Integration fallbasierter und modellbasierter* Ansätze zur Diagnose technischer Systeme †

Gerd Pews und Stefan Weß
Fachbereich Informatik
Universität Kaiserslautern
6750 Kaiserslautern

Zusammenfassung

Die Mehrzahl aller CBR-Systeme in der Diagnostik verwendet für das Fallretrieval ein numerisches Ähnlichkeitsmaß. In dieser Arbeit wird ein Ansatz vorgestellt, bei dem durch die Einführung eines an den Komponenten des zu diagnostizierenden technischen Systems orientierten Ähnlichkeitsbegriffs nicht nur das Retrieval wesentlich verbessert werden kann, sondern sich auch die Möglichkeit zu einer echten Fall- und Lösungstransformation bietet. Dies führt wiederum zu einer erheblichen Verkleinerung der Fallbasis. Die Verwendung dieses Ähnlichkeitsbegriffes setzt die Integration von zusätzlichem Wissen voraus, das aus einem qualitativem Modell der Domäne (im Sinne der modellbasierten Diagnostik) gewonnen wird.

1 Motivation

Menschliche Diagnoseexperten verwenden zum Problemlösen unterschiedliche Wissensquellen und Schlußfolgerungsmechanismen. In der Expertensystemforschung spiegelt sich diese Erkenntnis in der Realisierung von regel-, modell- und fallbasierten Expertensystemen wider (vgl. [Puppe, 1990]). Während regel- und modellbasierte Systeme bereits seit längerem Gegenstand intensiver Forschung sind, finden fallbasierte Techniken zur Diagnose erst in jüngerer Zeit verstärkte Beachtung, z.B. CASEY [Koton, 1988], PATDEX/1 [Althoff *et al.*, 1989], CREEK [Aamodt, 1991] und CCC+ [Puppe & Goos, 1991]. Der zentrale Punkt des fallbasierten Schließens ist die Frage nach der Ähnlichkeit von Problemstellungen (vgl. auch [Althoff *et al.*, 1992b]). Ähnlichkeit ist dabei immer eine Ähnlichkeit bezüglich bestimmter Kriterien [Richter, 1992]. Selbst wenn diese Kriterien nicht explizit angegeben

*Wir verwenden im folgenden den Begriff *Modell* immer im Sinne eines qualitativen technischen Modells des zu diagnostizierenden Systems und *nicht* im Sinne eines konzeptionellen Modells der Wissensakquisition.

†Die hier vorgestellte Arbeit wurde zum Teil gefördert durch die Deutsche Forschungsgemeinschaft, SFB 314: "Künstliche Intelligenz - Wissensbasierte Systeme"

werden, sind sie dennoch vorhanden und meist kontextabhängig: *Unter einer Gruppe von Dreiecken empfindet man ein blaues und ein grünes Quadrat eher als ähnlich als unter einer Gruppe von farbigen Quadraten.* Die in der modellbasierten Diagnostik entwickelten Techniken und qualitativen Modelle können dazu dienen, die Bestimmung der Ähnlichkeit von diagnostischen Situationen in der fallbasierten Diagnostik zu unterstützen.

Sucht man in der fallbasierten Diagnostik nach einem ähnlichen Fallbeispiel, so meint man damit implizit ein Fallbeispiel, dessen Lösung (Diagnose) für die konkrete Fehlersituation nutzbar ist. Aus einer abstrakten Sicht ist daher der Begriff der *Nützlichkeit* für das fallbasierte Schließen zentral. Gesucht wird ein Fallbeispiel, welches im Kontext der aktuellen Problemstellung *nützlich* für die Lösung ist. Die Nützlichkeit eines Fallbeispiels ist aber nur im Nachhinein festzustellen und daher für das Retrieval von Fallbeispielen nicht geeignet. Das a posteriori Kriterium Nützlichkeit wird, mangels anderer Wissensquellen, im fallbasierten Schließen daher auf den Begriff der Ähnlichkeit reduziert. Diese Vorgehensweise liegt in der Hoffnung begründet, daß die Ähnlichkeit der Problemstellungen die Nützlichkeit für die Problemlösung impliziert.

Ein gängiger Ansatz, die Ähnlichkeit von Problemstellungen zu modellieren, ist die Verwendung von Ähnlichkeitsmaßen [Stanfill & Waltz, 1986; Aha, 1991; Althoff & Wess, 1991; Puppe & Goos, 1991]. Verwendet man ein aber numerisches Ähnlichkeitsmaß, um Ähnlichkeit zu bestimmen, geht man implizit immer davon aus, daß eine syntaktische Übereinstimmung von Fall und Situation diese Nützlichkeit für die Problemlösung impliziert [Wess, 1993]. Der syntaktische Vergleich von gegebenen Problemstellungen ist zumeist sehr einfach durchzuführen und stellt keine speziellen Anforderungen an die Wissensbasis. Die Verwendung dieser Art von Ähnlichkeitsmaßen hat für die fallbasierte Diagnostik aber eine Reihe von Nachteilen:

- Die Annahme, daß syntaktische Ähnlichkeit von Problemstellungen die Nützlichkeit für die Problemlösung impliziert, muß nicht immer zutreffen.
- Ähnlichkeit auf semantischer Ebene (gleichartige Komponenten mit unterschiedlichen Namen zeigen gleichartiges Verhalten) wird nicht erkannt.
- Eine Lösungstransformation wird vom Retrieval nicht direkt unterstützt.
- Die Berechnung des Ähnlichkeitswertes ist schwer nachvollziehbar und steuerbar.
- Die Fallbasis muß relativ groß sein, um zufriedenstellende Ergebnisse erzielen zu können.
- Der Ähnlichkeitswert sinkt, wenn zusätzliche, irrelevante Symptome angegeben werden.
- Auf der Basis eines numerischen Ähnlichkeitswertes kann nicht beurteilt werden, ob die gefundene Lösung sinnvoll ist.

2 Ein semantisch motivierter Ähnlichkeitsbegriff

Die beschriebenen Defizite sind durch den syntaktischen Ansatz bei der Ähnlichkeitsbewertung bedingt; um sie zu umgehen, wird in dieser Arbeit eine alternative Vorgehensweise verfolgt. Es gibt (hier für den Bereich der Diagnose) einige Kriterien, bezüglich derer Ähnlichkeit bestehen muß, damit die Lösung eines Fallbeispiels *nützlich* für eine aktuell vorliegende Fehlersituation ist (vgl. [Cunis & Neumann, 1991]). Diese Kriterien beziehen sich auf bestimmte im Fallbeispiel vorkommende Komponenten bzw. Bauteile des zu diagnostizierenden technischen Systems, z.B. Ventil, Relais, Motor, Steuerung etc. .

- Die untersuchten Komponenten selbst müssen ähnlich sein
- Topologiekontext: Sie müssen ähnliche Wechselwirkungen aufeinander haben.
- Verhaltenskontext: Die Komponenten müssen ein ähnliches Verhalten zeigen.
- Intentionskontext: Von den Komponenten wird in der vorliegenden Situation auch ähnliches Verhalten erwartet.

Um Ähnlichkeit bezüglich dieser Kriterien feststellen zu können, ist außer den Fallbeispielen noch zusätzliches Wissen erforderlich, wie es beispielsweise in der modellbasierten Diagnostik verwendet wird. Zur Bestimmung der Ähnlichkeit von zwei gegebenen Fallbeispielen benötigen wir noch die folgenden Informationen:

- *Objektwissen:* Information darüber, aus welchen Komponenten das zu diagnostizierende System besteht, wie sie sich abstrakt beschreiben und zu Gruppen zusammenfassen lassen.
- *Topologisches Wissen:* Die Verbindung der einzelnen Komponenten miteinander und ihre räumliche Anordnung.
- *Funktionales Wissen:* Das Verhalten der Komponenten. Hier wird es in der Regel lediglich möglich sein, ein korrektes (erwartetes) Verhalten anzugeben.

Die Bestimmung von Ähnlichkeit folgt dann aus dem Prinzip, daß Ähnlichkeit nichts anderes ist als Gleichheit auf einer höheren Abstraktionsebene [Wess, 1993]. Diese Abstaktionsebenen implizieren dabei auch eine Ordnung für die Ähnlichkeit: je niedriger die Abstraktionsstufe, desto höher die Ähnlichkeit. Diese Ordnung ist im Gegensatz zu der durch ein numerisches Ähnlichkeitsmaß induzierten Ordnung nicht total, sondern eine Partialordnung, da die verwendeten Abstraktionsebenen nicht zwangsläufig linear angeordnet sein müssen.

Zunächst müssen die Komponenten gefunden werden, die für das jeweilige Fallbeispiel relevanter sind als die restlichen Komponenten. Dazu können als erster Schritt alle Komponenten aus der Fallbeschreibung gelöscht werden, die in keinem kausalen (physikalischen)

Zusammenhang mit der angegebenen Diagnose stehen. Symptome, die an solchen Komponenten erhoben werden, sind offensichtlich überflüssig und zur Diagnosefindung nicht verwertbar.

Danach wird mit Hilfe des funktionalen Wissens das erwartete Verhaten der Komponenten bestimmt. Dieses Verhalten wird mit den eingegebenen Symptomen verglichen und eine Abbildung auf die beiden abstrakten Symptome „erfüllt intendierte Funktion“ und „hat Fehlfunktion“ durchgeführt. Es ist offensichtlich, daß Fehlfunktionen (d.h. pathologische Symptome) eine höhere Aussagekraft besitzen als nicht-pathologische Symptome. Weiter ist eine Komponente K_1, deren Fehlfunktion wiederum eine Fehlfunktion einer verbundenen Komponente K_2 auslöst, relevanter als die verbundene Komponente.

2.1 Ähnlichkeit von Komponenten

Zwei Objekte (Komponenten, Bauteile) des zu diagnostizierenden Systems sind sich ähnlich, wenn sie auf einer bestimmten Abstraktionsebene bezüglich der oben definierten Kriterien gleich sind. Der einfachste Fall von Ähnlichkeit ist dabei natürlich die Identität. Danach folgen Ähnlichkeiten auf höheren Abstraktionsebenen, wie man an folgenden Beispielen aus einer technischen Domäne erkennt: (Die beiden Objekte (Bauteile) tragen die Namen B_1 bzw. B_2)

1. B_1 und B_2 sind beides Transistoren vom Typ `BC 107` (Abstraktionsebene: gleicher Bauteiltyp)

2. B_1 ist ein Transistor des Typs `BC 107`, B_2 ist ein Transistor des Typs `BC 109` (Abstraktionsebene: gleiche Bauteilart)

3. B_1 ist ein Transistor, B_2 ist ein Relais (Abstraktionsebene: gleiche Funktion bzgl. Schaltstrom)

4. B_1 ist ein Transistor, B_2 ist ein Ventil (Abstraktionsebene: gleiche Funktion allgemein)

5. B_1 ist ein Transistor, B_2 ein Widerstand (Abstraktionsebene: elektronische Bauteile)

6. B_1 ist ein Transistor, B_2 eine Druckleitung (Abstraktionsebene: Bauteile einer Maschine).

Man erkennt, daß jedes Bauteil jedem anderen Bauteil (spätestens auf höchster Abstraktionsebene) ähnlich ist, die Abstraktionsebenen nicht streng hierarchisch angeordnet sind und man daher nicht immer angeben kann, ob die Ähnlichkeit bzgl. einer bestimmten Abstraktion größer ist als die einer anderen Abstraktion.

2.2 Topologiekontext

Jedes Objekt ist an seinen Verbindungsstellen mit anderen Bauteilen verbunden. Betrachtet man nun den Pfad der Verbindungen zu dem Objekt, das die Diagnose darstellt (bzw. zu dem Objekt, das als Hypothese gewählt ist), so müssen die Objekte auf den beiden Pfaden gleichartig miteinander verbunden sein. Hier ist - wie auch beim Intentionskontext - die Art der Verbindung durch die angenommene Abstraktionsebene bestimmt; auf der untersten Abstraktionsebene lassen sich die Verbindungen direkt aus dem Modell (Topologisches Wissen) entnehmen.

2.3 Intentionskontext

Die Bauteile in den so gefundenen Objektpaaren zweier Fälle F_1 und F_2 werden nun in bezug auf ihre Funktion verglichen. Dazu gehört als erstes, daß das intendierte Verhalten des Teils O_1 mit dem intendierten Verhalten von O_2 äquivalent ist. Die Äquivalenz von Verhalten ist dabei an die Abstraktionsebene gebunden (Die Abstraktionsebenen 3 und 4 waren ja auch über die Funktion der Teile definiert). Ein Beispiel: Die Bauteile in 1. zeigen beispielsweise äquivalentes Verhalten, falls bei beiden Transistoren am Emitter die Spannung `U = 12,5V` anliegt. Die Bauteile in 5. zeigen äquivalentes Verhalten, wenn eine Eingangsgröße durchgeschaltet wird (Druck oder Strom). Dieses intendierte Verhalten läßt sich auf der untersten Abstraktionsebene aus dem funktionalen Wissen des Modells herleiten.

3 Die Realisierung des Ähnlichkeitsbegriffs

MoCAS [Pews & Weiler, 1992; Pews *et al.*, 1992] ist ein Diagnosesystem für CNC-Maschinen, das auf Erfahrungen basiert, die mit dem PATDEX System [Richter & Wess, 1991; Wess, 1993] gesammelt wurden. Es kann mit der MOLTKE-Werkbank [Althoff *et al.*, 1992a; Pfeifer & Richter, 1993] arbeiten und dabei zur Ähnlichkeitsbestimmung auf das Wissen der modellbasierten Komponente der Werkbank MAKE [Rehbold, 1991] zugreifen. Mit MoCAS ist es möglich, fallbasierte Diagnosen zu erstellen, wobei eine echte Lösungstransformation sowohl bezüglich der Bauteile als auch ihres Verhaltens durchgeführt werden kann. Die Diagnosen sind erklärbar (durch die Angabe der gefundenen Ähnlichkeitskriterien) und plausibel, d.h. es wird keine Diagnose erstellt, die offensichtlich unsinnig ist (etwa, weil das diagnostizierte Bauteil die angegebenen Symptome gar nicht erzeugen kann). Dabei werden Unvollständigkeiten oder Widersprüche in der Fallbasis toleriert, d.h. es können z.B. Fälle mit identischen Symptomen aber unterschiedlichen Diagnosen bearbeitet werden.

Abstraktionshierarchien und Verbindungen von Bauteilen lassen sich sehr anschaulich als Netzwerk darstellen. In MoCAS wurde daher diese Form der Wissensrepräsentation gewählt. Ausgangspunkt sind die physikalisch existierenden Bauteile der Maschine und ihre abstrakten Beschreibungen, die durch die Knoten des Netzwerks dargestellt werden. Die Eigenschaften dieser Objekte werden durch Verbindungen repräsentiert; die wichtigsten Link-

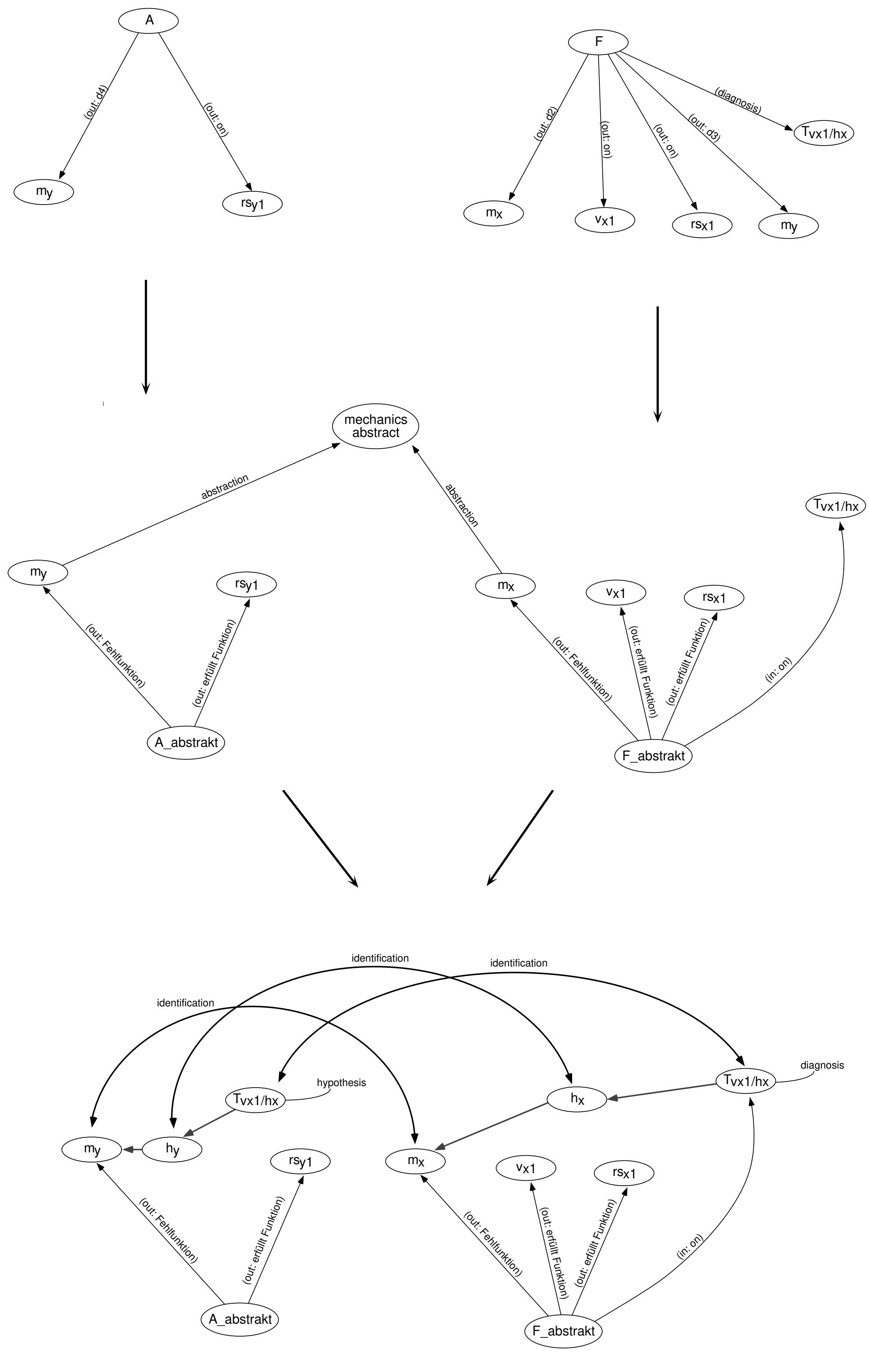

Abbildung 1: Die Vorgehensweise

typen sind: „abstraction“ (Abstraktion von Bauteilen, Fällen bzw. Situationen), „physical effect“ (Verbindung der Bauteile untereinander), „symptom“ (Symptom, die Symptomausprägung ist an den Link gebunden).

3.1 Vorgehensweise

Zur Auswahl eines für eine aktuell vorliegende Fehlersituation nützlichen Fallbeispiels muß aus der Menge aller möglichen Abstraktionen die minimale gemeinsame Abstraktion (*Minimal Common Generalization* [Leishman, 1989]) bestimmt werden.

1. Wird ein Fall (bzw. eine Situation) in MoCAS aufgenommen, wird zunächst eine Verhaltensabstraktion der im Fall aufgeführten Bauteile vorgenommen, d.h. ihre konkreten Symptome (z.B. „Versorgungsspannung = 3.8V“) werden abgebildet auf die beiden abstrakten Symptome: „erfüllt intendierte Funktion“ und „hat Fehlfunktion“. Diese Abbildung erfolgt durch eine Simulation des Fallbeispiels mit dem qualitativen Modell des zu diagnostizierenden Systems. Dazu wird das korrekte Verhalten der Bauteile bestimmt und anschließend mit dem tatsächlichen Verhalten verglichen. In diesem Schritt können auch irrelevante Symptome entfernt werden (Abb. 1, Schritt von oben zur Mitte).

2. Danach werden nur noch andere Fälle als ähnlich betrachtet, in denen relevante, ähnliche Bauteile das gleiche abstrahierte Verhalten zeigen. Die Relevanz der Bauteile folgt aus ihrem Verhalten und ihrer Wirkung aufeinander (Fehlverhalten, daß nicht durch bekanntes Fehlverhalten impliziert ist), Ähnlichkeit folgt aus der Abstraktionshierarchie der Bauteile. (Abb. 1, Mitte).

3. In den ähnlichen Fällen und der konkreten Situation werden die beteiligten Bauteile miteinander identifiziert (auf einem Pfad von dem als Diagnose angenommenen Bauteil bis zu dem ersten Bauteil, von dem Fehlverhalten erkannt wurde. Abb. 1 unten, graue Pfeile) Dadurch wird auch die Diagnose mit einem Bauteil der konkreten Situation identifiziert, der Hypothese.

4. Im nächsten Schritt wird geprüft, ob das intendierte Verhalten von Hypothese und Diagnose identisch ist. (Dies läßt sich an den Steuersignalen erkennen, die an den Bauteileingängen anliegen.)

5. Schließlich wird noch ermittelt, ob die Hypothese wirklich alle aufgetretenen Symptome der konkreten Situation erklären kann.

Erfüllt ein Fall alle diese Forderungen, wird er als ähnlich eingestuft und die durch ihn generierte Hypothese dem Benutzer zur Prüfung überlassen. In der Regel werden mehrere Fälle als ähnlich erkannt; sie werden als Alternativvorschläge behandelt. Um dem Benutzer eine Entscheidungshilfe zu geben, können noch statistische Werte über die bisherige Störanfälligkeit der Bauteile gegeben werden.

Literaturverzeichnis

AAMODT, AGNAR. 1991. *A Knowledge-Intensive, Integrated Approach to Problem Solving and Sustained Learning.* Ph.D. thesis, University of Trondheim.

AHA, DAVID W. 1991. Case-Based Learning Algorithms. *In:* BAREISS, RAY (ed), *Proceedings: Case-Based Reasoning Workshop.* San Mateo, California: Morgan Kaufmann Publishers, for DARPA. Washington, D.C., USA, May 8–10, 1991.

ALTHOFF, K.-D., MAURER, F., WESS, S., & TRAPHÖNER, R. 1992a. MOLTKE - An integrated Workbensch for fault diagnosis in engineering systems. *In:* HASHEMI, S., MARCIANO, J.P., & GOUARDERES, G. (eds), *Proc. 4th international conference Artificial Intelligence & Expert Systems Applications (EXPERSYS-92).* Paris: i.i.t.t international.

ALTHOFF, K-D. WESS, S. BARTSCH-SPÖRL, B. & JANETZKO, D.} (EDS). 1992B. *Workshop: Ähnlichkeit von Fällen beim fallbasierten Schließen.* SEKI-REPORT.

ALTHOFF, KLAUS-DIETER, & WESS, STEFAN. 1991. CASE-BASED KNOWLEDGE ACQUISITION, LEARNING AND PROBLEM SOLVING FOR DIAGNOSTIC REAL WORLD TASKS. *In:* SMEED, DUNCAN (ED), *Proceedings of the 5th European Knowledge Acquisition Workshop EKAW'91.* SPRINGER VERLAG. SEKI-REPORT SR-91-07 (SFB).

ALTHOFF, KLAUS-DIETER, KOCKSKÄMPER, SABINE, MAURER, FRANK, STADLER, MICHAEL, & WESS, STEFAN. 1989. EIN SYSTEM ZUR FALLBASIERTEN WISSENSVERARBEITUNG IN TECHNISCHEN DIAGNOSESITUATIONEN. *Pages 65–70 of:* ÖGAI (ED), *Proceedings 5. Österreichische Artificial-Intelligence Tagung.* SPRINGER-VERLAG. AUCH SEKI-WORKING PAPER SWP-90-07 (SFB).

CUNIS, ROMAN, & NEUMANN, BERND. 1991. FALLBASIERTE DIAGNOSEUNTERSTÜZUNG FÜR EIN FLEXIBLES FERTIGUNGSSYSTEM. *In: Welche Rolle spielle Fälle für wissensbasierte Systeme? Workshop der GWAI-91.* AUCH LKI-M-2/91.

KOTON, P. 1988. REASONING ABOUT EVIDENCE IN CAUSAL EXPLANATION. *Pages 260–170 of:* KOLODNER, JANET L. (ED), *Proceedings Case-Based Reasoning Workshop.* SAN MATEO, CALIFORNIA: MORGAN KAUFMANN PUBLISHERS, FOR DARPA. CLEARWATER BEACH, FLORIDA, USA, MAY 10–13, 1988.

LEISHMAN, DEBBIE. 1989. ANALOGY AS A CONSTRAINED PARTIAL CORRESPONDENCE OVER CONCEPTUAL GRAPHS. *In: Proc. IJCAI.*

PAZZANI, MICHAEL J. 1990. *Creating a Memory of Causal Relationships.* HILLSDALE, NEW JERSEY: LAWRENCE ERLBAUM ASSOCIATES PUBLISHERS.

Pews, Gerd, Weiler, Frank, & Wess, Stefan. 1992 (June). Bestimmung der Ähnlichkeit in der fallbasierten Diagnose mit simultationsfähigen Maschinenmodellen. *In:* [Althoff *et al.*, 1992b].

Pews, Gerhard, & Weiler, Frank. 1992. MoCAS - *Ein Ansatz zur falladaptiven Diagnostik.* Projektarbeit, Universität Kaiserslautern, Fachbereich Informatik.

Pfeifer, T., & Richter, M. M. (eds). 1993. *Diagnose technischer Systeme - Grundlagen, Methoden und Perspektiven.* Deutscher Universitätsverlag.

Puppe, Frank. 1990. *Problemlösungsmethoden in Expertensystemen.* Studienreihe Informatik. Springer Verlag.

Puppe, Frank, & Goos, Klaus. 1991. Improving Case-Based Classification with Expert Knowledge. *In:* Christaller, Thomas (ed), *Proceedings of the German Workshop on Artificial Intelligence 1991.* Berlin: Springer-Verlag.

Rehbold, R. 1991. *Integration modellbasierten Wissens in technische Diagnostik-Expertensysteme.* Ph.D. thesis, Fachbereich Informatik, Universität Kaiserslautern.

Richter, M. M., & Wess, S. 1991. Similarity, Uncertainty and Case Based Reasoning in Patdex. *Pages 249–265 of:* Boyer, Robert S. (ed), *Automated Reasoning - Essays in Honor of Woody Bledsoe.* Kluwer Academic Publishers.

Richter, Michael M. 1992. Classification and Learning of Similarity Measures. *In: Proc. der 16. Jahrestagung der Gesellschaft für Klassifikation e.V.* Springer Verlag.

Stanfill, Craig, & Waltz, David. 1986. Toward Memory-Based Reasoning. *Communications of the ACM*, **29**(12), 1213–1229.

Wess, Stefan. 1993. Patdex - Inkrementelle und wissensbasierte Verbesserung von Ähnlichkeitsurteilen in der fallbasierten Diagnostik. *In: Tagungsband 2. deutsche Expertensystemtagung XPS-93.* Hamburg: Springer Verlag.