auf einen bestimmten Wert des Parameters eingestellt ist. Man nennt dieses Konzept Dopplerfilterbank [Nit92].

Ein alternatives Konzept zur Filterung ist das der kohärenten „clutter map“ [Bir80]. Bei diesem Verfahren ist die Cluttersignalleistungskomponente in jeder einzelnen Entfernungszelle bekannt bzw. wird einmal gemessen. Sie wird dann vom jeweiligen Echosignal subtrahiert. Dieses Konzept einer „Karte“ wurde auf die Filterung übertragen. Für verschiedene Gebiete, die mehrere Entfernungszellen umfassen, werden individuelle Filterübertragungsfunktionen verwendet. Die Filterkoeffizienten eines optimalen Filters für jedes Gebiet müssen dabei geschätzt werden [Mao87].

Die geschilderten Filterverfahren sind jeweils angepaßt an ein als Gaußprozeß angenommenes Cluttersignal. Eine Ausnahme bildet die „clutter map“, bei der ein konstantes

Cluttersignal angenommen wird. Insbesondere das Signal von Seeclutter ist jedoch bei hoher Auflösung nicht-gaußsch. Eine Verallgemeinerung des Weißmacherfilters auf nicht-gaußsche Prozesse durch die Verwendung nicht-linearer Filterstrukturen wurde in einigen Arbeiten vorgeschlagen. Diese Filter werden als Vorhersagefehlerfilter verwendet und minimieren die Cluttersignalleistung. In [Leu94] werden „rational function filter“ als Vorhersagefehlerfilter eingesetzt, während in [Leu96] die Vorhersage durch einen Vorrat an gelernten Musterfunktionen gebildet wird. Neben diesen Arbeiten existieren aus jüngerer Zeit auch eine Vielzahl von Ansätzen, die unter konsequenter Umsetzung der Prinzipien der Detektionstheorie auf eine optimale Detektionsstruktur für eine bestimmte Nutzsignal-Cluttersignal-Kombination führen. Einige sind in folgender Tabelle 1.2.3 zusammengefaßt. Die Eigenschaften von Nutz- und Cluttersignal sind jeweils angegeben.

Signale unbekannter Dopplerfrequenz f_D in gaußischem Störsignal mit gaußförmigem Spektrum, Vergleich verschiedener Detektionsalgorithmen, „receiver operating characteristic“ (ROC) als Kriterium	[Nay96]
Signale bekannter Dopplerfrequenz f_D bekannter (\rightarrow „likelihood ratio test“ (LRT)) oder unbekannter Amplitude (\rightarrow „generalized LRT“) in nicht-gaußischem Störsignal	[San94]
Signale bekannter Dopplerfrequenz f_D , unbekannter Amplitude und/oder Phase in nicht-gaußischem, K -verteilter Störsignal	[Con91a]
Signale bekannter Dopplerfrequenz f_D , unbekannter Amplitude und Phase in „compound Gaussian“ Störsignal	[Con98]
Signale in Weibull-Störsignal oder Weibull-Signale in gaußischem weißen Störsignal	[Far87]
Signale mit unbekanntem Parametern unbekannter Verteilung in gaußischem, weißen Störsignal	[Hel91][Han98]
völlig unbekannt Signale in „compound Gaussian“ Störsignal	[Han98]
inkohärente Signale in „compound Gaussian“ Störsignal	[Con99]

TABELLE 1.1: Tabellarischer Überblick über wichtige Literaturstellen zur Detektion von Nutzsigenalen in einem Störsignaluntergrund.

Ein grundsätzlich anderer Ansatz zur Detektion von Nutzsigenalen wird in [Noh94] verfolgt. Kleine Eisberge sollen sich hier durch Auswertung von Parametern, die das geschätzte Leistungsdichtespektrum der Echosignale der einzelnen Entfernungszellen beschreiben, verraten.

Um eine nicht-rekursive Filterung an die aktuellen Eigenschaften des Cluttersignals anzupassen, die – bedingt durch veränderliche Umweltbedingungen – zeitlich variieren, bestehen zwei Möglichkeiten. Es können Messungen der Cluttereigenschaften aus den Radarauflösungszellen verwendet werden, die der Radarauflösungszelle des zu filternden Cluttersignals (Testzelle) benachbart sind („sample matrix inversion“ (SMI)[Ree74]). Die Abweichung der Cluttereigenschaften in den Referenzzellen von denen in der Test-

zelle führen zu Verschlechterung des Filterergebnisses [Arm95]. Alternativ kann auf Methoden der adaptiven Filterung zurückgegriffen werden („least mean square“ (LMS)- und „recursive least squares“ (RLS)-Verfahren), die in Lehrbüchern gut aufbereitet zu finden sind [Wid85][Ale86][Hay96]. Anwendungen dieser Verfahren auf die Radarsignalfilterung finden sich in [Gib79][Gib80][Gib83]. Die Problematik der Filteranpassung auch an das Nutzsignal wurde beispielsweise in [Mao89] aufgezeigt.

1.3 Inhaltsübersicht und wesentliche Ergebnisse

Im folgenden soll ein kurzer Überblick über die wesentlichen Inhalte dieser Arbeit gegeben werden. Dabei wird auch darauf hingewiesen, wo auf bekannte Methoden zurückgegriffen wurde, und an welchen Stellen neuartige Ansätze verfolgt wurden.

In diesem Kapitel wird zunächst das Problem der Messung von störenden Signalkomponenten neben den tatsächlich interessierenden erläutert. Im Falle eines Radarsystems nennt man diese störenden Signalkomponenten „Cluttersignale“, wobei zwischen dem Artefakt des Eigenclutters und dem eigentlichen Clutter zu unterscheiden ist. Es wird ein Überblick über Untersuchungen von Eigenschaften von Cluttersignalen und Methoden zur Elimination von Cluttersignalen gegeben. Als das Ziel der Arbeit wird die Entwicklung einer an die Erfordernisse des NRN angepaßten Methode zur Clutterelimination definiert. Entsprechend den beiden verschiedenartigen Cluttersignalkomponenten zerfällt diese Aufgabe in zwei Teile.

Im zweiten Kapitel wird zunächst auf die physikalischen Grundlagen eines Radarsystems, soweit sie im Rahmen der Arbeit benötigt werden, eingegangen. Das Prinzip eines Impulsradars sowie der Zusammenhang zwischen Bandbreite, Auflösungsvermögen und Abtastwiederholrate des Echosignals wird dargestellt. Der Dopplereffekt, der beim kohärenten Radar als eine Phasenänderung gemessen werden kann, wird erläutert. Begriffe wie Aliasingeffekt durch Unterabtastung oder Blindgeschwindigkeit tauchen in diesem Zusammenhang auf. Die Basisbanddarstellung hochfrequenter Signale wird eingeführt. Es wird auf einige Besonderheiten des NRN-Radarsystems hingewiesen, die den Hardwareaufwand im Vergleich zu konventionellen Radarsystemen deutlich reduzieren, aber zu neuartigen Anforderungen an die Signalverarbeitung, auch in Bezug auf die Aufgabenstellung der Arbeit, führen. Schließlich wird das beim NRN eingesetzte Verfahren zur Impulskompression [Fel94] beschrieben. Bei dieser Methode tauchen – anders als bei konventionellen Methoden der Impulskompression – im Prinzip keine Eigencluttersignalkomponenten auf. Die eingesetzte Impulsform – der Code – beeinflusst das Signal-zu-Rausch-Verhältnis im Impulskompressionsergebnis. Vom Autor wurden Codes gesucht, die ein gutes SNR bieten. Da bei großen Kompressionsfaktoren eine systematische Suche extrem viel Rechenzeit verschlingt, wurde ein statistisches Optimierungsverfahren angewendet, das für beliebige Kompressionsfaktoren einsetzbar ist und in kurzer Zeit etliche brauchbare Impulsformen findet.

Im dritten Kapitel wird vom Autor gezeigt, daß in einem realen Radarsystem wie dem NRN Effekte existieren, die die Eigenclutterfreiheit des neuen Impulskompressionsverfahrens zunichte machen. Diese Effekte werden anhand von Messungen sowie in Simulationen des gesamten NRN-Radarkanals analysiert. Basierend darauf werden vom Autor Vorschläge gemacht, durch welche Maßnahmen die prinzipielle Eigenclutterfreiheit erhalten werden kann, oder zumindest, wie die Auswirkungen der Effekte durch die Auswahl geeigneter Sendesignalformen minimiert werden können. Die Wirksamkeit

dieser Maßnahmen wird verifiziert. Damit ist das erste Ziel der Arbeit, die Beseitigung des verbliebenen Eigencluttersignals, erreicht.

Der Rest der Arbeit befaßt sich schließlich mit Methoden, das nicht auf das Eigencluttersignal zurückzuführende Störsignal zu reduzieren bzw. die Detektion von Nutzsingalkomponenten zu optimieren. Dazu wird im vierten Kapitel vom Autor eine Analyse desjenigen Störsignals durchgeführt, das physikalisch betrachtet aus thermischem und Quantisierungsrauschen sowie dem eigentlichen Cluttersignal besteht. Nach der Untersuchung der Rauschanteile wird zunächst nochmals auf Literatur zu verschiedenen – deterministischen wie statistischen – theoretischen Cluttermodellen, sowie zu empirischen Untersuchungen zu Clutterechosignaleigenschaften verwiesen. Anschließend wird anhand einiger typischer Echoentfernungsprofile die Vereinbarkeit einer NRN-Messung mit einem der verschiedenen Modelle für den Rückstreuquerschnitt diskutiert. Die Korrelationseigenschaften gemessener Signale legen eine getrennte Behandlung der untereinander nicht-korrelierten Zeitreihen der einzelnen Entfernungszellensignale nahe. Analysen von Statistik erster und zweiter Ordnung durch den Autor führen schließlich zu einem tragfähigen Signalmodell. Dieses Signalmodell wird in das Umfeld der vorhandenen Literatur eingeordnet. Es wird dargestellt, wie das Signalmodell mit dem sog. Weißmacherfilter zusammenhängt. Unsymmetrien innerhalb der einzelnen Signalpfade des Empfängers führen in einigen Messungen zu einer künstlichen Korrelation zwischen Real- und Imaginärteil des Basisbandsignals. Das Signalmodell wird vom Autor durch eine einfache Erweiterung daran angepaßt.

Auf Grundlage der Ergebnisse des vierten Kapitels wird im fünften Kapitel nach einer Strategie zur Nutzsingaldetektion gesucht. Es werden herkömmliche Filterverfahren skizziert. Anschließend werden auf dem Fundament der Detektionstheorie verschiedene Filter- und Detektionsansätze aus der Literatur beleuchtet. Das im vorangehenden Kapitel entwickelte Cluttersignalmodell führt auf eine bestimmte, relativ einfache Vorschrift zur optimalen Nutzsingaldetektion, wenn dieses Nutzsingal gänzlich unbekannt ist, was durchaus der Realität entspricht. Vom Autor wird gezeigt, daß das Weißmacherfilter zusammen mit einer inkohärenten Integration und einem Schwellwertvergleich in diesem Falle den im Sinne der Detektionstheorie optimalen Hypothesentest darstellt. In [Con99] kommen die Autoren – basierend auf einem ähnlichen Signalmodell – zu einem vergleichbaren Ergebnis für die Testgröße des optimalen Hypothesentests, jedoch ist die vorgeschlagene praktische Umsetzung beim NRN nicht anwendbar. Über die eigentliche Filterung der Zeitreihe des Signals hinaus wird der Algorithmus vom Autor erweitert für den Fall korrelierten Real- und Imaginärteils des Basisbandsignals. Diese Korrelation kann durch nicht-ideale Geräteeigenschaften verursacht werden.

Das im fünften Kapitel entwickelte Filter- und Detektionsverfahren beruht auf der Kenntnis bestimmter Signalparameter, die a priori nicht gegeben sind und sich zudem im Laufe der Zeit ändern können. Der häufig eingeschlagene Lösungsweg, sich die Parameter aus Referenzentfernungszellen zu beschaffen, führt besonders beim NRN auf prinzipielle Schwierigkeiten. Dies liegt zum einen an der geringen Anzahl vergleichbarer Entfernungszellen, zum anderen an der möglichen Ausdehnung insbesondere großer Objekte wie Flugzeuge über mehrere Entfernungszellen. Für die alternative Methode der Bestimmung aus der zeitlichen Historie existieren zwar Methoden der adaptiven Filterung, die die Parameter liefern würden, jedoch stellt sich ebenfalls das Problem der nachteiligen Beeinflussung der Parameter durch Nutzsingalkomponenten. Der in der Arbeit entwickelte Ansatz der Adaptionskontrolle kann dieses Problem lösen. Die

Parameter werden basierend auf den aktuellsten Signalabstastwerten geschätzt und anschließend auf ihren mutmaßlichen Ursprung hin bewertet, d. h. es wird beurteilt, ob sie eher „auf Cluttersignal zurückzuführen“ oder eher „auf Clutter- und Objektsignal zurückzuführen“ sind. Die tatsächlichen Filterparameter, mit denen das Clutterfilter schließlich betrieben wird, ergeben sich durch ein Adaptionsschema aus den geschätzten Parametern, wobei die Bewertung eine Adaption des Filters an Nutzsignalkomponenten verhindert. Die Filterung kann dadurch stets an das aktuelle Störsignal angepaßt erfolgen. Ferner läßt sich dieses Konzept von der Filterung auch auf die Bestimmung der Detektionsschwelle übertragen. Durch die adaptive Schwellwertbestimmung wird eine konstante Falschalarmrate gewährleistet.

Im siebenten Kapitel schließlich werden Ergebnisse vorgestellt. Die verschiedenen Algorithmen der Filterung, wie Hochpaßfilterung mit fester Grenzfrequenz, adaptive Filterung mit Adaptionsskontrolle, und der Detektionsschwellenbestimmung, wie Berechnung aus den benachbarten Entfernungszellen über OS-CFAR-Verfahren, oder aus der Historie mit Adaptionsskontrolle, werden verglichen. Dazu dienen „receiver operating characteristic“-Kurven (ROC). Diese Kurven zeigen bei einer festgelegten Signalintensität den Verlauf der Detektionswahrscheinlichkeit gegenüber der Falschalarmwahrscheinlichkeit. Ein Detektionsalgorithmus mit einer konstanten Falschalarmwahrscheinlichkeit wird durch einen festen Parameter auf einen Punkt seiner ROC-Kurve eingestellt. Derjenige Algorithmus, dessen ROC-Kurve bei der eingestellten Falschalarmwahrscheinlichkeit die höchste Detektionswahrscheinlichkeit besitzt, ist der geeignetste. Solche ROC-Kurven werden erstellt, indem gemessene Radarzielsignale, z. T. auch simulierte Objektsignale und gemessene Cluttersignale im Rechner überlagert werden, und diese Kombination anschließend der Detektion unterworfen wird. Die als Referenz erforderlichen exakten Positionsdaten des Meßfahrzeugs zu jedem Zeitpunkt wurden im Fall der Verwendung der gemessenen Radarzielsignale mit einem Satellitennavigationssystem gewonnen. Es zeigt sich eine deutliche Verbesserung der Detektionswahrscheinlichkeit bei einer festgehaltenen Falschalarmwahrscheinlichkeit durch den adaptiven Filteralgorithmus gegenüber der festen Hochpaßfilterung. Eine weitere Verbesserung bringt die Anwendung des Adaptionsschemas auch auf die Schwellwertbestimmung. Ein wesentlicher Vorteil des neuen Verfahrens besteht zudem darin, daß – im Gegensatz zu einem Filter mit fester Übertragungsfunktion für alle Entfernungszellen – die Falschalarme deutlich homogener verteilt und nicht mehr auf einige Entfernungszellen konzentriert sind. Die Verlässlichkeit der zweidimensionalen Ortung innerhalb des Radarsensorverbands erhöht sich dadurch. Beim Vergleich der vorgestellten Adaptionsskontrollalgorithmen untereinander ergibt sich kaum ein Unterschied.

Schließlich wird im achten Kapitel die Arbeit zusammengefaßt.

EINFÜHRUNG: PHYSIKALISCHE GRUNDLAGEN EINES RADARSYSTEMS – BESONDERHEITEN DES NRN-SYSTEMS

2.1 Das Radarprinzip

2.1.1 Allgemeines

Prinzip eines Impulsradars ist es, einen Impuls hochfrequenter elektromagnetischer Wellen mittels einer Antenne abzustrahlen, von der Umwelt zurückgeworfene Impulse wieder zu empfangen und mithilfe der Ausbreitungsgeschwindigkeit c_γ aus der Laufzeit τ bis zum Empfang des Echos auf die Entfernung r des jeweils reflektierenden Objekts zu schließen. In bistatischen Anordnungen befinden sich Sender und Empfänger an verschiedenen Orten, während sie im monostatischen Fall (Abbildung 2.1) am selben Ort stehen und

$$r = \frac{c_\gamma \tau}{2} \quad (2.1)$$

gilt. Unterschiedliche Objekte streuen elektromagnetische Wellen unterschiedlich gut zurück. Der Radarstreuquerschnitt σ eines Körpers ist ein Maß dafür, wieviel elektromagnetische Leistung dieser Körper zum Radar zurückstreut. σ setzt die Flächenleistungsdichte p_0 der einfallenden Strahlung am Ort des Objekts in Beziehung zur derjenigen Leistung P_1 , die ein isotroper Strahler abstrahlen müßte, damit am Empfänger die tatsächlich dorthin zurückgestreute Leistungsdichte p_r resultiert. Die Kenngröße σ verändert sich stark mit der Orientierung des Objekts zur Einfallrichtung und der Richtung, in der sich der Empfänger befindet, sowie der Orientierung dieser beiden Richtungen zueinander. Im monostatischen Fall spricht man von σ als der Radarrückstreulfläche. Es besteht eine Analogie zur richtungsabhängigen effektiven Antennenfläche A_{eff} , die die Leistungsdichte am Ort einer Antenne – in Abbildung 2.2 ist dies speziell p_r – in Beziehung zur dem Feld von der Antenne entnommenen und dadurch meßbaren Leistung – P_r in Abbildung 2.2 – setzt. Die dem Feld gemäß der Radarrückstreulfläche entnommene Leistung ist dagegen eine hypothetische Größe. Es handelt sich bei ihr nicht um die Leistung, die dem Feld physikalisch entzogen wird, sondern um die Leistung einer hypothetischen, isotrop strahlenden Quelle, die am Empfänger dieselbe Leistungsdichte verursachen würde, wie das tatsächlich anisotrop streuende physikalische Objekt. Abbildung 2.2 stellt die Zusammenhänge bildlich dar: Die abgestrahlte Leistung P_0 der Antenne rechnet sich unter Berücksichtigung des richtungsabhängigen Gewinns G und der Entfernungsabhängigkeit in eine Leistungsdichte p_0 am Ort des Objekts um. Die hypothetische Leistung P_1 der isotropen Rückstreuquel-

le rechnet sich ebenfalls in eine Leistungsdichte p_r am Ort der Antenne um, die dann mit der effektiven Antennenfläche A_{eff} die meßbare zurückgestreute Leistung P_r ergibt:

$$P_r = \frac{P_0 G \sigma A_{\text{eff}}}{(4\pi r^2)^2}. \quad (2.2)$$

Für eine Kugel, deren Radius deutlich größer als die verwendete Wellenlänge λ_γ ist, stimmt σ mit der geometrischen Fläche überein, die die Kugel der einfallenden ebenen Welle entgegenstellt [Sko90]. Für eine Metallplatte der Fläche A , die sich senkrecht im Strahlengang befindet, gilt laut [Sko90]

$$\sigma = 4\pi A^2 / \lambda_\gamma^2. \quad (2.3)$$

Die Beobachtung der Stärke des monostatischen Radarechos über der Laufzeit gibt ein Abbild der Verteilung von Objekten, bzw. von deren Rückstreuquerschnitt, über der Entfernung.

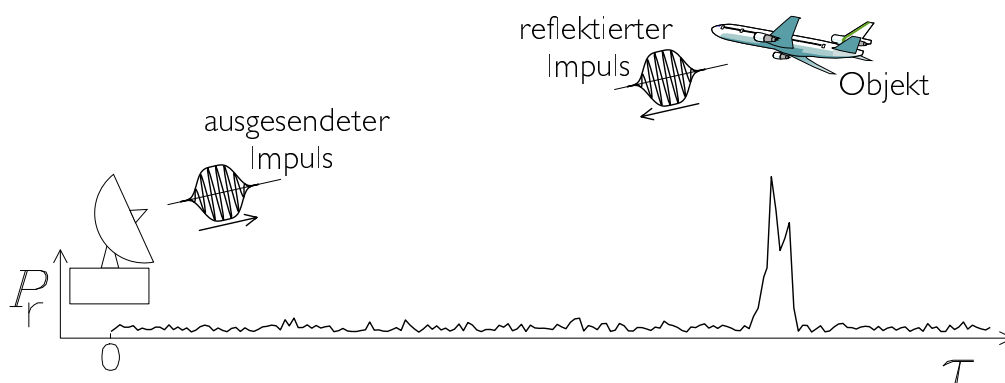


ABBILDUNG 2.1: Oben: Prinzipielle Funktionsweise eines Impulseradar. Unten: Der zeitliche Verlauf der gemessenen Echantintensität ergibt ein Abbild der Verteilung der Rückstreuer in Entfernungsrichtung.

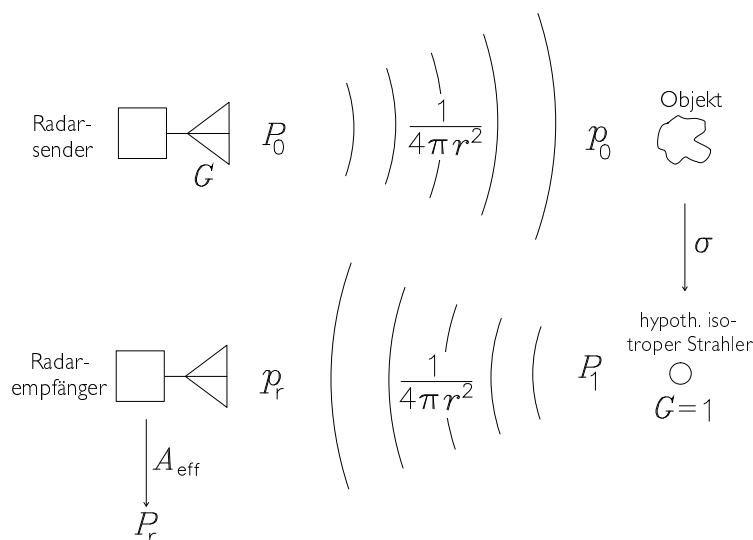


ABBILDUNG 2.2: Zur Verdeutlichung von (2.2).

Dem Radarsignal ist stets Rauschen überlagert. Um das Radarecho eines Objekts tatsächlich erkennen zu können, muß die zurückgestreute Leistung P_r , die im Empfänger registriert wird, einen gewissen Mindestbetrag besitzen, damit sie sich vom unvermeidbaren Rauschhintergrund mit seiner Leistung N abhebt. Die Radargleichung [Lud93], S. 2-31, die die Abhängigkeit des Signal-zu-Rauschleistungsverhältnisses SNR von den Einflußgrößen Sendeleistung P_0 , Antennengewinn G , Rückstreulfläche σ des Objekts, Entfernung r , Wellenlänge λ_γ , Antennengewinn G sowie Systemtemperatur T_{sys} , Bandbreite Δf und atmosphärische Dämpfung L wiedergibt, lautet

$$SNR = \frac{P_r}{N} = \frac{P_0 G^2 \lambda_\gamma^2 \sigma}{(4\pi)^3 k_{\text{Boltzmann}} T_{\text{sys}} \Delta f L r^4}, \quad (2.4)$$

Das Produkt $k_{\text{Boltzmann}} T_{\text{sys}} \Delta f$ beschreibt die Rauschleistung. Näheres dazu findet sich in Kapitel 4.2.1 der vorliegenden Arbeit.

V. a. oberhalb von 10 GHz steigt die atmosphärische Dämpfung L an [Sko90], S. 2.47 f. In diesem Bereich befinden sich Resonanzlinien von O_2 und H_2O , welches in Form von Wasserdampf in der Atmosphäre vorkommt. Für das X-Band und für niedrigere Frequenzen dagegen kann diese Art von Dämpfung zumindest bei nicht zu großer Entfernung vernachlässigt werden. So beträgt die Zweiwegedämpfung bei 9 GHz horizontal durch die gesamte Troposphäre bei einer einfachen Weglänge von ca. 350 km 6 dB [Sko90], S. 2.48. Die $1/r^4$ -Abhängigkeit ist charakteristisch für Radarsysteme, da die Leistung des Sendeimpulses gemäß $1/r^2$ mit der Entfernung abgeschwächt wird, und da für die reflektierte Leistung dieselbe Abhängigkeit gilt. Daher rührt der außerordentlich große Dynamikbereich von Radarechos: Die Echoleistung nimmt um 6 Zehnerpotenzen ab, wenn sich ein Objekt von 50 m auf 1500 m entfernt.

2.1.2 Auflösungsvermögen und Bandbreite

Das Auflösungsvermögen eines Radars in Entfernungsrichtung ist im Prinzip durch die zeitliche Ausdehnung $\Delta\tau$ Bandbreite Δf des gesendeten Radarimpulses bestimmt. Nur wenn ein Impuls hinreichend kurz ist, können zwei räumlich benachbarte Reflektoren im Radarecho noch als getrennte Maxima wahrgenommen werden. Oftmals werden jedoch Radarimpulse mit einer inneren zeitlichen Feinstruktur verwendet. Dann begrenzt nicht die zeitliche Ausdehnung des Gesamtimpulses, sondern die zeitliche Ausdehnung $\Delta\tau$ der kürzesten Feinstrukturen eines Radarimpulses die maximal erreichbare Entfernungsauflösung. Dies macht man sich bei der Impulskompression zunutze, siehe Kapitel 3.

Da ein Zeitsignal $s(t)$ und seine Darstellung im Frequenzbereich $S(f)$ über Fouriertransformation

$$S(f) = \int_{-\infty}^{\infty} s(t) e^{-j2\pi ft} dt \quad (2.5)$$

und Fourierreücktransformation

$$s(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} S(f) e^{j2\pi ft} df \quad (2.6)$$

zusammenhängen, kann die zeitliche Ausdehnung $\Delta\tau$ auch durch die Bandbreite Δf des Impulses ausgedrückt werden.

Ein Impuls, der aus einer elektromagnetischen Welle nur einer einzigen Frequenz besteht, dauert unendlich lange an und ermöglicht daher keinerlei Entfernungsauflösung. Der andere Extremfall ist ein unendlich scharfer δ -Impuls, der eine beliebig feine Entfernungsauflösung zuläßt, jedoch nur theoretisch als Überlagerung von elektromagnetischen Wellen aller Frequenzen möglich ist. Reale Radare arbeiten immer irgendwo zwischen diesen beiden Extremfällen. Stärkere Bandbegrenzung führt zu zeitlich weniger scharf begrenzten Impulsen und umgekehrt. In Tabelle 2.1 sind großteils numerisch berechnete Zeit-Frequenz-Unschärfe-Produkte für Gaußimpuls, Rechteckimpuls sowie für einen $\exp(-a|t|)$ - und einen $\exp(-a|t|^3)$ -förmigen Impuls angegeben. Dieses Produkt hängt einerseits von der Impulsform ab, andererseits jedoch auch von der Definition von Δf bzw. $\Delta\tau$. Die Proportionalitätskonstante für

$$\Delta f \propto \frac{1}{\Delta\tau} \quad (2.7)$$

ist also nicht eindeutig definiert, sie ist jedoch von der Größenordnung 1. Für Impulse mit innerer Struktur gilt dies i. a. nur für spezielle Definitionen von $\Delta\tau$. Für verschiedene Impulsformen ohne Feinstruktur und Definitionen von Δf bzw. $\Delta\tau$ ist dieser Proportionalitätsfaktor in Tabelle 2.1 aufgelistet.

Eine mögliche Definition von $\Delta\tau$ bzw. Δf ist über die Halbwertsbreite oder 3 dB-Breite gegeben, d. h. $\Delta\tau$ bzw. Δf werden durch die Breite der jeweiligen Impulse auf dem halben Leistungsniveau der Spitzenleistung festgelegt. Eine weitere Möglichkeit besteht darin, die Impulsbreite als die Breite desjenigen relativ zum Maximum des Impuls zentrierten Impulsausschnitts zu definieren, innerhalb dessen $x\%$ der Gesamtenergie des Impulses liegen. Wählt man schließlich als dritte Möglichkeit die „Energiekriterien“

$$\Delta\tau = \left(\int_{-\infty}^{\infty} (t - t_0)^2 |s(t)|^2 dt \right)^{\frac{1}{2}} \quad (2.8)$$

und

$$\Delta f = \left(\int_{-\infty}^{\infty} (f - f_0)^2 |S(f)|^2 df \right)^{\frac{1}{2}}, \quad (2.9)$$

also die Streuungen der Zeit- bzw. Frequenzsignalfunktionen um den jeweiligen Schwerpunkt t_0 bzw. f_0 , zur Definition von Δf bzw. $\Delta\tau$, so kann man mittels der schwarzschen Ungleichung die Unschärferelation

$$\Delta f \Delta\tau \geq \frac{1}{4\pi} \quad (2.10)$$

zeigen [Ach78]. Die Beweisführung gilt jedoch nur für differenzierbare Zeitfunktionen. Das Gleichheitszeichen in (2.10) gilt für $s(t)$ bzw. $S(f)$ von der Gestalt der gaußschen Glockenkurve, die somit mit der Definition von (2.8) bzw. (2.9) diejenige differenzierbare Signalform mit dem kleinsten Zeit-Frequenzunschärfeprodukt ist.

	3 dB	50 %	80 %	95 %	Energiekriterien
Gauß	0,44	0,14	0,52	1,22	0,080
$\exp(-a t ^3)$	0,60	0,17	0,57	1,20	0,096
Rechteck	0,89	0,27	0,86	3,64	0,16
$\exp(-a t)$	0,14	0,17	0,57	1,20	0,050

TABELLE 2.1: Zeit-Frequenz-Unschärfe-Produkte $\Delta\tau\Delta f$.

In Abbildung 2.3 sind Beispiele des Verlaufs der Signalleistung einiger Signalformen im Zeit- sowie im Frequenzbereich dargestellt. Ein wirklich rechteckiger Impuls hat steile Flanken, weshalb zu seiner Konstruktion auch Beiträge von Frequenzen, die weiter entfernt von der Grundfrequenz liegen, notwendig sind. Die Intensität des Spektrums fällt nur allmählich ab. Die Störung von anderen und durch andere Funkteilnehmer verbietet solche Signaleigenschaften für Radarimpulse. Außerdem besitzen reale Schaltungen nicht die erforderliche Bandbreite bzw. sind nicht im Stande, derart abrupte Schaltvorgänge zu leisten. Die $\Delta_x\%f$ -Breiten des Spektrums des Rechtecks nehmen für größere x gegenüber denen des Gaußimpulses überproportional zu, da die Leistung in den Nebenzipfeln nicht zu vernachlässigen ist. Dies führt zur Zunahme des Zeit-Frequenz-Unschärfe-Produkts, wie auch in Tabelle 2.1 zu sehen ist. Ein Signal, dessen Frequenzspektrum künstlich scharf abgeschnitten wird, ist i. a. nicht mehr kausal, entspricht also keinem physikalisch realisierbaren Signal, und dauert unendlich lange an. Der Realität nahe kommen kann man, wenn man zur Modellierung eines Impulses eine Modulationsfunktion verwendet, wie sie beispielsweise ein Butterworthfilter liefert. Dieses Filter hat eine Übertragungsfunktion mit Tiefpaßcharakteristik, wie sie sich in realen Schaltungen verwirklichen läßt [Tie90].

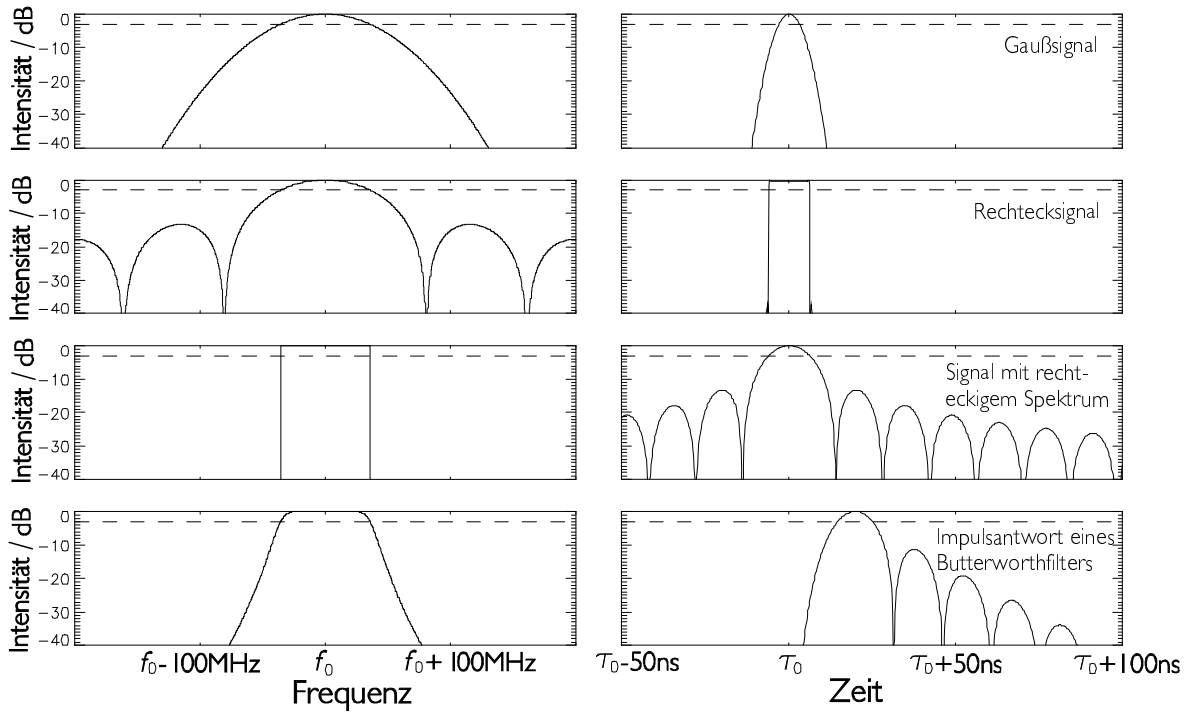


ABBILDUNG 2.3: Leistungsdichtespektren verschiedener Signalformen (jeweils links) mit übereinstimmender 3 dB-Breite im Frequenzbereich und der zeitliche Verlauf der Leistung (rechts). Gestrichnet: -3 dB-Niveau.

Obwohl also, wie geschildert, kein exakt allgemeingültiger Zusammenhang zwischen der Bandbreite eines Signals und seiner Zeitdauer angegeben werden kann, ist es dennoch eine Tatsache, daß mit Signalen der Bandbreite Δf eine zeitliche Auflösung in der Größenordnung von $\Delta\tau = 1/\Delta f$ erzielt werden kann. Für den Radarbetrieb bedeutet dies, daß bei einer Bandbreite Δf des Radarimpulses die kürzesten Radarechos von Objekten $\Delta\tau$ lange andauern. Das Radarecho eines punktförmigen Reflektors in der Entfernung r erstreckt sich also von $2r/c_\gamma$ bis $2r/c_\gamma + \Delta\tau$. Das Echosignal eines weiteren Punktobjekts innerhalb dieses Entfernungsbereichs verschmilzt mit dem Echosignal des ersten. Objekte innerhalb eines Bereichs der Ausdehnung $\Delta r = c_\gamma \Delta\tau / 2$ in Entfernungsrichtung lassen sich also nicht auflösen. Man spricht daher von „Entfernungszellen“ der Abmeßung Δr , und es macht keinen Sinn, eine genauere Auflösung als bis auf Δr zu erwarten.

Da die Weiterverarbeitung der Radardaten i. a. im Rechner erfolgt, entnimmt man dem kontinuierlichen Signalverlauf Abtastwerte zu diskreten Zeitpunkten. Dabei sollte das Abtasttheorem eingehalten werden, weil sonst Information verloren geht. Um die kleinsten Strukturen der Zeitdauer $\Delta\tau$ nicht zu „übersehen“, muß mindestens alle $\Delta\tau$, also einmal in jeder Entfernungszelle, ein Abtastwert genommen werden. Dies ist Aussage des Abtasttheorems, siehe z. B. [Lud93], S. A-28 ff oder [Kam98], und kann auch im Frequenzbereich interpretiert werden. Die Abtastung im zeitlichen Abstand T_{abt} kann durch eine Multiplikation mit einer Kammfunktion

$$\text{comb}_{T_{\text{abt}}}(t) = \sum_{i=-\infty}^{\infty} \delta(\tau - iT_{\text{abt}}) \quad (2.11)$$

ausgedrückt werden. Dies entspricht einer Faltung des Spektrums des Radarechos und der Fouriertransformierten der Abtastfunktion, die wiederum eine Kammfunktion mit der Periode $F_{\text{abt}} = 1/T_{\text{abt}}$ ist. Das bedeutet, daß durch die Abtastung das Spektrum des Radarechos im Frequenzbereich mit einer Periode von F_{abt} wiederholt wird. Ist nun F_{abt} kleiner als Δf , so überlappen sich die verschiedenen wiederholten Spektren. Man spricht vom „aliasing“-Effekt [Lud93][Kam98]. Um dieses „Ineinanderlaufen“ zu vermeiden, muß

$$F_{\text{abt}} \geq \Delta f \quad (2.12)$$

gelten. Nur dann geht nichts von der Information verloren, die ursprünglich im bandbegrenzten Radarechosignal steckt. Umgekehrt besagt das Abtasttheorem aber auch, daß aus den Abtastwerten das ursprüngliche Signal vollständig rekonstruiert werden kann, wenn (2.12) eingehalten wurde.

2.1.3 Dopplereffekt bewegter Radarziele

Bei einem kohärenten Radar kann neben der Amplitude die Phasenlage des reflektierten Impulses gemessen werden. In regelmäßigen zeitlichen Abständen der Pulswiederholzeit T_{PRF} wird zu den Zeitpunkten $t = iT_{\text{PRF}}$, $i \in \mathbb{N}$ jeweils ein Radarimpuls mit der Trägerfrequenz f_0 , einer Zeitdauer von $\Delta\tau$ und einer Impulsform $\text{imp}_{\Delta\tau}(t)$ ausgesendet. Ein Reflektor, der sich gemäß

$$r(t) = r_0 + vt \quad (2.13)$$

mit der Geschwindigkeit v bei einer anfänglichen Entfernung r_0 dem Radar annähert bzw. sich von ihm entfernt, erzeugt auf einen Radarimpuls $\cos(2\pi f_0 t) \cdot \text{imp}_{\Delta\tau}(t)$, der zur Zeit $t = iT_{\text{PRF}}$ gesendet wird, ein Echosignal, das zeitlich verzögert und in seiner Form verändert ist.

Die zeitliche Verzögerung des Echoimpulses ergibt sich aus der Entfernung zwischen Radar und Reflektor zum Zeitpunkt der Reflexion. Der Zeitpunkt der Reflexion ist durch

$$iT_{\text{PRF}} + \frac{r_0 + viT_{\text{PRF}}}{c_\gamma - v} \quad (2.14)$$

gegeben. Zu diesem Zeitpunkt beträgt der Abstand zwischen Streuer und Radar

$$r_0 + viT_{\text{PRF}} + \frac{v}{c_\gamma - v} (r_0 + viT_{\text{PRF}}) . \quad (2.15)$$

Die Zeit t zwischen Beginn des Sendeimpulses und Beginn des Echosignals entspricht dieser Entfernung des Reflektors zu dem Zeitpunkt, zu dem der Beginn des Radarimpulses an ihm reflektiert wurde, und ergibt sich aus 2.15 und 2.1.

Die Trägerfrequenz des Echoimpulses, f'' , ist gegenüber der ursprünglichen Frequenz f_0 durch den Dopplereffekt um die Dopplerfrequenz f_D verschoben. Der Doppelstrich zur Kennzeichnung der Dopplerverschobenen Frequenz f'' wird verwendet, da hier der Dopplereffekt einer reflektierten elektromagnetischen Welle betrachtet wird und nicht wie etwa in der Astronomie die Dopplerverschiebung des elektromagnetischen Spektrums einer bewegten Quelle. Anhand eines Raumzeit-Diagramms [Ger89], S. 783 ff,

siehe Abbildung 2.4, läßt sich das Zustandekommen des Dopplereffekts einfach erklären. Dadurch, daß sich der Abstand Objekt-Radar während der Messung verändert, ist das Echosignal gegenüber dem Sendesignal in seiner Form verzerrt, bei Annäherung gestaucht, ansonsten gedehnt. Das Echo ist um den Faktor $(c_\gamma + v)/(c_\gamma - v)$ gegenüber dem Sendesignal verkürzt. Für elektro-magnetische Wellen bedeutet dies eine Veränderung der Frequenz auf

$$f'' = f(c_\gamma + v)/(c_\gamma - v). \quad (2.16)$$

Wenn man die Taylorentwicklung nach dem linearen Term abbricht, erhält man die Näherung

$$f'' = f_0(1 - 2v/c_\gamma) = f_0 + f_D \quad (2.17)$$

für die Dopplerverschobene Frequenz des Echossignals. Ist v positiv, entfernt sich der Reflektor also vom Radar, so ist die Frequenzverschiebung f_D durch den Dopplereffekt negativ, und man spricht von einer Rotverschiebung. Im umgekehrten Fall spricht man von einer Blauverschiebung.

Die Impulsform des Echosignals kann in sehr guter Näherung noch durch die ursprüngliche Impulsform $\text{imp}_{\Delta\tau}$ beschrieben werden. Da die Envelopefunktion $\text{imp}_{\Delta\tau}$ durch sehr viel kleinere Frequenzen in der Fourierentwicklung dargestellt werden kann als die Trägerschwingung, ist ihre Dopplerverschiebung ebenfalls geringer und ihre Verzerrung durch den Dopplereffekt vernachlässigbar.

Vernachlässigt man also die Verzerrung der Envelopefunktion des Impulses, und berücksichtigt man die Dopplerverschiebung der Trägerfrequenz sowie die zeitliche Verschiebung des Echoimpulses, so läßt sich das Echoimpulssignal als

$$\begin{aligned} s(t, iT_{\text{PRF}}) &= \cos \left(2\pi f'' \left(t - 2 \left(\frac{r_0 + vt_{\text{PRF}}}{c_\gamma} + \frac{v}{c_\gamma} \frac{r_0 + vt_{\text{PRF}}}{c_\gamma - v} \right) \right) \right) \\ &\cdot \text{imp}_{\Delta\tau} \left(t - 2 \left(\frac{r_0 + vt_{\text{PRF}}}{c_\gamma} + \frac{v}{c_\gamma} \frac{r_0 + vt_{\text{PRF}}}{c_\gamma - v} \right) \right) \end{aligned} \quad (2.18)$$

schreiben

Der Effekt der Dopplerverschiebung auf die Phase innerhalb eines einzelnen Echoimpulses eines einzelnen Reflektors ist praktisch vernachlässigbar bzw. wegen der nur einmaligen Abtastung während $\Delta\tau$ prinzipiell nicht meßbar. Der Effekt der Phasenverschiebung innerhalb eines Echoimpulses kann jedoch bei Verwendung von Impulskompressionsverfahren sehrwohl störend wirken. Dies wird in Kapitel 2.3 behandelt.

Von Radarimpuls zu Radarimpuls beträgt die Nullphasenveränderung des jeweiligen Echosignals, jeweils ausgewertet zu einer festen Zeitverzögerung t nach dem Senden

$$\begin{aligned} \delta\phi &= 2\pi(f_0 + f_D) \cdot 2\frac{v}{c_\gamma} \left(-1 - \frac{v}{c_\gamma - v} \right) T_{\text{PRF}} \\ &\approx 2\pi \left(-2\frac{v}{c_\gamma} f_0 \right) T_{\text{PRF}} = 2\pi f_D T_{\text{PRF}}. \end{aligned} \quad (2.19)$$

Wegen $v \ll c_\gamma$ brauchen nur in v/c_γ lineare Glieder berücksichtigt werden. Die Phasenänderung ist daher durch die Dopplerfrequenz f_D und die Pulswiederholzeit T_{PRF} festgelegt. Innerhalb der Zeitspanne T_{PRF} zwischen zwei Radarimpulsen baut die Frequenzverschiebung f_D durch den Dopplereffekt den Nullphasenunterschied $\delta\phi$ auf. Die

Messung der Nullphasenänderung $\delta\phi$ führt somit auf die Dopplerfrequenz f_D und damit auf die Geschwindigkeit v des Reflektors. Bei einem kohärenten Radar lassen sich damit die Echosignale bewegter und unbewegter Reflektoren unterscheiden. Ferner besteht die Möglichkeit, die Unterschiede der spektralen Charakteristika erwünschter und nicht erwünschter Signalkomponenten auszunutzen, um die interessierende Information aus dem registrierten Radarsignal zu extrahieren.

Der Radar-Impulsbetrieb ist nichts anderes als eine Abtastung von Betrag und Phase des Radarechos der einzelnen Entfernungszellen mit der Radarimpulswiederholffrequenz von

$$F_{\text{PRF}} = 1/T_{\text{PRF}}. \quad (2.20)$$

Es gilt das Abtasttheorem, d. h. Dopplerfrequenzen, die größer als die halbe Abtastfrequenz sind, werden durch den Aliasing-Effekt in das Frequenzintervall $[-\frac{1}{2}F_{\text{PRF}}, \frac{1}{2}F_{\text{PRF}}]$, den Doppler-Eindeutigkeitsbereich, zurückverschoben. Bewegt sich ein Reflektor mit einer Geschwindigkeit, die einer Dopplerfrequenz außerhalb dieses Intervalls entspricht, so mißt man mit dieser Methode eine falsche Geschwindigkeit. Insbesondere erhält man, wenn $|f_D| = nF_{\text{PRF}}$, $n \in \mathbb{N}$, keine meßbare Nullphasenverschiebung, da sich die Phase des Echosignals von Impuls zu Impuls um ein Vielfaches von 2π verändert und f_D durch das Zurückverschieben bei $f = 0$ Hz erscheint. Die entsprechenden Geschwindigkeiten $v_B = n \cdot c_\gamma F_{\text{PRF}}/2f_0$ nennt man Blindgeschwindigkeiten, da ein digitales Filter zur Unterdrückung konstanter Signalkomponenten, wie es häufig zur Reduzierung der Echosignale von Festzielen verwendet wird, auch Signalkomponenten von sich mit v_B bewegenden Zielen wegfiltert und das Radar für Objekte mit diesen Geschwindigkeiten „blind“ ist. Entschärfen kann man dieses Problem durch Pulswiederholffrequenzstaffelung, d. h. die Verwendung einer nicht-konstanten Impulswiederholffrequenz F_{PRF} [Lud93], S. 7-29 ff. Durch die Verwendung m verschiedener F_{PRF} in verschiedenen Zeitabschnitten sind die Blindgeschwindigkeiten

$$n^{(i)}v_B^{(i)} \quad (2.21)$$

des Zeitabschnitts i nicht mehr Blindgeschwindigkeiten eines anderen Zeitabschnitts j mit veränderter F_{PRF} . Die erste gemeinsame Blindgeschwindigkeit aller Zeitabschnitte ist erst wieder diejenige $v_B^{(\text{ges})}$, für das

$$\frac{v_B^{(\text{ges})}}{v_B} = \frac{\sum r_i}{m} \quad (2.22)$$

gilt, wobei v_B für die zur mittleren Impulswiederholffrequenz gehörigen Blindgeschwindigkeit steht, und $r_1 : r_2 : \dots : r_m$ das „Staffelverhältnis“ der Impulswiederholffrequenzen beschreibt, siehe auch [Sko90], S. 15.34 ff.

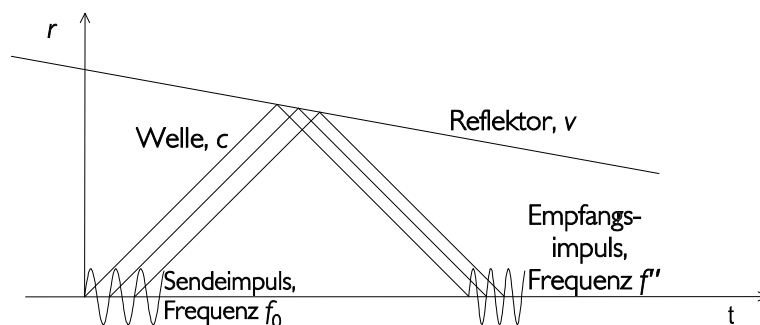


ABBILDUNG 2.4: Raumzeit-Diagramm für die Reflexion einer elektromagnetischen Welle an einem sich dem Radar nähernden Reflektor. Abbildung nach [Ger89], S. 788

2.2 Basisbanddarstellung

Der zeitlich Verlauf der Signalspannung am Ausgang eines Hochfrequenzempfängers kann durch ein rein reelles Zeitsignal $s(t)$ beschrieben werden. Komplexe Spannungen existieren nicht. Daher hat das Fourierspektrum von $s(t)$,

$$S(f) = \int_{-\infty}^{\infty} s(t) e^{-j2\pi ft} dt, \quad (2.23)$$

einen geraden Realteil und einen ungeraden Imaginärteil:

$$S(f) = S^*(-f). \quad (2.24)$$

Dies läßt sich anhand des Zeigermodells verstehen. Das Zeitsignal ist die Überlagerung der Zeiger $S(f) \exp(j2\pi ft)$ in der komplexen Ebene. Dies ist die Aussage der Fourierreücktransformation

$$s(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} S(f) \exp(j2\pi ft) df. \quad (2.25)$$

Die Beiträge bei den Frequenzen $\pm f_1$ sind durch die gegenseitig rotierenden Zeiger $S(f_1) \exp(j2\pi f_1 t)$ und $S(-f_1) \exp(-j2\pi f_1 t)$ gegeben. Deren Summe, und damit auch der Ausdruck (2.25) sind genau dann für jede Zeit t rein reell, wenn sich die Imaginärteile von $S(f_1)$ und $S(-f_1)$ gegenseitig aufheben und ihre Realteile gleich sind. Wegen dieser Symmetrieeigenschaft reeller Zeitsignale ist das Zeitsignal alleine aus $S(f)$ für $f \geq 0$ rekonstruierbar. Dies macht man sich bei der Basisbanddarstellung [Lük91], S. 104 – auch der Begriff äquivalente Tiefpaßdarstellung wird verwendet – zunutze. Das Fourierspektrum der Basisbanddarstellung $S_T(f)$ wird rein mathematisch durch die Vorschrift

$$S_T(f) = \begin{cases} 2 \cdot S(f + f_0) & \text{für } f \geq -f_0 \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad (2.26)$$

aus $S(f)$ abgeleitet. Umgekehrt kann $S(f)$ aus $S_T(f)$ durch

$$S(f) = \frac{1}{2} (S_T(f - f_0) + S_T(-f - f_0)) \quad (2.27)$$

berechnet werden. f_0 ist eine prinzipiell frei wählbare Konstante. Das zu $S_T(f)$ gehörige Zeitsignal ist komplexwertig:

$$s_T(t) = s_I(t) + js_Q(t). \quad (2.28)$$

Man nennt s_I das I-Signal oder die Inphase-Komponente, und s_Q das Q-Signal oder die Quadratur-Komponente. Die Bezeichnung Quadraturkomponenten wird allerdings auch für $s_I(t)$ und $s_Q(t)$ zusammen gebraucht.

Das hochfrequente Signal $s(t)$ ergibt sich aus $s_T(t)$ gemäß der Rücktransformation von (2.27) zu

$$s(t) = \frac{1}{2}s_T(t)e^{j2\pi f_0 t} + \frac{1}{2}(s_T(t)e^{j2\pi f_0 t})^* = \operatorname{Re}(s_T(t)e^{j2\pi f_0 t}) \quad (2.29)$$

$s(t)$ kann als eine gemäß dem Basisbandsignal $s_I(t) + js_Q(t)$ amplituden- und phasenmodulierte Schwingung interpretiert werden. Die Amplitude ist durch den Betrag von $s_T(t)$, die Nullphase $\theta_0(t)$ durch

$$\tan(\theta_0(t)) = \frac{s_Q(t)}{s_I(t)} \quad (2.30)$$

gegeben:

$$s(t) = |s_T(t)| \cos(2\pi f_0 t + \theta_0(t)). \quad (2.31)$$

Große praktische Bedeutung hat die Basisbanddarstellung bei bandbegrenzten Signalen. Ein bandbegrenztes Signal mit der Bandbreite Δf ist ein Signal, dessen Fouriertransformation außerhalb der Intervalle $[-f_0 - \Delta f/2, -f_0 + \Delta f/2]$ und $[f_0 - \Delta f/2, f_0 + \Delta f/2]$ identisch Null ist. Ein solches Signal entsteht beispielsweise, wenn eine hochfrequente Schwingung der Frequenz f_0 , der „Trägerfrequenz“, mit einem niederfrequenten Signal, dem „Videosignal“, amplitudenmoduliert wird. Neben der Impulsradartechnik werden bandbegrenzte Signale in der Datenübertragung angewendet. In Abbildung 2.6 ist oben der Verlauf eines solchen bandbegrenzten Signals $s(t)$, in diesem Falle einer mit einem Rechtecksignal modulierten hochfrequenten Schwingung $s(t)$, dargestellt. Darunter sind die Fouriertransformierte $S(f)$ von $s(t)$ sowie deren Betragsquadrat dargestellt. In der Realität werden keine echten Rechteckimpulse verwendet, sondern etwas strenger bandbegrenzte Signale.

Empfangsseitig kann aus dem hochfrequenten bandbegrenzten Signal $s(t)$ direkt das Basisbandsignal $s_T(t)$ gewonnen werden. Hierzu benötigt man die trägerfrequenten Referenzschwingungen

$$s_{\text{ref}}^I(t) = \cos(2\pi f_0 t) \quad \text{und} \quad s_{\text{ref}}^Q(t) = -\sin(2\pi f_0 t). \quad (2.32)$$

Hochfrequentes bandbegrenztes Signal $s(t)$ und Referenzsignal $s_{\text{ref}}^I(t)$ werden gemischt, d. h. im Zeitbereich multipliziert. Im Frequenzbereich, wo dies einer Faltung entspricht, entsteht

$$S_I'(f) = \frac{1}{4}(S_T(f - 2f_0) + S_T(f) + S_T^*(-f - 2f_0) + S_T^*(-f)). \quad (2.33)$$

Ist das ursprüngliche Signal hinreichend stark bandbegrenzt, so sind $S_T(f - 2f_0)$ bzw. $S_T(-f - 2f_0)$ und $S_T(f)$ im Frequenzbereich getrennt. Dies ist der Fall, wenn $\Delta f < f_0$

gilt. Die Spektralanteile bei $\pm 2f_0$ können dann durch ein Tiefpaßfilter unterdrückt werden, ohne $S_T(f)$ zu verfälschen. Durch Rücktransformation des gefilterten Signals erhält man

$$\frac{1}{4}(S_T(f) + S_T^*(-f)) \quad \bullet \text{---} \circ \quad \frac{1}{4}(s_T(t) + s_T^*(t)) = \frac{1}{2}\text{Re}(s_T(t)) . \quad (2.34)$$

Analog ergibt sich durch Mischen mit $s_{\text{ref}}^Q(t)$ und Tiefpaßfilterung

$$\frac{j}{4}(S_T(f) - S_T^*(-f)) \quad \bullet \text{---} \circ \quad \frac{j}{4}(s_T(t) - s_T^*(t)) = \frac{j}{2}\text{Im}(s_T(t)) . \quad (2.35)$$

Durch Mischen mit einer trägerfrequenten Schwingung bzw. deren um $\pi/2$ phasenverschobenen Version und anschließende Tiefpaßfilterung erhält man die Quadraturkomponenten eines Bandpaßsignals, siehe Abbildung 2.5. Das entstehende Basisbandsignal kann nach seiner Digitalisierung im Rechner als komplexwertiges Signal weiterverarbeitet werden. Sowohl die Amplituden- als auch die Phaseninformation bleibt bei der Demodulation ins Basisband erhalten.

Völlig analog zur Äquivalenz zwischen hochfrequentem Signal und Tiefpaßsignal existiert auch eine Äquivalenz zwischen bandbegrenzten Impulsantwortfunktionen, d. h. den Antwortfunktionen von Systemen mit Bandpaßcharakteristik, und ihrer Basisbanddarstellung. Zwischen Eingangssignal $s_T(t)$, Impulsantwort $h_T(t)$ und Ausgangssignal $g_T(t)$ besteht nach [Lük91], S. 109 der Zusammenhang

$$g_T(t) = \frac{1}{2}s_T(t) * h_T(t) . \quad (2.36)$$

In Simulationen wird deshalb oft mit einem „äquivalenten Tiefpaßsystem“ gerechnet, d. h. mit komplexwertigen Funktionen, deren Betrag und Phase aber Betrag und Nullphase der entsprechenden Hochfrequenzschwingung repräsentieren, siehe (2.29).

Im folgenden wird stets die Basisbanddarstellung für Signale bzw. Impulsantwortfunktionen und für Signalspektren bzw. Übertragungsfunktionen verwendet, außer es wird explizit anders gesagt. Der Index T wird unterdrückt. Statt mit bandbegrenzten reellen Signalen hat man es mit komplexen Signalen mit Tiefpaßcharakteristik zu tun.

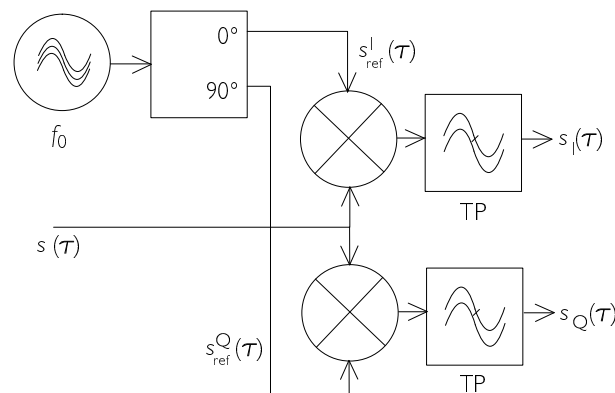


ABBILDUNG 2.5: Die Gewinnung der Komponenten $s_I(t)$ und $s_Q(t)$ des komplexwertigen Basisbandsignals aus dem Hochfrequenzsignal $s(t)$ und den Referenz-Trägerschwingungen $s_{\text{ref}}^I(t)$ bzw. $s_{\text{ref}}^Q(t)$.

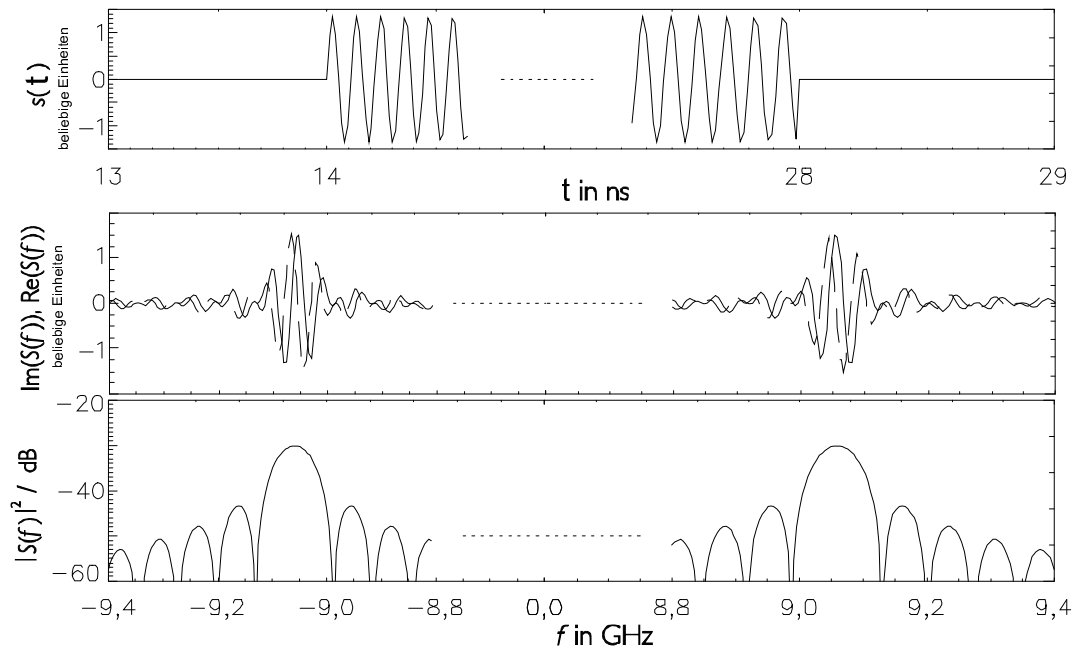


ABBILDUNG 2.6: Beispiel eines Bandpaßsignal $s(t)$, das im NRN als Radarimpuls verwendet wird. Oben: Zeitsignal $s(t)$, Rechteckimpuls der Dauer 14 ns mit einer Trägerfrequenz von $f_0 = 9,05$ GHz. Mitte: Fouriertransformierte $S(f)$ von $s(t)$, $\text{Re}(S(f))$: durchgezogene Linie, $\text{Im}(S(f))$: gestrichelte Linie. Unten: Leistungsdichtespektrum $10 \log |S(f)|^2$.

2.3 Nahbereichsradarnetz NRN

Im Gegensatz zu konventionellen Radarsystemen, die i. a. durch entsprechende Antennencharakteristiken von Sende- und Empfangsantenne richtungsaufgelöste Messungen der Radarreflektivität durchführen und so durch wiederholte Messung bei veränderter Antennenstellung durch mechanisches oder elektronisches Strahlschwenken ein zwei- bzw. dreidimensionales Abbild $\sigma(r, \phi)$ bzw. $\sigma(r, \phi, \theta)$ der Verteilung der Radarrückstreuffläche in der Umgebung des Radars liefern, verzichtet man beim NRN zum einen auf die Auflösung in Elevation θ , da bekannt ist, daß sich die zu ortenden Flugzeuge allesamt auf dem Boden bei $\theta = 0^\circ$ aufhalten. Zum anderen wird auch größtenteils auf die Auflösung in Azimuthrichtung ϕ verzichtet. Um dennoch eine zweidimensionale Ortung auf der Ebene der Flughafenoberfläche durchführen zu können, werden mehrere, typischerweise vier, Radarstationen innerhalb einer Netzzelle eingesetzt. Die jeweils nur in Entfernungsrichtung r aufgelösten Abbilder der Verteilung der Radarreflektivität werden an die Hauptstation der Netzzelle gesendet. Dort wird festgestellt, in welcher Entfernung von der jeweiligen Radarstation sich ein Radarreflektor oder eine Gruppe von Radarreflektoren befindet. Anschließend wird aus den Entfernungsinformationen durch das Bilden von Schnittpunkten – d. h. durch ein Multilaterationsverfahren – die zweidimensionale Verteilung von Radarrückstreuern rekonstruiert, siehe Abbildung 2.7. Dabei taucht das Problem der „Geisterobjekte“ auf. Befindet sich mehr als ein Objekt im Überwachungsbereich, so existieren Schnittpunkte auch an Orten, an denen sich kein Objekt aufhält. Die mit

○ und □ markierten Schnittpunkte in Abbildung 2.7 entsprechen solchen Geisterschnittpunkten, die zusätzlich zu den einem Objekt entsprechenden, mit einem △ markierten Schnittpunkten auftauchen. Fordert man, daß ein Schnittpunkt nur dann als real interpretiert werden darf, wenn er durch einen weiteren Schnittpunkt bestätigt wird, der durch die Entfernungsinformation eines anderen Radarstationspaar zustande kommt, so reduziert sich die Anzahl der Geister. Die oberen Schnittpunkte ○ und □ in Abbildung 2.7 werden durch diese Forderung eliminiert. Eine weitere Reduktion von Geistern kann erreicht werden, wenn durch das Verwenden von zwei Empfangsantennen mit geeigneter Richtcharakteristik in Azimutrichtung je Radarstation eine azimuthale Trennung des Überwachungsbereichs in zwei Sektoren vorgenommen wird [Bet93]. Dadurch entfallen in Abbildung 2.7 auch die unteren Schnittpunkte ○ und □, da Schnittpunkte wegen der Sektorbegrenzung nur mehr zwischen den dick gezeichneten Kreisbögen gebildet werden. Darüber hinaus müssen die Radare so aufgestellt werden, daß das entstehende Viereck den interessierenden Überwachungsbereich vollständig überdeckt. Werden dann die Richtungen, die die Grenzen der Hauptkeule der Azimut-Charakteristik der Empfangsantennen beschreiben, mit den Seiten des Vierecks zur Deckung gebracht, so tauchen Echosignale von Objekten, die sich außerhalb des Überwachungsbereichs befinden, nicht oder nur schwach über Antennennebenkeulen im Entfernungsprofil auf. Die entsprechenden Entfernungen gehen nicht in die Schnittpunktbildung ein, wodurch sich die Anzahl der Geisterziele reduziert. Eine Reduktion von Geisterobjekten beispielsweise durch eine Auswertung der Rückstreuintensität ist nicht möglich, da ein und dasselbe Verkehrsobjekt von den verschiedenen Radarstationen aus gesehen keineswegs die selbe Rückstreuintensität besitzt. Dies liegt an der extrem starken Aspektwinkelabhängigkeit der Rückstreuintensität.

Da das momentane Konzept von einer Ebene ausgeht, auf der sich alle Objekte befinden, sind die Antennendiagramme in Elevationsrichtung sehr schmal geformt, um einen hohen Antennengewinn G zur Verfügung zu haben. Typische Halbwertsbreiten sind $\theta_{3\text{dB}} = 4^\circ$ und $\phi_{3\text{dB}} = 12^\circ \dots 60^\circ$. Die Antennen decken somit zwischen 0,2 % und 0,6 % des vollen Raumwinkels ab. Sie sind feststehend. Eine störanfällige Mechanik oder eine aufwendige Elektronik zum Strahlschwenken werden nicht benötigt. Die verwendete Trägerfrequenz beträgt 9,05 GHz, die Bandbreite des Radarsignals 70 MHz, was auf eine effektive Impulsdauer von 14 ns führt, entsprechend einer erzielbaren Entfernungsauflösung von 2,1 m.

Gedacht ist das NRN als eine nicht-kooperative Komponente innerhalb eines „advanced surface movement, guidance and control system“ (A-SMGCS). Es hat einige Eigenschaften, die es vor anderen Sensoren auszeichnet und scheint damit im Stande zu sein, wesentlich zur Funktionalität eines solchen zukünftigen Systems beitragen zu können. Durch die relativ hohe Flexibilität bei der Wahl der Positionen der einzelnen Radarstationen kann man Abschattungen durch Gebäude – im Gegensatz zum zentralen Primärradar ASDE [Har90] vermeiden. Mehrere Netzzellen können den Flughafenbereich lückenlos überdecken. Auch ein kooperatives System, bei dem beispielsweise genaue Positionsangaben aller Verkehrsobjekte ausgewertet werden, die von den Verkehrsteilnehmern selbst mittels eines DGPS-Empfängers bestimmt und an das A-SMGCS übermittelt werden, muß durch ein nicht-kooperatives System ergänzt werden. Zum einen werden in naher Zukunft noch nicht alle am Verkehr beteiligten Fahrzeuge mit einem DGPS-Empfänger ausgestattet sein, zum anderen muß auch ein Verkehrsteilnehmer detektiert werden können, dessen System ausgefallen ist. Dies kann ein nicht-

kooperativer Sensor wie das NRN leisten. In Tests mit einem NRN-Prototypsystem konnte die Leistungsfähigkeit des Sensorverbundes bewiesen werden [Bet99].

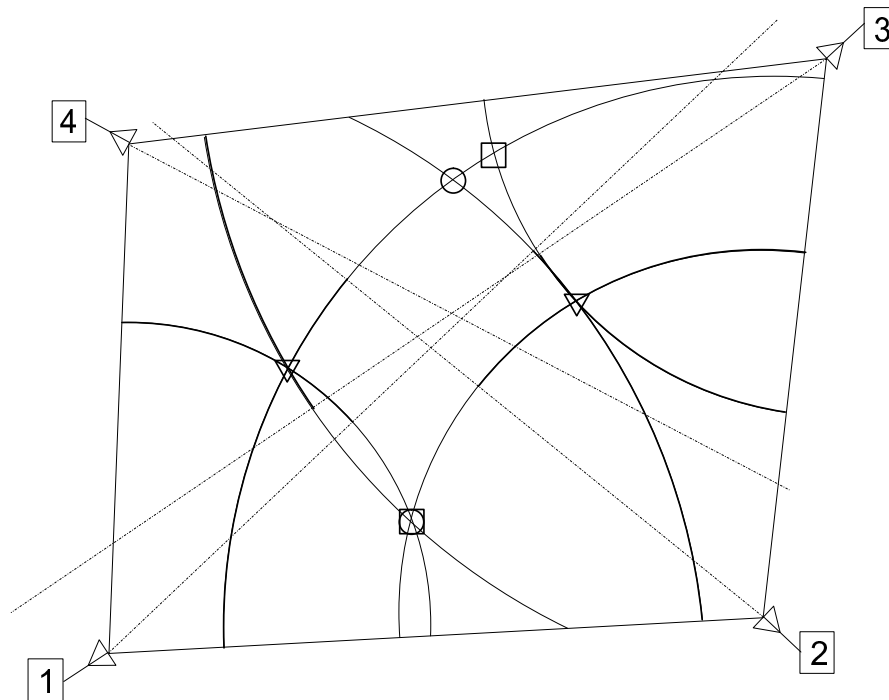


ABBILDUNG 2.7: Meßprinzip beim NRN: In der dargestellten Situation befinden sich zwei Objekte im Überwachungsbereich (Dreiecke). Durch Multilateration werden diese geortet. Geister (\square , \circ) können durch die Forderung nach Schnittpunktsbestätigung, sowie das Verwenden getrennter Sektoren größtenteils eliminiert werden.

Radarsender und -empfänger des NRN arbeiten mit horizontaler Polarisation. Die Sendeleistung liegt unter 10 W, wodurch preiswerte Halbleiterverstärker eingesetzt werden können. Durch ein Impulskompressionsverfahren [Fel94], welches im nächsten Teilkapitel erläutert wird, und die Integration mehrerer zeitlich aufeinanderfolgender Radarechos wird das Signal-zu-Rausch-Verhältnis soweit verbessert, daß in 1000 m Entfernung noch ein Objekt mit einer Rückstreuläche von $\sigma = 1 \text{ m}^2$ detektiert werden kann. Die Obergrenze für eine sinnvolle Netzzellenabmessung beträgt somit ca. 1100 mal 1100 m. Die einzelnen Radarstationen arbeiten in einem Zeitmultiplexverfahren. Innerhalb des gesamten Netzwerks ist die Möglichkeit des Betriebs von bis zu 20 Radarstationen, verteilt auf fünf Netzzellen, vorgesehen. Jeder Station wird dann ein Zeitschlitz von ca. $360 \mu\text{s}$ zugewiesen, der für Radarbetrieb und Kommunikation mit der Hauptstation, die mit der gleichen Hardware wie der Radarbetrieb erfolgt, genutzt wird. Diese Zeit reicht für die bis zu 10-malige Erzeugung eines Radarechosignals. Zur Verbesserung des Signal-zu-Rausch-Verhältnisses werden diese Radarechosignale aufintegriert. Die Darstellung des Radarechosignals über der Entfernung wird Radarechoprofil oder Radarentfernungsprofil genannt. „Multiple time around“-Echos, siehe [CCG96], S.39, sind stark gedämpft, da die aufzuintegrierenden Radarentfernungsprofile mit einem zeitlichen Abstand von $30 \mu\text{s}$, einer Meßentfernung von 4500 m entsprechend, erzeugt werden. Dieser Vorgang wiederholt sich mit einer Pulswiederholfrequenz

von $F_{\text{PRF}} = 140$ Hz. Dies ist zwar ausreichend für die Erzeugung von Mikrowellenabbildern, auf deren Basis detektierte Fahrzeuge klassifiziert werden können [Sau96]. Darin liegt aber auch der relativ niedrige Dopplereindeutigkeitsbereich von ± 70 Hz, entsprechend Radialgeschwindigkeiten von $\pm 2,3$ m/s begründet. Zum einen kann deshalb die Geschwindigkeit eines Objekts nicht direkt gemessen werden, sondern es muß ein Korrelationsverfahren eingesetzt werden, das die Verschiebung der Rückstreuintensität in der Entfernungsrichtung durch die Bewegung des Objekt im Laufe der Zeit auswertet [Sch94]. Zum anderen muß große Sorgfalt auf die Formung der Übertragungsfunktion eines digitalen Filters zur Unterdrückung unerwünschter Radarechosignale von Gebäuden, Boden, Bewuchs und Regen verwendet werden, da sich Nutz- und Störsignal den engen Frequenzbereich $-70 \text{ Hz} < f_{\text{D}} < 70 \text{ Hz}$ teilen und sich deshalb im Spektralbereich nur in Ausnahmefällen eindeutig trennen lassen.

Die Radarrückstreuquerschnitte von zu detektierenden Zielen variieren zwischen 1 m^2 für ein kleines Auto und 10000 m^2 für große Objekte wie Flugzeuge oder auch für sog. Spiegelreflexe bei an sich nicht sehr großen Objekten. Diese Variabilität entspricht einem Dynamikbereich von 40 dB. Der interessierende Entfernungsbereich erstreckt sich ungefähr zwischen 50 m und 1500 m, entsprechend einer Dynamik von 60 dB. Die Digitalisierung mit einer endlichen Zahl von Bits schränkt den Dynamikbereich, in dem Signalwerte aufgezeichnet werden können, bei 10 bit Quantisierungswortbreite auf 54 dB ein, siehe Teilkapitel 4.2.2. Die Dynamik, die durch das $1/r^4$ -Verhalten der reflektierten Intensität entsteht, kann durch ein Verstärkungsglied neutralisiert werden, indem das Echosignal mit zunehmender Echolaufzeit insgesamt höher verstärkt wird. Dies geschieht mittels einer Kette von variablen Dämpfungsgliedern, deren Dämpfung allmählich verringert bzw. deren Verstärkung allmählich erhöht wird. Eine solche Schaltung nennt man „sensitivity time control“ (STC). Eine STC wird beim NRN eingesetzt. Eine perfekte Eliminierung der $1/r^4$ -Dynamik wird beim NRN nicht erreicht, siehe Abbildung 2.8 rechts. Die nach der STC verbleibende entfernungsabhängige Dynamik, zusammen mit den 40 dB Zieldynamik, bleibt jedoch innerhalb des verfügbaren Dynamikbereichs von 54 dB der Digitalisierung.

Abbildung 2.8 zeigt ein schematisches Blockschaltbild des NRN- Empfängers. Im Hochfrequenzteil (HF) wird das Signal durch einen rauscharmen Verstärkern (LNA) verstärkt, sowie zur Unterdrückung von breitbandigem Rauschen bandpaßgefiltert. Nach dem Mischen auf die Zwischenfrequenz (ZF) und nochmaligem Bandpaßfiltern wird die STC durchlaufen. Durch Abmischen ins Basisband und Tiefpaßfiltern entsteht schließlich das Tiefpaßsignal, das digitalisiert und der weiteren Verarbeitung unterworfen wird.

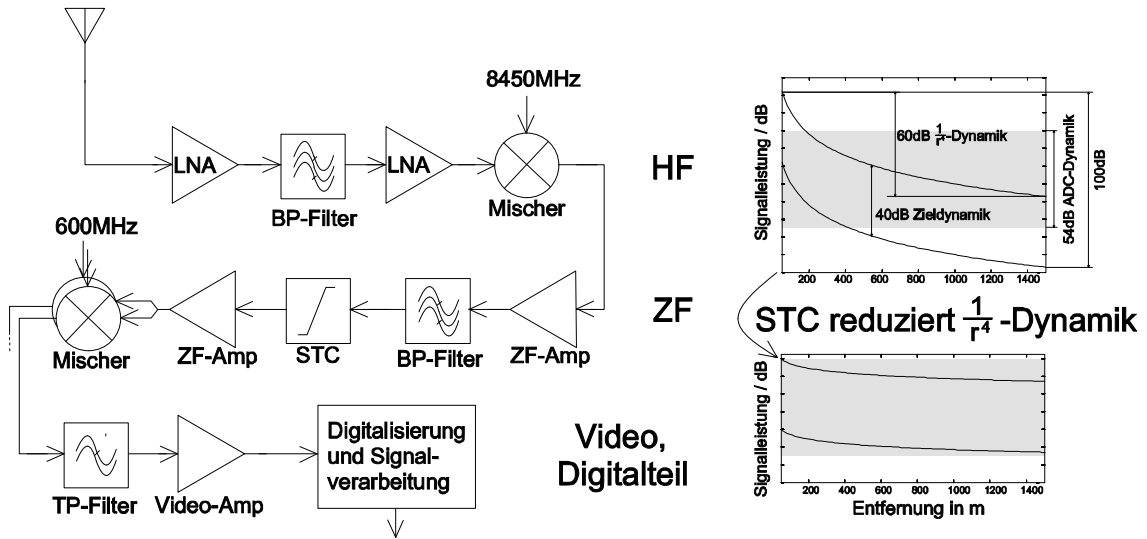


ABBILDUNG 2.8: Links: Blockschaltbild des NRN-Empfängers. Rechts: Reduktion der $1/r^4$ -Dynamik zur Anpassung der Gesamtdynamik an den Dynamikbereich der Digitalisierung.

2.4 Impulskompression

2.4.1 Prinzip

Vom systemtheoretischen Standpunkt aus stellt die Außenwelt für ein Radar ein lineares System dar, das durch seine Impulsantwortfunktion $h(t)$ beschrieben werden kann. Physikalisch ist die Impulsantwortfunktion $h(t)$ eines Systems das Echosignal, das man erhält, wenn man ein δ -förmiges Signal in das System hineinschickt. Jeder Radarreflektor streut gemäß seiner Rückstreulfläche einen Teil der auf ihn treffenden Leistung zurück. Punktstreuer verursachen ein – wie das anregende Signal – δ -förmiges Impulsantwortsignal. Antwortsignale ausgedehnter Streukörper können aus einer Überlagerung der Antwortsignale einzelner Punktstreuer zusammengesetzt werden.

I. a. ist die Außenwelt nicht statisch. Die Objekte der Außenwelt bewegen sich. Dadurch wird die Impulsantwortfunktion $h(t)$, die das Radarechosignal des Radarkanals auf einen δ -förmigen Radarimpuls beschreibt, zu einer zeitvarianten Impulsantwortfunktion h , die von Radarimpuls zu Radarimpuls nicht mehr notwendigerweise das identische Verhalten über der Echolaufzeit t aufweist. Die Impulsantwortfunktion h ist dadurch auch abhängig von der Zeitvariablen t , mit der die Zeit gemessen wird, zu der jeweils ein δ -förmiges Signal in das System hineinschickt wird:

$$h(t) \rightarrow h(t, t). \quad (2.37)$$

In einer ersten Näherung kann die Zeitvarianz der Impulsantwortfunktion des Radarkanals innerhalb eines einzelnen Radarechoprofils, d. h. in der Zeit zwischen dem Senden des Radarimpulses und dem Eintreffen des Echosignals des entferntesten Radarreflektors t_{\max} später ignoriert werden. Es gilt

$$h(t, t) = h(t, t + t_{\max}). \quad (2.38)$$

δ -förmige Impulse sind als mathematisches Hilfsmittel nützlich, physikalisch jedoch nicht realisierbar, siehe Teilkapitel 2.1.2. Schickt das Radar einen Rechteckimpuls $\text{rect}(t/\Delta\tau)$ der Dauer $\Delta\tau$ in das System hinein, so erhält man als Antwort die Rechteckimpulsantwort $h_{\Delta\tau}(t, t)$. Unter obiger Annahme einer während t_{\max} invarianten Impulsantwortfunktion $h(t, t)$ ist dies die Faltung der Impulsantwort $h(t, t)$ mit der Form des Rechteckimpulses $\text{rect}_{\Delta\tau}(t)$. Durch das Abtasten des Echos mit einer Rate von $1/\Delta\tau$, d. h. durch die Gewinnung eines Abtastwertes aus jeder Entfernungszelle mit der Radialabmessung $\Delta r = c_\gamma \Delta\tau/2$, ist das Abtasttheorem eingehalten, d. h. die feinsten im Signal enthaltenen Strukturen, die das Auflösungsvermögen bestimmen, können noch erkannt werden. In realen Radarsystemen können nur Signalformen verwendet werden, die ideale Rechtecksignale annähern. Modellieren kann man solche Signale im Basisband durch ideale Rechtecksignale, die durch Sende- und Empfangsfilter mit einer realistischen Übertragungsfunktionen tiefpaßgefiltert werden, siehe Abbildung 2.9 oben.

Im tatsächlich gemessenen Empfangssignal überlagert sich Rauschen der Rechteckimpulsantwort $h(t, t) * \text{rect}_{\Delta\tau}(t)$ des Radarkanals, die alleine die interessierende Information trägt. Dadurch können die Radarechos kleinerer Streuer überdeckt werden. Die Verwendung eines intensiveren Radarimpulses würde die Signalstärke der Rechteckimpulsantwort $h(t, t) * \text{rect}_{\Delta\tau}(t)$ gegenüber dem Rauschen – und dadurch die Sichtbarkeit kleiner Streuer – zwar erhöhen. Durch den Endverstärker des Radarsenders ist der Sendeleistung beim NRN aber eine Grenze von 10 W gesetzt.

Mehr Energie im Sende- und damit auch in den Empfangsimpulsen kann statt durch eine höhere Leistung des über den Radarkanal geschickten Rechteckimpulses $\text{rect}_{\Delta\tau}(t)$ durch eine verlängerte Zeitdauer des Impulses erreicht werden. Diesen verlängerten Sendeimpuls nennt man expandierten Impuls. Wird dem um den sog. Kompressionsfaktor n_{Kompr} verlängerten Sendeimpuls $s_t(t)$ eine Struktur $\text{struct}_{\Delta\tau}(t)$ aufgeprägt, d. h.

$$s_t(t) = \text{struct}_{\Delta\tau}(t) \cdot \text{rect}_{n_{\text{Kompr}}\Delta\tau}(t), \quad (2.39)$$

so kann durch eine geeignete Wahl dieser Struktur des expandierten Sendesignals $s_t(t)$ erreicht werden, daß die Bandbreite des expandierten Sendesignals $s_t(t)$ derjenigen eines nur $\Delta\tau$ andauernden Rechtecksignals $\text{rect}_{\Delta\tau}$ entspricht. Das expandierte Echosignal

$$s_r(t, t) = s_t(t) * h(t, t) \quad (2.40)$$

hat daher die erforderliche Bandbreite, um daraus die Rechteckimpulsantwort des Radarkanals mit einem zeitlichen Auflösungsvermögen von $\Delta\tau$ zu rekonstruieren [Lud93], Kapitel 8. Mit einem Impulskompressionsverfahren ist diese Rekonstruktion möglich. Bei dieser Impulskompression, siehe Abbildung 2.9 unten, bleibt die Energie in einem Radarechoimpuls erhalten, wodurch die Leistung des um den Kompressionsfaktor n_{Kompr} komprimierten Echoimpulses um den Faktor n_{Kompr} ansteigt.

Prinzipiell existieren verschiedene Arten, wie die Struktur des expandierten Impulses beschaffen sein kann. Eine Übersicht findet sich beispielsweise in [Lud93], Kapitel 8. Zum einen kann man die Frequenz des Trägerschwingung innerhalb der Bandbreite $1/\Delta\tau$ variieren. Dann spricht man von einem Chirp-Signal. Die Variation kann als linearer oder nichtlinearer Frequenzsweep, ansteigend („up-sweep“) oder fallend („down-sweep“) oder als „up-down“- bzw. „down-up-sweep“, erfolgen. Zum anderen kann bei konstanter Frequenz im zeitlichen Abstand von $\Delta\tau$ die Nullphase verändert werden.

Man spricht in diesem Fall von Polyphasenmodulation. Werden nur zwei verschiedene Nullphasen, die sich um π unterscheiden, verwendet, handelt es sich um eine Biphasenmodulation. Eine solche Biphasenmodulation wird beim NRN eingesetzt. Ein einzelner Abschnitt des expandierten Signals mit der Dauer $\Delta\tau$ mit jeweils konstanter Phase heißt Chip. Beschrieben werden kann ein biphasenmoduliertes expandiertes Sendesignal durch einen Code $\{c_i | c_i = \pm 1\}$.

$$s_t(t) = \sum_{i=1}^n c_i \delta(t - (i - 1)\Delta\tau) * \text{rect}_{\Delta\tau}(t). \quad (2.41)$$

Ist im folgenden von einem Code die Rede, ist stets ein solcher Biphasencode gemeint. Dargestellt wird ein solcher Code oftmals auch als Binärzahl oder als Hexadezimalzahl. Die Übersetzung aus der Binärschreibweise in den physikalischen Code $\{c_i\}$ erfolgt durch Interpretation der Bits der Binärschreibweise als Exponenten von -1 . Die Hexadezimalschreibweise stellt nur eine Abkürzung der Binärschreibweise dar.

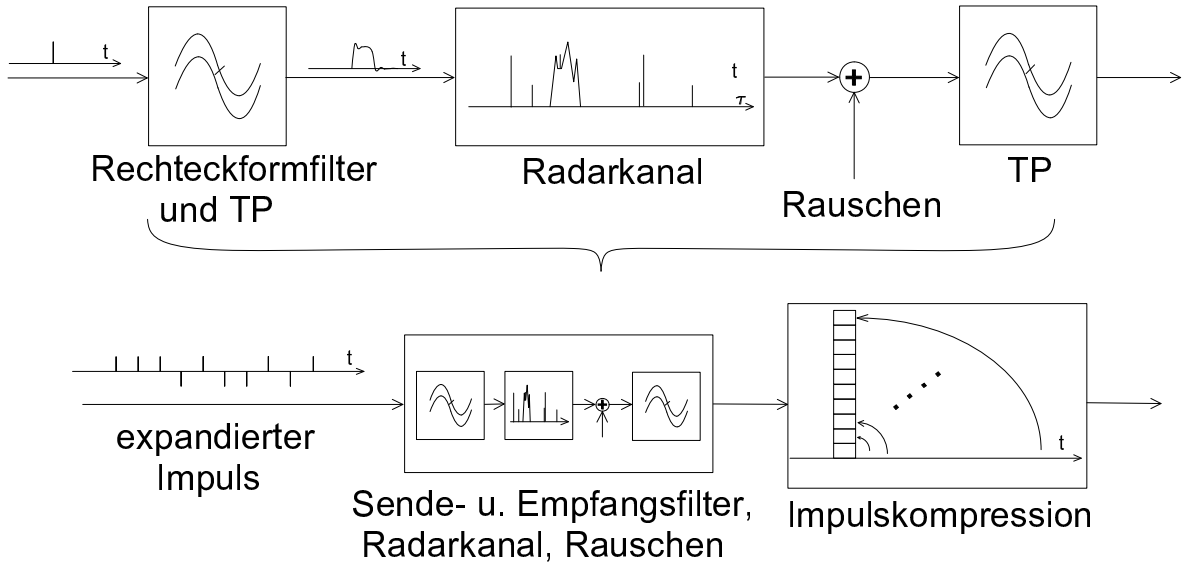


ABBILDUNG 2.9: Oben: Modell eines Impulsradars im Basisband. Unten: Erweiterung des Modells um die Impulskompression bei Verwendung eines expandierten Radarimpulses.

2.4.2 (Auto)-Korrelationsverfahren: „matched filter“ (MF)

Da die expandierte Rechteckimpulsantwort $h_{\Delta\tau}(t, t)$ eines Punktstreuers in der Entfernung $r_0 = c/t_0/2$ einfach eine zeitlich um t_0 verschobene und in der Nullphase entsprechend gedrehte gedämpfte Version des Sendeimpulses $s_t(t)$ ist, ergibt die Korrelationsfunktion

$$\tau_{s_t s_r}(\delta t, t) = s_t(t) * s_r(t, t) = \int_{-\infty}^{\infty} s_t^*(t) s_r(t + \delta t, t) dt \quad (2.42)$$

von Sende- und Echosignal betragsmäßig ein Maximum genau für den Versatz $\delta t = t_0$, da dann $s_r(t, t)$ und $s_t(t)$ so zur Deckung gebracht sind, daß sie sich nur um einen konstanten Faktor unterscheiden und die Beiträge aller infinitesimalen Zeitabschnitte dt

zum Integral (2.42) positiv interferieren. Deshalb läßt sich die Korrelation gemäß (2.42) zur Impulskompression der expandierten Rechtecksimpulsantwort verwenden. Das Korrelationsergebnis kann als Schätzung $h_{\Delta\tau}^{\text{est}}(t, t)$ der Rechtecksimpulsantwort $h_{\Delta\tau}(t, t)$ des Radarkanals interpretiert werden. Die Korrelation kann als Faltung geschrieben werden:

$$h_{\Delta\tau}^{\text{est}}(\delta t, t) = \int_{-\infty}^{\infty} s_t^*(t) s_r(t + \delta t, t) dt = \int_{-\infty}^{\infty} s_t^*(-(\delta t - t)) s_r(t, t) dt = s_t^*(-t) * s_r(t, t). \quad (2.43)$$

Die Transformation von (2.43) in den Frequenzbereich führt auf

$$H_{\Delta\tau}^{\text{est}}(f, t) = S_t^*(f) S_r(f, t). \quad (2.44)$$

Die Kompression durch Korrelation entspricht der Verwendung eines „matched filter“ (MF) für ein weißes Störsignal [Lud93], Kapitel 6.2. Das Spektrum des expandierten Radarechos wird mit dem konjugiert komplexen Spektrum des expandierten Sendesignals multipliziert. Ein MF für weißes Störsignal optimiert das Verhältnis aus Nutzsignalleistung und Störsignalleistung von weißem Rauschen. Es existieren jedoch Nebenmaxima der Korrelation. Wird beispielsweise ein lineares Chirp-Signal verwendet, so sind die Spektren $S_t(f)$ und $S_r(f)$ näherungsweise rechteckig. Dies gilt umso eher, je höher der Kompressionsfaktor n ist [Lud93]. Die nach (2.43) gewonnene Schätzung der Rechteckimpulsantwort hat dann für einen einzelnen Punktstreuer einen charakteristischen $\text{sinc}(t/\Delta\tau)$ -Verlauf. Durch eine Fensterung im Frequenzbereich können die hohen Nebenmaxima im Zeitbereich etwas unterdrückt werden [Lud93].

Oftmals weicht der reale Verlauf des Sendesignals $s_t(t)$ bedingt durch Phasen- und Amplitudenschwankungen des Radarsenders vom idealen, bei der Herleitung der Formeln für die Impulskompression angenommenen Signal ab. Dies führt zu zusätzlichen Nebenmaxima, wenn bei Impulskompression (2.43) das theoretisch erwartete Sendesignal eingesetzt wird. Durch ein Kalibrierverfahren kann, wenn das reale Sendesignal $s_t(t)$ bekannt ist, der Einfluß der Abweichung des realen vom idealen Sendesignal auf das Kompressionsergebnis eliminiert werden [Mor93].

Die zeitliche Variation der Impulsantwort $h(t, t)$ innerhalb der Zeitdauer eines einzelnen expandierten Signals führt dazu, daß das Echosignal eines bewegten Punktstreuers eine zusätzliche Nullphasenveränderung durch den Dopplereffekt erfährt. Formänderungen der Einhüllenden werden erst durch wesentlich schnellere Bewegungen von Radarreflektoren hervorgerufen und können ignoriert werden. Die Nullphasenveränderung innerhalb des expandierten Impulses verursacht aber, je nach Art der verwendeten Struktur $\text{struct}_{\Delta\tau}(t)$ des expandierten Sendesignals, Abweichungen in der Gestalt des Kompressionsergebnisses für einen punktförmigen Radarreflektor von der Autokorrelationsfunktion des Sendesignals, die man nur bei $v = 0$ erhält. Die „ambiguity“-Betragsfunktion

$$|\chi(\delta t, f_D)| = \left| \int_{-\infty}^{\infty} s_t(t) s_t^*(t - \delta t) e^{j2\pi f_D t} dt \right| \quad (2.45)$$

[Lud93], S. 8-6 ff, gibt genau diese Eigenschaften des MF-Impulskompressionsverfahrens wieder. Sie stellt das Impulskompressionsergebnis dar für einen Punktreflektor mit einer Echolaufzeit von $t_0 = 0$, einer Echoamplitude gleicher Intensität wie die Sendeamplitude, sowie einer sich während der Dauer des expandierten Antwortimpulses durch den

Dopplereffekt verändernden Nullphase. Das Echosignal $s_r(t, t)$ eines solchen hypothetischen Reflektors ist somit durch

$$s_r(t, t) = s_t(t)e^{-j2\pi f_D t} \quad (2.46)$$

gegeben ist. Aus der Darstellung der „ambiguity“-Betragsfunktion, siehe Abbildung 2.10 bei Verwendung eines biphasenmodulierten Signals, läßt sich ablesen, daß für größere Dopplerfrequenzen eine Kompression mit dem geschilderten Verfahren i. a. nicht mehr möglich ist, da dann das expandierte Radarecho durch die Nullphasenveränderung wegen des Dopplereffekts massiv von der erwarteten Form abweicht. Die Impulskompression eines frequenzmodulierten Impulses (ohne Abbildung) ist deutlich dopplerstabiler als die eines biphasenmodulierten Impulses. Jedoch existiert ein „range Doppler coupling“ [Lud93], S. 8-13. Die Entfernungszuordnung wird verfälscht, wenn das expandierte Echo eines Punktstreuers dopplerverschoben ist, da der um f_D nach oben bzw. unten verschobene Frequenzverlauf des reflektierten Signals gut mit einer in Zeitrichtung zusätzlich zur wirklichen Echolaufzeit versetzten Kopie des Sendesignals zur Deckung zu bringen ist. Tolerable Dopplerfrequenzen mit noch akzeptablen, durch die Dopplerverschiebung verursachten Impulskompressionsnebenmaxima sind für biphasenmodulierte Sendesignale $f_D \leq 0,01\Delta f$. Beim Bodenverkehr kann man davon ausgehen, daß Geschwindigkeiten $v \geq 200 \text{ km h}^{-1}$ nicht auftreten. Bei einer Trägerfrequenz von 9 GHz entspricht dies maximalen Dopplerfrequenzen von 3,5 kHz, womit $f_D \leq 0,01\Delta f$ eingehalten wird. Das MF-Impulskompressionsverfahren ist somit für Anwendungen bei der Überwachung von Bodenverkehr hinreichend dopplerstabil.

Sorgen bereiten eher die auch für $f_D = 0 \text{ Hz}$ unvermeidlichen Nebenmaxima der Impulskompression bei diesem Verfahren. Man spricht von Eigenclutter. Ein kleineres Radarziel kann durch die Nebenmaxima eines großen vollständig maskiert werden. Die Auswahl von Signalformen mit kleinen Nebenmaxima ist schwierig. Beispielsweise existieren bei Anwendung einer Biphasenmodulation für jeden Code Impulskompressionsnebenmaxima, die betragsmäßig mindestens $1/n_{\text{Kompr}}$ -tel des jeweiligen Impulskompressionshauptmaximums groß sind. Nur bis zu einem Kompressionsfaktor von $n_{\text{Kompr}} = 13$ gibt es Codes, deren Autokorrelationsfunktion nur solche minimalen Nebenmaxima der Amplitude $1/n_{\text{Kompr}}$ besitzen. Diese Codes werden Barker-Codes genannt. Codes mit großen Haupt-Nebenmaximums-Abstand sind in [Sko90], S. 10.18 tabelliert. Die günstigsten Haupt-Nebenmaximums-Verhältnisse sind hier $13/1 \hat{=} 22,3 \text{ dB}$, $28/2 \hat{=} 22,9 \text{ dB}$ bzw. $40/3 \hat{=} 22,5 \text{ dB}$. Dies ist für die Zwecke des NRN nicht ausreichend, da, wie in Kapitel 2.3 dargestellt, wegen der großen Variabilität der Rückstreuquerschnitte flughafentypischer Objekte eine Dynamik von 40 dB gefordert werden muß.

Es gibt die Möglichkeit, komplementäre Codes zu benutzen [Sko90], S. 10.21. Bei dieser Methode verwendet man mehrere verschiedene Codes, deren Autokorrelationsfunktionen die Eigenschaft haben, daß sich ihre Nebenmaxima gegenseitig aufheben. Jedoch müssen die verschiedenen Codes zeitlich hintereinander oder mit verschiedenen Trägerfrequenzen gesendet werden. Ersteres macht dieses Verfahren sehr dopplerempfindlich, während im letzteren Fall die Radarimpulsantworten für die verwendeten unterschiedlichen Trägerfrequenzbändern wegen der Frequenzabhängigkeit der Radarrückstreuungseigenschaften der zu erfassenden Objekte nicht ausreichend miteinander korreliert sind, daß bei der Überlagerung der jeweiligen Autokorrelationsfunktionen auch tatsächliche eine gute Unterdrückung der Impulskompressionsnebenmaxima zustande kommen würde.

2.4.3 Erwartungstreues Impulsantwortschätzverfahren

2.4.3.1 Grundlagen des erwartungstreuen Impulsantwortschätzverfahrens

Ein neuartiges Verfahren, mit dem von vornherein Nebenmaxima vermieden werden, basiert nun nicht auf einem Korrelationsverfahren, sondern auf einer erwartungstreuen Schätzung der Impulsantwort [Fel94]. Dieses Verfahren wird beim NRN eingesetzt. Verwendet wird ein biphasenmoduliertes expandiertes Sendesignal nach (2.41). Typische Werte für den Kompressionsfaktor n_{Kompr} sind 16, 32 oder 64, aber prinzipiell sind auch Nicht-Zweier-Potenzen zulässig. Die Abtastwerte $c_i = s_t(i\Delta\tau)$ des Sendesignals, die bei einem idealen, d. h. nicht bandbegrenzten Signal, nur die Werte ± 1 , multipliziert mit einem festen Skalierungsfaktor, annehmen, können als Vektor \underline{c} geschrieben werden. Ebenso können die typischerweise $m = 900$ Abtastwerte $h_i(t) = h(t_{\text{beg}} + i\Delta\tau, t)$ der zunächst unbekanntes und aus dem Radarechosignal zu schätzenden Rechtecksimpulsantwortfunktion und die $m+n_{\text{Kompr}}-1$ Abtastwerte $e_i = s_r(t_{\text{beg}}+i\Delta\tau)$ des Radarechos als Vektoren \underline{h} bzw. \underline{e} geschrieben werden. Die einzelnen Abtastwerte, aus denen sich \underline{h} bzw. \underline{e} zusammensetzen, werden dabei vom Beginn der Aufzeichnung zum Zeitpunkt t_{beg} nach dem Senden des Radarimpulses an durchnummeriert. Die Aufzeichnung des expandierten Echos startet bei einem Radar üblicherweise erst nach dem Abschalten des Senders, da sonst starke Sendesignalübersprecher dem Echosignal überlagert wären und zudem den Empfänger schädigen würden. Die Abhängigkeit von der Zeit t ist für die folgenden Überlegungen unerheblich, da nur ein einzelner expandierter Radarimpuls betrachtet wird, und wird daher ignoriert. Dann besteht folgender Zusammenhang:

$$\underline{e} = \begin{pmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_{m+n_{\text{Kompr}}-1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} c_1 & 0 & \dots & 0 \\ c_2 & c_1 & \ddots & \vdots \\ \vdots & c_2 & \ddots & 0 \\ c_{n_{\text{Kompr}}} & \vdots & \ddots & c_1 \\ 0 & c_{n_{\text{Kompr}}} & & c_2 \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & c_{n_{\text{Kompr}}} \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} h_1 \\ h_2 \\ \vdots \\ h_m \end{pmatrix} =: \underline{\underline{C}} \underline{h}. \quad (2.47)$$

In (2.47) wurde angenommen, daß keine abgeschnittenen, d. h. nur teilweise registrierten Echosignalkomponenten von Reflektoren, die sich in geringerer Entfernung als $ct_{\text{beg}}/2$ zum Radar befinden, existieren. Durch Bilden der Pseudoinversen $\underline{\underline{C}}^+ = (\underline{\underline{C}}^\dagger \underline{\underline{C}})^{-1} \underline{\underline{C}}^\dagger$ der Matrix $\underline{\underline{C}}$ [Sto89][Fel94] kann der Vektor \underline{h} aus den Abtastwerten e_i des Echosignals gewonnen werden:

$$\underline{h} = (\underline{\underline{C}}^\dagger \underline{\underline{C}})^{-1} \underline{\underline{C}}^\dagger \underline{e}. \quad (2.48)$$

Die Abtastwerte der expandierten Rechtecksimpulsantwort sind in der Realität unvermeidlicherweise durch zusätzliches Rauschen \underline{n} verfälscht. Dieses additive Rauschen ist der Grund, warum beim NRN überhaupt ein Impulskompressionsverfahren eingesetzt wird. Statt (2.47) gilt

$$\underline{e} = \underline{\underline{C}} \underline{h} + \underline{n}. \quad (2.49)$$

Wendet man (2.48) auf die verfälschten Abtastwerte des Echosignals (2.49) an, so führt dies zur durch das additive Rauschen verfälschten Schätzung \underline{h}_{OS} für das unverfälschte Impulskompressionsergebnis:

$$\underline{h}_{OS} = \left(\underline{\underline{C}}^\dagger \underline{\underline{C}}\right)^{-1} \underline{\underline{C}}^\dagger \underline{e} + \left(\underline{\underline{C}}^\dagger \underline{\underline{C}}\right)^{-1} \underline{\underline{C}}^\dagger \underline{n} = \underline{h} + \left(\underline{\underline{C}}^\dagger \underline{\underline{C}}\right)^{-1} \underline{\underline{C}}^\dagger \underline{n}. \quad (2.50)$$

Bei verschwindendem Rauschen gilt $\underline{h}_{OS} = \underline{h}$. Es handelt sich daher um ein erwartungstreuere Verfahren zur Schätzung von \underline{h} . Nebenmaxima, wie sie beim MF-Verfahren entstehen, gibt es bei diesem Verfahren nicht, weil durch die Multiplikation der Pseudoinversen der Matrix $\underline{\underline{C}}$ mit dem Echosignalvektor \underline{e} exakt die Multiplikation von $\underline{\underline{C}}$ mit dem Vektor \underline{h} , der die Radarkanalrechteckimpulsantwort beschreibt, rückgängig gemacht wird. Für die Zwecke des NRN stellt ein derartiges erwartungstreuere Schätzverfahren das optimale Schätzverfahren dar, weshalb der Index OS für „optimale Schätzung“ verwendet wird. Hier sei auch darauf hingewiesen, daß Voraussetzung für die Erwartungstreue von \underline{h}_{OS} die Gültigkeit von (2.47), also insbesondere die Abwesenheit nur teilweise registrierter Echosignalkomponenten ist.

Im Gegensatz zum MF-Verfahren, das so konzipiert ist, daß die Leistung des durch das Rauschen bedingten Anteils am Signal nach der Impulskompression im Verhältnis zum Nutzsignal, d. h. zum impulskomprimierten Radarechosignal minimiert ist, kann beim erwartungstreuen Schätzverfahren der rauschbedingte Anteil sehr hohe Leistung besitzen. Wie im Teilkapitel 2.4.3.3 und 2.4.3.4 noch ausgeführt wird, gelingt es jedoch, durch die Auswahl eines geeigneten Codes $\{c_i\}$ die Leistung des Rauschsignals klein zu halten.

Im folgenden wird erläutert, wie die Berechnung der Pseudoinversen $\left(\underline{\underline{C}}^\dagger \underline{\underline{C}}\right)^{-1} \underline{\underline{C}}^\dagger$ durch ein modifiziertes Verfahren [Fel94] effektiv durchgeführt werden kann. In (2.47) kann zunächst \underline{e} durch Nullen verlängert werden, bis die Dimension m_{DFT} des Vektors einer Zweierpotenz $\geq m + n_{Kompr} - 1$ entspricht. Diese Erweiterung ist notwendig, wenn im folgenden die Fast-Fourier-Transformation (FFT) auf die Vektoren der Abtastwerte angewendet werden wird. Gleichzeitig muß die Matrix $\underline{\underline{C}}$ durch Zeilen von Nullen ergänzt werden, damit der Zusammenhang von (2.47) bestehen bleibt. Anschließend kann in (2.47) \underline{h} ebenfalls durch Nullen auf die Länge m_{DFT} erweitert werden. Entsprechend müssen an $\underline{\underline{C}}$ Spalten angefügt werden, die jedoch beliebig gewählt werden können. Sie werden so gewählt, daß die modifizierte quadratische Matrix rechteckig ist. Durch diese Erweiterungen wird aus (2.47) mit der quadratischen, rechteckigen Matrix

$$\underline{\underline{C}}' = \begin{pmatrix} c_1 & 0 & \dots & 0 & c_{n_{Kompr}} & \dots & c_2 \\ & c_1 & \ddots & \vdots & 0 & \ddots & \vdots \\ \vdots & & \ddots & 0 & \vdots & \ddots & c_{n_{Kompr}} \\ c_{n_{Kompr}} & \vdots & & c_1 & 0 & & 0 \\ 0 & c_{n_{Kompr}} & & & c_1 & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & c_{n_{Kompr}} & c_{n_{Kompr}-1} & \dots & c_1 \end{pmatrix} \quad (2.51)$$

der Dimension m_{DFT} sowie

$$\underline{h}' = \begin{pmatrix} h_1 \\ h_2 \\ \vdots \\ h_m \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix} \quad \text{und} \quad \underline{e}' = \begin{pmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_{m+n_{\text{Kompr}}-1} \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}. \quad (2.52)$$

die Gleichung

$$\underline{e}' = \underline{C}' \underline{h}' \quad (2.53)$$

Die rechtszirkulante Matrix \underline{C}' kann durch Transformation mit der Matrix der diskreten Fouriertransformation

$$\underline{T}_{\text{DFT}} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & \dots & 1 \\ 1 & e^{-2\pi j \frac{1}{m_{\text{DFT}}}} & e^{-2\pi j \frac{2}{m_{\text{DFT}}}} & e^{-2\pi j \frac{3}{m_{\text{DFT}}}} & \dots & e^{-2\pi j \frac{m_{\text{DFT}}-1}{m_{\text{DFT}}}} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & e^{-2\pi j \frac{m_{\text{DFT}}-1}{m_{\text{DFT}}}} & e^{-2\pi j \frac{2(m_{\text{DFT}}-1)}{m_{\text{DFT}}}} & e^{-2\pi j \frac{3(m_{\text{DFT}}-1)}{m_{\text{DFT}}}} & \dots & e^{-2\pi j \frac{(m_{\text{DFT}}-1)^2}{m_{\text{DFT}}}} \end{pmatrix} \quad (2.54)$$

in die Diagonalform

$$\underline{\Lambda} = \underline{T}_{\text{DFT}} \underline{C}' \underline{T}_{\text{DFT}}^{-1} \quad (2.55)$$

übergeführt werden. Die Einträge λ_i auf der Diagonalen von $\underline{\Lambda}$ ergeben sich aus der diskreten Fouriertransformation des Vektors \underline{e}' , der die Abtastwerte des Sendepulses c_i und $m_{\text{DFT}} - n_{\text{Kompr}}$ weitere Nullen enthält:

$$\underline{\Lambda} = \text{diag}(\underline{T}_{\text{DFT}} \underline{e}'). \quad (2.56)$$

Daraus folgt unmittelbar

$$\underline{h}'_{\text{OS}} = \underline{T}_{\text{DFT}}^{-1} \left(\text{diag}(\underline{T}_{\text{DFT}} \underline{e}') \right)^{-1} \underline{T}_{\text{DFT}} \underline{e}'. \quad (2.57)$$

Fortan wird der Strich ' zur Kennzeichnung von verlängerten Vektoren unterdrückt. Zur erwartungstreuen Schätzung von \underline{h} sind gemäß (2.57) eine diskrete Fouriertransformation von \underline{e}' und \underline{c}' , die Kehrwertbildung des transformierten $\underline{\lambda}' = \underline{T}_{\text{DFT}} \underline{e}'$, die Multiplikation sowie die diskrete Fourierrücktransformation notwendig. Fouriertransformation sowie -rücktransformation können als FFT ausgeführt werden, wenn die Dimension m_{DFT} , auf die die Vektoren und die Matrix \underline{C} erweitert werden, geeignet gewählt wird.

Analog zum Kompressionsverfahren des MF kann auch hier eine „ambiguity“-Funktion betrachtet werden, indem in (2.57) $e'_i = c'_i \exp(-j2\pi f_D(i-1)\Delta\tau)$ gesetzt wird, für das Empfangssignal \underline{e}' also die entsprechend der Frequenz f_D dopplerverschobene Version des Sendesignals verwendet wird. Da das beschriebene Verfahren freilich nicht mit einer kontinuierlichen Echolaufzeitvariable t arbeitet, sondern mit Vektoren, die die

Abtastwerte von Kanalrechteckimpulsantwort, Echosignal und Sendesignal umfassen, kann basierend auf (2.57) die „ambiguity“-Funktion nur auf einem diskreten t-Raster definiert werden:

$$|\underline{\chi}(f_D)| = \underline{T}_{\text{DFT}}^{-1} \left(\text{diag}(\underline{T}_{\text{DFT}} \underline{c}') \right)^{-1} \underline{T}_{\text{DFT}} \begin{pmatrix} c_1 \\ c_2 \exp(-j2\pi f_D \Delta\tau) \\ c_3 \exp(-j2\pi f_D 2\Delta\tau) \\ \vdots \\ c_n \exp(-j2\pi f_D (n_{\text{Kompr}} - 1)\Delta\tau) \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}. \quad (2.58)$$

In Abbildung 2.10 ist diese „ambiguity“-Funktion, mit der die Dopplerstabilität des Impulskompressionsverfahrens beurteilt werden kann, der des Korrelationsverfahrens gegenübergestellt. Die Auftragung von $|\chi|$ erfolgt gegen den zeitlichen Versatz δt , gemessen in $\Delta\tau$, sowie der dopplerinduzierten Nullphasenveränderung des expandierten Echosignals von Abtastwert zu Abtastwert. Für $f_D \neq 0$ Hz tauchen auch beim erwartungstreuen Schätzverfahren rasch wieder Nebenmaxima auf, da die Nullphasen des expandierten Echosignals von einem Abtastwert zum nächsten um jeweils $2\pi f_D \Delta\tau$ verändert wird und das Echosignal daher vom erwarteten Echosignal für $f_D = 0$ Hz abweicht. Diese Differenz ihrerseits wird als expandiertes Echosignal interpretiert und ergibt komprimiert dann die Nebenmaxima. Geschwindigkeiten von Bodenfahrzeugen sind i. a. kleiner als 300 km/h. Beim NRN bleibt f_D daher betragsmäßig stets unter $5,5 \cdot 10^{-7} f_0$. Innerhalb dieses Dopplerfrequenzbereichs bleibt das Niveau der Nebenmaxima deutlich unter -40 dB relativ zum Hauptmaximum. Erst bei $f_D \Delta\tau \approx 0,0002$, dies entspricht $f_D \approx 1,6 \cdot 10^{-6} f_0$, wird von den Nebenmaxima des erwartungstreuen Schätzverfahrens das -40 dB-Niveau erreicht. Die Nebenmaxima des erwartungstreuen Schätzverfahrens erreichen die Stärke der Korrelationsnebenmaxima schließlich bei $f_D \Delta\tau \approx 0,0025$, entsprechend $f_D \approx 2,1 \cdot 10^{-5} f_0$. Ein Unterschied der Nebenmaxima der beiden Verfahren besteht darin, daß diese beim Korrelationsverfahren auf einen Bereich $\delta t \leq n\Delta\tau$ beschränkt sind, während sie sich beim erwartungstreuen Verfahren auch darüber hinaus erstrecken.

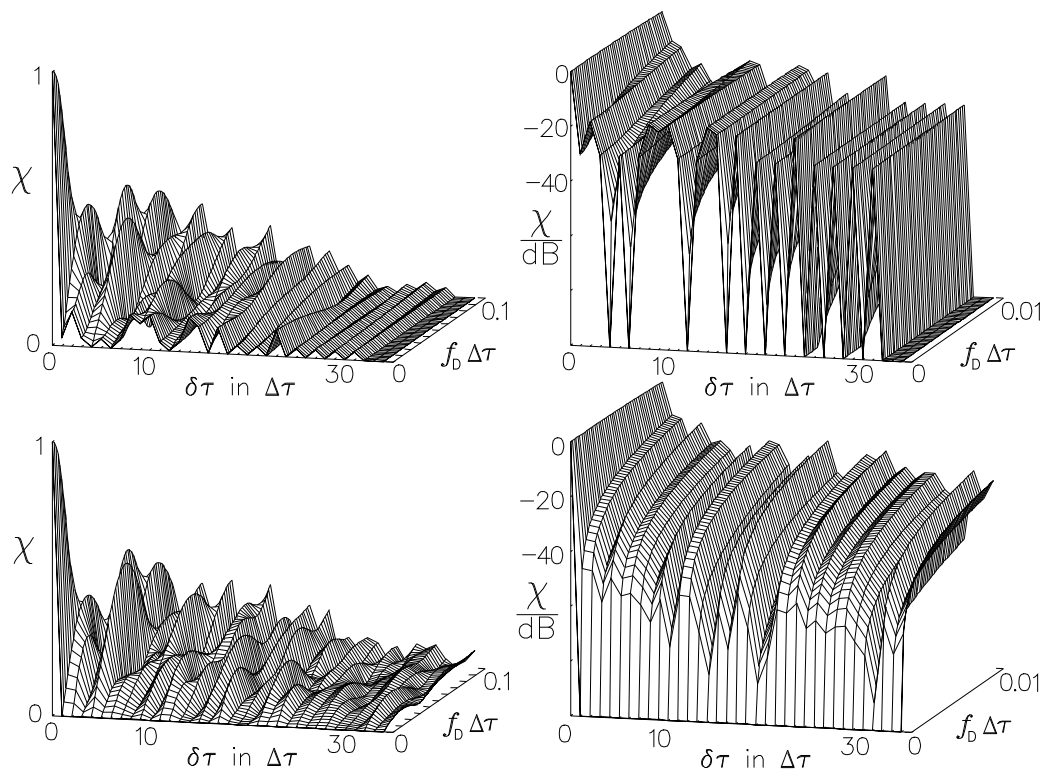


ABBILDUNG 2.10: „ambiguity“-Funktion $|\chi(\delta t, f_D)|$ des biphasenmodulierten Sendesignals mit dem Code 00000000111100101101010101100110, in hexadezimaler Schreibweise 00f2d566, oben für das Korrelations-, unten für das erwartungstreue Impulskompressionsverfahren. Links: $f_D \in [0 \text{ Hz}, 0, 1/\Delta\tau]$, Amplitude linear. Rechts: Ausschnittsvergrößerung: $f_D \in [0 \text{ Hz}, 0, 01/\Delta\tau]$, Amplitude logarithmisch.

2.4.3.2 Referenzsignal für die Impulskompression

Der Tatsache, daß statt von einem aus ideal rechteckigen Chips zusammengesetzten Sendesignal von dessen bandbegrenzter Version ausgegangen werden muß, kann in (2.47) und allen davon abgeleiteten Gleichungen durch das Verwenden einer bandbegrenzten Impulsantwort $h(t, t)$ bzw. \underline{h} berücksichtigt werden, siehe auch Abbildung 2.9. Nur diese ist bei Verwendung bandbegrenzter Radarimpulssignale prinzipiell meßbar. Der Einfluß einer zusätzlichen Amplituden- oder Phasenmodulation im Sendesignal dagegen kann eliminiert werden, indem in (2.57) statt der idealen Werte des Codes reale Abtastwerte des gesendeten Radarsignals für die Komponenten des Vektors \underline{c}' der Sendesignalabtastwerte, mit der die Impulskompression durchgeführt wird, verwendet werden. Dafür wird beim NRN der Begriff „Kalibrierung“ benutzt. Durch das Verwenden eines aus dem NRN-Sendezweig über den Empfangszweig direkt abgezweigten Sendesignals bei der Kalibrierung hat das Referenzsignal zudem genau die Verzögerung, die den Kabellaufzeiten entspricht. Die Kabellängen werden daher aus den Entfernungprofilen automatisch herausgerechnet. Beide Auswirkungen der Kalibrierung konnten in einer Simulation verifiziert werden.

In Abbildung 2.11 sind Impulskompressionsergebnisse für einen Radarkanal mit fünf Punktstreuern dargestellt. Für die Darstellung der Impulskompressionsergebnisse rechts oben wurde das ideale Sendesignal nur durch bandbegrenzende Filter modi-

fiziert. Die I-Komponente dieses Sendesignals ist links oben in der Abbildung als fette Linie zusammen mit dem idealen, nicht bandbegrenzten Sendesignal gezeichnet. Die Quadrate markieren die Abtastwerte des Sendesignals, die bei der Kalibrierung verwendet werden. Neben der „Verschmierung“ wegen der endlichen Bandbreite ist das realistischere Sendesignal auch etwas zeitlich verzögert. Entsprechend ist auch das Echosignal verschmiert und verzögert. Das Impulskompressionsergebnis, das unter Verwendung des idealen Sendecodes berechnet wurde (gestrichelte Linie), zeigt Nebenmaxima durch die Bandbegrenzung. Das kalibrierte Impulskompressionsergebnis zeigt ebenfalls eine – sogar etwas größere – Verbreiterung durch Bandbegrenzungseffekte, die sowohl über das Echosignal als auch über das Referenzsignal ins Spiel kommen. Die Positionen der Kompressionsmaxima stimmen jedoch durch das automatische Herauskalibrieren der Kabellängen mit den Positionen der Punktstreuer, die der darüber skizzierten Kanalimpulsantwort des Radarkanals entnommen werden können, überein. In einer weiteren Simulation wurde dem Sendesignal zusätzlich eine Modulation aufgeprägt. Die Nullphase variierte innerhalb der gesamten Sendesignaldauer einmal sinusförmig um $\pm 3,5^\circ$ gegenüber dem Sollwert. Die Abtastwerte dieses modifizierten Sendesignals liegen nicht mehr auf einer Linie, wenn sie in der I/Q-Ebene eingezeichnet werden, siehe Abbildung 2.11, Diagramm links unten (Δ). Daß auch in der Realität Nullphasenvariationen des Sendesignals in dieser Größenordnung auftreten, sieht man anhand der Abtastwerte eines NRN-Radarsendeimpulses, die ebenfalls in diesem Diagramm eingezeichnet sind (\star). Bei der Impulskompression des simulierten Radarechosignals mit dem idealen Sendesignal entstehen wegen der Nullphasenschwankung des expandierten Impulses Kompressionsartefakte, die bis auf -35 dB an das Kompressionsmaximum heranreichen, siehe Diagramm rechts unten, gestrichelte Linie. Eine Amplitudenmodulation (ohne Abbildung) um ungefähr $\pm 5\%$ bewirkt einen vergleichbaren Effekt. Durch die Kalibrierung werden diese Artefakte deutlich reduziert (rechts unten, fette Linie).

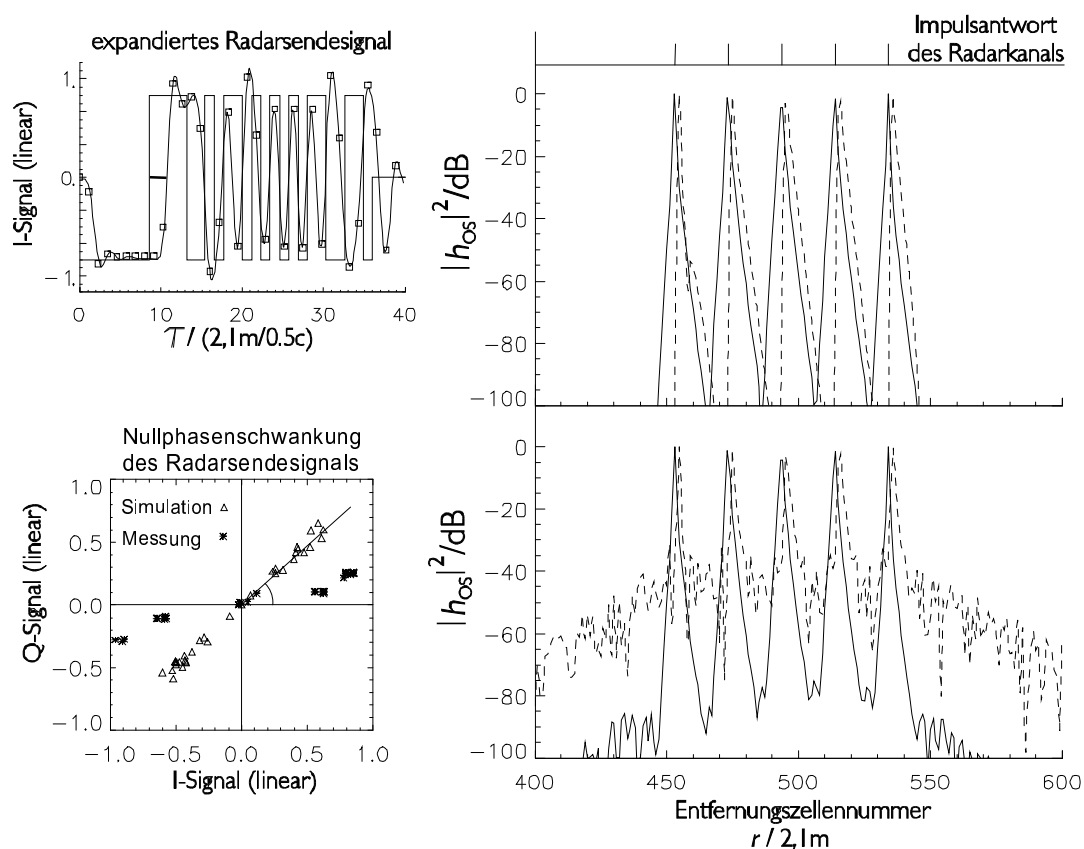


ABBILDUNG 2.11: Simulation zur Kalibrierung der Impulskompression. Links oben: Ideales, bandbegrenzt und abgetastetes Radarsendesignal. Links unten: Abtastwertes eines simulierten, bandbegrenzt Sendesignals mit Nullphasenvariation (Δ), sowie zum Vergleich Abtastwertes eines realen Sendesignals (*). Rechts: Impulskompressionsergebnisse unter Verwendung des theoretischen Codes (gestrichelt), sowie unter Verwendung des abgetasteten Sendesignals (durchgezogen).

Da das Kalibriersignal bandbegrenzt ist, muß etwas Sorgfalt auf die Abtastung verwendet werden. Es besteht ansonsten die Gefahr einer extremen Verschlechterung des Impulskompressionsergebnisses. Dieser Effekt wird genauer in Kapitel 3 erläutert.

2.4.3.3 Interpretation im Frequenzbereich

Einblick in die Natur des beschriebenen Kompressionsverfahrens bietet die folgende Interpretation im Frequenzbereich. Die Faltung zwischen Kanalimpulsantwort und expandiertem Radarsignal entspricht im Frequenzbereich der Multiplikation

$$E(f) = H(f)C(f) \tag{2.59}$$

der beiden Spektren $H(f)$ und $C(f)$, die auf das Spektrum der expandierten Rechteckimpulsantwort des Radarkanals $E(f)$ führt. Kennt man $C(f)$, so erhält man $H(f)$ theoretisch einfach durch Division im Spektralbereich:

$$H(f) = \frac{E(f)}{C(f)}. \quad (2.60)$$

Diese Umkehrung von (2.59) ist freilich nur möglich, wenn für alle Frequenzen f $C(f)$ keine Nullstellen hat. Da $C(f)$ das Spektrum eines Basisbandsignals der Bandbreite Δf ist, ist dies jedoch nur für Frequenzen $|f| \leq \Delta f/2$ der Fall. Die Abtastung im zeitlichen Abstand von $\Delta\tau_1$ bedeutet eine Multiplikation mit der Kammfunktion $\text{comb}_{\Delta\tau_1}(t)$, was im Frequenzbereich einer Faltung entspricht. Das eigentliche physikalische Spektrum des kontinuierlichen Signals wird um Vielfache der Abtastfrequenz $k/\Delta\tau_1$, $k \in \pm\mathbb{N}$, verschoben und aufsummiert. Ausläufer der verschobenen Spektren reichen in das Frequenzintervall $[-1/2\Delta\tau_1, 1/2\Delta\tau_1]$ hinein. Man spricht vom „aliasing“-Effekt. Spektrale Komponenten hoher Frequenz werden durch die Abtastung bei einer niedrigeren Frequenz registriert. Dadurch wird beispielsweise das $\text{sinc}_{\Delta f_1}(f)$ -Spektrum eines Rechtecks der Zeitdauer $\Delta\tau_1$ zu einer Konstanten. Entnimmt man diesem periodischen Spektrum innerhalb einer Periode m_{DFT} Abtastwerte, so sind dies nichts anderes als die Werte der diskret Fouriertransformierten der abgetasteten Zeitreihe. (2.60) wird zu

$$H_j = \frac{E_j}{C_j}, \quad \text{wobei} \quad j \in \left[-\frac{m_{\text{DFT}}}{2}, \frac{m_{\text{DFT}}}{2} \right]. \quad (2.61)$$

H_j , E_j bzw. C_j können jeweils als Spektralwert bei der Frequenz

$$f_j = \frac{j}{m_{\text{DFT}}\Delta\tau} \quad (2.62)$$

interpretiert werden. Durch die Abtastung mit $\Delta\tau_1 = \Delta\tau$ wird also automatisch (2.60) auf die Bandbreite beschränkt. (2.61) ist identisch mit der diskreten Fouriertransformierten von (2.57). Durch geeignete Auswahl des Codes können Nullstellen in der diskret Fouriertransformierten C_j vermieden werden.

2.4.3.4 Verschlechterung des Signal-Rausch-Verhältnisses

Die Vermeidung von Nullstellen hat noch eine weitere wichtige Bedeutung. Durch die Kompression wird der expandierte Impuls auf $1/n_{\text{Kompr}}$ -tel der Dauer verkürzt, seine Amplitude auf das n_{Kompr} -fache, und damit die Leistung auf das n^2 -fache verstärkt. Das konventionelle Korrelationsverfahren verstärkt die Rauschleistung auf das n_{Kompr} -fache, so daß ein „signal-to-noise-ratio-improvement-factor“ (SNRI) von n_{Kompr} resultiert. Dieser Verbesserungsfaktor ist der optimale, so wird ja das MF konstruiert. Der Sendecode wird dann so ausgewählt, daß die Nebenmaxima bei der Korrelation minimal werden, z. B. die Barker-Codes mit Nebenmaxima vom Betrag $1/n_{\text{Kompr}}$ bezogen auf das Korrelationsmaximum. Die Vorgehensweise der erwartungstreue Schätzung dagegen ist genau umgekehrt. Das Verfahren wurde so konstruiert, daß Nebenmaxima der Kompression vermieden werden. Deshalb müssen bei der Rauschminimierung Abstriche gemacht werden, und eine „Degradation“ des SNRI muß in Kauf genommen

werden. Dem eigentlichen expandierten Rechtecksimpulsantwortsignal $e(t)$ ist weißes Rauschen $n(t)$ überlagert, so daß in (2.57) bzw. (2.53) \underline{e} zu $\underline{e} + \underline{n}$ wird:

$$\underline{h}_{\text{OS}}^{\text{N}} = \underline{\underline{C}}^{-1}(\underline{e} + \underline{n}). \quad (2.63)$$

Im Frequenzbereich wird ebenfalls der entsprechende Störterm hinzugefügt, und (2.61) wird zu

$$H_j^{\text{N}} = \frac{E_j}{C_j} + \frac{N_j}{C_j} = H_j + \frac{N_j}{C_j}. \quad (2.64)$$

Das Korrelationsverfahren zur Impulskompression erhöht SNR auf einen maximalen Wert. Dagegen wird das SNR bei der erwartungstreuen Schätzung nicht auf diesen maximalen Wert erhöht. Diese SNR-Degradation errechnet sich nach [Fel94], S.65 gemäß

$$d_{\text{OS}} = \frac{1}{(m + n_{\text{Kompr}} - 1)^2} \sum_{i=1}^{m+n_{\text{Kompr}}-1} |\lambda_i|^2 \sum_{j=1}^{m+n_{\text{Kompr}}-1} \frac{1}{|\lambda_j|^2}. \quad (2.65)$$

$\sum_{i=1}^{m+n_{\text{Kompr}}-1} |\lambda_i|^2$ ergibt für jeden Code der Länge n einen konstanten Wert, der der Energie des expandierten Sendesignals entspricht. Der Faktor $\sum_{j=1}^{m+n_{\text{Kompr}}-1} 1/|\lambda_j|^2$ dagegen entsteht aus den Summanden N_j/C_j in (2.64) und variiert für verschiedene Codes mit unterschiedlichen C_j . Insbesondere sehr kleine Beträge der DFT $\lambda_j = C_j$ führen zu einer großen SNR-Degradation, da durch den betragsmäßig großen Kehrwert das Rauschen bei dieser Frequenz kräftig verstärkt wird. Die DFT eines brauchbaren Codes muß demnach ein möglichst konstantes Betragsspektrum besitzen. Um bei der Impulskompression Rechenzeit zu sparen, wird die Dimension der verarbeiteten Vektoren $\underline{e} + \underline{n}$ und \underline{c} so gewählt, daß die DFTs als FFTs ausgeführt werden können. Die fehlenden Abtastwerte werden durch Nullen ersetzt. Dadurch verändern sich jedoch die Werte insbesondere der DFT von \underline{c} , und damit das Gütemaß d_{OS} , das die Verschlechterung des SNR beschreibt. Jedoch zeigte es sich, daß für eine gegenüber der Codelänge große Anzahl von Entfernungszellen $m \gg n_{\text{Kompr}}$ zumindest für Codes mit geringem d_{OS} diese Variabilität sehr gering ist. In Abbildung 2.12 sind links jeweils für vier verschiedene m_{DFT} simulierte impulskomprimierte Entfernungsprofile $|h_{\text{OS}}|^2$ für den Fall eines durch einen einzelnen Punktstreuer modellierten Radarkanal dargestellt. Wird ein Code mit gutem d_{OS} , hier der durch die Hexadezimalzahl 00f2d533 beschriebene Code mit $d_{\text{OS}} = 0,74$ dB, verwendet (untere Zeile), so bleibt der auf das Rauschen zurückzuführende Anteil von $|h_{\text{OS}}|^2$ sowohl von der Form her, als auch bezüglich des Pegels trotz variierender Länge $m_{\text{DFT}} \gg n_{\text{Kompr}}$ der DFT konstant. Im Falle eines „schlechten“ Codes, hier dargestellt in der oberen Zeile, kann dagegen sowohl Form als auch Intensität des impulskomprimierten Rauschuntergrundes auch für $m_{\text{DFT}} \gg n_{\text{Kompr}}$ noch stark mit m_{DFT} schwanken. Daneben ist der Verlauf des Gütemaßes d_{OS} über der Länge m_{DFT} der verwendeten DFT für drei verschiedene Codes dargestellt. Stets klingen die Variationen von d_{OS} mit wachsendem m_{DFT} ab. Im Falle schlechter Codes können sie jedoch für die beim NRN interessanten Größenordnungen $m \approx 700$ und $m_{\text{DFT}} = 1024$ noch beträchtlich sein.

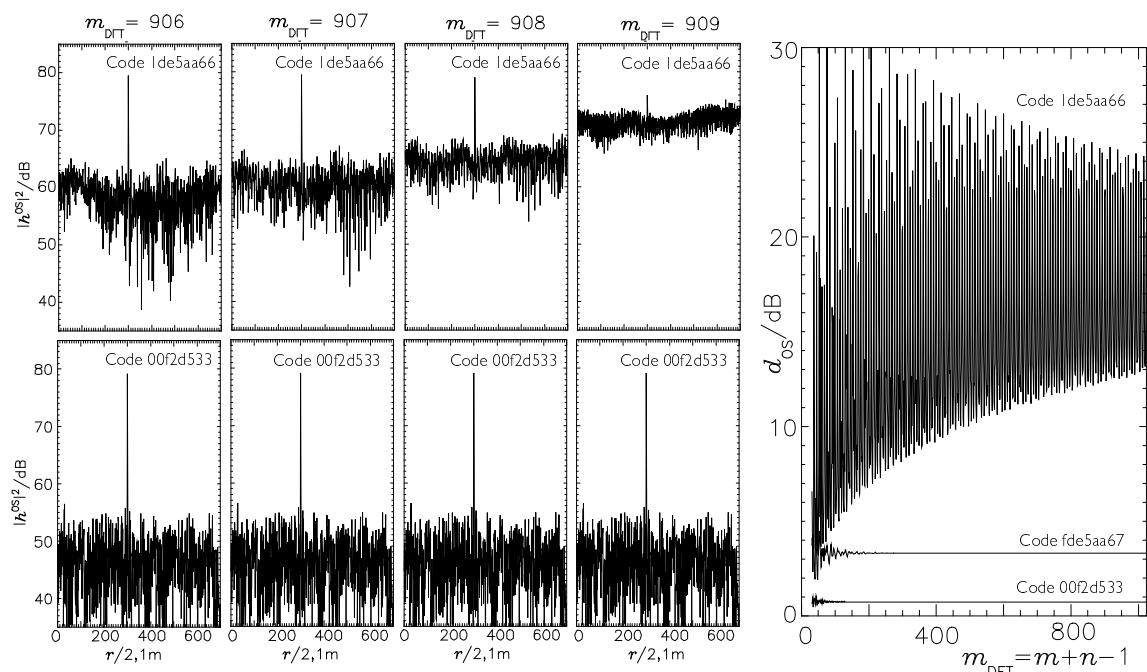


ABBILDUNG 2.12: Links: Impulskompressionsergebnisse für zwei verschiedene Codes (oben: 1de5aa66, unten: 00f2d533) für jeweils vier verwendete DFT-Längen m_{DFT} . Rechts: Verlauf von d_{OS} über m_{DFT} für drei verschiedenen Codes.

2.4.3.5 Optimierung des Codes

Üblicherweise wird beim NRN ein Kompressionsfaktor von $n_{\text{Kompr}} = 32$ verwendet. Um für dieses n_{Kompr} brauchbare Codes zur Verfügung zu haben, wurde im Rahmen dieser Arbeit ein Viertel aller 2^{32} Codes der Länge 32 auf ihre SNR-Degradation (2.65) hin untersucht. Die Beschränkung auf ein Viertel ist ausreichend, da zu einem bestimmten Code jeweils auch dessen zeitinvertierte Version, die chipinvertierte Version sowie die zeitinvertierte Version des chipinvertierten Codes das gleiche Betragsspektrum und somit die gleiche SNR-Degradation besitzen. Im folgenden wird von den Codes innerhalb einer Vierergruppe, die durch die genannten Transformationen auseinander hervorgehen, als „äquivalente Codes“ gesprochen. Die Untersuchung auf einer Motorola PowerStack, ausgestattet mit einem Prozessor MPC 603 mit einer Taktfrequenz von 66 MHz, nahm ca. 15 CPU-Tage in Anspruch. Die besten Codes mit einer SNR-Degradation $d_{\text{OS}} < 1,2$ dB wurden auf Festplatte gespeichert. Unter allen 2^{32} Codes befinden sich $3464 = 4 \cdot 866$ Codes mit $d_{\text{OS}} \leq 1,25$ dB, darunter $232 = 4 \cdot 58$ Codes mit $d_{\text{OS}} \leq 1$ dB. Quasi als Nebenprodukt konnte bei dieser Untersuchung die Häufigkeitsfunktion für die SNR-Degradation gewonnen werden, siehe Abbildung 2.13 links. Abgesehen von den Codes, die aufgrund spektraler Nullstellen ein divergierendes d_{OS} besitzen, liegt der Erwartungswert der SNR-Degradation ungefähr bei $d_{\text{OS}} = 8,5$ dB.

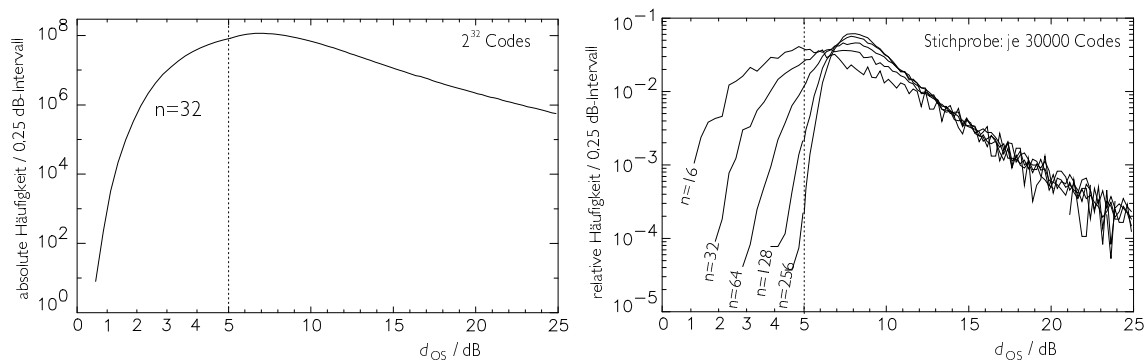


ABBILDUNG 2.13: Links: Histogramm der d_{OS} -Werte über der Gesamtheit aller 2^{32} Codes der Länge $n_{\text{Kompr}} = 32$, dargestellt für 0,25 dB Intervallbreite. Rechts: Geschätzte d_{OS} -Häufigkeit für Codes der Längen $n = 16, 32, 64, 128$ und 256 .

Das systematische Absuchen aller Codes bei der Suche nach brauchbaren Codes ist sehr rechenzeitintensiv. Bei Codelängen größer als $n_{\text{Kompr}} = 32$ wird diese Methode zunehmend unattraktiv, da der Rechenaufwand wie $2^{n_{\text{Kompr}}}$ zunimmt. Eine Zufallsuche, bei der wiederholt zufällig Codes aus der Gesamtheit aller Codes herausgegriffen und die besten der gezogenen Codes ausgewählt werden, ist zwar möglich, aber nicht sehr erfolgversprechend. Die Wahrscheinlichkeit, daß für einen zufällig herausgegriffenen Code der Länge $n_{\text{Kompr}} = 32$ $d_{OS} \leq 1$ dB gilt, läßt sich anhand des Ergebnisses der oben geschilderten Untersuchung bestimmen. Sie liegt bei nur $232/2^{32} = 5,4 \cdot 10^{-8}$. Mit zunehmender Codelänge n_{Kompr} verschiebt sich zudem die Häufigkeitsverteilungsfunktion der Codes über der SNR-Degradation zu größeren Werten von d_{OS} , wie sich durch die Untersuchung einer Stichprobe von jeweils 30000 zufällig ausgewählten Codes der Längen $n_{\text{Kompr}} = 16, 32, 64, 128$ und 256 zeigte, siehe Abbildung 2.13 rechts. Die Ausläufer der Häufigkeitsverteilungen zu großen $d_{OS} \geq 15$ dB hin bleiben mit zunehmendem n zwar unverändert, die „guten“ Codes mit kleinem d_{OS} werden aber seltener. Durch diese Verschiebung der Häufigkeiten nimmt die Wahrscheinlichkeit, bei einer Zufallsuche innerhalb einer bestimmten Zeit „brauchbare“ Codes mit $d_{OS} \leq 2$ dB zu finden, mit zunehmender Codelänge n ab.

In [Ste94a] wird ein durch ein einfaches Optimierungsverfahren ergänztes Suchverfahren vorgeschlagen, mit dem effizient brauchbare Codefamilien zum Einsatz bei der Signalübertragung in einem Mobilfunksystem mit mehreren Mobilstationen in einer Netzzelle aufgefunden werden können. Zunächst werden die Nullphasen aller Chips der Codes einer Familie zufällig mit 0 oder π initialisiert. Die einzelnen Chips aller Codes einer Familie werden dann einfach invertiert, falls sich das Gütemaß dadurch verbessert. Jeder Chip jedes Codes wird bei dieser Optimierungsprozedur einmal getestet. Anschließend kann das Verfahren mit einer weiteren zufällig initialisierten Codefamilie wiederholt werden.

Bei der Radarimpulskompression im NRN besteht die Möglichkeit der Störung des einen Radars durch das Radarsignal des anderen Radars nicht, da die einzelnen Radarstationen synchronisiert sind. Da daher günstige Kreuzkorrelationseigenschaften zwischen den Codes, die von den verschiedenen Radarstationen verwendet werden, nicht erforderlich sind, wird ein und derselbe Code in allen Stationen eingesetzt. Die Codefamilie umfaßt somit nur einen einzelnen Code. Dennoch läßt sich das obige Verfahren

anwenden. Für einen Kompressionsfaktor von $n_{\text{Kompr}} = 32$ wurden so innerhalb von 92000 CPU-Sekunden 24186 Codes mit $d_{\text{OS}} < 2$ dB gefunden. Unter diesen Codes befanden sich 22157 nicht-äquivalente Codes, darunter 33 mit $d_{\text{OS}} < 1$ dB. Da für die Codelänge $n_{\text{Kompr}} = 32$ die absoluten Häufigkeiten der Werte des Gütemaßes d_{OS} bekannt sind, kann man angeben, wieviele solch „guter“ Codes innerhalb der gleichen Zeit bei einer reinen Zufallssuche zu erwarten wären, und Schlußfolgerungen über die Effizienz der beschriebenen Optimierungsprozedur ziehen. Dies wird etwas weiter unten getan, nachdem auch die Ergebnisse eines anderen, statistischen Optimierungsverfahrens vorgestellt wurden. Für einen Kompressionsfaktor von $n_{\text{Kompr}} = 64$ wurden mit dem oben beschriebenen Verfahren in 7 CPU-Tagen 4667 Codes mit $d_{\text{OS}} < 2$ dB gefunden, die allesamt nicht-äquivalent waren. Unter ihnen war kein Code mit $d_{\text{OS}} < 1$ dB. Die SNR-Degradation des besten Codes war $d_{\text{OS}} = 1.07$ dB. Dieses Ergebnis kann nicht anhand bekannter Häufigkeiten beurteilt werden, jedoch kann es mit dem Ergebnis des zweiten Optimierungsverfahrens verglichen werden. Dieser Vergleich wird weiter unten durchgeführt, siehe Abbildung 2.14.

Im Rahmen dieser Arbeit wurden zwei andere, statistische Optimierungsverfahren verwendet. Eines dieser Verfahren heißt „simulated annealing“ Dieses Optimierungsverfahren versucht den physikalischen Vorgang nachzubilden, der beim Abkühlen eines Spinsystems abläuft [Pre88], S. 343ff. Nach den Gesetzen der Quantenstatistik, siehe z. B. [Gre87], ist ein Gesamt-Spinzustand κ , der die Energie F_{κ} besitzt, bei der Temperatur T mit einer Wahrscheinlichkeit, die proportional zum sog. Boltzmann-Gewicht

$$e^{-\frac{F_{\kappa}}{k_{\text{Boltzmann}}T}} \quad (2.66)$$

ist, besetzt. Die Energie des Gesamt-Spinzustandes ergibt sich dabei aus der Konfiguration der Einzelspins, d. h. ihrer Ausrichtung zueinander. Je höher die Temperatur T ist, umso höher ist die Wahrscheinlichkeit, daß auch höherenergetische Zustände besetzt sind. Die Dynamik des Spinsystems in Abhängigkeit von der Temperatur T kann nun simuliert werden, indem der Gesamt-Spinzustand κ testweise in den Zustand ν verändert wird, und dieser veränderte Zustand mit der Wahrscheinlichkeit

$$p = e^{-\frac{F_{\nu} - F_{\kappa}}{k_{\text{Boltzmann}}T}} \quad (2.67)$$

als der neue Systemzustand akzeptiert wird [Mor94]. Das testweise Abändern des Gesamt-Spinzustandes erfolgt i. a. nach der Regel, daß ein einzelner, zufällig ausgewählter Spin umgeklappt wird. Prinzipiell sind allerdings auch andere Regeln möglich, beispielsweise das Vertauschen zweier zufällig ausgewählter Spins. Durch die Auswahl einer festen Regel wird im Prinzip festgelegt, welche Arten von Wegen während der Optimierung durch den Raum der Gesamt-Spinzustände möglich sind.

Wird nun in der Simulation T allmählich reduziert, so werden Zustände höherer Energie immer seltener angenommen, und am Ende landet das Spinsystem bei einem Zustand sehr geringer Energie.

Genauso, wie die Energie eines Spinsystems minimiert werden kann, läßt sich das Verfahren auf andere Optimierungsprobleme anwenden, bei denen ein mehrdimensionaler Vektor \underline{x} gesucht wird, der eine von ihm abhängige Größe $F(\underline{x})$ minimiert. Die prinzipiellen Entsprechungen der jeweiligen Größen sind in Tabelle 2.2 aufgeführt.

Spinsystem	allg. Optimierungsproblem	Codeoptimierung
T	Kontrollparameter	Kontrollparameter
Gesamt-Spinzustand κ	Vektor \underline{x}	Code \underline{c}
Ausrichtung eines Einzelspins	Wert einer Vektorkomponente	Wert eines Chips
Energie F_κ eines Zustandes	$F(\underline{x})$	d_{OS} eines Codes

TABELLE 2.2: Entsprechungen der relevanten Größen bei der Suche nach dem Grundzustand eines Spinsystems, beim allgemeinen Optimierungsproblem und bei der Codeoptimierung für das erwartungstreue Impulskompressionsverfahren.

Der Ablauf des geschilderten Verfahrens für die Codeoptimierung ist im folgenden kurz dargestellt:

- Initialisierung: $k = 0$ -te Iteration
 - Auswahl eines Anfangscodes $\underline{c}^{(0)} = (c_1^{(0)}, c_2^{(0)}, \dots, c_{n_{\text{Komp}}})$ durch zufälliges Setzen der einzelnen Chips.
 - Bestimmen von d_{OS} des Codes $\underline{c}^{(0)}$.
- Iteration $k \rightarrow k + 1$
 - Testweise Modifikation des Codes $\underline{c}^{(k)}$, beispielsweise durch Multiplikation eines einzelnen, zufällig ausgewählten Chips mit -1 : $\underline{c}^{(k)} \rightarrow \underline{c}'^{(k)}$
 - Bestimmen von d_{OS} des modifizierten Codes.
 - $\underline{c}^{(k+1)} = \underline{c}'^{(k)}$ mit einer Wahrscheinlichkeit von

$$p = \begin{cases} 1 & \text{falls } d_{OS}(\underline{c}'^{(k)}) < d_{OS}(\underline{c}^{(k)}) \\ e^{-\frac{d_{OS}(\underline{c}'^{(k)}) - d_{OS}(\underline{c}^{(k)})}{T}} & \text{sonst} \end{cases} \quad (2.68)$$

Im Laufe der Iteration wird allmählich der Kontrollparameter T reduziert. Nach etlichen Iterationen ist man i. a. bei einem Code mit einer brauchbaren SNR-Degradation angelangt, trotz weiterer Reduktion von T verändert sich der Code nicht weiter. Der so gefundene Code wird abgespeichert, und die Codeoptimierung kann mit einem neuen, zufällig initialisiertem Code und hohem T von neuem gestartet werden. Mit diesem Verfahren wurden für eine Codelänge von $n_{\text{Komp}} = 64$ innerhalb von ca. 16 CPU-Stunden $4 \cdot 60$ Codes mit $d_{OS} \leq 2$ dB gefunden.

Ein etwas abgewandeltes, statistisches Suchverfahren zeigte sich wesentlich leistungsfähiger. Bei diesem Verfahren wird nur die Wahrscheinlichkeit (2.68) für das Akzeptieren eines testweise modifizierten Codes verändert [Mor94]:

$$p = \begin{cases} 1 & \text{falls } d_{OS}(\underline{c}'^{(k)}) < d_{OS}(\underline{c}^{(k)}) + f(T) \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad (2.69)$$

$f(T)$ muß eine positive, monoton steigende Funktion von T sein. Dies bedeutet, daß stets eine gewisse Verschlechterung bei einer Iteration akzeptiert wird. Die Höhe einer

geduldeten Verschlechterung nimmt jedoch im Laufe der Zeit mit dem Kontrollparameter T ab. Dieses statistische Optimierungsverfahren wird „threshold accepting“ genannt.

Mit diesem Verfahren wurden für einen Kompressionsfaktor von $n_{\text{Kompr}} = 32$ innerhalb von ca. 92000 CPU-Sekunden (26 Stunden) 7347 Codes mit $d_{\text{OS}} \leq 2$ dB, darunter 54 Codes mit $d_{\text{OS}} \leq 1$ dB aufgespürt. Um die Qualität dieses Suchergebnisses beurteilen zu können, sei darauf hingewiesen, daß die Wahrscheinlichkeit, mit der Methode der zufälligen Suche innerhalb dieser Zeit mehr als 17 Codes mit $d_{\text{OS}} \leq 1$ dB zu finden, nahezu Null ist. Selbst die Wahrscheinlichkeit, mehr als 5 Codes mit $d_{\text{OS}} \leq 1$ dB zu finden, beträgt nur ungefähr 0,25. Diese Werte ergeben sich aus der Anzahl N der zufällig ausgewählten Codes, die innerhalb der genannten Zeit überprüft werden können, sowie der Wahrscheinlichkeit $p = 5,4 \cdot 10^{-8}$, daß für einen einzelnen zufällig gewählten Code $d_{\text{OS}} \leq 1$ dB gilt. Für die Binomialverteilung mit der Einzelereigniswahrscheinlichkeit p gilt die Rekursionsformel [Bro99], S. 753

$$p_{l+1}^{(N)} = \frac{N-l}{l+1} \cdot \frac{p}{1-p} \cdot p_l^{(N)}, \quad (2.70)$$

mit der iterativ die Wahrscheinlichkeit für l Ereignisse in N Versuchen berechnet werden kann. In den 92000 CPU-Sekunden können auf der gegebenen Rechnerarchitektur mit dem angewendeten FFT-Algorithmus, siehe Numerical Recipes [Pre88] S. 441, ca. $N = 7,8 \cdot 10^7$ Codes überprüft werden. Der Wert für die Wahrscheinlichkeit $p_{l \geq l_0}^{(N)}$, mehr als l_0 Codes mit $d_{\text{OS}} \leq 1$ dB zu finden, ergibt sich über den Ausdruck

$$p_{l \geq l_0}^{(N)} = 1 - \sum_{l=0}^{l_0-1} p_l^{(N)} \quad (2.71)$$

Diese Wahrscheinlichkeit beträgt mit $N = 7,8 \cdot 10^7$ für $l_0 = 5$ $p_{l \geq l_0}^{(N)} = 0,25$ und nimmt für eine zunehmende Zahl „guter“ Codes rasch ab. Für $l_0 = 17$ ist sie nur noch $p_{l \geq l_0}^{(N)} = 5,2 \cdot 10^{-7}$ groß.

Unter den 54 mit dem „threshold accepting“-Verfahren in den 92000 CPU-Sekunden aufgefundenen Codes mit $d_{\text{OS}} \leq 2$ dB waren einige Codes äquivalent. Nach Beseitigung dieser Redundanz verbleiben immer noch 35 nicht-äquivalente Codes. Das sind mehr als die Hälfte aller existierenden 58 Stück, die aufgrund der systematischen Suche bekannt sind. Die zwei nicht-äquivalenten Codes, die mit jeweils $d_{\text{OS}} = 0,80$ dB das dritt- bzw. viertkleinste d_{OS} besitzen, befinden sich unter den aufgefundenen Codes. Durch zeitliche Ausdehnung der Suche auf drei Tage konnten schließlich insgesamt 50 nicht-äquivalente Codes mit $d_{\text{OS}} \leq 1$ dB, darunter auch die besten beiden nicht-äquivalenten Codes mit $d_{\text{OS}} = 0,74$ dB. Die sechs besten nicht-äquivalenten Codes wurden sämtliche gefunden, von den 14 besten existierenden nicht-äquivalenten Codes fehlt in diesem Suchergebnis ein einziger.

Ein Vergleich des Ergebnisses der statistischen Optimierung mit dem Threshold Accepting-Verfahren mit dem der Optimierung nach Steiner anhand der Häufigkeiten aufgefunderer sehr guter Codes, siehe Abbildung 2.14, ergibt keine deutlichen Unterschiede. Beide Verfahren liefern in der gleichen Rechenzeit ungefähr gleichviele der besten Codes.

Das „threshold accepting“-Verfahren wurde verwendet, um für größere Kompressionsfaktoren n_{Kompr} nach geeigneten Codes zu suchen. Für $n_{\text{Kompr}} = 64$ konnten innerhalb von $7\frac{1}{2}$ Tagen 8468 nicht-äquivalente Codes mit $d_{\text{OS}} \leq 2$ dB aufgespürt werden.

Diese Methode stellte sich damit als deutlich erfolgreicher heraus als das „simulated annealing“-Verfahren, mit dem bei Tests nur 60 nicht-äquivalente Codes in 58000 CPU-Sekunden gefunden wurden. Hochgerechnet auf $7\frac{1}{2}$ Tage wären dies ca. 670 Codes mit $d_{OS} \leq 2$ dB. Unter den mit dem „threshold accepting“-Verfahren aufgefundenen Codes befanden sich 42 nicht-äquivalente Codes mit $d_{OS} \leq 1,2$ dB, davon sogar 2 nicht-äquivalente Codes mit $1 \text{ dB} > d_{OS} > 0,9$ dB.

Diese Ergebnisse wurden ebenfalls mit den Ergebnissen der Codeoptimierung nach Steiner verglichen, siehe Abbildung 2.14. Es zeigte sich, daß innerhalb der CPU-Zeit von jeweils ca. 7 Tagen mit dem „threshold accepting“-Verfahren zwar insgesamt weniger „gute“ Codes mit $d_{OS} \leq 2$ dB gefunden wurden, daß aber zum einen die Häufigkeit „sehr guter“ Codes bei diesem Verfahren wesentlich höher ist, zum anderen auch die besten Ergebnisse mit diesem Verfahren gefunden werden. Der beste, mit dem Threshold-Accepting gefundene Code hat eine SNR-Degradation von $d_{OS} = 0,97$ dB. Insgesamt wurden 91 nicht-äquivalente Codes mit $d_{OS} < 1,25$ dB gefunden. Das beste Ergebnis des Steinerschen Verfahrens dagegen ist ein Code mit $d_{OS} = 1,07$ dB ist, und nur 4 nicht-äquivalente Codes mit einer SNR-Degradation $d_{OS} < 1,25$ dB wurden gefunden. Für große Kompressionsfaktoren n ist somit das „threshold accepting“-Verfahren besser geeignet, optimale oder zumindest nahezu optimale Codes zu finden.

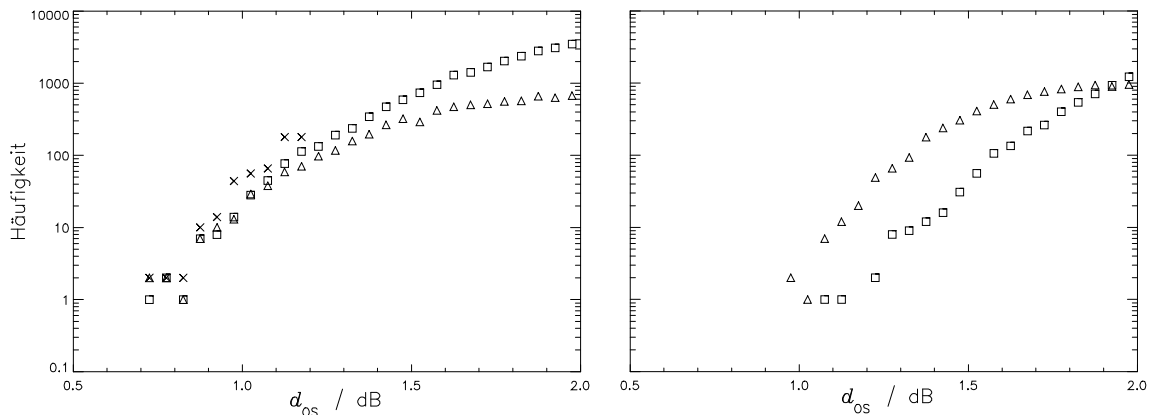


ABBILDUNG 2.14: Vergleich der d_{OS} -Häufigkeiten nicht-äquivalenter Codes, bezogen auf jeweils ein Intervall der Breite 0,05 dB, im Ergebnis der „threshold accepting“-Optimierung (Δ) und des Optimierungsverfahrens nach Steiner (\square). Links: Optimierungsergebnisse aus je 92000 CPU-Sekunden für eine Codelänge von $n_{\text{Kompr}} = 32$, und zum Vergleich die Häufigkeiten in der Gesamtheit aller existierenden nicht-äquivalenten Codes der Länge $n = 32$ (\times). Rechts: Optimierungsergebnisse aus je 7,5 CPU-Tagen für eine Codelänge von $n_{\text{Kompr}} = 64$

Für den Einsatz des Impulskompressionsverfahrens im NRN steht nun ein großer Vorrat an verwendbaren Codes der Länge $n_{\text{Kompr}} = 32$ bzw. $n_{\text{Kompr}} = 64$ bereit. Alle $4 \cdot 58$ Codes der Länge $n_{\text{Kompr}} = 32$ mit $d_{OS} \leq 1,00$ dB, sowie etliche, mit dem „threshold accepting“-Verfahren gefundene Codes der Länge $n_{\text{Kompr}} = 64$ mit $d_{OS} \leq 1,20$ dB, sind im Anhang A aufgelistet. Zudem existiert mit dem „threshold accepting“-Verfahren ein wirkungsvolles Verfahren, mit dem in kurzer Zeit auch für andere angestrebte Kompressionsfaktoren n geeignete Codes gesucht werden können.

2.4.4 STC-Kompensation

Im Teilkapitel 2.3 wurde beschrieben, daß beim NRN zur Anpassung des Dynamikbereichs der erwarteten Echosignale an den Dynamikbereich der Digitalisierungseinheit eine STC verwendet wird. Diese STC prägt einem expandierten Radarechosignal eines Punktstreuers eine Zeitabhängigkeit auf. Diese Modulation würde sich sowohl beim Autokorrelationsverfahren, als auch beim erwartungstreuen Kanalschätzverfahren zur Impulskompression störend auswirken, da die Form eines expandierten Echosignals von der durch die Faltung aus Sendesignal und Kanalimpulsantwort gegebenen Form abweicht. Durch eine digitale STC-Kompensation vor der eigentlichen Impulskompression muß diese Amplitudenmodulation eines expandierten Echosignals beseitigt werden, damit die Impulskompression nicht zu Artefakten durch die STC-modulierte Gestalt des expandierten Echosignals führt.

Kapitel 3

EIGENCLUTTERPROBLEME BEI DER NEUARTIGEN IMPULSKOMPRESSION UND LÖSUNGSVORSCHLÄGE

3.1 Vorbemerkung

Obwohl das im Kapitel 2 geschilderte erwartungstreue Impulskompressionsverfahren – zumindest für kleine f_D – prinzipiell nebenmaximafrei ist, existieren Effekte, die diesen Vorteil des Verfahrens zunichte und das Impulskompressionsergebnis dadurch unbrauchbar machen können. Diese Effekte werden in diesem Kapitel analysiert und anhand von Simulationen sowie von Messungen demonstriert. Es werden Vorschläge zur Lösung der durch diese Effekte verursachten Probleme gemacht.

3.2 Kalibrierung

Um den Einfluß einer eigentlich ungewollten Schwankung von Amplitude oder Nullphase des Sendesignals eliminieren zu können, werden bei der Impulskompression, wie im Teilkapitel 2.4.3.2 geschildert, statt der theoretischen Werte des Codes reale Abtastwerte des expandierten Sendesignals für c_j verwendet. Beim NRN bezeichnet man dies als Kalibrierung. Ein weiterer Vorteil der Kalibrierung ist, daß auch Kabellängen, deren Einfluß auf die Signallaufzeit zu einem Versatz des komprimierten Echos in der Entfernung führen würde, herauskalibriert werden, da das abgetastete Sendesignal den gleichen Weg wie das Empfangssignal nimmt, siehe Abbildung 2.11. Das letzte Wegstück über die Antenne ist bei der Kalibrierprozedur allerdings ausgespart, da das Kalibriersignal unmittelbar vor der Antenne abgezweigt und – gedämpft – in den Empfangszweig geleitet wird.

Da sich das expandierte Radarsendesignal nicht aus perfekten Rechtecken zusammensetzen läßt, sondern aufgrund der vorgegebenen Bandbegrenzung verschliffen ist, verändert eine Verschiebung des Abtastasters die Abtastwerte des Radarsendesignals, die im Rahmen der Kalibrierung für c_j verwendet werden, und damit die DFT von c_j . Eine ungünstige Lage der Abtastzeitpunkte kann dazu führen, daß insbesondere die höchsten Signalfrequenzen im DFT-Spektrum nicht mehr repräsentiert sind. Dies ist dann der Fall, wenn genau in den Nulldurchgängen der schnellen $+-$ -Abfolgen abgetastet wird.

Das Zustandekommen dieses Phänomens wird nun etwas detaillierter untersucht. Gegeben sei das Diracsche Impulssignal

$$g_0(t) = \delta(t) \quad \longleftrightarrow \quad G_0(f) = 1. \quad (3.1)$$

Durch ein hypothetisches Filter mit der Übertragungsfunktion

$$B_{\text{rect}}(f) = \frac{\sin(\pi \Delta\tau f)}{\pi \Delta\tau f} \quad (3.2)$$

wird $g_0(t)$ zu einem Rechtecksignal $\text{rect}_{\Delta\tau}(t)$ geformt und durch ein Filter mit der Übertragungsfunktion $B_{\text{TP}}(f)$ bandbegrenzt. Das resultierende Signal werde mit $g^{\text{TP}}(t)$ bezeichnet. Die beiden Übertragungsfunktionen können zu

$$B(f) = B_{\text{rect}}(f)B_{\text{TP}}(f) \quad (3.3)$$

zusammengefaßt werden.

Die Abtastung von $g^{\text{TP}}(t)$ erfolgt mit einer Frequenz $1/\Delta\tau$. Der zeitlich Abstand der Abtastzeitpunkte ist durch $\Delta\tau$ festgelegt. Das Raster der Abtastzeitpunkte kann aber in Zeitrichtung durch die Wahl des Abtastnullpunkts verschoben werden. Bezeichnet t_s die Verschiebung des Abtastrasters, so erfolgt die Abtastung des Signals zu den Zeitpunkten $t_s + l\Delta\tau$, $l \in \mathbb{N}$. Die Abtastung kann als eine Multiplikation des Signals $g^{\text{TP}}(t)$ mit der Kammfunktion $\text{comb}_{\Delta\tau}(t - t_s)$ interpretiert werden.

Im Frequenzbereich kommt dies einer Faltung mit $\text{comb}_{\frac{1}{\Delta\tau}}(f) \exp(-j2\pi f t_s)$ gleich. Das Ergebnis dieser Faltung der Fouriertransformierten von $g^{\text{TP}}(t)$,

$$G^{\text{TP}}(f) = B(f) \cdot G_0(f) \quad (3.4)$$

mit der periodischen Kammfunktion ist eine periodische Funktion mit der Periode $1/\Delta\tau$. Diese periodische Funktion im Spektralbereich kann als das Ergebnis einer zeitdiskreten Fouriertransformation (TDFT, [Kam98], S. 17) der Zeitfunktion $g^{\text{TP}}(t)$ interpretiert werden. Zur DFT der Länge m_{DFT} gelangt man, indem einem Periodizitätsintervall der Spektralfunktion m_{DFT} Abtastwerte entnommen werden. Der j -te Wert ist durch

$$G_j^{\text{TP}} = G^{\text{TP}}\left(f = \frac{j}{m_{\text{DFT}}} \cdot \frac{1}{\Delta\tau}\right) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} e^{-j2\pi\left(\frac{j}{m_{\text{DFT}}} - k\right)} \cdot B\left(\left(\frac{j}{m_{\text{DFT}}} - k\right) \cdot \frac{1}{\Delta\tau}\right) \cdot e^{-j2\pi k \frac{t_s}{\Delta\tau}} \quad (3.5)$$

gegeben.

In (3.5) führt – für den Fall eines idealen Rechtecksignals, also $B_{\text{TP}} = 1$ – die Überlagerung der Beiträge aus vielen k Nebenzipfeln des $B(f) = \sin(\pi \Delta\tau f)/(\pi \Delta\tau f)$ -Spektrums des Rechteckimpulses dazu, daß G_j^{TP} schließlich zu einer Konstanten wird. Für bandbegrenzte Signale führt der Phasenfaktor $\exp(j2\pi k \frac{t_s}{\Delta\tau})$ bei ungünstigem t_s dazu, daß G_j^{TP} am Rand des Frequenzintervalls betragsmäßig klein wird.

Dieser Effekt ist in Abbildung 3.1 illustriert. Dort ist der Verlauf des Betragsquadrats der DFT-Spektralwerte G_j^{TP} eines idealen Rechtecksignals (links) sowie eines bandbegrenzten Signals (rechts) über den spektralen Stützstellen für verschiedene Verschiebungen des Abtastzeitpunktrasters t_s dargestellt. In den Nebenbildern sind jeweils die entsprechenden Signale der Zeitdauer $\Delta\tau$ dargestellt. Im Falle des idealen Rechtecksignals ergibt sich keine Abhängigkeit der DFT-Spektralwerte G_j^{TP} von der Wahl des Versatzes des Abtastrasters. Dagegen zeigt sich eine deutliche Variation des DFT-Spektrums des bandbegrenzten Signals bei einer Verschiebung des Abtastrasters.

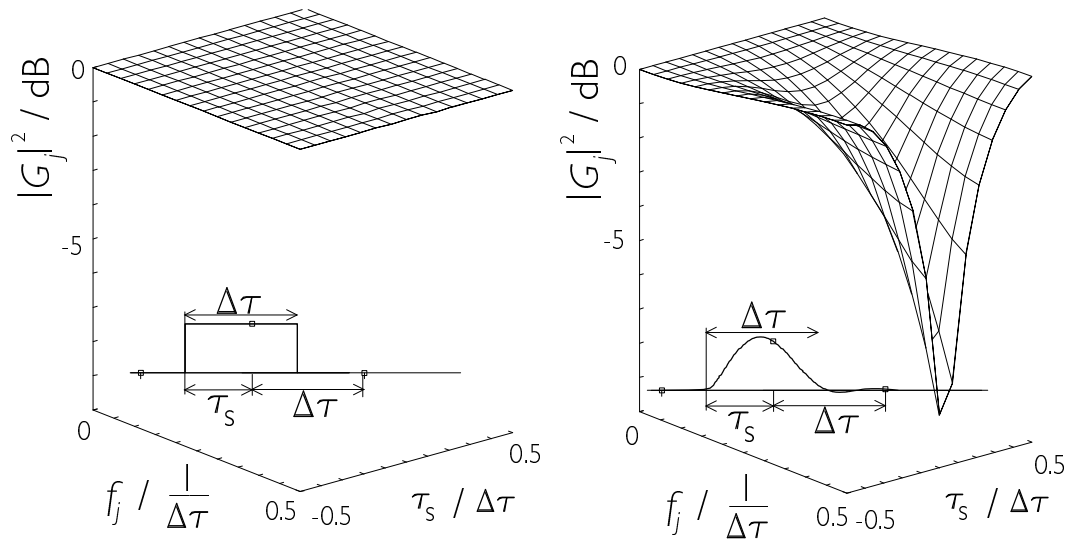


ABBILDUNG 3.1: DFT-Spektren $|G_j^{\text{TP}}|^2$ (nach (3.5)) zweier $\Delta\tau$ andauernder Signale für verschiedene Abtastrasterverschiebungen t_s .

Dieser Effekt der Abhängigkeit der DFT-Werte von einer Abtastrasterverschiebung tritt auch bei der Abtastung des bei der Impulskompression verwendeten Referenzsignals, des expandierten, bandbegrenzten Radarsignals auf. Da durch die Werte C_j des DFT-Spektrums des expandierten Radarsignals geteilt wird, kann dies zu starken Artefakten führen, wenn bestimmte Spektralkomponenten durch die Wahl von t_s aufgrund von (3.5) fast oder ganz verschwinden. Im Impulskompressionsergebnis H_j^{OS} sind die entsprechenden Spektralkomponenten von Echo- und Rauschsignal dann sehr intensiv vertreten und verursachen einen im Zeitbereich betragsmäßig nahezu konstanten Signalanteil. Den impulskomprimierten Echosignalen von Punktstreuern ist dann einen Sockel überlagert, siehe Abbildung 3.2, obere Zeile. In der unteren Zeile wurde t_s so gewählt, daß keine starken Artefakte durch die Unterrepräsentation eines bestimmten Spektralbereichs in den Werten C_j der DFT des Kalibriersignals auftreten. Bereits anhand der Abtastwerte c_j läßt sich in Abbildung 3.2 erkennen, daß hier ein günstigeres t_s gewählt wurde, da die schnellen $+-$ -Wechsel innerhalb des expandierten Radarsendesignals nicht, wie in der oberen Zeile der Abbildung, in der Nähe ihrer Nullstellen abgetastet wurden. Somit erfaßt die Kalibrierung hier auch die hohen Spektralanteile des Kalibriersignals.

Beim Einsatz des Verfahrens muß daher eine Möglichkeit bestehen, den Versatz t_s des Abtastrasters einzustellen, damit im Spektrum des Kalibriersignals alle Spektralkomponenten des expandierten Radarsendesignals gut repräsentiert sind.

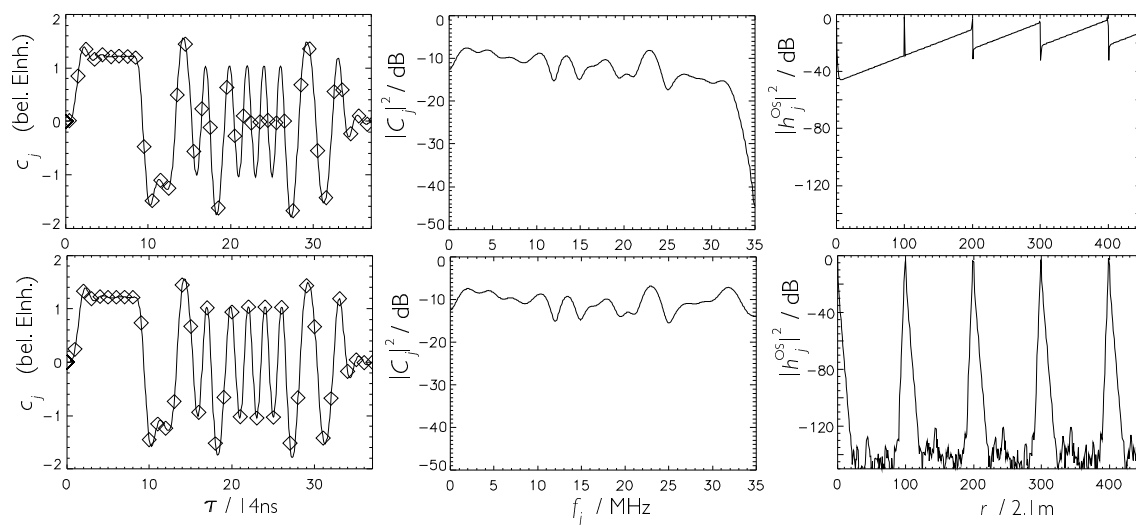


ABBILDUNG 3.2: Simulation des Impulskompressionsverfahrens für verschiedene Abtastrasterverschiebungen t_s : Links: Zur Kalibrierung der Impulskompression verwendete Abtastwerte c_j (\diamond) des expandierten Radarsendesignals (durchgezogene Linie). Mitte: DFT der c_j . Rechts: Schätzung der Rechtecksimpulsantwort nach dem erwartungstreuen Verfahren, wobei die wahre Impulsantwort von fünf Punktstreuern gebildet wird.

3.3 Gleichanteil im Kalibrier- und Echosignal

3.3.1 Ursachen des zusätzlichen Gleichanteils

Bei der Messung und Aufzeichnung der I/Q-Komponenten des Basisbandsignals beim NRN zeigte es sich, daß den Basisbandsignalen i. a. ein Offsetsignal überlagert ist. Zum einen führen Übersprecher des Lokaloszillators zu einer zusätzlichen, bereits im HF-Teil vorhandenen Schwingung nahezu konstanter Amplitude. Durch die STC im HF-Teil wird diese Schwingung mit der Meßentfernung verstärkt. Nach dem Abmischen ins Basisband macht sie sich somit als eine gemäß der eingesetzten STC amplitudenmodulierte, zusätzliche Signalkomponente bemerkbar.

Zum anderen entsteht ein zusätzlicher Gleichanteil durch einen nicht perfekten Abgleich von in der Digitalisierungseinheit eingesetzten Operationsverstärkern. Statt der unverfälschten Werte der gesendeten und empfangenen Signale, c_j und e_j , stehen zur weiteren Verarbeitung verfälschte Signalwerte zur Verfügung. Dem j -ten Abtastwert c_j des Kalibriersignals ist der Wert $dc_j^{(c)}$ des zusätzlichen Gleichanteils überlagert, dem j -ten Abtastwert e_j des Echosignals der Wert $dc_j^{(e)}$. Der Ausdruck „Gleich“-anteil beschreibt nur die Tatsache, daß sich die Werte $dc_j^{(c)}$ bzw. $dc_j^{(e)}$ für jedes einzelne j mit der Zeit nicht oder nur langsam verändern. Über verschiedene j betrachtet, handelt es sich dagegen nicht um eine konstante Signalkomponente. Zum einen wird der konstante Echosignalanteil, der nach der STC entsteht, durch die STC-Kompensation zu einem mit j betragsmäßig abnehmenden Signal. Zum anderen werden nur die Abtastwerte

$$c_j + dc_j^{(c)}, \quad j \in [0, n_{\text{kal}}] \quad (3.6)$$

bzw.

$$e_j + dc_j^{(e)}, \quad j \in [0, m + n - 1] \quad (3.7)$$

genommen, und der Rest der jeweils m_{DFT} Werte von \underline{c} bzw. \underline{e} wird durch Nullen aufgefüllt.

Es zeigte sich, daß zumindest der Offset $dc_j^{(c)}$ des Kalibriersignals gut durch das Rechteck

$$dc_j^{(c)} = \begin{cases} dc^{(c)} & \text{für } j \leq n_{\text{kal}} \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} . \quad (3.8)$$

beschreibbar ist. Schreibt man für die DFT-Werte von $dc_j^{(e)}$ bzw. $dc_j^{(c)}$ $DC_j^{(e)}$ bzw. $DC_j^{(c)}$, so tauchen in der Formel (2.64) zur Bestimmung der erwartungstreuen Impulsantwortschätzung störende Terme auf. (2.64) wird zu

$$\begin{aligned} H_j^{\text{N,dc}} &= \frac{E_j + DC_j^{(e)}}{C_j + DC_j^{(c)}} + \frac{N}{C_j + DC_j^{(c)}} \\ &= \left(H_j + \frac{N + DC_j^{(e)}}{C_j} \right) \left(1 - \frac{DC_j^{(c)}}{C_j + DC_j^{(c)}} \right) . \end{aligned} \quad (3.9)$$

3.3.2 Gleichanteil im Echosignal

Der Offset des Echosignals $dc_j^{(e)}$ – bzw. $DC_j^{(e)}$ im Spektralbereich – verursacht wie N eine additive Störung des Kompressionsergebnisses. Für ein Sendesignal mit möglichst konstantem Spektrum ist die SNR-Degradation, die auf den Summanden N/C_j zurückzuführen ist, minimal. Der Summand $DC_j^{(e)}/C_j$ dagegen stellt eine etwas andere Anforderung an die C_j , da $DC_j^{(e)}$ nicht konstant ist. Das auf $DC_j^{(e)}$ zurückgehende Störsignal wird dann kleiner, wenn C_j dort große Komponenten besitzt, wo für $DC_j^{(e)}$ dies auch gilt. $DC_j^{(e)}$ ist zwar kein δ -Peak, besitzt aber doch ein deutliches Maximum bei $f_j = 0$ Hz. Für Sendesignalformen mit großem Gleichanteil ist die Störung durch den Summanden $DC_j^{(e)}/C_j$ somit kleiner als für solche mit geringerem Gleichanteil. In Abbildung 3.3 ist eine Simulation des Einflusses des Offsets $dc_j^{(e)}$ auf die Impulskompression dargestellt. Das Echosignal besteht dort nur aus Rauschen n_j und $dc_j^{(e)}$, wobei letzteres als nach der STC entstanden modelliert wurde. In der linearen Darstellung des Signals – bzw. nur seiner I-Komponente – vor der STC-Kompensation (links oben) beträgt $dc_j^{(e)}$ für $j < 732$ konstant 0,1 Spannungseinheiten, während der Rauschpegel bedingt durch die STC mit j ansteigt. Bevor jedoch die Impulskompression durchgeführt wird, durchläuft das Signal die STC-Kompensation. Dadurch wird der Rauschpegel für $j < 732$ konstant, während $dc_j^{(e)}$ jetzt für kleine j beträchtliche Werte annimmt, und dann deutlich zurückgeht (rechts oben, ebenfalls I-Komponente). In der Zeile darunter sind auf einer dB-Skala das Leistungsspektrum von $dc_j^{(e)} + n_j$ (links), sowie die Leistung von $dc_j^{(e)} + n_j$ dargestellt. Das Spektrum besitzt einen auf das Rauschen zurückgehenden Gleichanteil, sowie einen Peak aufgrund von $dc_j^{(e)}$ bei $f = 0$ Hz. Die Impulskompression wurde mit zwei verschiedenen Codes, aed39f80 (Darstellungen in der dritten Zeile) bzw. ff5ae3b3 (vierte Zeile) in hexadezimaler Schreibweise, durchgeführt. Ersterer hat einen niedrigen eigenen Gleichanteil, siehe Spektrum des Codes in der linken Darstellung – der Überschuß von Chips einer Nullphasenlage beträgt zwei. Letzterer dagegen

hat einen hohen eigenen Gleichanteil mit einem Überschuß von zwölf Chips einer Nullphasenlage, siehe Darstellung des Spektrums links unten. Eine Auswirkung von $dc_j^{(e)}$ ist im Impulskompressionsergebnis (jeweils rechts) für beide Codes zu beobachten. Beide Male existiert ein Beitrag zu $|h_j^{\text{OS}}|^2$ im Bereich kleiner j , d. h. dort, wo auch $dc_j^{(e)}$ ansehnliche Werte besitzt. Jedoch ist der Pegel der Störung im Falle des Verwendens von Code aed39f80 wesentlich höher, und erstreckt sich auch über einen größeren Bereich von Entfernungszellen. In den Abbildungen 3.11 bzw. 3.12 ist der Effekt von $dc_j^{(e)}$ anhand realer Messungen demonstriert. Ausführliche Erläuterungen befinden sich im Text unmittelbar vor diesen Abbildungen.

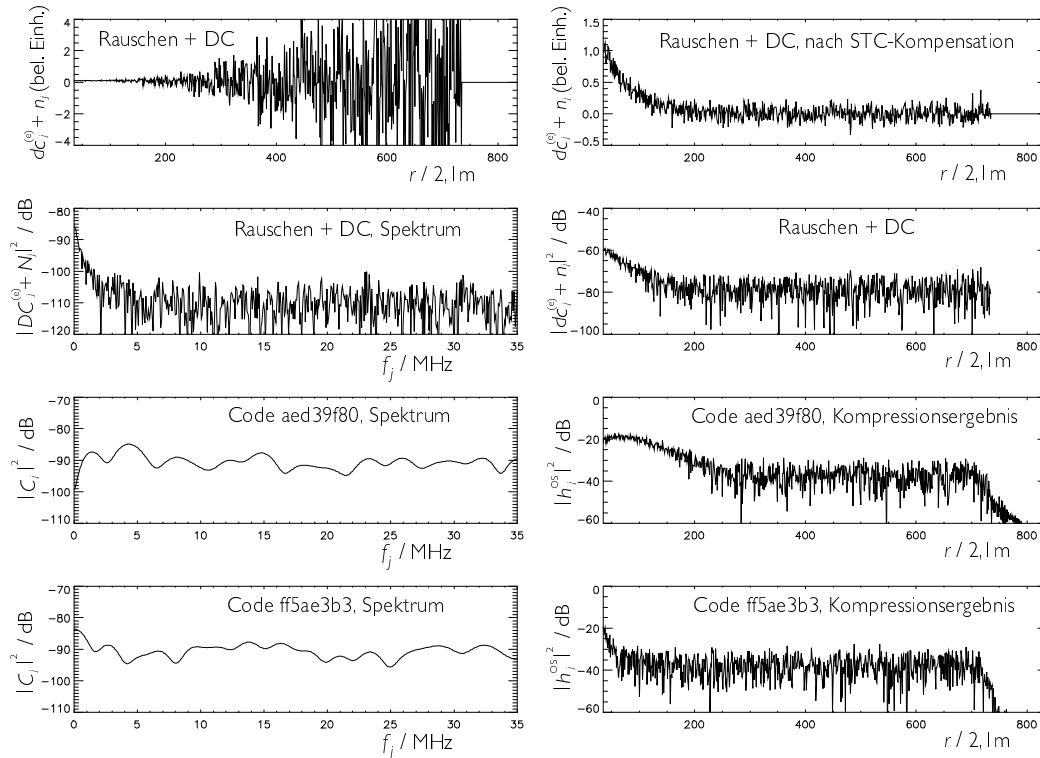


ABBILDUNG 3.3: Simulation des Einflusses des Offsets $dc_j^{(e)}$ auf die Impulskompression unter Verwendung verschiedener Sendesignalformen.

3.3.3 Gleichanteil im Kalibriersignal

3.3.3.1 Interpretation als multiplikative Störung

Der Störterm $DC_j^{(c)}$ äußert sich in einer anderen Weise als das bisher behandelte $DC_j^{(e)}$. Der Faktor $1 - DC_j^{(c)} / (C_j + DC_j^{(c)})$ stellt eine multiplikative Störung dar. Er verfälscht das Kompressionsergebnis, indem z. B. das im ungestörten Fall betragsmäßig konstante Spektrum H_j eines Punktstreuers moduliert wird.

3.3.3.2 Kalibriersignallänge $n_{\text{kal}} = m_{\text{DFT}}$

Für den Fall, daß $dc_j^{(c)} = \text{konstant}$, daß also der Offset $dc_j^{(c)}$ in allen m_{DFT} Werten des zur Kompression verwendeten Signals vorhanden ist, kann $DC_j^{(c)}$ durch ein Kronecker- δ ausgedrückt werden:

$$DC_j^{(c)} = DC_0^{(c)} \delta_{f_j, 0\text{Hz}}. \quad (3.10)$$

Dann ist nur der Wert H_j für $f_j = 0\text{Hz}$ gestört. In der Rücktransformation führt diese δ -förmige Störung auf eine Konstante, also eine gleichmäßige Änderung des Untergrundes. Der Betrag dieser Konstanten, die mit D_{DC} bezeichnet wird, hängt vom ungestörten Gleichanteil H_j für $f_j = 0\text{Hz}$, H_0 , ab, sowie vom Betrag des Gleichanteils des Sendesignals C_j für $f_j = 0\text{Hz}$, C_0 , vom Betrag des Offsets $dc^{(c)}$ und von der relativen Nullphasenlage von $DC_0^{(c)}$ und C_0 zueinander.

$$D_{\text{DC}} \propto D = \delta_{f_j, 0\text{Hz}} \frac{DC_0^{(c)}}{C_0 + DC_0^{(c)}}. \quad (3.11)$$

In (3.11) wurde die Größe D eingeführt, die das Verhalten der Störung beschreibt, aber – im Gegensatz zu D_{DC} – von den Eigenschaften des ungestörten Impulskompressionsergebnisses unabhängig ist. D kann als objektives Kriterium zur Beurteilung der Auswirkung von C_0 und $dc^{(c)}$ (bzw. $DC_0^{(c)}$) auf das Impulskompressionsergebnis verwendet werden.

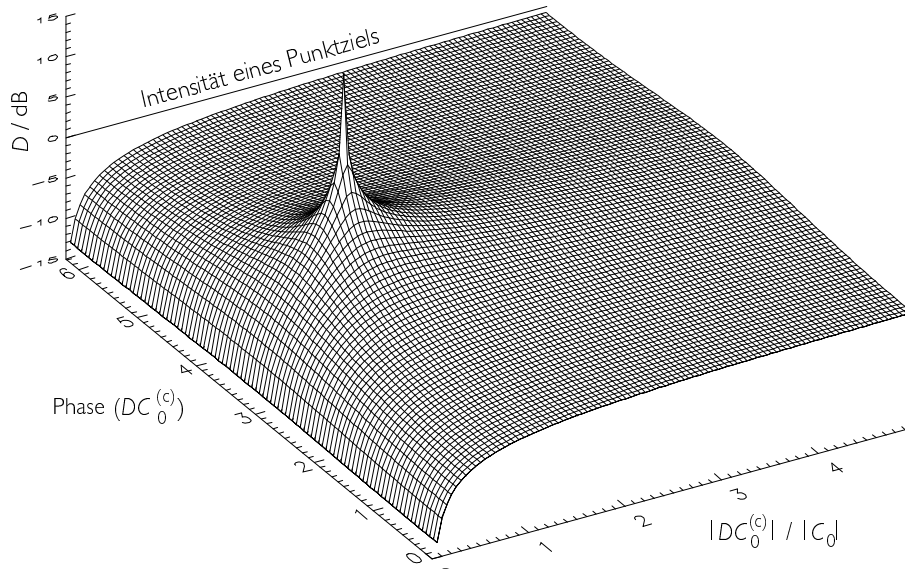


ABBILDUNG 3.4: Betrag von D nach (3.11), aufgetragen über den auf den Gleichanteil des Sendesignals $|C_0|$ normierten Betrag und die Nullphase von $DC_0^{(c)}$.

Wie in Abbildung 3.4 sichtbar, verschwindet die Störung D , wenn der Offset $|DC_0^{(c)}|$ Null ist, da dann der Zähler auf der rechten Seite von (3.11) Null wird. Wenn der Betrag des Offsets $|DC_0^{(c)}|$ zunimmt, so wird auch der Betrag der Störung D größer. Sind die Phasenlagen der beiden Gleichanteile gleichsinnig, so geschieht dies monoton, und

im Grenzfall $|DC_0^{(c)}| \rightarrow \infty$ geht $D \rightarrow 1$, die Störung wird bei dem f_j -Wert $f_j = 0$ Hz betragsmäßig genauso groß wie das ungestörte Spektrum H_j . Da alle anderen f_j -Werte ungestört bleiben, wird in diesem Grenzfall die Leistung der Störung $1/m_{\text{DFT}}$ -tel der ungestörten Nutzsignalleistung betragen. Für $m_{\text{DFT}} = 1024$ wird also ein Kompressionsartefakt erzeugt, das ca. 30 dB kleiner ist als die Leistung des Nutzsignals. Die Nebenmaximafreiheit ist damit für einen großen Offset im Kalibriersignal nicht mehr ausreichend gegeben. Zudem tritt, wenn die beiden $f_j = 0$ Hz-Komponenten des Sendesignals und des Offsets gegenphasig liegen, bereits bei $DC_0^{(c)} \approx -C_0$ ein dramatischer Effekt auf D , und damit die Störung, divergieren. Wird also eine Code verwendet, für die $|C_0| \approx |DC_j^{(c)}|$ gilt, so kann eine Phasenveränderung die relative Phasenlage zwischen den beiden $f_j = 0$ Hz-Spektralanteilen so verändern, daß man von dem einen Fall mit einigermaßen akzeptablen Kompressionsergebnis zum anderen mit völlig unbrauchbarem Kompressionsergebnis gelangt. Am günstigsten in dieser Hinsicht sind Codes mit möglichst großem eigenen Gleichanteil, da für diese noch ein relativ großer Offset $dc_j^{(c)}$ auch bei ungünstiger Nullphasenlage zu guten Kompressionsergebnissen führt.

3.3.3.3 Kalibriersignallänge $n_{\text{kal}} < m_{\text{DFT}}$

Da der Offset $dc_j^{(c)}$ i. a. nicht über alle j konstant, sondern gemäß (3.8) durch eine Rechteckfunktion gegeben ist, ist $DC_j^{(c)}$ eben auch keine δ -Funktion, sondern als DFT der Rechteckfunktion (3.8) darstellbar, und entspricht so im wesentlichen einer $\sin(af_j)/af_j$ -Funktion. Die Einschränkung rührt daher, daß dies die Fouriertransformierte wäre, und sich die DFT durch den Aliasingeffekt davon unterscheidet.

Die Störung durch $dc_j^{(c)}$ wirkt sich nun nicht nur auf die Komponente mit $f_j = 0$ Hz aus. Statt eines einzelnen Werts D für $f_j = 0$ Hz nach (3.11) gibt es nun ein D_j für jeden Spektralwert:

$$D_j = \frac{DC_j^{(c)}}{C_j + DC_j^{(c)}}. \quad (3.12)$$

Zurücktransformiert ergibt dies keine Konstante mehr. Die Form der Störung hängt jetzt ab von Betrag und Phase des Offsets und von der eigentlichen Sendesignalform. Darauf wird später noch eingegangen. Zunächst werden Überlegungen zur Größe

$$P = \sum_{j=0}^{m_{\text{DFT}}} |D_j|^2 \quad (3.13)$$

angestellt. P beschreibt im Spektralbereich die Leistung eines Störanteils, der mit einem Punktstreuer mit konstantem Spektrum $|H_j| = 1$ verbunden ist und durch einen Gleichanteil im Kalibriersignal verursacht wird. Nach dem parsevalschen Theorem ist P auch im Zeitbereich als die Leistung der Störung zu interpretieren. P ist somit ein Maß für die Stärke der Störung relativ zur Stärke des Echsignals eines Punktstreuers. Die Störung hat für einen gegebenen Code und festes n_{kal} den Betrag und die Phase des Gleichanteils als freie Parameter. In den Abbildungen 3.5 und 3.6 ist P jeweils im Hauptbild über diesen beiden Parametern für zwei unterschiedliche Signalformen, nämlich für die Codes aed39f80 bzw. ff5ae3b3, und mit $n_{\text{kal}} = 40$ dargestellt. Diese beiden Codes besitzen einen unterschiedlich hohen intrinsischen Gleichanteil. Ersterer besitzt einen Überschuß von nur zwei Chips einer Phasenlage, während letzterer einen

Überschuß von zwölf hat. Der Unterschied der C_0 beider Codes beträgt ca. 16 dB. Für den Fall gegenüber der DFT-Länge verkürzter Kalibrieroffsetdauer $n_{\text{kal}} < m_{\text{DFT}}$ besitzt die DFT von $dc_j^{(c)}$ auch abseits von $f_j = 0$ Hz von Null verschiedene Werte. Somit tragen auch andere als die $f_j = 0$ Hz-Komponente zu P bei. Dies ist die Ursache des komplizierten Verhaltens von P im Vergleich zum Verhalten von D , siehe Abbildung 3.4. Das Verhalten von P soll nun für wachsendes $|dc^{(c)}|$ untersucht werden. Das Spektrum $DC_j^{(c)}$ ist durch das Produkt aus dem Spektrum eines Rechtecks der Länge n_{kal} und Betrag- sowie Nullphasenfaktor des Gleichanteils $dc^{(c)}$ gegeben:

$$DC_j^{(c)} = e^{j \frac{dc^{(c)}}{|dc^{(c)}|}} \cdot |dc^{(c)}| \cdot \text{DFT}(\text{rect}_{n_{\text{kal}}}) \quad (3.14)$$

In den Abbildungen 3.5 und 3.6 sind in den Nebenbildern sowohl Betrags- (oben, für verschiedene $|dc^{(c)}|$) als auch Phasenspektren (unten) von $|dc^{(c)}| \cdot \text{DFT}(\text{rect}_{n_{\text{kal}}})$ dargestellt. In die Diagramme sind auch Betrags- und Phasenspektrum des jeweiligen Codes eingezeichnet (fette Linie).

Jeder einzelne Summand $|D_j|^2$, der zu P beiträgt, verhält sich qualitativ so wie D im Falle $n_{\text{kal}} = m_{\text{DFT}}$. Die Resonanz tritt jedoch i. a. für jeden Summanden für eine andere Betrags-Nullphasen-Kombination des Gleichanteils $dc^{(c)}$ auf.

Für $|dc^{(c)}| = 0$ gilt $DC_j^{(c)} = 0$ unabhängig von f_j . Damit verschwindet in (3.13) jeder Summand und es existiert keine Störung. Steigert man den Betrag von $dc^{(c)}$, so nehmen die $|DC_j^{(c)}|$ allmählich zu. Solange noch für jede Spektralkomponente die Ungleichung $|DC_j^{(c)}| \ll |C_j|$ erfüllt ist, wächst jedes $|D_j|$ allmählich mit $|DC_j^{(c)}|$ an. In den Abbildungen 3.5 und 3.6 ist $|DC_j^{(c)}| \ll |C_j|$ für das mit 1 markierte Spektrum $|DC_j^{(c)}|$ gültig, in Abbildung 3.6 auch noch für die mit 2 und 3 gekennzeichneten Spektren. Der entsprechende Verlauf von P , mit den jeweils entsprechenden Nummern markiert, zeigt wenig Phasenabhängigkeit. In diesem Bereich verhält sich P monoton steigend mit $|dc^{(c)}|$. In der doppelt-logarithmischen Auftragung von P gegenüber $|dc^{(c)}|$ in Abbildung 3.7 ist dieser Bereich als schiefe Ebene ebenfalls gut zu erkennen. $|DC_0^{(c)}|$ ist die dominierende Komponente des Betragsspektrums $|DC_j^{(c)}|$. Das entsprechende D_0 nach (3.12) trägt somit für kleine $|dc^{(c)}|$ i. a. am meisten zu P bei, da die verwendeten Codes aus Gründen der SNR-Degradationsminimierung, siehe vorangehendes Kapitel, alle ein möglichst konstantes Betragsspektrum besitzen, der Nenner in (3.12) daher nahezu konstant ist und der Zähler das Verhalten bestimmt. Deshalb ist P umso größer, je kleiner $|C_0|$ ist. In den Abbildungen 3.6 und 3.7 wird dies durch den mit aufgenommenen „glatten“ Verlaufs von P aus Abbildung 3.5 deutlich, der um ca. 5 dB höher liegt. Mit „glatter“ Verlauf ist gemeint, daß P entlang einer Phasenlage von $dc^{(c)}$ ausgewertet wurde, entlang der Resonanzen umgangen wurden.

Steigert man $|dc^{(c)}|$, so erreicht irgendwann man die Situation, daß für ein bestimmtes f_j der Betrag $|DC_j^{(c)}|$ den Betrag $|C_j|$ erreicht. Dies passiert in Abbildung 3.5 für das mit 2 markierte Spektrum $|DC_j^{(c)}|$. Wegen der oben bereits erwähnten Eigenschaft von $|DC_j^{(c)}|$, das bei $f_j = 0$ Hz sein Maximum besitzt, geschieht dies i. a. zuerst bei $f_j = 0$ Hz. So ist es auch in Abbildung 3.5, Markierung 2. Für dieses $|DC_j^{(c)}|$ divergiert ein Summand D_j und damit P , siehe entsprechend markierte Gitterlinie in der Darstellung von P . Dieser Resonanzeffekt tritt für diejenige Phase von $dc^{(c)}$ auf, für die $DC_j^{(c)}$ und C_j genau gegenphasig sind, da unter dieser Bedingung der Nenner in (3.12) verschwindet.

Steigert man $|dc^{(c)}|$ weiter, so wandert der „Schnittpunkt“ zwischen $|DC_j^{(c)}|$ und $|C_j|$ zu anderen f_j . Diese Wanderung ist jedoch eher ein Hüpfen: Wegen der diskreten Natur der DFT-Spektren, die nur auf einem f_j -Raster gegeben sind, existiert ein Schnittpunkt nur für ein bestimmtes $|dc^{(c)}|$ bei einem f_j und dann wieder für ein größeres $|dc^{(c)}|$ bei einer der benachbarten DFT-Frequenzen f_{j+1} oder f_{j-1} . Wegen der Symmetrieeigenschaften von $DC_j^{(c)}$ und C_j existiert zu einem Schnittpunkt bei f_j stets ein zweiter Schnittpunkt bei $-f_j$, falls die beiden nicht zusammenfallen. Bei diesem Schnittpunkt divergiert P ebenfalls.

Ist die Resonanzbedingung für Beträge einer der Spektralkomponenten,

$$|DC_{j_0}^{(c)}| = |C_{j_0}| \quad (3.15)$$

erfüllt, so ist die Phase von $|DC_{j_0}^{(c)}|$, bei der die Divergenz auftritt, dadurch bestimmt, daß sich die Phasenwinkel $\arg(C_{j_0})$, $\arg(\text{DFT}(\text{rect}_{n_{\text{kai}}}))$ und $\arg(dc^{(c)})$ zu ganzzahligen Vielfachen von 2π summieren müssen, damit

$$C_{j_0} = -|DC_{j_0}^{(c)}| \exp(j \arg(\text{DFT}(\text{rect}_{n_{\text{kai}}})) + j \arg(dc^{(c)})) \quad (3.16)$$

gilt. Durch die Symmetrie des Phasengangs der DFT von Rechteckfunktion und von Sendesignal entstehen so die beiden Äste, entlang derer P unendlich groß werden kann. Weil die Schnittpunkte jedoch nicht kontinuierlich wandern, sondern wegen des diskreten Gitters, auf dem $|DC_j^{(c)}|$ nur definiert ist, springen, kommt es zu divergentem Verhalten von P nur für diejenigen Beträge von $|DC_j^{(c)}|$, die im diskreten Wertebereich von C_j auch vorkommen. Dies ist der Grund für die zerklüftete Struktur der Äste in den Abbildungen. Markierung 3 in Abbildung 3.5 sowie Markierung 4 in Abbildung 3.6 kennzeichnen Situationen, in denen die Beträge $|dc^{(c)}|$ Werte annehmen, daß zwei solcher „Resonanzäste“ existieren.

Steigert man $|dc^{(c)}|$ noch weiter, entstehen irgendwann zwei weitere Schnittpunkte, die dann wieder in Schnittpunktpaare zerfallen und weitere Bögen in der $dc^{(c)}$ -Ebene begründen, siehe Abbildung 3.5, Markierung 4. Man kann von einem regelrechten „Polgebirge“ sprechen. Dieses Polgebirge ist auch in Abbildung 3.7 gut erkennbar.

Schließlich wird für extrem große $|dc^{(c)}|$ irgendwann jedes $|DC_j^{(c)}|$, das nicht identisch Null ist, den Betrag der DFT des Sendesignals $|C_j|$ erreicht und überschritten haben, so daß es für größere $|dc^{(c)}|$ keine Pole von P mehr gibt, und jeder Summand in (3.13) betragsmäßig gegen 1 geht. Dann ist die Leistung der Störung genauso groß wie die des Nutzsignals, und das Kompressionsergebnis wird gänzlich unbrauchbar. Während es innerhalb des Polgebirges zwar „Berge“ der Störsignalleistung gibt, für die P die Leistung des ungestörten Impulskompressionsergebnisses deutlich übersteigt, existieren bei entsprechender Phasenlage von $dc^{(c)}$ auch „Täler“, für die P kleiner ist als die Leistung des ungestörten Impulskompressionsergebnisses. In diesen Tälern ist aufgrund derjenigen f_j , für die $|DC_j^{(c)}| \ll |C_j|$ gilt, noch „Restdynamik“ vorhanden. Insgesamt existieren m_{DFT} mögliche Schnittpunkte zwischen $DC_j^{(c)}$ und C_j , das Polgebirge umfaßt daher genau m_{DFT} „Berge“.

Abbildung 3.7 bietet einen Überblick über die verschiedenen Regionen, vom allmählichen Ansteigen von P über die Resonanzregion bis in die Region, in der zwar keine Resonanzen einzelner Frequenzen mehr auftauchen, weil bereits $|DC_j^{(c)}| > |C_j|$ für alle f_j gilt, in der aber die Störung für jedes f_j betragsmäßig genauso groß ist wie das

eigentliche Signal. Je geringer der Gleichanteil eines Sendesignals ist, für umso kleinere Beträge des Offsets $dc^{(c)}$ kommt es erstmalig zu resonantem bzw. divergentem Verhalten von P , das „Polgebirge“ beginnt in der Gegend kleinerer Beträge $|dc^{(c)}|$. Zudem ist die Störung auch im nicht-resonanten Bereich stärker ausgeprägt als bei Codes mit großer C_0 -Komponente. Dies ist – neben der günstigen Eigenschaften im Bezug auf einen Gleichanteil im Echosignal – ein weiterer Grund, warum die Verwendung von Sendesignalen mit größtmöglichem Gleichanteil vorteilhaft ist.

Bei der automatisierten Suche nach Sendesignalformen, die die SNR-Degradation möglichst minimal halten, wurden unter den 2^{32} PN-Codes der Länge 32 insgesamt 2224 mit einer SNR-Degradation $d_{OS} \leq 1,2$ dB gefunden, siehe Teilkapitel 2.4.3.4. Unter diesen wiederum gibt es keinen gleichanteilsfreien Code, 160 mit einem Überschuß von zwei Chips einer Sorte, 1064 mit einem Überschuß von vier Chips, 684 mit sechs, 268 mit acht, 44 mit zehn und vier mit zwölf.

Die unterschiedliche Empfindlichkeit der einzelnen Codes gegenüber den beiden Offset-Effekten konnte auch anhand von mit dem NRN aufgezeichneten Kalibrier- und Echosignaldaten gezeigt werden, siehe Abbildungen 3.11 und 3.12. I. a. hat man es mit kleineren Offsets zu tun. Allerdings ist bereits für $|DC_j^{(c)}|$, die um Größenordnungen kleiner sind als $|C_j|$, die Gesamtleistung der Störung so groß, daß das Impulskompressionsergebnis dadurch beeinträchtigt wird. Je mehr das „Polgebirge“ aber zu größeren Beträgen von $dc^{(c)}$ hin verschoben ist, umso weniger ausgeprägt ist der Einfluß der Störung für eine feste, kleine Amplitude des Offsets. Außerdem wird, je stärker der Einfluß des Polgebirges – und v. a. der des ersten Poles bei $f_j = 0$ Hz – wird, die Leistung der Störung zunehmend von der Phasenlage abhängig. Sie wird maximal für den Fall der Gegenphasigkeit von $|DC_0^{(c)}|$ und C_0 und minimal für Gleichphasigkeit.

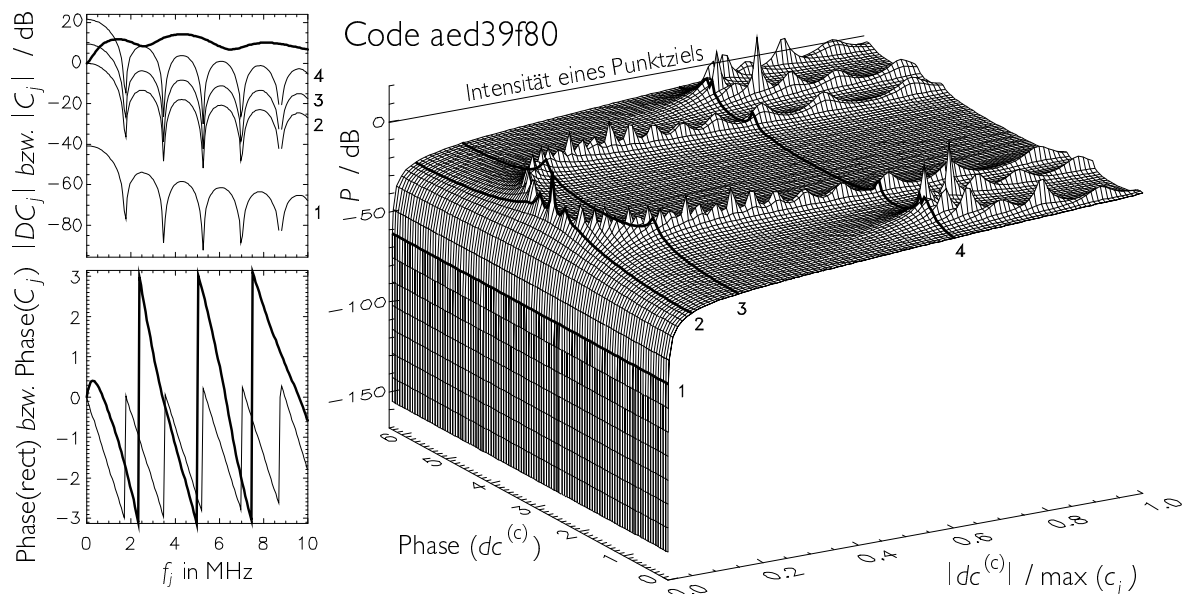


ABBILDUNG 3.5: Rechts: Verhalten der Leistung P des Störsignals bei im Kalibrier-signal vorhandenem Offset für den Code aed39f80. Links: Betrags- (oben) und Phasenspektrum (unten) von Code (fett) und Gleichanteil im Kalibriersignal.

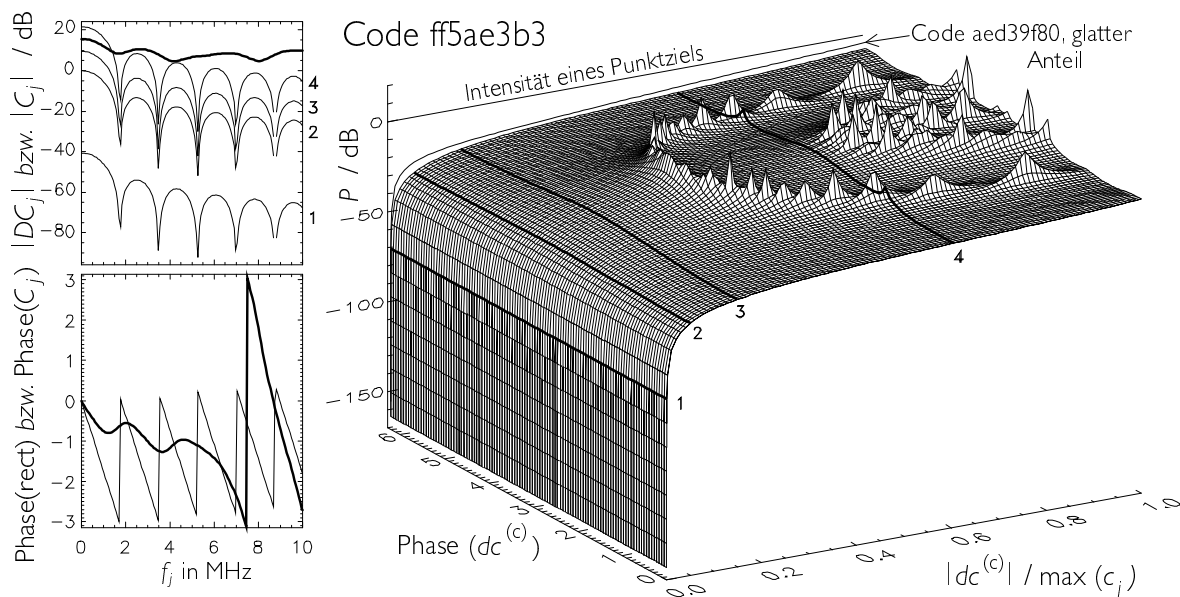


ABBILDUNG 3.6: wie Abbildung 3.5, jedoch mit dem Code ff5ae3b3.

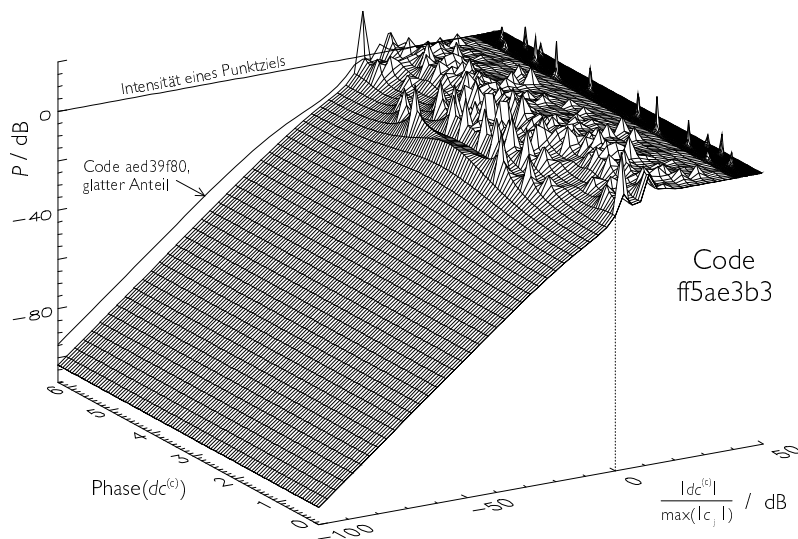


ABBILDUNG 3.7: Darstellung von P für die Sendesignalform ff5ae3b3 über der Leistung (logarithmisch) und Phase des Offsetsignals $dc^{(c)}$.

Als nächstes wird auf die Frage eingegangen, welche Form die Störung im Entfernungprofil annimmt. Es wurde bereits ausgeführt, daß für den Fall $n_{\text{kal}} = m_{\text{DFT}}$ die zurücktransformierte Störung eine Konstante wird. Für den allgemeineren Fall $n_{\text{kal}} < m_{\text{DFT}}$ muß

$$H_j \frac{DC_j^{(c)}}{C_j + DC_j^{(c)}} \quad (3.17)$$

zurücktransformiert werden, um die Form der Störung zu erhalten. Wird für H_j einfach die Übertragungsfunktion eines Punktstreuers in einer Entfernungszelle angesetzt, so

kann über (3.17) die Störung berechnet werden. Die Form der Störung im Falle einer beliebigen ungestörten Radarkanalimpulsantwort ergibt sich dann durch Faltung des Ergebnisses von (3.17) im Zeitbereich mit der ungestörten Schätzung der Radarimpulsantwort des Radarkanals.

Wie schon bei der Untersuchung der Störleistung P , kann man auch hier zwischen dem normalen und dem resonanten Verhalten unterscheiden. Im Falle des normalen Verhaltens, d. h. wenn für kein f_j die Beziehung $DC_j^{(c)} \approx C_j$ gilt, sind alle Komponenten des Spektrums (3.17) der Störung von gleicher Größenordnung. Das betragsmäßig konstante Spektrum H_j wird etwas moduliert, zum einen durch das Spektrum des rechteckigen Offsets, zum anderen durch den Nenner, bestehend aus C_j und $DC_j^{(c)}$. Zurücktransformiert ergibt diese Überlagerung von Beiträgen aller Frequenzen i. a. einen Peak der Breite n_{kal} , der – je nach verwendetem Code – mehr oder weniger hoch ist und mit zunehmenden Abstand zum Zentrum mehr oder weniger schnell verschwindet. Der Pegel der Störung nimmt mit $|dc^{(c)}|$ zu. In Abbildung 3.8 ist das gestörte Impulskompressionsergebnis eines Punktstreuers nach (3.17), zurücktransformiert in den Zeit- bzw. Entfernungsbereich, dargestellt. Oben wurde ein Code mit hohem, unten ein solcher mit niedrigem intrinsischen Gleichanteil verwendet. Die Leistung des Offsets liegt in beiden Fällen 30 dB unter der des Sendesignals, siehe Betragsspektren von Code und Offset jeweils als Nebenbild. Die Störung ist jeweils nicht-resonant. Die Form der Störung hängt ab vom Sendesignal, die Störung nimmt mit dem Abstand vom Punktstreuer ab und ist für den Fall des Sendesignals mit kleinerem Gleichanteil stärker ausgeprägt. Die jeweils zum Vergleich eingezeichnete gestrichelte Linie gibt das Impulskompressionsergebnis wieder, das sich bei einem hypothetischen Sendesignal mit exakt konstantem Spektrum ergeben würde. Ein solches ließe sich allenfalls als Polyphasencodesignal realisieren.

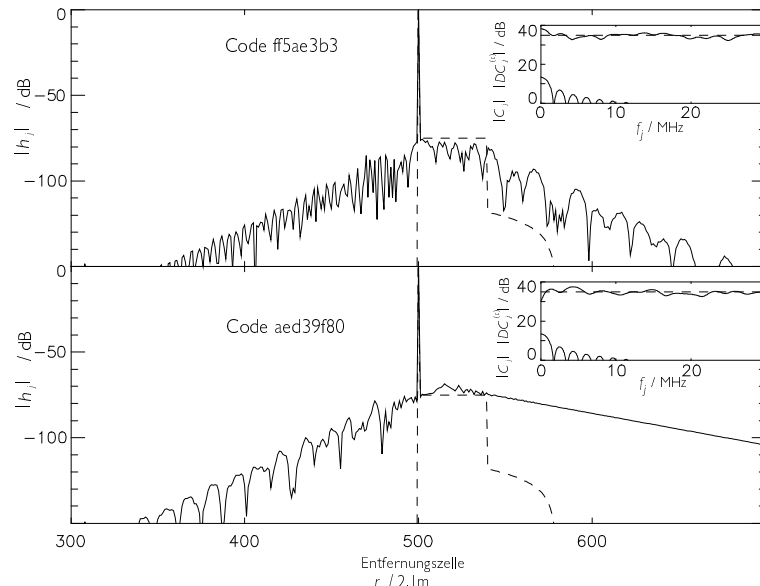
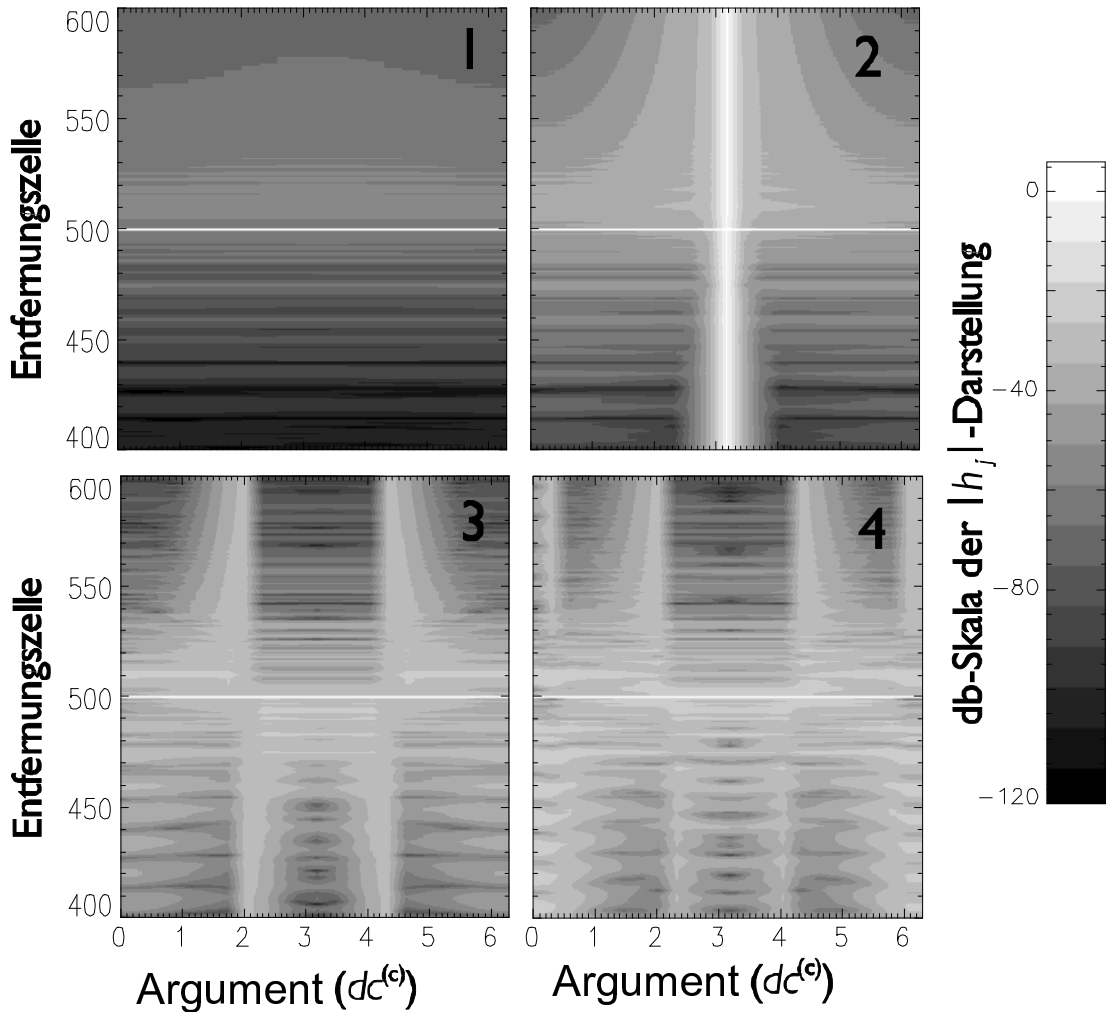


ABBILDUNG 3.8: Gestörtes Impulskompressionsergebnis für einen Punktstreuer in Entfernungszelle 500 für einen Code mit niedrigem (unten) bzw. hohem (oben) intrinsischen Gleichanteil.

Im Falle des resonanten Verhaltens dagegen wird die Störung vom Beitrag derjenigen Frequenz dominiert, die durch Kleinwerden des Nenners resonant wird. Dadurch wird einerseits der Pegel der Störung sehr hoch, andererseits wird die Störung über einen größeren Bereich ausgedehnt, da die Bandbreite der Störung durch die Dominanz einer einzelnen Frequenz nahezu Null wird und die Ausdehnung im Zeitbereich entsprechend ansteigt. In Abbildung 3.9 ist für den Code aed39f80 für die in Abbildung 3.5 mit 1 bis 4 markierten Beträge $|dc^{(c)}|$ ein Intensitätsplot des Impulskompressionsergebnisses eines einzelnen Punktstreuers über der Nullphasenlage des Gleichanteils $dc^{(c)}$ dargestellt. Für einen kleinen Betrag $|dc^{(c)}|$ (links oben, 1), d. h. in der noch nicht resonanten Region, äußert sich der Gleichanteil im Kalibriersignal in einem Gebirge von Nebenmaxima in benachbarten Entfernungszellen, deren Betrag im wesentlichen nicht von der Phase von $dc^{(c)}$ abhängt. Rechts oben (2) ist $|dc^{(c)}|$ und der Pegel des Nebenmaximagebirges angestiegen, außerdem kommt es erstmals zur Resonanz, die phasenabhängig ist und deren Betrag bei der entsprechenden Nullphasenlage von $dc^{(c)}$ (bei π) das Nebenmaximagebirge vollständig überdeckt. Wächst $|dc^{(c)}|$ weiter (links unten, 3), so spaltet sich die Resonanz auf und taucht bei zwei Nullphasenlagen (bei 2 und 4,25) auf. Auch das Nebenmaximagebirge steigt leistungsmäßig weiter an. Schließlich ist links unten (4) $|dc^{(c)}|$ soweit angestiegen, daß ein zweites Schrittpunktpaar zwischen $DC^{(c)}(f_j)$ und $S(f_j)$ entsteht. Dies zeigt sich darin, daß bei entsprechender Phasenlage die jeweiligen Stör-Kompressionsartefakte resonant werden, und nun vier solcher Resonanzen existieren.



ABILDUNG 3.9: Simulation der Impulskompensation für einen idealen Punktstreuer in Entfernungszelle 500 bei verschiedenen Beträgen $|dc^{(c)}|$ des Offsets im Kalibriersignal (vgl. Abbildung (3.5) 1 bis 4), Intensität graucodiert.

In Abbildung 3.10 schließlich ist exemplarisch für die beiden in Abbildung 3.9 mit 2 bzw. 4 markierten Beträge des Offsets im Kalibriersignal, $|dc^{(c)}|$, für zwei spezielle Nullphasen von $dc^{(c)}$ die Störung dargestellt. Eingezeichnet ist sowohl der Betrag, wie auch der Realteil (fett) des Impulskompensationsergebnisses. Oben ist $|dc^{(c)}|$ so groß, daß genau eine Resonanz bei einer bestimmten Nullphase, nämlich bei $\arg(dc^{(c)}) = \pi$ (rechtes Bild) auftaucht. Während auf dem linearen Amplitudenmaßstab im linken Bild – bei einer um π veränderten Phasenlage – nur eine kleine Störung in der Umgebung des Punktstreuers durch den nichtresonanten Effekt des Offsets im Kalibriersignal erkennbar ist, nimmt rechts die durch den Resonanzeffekt verursachte Störung beträchtliche Werte an. Die Störung ist betragsmäßig über das gesamte Entfernungsprofil konstant. Anhand des konstanten Realteils erkennt man, daß es die $f_j = 0$ Hz-Komponente ist, die resonant wird und die Störung dominiert. In den unteren Bildern ist $|dc^{(c)}|$ so groß, daß eine zweite Resonanz entstanden ist. Die Situation entspricht in Abbildung 3.9 der Markierung 4. Für dieses $|dc^{(c)}|$ existieren vier resonante Phasenlagen bei $0, 22\pi, 2\pi - 0, 45\pi$ und $2\pi - 0, 22\pi$. Die den ersten beiden Phasenlagen $0, 22\pi \cong 39^\circ$

und $0,45\pi \cong 81^\circ$ entsprechenden Entfernungsprofile sind in den beiden Bildern dargestellt. Gut erkennt man anhand der Realteile jeweils die Dominanz einer bestimmten Spektralkomponente. Die Störung ist nahezu ausschließlich durch eine monofrequente Schwingung gegeben.

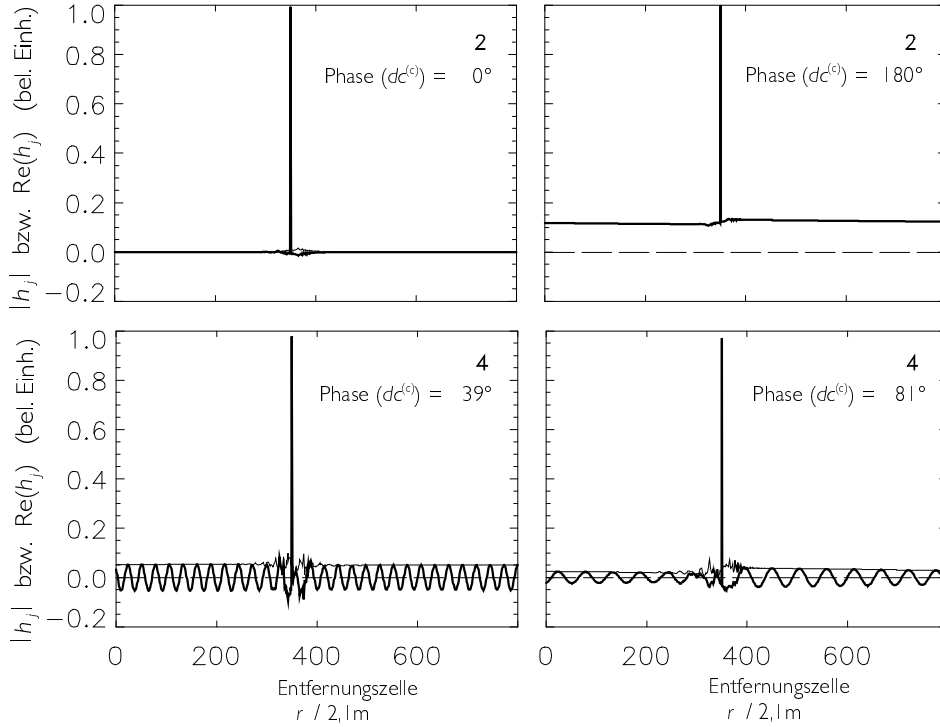


ABBILDUNG 3.10: Impulskomprimierte Entfernungsprofile für zwei Beträge $|dc^{(c)}|$ (vgl. Abb. 3.5, 2 und 4) und jeweils zwei Phasenlagen von $dc^{(c)}$.

Der Effekt des Offsets auf das Impulskompressionsergebnis ist bei der Verwendung des Korrelationsverfahrens zur Impulskompression prinzipiell ebenfalls vorhanden. Da aber durch das intrinsische Vorhandensein von Korrelationsnebenmaxima der Dynamikbereich von vorneherein wesentlich geringer ist, fällt dieser Effekt nicht so sehr ins Gewicht bzw. gar nicht auf. Außerdem existiert der resonante Effekt nicht, da kein Quotient gebildet wird. Das Impulskompressionsergebnis nach dem Korrelationsverfahren, im Spektralbereich durch

$$\begin{aligned}
 H_j^{N,dc,korr} &= (E_j + DC_j^{(e)} + N) \cdot (C_j + DC_j^{(c)})^* \\
 &= H_j C_j C_j^* + H_j C_j DC_j^{(c)*} \\
 &\quad + (DC_j^{(e)} + N) \cdot C_j^* + (DC_j^{(e)} + N) DC_j^{(c)*},
 \end{aligned} \tag{3.18}$$

gegeben, beinhaltet additive Beiträge, die sich alle als Korrelation zwischen den Gleichanteilen $dc_j^{(c)}$ und $dc_j^{(e)}$ untereinander bzw. mit dem Code c_j angeben lassen. Interessant ist in diesem Zusammenhang, daß die Effekte, die durch einen nur im Echo- oder Kalibriersignal vorhandenen Offset zustande kommen, sich bezüglich der spektralen Eigenschaften des Sendesignals genau gegensinnig zu denjenigen verhalten, die bei der Impulskompression durch erwartungstreue Kanalschätzung auftreten. Die Beiträge von

$DC_j^{(e)}C_j^*$ und $H_jC_jDC_j^{(e)*}$ werden größer, wenn das Sendesignal dort große Spektralwerte besitzt, wo das Spektrum des jeweiligen Offsets dies tut, insbesondere bei $f_j = 0$ Hz.

3.3.4 Kompensation der Offsetsignale

Es wurde gezeigt, daß durch ein Offset im Echo- und im Kalibriersignal den Untergrund des Impulskompressionsergebnisses deutlich erhöht. Diese Impulskompressionsartefakte können u. U. beträchtliche Größenordnungen annehmen und die prinzipielle Eigenclutterfreiheit des Impulskompressionsverfahrens zunichte machen. Es besteht jedoch die Möglichkeit, den Effekt des Offsets nicht nur durch geeignete Wahl des Sendesignals auf ein akzeptables Maß zu reduzieren, sondern ihn völlig zu eliminieren. Zur Verbesserung des SNR werden beim NRN n_{int} , typischerweise acht expandierte Sende- und Empfangssignale kohärent aufsummiert, bevor die Impulskompression durchgeführt wird. Gewonnen werden diese Signale durch mehrmaliges Senden des expandierten Radarsignals im Abstand von ca. $30 \mu\text{s}$. Durch das Aufsummieren der Signale aus einem solchen „burst“ wird das Nutzsignal, aber auch der Gleichanteil, betragsmäßig auf das n_{int} -fache verstärkt, während das Rauschen nur um den Faktor $\sqrt{n_{\text{int}}}$ zunimmt.

Durch eine vom AÜtor dieser Arbeit vorgeschlagene Modifikation der beschriebenen kohärenten Integration wird eine völlige Kompensation der Offseteffekte möglich. Anstatt einfach innerhalb eines Radar-„bursts“ n_{int} -mal denselben Code zu verwenden, wird der „burst“ in zwei Teil-„bursts“ der Länge $n_{\text{int}}/2$ zerlegt. Im ersten Teil-„burst“ wird $n_{\text{int}}/2$ -mal der ursprüngliche Code verwendet, während im zweiten Teil-„burst“ $n_{\text{int}}/2$ -mal die invertierte Version des Codes gesendet wird. Der invertierte Code hat denselben Wert für d_{OS} , die Qualität des durch einen Offset ungestörten Impulskompressionsergebnisses unterscheidet sich nicht von der des Impulskompressionsergebnisses, das mit dem nicht-invertierten Code erzielt wird. Die Signale der zweiten Gruppe müssen dann, bevor sie zu denen der ersten Gruppe hinzuaddiert werden, mit -1 multipliziert werden, um konstruktiv mit denen der ersten zu interferieren. Dadurch aber hebt der ebenfalls mit -1 multiplizierte Offset den Offset der ersten Gruppe genau auf. Dies gilt sowohl für den Offset im Kalibrier- wie auch denjenigen im Echosignal. Die störenden $DC_j^{(c)}$ und $DC_j^{(e)}$ in (3.9) verschwinden somit bei dieser Methode, und der Offseteffekt wird eliminiert.

Es wurden Tests mit dem NRN durchgeführt, die demonstrieren, daß diese Modifikation zu Verbesserungen im Kompressionsergebnis führt. Hierzu wurden expandierte Kalibrier- und Echoradarsignale mit dem NRN aufgezeichnet. Zunächst wurde die Radarstation mit einem bestimmten Code a betrieben, dann wurde umgeschaltet auf die invertierte Version b. Aus technischen Gründen lagen zwischen diesen beiden Messungen einige Sekunden. Daher muß davon ausgegangen werden, daß die Impulsantwortfunktion $h(t, t)$ des Radarkanals für die beiden Teilmessungen nicht identisch ist. Die Verbesserung, die dennoch beobachtet wurde, wenn die Differenz der Signale der Teilmessungen gebildet und dann impulskomprimiert wird, sollte bei einer Anwendung des Verfahrens wie oben beschrieben, d. h. bei einer Offsetkompensation zwischen den Signalen zweier Teilbursts, noch größer ausfallen.

In Abbildung 3.11 sind im oberen Teilbild Abtastwerte dargestellt, wie sie bei Verwendung des Codes 512c607f, gezeichnet als durchgezogene Linie und markiert mit b, bzw. aed39f80, gezeichnet als gestrichelte Linie und markiert mit a, aufgezeichnet wurden. Die beiden Codes sind zueinander chipweise invers. Sie besitzen einen nied-

rigen inhärenten Gleichanteil, der Überschuß von Chips einer Phasenlage beträgt nur zwei. Vorneweg, im Bereich 1, ist das jeweilige Kalibriersignal dargestellt, während im Bereich 2 das Echosignal wiedergegeben ist. Darunter sind Betragsspektren von Kalibriersignal, also aus dem Bereich 1, und von Echosignal, also aus dem Bereich 2, abgebildet. Die Spektren basieren dabei auf den Abtastwerten a bzw. b , d. h. jeweils auf einer Summe aus Offsetanteil und der ungestörten Signalkomponente, beziehungsweise auf der Differenz $a-b$, wodurch der Offset wegkompensiert wurde. Darunter sind dann impulskomprimierte Entfernungsprofile abgebildet, die daraus gewonnen wurden. Verschiedene Kombinationsmöglichkeiten der Verwendung offset-kompensierter Werte sind in den vier Bildern dargestellt. Im ersten Bild wurden unkompensierte Abtastwerte aus den beiden Teilmessungen a und b , sowohl im Kalibriersignal (1) als auch im Echosignal (2) verwendet und diese Signale ohne Kompensation der Impulskompression zugeführt. Das Impulskompressionsergebnis ist stark abhängig von der Nullphasenlage des Sendesignals. Die auf den Teilmessungen, d. h. den beiden sich um π in der Phasenlage unterscheidenden Sendesignalen, basierenden Entfernungsprofile weichen stark voneinander ab. Dies deutet darauf hin, daß man sich mit $|dc^{(c)}|$ in der Nähe einer Resonanz befindet. Im Bild daneben wurde im Bereich 1, also im Kalibriersignal, die Offsetkompensation durch Differenzbildung der beiden Signale durchgeführt. Eine Phasenabhängigkeit des Impulskompressionsergebnisses läßt sich nicht mehr beobachten. Die Störung durch den Offset im Echo ist durch die STC-Kompensation stark entfernungsabhängig und vergleichbar mit den Simulationsergebnissen in Abbildung 3.3. In den Bildern darunter ist links im Bereich 2, also im Echosignal, der Offsetanteil eliminiert worden. Die Phasenabhängigkeit der Störung läßt sich hier wieder beobachten, zudem äußert sich die Störung im Falle a als konstanter Beitrag, was darauf hindeutet, daß eine einzelne Spektralkomponente aufgrund des Resonanzeffekts die Störung dominiert. Im rechten unteren Bild schließlich wurde die Offsetkompensation sowohl im Kalibrier- als auch im Echosignal (1 und 2) durchgeführt.

Abbildung 3.12 zeigt die analoge Darstellung für den Code `cca210f0` (a) bzw. `335def0f` (b). Diese Codes besitzen einen höheren intrinsischen Gleichanteil, der Überschuß Chips einer Nullphase beträgt acht. Eine Phasenabhängigkeit der Störung ist hier nicht zu beobachten, da der Betrag des zusätzlichen Gleichanteils im Kalibriersignal noch zu klein ist, um resonanzgefährdet zu sein. In beiden Abbildungen zeigt sich eine deutliche Verbesserung des Impulskompressionsergebnisses nach einer Eliminierung des Offsetsignals.

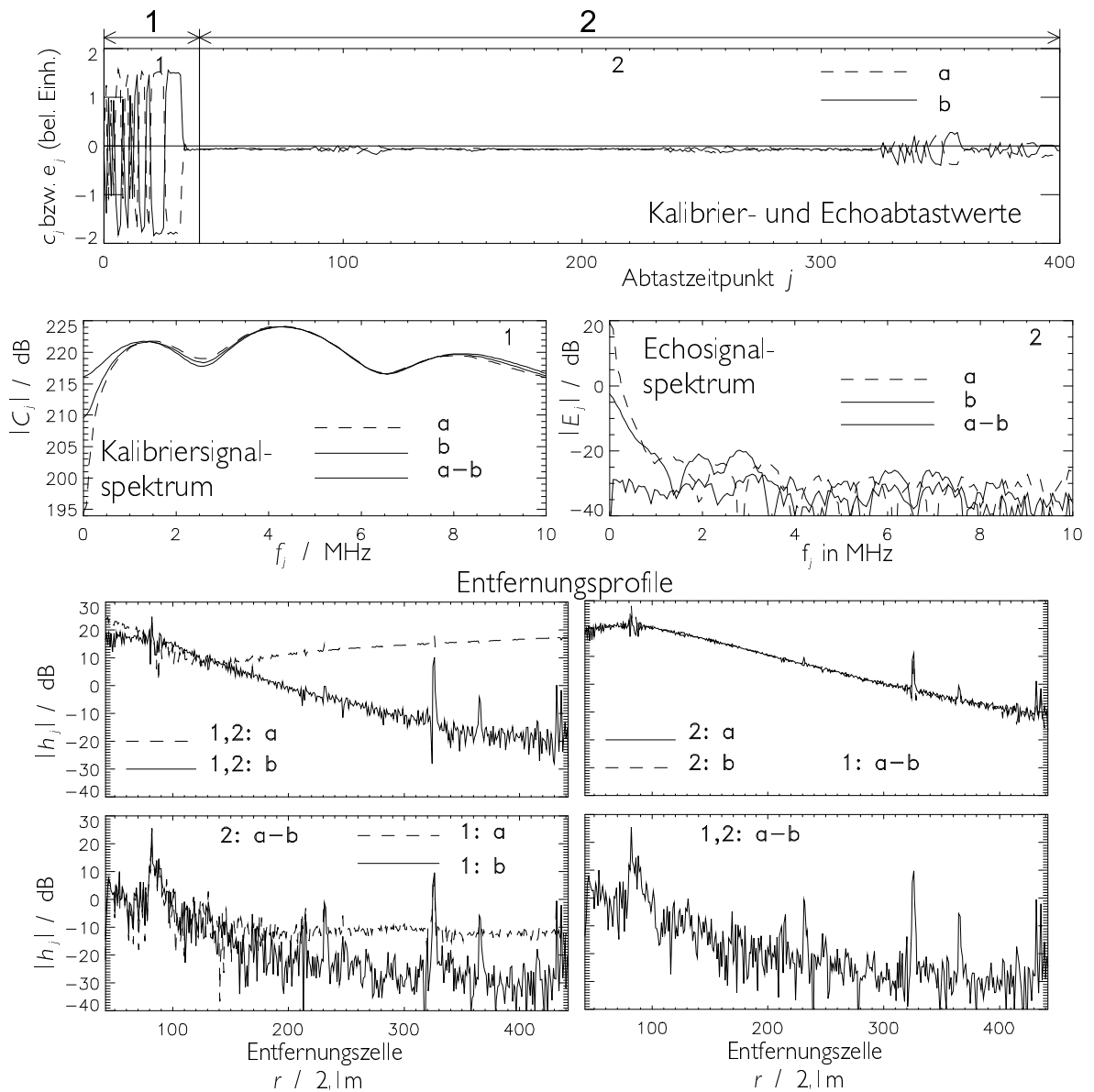


ABBILDUNG 3.11: Experimentell aufgezeichnete Abtastwerte von NRN-Radarsignalen und daraus abgeleitete Spektren und Entfernungprofile mit und ohne Off-setkompensation. Verwendete Codes: 512c607f (b) und aed39f80 (a).

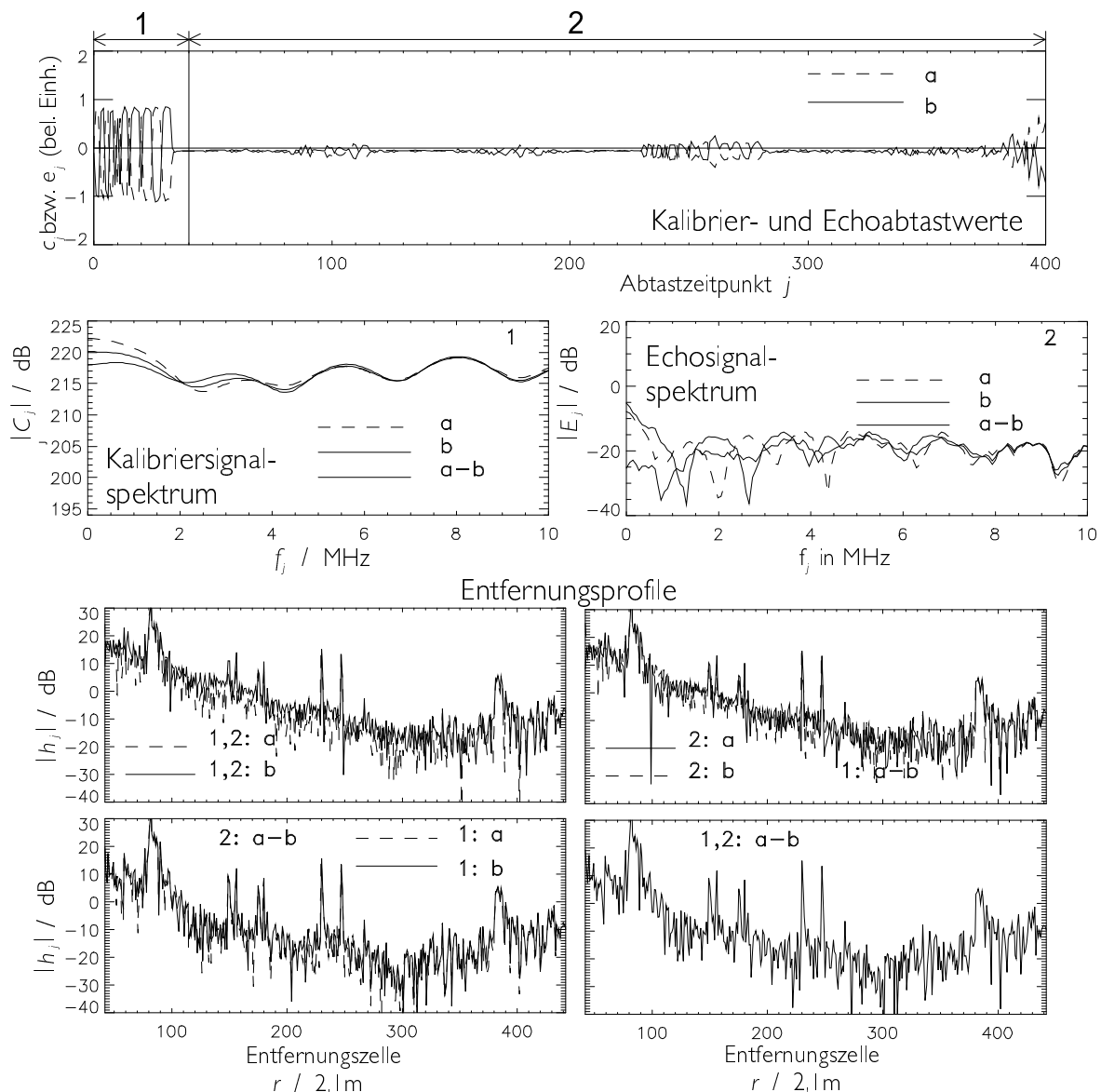


ABBILDUNG 3.12: Darstellung von Impulskompressionsergebnissen basierend auf NRN-Messungen wie Abbildung 3.11, jedoch unter Verwendung der Codes cca210f0 (a) bzw. 335def0f (b).

3.4 Übersteuerung

Ein weiterer Effekt, der zu Impulskompressionsartefakten führen kann, ist die Übersteuerung von Komponenten in der Signalverarbeitungskette. Jede Komponente kann durch eine Übertragungskennlinie beschrieben werden, die Eingangs- mit Ausgangsgrößen verknüpft. Normalerweise sollte das System so konzipiert werden, daß keine Eingangsgröße an irgendeiner Komponente die Grenzen überschreitet, innerhalb derer ein linearer Zusammenhang mit der Ausgangsgröße besteht. Beim NRN wurde dem Rechnung getragen, indem eine maximale Radarrückstreulfläche von 10^4 m^2 angenommen wurde, und dann die Komponenten auf diesen zu erwartenden maximalen

Pegel ausgelegt bzw. eingestellt wurden. Dennoch kann ein Objekt, das wider Erwarten einen größeren Rückstreuquerschnitt besitzt, zur Übersteuerung führen. Oftmals können beispielsweise Gebäudefassaden solche immens großen Rückstreuquerschnitte haben. Genauso kann ein eigentlich kleineres Objekt, das mit einem bereits vorhandenen Untergrund interferiert, der seinerseits ebenfalls unter der Übersteuerungsgrenze liegen kann, zur Übersteuerung führen.

Um die Übersteuerung auf eine einfache Art modellieren zu können, wird angenommen, daß sich an den linearen Übertragungsbereich bei einer bestimmten, maximalen Signalamplitude entsprechend einer Leistung P_{\max} sofort die Sättigung anschließt. Signalwerte, die die maximale Signalamplitude überschreiten, werden einfach abgeschnitten.

Tritt eine solche Übersteuerung an einer Stelle auf, an der das Signal noch nicht in Basisbanddarstellung vorliegt, so wird die Form der hochfrequenten Schwingung verändert, da die Maxima und Minima der Schwingung gekappt werden. Dies äußert sich zum einen in einer Reduzierung der Amplitude der Grundschwingung des übersteuerten Signals gegenüber dem nicht beeinträchtigten Signal, zum anderen durch das Hinzukommen weiterer Spektralkomponenten, die den „rechteckigeren“ Verlauf des übersteuerten Signals beschreiben können. Die Voraussetzung für die Darstellbarkeit des Signals im Basisband ist dann streng genommen gar nicht mehr gegeben, da diese hinzukommenden Spektralkomponenten Frequenzen besitzen, die Vielfachen der Grundfrequenz entsprechen. Durch die vorhandenen Bandbegrenzungsfilter werden sie jedoch unterdrückt. Der Effekt, der für die weitere Signalverarbeitung eine Rolle spielt, besteht in diesem Fall also im wesentlichen in einer Begrenzung der Amplitude des zugehörigen Basisbandsignals, verknüpft mit einer Filterung. In den aufgezeichneten Basisbandsignalen zeigt sich diese Art der Übersteuerung weniger deutlich, da durch die Filterung eine Glättung stattfindet. In Abbildung 3.13 ist schematisch eine solche Art von Übersteuerung im HF-Teil, siehe HF-Signal oben links im Vergleich zum HF-Signal rechts daneben, das – aufgrund besser dimensionierter Schaltungen – keine Übersteuerung hervorruft, dargestellt. Im Basisband, siehe jeweils darunter zwei Signalverläufe im Falle zweier verschiedener Nullphasen, ist der Effekt durch das einfache Abschneiden hoher Signalamplituden i. a. etwas geglättet.

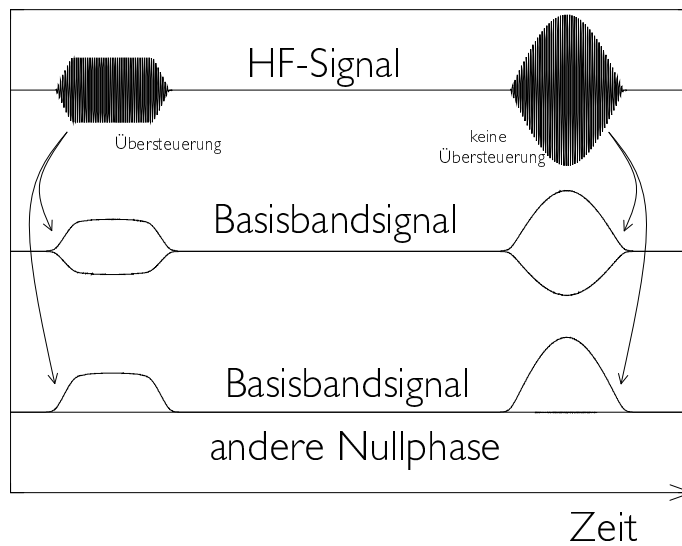


ABBILDUNG 3.13: Wirkung einer Übersteuerung im HF-Bereich auf die Basisbandkomponenten.

Eine Übersteuerung, die nach dem Abmischen ins Basisband vorliegt, ist in den Abtastwerten i. a. deutlicher zu sehen, da keine Bandpaßfilterung zu einer Glättung führt. In beiden Fällen jedoch weicht das Basisbandsignal durch die Übersteuerung vom idealen Signal, das man im Falle einer rein linearen Kennlinie aller Empfängerschaltungen erwarten würde, und das ideale Impulskompressionsergebnisse liefern würde, ab. Das Impulskompressionsverfahren interpretiert Differenzsignal zwischen dem idealen und dem aufgrund der Übersteuerung veränderten Signal als das expandierte Echosignal einer Radarzielverteilung. Deren Rekonstruktion tritt als Impulskompressionsartefakt in Erscheinung. Es tritt erstmalig bei beginnender Übersteuerung auf und steigt mit zunehmender Übersteuerung nahezu schlagartig an.

In Simulationen, siehe Abbildung 3.14 und 3.15, in denen die Radarrückstreulfläche eines Punktstreuers allmählich über die Übersteuerungsgrenze angehoben wird, zeigen sich die Übersteuerungseffekte. In Abbildung 3.14 sind simulierte impulskomprimierte Entfernungsprofile für einen Radarkanal dargestellt, der durch einen einzelnen Punktstreuer modelliert wird. Die Simulation der Echosignale erfolgte unter der Annahme einer realistischen Bandbegrenzung. Der Radarrückstreuquerschnitt des Punktstreuers, markiert durch die Linie A, wird innerhalb der Darstellung so variiert, daß die Echosignalleistung (C) einen Bereich von 6 dB unterhalb der Übersteuerungsgrenze, deren Niveau durch die gesichelte Linie B markiert ist, bis 11,4 dB oberhalb der Übersteuerungsgrenze überstreicht. Liegt noch keine Übersteuerung vor, so erhält man als Impulskompressionsergebnis einen nahezu δ -förmigen Impuls über dem Rauschuntergrund. Innerhalb eines Zuwachses der Rückstreuquerschnittsfläche des Punktstreuers um ein einziges dB nach dem Überschreiten der Sättigung steigen die Kompressionsartefakte auf 40 dB unter dem Impulskompressionsmaximum an, und erreichen bei einer Übersteuerung von 5 dB bereits ihren Maximalwert von ca. 15 dB unterhalb des Hauptmaximums. Das Niveau des jeweils größten Nebenmaximums ist durch die Linie E markiert. Bei beginnender Übersteuerung wächst diese Linie aus dem Rauschuntergrund heraus. Die Linie D zeigt das Impulskompressionsmaximum an, das zunächst

mit den Linien A bzw. C ansteigt und dann etwas oberhalb der Linie B stagniert. Das Impulskompressionsergebnis für eine um 11,4 dB über der Übersteuerungsgrenze liegende Rückstreuquerschnittsfläche wurde rechts aus der Abbildung herausprojiziert und nochmals gesondert dargestellt.

Das in Abbildung 3.15 sichtbare Signal ist das eines sich bewegenden Streuers, der selber gar nicht übersteuert. Das zugehörige Radarziel ist zehn Entfernungszellen gegenüber dem nicht bewegten Radarziel versetzt, dessen Impulskompressionsergebnis in Abbildung 3.14 dargestellt ist und dessen Echo die Übersteuerung bewirkt. Der Unterschied der beiden Rückstreuquerschnitte beträgt 35 dB. Durch Zeitreihenfilterung, beispielsweise durch das Abziehen zweier zeitlich aufeinanderfolgender Impulskompressionsergebnisse voneinander wird das Signal des nicht-bewegten Streuers sowie ein Teil der Übersteuerungsartefakte eliminiert. Genauer über diese „single pulse canceler“ genannte Art der Radarsignalfilterung, sowie weitere Methoden der Festzielunterdrückung findet sich in Kapitel 5. Das bewegte Radarziel selbst würde gar keine Übersteuerung bewirken. Es existieren jedoch, sobald das größere Radarziel Übersteuerung bewirkt, Kompressionsartefakte in Form von Nebenmaxima, die sich durch die Filterung nicht beseitigen lassen. Die Linie A kennzeichnet die Rückstreuintensität des großen, die Übersteuerung bewirkenden Radarziels, ansonsten ist die Abbildung völlig analog Abbildung 3.14.

An dieser Stelle sei noch angemerkt, daß Simulationen des gleichen Effekts für das konventionelle MF-Kompressionsverfahren durchgeführt wurden. Ein vergleichbar abrupt einsetzender Effekt bei beginnender Übersteuerung wie für das erwartungstreue Impulskompressionsverfahren zeigte sich dabei nicht. Selbst bei einer starken Übersteuerung von ca. 5 dB veränderte sich das Muster der Impulskompressionsnebenmaxima kaum.

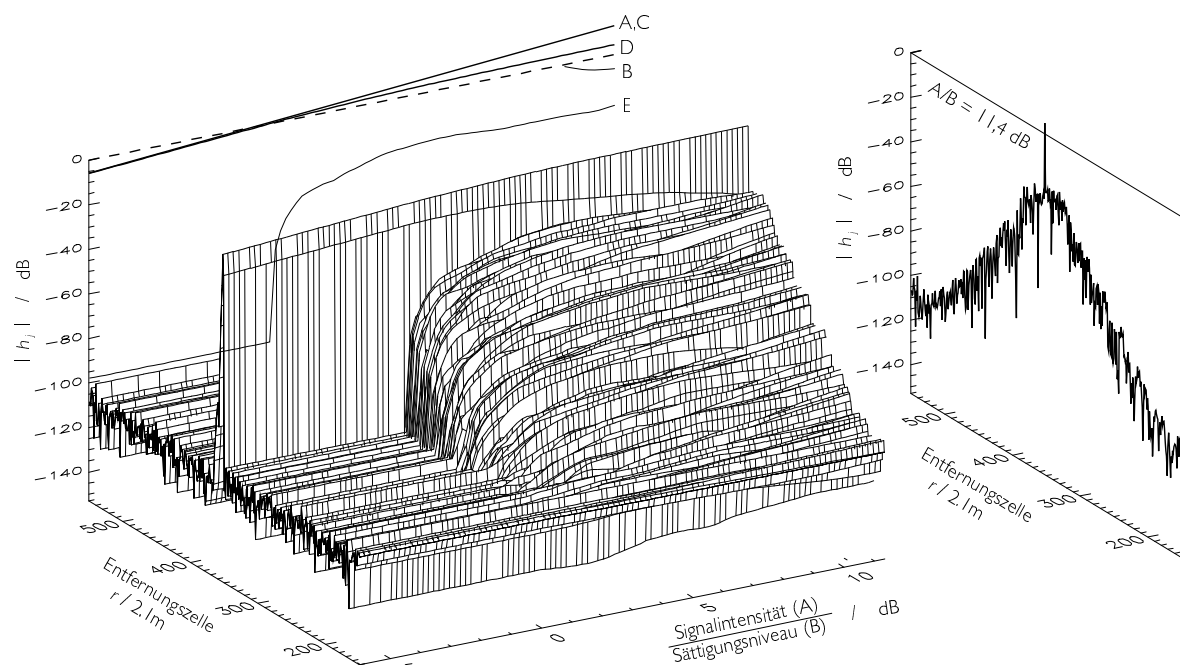


ABBILDUNG 3.14: Simulation des Effekts der Übersteuerung anhand eines Punktstreuers.

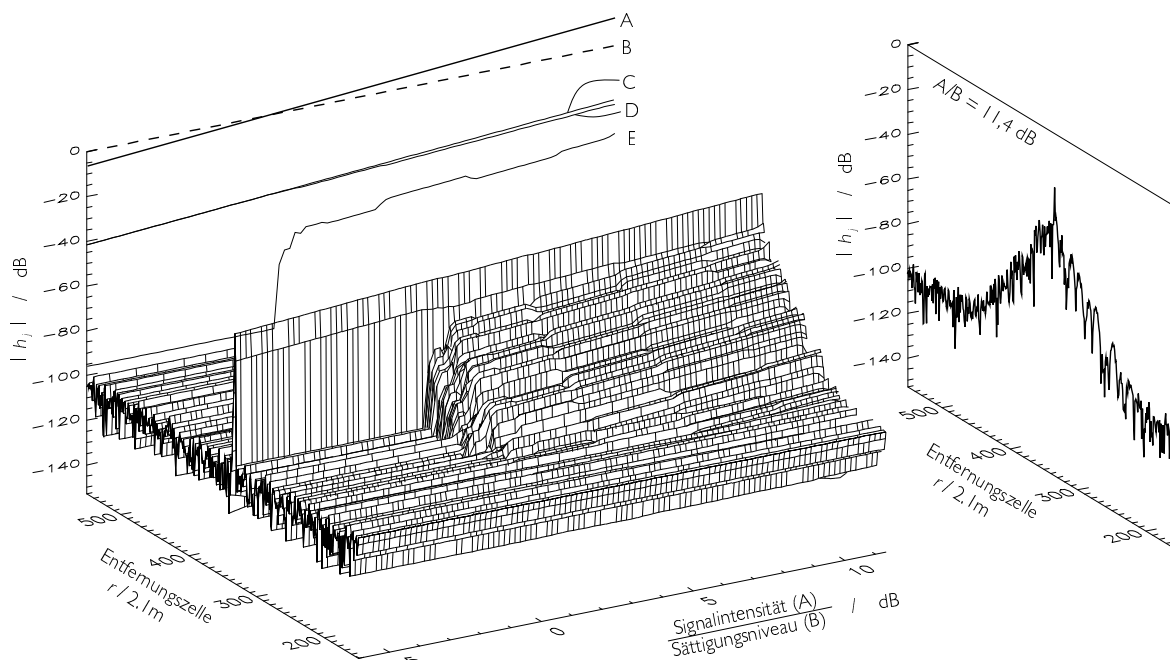


ABBILDUNG 3.15: Simulation der Auswirkung des Übersteuerungseffekts durch einen Punktstreuer auf einen kleineren, nicht übersteuernden Punktstreuer.

Das NRN sollte auf Ziele bis zu $10^4 \text{ m}^2 = 40 \text{ dBm}^2$ ausgelegt sein. Bei Messungen zeigte sich jedoch, daß die nominelle Auslegung auf 40 dBm^2 -Ziele mit einer $1/r^4$ -Entfernungsabhängigkeit nicht ausreichend ist. Der Rückstreuquerschnitt des Testfahrzeugs, eines Mercedes-Kleinbusses, siehe Abbildung 3.16, das in einer Entfernung von ca. 130 m kreisförmige Kurvenfahrten ausführte, schwankte durch die Aspektwinkelvariation um die 10 dBm^2 herum. Die absolute Kalibrierung wurde mittels einer Eichspiegelmessung durchgeführt, für die ein quadratischer Spiegel mit einer Seitenlänge von $a = 39 \text{ cm}$, gemäß

$$\sigma = 4\pi \frac{a^4}{\lambda_\gamma^2} \quad [\text{Sko90}], \text{ S. 11.11} \quad (3.19)$$

entsprechend einem Radarrückstreuquerschnitt von $\sigma = 323 \text{ m}^2$ bzw. 25 dBm^2 bei $\lambda_\gamma = 3 \text{ cm}$ verwendet wurde. Immer in den Umkehrpunkten aber, wenn der Radarstrahl den Bus von der Seite erfaßte, traten Spitzen im Rückstreuquerschnitt von etwas über 30 dBm^2 auf. Genau dazwischen tauchen ebenfalls solche Spiegelreflexe auf, die jedoch bei auf das Radar zu gerichteter Bewegungsrichtung mit ca. 25 dBm^2 weniger ausgeprägt waren, als bei der Wegfahrt mit ca. 30 dBm^2 . Manche dieser Peaks nun sind so ausgeprägt, daß es durch Übersteuerung zu Impulskompressionsartefakten kommt, die dann über viele Entfernungszellen des Radarentfernungsprofils verteilt sind. Dies kann der Abbildung 3.16 entnommen werden. Im Bild rechts oben ist der Intensitätsverlauf der impulskomprimierten Radarkanalimpulsantwort über der Zeit t für drei ausgewählte Entfernungszellen dargestellt. Zum einen wurde die Entfernungszelle ausgewählt, in der sich die Eichplatte befand. Mit dieser Eichspiegelmessung ist die absolute Kalibrierung der Entfernungprofile auf einer dBm^2 -Skala möglich. Die zweite Kurve entspricht nicht dem Signalverlauf einer einzelnen Entfernungszelle. Stattdessen wurde

zu jedem Zeitschritt t das Maximum des Entfernungsprofils aus dem Entfernungsbereich, in dem sich das Meßfahrzeug bewegte, dargestellt. Man sieht die Variation des Rückstreuquerschnitts des Meßfahrzeugs zwischen ca. 7 dBm^2 und ca. 14 dBm^2 , sowie regelrechte Spitzen, die deutlich über 30 dBm^2 hinaus reichen. Die dritte dargestellte Entfernungszelle ist diejenige in einer Entfernung von $r = 163,8 \text{ m}$ vom Radar. In dieser Entfernungszelle befand sich während der Messung weder der Mercedes-Bus noch irgend ein anderes Radarziel. Die Spitzen, die im Intensitätsverlauf dennoch beobachtet werden können, korrelieren zeitlich mit den Intensitätsspitzen durch die Spiegelreflexe des Meßfahrzeugs und sind auf Übersteuerungsartefakte bei der Impulskompression zurückzuführen. Im Bild unten links sind ebenfalls diese Übersteuerungsartefakte anhand von impulskomprimierten Entfernungsprofilen zu zwei verschiedenen Zeitpunkten dargestellt. Zum Zeitpunkt $t = 2,2 \text{ s}$ deutet sich im Echosignal des Meßfahrzeugs zwar ein Spiegelreflex an, der aber nur wenig intensiv ist und nicht zu einer Übersteuerung und damit zu Impulskompressionsartefakten führt. Bei $t = 12,6 \text{ s}$ dagegen übersteuert das Echo den Empfänger, und die Impulskompressionsartefakte zeigen sich in Form einer starken Untegrundanhebung. Diese beiden Zeitpunkte sind in den anderen Bildern der Darstellung jeweils durch einen Pfeil markiert. Im Bild rechts unten sind schließlich graucodiert die Intensitäten der impulskomprimierten Entfernungsprofile über einen Zeitraum von 50 s aus dem Entfernungsbereich des Meßfahrzeugs wiedergegeben. Die Bewegung des Fahrzeugs entlang eines Kreises bildet sich hier deutlich in Form einer sinusförmigen Linie. Jeweils an den Umkehrpunkten wird der Bus von der Breitseite gesehen. Der Spiegelreflex führt oftmals zu einer Übersteuerung, die ihrerseits zu Impulskompressionsartefakten führt, die sich ebenfalls deutlich als Dunkelfärbung über einen großen Entfernungsbereich zu einem Zeitpunkt abzeichnen. Es existieren auch Spiegelreflexe und damit verbundene Impulskompressionsartefakte bei Zu- bzw. Wegfahrt, d. h. wenn der Bus direkt von vorne oder hinten gesehen wird. Diese sind jedoch schwächer als die Breitseitenreflexe.

Durch die ausgeprägte Winkelabhängigkeit des Rückstreuquerschnitts kann ein eigentlich „harmloses“, also kleines Radarziel dennoch unter bestimmten Aspektwinkeln zu Übersteuerungsartefakten führen. Darüber hinaus stellen auch Gebäude eine potentielle Ursache von den Empfänger übersteuernden Echosignalen dar.

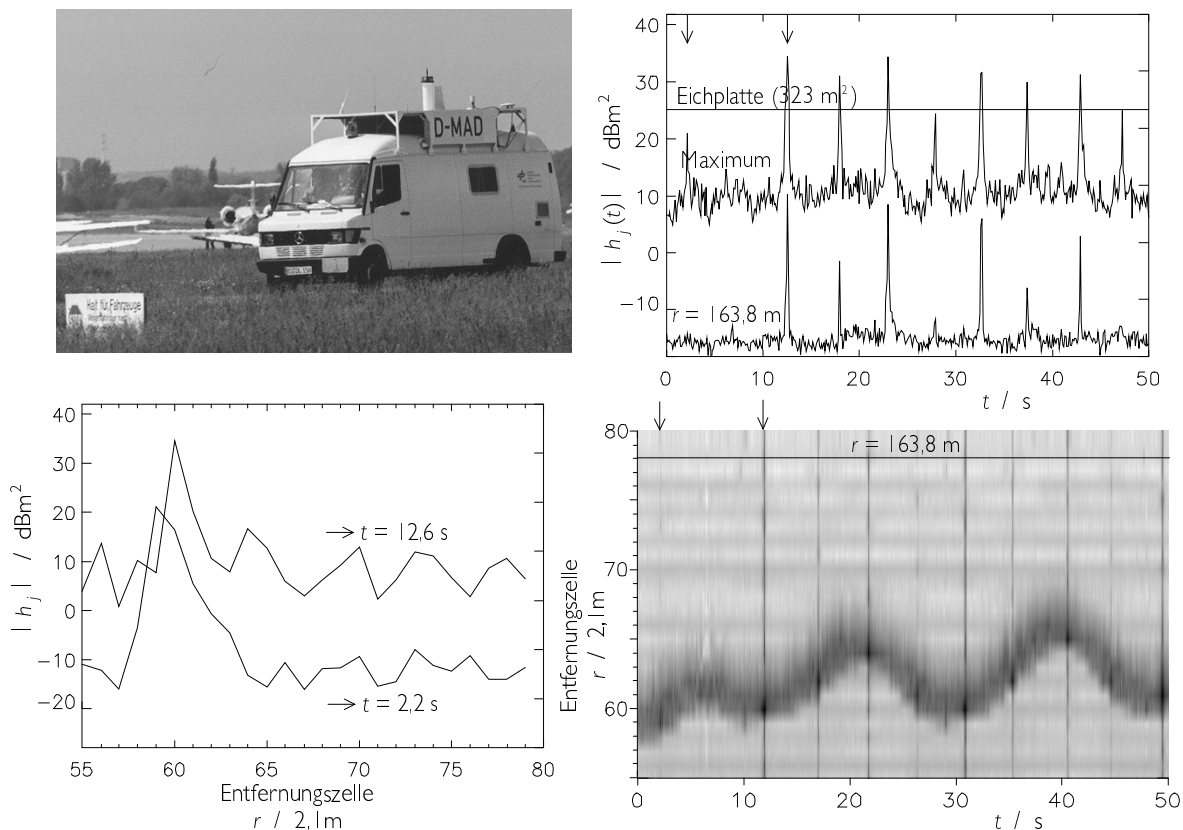


ABBILDUNG 3.16: Verwendetes Meßfahrzeug (links oben), sowie Intensitätsverläufe einzelner Entfernungszellen (rechts oben) und Entfernungprofile bestimmter Zeitpunkte (links unten) bzw. graucodiert über einen ganzen Zeitraum (rechts unten) für Radarmessungen mit diesem Meßfahrzeug.

Auf einen wichtigen Aspekt sei in diesem Zusammenhang noch hingewiesen. Nominell sollte der Linearitätsbereich des NRN-Radarempfängers bis ca. $\sigma = 40 \text{ dBm}^2$ reichen. Aus Abbildung 3.16 ist dagegen zu entnehmen, daß die ausgeprägten Übersteuerungsartefakte bereits für $\sigma \approx 25 \text{ dBm}^2$ bis $\sigma \approx 30 \text{ dBm}^2$ auftreten. Dies läßt sich auf den Einsatz einer STC zurückführen. Durch die STC steigt die Verstärkung mit zunehmender Echolaufzeit t an. Dieser Anstieg kompensiert zwar nicht exakt die $1/r^4$ -Entfernungsabhängigkeit, sondern verläuft näherungsweise wie r^3 im Nahbereich und relativ exakt wie r^2 für größere Distanzen. Da ein expandierter Impuls verwendet wird, dessen Ausdehnung in Entfernungsrichtung typischerweise $n = 32$ oder $n = 64$ Entfernungszellen, also ca. 70 bzw. 140 m ($= r_0$) beträgt, wird das Ende des empfangenen expandierten Echos eines Objekts in der Entfernung r eigentlich mit dem „falschen“ STC-Verstärkungsfaktor $\propto (r+r_0)^3$ statt $\propto (r)^3$ verstärkt. Für geringe Messentfernungen $r < r_0$ werden die Echosignale zwar nicht registriert, da Übersprecher des Sendepulses den Empfänger schädigen würden, wäre dieser während des Sendens geöffnet. Für ein Radarziel in der Entfernung von $r \approx r_0$ jedoch wird das Ende des expandierten Impulses ungefähr um den Faktor 9 zu hoch verstärkt. Ein großes Objekt, für das das System nominell noch ausgelegt ist, führt dadurch trotzdem zur Übersteuerung gegen Ende seines Radrarchos.

4.1 Vorbemerkung

Im vorhergehenden Kapitel werden Methoden aufgezeigt, mit denen innerhalb des NRN-Systems Eigenclutter vermieden oder klein gehalten werden kann. Wie bereits in der Einleitung angesprochen, beinhaltet das Radarsignal jedoch neben den Signalkomponenten der Radarziele – nebst dem durch Beachtung der Ergebnisse des vorherigen Kapitels minimierten Eigenclutter – auch Cluttersignalkomponenten, d. h. Echosignale von anderen Objekten als den eigentlichen Radarzielen, und Rauschanteile. Wesentlich für die Entscheidung zugunsten einer guten Strategie zur Nutzsignaldetektion ist eine eingehende Analyse des vorliegenden Störsignals. Dies ist Gegenstand dieses Kapitels. Zunächst wird untersucht, wie sich das NRN-Störsignal zusammensetzt. Danach wird kurz auf Arbeiten, in denen Radarclutter untersucht wurde, eingegangen. Es werden gemessene NRN-Cluttersignale eingehend analysiert. Aus den Analyseergebnissen wird schließlich ein Signalmodell abgeleitet. Dieses Modell dient später – zusammen mit den im nächsten Kapitel dargestellten Prinzipien der Filter- und Detektionstheorie – als Grundlage bei den Überlegungen zu einer Filter- und Detektionsstruktur, die an die gegebenen Signaleigenschaften optimal angepaßt ist.

4.2 Analyse des NRN-Störsignals

4.2.1 Grundsätzliche Signalstruktur

Ein NRN-Radarsensor, der zum Zeitpunkt t einen Radarimpuls aussendet, soll die Impulsantwort $h(t, t)$, die den Radarkanal zu diesem Zeitpunkt beschreibt, messen. Das durch ein Rauschsignal $n(t)$ überlagerte expandierte Echosignal wird hierfür mit der der gewünschten Entfernungsauflösung entsprechenden Abtastfrequenz $1/\Delta\tau$ digitalisiert, und impulskomprimiert, siehe Kapitel 2. Man gewinnt dadurch Schätzwerte $h_j^{\text{OS}}(t)$ für $h(t = j\Delta\tau, t)$. Ein einzelner solcher Schätzwert $h_j^{\text{OS}}(t)$ beschreibt Betrag und Phase des aus der Entfernungszelle j , d. h. aus der Entfernung $j\Delta\tau c/2$ zurückgestreuten Radarimpulses. Ein Entfernungsprofil setzt sich aus den Schätzwerten für mehrere Entfernungszellen zusammen und kann als Vektor $\underline{h}^{\text{OS}}(t)$ interpretiert werden. Um die zeitliche Veränderung der Impulsantwort $h(t, t)$ verfolgen zu können, wird diese Prozedur periodisch zu den Zeitpunkten $t + iT_{\text{PRF}}$ wiederholt, wobei $T_{\text{PRF}} \gg \Delta\tau$. Ein gepulstes Radar ist ein Abtastsystem, das mit der Pulswiederholfrequenz $F_{\text{PRF}} = 1/T_{\text{PRF}}$ zu den Zeitpunkten $t + iT_{\text{PRF}}$ Abtastwerte aller Komponenten des Vektors $\underline{h}^{\text{OS}}(t)$ gewinnt. Das NRN-Radarsignal kann somit als zweidimensionales Signal verstanden werden, das auf einem diskreten (t, t) -Gitter abgetastet wird, siehe Abbildung 4.1. Die Abtastwerte h_{ji}^{OS} können durch zwei Zahlen j und i indiziert werden, wobei der erste Index der Echo-

laufzeit t bzw. der Meßentfernung, und der zweite der „Radarechogewinnungszeit“ t entspricht.

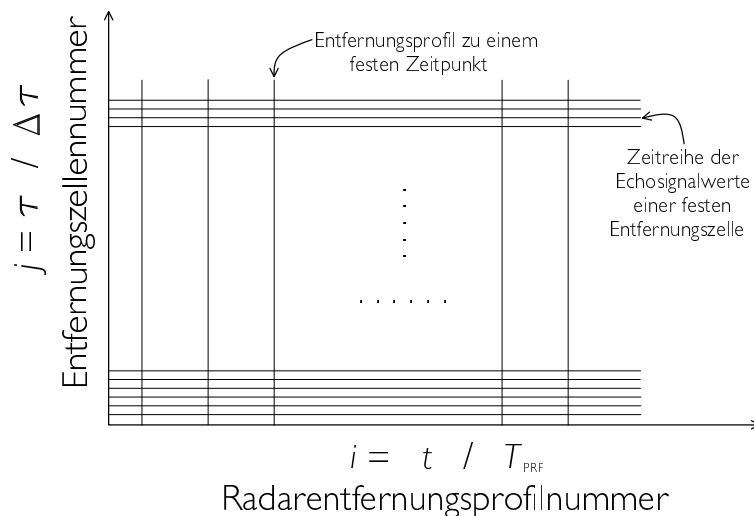


ABBILDUNG 4.1: Schema der zweidimensionalen Struktur des Radarsignals h_{ji}^{OS} .

Da die Schätzung der Radarkanalimpulsantwort h_{ji}^{OS} bei den folgenden Untersuchungen selbst als ein Signal verstanden wird, dessen Eigenschaften untersucht werden und das einer Filterung zur Herausarbeitung einzelner Komponenten unterworfen wird, wird im folgenden statt von h^{OS} von x , c , s , r oder s^{nutz} , siehe Tabelle 4.1, gesprochen, je nachdem, welcher Bestandteil der geschätzten Radarkanalimpulsantwort gemeint ist.

x	Radarsignal	c	Cluttersignal
dc	Gleichanteil von c	s	variabler Anteil von c
r	Antrieb für AR-Modell	e	Vorhersagefehlersignal
s^{nutz}	Nutzsignal		

TABELLE 4.1: Schreibweise verschiedener Signalkomponenten. Nähere Erläuterungen finden sich jeweils an der Stelle des ersten Auftretens.

Etliche störende Signalkomponenten, die zum Gesamtradarsignal beitragen, verfälschen die Schätzung der Radarkanalimpulsantwort. Zunächst soll prinzipiell geklärt werden, welche Effekte zum NRN-Störsignal beitragen. Neben Artefakten durch die Impulskompression, dem sog. Eigenclutter, auf den im vorangehenden Kapitel eingegangen wurde, sowie dem „echten“ Cluttersignal, also den unerwünschten Radarechos aus der Außenwelt, sind hier das thermische Rauschen sowie das Quantisierungsrauschen der Digitalisierungsstufe im Empfänger zu nennen. Auf die beiden letzteren soll zunächst eingegangen werden, bevor sich die Arbeit ausführlich dem echten Cluttersignal zuwendet.

4.2.2 Thermisches Rauschen

Jede Empfangsantenne liefert an ihrem Ausgang stets eine störende Rauschspannung. Dies ist Folge der Störstrahlung, die die Antenne empfängt [Mei99]. Quellen dieser Störstrahlung sind der Teil der Schwarzkörperstrahlung der Umgebung, der in den von der Antenne abgedeckten Spektralbereich fällt, sowie die Strahlung von kosmischen Objekten wie Pulsaren oder der interstellaren Materie, atmosphärischen Objekten, beispielsweise elektrische Entladungen oder das ionosphärische Rauschen und schließlich von terrestrischen Quellen. Unter diese letzte Kategorie fallen elektrische Geräte in der Umgebung des Radars. Dieses Rauschen kann durch eine fiktive Antennentemperatur T_A beschrieben werden. Dies ist diejenige Temperatur, die der Verlustwiderstand R_A der Antenne haben müßte, um durch thermisches Widerstandsrauschen dieselbe Rauschleistung P_A zu liefern. Daneben hängt die Rauschleistung noch von der Bandbreite B_A ab.

$$P_A = k_{\text{Boltzmann}} T_A B_A . \quad (4.1)$$

Für den Radarbetrieb wird i. a. nur ein kleiner Teil Δf der gesamten Antennenbandbreite genutzt, und der Rest des Spektrums, insbesondere auch des Rauschspektrums, weggefiltert. Die spektrale Rauschleistungsdichte ist in guter Näherung innerhalb der verwendeten Bandbreite Δf konstant, da i. a. $\Delta f \ll f$ gilt. Beim NRN beispielsweise ist $\Delta f \approx 70$ MHz, $f \approx 9$ GHz. Innerhalb des für die Entfernungsauflösung verwendeten Frequenzbandes von 70 MHz erscheint das thermische Rauschen somit weiß.

Ein Verstärker erhöht die Rauschleistung P_{in} , die er an seinem Eingang aufnimmt, um den Verstärkungsfaktor g und addiert – bedingt durch seinen Aufbau aus rauschenden elektrischen Schaltungen – zusätzliches Rauschen ΔP hinzu. An seinem Ausgang herrscht somit die Rauschleistung

$$P_{\text{out}} = gP_{\text{in}} + \Delta P . \quad (4.2)$$

Die Qualität eines Verstärkers bezüglich seiner Rauscheigenschaften kann durch seine Rauschzahl F beschrieben werden. F ist als das Verhältnis aus der tatsächlichen Rauschgangsleistung P_{out} und der verstärkten Rauscheingangsleistung gP_{in} definiert, wenn P_{in} durch einen thermisch rauschenden Widerstand mit der Temperatur $T_0 = 290$ K erzeugt wurde. Sie ist durch

$$F = \frac{gk_{\text{Boltzmann}}T_0\Delta f + \Delta P}{gk_{\text{Boltzmann}}T_0\Delta f} \quad (4.3)$$

gegeben und stellt ein Maß für das durch den Verstärker zum Signal hinzugefügte Rauschen dar. Für einen rauschfreien Verstärker ist sie 1 bzw. 0 dB. Wenn P_{in} statt durch die Rauschtemperatur T_0 durch eine andere Rauschtemperatur T_{in} beschrieben wird, weicht das tatsächliche Verhältnis aus P_{out} und gP_{in} jedoch von F ab. Dies ist z. B. der Fall, wenn das ursprüngliche Rauschen von einer Empfangsantenne stammt. Dann gilt

$$\begin{aligned} P_{\text{out}} &= gP_{\text{in}} + \Delta P = \\ &= g \left(k_{\text{Boltzmann}} T_{\text{in}} \Delta f + \frac{\Delta P}{g} \right) = gk_{\text{Boltzmann}} \Delta f \left(T_{\text{in}} + \frac{\Delta P}{gk_{\text{Boltzmann}} \Delta f} \right) \\ &= gk_{\text{Boltzmann}} \Delta f (T_{\text{in}} + T_0 (F - 1)) . \end{aligned} \quad (4.4)$$

Die Ausgangsrauschleistung kann also durch eine um die Empfängerrauschtemperatur $T = \Delta P / g k_{\text{Boltzmann}} \Delta f = T_0(F - 1)$ erhöhte Rauschtemperatur des Eingangsrauschens ausgedrückt werden, das dafür durch einen rauschfreien Verstärker verstärkt wird. Der Zusammenhang zwischen Rauschtemperatur T_V und Rauschzahl F des Empfangsverstärkers lautet

$$T_V = T_0(F - 1). \quad (4.5)$$

Für ein passives Dämpfungsglied gilt nach [Bla86] zwischen dem Dämpfungsfaktor L , der thermodynamischen Temperatur T_{th} und der Rauschtemperatur T_D des Dämpfungsglieds der Zusammenhang

$$T_D = T_{\text{th}} \left(\frac{1}{L} - 1 \right). \quad (4.6)$$

Liegt eine Kaskade von Verstärkern und sonstigen Bausteinen vor, kann das Zusatzrauschen einer jeden einzelnen Stufe durch eine erhöhte Rauschtemperatur des ursprünglichen Eingangsrauschens beschrieben werden. Zu beachten ist jedoch, daß das Zusatzrauschen des j -ten Elements der Kette $\Delta P_j = g_j k_{\text{Boltzmann}} T_j \Delta f$, wenn es als zusätzliches Rauschen am Eingang der Kette beschrieben wird, die ganze Kette durchläuft. Daher gilt:

$$T_{\text{sys}} = T_A + T_1 + \frac{T_2}{g_1} + \frac{T_3}{g_1 g_2} + \dots \quad (4.7)$$

Der Einfluß des zusätzlichen Rauschens nachgeschalteter Verstärker bzw. anderer Kettenglieder wird umso kleiner, je höher das ursprüngliche Rauschen bzw. das der vorgeschalteten Elemente $1 \dots j - 1$ der Kette an der entsprechenden Stelle j der Kette verstärkt ist. Die Gesamtrauschtemperatur wird überwiegend von denjenigen Elementen der Kette bestimmt, an deren Stelle j das Produkt $g_1 \cdot g_2 \cdot \dots \cdot g_{j-1}$ klein ist, d. h. wo geringe Signalpegel vorliegen. I. a. ist dies der Fall ganz am Anfang der Kette, weshalb es wichtig ist, dort einen Verstärker mit guten Rauscheigenschaften zu verwenden. Beim NRN wird eine STC eingesetzt, siehe Abbildung 2.8. Diese zeitabhängige Dämpfung wird dazu verwendet, den Dynamikbereich der erwarteten Echosignale, der wegen der $1/r^4$ -Abhängigkeit der zurückgestreuten Leistung extrem stark variiert, an den Dynamikbereich der folgenden Analog-Digitalwandlung anzupassen. Die erforderlichen Dämpfungswerte sorgen dafür, daß der effektive Verstärkungsfaktor – zumindest für geringe Echolaufzeiten – so klein ist, daß die Rauschtemperatur der sich anschließenden Kettenglieder stark zum Gesamtrauschen beiträgt.

4.2.3 Quantisierungsrauschen

Um das Radarsignal einer weiteren Verarbeitung im Rechner zugänglich zu machen, wird das ins Basisband heruntergemischte und einer STC unterworfenen Signal abgetastet, d. h. ihm werden zu diskreten Zeiten $j \Delta \tau$ Abtastwerte entnommen. Dies geschieht mit einem Analog-Digitalwandler (ADC), der den kontinuierlichen Wertebereich des ursprünglichen Signals auf einen diskreten Wertebereich abbildet. Der diskrete Wertebereich eines n_{ADC} -bit ADCs umfaßt $2^{n_{\text{ADC}}}$ äquidistante Quantisierungsniveaus, die sowohl positive wie negative Signalwerte abdecken müssen und deren Abstand Δ_{ADC}

daher sinnvollerweise dem $2^{n_{\text{ADC}}-1}$ -ten Teil der maximal erwarteten Signalamplitude entspricht.

$$s(t, t) \rightarrow s_j^{(n_{\text{ADC}})}(t) = \text{int} \left(\frac{s(t, j\Delta\tau)}{\Delta_{\text{ADC}}} \right) \Delta_{\text{ADC}}. \quad (4.8)$$

Gegenüber der nicht-diskretisierten abgetasteten Folge von Signalwerten $s_j(t) = s(j\Delta\tau, t)$ ist dieses Signal um das Quantisierungsrauschen verfälscht.

$$r_j^{(n_{\text{ADC}})}(t) = s_j(t) - s_j^{(n_{\text{ADC}})}(t). \quad (4.9)$$

Das Quantisierungsrauschen ist im Intervall $[-\Delta_{\text{ADC}}, \Delta_{\text{ADC}}]$ gleichverteilt, seine Extremalwerte sind $\pm\Delta_{\text{ADC}}/2$, und sein Effektivwert $\Delta_{\text{ADC}}/\sqrt{12}$ [Ste94], S. 81. Der verfügbare Dynamikbereich, d. h. das Verhältnis der maximalen und minimalen Intensität P_{max} und P_{quant} möglicher messbarer Signale, ist durch den Ausdruck

$$\frac{P_{\text{max}}}{P_{\text{quant}}} = \left(2^{n_{\text{ADC}}-1}\right)^2 \quad (4.10)$$

gegeben und beträgt bei einer 10 bit-Quantisierung 54 dB.

Im folgenden soll das Frequenzverhalten des Quantisierungsrauschens betrachtet werden. Es zeigt sich, daß dieses vom abgetasteten Signal selber beeinflusst wird. Erfüllt das Signal jedoch gewisse Anforderungen, so kann das Quantisierungsrauschen als weiß betrachtet werden.

Gegeben sei das komplexwertige Signal $s(t = t_0, t)$, das für eine festgehaltene Echozeit $t = t_0$ als das Echosignal der entsprechenden Entfernungszelle in einer Distanz von $r = ct_0/2$ interpretiert werden kann. Real- und Imaginärteil werden jeweils mit n_{ADC} Bit quantisiert. Die komplexe Ebene wird in quadratische Zellen der Seitenlänge Δ_{ADC} eingeteilt, und statt des tatsächlichen Signals erhält man nach der AD-Wandlung jeweils die I/Q-Werte der Zellenmitte des jeweiligen Quadrats. Die Abweichung vom wahren Wert stellt das Quantisierungsrauschen dar. Hat man es mit einem konstanten Signal $s(t_0, t) = s_{\text{const}}$ zu tun, so ist auch der bei der Quantisierung entstehende Fehler konstant. Ist die Variation des Signals $s(t_0, t)$ von Abtastzeitpunkt zu Abtastzeitpunkt klein genug, daß es mehrmals in der gleichen Quantisierungszelle zu liegen kommt, so sind die Werte der Folge der Abweichungen des quantisierten Signalwerts vom wahren Signalwert nicht unabhängig. Erst, wenn das Signal stärker variiert und von Abtastzeitpunkt zu Abtastzeitpunkt verschiedene Quantisierungszellen durchwandert, geht die Korrelation verloren und das Quantisierungsrauschen wird weiß. Je größer das Signal selbst ist, umso wahrscheinlicher wird dieser Effekt, da dann bereits eine kleine Phasenänderung dazu führt, daß das komplexe Signal die Quantisierungszelle verlässt. Ebenso bewirkt eine Vergrößerung der Winkelgeschwindigkeit des Signals eine Dekorrelation des Quantisierungsrauschens.

In einer Simulationsrechnung wurde das deterministische Signal

$$s(t_0, t) = A \exp(2\pi j f_D t) \quad (4.11)$$

verwendet, um diese Effekte zu zeigen. Ein solches Modell beschreibt im wesentlichen das Echosignal eines sich innerhalb der Entfernungszelle in einer Entfernung $r = ct_0/2$ bewegenden Punktstreuers. In den Abbildungen 4.2 und 4.3 sind jeweils das komplexe $s_i(t_0) = s(t_0, iT_{\text{PRF}})$ bzw. dessen quantisierte Version $s_i^{(n_{\text{ADC}})}(t_0)$, sowie die Differenz

dieser beiden Werte, d. h. das Quantisierungsrauschen, und das Leistungsdichtespektrum des Quantisierungsrauschens für drei verschiedene A bzw. f_D dargestellt. In Abbildung 4.2 wurden als Werte für die Signalamplitude A oben $A = 3\Delta_{\text{ADC}}$, darunter $A = 60\Delta_{\text{ADC}}$ und unten $A = 1950\Delta_{\text{ADC}}$ gewählt, die Frequenz des deterministischen Signals war stets $f_D = 5 \cdot 10^{-4}/T_{\text{PRF}}$. Links sind in einem jeweils kleinen Ausschnitt der I/Q-Ebene mit dem Symbol \circ Signalwerte $s_i(t_0) = s(t_0, iT_{\text{PRF}})$ zu diskreten Zeitpunkten $t = iT_{\text{PRF}}$ dargestellt. Dies sind einfach die Signalwerte der Zeitreihe der Echosignale einer einzelnen Entfernungszelle. Das Symbol $+$ markiert jeweils das digitalisierte zeitdiskrete Signal $s_i^{n(\text{ADC})}(t_0)$. Wenn die Amplitude des zugrundeliegenden deterministischen Signals klein ist, so bleibt $s_i(t_0)$ oftmals für mehrere Zeitschritte in einer Quantisierungszelle der I/Q-Ebene. Das Quantisierungsrauschen $r_i^{n(\text{ADC})}(t_0)$, das durch die Abweichung der quantisierten Werte $s_i^{n(\text{ADC})}(t_0)$ von den „echten“ Werten $s_i(t_0)$ gegeben ist und in den Bildern jeweils durch die eingezeichnete Verbindungslinie zwischen $s_i^{n(\text{ADC})}(t_0)$ und $s_i(t_0)$ dargestellt ist, ist dann von Zeitschritt zu Zeitschritt korreliert. Dies äußert sich in einem nicht-weißen Spektrum, welches rechts daneben dargestellt ist. Für ein größeres A , siehe Bilder darunter, nimmt dies Korrelation ab, und das Spektrum wird weißer. Einen ähnlichen Einfluß auf das Quantisierungsrauschen hat auch die Frequenz f_D des zugrundeliegenden Signals. Eine Simulation basierend auf einem Signal gemäß (4.11) ist für eine feste Signalamplitude $A = 1100\Delta_{\text{ADC}}$ für die Frequenzen $f_D = 2 \cdot 10^{-5}/T_{\text{PRF}}$, $f_D = 6,2 \cdot 10^{-5}/T_{\text{PRF}}$ und $f_D = 5 \cdot 10^{-4}/T_{\text{PRF}}$ (von oben nach unten) in Abbildung 4.3 dargestellt. Genauso wie für ein steigendes A bei fester Frequenz f_D wird für ein steigendes f_D bei fester Amplitude A die Korrelation des Quantisierungsrauschens zunehmend kleiner und sein Spektrum allmählich weiß.

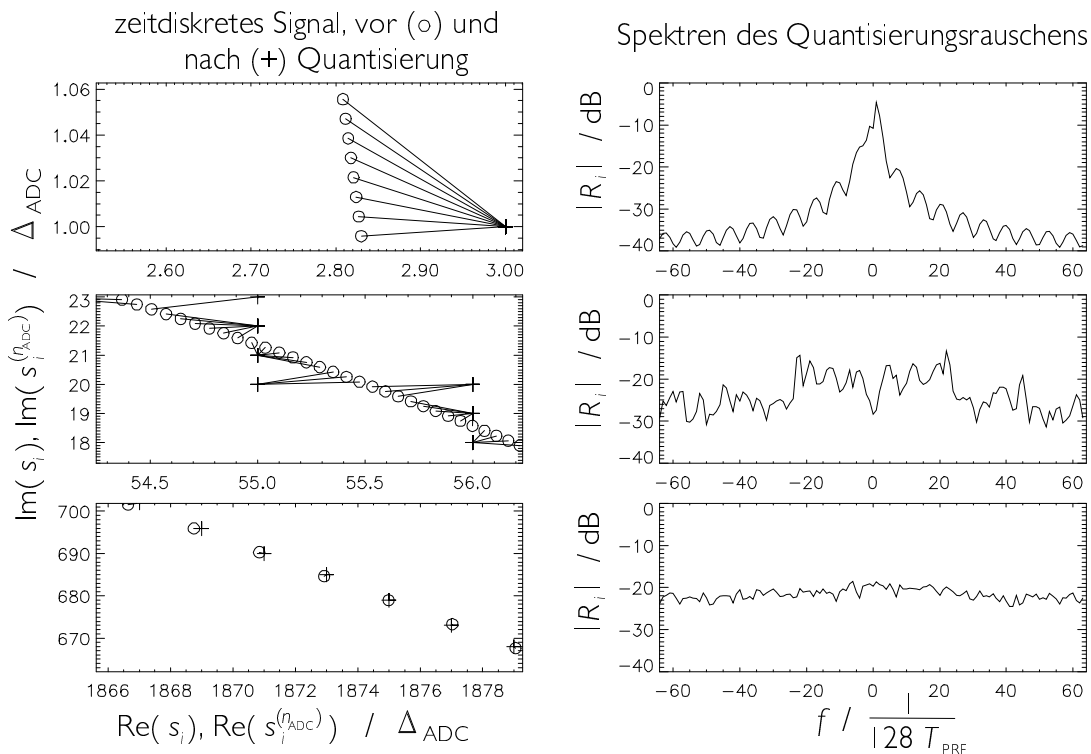


ABBILDUNG 4.2: Einfluß der Amplitude A des Signals auf das Quantisierungsrauschen.

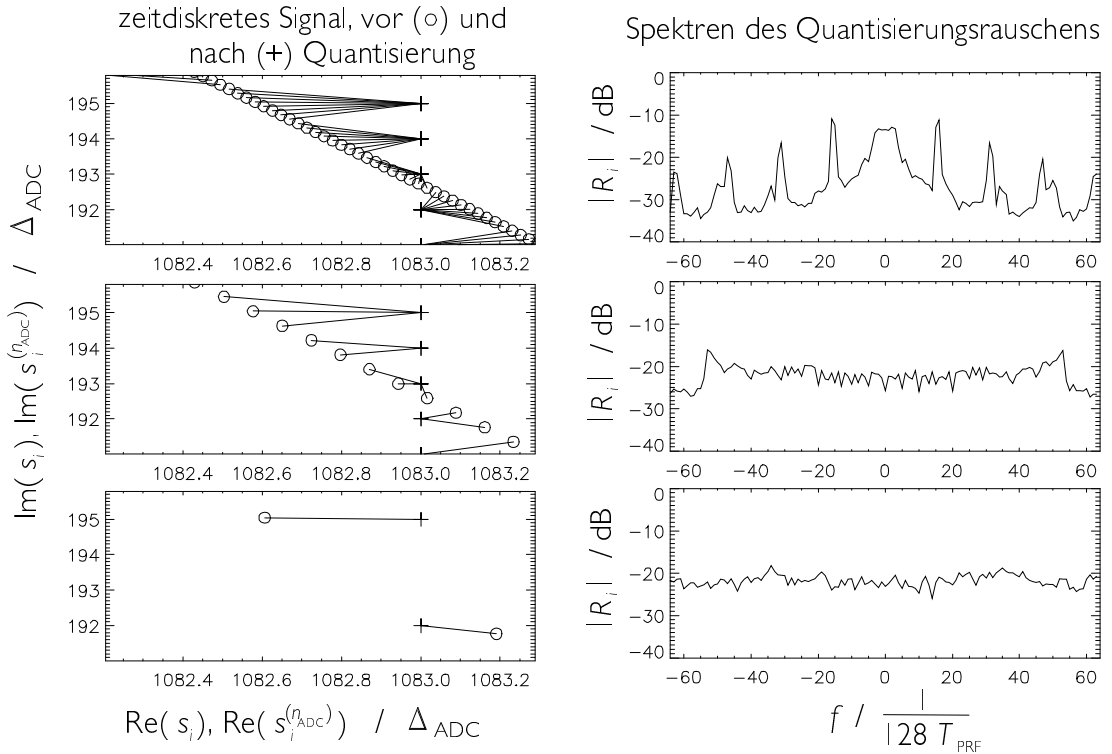


ABBILDUNG 4.3: Einfluß der Frequenz f_D des Signals auf das Quantisierungsrauschen.

Verwendet man die Zeitreihe eines stochastischen Signals $s_i(t_0) = s(t = t_0, t = iT_{\text{PRF}})$, um das Verhalten des Quantisierungsrauschens zu untersuchen, beobachtet man im wesentlichen ebenfalls den gleichen Effekt. Eine zunehmender mittlerer Betrag des stochastischen Signals bringt eine wachsende Dekorrelation des Quantisierungsrauschens mit sich. Das gleiche bewirkt eine Abnahme der Korrelation bei gleichbleibendem mittleren Betrag des Signals selber. Eine solche Abnahme der Korrelation führt dazu, daß $s_i(t_0)$ und $s_{i+1}(t_0)$ weniger stark voneinander abhängen, daß sie also tendenziell eher in verschiedenen Quantisierungszellen liegen. Wie in den Abbildungen 4.2 sowie 4.3 für ein zugrundeliegendes Signal gemäß (4.11), wurde das Quantisierungsrauschen in Simulationen für ein zugrundeliegendes stochastisches Signal ausgewertet und in analoger Form in der Abbildung 4.4 dargestellt. Die Werte des stochastischen Signal sind – anders als in den Abbildungen 4.2 sowie 4.3 – nicht mehr durch das Symbol \circ markiert, sondern als eine Linie in der I/Q-Ebene gezeichnet. Das stochastische Signal in Abbildung 4.4 unterscheidet sich von in den einzelnen Bildern nur durch einen Betragsfaktor voneinander. Der mittlere Betrag \bar{A} der $s_i(t_0)$ nimmt von oben nach unten von $\bar{A} = 3\Delta_{\text{ADC}}$ über $\bar{A} = 6,4\Delta_{\text{ADC}}$ auf $\bar{A} = 15,8\Delta_{\text{ADC}}$ zu. Die Zeitreihe des stochastischen Signals kann durch eine Autokorrelationsfolge

$$\tau_{ss}(\kappa) = \tau_{ss}(0) \cdot 0,99995^\kappa \quad (4.12)$$

beschrieben werden. Eine Definition der Autokorrelationsfolge $\tau_{ss}(\kappa)$ findet sich im Anhang B.

In der beim NRN gegebenen Meßsituation ist – zumindest in einigen Entfernungszellen – von der Anwesenheit eines Echsignals auszugehen, das zeitlich innerhalb der Puls-

wiederholzeit so stark variiert, daß das entsprechende Quantisierungsrauschen dadurch völlig dekorreliert. Durch das Impulskompressionsverfahren wird dieses Quantisierungsrauschen innerhalb eines Entfernungspröfils dann auch auf die benachbarten Entfernungszellen „verschmiert“. Der Anteil des Quantisierungsrauschens an den Zeitreihen der einzelnen Entfernungszellen ist also weiß.

Auf eine besondere Eigenschaft des Quantisierungsrauschens sei noch hingewiesen. Liegt vor der Quantisierung kein Signal vor, oder liegt ein Signal vor, welches durch seine quantisierte Version perfekt beschrieben werden kann, und liegt der mittlere Betrag des thermischen Rauschens in der Größenordnung des Quantisierungsintervalls Δ_{ADC} , so entsteht zwar bei der AD-Wandlung ebenfalls Quantisierungsrauschen, das allerdings das thermische Rauschen zumindest teilweise kompensiert. Nach der AD-Wandlung erhält man zumindest für einige Abtastzeitpunkte perfekt das unverrauschte Signal. Diese Kompensation kann beim NRN jedoch nicht beobachtet werden, da $s_i = 0$, für das das Quantisierungsrauschen das thermische Rauschen kompensieren könnte, praktisch nie vorkommt.

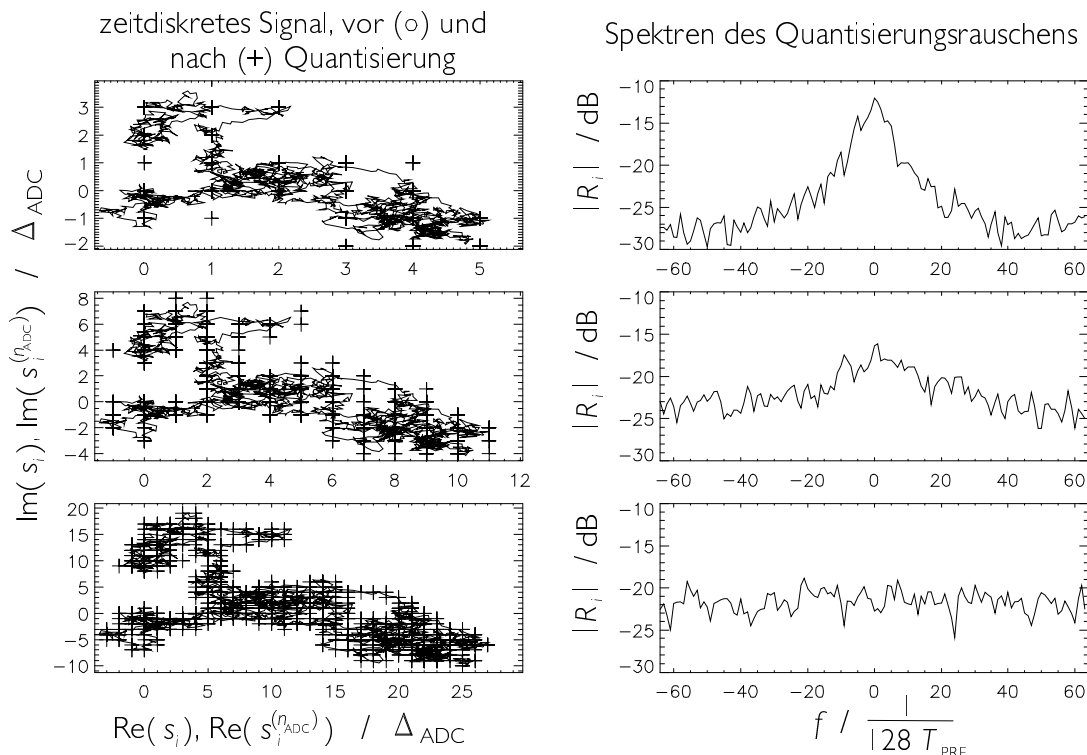


ABBILDUNG 4.4: Einfluß des mittleren Betrags \bar{A} eines stochastischen Signals $s(t = t_0, t = iT_{\text{PRF}})$ auf das Quantisierungsrauschen.

4.3 Analyse von NRN-Cluttersignalen

Messungen mit einer einzelnen NRN-Radarstation wurden Mitte 1997 und Anfang 1998 auf dem Gelände des DLR in Oberpfaffenhofen durchgeführt, wobei es sich bei dem Gebiet, dessen Radarechos aufgezeichnet wurden, um den Flugplatz der Firma Dornier handelte. Auf dem ebenen Gelände befanden sich ein betonierter Rollweg, eine

Asphalt- und eine Graslandebahn, sowie ein bepflanzter Erdwall von ca. 10 m Höhe. Die Wuchshöhe des Grases abseits der Verkehrsflächen betrug Ende Juni ca. 90 cm. Im Überwachungsbereich des Radars befanden sich ein Container, mehrere Masten sowie Metalltafeln. Ab Mai 1998 befand sich ein komplettes NRN-Modul auf dem Flughafen Braunschweig. Die Aufstellung des Systems dort geht aus Abbildung 4.5 hervor. Weiße Linien markieren in dieser Abbildung die Grenzen des Moduls. Die Sektorgrenzen der rechten Empfangsantenne der NRN-Masterstation sind eingezeichnet, ebenso eine Entfernungszelle. Durch ihren Kreisbogensektorcharakter ist die Zusammensetzung der Radarreflektoren innerhalb der einzelnen Entfernungszellen i. a. recht heterogen. Die Ellipse kennzeichnet eine Reihe von Sträuchern, deren Echo in Abbildung 4.10 relativ deutlich sichtbar ist. Der Doppelpfeil markiert einen Kontainer, der ebenfalls ein hohes Radarecho verursacht. Messungen wurden unter ruhig-sonnigen sowie extrem windigen Bedingungen sowie während eines Platzregens durchgeführt.

Da die Datenrate bei zwei Sektoren mit jeweils zwei Kanälen für das komplexwertige Radarsignal bei einem Byte je Abtastwert in einer Station $4 \cdot 140$ Byte je Entfernungszelle pro Sekunde beträgt, ist nur die Aufzeichnung des Radarechos von bis zu 500 Entfernungszellen möglich. Dies stellt zwar eine Einschränkung dar, die interessanten Clutterphänomene zeigen sich jedoch auch in diesem begrenzten Entfernungsbereich.



ABBILDUNG 4.5: Konfiguration des NRN-Moduls während einer Meßkampagne in Braunschweig.

4.3.1 Grundlagen von Cluttermodellen

Überblick über verschiedene Modelle

Das Radarecho von Boden, Bewuchs, von künstlichen Objekten und ggf. das von Regentropfen, Insekten und Schneeflocken, bildet im Falle des NRNs das eigentliche Cluttersignal. Deterministische Modelle sind bei einem so vielgestaltigen Phänomen nur

in Ausnahmefällen möglich. Cluttermodelle sind daher meist statistischer Natur. Es gibt für verschiedene Geländetypen zahlreiche Untersuchungen über Modelle für die Verteilung der spezifischen Radarrückstreufläche $\sigma_0[\frac{\text{m}^2}{\text{m}^2}]$, die bei flächenhaftem Clutter die Radarrückstreufläche eines Bodenstücks fester Abmessung beschreibt [Bak91] [Bil93] [Con87] [War90]. Als Kandidaten werden Rayleigh-, Rice-, Weibull-, K -, und γ -Verteilung genannt. Diese verwirrende Vielfalt rührt daher, daß man es mit zwei verschiedenen Ursachen für die Variation von σ_0 zu tun hat. Zum einen unterscheidet sich die Zusammensetzung der einzelnen Entfernungszellen voneinander, wobei die Art und Stärke dieser Variation selbst wiederum vom Geländetyp abhängt. Zum anderen verändert sich die Interferenz der Beiträge der Rückstreuer innerhalb einer einzelnen Entfernungszelle im Laufe der Zeit, da der Aufbau der einzelnen Entfernungszelle nicht absolut statisch ist. Je nachdem, welche Art der statistischen Variabilität man beschreiben möchte, gelangt man zu verschiedenen Häufigkeitsverteilungen.

Zunächst sei nur das Radarechosignal einer einzelnen Entfernungszelle im Verlauf der Zeit t betrachtet. Hier kann der zentrale Grenzwertsatz, siehe z. B. [Bro91] S. 677 oder [Hän96] S. 99, angewendet werden. Interferieren die komplexwertigen Echos von mehreren Elementarstreuern vergleichbaren Rückstreuquerschnitts miteinander, so ergibt sich im Falle einer großen Anzahl interferierender Streuer eine Normalverteilung des Summensignals in der komplexen I/Q-Ebene, entsprechend einer Rayleigh-Verteilung der zugehörigen Amplitude des komplexwertigen Signals [Cha91]. Existieren starke ortsfests Punktstreuer in der betrachteten Entfernungszelle, so verursachen diese betragsmäßig dominierende zeitlich konstante Beiträge. Dadurch wird die gaußsche Glockenkurve, die die Normalverteilung des zentralen Grenzwertsatzes in der I/Q-Ebene wiedergibt, vom Ursprung der komplexen Ebene weg verschoben. Die Rayleigh-Verteilung der Amplituden wird dadurch zur Rice-Verteilung. Nach [Cha91] lassen sich die zeitlichen Amplitudenstatistiken von Landclutter in solche mit Rayleigh-, mit Rice- und mit nicht stationärer Verteilung einteilen.

Einzelne Entfernungszellen hochauflösender Radare beinhalten u. U. nur mehr wenige Elementarreflektoren, so daß der zentrale Grenzwertsatz nicht mehr anwendbar ist, und weder Rayleigh- noch Riceverteilung für die Signalamplitude gültig ist. Theoretische Untersuchungen des „random walk“ Problems mit wenigen, in der Anzahl variierenden Schritten führen auf eine K -Verteilung [Jak78]. Diese Verteilung zeichnet sich dadurch aus, daß sie erhöhte Wahrscheinlichkeiten für größere Rückstreuquerschnitte beschreiben kann. Diese Eigenschaft hat sie mit anderen Verteilungen, wie der χ^2 - und der Weibull-Verteilung gemeinsam.

Interessiert man sich für die statistischen Eigenschaften eines mehrere Entfernungszellen umfassenden Bereichs, so kommt zusätzlich zur Statistik eines konkreten, eine Entfernungszelle bildenden Ensembles von Elementarreflektoren auch noch die Statistik der Variationen von Entfernungszelle zu Entfernungszelle ins Spiel. Um die Gesamt-Clutterstatistik eines solchen an sich homogenen Cluttergebiets beschreiben zu können, werden ebenfalls solche Verteilungen benötigt, bei denen im Vergleich zum mittleren Rückstreuquerschnitt große Werte des Rückstreuquerschnitts eine höhere Wahrscheinlichkeit haben als bei der Rayleighverteilung.

Seeclutter nimmt eine besondere Stellung ein. Betrachtet man eine einzelne feste Entfernungszelle, so verändert sich deren Gestalt und physikalischer Aufbau durch das Auftauchen und Verschwinden von Wellen stetig. Anders als bei Landclutter, bei dem die Statistik einer einzelnen Entfernungszelle nur durch die Signalinterferenz der Ele-

mentarreflektoren, die sich dort befinden, bestimmt wird, unterliegt bei Seeclutter jede Entfernungszelle langzeitigen Veränderungen der Zusammensetzung ihrer Elementarreflektoren. Diese zeitlichen Variationen haben einen vergleichbaren Einfluß auf die Statistik, wie die Ausweitung der Clutterstatistik von Boden- oder Vegetationsclutter auf mehrere Entfernungszellen. Nach Conte [Con95][Con98] kann man das Signal von Seeclutter aus einer einzelnen Entfernungszelle, $c(t)$, als ein „compound Gaussian“-Signal beschreiben. Nach diesem Modell wird ein ein zweidimensionaler, d. h. komplexwertiger Gaußprozeß $g(t)$ mit einem zeitlich nicht konstanten, sondern gemäß einer K -Verteilung langsam variierenden Amplitudenfaktor s moduliert:

$$c(t) = g(t)s. \quad (4.13)$$

In [Con87] wird dieses Modell auf die Modellvorstellung eines sphärischen invarianten Prozesses zurückgeführt.

Neben den Untersuchungen zur Amplitudenstatistik existieren auch solche bezüglich des zeitlichen Verhaltens des Cluttersignals. Meist werden Leistungsdichtespektren von Zeitreihen einzelner Entfernungszellen beschrieben. Modelliert werden solche Spektren $S(f)$ in der Literatur [Hay82], [Whi94] durch Gaußfunktionen, Exponentialfunktionen, Potenzgesetze und auch durch Spektren von ARMA-Prozessen.

4.3.1.1 Allgemeine Aussagen über die Clutterintensität abhängig von der Entfernung r

Gemäß der Radargleichung (2.2) nimmt die Echoleistung eines einzelnen Objekts, das vom Radarstrahl erfaßt wird, mit der vierten Potenz der Entfernung ab:

$$P_r \propto \frac{\sigma}{r^4}. \quad (4.14)$$

Der Radarrückstreuquerschnitt σ ist dabei eine Konstante, die allenfalls von der verwendeten Wellenlänge und vom Aspektwinkel abhängt.

4.3.1.2 Flächenclutter

Gegenstand der folgenden Betrachtungen ist das Radarecho des Bodens, der einen flächenhaften Radarrückstreuer mit einer Oberflächenrauigkeit darstellt, aber zunächst eben sein soll. Für flächenhafte Objekte läßt sich die zurückgestreute Leistung P_r als eine Summe über mehrere Teilflächen A_i schreiben, die jeweils eine Radarrückstreufäche σ_i haben. (2.2) gilt für jede dieser Teilflächen, und für die zurückgestreute Leistung P_r ergibt sich

$$P_r = \sum_i \frac{P_0 G^2 \lambda_\gamma^2 \frac{\sigma_i}{A_i} A_i}{(4\pi)^3 r^4}. \quad (4.15)$$

(4.15) gilt nur, wenn die Radarechosignale der Teilflächen unabhängig sind, d. h. wenn die Nullphasendifferenzen der Echosignale der Teilflächen zufällig sind. Dies trifft beispielsweise dann zu, wenn die Teilflächen voneinander um ein Vielfaches der Wellenlänge entfernt sind, da die Phasen der einzelnen Echosignale dann unabhängig sind. (4.15) wird oftmals durch den Grenzübergang $A_i \rightarrow dA$ in ein Integral über die beleuchtete Objektfläche umgewandelt, obwohl die Unabhängigkeitsbedingung dann verletzt

wird. Wird die Rückstreufäche des infinitesimalen Flächenelements dA durch $\sigma_0 dA$ ausgedrückt, so ergibt sich

$$P_r = \int_A \frac{P_0 G^2 \lambda \gamma^2}{(4\pi)^3 r^4} \sigma_0 dA. \quad (4.16)$$

σ_0 besitzt die Dimension von Radarrückstreuquerschnittsfläche geteilt durch Fläche. Dieses Konzept einer „Radarrückstreuquerschnittsfläche-Flächendichte“ ist jedoch nur dann sinnvoll, wenn sich innerhalb der Fläche A einer Entfernungszelle eine Vielzahl unabhängiger Rückstreuer befindet. $\sigma_0 dA$ ist aus zweierlei Gründen vom Einfallswinkel abhängig. Zum einen führt die Oberflächenrauigkeit selber zu einer Variation der zurückgeworfenen Leistung mit dem Aspektwinkel. Zum anderen aber ist die überhaupt auf das Flächenelement dA fallende – und damit reflektierbare – Leistung proportional zur projizierten Fläche, die durch Projektion von dA auf die Ebene senkrecht zur Einfallrichtung entsteht. Bezeichnet ψ den Einfallswinkel und $\theta_g = \frac{\pi}{2} - \psi$ den „grazing angle“ bzw. Elevationswinkel, so läßt sich dA_\perp als

$$dA_\perp = \sin(\theta_g) dA = \cos \psi dA, \quad (4.17)$$

schreiben. Die Winkelabhängigkeit der auch Rückstreukoeffizient genannten Größe σ_0 läßt sich demnach aufteilen in

$$\sigma_0(\theta_g) = \gamma(\theta_g) \sin \theta_g. \quad (4.18)$$

Für $\gamma(\theta_g)$ wird in der Literatur oftmals ebenfalls der Ausdruck Rückstreukoeffizient gebraucht. Das einfachste Modell für die Streuung an einer rauhen Oberfläche besteht darin, eine isotrope Rückstreuung $\gamma(\theta_g) = \text{konstant}$ anzunehmen. Die vom Flächenelement aufgefangene Leistung

$$P_1 = \frac{P_0 G}{4\pi r^2} A_\perp \quad (4.19)$$

führt dann zu einer reflektierten Leistungsdichte am Ort des Radarempfängers, für die

$$p_r \propto P_1 \frac{1}{4\pi r^2} = \frac{P_0 G}{(4\pi r^2)^2} A_\perp \quad (4.20)$$

gilt. Anhand von Abbildung 4.6 kann man mit elementargeometrischen Überlegungen A_\perp zu

$$A_\perp = r \phi \Delta x = A \sin \theta_g \quad (4.21)$$

bestimmen. Mit (4.20) gilt

$$p_r \propto \frac{P_0 G}{(4\pi r^2)^2} A \sin \theta_g, \quad (4.22)$$

und damit

$$\sigma_0 \propto \sin \theta_g \quad \text{bzw.} \quad \gamma \propto \text{konst.} \quad (4.23)$$

In [Bar88], S. 124 wird dieses einfache Modell als „constant- γ “-Modell bezeichnet.

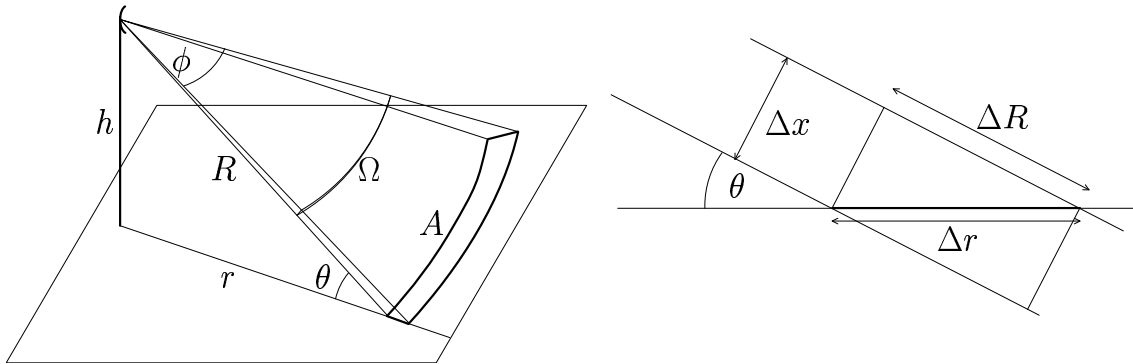


ABBILDUNG 4.6: Links: Geometrie der von einem Radarsystem beleuchteten Bodenfläche einer Entfernungszelle. Rechts: Zur Berechnung der projizierten Fläche $A_{\perp} = r\phi\Delta x$.

Eine realitätsnahe Modellierung oder gar eine elektrodynamisch korrekte Berechnung erfordern eine gute Kenntnis der betrachteten Oberfläche. Unbekannte Details wie Beschaffenheit der Oberflächenrauigkeiten, elektrodynamische Kenngrößen des Bodens und der darauf wachsenden Pflanzen usw. spielen für eine exakte Modellierung eine Rolle. Da die reflektierende Oberfläche nur statistisch beschrieben werden kann, wird ein Modell sinnvollerweise stets nur Mittelwert und Varianz der Rückstreuung eines bestimmten Oberflächentyps liefern können. Ein Oberflächentyp kann dabei durch die mittlere Höhe der Rauigkeiten sowie deren mittlere Ausdehnung in Abszissenrichtung im Verhältnis zur verwendeten Wellenlänge gekennzeichnet werden. Ein einfaches Modell, um zumindest qualitative Aussagen zu erhalten, ist das Facetten-Modell, siehe [Sko90], S. 12.8 oder [Ula89], S. 20. Eine Oberfläche wird bei diesem Modell durch einzelne Facetten angenähert. Die Richtcharakteristik der Streuung an einer Facette berücksichtigt sowohl die Abmessung der Facette, als auch die Wellenlänge.

In dieser Arbeit wurde ein vereinfachtes, nur eindimensionales Facettenmodell verwendet, um Polardiagramme des Rückstreukoeffizienten γ einer rauhen Oberfläche zu berechnen. Dieses Modell ergibt, wenn über mehrere individuelle Realisierungen eines Oberflächentyps gemittelt wird, zumindest bei nicht zu großer Rauigkeit, eine erhöhte Rückstreuintensität bei senkrechtem Einfall, und nahezu isotropen Charakter bei flacherem Einfall. Eine rauhere Oberfläche bewirkt eine breitere Hauptkeule sowie ein isotroperes Verhalten für fast streifenden Einfall. Dargestellt sind die Ergebnisse dieser einfachen Modellrechnung in Abbildung 4.7. Unter dem jeweiligen Diagramm wurde jeweils ein typischer Vertreter des Oberflächentyps dargestellt, wobei Höhen- und Abszissenmaßstab übereinstimmen, und zum Vergleich eine Wellenlänge λ_{γ} eingezeichnet wurde.

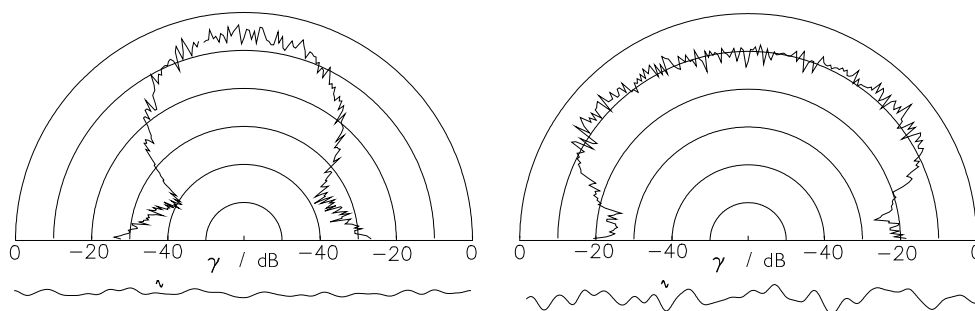


ABBILDUNG 4.7: Rückstreukoeffizienten γ nach einem eindimensionalen Facettenmodell.

In der Literatur finden sich oftmals empirische Studien zum Verhalten von σ_0 über dem Elevationswinkel für einen bestimmten Oberflächentyp. Es wird stets zwischen den Bereichen „specular return“, „plateau region“ und „grazing incidence“ bzw. „shadow region“ unterschieden, siehe Abbildung 4.8. Der hier interessierende Winkelbereich $\theta_g < 5^\circ$ jedoch ist bei diesen Untersuchungen meist ausgespart. In [Ula89] S. 26 findet sich zu diesem Winkelbereich folgende Aussage: „The variation of $\sigma_0(\theta_g)$ in the shadow region is the least understood of the three regions.“

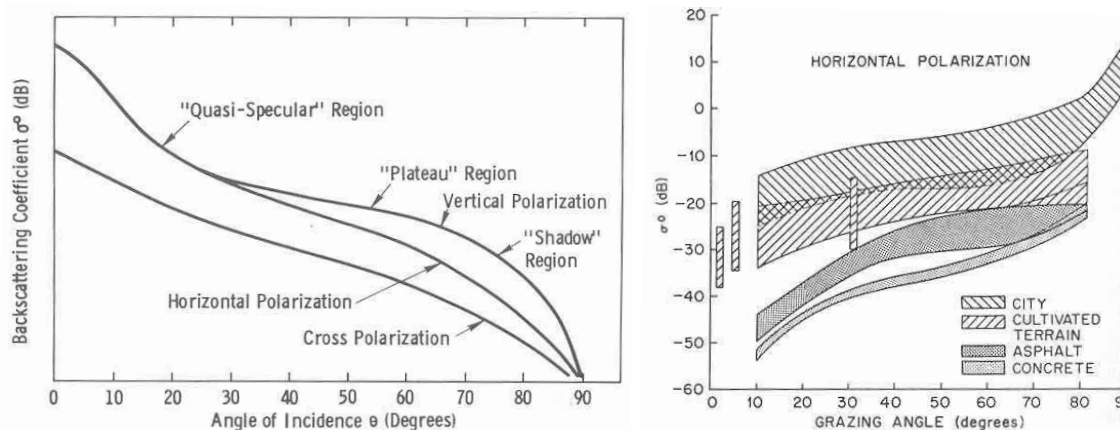


ABBILDUNG 4.8: Allgemeines Verhalten von σ_0 über dem Einfallswinkel. Links: [Ula89] S. 26 Rechts: zusammengefaßte Ergebnisse zahlreicher Messungen im X-Band aus [Sko90] S. 12.36.

Mit dem einfachen Modell für eine raue Oberfläche nach (4.23) ist der Rückstreuquerschnitt der Fläche einer Entfernungszelle, $\sigma = \sigma_0 A = \gamma A_\perp$ unabhängig von der Entfernung. Zwar nimmt die Abmessung der Entfernungszelle mit r zu, die projizierte Fläche bleibt jedoch konstant, da der Raumwinkel Ω , unter dem die Fläche erscheint, in gleichem Maße abnimmt. Im Rahmen des „constant- γ “-Modells gilt somit

$$P_r = \frac{P_0 G^2 \lambda^2 \gamma \phi h \Delta R}{(4\pi)^3 r^4}, \quad (4.24)$$

also das gleiche Entfernungsverhalten für den flächenhaften Clutter wie für ein Punktobjekt. Nach [Bar88] steht das „constant- γ “-Modell im Einklang mit vielen Messungen,

zumindest für Einfallswinkel, die nicht zu sehr in der Nähe des streifenden oder des senkrechten Einfalls liegen.

Für extrem flachen Einfall erscheint selbst eine raue Oberfläche glatt, siehe [Lon75], S. 216. Der kritische Winkel θ_C , unterhalb dem dies gilt, ist durch das Rayleigh-Kriterium

$$\Delta h \sin \theta_C \approx \frac{\lambda_\gamma}{8} \quad (4.25)$$

gegeben. Δh stellt dabei die typische Höhe für die Oberflächenrauigkeit dar. Dann existiert ein relativ starker Umwegreflex über den Boden. Dieser interferiert destruktiv mit dem direkt reflektierten Strahl, da kaum ein Wegunterschied besteht, der Umwegreflex aber wegen der Reflexion einen Phasensprung um ca. π erfährt. In der Radargleichung (2.2) kann dem durch die Einführung des Ausbreitungsfaktor F_{Prop} berücksichtigt werden, siehe [Lon75], S. 98 ff. F_{Prop} beschreibt die relative Feldstärkeveränderung am Ort eines Reflektors, die auf das Vorhandensein der reflektierenden Oberfläche zurückzuführen ist. In der Radargleichung taucht F_{Prop} somit in der vierten Potenz auf. Für $\theta_g < \theta_C$ gilt $F_{\text{Prop}} \propto \frac{1}{r}$ und damit

$$P_r \propto \frac{1}{r^8}. \quad (4.26)$$

In [Bar98] wird festgestellt, daß in der Literatur, sowohl in experimentellen, wie auch in theoretischen Arbeiten, bei flachem Einfall „nahezu jedes denkbare Potenzgesetz α^n “ (α bezeichnet in der genannten Arbeit den Elevationswinkel θ_g) für den Rückstreuoeffizient auftaucht.

Zusammenfassend ergibt sich folgendes Bild: Für nahezu senkrechten Einfall führt der sog. „specular return“, d. h. spiegelnde Reflexe von einzelnen Bodenstücken innerhalb der Entfernungszelle, zu einer erhöhten Rückstreuintensität. Es schließt sich der Bereich an, in dem man von einem konstanten γ ausgehen kann, und in dem die Rückstreuintensität mit $\frac{1}{r^4}$ abnimmt. Im Bereich größerer Entfernungen, in dem die Oberfläche aufgrund des Rayleigh-Kriteriums glatt erscheint, geht dieses Verhalten über in einen stärkeren Abfall der Rückstreuung mit der Entfernung.

4.3.1.3 Geländewelligkeiten

Diese Aussagen gelten nur bei ebenem Gelände. Bei einer Welligkeit, d. h. bei Oberflächenrauigkeiten, deren Skala größer ist als die Entfernungszellentiefe, kommt es durch die lokale Neigung des Geländes zu Abweichungen des Elevationswinkels θ_g von dem Wert, der bei ebenem Gelände der Entfernung entsprechend zu erwarten wäre. Durch die Kreisringsegmentstruktur einer NRN-Entfernungszelle mit großem Öffnungswinkel ϕ variiert die Geländeneigung zudem innerhalb einer solchen Zelle. Außerdem kann es durch die Welligkeit des Geländes zu – zumindest teilweisen – Abschattungen von Entfernungszellen kommen. Während also die hohe Rückstreuung für fast senkrechten Einfall und die „Plateau-Region“ mit $\sigma_0 \propto \frac{1}{r}$ bzw. $\gamma = \text{konst.}$, die den anschließenden Winkelbereich umfaßt, gut durch experimentelle Ergebnisse belegt sind, ist es schwierig, für den streifenden Einfall Aussagen zu machen, da eine allgemeingültige Entfernungsabhängigkeit für ein welliges, rauhes Gelände, bei der die Geländeneigung von der Größenordnung des Elevationswinkels θ_g ist, nicht angegeben werden kann. Innerhalb dieses Winkelbereichs konkurrieren die Effekte der Abschattung, der

„normalen“ Rückstreuung und der durch Interferenz mit dem Bodenreflex reduzierten Rückstreuung miteinander. Eine sorgfältige empirische Untersuchung der Rückstreuung von verschiedenen Geländetypen bei nahezu streifendem Einfall wurde vom MIT durchgeführt [Bil93], um daraus ein Cluttermodell abzuleiten. Es wurde im X-Band, und zum Teil auch in 5 anderen Frequenzbereichen, an 107 Orten in Nordamerika mit einem bodengestützten Radar die Radarrückstreuung aus der Umgebung gemessen. Es werden statistische Aussagen für $F_{\text{Prop}}^4 \sigma_0$ innerhalb sog. „macropatches“, d. h. Gebieten von gleichartigen Entfernungszellen, gemacht. Die wesentlichen Resultate sind im folgenden zusammengefaßt:

- Der Großteil der zurückgestreuten Clutterintensität rührt von diskreten Objekten, wie Bäume, Bauwerke usw. her, und nicht von der rauhen Oberfläche selber.
- Der Strahldepressionswinkel, d. h. der Winkel zwischen der Horizontalen und der Richtung, in der sich das beobachtete Gebiet befindet („depression angle“), bestimmt, welcher Anteil des Gebiets abgeschattet ist. Dieses Phänomen heißt „micro shadowing“. Das „micro shadowing“ wirkt sich auf den Mittelwert und insbesondere die Streuung der beobachteten Rückstreuintensität aus, und wird als diejenige Einflußgröße interpretiert, die das Verhalten der Rückstreuung bei nahezu streifendem Einfall maßgeblich prägt.
- Je größer der Strahldepressionswinkel wird, d. h. je mehr das Radar von oben auf das Gelände blickt, umso seltener wird das „micro shadowing“
- Die innerhalb eines „macropatches“ vorkommenden Geländesteigungen wirken sich dahingehend aus, daß mit zunehmender Reliefausprägung die Rückstreuung zunimmt. Alle Relieftypen werden in zwei große Gruppen eingeteilt: hohes und niedriges Relief. Der Mittelwert des Betrags der Rückstreuung innerhalb der ersten Gruppe ist stets deutlich größer, und die Varianz dieses Betrags geringer als innerhalb der zweiten. Mit zunehmendem Strahldepressionswinkel wird die Varianz geringer. Die Verteilungen der Rückstreuung kann durch eine Weibullverteilung modelliert werden. Diese zweiparametrische Verteilung mit der Verteilungsdichte

$$f_{\text{Weibull}}(\sigma_0) = ab\sigma_0^{b-1} \exp(-a\sigma_0^b) \quad (4.27)$$

läßt einen großen Unterschied zwischen Median und Mittelwert, d. h. eine große Streuung der Größe σ_0 , zu. Für relativ steilen Einfall (6° bis 8°) geht die Weibullverteilung mit $b \leq 2$ in den Spezialfall einer Rayleighverteilung ($b = 2$) über.

- Das Verhalten des Mittelwertes von $F_{\text{Prop}}^4 \sigma_0$ kann am besten durch $F_{\text{Prop}}^4 \sigma_0 \propto \gamma \cdot (\sin \psi)^{1,2}$ wiedergegeben werden.

4.3.1.4 Volumenclutter

Ein anderes Problem stellt der Volumenclutter dar. Insbesondere starker Regen führt zu einem merklichen Radarrückstreusignal. Da hierbei Aspektwinkelabhängigkeiten wie bei einer ebenen Fläche nicht vorhanden sind, ist der Radarrückstreuquerschnitt σ

einer homogen mit Volumenclutter ausgefüllten Entfernungszelle proportional zu deren Volumen, das mit r^2 mit der Entfernung zunimmt:

$$\sigma = \int_V \eta_V dV = \eta_V r^2 \Omega \Delta r \quad (4.28)$$

Dabei ist η_V die Reflektivität, die die Dimension von Rückstreuquerschnittfläche geteilt durch Volumen, d. h. einer reziproken Länge besitzt, und Ω der Raumwinkel, den der Radarstrahl ausleuchtet. Die zurückgestreute Leistung $\propto \sigma/r^4$ aus einer Entfernungszelle nimmt nur mit $1/r^2$ ab. Aus der Literatur, z. B. [Sko90], S. 23.2 ff oder [Sch89], S. 238, entnimmt man

$$\eta_V = \frac{\pi^5}{\lambda_\gamma^4} \left| \frac{n_\gamma^2 - 1}{n_\gamma^2 + 2} \right|^2 Z. \quad (4.29)$$

(4.29) gilt für die Streuung einer ebenen Welle an einem Ensemble kugelförmiger Tropfen aus einem Material der Brechzahl n , deren individueller Durchmesser sehr viel kleiner ist als die Wellenlänge. Man spricht von Rayleighstreuung. Der Beitrag eines einzelnen Tropfens i ist proportional zu D_i^6/λ_γ^4 , wobei D_i für den Tropfendurchmesser steht. Z ist die Summe über die sechsten Potenzen der individuellen Regentropfendurchmesser. Für Z besteht ein empirischer Zusammenhang mit der Regenrate:

$$Z \approx 200 \frac{\text{mm}^6}{\text{m}^3} \left(\frac{\text{RR}}{1 \text{ mm/h}} \right)^{1,6} \quad [\text{Mit76}], \text{ S. 28}, [\text{Sch89}], \text{ S. 240}, \quad (4.30)$$

wobei RR für die Regenrate steht. Etwas abweichende Vorfaktoren und Exponenten findet man beispielsweise in [Morc93], S. 80. Da die Brechzahl temperaturabhängig ist, variiert der Vorfaktor $\left| \frac{n^2-1}{n^2+2} \right|^2$ ebenfalls etwas mit der Temperatur, er beträgt ungefähr 0,9. Bei hohen Regenraten von $50 \frac{\text{mm}}{\text{h}}$, wie sie bei einem Gewitter auch in Mitteleuropa vorkommen können, nimmt η_V im X-Band ungefähr den Wert $3,5 \cdot 10^{-5} \frac{\text{m}^2}{\text{m}^3}$ an. Das Volumen

$$V = \int_r^{r+\Delta r} \int_{\frac{\pi}{2}-\theta_{3\text{dB}}}^{\frac{\pi}{2}} \int_0^{\phi_{3\text{dB}}} r^2 \sin \theta' d\theta' d\phi' dr' \approx \theta_{3\text{dB}} \phi_{3\text{dB}} \left[\frac{1}{3} r'^3 \right]_r^{r+\Delta r} \approx \theta_{3\text{dB}} \phi_{3\text{dB}} r^2 \Delta r \quad (4.31)$$

einer NRN-Entfernungszelle beträgt in 1500 m Entfernung bei einem großem Azimuthwinkel von 70° und einer Öffnung der Antennenkeule von 3° in Elevation bis ca. $3 \cdot 10^5 \text{ m}^3$. Somit sind Rückstreuquerschnitte von ca. 10 m^2 durchaus realistisch.

4.3.2 Typische NRN-Radarclutter

Es ist möglich, alternativ zum regulären Radarbetrieb mit einer NRN-Radarstation einen Teil der rohen, d. h. nicht impulskomprimierten Radardaten, die die Analog-Digitalwandler im NRN-Empfänger liefern, auf die Festplatte eines angeschlossenen Computers zu speichern. Diese Funktion wurde eingebaut, um systematische Untersuchungen an den NRN-Radardaten machen zu können. Die Datenmenge ist durch Begrenzungen des Übertragungsprotokolls auf 1000 Abtastwerte je Entfernungsprofil,

das entspricht dem komplexwertigen Signal von 500 Entfernungszellen, beschränkt. Nach der Impulskompression verbleibt somit als nutzbarer Entfernungsbereich für die Datenauswertung der Entfernungsbereich zwischen 100 m und 800 m.

Um zunächst nur Rauschsignale zu untersuchen, wurde im Sommer 1997 die Datenaufzeichnung bei abgeschaltetem Endverstärker der Sendestufe durchgeführt. Diese Datensätze beinhalten nur die verschiedenen Rauschkomponenten, sowie die Offsetsignalanteile, siehe Kapitel 3. Alleine das Rauschen beobachten kann man, wenn der zeitlich konstante Anteil des Signals einer jeden Entfernungszelle ignoriert wird, indem der zeitliche Mittelwert vom Signal abgezogen wird. Der Verlauf des Rauschens über den Entfernungszellen, den man dann registriert, stimmt gut mit dem aus der Rauschtemperatur der Antenne, den Rauschzahlen der Verstärker, der dynamische Wortbreite des ADC, sowie der verwendeten STC-Kurve berechneten Verlauf überein. In Abbildung 4.9 sind gemessenes Rauschen bei abgeschaltetem Endverstärker, bei eingeschaltetem Endverstärker, sowie der theoretische Verlauf dargestellt. Im wesentlichen tragen zwei Anteile zum Rauschen bei. Am Beginn des Entfernungsbereiches dominiert das Quantisierungsrauschen, das bei der Digitalisierung, d. h. erst nach der entfernungsabhängigen Verstärkung durch die STC entsteht. Deshalb nimmt es durch die der Analog-Digitalwandlung folgende digitale STC-Kompensation mit zunehmender Entfernung ab und unterschreitet schließlich das thermische Rauschen. Letzteres rührt her von der Antenne und von den rauschrelevanten Verstärkern innerhalb des Empfangszweiges. Da diese Rauschkomponente sowohl STC als auch STC-Kompensation durchlaufen hat, ist ihre Leistung konstant. Die nicht perfekte Übereinstimmung der beiden Kurven in Abbildung 4.9 liegt an der nicht idealen Kompensation der realen STC durch die STC-Kompensation, die jedoch für die Berechnung der theoretische Kurve angenommen wurde.

Extrahiert man aus einer echten Radarmessung, d. h. mit eingeschaltetem Endverstärker, die weißen Echosignalkomponenten, so weicht dieser Verlauf jedoch deutlich von beiden Kurven ab, siehe Abbildung 4.9. Im Nahbereich ist das Rauschen in diesem Falle um ca. 10 dB höher als theoretisch erwartet und bei abgeschaltetem Endverstärker gemessen. Dieses zusätzliche weiße Rauschen im normalen Radarbetrieb ist wahrscheinlich auf den nur allmählichen Abschaltvorgang des Endverstärkers zurückzuführen. Durch das Übersprechen von Sende- auf Empfangsantenne, das ca. -75 dB [Röd99] beträgt, gelangt Rauschen aus dem Sendezweig in den Empfangszweig. Der Endverstärker wird zwar nach dem Senden des Radarimpulses abgeschaltet, dieser Vorgang erfolgt jedoch nicht abrupt, sondern die Abstrahlung von Rauschen durch die Sendeantenne klingt allmählich ab. Eine andere mögliche Interpretation des zusätzlichen weißen Rauschens besteht darin, es als eine sog. schnelle-diffuse Komponente des Cluttersignals zu interpretieren. Nach [Cha91] besteht das Spektrum eines Cluttersignals, zu dem im folgenden noch im Rahmen dieser Arbeit gewonnene Beispiele gezeigt werden, aus der kohärenten, d. h. der zeitlich nicht-variablen Komponente, aus der langsam-diffusen Komponente, die durch das Echo von sich langsam bewegenden Objekten, v. a. der Vegetation entsteht, sowie der schnell-diffusen Komponente, die als schmalbandiges Signal wahrgenommen werden kann, dessen Mittenfrequenz zeitlich variabel ist und der momentan in der entsprechenden Entfernungszelle vorherrschenden Windgeschwindigkeit entspricht. Innerhalb einer NRN-Entfernungszelle liegt jedoch wegen ihrer geometrischen Form i. a. keine einheitliche Windgeschwindigkeit vor, so daß die schnell-diffuse Komponente durchaus weiß erscheinen könnte. Gegen diese

Interpretation spricht jedoch die fehlende Abhängigkeit des weißen Rauschens von den generellen Windbedingungen, sowie die Tatsache, daß Chan in seiner Veröffentlichung selbst nur Beispiele der schnell-diffusen Komponente im S-Band angegeben hat.

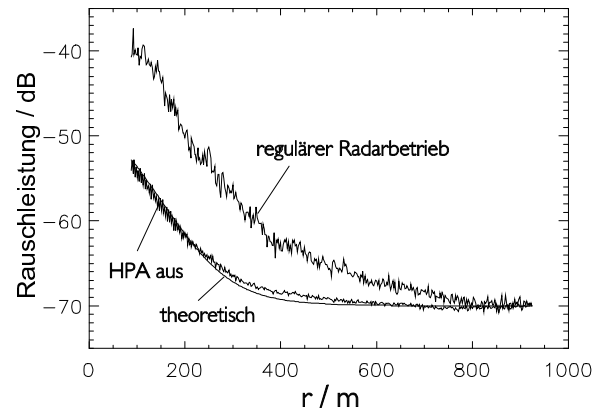


ABBILDUNG 4.9: Aufgrund der technischen Daten der Verstärker und des Analog-Digital-Wandlers erwarteter (fette Linie) und bei abgeschaltetem Endverstärker gemessener Verlauf der Rauschleistung mit der Entfernung, sowie gemessene Leistung des weißen Rauschens bei regulärem Radarbetrieb.

Im folgenden soll das echte Cluttersignal Betrachtungsgegenstand sein. In den Entfernungprofilen der Abbildungen 4.10 und 4.11, beides Abbildungen der graphischen NRN-Bedienoberfläche, ist ein eindeutiges Entferungsverhalten nur schwer erkennbar. Dies liegt zum einen am streifenden Einfall. Bei einer typischen Antennenhöhe von 3 m hat man es mit $\theta_g = 3^\circ \dots 0,1^\circ$ zu tun. Für solche Elevationswinkel gibt es nach den in Kapitel 4.3.1 erwähnten Quellen keine einfache, eindeutige Aussage für das Verhalten des Radarrückstreuquerschnitts mit der Entfernung. Zum anderen ist auch die Heterogenität der Umgebung, in der das NRN betrieben wird, Ursache dafür. In Abbildung 4.5 ist deutlich erkennbar, daß man es eben nicht mit einer homogenen rauhen Fläche zu tun hat, die allenfalls durch ihre Welligkeit Abweichungen vom allgemeingültigen Verhalten verursacht, sondern mit vielen Einzelobjekten, die ungleichmäßig auf der Fläche verteilt sind und alle zum Cluttersignal beitragen. Zu einem starken Cluttersignal führen insbesondere Objekte, die senkrecht stehen und dadurch dem Radarimpuls Reflexionsfläche bieten. Dies stimmt mit den Aussagen von [Bil93] überein. Besonders auffällig sind die Echosignale der in Abbildung 4.5 markierten Buschreihe und des sich dort befindlichen Containers im Entfernungprofil der Radar-Masterstation (Abbildung 4.10), und die Echosignale der Flughafengebäude im Entfernungprofil der Slave-2-Station (Abbildung 4.11).

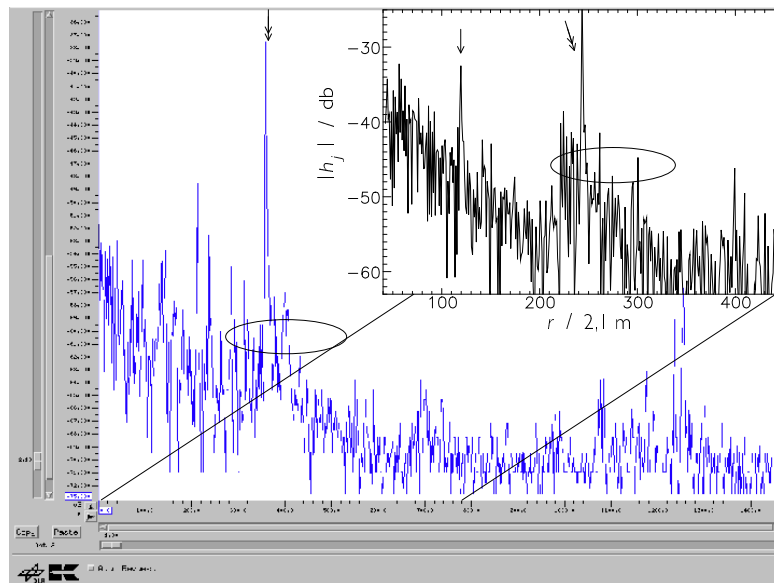


ABBILDUNG 4.10: Entfernungprofil des rechten Sektors der Masterstation, vgl. Abbildung 4.5, wie es auf der NRN-Bedienoberfläche dargestellt wird. Der kleine Bildausschnitt stellt den Ausschnitt aus dem Entfernungsbereich dar, der nach Abspeichern auf die Festplatte für die Offline-Analyse der Daten zur Verfügung steht. Pfeil: Radarecho des Mercedesbusses; Doppelpfeil: Radarecho des Containers (Metall, ca. $2,5\text{ m} \times 2,5\text{ m} \times 2,5\text{ m}$). Mit Ellipse markiert: Entfernungsbereich der Buschreihe, vgl. Abbildung 4.5.

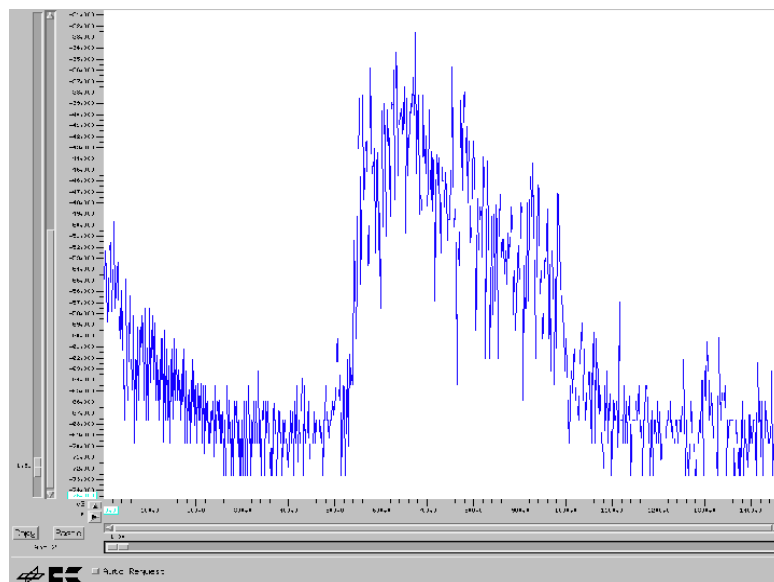


ABBILDUNG 4.11: Entfernungprofil des linken Sektors der Slave-2-Station, vgl. Abbildung 4.5.

In Abbildung 4.12 sind gemessene Radarentfernungprofile doppel-logarithmisch dargestellt. Zum Vergleich ist jeweils die Steigungen eingezeichnet, die einem $1/r^4$ -

Verhalten der Cluttersignalleistung entspricht. Im Bereich kleiner Entfernungen ist andeutungsweise ein monotonen Verhalten erkennbar. Dennoch ist eine allgemeingültige Übereinstimmung mit einem einfachen Potenzgesetz nicht vorhanden. Das Vorhandensein von Sprüngen bzw. Kanten und Einzelpeaks in der Intensität des Cluttersignals über der Entfernung, das, wie bereits erwähnt, auf die – selbst auf einem Flughafengelände – heterogene Umgebung im Zusammenspiel mit der NRN-Meßgeometrie zurückzuführen ist, macht schließlich den Versuch, eine funktionale Beziehung zwischen der Entfernung und der Clutterintensität anzugeben, aussichtslos. Für die Problematik der Nutzsignaldetektion in dieser Clutterumgebung kann man deshalb nicht von vorneherein die Cluttersignalleistung in einer bestimmten Entfernungszelle vorhersagen.

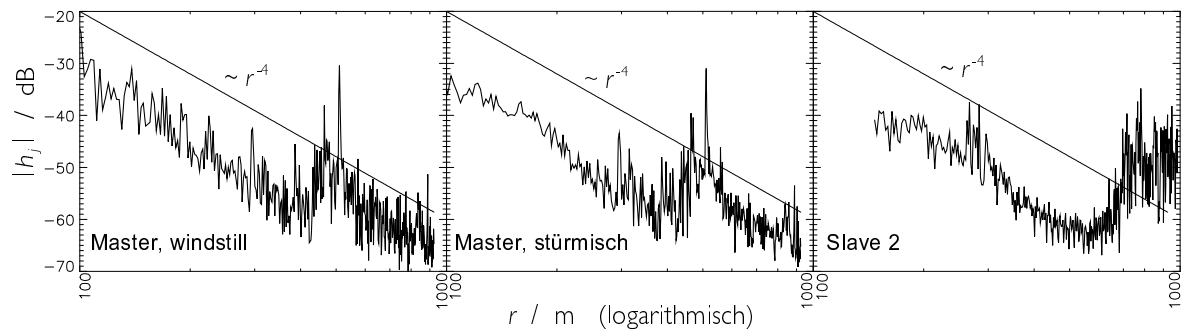


ABBILDUNG 4.12: Entfernungsprofile in doppelt-logarithmischer Auftragung von Masterstation (links) unter windstillen bzw. stürmischen Witterungsbedingungen, sowie von Slave 2 (rechts). Zum Vergleich ist die Steigung, die einem $1/r^4$ -Verhalten entspricht, eingezeichnet.

Während starker Regenschauer macht sich das Radarecho des Regens durch einen Anstieg des Echosignals der Entfernungszellen bemerkbar. Dies ist in Abbildung 4.13 erkennbar. Dort ist graukodiert die registrierte Radarsignalintensität über der Entfernung und der Zeit dargestellt. Diese Radarsignale wurden während eines aufziehenden Gewitterschauers am 18. Juni 1997 aufgezeichnet. Neben den ortsfesten starken Reflexen ist deutlich das Echo der sich mit der Zeit auf das Radar zubewegenden Regenfront sichtbar. Zu einzelnen Zeitpunkten wurden außerdem Entfernungsprofile herausgegriffen und daneben dargestellt. Das Regengebiet macht sich v. a. im Entfernungsbereich um die 600 m durch einen Anstieg der Signalintensität um ca. 5 dB bemerkbar. Die Intensität des Echosignals des Regenschauers lag 10 dB über dem weißen Rauschsignal. Während des Regenschauers war keine Eichplatte aufgestellt, die eine absolute Kalibrierung erlauben würde. Aus dem Vergleich mit dem Rauschpegel ergibt sich jedoch ein Rückstreuquerschnitt in der Gegend von einem Quadratmeter, was verglichen mit der Abschätzung des vorangehenden Teilkapitels durchaus plausibel ist.

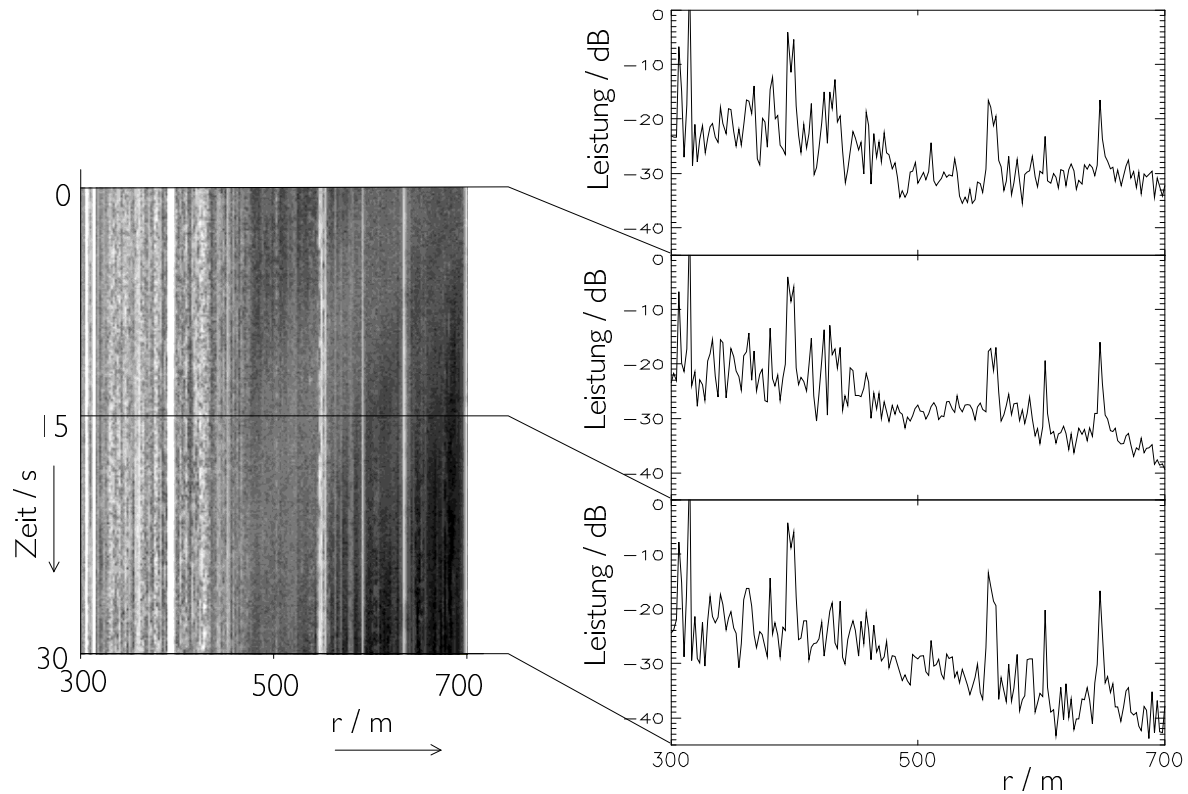


ABBILDUNG 4.13: Radarrückstreuintensitäten während eines aufziehenden Gewitterschauers.

4.3.3 Korrelationseigenschaften

Nach der Vorstellung von Cluttermodellen sowie den ersten Untersuchungen zu Rausch- und Cluttersignalamplituden soll nun das Korrelationsverhalten des Cluttersignals untersucht werden. In einem ersten Schritt wird die Autokorrelationsfunktion des komplexwertigen Cluttersignals $c(r = c_\gamma t/2, t)$, d. h. des Echosignals in Abhängigkeit von der Zeit t und der Entfernung r bzw. der Echolaufzeit t untersucht. Dazu wird der Erwartungswert des Skalarprodukts zwischen dem Cluttersignal selbst und der in Zeitrichtung um Δt und in Entfernungsrichtung um Δr verschobenen Version gebildet und normiert. Wie zu Beginn des Kapitels geschildert, ist das Radarsignal $x(t, t)$ und damit auch das Cluttersignal $c(r = c_\gamma t/2, t)$ aufgrund des Radarimpulsbetriebes und der Abtastung der Entfernungsprofile nur auf einem diskreten ($t = j\Delta\tau, t = iT_{\text{PRF}}$)-Gitter bekannt. Mit diesen Werten kann daher nur eine Autokorrelationsfolge

$$AKF_{\nu\kappa} = AKF(\Delta r = \nu c_\gamma \Delta\tau/2, \Delta t = \kappa T_{\text{PRF}}) = \frac{\sum_{i,j} c_{j i}^* c_{j+\nu i+\kappa}}{\sum_{i,j} |c_{j i}^*|^2} \quad (4.32)$$

bestimmt werden. Es ist wichtig, daß sich zu den Zeitpunkten $t = iT_{\text{PRF}}$, über die summiert wird, keine Nutzobjekte in den entsprechenden Entfernungszellen aufhalten. Andernfalls würde die Korrelation des Cluttersignals verfälscht werden. Für die hier verwendeten Messungen ist die Nutzsinalfreiheit des gemessenen Radarsignals gewährleistet. In Abbildung 4.14 ist $AKF_{\nu\kappa} = AKF(\Delta r = \nu c_\gamma \Delta\tau/2, \Delta t = \kappa T_{\text{PRF}})$ für zwei

Messungen unter unterschiedlichen Windbedingungen dargestellt. Dabei wurde die jeweils oben dargestellte zweidimensionale Autokorrelationsfolge über Δr und Δt mit dem ursprünglichen Signal berechnet. Verwendet man in (4.32) statt der Signalwerte die vom mittleren Gleichanteil befreiten Signalwerte, so erhält man die Autokovarianzfolge, die jeweils unten dargestellt ist.

Merkliche Korrelation zwischen den Entfernungszellen existiert nicht, in Δr -Richtung entspricht die Autokorrelationsfunktion nahezu einer δ -Funktion. Dies ist Ausdruck der Tatsache, daß die einzelnen Entfernungszellen unabhängig sind. Das Signal einer jeden Entfernungszelle geht zurück auf die Streuobjekte innerhalb dieser Entfernungszelle, deren Echosignal nur zum Signal dieser Zelle, nicht aber zum Signal der Nachbarzelle beiträgt.

Dagegen ist das Signal in Zeitrichtung sehrwohl korreliert. Echosignalwerte zu einem Zeitpunkt $t = i_0 T_{\text{PRF}}$ beinhalten Informationen über Signalwerte zu anderen Zeitpunkten $t = iT_{\text{PRF}}$, $i \neq i_0$. Deshalb kann durch Signalfilterung in Zeitrichtung, d. h. durch die Bildung von Linearkombinationen von Echosignalwerten zu verschiedenen Zeitpunkten, das störende Signal reduziert werden. Um eine geeignete Filterstruktur, die die vorhandene zeitliche Korrelation benutzt, sowie ein Verfahren, die zugehörigen Filterparameter zu bestimmen, angeben zu können, muß zunächst ein allgemeines Modell entwickelt werden, das die zeitliche Variation des Cluttersignals einer einzelnen Entfernungszelle beschreiben kann.

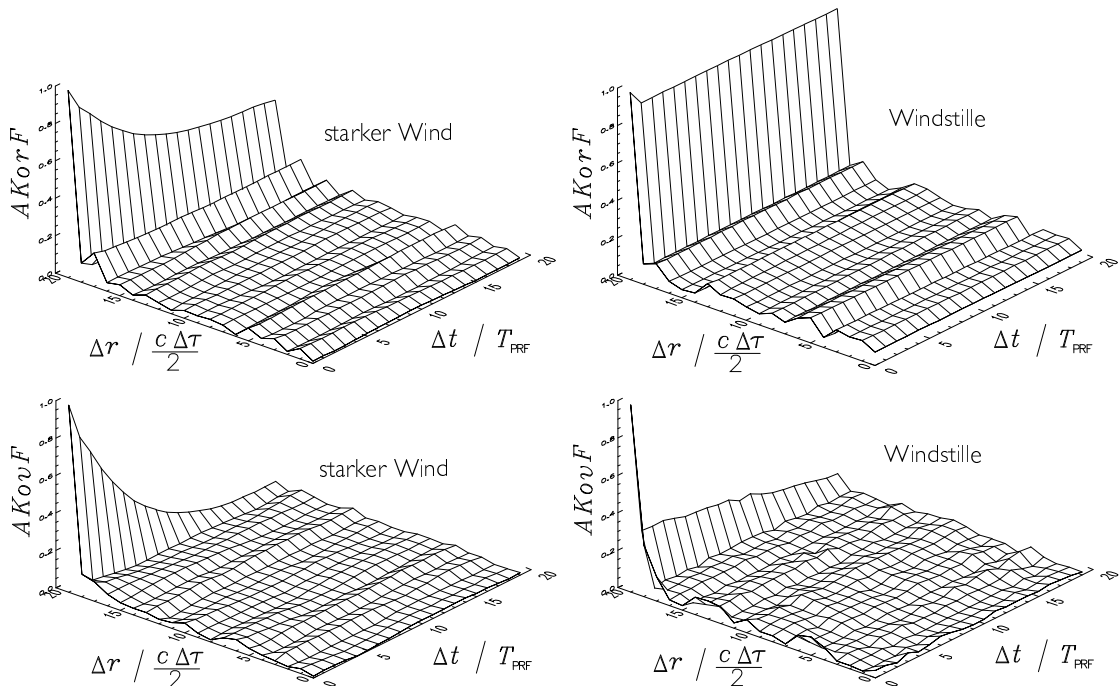


ABBILDUNG 4.14: Zweidimensionale Autokorrelationsfolge $AKF(\Delta r, \Delta t)$ (oben) bzw. Autokovarianzfolge (unten) von mit der NRN-Masterstation gemessenen Cluttersignalen bei Windstille (rechts) sowie unter sehr windigen Bedingungen (links).

Die Autokorrelationsfolge zum Entfernungszellenversatz $\Delta r = 0$ läßt sich durch die entsprechend der jeweiligen Leistung gewichtete Mittelung der eindimensionalen Autokorrelationsfunktionen der Zeitreihen der einzelnen Entfernungszellen,

$$\tau_{cc}^{(r=jc_\gamma\Delta\tau/2)}(\kappa) = \frac{\sum_i c_{j,i}^* c_{j+\kappa,i}}{\sum_i c_{j,i}^* c_{j,i}}, \quad (4.33)$$

darstellen:

$$AKF_{0\kappa} = \frac{\sum_j \left(\sum_i c_{j,i}^* c_{j,i} \tau_{cc}^{(r=jc_\gamma\Delta\tau/2)}(\Delta t = \kappa T_{\text{PRF}}) \right)}{\sum_{j,i} c_{j,i}^* c_{j,i}}. \quad (4.34)$$

Der konstante Anteil der Korrelation ist auf die Gleichanteile der Signale der einzelnen Entfernungszellen zurückzuführen. Insbesondere bei Windstille dominiert dieser Anteil, wie in Abbildung 4.14 rechts zu erkennen ist. Durch Abzug des jeweiligen Gleichanteils im Echosignal einer jeden Entfernungszone vor der Bestimmung der Autokovarianzfolge erhält man die Autokovarianzfolge des zeitlich variierenden Anteils des Störsignals, d. h. die Autokovarianzfolge. Diese ist i. a. eine langsam abnehmende Funktion. Im Extremfall wird sie zu einer δ -Funktion, dann ist auch in Zeitrichtung keine Korrelation vorhanden. Das Wiener-Khintchine-Theorem verknüpft die Autokorrelationsfolge mit dem Leistungsdichtespektrum $S_c(f)$ des Signals. Beide Größen bilden ein Fourier-Transformationspaar.

$$S_c(f) \propto \int_{\kappa=-\infty}^{\infty} \tau_{cc}(t) e^{j2\pi ft} dt. \quad (4.35)$$

Meist wird in dieser Arbeit das Leistungsdichtespektrum zur Analyse und Beschreibung von Korrelationseigenschaften verwendet. Um aus einem endlichen Ausschnitt eines stochastischen Prozesses eine Schätzung seines Leistungsdichtespektrums zu gewinnen, kann man die Periodogramm- und die Fast-Fourier-Transformationsmethode [Kam98], Kapitel 8 benutzen, bei der aus der FFT der Zeitreihe durch Betragsquadratbildung das Leistungsdichtespektrum gewonnen wird. Die Leistungsdichtespektren der Zeitreihen der einzelnen Entfernungszone beinhalten im wesentlichen die gleiche Information wie die eindimensionale Autokorrelationsfunktion $\tau_{cc}(\Delta t = \kappa T_{\text{PRF}})$.

Eine fehlende Korrelation, d. h. eine δ -förmige Autokorrelationsfolge, entspricht einem weißen Spektrum, eine langsam abnehmende Autokorrelationsfolge dagegen entspricht einem Peak im Spektrum. Eine mit der Frequenz f oszillierende Autokorrelationsfolge schließlich bedeutet, daß im zugehörigen Spektrum ein Peak bei dieser Frequenz f existiert. Je schneller die Amplitude der Oszillation der Autokorrelationsfolge abnimmt, desto stärker verbreitet ist dieser Peak im Frequenzspektrum. Dieser Zusammenhang ist Ausdruck des Unschärfepinzips.

All die beschriebenen Typen von Autokorrelationsfolgen treten bei gemessenen NRN-Cluttersignalen auf, siehe Abbildung 4.15. Die Autokorrelationsfolgen bzw. Leistungsdichtespektren lassen sich jeweils aufgrund der zum Zeitpunkt der Messung gegebenen Umweltbedingungen verstehen.

- Bei Windstille bewegen sich die Clutterobjekte in einer Entfernungszone nicht, das Radarecho ist in Betrag und Phase nahezu konstant. Das Leistungsdichtespektrum besteht in diesem Falle aus einem δ -förmigen Peak bei $f = 0$ Hz und dem weißen Anteil des thermischen Rauschens.

- Manche der Clutterobjekte in einer Entfernungszelle, insbesondere Gras, Blätter und Äste, werden bei Wind bewegt. Deren Echo weist somit einen Dopplereffekt auf. Da es sich jedoch um eine ungerichtete Bewegung handelt, existieren immer Signalkomponenten mit positiven und negativen Dopplerverschiebungen zu ungefähr gleichen Teilen, und das sich insgesamt ergebende Spektrum ist symmetrisch zu $f = 0$ Hz. Bei stärkerem Wind ist die Verbreiterung wesentlich höher als bei schwachem Wind (Abbildung 4.15, unten, v. a. im Bereich der Entfernungszellen 42 bis ca. 120 und 220 bis 440).
- Schließlich gibt es Clutterobjekte, wie z. B. Regentropfen, die mit dem Wind bewegt werden, und so neben der starken Streuung ihrer Dopplerverschiebung durch ihre ungerichtete Relativbewegung eine Verschiebung gemäß ihrer mittleren Bewegung aufweisen. Da Windgeschwindigkeiten i. a. höher als die Blindgeschwindigkeit des NRN-Radars von 2, 3 m/s sind, taucht der Peak durch den „aliasing“-effekt praktisch an einer zufälligen Stelle im Spektrum auf. Durch die hohe Streuung der Radialkomponente der Geschwindigkeit der einzelnen Regentropfen, bedingt durch die Beobachtungsgeometrie und die hohe Streuung der Absolutgeschwindigkeiten, erscheint der Peak innerhalb der verfügbaren Dopplerbandbreite stark verbreitert, und über die ± 70 Hz hinausreichende Flanken des Peaks tauchen durch den „aliasing“-effekt auf der anderen Seite des Frequenzintervalls wieder auf (Abbildung 4.15, oben v. a. im Bereich der Entfernungszellen 100 bis 370).
- In keiner der NRN-Messung konnte die in [Cha91] beschriebene schnelle diffuse Spektralkomponente beobachtet werden.

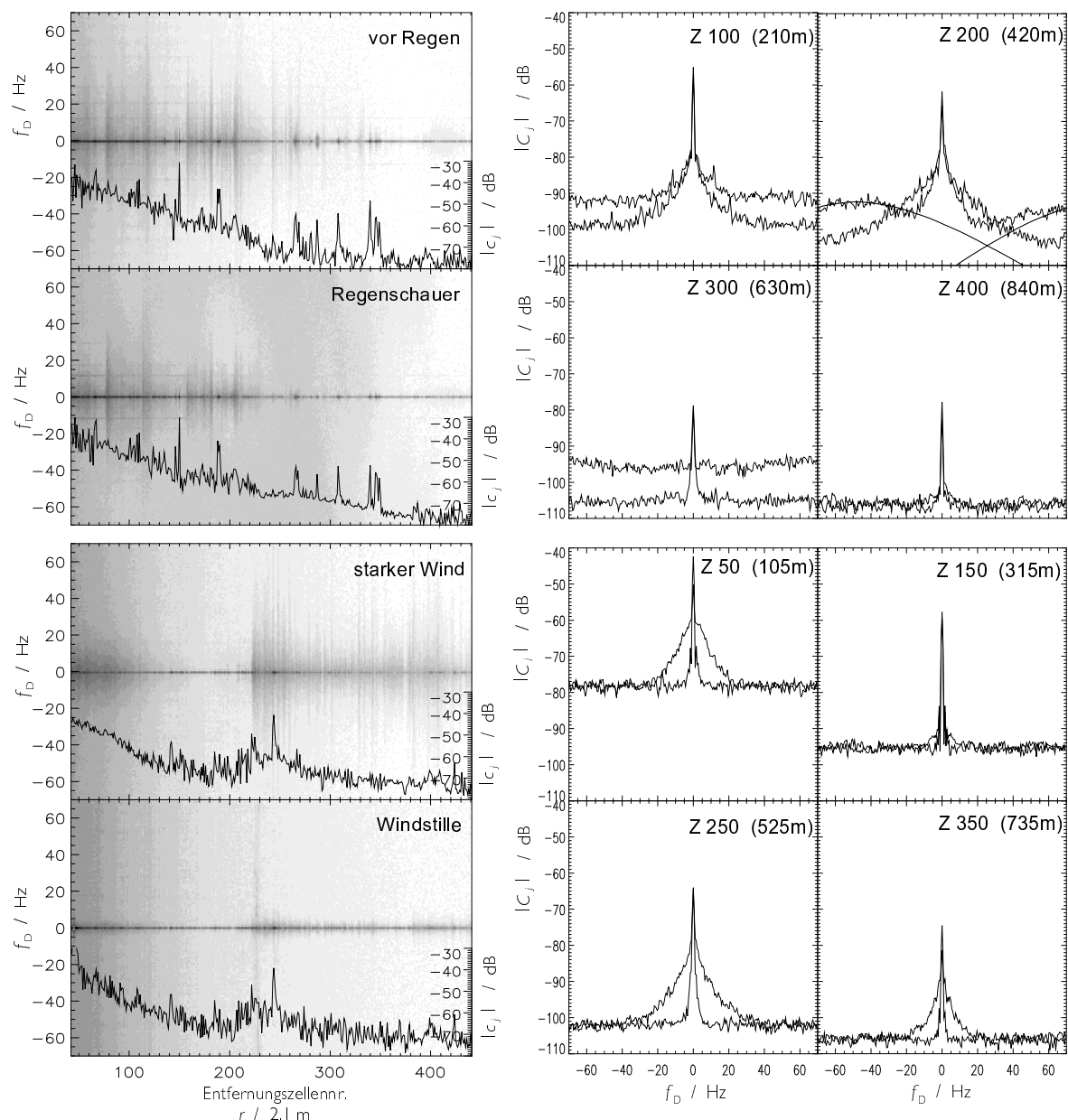


ABBILDUNG 4.15: Links: Spektren der Signale der einzelnen Entfernungszellen unter verschiedenen Wetterbedingungen (Intensität graustufencodiert), sowie jeweils ein Entfernungsprofil (Echointensität gegen r) zu einem bestimmten Zeitpunkt. Obere Gruppe: Messung vor und während eines heftigen Sommergewitters in Oberpfaffenhofen (zeitlicher Abstand ca. 4 min). Untere Gruppe: Messung von der Masterstation in Braunschweig im Herbst 1998, unter verschiedenen Windbedingungen (zeitlicher Abstand zwei Wochen). Rechts: Jeweils ausgewählte Spektren einzelner Entfernungszellen.

Mit der Untersuchung von Autokorrelationsfolgen bzw. Spektren wurden Größen ausgewertet, die die sog. Statistik zweiter Ordnung beschreiben. Alle diese Maßzahlen hängen direkt bzw. über das Wiener-Kintchine-Theorem vom Mittelwert einer aus Signalwerten zu zwei Zeitpunkten gebildeten Größe, nämlich der Autokorrelationsfolge $\tau_{cc}(\kappa)$, zu deren Berechnung jeweils die Signalwerte c_{ji} und $c_{ji+\kappa}$, d. h. die Cluttersignalwerte aus

der Entfernungszelle Nr. j zu den Zeitpunkten $t = iT_{\text{PRF}}$ und $t = (i + \kappa)T_{\text{PRF}}$, verwendet werden. Im folgenden Teilkapitel wird nun die Statistik erster Ordnung untersucht. Unter der Voraussetzung, daß es sich um ein gaußsches Signal handelt, ist die Beschreibung durch die Statistik erster und zweiter Ordnung vollständig. Die Gültigkeit der Voraussetzung ist – so wird gezeigt werden – auf Zeitskalen von einigen Sekunden für alle NRN-Cluttersignale gegeben. Basierend auf der Statistik erster und zweiter Ordnung kann somit ein Signalmodell abgeleitet werden.

4.3.4 Statistik erster Ordnung

Eine reelle Zufallsvariable ist eine Variable, die je nach Ergebnis eines Zufallsexperiments verschiedene reelle Werte annimmt. Eine solche Zufallsvariable x wird durch eine Wahrscheinlichkeitsdichte $p_x(x)$ beschrieben. $p_x(x) dx$ gibt dann die Wahrscheinlichkeit an, mit der die Zufallsvariable x einen Wert im Intervall $[x, x + dx]$ annimmt. Häufig vorkommende Wahrscheinlichkeitsverteilungen sind die Gleich- und die Normalverteilung (= Gaußverteilung), letztere ist gegeben durch

$$p_x(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{\text{Gauß}}} e^{-\frac{(x-a)^2}{\sigma_{\text{Gauß}}^2}}, \quad (4.36)$$

wobei $\sigma_{\text{Gauß}}$ für die Streuung der Zufallsgröße und a für eine Verschiebung des Erwartungswertes von Null weg steht. Poison-, Exponential-, Rayleigh-, Rice-, χ^2 , Weibull- und log-Normalverteilung sind weitere Wahrscheinlichkeitsverteilungen von großer praktischer Bedeutung bei Fragestellungen auf dem Gebiet der Radartechnik. Wird die Zufallsvariable x gemäß $y = f(x)$ transformiert, so transformiert sich die Wahrscheinlichkeitsdichte gemäß

$$p_x(x) \rightarrow p_y(y) = p_x(x) \left| \frac{dx}{dy} \right| \quad [\text{Pre88}], \text{ S. 214.} \quad (4.37)$$

$p_y(y)$ und $p_x(x)$ sind i. a. verschiedenartige Funktionen. Dennoch wird im folgenden auf den Index, durch den die Verschiedenartigkeit der Wahrscheinlichkeitsdichten dokumentiert wird, verzichtet.

Eine Verallgemeinerung einer reellen Zufallsvariable stellt eine komplexwertige bzw. eine vektorwertige Zufallsvariable \underline{x} dar. Ein mögliches Ergebnis des zugehörigen Zufallsexperiments entspricht dann einem bestimmten komplexen Wert der Zufallsvariablen $x \in \mathbb{C}$ bzw. einem bestimmten Vektor \underline{x} . Entsprechend besitzt eine mehrdimensionale Zufallsvariable eine in dem mehrdimensionalen Raum der Komponenten der Zufallsvariablen definierte Wahrscheinlichkeitsdichte $p(\underline{x})$. Bei der Transformation einer vektorwertigen Zufallsvariablen \underline{x} auf $\underline{y} = f(\underline{x})$ gilt (4.37), wobei an die Stelle von $\left| \frac{dx}{dy} \right|$ die Jacobideterminante der Transformation, $\left| \frac{\partial(x_1, x_2, \dots)}{\partial(y_1, y_2, \dots)} \right|$, tritt, siehe [Pre88], S. 216. Diese Transformationsregeln kann man verwenden, um zu zeigen, daß einer komplexwertigen Zufallsvariable $x = x_I + jx_Q$, deren Real- und Imaginärteil jeweils gaußverteilt und zueinander unkorreliert sind, eine rayleighverteilte Amplitude $r = \sqrt{x_I^2 + x_Q^2}$, eine gleichverteilte Phase $\phi = \arctan(x_Q/x_I)$ und eine exponentialverteilte Leistung $P = x_I^2 + x_Q^2$ entsprechen. Ein Beispiel für eine solche komplexwertige gaußverteilte Zufallsvariable wäre der Momentanwert des thermischen Rauschanteils im Basisbandsignal eines Radarsystems. Die Momentanwerte sowohl des I- als auch

Q-Kanalrauschsignals sind jeweils rein reelle gaußsche Zufallsvariable. Die Amplitude des als komplexe Zahl interpretierten zweikomponentigen I/Q-Wertes gehorcht einer Rayleighverteilung, während das Argument gleichverteilt ist.

Als vereinheitlichende Schreibweise sowohl für ein- als auch für mehrkomponentige Zufallsvariablen wird zukünftig die Bra-Ket-Schreibweise, siehe Anhang B, verwendet. $|x\rangle$ bedeutet je nach Zusammenhang eine skalare, komplexwertige bzw. vektorwertige Zufallsvariable.

Sind die einzelnen Komponenten der mehrdimensionalen Zufallsvariablen $|x\rangle$ statistisch unabhängig, so läßt sich die gemeinsame Wahrscheinlichkeitsdichte in ein Produkt der Wahrscheinlichkeitsdichten der einzelnen Komponenten zerlegen.

Bezeichnet \underline{K} die Kovarianzmatrix einer n -dimensionalen, komplexen, gaußverteilten Zufallsvariablen $|x\rangle$, und $|\langle a^{\text{det}} \rangle$ ihren Erwartungswert, so ist die Wahrscheinlichkeitsdichte durch

$$p(|x\rangle) = \frac{1}{\pi^n |\underline{K}|} e^{-\langle x | - \langle a^{\text{det}} | \underline{K}^{-1} (|x\rangle - |a^{\text{det}}\rangle)} \quad (4.38)$$

gegeben. Man läßt für $|a\rangle$ keine beliebigen deterministischen, sondern nur konstante Signale zu. Deshalb wird im folgenden die Bezeichnung $|dc\rangle$ statt $|a\rangle$ verwendet. (4.38) ist als Verallgemeinerung von (4.36) zu interpretieren. Die Kovarianzmatrix \underline{K} übernimmt hier die Rolle der Varianz $\sigma_{\text{Gauß}}^2$, und $|dc\rangle = |a\rangle$ die des Erwartungswertes. Der Exponent $-\langle x | - \langle dc | \underline{K}^{-1} (|x\rangle - |dc\rangle)$ ist eine quadratische Bilinearform, die für eindimensionale, reelle $|x\rangle$ in

$$(x - dc) \sigma_{\text{Gauß}}^{-2} (x - dc) \quad (4.39)$$

übergeht. Wird eine gaußverteilte Zufallsvariable linear transformiert, d. h. mit einer Matrix \underline{T} multipliziert,

$$|x\rangle \rightarrow |y\rangle = \underline{T}|x\rangle \quad (4.40)$$

so verändert sich zwar i. a. Erwartungswert und Kovarianzmatrix, die Eigenschaft der Gaußverteilttheit bleibt aber stets erhalten:

$$p(|x\rangle) \rightarrow p(|y\rangle) = \frac{|\underline{T}^{-1}|}{\pi^n |\underline{K}|} e^{-\langle y | - \langle dc | \underline{T}^{\text{H}} \underline{T}^{-1} \underline{K}^{-1} \underline{T}^{-1} (|y\rangle - \underline{T}|dc\rangle)} \quad (4.41)$$

(4.41) gewinnt man einfach durch Anwenden der Transformationsvorschrift (4.37) für mehrdimensionale Wahrscheinlichkeitsdichten. \underline{T}^{H} ist die zu \underline{T} hermitsch konjugierte, d. h. transponierte und komplex konjugierte Matrix.

Umgekehrt läßt sich folgern, daß eine nicht-gaußverteilte Zufallsvariable durch keine lineare Transformation zu einer gaußverteilten wird. Wäre dies der Fall, dann müsste auch die ursprüngliche Zufallsvariable gaußverteilt gewesen sein, da die Rücktransformation als lineare Transformation die gaußverteilte Bild-Zufallsvariable auf eine gaußverteilte Zufallsvariable abbildet.

Für gaußverteilte Zufallsvariablen folgt aus der Unkorreliertheit, also aus $|dc\rangle = 0$ und $\underline{K} = \underline{\mathbb{1}}$, die statistische Unabhängigkeit, da $\langle x | x \rangle$ im Exponenten die Wahrscheinlichkeitsdichte $p(|x\rangle)$ separierbar macht:

$$p(|x\rangle) = e^{\langle x | x \rangle} = \prod_i e^{|x_i|^2} \quad (4.42)$$

Für eine beliebige andere Wahrscheinlichkeitsdichte folgt aus der Unkorreliertheit nicht allgemein die statistische Unabhängigkeit. Ein Beispiel hierfür sei angegeben: $|x\rangle = x_I + jx_Q$ sei eine komplexwertige Zufallsvariable. Der Betrag von $|x\rangle$, r , sei gemäß

$$p(r) \propto r^{\frac{2-d}{d}} e^{-r^{\frac{1}{d}}} \quad (4.43)$$

verteilt, und das Argument sei gleichverteilt. x_I und x_Q sind damit unkorreliert. Dann ergibt sich unter Verwendung von (4.37) die gemeinsame Wahrscheinlichkeitsdichte für Real- und Imaginärteil

$$p(|x_I, x_Q\rangle) \propto \sqrt{x_I^2 + x_Q^2}^{\frac{1-d}{d}} e^{-(x_I^2 + x_Q^2)^{\frac{1}{d}}} \quad (4.44)$$

I. a. ist (4.44) nicht in ein Produkt separierbar, nur für den Spezialfall $d = 1$, was genau einer rayleighverteilten Amplitude bzw. einer Gaußverteilung entspricht.

Ein endlich lange andauernder zeitdiskreter Zufallsprozeß $\{x_i | i \in [1, \dots, M] \subset \mathbb{IN}\}$ ist nun im Prinzip nichts anderes als eine vektorwertige Zufallsvariable, deren einzelne Einträge den verschiedenen Abtastwerten entsprechen. Entsprechend ist ein zeitkontinuierlicher Zufallsprozeß als eine vektorwertige komplexe Zufallsvariable interpretierbar, bei der die Ergebnisse des zugehörigen Zufallsexperiments jedoch nicht mehr in einem \mathbb{C}^n , sondern in einem Raum komplexwertiger Funktionen liegen. Eine konkrete, gemessene Zeitreihe ist eine einzelne Realisierung eines Zufallsprozesses. Man spricht auch von Musterfunktion. Das Verhältnis zwischen ihr und dem zugehörigen Zufallsprozeß ist analog zu dem zwischen Ergebnis eines Zufallsexperiments und zugehöriger Zufallsvariable. Ein Zufallsprozeß ist dann ein Gaußprozeß, wenn die Zufallsvariable, die sich aus den Abtastwerten des Prozesses zusammensetzt, gaußverteilt ist. Die Wahrscheinlichkeitsdichte für eine Gesamtheit zeitlich aufeinanderfolgender Werte eines Gaußprozesses ist durch (4.38) gegeben. Statistisch beschrieben ist ein Gaußprozeß somit durch die Kovarianzmatrix \underline{K} sowie den Signalmittelwert a . Der Signalmittelwert ist eine Kenngröße der Statistik erster Ordnung. Die Kovarianzmatrix umfaßt sowohl Kenngrößen der Statistik erster Ordnung, als auch solche der Statistik zweiter Ordnung. Die Varianz $EW(x_i^* x_i)$, also die Diagonalelemente der Kovarianzmatrix, ist der Statistik erster Ordnung zuzuordnen, während die Elemente abseits der Diagonalen die Korrelation zwischen Signalwerten zu verschiedenen Zeiten beschreiben und der Statistik zweiter Ordnung zuzurechnen sind.

Die Zeitreihe der Abtastwerte des Radarsignals einer bestimmten Entfernungszelle ist nun interpretierbar als eine einzelne Realisierung eines solchen Zufallsprozesses, also als ein Ergebnis des Zufallsexperiments „Messen der Zeitreihe des Echosignals einer bestimmten Entfernungszelle“. Zur Bestimmung von statistischen Parametern ist prinzipiell keine Ensemblemittelung möglich, da das Zufallsexperiment „Messen der Zeitreihe des Echosignals einer anderen Entfernungszelle“ ein ganz anderes Zufallsexperiment darstellt, da sich die beiden Entfernungszellen in ihren statistischen Eigenschaften i. a. unterscheiden. Die Bestimmung aus der einzelnen Zeitreihe ist möglich, wenn der Prozeß ergodisch ist. Diese Eigenschaft bedeutet, daß ein einzelnes Muster des Prozesses repräsentativ genug ist, daraus alle statistischen Eigenschaften bestimmen zu können. Ergodizität wird in den meisten Anwendungen der statistischen Signalverarbeitung vorausgesetzt, da sie nur in Spezialfällen beweisbar ist. Eine notwendige Bedingung der Ergodizität ist die Stationarität des Prozesses: Die statistischen Eigenschaften selbst

dürfen sich nicht ändern. Auch dies ist – auf lange Sicht – im interessierenden Fall nicht gegeben. Die Adaptivität des Clutterfilters wird ja genau wegen der Variabilität der Cluttersignaleigenschaften angestrebt, und aus Abbildung 4.15 geht hervor, daß beispielsweise die Wetterbedingungen die statistischen Signaleigenschaften verändern. Die Bestimmung der statistischen Eigenschaften des Signals muß also innerhalb von ausreichend kurzen Abschnitten der Zeitreihe erfolgen, während derer sie sich nicht verändern.

Es wird nun zunächst untersucht, ob NRN-Cluttersignale einzelner Entfernungszellen Gaußprozeße sind, d. h. ob sich die Cluttersignalzeitreihen, die mit einer NRN-Radarstation gemessen werden, als Musterfunktionsfolgen eines Gaußprozesses gemäß (4.38) verstehen lassen. Diese Vermutung läßt sich mit dem zentralen Grenzwertsatz begründen. Das Echosignal aus einer Entfernungszelle ist die kohärente Überlagerung der Signale zahlreicher Einzelreflektoren mit zufälliger Phase. Nach dem zentralen Grenzwertsatz ist das resultierende Signal ein Gaußprozeß. Um die Vermutung zu überprüfen, wird die zu untersuchende Zeitreihe der komplexen Signalwerte $\{x_i\}$ durch eine lineare Filterung, die in Form von (4.40), d. h. als Multiplikation des Kets $|x\rangle$ mit einer Matrix, geschrieben werden kann, dekorreliert. Dekorrelation bedeutet, daß die Kovarianzmatrix $\underline{T}^{-1H} \underline{K} \underline{T}^{-1}$ des entstehenden Prozesses $\{y_i\}$ proportional zur Einheitsmatrix $\underline{\mathbb{1}}$ ist. Zudem wird der Mittelwert der Zeitreihe subtrahiert. Beim ursprünglichen Prozeß handelt es sich genau dann um einen Gaußprozeß, wenn auch die modifizierte Signalfolge $\{y_i\}$ ein Gaußprozeß ist. Für die dekorrelierte Signalfolge ist diese Eigenschaft jedoch einfacher zu überprüfen. Die einzelnen komplexwertigen Komponenten einer unkorrelierten gaußschen Signalfolge $\{y_i\}$ sind unabhängige Zufallsvariable, die einer Gaußverteilung genügen. Entsprechend ist ihr Betrag rayleigh- und ihre Phase gleichverteilt. Kann dies für die gemessene Zeitreihe des Signals einer Entfernungszelle bestätigt werden, so hat man es mit bei diesem Signal mit einem Gaußprozeß zu tun, andernfalls nicht.

Um diese Bestätigung zu erbringen, sind prinzipiell zwei Wege möglich.

Erstens kann man die verschiedenen Momente der Verteilung schätzen und mit den theoretischen Werten einer Normalverteilung, wenn Real- und Imaginärteil untersucht werden, bzw. für Rayleigh- und Gleichverteilung, wenn Betrag und Phase untersucht werden, vergleichen. Stimmen sie ausreichend gut überein, wird man die Hypothese als bestätigt erachten.

Als zweite Möglichkeit bietet sich der statistische Hypothesentest an. Um die Übereinstimmung einer empirisch aufgrund einer Stichprobe $\{x_i\}$ der Länge n_{Stpr} ermittelten Verteilung einer Zufallsvariablen mit einer theoretischen Verteilungsfunktion $p(x)$ zu überprüfen, verwendet man den χ^2 -Anpassungstest [Bro91], S. 689 ff. Dieser basiert darauf, den Wertebereich der Variablen in k Klassen einzuteilen und die Anzahl der beobachteten Werte in den einzelnen Klassen m_j mit der theoretisch erwarteten Anzahl $n_{\text{Stpr}}p_j$ zu vergleichen. Dabei ist p_j die Wahrscheinlichkeit für die Zufallsvariable, genau in die j -ten Klasse zu fallen. Man bildet als Testgröße χ^2 die gewichtete Summe der quadratischen Abweichungen

$$\chi^2 = \sum_{j=1}^k \frac{(m_j - n_{\text{Stpr}}p_j)^2}{n_{\text{Stpr}}p_j}, \quad (4.45)$$

die bei zutreffender Hypothese „Ermittelte Stichprobenverteilung entspricht der theoretischen Verteilung“ asymptotisch χ^2 -verteilt mit $k - 1$ Freiheitsgraden ist. Diese Test-

größe vergleicht man mit dem Wert, bei dem die χ^2 -Verteilungsfunktion, die tabelliert ist, den Wert $1 - \alpha$ überschreitet. Typische Werte für α sind 5 % oder 1 %. Die Testgröße ist – bei zutreffender Hypothese – nur mit einer Wahrscheinlichkeit von α größer als der der Tabelle entnommene Wert. Tritt dies ein, so kann man die Aussage treffen, daß die Hypothese auf einem Konfidenzniveau von α verworfen wird. Zu beachten ist bei diesem Test, daß die theoretisch erwartete Anzahl $n_{\text{Stpr}}p_j$ von Elementen in einer einzelnen Klasse mindestens fünf bzw. eins bei Randklassen beträgt. Müssen mehrere Parameter der theoretischen Verteilung basierend auf der Stichprobe geschätzt werden, kann der Test genauso durchgeführt werden. Die Anzahl der Freiheitsgrade der χ^2 -Verteilung reduziert sich jedoch um die Anzahl dieser geschätzten Parameter.

Beide Methoden wurden auf mit einer NRN-Station unter verschiedenen Bedingungen gemessene Cluttersignalzeitreihe angewendet. Basierend auf den einzelnen Zeitreihen der Signale von unterschiedlichen Entfernungszellen wurden nach Gleichanteilsabzug und Dekorrelation die sich aus den empirischen Häufigkeitsverteilungen von Betrag und Phase ergebenden Momente berechnet. Diese wurden dann mit den Momenten einer Rayleighverteilung für die Amplitude und einer Gleichverteilung für die Phase verglichen. Um im ersten Fall die Momente der empirischen Häufigkeitsverteilungen mit denen der theoretischen Rayleighverteilung vergleichen zu können, wurde jeweils auf das Moment erster Ordnung, d. h. den Mittel- bzw. Erwartungswert, normiert. In Abbildung 4.16 sind die zweiten Momente der empirischen Häufigkeitsverteilung für die Amplituden der Zeitreihen einiger Entfernungszellensignale dargestellt. Zum Vergleich ist jeweils das Moment der Rayleighverteilung mit eingezeichnet. Neben Momenten gemessener Zeitreihen in der rechten Spalte wurden auch die empirischen Momente für simulierte gaußsche und nicht-gaußsche Zeitreihen dargestellt. Da das empirisch bestimmte Moment selbst eine Zufallsgröße ist, darf man nicht erwarten, daß man den exakten Wert für den zugrundeliegenden Prozeß erhält. Bei zunehmender Zeitreihenausdehnung wird die Streuung der Schätzungen des Moments prinzipiell kleiner, wie aus dem Vergleich der Teilbilder für den simulierten Gaußprozeß mit den Längen 490 und 3600 sichtbar wird, der Schwerpunkt der Schätzungen bleibt unverändert. Die Momente der Amplitudenverteilung des simulierten nicht-gaußschen Prozesses, dessen Amplituden einer Verteilung gemäß (4.44) mit $d = 1, 1$ genügen, weichen deutlich von denen der Rayleighverteilung ab. Gleiches gilt für einen Prozeß, der aus einem simulierten Gaußprozeß dadurch erzeugt wird, daß die Amplitude mit der Zeit langsam variiert wird, zumindest wenn der betrachtete Ausschnitt der Zeitreihe lange genug ist. Wählt man den Abschnitt jedoch kürzer, so nähern sich die geschätzten Momente denen der Rayleighverteilung an. Dies liegt daran, daß sich die mittlere Amplitude innerhalb eines kurzen Abschnitts nur weniger verändert, und der kürzere Abschnitt des Prozesses deshalb „gaußscher“ ist als der längere. Für den nicht-gaußschen Prozeß gilt diese Abhängigkeit von der Länge des Abschnitts nicht. Bei kurzen Ausschnitten ist zwar wegen der höheren Streuung der Schwerpunkt der Schätzungen schwerer zu erkennen, er liegt jedoch bei demselben Wert, wie wenn die Schätzung über einen längeren Zeitabschnitt erfolgt. Bei der Auswertung der Schätzung der Momente gemessener Signale (auch höherer als der zweiten, auf deren Darstellung hier verzichtet wurde) ergibt sich das folgende Bild:

- Meist ergeben sich statistische Momente, die einer Gaußverteilung entsprechen. In der Abbildung wurden nur die Momente einiger Entfernungszellenzeitreihen

einer Messung mit dieser Eigenschaft dargestellt (rechts oben), diese Situation ist jedoch als der Regelfall zu betrachten. Dabei spielt es keine Rolle, wie lange der Ausschnitt, innerhalb dem die Schätzung gewonnen wird, gewählt wird.

- Unter bestimmten Bedingungen, beispielsweise bei Gewitterschauern, ergeben sich aus langen Zeitreihen Momente, die für eine Beschreibung als nicht-gaußscher Prozeß sprechen (rechts mitte).
- In diesem Fall führt die Betrachtung kürzerer Ausschnitte aus den Zeitreihen ($n_{\text{Stpr}} = 490$ entspricht 3,5 s Meßzeit, rechts unten) zu Momenten, die in Übereinstimmung mit einem gaußschen Signal stehen.
- Die Momente der Verteilung der Phase (ohne Abbildung) des gleichanteilsbefreiten und dekorrelierten Prozesses sind durchwegs konsistent mit denen einer Gleichverteilung.

Dieselben Feststellungen lassen sich auch aufgrund der Auswertung höherer Momente als der zweiten treffen. Auf deren Darstellung wurde hier verzichtet.

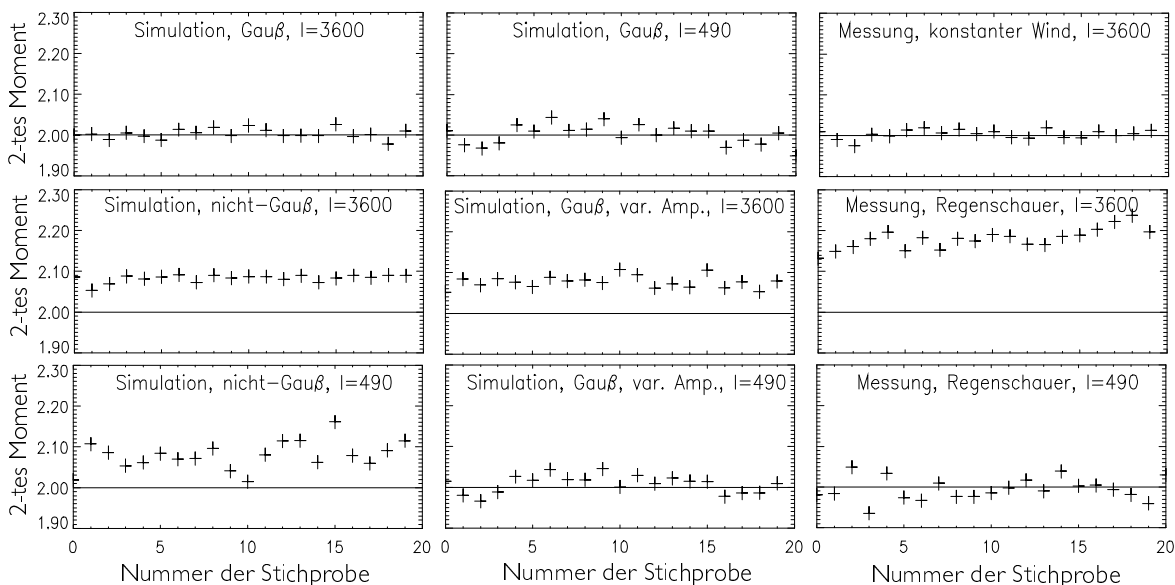


ABBILDUNG 4.16: Zweite Momente der empirischen Häufigkeitsverteilung, Stichprobenlänge l , von jeweils 20 Ausschnitten aus Zeitreihen simulierter Signale (linke und mittlere Spalte; gaußsches Signal, nicht-gaußsches Signal und gaußsches Signal variierender Amplitude) bzw. mit dem NRN gemessener Cluttersignale (rechte Spalte).

Der χ^2 -Hypothesentest führt zu ähnlichen Ergebnissen. Die Amplitude des dekorrelierten Signals einer Entfernungszelle wird auf Übereinstimmung mit einer Rayleighverteilung getestet. Ein Parameter der Rayleighverteilung, nämlich der Erwartungswert, muß aus dem Signal mittels einer „maximum likelihood“-Schätzung gewonnen werden, was einfach auf die Berechnung des Mittelwerts hinausläuft. Dadurch verringert sich die Zahl der Freiheitsgrade der sich bei zutreffender Hypothese einstellenden χ^2 -Verteilung für die Testgröße (4.45) um eins. Es wurden zehn Klassen gebildet, die Testgröße wird mit dem Wert der χ^2 -Verteilungsfunktion bei der aufintegrierten Wahrscheinlichkeit,

die dem Konfidenzniveau entspricht, verglichen. In Abbildung 4.17 ist dieser Vergleich für diejenigen Simulationen und Messungen dargestellt, deren geschätzte Momente in Abbildung 4.16 abgebildet sind. Das der Zurückweisungsschwelle für die Hypothese entsprechende Konfidenzniveau beträgt 95 %, womit sich als Grenzwert für die Testgröße $\chi^2 = 16,9$ ergibt. Dieser Wert ist in Abbildung 4.17 als horizontale Linie eingezeichnet.

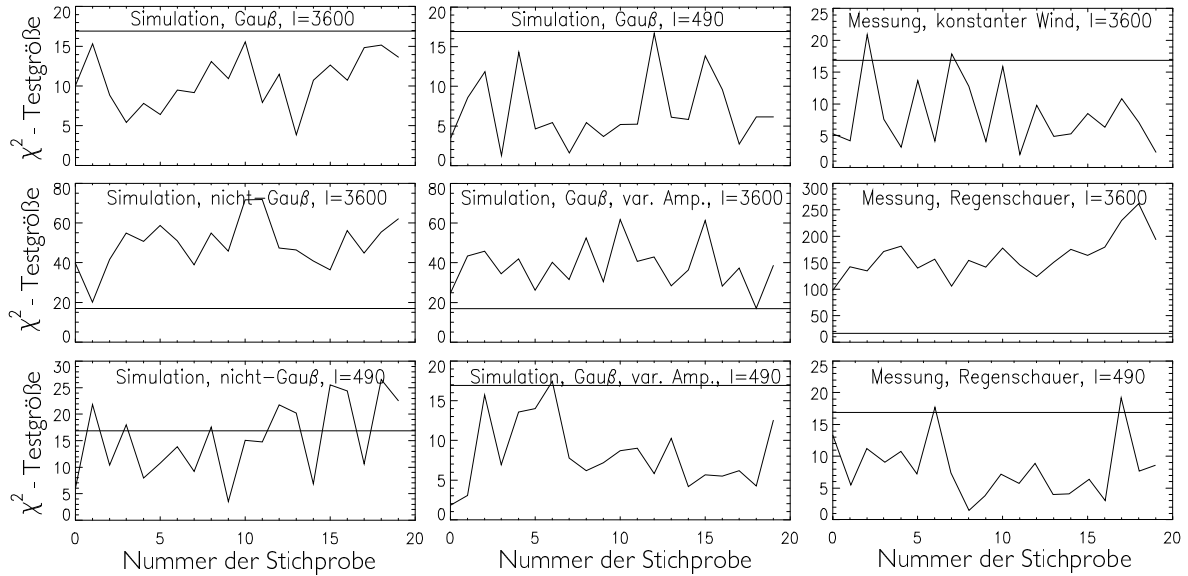


ABBILDUNG 4.17: Testgröße des χ^2 -Tests für die gleichen Szenarien wie in Abbildung 4.16.

Abbildung 4.18 illustriert nochmals die Idee und Problematik des χ^2 -Hypothesentests. Führt man für mehrere Stichproben eines Prozesses diesen Test durch, so nähert sich, wenn die Hypothese zutrifft, die empirische Verteilung der Testgröße an die χ^2 -Verteilung mit der entsprechenden Zahl von Freiheitsgraden an, die jeweils als durchgezogene Linie gezeichnet ist. Mit einer Wahrscheinlichkeit von $1 - \alpha$ überschreitet jedoch auch bei zutreffender Hypothese die Testgröße die Schwelle. Beim Test einzelner Stichproben kommt es deshalb durchaus zu Fehlentscheidungen. In den beiden Bildern links sind empirisch ermittelte Werte für χ^2 für simulierte Zufallsvariablen eingezeichnet. Die mit \square und \triangle markierten Häufigkeiten der Testgröße χ^2 wurden für simulierte Zufallsvariablen, deren theoretische Verteilung durch eine Verteilung nach (4.44) mit $d = 0, 9$ bzw. $1, 1$ gegeben ist, gewonnen. Mit $+$ markiert sind die Häufigkeitsverteilungen für eine Verteilung gemäß (4.44) mit $d = 1$, d. h. eine Rayleighverteilung für die Amplitude. In letzterem Falle ergibt sich tatsächlich eine gute Übereinstimmung der Häufigkeiten der Testgröße χ^2 mit dem erwarteten Verlauf. Im oberen Bild beträgt die Länge der für die Tests verwendeten Zeitreihen 3900, im unteren 490. Für die nicht-rayleighverteilten simulierten Zufallsvariablen ist die Häufigkeit des Überschreitens der Schwelle des Test deutlich höher als für die rayleighverteilten. Diese Trennschärfe nimmt jedoch bei abnehmender Stichprobenlänge ab. Rechts sind – wieder für die Stichprobenlängen 3900 (oben) bzw. 490 (unten) – die empirischen Häufigkeitsverteilungen der χ^2 -Testgröße für gemessene Zeitreihen des Signals mehrerer Entfernungszellen dargestellt. Für die kleine Stichprobenlänge unterscheidet sich die empirisch ermittelte Häufigkeitsverteilung

lung der χ^2 -Testgröße nicht von der χ^2 -Verteilungsdichte, was sie bei nicht zutreffender Hypothese tun müßte.

Als Ergebnis der Untersuchungen von Cluttersignalzeitreihen mittels χ^2 -Hypothesentest kann man festhalten:

- Für ein Ensemble simulierter Zeitreihen von Gaußprozessen ergibt sich eine gute Übereinstimmung der empirischen Häufigkeitsverteilung der Testgröße mit der χ^2 -Verteilung, für ein Ensemble nicht-gaußscher Prozesse dagegen eine deutliche Abweichung, die mit abnehmender Abschnittslänge kleiner wird. Die Hypothese wird somit für nicht-gaußsche Prozesse häufiger zurückgewiesen, jedoch nimmt diese Trennschärfe des Tests mit abnehmender Abschnittslänge ab.
- Die Hypothese wird für die meisten Ensemble gemessener Zeitreihen nur mit einer Häufigkeit von $(100\% - \text{Konfidenzniveau})$ verworfen. Diese Verwerfungsquote muß jedoch auch bei zutreffender Hypothese erwartet werden.
- Für einige Ensemble gemessener Zeitreihen wird die Hypothese dagegen häufig verworfen, siehe Abbildung 4.17, Regenschauer, Stichprobenlänge 3600. Dies sind diejenigen Messungen, innerhalb derer sich die Umweltbedingungen stark verändern. Führt man den Test mit verkürzten Abschnitten der Zeitreihen durch, siehe Abbildung 4.17, Regenschauer, Stichprobenlänge 490, so kommt es auch in diesen Fällen zu Hypothesenablehnungen in ungefähr $(100\% - \text{Konfidenzniveau})$ der Fälle.
- Wird der Hypothesentest für die Gleichverteilung der Phase durchgeführt (ohne Abbildung), so kommt es zu Hypothesenzurückweisungen ebenfalls in ca. $(100\% - \text{Konfidenzniveau})$ der Fälle.

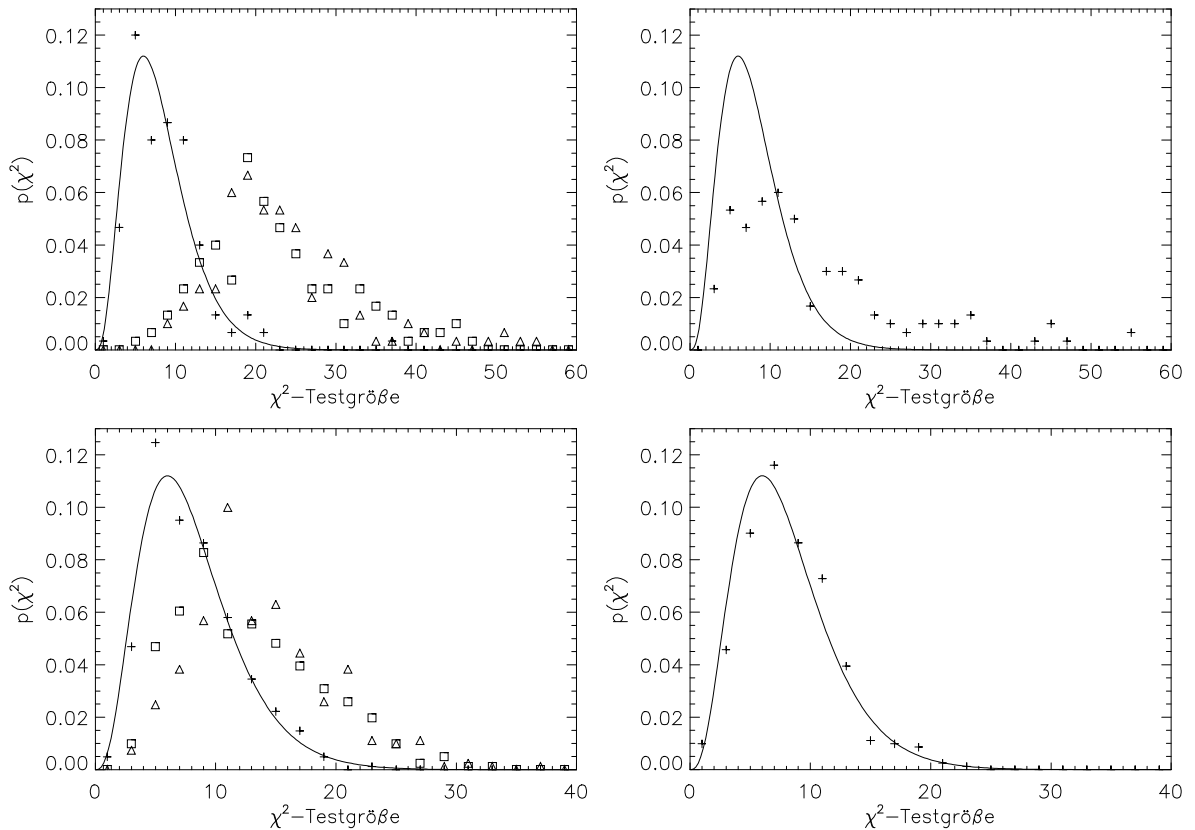


ABBILDUNG 4.18: Illustration zum χ^2 -Test für die Amplitude simulierter Prozesse (links: +: rayleighverteilte Amplitude, \square und \triangle : Verteilung nach (4.44)) bzw. für die Amplitude dekorrelierter Zeitreihen verschiedener Entfernungszellen (rechts: +). Jeweils durchgezogene Linie: χ^2 -Verteilungsdichte mit 8 Freiheitsgraden.

Die Analyse der Schätzung von Momenten der empirischen Verteilung von Betrag und Phase, sowie die Untersuchung mit Methoden des statistischen Hypothesentests liefern somit Aussagen, die konsistent sind mit einer Interpretation der Zeitreihen der Cluttersignale der einzelnen Entfernungszellen als Gaußprozeß. Auf längeren Zeitskalen ab einigen Sekunden kann es zu einer Abweichung von dieser Eigenschaft kommen. Auf kürzeren Zeitskalen wurde jedoch keine solche Diskrepanz gefunden. Daher kann ein Cluttersignal prinzipiell als ein gaußsches Signal modelliert werden, dessen Parameter mit der Zeit variieren können. Diese Variation ist i. a. auf sich verändernde Umweltbedingungen zurückzuführen. Besonders deutlich wurde der Effekt während eines heftigen Gewitterschauers im Juni 1997 beobachtet.

Eine ähnliche Art der Beschreibung des Cluttersignals findet sich in der Literatur für Seecluttersignalzeitreihen, die beim Abscannen der Meeresoberfläche durch ein Rundsuchradar entstehen. Die Rolle der sich verändernden Umweltbedingungen, die die Parameter des Gaußprozesses verändern, übernimmt in diesem Falle die Veränderung des physikalischen Aufbaus des Gebietes, dessen Reflexion das Echosignal zu einer festen Echolaufzeit, entsprechend einer festen Entfernung, verursacht. Dies liegt beim Seeclutter bei der Betrachtung der Zeitreihe einer festen Entfernungszelle an der Bewegung der Meeresoberfläche. Eine zusätzliche Variabilität ist gegebenenfalls durch die Scannbewegung des Radars vorhanden. In [San94] findet sich ein Überblick über Arbeiten, die

Modelle für solche Signale beinhalten. Nach [Tru72] ist der Betrag des Cluttersignals lokal als Rayleighprozeß interpretierbar, dessen Parameter auf größeren Skalen moduliert werden. Dieses Modell heißt „Rayleigh mixture model“. Es existieren theoretische Modelle, die das Echosignal als eine Überlagerung von komplexen Beiträgen einer festen Anzahl N einzelner Streuer beschreiben, deren Teilamplituden K -verteilt sind [Jak76]. Dann ist die Gesamtamplitude K -verteilt, und genügt ebenfalls dem „Rayleigh mixture model“. Auf eine K -Verteilung führt auch der Ansatz, über die Verteilung der Amplituden der Einzelstreuer nur die sehr allgemeine Annahme endlicher Varianz zu machen, und die Zahl der Einzelstreuer als eine Zufallsvariable mit einer negativen Binomialverteilung zu modellieren, für den Fall einer großen mittleren Zahl N [Jak78]. Auch die oft zur empirischen Beschreibung der Statistik von Seeclutter verwendete Weibullverteilung ist innerhalb eines begrenzten Bereichs für die Parameter der Verteilung eine „Rayleigh mixture“-Verteilung [Boc37]. In [War90] wird ebenfalls Seeclutter bei flachem Einfall analysiert. Die Zeitreihe des Echosignals einer festen Entfernungszelle wird dort durch eine lokale, d. h. auf kurzen Zeitskalen gültige Rayleighverteilung für die Amplitude beschrieben. Diese Verteilung kann durch den zentralen Grenzwertsatz theoretisch untermauert werden und beschreibt die schnellen Fluktuationen des Signals mit Dekorrelationszeiten von typischerweise 10 ms, die auch „speckle“ genannt werden. Durch die Variation der Meeresoberfläche wird die Zeitreihe auf längeren Zeitskalen moduliert. Diese Modulation ist die sog. „spiky component“ des Signals. Für diese Modulation wird eine Γ -Verteilung abgeleitet, was dann für die Gesamtstatistik auf eine K -Verteilung führt („compound K -distribution“). Ein im Prinzip damit übereinstimmendes Modell verwenden Conte et al. [Con91], [Con95], [Con99]. Dort wird das Seecluttersignal $c(t)$ als ein „compound Gaussian“ Signal bezeichnet, das sich als

$$c(t) = s(t)g(t) \quad (4.46)$$

schreiben läßt, d. h. das Signal wird ebenfalls aufgeteilt in eine „speckle“-komponente $g(t)$ und eine Modulation $s(t)$. Der Faktor $s(t)$ wird als innerhalb kurzer Zeitdauern konstant angesehen, und kann als eine Zufallsvariable interpretiert werden, deren Verteilungsfunktion unabhängig von der „speckle“-komponente ist. $g(t)$ dagegen ist ein Gaußprozeß. Dieses Modell stimmt bis auf das Fehlen eines Gleichanteils mit den oben vorgestellten Ergebnissen überein. Sowohl Weibull- als auch die K -Verteilung für die Gesamtstatistik sind mit dem „compound Gaussian“-Modell kompatibel.

4.3.5 Korrelation zwischen Real- und Imaginärteil des Signals

Messungen mit einigen der NRN-Stationen erbrachten Abweichungen von der im vorigen Teilkapitel belegten Gauß-Eigenschaft der komplexwertigen Cluttersignalzeitreihe. Die Phase stellte sich in diesen Messungen auch nach Gleichanteilsabzug und Dekorrelation der komplexwertigen Zeitreihe als nicht gleichverteilt heraus. Dies wird bereits deutlich, wenn man die Menge der einzelnen, nicht-dekorrelierten komplexwertigen Abtastwerte der Zeitreihe in der komplexen Ebene betrachtet, siehe Abbildung 4.19. Die Wolke der Abtastwerte x_i in der komplexen I/Q-Ebene ist nicht isotrop-kreisförmig, sondern elliptisch, wobei die Halbachsen nicht unbedingt mit den Richtungen von reeller und imaginärer Achse übereinstimmen. Durch Abzug des Gleichanteils und Dekorrelation

$$\left| x^{dc-komp} \right\rangle = \underline{T}^{-1}(|x\rangle - |dc\rangle) \quad (4.47)$$

tritt diese Anisotropie noch stärker hervor, da die Dekorrelation die Korrelation zwischen den verschiedenen komplexen Abtastwerten von $|x\rangle$ beseitigt, die Korrelation innerhalb eines I/Q-Wertepaares jedoch nicht.

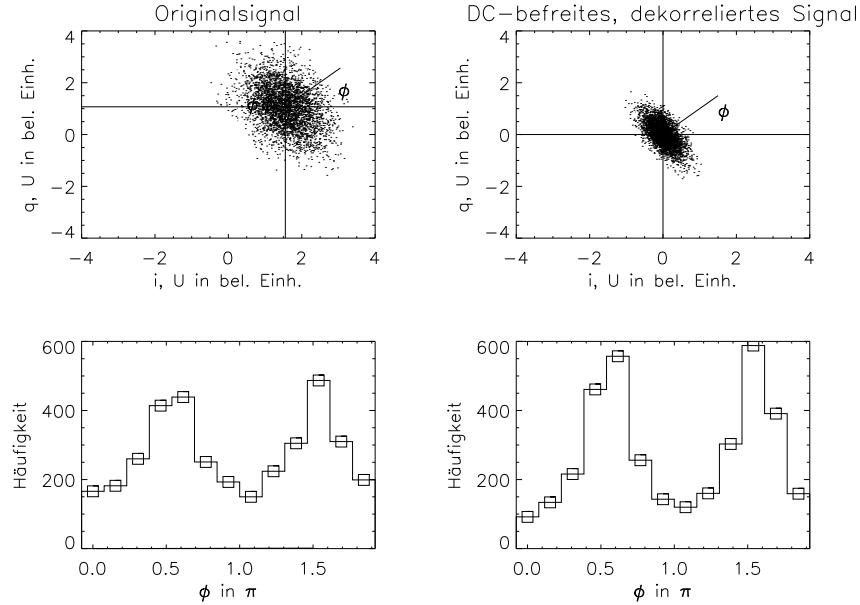


ABBILDUNG 4.19: Oben: I/Q-Abtastwerte der Zeitreihe einer Entfernungszelle, links die Werte des ursprünglichen Signals, rechts nach Gleichanteilsabzug und Dekorrelation. Unten: jeweils zugehörige absolute Häufigkeit, links jedoch Phase bezogen auf den Gleichanteil des Signals

Ursache dieser Anisotropie kann zum einen eine unterschiedliche Verstärkung des Signals in den beiden getrennten Signalpfaden des Empfängers nach dem Abmischen ins Basisband sein. Dies konnte in Messungen mit einem konstanten Signal, dessen Nullphase um mehr als 2π verändert wurde, nicht bestätigt werden. Bei diesem Versuch zeigte sich ein geringer Unterschied in der Verstärkung von maximal 10 %. Dies reicht nicht aus, den in Abbildung 4.19 dargestellten Effekt zu erklären. Die Existenz einer zusätzlichen Rauschquelle in einem der Signalpfade ist die zweite Möglichkeit, den Effekt zu erklären. Abbildung 4.20 zeigt die echolaufzeitabhängige Leistung des nicht impulskomprimierten Radarechosignals in den beiden Kanälen bei einer Radarstation, die den beschriebenen Anisotropieeffekt aufweist. Für kleine Entfernungen ist die Leistung in einem Kanal deutlich größer als im zweiten. Erst bei zunehmender Entfernung, wenn durch die STC der Untergrund aus dem echten Echosignal und dem HF-Rauschen ansteigt, überdecken diese Signalanteile das ungleichmäßig hohe Rauschen aus den getrennten Signalpfaden für I- und Q-Signal. Die Quelle dieses zusätzlichen Rauschens kann sowohl unmittelbar nach dem Abmischen ins Basisband liegen, als auch in der Digitalisierungseinheit. Beides scheint vorzukommen, der abwechselnd hohe und niedrige Rauschpegel bei einer der beiden dargestellten Ergebnisse in Abbildung 4.20 kann nur in der Digitalisierungseinheit zustandekommen, die als Tandemschaltung ausgeführt ist. Sowohl das I- als auch das Q-Signal werden jeweils durch zwei Schaltungen digitalisiert, die jede nur mit 35 MHz, aber dafür genau um eine halbe Periode zeitversetzt,

die AD-Wandlung durchführen. Eine Rauschquelle in einer dieser Teilschaltungen erklärt das Verhalten in Abbildung 4.20, oben. Ein gleichmäßigeres Rauschen über der Echolaufzeit dagegen spricht für eine Rauschquelle, die vor der Aufspaltung in die Tandemsignalzweige lokalisiert ist.

Zusätzliches Rauschen in einem der beiden Basisbandkanäle oder eine unterschiedliche Verstärkung führen zu einem anisotropen, aber an den Achsen des I/Q-Koordinatensystems ausgerichteten Rauschsignal in der komplexen Ebene. Die Impulskompression verändert auch die Phasenlage des registrierten Rauschsignals und verdreht die unsymmetrische Häufigkeitsverteilung der I/Q-Werte so, daß die Hauptachsen i. a. nicht mehr mit den I/Q-Koordinatenachsen übereinstimmen.

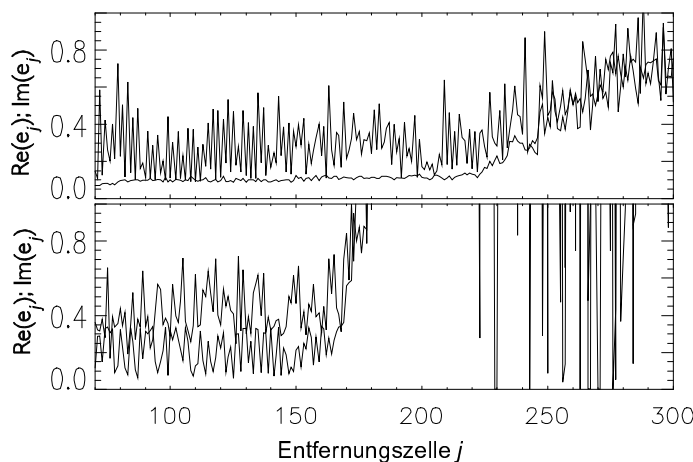


ABBILDUNG 4.20: Zwei Beispiele für unterschiedlich starkes Rauschen im nicht-impulskomprimierten I- und Q-Kanalsignal.

Die Rauschquellen, die zu dem geschilderten Effekt führen, konnten nicht genauer als oben beschrieben lokalisiert werden. Anzustreben ist zwar eine hardwaremäßige Beseitigung des Effekts. Dennoch zeigte es sich, daß das in dieser Arbeit entwickelte Konzept der adaptiven Filterung auch auf diesen Effekt übertragen bzw. erweitert werden kann. Die Modellierung des Cluttersignals, wie im nächsten Teilkapitel geschildert, läßt sich einfach ergänzen, und beschreibt dann auch diesen Effekt. Ebenso läßt sich das in dieser Arbeit entwickelte Filterverfahren, das dem Cluttersignalmodell angepaßt ist, modifizieren und dadurch dem erweiterten Signalmodell anpassen.

4.3.6 Statistik zweiter Ordnung, Signalmodell

4.3.7 Vorbemerkung

Nachdem im Teilkapitel 4.3.4 gezeigt wurde, daß sich – für nicht zu lange Zeitabschnitte – die Zeitreihe des Echsignals einer Entfernungszelle als ein Gaußprozeß verstehen läßt, soll nun näher auf die Statistik zweiter Ordnung, d. h. auf die Korrelationseigenschaften des Signals eingegangen werden. Für gaußsche Signale ist die statistische Beschreibung damit komplett, statistische Kenngrößen höherer Ordnung ergeben sich aus den Kenngrößen erster und zweiter Ordnung, die Kumulantfunktionen dritter und höherer

Ordnung verschwinden [Hän96], S. 171 ff. Empirische Untersuchungen von Leistungsdichtespektren, die der Statistik zweiter Ordnung zugeordnet sind, wurde weiter vorne in dieser Arbeit bereits dargestellt. Kenngrößen der Statistik zweiter Ordnung wurden auch bereits benutzt, um zu zeigen, daß es sich bei den Cluttersignalen um Gaußprozesse handelt. Die Kovarianzmatrix \underline{K} des Prozesses, bzw. deren Inverse wurde verwendet, um die Zeitreihe zu dekorrelieren, da die Eigenschaft „gaußsch“ für das dekorrelierte Signal einfacher zu überprüfen ist. Nun jedoch soll genauer untersucht werden, wie die speziellen Eigenschaften der Kovarianzmatrix des Echosignals einer Entfernungszelle in ein Signalmodell einfließen können. Dieses Signalmodell wird dann als Grundlage für eine zu findende Filter- und Detektionsstruktur dienen.

4.3.7.1 Von der traditionellen zur parametrischen Spektralschätzung: ARMA-Modell

In früheren Teilkapiteln wurden bereits Beispiele für Schätzungen von Leistungsdichtespektren bzw. Autokorrelations- oder Autokovarianzfunktionen angegeben. Zwischen den beiden Größen besteht eine Fourier-Korrespondenz, die sog. Wiener-Kintchine-Relation (4.35). Aufgrund der Abtastung der Signale innerhalb eines nur endlich langen Zeitabschnitts hat man es hier jedoch mit diskreten, zudem einer „Fensterung“ unterworfenen Zeitreihen zu tun, für die sinnvollerweise Autokorrelations- oder Autokovarianzfolgen betrachtet werden. Hier besteht ebenfalls eine DFT-Korrespondenz zu einer diskreten spektralen Leistungsdichte. Wird das Abtasttheorem bei der Gewinnung der Zeitsignalabtastwerte eingehalten, so spielt der Aliasingeffekt bei der DFT keine Rolle, und das an den Frequenzstützstellen geschätzte Leistungsdichtespektrum stimmt gut mit dem wahren Spektrum überein. Neben dem Aliasingeffekt führt auch der Fensterereffekt zu einer Verfälschung der Schätzung. Die Multiplikation zwischen Zeitreihe und Fensterfunktion im Zeitbereich entspricht im Spektralbereich einer Faltung aus dem wahren Spektrum und dem Spektrum der Fensterfunktion. Die Schätzung des Leistungsdichtespektrums basierend auf einem endlichen Ausschnitt einer Zeitreihe ist somit nicht erwartungstreu.

Aus den beobachteten, abgetasteten Signalwerten kann man durch DFT der Zeitreihe, Betragsquadratbildung und Mittelung die sog. Periodogramm-Schätzung des Leistungsdichtespektrums gewinnen [Kam98]. Bei einer anderen Methode, der Korrelogramm-Schätzung, wird die Autokorrelationsfolge durch Berechnen des Mittelwertes des Produkts aus Abtastwert und Abtastwert der verschobenen Zeitreihe geschätzt. Die Schätzung des Leistungsdichtespektrums wird durch DFT daraus gewonnen [Kam98].

Prinzipiell kann mit den traditionellen Schätzmethoden durch eine Ausdehnung des Beobachtungsintervalls entweder die Wirksamkeit der Schätzung erhöht, d. h. die Streuung der Spektralschätzung an den Frequenzstützstellen reduziert werden, oder die spektrale Auflösung gesteigert, d. h. die Anzahl der Frequenzstützstellen erhöht werden. Neben den traditionellen Methoden der Spektralschätzung gibt es einen gänzlich anderen Ansatz. Das Spektrum wird bei diesem Prinzip durch ein mathematisches Modell beschrieben, das nur einige Parameter besitzt. Statt nun das gesamte Spektrum an den Frequenzstützstellen zu schätzen, werden diese Parameter bestimmt. In [Kay81] findet sich ein Überblick über verschiedene parametrische Spektralschätzverfahren. Insbesondere bei der Analyse von kurzen Zeitreihen, bei der die Schätzergebnisse der traditio-

nellen Methoden eine große Streuung aufweisen, sowie in Hinblick auf die spektrale Auflösung liegen die Stärken der parametrischen Methoden. Freilich gibt es nicht „die“ parametrische Methode, unterschiedliche Signale mit verschiedenen Spektren werden mit dem einen oder mit dem anderen Modell besser beschrieben.

Hier soll das sog. ARMA-Modell (autoregressiv – moving average) untersucht werden. Es ist, wie im folgenden deutlich werden wird, das natürliche Modell für einen Gaußprozeß. Zudem beschreibt es das Signal in einer Art und Weise, die auf eine Filterstruktur führt, die geeignet ist, als effektives Clutterfilter zu fungieren. Da zur Schätzung der Modellparameter des Leistungsdichtespektrums nur kurze Zeitreihenabschnitte nötig sind, ist eine stetige Neubestimmung der signalbeschreibenden Modellkoeffizienten möglich. Dies ist ein guter Ausgangspunkt für eine stetige Adaption des Clutterfilters. Dazu mehr in den folgenden Kapiteln.

Hinter dem ARMA-Modell steht die Vorstellung, daß das beobachtete Signal $s(t)$ bzw. die zeitdiskrete Version s_i durch die lineare Filterung eines weißen, d. h. unkorrelierten Gaußprozesses $r(t)$ bzw. r_i zustande kommt. Bei der Beschreibung des Cluttersignals ist dies nur als ein Modell in dem Sinne zu sehen, daß damit lediglich die statistischen Eigenschaften des Signals wiedergegeben werden können. Tatsächlich ist das Signal zwar die Folge komplexer Streuvorgänge an sich in einer komplizierten und nur schwer zu modellierenden Art und Weise verändernden Objekten. In Teilkapitel 4.3.4 wurde aber ausgeführt, daß das Cluttersignals als ein Gaußprozeß beschrieben werden kann. Dieser ist durch die Angabe der Kovarianzmatrix und des Gleichanteils statistisch vollständig beschrieben. Wenn das Modellfilter so flexibel ist, eine beliebige Kovarianzmatrix – gleichbedeutend ein beliebiges Spektrum – zu formen, so ist damit die natürliche Beschreibung eines beliebigen gleichanteilsfreien Gaußprozesses gefunden. Die lineare Filterung eines weißen Gaußprozesses r_i wird mit der Bra-Ket-Schreibweise, siehe (B.18) im Anhang, folgendermaßen ausgedrückt:

$$s_i = \sum_{j=0}^N a_j r_{i-j} + \sum_{j=1}^M b_j s_{i-j} = r_i + \frac{1}{N} \langle a | r \rangle_{i-N}^{i-1} + \frac{1}{M} \langle b | s \rangle_{i-M}^{i-1}. \quad (4.48)$$

a_0 kann ohne Beschränkung der Allgemeingültigkeit zu 1 gesetzt werden, da die Leistung des Prozeßes r_i variabel sein soll. Die N Koeffizienten a_i , $i \in [1, N]$ beschreiben den „feed forward“-Anteil des Modells. Ein Modell, bei dem alle b_j verschwinden, ist ein reines „moving average“-Modell. Dann existiert keine Rückkopplung zwischen zeitlich zurückliegenden Ausgangswerten s_{i-j} des Modellfilters und dem aktuellen Ausgangssignalwert s_i , und das Ausgangssignal ist nur der gemäß der Koeffizienten a_j gewichtete Mittelwert der jeweils $N + 1$ jüngsten Werte des Eingangssignals. Die M Koeffizienten b_j ($j \in [1, M]$) dagegen beschreiben den „feed back“-Anteil des Modells. Ein Modell mit $a_j = 0$, ($j \in [1, N]$) ist ein reines „autoregressives“-Modell. In Abbildung 4.21 ist die Filterstruktur von (4.48) dargestellt

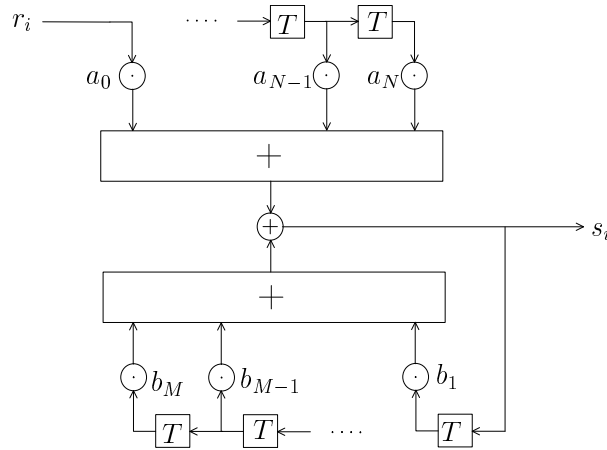


ABBILDUNG 4.21: ARMA-Signalmodell nach (4.48)

Das Leistungsdichtespektrum bzw. die Kovarianzfolge eines gemäß (4.48) erzeugten ARMA-Prozesses hängt von den AR- und MA-Parametern ab. Die Übertragungsfunktion des Filters $H(z)$ in der z -Ebene ist durch den Ausdruck

$$H(z) = \frac{\sum_{j=0}^N a_j z^{-j}}{1 - \sum_{j=1}^M b_j z^{-j}} \quad (4.49)$$

gegeben [Kam98], S. 342f. Für das z -Bereichsspektrum des antreibenden weißen Rauschprozesses gilt

$$|R(z)|_{|z|=1} = \text{konstant} . \quad (4.50)$$

In der z -Ebene ergibt sich das Spektrum des Ausgangssignals durch Multiplikation von $R(z)$ mit $H(z)$. Das diskrete Leistungsdichtespektrum ergibt sich somit durch Auswertung des Ausdrucks (4.49) an den n_{DFT} äquidistanten Stützstellen $z = \exp(j2\pi f_j T_{\text{PRF}})$ mit $f_j = j/n_{\text{DFT}} T_{\text{PRF}}$ auf dem Einheitskreis. Mit der Leistung des antreibenden Rauschprozesses σ_r^2 gilt

$$S_j = |H(z)|^2 \sigma_r^2 \Big|_{z=e^{j2\pi f_j T_{\text{PRF}}}} . \quad (4.51)$$

Eine Schätzung der Filterparameter a_j und b_j führt über die beiden Gleichungen (4.49) und (4.51) auf die Schätzung eines Leistungsdichtespektrums und damit auch einer Autokorrelations- oder Autokovarianzfolge. Anders herum betrachtet kann aus einem gegebenen Leistungsdichtespektrum ein Satz von Filterparametern abgeleitet werden. Nenner und Zähler der rechten Seite von (4.51) können nach dem Fundamentalsatz der Algebra [Jän90], S. 91 in der Form $\prod_{j=1}^M (z - p_j)$ bzw. $\prod_{i=1}^N (z - n_i)$ geschrieben werden, wobei die p_j die Nullstellen des Nenners, also die Polstellen des Gesamtausdrucks, und die n_i die Nullstellen des Zählers markieren. Da das gegebene Spektrum $S(f)$ – oder das nur an den Stützstellen $f_j = j/n_{\text{DFT}} T_{\text{PRF}}$ gegebene Spektrum S_j nach (4.51) –

durch den Verlauf von $H(z)H^*(z)$ entlang des Einheitskreises bzw. an den Stützstellen $f_j = j/n_{\text{DFT}}T_{\text{PRF}}$ festliegt, und da dort

$$H(z)H^*(z)|_{z=e^{j2\pi fT_{\text{PRF}}}} = H(z)H^*\left(\frac{1}{z^*}\right)|_{z=e^{j2\pi fT_{\text{PRF}}}} \quad (4.52)$$

gilt, können die jeweils paarweise innerhalb und außerhalb des Einheitskreises auftretenden Nullstellen und Pole, mit denen das Spektrum entlang des Einheitskreises beschrieben werden kann, entweder $H(z)$ oder $H^*(1/z^*)$ zugeordnet werden. Werden $H(z)$ alle Pole innerhalb des Einheitskreises zugeordnet, und keine anderen, so ist das sich ergebende ARMA-Modellfilter stabil [Kam98], S. 344. Das Filter, das sich ergibt, wenn alle Nullstellen im Einheitskreis $H(z)$ zugeordnet werden, ist minimalphasig. Letzteres ist von Bedeutung bei der Umkehrung der Signalentstehung, die schließlich in einem realen Clutterfilter stattfinden wird. Die Nullstellen werden dabei zu Polen. Für die Stabilität des sich ergebenden Clutterfilters ist daher die Minimalphasigkeit des Modellfilters Bedingung.

Welche Beschränkung für $S(f)$ bzw. S_j bringt nun die Darstellbarkeit in Form von (4.49) und (4.51) mit sich? Anders gefragt, gibt es Gaußprozesse, die nicht durch ein ARMA-Modell dargestellt werden können. Die Antwort lautet: Im Prinzip nein. In der Funktionentheorie wird gezeigt, daß sich jede in einem Kreisring der komplexen Ebene analytische Funktion dort in eine Laurentreihe entwickeln läßt [Jän90], S. 81. Eine Laurentreihe kann dann einfach in die Gestalt von (4.49) umgerechnet werden. Durch genügend große Filterordnungen M und N eines ARMA-Modellfilters läßt sich also jedes praktische Spektrum $S(f)$ bzw. S_j modellieren.

Für ein reines AR-Modell, d. h. für $a_j = 0$, läßt sich ein linearer Zusammenhang zwischen den Filterkoeffizienten und den Werten der Autokovarianzfunktion finden. Dazu wird der Erwartungswert der mit s_{i-k}^* multiplizierten Gleichung (4.48) gebildet. Dies führt auf die M Gleichungen

$$\tau_{ss}(k) = \text{EW} \left(s_i s_{i-k}^* \right) = \text{EW} \left(\langle b | s_{i-1} \rangle s_{i-k}^* \right) \quad (4.53)$$

für $k = 1 \dots M$. Unter Zuhilfenahme der Matrix $(\text{EW}(|s\rangle\langle s|))^*$, die die Komplexkonjugierte zur Kovarianzmatrix $\underline{K} = \text{EW}(|s\rangle\langle s|)$ ist, kann man diese Gleichungen zu

$$(\tau_{ss}(1), \dots, \tau_{ss}(M)) = \langle b | (\text{EW}(|s\rangle\langle s|))^* \quad (4.54)$$

zusammenfassen. Bei diesem Gleichungssystem für die Filterkoeffizienten eines AR-Modellfilters, das das stochastische Signal mit der vorgegebenen Autokovarianzfolge $\tau_{ss}(k)$ beschreiben soll, handelt es sich um die Yule-Walker-Gleichung. Dieses Gleichungssystem für die M Filterkoeffizienten ist überbestimmt, wenn mehr als M Werte der Autokovarianzfolge gegeben sind. Dann ist eine Berechnung durch Minimierung der Summe der Fehlerquadrate o. ä. erforderlich.

4.3.7.2 Zusammenhang zwischen ARMA-Modell und linearem Vorhersagefehlerfilter

Eng verwandt mit der Modellierung eines AR- bzw. ARMA- Prozesses ist die Problematik der linearen Vorhersage, auch Prädiktion genannt. Ziel ist es hierbei, ein Eingangssignal s_i linear so zu filtern, daß das resultierende Signal p_i möglichst wenig von einem

erwünschten Signal d_i abweicht [But91] S. 393 ff, [Kam98] S. 352 ff, [Mak75], [Wid75]. p_i kann somit als Vorhersage von d_i interpretiert werden. In Abbildung 4.22 ist links ein solches Vorhersagefilter dargestellt. Das Differenzsignal zwischen d_i und p_i nennt man Fehlersignal. Eine Rückkopplung des Fehlersignals e_i wird bei der Vorhersagefilterung nicht von vorneherein ausgeschlossen.

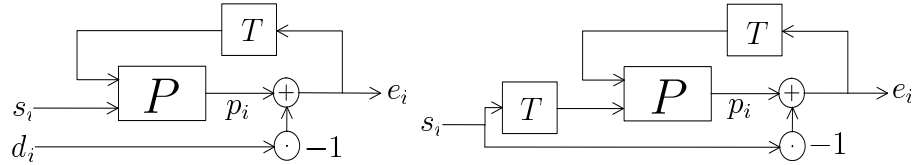


ABBILDUNG 4.22: Links: Vorhersagefilter. Rechts: Vorhersagefehlerfilter.

Die Filtergewichte können – wie beim ARMA-Modellfilter – als Bras geschrieben werden. Das Fehlersignal läßt sich formelmäßig durch

$$e_i = d_i - \sum_{j=1}^{\widehat{M}} \widehat{b}_j s_{i+1-j} - \sum_{j=1}^{\widehat{N}} \widehat{a}_j e_{i-j} = d_i - \widehat{1} \langle \widehat{b} | s \rangle_{i-\widehat{M}}^i - \widehat{1} \langle \widehat{a} | e \rangle_{i-1-\widehat{N}}^{i-1} \quad (4.55)$$

ausdrücken. Die Forderung, daß die Signalwerte p_i möglichst wenig von den d_i abweichen, läßt sich durch geeignete Filterordnungen \widehat{M} und \widehat{N} sowie durch geeignete Filterkoeffizienten \widehat{a}_j und \widehat{b}_j erfüllen. Gewöhnlich verwendet man als Optimierungskriterium für die Filterkoeffizienten des Prädiktionsfilters das Wiener-Kriterium. Dabei wird die Leistung des Fehlersignals $e_i = d_i - p_i$ minimiert.

Ist das erwünschte Signal d_i das um einen Zeitschritt in der Zukunft liegende Signal s_{i+1} , siehe Abbildung 4.22 rechts, so spricht man vom Vorhersagefehlerfilter oder vom „linear prediction error“ (LPE)-Filter. (4.55) wird zu

$$e_i = s_i - \sum_{j=1}^{\widehat{M}} \widehat{b}_j s_{i-j} - \sum_{j=1}^{\widehat{N}} \widehat{a}_j e_{i-j} = s_i - \widehat{1} \langle \widehat{b} | s \rangle_{i-1-\widehat{M}}^{i-1} - \widehat{1} \langle \widehat{a} | e \rangle_{i-1-\widehat{N}}^{i-1}. \quad (4.56)$$

Sinngemäß dieselbe Gleichung erhält man auch aus (4.48), mit der die Entstehung eines ARMA-Modellsignals beschrieben wird, durch einfaches Umstellen. Das das ARMA-Modellfilter antreibende Rauschen r_i übernimmt dabei die Rolle des Fehlersignals e_i , und die Filterkoeffizienten a_j bzw. b_j in (4.48) entsprechen den Filterkoeffizienten \widehat{a}_j bzw. \widehat{b}_j . I. a. müssen die Filterordnungen N bzw. M in (4.48) und \widehat{N} bzw. \widehat{M} in (4.56) zwar nicht übereinstimmen. Sind die Filterordnungen $\widehat{N} \geq N$ und $\widehat{M} \geq M$ des Vorhersagefilters jedoch ausreichend hoch, so kann aus dem Signal s_i , das durch das ARMA-Modellfilter nach (4.48) erzeugt wird, durch das Vorhersagefehlerfilter wieder das weiße Eingangsräuschsignal des Modellfilters erzeugt werden. In diesem Falle stimmen die Filterkoeffizienten \widehat{a}_j bzw. \widehat{b}_j des Vorhersagefehlerfilters bis zur Ordnung N bzw. M mit den Koeffizienten a_j bzw. b_j des ARMA-Modellfilters überein, und es gilt $e_i = r_i$. Dieses optimale Vorhersagefehlerfilter für ein gegebenes Signalmodell, das dessen Wirkung genau invertiert, nennt man Weißmacherfilter. In der Regel ist das Signalmodell, das einen gegebenen Prozeß erzeugt, nicht bekannt. Daher verwendet

man gewöhnlich als Optimierungskriterium für die Filterkoeffizienten des Vorhersagefehlerfilter ebenfalls das Wienerkriterium, also die Anforderung, daß die Leistung des Fehlersignals $e_i = d_i - p_i$ minimal wird. Für das Vorhersagefehlerfilter (4.56) führt dies auf

$$\begin{aligned} \sigma_e^2 &= EW(|e_i|^2) = EW(|s_i - p_i|^2) \\ &= EW \left(s_i s_i^* - s_i \overset{1}{\widehat{b}} \langle \widehat{b} | s \rangle_{i-1-\widehat{M}}^{i-1} - s_i \overset{1}{\widehat{a}} \langle \widehat{a} | e \rangle_{i-1-\widehat{N}}^{i-1} \right. \\ &\quad - \overset{1}{\widehat{M}} \langle \widehat{b} | s \rangle_{i+1-\widehat{M}}^i s_i^* + \overset{1}{\widehat{M}} \langle \widehat{b} | s \rangle_{i-1-\widehat{M}}^{i-1} \overset{i-1}{i-1-\widehat{M}} \langle s | \widehat{b} \rangle_{\widehat{M}}^1 + \overset{1}{\widehat{M}} \langle \widehat{b} | s \rangle_{i-1-\widehat{M}}^{i-1} \overset{i-1}{i-1-\widehat{N}} \langle e | \widehat{a} \rangle_{\widehat{N}}^1 \\ &\quad \left. - \overset{1}{\widehat{N}} \langle \widehat{a} | e \rangle_{i-1-\widehat{N}}^{i-1} s_{i+1}^* + \overset{1}{\widehat{N}} \langle \widehat{a} | e \rangle_{i-1-\widehat{N}}^{i-1} \overset{i-1}{i-1-\widehat{M}} \langle s | \widehat{b} \rangle_{\widehat{M}}^1 + \overset{1}{\widehat{N}} \langle \widehat{a} | e \rangle_{i-1-\widehat{N}}^{i-1} \overset{i-1}{i-1-\widehat{N}} \langle e | \widehat{a} \rangle_{\widehat{N}}^1 \right) \end{aligned} \quad (4.57)$$

Obige Gleichung beinhaltet die Kreuzkovarianzmatrizen $EW(|s\rangle\langle e|)$ und $EW(|e\rangle\langle s|)$ zwischen dem Clutter- und dem Vorhersagefehlersignal und die Autokovarianzmatrizen $EW(|s\rangle\langle s|)$ sowie $EW(|e\rangle\langle e|)$ von Clutter- bzw. Vorhersagefehlersignal. Letztere wird, ist die Filterstruktur ausreichend mächtig, so daß das Prädiktionsfehlerfilter das zum Modellfilter inverse Filter realisieren kann, zur Diagonalmatrix $\sigma_e^2 \mathbb{1}$.

Soll die Fehlerleistung σ_e^2 minimiert werden, ist das Minimum einer nicht-quadratischen Funktion der Filterkoeffizienten zu finden. Für den Fall $|\widehat{a}\rangle_{\widehat{N}}^1 = |0\rangle_{\widehat{N}}^1$ jedoch ergibt sich die quadratische Funktion

$$\begin{aligned} \sigma_e^2 &= EW(|e_i|^2) = EW \left(s_i s_i^* - s_i \overset{1}{\widehat{b}} \langle \widehat{b} | s \rangle_{i-1-\widehat{M}}^{i-1} \right. \\ &\quad \left. - \overset{1}{\widehat{M}} \langle \widehat{b} | s \rangle_{i-1-\widehat{M}}^{i-1} s_i^* + \overset{1}{\widehat{M}} \langle \widehat{b} | s \rangle_{i-1-\widehat{M}}^{i-1} \overset{i-1}{i-1-\widehat{M}} \langle s | \widehat{b} \rangle_{\widehat{M}}^1 \right) \end{aligned} \quad (4.58)$$

der Koeffizienten $|\widehat{b}\rangle_{\widehat{M}}^1$, deren Minimierung durch Lösung der linearen Gleichung

$$EW \left(s_i | s \rangle_{i-1-\widehat{M}}^{i-1} \right) = \overset{1}{\widehat{M}} \langle \widehat{b} | EW \left(| s \rangle_{i-1-\widehat{M}}^{i-1} \overset{i-1}{i-1-\widehat{M}} \langle s | \right) \quad (4.59)$$

geschieht. Diese Gleichung, die die optimalen Filterkoeffizienten eines linearen, nicht-rückgekoppelten Vorhersagefehlerfilters zu den Elementen der Autokovarianzfolge $EW(s_i s_{i-\kappa}^*)$ in Beziehung setzt, nennt man die Wiener-Hopf-Gleichung.

Yule-Walker- (4.54) und Wiener-Hopf-Gleichung haben dieselbe Gestalt. Mit ersterer werden die Filterkoeffizienten $|b\rangle_M^1$ eines AR-Modellfilters der Ordnung M so bestimmt, daß der durch dieses Filter erzeugte Prozeß vorgegebene Kovarianzwerte besitzt, während mit letzterer für einen im Prinzip beliebigen Prozeß diejenigen Filterkoeffizienten $|\widehat{b}\rangle_{\widehat{M}}^1$ bestimmt werden, die die Ausgangsleistung des Vorhersagefehlerfilters \widehat{M} -ter Ordnung minimieren. Ist das Eingangssignal tatsächlich ein AR-Prozeß mit $M \leq \widehat{M}$, so erhält man genau die Koeffizienten für das Vorhersagefehlerfilter, die mit denen des AR-Filters übereinstimmen. Das Vorhersagefehlerfilter ist dann genau das zum AR-Modellfilter inverse Filter, das Fehlersignal besitzt die minimale Leistung und stimmt mit dem das AR-Modellfilter antreibenden weißen Signal überein. Man spricht daher auch vom „prewhiteningfilter“ oder Weißmacherfilter.

Ist $|\widehat{a}\rangle_{\widehat{N}}^1 \neq |0\rangle_{\widehat{N}}^1$, gestaltet sich die Minimierung schwierig und kann nur numerisch erfolgen. Glücklicherweise zeigte es sich bei den Untersuchungen im Rahmen dieser Arbeit, daß Cluttersignale beim NRN hervorragend durch reine AR-Modelle beschrieben

werden können, deren zugehöriges Prädiktionsfilter nur die Koeffizienten $\left\langle \hat{b} \right\rangle_{\hat{M}}^1$ besitzt. Zudem kann auch ein ARMA- oder ein MA-Signal durch ein AR-Modell, allerdings wesentlich höherer Ordnung, beschrieben werden. Dies wird unten noch erläutert werden. Das bisher Dargestellte sei nochmals zusammengefaßt:

- Ein Gaußprozeß mit einer vorgegebenen Kovarianzfolge kann durch ein ausreichend mächtiges ARMA-Modell, d. h. eines mit genügend hohen Ordnungen, beschrieben werden. Genügt ein AR-Modell, so können die Modellkoeffizienten durch die lineare Yule-Walker-Gleichung aus der Kovarianzfunktion bestimmt werden.
- Für einen Prozeß kann ein Vorhersagefehlerfilter definiert werden, dessen Ausgangssignal die Abweichung zwischen der Vorhersage des jeweils nächsten Signalwertes aufgrund der vorangehenden Signalwerte und dem tatsächlich eingetretenen Signalwert ist. Die Minimierung der Fehlerleistung führt bei einer rückkopplungsfreien Filterstruktur auf die lineare Wiener-Hopf-Gleichung, mit der sich die Filterkoeffizienten aus den Werten der Kovarianzfolge des Prozesses berechnen lassen.
- Das Vorhersagefehlerfilter, angewandt auf einen von einem ARMA-Modell erzeugten Prozeß, macht, wenn es von seiner Struktur her ausreichend mächtig ist, die Wirkung des signalerzeugenden ARMA-Modellfilters rückgängig. Am Ende der aus ARMA-Modellfilter und Vorhersagefehlerfilter bestehenden Kette erhält man wieder das weiße gaußsche Signal, das in das ARMA-Modellfilter hineingeschickt wurde. Das Vorhersagefehlerfilter ist ein Weißmacherfilter. Dabei gilt:
 - Das Weißmacherfilter eines AR-Modells der Ordnung M ist ein FIR-Filter der Ordnung M . FIR-Filter steht für „finite impulse response“-Filter. Dies ist ein Filter ohne Rückkopplungsschleifen, dessen Impulsantwort maximal M Zeitschritte lang andauert.
 - Das Weißmacherfilter eines MA-Modells der Ordnung N ist ein IIR-Filter ohne „feed forward“-Abschnitt der Ordnung N . IIR-Filter steht für „infinite impulse response“-Filter.
 - Das Weißmacherfilter eines ARMA-Modells der Ordnungen M und N ist ein IIR-Filter mit M „feed forward“- und N „feed back“-Koeffizienten.

Die bisher abgeleiteten Formeln basieren stets auf Kovarianzfolgen. Das bedeutet, daß sie unabhängig vom Gleichanteil des Signals gleiche Filterkoeffizienten liefern. Ein – in den gemessenen Cluttersignalen i. A. vorhandener – Gleichanteil des Signals s_i läßt sich mit einem ARMA-Signalmodell wie in Abbildung 4.21 gar nicht erzeugen, da das weiße Eingangsruschen gleichanteilsfrei ist. Erst die Addition eines Gleichanteils vervollständigt das ARMA-Signalmodell zu einem Modell, das die Zeitreihe eines Cluttersignals c_i beschreiben kann.

$$s_i \longrightarrow c_i = s_i + dc \quad (4.60)$$

4.3.7.3 Reine AR-Modellierung des variablen Teils des Cluttersignals

Die Vorzüge der Beschränkung auf ein AR-Modell bei der Signalmodellierung wurden bereits erwähnt. Die Filterkoeffizienten lassen sich durch die Minimierung einer quadratischen Funktion der Filterkoeffizienten gewinnen. Das Vorhersagefehlerfilter ist ein reines FIR-Filter und als solches inhärent stabil. Nun soll untersucht werden, inwieweit diese Beschränkung bei realen Cluttersignalen eine Einschränkung darstellt.

Prinzipiell kann jedes stationäre Signal – und zumindest auf kurzen bis mittleren Zeitskalen sind die realen Cluttersignale durch Gaußprozeß beschreibbar, u. a. also auch stationär, siehe Kapitel 4.3.4 – in ein vorhersagbares Signal und einen allgemeinen linearen Prozeß zerlegt werden, die unkorreliert sind. Dies nennt man Wold-Zerlegung [Wol38][Hay96], S. 115. Dies stimmt mit den Ergebnissen des vorangehenden Teilkapitel überein. Dort wurde das Cluttersignal als eine Überlagerung aus einem konstanten Signal und einem stochastischen Signal, das als ARMA-Prozeß modelliert werden kann, beschrieben. Der allgemeine lineare Prozeß kann als ein $MA(\infty)$ -Prozeß beschrieben werden [Wol38], [Hay96], S. 115f, dessen Modellfilterübertragungsfunktion $H(z)$ durch $\sum_{i=0}^{\infty} a_i z^i$, und dessen Impulsantwortfunktion damit durch die Folge der a_i^* gegeben ist. Dazu existiert ein äquivalentes reines $AR(\infty)$ -Modell, das den allgemeinen linearen Prozeß genausogut modellieren kann wie das reine $MA(\infty)$ -Modell. Die Leistungsdichtespektren, nicht aber die Phasenspektren der mit den beiden Modellen erzeugten Prozesse stimmen überein. Jede einzelne Nullstelle n_i eines MA-Modellfilters rechnet sich um in einen unendlich dichten kreisförmigen Kranz von Polen des äquivalenten AR-Modellfilters, wobei genau an der Position der Nullstelle der Pol ausgespart bleibt:

$$|z - n_i|^2 \Big|_{|z|=1} = \lim_{n \rightarrow \infty} \left| \frac{1}{\prod_{j=1}^n \left(z - n_1 \exp \left(j \left(j \frac{2\pi}{n+1} \right) \right) \right)} \right|_{|z|=1}^2. \quad (4.61)$$

Damit das AR-Modellfilter stabil ist, muß von dem MA-Filter, das es nachbildet, Minimalphasigkeit gefordert werden. Dies ist möglich, da nur diejenigen Nullstellen innerhalb des Einheitskreises $H(z)$ zugeordnet werden. Abbildung 4.23 verdeutlicht die Aussage von (4.61). Dargestellt sind Betrag und Phase der Modellübertragungsfunktionen $H(z)$ eines MA-Modellfilters mit einer Nullstelle $n_1 = 0,85$, sowie desjenigen AR-Modellfilters, das dieses durch 14 Pole annähert. Diese Pole sind unter Aussparung von $z = 0,85$ gleichmäßig auf einem Kreis mit Radius 0,85 verteilt. Entlang des Einheitskreises stimmen die Beträge der Übertragungsfunktionen recht gut überein, für höhere Anzahlen von Polen würde die Übereinstimmung immer besser werden. Rechts in Abbildung 4.61 ist der Vergleich von Betrag und Phase von $H(z)$ der beiden Modelle entlang des Einheitskreises $|z| = 1$ dargestellt. Für die Spektren der mit den Modellen erzeugten Signalzeitreihen entscheidend ist der Verlauf von $|H(z)|_{|z|=1}$, da dessen Betragsquadrat dem Leistungsdichtespektrum des erzeugten Signals entspricht.

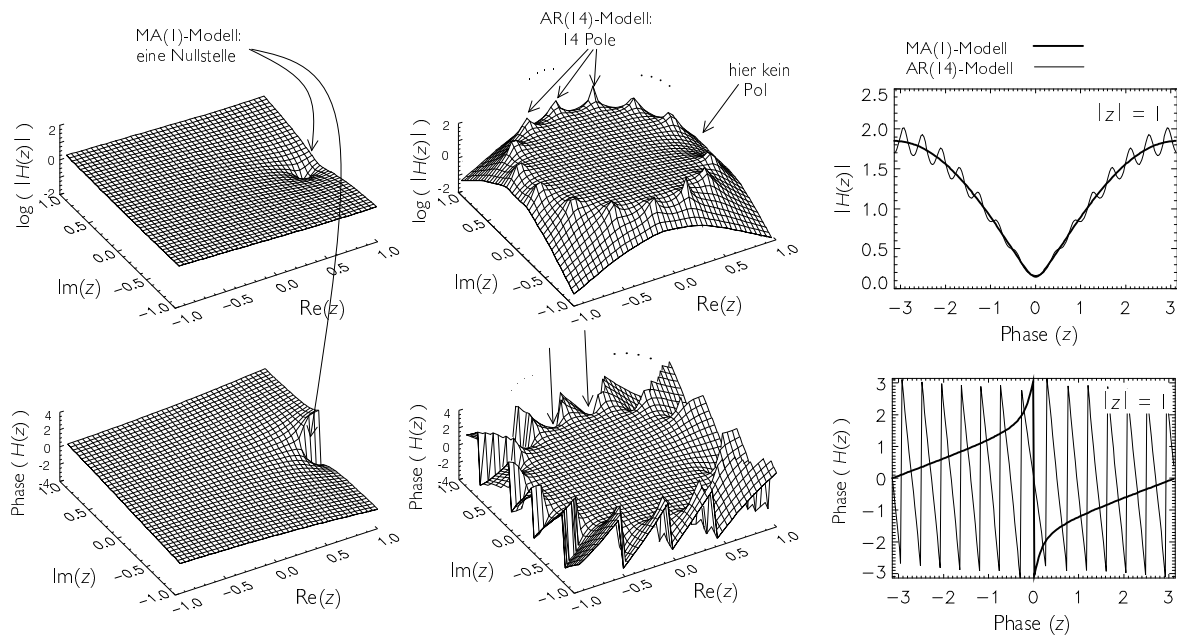


ABBILDUNG 4.23: Linke Spalte: Betrag und Phase der Übertragungsfunktion $H(z)$ eines MA(1)-Modellfilters. Mittlere Spalte: Betrag und Phase der Übertragungsfunktion $H(z)$ eines AR(14)-Modellfilters. Rechte Spalte: Vergleich von Betrag und Phase von $H(z)$ der beiden Modelle entlang des Einheitskreises $|z| = 1$.

Nach dem bisher Gesagten stellt eine Beschränkung auf ein reines AR-Modell keine Einschränkung dar. Jedes ARMA-Spektrum kann mittels einer u. U. unendliche große Zahl von Modellfilterkoeffizienten auch durch ein AR-Modell realisiert werden. Da die Verwendung eines Modell unendlicher Ordnung jedoch auf grundsätzliche Schwierigkeiten führt, wird nun untersucht, ob die Beschränkung auf ein AR-Modell endlicher Ordnung ausreichend ist. Dazu wird zuerst ein Verfahren angegeben, mit dem die optimalen Ordnungen des „feed forward“- und des „feed back“-Teils M und N eines ARMA-Modells bestimmt werden, mit dem ein reales Cluttersignal beschrieben werden soll. Mit diesem Verfahren wird dann für reale Cluttersignale demonstriert, daß reine AR-Modelle endlicher Ordnung eine ausgezeichnete Beschreibung realer Cluttersignalspektren ermöglichen.

Bei der Bestimmung der optimalen Filterordnung stellt sich die Frage, durch einen Prozeß welcher Ordnung eine beobachtete Musterfunktion am besten beschrieben werden kann. In [Jen68], Kapitel 5, werden dazu die optimalen Koeffizienten für verschiedene Modelle nach der „maximum likelihood“-Methode gesucht, d. h. derjenige Parametersatz wird ausgewählt, der die Wahrscheinlichkeit für die tatsächlich beobachtete Musterfunktion maximiert. Dieses Verfahren läuft auf eine Minimierung der Fehlerleistungen der jeweiligen Vorhersagefehlerfilter hinaus. Für unterdimensionierte Modelle nimmt die Fehlerleistung mit zunehmender Modellordnung ab, während sie nahezu konstant bleibt, sobald die richtige Filterordnung erreicht ist. Man wählt eine Modellordnung, bei der eine Erhöhung keine deutliche Reduzierung der Fehlerleistung mehr bringt.

Um eine höhere Filterkomplexität durch eine höhere Modellordnung objektiv in ein Auswahlkriterium mit einzubringen, existieren mehrere Ansätze. In [Aik74] wird die

Abweichung zwischen der unbekanntem Wahrscheinlichkeitsdichte des Signals und der bedingten Wahrscheinlichkeitsdichte der beobachteten Musterfunktion unter der Bedingung „Modellkoeffizienten = geschätzte Filterkoeffizienten“ minimiert. Dies findet in der Minimierung der „an information theoretic criterion“ (*AIC*) genannten Größe seinen Ausdruck, die sich nach [Tho86] durch

$$AIC(M, N) = l \ln \sigma_e^2 + 2(N + M) \quad (4.62)$$

errechnet. l steht dabei für die Länge des verfügbaren Datensatzes. In dem genannten Artikel befinden sich weitere zur Bestimmung der Modellordnung verwendbare Größen:

$$BIC(M, N) = AIC(M, N) + (N + M) \left(\ln(l) - 1 + \ln \left(\frac{\frac{\sigma_x^2}{\sigma_e^2} - 1}{N + M} \right) \right) \quad (4.63)$$

geht ebenso auf Akaike zurück wie (4.62). Die Bezeichnung *BIC* wurde laut [Tho86] nur zum Zwecke der Unterscheidbarkeit von *AIC* so gewählt. Dagegen wählt die Minimierung des Kriteriums „minimum description length“ (*MDL*)

$$MDL(M, N) = l \frac{\ln \sigma_e^2}{2} + \frac{(N + M)}{2} \ln(l) \quad (4.64)$$

dasjenige Modell aus, mit dem sich eine möglichst kurze Codierung der Musterfunktion erzielen läßt.

Alle diese Kriterien besitzen einen Anteil, der die Fehlerenergie beinhaltet und mit zunehmender Filterkomplexität abnimmt, sowie einen zweiten, der die Filterkomplexität bewertet. Letzterer fällt bei größeren Datensatzlängen l immer schwächer ins Gewicht. Bei den Cluttersignalzeitreihen sind zwar Instationaritäten und Abweichungen von der Gaußeigenschaft bei längeren Ausschnitten aus einer Zeitreihe vorhanden, diese sind jedoch erst ab $l > 500$ spürbar. Deshalb kann man sich bei der Analyse und Modellierung von Cluttersignalzeitreihen in dieser Arbeit auf das Kriterium der Vorhersagefehlerleistung bei der Bestimmung der Filterordnung, d. h. auf die Methode nach [Jen68], beschränken.

Im folgenden wird zunächst demonstriert, daß das Verfahren die richtige Filterordnung liefert, wenn damit ein mit einem ARMA-Modell bekannter Ordnung erzeugtes Signal analysiert wird. Die simulierte Musterfunktion der Länge $l = 512$ wird von einem ARMA(1,3)-Modell mit den Koeffizienten $b_1 = 0,9$; $a_1 = 0,9$; $a_2 = 0,9$ und $a_3 = 0,9$ erzeugt. Das ARMA-Modellfilter besitzt in der z -Ebene einen Pol bei $p = 0,9$, d. h. bei einem Winkel von $\phi = 0$, sowie drei Nullstellen bei Winkeln von $\phi = -\pi$ und $\phi = \pm 0,49\pi$. In Abbildung 4.24 ist oben das mittels Periodogramm methode aus dieser Musterfunktion gewonnene Leistungsdichtespektrum, sowie das theoretisch nach (4.51) aus den Filterkoeffizienten des Modells berechnete Spektrum dargestellt. Die Pole und Nullstellen sind ebenfalls in Abbildung 4.24 dargestellt. Da sie nicht weit entfernt vom Einheitskreis liegen, zeichnet sich im Spektrum deutlich ein Peak bei $\phi = 0$, der auf den Pol zurückzuführen ist, sowie Minima bei den Winkeln $\phi = \pm 0,49\pi$ und $\phi = \pi$, die auf die Nullstellen zurückzuführen sind, ab. Die jeweiligen Winkel ϕ entsprechen den Frequenzen $f = \phi/2\pi T_{PRF}$. Versuchsweise werden Modellkoeffizienten basierend auf der Musterfunktion geschätzt, indem die Leistung eines Vorhersagefehlerfilters für verschiedene Filterordnungen \widehat{N} und \widehat{M} nach (4.57) minimiert wird. Die sich durch

die für jeweils ein festes $(\widehat{M}, \widehat{N})$ -Paar optimierten Koeffizienten ergebenden geschätzten Spektren nach Gleichung (4.51) sind in der Abbildung ebenfalls in Tabellenform dargestellt, wobei Ordinate und Abszisse in den einzelnen Diagrammen jeweils identisch mit denen der oberen Abbildungen. Die Spektren stimmen für die Ordnungen $(\widehat{M}, \widehat{N}) = (1, 3); (1, 4); (2, 3)$ sehr gut mit dem vorgegebenen Spektrum überein. Diese Filter sind genau diejenigen unter den untersuchten, die – ihre Ordnung betreffend – so groß ausgelegt sind, daß sowohl $\widehat{M} \geq M$ als auch $\widehat{N} \geq N$ gilt. Die Fehlerleistung der verschiedenen Filterordnungen, die sich mit dem jeweils optimierten Vorhersagefehlerfilter ergibt, ist in Abbildung 4.24 rechts unten durch verschieden große Quadrate symbolisiert, deren Größe proportional zur Fehlerleistung ist. Zudem ist die Fehlerleistung in einem Diagramm gegenüber den Filterordnungen \widehat{M} und \widehat{N} dargestellt. Für diejenigen Vorhersagefilter, die das vorgegebene ARMA-Spektrum gut nachbilden, ist sie minimal. Verwendet man die Leistung des Vorhersagefehlers als Kriterium zur Bestimmung der Modellordnungen, so würde man sich in diesem Beispiel für ein ARMA(1,3)-Modell entscheiden, da dies von den Modellen, deren Vorhersagefehlerfilter ein vergleichbar kleines Ausgangssignal liefert, dasjenige mit der einfachsten Struktur ist. Das geschilderte Verfahren zur Filterordnungsbestimmung liefert somit im Falle eines bekannten Modells, für das das Leistungsdichtespektrum des erzeugten Signals geschätzt wird, vernünftige Ergebnisse.

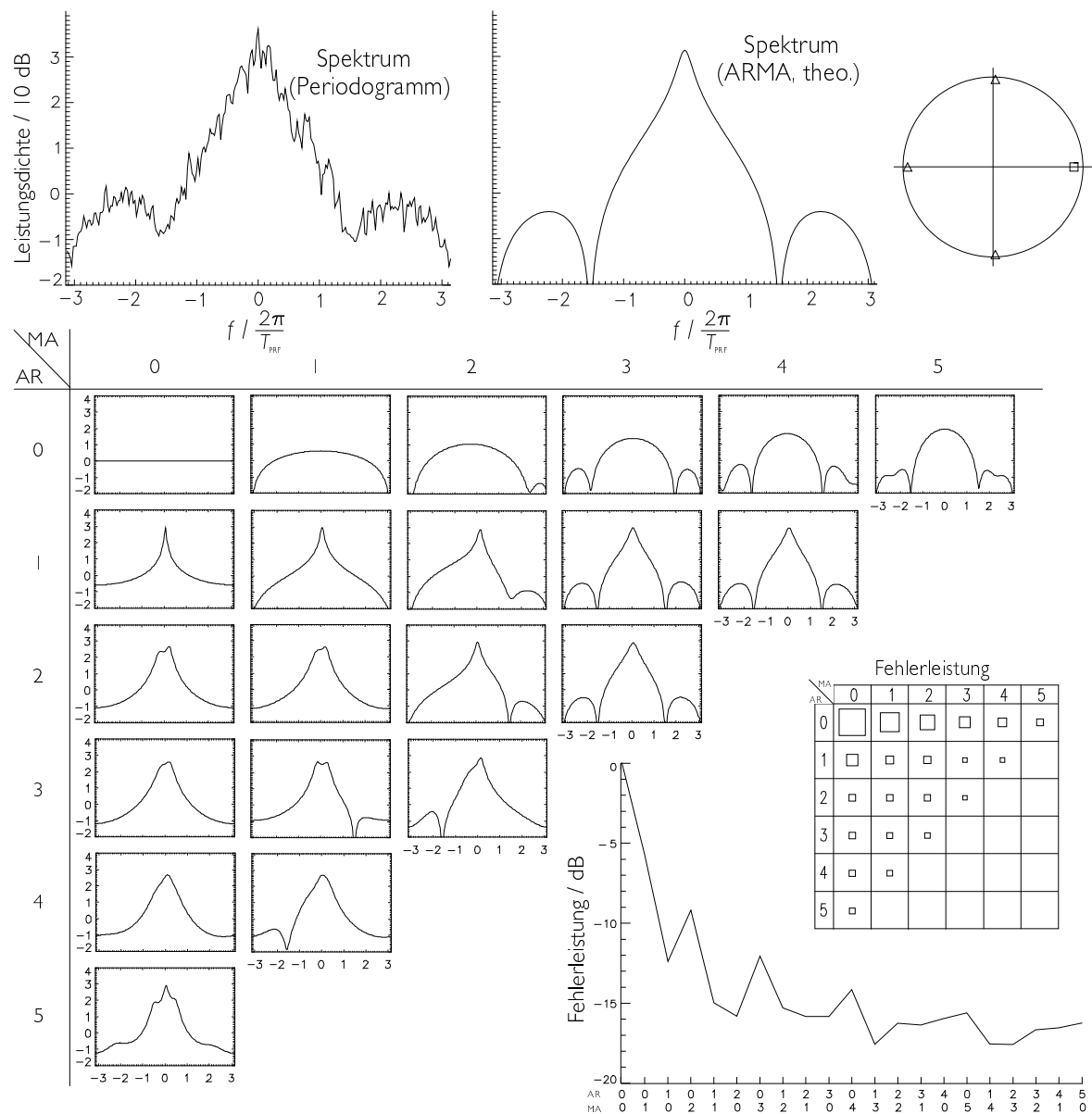


ABBILDUNG 4.24: Bestimmung der ARMA-Filterordnung bei einem simulierten ARMA(1,3)-Prozeß. Oben: Spektrum einer Musterfunktion der Länge $l = 512$ nach der Periodogramm-methode, sowie theoretisches Spektrum nach (4.51), und die Position von Nullstellen (Δ) und Pol (\square) des ARMA-Modellfilters in der z -Ebene. Darunter, tabellarisch: Geschätzte ARMA-Modell-Spektren. Rechts unten: Vorhersagefehlerleistung für verschiedene Modellordnungen, dargestellt in dB und in Tabellenform als leistungsproportional größeres Quadrat.

Bei der Analyse von gemessenen NRN-Cluttersignalzeitreihen kann nun dasselbe Kriterium angewendet werden. Zunächst wird von den Signalen der Gleichanteil abgezogen, da dieser nicht durch das ARMA-Modell modelliert werden kann. Für verschiedene Modellordnungen werden dann die Vorhersagefehlerfilterkoeffizienten – oder gleichbedeutend der Satz von Filterkoeffizienten des ARMA-Modells – bestimmt, die jeweils eine minimale Vorhersagefehlerleistung produzieren. Man entscheidet sich dann für dasjenige Modell mit der einfachsten Struktur. Für zwei verschiedene gemessene NRN-

Cluttersignalzeitreihen sind – neben dem nach der Periodogramm- methode bestimmten Leistungsdichtespektrum – die durch die Optimierung verschiedener ARMA-Modelle geschätzten Spektren nach (4.51), sowie die Vorhersagefehlerleistung in den Abbildungen 4.25 und 4.27 dargestellt. Der Aufbau der Abbildungen entspricht Abbildung 4.24. Ein theoretisches ARMA-Spektrum nach (4.49) und (4.51) ist jedoch für diese gemessenen Signale nicht bekannt. Die Ergebnisse in Abbildung 4.25 wurden basierend auf einer Zeitreihe, die unter windigen Bedingungen gemessen wurde, gewonnen. Das Leistungsdichtespektrum des Signals besitzt einen Peak bei 0 Hz, der zu den betragsmäßig höheren Frequenzen allmählich ausläuft. Dieses Spektrum wird durch jedes Modell, dessen AR-Ordnung 1 oder höher ist, bereits sehr gut nachgebildet. Dies sieht man sowohl an der Ähnlichkeit der Spektren selber, als auch an der vergleichbar kleinen Fehlerleistung aller Vorhersagefehlerfilter mit $\hat{M} \geq 1$. Durch einen einzelnen Pol läßt sich der Peak im Spektrum bereits recht gut wiedergeben. Höhere AR-Ordnungen, also weitere Pole in der z -Ebene, können die Form des Peaks verändern und bringen dadurch noch kleine Verbesserungen. Ungeeignet sind dagegen reine MA-Modelle. Diese sind, da sie nur durch eine Nullstellenverteilung in der z -Ebene definiert sind, eher dazu geeignet, Einzüge in einem Spektrum zu beschreiben. Erst bei Verwendung einer sehr hohen MA-Ordnung kann eine spektrale Charakteristik modelliert werden, die der Realität entspricht. Dementsprechend nimmt dann die Vorhersagefehlerleistung auch auf minimale Werte ab. In Abbildung 4.26 ist rechts das geschätzte MA(15)-Spektrum dargestellt. Dieses hat eine gewisse Ähnlichkeit mit dem Leistungsdichtespektrum nach der Periodogramm- methode, das ebenfalls dargestellt ist, und dem AR(1)-Modellspektrum. Insbesondere die Nachbildung des scharfen Peaks bei $f = 0$ Hz durch wenige Nullstellen ist jedoch noch nicht perfekt. Aus der Entwicklung der Fehlerleistung mit zunehmender MA-Filterordnung, die rechts dargestellt ist, wird aber auch deutlich, daß ein reines MA(15)-Modell immer noch keine so gute Beschreibung ist wie ein reines AR(1)-, AR(2)- oder AR(3)-Modell, und daß noch wesentlich höhere MA-Filterordnungen nötig wären, um zu einer guten Modellierung zu kommen.

Eine etwas andere Situation liegt im Falle des Signals vor, das bei einem Regenschauer aufgezeichnet wurde, siehe Abbildung 4.27. Im Periodogrammspektrum lassen sich zwei Peaks erkennen. Einer davon liegt bei $f = 0$ Hz. Er wird von den sich leicht im Wind hin- und her bewegenden Rückstreuern verursacht. Ein weiterer, überaus stark verbreiteter ist auf die sich mit dem Wind bewegenden Regentropfen zurückzuführen und weniger leicht sichtbar. Seine Mittenfrequenz liegt bei ca. $4\pi/T_{\text{PRF}}$, und seine 3 dB-Breite ist ungefähr $4\pi/T_{\text{PRF}}$, so daß er durch den „aliasing“-Effekt fast den gesamten Dopplereindeutigkeitsbereich einnimmt. Da zwei Peaks im Spektrum nachzuformen sind, ist grundsätzlich mindestens ein AR(2)-Modell notwendig, um ein gutes Ergebnis zu erzielen. Da der zweite spektrale Peak nur wenig ausgeprägt und sehr breit ist, liegt einer der Pole des AR(2)-Modells in der z -Ebene weit vom Einheitskreis entfernt. Ein recht ähnliches Spektrum kann durch ein ARMA(1,1)-Modell beschrieben werden, dessen Pol im wesentlichen den dominierenden spektralen Peak beschreibt, und dessen Nullstelle eine spektrale Variabilität hervorruft, die der durch den zweiten Pol des AR(2)-Modells erzeugten vergleichbar ist. Direkt miteinander verglichen sind die ARMA(1,1)- und AR(2)-Modellspektren in Abbildung 4.28. Dort sind rechts auch diejenigen Spektren für die beiden Modelle dargestellt, die sich basierend auf jedem der beiden Pole allein bzw. auf der Nullstelle und dem Pol für sich genommen ergeben würden. Das Spektrum des jeweils kompletten Modells ergibt sich aus dem Produkt

der jeweils zwei Beiträge. Für beide Modelle verursacht der Pol in der Nähe von 1 den Peak bei der Frequenz Null, der physikalisch dem Echosignal von sich hin- und her bewegenden Rückstreuern entspricht. Der breite, dopplerverschobene Peak der im Wind bewegten Regentropfen kann sowohl durch einen Pol bei einem Winkel von ungefähr $0,85\pi$ (im AR(2)-Modell), als auch durch eine Nullstelle bei $-0,15\pi = 0,85\pi - \pi$ (im ARMA(1,1)-Modell) dargestellt werden.

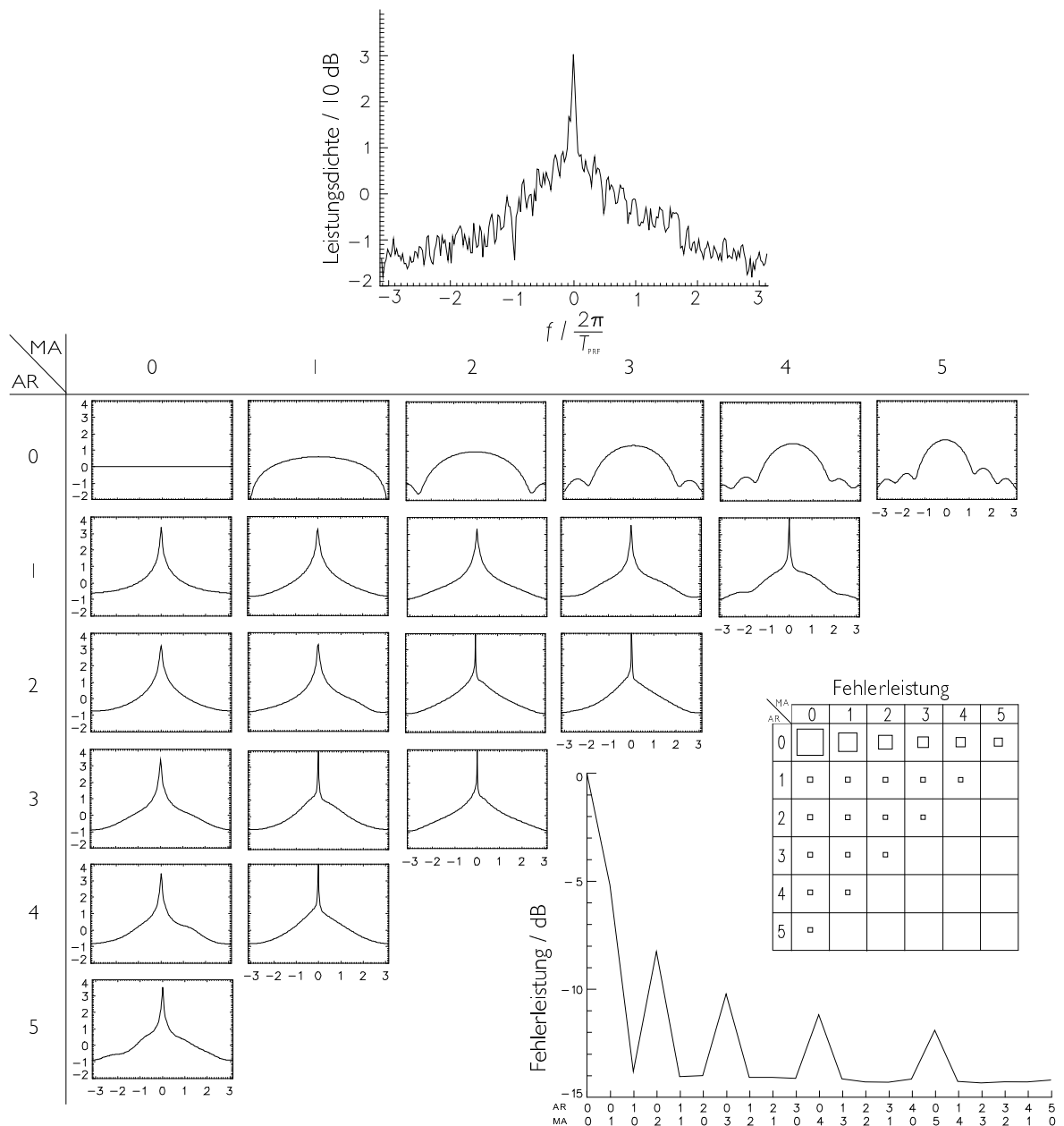
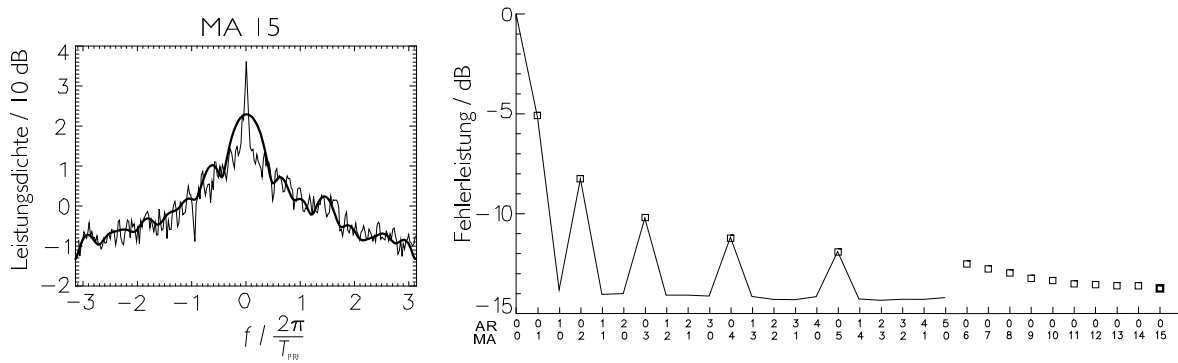


ABBILDUNG 4.25: Bestimmung der ARMA-Filterordnung bei einem gemessenen NRN-Cluttersignal (windige Wetterbedingungen, Entfernungszelle enthält Büsche). Wie in Abbildung 4.24, sind Periodogrammspektrum, geschätzte Spektren für die einzelnen Modelle, sowie die Vorhersagefehlerleistung dargestellt.



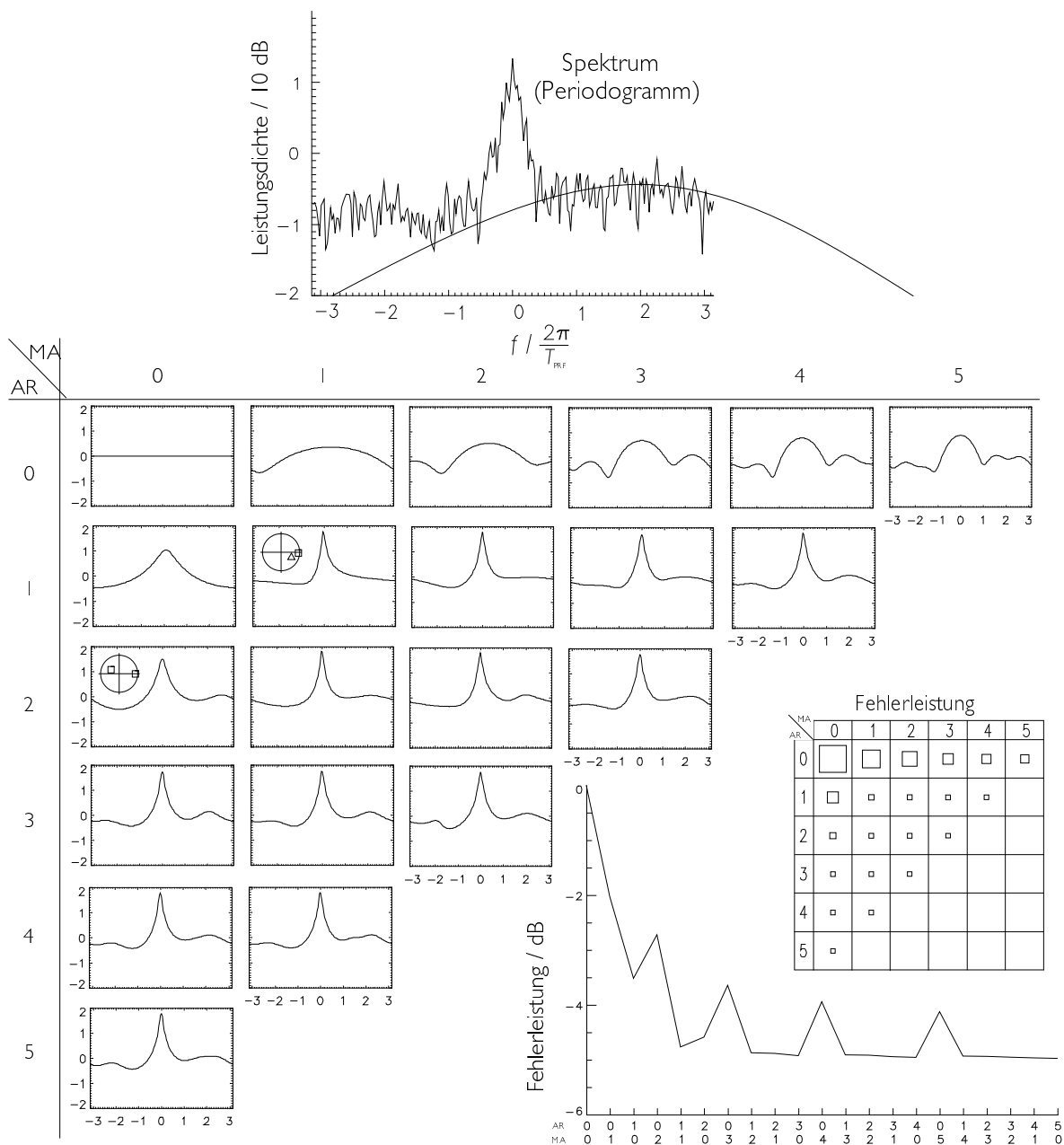


ABBILDUNG 4.27: Wie Abbildung 4.25, gemessenes NRN-Cluttersignal während eines Regenschauers. Für AR(2)- und ARMA(1,1)-Modell sind die Positionen von Polen (□) bzw. von Pol und Nullstelle (△) innerhalb des Einheitskreises angegeben.

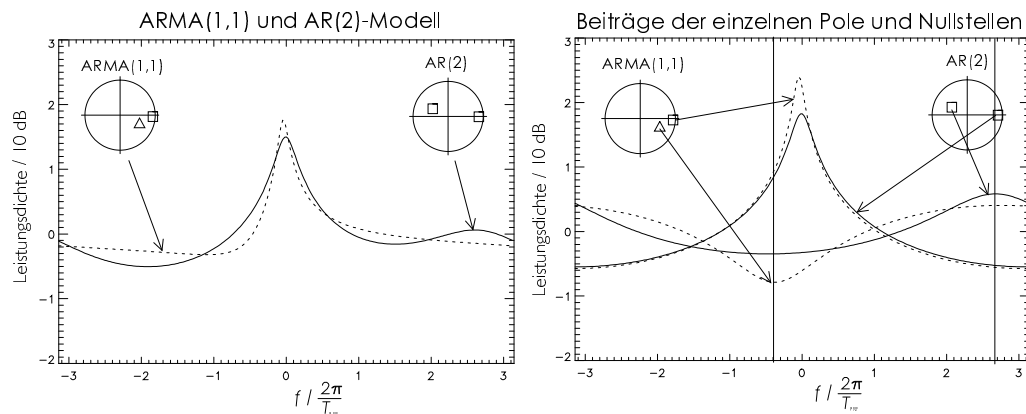


ABBILDUNG 4.28: Links: ARMA(1,1)- (gestrichelt) und AR(2)-Spektrum, sowie Pol-Nullstellen-Diagramm der NRN-Signalzeitreihe, die auch Basis für Abbildung 4.27 ist. Rechts: Spektren, die sich basierend auf einzelnen Polen bzw. Nullstellen ergeben.

Als Ergebnis der beschriebenen Untersuchungen kann man Cluttersignalspektren in die folgenden Typen einteilen:

- Spektren ganz ohne ausgeprägten Peak, d. h. das Cluttersignal ist im wesentlichen nur weißes Rauschen.
- Spektren mit einem relativ ausgeprägten Peak. Solche Spektren lassen sich durch ein AR(1)- oder AR(2)-Modell gut modellieren. Der Peak liegt i. a. bei $f = 0$ Hz und rührt von im Wind hin und her schwingenden Streuern her.
- Spektren mit einer Variabilität, die durch ein Modell mit ein bis zwei Nullstellen zusammen mit ein bis zwei Polen, alternativ aber auch durch zwei bis vier Pole, d. h. ein AR(4)-Modell, gleich gut beschrieben werden kann. Meist liegt einer der Peaks ebenfalls bei $f = 0$ Hz, während ein zweiter, extrem verbreiteter bei einer anderen Frequenz auftritt und typischerweise von Regentropfen verursacht wird.

Eine Beschreibung des stochastischen Signalanteils aller gemessenen und ausgewerteten NRN-Cluttersignale durch ein reines AR(4)-Modell ist somit völlig ausreichend. Die Unterscheidung der Filterordnungen M bzw. N eines Weißmacherfilters und \widehat{M} bzw. \widehat{N} eines ARMA-Modells, sowie der Filterkoeffizienten $\langle \widehat{b} \rangle$ bzw. $\langle \widehat{a} \rangle$ und $\langle b \rangle$ bzw. $\langle a \rangle$ wird im folgenden nicht aufrecht erhalten, da mit den obigen Erkenntnissen davon ausgegangen wird, daß $N = 0$ gilt und M bekannt ist. Wird die Ordnung \widehat{M} des reinen „feed forward“-Weißmacherfilters gleich M , und \widehat{N} gleich null gesetzt, so stimmen die Filterkoeffizienten $\langle \widehat{b} \rangle$ dieses idealen Weißmacherfilters mit den Filterkoeffizienten $\langle b \rangle$ des AR-Modells überein.

In [Cha91] wird bei S-Band-Cluttermessungen von einer „fast diffuse component“ im Spektrum berichtet, siehe Abbildung 4.29. Neben dem weißen Anteil, dem konstanten Anteil, der „coherent component“ genannt wird, und dem ungefähr symmetrischen Peak um 0 Hz, für den der Ausdruck „slow diffuse component“ gebraucht wird, wurden auch jeweils zwei – zu 0 Hz symmetrische – Clutterbänder, deren Position mit der Zeit variiert, beobachtet. Bei den Messungen mit dem NRN konnte eine solche Signalkomponente nicht nachgewiesen werden.

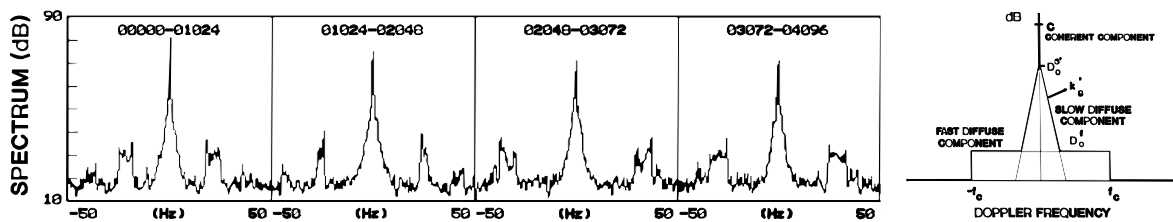


ABBILDUNG 4.29: Abbildung aus [Cha91]: Periodogrammschätzung des Leistungsdichtespektrums des Clutterechosignals einer Entfernungszelle im S-Band, für jeweils 10, 24 s dauernde Zeitabschnitte, und idealisiertes Modell.

4.3.7.4 Vergleich mit theoretischen Modellen aus der Literatur

In [Tho86] werden – sehr viel kürzere – Clutterechosignal-Zeitreihen, die als das Radarecho einer im Raum fixierten Entfernungszelle bei einem Rundsuchradar entstehen, durch $ARMA(M, N)$ - Prozesse modelliert. M und N werden in dieser Arbeit bestimmt. Bei Rundsuchradaren ist das Dopplerspektrum einer Cluttersignalzeitreihe stets durch die Antennenkeule moduliert. Das Echosignal eines Festreflektors steigt, sobald die Antennenkeule beginnt, ihn zu überstreichen, an, erreicht ihr Maximum und verschwindet wieder, wenn der Radarstrahl sich weitergedreht hat. Man mißt mit einem solchen System also die Faltung aus wahren Spektrum und Fouriertransformierter der azimuthalen Antennencharakteristik. Überhaupt kann beim beobachteten Clutterleistungsdichtespektrum zwischen externen dopplerspektralen Verbreiterungsmechanismen und internen Verbreiterungsmechanismen unterschieden werden [War80]. Interne Verbreiterungsmechanismen wie die Bewegung der Radarplattform oder die Scanbewegung des Radarstrahls sind beim NRN mit seinen fest montierten Antennen gar nicht vorhanden. Mit schwenkendem Radarstrahl gemessene Spektren sind durch die Modulation mit der Antennencharakteristik i. a. gaußförmig, die Ergebnisse sind also nur mit Einschränkungen mit denen beim NRN zu vergleichen. In den angesprochenen Untersuchungen werden $AR(1)$ -Modelle für reine Bodencluttersignale und großteils $AR(2)$ bis $AR(4)$ -Modelle für Überlagerungen von Boden- und Wetterclutter verwendet. Lange Bodenclutterzeitreihen bei nicht-scannender Antenne sind z. B. in [Bil93], [Cha91] und [Sar91] analysiert worden. Dort werden die Cluttersignalspektren durch eine Exponentialfunktion beschrieben, eine $ARMA$ -Modellierung wird nicht angegeben:

$$S(f) \propto \exp(-\beta f) + N_w . \quad (4.65)$$

N_w ist das dem Cluttersignal überlagerte weiße Rauschen. Die Breite des Cluttersignalspektrums hängt von dem Aufbau der betrachteten Entfernungszelle und von der Windstärke ab. Dieses Modell beschreibt auch die variablen Signalanteile der NRN-Messungen. In Abbildung 4.30 wurde (4.65) an ein geschätztes Leistungsdichtespektrum angepaßt.

In [Hay82] und [Whi94] werden neben den Spektralmodellen eines AR -Prozesses und dem exponentiellen Abfall mit der Dopplerfrequenz auch das gaußförmige Spektralmodell sowie ein Zusammenhang der Form $S(f) \propto 1/(a + f^3)$ bzw. $S(f) \propto f^{-4}$ erwähnt. Es wird auch auf die Schwierigkeit der Entscheidung für ein bestimmtes Modell hingewiesen, da man stets nur verrauschte Signalmessungen zur Verfügung hat,

und durch geeignete Parameterwahl oft eine ausreichende Übereinstimmung mit verschiedenen Modellen erzielbar ist.

Es sei noch darauf erwähnt, daß es in der Literatur durchaus weitere, sehr detaillierte Modelle für Leistungsdichtespektren von Cluttersignalen gibt. Beispielsweise wird in [Nar94] das Leistungsdichtespektrum des Radarechos einzelner Bäume untersucht und in Verbindung mit einem theoretischen Modell eines Ensembles rotierender Elementar-rückstreuer gebracht.

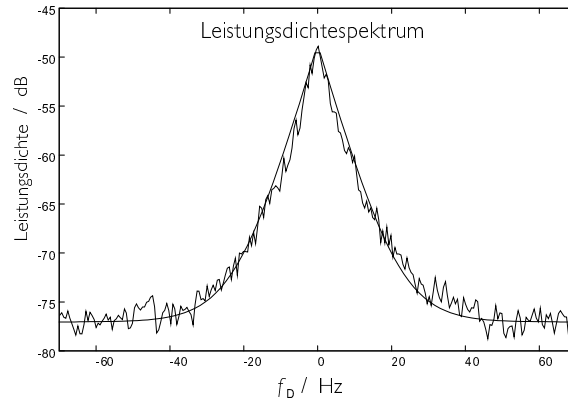


ABBILDUNG 4.30: Leistungsdichtespektrum einer NRN-Clutterechosignalzeitreihe, bestimmt nach der Periodogramm-Methode, sowie $S(f)$ nach (4.65) (fette Linie).

4.3.7.5 Endgültiges Cluttermodell

Durch die Beschränkung auf ein reines AR-Modell bei der Beschreibung des Cluttersignals besitzt (4.60) weiterhin volle Gültigkeit. Es ist jedoch ausreichend, s_i als reinen AR-Prozeß zu interpretieren. Die Bestimmung der AR-Parameter aus der Kovarianzfolge ist einfacher, als die Bestimmung von ARMA-Parametern. Dies kommt einem bei der Bestimmung der Filterkoeffizienten eines zu konstruierenden Clutterfilters, das, wie gezeigt werden wird, mit dem Weißmacherfilter übereinstimmt, zugute. Im nächsten Kapitel wird auf diese Form der Clutterfilterung genauer eingegangen. Das Weißmacherfilter zu einem AR-Signal ist prinzipiell stabil, so daß bei der Aufstellung dieses Filters keine zusätzlichen Stabilitätskontrollalgorithmen eingebaut werden müssen [Shy89].

Das komplette Cluttersignalmodell, vergleiche Abbildung 4.31, sei hier nochmals zusammengefaßt. Die Parameter für das Signal einer jeden Radarentfernungszelle sind der Gleichanteil dc , der Filterkoeffizientenvektor $|b\rangle_M^1$, der das AR(M)-Modell, typischerweise $M = 4$, beschreibt, sowie die Leistung σ_r^2 des AR-Modellantriebs oder σ_s^2 des AR-Signals. Das AR-Signal ist prinzipiell ein gaußsches Signal, da das antreibende Signal gaußsch ist. Längerfristige Abweichungen von dieser Eigenschaft können in diesem Modell durch ein langsam variables σ_r^2 wiedergegeben werden. Das Modellsystem kann damit ein „compound Gaussian“ Signal beschreiben. Außerdem können sich auch die Modellparameter des AR-Modells sowie dc mit der Zeit verändern, so daß sich das Cluttermodell gut an variable Umweltbedingungen anpassen kann.

Im übernächsten Kapitel werden Methoden vorgestellt, mit denen man alle diese Größen praktisch bestimmen kann. Die Erwartungswerte des Cluttersignals liegen ja nicht vor, sondern es wird nur die Zeitreihe einer Musterfunktion gemessen.

Darüberhinaus verändern sich, wie im vorangehenden Kapitel dargestellt, die statistischen Kenngrößen mit der Zeit. Da der in dieser Arbeit vorgestellte Filter- und Detektionsansatz auf der Kenntnis dieser das Signal aktuell beschreibenden Parameter basiert, ist daher eine Bestimmungsmethode anzustreben, die mit einem relativ kurzen Ausschnitt der Zeitreihe auskommt, oder die die in der Vergangenheit bestimmten Kenngrößen basierend auf den aktuellsten Signalwerten stetig aktualisiert.

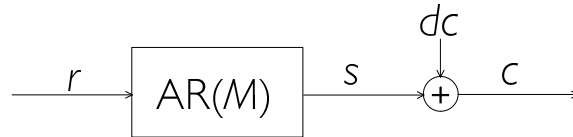


ABBILDUNG 4.31: Cluttermodell zur Beschreibung des NRN-Cluttersignals. σ_r^2 , die Koeffizienten des AR-Modells sowie dc sind zeitlich langsam variabel.

4.3.8 Ergänztes Cluttermodell: Korrelation zwischen Real- und Imaginärteil

Die in Teilkapitel 4.3.5 beschriebene Korrelation zwischen Real- und Imaginärteil eines jeden Basisbandsignalwertes führt dazu, daß die Kovarianzmatrix

$$\underline{\underline{K}}_{IQ} = \begin{pmatrix} EW(\text{Re}(s_i) \cdot \text{Re}(s_i)) & EW(\text{Re}(s_i) \cdot \text{Im}(s_i)) \\ EW(\text{Im}(s_i) \cdot \text{Re}(s_i)) & EW(\text{Im}(s_i) \cdot \text{Im}(s_i)) \end{pmatrix}, \quad (4.66)$$

i. a. keine Einheitsmatrix ist. Steht s_i für ein Signal, das noch nicht der Impulskompression unterworfen wurde, so ist nur das Rauschen durch ungleichmäßige Verstärkung und zusätzliches Rauschen in den I- und Q-Kanalzweigen unterschiedlich groß. Die Diagonalelemente der Matrix $\underline{\underline{K}}_{IQ}$ sind daher i. a. unterschiedlich, die Nebendiagonalelemente sind aber weiterhin Null.

$$(\text{Re}(s_i), \text{Im}(s_i)) \underline{\underline{K}}_{IQ} \begin{pmatrix} \text{Re}(s_i) \\ \text{Im}(s_i) \end{pmatrix} = \text{konstant} \quad (4.67)$$

beschreibt eine Linie konstanter Wahrscheinlichkeit für den Signalwert $(\text{Re}(s_i), \text{Im}(s_i))$ in der I/Q-Ebene. Diese Linie besitzt Ellipsenform. Die Hauptachsen dieser Ellipse sind an den Achsen der I/Q-Ebene ausgerichtet.

Durch die Multiplikation des Signals mit einer komplexwertigen Konstanten werden die Hauptachsenrichtungen der Ellipse gedreht und die Nebendiagonalelemente von $\underline{\underline{K}}_{IQ}$ von Null verschieden. Eine solche Multiplikation passiert bei der Impulskompression. Die Beschreibung des Cluttersignals durch seinen Gleichanteil und seine zeitliche Kovarianzmatrix $\underline{\underline{K}}_c$ muß erweitert werden, um dem Effekt einer Korrelation zwischen Signalreal- und -imaginärteil Rechnung tragen zu können.

Verwendet man unendlich-dimensionale Signalvektoren

$$|s\rangle_{-\infty}^n = \begin{pmatrix} s_n \\ s_{n-1} \\ \vdots \end{pmatrix} \quad \text{sowie} \quad |r\rangle_{-\infty}^n = \begin{pmatrix} r_n \\ r_{n-1} \\ \vdots \end{pmatrix}, \quad (4.68)$$

dann kann (4.48) für das hier nur verwendete reine AR-Modell in folgender Form geschrieben werden:

$$|s\rangle_{-\infty}^n = |r\rangle_{-\infty}^n + \underline{\underline{B}} |s\rangle_{-\infty}^n \implies |s\rangle_{-\infty}^n = (\underline{\underline{1}} - \underline{\underline{B}})^{-1} |r\rangle_{-\infty}^n, \quad (4.69)$$

wobei die Matrix $\underline{\underline{B}}$ in ihren Zeilen den Koeffizientenvektor des AR-Modells beinhaltet:

$$\underline{\underline{B}} = \begin{pmatrix} 0 & \frac{1}{M}\langle b| & \cdots & \cdots \\ 0 & 0 & \frac{1}{M}\langle b| & \cdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & b_1 & \cdots & b_M & 0 & \cdots \\ 0 & 0 & b_1 & \cdots & b_M & 0 & \cdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & & \ddots & \ddots \end{pmatrix}. \quad (4.70)$$

Geht man nun dazu über, die einzelnen Komponenten der Signalvektoren nicht als einzelne komplexe Zahlen zu notieren, sondern getrennt als Real- und Imaginärteil, d. h.

$$|s\rangle_{-\infty}^n = \begin{pmatrix} \operatorname{Re}(s_n) \\ \operatorname{Im}(s_n) \\ \operatorname{Re}(s_{n-1}) \\ \operatorname{Im}(s_{n-1}) \\ \vdots \end{pmatrix} \quad (4.71)$$

und

$${}_{-\infty}^n \langle s| = \left(|s\rangle_{-\infty}^n \right)^H = (\operatorname{Re}(s_n), -\operatorname{Im}(s_n), \operatorname{Re}(s_{n-1}), -\operatorname{Im}(s_{n-1}), \dots), \quad (4.72)$$

so muß entsprechend auch die Dimension der Kovarianzmatrix der Signale verdoppelt werden. Ein einzelner komplexwertiger Eintrag $\alpha + j\beta$ der Kovarianzmatrix $\underline{\underline{K}}_c$ in der alten Form wird nach der Vorschrift

$$\alpha + j\beta \longrightarrow \begin{pmatrix} \alpha & -\beta \\ \beta & \alpha \end{pmatrix} \quad (4.73)$$

zu einem 2×2 -matrixförmigen Eintrag.

Zunächst ist (4.71), (4.72) und (4.73) nur eine veränderte Schreibweise, bei der komplexwertige Vektoren als reellwertige Vektoren doppelt so großer Dimension dargestellt werden, und Matrizen ebenfalls entsprechend angepaßt werden. Jedoch ist es mit der neuen Schreibweise der Kovarianzmatrix möglich, eine Korrelation zwischen Real- und Imaginärteil auszudrücken. So kann der Effekt einer in Teilkapitel 4.3.5 erwähnten additive Störung in einem Basisbandkanal nun einfach beschrieben werden, wie im folgenden kurz dargestellt wird. Nimmt man eine Rauschquelle im I-Kanal an, so wird in (4.69), wenn $|s\rangle$, $|r\rangle$ und $\underline{\underline{B}}$ dort gemäß (4.3.8), (4.72) und (4.73) interpretiert werden, jeweils zum Realteil des Signal-Kets $|s\rangle$ ein zusätzlicher Rauschbeitrag hinzuaddiert. (4.69) wird zu

$$|s'\rangle_{-\infty}^n = (\underline{\underline{1}} - \underline{\underline{B}})^{-1} |r\rangle_{-\infty}^n + \begin{pmatrix} s_n^{\text{add}} \\ 0 \\ s_{n-1}^{\text{add}} \\ 0 \\ \vdots \end{pmatrix} = (\underline{\underline{1}} - \underline{\underline{B}})^{-1} |r\rangle_{-\infty}^n + |s^{\text{add}}\rangle_{-\infty}^n. \quad (4.74)$$

Unter Verwendung einer Drehmatrix

$$\underline{\underline{D}} = A \begin{pmatrix} \cos(\phi) & \sin(\phi) & 0 & 0 & \dots \\ -\sin(\phi) & \cos(\phi) & 0 & 0 & \dots \\ 0 & 0 & \cos(\phi) & \sin(\phi) & 0 & 0 & \dots \\ 0 & 0 & -\sin(\phi) & \cos(\phi) & 0 & 0 & \dots \\ \vdots & & \ddots & & \ddots & & \ddots \end{pmatrix}, \quad (4.75)$$

die eine Multiplikation der Signalvektoren mit einer komplexwertigen Konstanten $A \exp(-j\phi)$ beschreibt, sowie mit der Abkürzung $\sigma_{\text{add}}^2 = EW(s_i^{\text{add}2})$, gilt für die Kovarianzmatrix $\underline{\underline{K}}'$ des modifizierten Prozesses

$$\begin{aligned} \underline{\underline{K}}' &= EW(|s'\rangle\langle s'|) = \underline{\underline{D}} \left(EW(|s\rangle\langle s|) + EW(|s^{\text{add}}\rangle\langle s^{\text{add}}|) \right) \underline{\underline{D}}^T \quad (4.76) \\ &= EW(|s\rangle\langle s|) + \underline{\underline{D}} \begin{pmatrix} \sigma_{\text{add}}^2 & 0 & 0 & 0 & \dots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots \\ 0 & 0 & \sigma_{\text{add}}^2 & 0 & \dots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \ddots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \ddots & \ddots \end{pmatrix} \underline{\underline{D}}^T =: \underline{\underline{K}}_c + \underline{\underline{D}} \underline{\underline{\Sigma}} \underline{\underline{D}}^T. \end{aligned}$$

Korrelationseffekte, die auf eine unterschiedliche Verstärkung in den beiden Quadraturkanälen zurückzuführen sind, lassen sich mit der Modellerweiterung ebenfalls beschreiben. (4.69) wird dann, unter Verwendung von (4.3.8), (4.72) und (4.73), zu

$$|s'\rangle_{-\infty}^n = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \dots \\ 0 & 1 + \epsilon & 0 & \dots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots \end{pmatrix} (\underline{\underline{1}} - \underline{\underline{B}})^{-1} |r\rangle_{-\infty}^n =: \underline{\underline{\epsilon}} (\underline{\underline{1}} - \underline{\underline{B}})^{-1} |r\rangle_{-\infty}^n, \quad (4.77)$$

und die Kovarianzmatrix $EW(|s'\rangle\langle s'|)$ des modifizierten Prozesses ergibt sich durch die Transformationsvorschrift

$$\underline{\underline{K}}' = \underline{\underline{D}} \underline{\underline{\epsilon}} EW(|s\rangle\langle s|) \underline{\underline{\epsilon}}^T \underline{\underline{D}}^T = \underline{\underline{D}} \underline{\underline{\epsilon}} \underline{\underline{K}}_c \underline{\underline{\epsilon}}^T \underline{\underline{D}}^T \quad (4.78)$$

aus der Kovarianzmatrix $\underline{\underline{K}}_c$ des idealen Störsignals.

Das Cluttersignalmodell von Abbildung 4.31 kann somit an das Vorhandensein von Unsymmetrien in den Quadraturkanälen angepaßt werden. Das Hinzufügen eines Rauschterms zu einem der beiden Quadraturkanäle von $|s\rangle$ führt auf einen additiven Term in der verallgemeinerten Kovarianzmatrix (4.76), während eine ungleichmäßige Verstärkung in einer gemäß (4.78) transformierten Kovarianzmatrix resultiert.

CLUTTERSIGNALFILTERUNG UND DETEKTIONSTHEORIE

5.1 Vorbemerkung

Im vorangehenden Kapitel wird das Cluttersignal sowie das Rauschsignal, das mit einer NRN-Radarstation gemessen wird, eingehend untersucht. Ziel dieses Kapitels ist es nun, eine Strategie zu finden, mit der ein diesen Störsignalkomponenten überlagertes Signal eines interessierenden Radarziels optimal entdeckt werden kann.

Eine übliche und naheliegende Vorgehensweise ist es, ein Filter zu konstruieren, das die Störsignalkomponenten schwächt bzw. die Nutzsignale verstärkt, so daß sich nach der Filterung das Nutzsignal deutlicher vom Reststörsignal abhebt. Voraussetzung dafür ist, daß sich die Signale durch ein Filter überhaupt diskriminieren lassen, sich also in ihrem Leistungsdichtespektrum unterscheiden. Oftmals interessiert sich der Nutzer eines Radarsystems nur für Objekte, die in Bewegung sind. Deren Echosignale sind durch den Dopplereffekt, siehe Kapitel 2.1.3, frequenzverschoben.

„Moving target indication“ (MTI)-Filter [Lud93], S. 7-20ff, werden verwendet, um in den Zeitreihen der Echosignale aller beobachteten Entfernungszellen solche dopplerverschobenen Signale zu erkennen. Die Übertragungsfunktion eines MTI-Filters ist bei der Dopplerfrequenz $f_D = 0$ Hz betragsmäßig klein. Ein solches Hochpaßfilter unterdrückt das Cluttersignal stärker als das Signal bewegter Objekte und erhöht somit das Verhältnis aus Nutz- und Cluttersignalleistung. Eine Verbesserung eines MTI-Filters kann erzielt werden, indem bei der Konstruktion seiner Übertragungsfunktion die detaillierten spektralen Eigenschaften des Cluttersignals berücksichtigt werden.

„Moving target detection“ (MTD)-Systeme [Wir66] bzw. [Lud93], S. 7-46ff, bestehen aus mehreren parallel arbeitenden Filtern. Man spricht daher von einer Dopplerfilterbank. Jedes einzelne dieser Filter ist auf eine möglichst große Erhöhung des Verhältnisses aus Nutz- und Cluttersignalleistung bei einer bestimmten Dopplerverschiebung des Nutzsignals ausgelegt, d. h. jedes Filter der Filterbank ist ein Bandpaßfilter mit Maximum bei der entsprechenden Frequenz. Auch hier kann durch eine Modifikation der Übertragungsfunktionen der Einzelfilter unter Berücksichtigung des Cluttersignalspektrums eine Verbesserung erzielt werden.

Beide genannten Ansätze basieren auf der Ausnutzung des Dopplereffekts. Sollen Signale unbewegter Objekte in einem Störsignaluntergrund detektiert werden, so unterscheiden sich Nutz- und Cluttersignal im Frequenzbereich nicht. Die Detektion eines Nutzsignals ist in diesem Fall nur dann möglich, wenn es von vorneherein stärker ist als das Cluttersignal.

Die Tatsache, daß ein gepulstes Radarsystem nur Abtastwerte der Impulsantwort der Entfernungszellen des Radarkanals mit einer zeitlichen Wiederholrate von T_{PRF} liefert, führt zudem dazu, daß die scheinbare Dopplerverschiebung des Echosignals dem „ali-

asing“-effekt unterliegt, siehe Kapitel 2.1.3. Signale mit Dopplerverschiebungen, die ein ganzzahliges Vielfaches der Pulswiederholfrequenz f_{PRF} betragen, erscheinen durch diesen Effekt bei $f_{\text{D}} = 0$ Hz. Die entsprechenden Objektgeschwindigkeiten sind die sog. Blindgeschwindigkeiten des Radarsystems. Objekte, die sich mit diesen Geschwindigkeiten bewegen, können von einem MTI- oder MTD-System ebenfalls nur detektiert werden, wenn ihre Echosignale von vorneherein stärker sind als die des Cluttersignals. Im zweiten Teilkapitel werden mögliche Kenngrößen eines Clutterfilters definiert, im dritten Teilkapitel werden einige herkömmliche Filterstrukturen vorgestellt. Die Optimierung der das Filter beschreibenden Kenngröße führt auf eine gewisse Filterstruktur, das sogenannte Optimalfilter. Dies wird im vierten Teilkapitel dargestellt. Im fünften Teilkapitel wird dann der systematischere Zugang über die Detektionstheorie gewählt. Hierbei wird nicht nur das Clutterfilter bzw. dessen Kenngröße betrachtet, sondern der gesamte Detektionsvorgang. Letztlich ist ja die Optimierung der Detektionswahrscheinlichkeit angestrebt. Es zeigt sich, daß die Verwendung gewisser Modelle für Nutz- und Cluttersignal direkt auf einen bestimmten Filter- und Detektionsalgorithmus führen. Im sechsten Teilkapitel werden für ein bestimmtes Nutzsmodell die Ergebnisse des vierten Teilkapitels reproduziert, für ein anderes Signalmodell dagegen, das der Situation beim NRN näherkommt, ergibt sich das Weißmacherfilter als diejenige Filterstruktur, die die Detektionswahrscheinlichkeit optimiert.

5.2 Maßzahlen der Clutterfilterung, Optimierung des Signal-zu-Clutter-Verhältnisses

Zunächst werden gemäß den IEEE-Standards [Jay78] wichtige Maßzahlen, die die Radarsignal-Dopplerverarbeitung beschreiben, definiert. Prinzipiell kann bei einem dopplerverarbeitenden Radarsystem zwischen zwei Stufen bei der Signaldetektion unterschieden werden: der eigentlichen Dopplerverarbeitung oder -filterung, die das Nutzsignal möglichst optimal gegenüber dem Cluttersignal verstärkt, und der sich anschließenden Detektion, bei der aufgrund der vorliegenden Signale eine Entscheidung zwischen „Objekt vorhanden“ und „kein Objekt vorhanden“ getroffen wird. Zwei der im folgenden definierten Kenngrößen beschreiben jeweils einen dieser beiden Blöcke, die dritte das Gesamtsystem.

Der MTI-Improvementfaktor I beschreibt den Gewinn im Verhältnis zwischen Nutzsinnalleistung S und Cluttersinnalleistung C am Ausgang des Filters gegenüber dem Eingang:

$$I = \frac{\overline{S_{\text{aus}}^{\text{nutz}}}}{C_{\text{aus}}} \bigg/ \frac{S_{\text{ein}}^{\text{nutz}}}{C_{\text{ein}}}. \quad (5.1)$$

Dabei ist nach der gebräuchlichen Definition über alle interessierenden Objekt-Dopplerverschiebungen zu mitteln, weshalb über S_{aus} der Strich steht. In [Sko90] wird die entsprechende nicht-gemittelte dopplerefrequenzabhängige Größe „signal-to-clutter ratio improvement“ ($I_{\text{SCR}}(f)$) genannt.

Die „subcluttervisibility“ SCV beschreibt die Leistungsfähigkeit des gesamten Detektionssystems. Sie ist durch dasjenige Verhältnis $S_{\text{ein}}^{\text{nutz}}/C_{\text{ein}}$ aus Nutz- und Cluttersinnalleistung am Eingang des Systems gegeben, bei dessen Vorliegen eine vorgegebene Detektionswahrscheinlichkeit des Nutzsignals bei einer ebenfalls vorgegebenen Falschalarmwahrscheinlichkeit noch erreicht wird. Alle in Frage kommenden Dopplerverschie-

bungen des Nutzsymbols sollen dabei gleich wahrscheinlich sein, d. h. bei der Bestimmung der Detektionswahrscheinlichkeit wird über die Dopplerverschiebungen gemittelt. Der „clutter visibility factor“ schließlich ist durch dasjenige Verhältnis $S_{\text{aus}}^{\text{nutz}}/C_{\text{aus}}$ aus Nutz- und Cluttersignalleistung am Ausgang der Dopplerverarbeitung gegeben, mit dem eine vorgegebene Detektionswahrscheinlichkeit des Nutzsymbols bei einer ebenfalls vorgegebenen Falschalarmwahrscheinlichkeit noch erreicht wird. Es handelt sich somit um eine Maßzahl, die speziell den Detektionsprozeß beschreibt.

5.3 Verschiedene MTI-Filter

Die ersten MTI-Filter in Radaranwendungen waren sogenannte „one“-„two“- oder „three-delay-canceler“ [Sko90], S. 15.23 ff. Die Dopplerverarbeitung geschah dabei nicht durch Linearkombination im Computer gespeicherter Signalabstastwerte aus der Vergangenheit, sondern durch die Verrechnung von hardwaretechnisch verzögerten Signalen miteinander. Eine Signalverzögerung muß genau der Radarimpulswiederholzeit T_{PRF} entsprechen, damit jeweils Echosignalwerte aus genau der gleichen Entfernungszelle überlagert werden. Dies wurde mittels Verzögerungsleitungen erzielt, wofür akustische Bauelemente, sog. „surface acoustic wave devices“ (SAWs) eingesetzt wurden [Käs81]. Sowohl IIR-Filterstrukturen, d. h. Strukturen mit Rückkopplung, als auch FIR-Filterstrukturen waren dabei möglich. Heutzutage wird die Filterung zwar meist digital ausgeführt, die oben genannten Filterstrukturen, bei denen nur wenige Abstastwerte aus der Vergangenheit miteinander verrechnet werden, werden jedoch immer noch benutzt. Da es im Digitalrechner wenig Aufwand macht, mehrere Abstastwerte aus der Vergangenheit im Arbeitsspeicher zu halten, existieren darüberhinaus inzwischen auch Filterstrukturen, die mehr als nur bis zu drei Abstastwerte linearkombinieren. Im folgenden sind einige Beispiele aufgeführt.

- „One-delay-canceler“ [Sko90]: Diese Filterstruktur, siehe Abbildung 5.1, kommt mit einem Verzögerungsglied aus. Es handelt sich um eine IIR-Filterstruktur, und die Übertragungsfunktion in der z -Ebene ist durch einen Pol bei k und eine Nullstelle bei 1 gegeben. Der Amplitudengang lautet

$$H(f) = |H(z)|_{z=e^{j2\pi f T_{\text{PRF}}}} = \frac{2 - 2 \cos(2\pi f T_{\text{PRF}})}{(1 + k^2) - 2k \cos(2\pi f T_{\text{PRF}})} \quad (5.2)$$

- Binomialfilter [Lud93], S. 7.23 f: Dabei handelt es sich um reine FIR-Filter, deren Ausgangssignal eine Linearkombination aus den m aktuellsten Abstastwerten des Eingangssignals darstellt. Das einfachste, das Zwei-Puls-MTI-Filter, bildet die Differenz der beiden aktuellsten Abstastwerte, d. h. $s_{\text{aus}i} = s_{\text{ein}i} - s_{\text{ein}i-1}$. Die Übertragungsfunktion im z -Bereich lautet dann $H(z) = 1 - z^{-1}$, und der Amplitudengang über der Frequenz ergibt sich zu

$$H(f) = |H(z)|_{z=e^{j2\pi f T_{\text{PRF}}}} = |2 \sin(\pi f T_{\text{PRF}})| \quad (5.3)$$

$H(z)$ besitzt also Nullstellen bei den den Blindgeschwindigkeiten entsprechenden Dopplerfrequenzen $f_D = j/T_{\text{PRF}}$ ($j \in \pm\mathbb{N}$). Wegen des nur linearen Anstiegs der

Amplitudenübertragungsfunktion in der Nähe der Nullstellen ist die Clutterunterdrückung nicht sehr ausgeprägt. Durch das Hintereinanderschalten m solcher Zwei-Puls-MTI-Filter erhält man eine Übertragungsfunktion der Form

$$H(z) = (1 - z^{-1})^m = \sum_{i=0}^m \binom{m}{i} z^{-i}. \quad (5.4)$$

Wird das zugehörige Filter in direkter Form aufgebaut, so sind nach obiger Gleichung die Filterkoeffizienten also genau die Binomialkoeffizienten. Die Amplitudenübertragungsfunktion ist durch $H(f) \propto |\sin(\pi f T_{\text{PRF}})|^m$ gegeben und bietet durch den Anstieg $\propto |f|^m$ bei $f = 0$ Hz eine höhere Clutterunterdrückung.

- IIR-Filter [Tie90]: Hat man es mit spektral kaum verbreitertem Festzielclutter zu tun, so hat die Verwendung eines Binomial-MTI-Filters den Nachteil, daß die Übertragungsfunktion einen recht breiten Sperrbereich besitzt, und der Übergang zum Durchlaßbereich nur relativ flach verläuft. Um steile Flanken zu erzielen, benötigt man sehr hohe FIR-Filterordnungen. Beim NRN ist zur Objektklassifizierung eine Mikrowellenabbildung mittels eines inversen synthetische- Apertur-Verfahrens (ISAR) vorgesehen [Sau96]. Da für die ISAR-Prozessierung nur Zeitreihenabschnitte von typischerweise 256 Abtastwerten verfügbar sind, wurde zur Clutterunterdrückung für diese Anforderung – und vorläufig auch zur Clutterunterdrückung für die Objektdetektion – auf eine IIR-Filterung erster Ordnung zurückgegriffen. Die Filterstruktur, dargestellt in Abbildung 5.1 d, entspricht der eines „one-delay-cancelers“. Es wird jedoch das gefilterte Signal insgesamt noch mit einem Faktor multipliziert, so daß der Betrag der Übertragungsfunktion im Durchlaßbereich 1 wird. Der Rückkopplungsparameter $k = -\frac{\beta_1}{\alpha_0}$ und der Verstärkungsfaktor $\alpha_0 - \beta_1$ und α_0 entsprechen der Notation in [Tie90] – hängen direkt mit der auf die Abtastfrequenz f_{PRF} normierten Grenzfrequenz f_g des Filters zusammen:

$$\alpha_0 = -\alpha_1 = \frac{l}{1+l} \quad \text{und} \quad k = -\frac{\beta_1}{\alpha_0} = -\frac{l(1-l)}{(1+l)^2}, \quad \text{wobei} \quad l = \cot\left(\pi \frac{f_g}{f_{\text{PRF}}}\right). \quad (5.5)$$

- MTD-Filter [Lud93]: Eine MTD-Filterbank besteht aus mehreren Filtern bzw. Kanälen, die parallel arbeiten. Die Clutterunterdrückung kommt im wesentlichen dadurch zustande, daß jedes einzelne Filter nur in einem begrenzten Paßband hohe Werte der Amplitudenübertragungsfunktion besitzt und daher Objekte, deren Dopplerfrequenz in dieses Paßband fallen, im Ausgangssignal dieses Filters gegen das Cluttersignal deutlich verstärkt sind. Eine Variante einer MTD-Filterbank mit m Kanälen besteht darin, eine DFT basierend auf m Signalwerten durchzuführen. Die DFT kann als Multiplikation des Vektors der m Abtastwerte mit einer Matrix T_{DFT} aufgefaßt werden. Bei dieser Multiplikation wird jeder der m Zeilenvektoren von T_{DFT} mit dem Spaltenvektor des Eingangssignals multipliziert. Jede dieser Multiplikationen läßt sich als eine Filterung mit einem einzelnen Filter interpretieren, dessen Koeffizienten die jeweilige Zeile der Matrix T_{DFT} bilden. Die Übertragungsfunktion dieser FIR-Filterung der Ordnung m läßt sich leicht bestimmen, im Falle der j -ten Zeile der DFT-Matrix ist sie durch $m - 1$

Nullstellen auf dem Einheitskreis der z -Ebene an den Positionen $z = \exp(j\nu \frac{2\pi}{m})$ ($\nu \in \{\mu \in \mathbb{N} | 0 \leq \mu < m, \mu \neq j\}$) gegeben. Die Amplitudenübertragungsfunktion, siehe Abbildung 5.1, besitzt relativ hohe Nebenmaxima. Diese können jedoch durch eine Fensterung der Filtergewichte verringert werden, wodurch aber der Durchlaßbereich eines jeden Dopplerfilterkanals verbreitert wird.

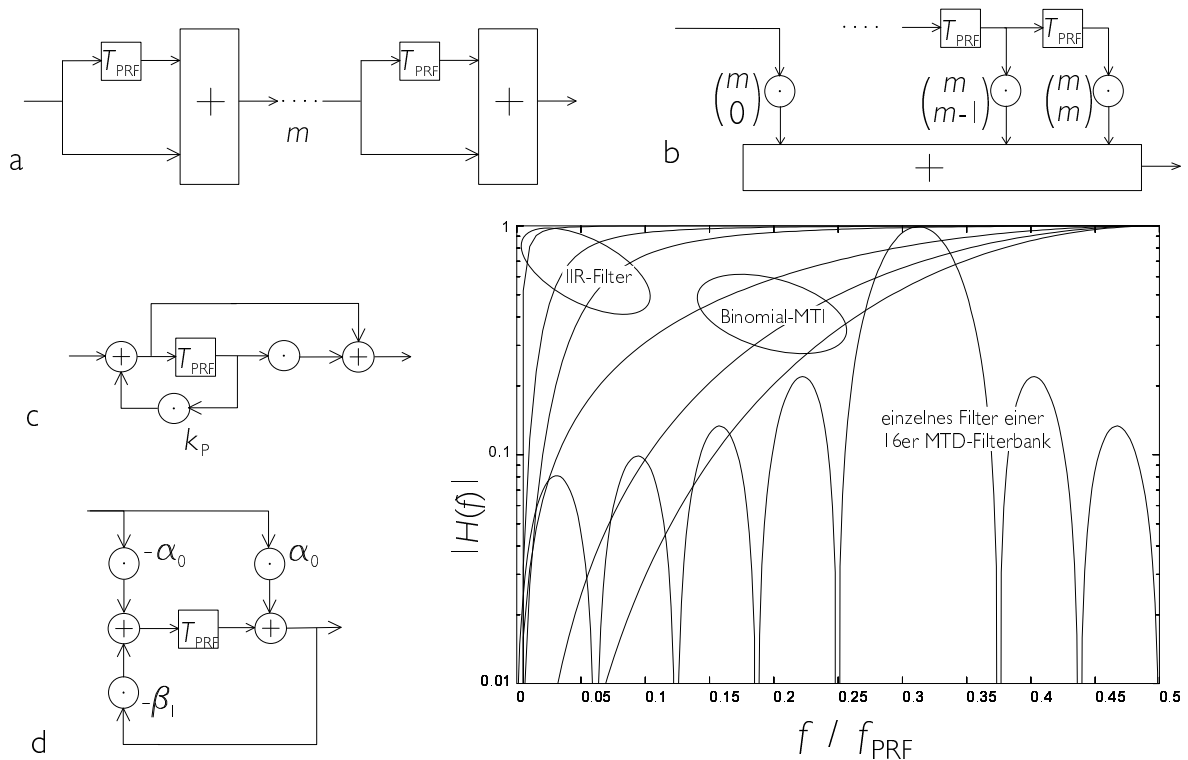


ABBILDUNG 5.1: a, b: Filterstruktur eines Binomialfilters, links als Hintereinanderschaltung von m Zwei-Puls-MTI-Filtern, rechts in der direkten FIR-Filterstruktur. c: „One-delay-canceler“ nach [Sko90]. d: IIR-Filter erster Ordnung nach [Tie90] und [Sau96]. Rechts unten: Amplitudenübertragungsfunktionen verschiedener Filter. IIR-Filter: Filterstruktur d mit den Grenzfrequenzen $0, 01f_{\text{PRF}}$, $0, 05f_{\text{PRF}}$ und $0, 1f_{\text{PRF}}$. Binomial-MTI: erste, zweite und dritte Ordnung. MTD-Filter: eines von 16 Filtern einer Dopplerfilterbank.

5.4 Optimierung des Signal-zu-Clutter-Verhältnisses („Optimalfilterung“)

5.4.1 Vorbemerkung

Um gute Voraussetzungen für die Nutzsignaldetektion zu schaffen, besteht ein Ansatz darin, durch die Dopplerverarbeitung das Verhältnis $S_{\text{aus}}^{\text{nutz}}/C_{\text{aus}}$ zu maximieren [Lud93], S. 7-24. Bei den folgenden Überlegungen beschränkt man sich auf lineare FIR-Filter, deren Ausgangssignalwert zu einem Zeitpunkt, x_{aus} , über den Filterkoeffizientenvektor $\langle b |$ mit dem Eingangssignal $|x_{\text{ein}}\rangle$ verknüpft ist.

$$x_{\text{aus}} = \langle b | x_{\text{ein}} \rangle . \quad (5.6)$$

Zwei verschiedene Situationen, die jeweils den Gegebenheiten eines einzelnen MTI-Filters bzw. einer MTD-Filterbank angepaßt sind, sind denkbar und beispielsweise in [Chi80] direkt gegenübergestellt. Hier werden sie kurz in jeweils einem Unterkapitel behandelt.

5.4.2 Optimalfilter bei unbekanntem Nutzsinal

Eine Möglichkeit ist es, die Optimierung des Verhältnises $S_{\text{aus}}^{\text{nutz}}/C_{\text{aus}}$ für ein unbekanntes Nutzsinal durchzuführen. I. a. kennt man das Nutzsinal tatsächlich nicht, bzw. man sucht nach einem Filter, das für alle möglichen Nutzsinalen, sprich Dopplerverschiebungen brauchbar ist. Dann kann man für die Kovarianzmatrix des Nutzsinals die Kovarianzmatrix eines weißen Signals

$$\underline{K}_{s^{\text{nutz}}} = \sigma_{s^{\text{nutz}}}^2 \underline{\mathbb{1}} \quad (5.7)$$

annehmen. Für das Signal-zu-Clutter-Verhältnis nach der Filterung, $S_{\text{aus}}^{\text{nutz}}/C_{\text{aus}}$, ergibt sich mit der Kovarianzmatrix $\underline{K}_{\underline{c}}$ des Cluttersignals

$$\frac{S_{\text{aus}}^{\text{nutz}}}{C_{\text{aus}}} = \frac{\text{EW}(\langle b | s^{\text{nutz}} \rangle \langle s^{\text{nutz}} | b \rangle)}{\text{EW}(\langle b | c_{\text{ein}} \rangle \langle c_{\text{ein}} | b \rangle)} = \frac{\langle b | \underline{K}_{s^{\text{nutz}}} | b \rangle}{\langle b | \underline{K}_{\underline{c}} | b \rangle} = \sigma_{s^{\text{nutz}}}^2 \frac{\langle b | b \rangle}{\langle b | \underline{K}_{\underline{c}} | b \rangle}. \quad (5.8)$$

Einen Ausdruck dieser Form ohne den Vorfaktor $\sigma_{s^{\text{nutz}}}^2$ nennt man Rayleighquotient. Er wird für denjenigen Koeffizientenvektor $|b\rangle$ maximal, der der zum kleinsten Eigenwert von $\underline{K}_{\underline{c}}$ gehörige Eigenvektor ist [Zur84]. Der optimale Wert des Quotienten ist der Kehrwert dieses Eigenwerts. Ein Filter, das auf diese Art konstruiert wurde, nennt man Optimal-MTI-Filter für ein weißes Nutzsinal.

5.4.3 Optimalfilter bei bekanntem Nutzsinal

Kennt man dagegen die erwartete Dopplerverschiebung des Nutzsinals f_D , und nimmt an, die N Abtastwerte des Nutzsinals im Beobachtungsintervall $[i - N + 1, i]$ besitzen konstante Amplitude, also

$$|s^{\text{nutz}}\rangle = \sigma_{s^{\text{nutz}}} \begin{pmatrix} 1 \\ e^{j2\pi f_D T} \\ e^{j2\pi f_D \cdot 2T} \\ \vdots \\ e^{j2\pi f_D \cdot (N-1)T} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} s_i^{\text{nutz}} \\ s_{i-1}^{\text{nutz}} \\ s_{i-2}^{\text{nutz}} \\ \vdots \\ s_{i-N+1}^{\text{nutz}} \end{pmatrix}, \quad (5.9)$$

so ergibt sich für das Signal-zu-Clutter-Verhältnis nach der Filterung

$$\frac{S_{\text{aus}}^{\text{nutz}}}{C_{\text{aus}}} = \frac{\langle b | s^{\text{nutz}} \rangle \langle s^{\text{nutz}} | b \rangle}{\langle b | \underline{K}_{\underline{c}} | b \rangle}. \quad (5.10)$$

Die Minimierung von (5.10) wird dem Weg von [Nit92], S. 186 folgend durchgeführt. Jeder Filterkoeffizientenvektor der Form $\alpha \langle b |$ führt auf dasselbe Verhältnis $S_{\text{aus}}^{\text{nutz}}/C_{\text{aus}}$.

Es genügt daher, die Minimierung auf solche Filterkoeffizientenvektoren $\langle b|$ zu beschränken, die die Nebenbedingung

$$\langle b| s^{\text{nutz}} \rangle = 1 \quad (5.11)$$

erfüllen. Dann ist der Zähler von (5.10) konstant, und der Nenner muß mit der Nebenbedingung

$$\langle b| s^{\text{nutz}} \rangle - 1 = 0 \quad (5.12)$$

minimiert werden:

$$\langle b| \underline{\underline{K_c}} | b \rangle = \text{minimal} . \quad (5.13)$$

Mit der Methode der Lagrangemultiplikatoren, siehe z.B. [For91], S. 78f, führt die Minimierung von

$$C_{\text{aus}} = \langle b| \underline{\underline{K_c}} | b \rangle - \lambda_{\text{Lagrange}} \left(\langle b| s^{\text{nutz}} \rangle - 1 \right) - \lambda_{\text{Lagrange}}^* \left(\langle s^{\text{nutz}} | b \rangle - 1 \right) \quad (5.14)$$

nach der Umwandlung im Sinne einer quadratischen Ergänzung auf den Ausdruck

$$C_{\text{aus}} = \left(\langle b| \underline{\underline{K_c}} - \lambda_{\text{Lagrange}}^* \langle s^{\text{nutz}} | \right) \underline{\underline{K_c}}^{-1} \left(\underline{\underline{K_c}} | b \rangle - \lambda_{\text{Lagrange}} | s^{\text{nutz}} \rangle \right) - |\lambda_{\text{Lagrange}}|^2 \langle s^{\text{nutz}} | \underline{\underline{K_c}}^{-1} | s^{\text{nutz}} \rangle + 2\text{Re}(\lambda_{\text{Lagrange}}) . \quad (5.15)$$

Dieser Ausdruck ist minimal, wenn der von $|b\rangle$ abhängige quadratische Term Null ist. Somit gilt

$$|b\rangle = \lambda_{\text{Lagrange}} \underline{\underline{K_c}}^{-1} | s^{\text{nutz}} \rangle \quad \text{bzw.} \quad \langle b| = \lambda_{\text{Lagrange}}^* \langle s^{\text{nutz}} | \underline{\underline{K_c}}^{-1} \quad (5.16)$$

für den Vektor der optimalen Filterkoeffizienten.

Ist die Clutterkovarianzmatrix diagonal, das Cluttersignal also nur weißes Rauschen, so gilt

$$\langle b| \propto \langle s^{\text{nutz}} |, \quad \text{also} \quad (b_0, b_1, \dots, b_{N-1}) \propto (s^{\text{nutz}}_i^*, s^{\text{nutz}}_{i-1}^*, \dots, s^{\text{nutz}}_{i-N+1}^*) . \quad (5.17)$$

Diese Filterkoeffizienten sind genau die des signalangepaßten Filters, auch „matched filter“ (MF) genannt. Im Falle eines nicht-weißen Cluttersignals wird der Multiplikation mit $\langle s^{\text{nutz}} |$ eine Multiplikation mit $\underline{\underline{K_c}}^{-1}$ vorgeschaltet. Man spricht von einem signalangepaßten Filter bei nicht-weißem Störsignal.

Da die Kenntnis des Nutzsignals i. A. nicht gegeben ist, nimmt man meist einen Satz von N möglichen Nutzsignalen an, die sich in ihrer Dopplerfrequenz unterscheiden und den Dopplereindeutigkeitsbereich gleichmäßig überdecken, und baut aus den verschiedenen jeweils zugehörigen Optimalfiltern für das spezielle Nutzsignal eine Dopplerfilterbank auf. Die mit den Filterkoeffizientenvektoren $|b\rangle$ in (5.17) gebildete Filterbank ist dann genau die im vorherigen Teilkapitel beschriebene Filterbank basierend auf der DFT.

5.5 Detektionstheorie

5.5.1 Vorbemerkung

Das den verschiedenen MTI-Filtern zugrundeliegende Prinzip ist es, durch Ausnutzung der spektralen Unterschiede des Nutz- und des Cluttersignals das letztere zu unterdrücken. Der Ansatz, der im Teilkapitel 5.3 verfolgt wurde, ist heuristisch. Die Übertragungsfunktion des Filters besitzt in den Bereichen kleine Werte, in denen das Cluttersignalspektrum große besitzt. Ein quantitatives Kriterium, aufgrund dessen sich eine ideale Übertragungsfunktion des Filters finden läßt, wurde erst im darauffolgenden Teilkapitel beschrieben. Die Anforderung, mit einem in seiner Struktur festgelegten Filter das Verhältnis aus Nutz- und Störsignalleistung zu maximieren, führte auf die Optimalfilter. Zwischen den Eigenschaften der beiden zu unterscheidenden Signalarten und der über die Maximierung bestimmte Filterübertragungsfunktion besteht damit ein eindeutiger Zusammenhang.

Eigentlich ist der Nutzer eines Radarsystems jedoch nicht daran interessiert, ein Signal zu erhalten, bei dem das Nutz-zu-Cluttersignalleistungsverhältnis oder eine andere, im Prinzip willkürlich gewählte Größe optimiert ist. Sein Bestreben ist es, aufgrund des beobachteten Signals zu einer zuverlässigen Entscheidung zu gelangen, ob dieses Signal nur aus Cluttersignalanteilen besteht oder auch Nutzsignalanteile enthält. Ein Filter, das das Signal verändert und dabei Nutzsignalanteile relativ zu den anderen verstärkt, ist nur ein Teil dieses Entscheidungsprozesses. Die Fragestellung als ganzes kann mit den Methoden der Detektionstheorie angegangen werden. Die verwendeten Methoden [Tre68] werden im folgenden kurz dargestellt.

5.5.2 Binäre Hypothesentests

Grundlegendes

Gegeben sei ein Ausschnitt aus der Zeitreihe eines Signals, $|x\rangle$, bestehend aus N Abtastwerten des Signals. Es ist unbekannt, ob $|x\rangle$ ausschließlich durch einen Clutterprozeß verursacht ist, oder ob in $|x\rangle$ zusätzlich Signalkomponenten eines Nutzsignalprozesses enthalten sind. Man kann die beiden Hypothesen

$$H_0 : |x\rangle = |c\rangle \quad (5.18)$$

und

$$H_1 : |x\rangle = |c\rangle + |s^{\text{nutz}}\rangle \quad (5.19)$$

formulieren, die diese beiden Möglichkeiten ausdrücken. Die Detektionstheorie [Tre68] liefert eine Vorschrift für die Entscheidungsfindung zwischen den beiden Hypothesen und teilt damit den Raum der Beobachtungsvektoren $|x\rangle$ in zwei Teilräume. Es existieren zwei Ansätze, die beide auf die gleiche Entscheidungsregel führen. Es sind dies der bayessche Ansatz und der Ansatz nach Neyman–Pearson. Beide Ansätze führen auf den „likelihood-ratio-test“ (LRT), mit dem eine Entscheidung zwischen den beiden Hypothesen gefunden wird.

5.5.2.1 Bayes-Kriterium

Voraussetzung ist es, die a-priori-Wahrscheinlichkeiten p_0 bzw. p_1 für das Zutreffen der Hypothese H_0 bzw. H_1 zu kennen. Es wird angenommen, daß jede mögliche Entscheidung mit Kosten verbunden ist. C_{ij} beschreibt diese Kosten einer Entscheidung für die Hypothese H_i , wenn in Wirklichkeit H_j zutrifft. Der Bayes-Test wird so konstruiert, daß das bayessche Risiko

$$R = C_{00}p_0P(\text{Entsch. für } H_0|H_0 \text{ wahr}) + C_{10}p_0P(\text{Entsch. für } H_1|H_0 \text{ wahr}) \\ + C_{01}p_1P(\text{Entsch. für } H_0|H_1 \text{ wahr}) + C_{11}p_1P(\text{Entsch. für } H_1|H_1 \text{ wahr}) \quad (5.20)$$

minimiert wird. Dieses Risiko beschreibt die mittleren Kosten für die Entscheidung, und es setzt sich zusammen aus den Kosten der vier möglichen Fälle, die entsprechend ihrer Häufigkeit gewichtet werden.

Eine vernünftige Annahme ist es sicher, daß die Kosten einer Fehlentscheidung höher angesetzt werden als die einer korrekten Entscheidung:

$$C_{10} > C_{00} \quad \text{und} \quad C_{01} > C_{11}. \quad (5.21)$$

Der Test soll den Raum der Beobachtungen Z in zwei komplementäre Teilräume Z_0 und $Z_1 = Z \setminus Z_0$ unterteilen. Liegt $|x\rangle$ in Z_0 , so wird die Entscheidung für H_0 gefällt und umgekehrt. (5.20) kann damit als

$$R = C_{00}p_0 \int_{Z_0} P(|x|H_0 \text{ wahr}) d|x\rangle + C_{10}p_0 \int_{Z \setminus Z_0} P(|x|H_0 \text{ wahr}) d|x\rangle \\ + C_{01}p_1 \int_{Z_0} P(|x|H_1 \text{ wahr}) d|x\rangle + C_{11}p_1 \int_{Z \setminus Z_0} P(|x|H_1 \text{ wahr}) d|x\rangle \quad (5.22)$$

geschrieben werden. Da die Integrale der Wahrscheinlichkeiten $P(|x|H_i \text{ wahr})$ über den gesamten Raum der Beobachtungen Z eins ergeben, kann (5.22) in

$$R = C_{00}p_0 + C_{11}p_1 \\ + \int_{Z_0} ((C_{01} - C_{11})p_1P(|x|H_1 \text{ wahr}) - (C_{10} - C_{00})p_0P(|x|H_0 \text{ wahr})) d|x\rangle \quad (5.23)$$

umgeschrieben werden. Die beiden ersten Summanden stellen die festen Kosten einer jeden Entscheidung dar. Um nun das Integral zu minimieren, wird einfach jedes $|x\rangle$, für das

$$(C_{01} - C_{11})p_1P(|x|H_1 \text{ wahr}) < (C_{10} - C_{00})p_0P(|x|H_0 \text{ wahr}) \quad (5.24)$$

gilt, Z_0 zugeordnet, da es dann R verkleinert. Jede Beobachtung $|x\rangle$ dagegen, für die

$$(C_{01} - C_{11})p_1P(|x|H_1 \text{ wahr}) > (C_{10} - C_{00})p_0P(|x|H_0 \text{ wahr}) \quad (5.25)$$

gilt, würde R vergrößern, wenn sie zu Z_0 hinzugenommen werden würde. Solche $|x\rangle$ werden Z_1 zugeordnet. Man gelangt damit zum sog. „likelihood ratio test“ (LRT)

$$\Lambda(|x\rangle) = \frac{P(|x|H_1 \text{ wahr})}{P(|x|H_0 \text{ wahr})} > \frac{(C_{10} - C_{00})p_0}{(C_{01} - C_{11})p_1} = \lambda_{\text{thres}}, \quad (5.26)$$

bei dem die Größe $\Lambda(|x\rangle)$ („likelihood ratio“) mit einer Schwelle λ_{thres} verglichen wird. Übersteigt $\Lambda(|x\rangle)$ die Schwelle, so fällt die Entscheidung für H_1 , andernfalls für H_0 . Oftmals wird statt des Tests (5.26) der Test $\log(\Lambda(|x\rangle)) \gtrless \log(\lambda_{\text{thres}})$ „log likelihood ratio test“ (LLRT) durchgeführt.

Die Größe

$$P_M = \int_{Z_0} P(|x\rangle|H_1 \text{ wahr}) d|x\rangle = \int_0^{\lambda_{\text{thres}}} P(\Lambda|H_1 \text{ wahr}) d\Lambda \quad (5.27)$$

beschreibt die Wahrscheinlichkeit, sich für H_0 zu entscheiden, obwohl H_1 zutrifft. Der Index M steht dabei für „Missed Detection“. Für die Detektionswahrscheinlichkeit P_D gilt

$$P_D = 1 - P_M. \quad (5.28)$$

Schließlich nennt man die Größe

$$P_F = \int_{Z_1} P(|x\rangle|H_0 \text{ wahr}) d|x\rangle = \int_{\lambda_{\text{thres}}}^{\infty} P(\Lambda|H_0 \text{ wahr}) d\Lambda, \quad (5.29)$$

Falschalarmwahrscheinlichkeit. Dies ist die Wahrscheinlichkeit, daß die Entscheidung für H_1 fällt, obwohl H_0 zutrifft. Mit diesen Definitionen kann (5.24) nochmals umgeformt werden:

$$R(p_1) = C_{00}p_0 + C_{11}p_1 + (C_{01} - C_{11})p_1P_M - (C_{10} - C_{00})p_0(1 - P_F). \quad (5.30)$$

Die Schwelle λ_{thres} des LRT (5.26) hängt von den a-priori-Wahrscheinlichkeiten p_0 und p_1 und von den Kosten der verschiedenen Fälle ab. Oftmals sind die a-priori-Wahrscheinlichkeiten unbekannt. Dann ist die richtigen Schwelle λ_{thres} des LRT unbekannt. Um dennoch eine Schwelle zu bestimmen, muß man im Prinzip p_1 raten. Um das bayessche Risiko zu begrenzen, kann man versuchen, für p_1 denjenigen Wert $p_1 = p_1^{\text{Minimax}}$ anzunehmen und daraus die Schwelle λ_{thres} abzuleiten, für den das maximale bayessche Risiko im Falle einer in Wirklichkeit von p_1^{Minimax} abweichenden a-priori-Wahrscheinlichkeit $p_1 \neq p_1^{\text{Minimax}}$ minimal wird. Man spricht dann von einem Minimax-Test. Um p_1^{Minimax} zu finden, wird mit die Ableitung von (5.30) nach p_1 gebildet. Für das Minimum von $R(p_1)$ ergibt sich die Bedingung

$$(C_{11} - C_{00}) + (C_{01} - C_{11})P_M - (C_{10} - C_{00})P_F = 0. \quad (5.31)$$

Für verschwindende Kosten einer richtigen Entscheidung führt dies zu

$$C_{01}P_M = C_{10}P_F, \quad (5.32)$$

also

$$C_{01} \int_0^{\lambda_{\text{thres}}} P(\Lambda|H_1 \text{ wahr}) d\Lambda = C_{10} \int_{\lambda_{\text{thres}}}^{\infty} P(\Lambda|H_0 \text{ wahr}) d\Lambda, \quad (5.33)$$

Wird die Entscheidungsschwelle gemäß (5.33) gewählt, so hat der damit festgelegte Test die Eigenschaft, daß die Kosten R , die für das ungünstigste p_1 auftreten, für alle anderen Tests größer sind.

5.5.2.2 Neyman-Pearson-Kriterium

Ein alternativer Weg bei unbekanntem a-priori Wahrscheinlichkeiten, der auf den LRT führt, wird im folgenden beschrieben. Es wird gefordert, daß die Falschalarmwahrscheinlichkeit P_F , die Hypothese H_0 zu verwerfen, obwohl sie zutrifft, einen bestimmten Wert α besitzt. Dieses Designprinzip für ein Testverfahren bietet sich im Falle eines Radars an. Eine gewisse Falschalarmrate in der Detektion kann vom Anwender noch toleriert werden, ohne daß die weitere Signalverarbeitung überlastet wird. Unter den Tests, die dies leisten, ist derjenige der günstigste, der die Detektionswahrscheinlichkeit $P_D = 1 - P_M$ maximal macht, d. h. die Wahrscheinlichkeit P_M minimiert.

Das Optimierungsproblem

$$P_M \stackrel{!}{=} \text{minimal} \quad (5.34)$$

mit der Nebenbedingung

$$P_F - \alpha \stackrel{!}{=} 0 \quad (5.35)$$

wird mit der Methode der Lagrangemultiplikatoren [For91], siehe auch Kapitel 5.4.2, gelöst. Die Größe

$$\begin{aligned} F &= P_M + \lambda_{\text{Lagrange}}(P_F - \alpha) \\ &= \lambda_{\text{Lagrange}}(1 - \alpha) + \int_{Z_0} (P(|x| | H_1 \text{ wahr}) - \lambda_{\text{Lagrange}} P(|x| | H_0 \text{ wahr})) \, d|x| \end{aligned} \quad (5.36)$$

wird minimal, wenn dem Teilraum Z_0 alle die und nur die Beobachtungen $|x\rangle$ zugeordnet werden, für die der Integrand kleiner als Null ist, für die also

$$P(|x| | H_1 \text{ wahr}) - \lambda_{\text{Lagrange}} P(|x| | H_0 \text{ wahr}) < 0 \quad (5.37)$$

gilt. Damit gelangt man – wie beim Bayes-Test – zum LRT

$$\Lambda(|x\rangle) = \frac{P(|x| | H_1 \text{ wahr})}{P(|x| | H_0 \text{ wahr})} \stackrel{!}{>} \lambda_{\text{Lagrange}}. \quad (5.38)$$

Der Lagrangemultiplikator $\lambda_{\text{Lagrange}}$ übernimmt die Rolle eines Schwellwerts wie λ_{thres} in (5.26). Der Index $\lambda_{\text{Lagrange}}$ wird deshalb in Zukunft durch den Index λ_{thres} ersetzt. Die konkrete Festlegung der Schwelle λ_{thres} erfolgt hier so, daß P_F die Gleichung (5.35) erfüllt:

$$P_F = \int_{\lambda_{\text{thres}}}^{\infty} P(\Lambda | H_0 \text{ wahr}) \, d\Lambda \stackrel{!}{=} \alpha. \quad (5.39)$$

5.5.2.3 Die „receiver operating characteristic“ (ROC) als Kriterium für einen Detektionsalgorithmus

Sowohl Bayes- als auch Neyman-Pearson-Kriterium führen auf den LRT (5.26) bzw. (5.38) zur Entscheidungsfindung zwischen den beiden möglichen Hypothesen. Nur die konkrete Festlegung der Schwelle λ_{thres} des LRT hängt somit davon ab, welches der beiden Kriterien angewendet wird, und wie groß die bayesschen Risiken bzw. die gewünschte Falschalarmwahrscheinlichkeit sind. Eine einheitlichen Beschreibung eines LRT ist

aber ohne Berücksichtigung all dieser Einflußfaktoren in Form einer „receiver operating characteristic“ (ROC) möglich. Dazu wird die Schwelle des LRT variiert. Die sich dabei ergebenden (P_D, P_F) -Wertepaare bilden die „receiver operating characteristic“ genannte Kurve. Schematisch ist eine solche in Abbildung 5.2 dargestellt. Jede ROC-Kennlinie läuft durch die Punkte $(0, 0)$ und $(1, 1)$: Für $\lambda_{\text{thres}} = 0$ wird das Nutzsinal sicher detektiert, jedoch stets auch bei Abwesenheit des Nutzsignals die Entscheidung für H_1 getroffen. Es gilt $P_D = P_F = 1$. Dagegen treten für $\lambda_{\text{thres}} \rightarrow \infty$ keine Falschalarme mehr auf, allerdings wird auch für anwesendes Nutzsinal nie auf H_1 erkannt. Es gilt $P_D = P_F = 0$. Der Verlauf der ROC zwischen diesen beiden Punkten $(P_D, P_F) = (0, 0)$ bzw. $(1, 1)$ hängt von der gegebenen Berechnungsvorschrift der Testgröße, sowie den Eigenschaften von $|s^{\text{nutz}}\rangle$ und $|c\rangle$, insbesondere dem Leistungsverhältnis SCR, ab. Da meist für eine spezielle Anwendung das Wissen, das für die exakte Berechnung der Testgröße $\Lambda(|x\rangle)$ des LRT benötigt wird, nicht vorhanden ist, ist man gezwungen, auf andere Testgrößen $\Lambda'(|x\rangle)$ auszuweichen, die jedoch idealerweise $\Lambda(|x\rangle)$ ziemlich nahe kommen sollten. Stehen nun mehrere Testgrößen Λ' , Λ'' usw. zur Auswahl, so kann für jede von ihnen die ROC gebildet werden. Durch Vergleich dieser Kurven entscheidet man sich dann für denjenigen Test, dessen ROC im Sinne der Anwendung die vorteilhaftesten Eigenschaften besitzt. Grob gesprochen ist dies jene Testgröße, deren ROC „weiter oben“ verläuft. Letztlich jedoch ist nicht der gesamte Verlauf der ROC entscheidend, sondern ein einzelner Punkt. Die Schwelle wird ja so gesetzt, daß (5.32) bzw. (5.35) gilt. Das (P_D, P_F) -Paar, das sich daraufhin einstellt, ist durch den Schnittpunkt der ROC mit der jeweiligen Geraden gegeben. Im Falle der Signaldetektion bei einem Radar wird man meist einen Neyman-Pearson-Test wünschen. Dann ist der Wert von P_D bei dem gewünschten Wert von P_F entscheidend.

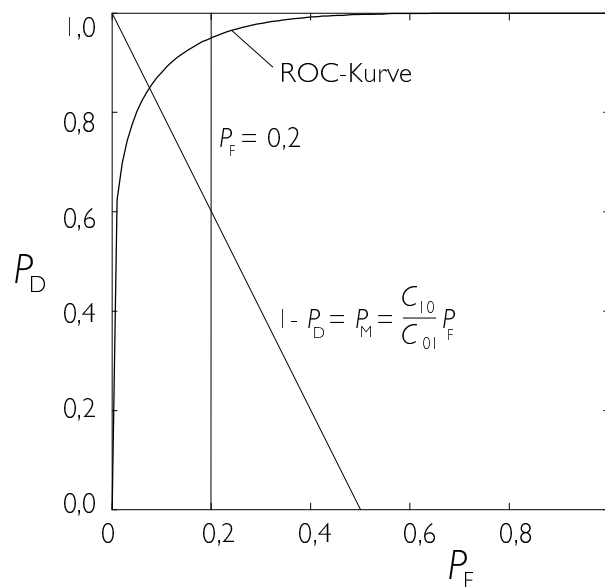


ABBILDUNG 5.2: Schematische Darstellung einer ROC-Kurve für bestimmte Nutzsinal- und Cluttersignaleigenschaften, sowie eine bestimmte Vorschrift der Testgrößenbestimmung.

Damit die Falschalarmwahrscheinlichkeit P_F des Tests tatsächlich auf diesen Wert eingestellt werden kann, muß zudem eine Vorschrift existieren, mit der die Schwelle für den Test bestimmt werden kann. Dies geschieht mittels (5.39). Im Falle eines gaußschen Störsignals, bzw. eines daraus durch inkohärente Integration entstehenden Signals, ist dies relativ einfach. Die zu setzende Detektionsschwelle hängt – außer von der gewünschten Falschalarmwahrscheinlichkeit – nur von der Leistung des Signals ab. Dieser Zusammenhang wird weiter unten in Teilkapitel 5.5.4 aufgezeigt.

5.5.3 Detektion eines bekannten Signals: Optimalfilterung und Betragsbildung

Sowohl das Bayes-Kriterium als auch das Neyman-Pearson-Kriterium führen beide auf einen LRT, siehe (5.26) bzw. (5.38). Die Entscheidung zwischen H_0 und H_1 aufgrund der Beobachtung $|x\rangle$ wird auf einen Schwellwertvergleich des „likelihood ratio“ mit λ_{thres} zurückgeführt. Die Schwellen ergeben sich durch Minimierung des Bayes-Risikos R (5.26) bzw. (5.31) als Minimax-Test bei unbekanntem p_1 , bzw. durch die Forderung nach konstantem P_F (5.39).

Zunächst wird angenommen, daß das Cluttersignal durch einen gleichanteilsfreien gaußschen komplexwertigen Prozeß beschrieben werden kann, dessen Kovarianzmatrix \underline{K}_c bekannt ist. Dessen Wahrscheinlichkeitsdichte nach (4.38) ist durch

$$P(|x|H_0 \text{ wahr}) \propto \exp\left(-\langle x | \underline{K}_c^{-1} | x \rangle\right) \quad (5.40)$$

gegeben. Außerdem sei das erwartete Nutzsinal $|s_0^{\text{nutz}}\rangle$ ebenfalls bekannt. Im Falle eines anwesenden Nutzsignals wird die Wahrscheinlichkeitsdichte durch

$$P(|x|H_1 \text{ wahr}) \propto \exp\left(-\left(\langle x | -\langle s_0^{\text{nutz}} | \underline{K}_c^{-1} (|x\rangle - |s_0^{\text{nutz}}\rangle)\right)\right) \quad (5.41)$$

beschrieben. Das „likelihood ratio“ basierend auf der Beobachtung $|x\rangle$ ist dann durch

$$\Lambda(|x\rangle) = \frac{\exp\left(-\left(\langle x | -\langle s_0^{\text{nutz}} | \underline{K}_c^{-1} (|x\rangle - |s_0^{\text{nutz}}\rangle)\right)\right)}{\exp\left(-\langle x | \underline{K}_c^{-1} | x \rangle\right)} \quad (5.42)$$

gegeben. Logarithmiert man obige Gleichung, so ergibt sich der durchzuführende LLRT als

$$\ln(\Lambda(|x\rangle)) = 2\text{Re}\left(\langle s_0^{\text{nutz}} | \underline{K}_c^{-1} | x \rangle\right) - \langle s_0^{\text{nutz}} | \underline{K}_c^{-1} | s_0^{\text{nutz}} \rangle \stackrel{?}{\geq} \ln(\lambda_{\text{thres}}). \quad (5.43)$$

Die Beobachtungswerte des Signalvektors $|x\rangle$ treten im LLRT nur in der Kombination $\text{Re}\left(\langle s_0^{\text{nutz}} | \underline{K}_c^{-1} | x \rangle\right)$ auf, die als $l(|x\rangle)$ abgekürzt werde. $\Lambda(|x\rangle)$ kann als Funktion von $l(|x\rangle)$ geschrieben werden. Basierend auf $l(|x\rangle)$ ist die Durchführung eines LRT möglich, andere von der Beobachtung $|x\rangle$ abgeleitete Größen werden nicht benötigt. Man nennt eine solche von der Beobachtung $|x\rangle$ abgeleitete Größe $l(|x\rangle)$, mit der der LRT durchgeführt werden kann, „sufficient statistics“ [Tre68].

$\langle s_0^{\text{nutz}} | \underline{K}_c^{-1} | x \rangle$, dessen Realteil unter den angenommenen Bedingungen $l(|x\rangle)$ bildet, ist genau der aktuellste Signalwert des mit dem signalangepaßten Filter der Filterordnung $N - 1$ mit den optimalen Filterkoeffizienten gemäß (5.6) und (5.16) gefilterten Signals.

Typischerweise wird als Nutzsignal das Echosignal eines bewegten Punktzieles erwartet. Es ist durch eine der Radialgeschwindigkeit entsprechende Dopplerfrequenz f_D , eine Amplitude A sowie eine Nullphasenlage ϕ_0 bestimmt, und ein Ausschnitt von N Abtastwerten aus dessen Zeitreihe kann durch

$$|s_0^{\text{nutz}}\rangle = Ae^{j\phi_0} \begin{pmatrix} 1 \\ \exp(j2\pi f_D T) \\ \exp(j2\pi f_D 2T) \\ \vdots \\ \exp(j2\pi f_D (N-1)T) \end{pmatrix} =: Ae^{j\phi_0} |s_1^{\text{nutz}}\rangle \quad (5.44)$$

ausgedrückt werden. I. a. ist zumindest die Nullphasen ϕ_0 unbekannt. Die Amplitude A , sowie f_D werden weiterhin als bekannt vorausgesetzt. (5.42) wird zu

$$\begin{aligned} \ln(\Lambda(|x\rangle)) &= \ln\left(\frac{P(|x|\phi_0, H_1 \text{ wahr})}{P(|x|H_0 \text{ wahr})}\right) \\ &= \ln\left(\frac{\exp\left(-\left(\langle x| - Ae^{-i\phi_0} \langle s_1^{\text{nutz}}|\right) \underline{K}_c^{-1} (|x\rangle - Ae^{i\phi_0} |s_1^{\text{nutz}}\rangle)\right)}{\exp\left(-\langle x|\underline{K}_c^{-1}|x\rangle\right)}\right) \\ &= -A^2 \langle s_1^{\text{nutz}}|\underline{K}_c^{-1}|s_1^{\text{nutz}}\rangle + 2A \left(\cos(\phi_0) \operatorname{Re}\left(\langle x|\underline{K}_c^{-1}|s_1^{\text{nutz}}\rangle\right)\right) \\ &\quad + \sin(\phi_0) \operatorname{Im}\left(\langle x|\underline{K}_c^{-1}|s_1^{\text{nutz}}\rangle\right) \gtrsim \ln(\lambda_{\text{thres}}). \end{aligned} \quad (5.45)$$

Die Testgröße, die mit einer Schwelle verglichen werden muß, läßt sich nicht unabhängig von dem unbekanntem Parameter ϕ_0 formulieren. Wäre dies möglich, so würde dieser Test, der sich trotz unvollständiger Kenntnis der Nutzsignalparameter durchführen ließe, ein „uniform most powerful“ (UMP)-Test genannt werden. Man kann jedoch im vorliegenden Falle dennoch einen „generalized likelihood ratio test“ (GLRT) formulieren. Bei einem solchen wird der unbekannt Parameter, der die bedingte Wahrscheinlichkeit unter der Hypothese H_i beeinflusst, geschätzt. Dazu wird unter der Annahme, die Hypothese treffe zu, eine „maximum-likelihood“ (ML)-Schätzung dieses Parameters vorgenommen. Für den Hypothesentest wird dann die Hypothese H_i mit dem geschätzten Parameter formuliert.

Mit einer ML-Schätzung der unbekanntem Nullphase ϕ_0 ergibt sich der GLRT als

$$\begin{aligned} \ln(\Lambda(|x\rangle)) &= \ln\left(\frac{\max_{\phi_0} (P(|x|\phi_0, H_1 \text{ wahr}))}{P(|x|H_0 \text{ wahr})}\right) \\ &= -A^2 \langle s_1^{\text{nutz}}|\underline{K}_c^{-1}|s_1^{\text{nutz}}\rangle + 2A \left|\langle s_1^{\text{nutz}}|\underline{K}_c^{-1}|x\rangle\right| \gtrsim \ln(\lambda_{\text{thres}}). \end{aligned} \quad (5.46)$$

Die Detektion wird also in Form eines Vergleichs des Betrags des gefilterten Beobachtungsvektors mit einer Schwelle, die von der Amplitude des Nutzsignals abhängt, durchgeführt:

$$\left|\langle s_1^{\text{nutz}}|\underline{K}_c^{-1}|x\rangle\right| \gtrsim \frac{\ln(\lambda_{\text{thres}})}{2A} + \frac{A}{2} \langle s_1^{\text{nutz}}|\underline{K}_c^{-1}|s_1^{\text{nutz}}\rangle = \gamma \quad (5.47)$$

Die Filterung, die durch $\langle s_1^{\text{nutz}}|\underline{K}_c^{-1}|x\rangle$ ausgedrückt wird und die der Betragsbildung und der Detektion vorausgeht, entspricht vollkommen der der Optimalfilterung (5.16).

Oftmals ist jedoch nicht nur die Phase ϕ_0 des Signals unbekannt, sondern auch die Amplitude A . Für ein unbekanntes A jedoch stellt (5.47) für einen Neyman-Pearson-Test einen UMP-Test dar, d. h. zumindest die sich ergebende Testgröße $|\langle s_1^{\text{nutz}} | \underline{K}_c^{-1} | x \rangle|$ hängt nicht von A ab. Die Schwelle γ tut dies allerdings schon, sie hängt von der Schwelle λ_{thres} des ursprünglichen LRT und von A ab. Jedoch kann die Schwelle γ einfach so eingestellt werden, daß die Wahrscheinlichkeit P_F , daß der Betrag $|\langle s_1^{\text{nutz}} | \underline{K}_c^{-1} | x \rangle|$ eines gefilterten, nutzsicheren Beobachtungsvektors γ überschreitet, den gewünschten Wert besitzt.

5.5.4 Detektion eines vollständig unbekanntes Signals: Weißmacherfilter und inkohärente Integration

Im vorangehenden Teilkapitel wurde gezeigt, daß die Detektionstheorie für ein Nutzsicheres der Form (5.44) mit unbekannter Phasenlage in gaußischem Cluttersignal auf das signalangepaßte Filter in farbigem Rauschen (5.16), das sog. Optimalfilter führt. Der Betrag des Ausgangssignals wird mit einem Schwellwert verglichen, der gerade so gewählt wird, daß er bei Abwesenheit eines Nutzsicheres genau mit der der angestrebten Falschalarmwahrscheinlichkeit entsprechenden Häufigkeit überschritten wird.

Die Annahme, ein Nutzsicheres ließe sich als eine reine Sinusschwingung mit der Frequenz f_D darstellen, ist eine Idealisierung. Sie ist selbst für ein punktförmiges Radarziel, das sich mit konstanter Radialgeschwindigkeit bewegt, nicht gültig. Das Echosicheres eines solchen idealisierten Radarziels ergibt sich aus der reinen Sinusschwingung durch Multiplikation mit einer Fensterfunktion, da das Ziel zu einer bestimmten Zeit in der betrachteten Entfernungszelle auftaucht, diese durchwandert und wieder aus ihr verschwindet. In der Realität des NRN-Radars verkomplizieren neben diesem Zelldurchwanderungseffekt weitere Effekte das Nutzsicheres eines Radarziels:

- Reine Radialbewegungen sind seltene Ausnahmefälle
- Die Bewegung eines ausgedehnten Objekts kann in eine translatorische Bewegung und in eine Rotation zerlegt werden. Aufgrund der Rotation besitzen die verschiedenen, zu einem Objekt gehörigen Elementarreflektoren verschiedene Dopplerfrequenzen.
- Durch Aspektwinkeländerungen verändert sich ständig die Radarrückstreuefläche, zudem kommt es zu Abschattungen.

Aus diesem Grunde wird das erwartete Nutzsicheres im folgenden als gänzlich unbekannt angenommen. Wie im vorigen Teilkapitel für ein Signal mit unbekanntes Parametern, kann auch für dieses Signal ein GLRT angegeben werden. Wie beim GLRT (5.47) wird eine ML-Schätzung des N -komponentigen, unbekanntes Signalvektors $|s^{\text{nutz}}\rangle$ vorgenommen. Dabei wird angenommen, ein Nutzsicheres sei vorhanden, und dasjenige $|s^{\text{nutz}}\rangle$ ausgewählt, für das die Wahrscheinlichkeit der erfolgten Beobachtung $|x\rangle$ maximal wird. Die Maximierung dieser bedingten Wahrscheinlichkeit $P(|x\rangle || s^{\text{nutz}}\rangle, H_1 \text{ wahr})$ wird durch

$$\exp\left(-\left(\langle x | - \langle s^{\text{nutz}} | \right) \underline{K}_c^{-1} \left(|x\rangle - |s^{\text{nutz}}\rangle \right)\right) \stackrel{!}{=} \text{maximal}. \quad (5.48)$$

ausgedrückt. In (5.48) steht im Exponenten eine quadratische Form von $|x\rangle - |s^{\text{nutz}}\rangle$. Diese wird minimal für $|s^{\text{nutz}}\rangle = |x\rangle$. Die ML-Schätzung für $|s^{\text{nutz}}\rangle$ führt somit einfach auf $|s_{\text{ML}}^{\text{nutz}}\rangle = |x\rangle$. Der sich daraus ergebende GLRT besitzt die Form

$$\langle x | \underline{\underline{K}}_c^{-1} | x \rangle \underset{>}{\geq} \lambda_{\text{thres}}. \quad (5.49)$$

Ein alternativer Ansatz geht von dem Signalvektor $|x_{\text{dekorrr}}\rangle$ aus, der sich aus $|x\rangle$ nach dem Durchlaufen eines Weißmacherfilters, das die Cluttersignalkomponente dekorreliert, ergibt. Dieses Filter verwandelt das unbekannte $|s^{\text{nutz}}\rangle$ in das ebenfalls unbekannte $|s_{\text{dekorrr}}^{\text{nutz}}\rangle$. Die ML-Schätzung für $|s_{\text{dekorrr}}^{\text{nutz}}\rangle$ führt auf $|s_{\text{dekorrr ML}}^{\text{nutz}}\rangle = |x_{\text{dekorrr}}\rangle$, und der GLRT lautet

$$\langle x_{\text{dekorrr}} | x_{\text{dekorrr}} \rangle \underset{>}{\geq} \lambda_{\text{thres}}. \quad (5.50)$$

Beide Ansätze sollen nun verglichen werden. Zum einen kann man sich in (5.49) die Matrix $\underline{\underline{K}}_c^{-1}$ in ein Matrizenprodukt $\underline{\underline{F}}^{\text{H}} \underline{\underline{F}}$ aus einer Matrix $\underline{\underline{F}}$ und deren hermitsch konjugierter $\underline{\underline{F}}^{\text{H}}$ zerlegt denken. Andererseits kann man versuchen, das Weißmacherfilter, das zur Erzeugung der dekorrelierten Signalfolge verwendet wird, durch eine Matrix $\underline{\underline{G}}$ auszudrücken. (5.50) würde dann zu

$$\langle x | \underline{\underline{G}}^{\text{H}} \underline{\underline{G}} | x \rangle \underset{>}{\geq} \lambda_{\text{thres}} \quad (5.51)$$

führen. Stimmen $\underline{\underline{G}}$ und $\underline{\underline{F}}$ überein, so ist die Äquivalenz der beiden Ansätze gezeigt. Wird ein reines FIR-Vorhersagefehlerfilter als Weißmacherfilter verwendet, so kann eine N_G -dimensionale Matrix $\underline{\underline{G}}$, die die Signaldekorrelation beschreibt, angegeben werden, wenn die Kovarianzmatrix $\underline{\underline{K}}_c$ des Cluttersignals die eines AR-Prozesses der Ordnung $M < N_G$ ist. Das Weißmacherfilter, dessen M -dimensionaler Koeffizientenvektor $\langle b |$ bzw. $|b\rangle$ aus den Werten der Kovarianzfunktion des Störsignals über die Yule-Walker-Gleichung bestimmt werden kann, siehe Kapitel 4, verwandelt $|x\rangle$ in $|x_{\text{dekorrr}}\rangle$ bzw. $\langle x |$ in $\langle x_{\text{dekorrr}} |$. Dafür gilt der Zusammenhang

$$|x_{\text{dekorrr}}\rangle = \begin{pmatrix} 1 & -b_1 & \dots & -b_M & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & -b_1 & \dots & -b_M & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & 1 & -b_1 & \dots & -b_M & 0 \\ 0 & \dots & & 0 & 1 & -b_1 & \dots & -b_M \\ \vdots & & & & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & & & 0 & 1 & -b_1 & \\ 0 & \dots & & & & 0 & 1 & \end{pmatrix} |x\rangle =: (\underline{\underline{1}} - \underline{\underline{B}}) |x\rangle. \quad (5.52)$$

Zur Berechnung der Komponenten $N_G - M + 1$ bis N_G von $|x_{\text{dekorrr}}\rangle$, d. h. eines der weiter in der Vergangenheit liegenden Werte des dekorrelierten Signalvektors $|x_{\text{dekorrr}}\rangle$, wären Abtastwerte des Signals x notwendig, die nicht mehr in den N_G Komponenten von $|x\rangle$ enthalten sind. Die Beschreibung des kontinuierlichen Filtervorgangs durch endlichdimensionale Vektoren und Matrizen verursacht nicht mit der Realität einer kontinuierlichen Filterung übereinstimmende Rand- bzw. Einschwingeffekte. Exakt richtig ist (5.52) daher nur für die ersten $N_G - M$ Komponenten.

Wenn (5.49) und (5.50) äquivalente Formulierungen sind, so muß $(\underline{\mathbf{1}} - \underline{\mathbf{B}})^H(\underline{\mathbf{1}} - \underline{\mathbf{B}})$ bis auf einen konstanten Faktor mit $\underline{\mathbf{K}}_c^{-1}$ übereinstimmen. Diese Übereinstimmung ist in Abbildung 5.3 demonstriert. Für einen AR-Prozeß der Ordnung vier mit den AR-Koeffizienten $(-0,43 - 0,15j; -0,43 - 0,03j; -0,59 + 0,06j; 0,50 + 0,03j;)$ wurde die Kovarianzmatrix ($N_G = 16$) invertiert, und der Matrix $(\underline{\mathbf{1}} - \underline{\mathbf{B}})^H(\underline{\mathbf{1}} - \underline{\mathbf{B}})$ gegenübergestellt. Real- und Imaginärteile der Matrixeinträge sind durch ein jeweils zu ihrem Betrag proportional großes Symbol dargestellt. Bis auf Effekte am Rand, die durch die oben beschriebene Einschwingphase des Vorhersagefehlerfilters bedingt sind, stimmen die beiden Matrizen überein. Basierend auf Gleichung (4.69), d. h. mit unendlich langen Signalvektoren gilt die Übereinstimmung auch exakt, da dann keine Randeffekte auftreten:

$$\underline{\mathbf{K}}_c = EW(|c\rangle\langle c|) = \sigma_r^2(\underline{\mathbf{1}} - \underline{\mathbf{B}})^{-1}(\underline{\mathbf{1}} - \underline{\mathbf{B}})^{-1H}. \quad (5.53)$$

Daraus folgt unmittelbar

$$\underline{\mathbf{K}}_c^{-1} = \frac{1}{\sigma_r^2}(\underline{\mathbf{1}} - \underline{\mathbf{B}})^H(\underline{\mathbf{1}} - \underline{\mathbf{B}}). \quad (5.54)$$

Damit wurde demonstriert, daß die Ansätze (5.49) und (5.50) äquivalent sind.

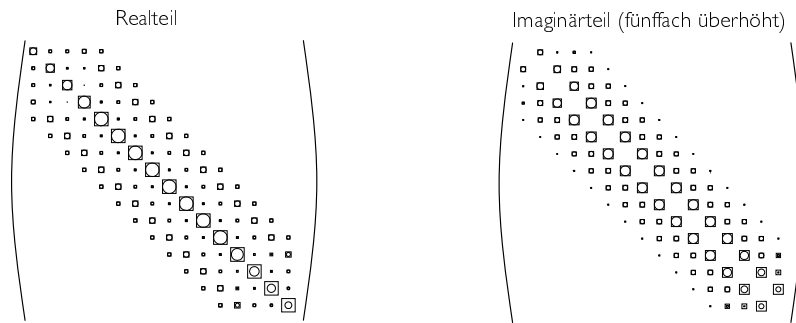


ABBILDUNG 5.3: Vergleich der Matrixeinträge von $\underline{\mathbf{K}}_c^{-1}$ (○) und $(\underline{\mathbf{1}} - \underline{\mathbf{B}})^H(\underline{\mathbf{1}} - \underline{\mathbf{B}})$ (□). Links: Vergleich der Realteile. Rechts: Imaginärteile.

Für die Detektion eines völlig unbekanntes Signals in einem gaußschen Störsignal ergibt sich somit eine überraschend einfache Struktur. Nach der Dekorrelation mit einem Weißmacherfilter werden die Betragsquadrate addiert. Die Schwelle ergibt sich im Sinne eines Neyman-Pearson-Tests aus der Forderung nach einer festgelegten Falschalarmwahrscheinlichkeit.

$$\int_{\ln(\lambda_{\text{thres}})}^{\infty} P(\ln(\Lambda) = \langle x_{\text{dekorr}} | x_{\text{dekorr}} \rangle | H_0 \text{ wahr}) d\Lambda = P_F. \quad (5.55)$$

Ist die Streuung der dekorrelierten Signalwerte für den Fall, daß H_0 zutrifft, bekannt, kann damit im Prinzip die Schwelle, die eine definierte Falschalarmwahrscheinlichkeit gewährleistet, berechnet werden. Die dekorrelierten Signalwerte genügen nach den Untersuchungen, die in Teilkapitel 4.3.4 beschrieben wurden, einer Gaußverteilung. Die

Länge des Zeitintervalls, aus dem Signalabtastwerte zu einer Testgröße zusammengefaßt werden, d. h. die Dimension N der Signalvektoren $|x\rangle$ bzw. $|x_{\text{dekorr}}\rangle$, beeinflusst die Form der Wahrscheinlichkeitsverteilung $P(\langle x_{\text{dekorr}} | x_{\text{dekorr}} \rangle | H_0 \text{ wahr})$ und damit die Festlegung der Detektionsschwelle.

Es soll nun eine Vorschrift angegeben werden, nach der die Detektionsschwelle bestimmt werden kann. Das Betragsquadrat $y = |c_{\text{dekorr},i}|^2$ jedes einzelnen Abtastwertes des dekorrelierten, d. h. gefilterten reinen Störsignals ist exponentialverteilt gemäß

$$P(y|H_0 \text{ wahr}) = \exp(-\eta y). \quad (5.56)$$

η stellt hier einen Parameter dar, der ein Maß für die Leistung des Signals $c_{\text{dekorr},i}$ ist. Die Wahrscheinlichkeitsverteilung für die Summe von k_{inkoh} Betragsquadraten, $y = \sum_{i=1}^{k_{\text{inkoh}}} |c_{\text{dekorr},i}|^2$, läßt sich iterativ mit dem Zusammenhang

$$P^{(k_{\text{inkoh}})}(y|H_0 \text{ wahr}) = \int P^{(k_{\text{inkoh}}-1)}(y-z|H_0 \text{ wahr})P^{(1)}(z|H_0 \text{ wahr}) dz \quad (5.57)$$

bestimmen:

$$P^{(k_{\text{inkoh}})}(y|H_0 \text{ wahr}) = \frac{\eta^{k_{\text{inkoh}}}}{(k_{\text{inkoh}} - 1)!} y^{k_{\text{inkoh}}-1} \exp(-\eta y). \quad (5.58)$$

Kurven für $k_{\text{inkoh}} = 1 \dots 6$ sind in Abbildung 5.4 wiedergegeben. Die Auswertung von (5.55) unter Verwendung des entsprechenden $P^{(k_{\text{inkoh}})}(y = \langle x_{\text{dekorr}} | x_{\text{dekorr}} \rangle)$ für $P(\ln(\Lambda) = \langle x_{\text{dekorr}} | x_{\text{dekorr}} \rangle | H_0 \text{ wahr})$ mit [Grö65], Bd. 1, S. 107, führt auf

$$P_{\text{F}} \exp(\eta \ln(\lambda_{\text{thres}})) = -\eta^{k_{\text{inkoh}}} \sum_{\nu=0}^{k_{\text{inkoh}}-1} \frac{(-1)^\nu}{(k_{\text{inkoh}} - \nu - 1)! (-\eta)^{\nu+1}} y_{P_{\text{F}}} (\ln(\lambda_{\text{thres}}))^{k_{\text{inkoh}}-1-\nu}. \quad (5.59)$$

Aus dieser transzendenten Gleichung kann für eine frei gewählte Falschalarmwahrscheinlichkeit P_{F} die zu setzende Detektionsschwelle $y_{P_{\text{F}}} = \ln(\lambda_{\text{thres}})$ bestimmt werden. Für ein vorgegebenes P_{F} hängt das Verhältnis zwischen gefundener Schwelle $y_{P_{\text{F}}}$ und dem Erwartungswert der Größe $y = \sum_{i=1}^{k_{\text{inkoh}}} |c_{\text{dekorr},i}|^2$, der sich mit

$$EW(y|H_0 \text{ wahr}) = \int y P^{(k_{\text{inkoh}})}(y|H_0 \text{ wahr}) dy = \eta k_{\text{inkoh}} \quad (5.60)$$

berechnen läßt, nicht von η , d. h. der Streuung des Störsignals ab. Dies liegt daran, daß sowohl (5.59) als auch (5.60) durch die Substitution $y' = \eta y$ unabhängig von η gemacht werden können. Dann sind auch $EW(y'|H_0 \text{ wahr})$, $y'_{P_{\text{F}}}$, und insbesondere das Verhältnis dieser beiden Größen, unabhängig von η . Damit ist auch das Verhältnis aus $EW(y|H_0 \text{ wahr})$ und $y_{P_{\text{F}}}$ von η unabhängig:

$$c_{P_{\text{F}}} = \frac{y_{P_{\text{F}}}}{EW(y|H_0 \text{ wahr})} \quad (5.61)$$

Das Verhältnis verändert sich dagegen mit zunehmender Anzahl aufsummierter Betragsquadrate, siehe Abbildung 5.4. Es ist möglich, für eine vorgegebene Zahl k_{inkoh} von Summanden und eine gewünschte Falschalarmrate P_{F} aus dem Erwartungswert von $y = \sum_{i=1}^{k_{\text{inkoh}}} |c_{\text{dekorr},i}|^2$ multiplikativ den erforderlichen Schwellwert zu bestimmen.

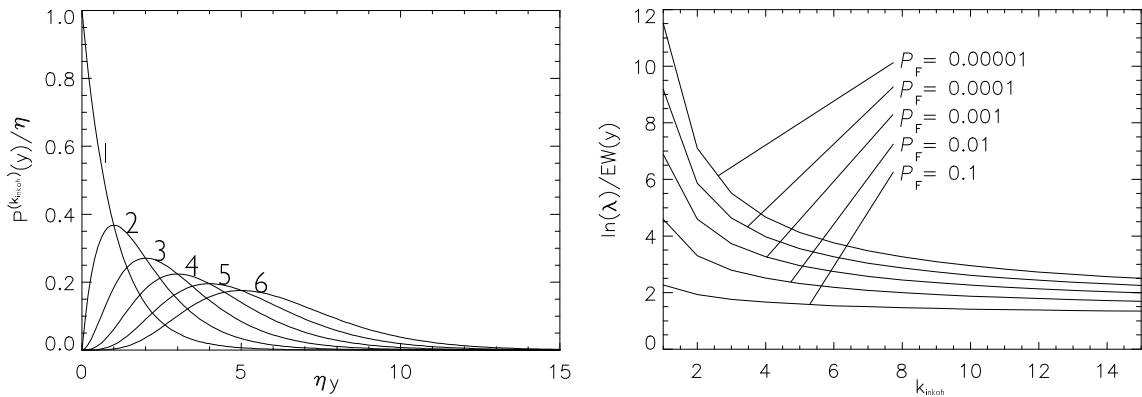


ABBILDUNG 5.4: Links: Wahrscheinlichkeitsdichten gemäß (5.58) für $k_{inkoh} = 1 \dots 6$ aufsummierte Betragsquadrate eines dekorrelierten Gaußprozesses. Rechts: $\ln(\lambda_{thres})/EW(y|H_0 \text{ wahr})$, aufgetragen über der Zahl der aufsummierten Betragsquadrate für verschiedene Falschalarmwahrscheinlichkeiten P_F .

5.6 Optimale NRN-Clutterfilterstruktur: Cluttermap, LPE-Filter und inkohärente Integration

5.6.1 Notwendigkeit der Adaption der Filterkoeffizienten

Im vierten Kapitel wird ein Modell für die Zeitreihe jeder einzelnen NRN-Entfernungszelle entwickelt, siehe Abbildung 4.31. Dieses besteht aus einem AR-Modell typischerweise vierter Ordnung, von dem ein gleichanteilsfreies gaußsches Signal mit definierten spektralen Eigenschaften und der Leistung σ_c^2 produziert wird. Zusätzlich wird diesem Signal ein Gleichanteil dc überlagert. Die AR-Modellkoeffizienten, die Leistung σ_r^2 des das AR-Modellfilter antreibenden Rauschens und der Gleichanteil dc sind langsam zeitlich variabel.

Nach den Erkenntnissen des vorangehenden Teilkapitels besteht der optimale Detektionsalgorithmus für ein unbekanntes Nutzsinal in einem gaußschen Störsignal aus den folgenden drei Stufen:

- Filterung des beobachteten Signals $|x\rangle$ mit dem Weißmacherfilter für das Störsignal $\rightarrow |x_{dekorrr}\rangle$.
- Summation von k_{inkoh} zeitlich aufeinanderfolgenden Betragsquadraten des so gefilterten Signals $\rightarrow y$.
- Entscheidung zwischen H_0 und H_1 durch Vergleich des Ergebnisses y mit einer Schwelle $\ln(\lambda_{thres})$, die durch Multiplikation von $EW(y|H_0 \text{ wahr})$ mit einem Faktor c_{P_F} , der von P_F und k_{inkoh} abhängt, gegeben ist, siehe Abbildung 5.4 rechts.

Die beschriebene optimale Detektionsmethode kann nun auf einen beobachteten Ausschnitt einer Signalzeitreihe einer Entfernungszelle angewendet werden. Um die Cluttersignalkomponente zu dekorrelieren, müssen die Abtastwerte zuerst durch Subtraktion von ihrem Gleichanteil dc befreit werden. Auf das solcherart vorprozessierte Signal kann anschließend ein Weißmacherfilter angewendet werden, das das zum AR-Filter des

Cluttermodells inverse Filter ist. Im Ergebnis dieser Filterung ist die Cluttersignalkomponente dekorreliert. Anschließend werden die Betragsquadrate der gefilterten Signalwerte gebildet und blockweise aufaddiert. Die Schwelle für den Schwellwertvergleich wird aus dem Erwartungswert (5.60), d. h. aus der mittleren Störsignalrestleistung nach Dekorrelation und Integration, durch Multiplikation mit einem Faktor berechnet. Über diesen Faktor läßt sich Falschalarmwahrscheinlichkeit P_F festlegen. Neben P_F hängt er von der Anzahl der addierten Summanden ab und läßt sich gemäß Abbildung 5.4, rechts, bestimmen. Ein Blockschaltbild des gesamten Filter- und Detektionsalgorithmus ist in Abbildung 5.5 dargestellt.

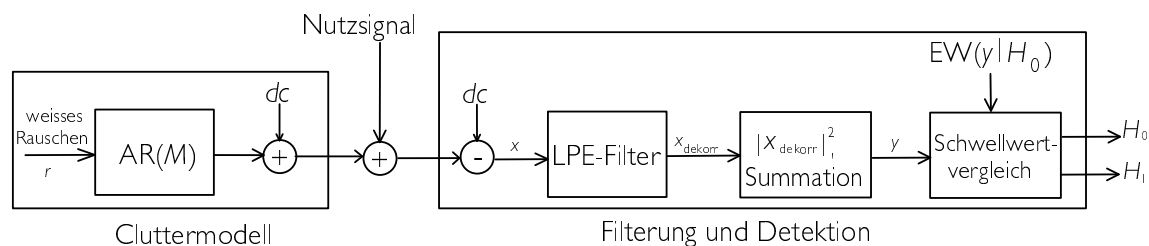


ABBILDUNG 5.5: Blockschaltbild: Cluttermodell (links) sowie Detektionsalgorithmus für ein vollständig unbekanntes Nutzsignal.

Die Prozessierung der Zeitreihen einer einzelnen Entfernungszellen nach obigem Algorithmus geschieht unabhängig von allen anderen. Die Verarbeitung kann daher parallel erfolgen. Jede Entfernungszelle besitzt individuelle Werte für dc , die Filterkoeffizienten des Weißmacherfilters sowie für $EW(y|H_0 \text{ wahr})$, entsprechend den individuellen Cluttersignaleigenschaften, d. h. Gleichanteil, Spektrum und Leistung des Cluttersignals der jeweiligen Entfernungszelle. Der Ansatz, von den Werten der einzelnen Signalzeitreihen jeder Entfernungszelle dc kohärent zu subtrahieren, wurde in [Bir80] erstmalig für ein Rundsuchradar vorgeschlagen. Dieses Verfahren nennt man „coherent clutter map“, da gleichsam wie in einer Landkarte die konstanten Cluttersignalkomponenten abgelegt sind. Eine Messung von dc für alle Entfernungszellen sollte nach Angaben der Autoren einmal pro Tag vorgenommen werden. Der Vorschlag eines Weißmacherfilters mit entfernungszellen-variablen Filterkoeffizienten findet sich in [Mao87]. Entsprechend wurde diese Methode „AR map“ genannt. Dort werden jedoch die Filterkoeffizienten für einen ganzen Bereich von Entfernungszellen bestimmt. Das hier vorgestellte Verfahren kombiniert nun diese beiden Ansätze. Da nur Gleichanteil und AR-Signal zusammen das Cluttersignal, das beim NRN beobachtet wird, beschreiben können, ist es nur natürlich, auch die beiden entsprechenden Clutterunterdrückungsverfahren zu verschmelzen.

In den Abbildungen 5.6 und 5.7 ist die Auswirkung des Clutterfilters gemäß Abbildung 5.5 auf gemessene NRN-Radarechosignale dargestellt. Während der Beobachtungszeit bewegte sich jeweils ein Fahrzeug durch den dargestellten Entfernungsbereich von 600 m bis 700 m. Dieses ist zwar in den Entfernungsprofilen ohne Filterung, jeweils linkes Teilbild, zu erkennen. Die starken Radarechos bei $r \approx 605$ m und bei $r \approx 627$ m in Abbildung 5.6 bzw. bei $r \approx 630$ m in Abbildung 5.7 sind jedoch jeweils auf Clutter zurückzuführen.

Werden die unter nahezu windstillen Bedingungen gewonnenen Radardaten, siehe Abbildung 5.6, einer IIR-Hochpaßfilterung unterworfen, so wird das Cluttersignal gut unterdrückt. Durch die Wahl einer für den speziellen Entfernungsbereich und die Windbedingungen unnötig hohen Grenzfrequenz – im Beispiel von Abbildung 5.6 ist $f_g = 10$ Hz – wird u. U. jedoch auch das Nutzsinal stärker als nötig geschwächt. Ein Filter in der oben vorgestellten Struktur, das durch eine Adaptionsprozedur, siehe nächstes Kapitel, an das Cluttersignal angepaßt werden kann, stellt sich idealerweise so ein, daß das Cluttersignal überall optimal unterdrückt wird, daß aber ein Nutzsinal, das im Spektrum zumindest teilweise andere spektrale Bereich einnimmt als das Cluttersignal, nicht überflüssigerweise durch die Filterung geschwächt wird. Im rechten Teilbild von Abbildung 5.6 besitzt das Nutzsinal daher zeitweise eine deutlich höhere Amplitude als das IIR-hochpaßgefilterte Nutzsinal im mittleren Teilbild.

Ebenso kann aber die Wahl einer zu niedrigen Grenzfrequenz des Hochpaßfilters zu unbefriedigenden Filterergebnissen führen. Für Abbildung 5.7 wurden Radardaten prozessiert, die bei windigen Bedingungen aufgezeichnet wurden. Bei einer Hochpaßfilterung mit $f_g = 2$ Hz verbleiben deutlich intensivere Cluttersignalreste als bei adaptiver Filterung mit dem LPE-Filter.

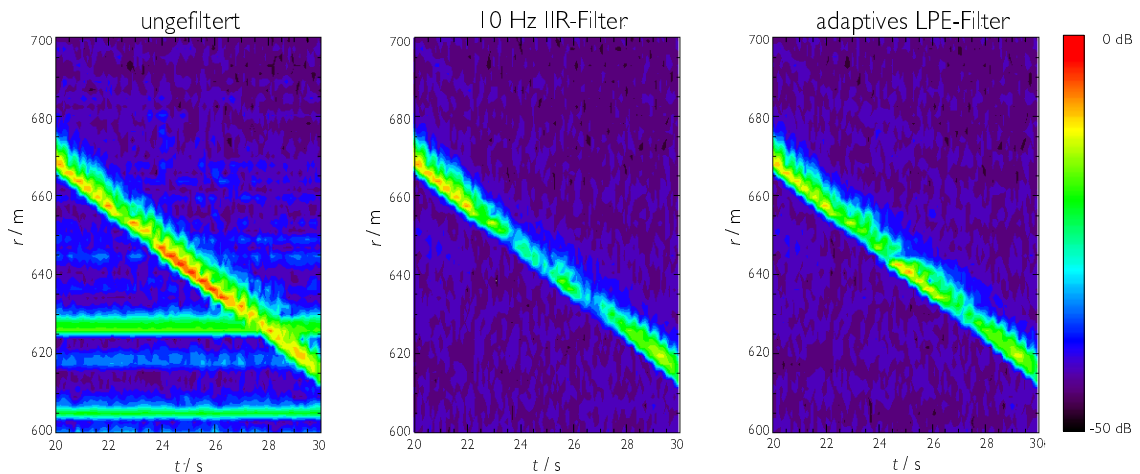


ABBILDUNG 5.6: $n_{\text{inkoh}} = 14$ -mal aufsummierte Entfernungprofile des ungefilterten, des IIR-hochpaßgefilterten, sowie des LPE-gefilterten Radarechosignals aus einer NRN-Messung bei Windstille. Während der Beobachtungszeit durchquerte ein Bus den Entfernungsbereich.

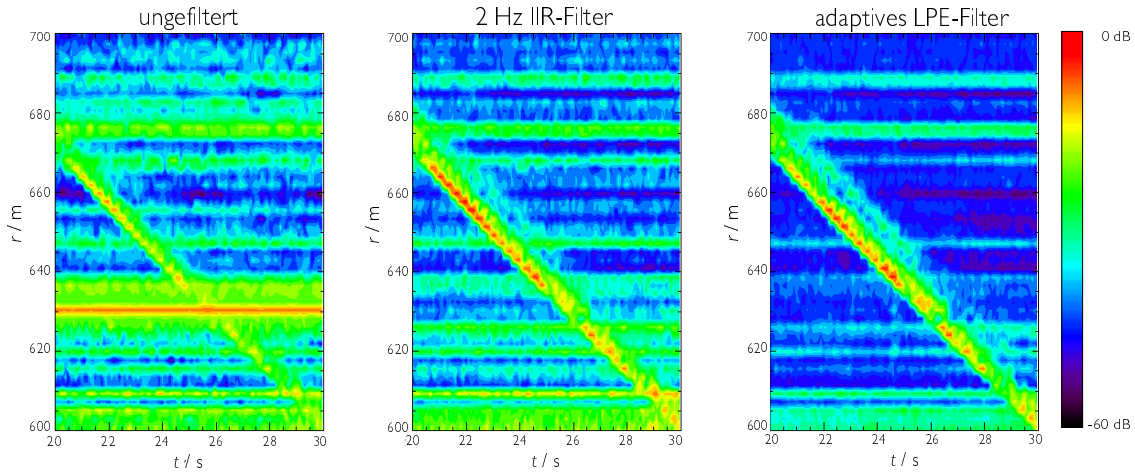


ABBILDUNG 5.7: $n_{\text{inkoh}} = 14$ -mal aufsummierte Entfernungprofile des ungefilterten, des IIR-hochpaßgefilterten, sowie des LPE-gefilterten Radarechosignals aus einer NRN-Messung bei starkem Wind. Während der Beobachtungszeit durchquerte ein Bus den Entfernungsbereich.

Zur Bestimmung einer entfernungszellen-variablen Detektionsschwelle werden meist Algorithmen benutzt, die $EW(y|H_0 \text{ wahr})$ aus den benachbarten Entfernungszellen bestimmen. Da die Verteilung der Reststörleistung über die verschiedenen Entfernungszellen nicht durch eine Exponentialverteilung beschrieben werden kann, und da die Gefahr der „Nutzsignalkontamination“ besteht, werden dabei CFAR-Algorithmen eingesetzt, die eine gute Schätzung von $EW(y|H_0 \text{ wahr})$ liefern sollen [Min90]. In dieser Arbeit wird in Kapitel 6 ein alternativer Ansatz vorgestellt. Mit diesem kann eine zuverlässige Schätzung von $EW(y|H_0 \text{ wahr})$ gewonnen werden.

5.7 Erweiterung des LPE-Filters: Dekorrelation von Real- und Imaginärteil des Signals

Wie in Kapitel 4.3.5 dargestellt, ist u. U. dem eigentlichen Clutter- sowie Rauschsignal in einem der Quadraturkanäle zusätzliches störendes Rauschen überlagert. Durch die Impulskompression, bei der Multiplikationen des komplexwertigen Signals durchgeführt werden, wird dieses zusätzliche Rauschen auf beide Kanäle verteilt. Dadurch wird das Gesamtstörsignal anisotrop und es existiert eine Korrelation zwischen Real- und Imaginärteil der komplexen Störsignalwerte. Durch die in Teilkapitel 4.3.8 eingeführte Modifikation der Schreibweise von Signalvektoren gelingt es, mit (4.77) einen Ausdruck für eine verallgemeinerte Kovarianzmatrix zu finden, die sowohl das zeitliche Verhalten des Cluttersignals als auch die Real-Imaginärteil-Korrelation beschreibt.

Die im vorangehenden Teilkapitel in (5.52) beschriebene Weißmacherfilterung für das gleichanteilsbefreite Signal $|s\rangle = |c\rangle - |dc\rangle$ kann nun so modifiziert werden, daß auch ein modifiziertes Cluttersignal $|s'\rangle$, dessen I- und Q-Komponenten gemäß (4.76) modifiziert sind, vollständig dekorreliert wird. Für das gefilterte Signal

$$|r'\rangle = (\underline{\mathbb{1}} - \underline{B}')|s'\rangle \quad (5.62)$$

wird also gefordert, daß seine Kovarianzmatrix

$$\underline{\underline{K}}_r' = (\underline{\mathbb{1}} - \underline{\underline{B}}') \underline{\underline{K}}_c' (\underline{\mathbb{1}} - \underline{\underline{B}}')^T = (\underline{\mathbb{1}} - \underline{\underline{B}}') (\underline{\underline{K}}_c + \underline{\underline{D}} \underline{\underline{\Sigma}} \underline{\underline{D}}^T) (\underline{\mathbb{1}} - \underline{\underline{B}}')^T \quad (5.63)$$

proportional zur Einheitsmatrix ist. Für $\underline{\underline{\Sigma}} = \underline{\underline{0}}$, also für fehlende I/Q-Korrelation, ist diese Gleichung mit (5.53) identisch. Die vollständige Dekorrelation wird in diesem Falle vom bereits vorgestellten Weißmacherfilter geleistet. Für nicht-verschwindendes $\underline{\underline{\Sigma}}$ dagegen existiert kein $\underline{\mathbb{1}} - \underline{\underline{B}}'$, das (5.63) leisten würde, und eine reine Weißmacherfilterung beschreibt. Eine Matrix $\underline{\mathbb{1}} - \underline{\underline{B}}'$, die (5.63) erfüllt, besteht in diesem allgemeinen Falle aus 2×2 komponentigen Untermatrizen, die sich nicht mehr als komplexe Zahl interpretieren lassen, da sie nicht die Form gemäß (4.73) mit identischen Einträgen auf der Diagonalen und gegengleichen Einträgen auf der Nebendiagonalen besitzen. Daher kann mit solchen $\underline{\mathbb{1}} - \underline{\underline{B}}'$ (5.62) nicht als reine Weißmacherfilterung ausgeführt werden. Im Rahmen dieser Arbeit wurde ein zweistufiger Ansatz gewählt, die Filterung, die einer Matrix $\underline{\mathbb{1}} - \underline{\underline{B}}'$ gemäß (5.62) bzw. (5.63) entspricht, zu realisieren. Dementsprechend wird die Multiplikation der beobachteten Zeitreihe mit einer Matrix gemäß (5.63), die zur völligen Dekorrelation der Zeitreihe führt, in zwei hintereinander ausgeführte Multiplikationen zerlegt. Zunächst wird eine Matrix $\underline{\mathbb{1}} - \underline{\underline{B}}''$ auf den vorliegenden Signalvektor angewendet. Diese Matrix besitzt eine Form, die die Matrixmultiplikation gemäß (5.62) als Weißmacherfilterung interpretierbar macht. $\underline{\mathbb{1}} - \underline{\underline{B}}''$ muß gemäß (5.52) von oberer Dreiecksgestalt sein, und die 2×2 -Untermatrizen müssen gemäß (4.73) als komplexe Zahlen gedeutet werden können. Nach dieser Zeitreihenfilterung schließt sich eine Verarbeitung an, die nur Real- und Imaginärteil der gefilterten Zeitreihe zu einem Abtastzeitpunkt miteinander verknüpft. Diese Art der Filterung läßt sich durch eine Banddiagonalmatrix $\underline{\underline{\Gamma}}''$ darstellen, entlang deren Diagonale sich eine 2×2 -Matrix wiederholt, die nicht als komplexe Zahl interpretiert werden kann, und die Real- und Imaginärteil des Signals dekorreliert. Die Gesamt-Dekorrelation kann damit durch das Matrizenprodukt

$$\underline{\mathbb{1}} - \underline{\underline{B}}' = \underline{\underline{\Gamma}}'' (\underline{\mathbb{1}} - \underline{\underline{B}}'') \quad (5.64)$$

geschrieben werden.

Dieses Vorgehen liegt darin begründet, daß es sich bei dieser vorgeschlagenen Filterstruktur nur um eine Ergänzung der einfachen Zeitreihen-Weißmacherfilterung durch eine nachgeschaltete Real-Imaginärteil-Dekorrelation handelt. Bei der Bestimmung der Filterkoeffizienten für den Weißmacherteil des Filters kann auf sehr effektive Algorithmen der Koeffizientenbestimmung, auf die im folgenden Kapitel zur Adaption des Filters näher eingegangen wird, zurückgegriffen werden. Die anschließende Dekorrelation von Real- und Imaginärteil wird durch eine 2×2 -Matrix bewerkstelligt, die sich einfach aus den Schätzwerten der Kovarianzmatrix der Signal-Quadraturkomponenten ergibt. Besitzt das gemessene Cluttersignal ideale Eigenschaften, d. h. gilt $\underline{\underline{\Sigma}} = \underline{\underline{0}}$, so wird die Dekorrelationsmatrix der zweiten Verarbeitungsstufe zu einer Einheitsmatrix, und die zeitliche Dekorrelation wird durch das zum AR-Modell des Cluttersignals genau inverse Weißmacherfilter geleistet.

In den Untersuchungen zeigte es sich, daß eine gute Gesamt-Dekorrelation dann zustande kommt, wenn die Koeffizienten der Zeitreihen-Filterung basierend auf dem I/Q-dekorrelierten Signal bestimmt werden, und die Koeffizienten der

Quadraturkomponenten-Dekorrelation basierend auf dem zeitlich gefilterten Signal, siehe Abbildung 5.8. Ohne eine Beseitigung der einen Art der Korrelation bei der Bestimmung der anderen Kovarianzmatrix besteht die Gefahr, daß die zu bestimmende Größe von der anderen maskiert ist. Da nach dieser Methode zur Bestimmung des einen Koeffizientensatzes die Kenntnis des anderen Satzes notwendig ist, können beide Koeffizientensätze erst nach Durchlaufen einer Reihe von Iterationsschritten gegen ihren wahren Wert konvergieren. Beim operationellen Betrieb stellt dies kein Hindernis dar, da sowieso eine stetige Adaption aller Filterkoeffizienten vorgesehen ist, und die Iteration von LPE-Filterkoeffizientenbestimmung und I/Q-Korrelationskoeffizientenbestimmung von einem Adaptionsschritt zum nächsten stattfinden kann.

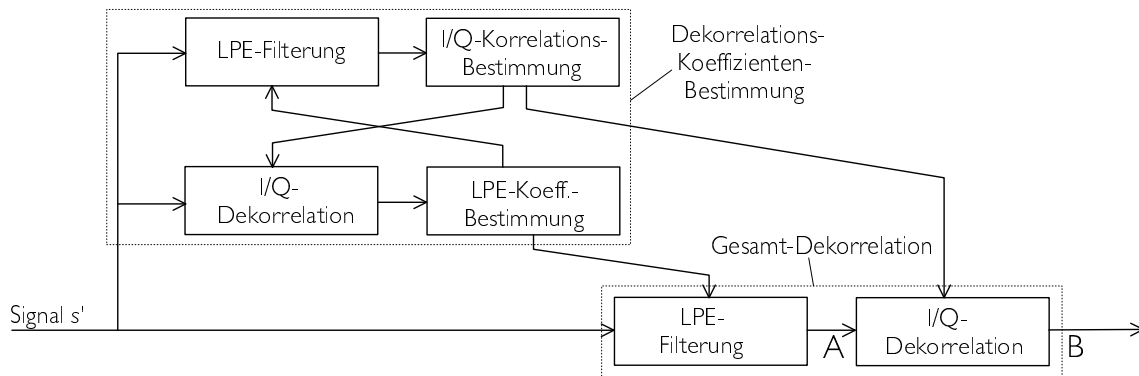


ABBILDUNG 5.8: Schema des Ablaufs der Schätzung der Filterkoeffizienten des modifizierten LPE-Weißmacherfilters sowie der Korrelation der Quadraturkomponenten, die beide benötigt werden, um damit die Gesamt-Dekorrelation durchzuführen.

Im folgenden wird beschrieben, wie die I/Q-Dekorrelation durchgeführt werden kann. Die Aufgabe der I/Q-Dekorrelation besteht darin, die Kovarianzmatrix

$$\underline{\underline{K}}_{IQ} = \begin{pmatrix} EW(\text{Re}(s) \text{Re}(s)) & EW(\text{Re}(s) \text{Im}(s)) \\ EW(\text{Im}(s) \text{Re}(s)) & EW(\text{Im}(s) \text{Im}(s)) \end{pmatrix} \quad (5.65)$$

zwischen Real- und Imaginärteil des Signals an der Stelle A in Abbildung 5.8 zu einer Einheitsmatrix zu machen. Diese Dekorrelation wird durch eine Matrix $\underline{\underline{A}}$ geleistet, für die

$$\underline{\underline{A}} \underline{\underline{K}}_{IQ} \underline{\underline{A}}^T \propto \underline{\underline{I}}, \quad \text{also} \quad \underline{\underline{A}}^T \underline{\underline{A}} \propto \underline{\underline{K}}_{IQ}^{-1} \quad (5.66)$$

gilt.

Zum einen kann die symmetrische Matrix $\underline{\underline{A}} = \underline{\underline{A}}^T =: \sqrt{\underline{\underline{K}}_{IQ}^{-1}}$ gewählt werden, um die Dekorrelation durchzuführen. Durch Lösen der sich aus

$$\underline{\underline{A}} \underline{\underline{A}} = \underline{\underline{K}}_{IQ}^{-1} \quad (5.67)$$

ergebenden Gleichungen kann gezeigt werden, daß die Wurzel $\sqrt{\underline{\underline{K}}_{IQ}^{-1}}$ dann existiert, wenn das Produkt der Diagonalelemente von $\underline{\underline{K}}_{IQ}^{-1}$ größer oder gleich dem Produkt der Nebendiagonalelemente ist.

Alternativ dazu könnte die Dekorrelation auch durch die Anwendung der Hauptachsentransformationsmatrix auf einen I/Q-Signalwertvektor und anschließende Skalierung der Koordinaten vorgenommen werden. Die Hauptachsentransformation dreht die Hauptachsen der durch die Kovarianzmatrix beschriebene Ellipse gemäß (4.67) um den Winkel ϕ in die Hauptkoordinatenrichtung, die Skalierung der Koordinaten macht die Ellipse zu einem Kreis. Dann würde $\underline{\underline{A}}$ die Form

$$\underline{\underline{A}} = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{\lambda_1}} \cos(\phi) & -\frac{1}{\sqrt{\lambda_1}} \sin(\phi) \\ \frac{1}{\sqrt{\lambda_2}} \sin(\phi) & \frac{1}{\sqrt{\lambda_2}} \cos(\phi) \end{pmatrix} \quad (5.68)$$

besitzen, wobei $\lambda_{1/2}$ die Eigenwerte der Matrix $\underline{\underline{K}}_{\text{IQ}}^{-1}$ sind. $\underline{\underline{A}}$ wäre in diesem Falle nicht von symmetrischer Gestalt.

Im Falle $\underline{\underline{\Sigma}} \neq \underline{\underline{0}}$ stimmt das modifizierte Weißmacherfilter $\underline{\underline{1}} - \underline{\underline{B}}''$ nicht mit demjenigen überein, das sich für das gleiche ursprüngliche Cluttersignal mit $\underline{\underline{\Sigma}} = \underline{\underline{0}}$ ergibt. Dies liegt daran, daß das zusätzliche Rauschen nicht nur die Korrelation der Quadraturkomponenten untereinander verändert, sondern auch die Kovarianzmatrix der Signalzeitreihe. Im Leistungsdichtespektrum äußert sich das zusätzliche Rauschen als zusätzlicher weißer Anteil. Die Übertragungsfunktion eines an dieses veränderte Spektrum angepaßten Weißmacherfilters wird dadurch natürlich verändert. Darüberhinaus ist u. U. für ein Signal, das ursprünglich gut durch einen AR-Prozeß modellierbar war, wegen des zusätzlichen Rauschens ein LPE-Filter höherer Ordnung als der des AR-Prozesses notwendig. In einer Simulation wurde ein AR-Prozeß der Ordnung eins erzeugt und anschließend ein Quadraturkanal durch weißes Rauschen gestört. Mit einer Struktur wie in Abbildung 5.8 dargestellt wurden I/Q-Kovarianzmatrixeinträge sowie die LPE-Filterkoeffizienten bestimmt. Die geschätzten Filterkoeffizienten in Tabelle 5.1 stimmen für eine ungestörten Zeitreihe sehr gut mit den durch die Simulation vorgegebenen überein, während für eine gestörte Zeitreihe die Koeffizienten von den theoretischen abweichen. Zudem wird dann eine höhere Ordnung für eine gute Wiedergabe des Prozesses benötigt.

		γ_1	γ_2	γ_3	γ_4	γ_5	γ_6
theoretisch	1	0,85	0	0	0	0	0
ungestörte Zeitreihe	1,00	0,84	0,00	-0,01	0,00	0,00	0,02
Zeitreihe mit Rauschen im I-Kanal	1,00	0,48	0,23	0,12	0,06	0,02	0,00

TABELLE 5.1: Theoretische (obere Zeile) sowie geschätzte Filterkoeffizienten eines Weißmacherfilters für einen AR-Prozeß ohne (zweite Zeile) bzw. mit zusätzlichem Rauschen in einem Quadraturkanal (untere Zeile). Die Koeffizienten γ_i gelten für die Latticeform des Filters, siehe nächstes Kapitel.

Für denselben simulierten Prozeß inklusive des Rauschens im I-Kanal sind in Abbildung 5.9 links das Leistungsdichtespektrum (fett), sowie die Leistungsdichtespektren der beiden Quadraturkanäle getrennt (dünn und gestrichelt) dargestellt. Während das Spektrum des einen Kanals die zeitliche Korrelation durch den AR-Modellprozeß deutlich erkennen läßt, dominiert im zweiten Kanal wie im Gesamtsignal der weiße Anteil des zusätzlichen Rauschens. Im kleinen Nebenbild sind die Abtastwerte der Zeitreihe

in der I/Q-Ebene aufgetragen. Die Anisotropie ist deutlich sichtbar. Die Streckung in I-Richtung rührt vom starken weißen Rauschen in diesem Kanal her und läßt deutlich die Ellipsenform der Linien konstanter Wahrscheinlichkeit für ein I/Q-Paar erkennen. In der mittleren Abbildung sind die Spektren nach der Zeitreihenfilterung, also am Punkt A von Abbildung 5.8, dargestellt. Die LPE-Filterung mit den durch das zusätzliche weiße Rauschen veränderten Koeffizienten, siehe Tabelle 5.1, führt auf ein Signal, dessen Spektrum nicht weiß ist. Dies liegt daran, daß das Signal durch das weiße Rauschen dominiert wird, jedoch durch die I/Q-Dekorrelation vor der Bestimmung der LPE-Filterkoeffizienten dennoch die Korrelationseigenschaften des nicht-gestörten Quadraturkanals in die LPE-Filterkoeffizienten einfließen.

Durch die anschließende I/Q-Dekorrelation wird die Verteilung der I/Q-Signalwerte in der Ebene isotrop gemacht, somit wird die Kovarianzmatrix $\underline{K}_{IQ} \propto \underline{1}$, siehe Nebenbild im rechten Teilbild. Das Rauschen in beiden Quadraturkanälen besitzt danach ungefähr gleiche Leistung. Da die Spektren beider Quadraturkanäle ein gegensinniges Frequenzverhalten zeigen, wird das Leistungsdichtespektrum des komplexwertigen Signals dadurch weiß.

Abbildung 5.10 stellt analog zu Abbildung 5.9 die LPE-Filterung und I/Q-Dekorrelation einer gemessenen Zeitreihe dar. Dessen Signalwertverteilung in der I/Q-Ebene ist zuanfangs durch die Impulskompression, bei der auch die Phasen der registrierten Echosignalwerte manipuliert werden, mit ihren Hauptachsen nicht am I/Q-Koordinatensystem ausgerichtet, sondern verdreht.

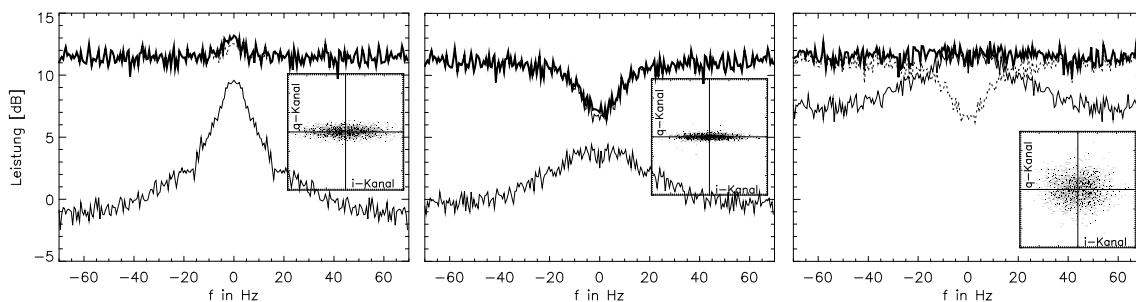


ABBILDUNG 5.9: Leistungsdichtespektren eines simulierten AR(1)-Prozesses mit zusätzlichem Rauschen im I-Kanal. Dick: komplexwertiger Prozeß. Dünn: Q-Signal. Gestrichelt: I-Signal. Links: Signal vor der Filterung. Mitte: Signal nach Zeitreihenfilterung, vgl. Abbildung 5.8, A. Rechts: Signal nach I/Q-Dekorrelation. Nebenbilder: Jeweils ca. 2000 aufeinanderfolgende Signalwerte der Zeitreihe in der I/Q-Ebene

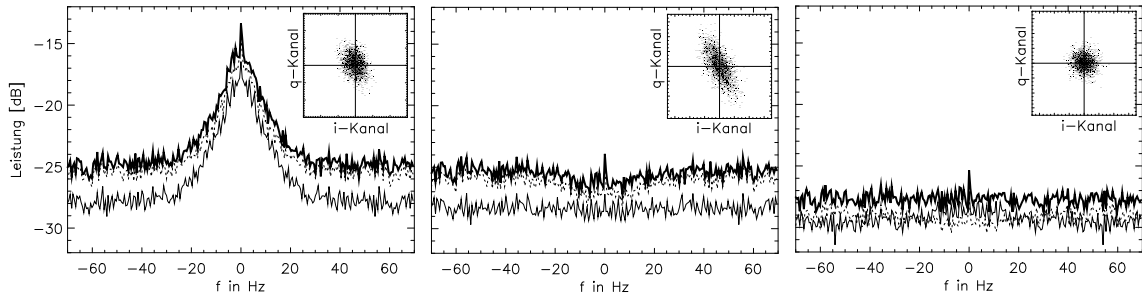


ABBILDUNG 5.10: Wie Abbildung 5.9, jedoch für ein gemessenes Signal.

Der Nutzen der I/Q-Dekorrelation bei Sörung eines Quadraturkanals durch zusätzliches Rauschen ist in Abbildung 5.11 nochmals illustriert. Dort wurde eine Clutter-signalzeitreihe durch ein AR-Modell simuliert. Diesem Signal wurde ein simuliertes Nutzsignal überlagert. Einer der Quadraturkanäle wurde zusätzlich verrauscht, und das Gesamtsignal wurde in der I/Q-Ebene gedreht. Das Gesamtsignal wurde durch ein Weißmacherfilter, linkes Teilbild, bzw. durch ein Weißmacherfilter und zusätzliche I/Q-Dekorrelation, rechtes Teilbild, dekorreliert. Die Signalwerte zu Zeitpunkten, zu denen kein Nutzsignal im Signal vorhanden war, sind durch das Symbol + markiert, während \times Signalwerte markiert, die ein Nutzsignal beinhalten. Der Schwellwertvergleich, wie er zur LRT-Detektion eines unbekanntes Nutzsignals durchgeführt wird, berücksichtigt nur den Betrag. In beide Teilbilder wurde eine Schwelle eingezeichnet, die so gewählt wurde, daß gerade kein Falschalarm verursacht wird. Ist die Verteilung des zeitlich dekorrelierten Störsignals in der I/Q-Ebene stark elliptisch, so liegen Nutzsignalwertepaare, die sich in einer der Hauptachsenrichtungen der Ellipse deutlich aus dem Rauschen herausheben, dennoch innerhalb des Kreises, der dem Betrag des Schwellwertes entspricht. Diese Situation ist im linken Teilbild dargestellt (A). Durch die I/Q-Dekorrelation, d. h. eine Transformation der Ellipse auf einen Kreis, übersteigt das Nutzsignal die isotrope Schwelle (rechts, B).

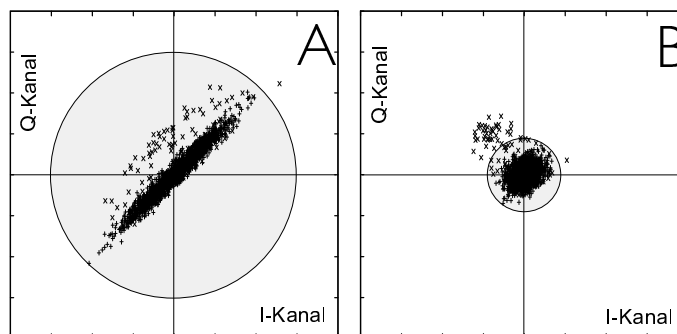


ABBILDUNG 5.11: Simulation eines Cluttersignals (+) und zeitweise vorhandenem, überlagerten Nutzsignal (\times) mit Rauschen auf einem Kanal und Multiplikation mit einer komplexen Konstanten. Die Schwelle für den LRT, die jeweils gerade keine Falschalarme verursacht, ist jeweils durch den grau hinterlegten Kreis wiedergegeben. Links: nur mit Weißmacherfilter dekorreliertes Signal. Rechts: mit Weißmacherfilter und I/Q-Dekorrelation dekorreliertes Signal.

Im Kapitel 7, in Abbildung 7.12, ist die positive Auswirkung der I/Q-Dekorrelation anhand von realen Radarsignalen demonstriert. Durch die I/Q-Dekorrelation wird die Verteilung der komplexen Signalwerte des Cluttersignalrests in der I/Q-Ebene isotrop, und ein Nutzsignal, in Abbildung 7.12 das Radarechosignal eines Busses, hebt sich deutlicher vom Untergrund ab.

ADAPTION DER FILTERSTRUKTUR UND DER DETEKTIONSSCHWELLE

6.1 Vorbemerkung

Im vorherigen Kapitel wird demonstriert, daß gemäß der Detektionstheorie für ein Nutzsignal, dessen Form unbekannt ist, und das von einem gaußschen Störsignal überlagert ist, das Weißmacherfilter diejenige Filterstruktur darstellt, mit der bei festgehaltener Falschalarmwahrscheinlichkeit eine maximale Detektionswahrscheinlichkeit erreicht werden kann. Die optimale Detektion erfolgt dabei durch einen Schwellwertvergleich der aufsummierten Betragsquadrate der gefilterten Signalwerte mit einem Wert, der von der Intensität des gefilterten gaußschen Störsignals abhängt.

Im vierten Kapitel wird im Detail gezeigt, wie ein Weißmacherfilter für ein gaußsches Signal, das durch einen AR-Prozeß modelliert werden kann, realisiert werden kann. Es handelt sich dabei um ein lineares, nicht-rückgekoppeltes Filter, dessen Koeffizienten sich aus den Werten der Kovarianzfunktion über die Wiener-Hopf-Gleichung bestimmen lassen. Man spricht vom FIR-LPE-Filter. Zur Wiener-Hopf-Gleichung gelangt man durch die Minimierung der Leistung des Störsignalrests nach Durchlaufen des Filters. Ferner wurde durch eine Analyse gemessener NRN-Cluttersignalzeitreihen die Vereinbarkeit des NRN-Cluttersignals mit einer Beschreibung durch einen AR-Prozeß plus einem Gleichanteil gezeigt. Bei der Weißmacherfilterung muß daher zuerst eine Subtraktion des Gleichanteils durchgeführt werden, ehe das Signal der LPE-Filterung unterworfen wird. Ebenso ist eine I/Q-Dekorrelation anzuschließen, um durch Rauschen in einem der Basisbandkanäle erzeugte Korrelation zwischen den beiden Quadratursignalkomponenten zu beseitigen.

Es zeigt sich auch, daß eine Adaptionsprozedur für das LPE-Filter sowie für den Signalgleichanteil notwendig ist, da die statistischen Signaleigenschaften des Cluttersignals zunächst unbekannt sind und sich mit der Zeit verändern. Die Koeffizienten eines Filters, das als Weißmacherfilter fungieren soll, müssen zunächst erstmalig bestimmt und dann den stetigen Veränderungen angepaßt werden.

In diesem Kapitel werden Adaptionsverfahren vorgestellt und im Hinblick auf ihre Verwertbarkeit bei dem geschilderten Problem untersucht. Es wird auf die prinzipielle Problematik eines Adaptionsverfahrens hingewiesen. Diese besteht darin, primär nicht zu unterscheiden, an welche Veränderungen sich die Filterkoeffizienten adaptieren. Daher wird beim Vorhandensein von Nutzsignalkomponenten eine eigentlich unerwünschte Adaption durchgeführt. Methoden, dies zu verhindern, werden beleuchtet.

Das vorgestellte Verfahren der Adaptionskontrolle eignet sich nicht nur zur Überwachung der Adaption des Weißmacherfilters, d. h. der Filterkoeffizienten sowie des Signalgleichanteils. Es kann auch bei der Bestimmung des Detektionsschwellwerts angewendet werden. Dadurch wird es möglich, einen Schätzwert der Cluttersignalrestleistung zu ge-

winnen, und damit den LRT bei der Nutzsignaldetektion als echten CFAR-Test ohne Annahmen über die Wahrscheinlichkeitsverteilung der Cluttersignalrestleistung über die verschiedenen Entfernungszellen durchzuführen.

6.2 Adaptionalgorithmen für die Filterkoeffizienten

6.2.1 Vorbemerkung

Im vierten Kapitel wird das lineare Vorhersagefehlerfilter eingeführt, dessen Wirkung auf eine Signalzeitreihe durch (4.56) ausgedrückt werden kann. Soll ein solches Vorhersagefehlerfilter zur Clutterfilterung eingesetzt werden, so müssen die statistischen Eigenschaften des Cluttersignals bekannt sein. Die Filterkoeffizienten der vorgegebenen Filterstruktur werden dann so bestimmt, daß die Leistung des Ausgangssignals, d. h. des Vorhersagefehlers, minimal ist, solange das gefilterte Signal ein reines Cluttersignal ist. Ist die Filterstruktur mächtig genug, so stellen sich die optimalen Filterkoeffizienten gerade so ein, daß das Filter ein Weißmacherfilter zum Cluttersignal bildet. Das Leistungsdichtespektrum des gefilterten Cluttersignals ist in diesem Falle weiß. Da, wie in Teilkapitel 4.3 gezeigt wurde, das Cluttersignal durch ein AR-Modell der Ordnung $M \leq 4$ und einen dazuaddierten Gleichanteil beschrieben werden kann, besteht die ausreichend mächtige Filterstruktur aus einem FIR-Filter M -ter Ordnung mit vorgeschaltetem Gleichanteilsabzug.

Zunächst wird angenommen, der Gleichanteil des Signals verschwinde. Die Gleichung

$$e_i = s_i - \sum_{j=1}^M b_j s_{i-j} = s_i - \frac{1}{M} \langle b | s \rangle_{i-1-M}^{i-1} \quad (6.1)$$

verknüpft das Eingangssignal s_i eines FIR-LPE-Filters mit seinem Ausgangssignal e_i . Wie in Kapitel 4 gezeigt, führt die Minimierung der Leistung $EW(|e_i|^2)$

$$\begin{aligned} EW(|e_i|^2) &= EW(|s_i|^2) - \langle b | EW(|s\rangle^{i-1} s_i^*) - EW(s_i^{i-1} \langle s |) | b \rangle \\ &\quad + \langle b | EW(|s\rangle^{i-1} \langle s |) | b \rangle \end{aligned} \quad (6.2)$$

auf die Wiener-Hopf-Gleichung (4.59). Die Indizes zur Kennzeichnung der Bra- bzw. Ket-Dimensionen wurden hier der Übersichtlichkeit halber weggelassen. Mit der Wiener-Hopf-Gleichung können aus der Kovarianzfolge $EW(s_i s_{i-\kappa}^*)$ des Signals die Filterkoeffizienten des FIR-LPE-Filters bestimmt werden.

Da die Kovarianzfolge i. a. unbekannt oder zeitlich langsam variabel ist, müssen die Filterkoeffizienten oftmals, so auch bei der Filterung des Cluttersignals im NRN, aus den Werten der Signalzeitreihe berechnet werden. Methoden, mit denen dies möglich ist, werden in den nächsten vier Teilkapiteln vorgestellt.

6.2.2 „Least mean square“-Algorithmus (LMS)

(6.2) kann als die Gleichung einer Hyperfläche $J = EW(|e_i|^2)$, des „mean squared error“ (MSE), im Raum der Filterkoeffizienten $\langle b |$ interpretiert werden. Man sucht nach denjenigen Filterkoeffizienten $\langle b |$, für die J minimal ist. Man gibt sich eine vorläufige Schätzung der Filterkoeffizienten, einen Startwert $\langle b_0 |$ vor. Um dort beginnend im

Raum der Filterkoeffizienten $\langle b|$ das Minimum von J bei $\langle b| = \langle b_{\min}|$ zu finden, kann ein Gradientenabstiegsverfahren verwendet werden, siehe z. B. [Hay96], Kap. 8. Dieses wird im folgenden vorgestellt. Da es sich bei (6.2) um eine quadratische Gleichung handelt, die keine lokalen Minima besitzt, führt dieses Verfahren immer zum Erfolg. Der Gradientenvektor $\langle \nabla J|$ kann analog zu [Hay96] mit den partiellen Ableitungen nach den Real- und Imaginärteilen der einzelnen Komponenten von $\langle b|$, $b_j = \alpha_j + j\beta_j$, definiert werden:

$$\nabla_j J = \frac{\partial}{\partial \alpha_j} + j \frac{\partial}{\partial \beta_j}. \quad (6.3)$$

Damit ergibt sich

$$\nabla_j J = EW (e_i^* \nabla_j e_i + e_i \nabla_j e_i^*) = -2EW (e_i s_{i-1-j}^*). \quad (6.4)$$

Die Richtung des stärksten Gefälles der Hyperfläche J im Raum der $\langle b|$ zeigt entgegengesetzt zum Gradienten $\langle \nabla J|$. Da J genau ein Minimum besitzt, gelangt man beginnend bei einem beliebigen Startwert $\langle b|_0$ durch ein iteratives Verfahren zu demjenigen $\langle b|$, für das J minimal wird, indem mit jedem Schritt der momentane Wert für den Koeffizientenvektor $\langle b|_{\text{alt}}$ entgegen der Richtung des Gradienten modifiziert wird. Der jeweils aktualisierte Koeffizientenvektor ergibt sich über

$$\langle b|_{\text{neu}} = \langle b|_{\text{alt}} - \mu \langle \nabla J|. \quad (6.5)$$

Beim „least mean square“ (LMS)-Verfahren wird nun der Gradient, entlang dem auf der Fläche J von $\langle b|_{\text{alt}}$ zu $\langle b|_{\text{neu}}$ abgestiegen werden soll, geschätzt, indem die Erwartungswerte in (6.4) durch die aktuellen Signalwerte des Cluttersignals ersetzt werden. Damit wird (6.5) zu

$$\langle b|_{\text{neu}}^{\text{LMS}} = \langle b|_{\text{alt}} + 2\mu e_i^{i-1} \langle s|. \quad (6.6)$$

Durch diese Adaptionvorschrift wird das LPE-Filter im Prinzip zu einem rückgekoppelten Filter, da das Ausgangssignal e_i über die Schätzung der Filterkoeffizienten zum Filtereingang zurückfließt. Um die Filterstabilität zu gewährleisten, muß der Rückkopplungsparameter μ kleiner sein als der Kehrwert des größten Eigenwerts λ_{\max} von $EW(|s\rangle^{i-1} \langle s|)$. Das Verfahren führt, beginnend bei einem beliebigen Startwert $\langle b|_0$, allmählich zu einer Koeffizientenschätzung $\langle b| \approx \langle b_{\min}|$, und schwankt dann, da die Schätzung des Gradienten eine stochastische ist, um den wahren Wert $\langle b_{\min}|$. Um eine schnelle Konvergenz der Koeffizientenschätzung zu erzielen, wäre dagegen eine große Schrittweite μ anzustreben. Die Anzahl der Schritte bis zur Konvergenz beträgt ca. $1/2\mu\lambda_{\min}$. Das Verhältnis zwischen größtem und kleinstem Eigenwert von $EW(|s\rangle^{i-1} \langle s|)$ bestimmt also das Konvergenzverhalten des LMS-Algorithmus.

Ein LMS-Algorithmus kann prinzipiell zur adaptiven Bestimmung der Filterkoeffizienten des NRN-Clutterfilters verwendet werden. Variieren im Laufe der Zeit die statistischen Eigenschaften des Cluttersignals – und damit die idealen Werte $\langle b_{\min}|$ eines Weißmacherfilters – so folgen die mittels LMS-Verfahren adaptierten Filterkoeffizienten diesen Veränderungen.

Die Schätzung des Gradienten liefert, auch nachdem die Schätzung von $\langle b|$ in die Nähe des Minimums von J konvergiert ist, wegen ihrer statistischen Natur stets nicht-verschwindende Werte. $\langle b|$ „zappelt“ also nach erfolgter Konvergenz in der Nähe des

wahren Wertes $\langle b_{\min} \rangle$ herum, statt ihn stabil anzunehmen. Dies ist der Preis der Möglichkeit der Adaption. Die geschätzten Filterkoeffizienten weichen von den wahren ab, und die Leistung am Filterausgang ist höher als die exakt minimierte Leistung. Man spricht von „misadjustment“, siehe [Wid85], S. 110f. Das Ausmaß der Abweichung ist direkt proportional zur LMS-Schrittweite μ .

In Abbildung 6.1 sind die mittels LMS geschätzten Filterkoeffizienten b_1 und b_2 eines LPE-Filters dargestellt. Der Prozeß, für den die Schätzung erfolgte, war ein simulierter AR(2)-Prozeß, dessen Koeffizienten jeweils zum Vergleich mit eingezeichnet sind. Aufgrund der Kenntnis der wahren AR-Koeffizienten wurden die Eigenwerte der Kovarianzmatrix berechnet, und verschiedene Werte für die LMS-Schrittweite μ als Bruchteile des maximalen Eigenwerts λ_{\max} verwendet. Je kleiner μ wird, umso langsamer wird die Konvergenz der mittels des LMS-Verfahrens gewonnenen Filterkoeffizienten. Andererseits wird die Übereinstimmung der geschätzten Koeffizienten mit den vorgegebenen Koeffizienten des AR-Modells besser, und das Verhältnis $|e^{\text{LMS}}|^2 / |e^{\text{theo}}|^2$ aus der Fehlerleistung des LMS-Filters nach erfolgter Adaption mit der eines mit den theoretischen Koeffizienten betriebenen LPE-Filters nähert sich eins an.

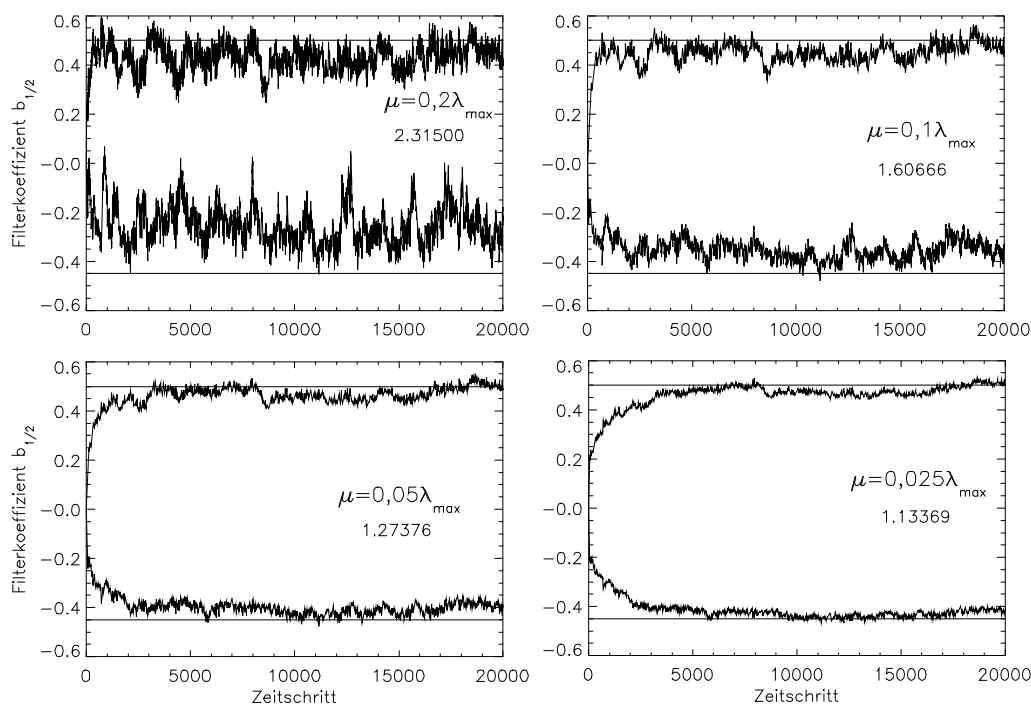


ABBILDUNG 6.1: Verlauf der mit einem LMS-Verfahren geschätzten LPE-Filterkoeffizienten b_1 und b_2 für einen AR(2)-Prozeß, zum Vergleich die wahren Koeffizienten des AR-Prozesses für vier verschiedene Werte für μ . Ebenfalls mit angegeben ist jeweils der Zahlenwert $|e^{\text{LMS}}|^2 / |e^{\text{theo}}|^2$, gemittelt über die Zeitschritte 15000 bis 20000.

Der Nachteil des LMS-Algorithmus ist die Trägheit. Zu einem μ muß die Schrittweite μ so eingestellt werden, daß es nicht zu Instabilitäten kommt, selbst wenn die unbekannte Kovarianzmatrix sehr große Eigenwerte besitzt. Zum anderen müssen die Filterkoeffizienten so bestimmt werden, daß sie tatsächlich zu einer Minimierung der Fehlerleistung führen und das „misadjustment“ klein bleibt. Der Wert für μ muß daher

sehr klein gewählt werden. Damit wird die Konvergenzzeit hoch, und die Adaptivität des Verfahrens geht zurück.

6.2.3 „Recursive least squares“ (RLS)-Algorithmus

Bei der Methode kleinster Fehlerquadrate, englisch „least squares“ (LS), versucht man, eine Funktion $y = f_{\{\beta_j\}}(x)$, die durch einen Satz von Parametern $\{\beta_j\}$ beschrieben wird, möglichst genau an einen Satz von l vorgegebenen Punkten $y_{\text{Messung}}(x_i)$ anzupassen. Die Anpassung erfolgt, indem die Summe der betragsquadratischen Abweichungen

$$\sum_{i=1}^l |f_{\{\beta_j\}}(x_i) - y_{\text{Messung}}(x_i)|^2 \quad (6.7)$$

minimiert wird. Diese Methode kann auf die Adaption von Filterkoeffizienten angewendet werden [Hay96]. Eine Möglichkeit, diese Methode bei der Anpassung der Filterkoeffizienten an ein beobachtetes Signal einzusetzen, besteht darin, die Signalzeitreihe in Intervalle einzuteilen. Innerhalb eines solchen Zeitabschnitts $[i_0 T_{\text{PRF}}, (i_0 + l) T_{\text{PRF}}]$ werden l Signalwerte gemessen. Die Filterkoeffizienten eines LPE-Filters können so bestimmt werden, daß die Fehlerleistung

$$\varepsilon_{(i_0 \dots i_0+l)} = \sum_{i=i_0}^{i_0+l} |e_i|^2 \quad (6.8)$$

des Ausgangssignals innerhalb dieses Zeitabschnitts $[i_0 T, (i_0 + l) T]$ minimiert wird. Dieses Vorgehen entspricht vollkommen der Minimierung von (6.7) bei der Berechnung des „least square fits“ einer Funktion an gemessene Werte. Anstatt, wie beim LMS-Verfahren, durch die Verwendung einer verrauschten Schätzung des Gradienten zu versuchen, mit der Zeit auf der Fläche des Erwartungswertes der Fehlerleistung $J = EW(|e_i|^2)$ zum Minimum abzustiegen, wird also bei einem „least squares“-Verfahren die Minimierung einer Größe, deren Erwartungswert die Fehlerleistung ist, exakt durchgeführt. Methoden, mit denen das blockweise LS-Verfahren numerisch effektiv umgesetzt werden kann, werden im nächsten Teilkapitel vorgestellt.

Hier jedoch wird ein rekursives „least squares“-Verfahren beschrieben. Anstatt die Zeitreihe in Intervalle zu zerteilen und innerhalb eines jeden Blocks von l Abtastwerten die LS-Lösung für die Filterkoeffizienten zu bestimmen, wird quasi-kontinuierlich mit jedem zusätzlichen Abtastwert die bereits vorhandene Schätzung der Filterkoeffizienten modifiziert. Waren zunächst zum Zeitschritt n die Abtastwerte e_i für $i \in [1, n]$, sowie die LS-Lösung für die Filterkoeffizienten $\langle b_n \rangle$ basierend auf der Minimierung von

$$\varepsilon_n = \sum_{i=1}^n |e_i|^2 \quad (6.9)$$

bekannt, so müssen durch das Hinzukommen eines weiteren Abtastwertes die Filterkoeffizienten $\langle b_n \rangle$ so verändert werden, daß

$$\varepsilon_{n+1} = \sum_{i=1}^{n+1} |e_i|^2 \quad (6.10)$$

minimiert wird. Ein effektives Berechnungsverfahren für diese Modifikation $\langle b_n | \rightarrow \langle b_{n+1} |$ existiert auf Basis des Matrixinversionslemmas, siehe Anhang B.1. Die Anwendung des Matrixinversionslemmas auf die Berechnung von Filterkoeffizienten wird weiter unten erläutert. Der Datensatz, auf dessen Basis die Filterkoeffizienten zu bestimmen sind, vergrößert sich mit jedem neuen Abtastwert. Dies bedeutet, daß am Anfang das Gewicht eines einzelnen Abtastwertes hoch ist, und im Laufe der Zeit, wenn immer mehr Abtastwerte zur Schätzung beitragen, immer kleiner wird. Dies ist sinnvoll, wenn die wahren Werte der Filterkoeffizienten konstant sind. Die Schätzwerte werden dann mit zunehmender Meßzeit immer zuverlässiger, und ein einzelner Ausreißer in der Zeitreihe verfälscht die Schätzung immer weniger. In der Realität jedoch variieren die wahren Werte der Filterkoeffizienten, weshalb ja die Adaptivität der geschätzten Filterkoeffizienten angestrebt wird. Durch die Minimierung einer gewichteten Fehlerleistung

$$\varepsilon_n = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} |e_i|^2 = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} \left(s_i s_i^* + \langle b_n | s \rangle^{i-1} {}^{i-1} \langle s | b_n \rangle - s_i {}^{i-1} \langle s | b_n \rangle - \langle b_n | s_i \rangle^{i-1} s_i^* \right) \quad (6.11)$$

anstelle von (6.9) zur Koeffizientenschätzung kann dem Rechnung getragen werden. Zeitlich weiter zurückliegende Abtastwerte werden bei der Bestimmung der Filterkoeffizienten durch die exponentielle Dämpfung zunehmend unterdrückt. Ein kleineres λ bedeutet ein kürzeres Gedächtnis der Adaption. Mit $\lambda = 1$ ist der Fall des Nicht-Vergessens auch alter Abtastwerte mit in den folgenden Betrachtungen enthalten.

(6.11) führt auf die Bestimmungsgleichung für die Filterkoeffizienten $|b_n\rangle$

$$\begin{aligned} 0 &= \langle b_n | \left(\sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} |s\rangle^{i-1} {}^{i-1} \langle s| \right) - \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} s_i {}^{i-1} \langle s| \\ &=: \langle b_n | \underline{\Phi}_n - \langle z_n |, \end{aligned} \quad (6.12)$$

wobei $\underline{\Phi}_n$ und $\langle z_n |$ jeweils abkürzende Schreibweisen für die Summen über die gewichteten $|s\rangle^{i-1} {}^{i-1} \langle s|$ bzw. $s_i {}^{i-1} \langle s|$ sind. (6.12) ist der Wiener-Hopf-Gleichung (4.59) verwandt. Die dort auftauchenden Werte der Kovarianzfolge sind hier einfach durch die entsprechenden Mittelwerte über die mit der Exponentialfolge gewichteten Signalwerte ersetzt.

Für eine nicht-singuläre Matrix $\underline{\Phi}_n$ kann (6.12) durch Matrixinversion gelöst werden. Damit ergeben sich die Filterkoeffizienten zu

$$\langle b_n | = \langle z_n | \underline{\Phi}_n^{-1}. \quad (6.13)$$

Zum nächsten Zeitschritt $n+1$ hat sich durch Hinzunahme eines weiteren Abtastwertes und durch den Gewichtungsfaktor λ^{n+1-i} statt λ^{n-i} in der Summe (6.12) verändert. Die dann in (6.12) auftretenden Größen $\underline{\Phi}_{n+1}$ und $\langle z_{n+1} |$ können aus ihrem vormaligen Wert zum Zeitschritt n und einem Korrekturterm berechnet werden:

$$\underline{\Phi}_{n+1} = \lambda \underline{\Phi}_n + |s\rangle^n {}^n \langle s|. \quad (6.14)$$

$$\langle z_{n+1} | = \lambda \langle z_n | + s_{n+1} {}^n \langle s|. \quad (6.15)$$

Müßte zu jedem Zeitschritt die Matrixinversion (6.13) durchgeführt werden, würde ein solches RLS-Verfahren zur Filterkoeffizientenbestimmung sehr aufwendig werden. Dank des Matrixinversionslemmas, siehe Anhang C.1, ist es jedoch möglich, aus der

alten invertierten Matrix $\underline{\Phi}_n^{-1}$ die neue $\underline{\Phi}_{n+1}^{-1}$ unter Zuhilfenahme von (6.14) und (6.15) durch eine Korrektur anstatt durch eine erneute Matrixinversion zu berechnen. Es gilt

$$\underline{\Phi}_{n+1}^{-1} = \lambda^{-1} \underline{\Phi}_n^{-1} - \lambda^{-2} \frac{\underline{\Phi}_n^{-1} |s\rangle^n \langle s| \underline{\Phi}_n^{-1}}{1 + \langle s| \lambda^{-1} \underline{\Phi}_n^{-1} |s\rangle^n}. \quad (6.16)$$

Mit

$$\langle k_{n+1}| = \langle s| \underline{\Phi}_{n+1}^{-1} = \frac{\lambda^{-1} \langle s| \underline{\Phi}_n^{-1}}{1 + \langle s| \underline{\Phi}_n^{-1} |s\rangle^n} \quad (6.17)$$

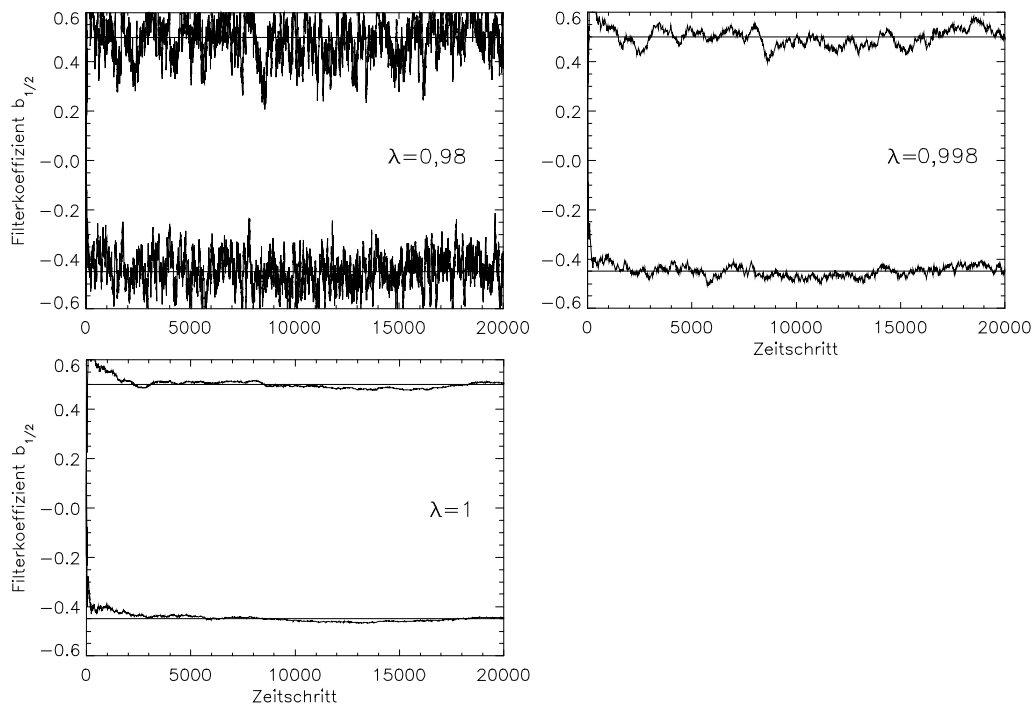
gilt die sog. Riccati-Gleichung

$$\underline{\Phi}_{n+1}^{-1} = \lambda^{-1} \underline{\Phi}_n^{-1} - \lambda^{-1} |s\rangle^n \langle k_{n+1}| \underline{\Phi}_n^{-1}, \quad (6.18)$$

mit der ohne erneute Inversion aus $\underline{\Phi}_n^{-1}$ und den aktuellsten Signalwerten $\underline{\Phi}_{n+1}^{-1}$ bestimmt werden kann. Der aktualisierte Filterkoeffizientenvektor ergibt sich damit zu

$$\langle b_{n+1}| = \langle b_n| + \left(s_{n+1}^* - \langle s| b_n \rangle \right) \langle k_{n+1}| \quad (6.19)$$

Da der beschriebene Algorithmus stets bereits die Existenz einer alten Schätzung voraussetzt, müssen ganz zu Beginn der rekursiven Berechnung der Koeffizientenvektor $\langle b_0|$ sowie die Matrix $\underline{\Phi}_0^{-1}$ mit Startwerten belegt werden. I. a. wählt man $\langle b_0| = \langle 0|$ und $\underline{\Phi}_0^{-1} = \delta \underline{\mathbb{1}}$. Der Einfluß des Startwerts $\underline{\Phi}_0^{-1}$ klingt exponentiell mit λ^n ab. In Abbildung (6.2) sind – analog zu Abbildung (6.1) für das LMS-Verfahren – RLS-Schätzungen von Filterkoeffizienten für ein LPE-Filter zu einem AR(2)-Prozeß dargestellt. Der Vorteil des RLS-Algorithmus gegenüber dem LMS-Algorithmus besteht darin, daß der Parameter λ , mit dem quasi das Gedächtnis des RLS-Verfahrens und damit seine Adaptivität kontrolliert werden kann, unabhängig von den Signaleigenschaften gewählt werden kann. Daher kann auch eine hohe Adaptivität, d. h. eine schnelle Konvergenz eingestellt werden, ohne daß Instabilitäten auftreten. Für $\lambda = 1$ wird das Verhalten der geschätzten Filterkoeffizienten mit der Zeit immer träger, da ein zusätzlicher Signalabtastwert die Schätzung basierend auf der immer umfangreicheren Vergangenheit immer weniger beeinflußt. Der Einfluß von $\lambda < 1$ besteht dagegen – nach einer anfänglichen Einschwingphase, deren Dauer von λ abhängt – in einer mehr oder weniger ausgeprägten Glättung der Schätzung.



ABILDUNG 6.2: Verlauf der mit einem RLS-Verfahren geschätzten LPE-Filterkoeffizienten b_1 und b_2 für einen AR(2)-Prozeß, zum Vergleich die wahren Koeffizienten des AR-Prozesses. Für λ wurden drei verschiedene Werte verwendet.

Ein RLS-Schätzverfahren kann auch für den Signalgleichanteil dc angegeben werden. Dieser wird aus dem ursprünglichen Cluttersignal $c_i = s_i + dc$ durch Minimierung von

$$\varepsilon_n^{\text{dc}} = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} |c_i - dc|^2 \stackrel{!}{=} \min. \quad (6.20)$$

gewonnen. Diese Minimierung wird durch

$$dc_n = \frac{1}{\sum_{i=1}^n \lambda^{n-i}} \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} c_i = \frac{1 - \lambda}{1 - \lambda^n} \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} c_i \quad (6.21)$$

geleistet, wobei die letzte Umformung nur für $\lambda < 1$ gültig ist. Der Vorfaktor startet für $n = 1$ bei 1 und konvergiert für große n gegen $1/\lambda$. Dies gibt das Gewicht eines einzelnen hinzukommenden Signalwerts wieder, mit dem er zur Schätzung beiträgt. Praktisch kann (6.21), ähnlich wie die rekursive Berechnung der Filterkoeffizienten, durch eine Korrektur umgesetzt werden, mit der sich dc_{n+1} aus dc_n und dem Signalwert c_{n+1} ergibt:

$$dc_{n+1} = \frac{1 - \lambda}{1 - \lambda^{n+1}} \left(\frac{1 - \lambda^n}{1 - \lambda} dc_n \lambda + c_n \right). \quad (6.22)$$

6.2.4 Direkte blockweise Berechnung der Filterkoeffizienten – der LSL-Algorithmus

Wie bereits erwähnt, werden bei einer blockweisen „least squares“ Schätzung die Filterkoeffizienten so bestimmt, daß die Fehlerenergie $\varepsilon_{(i_0 \dots i_0+t)}$ des LPE-gefilterten

Signals, das für den Zeitabschnitt $[i_0 T_{\text{PRF}}, (i_0 + l) T_{\text{PRF}}]$ vorliegt, minimiert wird. Dies unterscheidet sich insofern von der Bestimmung der Filterkoeffizienten nach der Wiener-Hopf-Gleichung (4.59), als diese aus der Forderung nach Minimierung des Erwartungswertes der Fehlerleistung $EW(|e_i|^2)$ abgeleitet wurde. Da aber die Erwartungswerte $EW(s_i s_{i+\nu}^*)$, d. h. die Kovarianzwerte des Signals, die in der Wiener-Hopf-Gleichung auftauchen, nicht a-priori bekannt sind, läßt sich auch die Lösung der Wiener-Hopf-Gleichung nicht bestimmen. Mit der Minimierung der geschätzten Fehlerenergie $\varepsilon_{(i_0 \dots i_0+l)}$ erhält man jedoch eine Schätzung der Lösung der Wiener-Hopf-Gleichung basierend auf den Signalabtastwerten aus dem Zeitabschnitt $[i_0 T_{\text{PRF}}, (i_0 + l) T_{\text{PRF}}]$.

Da das Filtereingangssignal s_i nur innerhalb des Zeitabschnitts $[i_0 T_{\text{PRF}}, (i_0 + l) T_{\text{PRF}}]$ vorliegt, befindet sich das Signal e_i am Filterausgang des FIR-LPE-Filters M -ter Ordnung für $i \in \{i_0, \dots, i_0 + M\}$ in einer „Einschwingphase“, und für $i \in \{i_0 + l, \dots, i_0 + l + M\}$ in einer „Ausschwingphase“ [Kam98], Kapitel 9.

Beim Yule-Walker-Ansatz wird zur Minimierung für die Fehlerenergie der Ausdruck

$$\varepsilon_{(i_0 \dots i_0+l)} = \sum_{i=i_0}^{i_0+l+M} |e_i|^2 \quad (6.23)$$

herangezogen. Dies entspricht der Verwendung einer nicht-erwartungstreuen Schätzung der Kovarianzwerte in der Wiener-Hopf-Gleichung. Diese entsteht, wenn das Signal außerhalb des Intervalls, in dem es bekannt ist, durch Nullen fortgesetzt wird. Die auf dieser Basis gewonnenen Filterkoeffizientenschätzungen sind, insbesondere wenn l/M nicht sehr groß ist, verfälscht.

Dagegen werden bei der Kovarianzmethode Werte des Fehlersignals, die innerhalb von Ein- oder Ausschwingphase des LPE-Filters auftreten, für die Bestimmung der zu minimierenden Fehlersignalenergie

$$\varepsilon_{(i_0 \dots i_0+l)} = \sum_{i=i_0+M}^{i_0+l} |e_i|^2 \quad (6.24)$$

ignoriert. Dies entspricht der Verwendung von erwartungstreu geschätzten Werten der Kovarianzfolge in der Wiener-Hopf-Gleichung. Jedoch führt diese Methode u. U. auf Filterkoeffizienten, die die Fehlersignalleistung minimieren, aber ein nicht-minimalphasiges Filter realisieren, das einem nicht-physikalischen, instabilen AR-Modellfilter entspricht.

In dieser Arbeit wurde ein dritter Ansatz verwendet. Dieser geht auf Burg [Bur67], dargestellt auch in [Kam98] Kap. 9 zurück. Die Methode basiert auf einer Filterstruktur, die sich von der konventionellen direkten Struktur eines FIR-LPE-Filters unterscheidet, die aber dasselbe Übertragungsverhalten besitzt. Die Filterkoeffizienten in dieser „lattice“-Struktur sind die sog. Reflexionskoeffizienten, die bei der Levinson-Durbin-Rekursion, siehe Anhang C.2 zur Lösung der Wiener-Hopf-Gleichung auftreten. Mit der Methode nach Burg werden die Reflexionskoeffizienten γ_k , $k = 1, \dots, M$ direkt geschätzt.

Sollen mit der Levinson-Durbin-Rekursion die LPE-Filterkoeffizienten für ein Filter in der konventionellen, direkten Filterstruktur M -ter Ordnung bestimmt werden, so fallen quasi als Nebenprodukt auch die Filterkoeffizienten und die Fehlersignale niedrigerer Ordnung $k < M$ ab. Diese Filterordnung wird durch einen hochgestellten, ein-

geklammerten Index an den Koeffizienten der direkten Filterstruktur angezeigt. Der Vorhersagefehler eines LPE-Filters $(k + 1)$ -ter Ordnung,

$$e_i^{(k+1)} = s_i - \sum_{j=1}^{k+1} b_j^{(k+1)} s_{i-j}, \quad (6.25)$$

kann mit der Rekursionsformel (C.18) für die Filterkoeffizienten ($\langle b^{(k)} \mid \longrightarrow \langle b^{(k+1)} \mid$) durch die Filterkoeffizienten $\langle b^{(k)} \mid$ und den Reflexionsfaktor γ_{k+1} gemäß (C.17) ausgedrückt werden. Mit der zunächst nur als Vereinfachung der Schreibweise erscheinenden Abkürzung

$$e_i^{b^{(k)}} = s_{i-k} - \sum_{j=1}^k b_j^{(k)*} s_{i-k+j} \quad (6.26)$$

erhält man

$$e_i^{(k+1)} = e_i^{(k)} - \gamma_{k+1} e_{i-1}^{b^{(k)}}. \quad (6.27)$$

Analog ergibt sich auch

$$e_i^{b^{(k+1)}} = e_{i-1}^{b^{(k)}} - \gamma_{k+1}^* e_i^{(k)}. \quad (6.28)$$

(6.26) besitzt eine verwandte Struktur wie (6.25), die Gleichung für den Vorhersagefehler e_i . Der Unterschied ist der, daß in (6.26) die Differenz zwischen dem um k Zeitschritte zurückliegenden Signalwert s_{i-k} und einer Linearkombination aus den Signalwerten s_{i-j} , $j = 0, \dots, k$ gebildet wird. Diese Linearkombination kann man als eine „Vorhersage“ des Signalwerts s_{i-k} auf Basis der k neueren Signalwerte interpretieren. Daher nennt man $e_i^{b^{(k)}}$ den Rückwärtsvorhersagefehler k -ter Ordnung. Den gewöhnlichen Vorhersagefehler nach (6.26) bzw. (6.27) kann man zur besseren Unterscheidung mit Vorwärtsvorhersagefehler bezeichnen und mit einem hochgestellten Index ^f für „forward“ im Gegensatz zu „backward“ versehen.

Die beiden Vorhersagefehlersignale $e_i^{b^{(k+1)}}$ und $e_i^{f^{(k+1)}}$ der Ordnung $k + 1$ gehen gemäß den Gleichungen (6.27) und (6.28) aus den Vorhersagefehlersignalen der niedrigeren Ordnung k und dem Reflexionskoeffizient γ_{k+1} hervor. Für die Ordnung $k = 0$ stimmen beide Fehlersignale $e_i^{f/b}$ mit dem Signal s_i überein. Somit ist es möglich, ein Filter aufzubauen, das das (Vorwärts-)Vorhersagefehlersignal M -ter Ordnung liefert, indem intern rekursiv unter Zuhilfenahme der Reflexionskoeffizienten aus beiden Vorhersagefehlersignalen einer Ordnung diejenigen nächsthöherer Ordnung gebildet werden. Mit dem ursprünglichen Signal als Ausgangspunkt entstehen so die Vorhersagefehlersignale aller Ordnungen $k \leq M$. Die Filterstruktur, die diese Vorgehensweise realisiert, ist in Abbildung 6.3 dargestellt. Man nennt sie „lattice“-Struktur.

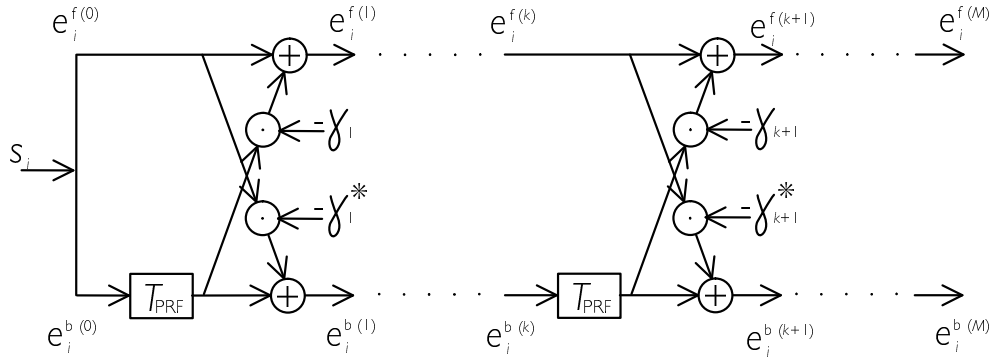


ABBILDUNG 6.3: Aufbau eines „lattice“-Filters, bei dem Vorwärts- und Rückwärtsvorhersagefehlersignale unter Zuhilfenahme der Reflexionskoeffizienten γ_i rekursiv auseinander berechnet werden.

Der Burg-Algorithmus zur Bestimmung der Reflexionskoeffizienten, die in der „lattice“-Struktur als Filterkoeffizienten dienen, basiert darauf, daß die Leistung des Rückwärtsvorhersagefehlers

$$EW \left(e_i^{b(k)} e_i^{b(k)*} \right) = EW \left(\left(s_{i-k} - \sum_{j=1}^k b_j^{(k)*} s_{i-k+j} \right) \left(s_{i-k}^* - \sum_{j=1}^k b_j^{(k)} s_{i-k+j}^* \right) \right) \quad (6.29)$$

mit der des Vorwärtsvorhersagefehlers

$$EW \left(e_i^{f(k)} e_i^{f(k)*} \right) = EW \left(\left(s_i - \sum_{j=1}^k b_j^{(k)} s_{i-j} \right) \left(s_i^* - \sum_{j=1}^k b_j^{(k)*} s_{i-j}^* \right) \right) \quad (6.30)$$

übereinstimmt. Dies läßt sich durch Ausmultiplizieren leicht zeigen, einzige Voraussetzung ist die Unabhängigkeit der Erwartungswerte $EW(s_{i-i_1} s_{(i-i_1)-j}^*)$ von i_1 . Dies bedeutet, daß der Prozeß stationär sein muß. Wegen der Identität von Vorwärts- und Rückwärtsvorhersagefehlerleistung ist die Minimierung von

$$\sigma_r^2 + \sigma_f^2 = EW \left(e_i^{b(k)} e_i^{b(k)*} \right) + EW \left(e_i^{f(k)} e_i^{f(k)*} \right) \quad (6.31)$$

äquivalent zur Minimierung des Erwartungswertes nur der Vorwärtsvorhersagefehlerleistung und muß ebenfalls auf die Wiener-Hopf-Gleichung führen.

Bei der Burg-Methode wird nun einfach die Schätzung von (6.31) aufgrund des bekannten endlichen Ausschnitts der Signalzeitreihe durchgeführt, wobei die Ein- und Ausschwingphasen des Filters von der Schätzung ausgeschlossen werden. Durch den rekursiven Aufbau des „lattice“-Filters gelingt es so, mit den bereits geschätzten Reflexionskoeffizienten γ_ν , $\nu = 1, \dots, k$, bzw. den mittels des Lattice-Filters der Ordnung k berechneten Vorhersagefehlersignalen, denjenigen Wert für γ_{k+1} zu finden, der den Ausdruck

$$\begin{aligned} \varepsilon_{(i_0 \dots i_0+l)}^{(k+1)} &= \sum_{i=i_0+k+1}^{i_0+l} \left(\left| e_i^{b(k+1)} \right|^2 + \left| e_i^{f(k+1)} \right|^2 \right) \\ &= \sum_{i=i_0+k+1}^{i_0+l} \left(\left| e_{i-1}^{b(k)} - \gamma_{k+1}^* e_{i-1}^{f(k)} \right|^2 + \left| e_i^{f(k)} - \gamma_{k+1} e_{i-1}^{b(k)} \right|^2 \right) \end{aligned} \quad (6.32)$$

minimiert. Diese Optimierung erfolgt durch Nullsetzen der partiellen Ableitung von (6.32) nach γ_{k+1} . Mit

$$\frac{\partial}{\partial \gamma} \gamma = 1 \quad \text{und} \quad \frac{\partial}{\partial \gamma} \gamma^* = 0, \quad (6.33)$$

der Wirtinger-Ableitung [Fis92], S. 20f, führt dies auf

$$\gamma_{k+1} = 2 \frac{\sum_{i=k+1}^l \left(e_i^f(k) e_{i-1}^{b(k)*} \right)}{\sum_{i=k+1}^l \left(\left| e_i^f(k) \right|^2 + \left| e_{i-1}^{b(k)} \right|^2 \right)}. \quad (6.34)$$

Ein solches Verfahren, mit dem die Filterkoeffizienten des LPE-Filters in „lattice“-Filterstruktur durch Minimierung von $\varepsilon_{(i_0 \dots i_0+l)}$ innerhalb eines Blocks von Signalwerten bestimmt werden, nennt man ein „least squares lattice“ (LSL)-Verfahren.

Eine LS-Schätzung des Signalgleichanteils basierend auf den Signalwerten des Zeitabschnitts $i_0 T_{\text{PFR}}, (i_0 + l) T_{\text{PFR}}$ ist ebenfalls möglich. Die Minimierung von

$$\varepsilon_{i_0 \dots i_0+l}^{\text{dc}} = \sum_{i=i_0}^{i_0+l} |c_i - dc|^2 \stackrel{!}{=} \min. \quad (6.35)$$

für die LS-Schätzung des Signalgleichanteils führt auf die Bildung des Mittelwertes:

$$dc_{i_0 \dots i_0+l} = \frac{1}{l+1} \sum_{i=i_0}^{i_0+l} c_i. \quad (6.36)$$

6.2.5 „Recursive least squares lattice“ (RLSL)-Verfahren

Ein LSL-Verfahren läßt sich auch rekursiv formulieren. In [Gib83] wird so vorgegangen. Analog zur exponentiell abnehmenden Gewichtung weiter zurückliegender Vorhersagefehlersignalwerte in (6.11) kann bei der Schätzung der Summe von Vorwärts- und Rückwärtsvorhersagefehlerleistung in (6.32) eine mit der Zeit exponentiell abnehmende Gewichtung eingeführt werden.

$$\varepsilon_n^{(k+1)} = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} \left(\left| e_i^{b(k+1)} \right|^2 + \left| e_i^{f(k+1)} \right|^2 \right) \quad (6.37)$$

Die Minimierung dieses Ausdrucks führt analog zur Ableitung von (6.34) aus (6.32) unter Verwendung der Wirtinger-Ableitungen auf die Schätzung

$$\gamma_{k+1} = 2 \frac{\sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} \left(e_i^f(k) e_{i-1}^{b(k)*} \right)}{\sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} \left(\left| e_i^f(k) \right|^2 + \left| e_{i-1}^{b(k)} \right|^2 \right)} \quad (6.38)$$

für den Reflexionskoeffizienten γ_{k+1} . Durch die Rekursionsformeln

$$\text{Zähler}_{n+1}^{(k+1)} = \text{Zähler}_n^{(k+1)} \lambda + 2 \left(e_{n+1}^f(k) e_n^{b(k)*} \right) \quad (6.39)$$

und

$$\text{Nenner}_{n+1}^{(k+1)} = \text{Nenner}_n^{(k+1)} \lambda + \left(\left| e_{n+1}^f{}^{(k)} \right|^2 + \left| e_n^b{}^{(k)} \right|^2 \right) \quad (6.40)$$

können die Reflexionskoeffizienten – neben der Rekursion über die Filterordnungen k , die durch die Levinson-Durbin-Rekursion gegeben ist – zeitrekursiv mit jedem Zeitschritt aktualisiert werden.

6.2.6 Gedächtnis eines LS-Verfahrens

Sowohl RLS als auch das blockweise LS-Verfahren schätzen jeweils die Filterkoeffizienten eines LPE-Filters so, daß eine Größe ε minimiert wird, die die Leistung des Vorhersagefehlersignals beschreibt. Die Leistung ε wird geschätzt, indem die Betragsquadrate von Fehlersignalen zu verschiedenen Zeitpunkten aufsummiert werden. Der prinzipielle Unterschied besteht nun darin, daß die Gewichtungen, die den einzelnen Zeitpunkten bei der Schätzung zugeordnet werden, verschieden sind. Beim blockweisen LS-Verfahren sind die Gewichte für Zeitpunkte in der jüngeren Vergangenheit eins, und für weiter zurückliegende Zeitpunkte Null. Beim RLS-Verfahren dagegen besitzt der Wert des jeweils aktuellsten Zeitpunkts das Gewicht eins, um dann mit fortschreitender Zeit exponentiell abzunehmen. Diese Gewichtungen legen eine „Gedächtnisfunktion“ des jeweiligen Algorithmus fest, die den Einfluß eines Signalabtwertes zu einem vergangenen Zeitpunkt auf die aktuelle Schätzung beschreibt. In Abbildung 6.4, rechts oben, ist der Verlauf dieser Gedächtnisfunktion für die beiden Verfahren dargestellt. Die Adaptivität der Algorithmen ist darin begründet, daß jeweils den aktuellsten Signalwerten, die die momentanen Signaleigenschaften am besten beschreiben, bei der Filterkoeffizientenschätzung ein höheres Gewicht beigemessen wird als den länger zurückliegenden.

6.2.7 Das Problem des „signal whitening“

Die Weißmacherfilterung stellt der nachgeordneten Radarsignalverarbeitung das im Sinne der Detektionstheorie optimal vorprozessierte Signal zur Verfügung. Da die Eigenschaften des Cluttersignals, für das das Weißmacherfilter realisiert werden soll, nicht a-priori bekannt sind, werden die Filterkoeffizienten eines Weißmacherfilters aus dem vorliegenden Signal selber geschätzt. Solange das vorliegende Signal tatsächlich Cluttersignal ist, ist dagegen nichts einzuwenden. Die Schätzung der Filterkoeffizienten liefert diejenigen Werte, die den statistischen Eigenschaften, d. h. der Kovarianzmatrix bzw. dem Spektrum des Cluttersignals entsprechen. Die Filterung wird dann mit einem LPE-Filter durchgeführt, das tatsächlich das Weißmacherfilter des zu eliminierenden Cluttersignals darstellt. Verändern sich die Cluttersignaleigenschaften durch Umwelteinflüsse wie aufkommenden Regen oder sich verändernde Windstärke, so werden durch die adaptiven Algorithmen auch die Schätzungen der LPE-Filterkoeffizienten diesen Veränderungen „nachgestellt“. Verändern sich die Signaleigenschaften jedoch deshalb, weil sich dem Cluttersignal plötzlich eine Nutzsinalkomponente überlagert, so wird ein adaptiver Algorithmus darauf genauso reagieren. Die Filterkoeffizienten passen sich den neuen Gesamtsignaleigenschaften an, und die Filterkoeffizienten des LPE-Filters stellen sich so ein, daß die Leistung des gefilterten Gesamtsignals minimiert wird. Das FIR-LPE-Filter stellt i. a. kein perfektes Weißmacherfilter für die Überlagerung aus Clutter-

und Nutzsignal dar, da dieses Gesamtsignal nicht gut durch einen AR-Prozeß modelliert werden kann. Dennoch wird die Übertragungsfunktion des Filters so verändert, daß sie bei den Frequenzen, bei denen das Nutzsignal nennenswerte Beträge besitzt, das zu filternde Signal unterdrückt. Man spricht von „signal whitening“ [Mao89]. In Abbildung 6.4 ist dies illustriert. Mittels zweier adaptiver Verfahren, eines Block-LS- und eines RLS-Verfahrens, wurden für ein gemessenes Cluttersignal die Filterkoeffizienten eines FIR-LPE-Filters geschätzt. Die Schätzung der Filterkoeffizienten ist einer Spektralschätzung äquivalent, bei der die Parameter eines AR-Modells bestimmt werden. Das Betragsquadrat der LPE-Filterübertragungsfunktion ist einfach die reziproke Funktion des geschätzten AR-Spektrums. Die Schätzungen der Leistungsdichtespektren sind in der Abbildung in ihrer zeitlichen Entwicklung dargestellt. Für das Block-LS-Verfahren wurde eine Blocklänge von 120 Zeitschritten gewählt, für die RLS-Verfahren wurden drei verschiedene Werte für den Faktor λ verwendet. Das „Gedächtnis“ der unterschiedlichen Verfahren ist in der Abbildung rechts oben dargestellt. Im Computer wurde dem realen Cluttersignal nun ein Nutzsignal überlagert, wie es von einem punktförmigen Radarziel verursacht wird, das die Entfernungszelle mit konstanter Radialgeschwindigkeit durchschreitet. Die Leistung dieser beiden Signale ist in der Abbildung oben links dargestellt. Das Nutzsignal besitzt im Spektralbereich bei der seiner Geschwindigkeit entsprechenden Dopplerfrequenz $f_{\text{Objekt}=58 \text{ Hz}}$ hohe Amplituden. Zu den Zeiten, in denen das Nutzsignal vorhanden ist, ist daher das geschätzte Spektrum verfälscht, es besitzt bei ca. 58 Hz eine deutliche Spitze. Ein LPE-Filter, das diesem verfälschten Leistungsdichtespektrum entspricht, filtert gezielt auch das Nutzsignal aus dem Gesamtsignal heraus. Wird zur Spektralschätzung bzw. zur Filterkoeffizientenbestimmung ein RLS-Verfahren verwendet, das durch die Wahl des Parameters $\lambda \approx 1$ sehr träge ist, so verfälscht die zusätzliche Nutzsignalkomponente zum Zeitpunkt ihres Auftretens das geschätzte Spektrum weniger stark, als für den Fall eines kleineren λ . Deutlich sichtbar wird dieser Effekt auch in der Darstellung der geschätzten Leistungsdichte bei der Dopplerfrequenz $f_{\text{Objekt}=58 \text{ Hz}}$ des punktförmigen Radarziels, unten in der Abbildung. Das unterschiedliche Zeitverhalten liegt daran, daß die Vergangenheit im Fall eines großen λ weniger schnell vergessen wird, und bei der Schätzung daher die Signalabstastwerte von vor dem Auftauchen des Nutzsignals ein großes Gewicht im Vergleich zu denjenigen besitzen, die mit dem Nutzsignal „verunreinigt“ sind. Daher wird beispielsweise in [Gib80] empfohlen, die Adaptionkonstante so zu wählen, daß die Zeitkonstante der Filterkoeffizientenadaption höher wird als die typische Aufenthaltsdauer eines Radarziels in einer Entfernungszelle, aber noch so klein bleibt, daß die Adaption an Variationen in den Cluttersignaleigenschaften gut möglich bleibt. Jedoch wird die Störung durch die Nutzsignalkomponente im Falle $\lambda \approx 1$ nicht vollständig unterdrückt und wirkt auch länger nach als für ein kleineres λ . Das „signal whitening“ ist zwar weniger ausgeprägt, aber die LPE-Filterübertragungsfunktion wird über einen längeren Zeitraum verfälscht.

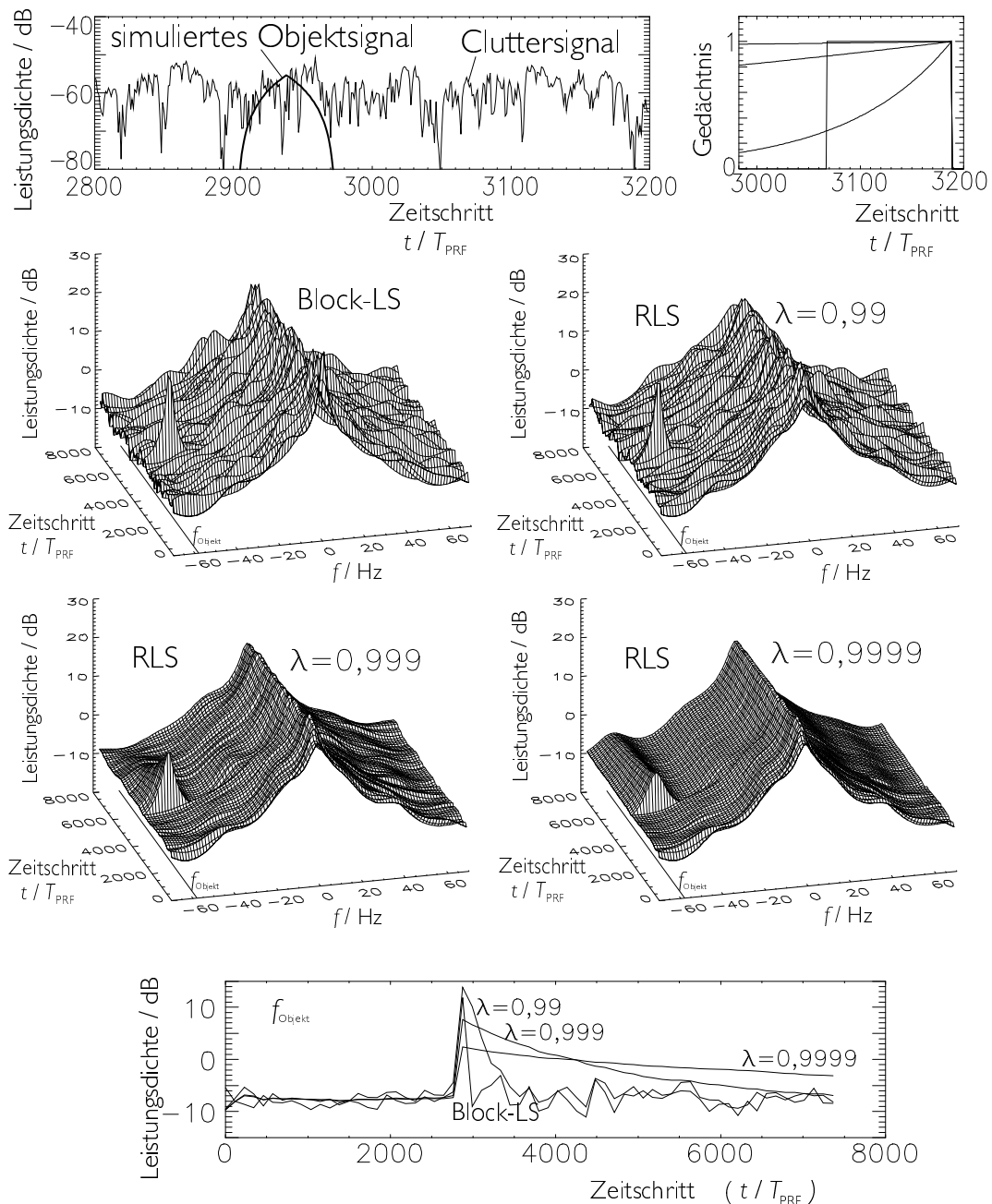


ABBILDUNG 6.4: Oben links: Leistung eines Cluttersignals sowie eines simulierten Nutzsignals (fette Linie). Oben rechts: Gewichte der vergangenen Signalabstastwerte für die Koeffizientenschätzung bei Block-LS-Algorithmus sowie bei RLS-Algorithmen ($\lambda = 0,99; 0,999; 0,9999$). Zweite und dritte Zeile: geschätzte spektrale Leistungsdichte (AR-Modell) für Überlagerung von Clutter- und Nutzsignal. Unten: Verlauf der geschätzten Leistungsdichte bei der Dopplerfrequenz f_{Objekt} des Punktobjekts für die verschiedenen Algorithmen.

Um das „signal whitening“ zu verhindern, wird oftmals die Schätzung der Filterparameter mit Signalabstastwerten aus benachbarten Entfernungszellen durchgeführt. Dies verursacht jedoch eine gewisse Fehlanpassung der geschätzten Filterkoeffizienten, da die Entfernungszellen, aus denen die Filterkoeffizienten geschätzt werden, andere sta-

tistische Eigenschaften besitzen können als die Entfernungszelle, für die sie verwendet werden. In [Arm95] wird die Verschlechterung des MTI-Improvement-Faktors eines Optimalfilters, der durch diesen Inhomogenitätseffekt entsteht, mit 1 dB bis 15 dB – für heterogene Cluttersignalamplituden, heterogene Cluttersignalspektren bzw. für „Clut-terkanten“ – beziffert. Diese Verschlechterung wiegt die Vorteile der Adaptivität auf, und die Bestimmung der Filterkoeffizienten aus der Nachbarschaft ist nur in homogenen Cluttergebieten sinnvoll.

Beim NRN ist die Anwendung eines solchen nachbarschaftsbasierten Verfahrens zur Filterkoeffizientenbestimmung aus einem weiteren Grund nicht möglich, selbst wenn sich alle Entfernungszellen zu größeren Gebieten mit homogenen Cluttersignaleigenschaften zuordnen lassen würden. Aufgrund der hohen Entfernungsauflösung von nur 2,1 m hält sich ein typisches ausgedehntes Radarziel gleichzeitig in mehreren benachbarten Entfernungszellen auf, und die aus den Nachbarzellen geschätzten Filterkoeffizienten sind auf ähnliche Weise verfälscht wie die aus der Entfernungszelle, für deren Filterung sie bestimmt werden sollen. Daher ist diese Methode ungeeignet, das „signal whitening“ zu verhindern.

6.3 Adaptionkontrolle

6.3.1 Trennung von Koeffizientenschätzung und Signalfilterung

LMS- sowie die LS-Verfahren liefern kontinuierlich oder quasi-kontinuierlich Schätzungen der LPE-Filterkoeffizienten, die i. a. direkt verwendet werden, um das Signal zu filtern. Das LPE-Filter ist damit durch die stetige Anpassung der Filterkoeffizienten an die Signaleigenschaften durch die Schätzalgorithmen adaptiv. Das „signal whitening“ nun rührt daher, daß im Falle von im Signal vorhandenen Nutzsignalkomponenten die geschätzten Filterkoeffizienten auch an diese Nutzsignale angepaßt sind, und daher bei der Filterung die Nutzsignalkomponenten mit unterdrückt werden.

Prinzipiell freilich sind die Schätzung der Filterkoeffizienten und die Filterung des Signals zwei verschiedene Dinge, die unabhängig voneinander durchgeführt werden können. Die Schätzung der Filterkoeffizienten liefert basierend auf der beobachteten Signalzeitreihe Koeffizienten $\langle b^{\text{est}} |$ bzw. $\{\gamma_i^{\text{est}}\}$ für das Filter in „lattice“-struktur. Diese Koeffizientenschätzungen sind durch evtl. vorhandene Nutzsignalkomponenten verfälscht. Wird die Signalfilterung genau mit diesen geschätzten Koeffizienten durchgeführt, so kommt es zum „signal whitening“. Der neue Ansatz, der in dieser Arbeit entwickelt wurde, besteht darin, die logische Trennung zwischen geschätzten Koeffizienten $\langle b^{\text{est}} |$ bzw. $\{\gamma_i^{\text{est}}\}$ und zur Filterung des Signals verwendeten Koeffizienten $\langle b^{\text{filt}} |$ bzw. $\{\gamma_i^{\text{filt}}\}$ zu nutzen, um die Adaptionseigenschaften der Signalfilterung zu beeinflussen und um günstigstenfalls das „signal whitening“ zu vermeiden. Dazu werden $\langle b^{\text{filt}} |$ bzw. $\{\gamma_i^{\text{filt}}\}$ nicht prinzipiell mit $\langle b^{\text{est}} |$ bzw. $\{\gamma_i^{\text{est}}\}$ gleichgesetzt, sondern durch Filterung aus $\langle b^{\text{est}} |$ bzw. $\{\gamma_i^{\text{est}}\}$ gewonnen. Die Signalfilterung bleibt weiterhin adaptiv, da $\langle b^{\text{filt}} |$ bzw. $\{\gamma_i^{\text{filt}}\}$ prinzipiell auf $\langle b^{\text{est}} |$ bzw. $\{\gamma_i^{\text{est}}\}$ basieren. Die Wahl der Berechnungsvorschrift für die $\langle b^{\text{filt}} |$ bzw. $\{\gamma_i^{\text{filt}}\}$ aus $\langle b^{\text{est}} |$ bzw. $\{\gamma_i^{\text{est}}\}$, d. h. die Koeffizientenadaptionvorschrift, erlaubt eine Beeinflussung der Art der Signalfilteradaptivität, siehe Abbildung 6.5, links. Die Filterkoeffizientenadaption kann als eine i. a. nicht-lineare

Filterung der Schätzungen $\langle b^{\text{est}} |$ bzw. $\{\gamma_i^{\text{est}}\}$ interpretiert werden, die $\langle b^{\text{filt}} |$ bzw. $\{\gamma_i^{\text{filt}}\}$ als Koeffizienten für die Signalfilterung liefert.

Beispielsweise kann als Adaptionsvorschrift

$$\langle b_{i_0}^{\text{filt}} | = f_{\text{memory}} \langle b_{i_0-l}^{\text{filt}} | + (1 - f_{\text{memory}}) \langle b_{i_0}^{\text{LS}} | \quad (6.41)$$

verwendet werden. Die aktualisierten adaptierten Filterkoeffizienten $\langle b_{i_0}^{\text{filt}} |$ zum Zeitpunkt i_0 ergeben sich aus den alten adaptierten Filterkoeffizienten $\langle b_{i_0-l}^{\text{filt}} |$ zum Zeitpunkt $i_0 - l$, d. h. einen LS-Block früher, und der aktuellen Schätzung $\langle b_{i_0}^{\text{LS}} |$. Die beiden Komponenten, die zu den aktuellen adaptierten Koeffizienten beitragen, werden jeweils mit einem Faktor f_{memory} bzw. $1 - f_{\text{memory}}$ gewichtet, und der Einfluß einer Schätzung aus der Vergangenheit nimmt mit der Anzahl der vergangenen LS-Blöcke exponentiell ab. Durch Verwendung dieses „fading memory’s“ wird die Gedächtnisfunktion der adaptierten Filterkoeffizienten $\langle b^{\text{filt}} |$ auf Basis der mittels blockweisem LS-Verfahren geschätzten Filterkoeffizienten $\langle b^{\text{LS}} |$ an die Gedächtnisfunktion eines RLS-Verfahrens angenähert, siehe Abbildung 6.5, rechts. Diese Art der rekursiven Filterung zur Gewinnung der Filterkoeffizienten $\langle b^{\text{filt}} |$ bzw. $\{\gamma_i^{\text{filt}}\}$ für die Signalfilterung aus den geschätzten Koeffizienten $\langle b^{\text{est}} |$ bzw. $\{\gamma_i^{\text{est}}\}$ wurde in dieser Arbeit verwendet, da die Berechnung sehr aufwandsgünstig erfolgen kann.

Mit

$$\langle b_{i_0}^{\text{filt}} | = \sum_{j=0}^K f_j^{\text{AdFilt}} \langle b_{i_0-jl}^{\text{LS}} | \quad (6.42)$$

kann eine nur eine endliche Zeitspanne, nämlich K LS-Blöcke in die Vergangenheit zurückreichende Erinnerung der Adaption realisiert werden, bei der dennoch die aktuellsten Signalwerte stärker als weiter zurückliegende gewichtet werden, wenn $f_0^{\text{AdFilt}} > f_1^{\text{AdFilt}} > \dots > f_K^{\text{AdFilt}} > 0$ gilt. Mit $\langle b_{i_0}^{\text{filt}} | = \langle b_{i_0}^{\text{est}} |$ ist der Fall der direkten Filterung mit den geschätzten Filterkoeffizienten mit dieser verallgemeinerten Filterkoeffizientenadaption ebenfalls darstellbar.

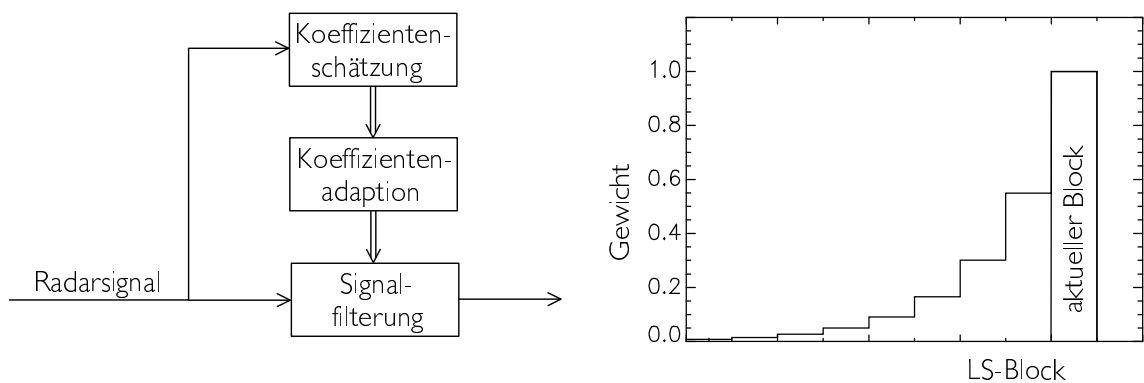


ABBILDUNG 6.5: Links: Prinzipieller Aufbau eines adaptiven Filters, bei dem Koeffizientenschätzung und Signalfilterung getrennt sind. Rechts: Gedächtnisfunktion für eine Adaption der Signalfilterkoeffizienten $\langle b_{i_0}^{\text{filt}} |$ an $\langle b_{i_0}^{\text{LS}} |$ gemäß (6.41).

Eine Filterung der geschätzten Filterkoeffizienten $\langle b^{\text{est}} |$ zur Gewinnung der adaptierten Signalfilterkoeffizienten $\langle b^{\text{filt}} |$ ist unabhängig davon möglich, ob die Filterkoeffizi-

enten per RLS- oder per blockweisem LS-Algorithmus geschätzt werden. Durch die Filterung kann die Streuung der Filterkoeffizientenschätzung unterdrückt werden. Die Filterkoeffizienten werden dazu durch ein Tiefpaßfilter – beispielsweise eine gleitende Mittelwertbildung oder ein „fading memory“ nach (6.41) – geglättet. Das Problem des „signal whitening“ wird dadurch zwar gemildert, da die effektiv für die Filterkoeffizienten $\langle b^{\text{filt}} |$ berücksichtigte Vergangenheit ausgedehnt wird. Es läßt sich damit jedoch nicht vollständig beseitigen. Im Rahmen dieser Arbeit wurde daher ein Ansatz verfolgt, der bisher noch nicht in der Radarsignalverarbeitung verwendet wurde. Die Filterung bei der Koeffizientenadaption wurde um eine Stufe ergänzt, mit der jeder Schätzwert $\langle b^{\text{est}} |$ auf mögliche Beeinflussung durch im Signal enthaltene Nutzsinalnkomponenten, eine sog. „signal contamination“, hin beurteilt und gewichtet wird. Diejenigen Schätzwerte $\langle b^{\text{est}} |$, die vermutlich durch Nutzsinalbeimischungen verfälscht sind, dürfen dann geringen oder keinen Einfluß auf die Filterkoeffizienten $\langle b^{\text{filt}} |$ erhalten, mit denen die eigentliche Radarsignalfilterung durchgeführt wird. Man kann von einer Adaptionskontrolle sprechen. Um dies zu bewerkstelligen, wird von der Hypothese ausgegangen, daß ein Nutzsinal i. a. zu einer abrupten, relativ kurz andauernden Abweichung der Filterkoeffizientenschätzung $\langle b^{\text{est}} |$ von dem Wert des adaptierten Filterkoeffizienten $\langle b^{\text{filt}} |$ führt. Filterkoeffizientenschätzungen von Signalen, in denen Nutzsinalnkomponenten vorhanden sind, bestätigen diese Hypothese. In Abbildung 6.7 sind, sowohl für ein simuliertes Punktziel als auch für reales Radarziel, Schätzwerte des Filterkoeffizienten γ_1^{est} dargestellt. Die Ausreißer, die durch die Nutzsinalnkomponenten bedingt sind, dauern nur typischerweise drei Blöcke lang an, von denen jeder einer Dauer von je $120 \cdot T_{\text{PRF}} = 0,86 \text{ s}$ hat. Dies liegt daran, daß ein Radarziel in einer Entfernungszelle auftaucht und aus dieser wieder verschwindet, wobei sich diese Vorgänge auf Zeitskalen von Sekunden abspielen. Dagegen erfolgt die Veränderung der Filterkoeffizienten durch variierende Umweltbedingungen nur allmählich, wie ebenfalls in Abbildung 6.7, rechts oben, deutlich wird. Die dort verwendete Cluttersignalzeitreihe wurde während eines abklingenden Gewitterschauers gemessen. Der geschätzte Filterkoeffizient γ_1^{est} zeigt daher eine relativ hohe Variabilität, jedoch auf etwas längeren Zeitskalen.

Die Adaptionskontrolle soll nun entscheiden, ob die Abweichung einer neuen Filterkoeffizientenschätzung $\langle b_{\text{neu}}^{\text{est}} |$ von den adaptierten Filterkoeffizienten $\langle b_{\text{alt}}^{\text{filt}} |$ im Rahmen der stets vorhandenen Streuung der Schätzungen bzw. der zulässigen Variation durch eine Veränderung der Umweltbedingungen liegt, oder ob sie so plötzlich geschieht, daß sie wahrscheinlich durch eine im Radarsignal enthaltene Nutzsinalnkomponente bedingt ist. Letzterenfalls soll der Einfluß der Schätzung auf die adaptierten Filterkoeffizienten verringert werden.

Zwei verschiedene Wege für die Adaptionskontrolle wurden beschrritten.

- Eine Version der Adaptionskontrolle bestimmt für jede Schätzung ein Gewicht, das ihren Einfluß auf die Adaption festlegt, und das umso kleiner wird, je stärker diese Schätzung aus dem Rahmen fällt.
- Bei der zweiten Version dagegen wird der Einfluß von Ausreißern bei der Schätzung dadurch gering gehalten, daß die Filterung der geschätzten Filterkoeffizienten über ein Medianfilter geschieht, das die Extreme der Schätzung prinzipiell ignoriert. Eine Variation dieser Möglichkeit ist die Berechnung eines „trimmed mean“, bei der die adaptierten Filterkoeffizienten durch Mittelung

einer von ihren minimalen und maximalen Elementen befreiten Menge der aktuellsten geschätzten Filterkoeffizienten bestimmt werden [Fla98].

6.3.2 Adaptionkontrolle durch Gewichtsfunktion

In [Fla98] wurden allgemein Verfahren untersucht, mit denen Abtastwerte gefiltert werden können, wobei der Einfluß der einzelnen Abtastwerte auf den Filterausgang unterschiedlich sein soll, um damit Ausreißer zu unterdrücken, aber dennoch Veränderungen der Abtastwerte wiederzugeben. Dort wird als Gewichtsfunktion („affinity function“) eine Gaußglocke verwendet, die beim Medianwert μ_γ der zu filternden Signalwerte γ^{est} zentriert ist, und deren Standardabweichung σ den „Einflußradius“ bestimmt:

$$g(\gamma^{\text{est}}) = \exp\left(-\frac{(\gamma^{\text{est}} - \mu_\gamma)^2}{\sigma_\gamma}\right) \quad (6.43)$$

Durch die Wahl eines kleinen Einflußradiuses trägt nur der Medianwert selber mit einem hohen Gewicht zur Filterung bei, wodurch eine reine Medianfilterung realisiert werden kann. Für $\sigma_\gamma \rightarrow \infty$ dagegen werden die Gewichte aller Filtereingangswerte eins, und es wird eine ungewichtete Filterung, d. h. eine einfache Mittelwertbildung durchgeführt. In dieser Arbeit wurde ein verwandtes Konzept verfolgt, das sich jedoch etwas von dem beschriebenen unterscheidet. Zum einen wurde eine andere Gewichtsfunktion, siehe Abbildung 6.6, verwendet, um die Schätzungen γ^{est} der Filterkoeffizienten der „lattice“-Struktur zu gewichten:

$$g(\gamma^{\text{est}}) = \frac{1}{1 + \exp\left(\frac{|\gamma^{\text{est}} - \mu_\gamma| - d\sigma_\gamma}{c\sigma_\gamma}\right)}. \quad (6.44)$$

Dabei handelt es sich um eine ebenfalls glockenförmige Funktion, die symmetrisch zu μ_γ liegt, und deren Breite durch das d -fache der natürlichen Streuung der Koeffizientenschätzung, $d\sigma_\gamma$, bestimmt wird. Durch $c\sigma_\gamma$ kann die Steilheit des Übergangs vom $g(\gamma^{\text{est}} = \mu_\gamma) = 1$ auf $g(\gamma^{\text{est}} \rightarrow \mu_\gamma \pm \infty) \rightarrow 0$ eingestellt werden. Damit besitzt diese Art der Gewichtsfunktion einen zusätzlichen Freiheitsgrad.

Bei der Adaption der Filterkoeffizienten geht es nicht nur um einen Koeffizienten, sondern um mehrere γ_i . Eine abrupte Veränderung durch eine Nutzsingnal Komponente zeigt sich oftmals jedoch nur in einem der Filterkoeffizienten $\gamma_{i_0}^{\text{est}}$ so deutlich, daß $g(\gamma_{i_0}^{\text{est}}) \approx 0$. Damit diese Information „vermutlich nutzsingnalverunreinigte Schätzung“ auch bei Adaption der anderen Filterkoeffizienten zu Verfügung steht, empfiehlt sich die Verwendung des Produkts der einzelnen Gewichtsfunktionen

$$g_{\text{ges}}(\gamma^{\text{est}}) = \prod g(\gamma_i^{\text{est}}). \quad (6.45)$$

Damit jedoch dann, wenn alle Einzelkoeffizientenschätzungen γ_i^{est} jeweils nur im Rahmen ihrer natürlichen Streuung um μ_{γ_i} schwanken, nicht durch die Produktbildung eine künstliche Unterdrückung aller dieser Einzelschätzungen stattfindet, sollte die Elementar-Gewichtsfunktion $g(\gamma_i^{\text{est}})$ ein Plateau besitzen, und nicht, wie die Gaußglocke, schnell mit zunehmendem Abstand von μ_{γ_i} abnehmen. Bei (6.44) handelt es sich um eine solche Funktion mit hoher Trennschärfe.

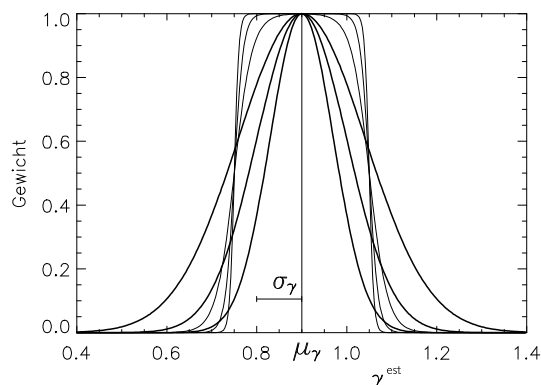


ABBILDUNG 6.6: Dünne Linien: Gewichtsfunktion gemäß (6.44) für $d = 1,5$ und $c = 0,05$, $c = 0,1$ bzw. $c = 0,2$. Fette Linien: Gewichtsfunktion gemäß (6.43).

Desweiteren wurde zur Ermittlung des Gewichts eines geschätzten Filterkoeffizienten γ_i^{est} nicht dessen Abstand vom Medianwert $\mu_{\gamma_i} = \text{Med}(\gamma_i^{\text{est}})$ über die aktuellsten Schätzungen γ_i^{est} verwendet, sondern sein Abstand vom adaptierten Filterkoeffizienten $\mu_{\gamma} = \gamma_i^{\text{filt}}$. Dies erspart einiges an Aufwand, da nicht mit jeder Schätzung der Medianwert der aktuellsten Schätzungen bestimmt werden muß. Es besteht jedoch die Gefahr, daß die Adaption quasi „einfriert“, wenn die Breite der Gewichtsfunktion etwas zu klein gewählt wird. Dies kann dadurch verhindert werden, daß, falls einige Male hintereinander $g_{\text{ges}}(\gamma^{\text{est}}) \approx 0$ gilt, und die Adaption dadurch nicht stattfindet, die Schätzwerte für die Streuung σ_{γ_i} allmählich vergrößert werden, wodurch die Adaptionsprozedur wieder „auftaut“. Die maximale Anzahl zulässiger aufeinanderfolgender verschwindender Gewichtsfunktionswerte entspricht in etwa der Hälfte der Zahl der Schätzwerte γ^{est} , deren Median beim alternativen Verfahren μ_{γ} liefert.

Neben den Filterkoeffizienten γ^{filt} bzw. $\langle b^{\text{filt}} \rangle$ des Weißmacherfilters muß auch der geschätzte Real- und Imaginärteil dc^{est} des Gleichanteils adaptiert werden. Diese Adaption geschieht mit demselben Verfahren, wodurch ausgeschlossen wird, daß der endliche Signalgleichanteil eines sich mit der Radar-Blindgeschwindigkeit bewegenden Punktobjekts den für die Gleichanteilssubtraktion verwendeten Wert dc^{filt} verfälscht. Sinngemäß das gleiche gilt für die Korrelationskoeffizienten von Real- und Imaginärteil des Signals. Im folgenden ist der Ablauf der Adaption nochmals übersichtlich dargestellt. Nach einer Initialisierung von γ_i^{filt} und dc^{filt} werden folgende Schritte mit jedem Block von Abtastwerten erneut durchlaufen:

- Bestimmung von γ_i^{est} und dc^{est} aus dem aktuellen Block von Radarsignalwerten mit einem LS-Verfahren, d. h. mit dem Burg-Algorithmus für die Filterkoeffizienten bzw. durch Mittelwertbildung für den Gleichanteil.
- Bestimmung des Gewichts g_{ges} dieser aktuellen Schätzung durch Multiplikation der Einzelgewichte gemäß (6.44)
- Adaption aller Filterkoeffizienten $\gamma_i^{\text{filt}}_{\text{neu}}$ und $dc^{\text{filt}}_{\text{neu}}$ basierend auf der aktuellen Schätzung der jeweiligen Größe, dem Gewicht g_{ges} der Schätzung, dem vormaligen

Wert der adaptierten Größe $\gamma_{i,\text{alt}}^{\text{flt}}$, oder $dc_{\text{alt}}^{\text{flt}}$ sowie dem Gedächtnisfaktor f_{memory} durch

$$x_{\text{neu}}^{\text{flt}} = f_{\text{memory}} \cdot x_{\text{alt}}^{\text{flt}} + (1 - f_{\text{memory}})(g_{\text{ges}} \cdot x^{\text{est}} + (1 - g_{\text{ges}}) \cdot x_{\text{alt}}^{\text{flt}}), \quad (6.46)$$

wobei x für γ_i oder dc stehen kann.

- „Buchführung“, wie oft nicht adaptiert wurde, d. h. wie oft hintereinander $g_{\text{ges}} \approx 0$ war. Übersteigt diese Zahl eine vorgegebene Grenze, heißt dies, daß die Adaption eingefroren ist. Durch allmähliches Vergrößern der Streuungen σ_γ bzw. σ_{dc} , durch Multiplikation mit einem Faktor größer eins „taut“ die Adaption innerhalb einiger Schritte wieder auf.
- Die Streuung $\sigma_x - x$ steht für γ_i oder dc – muß natürlich ebenfalls aus den Schätzungen gewonnen werden. Dafür hat sich die Abwandlung von (6.46),

$$\begin{aligned} \sigma_{\text{neu}} = & f_{\text{memory}} \cdot \sigma_{\text{alt}} \\ & + (1 - f_{\text{memory}}) \left(g_{\text{ges}} \cdot \frac{1}{2} \left(|x^{\text{est}} - x_{\text{neu}}^{\text{flt}}| + |x^{\text{est}} - x_{\text{alt}}^{\text{flt}}| \right) + (1 - g_{\text{ges}}) \cdot \sigma_{\text{alt}} \right). \end{aligned} \quad (6.47)$$

bewährt. Die Rolle der Koeffizientenschätzung übernimmt hier der Mittelwert der Beträge der Abweichungen der neuen Schätzung von alter und neuer adaptierter Größe.

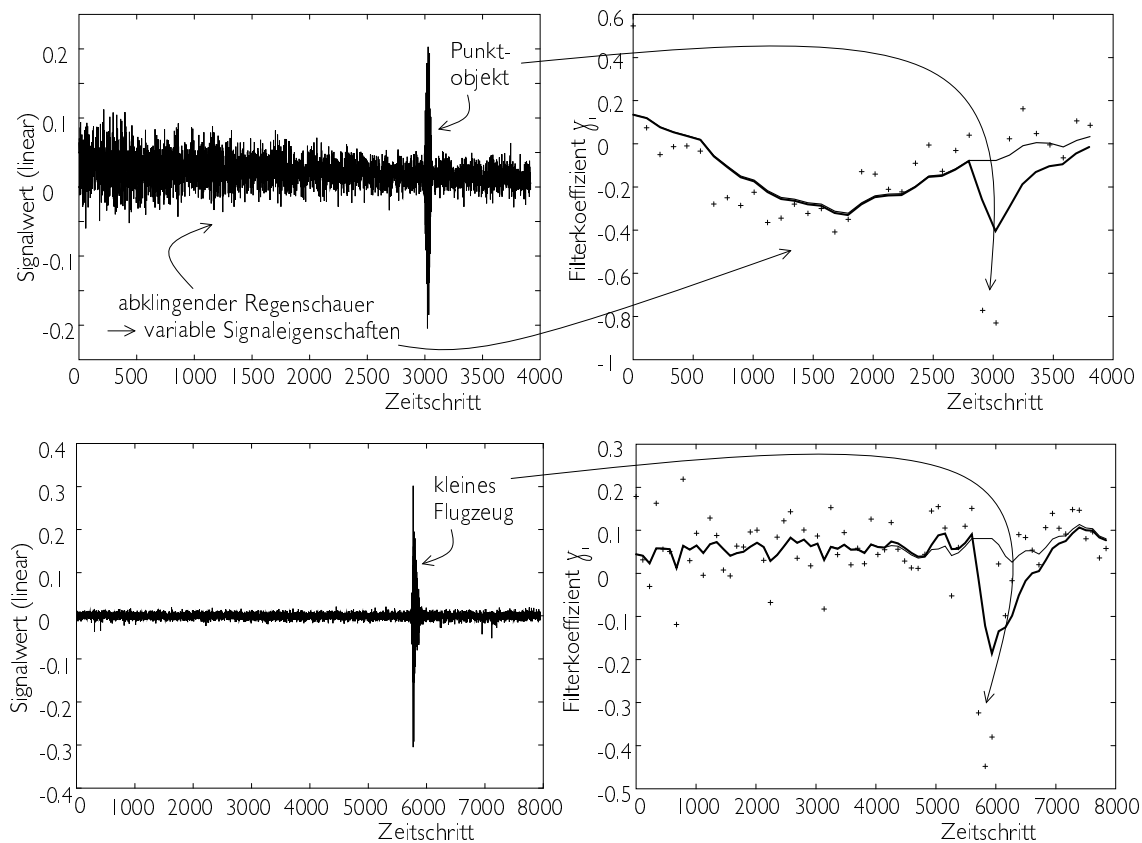


ABBILDUNG 6.7: Links: Zeitreihen von I-Radarsignalkomponenten für jeweils eine Entfernungszelle für zwei verschiedene Szenarien. Oben: abklingender Regenschauer mit simuliertem Punktziel. Unten: konstant windige Verhältnisse mit realem Radarziel. Rechts: jeweils aus der nebenstehenden Zeitreihe gewonnene blockweise LS-Schätzung des „lattice“-Filterkoeffizienten γ_1^{LS} (Kreuze), sowie daraus ohne Adaptionkontrolle (fett) bzw. mit Adaptionkontrolle abgeleitete adaptierte Filterkoeffizienten γ_1^{filt} .

6.3.3 Adaptionkontrolle durch Medianfilterung

Alternativ zur oben beschriebenen Methode der Adaptionkontrolle mittels Gewichtsfunktion wurde auch der Ansatz verfolgt, die Adaption der Filterkoeffizienten γ^{filt} durch Medianfilterung, oder allgemeiner durch „ordered statistics“-Filterung der aktuellsten Schätzungen γ^{est} durchzuführen. Dadurch gelingt es ebenfalls, die Filterkoeffizienten den Veränderungen der Signaleigenschaften nachzuführen, siehe auch Abbildung 6.8. Die Anpassung an kurzzeitig auftauchende Nutzsignalkomponenten wird vermieden, da alle Schätzwerte außer dem Medianwert, d. h. auch alle Ausreißer, ignoriert werden. Problematisch erscheint evtl. die Tatsache, daß für jeden Filterkoeffizienten eine eigene Medianfilterung durchgeführt werden muß, und so die median-gefilterten Filterkoeffizienten nicht alle aus ein und derselben Schätzung stammen. Dies stellte sich jedoch bei den Untersuchungen als unkritisch heraus.

6.3.4 Vergleich der Adaptionskontrollverfahren

Alle beschriebenen Adaptionskontrollmechanismen beruhen auf einer Modifikation der Vorschrift, mit der aus den geschätzten Koeffizienten $\langle b^{\text{est}} |$ bzw. $\{\gamma_i^{\text{est}}\}$ die Filterkoeffizienten $\langle b^{\text{filt}} |$ bzw. $\{\gamma_i^{\text{filt}}\}$ gewonnen werden. Im folgenden wird meist von $\langle b^{\text{est}} |$ bzw. $\langle b^{\text{filt}} |$ stellvertretend auch für $\{\gamma_i^{\text{est}}\}$ bzw. $\{\gamma_i^{\text{filt}}\}$ gesprochen. Die modifizierte Vorschrift der Adaptionskontrolle kann jeweils als eine nichtlineare Filterung interpretiert werden. Die Nichtlinearität besteht jeweils darin, daß zur Berechnung der $\langle b^{\text{filt}} |$ eine Linearkombination aus den zeitlich zurückliegenden Schätzwerten $\langle b^{\text{est}} |$ gebildet wird, wobei jedoch die Vorfaktoren vor den einzelnen $\langle b^{\text{est}} |$ auch von $\langle b^{\text{est}} |$ selbst abhängig sind. Bei der in [Fla98] beschriebenen Methode ist der Vorfaktor eine Funktion des Abstandes von $\langle b^{\text{est}} |$ vom Medianwert der aktuellsten Schätzungen. Wie bereits weiter oben erwähnt, handelt es sich bei dem Medianfilterverfahren um einen Spezialfall der in [Fla98] angegebenen Methode mit einer Affinitätsfunktion von der Gestalt einer δ -Funktion. Wird die Affinitätsfunktion stark verbreitert, so geht der Einfluß des Abstandes von $\langle b^{\text{est}} |$ vom Medianwert zurück, der Prozeß der Berechnung von $\langle b^{\text{filt}} |$ wird linearer. Bei der Implementierung auf einem Digitalrechner ist zu beachten, daß das Sortieren von Zahlen nach ihrer Größe normalerweise sehr aufwendig ist. Durch die Verwendung sog. verketteter Listen [Qua] ist der Rechenzeitaufwand für die Medianbestimmung nicht übermäßig groß, da mit jeder neuen Schätzung nur ein Wert $\langle b^{\text{est}} |$ in die bereits sortierte Liste eingeordnet werden muß, und der älteste Wert daraus entfernt wird.

Alternativ zum Medianwert als Bezugspunkt bei der Berechnung des Gewichts einer Schätzung $\langle b^{\text{est}} |$ kann auch der aktuelle Wert der adaptierten Filterkoeffizienten $\langle b^{\text{filt}} |$ verwendet werden. Diese Methode wurde in dieser Arbeit vorgeschlagen und ist etwas aufwandsgünstiger bei der Implementation auf einem Digitalrechner, da nicht mehrere vergangene Schätzungen $\langle b^{\text{est}} |$ im Speicher gehalten werden müssen. Jedoch besteht die Gefahr des Einfrierens der Adaption, die aber durch ein erzwungenes Wiederauftauen umgangen werden kann.

In Abbildung 6.8 ist anhand eines simulierten AR(1)-Prozesses, dessen AR-Parameter anfänglich den Wert 0,85 besitzt, dann auf 0,6 abnimmt und diesen Wert anschließend beibehält, demonstriert, wie sich die blockweise LS-Schätzung des AR(1)-Filterkoeffizienten sowie die daraus abgeleiteten adaptierten Filterkoeffizienten verhalten. Für die Vorgabe eines zu geringen Faktors d in der Gewichtsfunktion (6.44) wird die Adaption unter Umständen so träge, daß sie der Veränderung des Filterkoeffizienten nicht folgen kann, siehe links oben. Wird die Gewichtsfunktion jeweils um den Medianwert der Schätzungen des Filterkoeffizienten ausgerichtet, siehe rechts oben, oder wird die geschätzte Streuung der Filterkoeffizientenschätzungen nach mehrmaliger Nicht-Adaption wieder erhöht, siehe mitte links, so folgt die Koeffizientenadaptation mit einer gewissen Zeitverzögerung den Veränderungen. Die mediangefilterten Filterkoeffizienten, siehe mitte rechts, passen sich ebenfalls der Veränderung an. Unten ist der Verlauf der adaptierten Filterkoeffizienten für $\mu_\gamma = \gamma_{\text{alt}}^{\text{filt}}$ (links) bzw. $\mu_\gamma = \text{Medianwert}$ (rechts) wiedergegeben, wobei in den beiden Teilbildern der Faktor $d = 2,5$ eine größere Abweichung von μ_γ zuläßt. Dadurch kommt es links gar nicht zum „Einfrier“-Effekt. Durch eine geeignet eingestellte Gewichtsfunktion bleibt der Algorithmus auch ohne die Adaptivitätserhöhung ausreichend flexibel.

Aus einem anderen Grund jedoch sollte nicht auf dieses Auftauen verzichtet werden. Ein Radarziel, das sich in eine Entfernungszelle hineinbewegt und dort anhält, führt dazu,

daß die Filterkoeffizientenwerte für diese Entfernungszelle auf den Werten unmittelbar vor dem Auftauchen des Radarziels fixiert werden. Eine Adaption findet nicht mehr statt. Dies mag ungefährlich erscheinen, denn sobald sich das Radarziel wieder aus der Entfernungszelle herausbewegt, sollte die Adaption wieder fortgesetzt werden, da die Schätzungen dann wieder innerhalb der Toleranzen liegen sollten. Dies trifft jedoch nur dann zu, wenn sich die Umweltbedingungen inzwischen nicht verändert haben und nun nicht ohne die Anwesenheit des Radarziels andere Filterkoeffizienten geschätzt werden. Im Falle einer Adaptivitätserhöhung dagegen wird nach einer gewissen Zeit der Nicht-Adaption die Adaption wieder aufgetaut. Das stehende Radarziel wird ab jetzt zum Clutterhintergrund gezählt. Die nach der Detektion stattfindende Signalverarbeitung soll jedoch das Radarziel inzwischen als ein stehendes Objekt führen. Bewegt sich das Radarziel wieder weiter, so taucht das Problem auf, daß jetzt in der Entfernungszelle, aus der es sich entfernt hat, zumindestens ein plötzlich veränderter Gleichanteil geschätzt wird. Die Adaptionskontrolle unterbindet dann die Koeffizientenadaption. Zudem wird u. U. die Detektion eines vermeintlichen Nutzsignals durchgeführt, bei dem es sich in Wahrheit aber um den fehlenden Gleichanteil des für einige Zeit unbewegten Radarziels handelt. Daher besteht nun die Gefahr, daß die nachgeordnete Signalverarbeitung an diesem Ort erneut ein stehendes Objekt erkennt. Dies wird vermieden, wenn die Zeitdauer, nach der die Adaptivität künstlich erhöht wird, so klein gemacht wird, daß die Adaption der Filterkoeffizienten und damit die Unterdrückung des veränderten Gleichanteils bereits wieder stattfindet, bevor sich das Radarziel soweit von seiner Ruheposition entfernt hat, daß die eventuell erfolgten Detektionen von der Objekterkennung nicht mehr zusammengefaßt werden. Eine Abschätzung mit einer maximal zu erwartenden Beschleunigung von 10 m/s^2 und einem Objektzusammenfassungsradius von 20 m führt auf eine Zeitdauer von ca. 2 s , nach der die Adaptivität künstlich erhöht werden sollte. Kleiner jedoch darf diese Zeitdauer nicht sein, sonst wird das gewöhnliche „signal whitening“ nicht vermieden.

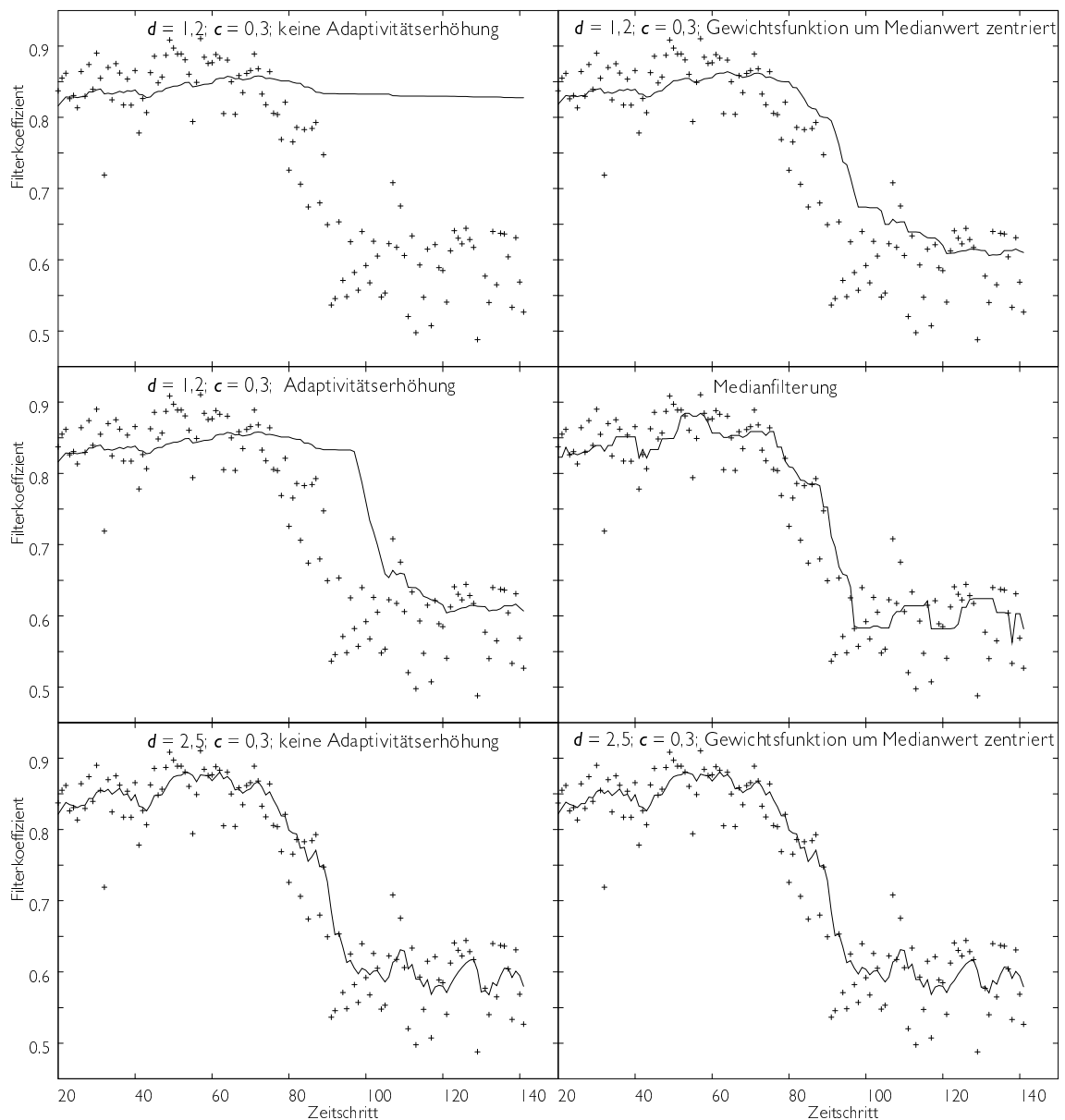


ABBILDUNG 6.8: Filterkoeffizientenschätzungen γ_1 (blockweise LS-Schätzung, Blocklänge 120 Abtastwerte, Kreuze), sowie adaptierte Filterkoeffizienten für einen simulierten AR(1)-Prozeß mit variierendem AR-Parameter.

In Abbildung 6.9 ist nochmals die Wirksamkeit der Adaptionskontrolle demonstriert. Eine Cluttersignalzeitreihe mit variierenden Signaleigenschaften wurde im Rechner dergestalt generiert, daß zwei gemessene Cluttersignalzeitreihen überlagert wurden, wobei am Anfang diejenige Zeitreihe dominiert, die bei stürmischen Bedingungen aufgezeichnet wurde. Ab Zeitschritt 5000 beginnt diese zu verschwinden, während die Intensität der zweiten, nahezu bei Windstille aufgezeichneten Zeitreihe zunimmt. Die Cluttersignale wurden zudem so modifiziert, daß sie den gleichen mittleren Gleichanteil besitzen. Diesem zusammengestzten Cluttersignal mit variierenden Signaleigenschaften wurde zusätzlich das simulierte Nutzsignal eines Punktstreuers, der sich mit 8, 25 m/s durch die entsprechende Entfernungszelle bewegt, überlagert. Basierend auf diesem

Gesamtsignal wurden mit dem Block-LS-Verfahren für aufeinanderfolgende Ausschnitte $[i]T_{\text{PRF}}, (i+1)T_{\text{PRF}[$ aus der Zeitreihe Filterkoeffizienten $|b_i^{\text{est}}\rangle$ geschätzt. Diese Schätzungen der Filterkoeffizienten können auch als Spektralschätzung interpretiert werden. Wie in Abbildung 6.4, ist in Abbildung 6.9 links oben die Entwicklung dieser Schätzung des Leistungsdichtespektrums dargestellt. Durch verschiedene Algorithmen, einmal durch einfache „fading memory“-Filterung (rechts oben), einmal durch „fading memory“-Filterung mit Adaptionkontrolle durch Gewichtsfunktion (links unten), und schließlich durch Medianfilterung (rechts unten) wurden aus den Koeffizientenschätzungen $|b_i^{\text{est}}\rangle$ die Filterkoeffizienten $|b_i^{\text{filt}}\rangle$ gewonnen. Diese adaptierten Koeffizienten können aber ihrerseits wieder als AR-Modellparameter interpretiert werden. Die so geschätzten Leistungsdichtespektren sind in den jeweiligen Bildern dargestellt. Für Signale mit dieser spektralen Charakteristik wirkt das mit den Koeffizienten $|b_i^{\text{filt}}\rangle$ aufgebaute LPE-Filter als Weißmacherfilter. Der spektrale Peak, der durch das Nutzsignal hervorgerufen wird, zeichnet sich in den adaptionskontrollierten Leistungsdichtespektren nicht ab. Bei der LPE-Filterung kommt es somit nicht zum „signal whitening“ für das Nutzsignal. Dies ist im zweiten Teilbild von unten nochmals demonstriert. Dort sind Schnitte durch die geschätzten Leistungsdichtespektren entlang der festen Dopplerfrequenz f_{Objekt} dargestellt. Bei dieser Frequenz steigt die Leistungsdichte der LS-Spektralschätzung stark an, wenn das simulierte Objekt die Entfernungszelle durchschreitet. Ohne Adaptionkontrolle wirkt sich dieser Anstieg auch auf $|b_i^{\text{filt}}\rangle$ aus, während mit Adaptionkontrolle die spektrale Leistungsdichte des AR-Modellspektrums bei dieser Frequenz unverändert bleibt, da sich $|b_i^{\text{filt}}\rangle$ nicht an die durch das Nutzsignal bedingte Veränderung von $|b_i^{\text{est}}\rangle$ anpaßt. Die Adaptivität des Filters an die langsamere Veränderung des Cluttersignals dagegen besteht jedoch auch mit der Adaptionkontrolle. Dieser Effekt ist im untersten Teilbild, wo Schnitte entlang der Dopplerfrequenz $f_D = 7 \text{ Hz}$ gezeichnet sind, dargestellt. Bei dieser Frequenz macht sich ab Zeitschritt $t = 3000 \cdot 7,1 \text{ ms}$ die Veränderung der Cluttersignaleigenschaft bemerkbar. Alle adaptierten AR-Modellspektren können dieser Veränderung folgen.

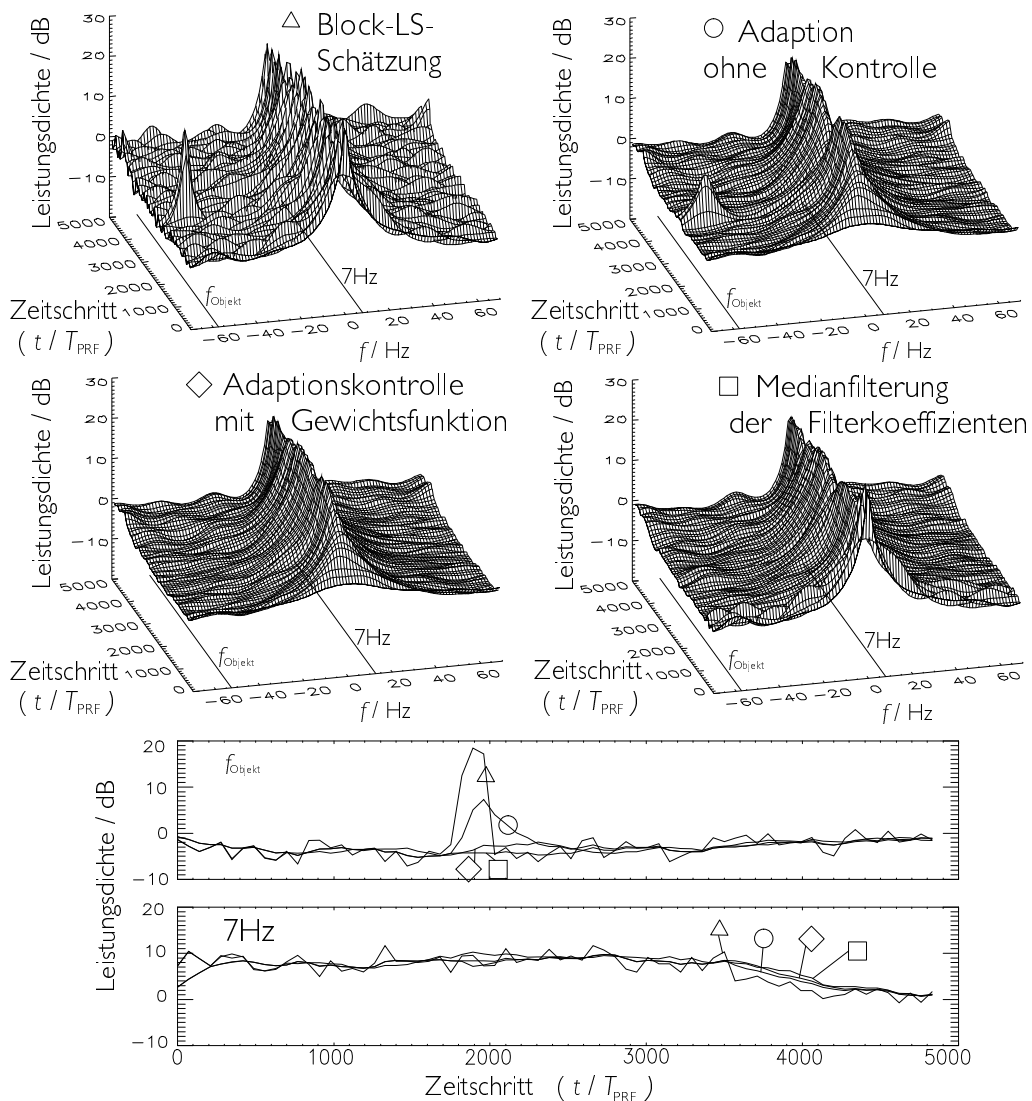


ABBILDUNG 6.9: Für eine Überlagerung aus Cluttersignal mit variablen Signaleigenschaften und Nutzsignal eines Punktobjekts wurden AR-Leistungsdichtespektren geschätzt. Links oben: Verlauf der geschätzten spektralen Leistungsdichte des Signals. Rechts oben: Basierend auf den durch Filterung der geschätzten Koeffizienten ohne Adaptionkontrolle gewonnenen Filterkoeffizienten berechnete AR-Leistungsdichtespektren. Zeile darunter: Basierend auf den durch Filterung der geschätzten Koeffizienten mit Adaptionkontrolle gewonnenen Filterkoeffizienten berechnete AR-Leistungsdichtespektren. Unten: Schnitt durch obige Darstellungen ($f_D = \text{konstant}$) bei zwei verschiedenen Dopplerfrequenzen. Markierungen der Linien beziehen sich auf Markierungen in den vier oberen Teilbildern.

6.4 Adaptionalgorithmen für die Detektionsschwelle

Laut Kapitel 5.6 ist der Detektionsalgorithmus, mit dem unbekannte Signale mit möglichst hoher Detektionswahrscheinlichkeit entdeckt werden, durch eine LPE-Filterung des Radarsignals und anschließenden Schwellwertvergleich des weißmachergefilterten, betragsquadierten, inkohärent aufintegrierten Signals gegeben. Die

Schwelle wird dabei so gewählt, daß eine vorgegebene Falschalarmwahrscheinlichkeit erreicht wird. Das Cluttersignal wird nach der im fünften Kapitel beschriebenen Signalfilterung zu gaußschem weißen Rauschen. Dafür gibt (5.59) bei vorgegebener Anzahl k_{inkoh} aufzusummierender Betragsquadrate den Zusammenhang aus Schwellwert und Falschalarmwahrscheinlichkeit P_F wieder. Bei fester Falschalarmwahrscheinlichkeit P_F läßt sich der erforderliche Schwellwert eindeutig aus der Leistung des weißen Gaußrauschens bestimmen. Praktisch wird die Adaption der Detektionsschwelle daher so durchgeführt, daß die Leistung des LPE-Ausgangssignals geschätzt wird, und basierend darauf die Detektionsschwelle so gesetzt wird, daß der gewünschte Wert für P_F erreicht wird.

Besteht das störende Signal von vorneherein nur aus Empfängerrauschen, so läßt sich die Leistung aus den Rauschtemperaturen von Antenne sowie der Verstärker berechnen, siehe Kapitel 4. Hat man es jedoch mit Cluttersignalen zu tun, die durch Filterung, z. B. Hochpaßfilterung mit festen Koeffizienten oder die in dieser Arbeit vorgestellte adaptive LPE-Filterung, zumindestens näherungsweise in weißes Rauschen transformiert werden, so ist die Intensität des verbleibenden Cluttersignals unbekannt. Sie variiert zudem i. a. in einer unbekanntem Art und Weise zwischen den einzelnen Entfernungszellen und – beispielsweise bedingt durch eine Variation der Windgeschwindigkeit – mit der Zeit. Daher wird eine Methode benötigt, mit der eine Schätzung der Rauschleistung gewonnen werden kann.

6.4.1 Konventionelle Bestimmung der Schwelle über die umgebenden Entfernungszellen

Oft werden in der Radarsignalverarbeitung für die Schätzung der Rauschleistung in einer Entfernungszelle die benachbarten Entfernungszellen verwendet [Lud93], S. 9-1ff. Ein Prinzipschaltbild eines solchen Verfahrens ist in Abbildung 6.10 dargestellt. Ein verbreitetes Verfahren ist das „cell averaging constant false alarm rate“ (CA-CFAR)-Verfahren. Die Schätzung der Rauschleistung in der Testzelle genannten Entfernungszelle, in der die Detektion eines evtl. vorhandenen Nutzsignals durchzuführen ist, erfolgt dabei durch die Bildung des Mittelwerts der Signalrestleistung innerhalb des Fensters der Länge L der umgebenden Entfernungszellen. Da die Cluttersignalleistung aufgrund eines endlich ausgedehnten Fensters geschätzt wird, fluktuiert die Schätzung und stimmt i. a. nicht mit dem zu schätzenden Erwartungswert überein. Damit eine vorgegebene mittlere Falschalarmwahrscheinlichkeit P_F eingehalten wird, muß der Faktor, mit dem sich die Detektionsschwelle aus dieser Schätzung ergibt, etwas höher gewählt werden, als er bei exakter Kenntnis des Erwartungswertes der Leistung sein könnte. Der Grund dafür ist der in der Nähe der Detektionsschwelle abnehmende Verlauf der Wahrscheinlichkeitsdichte der Cluttersignalleistung, weshalb sich die Fluktuationen der Falschalarmrate durch Fluktuationen der Schätzung der Detektionsschwelle nicht ausgleichen, sondern zu einer im Mittel erhöhten Falschalarmrate führen würden. Durch die notwendige Erhöhung des Schwellwertmultiplikators wird der Erwartungswert der Detektionsschwelle daher größer, als er bei bekanntem, d. h. festem Erwartungswert der Cluttersignalleistung wäre. Dadurch wird die Detektionswahrscheinlichkeit eines Radarziels reduziert, bzw. für die Beibehaltung einer bestimmten Detektionswahrscheinlichkeit ist ein größeres Verhältnis aus Nutz- zu Cluttersignalleistung erforderlich. Diesen SCR-Unterschied nennt man CFAR-Verlust.

Um eine Verfälschung des Schätzwertes der Clutterleistung durch Nutzsignalkomponenten auszuschließen, die in den der Testzelle unmittelbar benachbarten Entfernungszellen gegebenenfalls vorhanden sind, werden diese Entfernungszellen zur Mittelwertbildung nicht herangezogen. Ist der Betrag des Cluttersignalrests rayleighverteilt, d. h. die Leistung exponentialverteilt, so ergibt sich die Detektionsschwelle y_{P_F} gemäß (5.59) als Vielfaches des Mittelwerts der Leistung (5.60). Durch die Wahl eines entsprechenden Faktors – c_{P_F} in Abbildung 6.10 – läßt sich somit die Falschalarmwahrscheinlichkeit P_F festlegen.

Hat man es dagegen mit einer anderen Wahrscheinlichkeitsverteilung, beispielsweise einer Weibull-Verteilung des Betrags, zu tun, ist die Konstruktion eines CFAR-Tests schwieriger. Die Weibullverteilung

$$p(x) = \frac{\alpha \ln 2}{x_m} (x/x_m)^{\alpha-1} e^{-\ln 2(x/x_m)^\alpha} \quad (6.48)$$

[Min90], S. 234 besitzt zwei Parameter, nämlich den Medianwert x_m und die Schiefe α . Um analog zum Vorgehen in Teilkapitel 5.5.3 eine Vorschrift zu finden, mit der sich in diesem Fall aus der mittleren Leistung die Detektionsschwelle berechnen läßt müßte im Prinzip der zweite Parameter der Verteilung, die Schiefe α , bekannt sein. Die Falschalarmwahrscheinlichkeit, die sich durch die Wahl eines Faktors zur Berechnung der Detektionsschwelle aus dem Mittelwert der Leistung ergibt, hängt ja von diesem Parameter mit ab. Die CFAR-Eigenschaft eines solchen Verfahrens ergibt sich somit erst bei Kenntnis dieses Parameters α . Die Schiefe der Verteilung (6.48) kann in Abhängigkeit von Einfallswinkel sowie Geländeart als bekannt betrachtet werden [Min90], S. 234. Die Abweichung der Verteilung von einer Rayleighverteilung ist meist derartig, daß höhere Beträge des Cluttersignals häufiger auftreten als aufgrund einer Rayleighverteilung erwartet. Man spricht von „spiky clutter“, der durch eine Weibullverteilung mit einer Schiefe zwischen 0,5 und 2 beschrieben werden kann. Wird eine Detektionsschwelle unter der Annahme der Rayleighverteilung konstruiert, so ergibt sich aufgrund des häufigeren Auftretens erhöhter Rückstreuwerte in der Realität eine größere Falschalarmwahrscheinlichkeit P_F . Anders herum betrachtet, erfordert die Weibullverteilung eine erhöhte Detektionsschwelle, d. h. einen größeren Faktor c_{P_F} für dieselbe Falschalarmwahrscheinlichkeit P_F . Daher ist die Detektionswahrscheinlichkeit für ein Nutzsignal gleicher Leistung geringer.

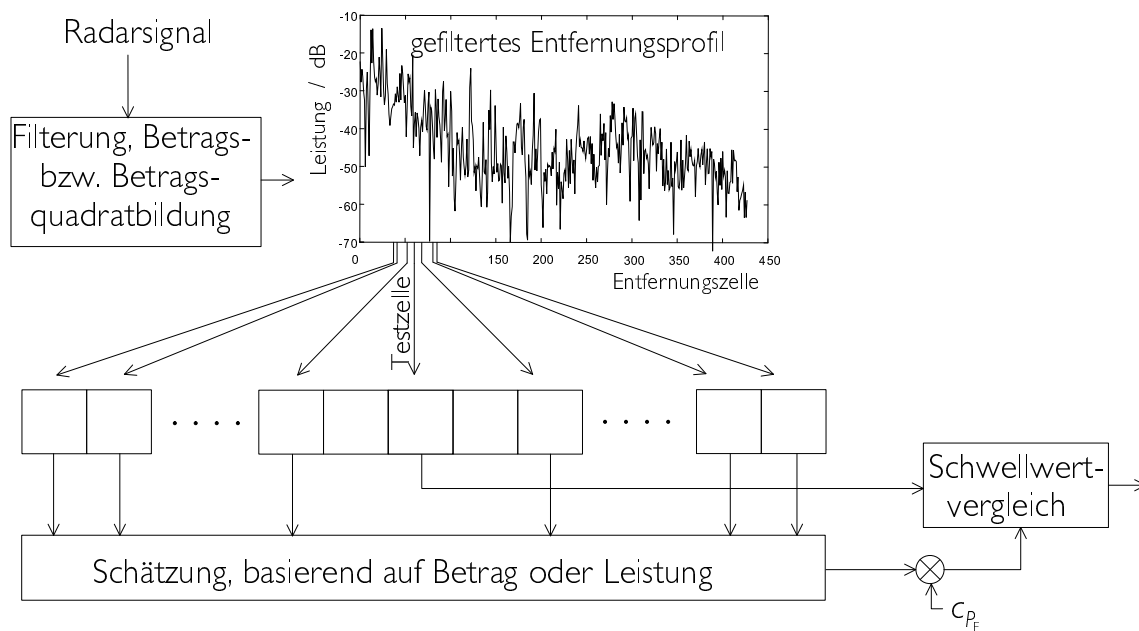


ABBILDUNG 6.10: Prinzip der Detektionsschwellenbestimmung aus der Nachbarschaft der Testzelle.

Bei der Bestimmung einer Detektionsschwelle aufgrund der Schätzung aus benachbarten Referenzzellen ist ferner zu beachten, daß die Cluttersignaleigenschaften nicht notwendigerweise homogen sind. Der Übergang Land-See, oder – relevant für das NRN – das Hineinblicken des Radarstrahls in eine Gebäudefront oder eine Reihe von Büschen, kann zu einer abrupten Änderung der Leistung des Cluttersignalrests über der Entfernung führen. Man spricht von einer Clutterkante. Die Bestimmung der Detektionsschwelle mittels des beschriebenen CA-CFAR-Algorithmus kommt einer räumlichen Tiefpaßfilterung der Signalrestleistungen der einzelnen Entfernungszellen gleich. Die Werte der Signalrestleistung in den einzelnen Entfernungszellen werden geglättet, und basierend darauf wird die Detektionsschwelle berechnet. Im Bereich niedriger Signalrestleistungen wird die Schwelle dadurch zu hoch gesetzt, und die Detektionswahrscheinlichkeit wird niedriger als sie bei einer an die tatsächlichen Verhältnisse der Entfernungszelle angepaßten Wahl der Schwelle wäre. Umgekehrt kommt es im Bereich der höheren Cluttersignalrestleistung zu einer Unterschätzung des Erwartungswertes der Leistung, damit zu einer zu niedrigen Schwelle und zu einem verstärkten Auftreten von Falschalarmen.

Auch beim Vorhandensein mehrerer Radarziele innerhalb des CA-Fensters wird die Schätzung der Cluttersignalrestleistung verfälscht. Die Detektionswahrscheinlichkeit wird dadurch reduziert, da der durch ein vorhandenes Nutzsignal erhöhte Signalpegel einer Referenzzelle den Mittelwert zu höheren Werten hin verschiebt.

Aus diesen Gründen wird oft auf andere Methoden als auf die CA-CFAR-Methode zur Schätzung der Cluttersignalleistung zurückgegriffen. Beim „greatest of“ (GO)-CFAR-Algorithmus wird jeweils eine Schätzung durch Mittelung in den Bereichen $r < r_{\text{Testzelle}}$ und $r > r_{\text{Testzelle}}$ gebildet. Durch die Wahl der größeren von beiden Schätzungen wird die Erhöhung der Falschalarmwahrscheinlichkeit im Gebiet größerer Cluttersignalleistung an einer Clutterkante verhindert. Die Verringerung der Detek-

tionswahrscheinlichkeit im Falle der Anwesenheit weiterer Radarziele in der Umgebung der Testzelle, sowie auf der anderen Seite der Clutterkante, bleibt freilich bestehen. Ein „smallest of“ (SO)-CFAR-Algorithmus zeigt genau das umgekehrte Verhalten und ist daher nur in homogener Clutterumgebung brauchbar.

Ein anderer Ansatz ist der eines „ordered statistics“ (OS)-CFAR-Algorithmus. Anders als eine Mittelwertbildung besitzt eine Medianfilterung keinerlei Tiefpaßcharakteristik für Signalstrukturen, deren Dimensionen der halben Fensterlänge entsprechen. Eine Clutterkante bildet sich klar als scharfe Kante in einer durch Medianfilterung aus der jeweiligen Umgebung der Testzelle gewonnenen Schätzung der Cluttersignalrestleistung ab. Ein weiteres Radarziel innerhalb der Umgebung der Testzelle dagegen, solange es nicht ausgedehnter als das halbe OS-Filterfenster ist, besitzt nahezu keinen Effekt auf die Schätzung der Cluttersignalrestleistung in der Testzelle. Dies liegt daran, daß bei der Medianfilterung keine Mittelungen über Referenzzellen durchgeführt wird, die eventuell ganz andere statistische Eigenschaften als die Testzelle besitzen, sondern daß ein typischer Wert der Cluttersignalrestleistung innerhalb der Referenzzellen als Schätzwert ausgewählt wird. Die Werte der Cluttersignalrestleistung der anderen Referenzzellen besitzen dann keinerlei weiteren Einfluß auf die Schätzung mehr. Dies gilt insbesondere für diejenigen Entfernungszellen, in denen die Signalrestleistung durch die Anwesenheit eines Radarzieles erhöht ist, solange deren Anzahl die halbe Filterfensterlänge nicht erreicht. Die „ordered statistics“- bzw. Rangordnungsfilerung stellt eine Verallgemeinerung der Medianfilterung dar. Die Signalrestleistungswerte der Entfernungszellen innerhalb des Testfensters werden ebenfalls der Größe nach sortiert. Die Ausgangsgröße stellt aber nicht derjenige Signalrestleistungswert dar, der in der Mitte der sortierten Liste steht, sondern der k_{OS} -t-größte. Mit $k_{OS} = L/2$ erhält man das Medianfilter, andere Spezialfälle von allgemeinem Interesse sind $k_{OS} = 1$ (Maximum-Filter) sowie $k_{OS} = L$ (Minimum-Filter). Soll ein (k_{OS}, L) -OS-Filter zur Bestimmung der Detektionsschwelle verwendet werden, so sind i. a. folgende Anforderungen einzuhalten [Lud93], S. 9-10:

- Damit es nicht an einer Clutterkante zu einer erhöhten Falschalarmwahrscheinlichkeit auf derjenigen Seite der Kante kommt, auf der die höheren Cluttersignalrestleistung vorhanden sind, muß $k_{OS} \leq L/2$ gelten.
- Sind in J Entfernungszellen innerhalb des Fensters Radarziele vorhanden, so muß $k_{OS} > J$ gelten.
- Der CFAR-Verlust in einer reinen Rauschumgebung soll möglichst klein sein. Dies führt auf $k_{OS} \approx 0, 2L$.

6.4.2 Bestimmung der Schwelle aus der Historie mit Adaptionskontrolle

Alternativ zu einer Schätzung der Cluttersignalrestleistung aus einem Fenster umgebender Entfernungszellen ist es denkbar, die Detektionsschwelle aus der Zeitreihe der Signalleistung der Testzelle selber zu bestimmen. Der Vorteil hierbei ist, daß die Wahrscheinlichkeitsverteilung der Cluttersignalrestleistung gemäß den Ergebnissen von Kapitel 4 einer Exponentialverteilung genügt. Der Parameter dieser Verteilung, d. h. die mittlere Leistung, kann als eine zwar zufällige, aber feste Größe interpretiert werden,

die sich allenfalls langsam ändert. Für die Wahl einer bestimmten Falschalarmwahrscheinlichkeit gilt somit (5.59). Durch einen Schwellwert y_{P_F} kann die Falschalarmwahrscheinlichkeit fest eingestellt werden, wohingegen bei den im vorangehenden Teilkapitel geschilderten Methoden die Falschalarmwahrscheinlichkeit trotz fest eingestelltem Faktor c_{P_F} noch vom zweiten Parameter der Wahrscheinlichkeitsverteilung abhängt, und sich u. U. mit der Zeit verändert bzw. in verschiedenen Entfernungsbereichen unterschiedlich groß ist.

Es besteht freilich – ähnlich wie bei der Schätzung der Filterkoeffizienten aus der Signalzeitreihe – das Problem, daß es zu Schätzungen der Cluttersignalrestleistung kommen kann, die durch Nutzsignalbeiträge verfälscht sind. Jedoch kann das im ersten Teil dieses Kapitels vorgestellte Konzept der Adaptionkontrolle auch auf die Adaption des Detektionsschwellwertes übertragen werden. Aus den zeitlich aufeinanderfolgenden Schätzungen der Signalrestleistung des gefilterten Signals kann durch eine Filterung eine sich den Veränderungen der Signalrestleistung anpassende geglättete Schätzung gewonnen werden. Durch die Adaptionkontrolle gelingt es, die Adaption nur an Veränderungen der Schätzwerte zuzulassen, die nicht abrupt vor sich gehen. Dadurch werden solche sprunghaften Variationen der Signalrestleistung, die mit hoher Wahrscheinlichkeit durch ein die entsprechende Entfernungszelle durchwanderndes Radarziel verursacht werden, von der Adaption ausgeschlossen. Somit erhält man eine adaptive Schätzung der Signalrestleistung nur des leistungsmäßig exponentialverteilten Cluttersignalrests. Die Konstanz der Falschalarmwahrscheinlichkeit ist gewährleistet, da der Erwartungswert der exponentialverteilten Cluttersignalrestleistung, d. h. der einzige Parameter, der die Wahrscheinlichkeitsverteilung beschreibt, durch die Adaption eventuellen Veränderungen nachgeführt wird. Die Detektionsschwelle ergibt sich durch Multiplikation dieses Erwartungswertes mit einem konstanten Faktor c_{P_F} , der gemäß (5.59) und (5.60) bestimmt werden kann und neben P_F nur von der Anzahl k_{inkoh} der inkohärent aufsummierten Signalbetragsquadrate abhängt.

Die wesentlichen Unterschiede bei der Festlegung einer Detektionsschwelle durch Auswertung des zeitlichen bzw. des entfernungsmaßigen Verlaufs der Cluttersignalrestleistung lassen sich folgendermaßen zusammenfassen:

- Im Falle einer Schätzung über der Entfernungsrichtung stehen Werte der Signalrestleistung aus näheren sowie aus entfernteren Entfernungszellen zur Verfügung. Eine solche zweiseitige Schätzung ist prinzipiell auch bei einer Schätzung aus dem zeitlichen Verlauf denkbar. Die Schätzung würde dann sowohl auf vergangenen als auch auf zukünftigen Werten basieren und ist daher nur mit einiger zeitlicher Verzögerung möglich.

Der Vorteil einer zweiseitigen Schätzung ist der, daß dabei der Stichprobenumfang verdoppelt wird, ohne jedoch einen größeren zeitlichen bzw. räumlichen Abstand der Referenzwerte vom Testwert in Kauf nehmen zu müssen. Ein weiterer positiver Effekt einer zweiseitigen Methode ist die verbesserte Erkennbarkeit einer nicht dauerhaften Veränderung der Signalrestleistung. Bei einer Adaptionkontrolle könnte sowohl das plötzliche Ansteigen als auch das plötzliche Wiederabfallen der Signalrestleistung als Indiz für ein Nutzsignal verwendet werden.

In Abbildung 6.11 ist links für die Leistung eines zehnmals inkohärent aufsummierten Rauschprozesses mit einem zeitweilig vorhandenen zusätzlichen Signal konstanter Leistung der Verlauf der Schwelle eingezeichnet, der sich durch eine

ein- bzw. eine zweiseitige Schätzung und Multiplikation mit einem festen Faktor $c_{P_F} = 2$ ergibt. Im ersten Falle erhöht das Nutzsinal den Schwellwert teilweise. Dies, und die geringere Stichprobenlänge der Schätzung der Rauschleistung macht sich in Form einer Verschlechterung der Detektierbarkeit des Nutzsignals bemerkbar. Diese Verschlechterung zeichnet sich deutlich in den ROC-Kurven, dargestellt im rechten Teilbild ab. Zusätzlich ist auch die ROC-Kurve, die sich bei exakter Kenntnis des Erwartungswertes der Rauschleistung ergeben würde, eingezeichnet. Zur Aufstellung der ROC-Kurven wurden insgesamt 200000 Signalabstastwerte simuliert.

In einer realen Anwendung beim NRN jedoch ist die Möglichkeit einer zweiseitigen Schätzung aus dem zeitlichen Verlauf nicht gegeben, da eine Echtzeit-Detektion und keine nachträgliche „offline“-Detektion erwünscht ist.

- Die Verteilung der Cluttersignalrestleistung innerhalb der Zeitreihe einer einzelnen Entfernungszelle entspricht einer Exponentialverteilung, oder bei inkohärenter Integration einer gemäß (5.58) davon abgeleiteten Verteilung. Dagegen ist die Verteilung der Cluttersignalrestleistung innerhalb der Nachbarschaft einer einzelnen Entfernungszelle i. a. breiter gestreut und genügt ohne inkohärente Integration eher einer Weibullverteilung. Dies gilt selbst dann, wenn innerhalb dieser Nachbarschaft statistisch homogene Verhältnisse herrschen. Meist haben aber einzelne Entfernungszellen oder ganze Entfernungsbereiche andere Erwartungswerte der Cluttersignalrestleistung, da sich dort beispielsweise Bäume befinden, die auch nach der LPE-Filterung eine erhöhte Cluttersignalrestleistung bewirken. Dadurch wird die Wahrscheinlichkeitsverteilung zusätzlich verbreitert. Der Effekt der Streuung der Erwartungswerte der Cluttersignalrestleistung zwischen den Entfernungszellen selbst in einem homogenen Cluttergebiet ist in Abbildung 6.12 dargestellt, während der Effekt von Inhomogenitäten der Cluttersignalrestleistung in Entfernungsrichtung in Abbildung 6.13 visualisiert wird. In beiden Fällen liefert die Ableitung der Detektionsschwelle aus der Zeitreihe bessere Ergebnisse.

In Abbildung 6.12 sind Ergebnisse einer Simulation der Detektion in homogenen Cluttergebieten dargestellt. Das Cluttersignal in jeder Entfernungszelle wurde jeweils als ein AR-1-Prozeß simuliert, wobei der Erwartungswert der Cluttersignalleistung zufallsverteilt war. Um den Effekt der Wahrscheinlichkeitsverteilung der Cluttersignalleistung zu demonstrieren, wurde die Simulation für zwei unterschiedliche Häufigkeitsverteilungen der Leistung, siehe Teilbild links oben, durchgeführt. Dem jeweiligen Szenarium wurde ein gemessenes Radarechosignal eines Kleinbusses überlagert, das im Mittel ca. 20 dB höher als das Cluttersignal lag. Das resultierende Signal wurde der in Kapitel 4 beschriebenen optimalen NRN-Signalfilterung und -integration unterworfen. Die Schätzung der der endgültigen Detektion zugrundeliegenden Cluttersignalrestleistung in einer Entfernungszelle wurde auf die in diesem Kapitel beschriebenen unterschiedlichen Arten durchgeführt. Mit „OS-CFAR“ sind die Ergebnisse gekennzeichnet, bei denen die Schätzung jeweils in den benachbarten Entfernungszellen mit einem OS-CFAR-Verfahren gewonnen wurde, während „Historie“ für die Schätzung in jeder einzelnen Entfernungszelle basierend auf der Zeitreihe mit Adaptionskontrolle steht. Oben rechts sind im Falle der etwas breiteren Wahrscheinlichkeitsverteilung der Cluttersignalleistung in einem Zeit-Entfernungsdiagramm die Detektionen dargestellt, die sich

mit den beiden Verfahren für $P_F \approx 0,05$ ergeben. Im Falle des OS-CFAR-Verfahrens erkennt man deutlich eine Häufung der Falschalarme in denjenigen Entfernungszellen, deren Cluttersignalleistung im höherenergetischen Ausläufer der Häufigkeitsverteilung liegt. „Constant FAR“ bedeutet daher nicht eine konstante Falschalarmwahrscheinlichkeit über die verschiedenen Entfernungszellen hinweg. Dagegen sind die Falschalarme im Falle der Schätzung aus der Zeitreihe homogen verteilt, da individuell für jede Entfernungszelle die Cluttersignalleistung basierend nur auf dem Verlauf der Leistung in dieser Entfernungszelle geschätzt wird. Einzige Ausnahme ist die Zeit kurz nach dem Verschwinden des Objekts aus der jeweiligen Entfernungszelle, da dann dort die Detektionsschwelle i. a. etwas erhöht ist. Die sich durch Variation des Faktors c_{P_F} für beide Verfahren ergebenden ROC-Kurven sind unten dargestellt. In beiden Szenarien bietet das Verfahren der Schätzung aus der Historie eine bessere Detektionswahrscheinlichkeit bei gleicher Falschalarmwahrscheinlichkeit als das OS-CFAR-Verfahren, wobei der Unterschied – wie erwartet – bei größerer Streuung der Cluttersignalrestleistung zwischen den Entfernungszellen größer ist.

In einer weiteren Simulation sind die Auswirkung von Clutterkanten und einzelnen Entfernungszellen mit starkem Cluttersignalrest untersucht worden. Die Ergebnisse sind in Abbildung 6.12 dargestellt. Mit einem AR(1)-Modell wurde ein Cluttersignal für jede Entfernungszelle, generiert. Der Erwartungswert der Cluttersignalleistung war von Entfernungszelle zu Entfernungszelle über große Bereiche konstant, machte jedoch bei einer bestimmten Entfernung einen Sprung von 20 dB. In der Graustufendarstellung oben links, in dem die Cluttersignalrestleistung dargestellt ist, ist diese Clutterkante bei A deutlich sichtbar. Zudem war die Cluttersignalleistung bei B in drei Entfernungszellen um 40 dB höher als in der Umgebung. Wie in Abbildung 6.12 wurde wiederum ein Nutzsignal überlagert (O), und die Detektion nach Filterung und inkohärenter Integration mit den beiden beschriebenen Methoden durchgeführt. Oben mitte und rechts sind die Detektionen bei festem Multiplikator c_{P_F} dargestellt. Innerhalb der homogenen Cluttergebiete ist kein Unterschied zwischen den beiden Detektionsverfahren feststellbar, da diesmal ja keine Streuung der Cluttersignalrestleistung von Entfernungszelle zu Entfernungszelle vorliegt. Die Clutterkante bei A, und der Bereich erhöhter Cluttersignalleistung bei B zeichnet sich in den Detektionen bei Schwellwertermittlung aus der Historie nicht ab. Dagegen entstehen beim OS-CFAR-Verfahren bei B eine Vielzahl von Falschalarmen, und bei A auf der höherenergetischen Seite der Kante ist ebenfalls eine Häufung von Falschdetektionen zu bemerken, obwohl die in diesem Bild dargestellten Detektionen aufgrund der zweiseitigen OS-CFAR-Verfahrens gewonnen wurden. Beide Effekte sind auch in den ROC-Diagrammen nachzuweisen. Die Falschalarmwahrscheinlichkeit unterschreitet dadurch, daß in einigen Entfernungszellen eine für diese eigentlich zu niedrige Detektionsschwelle angesetzt wird, einen bestimmten Wert nicht oder erst für einen extrem hohen Multiplikator c_{P_F} . Im Falle einer einseitigen OS-CFAR-Schwellwertbestimmung führen sowohl die Clutterkante A als auch die Clutter-Entfernungszellen bei B zu einer solchen P_F -Begrenzung nach unten. Dies läßt sich den Teilbildern unten links für den Effekt durch die Clutterkante bei A, sowie unten rechts für die Effekte durch die Clutterkante bei A und die Clutterspitze bei B entnehmen. Dagegen hat die Clutterkante A im Falle einer zweiseitigen OS-CFAR-Methode keinen negativen Einfluß auf die ROC, siehe unten links, da sich die lokal erhöhte Falschalarmrate auf der hochenergetischen Seite der Kante und die lokal reduzierte Falschalarmrate auf der anderen Seite gegenseitig kompensieren. Die erhöhte

Cluttersignalrestleistung bei B dagegen führt auch bei diesem Verfahren dazu, daß P_F trotz steigendem c_{P_F} nicht abnimmt, und die ROC-Kurve dadurch nach unten einbricht, siehe unten rechts.

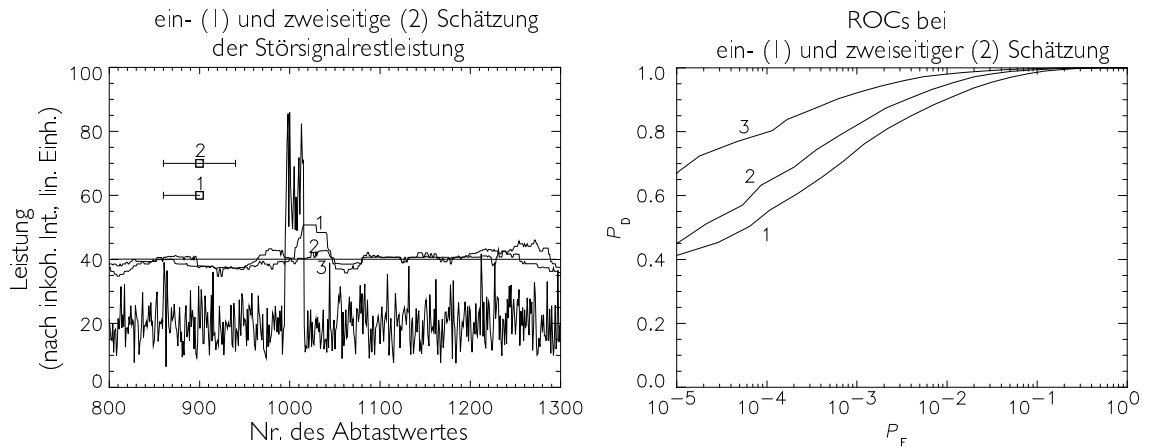


ABBILDUNG 6.11: Links: Überlagerung eines simulierten Cluttersignalrestes mit einem leistungsmäßig konstantem Nutzsignal. Rechts: ROC-Kurven für die Detektion des Nutzsignals bei einseitiger (1) bzw. zweiseitiger (2) Medianfilterung zur Schätzung der Cluttersignalrestleistung, sowie bei bekanntem Erwartungswert der Cluttersignalrestleistung (3).

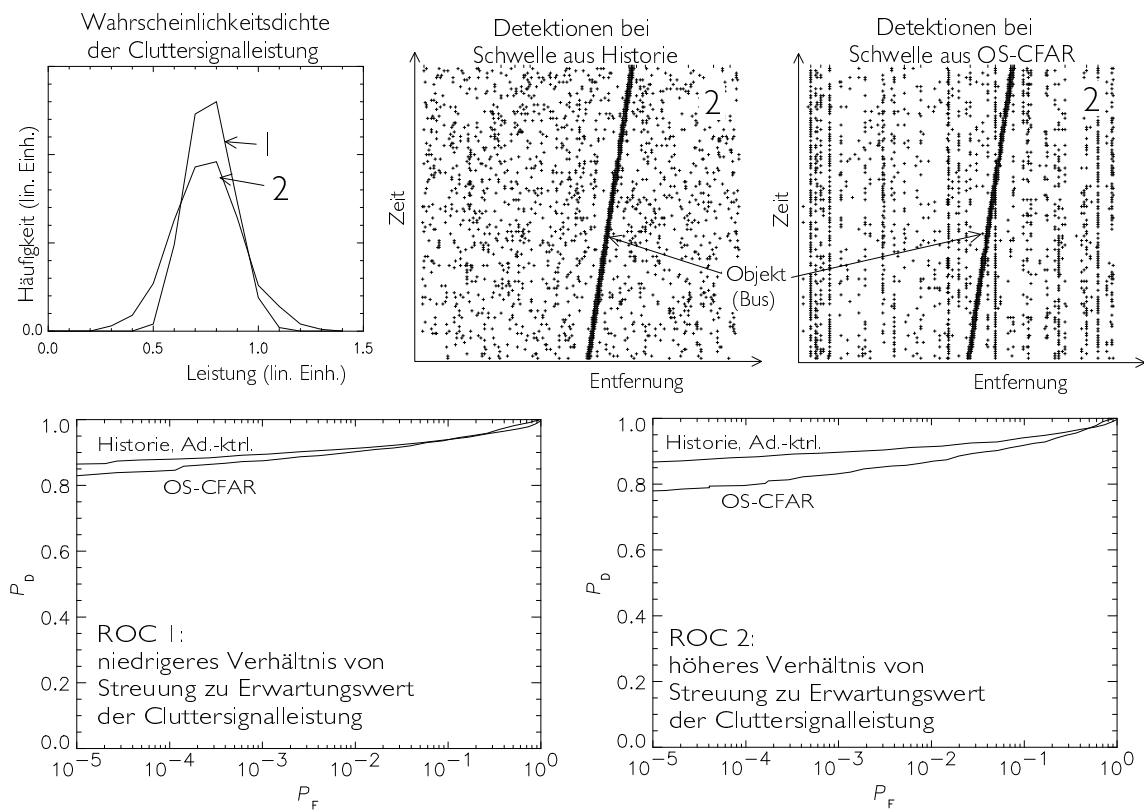


ABBILDUNG 6.12: Links oben: Wahrscheinlichkeitsverteilungen der Cluttersignalleistung für zwei Szenarien. Daneben: Detektionen bei $P_F \approx 0,05$ im Falle der Wahrscheinlichkeitsverteilung 2 bei Bestimmung der Detektionsschwelle aus der Zeitreihe (Historie) einer jeden einzelnen Entfernungszelle (mitte) bzw. aus der Nachbarschaft einer jeden einzelnen Entfernungszelle mit dem OS-CFAR-Verfahren (rechts). Unten: ROC-Kurven für beide Verfahren und beide Wahrscheinlichkeitsverteilungen.

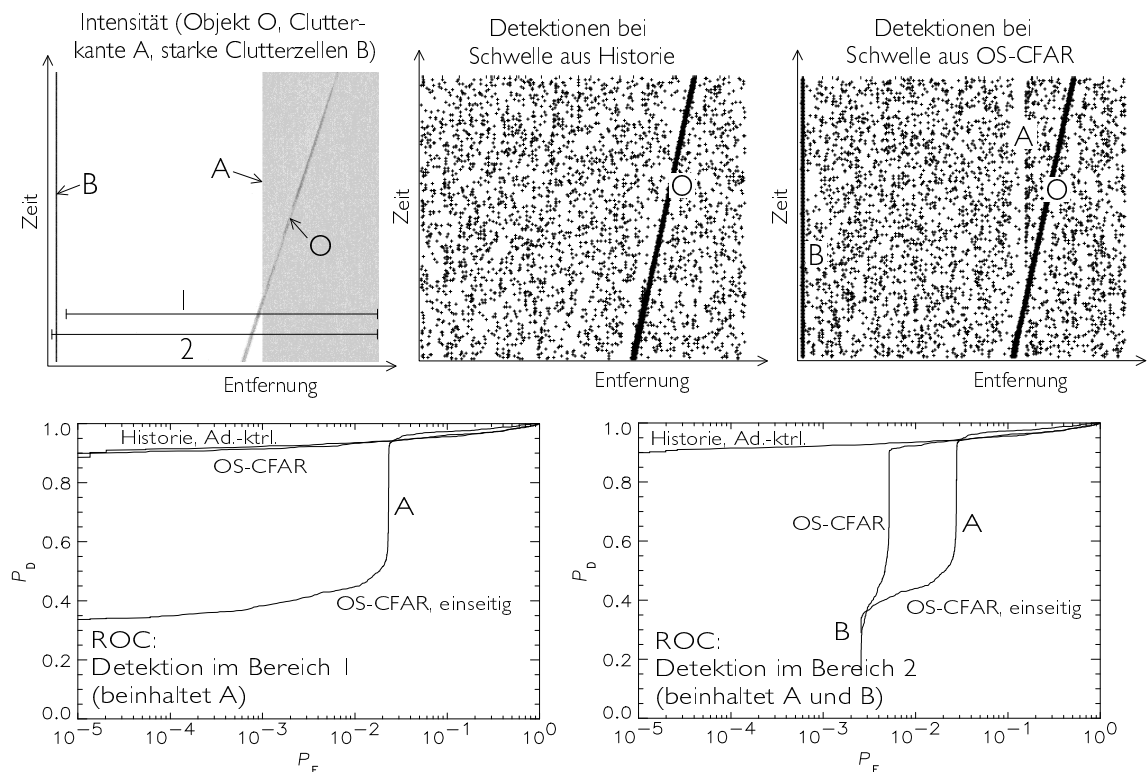


ABBILDUNG 6.13: Zur Auswirkung von Clutterkanten (A) und einzelnen Entfernungszellen mit erhöhter Cluttersignalleistung (B) auf die Detektion. Links oben: Intensität der Gesamtsignalleistung in Graustufendarstellung: Nutzsinal O, Clutterkante bei A und Clutterspitze bei B. Daneben und rechts: Detektionen bei $c_{P_f} = \text{konstant}$ bei Bestimmung der Detektionsschwelle aus der Zeitreihe (Historie) bzw. aus der beidseitigen Nachbarschaft einer jeden einzelnen Entfernungszelle. Unten: ROC-Kurven für beide Verfahren, zusätzlich für ein einseitiges OS-CFAR-Verfahren. Links: Ausgewerteter Bereich 1 (ohne B). Rechts: Ausgewerteter Bereich 2 (mit B).

ERGEBNISSE: VERGLEICH DER FILTER- UND DETEKTIONSVERFAHREN ANHAND EXPERIMENTELLER DATEN

7.1 Vorbemerkung

Um die vorteilhaften Eigenschaften des in dieser Arbeit entwickelten, neuartigen adaptiven Filter- und Detektions-Verfahrens auch in der praktischen Anwendung zu demonstrieren, wurden mit dem NRN-System Radarechodaten verschiedener Szenen aufgezeichnet, um sie nachträglich den unterschiedlichen Verfahren unterwerfen und die Resultate vergleichen zu können.

7.2 Kriterien für den Vergleich verschiedener Filter- und Detektionsverfahren

Es stellt sich die Frage, in welcher Form der Vergleich der Güte der verschiedenen Verfahren erfolgen kann. Ein objektives Kriterium ist sicherlich der Wert der Detektionswahrscheinlichkeit für ein bestimmtes Radarziel, d. h. die Wahrscheinlichkeit, mit der dieses erkannt wird. Freilich ist diese nicht für sich alleine bestimmbar, wie in Kapitel 5.5 gezeigt wurde. Da jede Detektionsvorschrift mit einem Vergleich einer Testgröße mit einem Schwellwert verbunden ist, beeinflußt die Wahl der Schwelle die Detektionswahrscheinlichkeit. Setzt man die Schwelle auf Null, erhält man zwar den wünschenswerten Wert von eins für die Detektionswahrscheinlichkeit P_D . Dennoch ist dieser Test absolut nutzlos, da auch die Falschalarmwahrscheinlichkeit P_F den Wert eins annimmt. Eine gewisse Anzahl von Fehlalarmen muß in Kauf genommen werden, sonst sind auch keine korrekten Detektionen möglich. In Kapitel 5 wurde das Konzept der „receiver operating characteristic“ erläutert. Eine ROC beschreibt das Verhalten der beiden Größen P_D und P_F für einen variierenden Schwellwert. Jede ROC verläuft durch die Punkte $(0, 0)$ und $(1, 1)$, und für einen vernünftigen Test gilt stets $P_D \geq P_F$, da sonst eine zufällige Entscheidung gleichwertig oder sogar überlegen wäre. Der Vergleich von ROCs für verschiedene Detektionsmethoden liefert somit Informationen darüber, welches Detektionsverfahren einem anderen vorzuziehen ist. In Radaranwendungen wird meist eine konstante Falschalarmwahrscheinlichkeit angestrebt. Diese wird so hoch gesetzt, wie die der Detektion folgende Signalverarbeitung in der Lage ist, sie zu tolerieren. Speziell bei dieser Falschalarmwahrscheinlichkeit P_F sollte die ROC-Kurve eines guten Detektionsalgorithmus einen hohen Wert annehmen.

Mit dem eingesetzten Detektionsverfahren muß die Wahrscheinlichkeit von Falschalarmen überhaupt auf einen festen Wert einstellbar sein. Die Vorschrift, mit der die

Detektionsschwelle bestimmt wird, muß diese Schwelle sowohl im Laufe der Zeit als auch in den verschiedenen Cluttergebieten, d. h. Entfernungsbereichen, so verändern, daß die Falschalarmwahrscheinlichkeit nicht stark vom gewünschten Wert abweicht. Im NRN werden aus den zeitgleichen Detektionen der einzelnen Radarstationen die Schnittpunkte gebildet, und aus diesen wiederum die Spuren von Objekten aufgebaut, siehe Kapitel 2.3. Um nicht vorgetäuschte Objekte als reale Objekte zu erkennen, wurden Algorithmen eingeführt, die echte Radarziele von sog. Geistern unterscheiden sollen:

- Ein Schnittpunkt, der auf Detektionen in den Echosignalen eines Stationspaares zurückzuführen ist, muß, zumindest bei der erstmaligen Erkennung eines Objekts durch Schnittpunkte, die auf Detektionen in den Echosignalen von anderen Stationspaaren zurückzuführen sind, bestätigt werden.
- Zur erstmaligen Erkennung eines Objekts müssen die Schnittpunkte mehrmals hintereinander auftauchen.

Die Häufung von Falschalarmen in einigen Entfernungszellen bei allen Radarstationen könnte somit zu einer erhöhten Wahrscheinlichkeit einer Initialisierung eines Geisterobjekts in Teilbereichen des NRN-Moduls führen. Aber auch eine zeitliche Variation der Falschalarmwahrscheinlichkeit kann zu zeitweilig verstärktem Auftreten solcher Geister führen. Auch besteht die Gefahr der Überlastung des Modulrechners, der alle Schnittpunkte berechnen muß.

Anhand von realen Meßdaten und von Simulationen wird im folgenden gezeigt, daß der in dieser Arbeit entwickelte adaptive Algorithmus zur Filterung und Detektion von Radarsignalen

- einen vorteilhaften Verlauf der ROC gegenüber anderen Algorithmen aufweist und
- ... die Festlegung der Detektionsschwelle auf eine Art geschieht, daß die Falschalarmwahrscheinlichkeit P_F in verschiedenen Szenarien relativ konstant bleibt.

7.3 Beschreibung der verwendeten Szenarien

ROCs wurden jeweils für einen bestimmten Algorithmus basierend auf einem bestimmten Szenarium aufgestellt. Ein Szenarium ist durch einen Zeitausschnitt und einen Entfernungsbereich innerhalb eines Satzes von Radarechosignalzeitreihen festgelegt. In einem solchen Szenarium müssen sowohl Zeit-Entfernungs-Bereiche enthalten sein, in denen das Radarsignal nur auf Clutter zurückzuführen ist, als auch solche, in denen es aus einer Überlagerung von Clutter- und Nutzsignalkomponenten besteht, damit sowohl P_F als auch P_D bestimmt werden können. Die Signalzeitreihen aus dem jeweiligen Szenarium wurden der Filterung und der anschließenden Schwellwertbestimmung gemäß dem jeweils zu beurteilenden Algorithmus unterworfen. Die Schwelle wurde durch Multiplikation mit einem Faktor variiert. Die jeweiligen Detektionen des Schwellwertvergleichs bei einem festgehaltenen Faktor wurden in „Falschalarme“, „Detektionen“, und „Übergangsbereich“ klassifiziert, und die Schwellwertüberschreitungen in den beiden ersten

Klassen wurden gezählt. Durch Normierung auf die Anzahlen von Entfernungszelle-Zeitschritt-Wertepaaren, denen eindeutig kein Objekt bzw. eindeutig ein Objekt zugeordnet werden kann, erhält man ein (P_D, P_F) -Wertepaar der ROC-Kurve.

Um möglichst definierte Verhältnisse in einem Szenarium zu haben, wurden die Radarsignale eines Szenariums aus sog. Elementardatensätzen, die jeweils nur Nutz- oder nur Cluttersignale beinhalten, kombiniert. Diese Elementardatensätze sind i. a. Radarechosignalzeitreihen etlicher Entfernungszellen aus einem zusammenhängenden, größeren Entfernungsbereich, die mit dem NRN unter definierten Bedingungen aufgezeichnet wurden. Einer der Elementardatensätze besteht dagegen aus simulierten Zeitreihen von Radarechosignalen, wie sie sich für sich radial bewegende Punktstreuer ergeben würden. Es wurden folgende Elementardatensätze verwendet:

- Cluttersignal, bezeichnet mit C1, C2 und C3:
 - Messung vom 26. Oktober 1998 in Braunschweig: stürmisches, trockenes Wetter (C1)
 - Messung vom 10. November 1998 in Braunschweig: windstilles, trockenes Wetter (C2)
 - Messung vom Juni 1997 in Oberpfaffenhofen: Gewitterschauer (C3)
- Nutzsinal, bezeichnet mit O0, O1, O2 und O3:
 - simulierte Nutzsingale: Punktstreuer mit verschiedenen Geschwindigkeiten, um den Dopplereindeutigkeitsbereich gleichmäßig abzudecken (O0)
 - gemessene Nutzsingale: Radarechosingale eines Mercedes-Kleinbusses, der auf dem Flughafen Braunschweig mit vorgegebenen radialen Geschwindigkeiten fuhr, um den Dopplereindeutigkeitsbereich gleichmäßig auszufüllen (siehe Abbildung 7.1): ± 16 km/h (O1), ± 21 km/h (O2), umkehrend (O3).

Bei der Aufzeichnung der Nutzsingale war es wichtig, eine genaue Referenz zu haben, d. h. genau zu wissen, zu welcher Zeit das Nutzsinal in welcher Entfernungszelle vorhanden ist. Dies war der Grund für die Verwendung des Mercedes-Busses des DLR Braunschweig, da dieser mit einem differentiellen GPS-System ausgestattet ist, das die Spur des Fahrzeugs mit der Genauigkeit von besser als 1 m im Sekundentakt aufzeichnet.

In Abbildung 7.1 sind oben der zeitliche Verlauf der Dopplerfrequenzen f_D des Echosignals des Meßbusses während der Aufzeichnung der drei Elementardatensätze O1 bis O3 dargestellt. Durch die Abtastung mit T_{PRF} ist ein Dopplereindeutigkeitsbereich von $-70 \text{ Hz} < f_D < 70 \text{ Hz}$ vorgegeben. Dieser ist in den Diagrammen dargestellt, wie auch der zeitliche Verlauf der in den Dopplereindeutigkeitsbereich zurückverschobenen Dopplerfrequenzen des Echosignals des Meßbusses. Daneben ist jeweils die daraus abgeleitete empirische Häufigkeitsverteilungsfunktion der beobachtbaren Dopplerfrequenzen f_D während der jeweiligen Messung innerhalb des Dopplereindeutigkeitsbereichs wiedergegeben. Innerhalb des Elementardatensatzes O1 fuhr der Bus mit einer nahezu konstanten Radialgeschwindigkeit von 16 km/h, zunächst vom Radar weg, dann nach dem Umkehren wieder auf das Radar zu. Innerhalb des Dopplereindeutigkeitsbereichs häufen sich in diesem Fall die gemessenen Dopplerfrequenzen um $f_D \approx 0 \text{ Hz}$. Für den Elementardatensatz O2 wurde eine Geschwindigkeit von 21 km/h gewählt, wodurch es

zu einer Häufung am Rand des Dopplereindeutigkeitsbereichs kommt. Schließlich konnte im Elementardatensatz O3 auch eine relativ gleichmäßige Abdeckung des Dopplereindeutigkeitsbereichs erzielt werden, indem Echosignale des schneller fahrenden Meßbusses vor, während und nach dem Umkehrvorgang verwendet wurden. Die simulierten Punktstreuer von Elementardatensatz O0 überdecken zusammen den Dopplereindeutigkeitsbereich ebenfalls recht gut, wobei jedoch jeder einzelne Streuer einem relativ scharfen spektralen Peak entspricht. Die Leistungsdichtespektren der zwei Streuergruppen mit je 15 Einzelstreuern sind ebenfalls in Abbildung 7.1 dargestellt. In Abbildung 4.15 sind typische Schätzungen der Leistungsdichtespektren der Cluttersignale von Entfernungszellen der drei Elementardatensätze C1 bis C3 dargestellt.

Bei der Aufzeichnung der Cluttersignal-Elementardatensätze mußte darauf geachtet werden, daß diese möglichst frei sind von Radarechos von irgendwelchen Verkehrsobjekten. Bei solchen Signalen handelt es sich ja eigentlich um Nutzsignale. Eine von ihnen hervorgerufene Detektion würde bei der Auswertung aber als Falschalarm gezählt. Insbesondere bei den Messungen in Braunschweig mußte der Entfernungsbereich in ca. 460 m Abstand bei der Auswertung ausgeblendet werden, da in diesem Bereich eine Straße von der Antennenkeule erfaßt wurde.

Mit den Elementardatensätzen C1 bis C3 und O0 bis O3 konnte eine Vielzahl von Cluttersignal-Nutzsignal-Kombinationen nachträglich im Rechner generiert werden. ROC-Kurven wurden für die einzelnen Algorithmen und genau definierten Szenarien aufgestellt. Dabei war es möglich, das Nutzsignal des Testfahrzeugs mit dem Cluttersignal aus einer beliebigen anderen Entfernungszelle zu kombinieren, d. h. das Testfahrzeug virtuell in Entfernungsrichtung zu verschieben. So konnten die Detektionseigenschaften der Algorithmen sowohl in einer reinen Flughafenumgebung ohne größere Vegetationsanteile – dies ist der Entfernungsbereich bis 450 m – als auch in Umgebungen mit starken Clutterkomponenten von Bäumen von außerhalb des Flugplatzes, getestet werden.

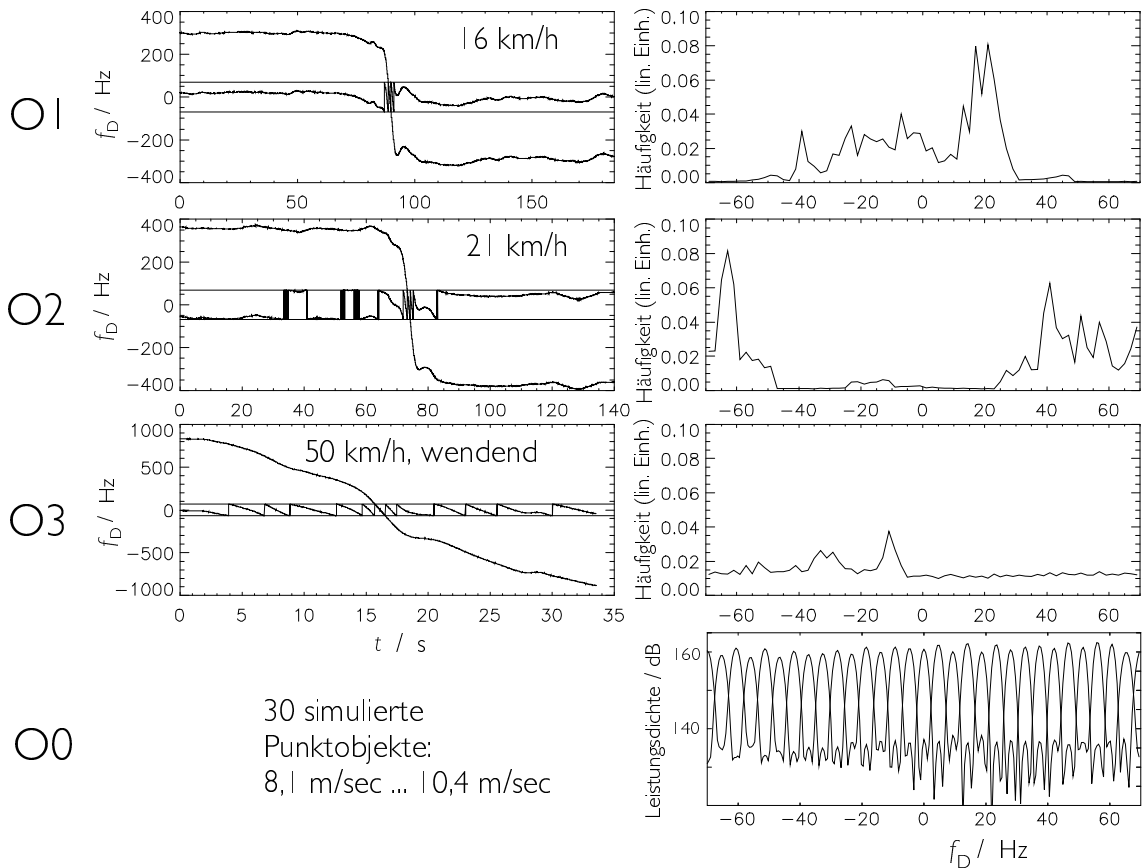


ABBILDUNG 7.1: Oben links: zeitlicher Verlauf der Dopplerverschiebung f_D des Radarechosignals des Meßbusses für O1, sowie in den Dopplereindeutigkeitsbereich $[-70\text{ Hz}, 70\text{ Hz}]$ verschobene Dopplerverschiebung. Daneben: Häufigkeitsverteilung des Auftretens einzelner Dopplerverschiebungen f_D während dieser Zeit. Darunter: analoge Darstellungen für O2 und O3. Unten: Spektren der zwei 15-er-Gruppen von Einzelstreuern, die als simuliertes Nutzsignal für den Elementardatensatz O0 verwendet wurden.

7.4 Die Konstanz der Falschalarmwahrscheinlichkeit

Anhand von ROC-Kurven, die aus verschiedenen Szenarien gewonnen wurden, läßt sich das Verhalten der Falschalarmwahrscheinlichkeit analysieren. In Abbildung 7.2 ist der Verlauf der gemessenen Häufigkeit von Falschalarmen in den verschiedenen Clutterszenarien dargestellt, wobei unterschiedliche Filter und unterschiedliche Methoden, die Cluttersignalrestleistung als Basis des Schwellwertfestlegung zu schätzen, verwendet wurden. Als Filter wurden IIR-Hochpaßfilter mit Grenzfrequenzen von 3, 5 Hz und 25 Hz, sowie ein adaptives LPE-Filter vierter Ordnung mit Adaptionskontrolle durch Gewichtsfunktion eingesetzt. Nach der Filterung fand jeweils eine inkohärente Aufsummation von $k_{\text{inkoh}} = 16$ aufeinanderfolgenden Werten der Zeitreihe des Leistungssignals statt.

Wenn man davon ausgeht, daß das gefilterte Clutterrestsignal als ein weißes gaußches Signal beschrieben werden kann, so beschreibt (5.59) den Verlauf der Falschalarmwahrscheinlichkeit in Abhängigkeit von der Detektionsschwelle, ausgedrückt in Viel-

fachen der mittleren Cluttersignalrestleistung. Diese Cluttersignalrestleistung wurde zum einen aus der Historie der jeweiligen Entfernungszelle durch ein „fading memory“ unter Einsatz einer Adaptionkontrolle geschätzt. Der Erwartungswert einer solchen zeitlichen Mittelung der Cluttersignalrestleistung beträgt η . Die aufintegrierte Cluttersignalrestleistung ist gemäß (5.60) durch das k_{inkoh} -fache der Cluttersignalrestleistung gegeben, d. h. $k_{\text{inkoh}}\eta$.

Die nachbarschaftsbasierte Schätzung der Cluttersignalrestleistung mit dem OS-Verfahren liefert – je nach Wahl der Filterlänge und der Ordnungszahl des ausgewählten Wertes – ein Ergebnis, das mittels (5.58) als Vielfaches der Cluttersignalrestleistung η ausgedrückt werden kann. Hier wurden der elft-größte Wert aus einer Liste von der Größe nach sortierten Cluttersignalrestleistung aus den 25 benachbarten Entfernungszellen verwendet. Für diese Zahlenwerte besitzt der benötigte Multiplikator den Wert 16,27.

Mittels (5.59) läßt sich zum einen über den Schwellwertmultiplikator c_{P_F} , d. h. über den Faktor, der aus dem jeweiligen Schätzwert eine Detektionsschwelle macht, die theoretische Falschalarmwahrscheinlichkeit berechnen. Diese Kurven sind in Abbildung 7.2 als dicke Linien kenntlich gemacht. Andererseits kann auch direkt für ein Clutterszenarium die Filterung und die Bestimmung des der Schwellwertbildung zugrundeliegenden Schätzwertes vorgenommen werden. Für einen variierenden Schwellwertmultiplikator c_{P_F} kann dann ebenfalls die jeweilige Häufigkeit von Falschalarmen bestimmt werden. Genau dies wurde in Abbildung 7.2 für die verschiedenen ausgewerteten Elementardatensätze C1 bis C3 durchgeführt. Innerhalb eines einzelnen Elementardatensatzes wurde zudem nach verschiedenen Entfernungsbereichen differenziert, da das Cluttersignal aus unterschiedlichen Entfernungsbereichen unterschiedliche statistische Eigenschaften besitzt. Im Nahbereich erfaßt der Antennenstrahl nur Objekte auf dem Flughafen-gelände, während aus dem weiter entfernten Bereich auch Signalanteile von Vegetation zum Cluttersignal beitragen.

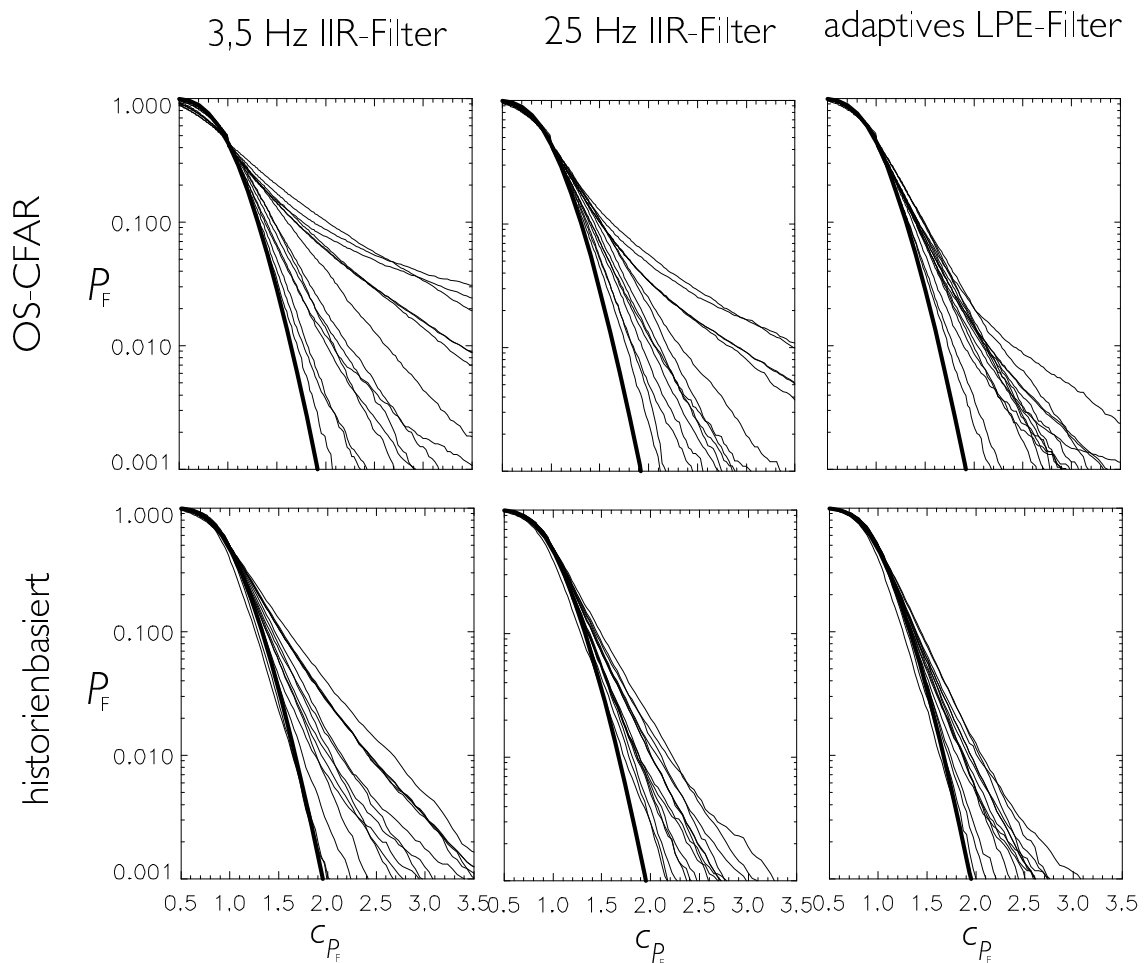


ABBILDUNG 7.2: Theoretische Falschalarmwahrscheinlichkeit (fett) und empirisch in verschiedenen Clutterszenarien ermittelter Verlauf der Falschalarmhäufigkeit über dem Wert des Schwellwertmultiplikators. Oben: OS-CFAR-Schätzung der Cluttersignalrestleistung. Unten: historienbasierte Schätzung der Cluttersignalrestleistung. Links, mitte, rechts: drei verschiedene Filterverfahren.

Eine konstante Falschalarmwahrscheinlichkeit würde bedeuten, daß bei einem festen Wert des Schwellwertmultiplikators c_{P_F} unabhängig vom verwendeten Datensatz die Falschalarmwahrscheinlichkeit P_F einen festen Wert annimmt, da durch die Schätzung der Cluttersignalrestleistung die Detektionsschwelle entsprechend (5.55) gesetzt wird. Wie man Abbildung 7.2 entnehmen kann, hat strenggenommen jedoch keiner der verglichenen Verfahren die Eigenschaft, bei festgehaltenem Schwellwertmultiplikator c_{P_F} eine wirklich konstante Falschalarmwahrscheinlichkeit in verschiedenen Szenarien zu gewährleisten (CFAR).

Für die OS-CFAR-Verfahren kommt eine erhöhte Falschalarmwahrscheinlichkeit, wie bereits diskutiert, wegen der größeren Streuung der Cluttersignalrestleistung zwischen den Entfernungszellen zustande, d. h. wegen des Vorhandenseins einzelner Entfernungszellen mit wesentlich höherer Restsignalleistung als dem Durchschnitt der Entfernungszellen entsprechend. Die Falschalarme sind auf diejenigen Entfernungszellen konzentriert, in denen ein höherer Pegel der Cluttersignal-Restleistung vorliegt. Die große

Streuung im Verlauf der P_F -Kurven für verschiedene Szenarien bei der Verwendung eines OS-CFAR-Verfahrens liegt darin begründet, daß unter gewissen Bedingungen, z. B. bei starkem Wind, in bestimmten Entfernungsbereichen, z. B. in Entfernungszellen mit Bäumen und Sträuchern, diese Streuung zwischen den Entfernungszellen ausgeprägter ist als unter anderen Bedingungen bzw. in anderen Entfernungsbereichen. Die Streuung der P_F -Kurven ist bei Anwendung einer IIR-Filterung mit niedriger Abschneidefrequenz am höchsten, da hier nur ein kleiner spektraler Anteil der Signalkomponenten, die die Inhomogenitäten zwischen den einzelnen Entfernungszellen verursachen, aus dem Signal herausgefiltert wird. Die Anwendung des adaptiven LPE-Filters dagegen besitzt einen deutlich stärker homogenisierenden Effekt, da sich das Filter jeder Entfernungszelle individuell anpaßt. Die Streuung im Verlauf der P_F -Kurven wird noch stärker als bei der Anwendung einer IIR-Hochpaßfilters hoher Abschneidefrequenz reduziert. Letzteres Filter jedoch besitzt ebenfalls einen gewissen Homogenisierungseffekt. Es filtert pauschal einen großen Frequenzbereich aus dem Signalspektrum jeder Entfernungszelle heraus. Ist dieser Sperrbereich breit genug, so erfaßt er nahezu alle Spektralkomponenten von Vegetationsclutter und reduziert dadurch die Inhomogenitäten von Entfernungszelle zu Entfernungszelle.

Insgesamt die geringste Streuung in den P_F -Verläufen weist das adaptive LPE-Filter mit einer nachgeordneten Detektionsschwellwertbestimmung aus der Historie der Cluttersignalrestleistung auf. Dieser Algorithmus kommt damit der CFAR-Forderung am nächsten. Wirklich konstant ist die Falschalarmwahrscheinlichkeit auch hier nicht, da die Schätzung der Cluttersignalrestleistung nur im Mittel den wahren Erwartungswert liefert, und die Detektionsschwelle somit zwar im Mittel passend zur gewünschten Falschalarmwahrscheinlichkeit gesetzt wird, über die Zeit gesehen jedoch variiert und so die Streuung von P_F hervorruft.

Konsistent sind diese Beobachtungen auch mit den Ergebnissen nach Abbildung 7.3. Dort sind für festen Schwellwertmultiplikator c_{P_F} die Falschalarme in einem r - t -Diagramm dargestellt, die sich mit verschiedenen Algorithmen in unterschiedlichen Szenarien ergeben. Die ermittelten Falschalarmhäufigkeiten zwischen Elementardatensatz C1 mit stürmischen Bedingungen (A) und Elementardatensatz C3 mit Platzregen (B) variieren für die adaptive LPE-Filterung, gemittelt über den dargestellten Entfernungs- und Zeitbereich, für die OS-CFAR-Detektionsverfahren stärker als für das Detektionsverfahren mit Schwellwertbestimmung aus der Historie nach adaptiver LPE-Filterung. Zudem besteht im Falle der OS-CFAR-Detektion sowie für das Detektionsverfahren mit Schwellwertbestimmung aus der Historie nach IIR-Filterung eine deutlich höhere Streuung der Falschalarmhäufigkeit innerhalb einzelner Entfernungsbereiche. Während des Aufziehens der Regenfront ist allerdings auch für das adaptive LPE-Filterverfahren mit Detektionsschwellenbestimmung aus der Historie die Falschalarmwahrscheinlichkeit erhöht, solange bis sich die Schwelle der erhöhten Cluttersignalrestleistung angepaßt hat. Ähnliches Verhalten zeigt die Falschalarmwahrscheinlichkeit der IIR-Filterung, allerdings ist hier die Häufigkeit von Falschalarmen vor dem Beginn des Schauers in den jeweiligen Entfernungszellen höher als nachher. Der Grund dafür ist der, daß das Regenrückstreusignal deutlich weißer ist, als das Rückstreusignal der regenfreien Entfernungszellen, und dieses, da es relativ intensiv ist, überdeckt. Im Falle einer Schätzung der Cluttersignalrestleistung in einer Entfernungszelle aus dem zeitlichen Verlauf ist die Streuung der P_F -Verläufe – wie erwartet – stark reduziert, da die Streuung zwischen den Entfernungszellen als Ursache

einer erhöhten Falschalarmwahrscheinlichkeit prinzipiell entfällt. Am höchsten ist die Variation der P_F -Kurven hier für Hochpaßfilter mit niedriger Grenzfrequenz. Durch die niedrige Grenzfrequenz bleiben niederfrequente Spektralkomponenten, die auf Vegetationsclutter und windige Bedingungen zurückzuführen sind, im Signal erhalten. Die Leistung dieser Signalreste ist i. a. von Entfernungszelle zu Entfernungszelle unterschiedlich. Dies führt dann zu einer erhöhten Falschalarmwahrscheinlichkeit.

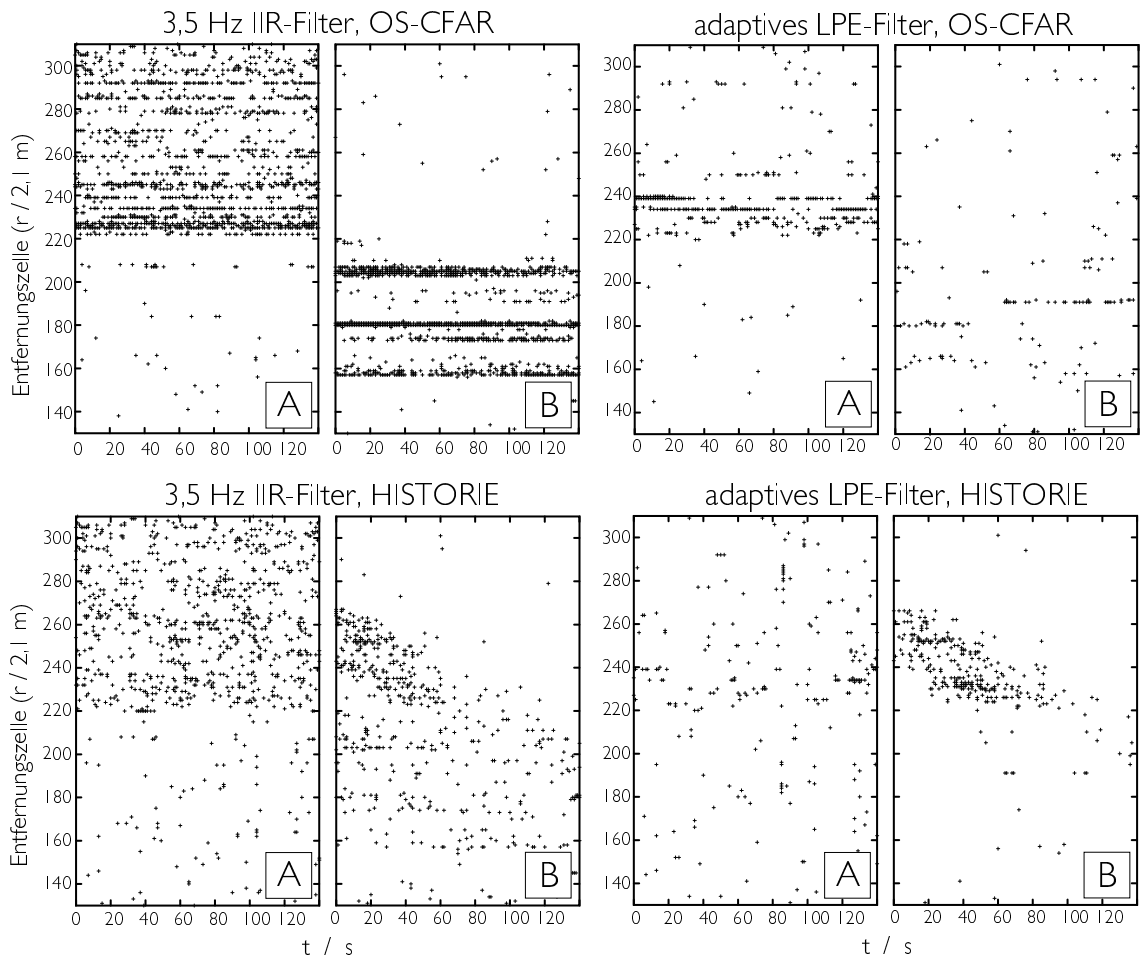


ABBILDUNG 7.3: Falschalarme bei festgehaltenem Schwellwertmultiplikationsfaktor $c_{P_F} = 1,5$ in zwei Clutterszenarien (A: windige Bedingungen, B: aufziehender Regenschauer), für verschiedene Algorithmen.

7.5 Detektionswahrscheinlichkeit P_D

Wie in Kapitel 7.3 gesehen, gewährleistet der im Rahmen der Arbeit entwickelte Algorithmus eine von den äußeren Bedingungen relativ unabhängige, konstante Falschalarmhäufigkeit. Es muß noch gezeigt werden, daß er auch gute bis überlegene Detektionseigenschaften bietet.

Die ROCs für unterschiedliche Nutzsignale und verschiedene Algorithmen müssen hierzu innerhalb des relevanten P_F -Bereichs miteinander verglichen werden. Angestrebt wird eine konstante Falschalarmwahrscheinlichkeit P_F . Daher werden aus den ROCs, die

für verschiedene Nutz-zu-Cluttersignalleistungsverhältnisse aufgestellt wurden, Kurven abgeleitet und miteinander verglichen, die bei dieser fest gewählten P_F den Verlauf der Detektionswahrscheinlichkeit in Abhängigkeit vom Intensitätsverhältnis zwischen Nutz- und Cluttersignal wiedergeben. Diese Kurven geben jedoch nur bedingt das wirkliche Verhalten der Detektionswahrscheinlichkeit wieder, da – wie in Kapitel 7.3 gesehen – die Detektionswahrscheinlichkeit P_F eines Detektionsverfahrens durch die Wahl eines festen Schwellwertmultiplikators c_{P_F} nur näherungsweise auf einen wirklich konstanten Wert eingestellt werden kann. Der wirkliche Wert für die Falschalarmhäufigkeit variiert dann je nach eingesetztem Algorithmus zur Filterung und zur Detektionsschwellenbestimmung unterschiedlich stark. Wegen dieser Abweichung des realen „Arbeitspunktes“ auf der ROC von demjenigen, der sich idealerweise für den gewählten Schwellwertmultiplikator c_{P_F} ergeben müsste, stimmt auch der empirische Wert der Detektionswahrscheinlichkeit nicht mit dem Wert der ROC beim „Wunschwert“ von P_F . Dennoch stellen die Kurven konstanter Falschalarmhäufigkeit ein objektiveres Bewertungskriterium dar als die Kurven konstanten Schwellwertmultiplikators c_{P_F} , da bei einem Vergleich von P_D -Kurven bei fest eingestelltem Schwellwertmultiplikator $c_{P_F} = \text{konstant}$ auch die P_F -Werte verglichen werden müssten, und bei der Beurteilung des Ergebnisses eine Gewichtung der beiden empirisch ermittelten Wahrscheinlichkeitswerte P_F und P_D durchgeführt werden müsste.

In Abbildung 7.4 sind ROC-Kurven, die basierend auf einer Überlagerung der Elementardatensätze O0 und C1 gewonnen wurden, dargestellt. Es wurden dabei zwei verschiedene Werte der Echosignalleistung der Punktstreuer im Elementardatensatz O0 gewählt, die sich jeweils durch den Radarrückstreuquerschnitt σ der Punktstreuer ausdrücken lassen. Eine absolute Angabe des Radarrückstreuquerschnitt σ war möglich, da bei der Aufzeichnung des Elementardatensatzes C1 eine Eichplatte mit 42 cm Seitenlänge im Ausleuchtbereich des Radarstrahl aufgestellt war, die bei 9,05 GHz einen Radarrückstreuquerschnitt von $\sigma_{EPL} = 430 \text{ m}^2$ hat. Untersucht wurden die in der folgenden Tabelle aufgelisteten Kombinationen von Filteralgorithmen und Algorithmen zur Schätzung der Cluttersignalrestleistung nach der Filterung.

Filterung	Schätzung der Cluttersignalrestleistung
IIR-Filterung ($f_g = 1 \text{ Hz}$ bis $f_g = 40 \text{ Hz}$)	nachbarschaftsbasiertes OS-CFAR-Verfahren
adaptive LPE-Filterung (Ordnung 4)	nachbarschaftsbasiertes OS-CFAR-Verfahren
IIR-Filterung ($f_g = 1 \text{ Hz}$ bis $f_g = 40 \text{ Hz}$)	historienbasiertes, adaptionskontrolliertes Verfahren
adaptive LPE-Filterung (Ordnung 4)	historienbasiertes, adaptionskontrolliertes Verfahren

TABELLE 7.1: Tabellarischer Überblick über Kombinationen von Filter- und Detektionsalgorithmen, für die ROC-Kurven gebildet wurden.

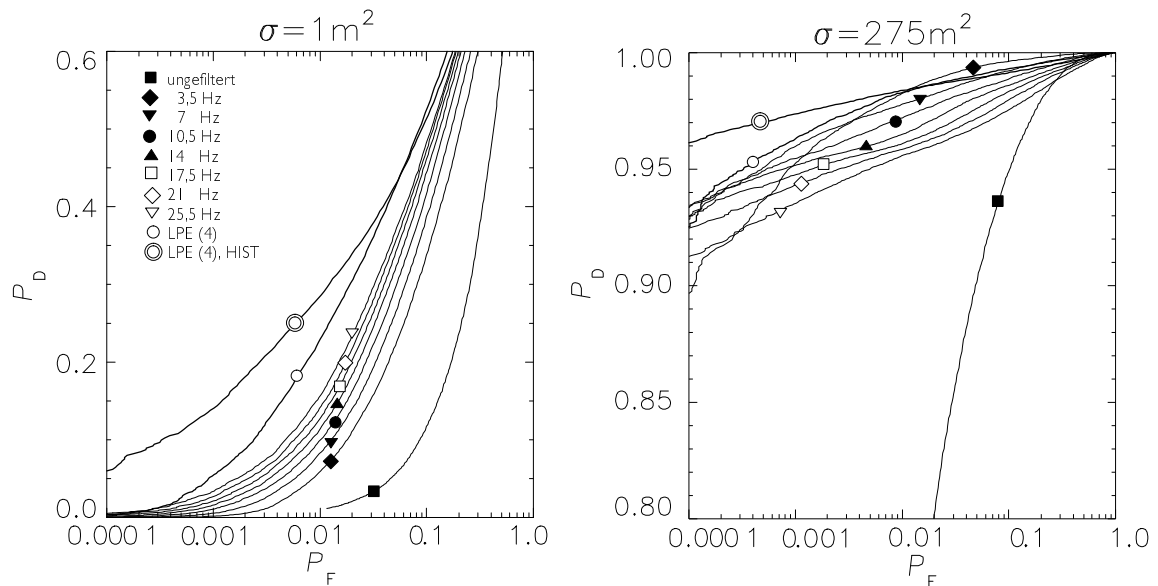


ABBILDUNG 7.4: ROCs, gewonnen für sich aus der Überlagerung der Elementardatensätze O0 und C1 ergebende Szenarien. Die Filterung wurde mit IIR-Hochpaßfiltern verschiedener Grenzfrequenzen, sowie dem adaptiven LPE-Filter durchgeführt. Für die Schätzung der Cluttersignalrestleistung wurde das OS-CFAR-Verfahren verwendet, beim LPE-gefilterten Datensatz zusätzlich auch das Historie-basierte Verfahren.

Ordnet man die ROCs der einzelnen Detektionsalgorithmen entsprechend ihrer Güte, d. h. nach zunehmender Detektionswahrscheinlichkeit, so fällt auf, daß sich die Reihenfolge bei den IIR-Hochpaßfiltern zwischen den beiden Signalintensitäten umdreht. Bei $\sigma = 1 \text{ m}^2$ schneidet das IIR-Hochpaßfilter umso besser ab, je höher die Grenzfrequenz ist. Dagegen verhält es sich bei $\sigma = 275 \text{ m}^2$, zumindest für $P_F > 0,01$, genau umgekehrt. Dies läßt sich wie folgt erklären. Ein schwaches Radarziel, d. h. ein Nutzsiganal mit im Vergleich zum Cluttersignal deutlich geringerer Leistung, kann sowieso nur mit äußerst geringer Wahrscheinlichkeit detektiert werden, außer es läßt sich im Spektrum gut vom Cluttersignal trennen. Durch den Einsatz eines Filters mit breitem Sperrbereich wird das Cluttersignal effektiv herausgefiltert. Dadurch schafft man relativ gute Detektionsbedingungen für diejenigen Nutzsiganale, die im Spektrum bei anderen Frequenzen als das Cluttersignal liegen.

Bei höheren Amplituden dagegen wirkt sich ein breiter Sperrbereich u. U. kontraproduktiv aus. Nutzsiganale, deren Dopplerverschiebung im Frequenzbereich des Cluttersignals liegt, werden durch ein Filter mit breitem Sperrbereich ebenfalls stark abgeschwächt. Dadurch bleibt die Detektionswahrscheinlichkeit für diese Nutzsiganale gering. Wird ein schmälerbandiges Filter eingesetzt, können dagegen intensive Nutzsiganale, die im gleichen Spektralbereich liegen wie das Cluttersignal, u. U. besser detektiert werden. Dieser Nachteil des breiterbandigen Filters wird durch seine besseren Eigenschaften für diejenigen Frequenzbereiche, in denen das Cluttersignal nur geringe Komponenten besitzt, nur teilweise ausgeglichen.

In Abbildung 7.5 wurde dieser Effekt anhand einer Simulation dargestellt. Ein Cluttersignalspektrum wurde durch ein AR(1)-Modellspektrum modelliert. Für ein monofrequentes Nutzsiganal wurde für verschiedene IIR-Filterübertragungsfunktionen mit

unterschiedlicher Grenzfrequenz das Intensitätsverhältnis SCR zwischen Nutz- und Cluttersignal, das sich nach der Filterung ergibt, in Abhängigkeit von der Frequenz des monofrequenten Nutzsignals berechnet. Dies wurde für verschiedene SCR wiederholt. Dargestellt in Abbildung 7.5 sind oben $SCR(f)$ und $P_D(f)$ für zwei verschiedene Intensitätsverhältnisse von Nutzsignal zu mittlerem Störsignal, jeweils zusammen mit dem $SCR - P_D$ -Diagramm, das die $SCR(f)$ -Kurve in die $P_D(f)$ -Kurve transformiert. Es wurden ein Zusammenhang von Detektionswahrscheinlichkeit P_D und SCR angenommen, der mit SCR monoton steigt, für kleine SCR verschwindet und für große SCR gegen eins geht. Der genaue Verlauf von $P_D(SCR)$ ist für die hier durchgeführten qualitativen Studien irrelevant. Eine Erhöhung von SCR hebt einfach die $SCR(f)$ -Kurve entsprechend an. Anders dagegen sieht es bei der sich aus $SCR(f)$ ergebenden Detektionswahrscheinlichkeit $P_D(f)$ aus. Hier existieren Sättigungseffekte. Kleiner als Null und größer als eins kann $P_D(f)$ bei keiner Frequenz f werden, unabhängig davon, wie groß oder klein SCR dort ist. Die $P_D(f)$ skalieren nicht nur mit variierendem SCR , sondern verändern auch ihren quantitativen Verlauf. Für spektral gleichverteilte monofrequente Nutzsignale ergibt sich daher der Effekt, daß die über aller Dopplerfrequenzen f gemittelte Detektionswahrscheinlichkeit für kleine Nutzsinalamplituden im Falle eines IIR-Hochpaßfilters großer Abschneidefrequenz höher ist als für geringere Abschneidefrequenzen, während sich für große Nutzsinalamplituden dieses Verhalten umkehrt. Dies ist im unteren Teil der Abbildung dargestellt.

Nebenbei bemerkt liegt in diesem Effekt auch der Grund dafür, warum das Vorgehen der SCR -Optimierung für ein weißes Nutzsinal auf ein Ergebnis führt, das im Sinne der P_D -Optimierung nicht unbedingt optimal ist.

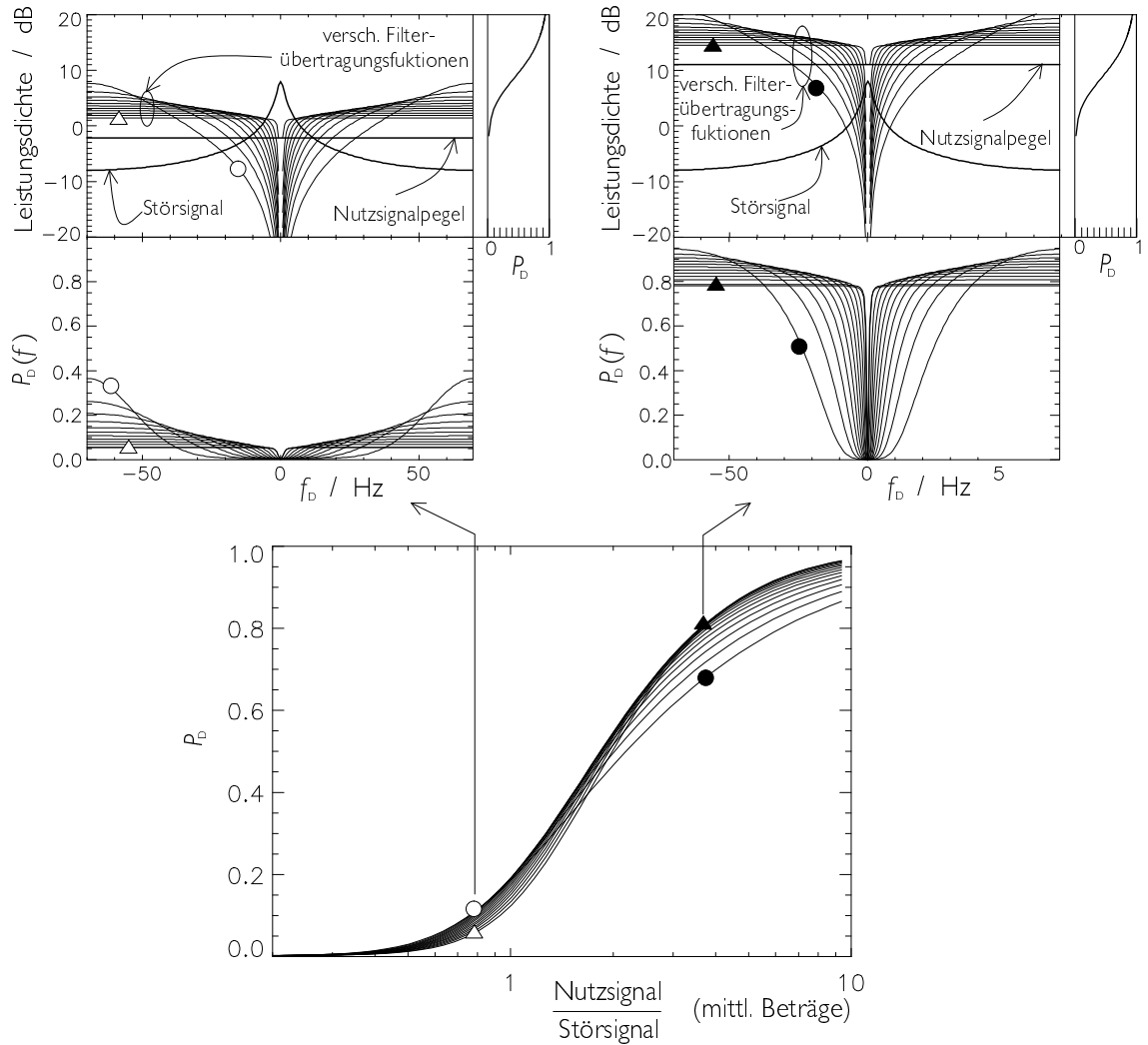


ABBILDUNG 7.5: $P_D(f)$, $SCR(f)$ und P_D für verschiedene IIR-Hochpaßfilter ($f_g(\Delta) < f_g(O)$). Oben: Zwei unterschiedliche vorgegebene SCR vor einer IIR-Hochpaßfilterung: Links: Nutzsignal 2 dB unterhalb der mittleren Cluttersignalleistung. Rechts: Nutzsignal 11 dB oberhalb der mittleren Cluttersignalleistung. Jeweils oberes Teilbild: Leistungsdichtespektrum $C(f)$ eines simulierten AR(1)-Cluttersignals, Pegel der monofrequenten Nutzsignale (horizontale Linie) und $SCR(f)$ -Verlauf für IIR-Hochpaßfilter unterschiedlicher Grenzfrequenz ($f_g(\Delta) < f_g(O)$). Jeweils rechtes Teilbild: $P_D(SCR)$. Jeweils unteres Teilbild: Detektionswahrscheinlichkeit $P_D(f)$ Unten: Über alle Frequenzen der monofrequenten Nutzsignale gemittelten Detektionswahrscheinlichkeit $P_D(f)$ gegenüber der Amplitude des Nutzsignals.

Den ROCs in Abbildung 7.4 vergleichbare ROCs für Kombinationen der Elementardatensätze von C1, C2 bzw. C3 mit O1, O2 und O3 sind in den Abbildungen 7.6, 7.7, 7.8 und 7.9 wiedergegeben.

In Abbildung 7.6 wurden die Elementardatensätze O3, bei dem das Nutzsignal das Dopplerspektrum relativ gleichmäßig abdeckt, und C1, bei dessen Aufzeichnung windige Bedingungen vorlagen, überlagert. Die dargestellten ROCs wurden für ein Szenarium gewonnen, bei dem die Signalamplitude des Nutzsignals um den Faktor 0,3

gegenüber seiner natürlichen Amplitude reduziert war. Die Entfernungsbereiche 250 m bis 460 m und 460 m bis 670 m wurden getrennt ausgewertet. Der erste der genannten Bereiche umfaßt reines Flughafengelände ohne Vegetation, die dafür ermittelten ROCs sind links dargestellt. Der zweite Bereich kann als Mischgelände mit Bäumen und Sträuchern beschrieben werden, die ROCs sind rechts dargestellt. Das Leistungsdichtespektrum der Cluttersignalzeitreihe einer für den jeweiligen Entfernungsbereich typischen Entfernungszelle ist jeweils in einem Nebenbild dargestellt. ROCs wurden für IIR-Hochpaßfilter unterschiedlicher Grenzfrequenz $f_g = 1$ Hz bis $f_g = 40$ Hz, sowie ein adaptives LPE-Filter vierter Ordnung aufgestellt, wobei zur Schätzung der Cluttersignalrestleistung jeweils das OS-CFAR-Verfahren verwendet wurde. Für den LPE-gefilterten Datensatz wurde zusätzlich die Detektion mit historien-basierter Cluttersignalrestleistungsschätzung durchgeführt. Im Falle von stark vegetationshaltigem Clutter sind die Detektionseigenschaften eines OS-CFAR-Schwellwertvergleichs nach IIR-Hochpaßfilterung für die hohe Grenzfrequenz am besten, werden jedoch durch das adaptive LPE-Filter noch übertroffen. Eine weitere Verbesserung findet bei der Verwendung eines historien-basierten Schwellwertvergleichs statt. Im Falle von echtem Festzielclutter ist die Rangfolge, die Detektionsgüte betreffend, zwischen den IIR-Hochpaßfiltern verändert, das adaptive LPE-Filter bleibt jedoch überlegen.

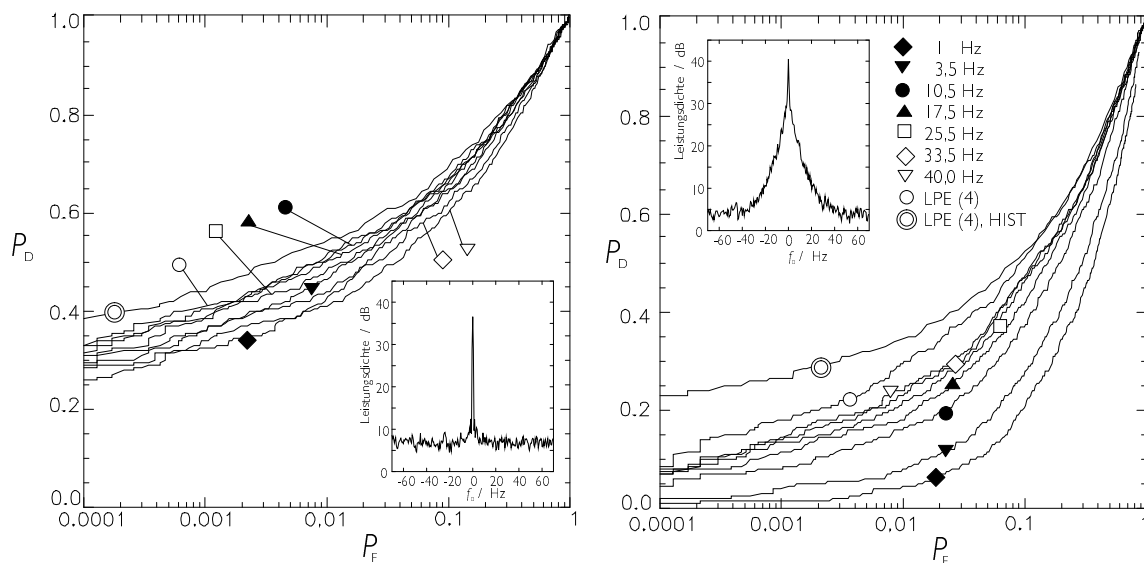


ABBILDUNG 7.6: ROC-Kurven für die Überlagerung aus der Elementardatensätze O3 (-0,3) und C1.

In Abbildung 7.7 wurden die Elementardatensätze von O3 und C2 überlagert, und in Abbildung 7.8 die von O3 und C3. Für das letztgenannte Szenarium wurden ebenfalls für verschiedene Entfernungsbereiche ROCs gewonnen, wobei der Unterschied in der spektralen Charakteristik dieser Entfernungsbereiche darin bestand, daß in den weiter entfernten Entfernungszellen das Regensignal stärker war, und insbesondere das Vegetationsclutterspektrum überdeckte.

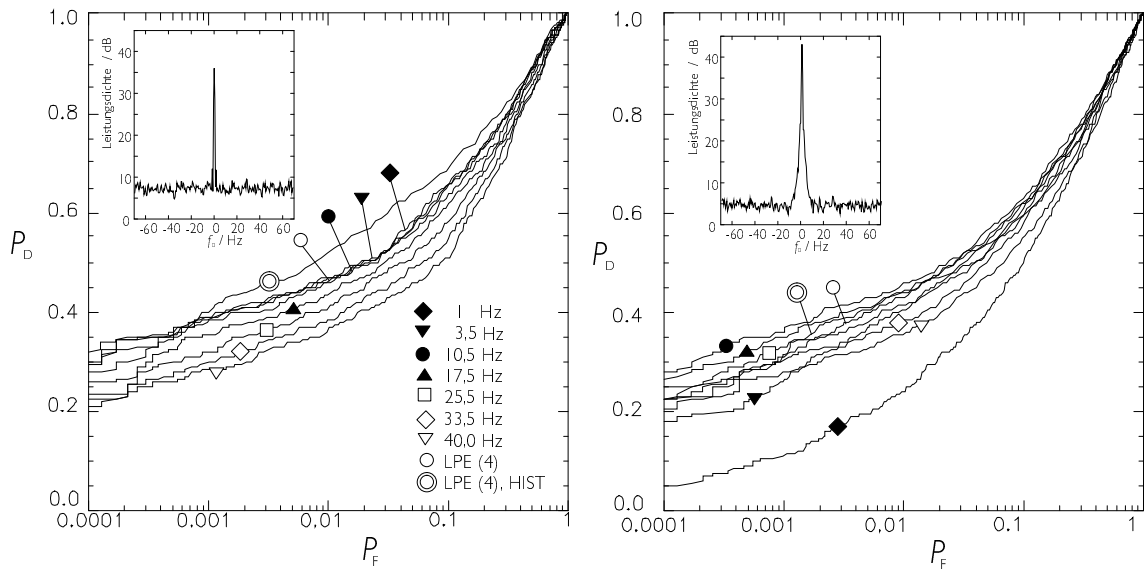


ABBILDUNG 7.7: Wie Abbildung 7.6, jedoch Überlagerung von O3 (-0, 3) und C2.

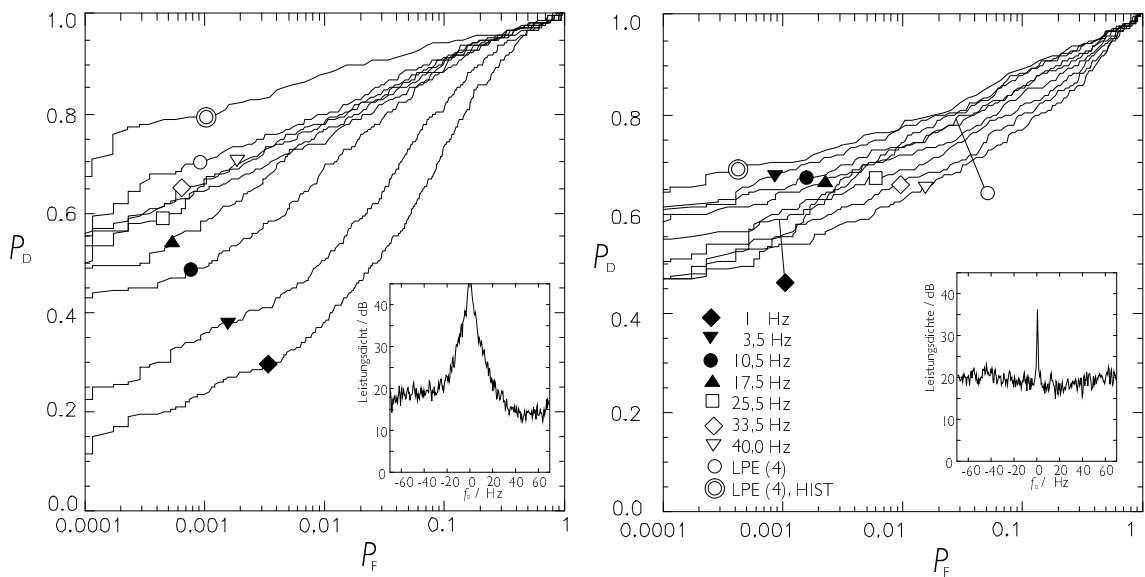


ABBILDUNG 7.8: Wie Abbildung 7.6 bzw. 7.7, jedoch eine Überlagerung von O3 (-2, 5) und C3.

ROCs für die Elementardatensätze von O1 und O2 sind in Abbildung 7.9 dargestellt, wobei wiederum die verschiedenen Algorithmen angewendet wurden. Insbesondere für den Elementardatensatz C1, der bei starkem Wind aufgenommen wurde, zeigen sich die adaptiven Algorithmen bei der Filterung und der Schätzung der Cluttersignalrestleistung den Algorithmen der IIR-Hochpaßfilterung und der OS-CFAR-Schwellwertbestimmung überlegen.

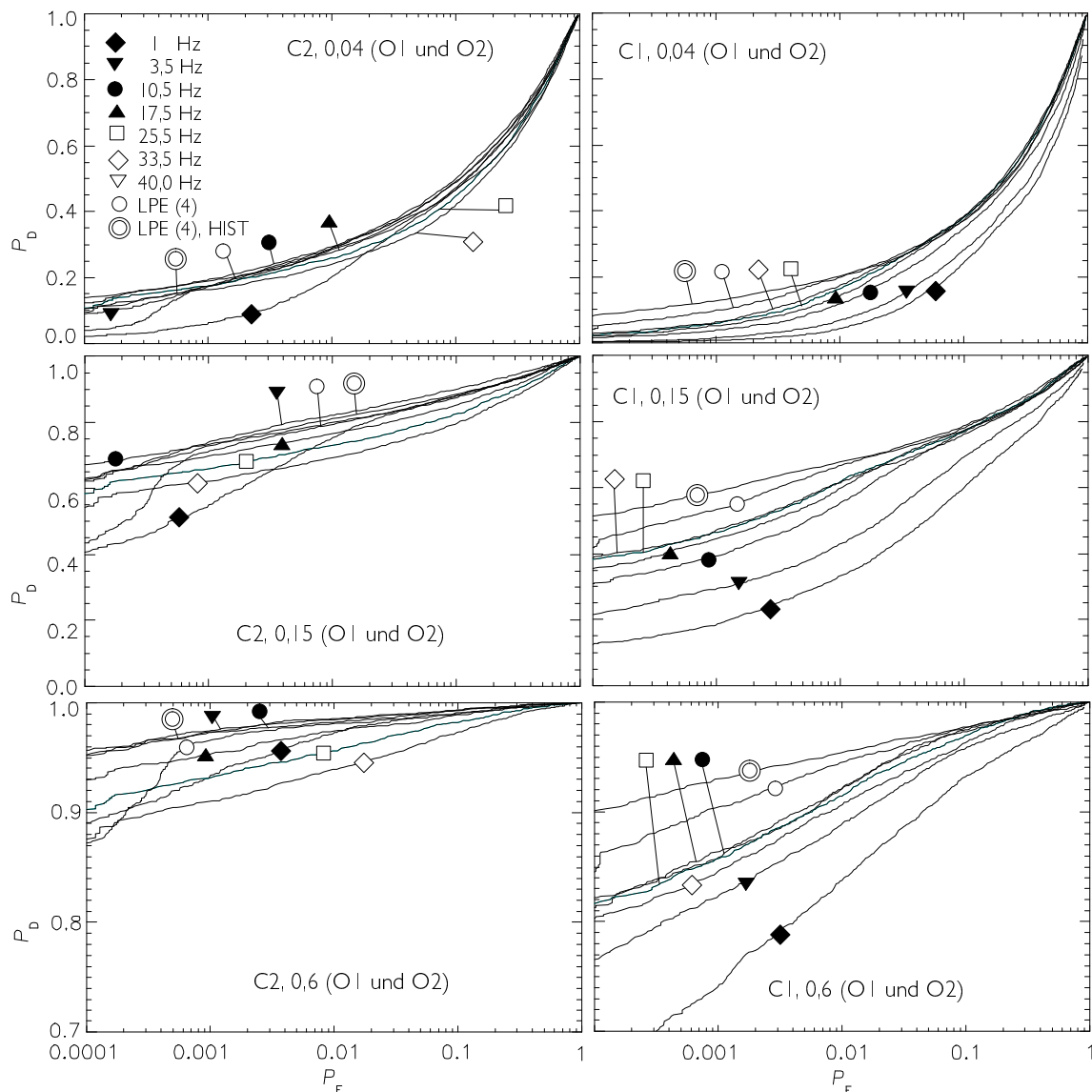


ABBILDUNG 7.9: ROCs für Kombinationen aus C1 bzw. C2 und O1 und O2.

Basierend auf den ROCs für die drei verschiedenen Clutterszenarien, die für ausgewählte Werte der Amplitude des Nutzsignals in den Abbildungen 7.6, 7.7 und 7.8 dargestellt sind, wurde der Verlauf Detektionswahrscheinlichkeit für eine festgehaltene Falschalarmwahrscheinlichkeit bei variierender Nutzsignalamplitude bestimmt. Die sich ergebenden Kurven, die in manchen Quellen ebenfalls als ROCs bezeichnet werden, geben die Empfindlichkeit der Radarsignalprozessierung wieder. Die Detektionswahrscheinlichkeit steigt vom Wert Null für kleine Nutzsignalamplituden auf den Wert eins für große. Die Art des Anstiegs hängt – neben dem gewählten Wert für P_F – vom eingesetzten Detektionsalgorithmus ab. Verschiedene Verfahren lassen sich so vergleichen. In Abbildung 7.10 sind die Kurven verschiedener Algorithmen für $P_F = 3 \cdot 10^{-4}$ dargestellt. Eine analoge Darstellung für die O0-C1-Kombination findet sich in Abbildung 7.11. Für das NRN bedeutet der für eine Radaranwendung recht hoch gewählte Wert von $P_F = 3 \cdot 10^{-4}$, daß pro Sektor und Sekunde im mittel zwei Schwellwertüberschreitungen

stattfinden. Dies ist zulässig, da auf Modulebene ein Schnittpunkt einzelner, zufälliger Schwellwertüberschreitungen i. a. nicht mehrmals hintereinander an der selben Position im Modul auftaucht, und auch nicht ständig durch einen anderen Schnittpunkt bestätigt wird. Die Gefahr einer Fehlortung ist daher gering.

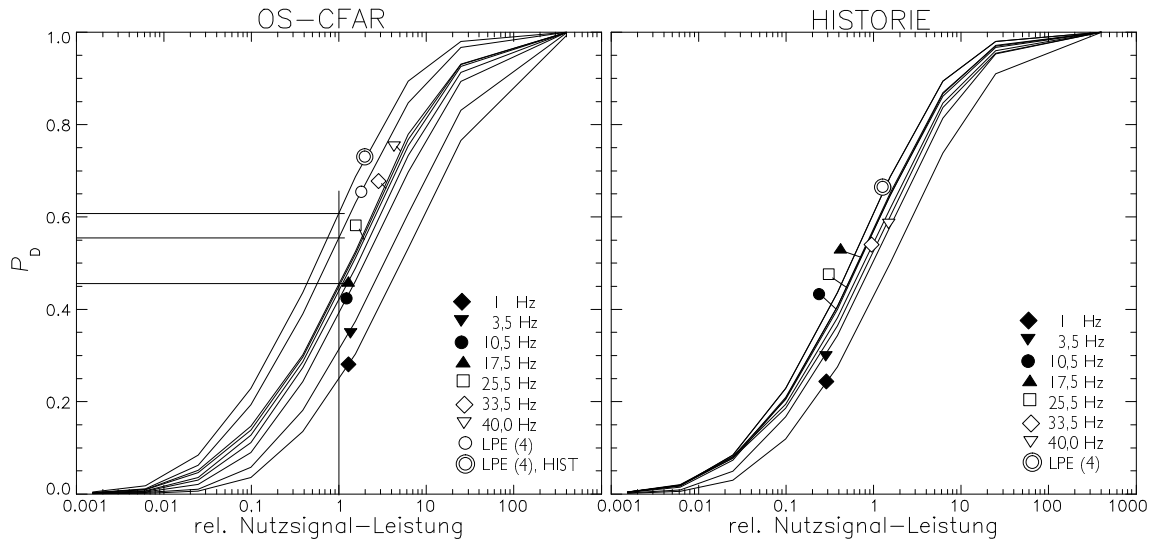


ABBILDUNG 7.10: Gemittelte Detektionswahrscheinlichkeit P_D für $P_F = 3 \cdot 10^{-4}$ für die Elementardatensätze von C1, C2 und C3 kombiniert mit dem Elementardatensatz von O3 unter Verwendung der IIR-Hochpaßfilterung mit unterschiedlicher Grenzfrequenzen, sowie des adaptiven LPE-Filters vierter Ordnung. Die Schätzung der Cluttersignalrestleistung sowohl nachbarschaftsbasiert (links) als auch historienbasiert (rechts) durchgeführt.

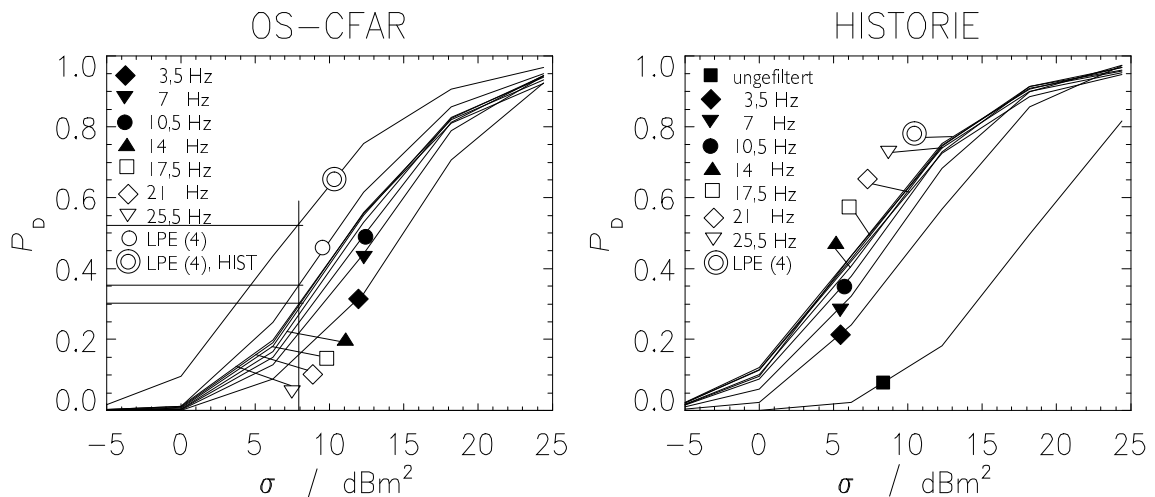


ABBILDUNG 7.11: Verlauf der Detektionswahrscheinlichkeit für $P_F = 3 \cdot 10^{-4}$ basierend auf den ROCs für die Kombination der Elementardatensätze von C1 bis C3 und O0.

Als Ergebnis der Untersuchung der verschiedenen Filter- und Detektionsalgorithmen anhand unterschiedlicher Szenarien läßt sich festhalten, daß ...

- ...insbesondere beim Auftreten von Vegetationsclutter unter windigen Bedingungen bei Verwendung eines OS-CFAR-Detektionsverfahrens das in der Arbeit vorgeschlagene adaptive Filter eine Erhöhung der Detektionswahrscheinlichkeit um bis zu 20 % bewirkt
- ...bei Umstellung auf ein in dieser Arbeit vorgeschlagenes historienbasiertes Detektionsverfahren insbesondere für ein räumlich heterogenes Clutterszenarium eine weitere Erhöhung der Detektionswahrscheinlichkeit um bis zu 10 % zu erwarten ist
- ...bei Umstellung auf das historienbasierte Detektionsverfahren auch für eine IIR-Hochpaßfilterung eine Erhöhung der Detektionswahrscheinlichkeit zu erwarten ist, und u. U. fast die Ergebnisse der adaptiven Filterung erreicht werden.

7.6 Dekorrelation von I- und Q-Komponente

In Teilkapitel 5.7 wird eine Erweiterung des Filterverfahrens beschrieben, mit der die nach der zeitlichen Dekorrelation des Cluttersignals verbleibende Korrelation der I- und Q-Komponenten beseitigt werden kann. Dieses Dekorrelationsverfahren wurde ebenfalls getestet. Die Schätzwerte der I/Q-Korrelation wurden einem der in der Arbeit entwickelten kontrollierten Adaptionverfahren unterworfen. Die Ausgangsgrößen dieses Verfahrens wurden dann verwendet, um eine Dekorrelation von Real- und Imaginärteil des Clutterrestsignals durchzuführen. Sind Real- und Imaginärteil vorher merklich korreliert, so läßt sich die Detektierbarkeit von Signalen mit diesem Verfahren enorm verbessern. In Abbildung 7.12 ist der zeitliche Verlauf der Leistung einer gefilterten, $k_{\text{inkoh}} = 16$ -mal inkohärent aufintegrierten Zeitreihe des Signals aus einer einzelnen Entfernungszelle dargestellt. Zur Beobachtungszeit $t \approx 14$ s bewegte sich ein Flughafenbus durch diese Entfernungszelle. Ohne Dekorrelation von Real- und Imaginärteil des Cluttersignals, siehe rechtes Teilbild, sind die I/Q-Signalwerte des Cluttersignals in der komplexen Ebene deutlich anisotrop verteilt. Wurde die I/Q-Dekorrelation durchgeführt, wobei in diesem Fall die Adaption der Dekorrelationsmatrix durch eine Medianfilterung vorgenommen wurde, so wurde die I/Q-Cluttersignalwertverteilung in der komplexen Ebene isotrop, und der Abstand zwischen Nutz- und Störsignalleistung wurde deutlich höher (links).

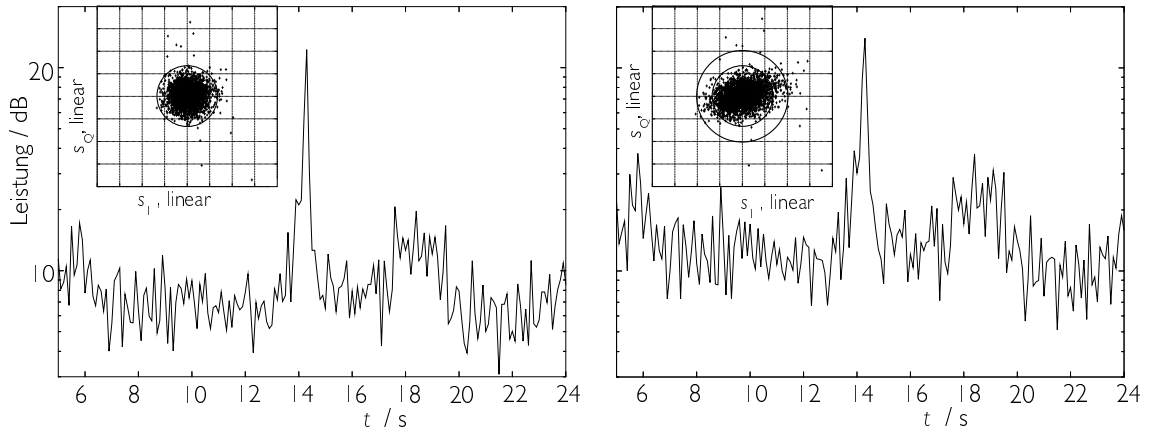


ABBILDUNG 7.12: Verlauf der Signalleistung nach Filterung und inkohärenter Integration in einer Entfernungszelle, durch die zur Zeit $t = 14\text{s}$ ein Bus fährt. Links: Mit Anwendung der I/Q-Dekorrelation. Rechts: Ohne I/Q-Dekorrelation. Jeweils im Nebenbild: I/Q-Signalwertepaare in der komplexen Ebene.

Genauso wie bei der Beurteilung der Zeitreihenfilterung und der Detektionsschwellenbestimmung können auch zur Beurteilung der I/Q-Dekorrelation ROCs, die mit und ohne den Einsatz dieses Verfahrens aufgestellt wurden, verglichen werden, um eine Aussage zur Nützlichkeit dieser Methode machen zu können.

Für die ROCs in Abbildung 7.13 wurden die Elementardatensätze von O3 und C1 kombiniert. Dabei wurde aus dem Elementardatensatz von O3 das Nutzsignal herausgeschnitten, mit einem Amplitudenfaktor A_{rel} multipliziert, und dem Elementardatensatz von C1 überlagert. Durch Variation von A_{rel} können so ROCs für verschiedene Werte der Nutzsignalleistung gewonnen werden. Die Auswertung für die Ermittlung der ROCs wurde innerhalb des Entfernungsbereichs vorgenommen, in dem die Kovarianzmatrix von I- und Q-Signal nicht der Einheitsmatrix entspricht. Dies waren die 200 nächsten Entfernungszellen, siehe auch Abbildung 4.20. Im oberen Teil der Abbildung sind links Schätzungen der I/Q-Korrelation, normiert auch die jeweilige Schätzung der Autokorrelation der I-Komponente, für diese 200 Entfernungszellen dargestellt. Daneben sind Ellipsen in der komplexen Ebene dargestellt, die für jeweils eine Entfernungszelle eine Linie konstanter Wahrscheinlichkeit der anisotropen Gaußverteilung der I/Q-Werte beschreiben. Exemplarisch wurden hierzu neun Entfernungszellen ausgewählt. ROCs sind für verschiedene Amplitudenfaktoren A_{rel} dargestellt. Darüberhinaus wurde in den einzelnen ROCs der Wert der Detektionswahrscheinlichkeit P_D bei einer Falschalarmwahrscheinlichkeit von $P_F = 3 \cdot 10^{-4}$ abgelesen und in einem eigenen Diagramm über variablem A_{rel} dargestellt, siehe unten rechts. Für die vorliegende Situation relativ starker I/Q-Korrelation im Elementardatensatz von C1 ergibt sich eine deutliche Verbesserung der Detektion durch den Einsatz der I/Q-Dekorrelation mit einer 2×2 -Matrix $\underline{\underline{A}}$ gemäß (5.67). Für die Bestimmung der zur Filterung verwendeten Einträge von $\underline{\underline{A}}^{\text{filt}}$ aus den jeweils geschätzten Einträgen von $\underline{\underline{A}}^{\text{est}}$ wurde dabei eine Adaptionkontrolle wie für die Filterkoeffizienten der Zeitreihenfilterung verwendet.

7. Ergebnisse: Vergleich der Filter- und Detektionsverfahren anhand experimenteller Daten

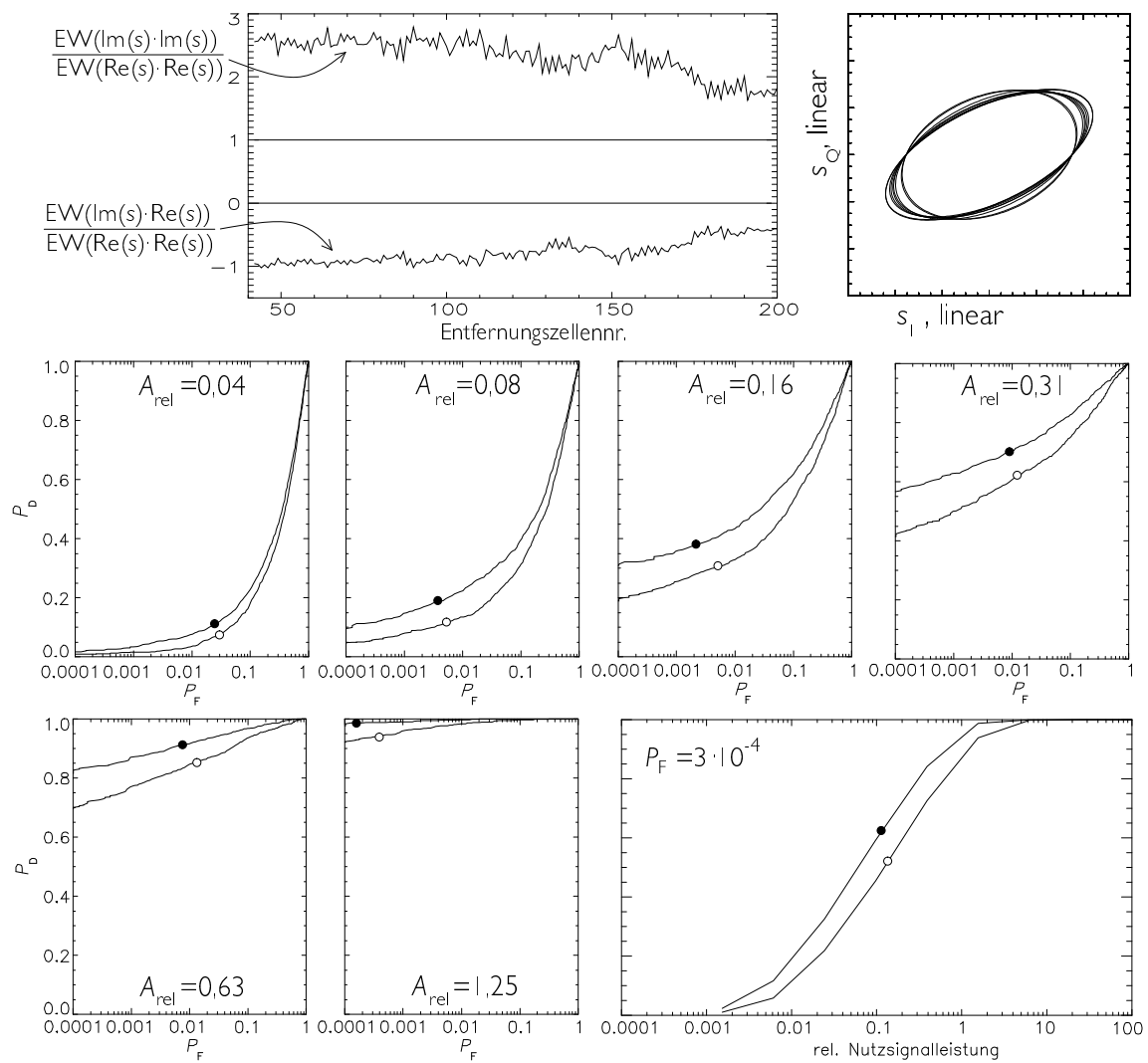


ABBILDUNG 7.13: Zugrundeliegendes Signal: Überlagerung der Elementardatensätze von C1 und O3, wobei durch den Amplitudenfaktor A_{rel} die Nutzsignalleistung (O3) variiert wurde. Oben links: Schätzungen der Korrelationswerte von I- und Q-Komponente. Oben rechts: Ellipsen konstanter Wahrscheinlichkeit in der I/Q-Ebene für neun Entfernungszellen. Zweite Zeile und dritte Zeile links: ROCs für verschiedene Amplitudenfaktoren A_{rel} . \circ : Detektion ohne I/Q-Dekorrelation. \bullet : Detektion mit I/Q-Dekorrelation. Unten rechts: Detektionswahrscheinlichkeit P_D über der Leistung des Nutzsignals bei konstanter Falschalarmwahrscheinlichkeit $P_F = 3 \cdot 10^{-4}$.

Meßprinzip des NRN ist es, dezentral mit vier Radarstationen unter Verzicht auf azimutale Winkelauflösung eindimensionale Radarechoprofile zu gewinnen, und aus diesen durch ein Schnittpunktverfahren die zweidimensionale Ortung von Radarzielen auf einem Flughafengelände durchzuführen.

Um bei hoher Entfernungsauflösung und niedriger Spitzensendeleistung dennoch ein hohes Signal-zu-Rauschverhältnis der eindimensionalen Entfernungsprofile zu erzielen, muß ein Impulskompressionsverfahren eingesetzt werden. Konventionelle, nicht-erwartungstreuen Verfahren sind zwar im Hinblick auf das Signal-zu-Rausch-Verhältnis optimal, verursachen aber Kompressionsnebenmaxima, auch Eigenclutter genannt. Diese Kompressionsnebenmaxima können einerseits die Radarechos schwacher Radarziele überdecken, andererseits scheinbare Radarziele vortäuschen. Beim NRN wird daher ein neuartiges, prinzipiell eigenclutterfreies Verfahren verwendet. Dieses Impulskompressionsverfahren stellt an die verwendete Sendesignalform, den Code, die Anforderung einer betragsmäßig möglichst konstanten Fouriertransformierten, damit die Verschlechterung des Signal-zu-Rausch-Verhältnisses gegenüber konventionellen Verfahren minimiert wird. Für einen Kompressionsfaktor von $n = 32$ werden in dieser Arbeit systematisch die optimalen Codes gesucht. Ein statistisches Optimierungsverfahren, genannt „threshold accepting“, wird ebenfalls zur Codesuche verwendet und stellt sich als sehr leistungsfähig heraus. Mit diesem Verfahren kann mit vertretbarem Zeitaufwand ein Vorrat an guten Codes für einen beliebigen praxisrelevanten Kompressionsfaktor n gefunden werden.

Im praktischen Einsatz des Impulskompressionsverfahrens zeigen sich störende Effekte, die die Erwartungstreue der Impulskompression zunichte machen. Diese werden in dieser Arbeit anhand von NRN-Radardaten analysiert und z. T. auch theoretisch modelliert. Die Wahl des Abtastzeitpunkts für das Kalibriersignal hat sorgfältig zu erfolgen, damit alle Frequenzen im Referenzspektrum enthalten sind. Sind die erwarteten Phasen- und Amplitudenfluktuationen des expandierten Radarsendesignals gering, kann auch auf die Kalibrierung verzichtet werden. Um die Kompression stabil gegen einen Offset im Kalibrier- oder Echosignal zu machen, sind Codes mit hohem eigenem Gleichanteil zu verwenden, oder der Offset durch ein Differenzenverfahren zu eliminieren. Es ist strikt auf die Vermeidung von Übersteuerung und Sättigung zu achten.

Neben der Eliminierung von Eigencluttersignalen besteht das zweite Ziel der Arbeit in der Erarbeitung von Verfahren zur Unterdrückung von Cluttersignalen aus der Außenwelt. Nach eingehenden Untersuchungen von gemessenen NRN-Radarcluttersignalen wird ein Signalmodell entwickelt, das die Zeitreihe jeder Entfernungszelle als aus einem Gleichanteil und einem überlagerten autoregressiven (AR-) Prozeß bestehend beschreibt. Zeitlichen Veränderungen der Signaleigenschaften kann durch Variation von Gleichanteil und Parametern des AR-Prozesses Rechnung getragen werden. Auf kurzen

Zeitskalen ist das Signal gaußsch. Das Modell ist den Ansätzen von Conte verwandt. Dessen „compound Gaussian model“ verwendet keinen Gleichanteil und beschreibt das Signal als Musterfunktion eines Prozesses, der kurzzeitig gaußsch ist, dessen Amplitude jedoch durch eine Zufallsvariable beschrieben wird.

Soll ein Filter gefunden werden, das an die Signaleigenschaften angepaßt ist, müssen diese bekannt sein. Mit dem Burg-Verfahren existiert ein Verfahren zur Kurzzeit-AR-Parameterschätzung, das aufgrund eines endlichen Datenblocks die gewünschten Werte liefert. Analog kann der Gleichanteil geschätzt werden. Beim Burg-Verfahren handelt es sich um ein blockweises „least squares“ Verfahren. Alternative Verfahren sind die rekursiven „least squares“ Verfahren.

Um bei einem beobachteten Signal zwischen den beiden Hypothesen „Nutzsignal im Signal vorhanden“ und „Nutzsignal nicht vorhanden“ zu entscheiden, muß ein Test durchgeführt werden. Sowohl Bayes- als auch Neyman-Pearson-Kriterium führen beide auf einen „likelihood ratio test“, bei dem eine Testgröße berechnet und anschließend mit einer Detektionsschwelle verglichen wird. Die Testgröße ist in beiden Fällen das Verhältnis zwischen den Wahrscheinlichkeiten des beobachteten Signal unter Annahme der jeweiligen Alternative. Je nachdem, ob die Schwelle über- oder unterschritten wird, entscheidet man sich für eine der beiden Hypothesen. Die Schwelle des Tests ist durch das ursprüngliche Kriterium festgelegt. In der gegebenen Problemstellung, wie in der Radarsignalverarbeitung meistens, ist dies sinnvollerweise das Neyman-Pearson-Kriterium, d. h. die Forderung nach einer bestimmten, festen Falschalarmwahrscheinlichkeit.

Es wird gezeigt, daß für die Situation eines absolut unbekanntes Nutzsymbols in gaußschem Störsymbol eine lineare Vorhersagefehlerfilterung (LPE-Filterung) mit anschließender inkohärenter Integration der Signalrestleistung und Schwellwertvergleich einen „generalized likelihood ratio test“ (GLRT) darstellt. Ebenso wird gezeigt, daß sich die Schwelle des Neyman-Pearson-Tests einfach durch Multiplikation aus der Störsymbolrestleistung des LPE-gelilterten, d. h. weißen gaußschen Störsymbols ergibt. Gelingt es, die Parameter des LPE-Filters und die Schätzung der Störsymbolrestleistung kontinuierlich an die Werte des zumindest kurzzeitig gaußschen Symbols anzupassen, besitzt man damit den gewünschten Neyman-Pearson-Detektor.

Für diese Anpassungsprozedur können die Werte der AR-Parameter- und der Gleichanteilsschätzung direkt verwendet werden. Ebenso können für die Schwellwertschätzung die Werte der Signalrestleistung eingesetzt werden. Das sich in beiden Fällen stellende Problem des „signal whitening“, d. h. der unerwünschten Anpassung der jeweiligen Größe an ein auftauchendes Nutzsymbol, kann durch die in der Arbeit beschriebene Adaptionkontrolle verhindert werden. Dazu werden aus den aktuellsten Schätzwerten der jeweiligen Größen durch Filterung adaptierte Werte berechnet. Nichtlineare Filter können den Einfluß von „Ausreißern“ und durch Nutzsymbolkomponenten beeinflussten Schätzwerten auf die Adaption gering halten. Als Möglichkeiten der Adaptionkontrolle wurden Medianfilter, „ordered statistics“-Filter, „weighted ordered statistics“-Filter und Adaptionkontrolle durch Einsatz einer Gewichtsfunktion in einem „fading memory“-Filter genannt.

Das entwickelte adaptive Filter- und Detektionsverfahren ist der dem Symbolmodell unter der Annahme eines unbekanntes Nutzsymbols angepaßte Algorithmus zur Entdeckung von Nutzsymbolen. Er wurde mit den momentan im NRN implementierten Verfahren verglichen. Diese sind:

- ein festes IIR-Hochpaßfilter zur Filterung der Signalzeitreihe einer jeden Entfernungszelle
- ein Schätzverfahren zur Bestimmung der Cluttersignalrestleistung aus der Umgebung der betrachteten Entfernungszelle mittels eines „ordered statistics“ (OS-) Verfahrens

Mit dem in der Arbeit entwickelten Verfahren zeigte sich eine Verbesserung der Detektierbarkeit eines bestimmten Objekts bei festgehaltener Falschalarmwahrscheinlichkeit um bis zu 25 % gegenüber der besten Hochpaßfilter-OS-Detektionsverfahren-Kombination. Darüberhinaus erfüllt das entwickelte Verfahren die Forderung des Neyman-Pearson-Kriteriums nach Konstanz der Falschalarmwahrscheinlichkeit deutlich besser als die bisherigen Verfahren. Dies liegt daran, daß durch die adaptive Filterung das Cluttersignal in einen weißen gaußschen Prozeß verwandelt wird, aus dessen geschätzter Leistung sich die Detektionsschwelle eines Neyman-Pearson-Tests zuverlässiger ableiten läßt als aus einer anderen Schätzgröße, die entweder einem nicht-weißen Prozeß entnommen wird, oder die durch eine Streuung der Erwartungswerte der Cluttersignalrestleistung zwischen den einzelnen Entfernungszellen verfälscht ist. Durch störende Rauschquellen in einzelnen Signalzweigen des Basisbandteils des Radarempfängers sind I- und Q-Signal des Rauschens i. a. nicht mehr unkorreliert. Das verwendete Adaptionungsverfahren für die Schätzwerte der Filterkoeffizienten läßt sich auf die Schätzwerte der Kovarianzmatrix von Real- und Imaginärteil des Signals erweitern. Wird die zwischen den Quadraturkomponenten des Signals vorhandene Korrelation beseitigt, so läßt sich das Detektionsergebnis nochmals deutlich verbessern.

Anhang A

OPTIMALE CODES FÜR DIE ERWARTUNGSTREUE SCHÄTZUNG DER IMPULSANTWORT DES RADARKANALS

Wie in Kapitel 2 ausgeführt, wurden die 2^{32} Codes für den Impulskompressionsfaktor $n_{\text{Kompr}} = 32$ systematisch nach Codes mit niedriger SNR -Degradation d_{OS} durchsucht. Das Ergebnis dieser Suche ist in Tabelle A.1 dargestellt. Alle Codes mit $d_{\text{OS}} \leq 1$ dB sind dort sortiert nach d_{OS} aufgelistet. Darüberhinaus ist auch der Betrag des Gleichanteilüberschusses $|\sum c_j|$ für jeden Code angegeben. Diese Größe ist ein wichtiges Kriterium bei der Auswahl eines Codes, für den das Impulskompressionsverfahren gegen Effekte eines zusätzlichen Gleichanteils im Signal robust ist. Näheres dazu findet sich in Kapitel 3.3. Codes mit einem hohen Gleichanteilsüberschusses $|\sum c_j| \geq 10$ sind bis zu $d_{\text{OS}} = 1,2$ dB in die Tabelle aufgenommen worden.

In Tabelle A.2 sind die besten der innerhalb von ca. zwei Wochen mit dem in Kapitel 2.4 beschriebenen statistischen Optimierungsverfahren des „threshold accepting“ gefundenen Codes für den Impulskompressionsfaktor $n_{\text{Kompr}} = 64$ aufgeführt.

A.1 Codelänge $n_{\text{Kompr}} = 32$

lfd. Nr.	d_{OS}	$ \sum c_j $	Version 1	Version 2	Version 3	Version 4
1	0.740 dB	4	ccab4f00	00f2d533	3354b0ff	ff0d2acc
2	0.740 dB	4	aa587f99	99fe1a55	55a78066	6601e5aa
3	0.797 dB	4	f818c92a	5493181f	07e736d5	ab6ce7e0
4	0.797 dB	8	01c64d4a	52b26380	fe39b2b5	ad4d9c7f
5	0.818 dB	4	f57e4863	c6127eaf	0a81b79c	39ed8150
6	0.818 dB	4	6cb8d405	a02b1d36	93472bfa	5fd4e2c9
7	0.871 dB	4	b27f5631	8c6afe4d	4d80a9ce	739501b2
8	0.871 dB	4	26c054e7	e72a0364	d93fab18	18d5fc9b
9	0.876 dB	4	ab4f00cc	3300f2d5	54b0ff33	ccff0d2a
10	0.876 dB	4	fe1a5599	99aa587f	01e5aa66	6655a780
11	0.883 dB	4	db57e063	c607eadb	24a81f9c	39f81524
12	0.883 dB	4	8e02b536	6cad4071	71fd4ac9	9352bf8e
13	0.889 dB	4	73ab6fc0	03f6d5ce	8c54903f	fc092a31
14	0.889 dB	4	d901c56a	56a3809b	26fe3a95	a95c7f64
15	0.893 dB	8	6ea4ff3c	3cff2576	915b00c3	c300da89
16	0.893 dB	4	69aa7023	c40e5596	96558fdc	3bf1aa69
17	0.911 dB	4	653162ff	ff468ca6	9ace9d00	00b97359
18	0.911 dB	4	cf9bc855	aa13d9f3	306437aa	55ec260c
19	0.912 dB	6	3cfe46d5	ab627f3c	c301b92a	549d80c3
20	0.912 dB	6	549d80c3	c301b92a	ab627f3c	3cfe46d5
21	0.912 dB	6	e736fc2a	543f6ce7	18c903d5	abc09318
22	0.912 dB	6	4d9c5680	016a39b2	b263a97f	fe95c64d
23	0.927 dB	6	1dc597af	f5e9a3b8	e23a6850	0a165c47
24	0.927 dB	6	4890c2fa	5f430912	b76f3d05	a0bcf6ed
25	0.930 dB	6	67174adf	fb52e8e6	98e8b520	04ad1719
26	0.930 dB	6	cdbde075	ae07bdb3	32421f8a	51f8424c
27	0.936 dB	4	8421f593	c9af8421	7bde0a6c	36507bde
28	0.936 dB	4	9cfad174	2e8b5f39	63052e8b	d174a0c6
29	0.938 dB	4	0338ba56	6a5d1cc0	fcc745a9	95a2e33f
30	0.938 dB	4	a99210fc	3f084995	566def03	c0f7b66a
31	0.955 dB	4	5ebe24e6	67247d7a	a141db19	98db8285
32	0.955 dB	4	cd8ed7d0	0beb71b3	3271282f	f4148e4c
33	0.958 dB	8	ab9c3f6d	b6fc39d5	5463c092	4903c62a
34	0.958 dB	4	1c56937f	fec96a38	e3a96c80	013695c7
35	0.960 dB	8	29ae40e0	07027594	d651bf1f	f8fd8a6b
36	0.960 dB	8	7cfb15b5	ada8df3e	8304ea4a	525720c1
37	0.962 dB	6	5120c6f4	2f63048a	aedf390b	d09cfb75
38	0.962 dB	6	85c9ae20	047593a1	7a3651df	fb8a6c5e
39	0.962 dB	4	00f2d566	66ab4f00	ff0d2a99	9954b0ff
40	0.962 dB	4	cc01e5aa	55a78033	33fe1a55	aa587fcc
41	0.963 dB	4	db39f854	2a1f9cdb	24c607ab	d5e06324
42	0.963 dB	4	80b53671	8e6cad01	7f4ac98e	719352fe
43	0.963 dB	6	c71b2bfa	5fd4d8e3	38e4d405	a02b271c
44	0.963 dB	6	6db18150	0a818db6	924e7eaf	f57e7249

lfd. Nr.	d_{OS}	$ \sum c_i $	Version 1	Version 2	Version 3	Version 4
45	0.964 dB	4	628c243f	fc243146	9d73dbc0	03dbceb9
46	0.964 dB	4	37d9716a	568e9bec	c8268e95	a9716413
47	0.966 dB	6	c51129f0	0f9488a3	3aeed60f	f06b775c
48	0.966 dB	6	a53e2209	90447ca5	5ac1ddf6	6fbb835a
49	0.972 dB	4	49b57f38	1cfead92	b64a80c7	e301526d
50	0.972 dB	4	e31fd592	49abf8c7	1ce02a6d	b6540738
51	0.978 dB	6	f024a8c6	6315240f	0fdb5739	9ceadb0
52	0.978 dB	6	9ceadb0	0fdb5739	6315240f	f024a8c6
53	0.982 dB	2	ab6ce7c0	03e736d5	5493183f	fc18c92a
54	0.982 dB	6	a94d9c7f	fe39b295	56b26380	01c64d6a
55	0.989 dB	4	18321bd5	abd84c18	e7cde42a	5427b3e7
56	0.989 dB	4	4d674e80	0172e6b2	b298b17f	fe8d194d
57	0.998 dB	6	6d8573f3	cfcea1b6	927a8c0c	30315e49
58	0.998 dB	6	c72fd959	9a9bf4e3	38d026a6	65640b1c
82	1.022 dB	12	3238a500	00a51c4c	cdc75aff	ff5ae3b3
164	1.081 dB	10	f57e62db	db467eaf	0a819d24	24b98150
186	1.092 dB	10	aef7b60f	f06def75	510849f0	0f92108a
331	1.147 dB	10	02a024f3	cf240540	fd5fdb0c	30dbfabf
348	1.152 dB	10	092073a8	15ce0490	f6df8c57	ea31fb6f
353	1.153 dB	10	0c12d446	622b4830	f3ed2bb9	9dd4b7cf
377	1.160 dB	10	7df4af33	ccf52fbe	820b50cc	330ad041
395	1.163 dB	10	9900ac38	1c350099	66ff53c7	e3caff66
441	1.174 dB	10	a6b9d1ff	ff8b9d65	59462e00	0074629a
453	1.179 dB	10	4c80561c	386a0132	b37fa9e3	c795fecd
473	1.184 dB	10	405a2c62	46345a02	bfa5d39d	b9cba5fd
511	1.189 dB	10	00d5192c	3498ab00	ff2ae6d3	cb6754ff

TABELLE A.1: 4·58 Codes minimaler SNR-Degradation d_{OS} der Länge $n_{\text{Kompr}} = 32$, sowie die Codes mit $d_{\text{OS}} < 1,2$ dB und $|\sum c_j| \geq 10$

A.2 Codelänge $n_{\text{Kompr}} = 64$

lfd. Nr.	d_{OS}	$ \sum c_j $	Version 1/2	Version 3/4
1	0.862 dB	12	f2d69ff936391eaa 55789c6c9ff96b4f	0d296006c9c6e155 aa876393600694b0
2	0.928 dB	4	f81c711112addb49 92dbb548888e381f	07e38eeeed5224b6 6d244ab77771c7e0
3	0.946 dB	4	3b9d7a3e284bdb24 24dbd2147c5eb9dc	c46285c1d7b424db db242deb83a14623
4	0.968 dB	8	dc704767c9afa55b daa5f593e6e20e3b	238fb89836505aa4 255a0a6c191df1c4
5	0.982 dB	4	aac7271b636cff80 01ff36c6d8e4e355	5538d8e49c93007f fe00c939271b1caa
6	1.030 dB	10	1ccce9a43df57af5 af5eafbc25937338	e331365bc20a850a 50a15043da6c8cc7
7	1.033 dB	10	73f841ea2e6ed6ed b76b767457821fce	8c07be15d1912912 4894898ba87de031
8	1.040 dB	8	31131e7f5da2fda5 a5bf45baf78c88c	ceece180a25d025a 5a40ba4501873773
9	1.045 dB	4	b4b6cd183faa1188 118855fc18b36d2d	4b4932e7c055ee77 ee77aa03e74c92d2
10	1.063 dB	8	f4a5e0841ccd22aa 5544b3382107a52f	0b5a1f7be332dd55 aabb4cc7def85ad0
11	1.065 dB	8	d24f2179f22042aa 5542044f9e84f24b	2db0de860ddfb55 aabdfbb0617b0db4
12	1.071 dB	10	1f1ce64dff54b4a 52d2abfffb26738f8	e0e319b2002ab4b5 ad2d54004d98c707
13	1.072 dB	10	57b75036a79f1bce 73d8f9e56c0aede	a848afc95860e431 8c27061a93f51215
14	1.074 dB	10	f1f33755c827dad6 6b5be413aaeccf8f	0e0cc8aa37d82529 94a41bec55133070
15	1.074 dB	8	671c0db602a2352b d4ac45406db038e6	98e3f249fd5dcad4 2b53babf924fc719
16	1.079 dB	6	ab62910723e10dbc 3db087c4e08946d5	549d6ef8dc1ef243 c24f783b1f76b92a
17	1.083 dB	10	a36ac0f88441a69c 396582211f0356c5	5c953f077bbe5963 c69a7ddee0fca93a
18	1.089 dB	4	5d5ebd8e48606fc9 93f6061271bd7aba	a2a14271b79f9036 6c09f9ed8e428545
19	1.095 dB	6	3f8ff304d54b1b39 9cd8d2ab20cff1fc	c0700cfb2ab4e4c6 63272d54df300e03
20	1.100 dB	4	1ce2b5054fcdcdb6 6db3b3f2a0ad4738	e31d4afab0323249 924c4c0d5f52b8c7
21	1.102 dB	10	6e4c96f073defd54 2abf7bce0f693276	91b3690f8c2102ab d5408431f096cd89

lfd. Nr.	d_{OS}	$ \sum c_i $	Version 1/2	Version 3/4
22	1.107 dB	4	9b55699f39f84076 6e021f9cf996aad9	64aa9660c607bf89 91fde06306695526
23	1.109 dB	8	feeb8c3f132b4936 6c92d4c8fc31d77f	011473c0ecd4b6c9 936d2b3703ce2880
24	1.114 dB	6	6c9e723d49cb8808 1011d392bc4e7936	93618dc2b63477f7 efee2c6d43b186c9
25	1.115 dB	4	37e0249c674f57ae 75eaf2e6392407ec	c81fdb6398b0a851 8a150d19c6dbf813
26	1.117 dB	6	8743996eace94e00 007297357699c2e1	78bc66915316b1ff ff8d68ca89663d1e
27	1.118 dB	8	22a9101f96b30e74 2e70cd69f8089544	dd56efe0694cf18b d18f329607f76abb
28	1.125 dB	6	9ca9c8aa3f7c6db2 4db63efc55139539	63563755c083924d b249c103aaec6ac6
29	1.127 dB	12	3d99b6079eebad7a 5eb5d779e06d99bc	c26649f861145285 a14a28861f926643
30	1.131 dB	10	c55ce85e86365800 001a6c617a173aa3	3aa317a179c9a7ff ffe5939e85e8c55c
31	1.131 dB	14	4ad26d5733e747ff ffe2e7cceab64b52	b52d92a8cc18b800 001d18331549b4ad
32	1.131 dB	6	4a85f41226338e3e 7c71cc64482fa152	b57a0bedd9cc71c1 838e339bb7d05ead
33	1.131 dB	6	194e46cea87fedb2 4db7fe1573627298	e6b1b9315780124d b24801ea8c9d8d67
34	1.132 dB	6	98cda5b967c08154 2a8103e69da5b319	67325a46983f7eab d57efc19625a4ce6
35	1.134 dB	10	8568f6127a304453 ca220c5e486f16a1	7a9709ed85cfbbac 35ddf3a1b790e95e
36	1.135 dB	6	00fcfc6bc74ae9b2 4d9752e3d6f73f00	ff03109438b5164d b268ad1c2908c0ff
37	1.136 dB	8	a2e8e1990ad00b6d b6d00b5099871745	5d171e66f52ff492 492ff4af6678e8ba
38	1.136 dB	6	e0f833cc84494aab d552922133cc1f07	1f07cc337bb6b554 2aad6ddecc33e0f8
39	1.139 dB	8	ca9ba72197a83401 802c15e984e5d953	356458de6857cbfe 7fd3ea167b1a26ac
40	1.142 dB	12	284511a5ce4c0fc2 43f03273a588a214	d7baee5a31b3f03d bc0fcd8c5a775deb
41	1.143 dB	10	874d1f42f598dbdf fbdb19af42f8b2e1	78b2e0bd0a672420 0424e650bd074d1e
42	1.145 dB	6	87018856cb6c45dd bba236d36a1180e1	78fe77a93493ba22 445dc92c95ee7f1e

A. Optimale Codes für die erwartungstreue Schätzung der Impulsantwort des Radarkanalns

lfd. Nr.	d_{OS}	$ \sum c_i $	Version 1/2	Version 3/4
43	1.145 dB	6	7c2187f35bd5db22 44dbabdacfe1843e	83de780ca42a24dd bb245425301e7bc1
44	1.150 dB	6	629d66c09dbcbeea 577d3db90366b946	9d62993f62434115 a882c246fc9946b9
45	1.151 dB	8	c0903787175329c6 6394cae8e1ec0903	3f6fc878e8acd639 9c6b35171e13f6fc
46	1.151 dB	8	753452b1b060077c 3ee0060d8d4a2cae	8acbad4e4f9ff883 c11ff9f272b5d351
47	1.153 dB	4	4b4f4d9001ea9c67 e639578009b2f2d2	b4b0b26ffe156398 19c6a87ff64d0d2d
48	1.155 dB	10	bed47bf99b50d41d b82b0ad99fde2b7d	412b840664af2be2 47d4f5266021d482
49	1.156 dB	4	97d137b384c10a5c 3a508321cdec8be9	682ec84c7b3ef5a3 c5af7cde32137416
50	1.156 dB	8	cd98c62814f82a4b d2541f28146319b3	326739d7eb07d5b4 2dabe0d7eb9ce64c
51	1.157 dB	10	32aa652d4f866003 c00661f2b4a6554c	cd559ad2b0799ffc 3ff99e0d4b59aab3
52	1.157 dB	8	c79b8536a1ba1081 81085d856ca1d9e3	38647ac95e45ef7e 7ef7a27a935e261c
53	1.157 dB	8	52bdc612f8beecec 37377d1f4863bd4a	ad4239ed07411313 c8c882e0b79c42b5
54	1.157 dB	8	b19e1d8db6abfe42 427fd56db1b8798d	4e61e272495401bd bd802a924e478672
55	1.162 dB	6	f29ef153a7e66832 4c1667e5ca8f794f	0d610eac581997cd b3e9981a357086b0
56	1.163 dB	10	1d453e1b52cdc800 0013b34ad87ca2b8	e2bac1e4ad3237ff ffec4cb527835d47
57	1.170 dB	8	84388176b6898bc9 93d1916d6e811c21	7bc77e8949767436 6c2e6e92917ee3de
58	1.170 dB	4	ab2d17e14244c733 cce3224287e8b4d5	54d2e81ebdbb38cc 331cddb78174b2a
59	1.170 dB	6	39b0cbb102a2ea5a 5a5745408dd30d9c	c64f344efd5d15a5 a5a8babf722cf263
60	1.170 dB	8	62fc13a5b1d7f738 1cefef8da5c83f46	9d03ec5a4e2808c7 e31014725a37c0b9
61	1.171 dB	6	294f516efd33930f f0c9ccb768af294	d6b0ae9102cc6cf0 0f36334089750d6b
62	1.172 dB	14	41f60a352d311444 22288cb4ac506f82	be09f5cad2ceebbb ddd7734b53af907d
63	1.173 dB	10	e8b690addf33e3f1 8fc7ccfb5096d17	17496f5220cc1c0e 703833044af692e8

lfd. Nr.	d_{OS}	$ \sum c_i $	Version 1/2	Version 3/4
64	1.173 dB	4	d9859f6d4f350e83 c170acf2b6f9a19b	267a6092b0caf17c 3e8f530d49065e64
65	1.175 dB	6	c29e3ac0bbcd7672 4e6eb7dd035c7943	3d61c53f4412898d b1914822fca386bc
66	1.177 dB	8	5bb4227c5f4e7973 ce9e72fa3e442dda	a44bdd83a0b1868c 31618d05c1bbd225
67	1.181 dB	6	df810d93b8eacf5a 5af3571dc9b081fb	207ef26c471530a5 a50ca8e2364f7e04
68	1.183 dB	16	fe61bebae8d95a9f f95a9b175d7d867f	019e41451726a560 06a564e8a2827980
69	1.184 dB	6	f1da3b6021914d52 4ab2898406dc5b8f	0e25c49fde6eb2ad b54d767bf923a470
70	1.184 dB	8	72ba59c1d314f100 008f28cb839a5d4e	8d45a63e2ceb0eff ff70d7347c65a2b1
71	1.185 dB	6	9365686aa738fff0 0fff1ce55616a6c9	6c9a979558c7000f f000e31aa9e95936
72	1.187 dB	4	da661da995f828a0 05141fa995b8665b	2599e2566a07d75f faebe0566a4799a4
73	1.188 dB	4	83d814b38a8346ef f762c151cd281bc1	7c27eb4c757cb910 089d3eae32d7e43e
74	1.191 dB	10	838bacc01902b5b6 6dad40980335d1c1	7c74533fe6fd4a49 9252bf67fcca2e3e
75	1.193 dB	6	7ad418249cc0fb8a 51df033924182b5e	852be7db633f0475 ae20fcc6dbe7d4a1
76	1.194 dB	12	1a9863a523e89105 a08917c4a5c61958	e5679c5adc176efa 5f76e83b5a39e6a7
77	1.194 dB	6	9015b93eaf9cf26b d64f39f57c9da809	6fea46c150630d94 29b0c60a836257f6
78	1.195 dB	4	3222ec33dbad0f2f f4f0b5dbcc37444c	cddd13cc2452f0d0 0b0f4a2433c8bbb3
79	1.195 dB	12	a44ec024a3acf070 0e0f35c524037225	5bb13fdb5c530f8f f1f0ca3adbfc8dda
80	1.196 dB	8	9c71ab444d64060f f06026b222d58e39	638e54bbb29bf9f0 0f9fd9ddd2a71c6
81	1.196 dB	6	e873fcf546927274 2e4e4962af3fce17	178c030ab96d8d8b d1b1b69d50c031e8
82	1.198 dB	4	63618d81fbdcb355 aacd3bdf81b186c6	9c9e727e04234caa 5532c4207e4e7939
83	1.198 dB	4	bbab599a43007ce0 073e00c2599ad5dd	4454a665bcff831f f8c1ff3da6652a22

TABELLE A.2: Innerhalb von 14 CPU-Tagen mit dem Threshold-Accepting-Verfahren gefundene Codes mit guter SNR-Degradation d_{OS} der Länge $n_{\text{Kompr}} = 64$.

KORRELATION, KOVARIANZ UND BRA-KET-NOTATION FÜR ZEITREIHEN

In dieser Arbeit tauchen komplexwertige Zeitreihen $\{s_i\}$ auf. Diese entstehen durch das Abtasten von stochastischen Basisbandsignalen zu Zeitpunkten, die durch i indiziert werden. Im Gegensatz zu deterministischen Signalen kann die Beschreibung nur durch statistische Kenngrößen, die Erwartungswerte, erfolgen. Der Erwartungswert einer Funktion $g(s_i, \dots, s_j)$, die von den Signalwerten abhängt, wird mithilfe der Wahrscheinlichkeitsdichte $p(s_i, \dots, s_j)$ definiert:

$$\text{EW}(g(s_i, \dots, s_j)) = \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int_{-\infty}^{\infty} p(s_i, \dots, s_j) g(s_i, \dots, s_j) ds_i \dots ds_j. \quad (\text{B.1})$$

Ein Erwartungswert einer Funktion $g(s_i)$, die nur von einem einzelnen Signalwert s_i abhängt, wird der „Statistik erster Ordnung“ zugeordnet. Dazu gehört insbesondere der Mittelwert, der auch erstes Moment genannt wird, und durch

$$\mu_s = \text{EW}(s_i) = \int_{-\infty}^{\infty} p(s_i) s_i ds_i \quad (\text{B.2})$$

gegeben ist. Ebenso ist die Varianz, d. h. die mittlere betragsquadratische Abweichung vom Mittelwert μ_s , auch zweites zentrales Moment genannt,

$$\sigma_s^2 = \text{EW}(|s_i - \mu_s|^2) = \int_{-\infty}^{\infty} p(s_i) |s_i - \mu_s|^2 ds_i, \quad (\text{B.3})$$

der Statistik erster Ordnung zuzurechnen, aber auch alle höheren Momente der Wahrscheinlichkeitsdichte, für die $g(s_i)$ durch eine höhere Potenz von s_i ausgedrückt werden kann. Nicht-zentrale Momente ergeben sich als Erwartungswerte der entsprechenden nicht vom Mittelwert befreiten Größe.

Im Falle stationärer Prozesse sind diese Erwartungswerte nicht von i abhängig. Die zweiten und höheren Momente können zu einer Statistik zweiter oder höheren Ordnung verallgemeinert werden, indem man beispielsweise die Autokorrelationsfolge als Verallgemeinerung des zweiten Moments zu

$$\tau_{s_i s_j} = \text{EW}(s_i^* s_j) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} p(s_i, s_j) s_i^* s_j ds_i ds_j, \quad (\text{B.4})$$

definiert. Das Typische für eine Größe der Statistik zweiter Ordnung ist das Auftreten von s_j und s_i , d. h. den Werten des Signals zu zwei verschiedenen Zeitpunkten, in der Definitionsgleichung (B.4). Hat man es mit stationären Prozessen zu tun – davon wird im folgenden ausgegangen, dann hängen diese Werte nicht von beiden Zeitpunkten i und j ab, sondern nur von deren zeitlichem Abstand, und man kann

$$\tau_{ss}(\kappa) = \text{EW}(s_i^* s_{i+\kappa}) = \text{EW}(s_i s_{i-\kappa}^*) \quad (\text{B.5})$$

schreiben. Es gilt die Symmetrieeigenschaft

$$\tau_{ss}(\kappa) = \tau_{ss}^*(-\kappa). \quad (\text{B.6})$$

Verallgemeinert man das zweite zentrale Moment, gelangt man zur Autokovarianzfolge

$$c_{ss}(\kappa) = \text{EW}((s_i - \mu_s)^*(s_{i+\kappa} - \mu_s)) = \tau_{ss}(\kappa) - |\mu_s|^2. \quad (\text{B.7})$$

Will man die statistische Verwandtschaft zweier Prozesse $\{s_i\}$ und $\{r_i\}$ beschreiben, bedient man sich der Kreuzkorrelation

$$\tau_{sr}(\kappa) = \text{EW}(s_i^* r_{i+\kappa}) \quad (\text{B.8})$$

bzw. der Kreuzkovarianz

$$c_{sr}(\kappa) = \tau_{sr}(\kappa) - \mu_s^* \mu_r. \quad (\text{B.9})$$

Die Erwartungswerte wurden in (B.1) als Ensemblemittel über alle möglichen Realisierungen des Zufallsprozesses definiert. Will man sie in der Praxis bestimmen, ist man jedoch auf eine zeitliche Mittelungsprozedur angewiesen. Gilt die Ergodizitätshypothese, so sind Zeit- und Scharmittel gleich. Prinzipiell kann man einen konkreten Musterprozeß jedoch nur für eine bestimmte Zeit beobachten. Die Schätzung

$$\frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} g(s_i, \dots, s_{j=i+\kappa_1}), \quad (\text{B.10})$$

die sich daraus ableiten läßt, stellt selbst eine Zufallsgröße dar. Schätzungen sollen erwartungstreu, wirksam und konsistent sein. Dies bedeutet, der Erwartungswert der Schätzung ist gleich dem Erwartungswert der geschätzten Größe, die Varianz der Schätzung ist minimal, und die Schätzung konvergiert bei Ausdehnung der Beobachtung ins Unendliche gegen den wahren Wert.

Es besteht eine Fourierkorrespondenz zwischen der Autokorrelationsfunktion eines zeitkontinuierlichen Signals und dem Leistungsdichtespektrum der Zeitreihe. Dies ist die Aussage des Wiener-Kintchine-Theorems. Eine entsprechende Aussage gilt auch für die zeit- und frequenzdiskreten Größen. Zwischen den m_{DFT} Abtastwerten besteht der Zusammenhang

$$\tau_{ss}(\kappa) \quad \circ \text{---} \bullet \quad |S(z = e^{j2\pi\kappa/m_{\text{DFT}}})|^2. \quad (\text{B.11})$$

Im folgenden wird die in der Quantenphysik gebräuchliche sog. Bra-Ket-Schreibweise [Coh77] eingeführt, die es erlaubt, Filteroperationen einfach zu schreiben, und auch sonst zu übersichtlicheren Formeln führt. Zu einem Zeitpunkt i seien die N ($N \leq \infty$) aktuellsten Abtastwerte einer Zeitreihe s_i vorhanden. Diese können als ein N -dimensionaler Spaltenvektor

$$\underline{s}_i = \begin{pmatrix} s_i \\ s_{i-1} \\ \vdots \\ s_{i-(N-1)} \end{pmatrix} \quad (\text{B.12})$$

geschrieben werden, der durch das „Ket“ $|s\rangle_{i-(N-1)}^i$ abgekürzt werden kann. Basierend auf diesem Abschnitt der Zeitreihe kann nach (B.5) und (B.10) eine Schätzung von

$N\tau_{ss}(0)$ durch Berechnung der Norm dieses Vektors, d. h. durch Bilden des Skalarprodukts des Vektors mit sich selbst nach der Vorschrift

$$\underline{s}_i^\dagger \underline{s}_i = \left(s_i^*, s_{i-1}^*, \dots, s_{i-(N-1)}^* \right) \begin{pmatrix} s_i \\ s_{i-1} \\ \vdots \\ s_{i-(N-1)} \end{pmatrix} \quad (\text{B.13})$$

gewonnen werden. Der Zeilenvektor \underline{s}_i^\dagger ist einfach die hermitisch konjugierte, d. h. transponierte und komplex konjugierte Version von $|s_i\rangle$ und wird durch das „Bra“ ${}_{i-(N-1)}^i\langle s|$ abgekürzt. Es gilt somit

$$\sigma_s^2 = \frac{1}{N} \text{EW} \left({}_{i-(N-1)}^i\langle s| s \rangle_{i-(N-1)}^i \right). \quad (\text{B.14})$$

Die Erwartungswerte der Einträge der Matrix, die durch $|s_i\rangle_{i-(N-1)}^i {}_{i-(N-1)}^i\langle s|$ gegeben ist, stellen genau die Werte der Autokorrelationsfolge τ_{ss} dar:

$$\begin{aligned} & \text{EW} \left(|s_i\rangle_{i-(N-1)}^i {}_{i-(N-1)}^i\langle s| \right) \quad (\text{B.15}) \\ &= \text{EW} \begin{pmatrix} s_i s_i^* & s_i s_{i-1}^* & \dots & s_i s_{i-(N-1)}^* \\ s_{i-1} s_i^* & s_{i-1} s_{i-1}^* & \dots & s_{i-1} s_{i-(N-1)}^* \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ s_{i-(N-1)} s_i^* & s_{i-(N-1)} s_{i-1}^* & \dots & s_{i-(N-1)} s_{i-(N-1)}^* \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} \tau_{ss}(0) & \tau_{ss}(1) & \dots & \tau_{ss}(N-1) & \tau_{ss}(N) \\ \tau_{ss}^*(1) & \tau_{ss}(0) & \tau_{ss}(1) & \dots & \tau_{ss}(N) \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ \tau_{ss}^*(N-1) & \dots & \tau_{ss}^*(1) & \tau_{ss}^*(0) & \tau_{ss}(1) \\ \tau_{ss}^*(N) & \tau_{ss}^*(N-1) & \dots & \tau_{ss}^*(1) & \tau_{ss}^*(0) \end{pmatrix}. \end{aligned}$$

$\text{EW} \left(|s_i\rangle_{i-(N-1)}^i {}_{i-(N-1)}^i\langle s| \right)$ ist die Autokorrelationsmatrix des Signals s . Analog zur Definition einer Autokorrelationsmatrix, die die Werte der Autokorrelationsfolge enthält, läßt sich auch eine Autokovarianzmatrix definieren, die durch $\text{EW} \left(|s_i\rangle_{i-(N-1)}^i {}_{i-(N-1)}^i\langle s| \right) - |\mu_s|^2 \underline{\mathbb{1}}$ gegeben ist.

Die Indizierung von Bras und Kets erfolgt übersichtlicherwise so, daß oben der Index des ersten/linken Eintrags des Bras/Kets steht, und unten derjenige des letzten/rechten. Damit wird automatisch auch die Dimension des Vektors angegeben.

Die digitale Filterung einer Zeitreihe läßt sich mit der Bra-Ket-Schreibweise ebenfalls übersichtlich schreiben. Die Zeitreihe $\{s_i\}$ des Ausgangssignals eines linearen Filters ist in Abhängigkeit vom Eingangssignal $\{r_i\}$ und den Filterkoeffizienten $\{a_i | i \in [0, N]\}$ sowie $\{b_i | i \in [1, M]\}$ durch

$$s_i = \sum_{j=0}^N a_j r_{i-j} + \sum_{j=1}^M b_j s_{i-j} \quad (\text{B.16})$$

gegeben. Ordnet man die Filterkoeffizienten in den $N+1$ bzw. M -dimensionalen Zeilenvektoren

$$\underline{a}^\dagger = (a_0, a_1, \dots, a_N) \quad \text{bzw.} \quad \underline{b}^\dagger = (b_1, \dots, b_M) \quad (\text{B.17})$$

an, so kann (B.16) in übersichtlicher Form als

$$s_i = {}^0_N \langle a | r \rangle_{i-N}^i + {}^1_M \langle b | s \rangle_{i-M}^{i-1} \quad (\text{B.18})$$

geschrieben werden, wobei die Kets jeweils in ihren Dimension an die Bras angepaßt sind. Will man (B.18) so verallgemeinern, daß links vom Gleichheitszeichen statt eines Skalars wiederum ein Ket steht, so ist dies ebenfalls möglich, wenn man aus den Filterkoeffizienten-Bras unendliche Bandmatrizen aufbaut. Damit wird auch der kontinuierliche Charakter der Filterung verdeutlicht.

$$|s\rangle_{-\infty}^i = \underline{\underline{A}} |r\rangle_{-\infty}^i + \underline{\underline{B}} |s\rangle_{-\infty}^{i-1}, \quad (\text{B.19})$$

wobei die Matrizen gemäß

$$\underline{\underline{A}} = \begin{pmatrix} a_0 & a_1 & \dots & a_N & 0 & \dots & & \\ 0 & a_0 & a_1 & \dots & a_N & 0 & \dots & \\ 0 & 0 & a_0 & a_1 & \dots & a_N & 0 & \dots \\ \vdots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \end{pmatrix} \quad (\text{B.20})$$

und

$$\underline{\underline{B}} = \begin{pmatrix} 0 & b_1 & \dots & b_M & 0 & \dots & & \\ 0 & 0 & b_1 & \dots & b_M & 0 & \dots & \\ 0 & 0 & 0 & b_1 & \dots & b_M & 0 & \dots \\ \vdots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \end{pmatrix} \quad (\text{B.21})$$

aufgebaut werden.

Auf die Indizierung der Bras und Kets kann dann verzichtet werden, wenn sich alle innerhalb einer Formel auftretenden Vektoren mit Abtastwerten zum gleichen Zeitpunkt enden. Ist dies nicht der Fall, wie in (B.18), so muß die Indizierung angegeben werden.

NÜTZLICHES ZUR MATRIXINVERSION BEIM LS-VERFAHREN

C.1 Matrixinversionslemma

Mit jedem Zeitschritt erhält man beim RLS-Verfahren eine aktualisierte Schätzung der Kovarianzmatrix. Zur Berechnung der Filterkoeffizienten benötigt man die Inverse dieser Matrix. Mit dem Matrixinversionslemma existiert eine Formel, mit der aus der alten Inversen, der alten Schätzung der Kovarianzmatrix sowie der Korrektur zur Schätzung der Kovarianzmatrix eine Korrektur zur Inversen berechnet werden kann.

Gegeben seien zwei positiv definite $M \times M$ Matrizen $\underline{\underline{A}}$ und $\underline{\underline{B}}$, die über

$$\underline{\underline{A}} = \underline{\underline{B}}^{-1} + \underline{\underline{C}} \underline{\underline{D}}^{-1} \underline{\underline{C}}^H \quad (\text{C.1})$$

zusammenhängen. Dabei ist $\underline{\underline{D}}$ eine positiv definite $N \times N$ Matrix, und $\underline{\underline{C}}$ eine $M \times N$ -dimensionale Matrix. Die Inverse zu $\underline{\underline{A}}$ kann aus $\underline{\underline{B}}$ nach dem Matrixinversionslemma [Fis90] gemäß

$$\underline{\underline{A}}^{-1} = \underline{\underline{B}} - \underline{\underline{B}} \underline{\underline{C}} \left(\underline{\underline{D}} + \underline{\underline{C}}^H \underline{\underline{B}} \underline{\underline{C}} \right)^{-1} \underline{\underline{C}}^H \underline{\underline{B}} \quad (\text{C.2})$$

berechnet werden.

C.2 Levinson-Durbin-Rekursion [Kam98]

Die Lösung ${}_M^1\langle b |$ der Wiener-Hopf-Gleichung

$$EW_{s_i} {}^{i-1}\langle s | - {}_M^1\langle b | EW | s \rangle {}^{i-1} {}^{i-1}\langle s | = | 0 \rangle, \quad (\text{C.3})$$

vgl. (4.59), für die Koeffizienten eines FIR-LPE-Filters der Ordnung M kann auf eine effektive Weise erfolgen. In diesem Teilakapitel wird auf den zweiten Index an den Bras und Kets $\langle s |$ bzw. $| s \rangle$ verzichtet, da sich dieser jeweils aus dem ersten und der Dimension des jeweiligen Filterkoeffizientenkets oder -bras ergibt, mit dem $\langle s |$ bzw. $| s \rangle$ verknüpft wird. Zur Lösung von (C.3) werden rekursiv beginnend bei einem eindimensionalen Filterkoeffizientenvektor ${}_1^1\langle b |$ aus dem Satz der Filterkoeffizienten ${}_k^1\langle b |$ die Filterkoeffizienten ${}_{k+1}^1\langle b |$ bestimmt. Es handelt sich um das Levinson-Durbin-Rekursion genannte Verfahren.

Für einen FIR-LPE-Filter der Ordnung k wird zunächst eine „gapped function“

$$g^{(k)}(\kappa) = EW(e_i^{(k)} s_{i-\kappa}^*) = EW(s_i s_{i-\kappa}^*) - EW\left({}_k^1\langle b | s \rangle {}^{i-1} s_{i-\kappa}^*\right) \quad (\text{C.4})$$

definiert. Das hochgestellte $^{(k)}$ an Fehlersignalen e und später auch an Filterkoeffizienten b bedeutet, daß die jeweilige Größe im Zusammenhang mit der FIR-LPE-Filterung

k -ter Ordnung gemeint ist. Dieser Ausdruck ist für $\kappa = 1, \dots, k$ genau eine der Zeilen, die in der linken Seite der Wiener-Hopf-Gleichung auftauchen, und daher gleich Null. Dies erklärt auch den Namen „gapped function“, da die Lücke im Intervall $\kappa = 1, \dots, k$ deren charakteristische Eigenschaft ist.

Die gapped function $g^{(k)}(\kappa)$ bei $\kappa = 0$,

$$g^{(k)}(\kappa = 0) = EW \left(s_i s_i^* - \frac{1}{k} \langle b | s \rangle^{i-1} s_i^* \right), \quad (\text{C.5})$$

nimmt genau den Wert der Fehlerleistung $EW(e_i^{(k)} e_i^{(k)*}) = \sigma_k^2$ an:

$$\begin{aligned} EW(e_i^{(k)} e_i^{(k)*}) &= EW \left(\left(s_i - \frac{1}{k} \langle b | s \rangle^{i-1} \right) \left(s_i^* - \frac{1}{k} \langle s | b \rangle^{i-1} \right) \right) \quad (\text{C.6}) \\ &= EW \left(s_i s_i^* + \frac{1}{k} \langle b | s \rangle^{i-1} \frac{1}{k} \langle s | b \rangle^{i-1} - s_i \frac{1}{k} \langle s | b \rangle^{i-1} - \frac{1}{k} \langle b | s \rangle^{i-1} s_i^* \right) \\ &= EW(s_i s_i^*) + EW \left(s_i \frac{1}{k} \langle s | \right) \left(EW \left(|s \rangle^{i-1} \frac{1}{k} \langle s | \right) \right)^{-1} EW \left(|s \rangle^{i-1} \frac{1}{k} \langle s | \right) |b \rangle_k^1 \\ &\quad - EW \left(s_i \frac{1}{k} \langle s | b \rangle_k^1 \right) - EW \left(\frac{1}{k} \langle b | s \rangle^{i-1} s_i^* \right) \\ &= EW(s_i s_i^*) - EW \left(\frac{1}{k} \langle b | s \rangle^{i-1} s_i^* \right) \end{aligned}$$

Zur vorletzten Umformung in obiger Gleichung wurden die Filterkoeffizienten gemäß der Wiener-Hopf-Gleichung für eines der Bras $\frac{1}{k} \langle b |$ verwendet.

In den $k + 1$ Gleichungen für $g^{(k)}(\kappa)$, $\kappa \in \{0, \dots, k\}$ stecken die Erwartungswerte $EW(s_i s_{i+\nu}^*)$, $\nu \in \{0, \dots, k\}$ der Kovarianzfolge. Die k Gleichungen für $\kappa \in \{1, \dots, k\}$ können als ein lineares Gleichungssystem für die k Elemente des Filterkoeffizientenvektors $\frac{1}{k} \langle b |$ interpretiert werden, und sind der Wiener-Hopf-Gleichung für ein LPE-Filter k -ter Ordnung äquivalent. Die sich mit dem Lösungsvektor ergebende $(k + 1)$ -te Gleichung für $\kappa = 0$ gibt dann die Fehlerleistung des LPE-Filters an. Der Verlauf der „gapped function“ $g^{(k)}(\kappa)$ außerhalb des Intervalls $[0, k]$ ist für die Filterkoeffizienten des LPE-Filters der Ordnung k irrelevant, da er durch Kovarianzwerte $EW(s_i s_{i+j}^*)$ mit $j > k$ bestimmt wird, die für die Bestimmung der k Komponenten von $\frac{1}{k} \langle b |$ nicht benötigt werden.

Die „gapped function“ $g^{(k+1)}(\kappa)$, die für $\kappa = 0, \dots, k+1$ die Kovarianzwerte $EW(s_i s_{i+j}^*)$ für $|j| \leq k + 1$ und die Filterkoeffizienten $\frac{1}{k+1} \langle b |$ des LPE-Filters der Ordnung $k + 1$ miteinander verknüpft, kann aus $g^{(k)}(\kappa)$ konstruiert werden. Dazu wird gefordert, daß die „gapped function“ $g^{(k+1)}(\kappa)$ ebenfalls wieder konsistent sein muß mit der Wiener-Hopf-Gleichung für das LPE-Filter der Ordnung $k + 1$. Für $g^{(k+1)}(\kappa)$ wird die Linearkombination

$$g^{(k+1)}(\kappa) = g^{(k)}(\kappa) - \gamma_{k+1} g^{(k)*}(k + 1 - \kappa) \quad (\text{C.7})$$

angesetzt. Für $\kappa = 1, \dots, k$ ist dieser Ausdruck per Konstruktion Null. Aus $g^{(k+1)}(\kappa = k + 1) \stackrel{!}{=} 0$ folgt die Bedingung

$$\gamma_{k+1} = \frac{g^{(k)}(k + 1)}{g^{(k)*}(0)} = \frac{EW \left(s_i s_{i-(k+1)}^* - \frac{1}{k} \langle b | s \rangle^{i-1} s_{i-(k+1)}^* \right)}{\sigma_k^2} \quad (\text{C.8})$$

für den Reflexionskoeffizienten genannten Parameter γ_{k+1} . Diese Bezeichnung für den zunächst als reine Hilfsgröße definierten Parameter wird im Zusammenhang mit einer alternativen Filterstruktur des FIR-LPE-Filters nachvollziehbar. Diese alternative Filterstruktur wird in Kapitel 6.2.3 erläutert.

Mit

$$g^{(k+1)}(\kappa = 0) = g^{(k)}(\kappa = 0) - \gamma_{k+1}g^{(k)*}(\kappa = k + 1) = g^{(k)}(\kappa = 0) - \gamma_{k+1}\gamma_{k+1}^*g^{(k)}(\kappa = 0) \quad (\text{C.9})$$

findet man die Rekursionsformel

$$\sigma_{k+1}^2 = (1 - |\gamma_{k+1}|^2)\sigma_k^2 \quad (\text{C.10})$$

für die Vorhersagefehlerleistung des LPE-Filters nächsthöherer Ordnung. Aus dieser Beziehung folgt, daß die Fehlerleistung mit zunehmender Filterordnung monoton abnimmt. Da sie nach unten beschränkt ist, konvergiert sie allmählich gegen einen festen Wert. Die Reflexionskoeffizienten verschwinden für große k .

Mithilfe des Reflexionskoeffizienten läßt sich auch eine Berechnungsvorschrift für die LPE-Filterkoeffizienten für das Filter der Ordnung $k + 1$ angeben. In der durch die Rekursionsvorschrift aus $g^{(k)}(\kappa)$ konstruierten Funktion tauchen für $\kappa \in \{0, \dots, k + 1\}$ die Kovarianzwerte $EW(s_i s_{i+\nu}^*)$, $\nu \in \{0, \dots, k + 1\}$, auf. Durch Gleichsetzen mit der Definitionsgleichung für die „gapped function“ $g^{(k+1)}(\kappa)$ gelangt man zu

$$\begin{aligned} & EW(s_i s_{i-\kappa}^*) - EW\left({}_{k+1}^1\langle b | s \rangle^{i-1} s_{i-\kappa}^*\right) \\ &= EW(s_i s_{i-\kappa}^*) - EW\left({}_{k+1}^1\langle b | s \rangle^{i-1} s_{i-\kappa}^*\right) \\ &\quad - \gamma_{k+1} EW(s_{i-(k+1-\kappa)} s_i^*) + \gamma_{k+1} EW\left(s_{i-(k+1-\kappa)}^{i-1} \langle s | b \rangle_k^1\right). \end{aligned} \quad (\text{C.11})$$

Ein Koeffizientenvergleich der jeweiligen Vorfaktoren vor $EW(s_i s_{i+\nu}^*)$ für $\nu \in \{0, \dots, k + 1\}$ führt auf man eine Vorschrift, mit der die $k + 1$ Filterkoeffizienten des Koeffizientenvektors ${}_{k+1}^1\langle b |$ berechnet werden können. Diese Vorschrift läßt sich übersichtlich schreiben als

$$\begin{pmatrix} 1 \\ b_1^{(k+1)} \\ \vdots \\ b_k^{(k+1)} \\ b_{k+1}^{(k+1)} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ b_1^{(k)} \\ \vdots \\ b_k^{(k)} \\ 0 \end{pmatrix} - \gamma_{k+1} \begin{pmatrix} 0 \\ b_k^{(k)*} \\ \vdots \\ b_1^{(k)*} \\ 1 \end{pmatrix}. \quad (\text{C.12})$$

$b_i^{(k+1)}$ sind in (C.12) die Elemente von ${}_{k+1}^1\langle b |$, während $b_i^{(k)}$ Elemente von ${}_k^1\langle b |$ sind. Die Levinson-Durbin-Rekursion zur Bestimmung der LPE-Filterkoeffizienten für ein LPE-Filter der Ordnung M ist damit vollständig beschrieben. Rekursiv kann eine Folge von Reflexionskoeffizienten γ_k , $k = 1, \dots, M$ bestimmt werden. Mit diesen kann dann, ebenfalls rekursiv, eine Folge von Filterkoeffizientenvektoren ${}_k^1\langle b |$ berechnet werden. Die Schritte der Rekursion sind im Anschluß nochmals übersichtlich dargestellt:

Initialisierung ($k = 0$):

$$\sigma_0^2 = EW(s_i s_i^*) \quad (\text{C.13})$$

Erster Rekursionsschritt ($k = 1$):

$$\gamma_1 = \frac{EW(s_i s_{i-1}^*)}{\sigma_0^2} \quad (\text{C.14})$$

$$\begin{pmatrix} 1 \\ b_1^{(1)} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} - \gamma_1 \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix} \longrightarrow b_1^{(1)} = -\gamma_1 \quad (\text{C.15})$$

$$\sigma_1^2 = (1 - |\gamma_1|^2)\sigma_0 \quad (\text{C.16})$$

Rekursion ($k \rightarrow k + 1$):

$$\gamma_{k+1} = \frac{EW(s_i s_{i-(k+1)}^*) - EW\left({}^1\langle b^{(k)} | s \rangle^{i-1} s_{i-(k+1)}^*\right)}{\sigma_k^2} \quad (\text{C.17})$$

$$\begin{pmatrix} 1 \\ b_1^{(k+1)} \\ \vdots \\ b_k^{(k+1)} \\ b_{k+1}^{(k+1)} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ b_1^{(k)} \\ \vdots \\ b_k^{(k)} \\ 0 \end{pmatrix} - \gamma_{k+1} \begin{pmatrix} 0 \\ b_k^{(k)*} \\ \vdots \\ b_1^{(k)*} \\ 1 \end{pmatrix} \quad (\text{C.18})$$

$$\sigma_{k+1}^2 = (1 - |\gamma_k|^2)\sigma_0 \quad (\text{C.19})$$

Endprodukt: Filterkoeffizienten für LPE-Filter M -ter Ordnung: ${}_M^1\langle b |$, σ_M^2 .

Nebenprodukte: Filterkoeffizienten für LPE-Filter aller niedrigeren Ordnungen, sowie zugehörige Fehlerleistungen.

D.1 Abkürzungen

ADC	„analog-digital-converter“
AIC	„an information-theoretic criterion“
AR	autoregressiv
ARMA	autoregressiv-„moving average“
BIC	alternatives Kriterium zu AIC
CA-CFAR	„cell-averaging constant false alarm rate“
CFAR	„constant false alarm rate“
DC	Gleichanteil
DFT	diskrete Fouriertransformation
DTFT	diskrete Zeitbereichs-Fouriertransformation
FFT	schnelle Fouriertransformation
FIR	„finite impulse response“
FT	Fouriertransformation
FWHM	Halbwertsbreite
GLRT	„generalized likelihood ratio test“
GO-CFAR	„greatest-of constant false alarm rate“
GPS	„global positioning system“
HF	Hochfrequenz
IIR	„infinite impulse response“
LLRT	„log-likelihood ratio test“
LLS	„lattice least squares“
LMS	„least mean square“
LO	„local oscillator“
LPE	„linear prediction error“
LRT	„likelihood ratio test“
LS	„least squares“
LSL	„least squares lattice“
MA	„moving average“
MDL	„minimum description length“
MF	„matched filter“
ML	„maximum likelihood“
MSE	„mean squared error“
MTD	„moving target detection“
MTI	„moving target indication“
NRN	Nahbereichs-Radarnetz

OS-CFAR	„ordered-statistics constant false alarm rate“
PRF	„pulse repetition frequency“
RLLS	„recursive lattice least squares“
RLS	„recursive least squares“
ROC	„receiver operating characteristic“
SCR	„signal clutter ratio“
SCV	„subclutter visibility“
SNR	„signal noise ratio“
SNRI	„signal noise ratio improvement“
SO-CFAR	„smallest-of constant false alarm rate“
STC	„sensitivity time control“
UMP	„uniform most powerful“
ZF	Zwischenfrequenz

D.2 Wichtige Formelzeichen

a	Erwartungswert einer eindimensionalen gaußschen Zufallsvariablen
$ a^{\text{det}}\rangle$	deterministische Signalkomponente eines gaußschen Zufallsprozesses
$a_j; \langle a $	Filterkoeffizienten eines MA-Filters
$\hat{a}_j; \langle \hat{a} $	Filterkoeffizienten eines LPE-Filters („feed forward“-Anteil)
A	Fläche
\underline{A}	I/Q-Dekorrelationsmatrix
A_{eff}	effektive Antennenfläche
$\underline{A}^{\text{est}}$	Schätzung für I/Q-Dekorrelationsmatrix
$\underline{A}^{\text{filt}}$	verwendete I/Q-Dekorrelationsmatrix
A_{\perp}	projizierte Fläche
A_{rel}	Amplitudenfaktor
$AKF_{\kappa\nu}$	zweidimensionale Autokorrelationsfolge
$b_j; \langle b $	Filterkoeffizienten eines AR-Filters
$\hat{b}_j; \langle \hat{b} $	Filterkoeffizienten eines LPE-Filters („feed back“-Anteil)
$b_i^{(k)}$	Filterkoeffizient im LPE-Filter k -ter Ordnung
$\langle b_{i_0}^{\text{est}} ; \langle b_{i_0}^{\text{filt}} $	Filterkoeffizienten (Schätzungen/verwendete) im Block i_0
$b_i^{\text{est}}; b^{\text{est}}$	geschätzter Filterkoeffizient
$b_i^{\text{filt}}; b^{\text{filt}}$	zur LPE-Filterung verwendeter Filterkoeffizient
$b_i^{(\text{LS})}; b^{(\text{LS})}$	LS-geschätzter Filterkoeffizient
$\langle b _{\text{alt}}; \langle b _{\text{neu}}$	Iterationsstufen für $\langle b $
\underline{B}	unendlichdimensionale AR-Filtermatrix
$\underline{B}(f)$	Signalformungsübertragungsfunktion
$B_{\text{rect}}(f)$	Rechteckformungsübertragungsfunktion
B_A	Antennenbandbreite
$B_{\text{TF}}(f)$	Tiefpaßübertragungsfunktion
c_{γ}	Lichtgeschwindigkeit
c	Parameter der Gewichtsfunktion (Flankensteilheit)
$c(t)$	Modell eines Cluttersignals nach Conte

c_j	Code
c_{PF}	Schwellwertmultiplikator
$\underline{\underline{C}}$	Codematrix
$\underline{\underline{C}}'$	erweiterte Codematrix
$\overline{C}_{00}; C_{01}; C_{10}; C_{11}$	Kosten einer Entscheidung
C^{aus}	Clutterausgangsleistung
C^{ein}	Cluttereingangsleistung
$C(f)$	Fouriertransformierte von $c(t)$
C_j	diskrete Fouriertransformierte von $c(t)$
d	Parameter der Gewichtsfunktion (Breite)
$d_i; d\rangle$	vorherzusagende Signalzeitreihe eines LPE-Filters
d_{OS}	SNR-Degradation
$ dc\rangle$	Gleichanteilskomponente eines Signals
$dc_i; dc\rangle$	Gleichanteilskomponente eines Signals
$dc_j^{(c)}$	Offset in den Kalibriersignalwerten
$dc_j^{(e)}$	Offset in den Echosignalwerten
D_j	multiplikative Störung im DFT-Bereich
$DC_j^{(c)}$	Fouriertransformierte von $dc_j^{(c)}$
$DC_j^{(e)}$	Fouriertransformierte von $dc_j^{(e)}$
$e_j; \underline{e}$	Abtastwerte des Echosignals
$e_i; e\rangle$	Vorhersagefehlersignalzeitreihe eines LPE-Filters
\underline{e}'	erweiterter Vektor \underline{e}
$e_i^b(k)$	Rückwärtsvorhersagefehler im LPE-Filter k -ter Ordnung
$e_i^f(k)$	Vorwärtsvorhersagefehler im LPE-Filter k -ter Ordnung
$E(f)$	Fouriertransformierte von $e(t)$
E_j	diskrete Fouriertransformierte von $e(t)$
f	Frequenz
f''	verschobene Frequenz
Δf	Bandbreite
f_g	Grenzfrequenz eines IIR-Hochpaßfilters
f_j	Frequenz im DFT-Raster
f_{memory}	Gedächtnisfaktor eines „fading memory“
f_0	Mittenfrequenz; Trägerfrequenz
f_j^{AdFilt}	Filterkoeffizient zur Adaption $b^{\text{est}} \rightarrow b^{\text{filt}}$
f_D	Dopplerfrequenz
F	Rauschzahl
F_{abt}	Abtastfrequenz
F_{Prop}	Ausbreitungsfaktor
F_{PRF}	Pulswiederholfrequenz
$F_\kappa; F_\nu$	Energie eines Spinzustandes
g	Verstärkungsfaktor
$g(t)$	„speckle“-Komponente eines Cluttersignals nach Conte
$g(\gamma_i^{\text{est}})$	Gewichtsfunktion
$g^{(k)}(\kappa)$	„gapped function“
g_κ	Verstärkungsfaktor von Komponente κ
$g_0(t)$	Impulssignal

$g^{\text{TP}}(t)$	geformtes Signal
G	Gewinn
$G_0(f)$	Fouriertransformierte von $g_0(t)$
$G^{\text{TP}}(f)$	Fouriertransformierte von $g^{\text{TP}}(t)$
Δh	typische Abmessung der Oberflächenrauigkeit
$h(t, t)$	Impulsantwort eines Radarkanals (variabel)
$h_i(t); \underline{h}$	Abtastwerte von $h(t, t)$
\underline{h}'	erweiterter Vektor \underline{h}
$\underline{h}^{\text{OS}}$	erwartungstreue Schätzung von \underline{h}
\underline{h}^{N}	verrauschte Schätzung von \underline{h}
$h^{\text{est}}(t, t)$	Schätzung von $h(t, t)$ (variabel)
$H(f, t)$	Fouriertransformierte von $h(t, t)$
$H(f)$	Fouriertransformierte von $h(t)$
H_j	diskrete Fouriertransformierte von $h(t)$
H_j^{N}	verrauschte Schätzung von H_j
$H_j^{\text{N}, \text{dc}}$	verrauschte, offsetbehaftete Schätzung von H_j
$H_0; H_1$	Hypothesen
i_0	Blockbeginn
J	Hyperfläche der Fehlersignalleistung im Raum der Filterkoeffizienten
$\langle k_n $	Hilfsgröße der Riccati-Gleichung
k_{inkoh}	Anzahl aufintegrierter Werte
$k_{\text{Boltzmann}}$	Boltzmannkonstante
k_{OS}	OS-Filterkoeffizient (Rang)
$\underline{\underline{K}}$	Kovarianzmatrix eines Gaußprozesses
$\underline{\underline{K}}_c$	Kovarianzmatrix eines Clutterprozesses
$\underline{\underline{K}}_{\text{snutz}}$	Kovarianzmatrix eines Nutzsignals
$\underline{\underline{K}}_{\text{IQ}}$	Kovarianzmatrix der Quadraturkomponenten
l	Anzahl verwendeter Signalwerte, Blocklänge
L_{D}	Dämpfung
L	OS-Filterkoeffizient (Filterlänge)
m	Anzahl von Echoabtastwerten
m_j	empirische Häufigkeit in Klasse j
m_{DFT}	Dimension der Vektoren bei der Impulskompression
M	Filterordnung eines AR-Filters
\widehat{M}	Filterordnung eines LPE-Filters („feed forward“-Anteil)
n_{Kompr}	Kompressionsfaktor
$n(t)$	Rauschen
n_γ	Brechzahl
n_i	Nullstelle in der z -Ebene
n_{kal}	Anzahl von Kalibriersignalwerten
n_{Stpr}	Anzahl von Stichprobenwerten
n_{ADC}	Anzahl von Quantisierungsniveaus
\underline{n}	Rauschen (Vektor)
\underline{n}'	Rauschen (erweiterter Vektor)
N	Rauschleistung
N	Filterordnung eines MA-Filters

\widehat{N}	Filterordnung eines LPE-Filters („feed back“-Anteil)
N_j	diskrete Fouriertransformierte von $n(t)$
p	Wahrscheinlichkeit
p	Elementarwahrscheinlichkeit einer Binomialverteilung
$p(x); p(x\rangle)$	Wahrscheinlichkeitsdichte von x bzw. $ x\rangle$
p_i	Pol in der z -Ebene
$p_i; p\rangle$	Vorhersagesignalzeitreihe eines LPE-Filters
p_j	theoretische Wahrscheinlichkeit für Klasse j
$p_i^{(N)}$	Binomialverteilung für l von N
$p^{(i)}(y)$	Wahrscheinlichkeitsdichte der i -fach integrierten Signalleistung
p_0	Flächenleistungsdichte
$p_0; p_1$	Wahrscheinlichkeit von H_0 bzw. H_1
p_r	reflektierte Flächenleistungsdichte
P	Leistung der Offsetstörung der Impulskompression
P_{in}	Eingangsausleistung
P_{out}	Ausgangsausleistung
P_r	reflektierte Radarsignalleistung
P_A	Antennenrauschleistung
P_D	Detektionswahrscheinlichkeit
P_F	Falschalarmwahrscheinlichkeit
P_1	hypothetische Radarleistung eines Radarziels
r	Entfernung
r_0	Anfangsentfernung eines Objekts
$r_i; r\rangle$	Eingangssignalzeitreihe eines ARMA-Filters
$r_i^{(ADC)}$	quantisierter Signalwert r_i
R	bayessches Risiko
R_{max}	Radarreichweite
s	Amplitudenfaktor eines Cluttersignals nach Conte
$s(t)$	Zeitsignal
$s_i; s\rangle$	Ausgangssignalzeitreihe eines ARMA-Filters
$s_i^{(ADC)}$	quantisierter Signalwert s_i
$ s^{nutz}\rangle; s_{0/1}^{nutz}\rangle$	Nutzsignal
$s_t(t)$	Radarsendesignal
$s_r(t, t)$	Radarechosignal (variabel)
$s_T(t)$	Basisbandsignal
$s_I; s_Q$	Quadraturkanalkomponenten von s_T
$s_{ref}^I; s_{ref}^Q$	Referenzsignale
$S(f)$	Frequenzsignal
S^{aus}	Nutzsignalausgangsleistung
$S_c(f)$	Leistungsdichtespektrum des Signals c
S^{ein}	Nutzsignaleingangsleistung
$S_r(f)$	Fouriertransformierte von $s_r(t)$
$S_t(f)$	Fouriertransformierte von $s_t(t)$
$S_T(f)$	Basisbandsignal
t	Zeit
t	Echolaufzeit

$\underline{\underline{T}}$	Transformationsmatrix
T_0	absolute Temperatur
T_κ	absolute Rauschtemperatur von Komponente κ
T_{abt}	Abtastintervall
T_{sys}	Systemrauschtemperatur
T_A	Antennenrauschtemperatur
T_D	Rauschtemperatur eines Dämpfungsgliedes
$\underline{\underline{T}}_{\text{DFT}}$	Transformationsmatrix der DFT
T_V	Rauschtemperatur
T_{PRF}	Impulswiederholzeit
v	Objektgeschwindigkeit
v_B	Blindgeschwindigkeit
$x; x\rangle$	empfangenes Radarechosignal
$ x^{\text{dc-komp}}\rangle$	gleichanteilsbefreites Radarechosignal
$x_{\text{dekorr}}; x_{\text{dekorr}}\rangle$	gefiltertes (dekorreliertes) Radarechosignal
$y; y\rangle$	transformiertes Signal
$ z_n\rangle$	Inhomogenität Bestimmungsgleichung beim RLS-Verfahren
Z	Raum möglicher gemessener Zeitreihen
Z_0	Teilraum von Z
γ_k	Reflexionskoeffizient
$\gamma_i^{\text{est}}; \gamma^{\text{est}}$	geschätzter Reflexionskoeffizient
$\gamma_i^{\text{filt}}; \gamma^{\text{filt}}$	im LPE-Filter verwendeter Reflexionskoeffizient
$\gamma_i^{(\text{LS})}; \gamma^{(\text{LS})}$	LS-geschätzter Reflexionskoeffizient
$\gamma(\theta)$	Reflektivität
$\underline{\underline{\Gamma}}$	Theoretische Matrix für I/Q-Dekorrelation
$\underline{\underline{\epsilon}}$	Korrekturmatrix zur Beschreibung der I/Q-Korrelation
$\epsilon_{i_0 \dots i_0+l}^{\text{dc}}$	Signalrestleistung in einem Block von Abtastwerten für Gleichanteilsschätzung
$\epsilon_{i_0 \dots i_0+l}$	Signalrestleistung in einem Block von Abtastwerten
ϵ_n^{dc}	Signalrestleistung zum Zeitschritt n
ϵ_n	Signalrestleistung für Gleichanteilsschätzung
η	mittlere Signalleistung eines gaußverteilten Signals
η_V	Reflektivität von Volumenclutter
Δ	zusätzliches Rauschen
Δ_{ADC}	Quantisierungs-niveauabstand
θ	„grazing angle“
θ_c	kritischer Winkel
$\theta_0(t)$	Phasenwinkel eines Teifpaßsignals
$\theta_{3 \text{ dB}}; \phi_{3 \text{ dB}}$	Antennenöffnungswinkel
λ_γ	Wellenlänge
λ_{thres}	Schwelle
λ	Vergessensfaktor beim RLS-Verfahren
λ_i	Eigenwerte von $\underline{\underline{C}}$
$\lambda_{\text{Lagrange}}$	Lagrangemultiplikator
$\underline{\underline{\Lambda}}$	Diagonalmatrix mit Eigenwerten von $\underline{\underline{C}}$
$\Lambda(x\rangle)$	Testgröße bei Beobachtung von $ x\rangle$
μ	LMS-Koeffizient

μ_γ	Schwerpunkt der Gewichtsfunktion
σ	Radarrückstreuquerschnitt
$\sigma_{\text{Gauß}}$	Streuung einer eindimensionalen gaußschen Zufallsvariable
σ_e^2	Leistung des Signals e
σ_k^2	Signalrestleistung eines LPE-Filters k -ter Ordnung
σ_r^2	Leistung des Signals r
$\sigma_0(\theta)$	Rückstreukoeffizient
σ_γ	Streuung der Schätzung von γ
$\underline{\underline{\Sigma}}$	Korrekturmatrix zur Beschreibung der I/Q-Korrelation
$\Delta\tau$	Zeitdauer eines Chips
t_0	feste Zeit
t_{beg}	Echolaufzeit, zu der Aufzeichnung beginnt
t_{max}	maximale Echolaufzeit
t_s	Abtastrasterverschiebung
τ	Echolaufzeit eines Radarechosignals
$\tau_{xy}(\delta\tau)$	Korrelation von x und y
$\delta\phi$	Nullphasenänderung durch f_D
$\underline{\underline{\Phi}}_n$	einer Kovarianzmatrix entsprechende Matrix beim RLS-Verfahren
χ^2	Testgröße
$\chi(\delta t, f_D)$	„ambiguity“-Funktion
$\underline{\underline{\chi}}(f_D)$	Vektor der „ambiguity“-Funktion
ψ	Einfallswinkel

Anhang E

LEBENS LAUF DES AUTORS

Richard Lösch

19. Juni 1969 geboren in Amberg / Opf.
- 1975 - 1979 Besuch der Volksschule Gebenbach
- 1979 - 1988 Besuch des Gregor-Mendel-Gymnasiums Amberg
Abschluß: Abitur
- 1988 - 1989 Grundwehrdienst in der Schweppermannkaserne Kümmersbruck
- 1989 - 1995 Physikstudium an der Universität Regensburg und am Trinity
College Dublin
Abschluß: Diplom
- 1995 - 2000 Mitarbeiter am Institut für Hochfrequenztechnik, ab 2000 am
Institut für Kommunikation und Navigation des DLR in
Oberpfaffenhofen
- 1.2001 - 8.2001 Mitarbeiter an der Klinik für Strahlentherapie des Universitäts-
klinikums Ulm
- seit 9.2001 Mitarbeiter an der Klinik für Strahlentherapie des Klinikums
St. Marien in Amberg

Anhang F

DANK

An dieser Stelle bedanke ich mich bei allen, die zum Zustandekommen und zum Abschluß meiner Dissertation beigetragen haben und die mich organisatorisch, fachlich und persönlich unterstützt haben.

LITERATURVERZEICHNIS

- [Ach78] D. Achilles: Die Fourier-Transformation in der Signalverarbeitung, Springer 1978, S. 24ff
- [Aik74] H. Akaike: A New Look at the Statistical Model Identification, *IEEE Transactions on Automatic Control*, 19 6 (Dezember 1974), S. 716ff
- [Ale86] S. T. Alexander: Adaptive Signal Processing, Springer 1986
- [Arm95] B. C. Armstrong *et al.* : Performance of Adaptive Optimal Doppler Processors in Heterogeneous Clutter, *IEE Proceedings on Radar, Sonar and Navigation*, 142 4 (August 1995), S. 179ff
- [Azz95] T. Azzarelli: General Class of Non-Gaussian Coherent Clutter Modells, *IEE Proceedings on Radar, Sonar and Navigation*, 142 2 (April 1995), S. 61ff
- [Bak91] C. J. Baker: Distributed Coherent Sea Clutter, *IEE Proceedings*, 138 F 2 (April 1991), S. 89ff
- [Bar87] S. Barbarossa, E. D'Addio, G. Galati: Comparison of Optimum and Linear Prediction Techniques for Clutter Cancellation, *IEE Proceedings*, 134 F 3 (Juni 1987), S. 277ff
- [Bar88] D. K. Barton : Modern Radar System Analysis, Artech House 1988
- [Bar98] D. E. Barrick: Grazing Behavior of Scatter and Propagation Above Any Rough Surface, *IEEE Transactions on Antennas and Propagation* , 46 1 (Januar 1998), S. 73ff
- [Bla86] L. V. Blake: Radar Range-Performance Analysis, Artech House 1986, S. 146f
- [Bet93] K.-H. Bethke *et al.*: A Novel Noncooperative Near-Range Radar Network for Traffic Guidance and Control on Airport Surfaces, *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 1, (1993), S. 168ff
- [Bet99] K.-H. Bethke *et al.*: Evaluation of Near-Range Radar Network (NRN) during Field Trials in a Sensor Data Fusion Experiment, *International Symposium on A-SMGCS*, Stuttgart 1999
- [Bil93] J. B. Billingsley: Ground Clutter Measurements for Surface-Sited Radar, MIT-Lincoln Laboratory Technical Report 786, Revision 1
- [Bir80] J. S. Bird: The Application of Circuler Symmetric Signal Theory to the Detection of Communication and Radar Signals In Noise and Clutter, PhD-Thesis Carleton University, Ottawa 1980

- [Boc37] S. Bochner: Stable Laws of Probability and Complete Monotone Functions, *Duke Mathematical Journal*, 3 9 (1937), S. 726ff
- [Bro91] I. N. Bronstein, K. A. Semendiaiew: Taschenbuch der Mathematik, Teubner 1991, 25. Auflage
- [Bro99] I. N. Bronstein, K. A. Semendiaiew, G. Musiol, H. Mühlig: Taschenbuch der Mathematik, Teubner 1991, 4. Auflage der Neubearbeitung
- [Bur67] J. P. Burg: Maximum Entropy Spectral Analysis, *Proceedings of the 37th Meeting Society of Exploration Geophysicists*, Oktober 1967
- [But91] B. Buttkus: Spektralanalyse und Filtertheorie in der angewandten Geophysik, Springer 1991
- [CCG96] H. Prunsch: Grundlagen der Radartechnik (Skriptum zum CCG–Seminar SE 2.01, 6. bis 10. Mai 1996), CCG 1996
- [Cha91] H. C. Chan: Radar Ground Clutter Measurement and Models, Part 2 – Spectral Characteristics and Temporal Statistics, AGARD Conference Proceedings 501, S. 2-1ff
- [Chi80] F. Chiappesi, G. Galati, P. Lombardi: Optimisation of Rejection Filters, *IEE Proceedings*, 127 F 5 (Oktober 1980), S. 354ff
- [Coh77] C. Cohen-Tanoudji, B. Diu, F. Laloë: Quantum Mechanics Vol. 1, Wiley-Verlag 1977, S. 108ff
- [Con87] E. Conte, M. Longo: Characterisation of Radar Clutter as a Spherically Invariant Random Process, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 134 F 2 (April 1987), S. 191ff
- [Con91] E. Conte, M. Longo, M. Lops: Modelling and Simulation of non-Rayleigh Radar Clutter, *IEE Proceedings*, 138 F 3 (Juni 1991), S. 121ff
- [Con91a] E. Conte *et al.* : Radar Detection of Signals with unknown Parameters in K -distributed Clutter, *IEE Proceedings*, 138 F 2 (April 1991), S. 131ff
- [Con95] E. Conte, M. Lops, G. Ricci: Asymptotically Optimum Radar Detection in Compound-Gaussian Clutter, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 31 2 (April 1995), S. 617ff
- [Con98] E. Conte, M. Lops, G. Ricci: Adaptive Detection Schemes in Compound-Gaussian Clutter, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 34 4 (Oktober 1998), S. 1058ff
- [Con99] E. Conte, M. Lops, G. Ricci: Incoherent Radar Detection in Compound-Gaussian Clutter, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 35 3 (Juli 1999), S. 790ff
- [Far87] A. Farina *et al.* : Theory of Radar Detection in Coherent Weibull Clutter, *IEE Proc.* 134 F 2 (April 1987), S. 174ff

-
- [Fel94] T. Felhauer: Optimale erwartungstreue Algorithmen zur hochauflösenden Kanalschätzung von Bandpreisignalformen (Dissertation, Universität Kaiserslautern), VDI-Verlag 1994, Reihe 10 Nr. 278
- [Fis90] Fischer: Lineare Algebra, Vieweg-Verlag 1990
- [Fis92] W. Fischer, I. Lieb: Funktionentheorie, Vieweg-Verlag 1992
- [Fla98] A. Flaig, G. R. Arce, K. E. Barner: Affine Order-Statistic Filters: „Medi-
nization“ of Linear FIR Filters, *IEEE Transactions on Signal Processing* 46
8 (August 1998), S. 2101ff
- [For91] O. Forster: Analysis 2, Vieweg 1991
- [Ger89] G. Gerthsen, H. O. Kneser, H. Vogel: Physik, 16-te Auflage, Springer-Verlag
1989
- [Gib79] C. Gibson, S. Haykin, S. B. Kessler: Maximum Entropy (Adaptive) Filte-
ring Applied to Radar Clutter, *Proceedings of the 1979 IEEE International
Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing 1979*, S. 166ff
- [Gib80] C. Gibson, S. Haykin: Learning Characteristics of Adaptive Lattice Filtering
Algorithms, *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing*
28 6 (Dezember 1980), S. 681ff
- [Gib83] C. Gibson, S. Haykin: Radar Performance Studies of adaptive Lattice
Clutter-Suppression Filters, *IEE Proceedings* 130 F 5 (August 1983), S. 357ff
- [Gre87] W. Greiner: Statistische Physik, Deutsch-Verlag 1987
- [Grö65] W. Gröbner, N. Hofreiter: Integraltafel, Springer 1966, zweibändig
- [Hän96] E. Hänsler: Statistische Signale, Springer 1996
- [Han98] G. A. Hanson, R. A. Iltis, C. Kenney: Minimax Detection for Signals with
Unknown Parameters, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Sy-
stems*, 34 4 (Oktober 1998), S. 1184ff
- [Har90] W. H. Harmann: Characteristics of ASDE Images, Memorandum 41PM-
ASTA-0002, MTI Lincoln Laboratory, September 1990
- [Hay82] S. Haykin, B. W. Currie, S. B. Kessler: Maximum-Entropie Spectral Analysis
of Radar Clutter, *Proc. IEEE*, 70 9 (September 1982), S. 953
- [Hay96] S. Haykin: Adaptive Filter Theory, Prentice Hall, 1996
- [Hel91] C. W. Helstrom: Minimax Detection of Signals with Unknown Parameters,
Signal Processing 27 (1992), S. 145ff
- [Hsi74] J. K. Hsio: On the Optimization of MTI Clutter Rejection, *IEEE Transac-
tions on Aerospace and Electronic Systems*, 10 5 (September 1974), S. 622ff

- [Jak76] E. Jakeman, P. N. Pusey: A Model for non-Rayleigh Sea Echo, *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 24 6 (1976), S. 806ff
- [Jak78] E. Jakeman, P. N. Pusey: Significance of K -Distributions in Scattering Experiments, *Physical Review Letters*, 49 (1978), S. 546ff
- [Jän90] K. Jänich: Analysis für Physiker und Ingenieure, Springer 1990, Kapitel V
- [Jao84] J. K. Jao: Amplitude Distribution of Composite Terrain Radar Clutter and the K -Distribution, *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 32 (1984), S. 1049ff
- [Jay78] F. Jay (ed.): IEEE Standard Dictionary of Electrical and Electronics Terms, Wiley 1978
- [Jen68] G. M. Jenkins, D. G. Watt: Spectral Analysis and its Applications, Holden-Day 1968
- [Käs81] Günter Käs *et al.*: Radartechnik, Expert Verlag 1981, S. 86ff
- [Kam98] K. D. Kammeyer, K. Kroschel: Digitale Signalverarbeitung, Teubner 1998
- [Kay81] S. M. Kay, S. L. Marple: Spectrum Analysis – A Modern Perspective, *Proceedings of the IEE* 69 11 (November 1981), S. 1380ff
- [Leu94] H. Leung, S. Haykin: Detection and Estimation Using an Adaptive Rational Function Filter, *IEEE SP*, 42 12 (Dezember 1994), S. 3366ff
- [Leu96] H. Leung: Nonlinear Clutter Cancellation and Detection Using a Memory-Based Predictor, *IEEE AES*, 32 4 (Oktober 1996), S. 1249ff
- [Lev90] N. Levanson, M. Shor: Ordered Statistics CFAR for Weibull Background, *IEE Proceedings*, 137 F 3 (Juni 1990), S. 157ff
- [Lon75] M. W. Long: Radar Reflectivity of Land and Sea, Lexington Books 1975
- [Lud93] A. Ludloff: Handbuch Radar und Radarsignalverarbeitung, Vieweg 1993
- [Lük91] H. D. Lüke: Signalübertragung, Springer 1992
- [Mak75] J. Makhoul: Linear Prediction: A Tutorial Review *Proceedings of the IEEE*, 63 4 (April 1975), S. 561ff
- [Mao87] Y. Mao, X. Xie: The Detection Performance of an Adaptive MTI Based on an AR-Map, Konferenzband zu *Radar 87*, S. 438ff
- [Mao89] Y. Mao: Some Fundamental Problems about Adaptive MTI Based on Linear Prediction, *Alta Frequenza*, LVIII 2 (März–April 1989), S. 151ff
- [Mar47] J. I. Marcum: A Statistical Theory of Target Detection by Pulsed Radar, Nachdruck in *IRE Transactions*, IT 60, S. 65ff
- [Mei99] H. H. Meinke, F. W. Gundlach: Taschenbuch der Hochfrequenztechnik, Springer 1999

- [Min90] G. Minkler, J. Minkler: CFAR, Mabellan Book Company 1990
- [Mor94] I. Morgenstern: Skriptum zur Vorlesung „Simulationsmethoden in der Physik“, WS 1994/94, Universität Regensburg
- [Morc93] W. Morchin: Radar Engineer’s Sourcebook, Artech House 1993
- [Mor93] A. Moreira: Suppressing the Azimuth Ambiguities in Synthetic Aperture Radar Images, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 31 4 (Juli 1993), S. 885
- [Mit76] R. L. Mitchell: Radar Signal Simulation, Artech House 1976
- [Nar94] R. M. Narayanan, D. W. Doerr, D. C. Rundquist: Power Spectrum of Wind-Influenced Vegetation Backscatter at X-Band, *IEE Proc. Radar, Sonar Navig.*, 141 2 (April 1994), S. 125ff
- [Nay96] M. M. Nayebi, M. R. Aref, M. H. Bastani: Detection of Coherent Radar Signals with Unknown Doppler Shift, *IEE Proceedings on Radar, Sonar and Navigation*, 143 2 (April 1996), S. 79ff
- [Nit92] R. Nitzberg: Adaptive Signal Processing for Radar, Artech House 1992
- [Noh94] T. J. Nohara, S. Haykin: Growler Detection in Sea Clutter with Coherent Radars, *IEEE AES*, 30 3 (Juli 1994), S. 836ff
- [Pre88] W. H. Press *et al.*: Numerical Recipes in C, Cambridge Press 1988, S. 343ff
- [Qua] S. Qualine: Practical C-Programming, O’Reiley
- [Ree74] I. S. Reed, J. D. Mallet, L. E. Brennan: Rapid Convergence Rate in Adaptive Arrays, *IEEE AES*, 10 6 (November 1974), S. 853ff
- [Röd99] B. Röde, mündliche Mitteilung, 1999
- [San94] K. J. Sangston, K. R. Gerlach: Coherent Detection of Radar Targets in Non-Gaussian Background, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 30 2 (April 1994), S. 330 –340
- [Sar91] G. C. Sarno: A Model of Coherent Radar Land Backscatter, AGARD Conference Proceedings 501, S. 3-1ff
- [Sau96] T. Sauer: Abbildung geradlinig bewegter Objekte durch Inverses-Synthetik-Apertur-Radar und automatische Objektklassifikation (Dissertation, Universität der BW München), DLR-Forschungsbericht 1996, 96-12
- [Sch89] A. Schroth: Neue Frequenzbereiche für den Satellitenfunk – experimentelle und modellmäßige Bestimmung der Atmosphäreneinflüsse, Forschungsbericht DLR-FB 89-46, August 1989
- [Sch94] M. Schneider: Die Bestimmung von Objektgeschwindigkeiten durch Korrelation von Entfernungsprofilen, Interner Bericht 551-4/95(DLR), August 1995

- [Sel65] I. Selin: Detection of Coherent Radar Returns of Unknown Doppler Shift, *IEEE Transactions on Information Technology*, 11 (Juli 1965), S. 396ff
- [Shy89] J. J. Shynk: Adaptive IIR Filtering, *IEEE ASSP Magazine*, April 1989, S. 4ff
- [Sko90] M. Skolnik: Radar Handbook, McGraw-Hill 1990
- [Ste94] S. D. Stearns, D. R. Hush: Digitale Verarbeitung analoger Signale, Oldenbourg-Verlag 1994
- [Ste94a] B. Steiner: Ein Beitrag zur Mobilfunk-Kanalschätzung unter besonderer Berücksichtigung synchroner CDMA-Mobilfunksysteme mit Joint Detection, Dissertation, Universität Kaiserslautern 1994
- [Sto89] J. Stoer: Numerische Mathematik, Springer 1989, S. 202
- [Swe60] P. Swerling: Probability of Detection for Fluctuating Targets, *IRE Transactions*, IT 6, S. 273ff
- [Tho86] P. Thomas, S. Haykin: Stochastic Modelling of Radar Returns, *IEE Proceedings*, 133 F 5 (1986), S. 476ff
- [Tie90] U. Tietze, C. Schenk: Halbleiter-Schaltungstechnik, Springer 1990
- [Tre68] H. L. van Trees: Detection, Estimation and Modulation Theory, Wiley 1968
- [Tru72] G. V. Trunk: Radar Properties of non-Rayleigh Sea Clutter, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 8 2 (1972), S. 63ff
- [Ula89] F. T. Ulaby: Handbook of Radar Scattering Statistics for Terrain, Artech House 1989
- [War80] H. R. Ward: Clutter Filter Performance Measures, *IEEE International Radar Conference*, Washington 1980, S. 231ff
- [War90] K. D. Ward, C. J. Baker: Maritime Surveillance Radar Part 1: Radar Scattering from the Ocean Surface, *IEE Proceedings*, 137 F 2 (April 1990), 51ff
- [Whi94] R. G. White: A Model for MTI Radar Clutter, *Proceedings of the IEEE International Radar Conference*, 1994, S. 540ff
- [Wid75] B. Widrow, J. R. Glover et al. : Adaptive Noise Cancelling: Principles and Applications, *Proceedings of the IEEE*, 63 12 (Dezember 1975), S. 1692ff
- [Wid85] B. Widrow, S. D. Stearns: Adaptive Signal Processing, Prentice-Hall 1985
- [Wir66] W. D. Wirth: Bewegtziel-Erkennung bei Impulsradarsystemen, *Nachrichtentechnische Zeitschrift* (Mai 1966), S. 279 ff
- [Wol38] H. Wold: A Study in the Analysis of Stationary Time Series, Almqvist and Wiksell 1938

- [Yin96] L. Yin *at al.* : Weighted Median Filters: A Tutorial, *IEEE CS*, 43 3 (März 1996), S. 157ff
- [Zur84] R. Zurmühl, S. Falk: Matrizen und ihre Anwendungen, Springer 1984