

Arbeitsbericht Nr. 23

Expertensysteme
zur Sicherung der Betriebsbereitschaft
in der Fabrik der Zukunft

von
Dr. Stephan Zelewski

Köln 1988

Alle Rechte vorbehalten.

Abstract

Der Begriff "Expertensystem" hat in jüngster Zeit eine erstaunliche Rezeption erfahren. Hierbei wurde er allerdings oftmals so weit verwässert, daß nicht mehr klar ersichtlich ist, worin die Fortentwicklung gegenüber konventionellen informationsverarbeitenden Systemen bestehen soll.

Am Beispiel der "Fabrik der Zukunft" werden die besonderen Leistungspotentiale von Expertensystemen verdeutlicht, die sich einsetzen lassen, um die Sicherung der Betriebsbereitschaft von komplexen Anlagen zu unterstützen. Im Vordergrund stehen Anlagen für die Stückgüterfertigung, wie z.B. Flexible Fertigungssysteme. Ebenso werden jedoch auch Anlagen zur Informationsverarbeitung auf der Ebene der Fabriksteuerung einbezogen.

Die Bereitschaftssicherung wird unter drei Blickwinkeln beleuchtet. Den Schwerpunkt bildet die Diagnose der Ursachen von Anlagenausfällen. Zweitens werden Maßnahmen zur Wiederherstellung der Betriebsbereitschaft von ausgefallenen Anlagen betrachtet. Schließlich erfolgt eine Ausweitung der Bereitschaftssicherung auf den laufenden Produktionsprozeß. Dort gilt es, Betriebsstörungen von Anlagen noch vor deren endgültigem Ausfall zu erkennen und gegebenenfalls zur Sicherung ihrer Betriebsbereitschaft in den Produktionsprozeß gegensteuernd einzugreifen.

Inhaltsverzeichnis

	Seite
1 Einführung	1
1.1 Präzisierung des Untersuchungsobjekts	1
1.2 Eine Arbeitsdefinition für Expertensysteme	6
2 Zentrale Einsatzbereiche für Expertensysteme	12
2.1 Diagnose der Ausfallursachen von Anlagen	12
2.1.1 Konzepte für Diagnose- Expertensysteme	12
2.1.1.1 Das Diagnoseproblem	12
2.1.1.2 Assoziative Konzepte	16
2.1.1.2.1 Grundlagen assoziativer Diagnosekonzepte	16
2.1.1.2.2 Verfeinerungen assozia- tiver Diagnosekonzepte	25
2.1.1.3 Kausale Konzepte	37
2.1.1.4 Konzeptkombinationen und -erweiterungen	44
2.1.2 Konkrete Expertensysteme für die Diagnose der Ausfallursachen technischer Anlagen	54
2.2 Planung der Wiederherstellung der Betriebsbereitschaft von Anlagen	61
2.2.1 Konzeptionelle Grundlagen	61
2.2.2 Ansätze zur Konkretisierung der konzeptionellen Grundlagen	72
3 Periphere Einsatzbereiche für Expertensysteme	78
3.1 Vorbeugende Instandhaltung	78
3.2 Diagnose des Betriebszustands von Anlagen	80
3.3 Ausblick auf die Integration von Potentialsicherung und Prozeßsteuerung	90
Literaturverzeichnis	102

1 Einführung

1.1 Präzisierung des Untersuchungsobjekts

Die "Fabrik der Zukunft" wird hier grob als das Konzept eines Fabriktyps skizziert¹⁾, in dem die Fertigungsprozesse mit hochgradiger Automatenunterstützung geplant, gesteuert und realisiert werden. Im Gegensatz zu konventionellen Fabriken, die hinsichtlich der Automatisierung der Prozeßrealisierung bereits weit fortgeschritten sein können, zeichnet sich die Fabrik der Zukunft dadurch aus, daß der automatenunterstützten Planung und Steuerung²⁾ von Fertigungsprozessen besonderes Gewicht zukommt. Nachfolgend wird daher auf die Realisierung von Fertigungsprozessen nicht weiter eingegangen.

Es wird nicht vorausgesetzt, daß die Planungs- und Steuerungsfunktionen in der Fabrik der Zukunft vollautomatisch erfüllt werden müssen. Vielmehr werden "intelligente" Automaten zunächst nur in ihrer Eigenschaft betrachtet, Arbeitskräfte bei ihren dispositiven Planungs- und Steuerungsleistungen zu unterstützen. In welchem Ausmaß solche Automaten auch menschliche Arbeitsleistungen substituieren und so zur Verwirklichung des Zukunftsbildes der "mensenleeren Fabrik" beitragen könnten, wird an dieser Stelle nicht erörtert³⁾.

1) Vgl. zu einer detaillierteren Erörterung des Konzepts der "Fabrik der Zukunft" Zelewski (1986), S. 543ff., und die dort angeführten Quellen.

2) Der Begriff der Fertigungssteuerung wird hier im betriebswirtschaftlichen, nicht im kybernetischen Sinne gebraucht. Er umfaßt alle dispositiven Maßnahmen, die der kurzfristigen Prozeßrealisierung dienen. Insbesondere umschließt er auch die Kontrollfunktion der Prozeßüberwachung und die rückkoppelnde Funktion der kurzfristigen Anpassungsplanung. Als Fertigungsplanung wird dagegen nur die mittel- und langfristige Planung von Fertigungsprogrammen sowie -prozessen ohne unmittelbaren Bezug zur Prozeßrealisierung verstanden.

3) Vgl. hierzu Zelewski (1986), S. 544ff.; Zelewski (1988a), S. 88ff.

Notwendige Voraussetzung für die Realisierung des Konzepts der Fabrik der Zukunft ist im allgemeinen ein komplexes Anlagensystem. Dieses umfaßt zunächst die fertigungstechnischen Anlagen, die zur weitgehend automatisierten Realisierung der Fertigungsprozesse erforderlich sind (Basissystem). Hierbei handelt es sich beispielsweise um CNC-Maschinen (Bearbeitungsautomaten), ortsfeste Roboter (Handhabungsautomaten) und mobile Roboter (Transportautomaten), die zu einem flexiblen Fertigungssystem integriert sein können. Hinzu kommen die informationstechnischen Anlagen ("Computer"), welche die automatenunterstützte Fertigungsplanung und -steuerung ermöglichen (Informationssystem). Die letztgenannte Komponente des Anlagensystems kommt bei Diskussionen über die Fabrik der Zukunft häufig zu kurz, die sich einseitig am konventionellen Gesichtspunkt ausrichten, die Realisierung von Fertigungsprozessen zu automatisieren.

Die Sicherung der Betriebsbereitschaft erstreckt sich in der Fabrik der Zukunft auf das gesamte Anlagensystem. Wenn die Anlagen des Basissystems betriebsbereit sind, aber Störungen der Betriebsbereitschaft des Informationssystems auftreten, besteht die Gefahr, daß das Leistungspotential der Fertigung infolge mangelhafter Fertigungsplanung oder -steuerung nicht wirksam genutzt werden kann. Aus diesem Grunde wird nachfolgend auch der Sicherung der Betriebsbereitschaft des Informationssystems Beachtung geschenkt.

Die Aufgabe, die Betriebsbereitschaft der Komponenten (Anlagen) eines komplexen Anlagensystems zu sichern (kurz: Bereitschaftssicherung), läßt sich in mehrere Teilaufgaben differenzieren. Grundlage hierfür ist die Unterscheidung von qualitativ definierten Betriebsbereitschaftsgraden.

Eine Anlage wird als betriebsbereit bezeichnet, wenn auf ihr diejenigen Produktionsprozesse grundsätzlich ablaufen können, zu deren Realisierung die Anlage bestimmt ist. Die betriebsbereite Anlage befindet sich im Normalzustand des höchsten Betriebsbereitschaftsgrads, wenn sie ohne Einschränkungen genutzt werden kann. Die Sicherung der Betriebsbereitschaft einer solchen Anlage erfordert lediglich die Überwachung, ob dieser Normalzustand fortlaufend erfüllt ist (Überwachungsmaßnahmen).

Eine Betriebsstörung liegt dagegen vor (mittlerer Betriebsbereitschaftsgrad), wenn die Anlage zwar noch genutzt werden kann, aber die Nutzung beeinträchtigt ist⁴⁾. Eine solche Beeinträchtigung kann einerseits darin bestehen, daß sich die Produktionsprozesse auf der Anlage nur noch mit verminderter Qualität oder reduzierter Effizienz ausführen lassen⁵⁾. Andererseits liegt eine Beeinträchtigung auch dann vor, wenn die fortgesetzte Nutzung der Anlage die Eintrittswahrscheinlichkeit des Anlagenausfalls - über den normalen nutzungsbedingten Anlagenverschleiß hinaus - erhöhen würde⁶⁾; die Betriebsbereitschaft der Anlage wäre akut gefährdet. Im Falle einer noch betriebsbereiten, aber bereits gestörten Anlage werden zur Sicherung der Betriebsbereitschaft Maßnahmen erforderlich, welche die Betriebsstörung beseitigen. Sie führen zum Normalzustand der Anlage zurück, bevor ein Anlagenausfall eintritt (betriebsbereitschaftssichernde Maßnahmen).

4) Vgl. Schmidt (1987), S. 412f.

5) Die Produktionsqualität wird beispielsweise bei Werkzeugmaschinen gemindert, die noch funktionstüchtig sind, deren Werkzeuge aber bereits erhebliche Verschleißerscheinungen - wie etwa abgestumpfte Schneidwerkzeuge - aufweisen. Die Produktionseffizienz geht dagegen zurück, wenn der spezifische Faktorverzehr je Leistungseinheit der Anlage störungsbedingt ansteigt. Dies ist z.B. der Fall, wenn der spezifische Energieverzehr eines Antriebsaggregats wegen mangelhafter Lagerschmierung ansteigt.

6) Hiermit muß beispielsweise gerechnet werden, wenn ein Antriebsaggregat infolge extremer Nutzungsintensität "heißgelaufen" ist.

Eine Anlage befindet sich im niedrigsten Betriebsbereitschaftsgrad, wenn sie ausgefallen ist. Eine solche Betriebsunterbrechung kann aus einer Betriebsstörung resultieren, die nicht durch rechtzeitige bereit-schaftssichernde Maßnahmen beseitigt wurde. Oder sie tritt als Spontanausfall einer Anlage ein, die sich un-mittelbar zuvor noch im Normalzustand befand. Im Falle eines Anlagenausfalls müssen Maßnahmen zur Wiederher-stellung der Betriebsbereitschaft ergriffen werden (be-reitschaftswiederherstellende Maßnahmen).

Auf der Grundlage der vorgenannten Betriebsbereit-schaftsgrade einer Anlage lassen sich vier Ebenen der Sicherung ihrer Betriebsbereitschaft unterscheiden:

- Informationen über den aktuellen Betriebszustand einer Anlage werden mittels der Betriebsdatenerfas-sung gesammelt und dahingehend beurteilt (klassifi-ziert), ob die Anlage sich im Normalzustand befin-det, gestört (aber noch betriebsbereit) oder ausge-fallen ist (Zustandsdiagnose).
- Wenn eine Anlage betriebsbereit und noch nicht ge-stört ist, kann darüber entschieden werden, die An-lage vorbeugend instandzuhalten, um die Eintritts-wahrscheinlichkeit künftiger Betriebsstörungen oder -unterbrechungen zu verringern und die - in der Re-gel höheren - Kosten zukünftiger ausfallbedingter Instandsetzungsmaßnahmen zu vermeiden.
- Sofern die Betriebsstörung einer Anlage erkannt wird, ist zu prüfen, ob bereit-schaftssichernde Maß-nahmen ausgeführt werden können, ohne die laufenden Produktionsprozesse unterbrechen zu müssen.
- Falls eine Anlage bereits ausgefallen ist, müssen bereit-schaftswiederherstellende Maßnahmen zur In-standsetzung und Wiederinbetriebnahme der Anlage er-griffen werden.

Sowohl bereitchaftssichernde als auch -wiederherstellende Maßnahmen setzen eine Klärung der mutmaßlichen Störungs- bzw. Ausfallursachen voraus, um die jeweils erfolgversprechendsten Aktivitäten auswählen zu können (Ursachendiagnose).

Grundsätzlich können alle vier Ebenen der Bereitschaftssicherung durch informationsverarbeitende Automaten unterstützt werden. Nachfolgende Ausführungen konzentrieren sich auf den Teilaspekt, in welchem Ausmaß Erkenntnisse aus der Erforschung der "Künstlichen Intelligenz" (KI) die Qualität dieser Unterstützungsleistungen gegenüber der konventionellen Informationsverarbeitung zu erhöhen vermögen.

Als herausragende Produkte der KI-Forschung genießen zur Zeit die Expertensysteme besondere Beachtung⁷⁾. Dieser hohe Aufmerksamkeitswert verführte jedoch auch vielfach dazu, beliebige Software mit dem novitäts- und qualitätsverheißenden Etikett "Expertensystem" auszustatten. Infolgedessen verwässerte dieser Begriff bis zur leerformelhaften Marketingphrase. Daher ist es erforderlich, eine inhaltlich konkretisierte Arbeitsdefinition von Expertensystemen voranzustellen, bevor auf deren Einsatzmöglichkeiten zur Bereitschaftssicherung in der Fabrik der Zukunft näher eingegangen wird.

7) Andere Ergebnisse der KI-Forschung, wie z.B. die Entwicklung intelligenter, autonomer Roboter, spielen für die Sicherung der Betriebsbereitschaft komplexer Anlagensysteme keine wesentliche Rolle. Allenfalls kommen - am Rande - autonome Instandhaltungsroboter in Betracht, mit deren Hilfe es möglich wird, Instandhaltungstätigkeiten zu automatisieren, die der konventionellen Automatisierungstechnik noch nicht zugänglich waren. Hierzu zählen z.B. "kletternde Roboter", die sich zur Zeit in der Entwicklung befinden. Sie könnten etwa zur Inspektion von hohen Industriebauten (Schornsteinen, Silos, Hochöfen usw.) eingesetzt werden. Ebenso ließen sich mobile Sensorplattformen anführen, die zur Inspektion von Gefahrenzonen - beispielsweise radioaktiv kontaminierte Bereiche von Kernkraftwerken - eingesetzt werden und dort aufgrund ihrer Mustererkennung- und -verarbeitungsfähigkeiten autonom agieren können. Auf derart intelligente Roboter wird nicht weiter eingegangen.

1.2 Eine Arbeitsdefinition für Expertensysteme

Für den Begriff der Expertensysteme hat sich bislang noch keine einheitliche Auffassung über seine inhaltliche Füllung und Abgrenzung durchgesetzt. Den nachfolgenden Ausführungen wird eine vereinfachte Arbeitsdefinition zugrundegelegt, die sich auf zwei wesentliche Aspekte beschränkt⁸⁾.

Ein Expertensystem läßt sich als ein informationsverarbeitender Automat auffassen, der sich - im Vergleich zu seinen konventionellen Pendanten - dadurch auszeichnet, daß:

- der Benutzer den Automaten beauftragen kann, ein Problem zu bewältigen, ohne hierbei zu beschreiben, wie der Automat bei seiner Problembewältigung vorgehen soll (externer Aspekt der nonprozeduralen oder deklarativen Benutzeroberfläche);
- der Automat bei seiner Problembewältigung Wissen aus dem betroffenen Problembereich anwendet, das in einer separaten Wissensbasis explizit dargestellt wird (interner Aspekt der Wissensbasierung).

Die Bewältigung eines Problems umfaßt sowohl dessen Lösung - sofern mindestens eine Problemlösung existiert - als auch die Erkenntnis, daß ein vorgegebenes Problem grundsätzlich nicht gelöst werden kann. Letztes kann z.B. als Folge einer in sich widersprüchlichen Problembeschreibung eintreten. Wenn diese Differenzierung unerheblich ist, wird fortan nicht weiter zwischen Problembewältigung und -lösung unterschieden.

Die Aspekte der deklarativen Benutzeroberfläche und der Wissensbasierung finden ihre implementierungstechnische Entsprechung in dem Sachverhalt, daß Expertensysteme in der Regel aus den zwei Hauptmodulen der Problemlösungskomponente und der Wissensbasis aufgebaut

8) Vgl. zur Vielfalt und zu den immanenten Schwierigkeiten der zur Zeit gebräuchlichen Definitionsansätze die Ausführungen in Zelewski (1988a), S. 105ff.

sind. Hinzu kommen weitere Funktionsbausteine, deren Bildung zwar nicht einheitlich fixiert ist, unter denen jedoch die Dialog-, die Erklärungs- und die Wissensakquisitionskomponente am häufigsten angeführt werden.

Im Gegensatz zu anderen geläufigen Definitionen wird weder auf ein bestimmtes Problemniveau abgestellt, das zumeist durch den Aufgabenbereich menschlicher Experten umschrieben wird, noch erfolgt die Forderung, daß ein Expertensystem bei seiner Problembewältigung die Vorgehensweise von Menschen simulieren müsse. Auf den Expertenbezug wird verzichtet, da erstens lediglich ein unscharfer Begriff ("Expertensystem") durch einen ebenso unscharfen Begriff ("Experte") erklärt würde. Zweitens sollen solche Systeme nicht ausgegrenzt werden, für die sich - wie etwa im Fall der Korrespondenzverwaltung - der Begriff "Expertensystem" bereits etabliert hat, deren Problembewältigung aber dem Niveau der Sachbearbeitung zuzurechnen ist. Der Simulationsbezug wird ausgeschlossen, da es im Interesse einer Problembewältigung irrelevant ist, ob diese in menschenähnlicher Weise erfolgt oder nicht.

Die vorgeschlagene Expertensystem-Definition läßt erkennen, worin die gravierenden Fortentwicklungen der konventionellen Informationsverarbeitung durch Konzepte der Künstlichen Intelligenz liegen. Die konventionelle Trennung von Daten und Programmen wird ersetzt durch die Unterscheidung zwischen Wissensbasis und Problemlösungskomponente. Erste enthält die vorgenannten Daten als "Fakten" neben anderen, aus den Programmen explizit herausgelösten Wissensbestandteilen. Zweite umfaßt dagegen die Verfahren ("Inferenzmechanismen") zur Wissensanwendung.

Darüber hinaus wird zumeist unterstellt⁹⁾, die Wissensbasis enthalte deklaratives Objektwissen, das nur Problemaspekte aus dem Anwendungsbereich eines Expertensystems beschreibt, ohne Vorgehensweisen zur Problemlösung anzubieten. Die Problemlösungskomponente umgreife im Gegensatz hierzu anwendungsneutrales "Meta"-wissen prozeduraler Natur, das abzuleiten gestattet, wie ein vorgegebenes Problem bewältigt werden kann.

Als wesentliches Resultat der KI-Forschung gilt die logische Zerlegung der prozeduralen Programme der konventionellen Informationsverarbeitung, die nach Maßgabe des Ablaufs der Aufgabenerfüllung strukturiert sind, in die Komponenten der Wissensbasis und der Problemlösungskomponente. Hierdurch wird die konventionelle Vermengung von Aufgabenbeschreibung¹⁰⁾ einerseits und Ablaufbeschreibung der Aufgabenerfüllung¹¹⁾ andererseits in zwei getrennte Automatenkomponenten aufgelöst¹²⁾.

Die deklarative Benutzeroberfläche von Expertensystemen bedeutet, daß ihre Benutzer das Problem, das es jeweils zu lösen gilt, nur noch zu beschreiben brauchen, ohne den Ablauf der Problemlösung angeben zu müssen. Das Expertensystem muß intern über problemlösendes Wissen - auch prozeduraler Art - verfügen, um die Vorgehensweise bei der Erarbeitung der Problemlösung selbst

9) Die angeführten Unterstellungen besitzen nur die Qualität grober Tendenzaussagen. Die Anwendungsnähe und die (Non-)Prozeduralität von Objekt- und Metawissen eines Expertensystems verhalten sich in Wirklichkeit erheblich komplizierter als oben skizziert. Vgl. diesbezüglich Zelewski (1988a), S. 126ff.

10) Hierbei handelt es sich um den deklarativen Aspekt des "Was?", die Problemspezifizierung.

11) Dies betrifft den prozeduralen Aspekt des "Wie?", die Problemlösung im Sinne eines Verfahrensablaufs.

12) Die konventionelle Informationsverarbeitung unterscheidet dagegen zwischen Programmen als Algorithmen zur Lösung einer Klasse von Aufgaben und "Daten", die jeweils eine bestimmte Aufgabe aus dieser Klasse festlegen. Diese Differenzierung wird bei Expertensystemen nicht mehr aufrechterhalten. Daten gehen als aufgabenspezifische "Fakten" in die Wissensbasis ein.

ständig festlegen zu können. In den Begriffen der konventionellen Informationsverarbeitung ausgedrückt heißt dies, daß sich ein Expertensystem selbst - in prozeduraler Hinsicht - zu programmieren vermag. Daher braucht der Benutzer zur Lösung eines neuartigen Problems nicht mehr ein prozedurales Programm zu entwerfen und zu implementieren. Es reicht aus, wenn er dem Expertensystem ein Problem durch die Angabe von Ausgangssituation, erwünschter Zielsituation und zulässigen Operatoren, welche Situationen ineinander transformieren können, vollständig beschreibt.

Die Neuartigkeit von Expertensystemen kann auch in der Weise umschrieben werden, daß sie die konventionelle Art der expliziten Anwendungsprogrammierung durch eine implizite oder "virtuelle" Programmierung ersetzen. Die Problemlösungskomponente erzeugt erst auf die Veranlassung des Automatenbenutzers, der ein Problem beschreibt, eine explizite Prozedur ("Inferenzkette"), an deren Ende die Problemlösung steht - oder nachgewiesen wird, daß es unmöglich ist, das vorgegebene Problem zu lösen. Die Problemlösungskomponente enthält somit implizit die Klasse aller Anwendungsprogramme, die zulässige Problembeschreibungen durch den Zugriff auf Informationen der Wissensbasis zu bewältigen vermögen.

Das Schwergewicht der Automatenbenutzung wird auf diese Weise fort von der Erstellung prozeduraler Anwendungsprogramme (Verarbeitungsalgorithmen), die bei konventioneller Informationsverarbeitung dominiert, hin zur Formulierung "adäquater" Problembeschreibungen verlagert. Hierbei spielt die nonprozedurale Benutzeroberfläche von Expertensystemen eine ausschlaggebende Rolle. Infolge dieser Fokusverschiebung von algorithmischen zu deklarativen Aufgaben erlangen aus der Sicht des Expertensystem-Anwenders Schwierigkeiten der Problemwahrnehmung ("Konzeptualisierung") und der Strukturierung diffuser, unklarer Problemumschreibungen ("schlecht-strukturierte Probleme"), die an dieser

Stelle nur stichwortartig angerissen werden können, verstärkte Bedeutung.

Die Informationsverarbeitung intelligenter Automaten unterscheidet sich von der konventionellen Datenverarbeitung auch dadurch, daß das Schwergewicht auf der Verarbeitung von qualitativen Informationen liegt. Diese "Symbol-" oder "Wissensverarbeitung" geht in ihrer Leistungsfähigkeit über den konventionellen Umgang mit quantitativen (numerischen) Daten weit hinaus. Zwar erlaubt auch die gewöhnliche Datenverarbeitung, mit nicht-numerischen Informationen - wie z.B. Anschriftenlisten oder Schriftstücken - umzugehen. Doch bleibt das Verarbeitungspotential auf einfache Prozesse, etwa des Sortierens von Daten oder des Editierens von Texten, beschränkt. Diese konventionellen Operationen zeichnen sich gemeinsam dadurch aus, daß ihre Ausführung keine Kenntnisse über den sachlichen Inhalt der verarbeiteten Informationen erfordert. An diesem Punkt setzt die charakteristische Eigenschaft von Expertensystemen an, infolge ihrer Wissensbasierung gerade solche Kenntnisse über die Sachzusammenhänge eines Problems zu dessen Lösung intensiv zu gebrauchen.

Die neuartige Zerlegung des Gesamtwissens von informationsverarbeitenden Automaten in Wissensbasis und Problemlösungskomponente verspricht eine größere Systemflexibilität. Es wird vermutet, daß diese Aufteilung zu Systemmodulen führt, die den Aufgaben informationsverarbeitender Automaten angemessener sind als die konventionelle Unterscheidung zwischen Daten und Programmen. Das allgemeine, von bestimmten Anwendungsbereichen (weitgehend) unabhängige Modul der Problemlösungskomponente kann - ebenso wie die separaten Wissensakquisitions-, Erklärungs- und Dialogkomponenten - für verschiedenste Automatenanwendungen gemeinsam entwickelt oder verändert werden. Das anwendungsspezifische Modul der Wissensbasis läßt sich dagegen jeweils eng auf den Einsatzbereich des Automaten ausrichten, ohne daß hiervon die übrigen Module beeinflußt würden.

Veränderte Bedingungen des Automateinsatzes erfordern nur eine Anpassung der Wissensbasis, die zudem durch hochgradig modulare KI-Techniken - z.B. durch die regel- und die frame-/objektorientierten Repräsentations-schemata - für die deklarative Wissensdarstellung unterstützt wird. Bei konventioneller prozeduraler Programmierung müßten dagegen im Regelfall die gesamten Anwendungsprogramme neu erstellt werden.

Der Segmentierung in die Wissensbasis einerseits und die übrigen Automaten-Module andererseits entspricht der gegenwärtig vorherrschende Trend, daß Anbieter intelligenter Automaten zumeist nur Rumpf-Systeme als Expertensystem-Schalen ("shells") offerieren. Die Schalensysteme enthalten zumindest die Problemlösungskomponente, oftmals auch Wissensakquisitions-, Erklärungs- oder Dialogkomponenten. Den Anwendern bleibt es überlassen, für ihre Anwendungsfälle die weitgehend leeren Wissensbasen, die allenfalls ein rudimentäres "Weltwissen" enthalten, mit eigenen, anwendungsspezifischen Inhalten aufzufüllen. Schalen größeren Bekanntheitsgrades, die speziell für die Entwicklung von technischen Diagnose-Expertensystemen ausgelegt sind, stellen die Exemplare MED1 und MED2¹³⁾, IN-ATE/1 und IN-ATE/2¹⁴⁾, LES¹⁵⁾ sowie ROGET¹⁶⁾ dar.

13) MED steht für "Meta-Ebenen-Diagnosesystem"; MED2 ist die Fortentwicklung von MED1. Vgl. zu beiden Expertensystem-Schalen Puppe (1985), S. 234ff.; Puppe (1986), S. 334ff.; Puppe (1987a), S. 302f.; Puppe (1988), S. 1.29f.

14) IN-ATE/1 ist die Fortentwicklung von IN-ATE/2. Vgl. zu beiden Expertensystem-Schalen Cantone (1983), S. 207ff.; Cantone (1984), S. 470ff.; Walker (1986), S. 92f.; de Kleer (1987), S. 126f.

15) LES steht für "Lockheed Expert System; vgl. hierzu Laffey (1984), S. 267ff.; Prevost (1985), S. 42ff.

16) Vgl. Bennett (1985), S. 49ff. Diese Schale ist auf die Wissensakquisition für ein konkretes Expertensystem spezialisiert, unterstützt also nur der Füllung der Wissensbasis eines bereits vorhandenen Expertensystems.

2 Zentrale Einsatzbereiche für Expertensysteme

Zur Zeit konzentriert sich die Entwicklung von Expertensystemen auf die dritte der eingangs angeführten Ebenen, auf denen die Betriebsbereitschaft von Anlagen gesichert werden kann. Es dominiert das Ziel, Expertensysteme in solchen Situationen einzusetzen, in denen Anlagen bereits ausgefallen sind. Automatenunterstützung wird für die Analyse mutmaßlicher Ausfallursachen und für die Wiederherstellung der Betriebsbereitschaft angestrebt.

2.1 Diagnose der Ausfallursachen von Anlagen

2.1.1 Konzepte für Diagnose-Expertensysteme

2.1.1.1 Das Diagnoseproblem

Die Lösung von Diagnoseproblemen stellt einen intensiv erforschten Bereich der KI-Forschung dar¹⁷⁾. Die meisten Expertensystem-Konzepte wurden ursprünglich für Diagnoseaufgaben in medizinischen Anwendungsbereichen entwickelt. Sie lassen sich jedoch zumeist ohne substantielle Änderungen auf technische Diagnosen übertragen¹⁸⁾.

Allgemein besteht ein Diagnoseproblem in der Aufgabe, einem vorgegebenen Sachverhalt - dem Symptom - eine nicht-leere Menge von Sachverhalten (Ursachen) zuzuordnen, die das Symptom verursacht haben können. Jedes

17) Vgl. als Überblick zu Konzepten der KI-Forschung für Diagnose-Expertensysteme Puppe (1987a), S. 293ff. Da in diesem Artikel zahlreiche vertiefende Quellenangaben angeführt sind, wird auf diese leicht zugängliche Quelle nachfolgend mehrfach zurückgegriffen. Vgl. ebenso Reggia (1983), S. 437ff.; Rychener (1983), S. 21f.; Hayward (1985), S. 71ff.; Puppe (1986), S. 332ff.; Baldeweg (1986), S. 47ff. u. 93ff.; Pau (1986), S. 100ff. u. 108f.; Kahn (1986), S. 42ff.; de Kleer (1987), S. 97ff.; Krallmann (1987), S. 131ff.

18) Vgl. Puppe (1987a), S. 294.

Paar aus Symptom und zugeordneter potentieller Ursache stellt eine Lösung des Diagnoseproblems dar. Sie wird als Einzeldiagnose bezeichnet.

Hier sind speziell Expertensysteme von Interesse, die für den Ausfall einer überwachten Anlage als erklärungsbedürftiges Symptom die möglichen Ausfallursachen diagnostizieren¹⁹⁾. Aus der allgemeinen Diagnosedefinition folgt für die Ursachendiagnose bei der Bereitschaftssicherung von Anlagen:

- Eine Einzeldiagnose kann immer nur eine mögliche Ausfallursache aufzeigen²⁰⁾, die nicht notwendig vorgelegen haben muß. Denn der Kausalzusammenhang ist nur von der Ausfallursache zum Anlagenausfall gerichtet. Da die Umkehrung der Kausalbeziehung nicht definiert ist, folgt aus einem Anlagenausfall keine Ausfallursache zwingend (abduktive Schlußweise)²¹⁾.

19) Die Anwendung von Expertensystemen für technische Ursachendiagnosen wird z.B. bei Loprin (1985), S. 45ff.; Colling (1986), S. 69ff.; Ogus (1986), S. 53ff.; Wildemann (1987), S. 37f., und Schmidt (1987), S. 411f., angesprochen.

20) Vgl. Rychener (1983), S. 21; Reiter (1987), S. 63.

21) Ein Kausalgesetz stellt bei logischer Betrachtung eine Implikation dar. Aus Ihrer Prämisse - der Ursache - folgt die Konklusion - das Symptom - notwendig. Ein solcher zwingender Folgerungszusammenhang wird als deduktiver Schluß bezeichnet. Die Vorgehensweise der Diagnose, aus einem Symptom eine mögliche Ursache zu folgern, stellt dagegen einen abduktiven Schluß dar. Dieser Schluß ist nicht zwingend, denn es hätte mit derselben logischen Qualität auch eine andere mögliche Ursache gefolgert werden können (sofern mehrere Ursachen kausal möglich sind). Daher ist die Angabe jeder einzelnen möglichen Ursache prinzipiell eine unsichere Diagnose. Vgl. zur Differenzierung zwischen deduktiven und abduktiven Schlüssen im Diagnosekontext Puppe (1987a), S. 294. ...
(Fortsetzung der Fußnote auf der folgenden Seite !)

- Die Lösungsmenge eines Diagnoseproblems ist in der Regel mehrelementig. Für das vorgegebene Symptom eines Anlagenausfalls existieren dann mehrere mögliche Ausfallursachen²²⁾.

... (Fortsetzung der Fußnote von der vorangehenden Seite:)

Bei einer Diagnose können so viele unterschiedliche mögliche Ursachen abduziert werden, wie verschiedene Kausalgesetze vorliegen, die das zu erklärende Symptom jeweils in ihrer Konklusion enthalten (diagnoserelevante Kausalgesetze). Eine Diagnose gilt als logisch vollständig, wenn das formale Diagnosekalkül alle Kausalgesetze umfaßt, die dem Diagnoseproblem in der Realität zugrundeliegen. Diese Diagnosevollständigkeit ist in dem Sinne relativ, daß es vom jeweils aktuellen Erkenntnisstand abhängt, welche Kausalgesetze als Determinanten des Diagnoseproblems bekannt sind. Da die theoretische Konzeption eines "intellectus infinitus" praktisch nicht eingelöst werden kann, ist jede praktische Diagnose im strengen Sinne potentiell unvollständig. Es kann nicht ausgeschlossen werden, daß Kausalgesetze, die das Diagnoseproblem determinieren, unbekannt sind. Über unbekannte Entitäten kann jedoch keine definitive Aussage getroffen werden. Daher wird eine Diagnose als (bedingt) vollständig bezeichnet, wenn sie alle bekannten und diagnoserelevanten Kausalgesetze berücksichtigt hat.

In praktischen Diagnoseproblemen kann in der Regel nicht auf vollständiges Wissen über die zugrundeliegenden Kausalgesetze zurückgegriffen werden. Ressourcenbeschränkungen führen dazu, daß nur eine beschränkte Auswahl "wichtiger" Kausalgesetze berücksichtigt wird. Das Metaproblem, die Wichtigkeit der erfaßten Gesetze und die Unwesentlichkeit der ausgeklammerten zu begründen, wird kaum reflektiert, geschweige denn gelöst. Im unten erörterten Fall assoziativer Diagnosen wird sogar auf überhaupt keine Kausalgesetze unmittelbar Bezug genommen. Logisch unvollständige Diagnosen stellen also den praktischen Normalfall dar.

- 22) Vgl. z.B. Reiter (1987), S. 58; de Kleer (1987), S. 99.

Es wurde in der voranstehenden Fußnote aufgezeigt, daß die Angabe einer einzelnen möglichen Ursache für ein Symptom infolge der Eigenart abduktiver Schlüsse notwendig unsicher ist. Wenn eine vollständige Diagnose vorliegt, stellt jedoch die Menge aller möglichen Ursachen sicheres Wissen dar.

- Diagnoseziel ist es, die mutmaßliche Ausfallursache als diejenige mögliche Ursache zu identifizieren, der unter allen möglichen Ursachen der höchste Erklärungswert für den beobachteten Anlagenausfall zukommt (Differentialdiagnose²³). Der Erklärungswert kann als Diagnosewahrscheinlichkeit oder -plausibilität ermittelt werden²⁴).

Bei der Lösung von Diagnoseproblemen spielt die Wissensbasierung von Expertensystemen eine herausragende Rolle. Problemspezifisches Wissen wird ausgewertet, um erstens potentielle Ursachen zu identifizieren und zweitens die Erklärungswert der zugehörigen Diagnosen zu bestimmen.

Für die Identifizierung möglicher Ausfallursachen bietet die KI-Forschung grundsätzlich zwei verschiedene Konzepte an. Der assoziative Ansatz liegt allen in früheren Jahren entwickelten Diagnose-Expertensystemen zugrunde. Das kausale Konzept erlangt erst in jüngster Zeit zunehmende Beachtung im Rahmen des Bemühens, "Expertensysteme der 2. Generation"²⁵) mit einer neuartigen, leistungsfähigeren Wissensstruktur zu entwickeln.

23) Vgl. Prevost (1985), S. 326; Puppe (1987a), S. 297.

24) Die inhärente Unsicherheit von abduktiven Schlüssen führt dazu, daß die Auswahl einer mutmaßlichen Ausfallursache stets mit Unsicherheit behaftet ist, wenn mindestens zwei mögliche Ursachen identifiziert werden konnten. Auch wenn im Rahmen vollständiger Diagnosen die Sicherheit besteht, daß eine aus der Menge aller möglichen Ausfallursachen tatsächlich vorgelegen haben muß, so erstreckt sich dieses sichere Urteil auf keine bestimmte mögliche Ursache. Wird dagegen eine bestimmte mögliche Ursache als mutmaßliche Ausfallursache ausgewählt, bedeutet dies eine Urteilsverschärfung, deren Gültigkeit prinzipiell unsicher ist. Denn bei abduktiver Schlußweise ist es grundsätzlich unmöglich, eine bestimmte Ausfallursache zwingend zu folgern.

25) Vgl. zu Expertensystemen der 2. Generation Steels (1986), S. 270ff.; Steels (1987a), S. 14f.; Steels (1987b), S. 475ff.;

2.1.1.2 Assoziative Konzepte

2.1.1.2.1 Grundlagen assoziativer Diagnosekonzepte

Assoziative Diagnose-Expertensysteme beruhen auf der Verknüpfung von Anlagenausfällen und möglichen Ausfallursachen aufgrund von Erfahrungswissen²⁶⁾. Oftmals erfolgt diese Zuordnung im Rahmen der regelbasierten Wissensdarstellung durch Assoziationsregeln²⁷⁾. Die Expertensysteme werden dann auch als regelbasierte Systeme oder Expertensysteme der 1. Generation bezeichnet²⁸⁾. Die Regeln besitzen - grob betrachtet - zumeist die formale Gestalt: "Wenn ein Anlagenausfall mit dem Aus-

26) Vgl. zu assoziativen Diagnose-Expertensystemen, die für technische Anwendungsbereiche entwickelt wurden, z.B. Laffey (1984), S. 268ff. (insbesondere S. 269f.); Kumamoto (1984), S. 3ff., mit einer ausführlichen Regelaufzählung, sowie die in Kapitel 2.1.1.4 angeführten Expertensysteme, sofern dort nicht ausdrücklich auf deren nicht-assoziativen Charakter hingewiesen ist.

27) Eine Regel wird allgemein als assoziativ bezeichnet, wenn sie ein (Ausfall-)Symptom mit einer (Ausfall-)Ursache verknüpft ("assoziiert"); vgl. z.B. Davis, R. (1983), S. 403.
Vgl. zu einer alternativen Wissensrepräsentation durch ein semantisches Netzwerk Fink (1985a), S. 554.

28) Vgl. Steels (1986), S. 270f.; Steels (1987b), S. 475.
Vgl. zum Konzept der regelbasierten Wissensdarstellung von Expertensystemen Zelewski (1986), S. 199ff., und die dort angeführte Literatur. Die hier betrachteten Regeln werden im Rahmen der KI-Forschung auch vielfach als "Produktionsregeln" bezeichnet.

fallsymptom S_i vorliegt, dann wurde er durch die Ausfallursache U_j mit der Evidenz $e_{i,j}$ hervorgerufen."²⁹⁾.

Die Symptom-Ursache-Assoziationen besitzen die Qualität von Inferenzregeln, die jeweils einen zulässigen abduktiven Schluß von einem Symptom auf dessen Ursache definieren. Der Inferenzprozeß, der in assoziativen Diagnose-Expertensystemen zur Ableitung einer Diagnose führt, stellt zumeist eine spezielle Variante der Musterverarbeitung dar³⁰⁾. Die Problemlösungskomponente eines Expertensystems vergleicht hierbei das Informationsmuster, das durch die Beschreibung eines Ausfallsymptoms konstituiert wird, mit den Informationsmustern der Prämissen aller Assoziationsregeln in seiner Wissensbasis ("matching"). Wenn beide Informationsmuster übereinstimmen, kann die betreffende Regel angewendet

29) Der Evidenzbegriff wird hier nur als Oberbegriff zum Wahrscheinlichkeits- und zum Plausibilitätsbegriff eingeführt. Mitunter wird er in der KI-Literatur im abweichenden Sinne einer speziellen Evidenzlogik verwendet.

Das Attribut "möglich" wird in den Assoziationsregeln den Ausfallursachen nicht mehr explizit zugeordnet, weil die Möglichkeit einer Ausfallursache durch den Evidenzwert für die Regelgültigkeit ausgedrückt und - in der Regel numerisch - präzisiert wird. Auf abweichende Regelformulierungen, die non-numerische Evidenzwerte besitzen oder grundsätzlich auf die Angabe von Evidenzwerten verzichten, wird später zurückgekommen.

30) Die Art der Musterverarbeitung wird nachfolgend nur grob skizziert. Vgl. zu einer detaillierten Darstellung der Musterverarbeitung durch die Problemlösungskomponente von regelbasierten Expertensystemen Zelewski (1986), S. 261ff.

Ein Diagnose-Expertensystem, bei dem der musterverarbeitende Charakter des Diagnoseprozesses besonders deutlich hervortritt, stellt das Exemplar CRIB (für: Computer Retrieval Incidence Bank) dar; vgl. hierzu etwa Addis (1980), S. 83ff., und die späteren Anmerkungen in Kapitel 2.1.2. In diesem "Retrieval"-Expertensystem werden die Informationsmuster von Ausfallsymptomen gegen die entsprechenden Muster der Prämissen assoziativer Diagnoseregeln abgeglichen, die in einer großvolumigen Datenbank vorgehalten werden.

werden³¹⁾. Das Inferenzergebnis ist die Einzeldiagnose, die dem beobachteten Ausfallsymptom diejenige mögliche Ausfallursache zuordnet, die in der Konklusion der angewandten Regel angeführt ist.

Die Assoziationsregeln drücken Heuristiken aus, die sich in der Vergangenheit bei der Diagnose von tatsächlich eingetretenen Anlagenausfällen bewährt haben. Dagegen beziehen sie sich nicht direkt auf die Wirkungszusammenhänge, welche die beobachteten Ausfälle verursacht haben; sie stellen eine Verkürzung der tatsächlichen Verhältnisse dar³²⁾. Infolge dieses Vernachlässigens der zugrundeliegenden Ursache-Wirkungs-Beziehungen stellen heuristisch-assoziative Regeln "flaches Wissen" dar³³⁾. Entsprechend werden Wissensbasen, die auf solchen Assoziationsregeln basieren, als "flach" bezeichnet.

Die Auswertung von flachen Wissensbasen zur Lösung eines Diagnoseproblems erweist sich - im Vergleich zu den später vorgestellten tiefen Wissensbasen von Expertensystemen mit Kausalmodellen - als relativ effizient. Denn Ausfallsymptome können durch Regelanwendung unmittelbar mit möglichen Ausfallursachen assoziiert werden. Die Analyse dazwischen vermittelnder kausaler Wirkungszusammenhänge entfällt, da sie nicht definiert sind. Dieses Ersparnis erlaubt vergleichsweise einfache,

31) Eine Komplizierung tritt ein, wenn bei der Anwendung von Assoziationsregeln für eine "erfolgreiche" Regelausführung darauf verzichtet wird, daß alle - konjunktiv verknüpften - Bestandteile des Ausfallsymptoms aus der Prämisse einer Regel auch tatsächlich beobachtet worden sein müssen. Vgl. zu diesem "partial matching" Addis (1980), S. 84 u. 86 (bezüglich des vorgenannten Expertensystems CRIB), und Hayes-Roth (1978), S. 557ff.; Zelewski (1986), S. 265, Fußnote 2).

32) Vgl. Struß (1983), S. 3; Larner (1985), S. 34; Steels (1987b), S. 479f.

33) Vgl. zu Begriff und Bedeutung des "flachen Wissens" und zu den hierauf basierenden "flachen" Expertensystemen Fink (1985a), S. 553f.; Hart (1986), S. 304ff.

schnell auszuführende Inferenzmechanismen³⁴⁾, die bestimmen, in welcher Weise die Assoziationsregeln von der Problemlösungskomponente zur Diagnosegewinnung angewendet werden. Aus den vorgenannten Gründen empfehlen sich assoziative Expertensysteme für Diagnoseaufgaben immer dann, wenn die Ausführungsgeschwindigkeit (Effizienz) des Diagnoseprozesses wichtig ist oder wenn kein ausreichendes Wissen über zugrundeliegende kausale Wirkungszusammenhänge zur Verfügung steht³⁵⁾.

Der Evidenzwert einer Assoziationsregel dient der Ermittlung des Erklärungswerts von Diagnosen³⁶⁾. Er gibt das Ausmaß der Evidenz dafür an, daß die mögliche Ausfallursache, die durch eine Assoziationsregel einem Anlagenausfall zugeordnet ist, die tatsächliche Ausfallursache darstellt. Dieses Evidenzurteil über die mutmaßliche Ausfallursache stellt unsicheres Wissen dar³⁷⁾.

Wenn in der Vergangenheit so viele Wiederholungen des gleichen Anlagenausfalls untersucht werden konnten, daß statistische Analysen zulässig sind, bedeutet der Evidenzwert $e_{i,j}$ einer Assoziationsregel eine Wahrscheinlichkeit für die Gültigkeit der heuristischen

34) Vgl. Steels (1987b), S. 480.

35) Vgl. zum letztgenannten Grund Fink (1985a), S. 554. Voraussetzung für die Eignung assoziativer Diagnose-Expertensysteme ist, daß ausreichendes flaches Wissen in der Gestalt von Assoziationsregeln akquiriert werden kann.

36) Vgl. Puppe (1987a), S. 296f., als Zusammenfassung der wichtigsten Evidenzwertaspekte unter dem Stichwort der "Diagnosebewertung".

37) Dies gilt so lange, wie für denselben Anlagenausfall mindestens zwei verschiedene Ausfallursachen möglich sind.

Diagnose³⁸⁾. Im allgemeinen besitzen diese Regeln aber kein ausreichendes statistisches Fundament. Assoziative, statistisch fundierte Expertensysteme existieren nur in geringer Anzahl. Sie beziehen sich nur auf sehr eng umgrenzte Diagnoseprobleme, die noch nicht einmal aus technischen, sondern zumeist aus medizinischen Bereichen stammen³⁹⁾.

Sofern die Evidenzwerte nicht statistisch abgesichert sind, besitzen sie nur die Qualität von Plausibilitätsangaben ("Sicherheitsfaktoren", "certainty factors", "Glaubwürdigkeiten" u.ä.). Die meisten assoziativen Diagnose-Expertensysteme beruhen auf solchen Plausibilitäten⁴⁰⁾. Dennoch bilden die Plausibilitätswerte eine gravierende Schwachstelle von Diagnose-Expertensystemen. Denn die Plausibilitäten lassen sich - im Gegensatz zu statistisch abgesicherten Wahrscheinlichkeiten - nicht streng rechtfertigen. Zumeist werden sie als "Expertenschätzungen" ausgegeben, die als solche von Dritten schwer zu überprüfen und letztlich willkürlich sind. Darüber hinaus bleibt bei den meisten Expertensystemen die Herkunft der Plausibilitätsangaben im dunkeln, so daß die verantwortlichen "Experten" nicht befragt werden können.

38) Vgl. als Übersicht zu assoziativen Diagnose-Expertensystemen auf der Basis von Wahrscheinlichkeiten für die Symptom-Ursache-Verknüpfungen Puppe (1987a), S. 298f., und die dort angeführte Literatur. (Allerdings behandelt Puppe diese Expertensysteme als Systemklasse sui generis und schränkt den Begriff assoziativer Expertensysteme auf die Verwendung von Plausibilitäten für die Symptom-Ursache-Verknüpfungen ein.) Vgl. zu wahrscheinkeitsbasierten assoziativen Diagnosen auch de Kleer (1987), S. 99.

39) Vgl. Puppe (1987a), S. 299.

40) Vgl. zu konkreten Beispielen für assoziative, plausibilitätsgestützte Diagnose-Expertensysteme aus technischen Einsatzbereichen Friedman (1980), S. 293f.; Finin (1984), S. 352ff.; Ganascia (1984), S. 806ff.; Puppe (1987a), S. 299ff.
Auch die o.a. Expertensystem-Schale MED1/MED2 dient der Entwicklung von Diagnose-Expertensystemen mit plausibilitätsbezogenen Evidenzwerten.

Eine weitere Komplizierung resultiert aus dem Umstand, daß die gesuchte mögliche Ausfallursache zumeist nicht mit der Ursache in der Konklusion einer Assoziationsregel übereinstimmt, die das Symptom der zu diagnostizierenden Anlagenausfalls in ihrer Prämisse enthält. Vielmehr verweist diese erste Assoziationsregel im allgemeinen nur auf eine intermediäre Ursache, welche die Wirkung (das "Symptom") einer tieferliegenden Ursache ist, die mit Hilfe einer zweiten Assoziationsregel erschlossen werden kann⁴¹⁾ usw. Es erfolgt eine diagnostische Verfeinerung der mutmaßlichen Ausfallursache ("establish/refine")⁴²⁾. Eine Diagnoseverfeinerung ist immer dann möglich, wenn die ausgefallene Anlage auf unterschiedlichen Abstraktionsebenen beschrieben wird. Die erste (intermediäre) Ausfallursache entspricht der abstraktesten, die letzte Ausfallursache der konkretesten Beschreibungsebene. Die Verfeinerung der Ursachendiagnose läßt sich auch als fortschreitende

41) Vgl. zu Beispielen hierfür Apfelbaum (1985), S. 868f. u. 871.

42) Vgl. Keravnou (1986), S. 102ff.; Puppe (1987a), S. 295 u. 301.

Die Diagnoseverfeinerung setzt ihrerseits diagnostisches Wissen über sachgerechte Verfeinerungsweisen voraus. Dieses Wissen kann in der Formulierung der Assoziationsregeln implizit enthalten sein. Es ist aber auch möglich, das Verfeinerungswissen als baumartige Struktur zulässiger Verfeinerungsrichtungen zu explizieren und hierdurch den Prozeß der Diagnoseverfeinerung explizit zu steuern. Vgl. zu einem solchen Vorgehen Bylander (1983), S. 218ff.

Lokalisierung der möglichen Ausfallursache auffassen⁴³).

Die schrittweise Verfeinerung der Ursachendiagnose führt zu einer Folge aus zusammenhängenden Assoziationsregeln. Diese Assoziationsregelkette bricht erst dann ab, wenn in der Wissensbasis des Expertensystems keine weitere Regel gefunden wird, die mit der zuletzt erzeugten intermediären Ursache eine tieferliegende Ursache assoziiert. Diese zuletzt erschlossene mögliche Ursache stellt eine der gesuchten, so weit wie möglich konkretisierten (lokalisierten) Ausfallursachen dar (maximal verfeinerte Ursache).

Wenn die mögliche Ausfallursache schrittweise verfeinert wird, gilt es den Erklärungswert der jeweils zuletzt verfeinerten Ursache zu ermitteln. Hierzu müssen die Evidenzwerte der verknüpften Assoziationsregeln aggregiert werden⁴⁴). Diese Wertsynthese ist nur dann zufriedenstellend definiert, wenn es sich bei den Evidenzwerten um Wahrscheinlichkeiten handelt. In diesem Fall kann auf allgemein anerkannte statistische Theorien für die Aggregation von Wahrscheinlichkeitsaussagen

43) Handelt es sich bei der ausgefallenen Anlage beispielsweise um eine CNC-Maschine, könnte auf der obersten Abstraktionsebene als mögliche Ausfallursache ein Defekt in der Maschinensteuerung identifiziert werden. Auf der nächsttieferen Abstraktionsebene ließe sich als verfeinerte (mögliche) Ausfallursache eine Steckkarte feststellen, die eine mit elektronischen Bauteilen bestückte Komponente der Steuerungshardware ist. Diese Verfeinerung könnte soweit fortgesetzt werden, bis auf der tiefsten Abstraktionsebene als konkreteste Ausfallursache eine defekte Lötstelle auf der Steckkarte aus der Maschinensteuerung lokalisiert wird. Vgl. zu einem anderen Beispiel für die fortschreitende Lokalisierung der Ausfallursache aus dem Bereich der Diagnose elektrotechnischer Bauteile White (1985), S. 35.

44) Falls keine Diagnoseverfeinerung erfolgte, ist der Erklärungswert der Diagnose mit dem Evidenzwert derjenigen Assoziationsregel identisch, deren Anwendung zu der Einzeldiagnose geführt hat.

zurückgegriffen werden (vor allem auf die Bayes-⁴⁵⁾ oder die Dempster-Shafer-Theorie⁴⁶⁾⁴⁷⁾.

Falls die Evidenzwerte jedoch Plausibilitäten darstellen, existiert bis heute kein überzeugendes Verfahren für ihre Aggregation⁴⁸⁾. Es können zwar immer Berechnungsformeln für diese Plausibilitätenzusammenfassung definiert werden, doch gibt es für keine dieser Formeln eine theoretisch überzeugende Rechtfertigung⁴⁹⁾. Dieses Theoriedefizit äußert sich auch in dem

45) Vgl. z.B. de Kleer (1987), S. 127f., der die praktischen Probleme bei der Anwendung des Bayes-Theorems auf Diagnoseprozesse herausstellt.

46) Vgl. etwa - im Kontext von Diagnoseaufgaben - Biswas (1985), S. 122ff.

47) Vgl. Puppe (1987a), S. 298, und die dort angeführten Quellen.

48) Vgl. Ganascia (1984), S. 805; Puppe (1987a), S. 296.

49) Die Rechtfertigungsprobleme seien an zwei Beispielen von Aggregationsschemata verdeutlicht, die bereits über die vorherrschenden, rein numerischen und recht groben Verrechnungsvorschriften für Plausibilitätswerte deutlich hinausgehen.

Ganascia (1984), S. 806ff., unterbreitet ein anspruchsvoll fortentwickeltes, aber auch aufwendiges Aggregationsschema. Aus der Problematik der Plausibilitätenverrechnung wird die Konsequenz gezogen, den Erklärungs"wert" einer Diagnose nicht mehr durch einen aggregierten numerischen Plausibilitätswert auszudrücken. Vielmehr wird - bei grober Darstellung der tatsächlich komplizierteren Vorgehensweise - eine Liste aller Plausibilitätswerte ausgegeben, die in die Ableitung einer Diagnose eingeflossen sind. Der Verf. sieht hierin jedoch keine Lösung der Aggregationsproblematik. Denn während der Diagnosegewinnung erfolgte eben doch eine bestimmte numerische Verrechnung von Plausibilitätswerten. Deren Ergebnis wird aber bei der Diagnosebegründung vor dem Expertensystem-Benutzer verborgen. Der Benutzer kann die Liste der ausgegebenen Plausibilitätswerte im Grunde nur dann als Diagnoseerklärung richtig verstehen, wenn er den systeminternen Aggregationsprozeß nachvollzieht. Allerdings kann er genau dies nicht, weil der Aggregationsprozeß vor ihm verborgen wird. Selbst wenn er dies könnte, so stünde er doch wieder vor dem ursprünglichen Aggregationsproblem, das angeblich überwunden sein sollte. ...

(Fortsetzung der Fußnote auf der folgenden Seite !)

Phänomen, daß sich assoziative Diagnose-Expertensysteme durch eine bunte Vielfalt verschiedener Aggregationsformeln voneinander unterscheiden⁵⁰). Da keine Formel zwingend einleuchtet, bleibt es letztlich der Willkür der Expertensystem-Entwickler überlassen, für welche Plausibilitäten-Aggregation sie sich entscheiden.

... (Fortsetzung der Fußnote von der vorangehenden Seite:)

Ein prima facie überzeugenderer Ansatz zur Überwindung der Aggregationsschwierigkeiten von Plausibilitätswerten findet sich bei Reggia (1983), S. 442. Die Plausibilitäten sind nonnumerische, qualitative Ausdrücke, wie z.B. "immer zutreffend", "mit hoher/mittlerer/niedriger subjektiver Wahrscheinlichkeit zutreffend" und "niemals zutreffend". Die Scheinpräzision numerischer Plausibilitätswerte wird vermieden. Solche unscharfen Ausdrücke lassen sich mit natürlichsprachlich interpretierten unscharfen Mengen ("fuzzy sets") formal präzise handhaben. Die Aggregation solcher unscharfen Plausibilitäten erfolgt nach speziellen unscharfen Schemata, die im Prinzip einen in sich schlüssigen Umgang mit unscharfen Plausibilitätswissen zulassen. Allerdings wird auch hier das Aggregationsproblem letztlich nicht gelöst. Denn die Aggregationsschemata beruhen auf mathematisch präzise definierten Operatoren, die vor dem Hintergrund unscharfer Plausibilitäten weder hinsichtlich ihrer Operationsvorschriften noch in bezug auf ihre Präzision vollauf überzeugend gerechtfertigt werden können. Vgl. zu solchen natürlichsprachlich interpretierten unscharfen Mengen und ihren Aggregationsproblemen Zelewski (1988c), S. 51ff., insbesondere S. 60ff., und die dort angegebene Literatur.

50) Vgl. die Beispiele in Puppe (1987a), S. 299ff.

2.1.1.2.2 Verfeinerungen assoziativer Diagnosekonzepte

Die Diagnose eines Anlagenausfalls verhält sich tatsächlich zumeist wesentlich komplexer als sie bisher skizziert wurde.

Zunächst stellt der Ausfall einer Anlage in der Regel kein atomares Objekt dar, sondern setzt sich aus einer Menge von Merkmalen zusammen, die den Zustand der ausgefallenen Anlage charakterisieren⁵¹⁾. Verschiedene Anlagenausfälle unterscheiden sich durch abweichende

51) Strenggenommen erweisen sich nicht die Merkmale, sondern die Merkmalsausprägungen als ausfallspezifisch. Der einfacheren Diktion halber werden aber diese Ausprägungen kurz als Merkmale angesprochen. Auf der Basis solcher ausfallspezifischen Merkmalsmengen können die o.a. Evidenzwerte von Assoziationsregeln dadurch verfeinert werden, daß zweistellige Evidenzwerte gebildet werden. Die erste Evidenzkomponente (Proevidenz) bewertet die Gesamtheit aller Argumente, die dafür sprechen, daß die assoziierte mögliche Ausfallursache den Anlagenausfall tatsächlich bewirkt hat. Solche Argumente erstrecken sich stets auf Merkmale, die beim tatsächlichen Vorliegen der jeweils betrachteten (möglichen) Ausfallursache erfüllt sein müßten und an der ausgefallenen Anlage beobachtet werden. Die zweite Komponente drückt dagegen die Gewichtung derjenigen Argumente aus, die nahelegen, daß es sich nicht um die tatsächliche Ausfallursache handelt (Contraevidenz). Diese Argumente können sich erstens auf Merkmale beziehen, die aufgrund der betrachteten Ausfallursache erwartet, aber an der ausgefallenen Anlage nicht beobachtet werden. Zweitens können diese Argumente Merkmale betreffen, die an der ausgefallenen Anlage festgestellt werden, aber aufgrund der betrachteten Ausfallursache nicht zu erwarten sind.

Vgl. zu solchen differenzierten Evidenzwerten Zelewski (1986), S. 388ff., und die dort angegebene Literatur. Die Aggregation solcher zweiwertigen Evidenzwerte wird dadurch erschwert, daß kein theoretisch zwingendes Konzept für die "Verrechnung" der Pro- und Contraevidenzen von alternativen Diagnosen existiert. Eine solche Verrechnung kann aber erforderlich sein, um aus mehreren Diagnosen diejenige mit dem höchsten Erklärungswert auszuwählen. Darüber hinaus sind Assoziationsregeln problematisch zu interpretieren, die gleichzeitig hohe Pro- und Contraevidenzen besitzen. Pro- und Contraevidenzen finden sich auch - allerdings in abweichender Interpretation - bei Puppe (1987a), S. 296.

Merkmalsmengen. Die Assoziationsregeln verknüpfen einzelne Merkmale oder Kombinationen von Merkmalen als Ausfallsymptome mit möglichen Ursachen. Um alle Merkmale eines Anlagenausfalls zu erklären, müssen daher gewöhnlich mehrere Assoziationsregelketten mit mehreren möglichen Ursachen verfolgt werden.

Bisher wurde die Ausfallursache als atomares Objekt unterstellt. Dies trifft jedoch nur dann zu, wenn die Ursache des Anlagenausfalls auf genau einen Aspekt der ausgefallenen Anlage zurückgeführt werden kann. Bei diesem Aspekt handelt es sich in der Regel um eine defekte Anlagenkomponente (Eindefektursache). Es ist jedoch ebenso möglich, daß der Anlagenausfall durch das Zusammenwirken mehrerer defekter Anlagenkomponenten verursacht wurde (Mehrdefektursache). In diesem zweiten Fall liegt eine komplexe Ausfallursache mit innerer Struktur vor. Für derart komplex verursachte Anlagenausfälle stehen zur Zeit nur einige wenige Diagnosekonzepte zur Verfügung⁵²⁾. Es bereitet erhebliche Schwierigkeiten, die große Anzahl von Kombinationen defekter Anlagenkomponenten zu beherrschen, die jeweils eine Ausfallursache sein könnten ("kombinatorische Explosi-

52) Vgl. zu ersten Ansätzen, Expertensysteme auch komplex verursachte Ausfälle diagnostizieren zu lassen, Abramovici (1980), S. 70ff. (noch rudimentär); Finin (1984), S. 350ff. (passim); Maletz (1985), S. 60ff.; Koukoulis (1986), S. 145 u. 147; de Kleer (1987), S. 98ff.; Reiter (1987), S. 81. Diese Konzepte beziehen sich jedoch zumeist nicht mehr auf die hier besprochenen assoziativen, sondern auf die später erörterten kausalen Diagnose-Expertensysteme.

on" des Diagnoseraums)⁵³). Wird ein Expertensystem, das nur für die Erkennung von Eindefektursachen ausgelegt wurde, auf einen Anlagenausfall angewendet, der tatsächlich durch eine komplexe Ausfallursache bewirkt wurde, kann das Expertensystem zu völlig fehlerhaften Diagnosen gelangen⁵⁴).

Darüber hinaus besteht die Schwierigkeit, daß bei der Ursachensuche im Diagnoseraum in jeder Phase des Suchprozesses entschieden werden muß, welche der Assoziationsregeln als nächste hinsichtlich ihrer Anwendbarkeit untersucht wird⁵⁵). Falls die Anwendung mehrerer Regeln zulässig ist, muß auch eine zur Ausführung

53) Vgl. Abramovici (1980), S. 69; Sharma (1986), S. 1055f.; Reiter (1987), S. 67.

Die Rückführung des Diagnoseraums auf den übersichtlichen Komponentenansatz stellt nur eine, aber in den Diagnosekonzepten der KI-Forschung häufig verwendete Strukturierungsmöglichkeit dar. Wenn dieser Ansatz gewählt wird, dann besteht der abstrakte Diagnoseraum aus allen kombinatorisch zulässigen Diagnosen, d.h. aus allen denkmöglichen Kombinationen defekter Anlagenkomponenten. Wenn eine Anlage als Kompositum aus n Komponenten dargestellt wird und für jede Komponente nur die zwei Zustände "betriebsbereit" und "defekt" unterschieden werden, existieren insgesamt 2^n Komponenten-kombinationen. Exponentielle Wachstumsfunktionen - hier zur Basis 2 - werden allgemein als "kombinatorisch explodierend" bezeichnet, weil geringe Zunahmen der Komponentenanzahlen n jeweils ein wesentlich stärkeres Ansteigen der Kombinationenanzahlen 2^n involvieren.

de Kler (1987), S. 103f., veranschaulicht die kombinatorische Explosion am Beispiel einer einfachen "Anlage" (eines elektronischen Bauteils), die aus 5 Komponenten besteht. Da jede Komponente defekt oder betriebsbereit sein kann, enthält der abstrakte Diagnoseraum $2^5=32$ Komponenten-kombinationen. Wenn die Anlage ausgefallen ist, kommen 31 Kombinationen als mögliche Ausfallursachen in Betracht. Die eine Kombination, die nur betriebsbereite Komponenten umfaßt, kann keine Ausfallursache darstellen.

54) Näheres hierzu bei Abramovici (1980), S. 69; Scarl (1985), S. 41.

55) Vgl. Prevost (1985), S. 45.

ausgewählt werden⁵⁶⁾. Das Ableiten der Assoziationsregelketten, die zu möglichen Ausfallursachen führen sollen, muß daher Kontrollstrategien unterworfen werden, die festlegen, auf welche Weise diese Kettenbildung konkret gesteuert wird.

An dieser Stelle kann nicht auf die nuancenreichen Konzepte eingegangen werden, die seitens der KI-Forschung zu diesem Zweck entwickelt wurden⁵⁷⁾. Aber erwähnenswert ist der Sachverhalt, daß diese Kontrollstrategien eine Wissenskategorie sui generis darstellen. Sie werden im allgemeinen als "Metawissen" in der Problemlösungskomponente von Diagnose-Expertensystemen vorgehalten. Eine Kontrollstrategie repräsentiert prozedurales heuristisches Wissen, das Diagnoseexperten im Hinblick auf erfolgversprechende Vorgehensweisen bei der Diagnoseerstellung in langjähriger Diagnoseerfahrung erworben haben⁵⁸⁾.

Von diesem Kontrollwissen wird die Diagnosegeschwindigkeit (Effizienz) des Expertensystems wesentlich beeinflusst. Im Gegensatz zu den leicht verständlichen As-

56) Hierbei wird von Informationsverarbeitungssystemen mit konventioneller Monoprocessor-Architektur ausgegangen. Wenn ein Expertensystem auf einem solchen System implementiert ist - dies stellt derzeit noch den Regelfall dar - können die Regeln nur sequentiell hintereinander abgearbeitet werden. Bei fortschrittlicheren Multiprocessor-Architekturen wäre dagegen auch die parallele ("nebenläufige") Ausführung mehrerer Assoziationsregeln möglich. Vgl. hierzu auch die späteren Ausführungen zur "Agenda" von Expertensystemen.

57) Vgl. hierzu die Beschreibungen von Kontrollstrategien für Diagnoseprozesse in den Quellen der diversen Diagnose-Expertensysteme, die in diesem Arbeitsbericht angesprochen werden, insbesondere Johnson, H. (1983), S. 8ff.; Hasling (1984), S. 8ff.; Laffey (1984), S. 271; Thompson, T. (1984), S. 321ff.; Larner (1985), S. 35f. u. 37ff.; Prevost (1985), S. 44ff.; Strandberg (1985), S. 72f.; Puppe (1985), S. 237; Keravnou (1986), S. 102ff. Vgl. auch den knappen Überblick bei Puppe (1987a), S. 295f., und die Beispiele auf S. 299ff.

58) Vgl. zu dem Versuch, dieses Wissen über Diagnosestrategien menschlicher Experten explizit zu erheben und in Diagnose-Expertensysteme einzubringen, Walker (1986), S. 96f.

soziationsregeln im Objektwissen der Wissensbasis erweist sich das kontrollbezogene Metawissen aus der Problemlösungskomponente oftmals als schwerer zu durchdringen. Populäre Darstellungen von Diagnose-Expertensystemen beziehen sich nur auf die Erörterung von Assoziationsregeln aus dem Objektwissen der Wissensbasis. Die wesentlichen Schwierigkeiten - und Entwicklungspotentiale - dieser Expertensysteme liegen aber in der Konzipierung und Implementierung von Kontrollstrategien im Metawissen der Problemlösungskomponente.

Die Standardvariante der Strategien zur Kontrolle von Diagnoseprozessen stellt die Hypothese/Test-Kontrollstrategie⁵⁹⁾ dar. Sie setzt differenziertere Assoziationsregeln als den eingangs grob beschriebenen Regeltyp voraus. Einerseits werden Assoziationen erfaßt, die beobachtete Ausfallsymptome (Merkmalskombinationen) mit Hypothesen über mögliche Ausfallursachen verknüpfen (Hypotheseregeln). Andererseits finden Assoziationen Berücksichtigung, die den hypothetischen Ausfallursachen solche Merkmalskombinationen zuordnen, die aus diesen Ursachen kausal zwingend folgen (Testregeln). Diese Merkmalskombinationen müßten in einem Hypothesentest an einer ausgefallenen Anlage beobachtet werden können,

59) Vgl. zu dieser Strategie z.B. Johnson, H. (1983), S. 8f.; Reggia (1984), S. 444f.; Strandberg (1985), S. 72; Puppe (1985), S. 235; Brewka (1986), S. 268; de Kleer (1987), S. 103ff., mit einer ausführlichen, übersichtlichen Darstellung; Puppe (1987a), S. 295 u. 302; Biegler-König (1988), S. 3.5. Diese Strategie wird sehr häufig verwendet, weil auch die meisten Diagnoseprozesse, die von menschlichen Experten vollzogen werden, dem Schema folgen, zunächst Ursachen-Hypothesen aufzustellen und diese anschließend in Tests zu überprüfen; vgl. zu dieser Rechtfertigung der Hypothese/Test-Strategie Reggia (1984), S. 443f.; Prevost (1985), S. 43. Die Anlehnung an Denkschemata des Menschen entspricht dem "Simulationsmodus" der Künstlichen Intelligenz, dem zufolge Expertensysteme intelligentes menschliches Verhalten simulieren. Diese Auffassung ist weit verbreitet, aber keineswegs notwendig. Vgl. zu Voraussetzungen und Problemen des Simulationsmodus sowie zu alternativen Modi der Künstlichen Intelligenz Zelewski (1986), S. 111ff.

falls die jeweils unterstellte Hypothese tatsächlich zutrifft⁶⁰).

Zunächst werden Hypotheseregeln eingesetzt, die dem vorgegebenen Ausfallsymptom eines Anlagenausfalls schrittweise verfeinerte Hypothesen über mögliche Ausfallursachen zuordnen (Vorwärtsverkettung⁶¹). Wie viele dieser Ursachen-Hypothesen erzeugt werden, hängt von der expertensystemspezifischen Konkretisierung der Kontrollstrategie ab. Auch kann das Ausmaß der Hypothesenverfeinerung unterschiedlich groß ausfallen. Wenn möglichst schnell Hypothesentests durchgeführt werden sollen, erfolgt zunächst nur eine geringe Verfeinerung. Ebenso ist es möglich, die Vorwärtsverkettung sofort so weit wie nur möglich bis hin zu den maximal verfeinerten möglichen Ursachen zu treiben (maximal verfeinerte Hypothesen). Für jede Hypothese wird der Erklärungswert bestimmt⁶²). Alle Ursachen-Hypothesen werden in einer

60) Eine Hypotheseregeln R_h kann die allgemeine Struktur: "Wenn als Ausfallsymptom S_i an der Anlage A_k die Merkmalskombination $M_{k,i,h,1}, \dots, M_{k,i,h,N}$ beobachtet wird, dann liegt die Ausfallursache U_j mit der Evidenz $e_{h,i,j}$ vor." besitzen.

Eine Testregel R_t vermag dagegen folgende allgemeine Struktur aufzuweisen: "Wenn der Ausfall der Anlage A_k durch die Ausfallursache U_j bewirkt wurde, dann ist als Ausfallsymptom S_i die Merkmalskombination $M_{k,j,i,t,1}, \dots, M_{k,j,i,t,N}$ mit der Evidenz $e_{t,j,i}$ zu beobachten." Wenn deterministische Testregeln vorliegen, nehmen die Evidenzen die Werte $e_{t,j,i}=1$ an. Ein anschauliches Beispiel für diesen Sonderfall findet sich bei Prevost (1985), S. 45.

Diese Regelstrukturen sind jedoch nicht allgemeingültig. Später wird ein Diagnosekonzept aufgezeigt, bei dem in allen Assoziationsregeln auf die Angabe von Evidenzwerten verzichtet wird.

61) Vgl. Johnson, H. (1983), S. 8f.; Puppe (1987a), S. 295.

62) Der Erklärungswert jeder Hypothese läßt sich in der oben skizzierten Weise aus den Evidenzwerten derjenigen Hypotheseregeln ableiten, die bei der schrittweisen Verfeinerung der Ursachen-Hypothese angewendet wurden.

"Agenda" in der Reihenfolge abnehmender Erklärungswerte angeordnet und nacheinander abgearbeitet⁶³⁾.

Auf die Hypothese mit dem höchsten Erklärungswert werden Testregeln angewendet, um ein hypothesenspezifisches Ausfallsymptom zu folgern, dessen Merkmale bei Gültigkeit der Hypothese an der ausgefallenen Anlage auftreten müßten (Rückwärtsverkettung⁶⁴⁾). Wenn alle Merkmale aus dem gefolgerten Ausfallsymptom an der Anlage tatsächlich beobachtet werden, gilt die getestete Hypothese als bestätigt; eine mögliche Ausfallursache ist aufgefunden (erfolgreicher Hypothesentest). Sofern jedoch bekannt ist, daß die ausgefallene Anlage mindestens eines dieser hypothesenspezifischen Merkmale nicht erfüllt (gescheiterter Hypothesentest), kann die

63) Dies gilt strenggenommen nur für Expertensysteme, die auf Informationsverarbeitungssystemen mit sequentieller Architektur implementiert sind. Wenn ein Expertensystem auf einem System mit paralleler Architektur genutzt wird, können auch mehrere Hypothesen parallel ("nebenläufig") abgearbeitet werden. Die Agenda wird in diesem Fall paralleler Operationen meistens als "blackboard" bezeichnet. Näheres zu den Besonderheiten solcher parallelen Architekturen findet sich bei Zelewski (1986), S. 314ff., und den dort angegebenen Quellen.

64) Vgl. Johnson, H. (1983), S. 8f.; Puppe (1987a), S. 295.

Hypothese verworfen werden⁶⁵⁾. Falls die Hypothese verworfen wird, weil ihr Test scheiterte, wird sie aus der Agenda gestrichen. Wenn die Hypothese erfolgreich getestet wurde, bleibt sie in der Agenda enthalten.

Es kann auch der Fall eintreten, daß die Anlage hinsichtlich eines der Merkmale aus der Konklusion einer Testregel noch nicht untersucht worden ist. Dann stellt das Expertensystem in seiner Wissensbasis ein entsprechendes Informationsdefizit fest und erzeugt selbstän-

65) Ob eine hypothetisch unterstellte Ausfallursache bei Nichtvorliegen ihres Ausfallsymptoms tatsächlich als ungültig betrachtet wird, hängt von der Evidenz ab, mit der das Ausfallsymptom der Testregel erwartet wird. Falls beispielsweise Ausfallsymptom und Ausfallursache in der Testregel nur in stochastischer Weise verknüpft sind, braucht das Scheitern der Testregelanwendung nicht notwendig das reale Nichtvorliegen der hypothetischen Ausfallursache zu bedeuten. Eine weitere Komplizierung tritt im Falle des o.a. "partial matching" ein, wenn bei der Anwendung von Hypothese- und Testregeln für eine "erfolgreiche" Regelanwendung darauf verzichtet wird, daß alle Merkmale des regelspezifischen Ausfallsymptoms beobachtet werden müssen. Das nachträgliche Verwerfen zunächst etablierter Hypothesen führt zu einer weiteren Komplizierung der Wissenserschließung in Diagnose-Expertensystemen. Denn einmal erschlossenes Wissen braucht nicht während des gesamten Inferenzprozesses des Ableitens einer Diagnose gültig zu bleiben. Dies widerspricht der Monotonieprämisse der klassischen Logik (Aussagen- und Prädikatenlogik z.B.), der zufolge eine logische Formel immer gültig ist, sobald ihre Gültigkeit einmal nachgewiesen werden konnte. Die Hypothese/Test-Strategie impliziert dagegen eine nonmonotone Logik, in der zunächst gültige Formeln nachträglich ungültig werden können. Solche nonmonotonen Logiken erfordern anspruchsvolle Mechanismen ("belief revision", "truth maintenance systems"), um die Auswirkungen ermitteln zu können, die von dem Ungültigwerden einer Formel auf die Gültigkeitsstati aller anderen - bisher als gültig etablierten - Formeln ausgehen können. Vgl. zu solchen nonmonotonen Logiken Zelewski (1986), S. 359ff., und die dort zitierte Literatur. Vgl. zu konkreten Mechanismen für das Revidieren von Schlußfolgerungen infolge nachträglich ungültig gewordener Formeln, die speziell für Diagnose-Expertensysteme mit nonmonotonen Inferenzfähigkeiten konzipiert werden, Puppe (1987b), S. 178ff.; de Kleer (1987), S. 100ff., insbesondere S. 108f.; Reiter (1987), S. 86ff.

dig eine Aufforderung an seinen Benutzer, die fehlenden Merkmalsinformationen zu erheben. Je nachdem, ob sich das fragliche Merkmal an der ausgefallenen Anlage beobachten läßt oder nicht, geht der Test der ausgewählten Hypothese erfolgreich aus bzw. scheitert er.

Auf diese Weise kann ein Diagnose-Expertensystem über die Ursachensuche hinaus weiterführende Vorschläge für die eingehendere Untersuchung der ausgefallenen Anlage unterbreiten. Dieser Ansatz läßt sich zu einem interaktiven Diagnoseprozeß ausbauen⁶⁶). Das Expertensystem unterstützt seinen Benutzer bei der Untersuchung einer ausgefallenen Anlage durch Anregungen, welche Informationen über Anlagenmerkmale er im jeweils nächsten Diagnoseschritt erheben sollte. Dabei kann es aufgrund seines Metawissens über erfolgversprechende Kontrollstrategien dem Benutzer auch erklären, warum es einen Diagnoseschritt empfiehlt.

Wenn die zunächst untersuchte Hypothese mit dem höchsten Erklärungswert aus der Agenda gestrichen wurde, weil ihr Test fehlschlug, wird als nächste Hypothese diejenige getestet, die in der reduzierten Agenda den nunmehr maximalen Erklärungswert besitzt. Konnte dagegen die erstgenannte Hypothese erfolgreich getestet werden, besteht der Freiheitsgrad, entweder diese Hypothese zu verfeinern (sofern sie nicht bereits maximal verfeinert war) oder eine andere Hypothese aus der Agenda mit dem zweithöchsten Erklärungswert dem o.a. Testverfahren zu unterziehen. Falls die erstgenannte Hypothese verfeinert wird, ist der Erklärungswert der verfeinerten Hypothese neu zu bestimmen.

Dieser Diagnoseprozeß kann beendet werden, sobald die Hypothese in der Agenda mit dem höchsten aktuellen Erklärungswert maximal verfeinert und erfolgreich getestet ist. Dann wird die mögliche Ausfallursache aus

66) Vgl. Addis (1980), S. 83 u. 85; Johnson, H. (1983), S. 8f.; De Jong (1985), S. 30; Dal Cin (1986), S. 93; Eichhorn (1986), S. 2V-15f.; Eichhorn (1987a), S. 129ff.; Eichhorn (1987b), S. 39; Nenz (1988), S. 3.21; Puppe (1987a), S. 302.

dieser Hypothese mit der gesuchten mutmaßlichen Ausfallursache identifiziert⁶⁷⁾. Die Diagnose erschöpft sich in dieser abschließenden Einzeldiagnose⁶⁸⁾.

Wenn ein Expertensystem über die Fähigkeit zur Differentialdiagnose verfügt, wird dagegen versucht, mehrere Hypothesen über mögliche Ausfallursachen erfolgreich zu verfeinern und zu testen⁶⁹⁾. Das Diagnoseergebnis ist dann diejenige Hypothese in der Agenda, die maximal verfeinert und erfolgreich getestet ist sowie den maximalen (aktualisierten) Erklärungswert besitzt. Die mögliche Ursache, die in der Konklusion dieser Hypothese angeführt wird, stellt die gesuchte mutmaßliche Ausfallursache mit dem höchsten Erklärungswert dar.

-
- 67) Falls mehrere maximal verfeinerte und erfolgreich getestete Ursachen-Hypothesen denselben maximalen Erklärungswert besitzen, ist "die" mutmaßliche Ausfallursache mehrdeutig.
- 68) Falls die Agenda vollständig geleert wird, weil die Tests aller ihrer Hypothesen scheitern, müssen neue Ursachen-Hypothesen erzeugt werden. Wenn bereits alle denkmöglichen Hypothesen untersucht worden sind, bricht der Diagnoseprozeß resultatlos ab. Das Problem einer leeren Agenda ohne Erkenntnis einer möglichen Ausfallursache spricht auch Reggia (1983), S. 454, an. Dort wird allerdings keine erneute Hypothesengenerierung angestoßen, sondern nur eine Meldung an den Expertensystem-Benutzer über ein Scheitern des Diagnoseversuchs ausgegeben.
- 69) Theoretisch können alle möglichen Hypothesen ermittelt und hieraus diejenigen für eine Differentialdiagnose ausgewählt werden, die den Hypothesentest erfolgreich bestehen (vollständige Diagnose). Bei realen Diagnoseproblemen ist aber der abstrakte Diagnoseräum so groß, daß praktische Ressourcenbeschränkungen verhindern, den Diagnoseräum vollständig zu erforschen; vgl. de Kleer (1987), S. 121. Daher werden im allgemeinen nur einige Hypothesen erzeugt und hiervon diejenigen, die den Hypothesentest erfolgreich überstanden haben, der Differentialdiagnose unterworfen. Daher sind praktische Differentialdiagnosen zumeist unvollständig. Ihr Resultat - die mutmaßliche Ausfallursache - gilt nur in bezug auf die möglichen Ausfallursachen aus den generierten Hypothesen. Es kann nicht ausgeschlossen werden, daß hierdurch eine Einzeldiagnose mit höherem Erklärungswert übersehen wird, weil die zugehörige Ursachen-Hypothese überhaupt nicht generiert wurde. Hierdurch wird die prinzipielle Diagnoseunsicherheit, die aus der Unsicherheit abduktiver Schlüsse resultiert, verstärkt.

Anstelle des Erklärungswerts kann auch auf andere Konzepte zurückgegriffen werden, die mutmaßliche Ausfallursache zu bestimmen⁷⁰⁾; ihre Erörterung würde hier jedoch zu weit führen.

Das Kontrollkonzept der Hypothese/Test-Strategie erweist sich als ein hochflexibles, nuancenreiches Instrument zur Gestaltung von Diagnose-Expertensystemen. Kontrollstrategien auf der Basis des Hypothese/Test-Paradigmas unterscheiden sich insbesondere dadurch, daß:

- verschiedene Heuristiken zur Hypothesenbildung herangezogen werden;
- die Mengen derjenigen Ursachen-Hypothesen, die aktuell untersucht werden ("Agenda"), differieren;
- die Hypothesen über mögliche Ausfallursachen unterschiedlich weit verfeinert werden, bevor ein Hypothesentest erfolgt;

70) Beispielsweise kann auf die Evidenzwerte in den Assoziationsregeln vollständig verzichtet werden. Dann ist es aber nicht mehr möglich, auf die Erklärungswerte von Einzeldiagnosen zurückzugreifen, um aus mehreren möglichen Ausfallursachen eine mutmaßliche Ausfallursache abzuleiten. Stattdessen läßt sich auf die Merkmalskombinationen von Ausfallsymptomen rekurrieren. Vom Expertensystem werden Testbedingungen sui generis erzeugt, die kritische Merkmale umfassen, die im Ausfallsymptom von mindestens einer möglichen Ausfallursache enthalten sind, aber zugleich vom Ausfallsymptom mindestens einer anderen möglichen Ausfallursache nicht abgedeckt werden. Je nachdem, ob bei der Testausführung die kritischen Merkmale beobachtet werden oder nicht, scheiden die letzt- bzw. die erstgenannten möglichen Ausfallursachen als Kandidaten für die gesuchte mutmaßliche Ausfallursache aus. Diese Art der Differentialdiagnose kann mit der o.a. interaktiven Diagnosestrategie kombiniert werden. Dann generiert das Expertensystem als Testbedingungen kritische Merkmale, deren Beobachtung an der ausgefallenen Anlage dem Systembenutzer empfohlen wird. Die Effizienz der Differentialdiagnose wird von der Konstruktion der Testbedingungen, d.h. von der Auswahl kritischer Merkmale, wesentlich beeinflusst. Vgl. zu Verfahrensvorschlägen für diese Testkonstruktion de Kleer (1987), S. 112ff.; Reiter (1987), S. 82ff.

- die Bedingungen für den Hypothesentest auf unterschiedliche Weise gewonnen werden;
- die Diagnoseprozesse nach gescheiterten Hypothesentests unterschiedlich fortgesetzt werden;
- die Möglichkeiten der interaktiven Diagnose durch nachträgliche Merkmalserhebung verschieden genutzt werden.

Durch konkrete Ausfüllung der hierdurch eröffneten Gestaltungsfreiräume läßt sich eine beachtliche Vielfalt von Diagnosestrategien erzeugen⁷¹⁾. Dieses Strategiepotehtial ist derzeit seitens der KI-Forschung keineswegs umfassend erforscht. Vergleichende Kosten/Nutzen-Analysen für alternative Diagnosestrategien, die zur betriebswirtschaftlichen Beurteilung und Auswahl von Diagnose-Expertensystemen erforderlich sind, liegen noch nicht vor.

71) Die Kontrolle des Diagnoseprozesses setzt zusätzliches Metawissen z.B. für folgende Aspekte der Steuerung von Diagnoseprozessen voraus. Erstens ist es erforderlich, die Anzahl der Ursachen-Hypothesen festzulegen, die in die Agenda eingetragen werden, bevor die Hypothesentests begonnen werden. Im einfachsten Fall wird nur eine Hypothese aufgestellt und direkt getestet. Zweitens muß das Ausmaß bestimmt werden, in dem Ursachen-Hypothesen verfeinert werden, bevor ihr Test erfolgt. Drittens ist zu entscheiden, wie viele maximal verfeinerte und erfolgreich getestete Ursachen-Hypothesen in der Agenda gesammelt werden sollen. Im einfachsten Fall beträgt diese Anzahl Eins. Dann liegt nur eine bestätigte Einzeldiagnose vor, deren mögliche Ausfallursache die gesuchte mutmaßliche Ausfallursache darstellt. Eine Differentialdiagnose entfällt. Viertens kann festgelegt werden, wie oft eine neue Agenda gebildet wird, falls die zuletzt untersuchte vollständig geleert wurde. Fünftens muß ein Abbruchkriterium festgelegt werden, das bestimmt, welche Ressourcen ein Diagnoseprozeß maximal verbrauchen darf. Werden diese Ressourcenschranken erreicht, ohne daß bis dahin mindestens eine Ursachen-Hypothese erfolgreich getestet werden konnte, wird der Diagnoseversuch erfolglos eingestellt.

2.1.1.3 Kausale Konzepte

Kausale Diagnose-Expertensysteme unterscheiden sich in der Struktur ihres Diagnosewissens vom assoziativen Ansatz grundlegend⁷²⁾. An die Stelle der Assoziationsregeln treten kausale ("funktionale"⁷³⁾) Modelle⁷⁴⁾, mit

72) Vgl. als einen Überblick über kausale Diagnose-Expertensysteme Puppe (1987a), S. 303ff.

Vgl. auch zu einzelnen Diagnose-Expertensystemen auf der Basis von Kausalmodellen, die speziell für technische Anlagen konzipiert wurden, Yamada (1983), S. 225ff.; Cantone (1983), S. 207ff.; Pipitone (1984), S. 133ff.; Pan (1984), S. 295ff.; Strandberg (1985), S. 71f.; Koukoulis (1986), S. 142ff.; Cunningham (1987), S. 243ff.; Görz (1987), S. 188ff.; Dionisi Vici (1987), S. 84ff.; Guckenbiehl (1988), S. 1.18ff.

73) Vgl. Fink (1985a), S. 554; Puppe (1987a), S. 304. Ein kausales Modell heißt funktional, wenn es die normale "Funktionsweise" des modellierten Objekts abbildet; vgl. z.B. de Kleer (1987), S. 101. Im Gegensatz hierzu stehen kausale Modelle, die Fehlfunktionen der modellierten Objekte wiedergeben. Die letztgenannten "pathophysiologischen" Modelle sind aber in technischen Bereichen unüblich; sie werden vor allem für medizinische Diagnoseprobleme angewendet; vgl. beispielsweise Puppe (1987a), S. 305.

Mitunter werden auch kausale und funktionale Modelle nicht als Synonyma, sondern als Gegensätze aufgefaßt; vgl. z.B. Struß (1983), S. 18ff.; Steels (1987a), S. 13. Die hiermit verbundenen begrifflichen Nuancierungen spielen jedoch im hier erörterten Kontext keine Rolle. Eine Unterscheidungsmöglichkeit besteht darin, von kausalen Modellen (i.e.S.) genau dann zu sprechen, wenn die physikalischen Richtungen von Kausalbeziehungen, die immer von Ursachen zu Wirkungen weisen, im Modell explizit enthalten sind. Funktionale Modelle liegen dagegen vor, wenn die Kausalrichtung nicht mehr explizit repräsentiert wird. Wenn dieses Begriffsverständnis vorausgesetzt wird, besitzen fast alle Modelle von Expertensystemen der 2. Generation funktionalen Charakter. Denn im Regelfall werden die Modelle als "constraint"-Netze dargestellt; vgl. Kippe (1988), S. 157. Jedes "constraint" ist eine Restriktion, die Modellelemente miteinander verknüpft und einen Sachverhalt ausdrückt, der von den betroffenen Elementen erfüllt werden muß. Formal bedeuten diese Restriktionen richtungslose, mehrstellige Relationen.

(Fortsetzung der Fußnote auf der folgenden Seite !)

deren Hilfe das reale Verhalten der jeweils überwachten Anlage auf der Grundlage von kausalen Wirkungsmechanismen simuliert werden kann. Solche Kausalmodelle stellen "tiefes Wissen" über tatsächlichen physikalischen Strukturen der überwachten Anlagen dar⁷⁵⁾.

Die tiefe Wissensbasierung sollte kausalen Diagnose-Expertensystemen eine größere Leistungsfähigkeit verleihen als ihren rein assoziativen Pendanten. Erstens erfüllen nur Kausaldiagnosen das Kriterium der Problemadäquanz. Eine Diagnose gilt als problemadäquat, wenn sie auf die Ursache-Wirkungs-Zusammenhänge explizit zu-

... (Fortsetzung der Fußnote von der vorangehenden Seite:)

Die Strukturierung dieser funktionalen Modelle erfolgt aber dennoch aus der Perspektive von kausalen Wirkungsmechanismen; vgl. z.B. Davis, R. (1983), S. 411 u. 421f.; Baldeweg (1986), S. 48 u. 58, zu der konsequent kausalen Orientierung von Diagnosemodellen. Daher werden fortan auch die funktionalen Modelle auf der Basis von "constraint"-Netzen unter den Oberbegriff der Kausalmodelle i.w.S. subsumiert.

- 74) Vgl. zum Konzept kausaler Modelle (i.w.S.) z.B. Abramovici (1980), S. 69ff.; Davis, R. (1982), S. 137ff.; Davis, R. (1983), S. 405ff.; Struß (1983), S. 6ff. u. 18ff.; Chandrasekaran (1983), S. 433f.; Steels (1986), S. 272ff.; Steels (1987b), S. 478f.; Struß (1986), S. 1ff.; Reiter (1987), S. 57ff. Mitunter werden kausale Diagnose-Expertensysteme auch als modellbasierte Systeme bezeichnet; vgl. z.B. Puppe (1987a), S. 297.

Bezüglich der Art der Wissensrepräsentation, die für solche Kausalmodelle am geeignetsten ist, besteht derzeit keine Einigkeit. Vgl. zur Diskussion dieser Repräsentationsaspekte Dilger (1984), S. 39f. u. 41f.; Kippe (1986), S. 349ff.; Früchtenicht (1987), S. 338ff.; Steusloff (1987), S. II-ES4-1ff.; Kippe (1988), S. 156ff.; Guckenbiehl (1988), S. 1.19f. Die Beiträge in dem Sammelwerk Früchtenicht (1988) bieten einen umfassenden Überblick über den aktuellen Stand der Repräsentationsdiskussion.

- 75) Vgl. zu Begriff und Bedeutung des "tiefen Wissens" und zu den hierauf basierenden "tiefen" Expertensystemen Hart (1982), S. 12; Chandrasekaran (1983), S. 425ff.; Pan (1984), S. 295; Fink (1985a), S. 553; Raulefs (1985), S. 29 u. 31; Hart (1986), S. 304ff.; Kippe (1986), S. 349f.; Steels (1987a), S. 11ff.; Janson (1987), S. 169f.; Früchtenicht (1987), S. 336ff.

rückgreift, die dem eingangs skizzierten allgemeinen Diagnoseproblem zugrundeliegen. Assoziative Diagnosen reflektieren solche kausalen Zusammenhänge nicht unmittelbar, sondern ersetzen sie durch heuristisch gewonnene Symptom-Ursache-Verknüpfungen. Kausale Diagnosen benutzen dagegen diese Zusammenhänge in den kausalen Anlagenmodellen, um Testbedingungen für hypothetische Ausfallursachen zu gewinnen.

Die heuristischen Verknüpfungen sind aber niemals zwingend. Sie spiegeln nur beschränkte Erfahrungen über positive Korrelationen zwischen Symptomen und anderen Sachverhalten wieder, die nachträglich als Symptomursachen interpretiert werden. Fehlassociationen aufgrund von "post hoc-ergo propter hoc"-Fehlurteilen können nicht ausgeschlossen werden. Kausaldiagnosen sind diesem Fehldiagnose-Risiko grundsätzlich nicht ausgesetzt, da sie auf keine akausalen Korrelationen zurückgreifen.

Zweitens können assoziative Diagnosen immer nur auf Erfahrungen zurückgreifen, die in der Vergangenheit mit tatsächlich eingetretenen Anlagenausfällen gesammelt wurden und als Assoziationsregeln explizit vorliegen⁷⁶). Diese empirisch beobachteten Ausfälle decken aber in der Regel die Vielfalt aller theoretisch möglichen Ausfälle nicht ab. Insofern muß ein assoziatives Diagnose-Expertensystem immer unvollständig sein. Im Falle neuartiger Anlagenausfälle können die hierbei gesammelten Erfahrungen zwar benutzt werden, um die Wissensbasis zu erweitern. Aber es besteht niemals die Sicherheit, daß dieses Expertensystem alle möglichen Anlagenausfälle diagnostisch beherrscht.

Im Gegensatz dazu deckt ein kausales Diagnose-Expertensystem die Gesamtheit aller potentiellen Anlagenausfälle vollständig ab⁷⁷), sofern sein kausales Anlagenmodell vollständig ist. Denn mittels der Inferenzmechanismen, die seitens der KI-Forschung in vielfältigen

76) Vgl. Hartley (1984), S. 82; Fink (1985a), S. 553; Puppe (1987a), S. 306.

77) Vgl. Reiter (1987), S. 58f. u. 72ff.

Varianten erarbeitet wurden, kann das gesamte Diagnosewissen über mögliche Anlagenausfälle, das im Anlagenmodell implizit enthalten ist, expliziert werden⁷⁸⁾. Für jeden Anlagenausfall ist es grundsätzlich möglich, das Wissen des Anlagenmodells dahingehend auszuwerten, welche Ursachen zur Ausfallklärung in Frage kommen.

Drittens kann das kausale Wissen eines modellbasierten Diagnose-Expertensystems herangezogen werden, um die von ihm diagnostizierte mutmaßliche Ursache eines Anlagenausfalls dem Expertensystem-Benutzer zu erklären⁷⁹⁾. Denn verständliche, argumentativ überzeugende Diagnoseerklärungen setzen voraus, daß die kausalen Wirkungsmechanismen aufgedeckt werden, die zum beobachteten Anlagenausfall geführt haben. Der Erforschung und automatischen Generierung solcher Erklärungen wird im Bereich der Künstlichen Intelligenz sehr großes Gewicht zugemessen. Dies äußert sich unter anderem darin, für Expertensysteme einen eigenen Funktionsbaustein - die Erklärungskomponente - vorzusehen, der auf die Erzeugung von Erklärungen spezialisiert ist⁸⁰⁾.

Demgegenüber bieten die heute noch vorherrschenden Expertensysteme der 1. Generation nur Erklärungen an, die lediglich die Elemente derjenigen Assoziationsregelkette auflisten, die zur Diagnose der mutmaßlichen Ausfallursache geführt hat⁸¹⁾. Da diese Regeln nicht auf die zugrundeliegenden kausalen Wirkungszusammenhän-

78) Diese Explizierungsmöglichkeit erspart es, für jeden denkmöglichen Anlagenausfall Wissen über eine mögliche Ausfallursache explizit vorhalten zu müssen; vgl. Strandberg (1985), S. 71.

79) Vgl. Chandrasekaran (1983), S. 434; Puppe (1987a), S. 306.

80) Näheres hierzu bei Zelewski (1986), S. 415ff.

81) Vgl. z.B. Struß (1983), S. 4; Henne (1985), S. 16ff.; Billmers (1985), S. 65; Gschwind (1983), S. 47; Ganascia (1984), S. 805; Struß (1986), S. 2; Steels (1987b), S. 475.

ge bezogen sind, ist ihr Erklärungswert ausgesprochen dürftig⁸²⁾.

Trotz ihrer theoretischen Überlegenheit konnten sich bisher Diagnose-Expertensysteme der 2. Generation weder hinsichtlich der Anzahl entwickelter Expertensystem-Prototypen noch im Hinblick auf den praktischen Diagnoseeinsatz durchsetzen⁸³⁾. Dies liegt erstens an ihrer Prämisse, das Modell der jeweils überwachten Anlage müsse vollständig sein. Solche vollständigen Kausalmodelle werden zur Zeit nur für sehr eng begrenzte Diagnoseobjekte - insbesondere einfache mechanische Aggre-

82) Vgl. Struß (1983), S. 4; Hasling (1984), S. 6; Fink (1985a), S. 553; Fink (1985b), S. 67; Struß (1986), S. 2.

Dies ändert sich auch dann nicht wesentlich, wenn die Regelliste durch einen Erklärungstext ersetzt wird, der sich aus Teiltextrn zusammensetzt, die jeweils einer Assoziationsregel zugeordnet sind. Denn diese Teiltextrn können nur die verwendeten "flachen" Assoziationen natürlichsprachlich erläutern, die in der Regel keinen unmittelbaren Bezug zu den "tiefen" kausalen Wirkungszusammenhängen herstellen.

Hinzu kommt hinsichtlich jeder Erklärungssynthese auf der Basis von Assoziationsregeln, daß ein Großteil des erklärungsrelevanten Wissens implizit in der Regelformulierung und im Kontrollwissen für die Regelanwendung verborgen bleibt. Es kann von Expertensystemen der 1. Generation nicht expliziert werden. Vgl. hierzu Hasling (1984), S. 6.

Allerdings werden derzeit in bezug auf assoziative Diagnose-Expertensysteme Konzepte für wesentlich leistungsfähigere Erklärungskomponenten diskutiert, die weit über die gewöhnliche Regelaufzählung hinausreichen. So sollen z.B. Benutzermodelle und Wissen über Argumentationsstrategien zu benutzerbezogenen, flexiblen und überzeugend wirkenden Diagnoseerklärungen führen. Vgl. zu einem solchen - allerdings noch nicht implementierten - Konzept Hasling (1984), S. 4ff.

83) Vgl. Puppe (1987a), S. 304.

gate und elektronische Schaltkreise⁸⁴⁾ - beherrscht⁸⁵⁾. Für technische Anlagen, die als Komponenten für die Fabrik der Zukunft von Interesse sind - wie z.B. CNC-Maschinen, mobile Roboter oder Flexible Fertigungssysteme - liegen noch keine ausreichenden kausalen Modellierungen vor.

Zweitens bestehen noch erhebliche theoretische Probleme hinsichtlich der zulässigen Inferenzkonzepte für die Wissensexplikation⁸⁶⁾. Drittens sind die Inferenzen in kausalen Modellen derart ressourcenintensiv, daß die diagnosebezogene Auswertung von Kausalmodellen praktisch ineffizient ist⁸⁷⁾. Die Antwortzeit eines Exper-

84) Vgl. Abramovici (1980), S. 70ff.; Davis, R. (1982), S. 137ff.; Cantone (1983), S. 207ff.; Davis, R. (1983), S. 405ff.; Struß (1983), S. 6f. u. 11f.; Davis, R. (1984), S. 347ff.; Pan (1984), S. 295ff.; Pipitone (1984), S. 133ff.; Prevost (1985), S. 42ff.; Fink (1985a), S. 553 u. 555; Struß (1986), S. 7ff.; Milne (1986), S. 1043ff.; de Kleer (1987), S. 109ff.; Dionisi Vici (1987), S. 85ff.; Puppe (1987a), S. 304f.; Görz (1987), S. 190ff.; Steels (1986), S. 271.

85) Hinzu kommt die früher erörterte Relativität der "Vollständigkeit" von Diagnosen. Sie gilt immer nur in bezug auf den aktuellen Wissensstand über Kausalgesetze, die einem beobachteten Anlagenausfall zugrundeliegen können. Daher erstreckt sich die "Beherrschung" eines vollständigen Anlagenmodells immer nur auf dasjenige kausale Wissen, das in der aktuellen Situation als vollständige Anlagenbeschreibung erachtet wird.

86) Diese Inferenzprobleme gehen darauf zurück, daß kausale Modelle im Rahmen von Konzepten der Künstlichen Intelligenz zumeist in einer speziellen Gestalt vorliegen. Es handelt sich um qualitative Modelle, in denen die kausalen Wirkungszusammenhänge durch qualitative Beschreibungsschemata erfaßt werden. Vgl. zu solchen qualitativen Kausalmodellen Kuipers (1984), S. 169ff.; Dilger (1984), S. 41ff.; Fink (1985a), S. 555; Pan (1984), S. 295 u. 297ff.; Janson (1987), S. 170ff.; Struß (1986), S. 4ff. Vgl. jedoch Früchtenicht (1988), S. 3, mit dem Hinweis, daß für kausale Modelle grundsätzlich auch quantitative Beschreibungsschemata (insbesondere Differentialgleichungssysteme) zulässig sind. Vgl. zu den Inferenzproblemen bei qualitativen Kausalmodellen Pan (1984), S. 300; Früchtenicht (1987), S. 341f.; Reiter (1987), S. 63f.; Struß (1988), S. 22ff.; Früchtenicht (1988), S. 13f.

87) Vgl. Struß (1986), S. 4; Steels (1987b), S. 477.

tensystems, das die mutmaßliche Ursache eines Anlagen-
ausfalls diagnostizieren sollte, wäre beim heutigen
Stand der Technik viel zu groß, als daß sie im prakti-
schen Einsatz von Diagnosesystemen akzeptiert werden
könnte.

2.1.1.4 Konzeptkombinationen und -erweiterungen

Die Stärken von assoziativen und kausalen Diagnose-Expertensystemen lassen sich in einer Weise kombinieren, welche die korrespondierenden Schwächen zugleich eindämmt⁸⁸⁾. Hierbei wird auf die oben erläuterte Hypothese/Test-Strategie zur Kontrolle der Inferenzprozesse bei der Diagnoseerzeugung zurückgegriffen⁸⁹⁾.

Auf dieser Grundlage besitzen Diagnosen keinen ausschließlich kausalen Charakter, sondern umfassen auch eine assoziative Komponente. Denn die relativ hohe Effizienz von regelbasierten Expertensystemen wird ausgenutzt, um bei Vorgabe eines Diagnoseproblems schnell Hypothesen möglicher Ausfallursachen zu generieren. Zu diesem Zweck werden Hypothesen über mögliche Ausfallursachen gewöhnlich ohne kausale Fundierung in heuristischer Weise gebildet. Diese Heuristiken lassen sich als Assoziationsregeln interpretieren⁹⁰⁾. Heuristische Assoziationsregeln - oder äquivalente Konstrukte - aus dem flachen Diagnosewissen werden also im "Entdeckungszusammenhang" zur effizienten Hypothesengewinnung eingesetzt. Diese Art der Hypothesengenerierung liegt den meisten Expertensystemen, die auf Kausalmodellen beruhen, zugrunde⁹¹⁾.

Die Gültigkeit der Hypothesen wird mit Hilfe eines kausalen Modells der überwachten Anlage getestet. In diesem Kausalmodell können diejenigen Merkmale simula-

88) Vgl. Fink (1985a), S. 555.

89) Vgl. Cunningham (1987), S. 242ff.; de Kleer (1987), S. 100ff., insbesondere S. 104ff.; Dionisi Vici (1987), S. 86; Reiter (1987), S. 67.

90) Vgl. Thompson, T. (1984), S. 324, wo die Ursachenhypothese explizit als heuristische (Assoziations-) Regel formuliert wird.

91) Vgl. Pan (1984), S. 299; Koukoulis (1986), S. 145ff.; Puppe (1987), S. 306. In diesen Quellen wird zwar der Aspekt der Hypothesengenerierung nicht deutlich auf Assoziationsregeln bezogen. Doch können die dort angeführten Konzepte zur Hypothesenerzeugung auf solche Regeln zurückgeführt werden.

tiv ermittelt werden, die bei Gültigkeit der jeweils untersuchten Hypothese an der ausgefallenen Anlage beobachtet werden müßten⁹²⁾. Hierbei wird der Vorteil der implizierten, modellgestützten Wissensrepräsentation genutzt, daß diese hypothesenspezifischen Merkmale nicht für alle denkmöglichen Anlagenausfälle a priori explizit vorgegeben sein müssen, sondern sich im Falle eines Anlagenausfalls durch inferentielle Wissensexplizierung erschließen lassen.

Von diesem Standardfall der heuristisch-assoziativen Hypothesengewinnung und simulativ-kausalen Testgenerierung wird fortan für kausale Ursachendiagnosen ausgegangen.

Bei der Hypothese/Test-Strategie können Regeln, die Ausfallursachen mit Hypothesen über mögliche Ursachen assoziieren, dynamische Evidenzwerte erhalten. Die Regelevidenz wird durch die relativen Häufigkeiten gemessen, mit der die Regeln in der Vergangenheit jeweils zutreffende Ursachen-Hypothesen lieferten⁹³⁾. Mit jeder neuen Hypothesengenerierung und -überprüfung können sich die Evidenzwerte - je nach Diagnoseerfolg der Hypothesen - verändern. Expertensysteme mit diesen Fähigkeiten verhalten sich reflexiv und lernfähig. Sie untersuchen ihr eigenes Regelwissen und erlernen automatisch die Erfolgserwartung hypothesengenerierender Regeln.

Darüber hinaus kann aus dem Kausalmodell und den hierauf bezogenen Inferenzprozessen eine aussagekräftige, kausal fundierte Diagnoseerklärung gewonnen werden, wenn sich die getestete Ursachen-Hypothese als gültig erweist⁹⁴⁾. Im "Begründungszusammenhang" wird also auf

92) Vgl. zur Simulation kausaler Modelle Abramovici (1980), S. 70; Kuipers (1984), S. 170ff., insbesondere 177ff.; Pan (1984), S. 297ff.; Larner (1985), S. 34; White (1985), S. 36f.; Milne (1986), S. 1050; Dionisi Vici (1987), S. 84 u. 86.

93) Vgl. Gschwind (1985), S. 42; Strandberg (1985), S. 72; Zelewski (1986), S. 498, und die dort angeführten Quellen.

94) Vgl. Puppe (1987), S. 306.

das tiefe Diagnosewissen über Kausalzusammenhänge zurückgegriffen. Ebenso ist es möglich, mit der Hilfe kausaler Anlagenmodelle zu prüfen, ob die Informationen über einen Anlagenausfall widerspruchsfrei (konsistent) und vollständig sind⁹⁵⁾.

Das kausale Wissen eines Expertensystems braucht nicht auf Hypothesentest und -begründung beschränkt zu bleiben. Vielmehr wird auch ein Konzept diskutiert, das Kausalmodell einer überwachten Anlage direkt hinsichtlich möglicher Ausfallursachen auszuwerten, falls sich durch die Anwendung von Assoziationsregeln keine Ursachen-Hypothese aufstellen läßt. Voraussetzung für dieses Konzept sind hybride Expertensysteme, die assoziative und kausale Wissenskomponenten zu Diagnosezwecken miteinander kombinieren⁹⁶⁾.

Darüber hinaus muß ein solches Hybridsystem über eine spezielle Kontrollkomponente verfügen, die in Abhängigkeit von der jeweils aktuellen Diagnosesituation die Inferenzprozesse entweder im flachen Wissen der assoziativen oder im tiefen Wissen der kausalen Komponente ausführt. Hierbei wird eine zweistufige Strategie verfolgt⁹⁷⁾: Zunächst wird versucht, die effizienten Inferenzmechanismen für flache Wissensbasen auszunutzen, um Hypothesen über mögliche Ausfallursachen mit

95) Vgl. Fink (1985a), S. 555.

Darüber hinaus kann das Kausalmodell auch zur Konsistenzprüfung der Ergebnisse dienen, die aus der Anwendung von Assoziationsregeln resultieren. Die hohe Modularität von (Produktions-)Regelsystemen führt zu der Gefahr einander widersprechender Regeln, da die Konsistenz unabhängig definierter und verwendeter Produktionsregeln nur schwer überprüft werden kann. Regelinkonsistenzen drohen insbesondere dann, wenn die Regeln von unterschiedlichen Experten akquiriert werden. Vgl. hierzu Fink (1985a), S. 559.

96) Solche hybriden Diagnose-Expertensysteme liegen bereits in ersten Ansätzen vor. Hierzu zählt beispielsweise das Exemplar TSHOOT (für "Troubleshooting System"); vgl. Walker (1986), S. 96.

97) Vgl. Fink (1985a), S. 554ff.; Fink (1985b), S. 63ff.; Steels (1986), S. 281; Steels (1987b), S. 480.

praktisch akzeptablen Antwortzeiten abzuleiten. Dieses Vorgehen wird für Routinefälle, bezüglich derer genügend heuristisches Diagnosewissen in der Gestalt von Assoziationsregeln vorliegt, im allgemeinen erfolgreich sein (Routinemodus). In Ausnahmefällen, für deren diagnostische Handhabung noch keine Heuristiken zur Verfügung stehen, wird dagegen das tiefe Wissen des kausalen Anlagenmodells aufgerufen. Seine Auswertung ist zwar sehr aufwendig, gestattet aber - sofern das Anlagenmodell vollständig ist - die zuvor gescheiterte Erschließung möglicher Ausfallursachen (Ausnahmemodus).

Die KI-Forschung befindet sich bezüglich solcher hybriden Diagnose-Expertensysteme mit übergeordneten Kontrollkomponenten noch voll im Fluß. Doch existieren bereits erste Ansätze, diese zweistufigen Diagnoseprozesse zu verwirklichen. Beispielsweise ermöglicht das IDM-Konzept⁹⁸⁾ den Entwurf von Expertensystemen, die sowohl über flaches Diagnosewissen⁹⁹⁾ als auch über tiefe Kausalmodelle verfügen und die differenzierte Anwendung von assoziativem bzw. kausalem Wissen im Routine- bzw. Ausnahmemodus beherrschen. Hinzu kommt die Fähigkeit, kausal fundierte Diagnoseerklärungen zu liefern. Es wurden bereits erste Expertensysteme auf der Basis des IDM-Konzepts konkret erstellt¹⁰⁰⁾.

98) IDM steht für "Integrated Diagnostic Model"; vgl. hierzu Fink (1985a), S. 554ff.; Fink (1985b), S. 63ff.; Walker (1986), S. 92.

99) Dieses Diagnosewissen nimmt allerdings nicht die Form von Assoziationsregeln an, sondern wird als ein semantisches Netzwerk repräsentiert; vgl. Fink (1985a), S. 554.

100) Vgl. Fink (1985a), S. 556ff.; Fink (1985b), S. 65ff. Hierbei handelt es sich z.B. um die Diagnose von Ausfällen im elektrischen System von Kraftfahrzeugen.

Eine Fortentwicklung der zuletzt beschriebenen Kombination von Aspekten assoziativer und kausaler Diagnose-Expertensysteme stellt das Konzept der Wissenscompilierung dar¹⁰¹). Ziel ist auch hier, die Effizienz der Diagnosegewinnung von assoziativen Ansätzen mit der Diagnosequalität von kausalen Konzepten zusammenzuführen. Es werden verschiedene denkmögliche Anlagenausfälle im kausalen Anlagenmodell simuliert, das bezüglich der mutmaßlichen Ausfallursachen ausgewertet wird. Die simulativ gewonnenen, kausal fundierten Verknüpfungen zwischen Ausfällen und Ursachen werden in Diagnoseregeln kondensiert (compiliertes Diagnosewissen)¹⁰²). Diese Regeln besitzen im Gegensatz zu den Assoziationsregeln von Expertensystemen der 1. Generation keine heuristische, korrelationsbegründete Natur, sondern fußen auf kausalen Wirkungszusammenhängen des ausgewerteten Anlagenmodells.

Dennoch können die kausal fundierten Diagnoseregeln in die regelbasierte Wissensbasis eines konventionellen Expertensystems eingebracht werden¹⁰³). Das Ergebnis ist ein regelbasiertes Expertensystem mit compilierter, flacher Wissensbasis. Dieses Expertensystem kann gegenüber dem ursprünglich vorliegenden kausalen Diagnose-Expertensystem als "run time-Version" verselbständigt werden.

Ein solches derivatives Expertensystem läßt im allgemeinen wesentlich schnellere Diagnoseprozesse als das zugrundeliegende modellbasierte Expertensystem zu. Denn die kondensierten, expliziten Diagnoseregeln können - wie bereits an früherer Stelle für Assoziationsregeln

101) Vgl. Chandrasekaran (1983), S. 432ff.; Raulefs (1985), S. 31; Larner (1985), S. 34; Zelewski (1986), S. 911ff.; Puppe (1987a), S. 306; Steels (1987a), S. 14.

102) Vgl. zur Erzeugung von Diagnoseregeln aus Kausalmodellen Fink (1985a), S. 559; Steels (1986), S. 282ff.;

103) Näheres zu Techniken und Problemen der Integration neu erzeugter Assoziationsregeln in eine bereits vorhandene flache Wissensbasis bei Steels (1986), S. 283ff.

ausgeführt wurde - effizienter ausgewertet werden, als es für das implizite Wissen von Kausalmodellen möglich ist.

Bisher betraf die Compilierung tiefes, kausales, in Modellen implizit enthaltenes Wissen, das in flaches, assoziatives, in Diagnoseregeln explizit ausgedrücktes Wissen zwecks Effizienzsteigerung der Diagnoseausführung übersetzt wurde (assoziative Compilierung). Noch weiter geht ein Ansatz, bei dem eine zweite Compilierungsstufe erfolgt, die von regelbasierten Expertensystemen zu prozedural implementierten Programmen führt (prozedurale Compilierung). Ziel dieser nochmaligen Compilierung ist es, die Ausführungseffizienz der Diagnoseprozesse ein zweites Mal zu steigern und zugleich das Volumen, das zur Speicherung des resultierenden Diagnosesystems erforderlich ist, drastisch zu reduzieren¹⁰⁴). Diese Kompaktheit verselbständigter derivativer, zweifach compilierter Expertensysteme entspricht der Forderung der industriellen Praxis, daß die Nutzung

104) Vgl. Eichhorn (1987a), S. 123ff.; Eichhorn (1987b), S. 39, und Höfling (1987), S. 69f.; Thines (1988), S. 1.32f.

Ein Expertensystem für die Diagnose von Ausfallsachen einer Maschine (CNC-Maschine oder Flexible Fertigungszelle) wird hier zunächst in einer gewöhnlichen Implementierungs-Sprache aus der KI-Forschung (LISP) erstellt. Um es in die Maschinensteuerung integrieren zu können, wird die gesamte Wissensbasis der ursprünglichen Expertensystem-Implementierung in eine effiziente, leicht portierbare, prozedurale Programmiersprache (C) übersetzt. Durch diese Wissenscompilierung wird eine sehr kompakte Wissensrepräsentation erzielt. Z.B. benötigen 460 Regeln und 122 Fakten nur 100 KByte Speicherplatz. Daher kann die gesamte Wissensbasis des compilierten Expertensystems auf einem EPROM in die Maschinensteuerung eingefügt werden. Der Preis dieser Komprimierung ist allerdings, daß die compilierte Wissensbasis vollkommen starr ist, ihre Fakten und Regeln können nicht mehr modifiziert werden. Vgl. zu einer weiteren Realisierung der prozeduralen Wissenscompilierung von Expertensystemen die Ausführungen in Addis (1980), S. 94f., der die Übersetzung des Diagnosesystems CRIB in die effizienter anzuwendende Version RAFFLES beschreibt.

von Diagnose-Expertensystemen auf Personalcomputern möglich sein soll¹⁰⁵⁾.

Das Resultat der prozeduralen Compilierung stellt strenggenommen kein Expertensystem im eingangs definierten Sinne mehr dar. Es liegt vielmehr ein konventionell implementiertes, prozedurales Diagnoseprogramm vor, in dem Wissensbasis und Problemlösungskomponente als solche nicht mehr enthalten sind. Diese "run time-Version" des ursprünglichen Expertensystems ist zwar wesentlich kompakter und gelangt schneller zu Diagnoseergebnissen als seine Vorlage.

Doch es werden nachträgliche Veränderungen des Diagnosewissens, wie z.B. die Akquisition oder die inferentielle Gewinnung neuen expliziten Wissens, und die Nutzung der Erklärungskomponente unmöglich. Ebenso geht die zweistufige Strategie, im Routinemodus zwar auf effiziente Weise assoziatives Wissen anwenden, aber im Ausnahmemodus das implizite Wissen eines Anlagenmodells erschließen zu können, endgültig verloren. Daher stellt die prozedurale Wissenscompilierung eine zweifelhafte "Fortentwicklung" des Konzepts der Expertensysteme dar.

Darüber hinaus bleibt der Einsatzbereich von derivativen Diagnose-Expertensystemen, die auf der assoziativen Wissenscompilierung beruhen - und gegebenenfalls noch zusätzlich einer prozeduralen Compilierung unterzogen wurden, auf diejenigen Anlagenausfälle beschränkt, die der eingangs skizzierten simulativen Auswertung des kausalen Anlagenmodells zugrundegelegt wurden. Falls im Routinebetrieb Ausfälle eintreten, die bei der assoziativen Wissenscompilierung nicht berücksichtigt wurden, lassen sich die derivativen Expertensysteme nicht mehr anwenden.

105) Vgl. Schulz, R. (1988), S. 1.31.

Ausschlaggebend für diese Forderung ist, daß die Hardware- und Betriebssystemkosten für Personalcomputer wesentlich niedriger ausfallen als für die "Workstations", auf denen Expertensysteme meistens implementiert werden.

Um die vorgenannten Schwierigkeiten zu vermeiden, ist es aber auch möglich, die Ansätze der assoziativen Wissenscompilierung und der zweistufigen Diagnosestrategie in hybriden Wissensbasen miteinander zu kombinieren. Hierbei werden die kausal fundierten Diagnoseregeln, die aus einer Wissenscompilierung resultieren, nicht im Rahmen eines derivativen Expertensystems ver selbstständigt. Vielmehr werden sie in das kausale Diagnose-Expertensystem, das der assoziativen Compilierung zugrundelag, als ergänzende flache Wissenskomponente eingebracht. Es resultiert ein hybrides Expertensystem, das - wie bereits oben ausgeführt - in einem Routinemodus durch Anwendung seiner Diagnoserregeln und in einem Ausnahmemodus durch Auswerten seines Kausalmodells genutzt werden kann.

Im Gegensatz zu den o.a. Hybridsystemen mit flachen und tiefen Wissenskomponenten wird jedoch jetzt mit Hilfe der assoziativen Wissenscompilierung das Konzept lernfähiger Expertensysteme eröffnet. Zu diesem Zweck wird auf Ansätze der KI-Forschung zur Entwicklung lernfähiger Automaten zurückgegriffen¹⁰⁶⁾. Diese lassen es grundsätzlich zu, daß die Compilierung von Assoziationsregeln nicht einmalig und seitens des Expertensystem-Entwicklers erfolgt, sondern vom Expertensystem

106) Vgl. als Übersicht über Konzepte für intelligente, lernfähige Automaten Zelewski (1986), S. 481ff., und die dort angeführte Literatur.

selbständig im Rahmen eines automatischen Lernprozesses ausgeführt wird¹⁰⁷⁾.

Im Routinemodus von Anlagenausfällen, deren Diagnose das Expertensystem mit der Hilfe seiner Assoziationsregeln zu leisten vermag, greift es nur auf seine flache Wissensbasis zu. Wenn solche Diagnoseversuche scheitern, weil sich die assoziativen Heuristiken auf einen seltenen Anlagenausfall nicht anwenden lassen, geht das Expertensystem in seinen Ausnahmemodus über. Es erschließt die mutmaßliche Ausfallursache in seinem kausalen Anlagenmodell. Anschließend aktiviert es - als wesentliche konzeptionelle Neuerung - selbständig seinen Lernmodus, in dem es die neu erzeugte Diagnose in eine assoziative Diagnoseregeln kondensiert und in die flache Wissensbasis integriert.

Auf diese Weise lernt das Expertensystem spätestens dann neue Assoziationsregeln, wenn es hierzu durch ein Versagen seines Routinemodus angestoßen ("getriggert") wird. Darüber hinaus lassen sich aber auch solche Zeiträume für automatisches Lernen nutzen, in denen die Diagnoseleistung des Expertensystems nicht benötigt wird, weil keine Anlagenausfälle untersucht werden müs-

107) Vgl. zum folgenden Steels (1986), S. 282ff.; Steels (1987b), S. 477 u. 480ff.

Ein anderes Konzept für lernfähige Diagnose-Expertensysteme greift auf die Fähigkeit der Mustererkennung zurück. Er bezieht sich aber nicht auf kausale Diagnosemodelle, sondern verbleibt ganz im Konzept assoziativer Diagnosen. Hierbei sammelt ein Expertensystem die Informationen über Betriebszustände einer Anlage, die einem Anlagenausfall vorangingen, für den noch keine Assoziationsregeln mit dem Ausfallsymptom in der Regelprämisse vorliegen. Wenn ein solcher neuartiger Anlagenausfall mehrfach eingetreten ist, werden KI-Techniken eingesetzt, um in den Informationssammlungen über die Ausfallvorgeschichten gemeinsame, für den Ausfall charakteristische Muster zu erkennen. Diese Informationsmuster lassen sich als Informationen über die Ausfallursache interpretieren und in eine entsprechende Assoziationsregel einbinden. Vgl. zu solchen Konzepten für das automatische Erlernen von Assoziationsregeln durch Mustererkennung Thompson, W. (1983), S. 236ff., der sich allerdings auf medizinische Diagnoseprobleme bezieht; Görz (1988), S. 1.2.

sen. Auf diese Weise kann es in Zeiten ohne Diagnosebedarf sein implizites, im Anlagenmodell eingeschlossenes Wissen partiell auswerten und als automatisch erlerntes, neues explizites Regelwissen für spätere Diagnoseprobleme vorhalten. Beide der vorgenannten Lernanlässe führen dazu, daß das Expertensystem im Zeitablauf selbständig seinen Fundus an Diagnoseregeln vergrößert.

Kausale, lernfähige Diagnose-Expertensysteme der hier vorgestellten Art lassen sich zwar durch die Kombination unterschiedlicher Ergebnisse der KI-Forschung grundsätzlich konzipieren. Doch sie stellen derzeit einen Blick in die ferne Zukunft auf das Entwicklungspotential der Künstlichen Intelligenz dar. Es existieren noch keine konkreten Expertensystem-Implementierungen, welche die hoch gesteckten Ansprüche einzulösen vermögen.

2.1.2 Konkrete Expertensysteme für die Diagnose der Ausfallursachen technischer Anlagen

Es liegt bereits eine größere Anzahl von Diagnose-Expertensystemen für technische Anlagen vor¹⁰⁸⁾. Trotz mancher Behauptungen, diese Expertensysteme seien "anwendungsreif", besitzen sie derzeit noch den Charakter von Demonstrations- oder Prototypen¹⁰⁹⁾. Ihre grundsätzliche Tauglichkeit und Wirtschaftlichkeit für den Routinebetrieb müssen noch konkret nachgewiesen werden¹¹⁰⁾. Überzeugende empirische Anwendungsstudien wur-

108) Vgl. als Zusammenstellungen solcher Expertensysteme für technische Diagnoseaufgaben Loprin (1985), S. 61; Walker (1986), S. 89ff. (mit einem Hinweis auf das beträchtliche zukünftige Entwicklungspotential dieser Diagnose-Expertensysteme auf S. 99); Renaudin (1986), S. 65ff. In diesen Artikeln finden sich auch vielfältige weiterführende Quellenangaben. Eine aktuelle Übersicht über die Projekte, die derzeit in der Bundesrepublik Deutschland zur Entwicklung von Diagnose-Expertensystemen verfolgt werden, bietet der Sammelband o.V. (1988a).

Vgl. zu einzelnen Diagnose-Expertensystemen für technische Anlagen auch Prevost (1985), S. 42ff.; Apfelbaum (1985), S. 870ff.; Scarl (1985), S. 38ff.; Hofmann (1986), S. 4ff.; Davis, K. (1986), S. 500ff.; Dal Cin (1986), S. 93.

109) Vgl. Henne (1985), S. 106 u. 118; Brewka (1986), S. 268f.; Eichhorn (1987b), S. 39; Thines (1988), S. 1.33.

110) Vgl. Prevost (1985), S. 47; De Jong (1985), S. 31, mit dem Hinweis, es seien Kosten/Nutzen-Analysen durch Vergleiche von Expertensystemen mit konventionellen Diagnosesystemen beabsichtigt.

den bislang nicht vorgelegt¹¹¹⁾). Einige Beispiele verdeutlichen nachfolgend das Spektrum des Angebots von Expertensystemen für technische Diagnoseaufgaben.

Den ersten Schwerpunkt bilden Expertensysteme für die Analyse der Ursachen von Ausfällen, die in den elektronischen Baugruppen der Hardware informationsverarbeitender Automaten auftreten¹¹²⁾. Hierzu gehören z.B.¹¹³⁾ die Exemplare AI-SPEAR¹¹⁴⁾, CRIB¹¹⁵⁾,

111) Dem widerspricht nicht, daß vom erfolgreichen Routineeinsatz einzelner Diagnose-Expertensysteme berichtet wird. Denn die Kriterien der Erfolgsmessung und die zugrundeliegenden Daten werden, sofern überhaupt vorhanden, nicht oder nur rudimentär publiziert. Daher ist eine kritische Überprüfung der Erfolgsbehauptungen derzeit noch nicht möglich. In der Regel drängt sich der Verdacht auf, es handele sich um ex post-Rechtfertigungen der Entwickler oder Auftraggeber von Diagnose-Expertensystemen.

Vgl. zu solchen vereinzelt, nicht unmittelbar überprüfbareren Erfolgsbehauptungen Vesonder (1983), S. 120; Johnson, H. (1983), S. 11f.; Hartley (1984), S. 81; Goyal (1985), S. 122; Walker (1986), S. 94f.; Baldeweg (1986), S. 59; Hansen (1987), S. 687. Vgl. aber auch die ironische Karrikatur der Vorstellung eines angeblich erfolgreichen Expertensystems bei Johanser (1986), S. 221, die den Leser zum Schmunzeln verleiten mag.

112) Erst in jüngerer Zeit werden auch Expertensysteme vorgestellt, welche die Diagnose von Fehlern ("Ausfällen") in der Software von informationsverarbeitenden Automaten unterstützen. Hierzu gehört z.B. das Exemplar INTRA (für: "INtelligent TRace Analyzer"); vgl. Herrmann (1985), S. 89 u. 92ff.

113) Vgl. des weiteren Shubin (1982), S. 290ff.; Milne (1984), S. 765ff.; Matsumoto (1985), S. 134ff.; Puppe (1985), S. 241ff.; Hansen (1987), S. 685ff.; Nenz (1988), S. 3.21ff.

114) AI-SPEAR steht für "(Artificial Intelligence-) Standard Package for Error Analysis and Reporting"; vgl. hierzu Billmers (1985), S. 61ff.

115) CRIB steht für "Computer Retrieval Incidence Bank"; vgl. hierzu Addis (1980), S. 83ff.; Hartley (1981), S. 862 u. 864ff.; Hartley (1984), S. 78ff.; Keravnou (1986), S. 85ff.
Von diesem Expertensystem wurde auch eine Variante "Soft CRIB" für die Ausfalldiagnose von Softwaresystemen geschaffen; vgl. Hartley (1984), S. 82.

DART¹¹⁶⁾, FF¹¹⁷⁾ und ICLX¹¹⁸⁾. Daneben wurde auch eine Reihe von Diagnose-Expertensystemen für Informationsvermittlungseinrichtungen entwickelt¹¹⁹⁾, wie z.B. die Exemplare ACE¹²⁰⁾ und NDS¹²¹⁾.

Einen zweiten Schwerpunkt bildet die Diagnose von Antriebsaggregaten mit mangelhafter Betriebsbereitschaft¹²²⁾. Sie werden vor allem in der Absicht entwickelt, das Diagnosewissen sehr erfahrener Reparaturfachkräfte zu vervielfältigen, um es dezentral in zahlreichen Werkstätten als besondere Kundendienstleistung abrufen zu können¹²³⁾. Hierzu zählen beispielsweise¹²⁴⁾

-
- 116) DART steht für "Diagnostic Assistance Reference Tool"; vgl. hierzu Bennett (1981), S. 843ff.; Genesereth (1982), S. 278ff.; Genesereth (1984), S. 420ff. Es handelt sich um ein kausales Diagnose-Expertensystem; vgl. Struß (1983), S. 6.
- 117) FF steht für "Fault-Finder"; vgl. hierzu Savory (1985), S. 119ff.
- 118) ICLX steht (vermutlich) für "International Computer Ltd. EXPert System"; vgl. hierzu Hakami (1983), S. 347ff.
- 119) Vgl. auch Laffey (1984), S. 268ff.; Goyal (1985), S. 112ff.; Arlabosse (1987), S. 382.
- 120) ACE steht für "Automated Cable Expertise"; vgl. hierzu Vesonder (1983), S. 116ff.; Stolfo (1983), S. 97ff.; Siegfried (1986), S. 121ff. Das Expertensystem, das aus den Bell Telephone Laboratories der American Telephone & Telegraph Co. stammt, dient der Ausfalldiagnose von Telefonnetzen.
- 121) NDS steht für "Network Diagnostic System; vgl. hierzu Williams (1983), S. 179ff.
- 122) Vgl. hierzu - in bezug auf den dominanten Anwendungsbereich von Kraftfahrzeugsaggregaten - Klar (1985b), S. 43 u. 50; Walther (1985), S. 13.
- 123) Vgl. Walther (1985), S. 8; Henne (1985), S. 105ff.; Brewka (1986), S. 269.
- 124) Vgl. zu weiteren Expertensystemen aus dem Anwendungsbereich von Kraftfahrzeugsaggregaten Gschwind (1985), S. 35ff.; Fink (1985a), S. 556f.; Hansen (1987), S. 694f.; Fleischmann (1988), S. 1.15f. In Barschdorff (1986), S. 149ff., wird ein Konzept zur Motorendiagnose vorgestellt, das ausschließlich auf einem mustererkennenden Konzept beruht.

die Expertensysteme CAMA¹²⁵⁾, DEX.C3¹²⁶⁾, EXPLAN¹²⁷⁾, IXMO¹²⁸⁾ und MODIS¹²⁹⁾. Ein anderes Ziel kann darin liegen, das Fachwissen eines Experten, dessen Beschäftigung in einer Unternehmung zu Ende geht, in einer Wissensbasis der Unternehmung zu erhalten. Dieses Motiv der Wissenskonservierung lag dem Expertensystem-Paar

-
- 125) CAMA steht für "Computer Assisted MAintenance"; vgl. hierzu Gini,G. (1983a), S. 499ff., insbesondere S. 502ff.; Gini,G. (1983b), S. 17ff. (dort allerdings ohne Bezug auf die Diagnose von Kraftfahrzeugsaggregaten).
- 126) DEX.C3 steht für "Diagnose EXpertensystem (für das automatische Getriebe) C3"; vgl. hierzu Henne (1985), S. 107ff.; Walther (1985), S. 8ff.; Klar (1985a), S. 780ff.; Klar (1985b), S. 43ff.; Bungers (1986), S. 216ff.; Brewka (1986), S. 266ff. Das Expertensystem wurde als Prototyp für ein Getriebe der Ford-Werke AG (Köln) entwickelt, um Erfahrungen für den Einsatz von Expertensystemen im Kundendienstbereich zu sammeln.
- 127) Vgl. Marchand (1983), S. 75f. Das Expertensystem des Battelle-Institut e.V. dient der Diagnose von Ausfällen in elektrischen Versorgungs- und Steuerungssystemen von Kraftfahrzeugen.
- 128) IXMO steht (vermutlich) für "INPRO EXpertensystem zur MOtordiagnose"; vgl. hierzu Puppe (1985), S. 238ff.; v. Schöning (1987), S. 25f.; Hansen (1987), S. 688f.; Horras (1988), S. 4.4. Dieses Expertensystem wurde von der Innovationsgesellschaft für fortgeschrittene Produktionssysteme in der Fahrzeugindustrie mbH (INPRO), die eine Forschungs- und Entwicklungskooperation der BMW AG, der Daimler-Benz AG, der Volkswagen AG und der Siemens AG ist, mit Hilfe der o.a. Expertensystem-Schale MED1 entwickelt. Es unterstützt die Diagnose von Defekten an Otto-Verbrennungsmotoren bei der BMW AG und der Daimler-Benz AG. In Hansen (1987), S. 688, wird behauptet, das Expertensystem befände sich seit Ende 1985 bei BMW-Steyr im Routineeinsatz.
- 129) MODIS steht für "MOtor-DIagnose-System"; vgl. hierzu Borrmann (1983) passim. Das Expertensystem wurde von der Daimler-Benz AG für die Diagnose von Otto-Verbrennungsmotoren einschließlich ihrer Hilfsaggregate getestet. Es stellt den Vorläufer des vorgenannten Systems IXMO dar und wurde ebenfalls mittels der Expertensystem-Schale MED1 konstruiert.

CATS-1/DELTA¹³⁰⁾ zugrunde, das für die Diagnose von Lokomotiven erstellt wurde¹³¹⁾. Ein weiteres Expertensystem aus dem Bereich der Diagnose von Antriebsaggregaten existiert für die Ausfallanalyse des Kühlsystems von Schiffsmotoren¹³²⁾.

Neuerdings werden verstärkt Expertensysteme für die Diagnose der Ausfallursachen von Werkzeugmaschinen, insbesondere von CNC-Maschinen (Flexible Fertigungszellen, CNC-Bearbeitungszentren u.ä.)¹³³⁾, entwickelt¹³⁴⁾. Diese Ansätze stellen den derzeit handgreiflichsten Beitrag der KI-Forschung für die Sicherung der Betriebsbereitschaft in der Fabrik der Zukunft dar. Ein eng verwandtes Anwendungsgebiet ist die Ausfalldiagnose

130) CATS-1 steht für "Computer-Aided Troubleshooting System - Version 1", DELTA für "Diesel Electric Locomotive Troubleshooting Aid"; vgl. zu diesen beiden Varianten eines einheitlichen Expertensystem-Konzepts Johnson, H. (1983), S. 8ff.; Pratt (1984), S. 40f.; Miller (1984), S. 154ff.; Smith (1985), S. 54ff.; Bonissone (1986), S. 268ff.; Harmon (1987), S. 182ff. Mit diesen Expertensystemen sollte das Diagnosewissen eines Instandsetzungsingenieurs der General Electric Co. konserviert werden, das dieser in vierzig Dienstjahren zusammengetragen hatte.

131) Vgl. zu einem weiteren Expertensystem für diesen Anwendungsbereich Schindler (1984), S. 117, 142 u. 144.

132) Vgl. Kumamoto (1984), S. 1ff.

133) Vgl. Becker (1984), S. 56ff., allerdings nur mit einer Vorstudie über das Eignungspotential solcher Expertensysteme; Eichhorn (1986), S. 2V-6ff.; Eichhorn (1987a), S. 123ff.; Eichhorn (1987b), S. 39; Höfling (1987), S. 69f.; Thines (1988), S. 1.32f., mit der Präsentation einer Expertensystem-Schale für die Entwicklung von CNC-Diagnose-Expertensystemen; Althoff (1988), S. 1.3ff., hinsichtlich eines Projektes für die Entwicklung eines CNC-Diagnose-Expertensystems.

134) Vgl. auch Schulz, H. (1988), S. 32f.; Bunse (1988), S. 3.8f.

Eine "exotische" Variante stellen Expertensysteme dar, die zur Ausfalldiagnose von Bohrmaschinen für die Erdölexploration entwickelt wurden. Besondere Bekanntheit erlangte hierbei das Expertensystem DRILLING ADVISOR; vgl. Hollander (1983), S. 28ff.; Hayes-Roth (1984), S. 170ff.; Harmon (1987), S. 194ff.

von Robotern. Hierfür wurde das Expertensystem IXRO¹³⁵⁾ entwickelt. Weitere Beispiele für die Ausfalldiagnose einzelner Maschinen stellen Diagnose-Expertensysteme für Kunststoff-Spritzgußmaschinen¹³⁶⁾, für Druckmaschinen¹³⁷⁾, für Turbogeneratoren zur Stromerzeugung¹³⁸⁾ und für die Klasse der Rotationsmaschinen¹³⁹⁾ dar.

Für Fertigungsanlagen, die komplexer als die vorgeannten Maschinen sind, existieren derzeit noch kaum Expertensysteme zur Diagnose von Ausfallursachen. Zu den ersten Exemplaren für Anlagenkomplexe gehören die Expertensysteme IXTRA¹⁴⁰⁾ für die Ausfalldiagnose von Transferstraßen und ICLX¹⁴¹⁾ für die Untersuchung von

135) IXRO steht (vermutlich) für "INPRO EXpertensystem zur ROboterdiagnose"; vgl. Horras (1988), S. 4.4f. Dieses Expertensystem stammt aus der Entwicklungsarbeit der Innovationsgesellschaft für fortgeschrittene Produktionssysteme in der Fahrzeugindustrie mbH (INPRO). Es wird zur Zeit (erstes Halbjahr 1988) von der BMW AG und der Daimler-Benz AG in Pilotprojekten eingeführt.

136) Vgl. Biegler-König (1988), S. 3.6.

137) Vgl. Strandberg (1985), S. 68ff.

138) Vgl. Austin (1984).

139) Vgl. Skatteboe (1986), S. 634ff.; Bannister (1987), S. 141ff. Unter Rotationsmaschinen werden alle Maschinen subsumiert, deren zentrale Komponenten rotierende Teile (z.B. Antriebsachsen) darstellen.

140) IXTRA steht (vermutlich) für "INPRO EXpertensystem zur TRANSferstraßen-Diagnose"; vgl. hierzu Horras (1988), S. 4.4f. Das Expertensystem der Innovationsgesellschaft für fortgeschrittene Produktionssysteme in der Fahrzeugindustrie mbH (INPRO) wird zur Zeit (erstes Halbjahr 1988) in einem Pilotprojekt der Volkswagen AG zu Testzwecken eingeführt.

141) Vgl. zu dieser Modifizierung des bereits früher erwähnten Expertensystems, die seitens der British Steel Corp. vorgenommen wurde, Hakami (1983), S. 355ff.

Betriebsunterbrechungen in Walzwerken¹⁴²). Ebenso bestehen keine grundsätzlichen Schwierigkeiten, die Diagnose-Expertensysteme für Werkzeugmaschinen auf die Bereitschaftssicherung von beispielsweise Flexiblen Fertigungssystemen auszuweiten¹⁴³. Konzeptionen für die Entwicklung von Expertensystemen, die Diagnoseaufgaben im Hinblick auf hochgradig automatisierte, menschenarme Anlagensysteme in der Fabrik der Zukunft erfüllen sollen, werden schon derzeit in der einschlägigen Literatur erörtert¹⁴⁴), weisen aber noch deutliche Konkretisierungsdefizite auf.

142) Des weiteren berichtet Walker (1986), S. 98, von einem Projekt des US-amerikanischen Forschungslaboratoriums der Siemens AG in Princeton, ein Diagnose-Expertensystem für eine Siemens-Fabrik, in der Handhabungsautomaten gefertigt werden, zu entwickeln. In o.V. (1988b), S. 1.36, wird ein Expertensystem des Fraunhofer-Instituts für Produktionsanlagen und Konstruktionstechnik angesprochen, das die Diagnose von Montagestraßen für Kraftfahrzeuge unterstützen soll.

143) Vgl. zu der Anregung, Expertensysteme zur Diagnose von Komponentenausfällen in Flexiblen Fertigungssystemen einzusetzen, Kiratli (1987), S. 167f.

144) Vgl. Rogers (1986), S. 468ff.; Koukoulis (1986), S. 141ff.; Schmidt (1987), S. 409ff.

2.2 Planung der Wiederherstellung der Betriebs- bereitschaft von Anlagen

2.2.1 Konzeptionelle Grundlagen

Die Wiederherstellung der Betriebsbereitschaft einer ausgefallenen Anlage erstreckt sich auf die bereit-schaftswiederherstellenden Maßnahmen der Instandsetzung (Reparatur)¹⁴⁴⁾ und der Aktivitäten zur Wiederinbetriebsnahme ("recovery") der ausfallbedingt unterbroche-nen Informationsverarbeitungs- oder Fertigungsprozesse. Die Planung dieser Bereitschaftswiederherstellung fußt auf den Ergebnissen der voranstehend entfalteteten Dia-gnose der mutmaßlichen Ausfallursachen. Daher wird fortan vorausgesetzt, daß Expertensysteme für die In-standsetzungs- und Wiederinbetriebnahmeplanung immer über eine Komponente zur Ursachendiagnose (kurz: Dia-gnosekomponente) verfügen.

Die automatische Planung von bereit-schaftswiederher-stellenden Maßnahmen stellt einen wesentlichen Beitrag der KI-Forschung zur Anlagenwirtschaft dar. Denn kon-ventionelle Systeme zur Überwachung von Anlagen sind im allgemeinen nur in der Lage, beim Erkennen von Be-triebsstörungen gegebenenfalls eine Notabschaltung der betroffenen Anlagen vorzunehmen¹⁴⁵⁾. Eine aktive Anpas-sungsplanung, wie der Produktionsbetrieb wiederaufge-nommen werden kann, vermögen sie jedoch nicht zu lie-fern.

In Expertensystemen, die bereit-schaftswiederherstel-lende Maßnahmen planen können, werden im einfachsten Fall die Assoziationsregeln der Diagnosekomponenten um

144) Als Instandsetzungsmaßnahmen kommen grundsätzlich sowohl die Reparatur ausgefallener Komponenten als auch deren Austausch durch neue Komponenten in Be-tracht. Auf die dritte Alternative, eine ausgefal-lene Anlage endgültig stillzulegen, also auf die Wiederherstellung ihrer Betriebsbereitschaft zu verzichten, wird hier nicht weiter eingegangen, um eine Komplizierung der Argumentation zu vermeiden.

145) Vgl. Brankamp (1985), S. 176; Schulz, H. (1986), S. 295.

Kurztexte mit Reparaturempfehlungen ergänzt. Diese Vorschläge gelten jeweils für eine mögliche Ausfallursache. Hierdurch wird aber das Leistungspotential von Diagnose-Expertensystemen nicht wesentlich vergrößert. Denn mit der diagnostischen Erschließung von Ausfallursachen durch Assoziationsregelketten sind zugleich die annotierten Reparaturempfehlungen gegeben. Daher bedarf dieser Aspekt von bereitschaftswiederherstellenden Expertensystemen keiner näheren Erläuterung.

Etliche der früher besprochenen Diagnose-Expertensysteme - z.B. die Exemplare ACE, CAMA, CATS-1/DELTA und DRILLING ADVISOR - verfügen über die Fähigkeit, einfache Instandsetzungsempfehlungen abzuleiten¹⁴⁶⁾. Ein Expertensystem, das auf die Unterbreitung solcher Reparaturvorschläge für automatische Informationsverarbeitungsanlagen spezialisiert ist, stellt das Exemplar REPPLAN¹⁴⁷⁾ dar.

Eine bemerkenswerte Vergrößerung der Expertensystemfähigkeiten erfolgt dagegen durch das Konzept der Plansynthese. Hierbei werden komplexe, nicht-lineare (nebenläufige) Handlungspläne zur Ausführung von bereitschaftswiederherstellenden Maßnahmen automatisch erzeugt¹⁴⁸⁾. In ihnen sind einzelne Aktivitäten in der Art eines Netzplans zeitlich halbgeordnet. Teils folgen die Aktivitäten aufeinander, teils können sie parallel (überlappend) ausgeführt werden.

146) Vgl. zu den Reparaturempfehlungen dieser Expertensysteme Hollander (1983), S. 32, mit einem anschaulichem Beispiel für die erzeugten Reparaturempfehlungen; Gini, G. (1983b), S. 18; Johnson, H. (1983), S. 8; Fink (1985a), S. 556; Larner (1985), S. 36 u. 38ff.; Hansen (1987), S. 685f.; Althoff (1988), S. 13; Nenz (1988), S. 3.21; Biegler-König (1988), S. 3.5.

147) Es fußt auf dem bereits erwähnten Diagnose-Expertensystem FF; vgl. hierzu Savory (1984), S. 12f.; Savory (1985), S. 119ff., insbesondere S. 123ff., der die Reparaturanleitungen jedoch als unselbständige Komponente des Expertensystems FF behandelt.

148) Vgl. Steels (1987b), S. 476, allerdings ohne Betonung der Nichtlinearität.

Die Leistung eines Expertensystems, das zur Synthese solcher nicht-linearen Pläne imstande ist (Planungs-Expertensystem), besteht erstens darin, die Aktivitäten zu identifizieren, die zur Maßnahmenausführung erforderlich sind. Zweitens erschließt es eine Halbordnung der Aktivitäten, die alle zeitlichen - und unter Umständen auch ressourcenbedingten - Restriktionen für die Aktivitätsausführungen erfüllt. Zugleich wird die Realisierung der bereitschaftswiederherstellenden Maßnahmen gewährleistet. Diese Teilleistungen entsprechen der Struktur- und der Zeitanalyse (ggf. Kapazitätsanalyse) der Netzplantechnik.

Es würde an dieser Stelle zu weit führen, die besonderen Konzepte darzulegen, die seitens der KI-Forschung für die automatische Generierung nicht-linearer Handlungspläne entwickelt wurden. Diesbezüglich wird auf die Literatur verwiesen¹⁴⁹). Insbesondere lassen sich die Konzepte anwenden, die im Rahmen der industriebetriebllichen Arbeitsvorbereitung zur automatischen Synthese von Arbeitsplänen diskutiert werden¹⁵⁰).

Die Planung zur Wiederherstellung der Betriebsbereitschaft einer ausgefallenen Anlage stellt ein Planungsproblem dar, das sich von konventionellen informationsverarbeitenden Automaten kaum bewältigen läßt. Dabei wird ein Automat als konventionell betrachtet, wenn er auf Prozeduren beruht, die für die Lösung der von ihm beherrschten Problemklasse ex ante - also vor Problemeintritt - explizit festgelegt sind. Daher müßten für eine konventionelle Planung der Bereitschaftswiederherstellung (kurz: Wiederherstellungsplanung) ex ante alle möglichen Kombinationen von Ausprägungen derjenigen Einflußgrößen bekannt sein, die einen Anlagenausfall verursachen könnten (kurz: Ausfallkombinationen). Es wäre erforderlich, für jede dieser Kombinationen

149) Vgl. z.B. Wilkins (1984), S. 269ff.; Tate (1984a), S. 410ff.; Zelewski (1986), S. 669ff., und die dort angeführten Quellen.

150) Vgl. Zelewski (1988b), S. 18ff., und die dort genannte Literatur.

eine Prozedur zur Bereitschaftswiederherstellung vor Ausfalleintritt zu programmieren und vorzuhalten.

Dieses hypothetische Vorgehen bei konventioneller, explizit prozeduraler Informationsverarbeitung kann nicht real umgesetzt werden. Es scheitert in der betrieblichen Praxis schon meist daran, daß nicht alle Ausfallkombinationen bekannt sind. Darüber hinaus wird durch die bekannten Ausfallkombinationen ein derart mächtiger Alternativenraum möglicher Anlagenausfälle aufgespannt, daß es unter realen Ressourceneinschränkungen für die Informationsverarbeitung im allgemeinen ausgeschlossen ist, Prozeduren für die Wiederherstellungsplanung vorzuhalten, die jeden vorhergesehenen Anlagenausfall abdecken. Die extreme Komplexität des Alternativenraums möglicher Anlagenausfälle läßt sich konventionell nicht beherrschen¹⁵¹⁾.

151) Vgl. Szuba (1984b), S. 370.

Die mangelnde Beherrschung kombinatorisch "explodierender" Alternativenräume bei konventioneller Informationsverarbeitung läßt sich am Beispiel des betriebswirtschaftlichen Konzepts der Flexiblen Planung verdeutlichen, das z.B. bei Laux (1982), S. 251ff., dargestellt wird. Es läßt sich anwenden, um explizite Eventualpläne zur Wiederherstellung der Betriebsbereitschaft ausgefallener Anlagen zu entwerfen und vorzuhalten. Die Eventualpläne besitzen den Charakter nondeterministischer Entscheidungsbäume. Die möglichen Anlagenausfälle und deren möglichen Folgeschäden werden als nicht-determinierte Umweltsituationen behandelt und als Zustandsknoten im Entscheidungsbaum dargestellt. Seine Entscheidungsknoten bedeuten Handlungsalternativen, die zur Wiederherstellung der Betriebsbereitschaft ergriffen werden können. ...
(Fortsetzung der Fußnote auf der folgenden Seite!)

Seitens der KI-Forschung kann jedoch dieses Beherrschungsdefizit grundsätzlich überwunden werden. Hierbei wird auf das Konzept der Kausalmodelle zurückgegriffen, das im Zusammenhang mit Diagnose-Expertensystemen eingeführt wurde. Wenn ein Expertensystem in seiner Wissensbasis ein Modell der ausfallgefährdeten Anlage vorhält, verfügt das System nicht nur über dieses explizite Modellwissen¹⁵²⁾. Vielmehr enthält es auch die weit darüber hinaus gehende Gesamtheit desjenigen impliziten Wissens, das durch Inferenzbildung aus dem expliziten Wissen erschlossen werden kann¹⁵³⁾. Das Zusammenwirken zwischen expliziter Wissensrepräsentation in der Wissensbasis eines Expertensystems einerseits und den Inferenzmechanismen aus der Problemlösungskomponente andererseits, die auf das Objektwissen der Wissensbasis zur Erschließung impliziter Wissensinhalte angewendet wer-

... (Fortsetzung der Fußnote von der vorangehenden Seite:)

Der Umfang solcher Entscheidungsbäume von Eventualplänen steigt mit der technischen Komplexität der jeweils überwachten Anlage (und der organisatorischen Komplexität der bereitschaftswiederherstellenden Aktionen) sehr schnell an. Daher wird im Rahmen der Flexiblen Planung gefordert, die Eventualpläne "angemessen" zu vergrößern, um das Planungsvolumen beherrschen zu können; vgl. Laux (1982), S. 275 u. 322ff. Hierbei tritt jedoch das - bisher nicht befriedigend gelöste - Problem auf, vor dem tatsächlichen Eintritt von Anlagenausfällen eine Vergrößerungsstrategie festlegen zu müssen; vgl. Laux (1982), S. 328f. Es bleibt notwendig unsicher, ob nicht gerade einer der infolge Vergrößerung ausgegrenzten Anlagenausfälle tatsächlich eintritt.

- 152) Das Anlagenmodell wird hier so weit definiert, daß es auch alle Aktionen umfaßt, die ergriffen werden können, um die Betriebsbereitschaft der ausgefallenen Anlage wiederherzustellen. Es muß also über die Modellierung der Anlagenfunktion hinaus auch die zulässigen Maßnahmen für Instandsetzung und Wiederinbetriebnahme abbilden. Insofern handelt es sich um ein kombiniertes Anlagen- und Aktionenmodell. Der Einfachheit halber wird dieses Modell aber nur als Anlagenmodell angesprochen.
- 153) Vgl. zur Unterscheidung von explizitem und implizitem Wissen sowie zu deren Bedeutung für das Leistungspotential von Expertensystemen Zelewski (1986), S. 171ff., S. 189f., 193f., 205ff., 342ff. u. 411ff.

den, eröffnet das neuartige Leistungsvermögen von Expertensystemen.

Es wird vorausgesetzt, daß das Anlagenmodell, das in der Wissensbasis eines Expertensystems vorgehalten wird, vollständig ist, d.h. alle Größen enthält, die das Ausfallverhalten der modellierten Anlage realiter beeinflussen. Dann kann das Expertensystem bei Eintritt eines Anlagenausfalls durch Einsatz seiner Inferenzmechanismen grundsätzlich diejenigen Maßnahmen erschließen, die zur Wiederherstellung der Betriebsbereitschaft notwendig sind. Hierdurch werden im Prinzip alle Ausfallkombinationen abgedeckt, ohne sie ex ante im einzelnen vollständig kennen und entsprechende Prozeduren zur Bereitschaftswiederherstellung vorhalten zu müssen. Erst wenn eine solche Kombination durch einen Anlagenausfall realisiert wird und mittels Ursachendiagnose erkannt ist, wird ein bereitschaftswiederherstellender Handlungsplan erzeugt¹⁵⁴⁾.

Die Handlungspläne brauchen nicht ex ante explizit vorgehalten zu werden. Ihre Synthese wird erst durch den Eintritt eines konkreten Anlagenausfalls angestoßen ("getriggert"). Daher stellt das im Anlagenmodell explizit repräsentierte Wissen eine äußerst kompakte Darstellung des Potentials inferentiell zu erschließender

154) Diese Handlungspläne entsprechen genau den vorgenannten Prozeduren. Denn die einzelnen Aktivitäten, die in solchen Handlungsplänen - teils sequentiell, teils parallel - enthalten sind, bilden jeweils in ihrer Gesamtheit nicht-lineare Prozeduren.

Handlungspläne dar¹⁵⁵). Insbesondere werden auch diejenigen "unwesentlichen" Anlagenausfälle abgedeckt, die bei konventioneller Informationsverarbeitung nicht erfaßt werden¹⁵⁶).

155) Strenggenommen gilt die Kompaktheit der Wissensdarstellung von Expertensystemen gegenüber den konventionellen Prozedursammlungen nicht zwangsläufig. Denn das Volumen der Wissensdarstellung von Expertensystemen erstreckt sich nicht nur auf deren Objektwissen, das jeweils in der Wissensbasis - z.B. als Anlagenmodell - explizit repräsentiert wird. Vielmehr umfaßt es auch das Metawissen, das in der Problemlösungskomponente zur Realisierung von Inferenzen vorgehalten wird (z.B. Kontrollstrategien). Daher muß aufgezeigt werden, daß die Gesamtheit aus Objekt- und Metawissen kompakter ausfällt, als die explizite Repräsentation aller Wissensinhalte, die aus dem Objektwissen durch Anwendung des Metawissens erschlossen werden können und zugleich zur Lösung derjenigen Probleme erforderlich sind, die vom jeweils betrachteten Expertensystem bewältigt werden sollen. Für sehr einfach strukturierte Problemklassen ("Spielzeugprobleme") wird sich oftmals zeigen lassen, daß die direkte explizite Repräsentation des Wissens für die Problemhandhabung weniger voluminös ausfällt, als die Kombination aus Wissensbasis und Problemlösungskomponente zur indirekten Wissensexplizierung. Daher wirkt sich der Kompaktheitsvorteil des Expertensystem-Konzepts erst aus, wenn die Probleme eine Mindestkomplexität übersteigen. Diese Voraussetzung ist jedoch für die Bereitschaftswiederherstellung technischer Anlagen im allgemeinen erfüllt. Allerdings muß eingeräumt werden, daß exakte Volumenvergleiche bisher nicht vorgenommen wurden. Insofern handelt es sich nur um Tendenzaussagen und Plausibilitätsargumente, die sich auf Erfahrungen mit einzelnen konventionellen Automaten und Expertensystemen stützen.

156) Aufgrund der Diskrepanz zwischen der extremen Komplexität des Alternativenraums möglicher Ausfallkombinationen einerseits und den praktisch beschränkten Ressourcen andererseits, die zur Informationsverarbeitung bereitstehen, muß im konventionellen Fall eine Auswahl erfolgen, für welche Ausfallkombinationen Prozeduren für bereitschaftswiederherstellende Maßnahmen vorgehalten werden. Als "unwesentlich" können z.B. solche Anlagenausfälle ausgegrenzt werden, deren Eintrittswahrscheinlichkeiten oder deren Schadenspotentiale - gemessen als Produkte aus Eintrittswahrscheinlichkeiten und Schadenshöhen im Falle des Schadeneintritts - sehr gering sind.

Da die Synthese von Handlungsplänen durch Wissenser-schließung aufwendige Inferenzen erfordert, besitzt die Wissensbasis eines Expertensystems in der Regel eine heterogene Struktur. Neben der impliziten Wissensdarstellung durch ein Anlagenmodell kann sie für Anlagen-ausfälle, die durch große Eintrittswahrscheinlichkeiten oder erhebliche Schadenspotentiale ausgezeichnet sind, auch die explizite, unmittelbare Repräsentation¹⁵⁷⁾ der zugehörigen bereitschaftswiederherstellenden Handlungs-pläne umfassen¹⁵⁸⁾. Damit entsprechen solche Experten-systeme - bei abstrakter Betrachtungsweise - den o.a. Diagnose-Expertensystemen mit hybrider Wissensbasis für Routine- und Ausnahmefälle.

Expertensysteme beherrschen theoretisch das o.a. Komplexitätsproblem des Alternativenraums möglicher Ausfallkombinationen durch ihre Konzepte der modellba-sierten impliziten Wissensvorhaltung und der inferenz-gestützten Wissensexplizierung. Doch muß vor einer euphorischen Überschätzung dieses Sachverhalts gewarnt werden. Denn in der Praxis wird die Komplexitätsbeherr-schung durch drei Effekte beeinträchtigt.

Erstens muß vorausgesetzt werden, daß die identifi-zierte mutmaßliche Ausfallursache mit der tatsächlich realisierten Ausfallursache übereinstimmt. Aufgrund der prinzipiellen Unsicherheit von Ursachendiagnosen, die aus der eingangs erläuterten Unsicherheit abduktiver Diagnoseschlüsse folgt, kann diese Übereinstimmung nicht garantiert werden.

Zweitens wird vorausgesetzt, daß die Inferenzmetho-den zur Erschließung des impliziten Wissens korrekt und vollständig sind. Andernfalls könnte es sein, daß eine Ausfallkombination zwar durch das Anlagenmodell eines

157) Da die dargestellten Handlungspläne aus teilweise sequentiellen, teilweise parallelen Abfolgen ein-zelner Aktionen bestehen, weist ihre explizite Re-präsentation notwendig einen prozeduralen Charak-ter auf. Daher trifft die oftmals geäußerte Be-hauptung, die Wissensbasen von Expertensystemen seien immer rein deklarativ, nicht zu.

158) Vgl. Szuba (1984b), S. 370.

Expertensystems abgedeckt wird, aber dennoch der zugehörige Handlungsplan nicht korrekt abgeleitet werden kann. Es hängt von der konkreten Ausgestaltung der Problemlösungskomponente ab, ob sie die Korrektheits- und Unvollständigkeitsprämisse erfüllt¹⁵⁹⁾.

Drittens ist es erforderlich, daß ein im o.a. Sinne vollständiges Anlagenmodell vorliegt. Da jedes Modell keine Realitätsverdopplung, sondern eine bewußt reduzierte Abbildung der Realität darstellt, kann nicht ausgeschlossen werden, daß ein Anlagenmodell eine der Einflußgrößen, die für einen realisierten Anlagenausfall Bedeutung besitzt, nicht umfaßt. Es wäre daher notwendig, vor dem Routineeinsatz eines Expertensystems die Vollständigkeit seines Anlagenmodells zu überprüfen. Dieser spezielle Aspekt der Modellvalidierung wird aber noch nicht einmal in der Modelltheorie befriedigend beherrscht. Noch schwieriger ist es, unter den Ressourcenbeschränkungen der Praxis die Modellvollständigkeit zu testen.

159) Die Prämissenerfüllung ist keineswegs selbstverständlich. Zunächst existieren theoretische Gründe, aus denen die Unvollständigkeit der Inferenzen folgen kann. Sie beruhen auf Problemen logischer Kalküle, die hier nicht näher dargelegt werden können. Vgl. zu zwei Beispielen solcher Schwierigkeiten hinsichtlich des Kalküls der Prädikatenlogik (1. Ordnung) die Erläuterungen bei Zelewski (1986), S. 934ff. (Unentscheidbarkeit der Prädikatenlogik) und 943ff. (Semi-Entscheidbarkeit des Resolutionskonzept für prädikatenlogische Inferenzen); vgl. ebenso - in bezug auf kausale Diagnose-Expertensysteme - Reiter (1987), S. 63f. zur Unentscheidbarkeit der Prädikatenlogik.

Darüber hinaus können praktische Schwächen der Implementierungen von Problemlösungskomponenten dazu führen, daß nicht alle theoretisch zulässigen Inferenzen praktisch erzeugt werden oder Inferenzergebnisse fehlerhaft sind. Beide Fälle können z.B. eintreten, wenn die Problemlösungskomponente mit einer (sequentiellen) Implementierung der Programmiersprache PROLOG verwirklicht wird; vgl. hierzu Zelewski (1986), S. 946ff. (Nichtauffinden tatsächlich erschließbarer Leerklausele im Resolutionsverfahren bzw. inkorrekte Identifizierung der Ungültigkeit einer Behauptung mit einem erfolglos abgebrochenen Versuch, ihre Gültigkeit zu beweisen).

Stattdessen wird in der Regel dieser zentrale Aspekt der Systemzuverlässigkeit ignoriert. Selbst wenn die Gefahr unvollständiger Modelle für die Beherrschung von Anlagenausfällen im Ansatz erkannt wird, werden zumeist nur Plausibilitätsargumente zugunsten der Modellvollständigkeit angeführt. Modellierungsdefizite werden erst ex post dadurch festgestellt, daß ein vorgegebener Anlagenausfall durch das Modell nicht abgedeckt wird. Wenn Anlagenausfälle - wie z.B. bei Kernkraftwerken - mit einem erheblichen Gefährdungspotential verknüpft sind, kann jedoch ein solches nachträgliches, ausfallinduziertes Aufdecken von Modellunvollständigkeiten kaum verantwortet werden.

Aus den vorgenannten Gründen ist der praktische Einsatz von Expertensystemen für die Bereitschaftswiederherstellung ausgefallener Anlagen problematisch. Um die Schwierigkeiten zu begrenzen, die aus unvollständigen Anlagenmodellen resultieren, bietet es sich an, Klassen von Ausfallkombinationen zu ermitteln, bezüglich derer die Anlagenmodelle als vollständig betrachtet werden können¹⁶⁰). Diese Ausfallklassen sollten im Idealfall durch theoretische Ausfallanalysen präzise begründet werden.

Da dies oftmals wegen beschränkter Analyseressourcen oder theoretischer Analysedefizite nicht möglich ist, müssen die beherrschten Ausfallklassen zumindest durch ausgiebige Simulationen von Ausfallkombinationen erforscht werden¹⁶¹). Es darf jedoch nicht übersehen werden, daß die Ausfallsimulation so lange keine theoretisch exakte Bestimmung einer beherrschten Ausfallklasse liefern kann, wie nicht alle Anlagenausfälle aus dieser Klasse simuliert werden. Diese vollständige Si-

160) Für die Ausfallklassen, die hiervon nicht abgedeckt werden, sind Vorkehrungen zu treffen, um die Wiederherstellung der Betriebsbereitschaft ausgefallener Anlagen auf eine andere Weise als durch den Einsatz des jeweils untersuchten Expertensystems sicherzustellen.

161) Vgl. Floyd (1985), S. 4; Kellner (1986), S. 7V-12f.

mulation derjenigen Ausfälle, die von einem Expertensystem behandelt werden sollen, scheitert aber im allgemeinen an der o.a. extremen Komplexität des Alternativenraums möglicher Ausfallkombinationen.

Daher muß sich der Benutzer eines Expertensystems für die Bereitschaftswiederherstellung ausgefallener Anlagen bewußt sein, daß unter den meisten praktischen Anwendungsbedingungen die Generierung korrekter bereitchaftswiederherstellender Handlungspläne nicht für alle Situationen gewährleistet sein kann. Aus der o.a. theoretischen Komplexitätsbeherrschung durch Expertensysteme darf kein blindes Vertrauen in ihr Leistungsvermögen gefolgert werden. Vielmehr ist eine kritische Systemnutzung erforderlich, welche die vorgenannten praktischen Einschränkungen des Leistungsvermögens reflektiert¹⁶²⁾.

162) Aus der geschilderten Beschränkungen könnte auch der Schluß gezogen werden, auf den Einsatz bereitchaftswiederherstellender Expertensysteme zu verzichten. Eine solche Folgerung müßte jedoch aufzeigen, daß die alternativ eingesetzten Techniken zur Wiederherstellung der Betriebsbereitschaft nicht unter den gleichen praktischen Beherrschungsdefiziten leiden. Die Folgerung, eine Alternative sei vorteilhaft, weil das zuerst betrachtete Konzept Einschränkungen unterliegt, ist in keiner Weise stringent, weil die potentiellen Einschränkungen der Alternative unberücksichtigt bleiben.

Die voranstehend skizzierten Probleme des Einsatzes von Expertensystemen für die Bereitschaftswiederherstellung ausgefallener Anlagen gelten in analoger Weise auch für die Diagnose von Anlagenausfällen und Betriebsstörungen. Dort wirken sich die Probleme tendenziell nicht so gravierend aus, weil der Expertensystem-Einsatz nicht unmittelbar mit Handlungsempfehlungen verknüpft ist. Diese Schwierigkeiten gelten aber um so mehr für Expertensysteme, die - etwa bei Kernkraftwerken - direkt in die Prozeßsteuerung eingreifen und im Kapitel 3.3 näher vorgestellt werden.

2.2.2 Ansätze zur Konkretisierung der konzeptionellen Grundlagen

Handlungspläne für die Bereitschaftswiederherstellung einer ausgefallenen Anlage können qualitativ unterschiedliche Informationskategorien involvieren. Hierzu rechnen vornehmlich Angaben über¹⁶³⁾:

- Aktionen zur Eindämmung direkter Schädigungen, die an einer ausgefallenen Anlage bereits eingetreten sind;
- Maßnahmen zur Begrenzung oder Verhinderung von Folgeschäden, die vom Anlagenausfall induziert werden können;
- Aktivitäten, die zur Beseitigung der mutmaßlichen Ausfallursache geeignet sind (Instandsetzung i.e.S. oder Reparatur), z.B.:
 - = Ausgabe von Reparaturanleitungen;
 - = Angabe der Adressen von Unternehmungen, die Instandsetzungs-Dienstleistungen anbieten, eventuell nach Kompetenz, Zuverlässigkeit und Kostenniveau differenziert;
- Prognosen über die erwartete Dauer der Betriebsunterbrechung;
- Aktivitäten zur Wiederinbetriebnahme der ausgefallenen Anlage, nachdem die Ausfallursachen beseitigt worden sind (Anfahr- und Warmlaufprozesse);
- Vorschläge zur vorbeugenden Instandhaltung solcher Anlagenkomponenten, die zwar selbst nicht ausgefallen sind, die aber infolge der Betriebsunterbrechung ohnehin nicht produktiv genutzt werden können.

Wenn sich die Wiederherstellung der Betriebsbereitschaft einer ausgefallenen Anlage durch alternative Maßnahmenkombinationen realisieren läßt, können Angaben

163) Eine ausführliche Darstellung erwägenswerter Maßnahmen findet sich bei Kollerer (1978), S. 221ff.

hinzukommen, die hinsichtlich der Maßnahmenauswahl beraten¹⁶⁴⁾.

Speziell für die Eindämmung von Folgeschäden wurde ein Expertensystem entwickelt, das dabei hilft, die Emissionsquellen umweltgefährdender Substanzen zu lokalisieren. Es vermag entsprechende Gegenmaßnahmen zu empfehlen¹⁶⁵⁾.

Die meisten Expertensysteme werden jedoch im Bereich der Anlageninstandsetzung erstellt. Ein anschauliches Beispiel für die automatische Synthese von nicht-linearen Handlungsplänen liefert eine fortentwickelte Version des Expertensystems NONLIN¹⁶⁶⁾. Sie läßt sich einsetzen, um den Reparaturplan für einen Turbogenerator zur Stromerzeugung automatisch zu erzeugen¹⁶⁷⁾.

Einen zweiten Schwerpunkt der Entwicklung von Expertensystemen für die Wiederherstellung der Betriebsbereitschaft ausgefallener Anlagen bildet die Aufgabe, Maßnahmen zur Wiederinbetriebnahme dieser Anlagen zu planen. So wird beispielsweise das Wiederanfahren von Kraftwerken nach Betriebsunterbrechungen durch mehrere Expertensysteme unterstützt¹⁶⁸⁾.

164) Bisher entwickelte Expertensysteme für den hier erörterten Anwendungsbereich verfügen noch nicht über eine solche Beratungskapazität. Sie sind nur in der Lage, jeweils einen zulässigen Plan für das bereitchaftswiederherstellende Maßnahmenbündel zu unterbreiten. Doch ist zu erwarten, daß das Beratungskonzept der KI-Forschung in Zukunft auch auf den Bereich der Bereitschaftssicherung von Anlagen übertragen wird. Es findet schon zur Zeit etwa für die Konfigurierung von Verträgen oder die Zusammenstellung von Finanzanlagen breitere Anwendung.

165) Vgl. Johnson, C. (1983), S. 349ff.

166) Vgl. Tate (1976); Tate (1984a), S. 410ff.; Daniel (1984), S. 438ff.

167) Vgl. Daniel (1984), S. 446ff. Strenggenommen wird dort nicht die Reparatur, sondern die Überholung eines Turbogenerators geplant. Doch ähneln Überholungs- und Reparaturaufgaben einander so sehr, daß Konzepte zur Erfüllung der ersten auch auf die zweiten angewendet werden können.

168) Vgl. Sakaguchi (1983), S. 320ff.; Hery (1985), S. 129ff.

Ebenfalls werden Expertensysteme entwickelt, um einen Roboter seine Arbeit wiederaufnehmen zu lassen, dessen Operationen zuvor unplanmäßig - z.B. durch einen störungs- oder ausfallbedingten Notstopp - unterbrochen wurden. Zu diesem Zweck müssen die Expertensysteme erstens in ihren Wissensbasen "Arbeitspläne" für die erforderlichen Roboteroperationen vorhalten. Zweitens ist es erforderlich, daß sie Wissen über die Ausfallursache und den Stand der Arbeitsplanausführung zum Zeitpunkt der Betriebsunterbrechung erlangen. Auf diesen Grundlagen können sie selbständig erschließen, an welchem Punkt des Arbeitsplans die Operationen wiederanlaufen können.

Diese Wiederinbetriebnahmeplanung ist keineswegs trivial. Denn durch die Betriebsunterbrechung können Beeinträchtigungen der zuletzt ausgeführten Operationen eingetreten sein, die zum Wiederholen mehrerer der bereits ausgeführten Arbeitsschritte zwingen (Planen eines Wiederaufsetzpunkts). Darüber hinaus können spezielle Wiederanlaufoperationen erforderlich werden, die im Arbeitsplan nicht vorgesehen sind. Hierbei handelt es sich z.B. um das Ersetzen beschädigter Roboterkomponenten (Effektoren, Antriebselemente etc.) als Instandsetzungsmaßnahmen sowie um erneutes Aufspannen und Justieren von Werkstücken.

Ein Roboter wird gewöhnlich durch ein Programm gesteuert, das den Teileprogrammen von NC- und CNC-Werkzeugmaschinen ähnelt. Daher bedeutet die Wiederinbetriebnahme eines ausgefallenen Roboters, daß vom Expertensystem ein Programm zur Steuerung der zuvor skizzierten Maßnahmen erzeugt werden muß. Da diese Maßnahmen spezifisch für die jeweils unterbrochene Arbeit, die zugrundeliegende Ausfallursache und den Wiederaufsetzpunkt im Arbeitsplan sind, ist es praktisch unmöglich, für alle denkmöglichen Kombinationen dieser Einflußgrößen entsprechende Steuerungsprogramme vorzuhalten. Vielmehr werden vom Expertensystem aus der Kenntnis der Einflußgrößen, zu denen auch der Arbeitsplan und die Robotereigenschaften zählen, einzelfallspezifi-

sche Wiederanlaufprogramme für die Robotersteuerung erzeugt. Hierbei wird auf Techniken zurückgegriffen, die seitens der KI-Forschung zur (voll-)automatischen Softwaresynthese erarbeitet worden sind¹⁶⁹⁾.

Da in der Fabrik der Zukunft mit einem massiven Einsatz von Handhabungs-, Bearbeitungs- und Transportautomaten gerechnet werden kann, kommt der Planung ihrer Wiederinbetriebnahme nach ausfallbedingten Betriebsunterbrechungen erhebliche Bedeutung zu. Erste Ansätze, die das zuvor skizzierte recovery-Konzept jeweils in Teilaspekten verwirklichen, hat die Erforschung der Künstlichen Intelligenz bereits - insbesondere für Roboter - vorgelegt¹⁷⁰⁾.

169) Vgl. Zelewski (1986), S. 576ff., und die dort angegebene Literatur, insbesondere S. 588f. in bezug auf die automatische Generierung von Teileprogrammen für NC-Maschinen.

Besondere Bedeutung für die automatische Synthese der Steuerungssoftware zur Wiederinbetriebnahme ausgefallener Roboter besitzt das Prinzip der impliziten Programmierung. Hierbei wird ein intelligenter Roboter nicht explizit hinsichtlich aller Operationen (Verfahrenbewegungen, Greifbewegungen, Werkzeuganwendungen usw.) programmiert, die zur Erfüllung einer Arbeitsaufgabe erforderlich sind. Vielmehr erhält er nur eine Beschreibung der Arbeitsaufgabe. Mit Hilfe interner Modelle von seinen eigenen Operationsmöglichkeiten (Robotermodell) und seiner aktuellen Operationsumgebung in der Fabrik (Weltmodell) vermag ein intelligenter Roboter selbständig ein explizites Programm zur Steuerung seiner aufgabenerfüllenden Operationen abzuleiten. Auf diese Ableitungsfähigkeit wird auch bei der Synthese von Programmen zur Wiederinbetriebnahme eines Roboters zurückgegriffen. Vgl. Zelewski (1986), S. 514ff., und die dort angeführten Quellen zum Prinzip der impliziten Programmierung intelligenter Roboter. Vgl. auch die im Kapitel 1.2 dieses Arbeitsberichts erfolgte Anmerkung zur impliziten oder "virtuellen" Programmierung von Expertensystemen.

170) Vgl. Latombe (1979), S. 508ff., insbesondere S. 511ff.; Gini, G. (1981), S. 349ff.; Lee (1983), S. 824ff.; Gini, M. (1984a), S. 579f. u. 582ff.; Gini, M. (1984b), S. 411ff.; Tate (1984b), S. 1ff.; Hertzberg (1985), S. 21ff.

Dieses Konzept läßt sich zu Expertensystemen erweitern, welche die Wiederinbetriebnahme ausgefallener Anlagen mit der Prozeßsteuerung für betriebsbereite Anlagen kombinieren¹⁷¹⁾. Solche Expertensysteme verfügen für den Routinebetrieb einer Fabrik über prozedurale Module zur Prozeßsteuerung, die mit konventionellen Programmen für die Produktionssteuerung übereinstimmen. Wenn jedoch eine Anlage ausfällt, wird auf der Basis eines internen Modells dieser Anlage und der diagnostizierten Ausfallursache ein neues Modul synthetisiert, das die Steuerungsprozeduren zur Wiederinbetriebnahme der Anlage enthält. Sobald die Betriebsunterbrechung behoben ist, werden wieder die Module für die konventionelle Prozeßsteuerung im Routinebetrieb aktiviert. Die ausfallinduziert erzeugten Wiederinbetriebnahmemodule können dauerhaft in die Wissensbasis integriert werden. Bei Wiederholung des gleichen Anlagenausfalls ist es möglich, das erlernte Wiederinbetriebnahmewissen sofort abzurufen. Auf diese Weise läßt sich die ausfallbezogene Steuerungseffizienz des Expertensystems im Zeitablauf inkrementell vergrößern.

Es wurde bereits ein Expertensystem vorgestellt¹⁷²⁾, das die voranstehend skizzierte Kombination aus konventioneller Steuerung des Routinebetriebs und Inferenzbereitschaftswiederherstellender Steuerungssoftware bei Betriebsunterbrechungen in ersten Ansätzen verwirklicht. Es weist die Besonderheit auf, daß die Module für die Wiederinbetriebnahmesteuerung nach ihrer Synthese nicht sofort auf die ausgefallenen Anlagen angewendet, sondern zunächst im Anlagenmodell des Expertensystems simulativ getestet werden. Hierdurch ist es möglich, die Korrektheit der Steuerungsmodule zu veri-

171) Vgl. Sharma (1986), S. 1060ff., insbesondere S. 1062ff.

172) Vgl. Szuba (1984b), S. 370ff., und zwar auf der Grundlage von Szuba (1984a), S. 168ff.

fizieren¹⁷³⁾ - oder gegebenenfalls deren Korrektur auszulösen.

Instandsetzungsarbeiten und Wiederinbetriebnahmeaktionen können als Produktionsprozesse sui generis aufgefaßt werden. Ihre Realisierung wird - wie die Realisierung der "normalen" Fertigungsprozesse - nicht weiter betrachtet, weil Expertensysteme hierzu keine besonderen Beiträge zu leisten vermögen¹⁷⁴⁾. Auf die Steuerung dieser besonderen Prozesse ließen sich die Konzepte übertragen, die für Expertensysteme zur Unterstützung der Produktionssteuerung diskutiert werden¹⁷⁵⁾. Solche intelligenten Steuerungssysteme besitzen jedoch - im Gegensatz zu den diagnosebasierten Planungssystemen - keine Besonderheiten, die für den Instandhaltungsbereich spezifisch wären. Daher wird auch die Steuerung von Instandsetzungs- und Wiederinbetriebnahmeprozessen nicht näher untersucht und auf spezielle Arbeiten über prozeßsteuernde Expertensysteme verwiesen¹⁷⁶⁾.

173) Es muß allerdings vorausgesetzt werden, daß das Anlagenmodell sowie die hierauf angewendeten Simulationsprozeduren korrekt sind.

174) Solche Realisierungsprozesse können sich beispielsweise darauf erstrecken, daß abgenutzte Werkzeuge von Maschinen oder Robotern automatisch ausgetauscht werden, Anlagen mit Komponentenredundanz im Bedarfsfall ihre Reservesysteme selbständig in Betrieb nehmen oder von einem Expertensystem solche Anlagenteile automatisch abgeschaltet werden, die von Folgeschäden eines Anlagenausfalls bedroht werden.

175) Vgl. zu Anregungen für die Gestaltung von Expertensystemen zur Instandhaltungssteuerung Schmidt, T. (1987), S. 414f. u. 437; Podbury (1987) passim.

176) Vgl. Zelewski (1988b) S. 71f. u. 87ff., sowie die dort zitierte einschlägige Literatur.

3 Periphere Einsatzbereiche für Expertensysteme

3.1 Vorbeugende Instandhaltung

Für die vorbeugende Instandhaltung komplexer Anlagensysteme werden seitens der KI-Forschung keine neuartigen Konzepte angeboten. Allenfalls könnte daran gedacht werden, die konventionellen Modelle für die vorbeugende Instandhaltung zusammen mit Methoden zur Modelllösung und den betriebsspezifischen Instandhaltungsdaten in einem "intelligenten Informationsbanksystem" zusammenfassen.

Ein solches System zeichnet sich erstens durch die Integration von Daten-, Methoden- und Modellbanken aus. Zweitens verfügt es über eine kooperative Benutzerschnittstelle, die den wesentlichen Beitrag der Künstlichen Intelligenz darstellt. Diese Benutzerschnittstelle kann als ein Expertensystem sui generis aufgefaßt werden. Es ist in das Informationsbanksystem eingebettet und für dessen "Intelligenz" maßgeblich. An dieser Stelle würde es zu weit führen, die Kooperationsleistungen solcher Schnittstellen detailliert zu beschreiben¹⁷⁷⁾. Ihre Hauptleistung kann jedoch durch zwei Aspekte skizziert werden.

Erstens entkoppelt eine kooperative Schnittstelle den Informationsbankbenutzer von den rigiden und unnatürlichen Syntaxanforderungen, die den formalsprachlichen Konzepten der Informatik zugrundeliegen. Dies geschieht durch eine Schnittstellensprache, die der Umgangssprache des Benutzers weitgehend angenähert ist, im Idealfall "natürlichsprachlicher" Automaten sogar entsprechen soll.

177) Vgl. zu einer vertiefenden Darstellung von intelligenten Informationsbanksystemen und kooperativen Benutzerschnittstellen Zelewski (1986), S. 466f., 601ff., 612ff., 743ff., 1021ff. u. 1067ff.; Zelewski (1988a), S. 51ff.; und jeweils die dort angeführten Quellen.

Zweitens wird der Benutzer hinsichtlich der Anwendung von Instandhaltungsmodellen und Auswertungsmethoden sowie bezüglich der Interpretation von Instandhaltungsdaten beraten. Hierbei greift die Benutzerschnittstelle auf umfangreiches Beratungswissen zurück, das sich z.B. auf die Anwendungsprämissen der Modelle bzw. Methoden, auf deren Anwendungseffizienz oder auf deren Ergebnisgüte beziehen kann. Ebenso vermag sie ihre Beratungsleistung an das Vorwissen des Benutzers und dessen aktuellen Beratungsbedarf anzupassen. Zu diesem Zweck werden von der Schnittstelle hypothetische Benutzermodelle vorgehalten und während des Beratungsdialogs aufgrund des tatsächlichen Benutzerverhaltens modifiziert.

Erste Expertensysteme zur Unterstützung der vorbeugenden Instandhaltung, die intelligente Informationsbanksysteme darstellen, wurden bereits vorgestellt¹⁷⁸⁾. Die Kooperationsleistungen von intelligenten Informationsbanksystemen sind jedoch nicht für den Instandhaltungsbereich charakteristisch. Sie lassen sich vielmehr auf jede betriebswirtschaftliche Aufgabenstellung, die modell- und methodengestützt erfüllt wird, übertragen. Daher werden solche Informationsbanksysteme nicht weiter erörtert.

178) Vgl. den Hinweis in Schmidt, T. (1987), S. 414.

3.2 Diagnose des Betriebszustands von Anlagen

Die Zustandsdiagnose von Anlagen erfordert zunächst, mit der Hilfe von Sensoren den aktuellen Betriebszustand der jeweils überwachten Anlage laufend zu erfassen. Die Sensoren können als technische oder Anlagenschnittstelle eines Expertensystems aufgefaßt werden. Diese Schnittstelle bildet das Komplement zu der früher angesprochenen Benutzerschnittstelle von Expertensystemen. Über sie ist das Expertensystem mit der überwachten Anlage online verbunden¹⁷⁹⁾. Es besitzt die Qualität eines Anlagen- oder Systemmonitors.

Auf die ingenieurtechnische Aufgabe, ein Expertensystem über ein Sensorsystem an die Anlage anzubinden, deren Betriebsbereitschaft es zu überwachen gilt, wird nicht näher eingegangen. Zwar resultieren erhebliche praktische Probleme aus einem noch unbefriedigenden Entwicklungsniveau der Sensortechnologie. Doch betreffen diese Schwierigkeiten nicht das Konzept der Expertensysteme im engeren Sinne. Sie sind im Rahmen der Betriebsdatenerfassung zu lösen.

Von Interesse ist daher hier nur die weiterführende Funktion der Zustandsdiagnose, aus den sensorvermittelten Rohinformationen über den aktuellen Anlagenzustand abzuleiten, welcher Betriebsbereitschaftsgrad der Anla-

179) Vgl. Fox (1983), S. 158 u. 162f.

Die Anlagenschnittstelle kann selbst als ein Prä-Expertensystem ausgestaltet werden, das die ursprünglich anfallenden Sensorinformationen einer intelligenten Vorverarbeitung unterwirft. Hierdurch wird die Informationsflut, die das Haupt-Expertensystem zur Zustandsdiagnose verarbeiten muß, reduziert werden. Die Vorverarbeitung unterscheidet sich aber nicht grundsätzlich von den nachfolgend erörterten Leistungspotentialen von Expertensystemen für die Zustandsdiagnose. Daher wird auf solche Prä-Expertensysteme nicht näher eingegangen; vgl. hierzu Carls (1987), S. 394ff.; Eiben (1987), S. 106ff.

ge zukommt¹⁸⁰). Die größte Bedeutung kommt der graduellen Unterscheidung zu, ob sich eine Anlage, die betriebsbereit ist, im Normalzustand befindet oder im Zustand einer Betriebsstörung, welche die Betriebsbereitschaft der Anlage noch nicht unterbrochen hat, jedoch gefährdet. Nur im zweiten Fall einer Betriebsstörung ist es erforderlich, deren mutmaßlichen Ursachen zu diagnostizieren und störungsbeseitigende Maßnahmen für die Sicherung der Betriebsbereitschaft zu planen. Hinsichtlich der Expertensystem-Unterstützung für diese letztgenannten Diagnose- und Planungsaufgaben kann auf die entsprechenden Ausführungen in den Kapiteln 2.1 bzw. 2.2 verwiesen werden¹⁸¹).

Bei der vorgelagerten Diagnose des Betriebszustandes einer Anlage, die noch betriebsbereit, aber unter Umständen schon gestört ist, handelt es sich keineswegs um ein triviales Problem. Denn es muß die Vielfalt aller eingehenden Sensorinformationen, die jeweils isolierte Angaben über - zumeist physikalische - Anlagen- oder Prozeßparameter darstellen, zu einer hochgradig verdichteten Information über den Betriebsbereitschaftsgrad aggregiert werden¹⁸²).

180) Vgl. zu Konzepten für Expertensysteme mit der Fähigkeit, den Zustand komplexer Systeme zu diagnostizieren, Wittig (1985), S. 391ff.; Böhme (1986), S. 45f.

181) Einen Sonderfall stellen Expertensysteme dar, die nicht nur Anlagen auf Betriebsstörungen hin überwachen, sondern auch ihre eigene Sensorperipherie. Wenn diese Systeme erkennen, daß ein Sensor gestört ist, verzichten sie auf die Verarbeitung der von ihm eventuell weiterhin eintreffenden, aber unter Umständen fehlerhaften Informationen über die Zustände der überwachten Anlage. Auf diese Weise wird verhindert, daß die Zustandsdiagnose durch fehlerhafte Sensorinformationen verzerrt wird. Vgl. zu Konzepten für solche Expertensysteme mit der Fähigkeit zur Überwachung der eigenen Sensoren Fox (1983), S. 158ff.; Thompson, T. (1984), S. 324f.; Baldeweg (1986), S. 133. Auch Kellner (1986), S. 7V-5, weist auf die Ausfallmöglichkeit von Sensoren hin.

182) Vgl. Görz (1988), S. 1.1.

Expertensysteme für die Zustandsdiagnose erfüllen zwei Teilfunktionen. Erstens reduzieren sie in quantitativer Hinsicht die Fülle sensorvermittelter Rohinformationen durch Informationsverdichtung¹⁸³. Zweitens orientiert sich diese Verdichtung in qualitativer Weise an dem Diagnoseziel, nur solche Informationen herauszufiltern, die hinsichtlich der Erkenntnis einer möglichen Betriebsstörung relevant sind¹⁸⁴). In diesem qualitativen Verdichtungsaspekt liegt die Besonderheit von Expertensystemen gegenüber konventionellen Systemen für die Zustandsüberwachung begründet.

Die Informationsflut, die von den Überwachungssensoren einer Anlage übermittelt wird¹⁸⁵), läßt sich bereits auf konventionelle Weise einfach dadurch reduzieren, daß für jeden überwachten Parameter kritische Schwellenwerte vorgegeben werden¹⁸⁶). Die Betriebsbereitschaft der überwachten Anlage wird so lange als ausreichend beurteilt, wie diese Schwellenwerte eingehalten werden¹⁸⁷). Sobald ein solcher Wert jedoch über- oder unterschritten wird, liegt eine Gefährdung der Be-

183) Vgl. Baldeweg (1986), S. 57.

184) Vgl. Kellner (1986), S. 7V-5.

185) In technischen Anlagensystemen sind Ansammlungen von 500 und mehr Sensoren keine Seltenheit; vgl. Görz (1988), S. 1.1.

186) Vgl. Kellner (1986), S. 7V-3.

187) Die Gefährdungsanzeige bei Erreichen kritischer Schwellenwerte läßt sich dadurch verfeinern, daß Prognosetechniken hinzugezogen werden. Mit ihrer Hilfe ist es möglich, aus Zeitreihen für Merkmale, die Anlagenzustände in der Vergangenheit beschreiben, das künftige Erreichen der Schwellenwerte bereits mit zeitlichem Vorlauf vorherzusagen. Hierdurch wird ein früheres, vorbeugendes Einleiten bereitschaftssichernder Maßnahmen unterstützt. Aber auch die Anwendung solcher Prognosetechniken bleibt im Rahmen konventioneller Informationsverarbeitung. Daher überrascht es, daß mitunter als besondere Eigenschaft von Expertensystemen zur Bereitschaftssicherung angeführt wird, sie seien fähig, durch Trendanalysen zukünftige Betriebsstörungen zu prognostizieren; vgl. Dal Cin (1986), S. 93; Görz (1988), S. 1.2.

triebsbereitschaft der Anlage vor - oder sie ist bereits ausgefallen.

Diese konventionelle Informationsverdichtung bleibt allerdings auf die Auswertung jeweils isoliert betrachteter Sensorinformationen beschränkt. Sie ist sehr grob, weil sämtliche komplexen Effekte, die aus dem Zusammenwirken mehrerer Komponenten der überwachten Anlage resultieren, nicht erfaßt werden¹⁸⁸). Hinzu kommt, daß die kritischen Schwellenwerte starr definiert sind. Daher ist es nicht möglich, die Relevanz einer Sensorinformation bezüglich des jeweils zuletzt ermittelten Betriebszustands der Anlage zu beurteilen¹⁸⁹).

Die Wissensbasierung von Expertensystemen läßt es zu, Sensorinformationen nicht nur nach der Maßgabe starrer quantitativer kritischer Schwellenwerte zu beurteilen, sondern auch qualitativen Diagnoseregeln zu unterwerfen. In diesen Regeln ist das menschliche Erfahrungswissen codiert, welche Bedeutung den Sensorinformationen in Abhängigkeit vom zuletzt bekannten Anlagenzustand zukommt. Ebenso können Expertensysteme auf Prozeßmodelle zurückgreifen, welche die physikalischen Charakteristika derjenigen Prozesse beschreiben, die auf einer überwachten Anlage realisiert werden¹⁹⁰). Die Prozeßmodelle geben dann Aufschluß darüber, welche Bedeutung in der jeweils aktuellen Prozeßsituation einer Sensorinformation hinsichtlich einer möglichen Betriebsstörung zukommt. Beide vorgenannten Alternativen erlauben es, die konventionelle starre Auswertung von Sensorinformationen situationsabhängig auszugestalten.

188) Vgl. Kellner (1986), S. 7V-3.

189) Beispielsweise kann der gleiche hohe Temperaturwert, den ein Thermosensor aus einem Antriebsaggregat liefert, unter Vollast dieses Aggregats normal sein, während er bei geringer Auslastung des Aggregats oder dessen Anlaufen auf einen Schaden hinweisen würde, der einen bald eintretenden Aggregatausfall erwarten läßt.

190) Vgl. Schulz, H. (1986), S. 295ff.; Schulz, H. (1988), S. 33. Diese Prozeßmodelle erweitern die Anlagenmodelle von kausalen Diagnose-Expertensystemen.

Zu dieser Flexibilisierung der Informationsverdichtung gesellt sich als zweite Eigenart von Expertensystemen, eine weitaus mächtigere Menge potentieller Betriebsstörungen erkennen zu können als konventionelle Diagnosesysteme. Letztere halten zumeist in großvolumigen Datenbanken Listen mit Störungssymptomen vor, die mit den Sensorinformationen verglichen werden¹⁹¹). Diese "Positivlisten" besitzen jedoch zwei erhebliche Nachteile. Erstens ist für komplexe technische Anlagensysteme die Menge aller denkmöglichen Betriebsstörungen im allgemeinen überhaupt nicht bekannt (Wissensproblem)¹⁹²). Selbst wenn sie bekannt wäre, fiel sie so mächtig aus, daß sie unter den praktischen Ressourcenbeschränkungen der betrieblichen Informationsverarbeitung nicht umfassend gespeichert werden könnte (Volumenproblem). Daher sind Diagnosesysteme, die zum Erkennen von Betriebsstörungen auf Positivlisten bekannter Störungssymptome beruhen, in der Praxis zumeist in größerem Ausmaß unvollständig.

Expertensysteme für die Diagnose von Anlagenzuständen gehen dagegen vom entgegengesetzten "Negativansatz" aus, störungsrelevante Diskrepanzen aufzudecken. Sie brauchen das Wissen über Symptome von Betriebsstörungen nicht explizit vorzuhalten, sondern erschließen es situationsabhängig. Als Störungssymptome werden Differenzen identifiziert¹⁹³), um die tatsächlich beobachtete Merkmale einer überwachten Anlage von denjenigen Merkmalen abzuweichen, die im Normalzustand der Anlage - also

191) Es handelt sich um eine konventionelle Variante der früher angesprochenen Musterverarbeitung.

192) Vgl. z.B. Sharma (1986), S. 1057.

193) Vgl. zu diesem Differenzkonzept für Betriebsstörungen (und auch für Anlagenausfälle) Davis, R. (1982), S. 140; Davis, R. (1983), S. 409f. u. 422; White (1985), S. 35; Reiter (1987), S. 58 u. 62f.; de Kleer (1987), S. 101f.

bei korrekter Anlagenfunktion - hätten beobachtet werden müssen¹⁹⁴⁾.

Diese Rückführung von Ausfallsymptomen auf beobachtete Diskrepanzen gegenüber der korrekten Funktionsweise einer Anlage besitzt den Vorteil, die o.a. Wissens- und Volumenprobleme von konventionellen Diagnosesystemen zu verringern. Expertensysteme können auf kausale Anlagenmodelle zurückgreifen, um das Anlagenverhalten bei korrekter Funktionsweise in der jeweils aktuellen Produktionssituation simulativ zu bestimmen¹⁹⁵⁾. Die Repräsentation dieses Anlagenmodells in der Wissensbasis fällt wesentlich kompakter aus als das explizite Vorhalten aller bekannten Ausfallsymptome. Darüber hinaus können bislang unbekannte Betriebsstörungen dadurch aufgedeckt werden, daß die Sensorinformationen über den tatsächlichen Anlagenzustand vom erwarteten Zustand in einer Weise abweichen, mit der bis dahin nicht gerechnet wurde.

194) Es können Obergrenzen zulässiger Abweichungen zwischen beobachtetem und erforderlichem Anlagenverhalten eingeführt werden. Erst wenn diese überschritten werden, gilt eine Diskrepanz als störungsrelevant. Diese Obergrenzen verringern die Wahrscheinlichkeit fehlerhafter Zustandsdiagnosen, die aus technisch bedingten Unsicherheiten in der Informationsakquisition durch Sensorsysteme resultieren können. Allerdings wird ebenso die Wahrscheinlichkeit erhöht, tatsächliche Anlagenausfälle nicht zu diagnostizieren, solange die ausfallbedingten Symptome unterhalb der Diskrepanzschwelle bleiben. Dieses Problem, zwischen Fehlern 1. und 2. Art abzuwägen, ist aber nicht für Expertensysteme typisch, sondern gilt grundsätzlich für alle Hypothesen über Systemzustände unter stochastischen Erkenntnisbedingungen. Diesbezüglich wird auf die einschlägige statistische Literatur verwiesen.

195) Die Obergrenzen für zulässige Diskrepanzen, die in der voranstehenden Fußnote skizziert wurden, bedeuten zugleich eine dynamische Version der o.a. kritischen Schwellenwerte, deren Überschreiten als Indiz für eine Betriebsstörung gewertet wird. Denn die Schwellenwerte werden jetzt auf der Grundlage der Simulation des Anlagenmodells situationsabhängig bestimmt und somit ständig aktualisiert. Vgl. zu dynamisch ermittelten Schwellenwerten (allerdings ohne expliziten Bezug auf kausale Anlagenmodelle) Biswas (1985), S. 122.

Darüber hinaus zeichnen sich Expertensysteme für die Diagnose von Betriebsstörungen durch den Effekt der Wissensakkumulation aus. Hierbei wird das Erfahrungswissen bezüglich der Interpretation von Sensorinformationen, das in der Vergangenheit mit den überwachten oder baugleichen Anlagen gesammelt wurde, in der Wissensbasis eines Expertensystems zusammengetragen. Dort steht es als umfangreiches Interpretationswissen zur Verfügung, das oftmals das Sachwissen einer einzelnen, mit der jeweils betroffenen Anlage vertrauten Arbeitskraft übersteigt. Beispielsweise kann dieses Interpretationswissen aus der Anlagenerprobung durch den Anlagenhersteller (Simulation des Anlagenverhaltens unter verschiedenen Betriebsbedingungen), aus Erfahrungen anderer Unternehmungen mit baugleichen Anlagen oder aus der Analyse des früheren Betriebsverhaltens der überwachten Anlage stammen.

Dieses Erfahrungswissen über die Interpretation von Sensorinformationen kann sich u.a. auch auf "time lags" erstrecken, die gewöhnlich zwischen charakteristischen Sensorinformationen und späteren Betriebsstörungen liegen. Es lassen sich Expertensysteme vorstellen, die dieses Wissen benutzen, um zukünftig zu erwartende Betriebsstörungen zu prognostizieren und vorbeugend-bereitschaftssichernde Maßnahmen frühzeitig einzuleiten¹⁹⁶). Im Gegensatz zu konventionellen Prognosetechniken werden hierbei nicht (nur) numerische Zeitreihen mittels Trendanalyse fortgeschrieben, sondern vielfältige qualitative Informationen aus dem o.a. Erfahrungswissen einbezogen¹⁹⁷).

Hinsichtlich solcher qualitativen oder wissensbasierten Prognosetechniken erweist sich die Fähigkeit von Expertensystemen zur Mustererkennung in Verbindung mit ihrer Lernfähigkeit als besonders interessant. Denn ein Expertensystem läßt sich so auslegen, daß es wäh-

196) Vgl. Kellner (1986), S. 7V-12.

197) Vgl. Schmidt, T. (1987), S. 413, mit einer detaillierten Übersicht über mögliche qualitative Prognoseeinflüsse auf S. 434.

rend des Anlagenbetriebs laufend die Informationstupel aufzeichnet, die einerseits aus den Rohinformationen der Überwachungssensoren und andererseits aus dem Betriebszustand der Anlage bestehen. Durch KI-Methoden aus dem Bereich der Mustererkennung können aus diesen Informationstupeln charakteristische Sensorinformationsmuster gewonnen werden, die darin übereinstimmen, Betriebsstörungen der überwachten Anlage vorangegangen zu sein.

Mit Hilfe weit fortgeschrittener Konzepte aus der Erforschung lernfähiger Automaten ist es grundsätzlich möglich, die Assoziation dieser charakteristischen Sensorinformationsmuster mit Gefährdungen der Betriebsbereitschaft automatisch als Regeln zu verdichten¹⁹⁸⁾. Diese Regeln erweitern das Interpretationswissen des Expertensystems, das bei einer zukünftigen Wiederholung eines der o.a. Informationsmusters eine entsprechende Warnung vor drohenden Betriebsstörungen als Zustandsdiagnose ausgibt. Auf diese Weise läßt sich das menschliche Erfahrungswissen für die Interpretation von Sensorinformationen durch das Erfahrungswissen von lernfähigen Automaten ergänzen. Hierdurch wird der wissensbezogene Akkumulationseffekt von Expertensystemen verstärkt.

Zugleich erfolgt ein Beitrag zum eingangs skizzierten Problem, daß die Vorgabe kritischer Schwellenwerte für isolierte Sensorinformationen die Wechselwirkungen technischer (inter)dependenter Anlagenkomponenten nicht zu erfassen vermag. Die Komplexität der überwachten Systeme ist in der Praxis zumeist so hoch, daß es unter den üblichen Ressourcenbeschränkungen für die Wechselwirkungsanalyse nicht möglich ist, diejenigen Wertekombinationen von Rohinformationen aus Multisensorsystemen vollständig vorherzusagen, die unter realen Betriebs-

198) Dieses Konzept entspricht weitgehend dem Erlernen von Informationsmustern, die mit Anlagenausfällen assoziiert sind. Hierauf wurde bereits im Zusammenhang mit Expertensystemen für die Ursachendiagnose eingegangen.

bedingungen einer Anlage Gefährdungen ihrer Betriebsbereitschaft anzeigen¹⁹⁹⁾.

Mit der Hilfe mustererkennender und -lernender Expertensysteme kann diese Wechselwirkungsproblematik zwar nicht beseitigt, aber im Zeitablauf verringert werden. Denn durch den zuvor skizzierten Prozeß der Extraktion von Sensorinformationsmustern, die für Gefährdungen der Betriebsbereitschaft charakteristisch sind, können die benötigten kritischen Wertekombinationen der Sensorinformationen erlernt werden²⁰⁰⁾.

Diese automatische Akquisition von Diagnosewissen für Multisensorsysteme sollte zwar vornehmlich während der Anlagenerprobung erfolgen, um die Phase der Anlagennutzung von unbeabsichtigten Unterbrechungen der Betriebsbereitschaft möglichst frei zu halten. Da jedoch das Wissen über die Gesamtheit aller möglichen Betriebszustände komplexer Anlagen - z.B. von Kraftwerken - in der Realität vor deren Routinebetrieb immer unvollständig ist, wird es sich im allgemeinen nicht vermeiden lassen, die Wissensbasis eines Diagnose-Expertensystems während der Anlagennutzung um zuvor unbekannte Muster kritischer Sensorinformationen zu erweitern. Daher stellt die dynamische Wissensakkumulation von lernfähigen Expertensystemen ein Gegengewicht²⁰¹⁾ zur Unvollständigkeit des menschlichen Wissens über Anlagen dar, deren Komplexität - im strengen Sinne der

199) Vgl. Sharma (1986), S. 1057ff., in bezug auf Kernkraftwerke.

200) Vgl. ansatzweise Kellner (1986), S. 7V-6.

201) Dies bedeutet jedoch keineswegs, daß durch den Einsatz von Expertensystemen die Anlagen nunmehr vollständig beherrscht würden. Eine Reduzierung von Wissensdefiziten über kritische Muster von Sensorinformationen durch den Wissenserwerb von lernfähigen Expertensystemen bietet niemals die Gewährleistung, diese Defizite vollständig überwunden zu haben.

Prognose aller theoretisch möglichen Anlagenzustände - nicht mehr vollständig beherrscht wird²⁰²⁾.

In Forschungsinstituten werden bereits mehrere Expertensystem-Prototypen entwickelt, die in der Lage sind, charakteristische Muster in großen Informationssammlungen zu erkennen, diese Muster in Regeln mit Sachverhalten - wie der o.a. Gefährdung der Betriebsbereitschaft einer Anlage - zu assoziieren und schließlich ihre Wissensbasis um diese Regeln als Lernfortschritt zu erweitern²⁰³⁾. Doch werden zur Zeit noch keine Expertensysteme mit derartigen Fähigkeiten für den kommerziellen Einsatz angeboten, die sich im Bereich der Bereitschaftssicherung komplexer Anlagen für die Diagnose der Anlagenzustände nutzen ließen. Daher besitzen die voranstehenden Ausführungen zum Expertensystem-Einsatz derzeit noch rein konzeptionellen Charakter.

202) Es könnte weiterführend argumentiert werden, es sei besser, auf solche Anlagen mit nur unvollständig beherrschter Komplexität von vornherein zu verzichten, als zu hoffen, die Beherrschungsdefizite nachträglich durch Expertensysteme teilweise zu kompensieren. Die Erörterung dieses Aspekts liegt außerhalb der hier behandelten Thematik, die Einsatzmöglichkeiten von Expertensystemen zu analysieren. Allerdings sei zumindest auf die Problematik verwiesen, daß der o.a. strenge Maßstab der Komplexitätsbeherrschung, alle theoretisch möglichen Anlagenzustände auf dem Niveau der Zustandsabbildung durch Sensorinformationen prognostizieren zu können, bereits durch Anlagen von der Komplexität einer Verbrennungskraftmaschine (eines Ottomotors z.B.) nicht mehr erfüllt wird.

203) Vgl. Zelewski (1986), S. 663, und die dort angeführte Literatur.

3.3 Ausblick auf die Integration von Potentialsicherung und Prozeßsteuerung

Die Sicherung der Betriebsbereitschaft einer Anlage erstreckt sich zunächst nur auf den faktororientierten Aspekt, das Leistungspotential des Produktionsfaktors "Anlage" zur Nutzung bereitzuhalten. Wenn jedoch während des produktiven Einsatzes einer Anlage die Gefährdung ihrer Betriebsbereitschaft diagnostiziert wird, bedeuten die Maßnahmen zur Bereitschaftssicherung im allgemeinen einen Eingriff in die aktuell realisierten Produktionsprozesse. Daher betrifft die Planung bereit-schaftssichernder Maßnahmen auch den prozeßorientierten Aspekt der Produktionssteuerung.

Im Gegensatz zu den o.a. bereit-schaftswiederherstellenden Expertensystemen für die Instandsetzung und die Wiederinbetriebnahme bereits ausgefallener Anlagen beziehen sich die nachfolgend angesprochenen Expertensysteme primär auf die laufende Produktion. Sie unterstützen sowohl die anlagenbezogene Betriebsbereitschafts-Sicherung als auch die prozeßbezogene Produktionssteuerung. Hierdurch erweitern sie die Funktionalität der Anlagen- oder Systemmonitore, die oben nur im Hinblick auf die Zustandsdiagnose von Anlagen eingeführt wurden. Die Systemmonitore umfassen nunmehr auch die Sicherung der Leistungsbereitschaft der überwachten Anlagen und die Steuerung der dort realisierten Produktionsprozesse²⁰⁴⁾.

204) Vgl. zu diesem erweiterten Verständnis von Systemmonitoren Raulefs (1985), S. 795.

Auf konzeptioneller Ebene werden solche Systemmonitore i.w.S. schon in ersten Ansätzen näher untersucht²⁰⁵). Sie werden oftmals als intelligente Leitstandssysteme betrachtet, die - im Hinblick auf Fertigungsanlagen - eine Synthese aus konventionellen Fertigungsleitständen und Expertensystemen bilden. Zur Steuerung der laufenden Produktionsprozesse wenden sie konventionelle, in ihrer Ausführung effiziente und erprobte Software an. Um Betriebsstörungen zu erkennen, wird auf die o.a. Konzepte der Zustandsdiagnose zurückgegriffen. Gegebenenfalls werden Handlungspläne automatisch synthetisiert, um den Normalzustand gestörter Anlagen wiederherzustellen oder Produktionsprozesse in die Ausführungsvorgaben aus der Prozeßplanung zurückzuführen. Hierbei läßt sich das Konzept der automatischen Softwaresynthese anwenden, um Steuerungssoftware für solche Prozeßsituationen bedarfsabhängig zu erzeugen, die von der konventionellen Steuerungssoftware nicht abgedeckt werden. Falls die Betriebsstörungen zu Betriebsunterbrechungen geführt haben, können die o.a. Unterstützungsleistungen zur Wiederherstellung der Betriebsbereitschaft genutzt werden.

205) Vgl. Moore (1984), S. 569ff.; Wittig (1985), S. 384ff., insbesondere S. 387ff. u. 392ff.; Biswas (1985), S. 121ff.; Sharma (1986), S. 1057ff., insbesondere S. 1060ff., mit einem ambitionierten Konzept für Systemmonitore auf Expertensystem-Basis; Kellner (1986), S. 7V-7ff., in Verbindung mit S. 7V-4; Eiben (1987), S. 104ff. (in bezug auf Leitwarten für den Betrieb von Energieversorgungsnetzen) in Verbindung mit S. 115.

In dieser Arbeit werden intelligente Leitstandssysteme nur insoweit berücksichtigt, als der Aspekt der Bereitschaftssicherung von Anlagen im Vordergrund steht. Der Aspekt der Prozeßsteuerung tritt nur als ergänzendes Moment hinzu. Dagegen existiert eine größere Anzahl von Expertensystemen, die primär für die Steuerung von Produktionsprozessen unter Realzeitbedingungen entwickelt wurden, jedoch den Aspekt der Bereitschaftssicherung weitgehend vernachlässigen. Solche Expertensysteme für die Prozeßsteuerung werden hier nicht näher behandelt; vgl. etwa Zelewski (1988b), S. 87ff., und die dort angeführte Literatur.

Aus der Integration von Potentialsicherung und Prozeßsteuerung resultiert ein neuartiges Phänomen, das bei der Wiederherstellung der Betriebsbereitschaft bereits ausgefallener Anlagen nicht wirksam werden kann. Es handelt sich um den Zwang, die bereitchaftssichernden Maßnahmen unter Realzeitbedingungen zu planen und einzuleiten. Dieser Zwang folgt aus der Prämisse, daß auf der Anlage, deren Betriebsbereitschaft gefährdet ist, ein Produktionsprozeß abläuft.

Dieser Produktionsprozeß kann einerseits den Betriebszustand der gefährdeten Anlage laufend verändern - insbesondere noch kritischer werden lassen -, während andererseits die Maßnahmen zur Bereitschaftssicherung den Produktionsprozeß zu stören vermögen. Aus dem komplexen dynamischen Wechselwirken zwischen Prozeßablauf und aktuellem Anlagenzustand folgen Restriktionen ("Realzeitbedingungen") hinsichtlich der Zeitspannen, innerhalb derer Sicherungsmaßnahmen ergriffen und ausgeführt sein müssen. Diese rasche Reaktion ist notwendig, um die Anlage betriebsbereit zu halten und den Produktionsprozeß nicht zu unterbrechen.

Ein plastisches Beispiel liefern die Bereitschaftssicherung und die Steuerung der Energieerzeugung in Kernkraftwerken. Wenn die Sensoren im primären Kühlmitelkreislauf eine Druckschwankung anzeigen, die auf eine Gefährdung der Betriebsbereitschaft verweist, stehen im allgemeinen nur eng begrenzte Zeiträume zur Verfügung, innerhalb derer die wahrscheinlichsten Ursachen für die Druckschwankungen diagnostiziert und bereitchaftssichernde Aktivitäten geplant werden müssen. Dies kann bis hin zur Unterbrechung des Produktionsprozesses durch Notabschaltung des Reaktorbetriebs und zur Planung von Maßnahmen für die spätere Wiederinbetriebnahme des Reaktors führen. Eine derart umfassende Anlagensicherung und Prozeßsteuerung verleiht Expertensy-

stemem die Qualität von automatischen Krisenmanagementsystemen²⁰⁶).

In solchen zeitkritischen Situationen besteht ein Dilemma. Einerseits stellen die Ursachendiagnose und Maßnahmenplanung in der Regel derart komplexe Aufgaben dar, daß ihre sorgfältige Erfüllung erhebliche Zeit benötigt. Andererseits steht infolge der Realzeitbedingungen eben diese Zeit nicht zur Verfügung. Hinzu kommt der psychologische Aspekt, daß die Qualität der Aufgabenerfüllung durch Arbeitskräfte, die unter erheblichem zeitlichen Streß stehen, im allgemeinen sinkt²⁰⁷). Dies widerspricht jedoch dem Erfordernis der sorgfältigen Diagnose- und Planungsleistung. Hinsichtlich der Planungsaufgabe führt der Zeitdruck oftmals dazu, daß die möglichen Nebenwirkungen von Maßnahmen zur Sicherung der Betriebsbereitschaft nicht mehr detailliert untersucht werden können.

Unter diesen Voraussetzungen weist der Einsatz von Expertensystemen den bemerkenswerten Effekt der Fristentransformation bei der Anwendung von Diagnose- und Planungswissen auf. Experten können während der Konstruktion oder der Erprobung einer Anlage ihr Wissen über mögliche Störungsursachen dieser Anlage und geeignete Maßnahmen zur Bereitschaftssicherung streßfrei in die Wissensbasis eines Expertensystems einbringen. Wenn das Expertensystem über ein kausales Modell der Anlage verfügt, können in diesem Modell bereitschaftssichernde Maßnahmen hinsichtlich ihrer Wirksamkeit und unbeabsichtigter Nebeneffekte simuliert werden. Auf diese Weise ist es möglich, Fehlplanungen zu vermeiden, die

206) Vgl. zu Expertensystem in der Funktion von Krisenmanagementsystemen Govindaraj (1982), S. 513; Feigenbaum (1983), S. 129; de Ville (1986), S. 3V-3.

207) Vgl. Bastenaire (1987), S. 61. Baldeweg (1986), S. 99, referiert, beim Unglücksfall in Harrisburg hätten innerhalb von 30 Sekunden von der Mannschaft in der Kraftwerksleitwarte etwa 80 Alarmmeldungen berücksichtigt werden müssen; dies überfordere das menschliche Verarbeitungsvermögen.

unter Realzeitbedingungen hätten eintreten können, wenn Nebenwirkungen der Maßnahmen nicht hinreichend berücksichtigt worden wären²⁰⁸). Während des Anlagenbetriebs läßt sich dagegen die hohe Operationsgeschwindigkeit informationsverarbeitender Automaten nutzen, um das zuvor eingebrachte Wissen bei Gefährdungen der Betriebsbereitschaft schneller auszuwerten und hieraus entsprechende Maßnahmen rascher abzuleiten, als es Menschen möglich wäre²⁰⁹).

Die Maßnahmen können entweder Arbeitskräften zur Ausführung vorgeschlagen oder - vor allem bei besonders engen Realzeitbedingungen - automatisch ausgeführt werden. Hinsichtlich der automatischen Maßnahmenausführung sind die Einschränkungen des Expertensystemeinsatzes zu berücksichtigen, die aus unzutreffenden Ursachendiagnosen, unvollständigen Anlagenmodellen oder unzulänglichen Inferenzmethoden resultieren. Sie wurden bereits im Kontext der Bereitschaftswiederherstellung ausgefallener Anlagen dargestellt. Alle drei vorgenannten Effekte können dazu führen, daß die vom Expertensystem geplante und ausgeführte Maßnahme die Sicherungs- und Steuerungsaufgabe nicht erfüllt. Bei der Erstellung des Nutzungskonzepts des Expertensystems muß daher abgewogen werden, ob die Vorteile der schnellen, vollautomatischen Maßnahmenrealisierung in zeitkritischen Situa-

208) Vgl. Epstein (1986), S. 23.

209) Es wird hier vorausgesetzt, daß ein Expertensystem grundsätzlich in der Lage ist, die Maßnahmen zur Anlagensicherung und Prozeßsteuerung mindestens so schnell zu planen - und gegebenenfalls auch auszuführen -, daß die im Realzeitbetrieb exogen vorgegebenen Fristen für die Maßnahmenrealisierung eingehalten werden können. Von den tatsächlich existierenden Effizienzproblemen der Expertensystem-Technologie, die zumindest derzeit noch eine erhebliche Rolle spielen können, wird abstrahiert. Bei der konkreten Entscheidung, ein Expertensystem einzusetzen, müssen diese Effizienzaspekte jedoch zusätzlich berücksichtigt werden. Vgl. zur mitunter geringen Ausführungseffizienz von Inferenzprozessen in Expertensystemen Zelewski (1986), S. 932ff., und die dort angegebene Literatur.

tionen ausreichen, um die Inkaufnahme von potentiell fehlerhaften Maßnahmen zu rechtfertigen²¹⁰⁾.

Gerade im Hinblick auf Kernkraftwerke²¹¹⁾ haben die problematischen Erfahrungen mit der menschlichen Diagnose- und Planungsqualität in zeitkritischen Situationen, wie sie z.B. bei den Reaktorkrisen von Harrisburg und Tschernobyl vorlagen²¹²⁾, die Entwicklung von Expertensystemen für die integrierte Anlagensicherung und Prozeßsteuerung stimuliert²¹³⁾. So liegen bereits

210) Bei dieser Abwägung ist allerdings zu beachten, daß der Hinweis auf die Gefahr von fehlerhaften Maßnahmenplanungen durch ein Expertensystem nicht stringent zu rechtfertigen vermag, auf die automatische Maßnahmenausführung zu verzichten. Denn auch die Menschen, die den Maßnahmenvorschlag eines Expertensystems überprüfen sollen, können bei ihrer Vorschlagsbewertung irren. Daher müssen die Risiken gegeneinander abgewogen werden, die einerseits aus den praktischen Einschränkungen von Expertensystemen und andererseits aus den Irrtumsmöglichkeiten menschlicher Intelligenz resultieren.

Die Frage, ob Expertensystemen die Kompetenz übertragen werden soll, die von ihnen geplanten Maßnahmen auch automatisch auszuführen, wird bei Zelewski (1986), S. 791 (Fußnote 1), 795f., 1107ff. u. 1122ff., näher erörtert. Vgl. auch Floyd (1985), S. 3ff., die sich kritisch mit Schwierigkeiten autonom handelnder informationsverarbeitender Automaten auseinandersetzt.

211) Ein anderes Einsatzgebiet von Expertensystemen zur Krisenbewältigung unter Realzeitbedingungen sind off shore-Plattformen für die Erdölexploration. Hierfür wurde das Expertensystem ESCORT (für "Expert System for Complex Operations in Real Time") entwickelt, das allerdings in Krisensituationen keine autonomen Aktionen auszuführen vermag. Es unterbreitet lediglich Arbeitskräften entsprechende Handlungsempfehlungen. Vgl. hierzu de Ville (1986), S. 3V-2ff.

212) Vgl. Feigenbaum (1983), S. 128f.; Zelewski (1986), S. 800f.; Kellner (1986), S. 7V-14; Epstein (1986), S. 24; Baldeweg (1986), S. 99.

213) Kernkraftwerke werden mehrfach als prädestinierte Einsatzbereiche von Expertensystemen genannt, welche die Betriebsbereitschaft komplexer Anlagensysteme sichern sollen. Vgl. zu dieser Ansicht Nelson (1982), S. 296; Underwood (1982), S. 302; Yamada (1983), S. 228f.; Feigenbaum (1983), S. 128f.; Sharma (1986), S. 1057ff.; Kellner (1986), S. 7V-4.

mehrere Prototypen vor, die diese Aufgabe für besonders kritische Kernkraftwerkskomponenten - wie etwa den primären Kühlmittelkreislauf - erfüllen sollen. Ihr tatsächlicher Einsatz als Kraftwerksmonitore setzt jedoch die gründliche Verifikation ihres Leistungsanspruchs voraus. Sie steht bisher noch aus, wurde zumindest noch nicht in öffentlich zugänglicher Form dokumentiert. Als Beispiele für diese Expertensysteme sei auf die Exemplare NPPC²¹⁴), OA²¹⁵) und REACTOR²¹⁶) verwiesen²¹⁷). Auch bei der Interatom GmbH wird zur Zeit an solchen Expertensystemen gearbeitet²¹⁸).

Das Beispiel der Kernkraftwerke mag im Hinblick auf die Thematik "Fabrik der Zukunft" abwegig erscheinen, sofern mit dem Fabrikbegriff die Produktionsprozesse der Teilefertigung und -montage assoziiert werden. Doch läßt sich das Konzept der Fristentransformation bei der Anwendung von Diagnose- und Planungswissen durch Expertensysteme ohne Schwierigkeiten auf die Fabrikation von Stückgütern übertragen²¹⁹).

Die komplexen technischen Anlagesysteme, die für die Fabrik der Zukunft zur weitgehend automatisierten Realisierung von Fertigungsprozessen erwartet werden, bereiten im Falle einer Betriebsstörung ähnlich zeitaufwendige Diagnose- und Planungsprobleme bezüglich der Sicherung ihrer Betriebsbereitschaft, wie es bei Kern-

214) NPPC steht für "Nuclear Power Plant Consultant"; vgl. Underwood (1982), S. 302ff.; Struß (1983), S. 13; Walker (1986), S. 97.

215) OA steht für "Operator Advisor"; vgl. zu diesem Expertensystem, das bereits recht praxisnah für das belgische Kernkraftwerk Doel entwickelt wird, Bastenaire (1987), S. 61ff.

216) Vgl. Nelson (1982), S. 296ff.

217) Vgl. zu weiteren Expertensystemen dieser Art Lusk (1983), S. 41ff.; Yamada (1983), S. 228f.; Motoda (1984), S. 582ff.; Epstein (1986), S. 23f.; Baldeweg (1986), S. 124ff., insbesondere S. 127ff.; Walker (1986), S. 166ff.; Guillermand (1987), S. 315ff.; Gondran (1987), S. 75.

218) Vgl. Kellner (1986), S. 7V-14; o.V. (o.J.), S. 23ff.

219) Vgl. Kellner (1986), S. 7V-4 u. 7V-14.

kraftwerken der Fall ist. Angesichts der hohen Kapitalbindung im Anlagevermögen, der bei einer störungsbedingten Beeinträchtigung der laufenden Fertigungsprozesse keine - oder nur erheblich reduzierte - kapitalfreisetzende Einzahlungen aus Erlösen hergestellter und abgesetzter Produkte gegenüberstünden, liegt auch ein deutlich Zeitzwang vor, die Störung des Anlagensystems in kurz bemessener Frist zu beseitigen²²⁰).

Daher könnten die Konzepte für Expertensysteme, die zur Bereitschaftssicherung von Kernkraftwerken untersucht werden, auf die analoge Sicherung der Betriebsbereitschaft von Fabrikanlagen übertragen werden. Entsprechende "Fabrikmonitore" werden allerdings derzeit von der KI-Forschung noch kaum angeboten. Ex existieren jedoch Prototypen, die das Konzept der Fabrikmonitore in ersten Ansätzen verwirklichen.

Zu den bekanntesten Expertensystemen für die kombinierte Bereitschaftssicherung und Produktionssteuerung gehört das Exemplar PICON²²¹). Mit seiner Hilfe können bis zu 20.000 Einzelbeobachtungen aus einer überwachten Fabrik erfaßt und unter Realzeitbedingungen verdichtet werden, um Arbeitskräfte in einem Leitstand durch Alarmmeldungen über Betriebsstörungen und Empfehlungen für gegensteuernde Maßnahmen zu unterstützen. Ein vollautomatisches Sichern und Steuern der überwachten Anlagen bzw. Produktionsprozesse wird also noch nicht realisiert. Als Besonderheit wird jedoch eine automatische Fokussierung auf "wesentliche" Eingriffsbereiche verwirklicht. Wenn das Expertensystem eine Betriebsstörung erkennt, wird die Sensorbeobachtung der Störungsumge-

220) Vgl. Wildemann (1987), S. 37.
Allerdings besitzt hier der Zeitzwang dispositiven Charakter, während er in Kernkraftwerken überwiegend technisch bedingt ist.

221) PICON steht für "Process Intelligent CONTROL"; vgl. hierzu Moore (1984), S. 570ff.; Knickerbocker (1985), S. 61ff.; Wittig (1985), S. 391f. u. 395f.; Walker (1986), S. 115f.

bung intensiviert, um die Störungsquelle möglichst rasch lokalisieren zu können²²²⁾.

Ein Expertensystem, das schon derzeit sowohl auf Betriebsstörungen als auch auf den Normalbetrieb von Anlagensystemen angewendet werden kann, stellt das Exemplar KARL²²³⁾ dar. Allerdings sind hier die Fähigkeiten zur Auswertung großer Volumen von Sensorinformationen unter Realzeitbedingungen nicht so deutlich ausgeprägt wie beim System PICON.

Im Bereich der automatischen Informationsverarbeitung werden ebenfalls bereitschaftssichernde Systemmonitore angeboten. So unterstützt das Expertensystem YES/MVS²²⁴⁾ den Realzeit-Betrieb von Rechenanlagen, die unter dem Betriebssystem "MVS" gefahren werden.

Weitere Ansätze zur Integration von Potentialsicherung und Prozeßsteuerung befinden sich noch überwiegend in der Konzeptphase. So wird etwa im Verbundprojekt TEX-I²²⁵⁾, das vom Bundesministerium für Forschung und Technologie gefördert wird, ein Kern-Expertensystem entwickelt, daß die Prozeßsteuerung mit dem Erkennen von Betriebsstörungen und der Diagnose mutmaßlicher Störungsursachen kombinieren soll. Es ist beabsichtigt, auf seiner Basis mehrere Expertensysteme als Realzeit-Monitore für unterschiedliche industrielle Produktionssysteme abzuleiten.

222) Während die vorgenannten Funktionen, die sich vornehmlich auf das Erkennen und Behandeln von Betriebsstörungen erstrecken, bereits implementiert sind, wird die "Optimierung" der Steuerung laufender Produktionsprozesse erst für die Zukunft angestrebt; vgl. Moore (1984), S. 573.

223) KARL steht für "Knowledge Application of Rule-based Logic; vgl. hierzu Knaeuper (1985), S. 711ff.

224) YES/MVS steht für "Yorktown Expert System for MVS Systems" (MVS für: "Multiple Virtual Storage"); vgl. hierzu Griesmer (1983), S. 130ff.

225) TEX-I steht für "Technische Expertensysteme zur Dateninterpretation, Diagnose und Prozeßführung; vgl. hierzu Bathelt (1987), S. 308ff.; Carls (1987), S. 394ff.

Unter der Führerschaft der Krupp Atlas Elektronik GmbH haben sich mehrere europäische Unternehmungen und Forschungsinstitutionen zu dem Projekt KRITIC²²⁶⁾ mit dem Ziel zusammengeschlossen, ein allgemeingültiges Entwurfskonzept für Expertensysteme zu erarbeiten. Diese Systeme sollen für industrielle Anwendungsbereiche mit hoher organisatorischer Komplexität die Diagnose von Betriebsstörungen und die Prozeßsteuerung unter Realzeitbedingungen unterstützen. Die Bereitschaftssicherung und Steuerung von Flexiblen Fertigungssystemen würden hierfür eine typische Applikation bilden²²⁷⁾.

Eine besondere Variante der Anlagensicherung und Prozeßsteuerung liegt vor, wenn ein Anlagensystem redundant ausgelegt ist. Dies ist der Fall, wenn es mehrere Anlagen umfaßt, die zur Erfüllung derselben Produktionsaufgabe geeignet sind. Unter diesen Voraussetzungen kann das Konzept der automatischen Lastverteilung angewendet werden, um trotz des Ausfalls einer Anlage die Betriebsbereitschaft des gesamten Anlagensystems aufrechtzuerhalten und die in ihm ausgeführten Prozesse zu steuern.

Erste Realisierungen dieses Konzepts, die noch nicht unter dem anspruchsvollen Etikett "Expertensystem" auftraten, wurden für automatische Informationsverarbeitungssysteme mit Multiprozessor-Architekturen verwirklicht²²⁸⁾. Im Fall einer Betriebsunterbrechung werden der ausgefallene Prozessor lokalisiert, die Verarbei-

226) KRITIC steht für "Knowledge Representation and Inference Techniques in Industrial Control; vgl. hierzu Rathke (1985), S. 23; Wittig (1986), S. 1ff.; o.V. (1986), S. 24; Arlabosse (1987), S. 380ff.

227) Allerdings wurde das KRITIC-Konzept bisher noch nicht auf diese Anwendung bezogen. Vielmehr fand es - in der Gestalt von Prototyp-Expertensystemen - Einsatz zur Diagnose von Fernmeldevermittlungseinrichtungen sowie zur Lastverteilung in Verteilungs- und Fortleitungsnetzen für elektrische Energie.

228) Vgl. Heger (1977), S. 48ff.; Hinderer (1980), S. 42ff.; Dal Cin (1981), S. 285ff.; Maehle (1981), S. 307ff.

tungsoperationen auf die noch betriebsbereiten Prozessoren verteilt und unter Umständen auch Reparatur- oder Austauschpläne für den defekten Prozessor unterbreitet.

Es liegt nahe, das Konzept der automatischen Lastverteilung auf die Bereitschaftssicherung und Prozeßsteuerung von Flexiblen Fertigungssystemen in der Fabrik der Zukunft zu übertragen. Denn solche Systeme realisieren ihre Fertigungsflexibilität oftmals dadurch, daß sie mehrere Anlagen enthalten, welche die gleiche Fertigungsaufgabe erfüllen können. Expertensysteme, welche die ausfallinduzierte automatische Lastverteilung in solchen Fertigungssystemen verwirklichen, sind jedoch noch nicht bekannt geworden.

Sie werden allerdings schon für die automatische Lastverteilung zur Bereitschaftssicherung von Versorgungsnetzen, insbesondere von Netzen für die Verteilung und Fortleitung von elektrischer Energie, vorgeschlagen²²⁹). Ein erster Prototyp wurde bereits erstellt. Es handelt sich um das Exemplar PARES²³⁰), das die Lastneuverteilung nach einem Kurzschluß in elektrischen Freileitungsnetzen unterstützt.

Über die voranstehend erörterten potentialsichernden und prozeßsteuernden Eigenschaften von Fabrikmonitoren hinaus können diese als Expertensysteme so ausgestaltet werden, daß ihre Bedienung durch Arbeitskräfte in der Fabrik der Zukunft wesentlich benutzerfreundlicher ausfällt²³¹), als es derzeit beispielsweise bei der Nutzung konventioneller Leitstandssysteme der Fall ist. Herausragendes Kennzeichen dieser Fabrikmonitore auf Expertensystembasis ist ihre kooperative Benutzer-

229) Vgl. Feigenbaum (1983), S. 129; Wittig (1985), S. 385ff.; Arlabosse (1987), S. 383f.

230) Vgl. Eiben (1987), S. 104 u. 110ff.

231) Der entscheidende Beitrag der Künstlichen Intelligenz zur benutzerfreundlichen Gestaltung von Expertensystemen für die Bereitschaftssicherung von Anlagen wird auch von Baldeweg (1986), S. 58 u. 99ff., hervorgehoben.

schnittstelle, die bereits oben im Kontext der intelligenten Informationsbanksysteme eingeführt wurde.

Die Monitornutzung wird erstens durch die angenähert natürlichsprachliche Mensch-Maschine-Kommunikation erleichtert²³²⁾. Zweitens wirkt sich die informationsfilternde Funktion von Expertensystemen positiv aus, die bereits hinsichtlich der Zustandsdiagnose überwachter Anlagen beschrieben wurde. Sie entlastet den Monitornutzer von der Informationsflut, die von den Sensoren der überwachten Maschinen im Rahmen der Betriebsdatenerfassung laufend übermittelt wird. Der Nutzer kann sich auf die verdichtete, wesentliche Information konzentrieren, ob Betriebsstörungen oder -unterbrechungen vorliegen und - gegebenenfalls - welche bereitschaftssichernden bzw. -wiederherstellenden Maßnahmen empfohlen werden. In besonders zeitkritischen Situationen kann das Expertensystem - unter dem Vorbehalt der früher diskutierten Probleme solcher autonomen Automatenhandlungen - diese Maßnahmen auch selbständig auslösen und hierüber den Nutzer in Kenntnis setzen.

232) Vgl. Biswas (1985), S. 122; Baldeweg (1986), S. 58.

Literaturverzeichnis

Abramovici, M.; Breuer, M.A.: Fault Diagnosis Based on Effect-Cause Analysis: An Introduction, in: Proceedings of the 17th Design Automation Conference, New York 1980, S. 69-76.

Addis, T.R.: Towards an 'expert' diagnostic system, in: ICL Technical Journal, International Computers Ltd., o.Jg. (1980), S. 79-105.

Althoff, K.; Nökel, K.; Rehbold, R.: MOLTKE - Models, Learning and Temporal Knowledge in an Expert System for Technical Diagnosis, in: o.V.: Abstracts zum Workshop Diagnostik-Expertensysteme, 17.03.1988 in Karlsruhe, o.O. (Karlsruhe) 1988, S. 1.3-1.5.

Apfelbaum, L.: An Expert System for In-Circuit Fault Diagnosis, in: o.V.: 1985 International Test Conference, The Future of Test, Proceedings, 19.-21.11.1985 in Philadelphia, Washington 1985, S. 868-874.

Arlabosse, F.; Gaussens, E.; Bigham, J.; Wittig, T.: Knowledge Representation and Inference Techniques in Industrial Control - ESPRIT P387 KRITIC, in: Brauer, W.; Wahlster, W. (Hrsg.): Wissensbasierte Systeme, 2. Internationaler GI-Kongreß, 20.-21.10.1987 in München, Informatik-Fachberichte 155, Berlin - Heidelberg - New York - London - Paris - Tokyo 1987, S. 380-387.

Austin, C.: Public Information, 31.01.1984, General Electric Co., Schenectady 1984.

Baldeweg, F.; Lindner, A.: Rechnergestützte Analyse von Störungen, Berlin (Ost) 1986.

Bannister, R.H.; Moore, M.P.: General Rotational Machinery Expert System, in: Bramer, M.A. (Hrsg.): Research and Development in Expert Systems III, Proceedings of Expert Systems'86, the Sixth Annual Technical Conference of the British Computer Society Specialist Group on Expert Systems, 15.-18.12.1986 in Brighton, Cambridge (Großbritannien) - London - New York - New Rochelle - Melbourne - Sydney 1987, S. 140-151.

Barschdorff, D.; Moczulski, W.; Pfläging, G.: Motordiagnose unter Anlaufbedingungen mit Hilfe von Mustererkennungungsverfahren, in: Hartmann, G. (Hrsg.): Mustererkennung 1986, 8. DAGM-Symposium, 30.09.-2.10.1986 in Paderborn, Proceedings, Berlin - Heidelberg - New York - London - Paris - Tokyo 1986, S. 149-153.

Bastenaire, F.J.R.; Mampaey, L.A.M.: Prozesse steuern mit Operator Advisor, in: State of the Art 3: Strategien und Erfahrungen: Expertensysteme, München - Wien 1987, S. 61-66.

Bathelt, P.: Diagnoseexpertensysteme: Stand der Entwicklung im BMFT-Verbundvorhaben TEX-I, in: Brauer, W.; Wahlster, W. (Hrsg.): Wissensbasierte Systeme, 2. Internationaler GI-Kongreß, 20.-21.10.1987 in München, Informatik-Fachberichte 155, Berlin - Heidelberg - New York - London - Paris - Tokyo 1987, S. 308-317.

- Becker, G.; Fruchtenicht, H.W.: Ferndiagnose und Fernreparatur rechnerautomatisierter Maschinen und Anlagen, in: FhG-Berichte, Fraunhofer-Gesellschaft e.V., o.Jg. (1984), Nr. 2, S. 56-60.
- Bennett, J.S.; Hollander, C.R.: DART: An Expert System for Computer Fault Diagnosis, in: Drinan, A. (Hrsg.): Proceedings of the Seventh International Joint Conference on Artificial Intelligence, IJCAI-81, 24.-28.08.1981 in Vancouver, o.O. (Menlo Park), Vol. 2, S. 843-845.
- Bennett, J.S.: ROGET: A Knowledge-Based System for Acquiring the Conceptual Structure of a Diagnostic Expert System, in: Journal of Automated Reasoning, Vol. 1 (1985), S. 49-74.
- Biegler-König, F.: Ein Expertensystem zur Fehlerdiagnose beim Kunststoff-Spritzgießen, in: o.V.: Abstracts zum Workshop Diagnostik-Expertensysteme, 17.03.1988 in Karlsruhe, o.O. (Karlsruhe) 1988, S. 3.5-3.6.
- Billmers, M.A.; Swartout, M.W.: AI-SPEAR: Computer System Failure Analysis Tool, in: O'Shea, T. (Hrsg.): Advances in Artificial Intelligence, Proceedings of the Sixth European Conference on Artificial Intelligence, ECAI-84, 5.-7.09.1984 in Pisa, Amsterdam - New York - Oxford 1985, S. 61-69.
- Biswas, G.; Oliff, M.; Sen, A.: Design of an Expert System in Operations Analysis, in: o.V.: Proceedings of the IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, 11.-12.11.1985 in Tuscon, New York 1985, S. 121-125.
- Bonissone, P.P.; Brown, A.L.: Expanding the Horizons of Expert Systems, in: Bernold, T. (Hrsg.): Expert Systems and Knowledge Engineering, Proceedings of the Technology Assessment and Management Conference, 25.-26.04.1985 in Rüschtikon, Amsterdam - New York - Oxford - Tokyo 1986, S. 267-288.
- Borrmann, H.P.: MODIS - Ein Expertensystem zur Erstellung von Reparaturdiagnosen für den Ottomotor und seine Aggregate, Interner Bericht (Diplomarbeit) Nr. 75/83, Universität Kaiserslautern, Fachbereich Informatik, Kaiserslautern 1983.
- Brankamp, K.; Bongartz, B.: Bedienerloses Fertigen mit einer Werkzeugstandzeitüberwachung, in: Werstattstechnik, 75. Jg. (1985), S. 175-178.
- Brewka, G.; Christaller, T.; Güssen, H.W.; Wittur, K.: Expertensysteme, in: Betriebswirtschaftliche Blätter, 35. Jg. (1986), S. 257-269.
- Bungers, D.: Using Expert Systems for the Customer Service of Ford Europe, in: Bernold, T. (Hrsg.): Expert Systems and Knowledge Engineering, Proceedings of the Technology Assessment and Management Conference, 25.-26.04.1985 in Rüschtikon, Amsterdam - New York - Oxford - Tokyo 1986, S. 215-220.

- Bunse, P.: Online Fehlerdiagnose an Werkzeugmaschinen, in: o.V.: Abstracts zum Workshop Diagnostik-Expertensysteme, 17.03.1988 in Karlsruhe, o.O. (Karlsruhe) 1988, S. 3.8-3.9.
- Bylander, T.; Mittal, S.; Chandrasekaran, B.: CSRL: A Language for Expert Systems for Diagnosis, in: Bundy, A. (Hrsg.): IJCAI-83 - Proceedings of the Eighth International Joint Conference on Artificial Intelligence, 8.-12.08.1983 in Karlsruhe, Vol. 1, o.O. (Los Altos) 1983, S. 218-221.
- Cantone, R.R.; Pipitone, F.J.; Lander, W.B.; Marrone, M.P.: Model-Based Probabilistic Reasoning for Electronics Troubleshooting, in: Bundy, A. (Hrsg.): IJCAI-83 - Proceedings of the Eighth International Joint Conference on Artificial Intelligence, 8.-12.08.1983 in Karlsruhe, Vol. 1, o.O. (Los Altos) 1983, S. 207-211.
- Cantone, R.R.; Lander, W.B.; Marrone, M.P.; Gaynor, M.W.: IN-ATE/2: Interpretating High-Level Fault Modes, in: o.V.: First Conference on Artificial Intelligence Applications, 5.-7.12.1984 in Denver, Silver Spring 1984, S. 470-474.
- Carls, H.: Eine intelligente Schnittstelle zur Ankopplung Technischer Prozesse an ein Experten-System, in: Balzert, H.; Heyer, G.; Lutze, R. (Hrsg.): Expertensysteme '83 - Konzepte und Werkzeuge, Fachtagung, 7.-8.04.1987 in Nürnberg, Stuttgart 1987, S. 394-405.
- Chandrasekaran, B.; Mittal, S.: Deep versus compiled knowledge approaches to diagnostic problem-solving, in: International Journal of Man-Machine Studies, Vol. 19 (1983), S. 425-436.
- Colling, J.-M.: Systeme expert d'aide au diagnostic d'equipments electroniques, in: Mesures, Vol. 51 (1986), No. 10, S. 69-77.
- Cunningham, P.; Gleeson, J.; Hakiel, S.; Wheatley, M.: Diagnostic Heuristics and Perspectives, in: Bramer, M.A. (Hrsg.): Research and Development in Expert Systems III, Proceedings of Expert Systems'86, the Sixth Annual Technical Conference of the British Computer Society Specialist Group on Expert Systems, 15.-18.12.1986 in Brighton, Cambridge (Großbritannien) - London - New York - New Rochelle - Melbourne - Sydney 1987, S. 242-253.
- Dal Cin, M.: Self-Diagnosis for Parallel Computers, in: Brauer, W. (Hrsg.): GI - 11. Jahrestagung in Verbindung mit: Third Conference of the European Co-operation in Informatics (ECI), Proceedings, 20.-23.10.1981 in München, Informatik-Fachberichte 50, Berlin - Heidelberg - New York 1981, S. 285-292.
- Dal Cin, M.; Großpietsch, K.-E.; Trautwein, M.: Methoden der Fehlerdiagnose, in: Informatik-Spektrum, Bd. 9 (1986), S. 82-94.

- Daniel, L.: Planning and Operations Research, in: O'Shea, T.; Eisenstadt, M. (Hrsg.): Artificial Intelligence - Tools, Techniques, and Applications, New York - Cambridge - Philadelphia ... 1984, S. 423-452.
- Davis, K.: CEPS - B-1B Diagnostic Expert System, in: o.V.: Proceedings of the IEEE 1986 National Aerospace and Electronics Conference, NAECON 1986, 19.-23.05.1986 in Dayton, Vol. 2, New York 1986, S. 500-506.
- Davis, R.; Shrobe, H.; Hamscher, W.; Wieckert, K.; Shirley, M.; Polit, S.: Diagnosis Based on Description of Structure and Function, in: o.V.: Proceedings of the Second Annual National Conference on Artificial Intelligence AAAI-82, 18.-20.08.1982 in Pittsburgh, Menlo Park 1982, S. 137-142.
- Davis, R.: Reasoning from first principles in electronic troubleshooting, in: International Journal of Man-Machine Studies, Vol. 19 (1983), S. 403-423.
- Davis, R.: Diagnostic Reasoning Based on Structure and Behavior, in: Artificial Intelligence, Vol. 24 (1984), S. 347-410.
- De Jong, K.: Expert Systems for Diagnosing Complex System Failures, in: SIGART Newsletter, No. 93 (1985), S. 29-32.
- de Kleer, J.; Williams, B.C.: Diagnosing Multiple Faults, in: Artificial Intelligence, Vol. 32 (1987), S. 97-130.
- Dertouzos, M.L.: Control robotics; the procedural control of physical processes, in: Rosenfeld, J.L. (Hrsg.): Information Processing 74, Proceedings of the IFIP Congress 74, 5.-10.08.1974 in Stockholm, Amsterdam - London - New York 1974, S. 807-813.
- de Ville, T.: Expertensystem: Beispiel für Prozeßsteuerung in der Ölindustrie. Erfahrungen aus der Entwicklung des Expertensystems ESCORT, in: o.V.: KOMMTECH'86, 3. Internationale Kongreßmesse für Technische Automation (Fachmesse für Kommunikation und Technische Automation), Kongreß VI: KI/Künstliche Intelligenz und Expertensysteme, Software-Engineering und PC-Anwendungstechnik, 13.-16.05.1986 in Essen, Velbert 1986, S. 3V-1 - 3V-7.
- Dilger, W.; Kippe, J.: Diagnostisches und technisches Wissen, in: FhG-Berichte, Fraunhofer-Gesellschaft e.V., o.Jg. (1984), Nr. 2, S. 39-43.
- Dionisi Vici, A.; Malbocchia, F.; Sisto, L.: A Methodology for Automating Expert Diagnosis in Expert Systems, in: o.V.: Advances in Artificial Intelligence CIIAM 86, Proceedings of the 2nd International Conference on Artificial Intelligence, 1.-5.12.1986 in Marseille, London 1987, S. 81-89.
- Eiben, B.; Eisermann, J.; Fedderwitz, W.: PARES - Ein Expertensystem für die Leitwartentechnik, in: Balzert, H.; Heyer, G.; Lutze, R. (Hrsg.): Expertensysteme'83 - Konzepte und Werkzeuge, Fachtagung, 7.-8.04.1987 in Nürnberg, Stuttgart 1987, S. 102-116.

Eichhorn,R.: Ein Expertensystem zur Fehlerdiagnose an CNC-Maschinen, in: o.V.: KOMMTECH'86, 3. Internationale Kongreßmesse für Technische Automation (Fachmesse für Kommunikation und Technische Automation), Kongreß VI: KI/Künstliche Intelligenz und Expertensysteme, Software-Engineering und PC-Anwendungstechnik, 13.-16.05.1986 in Essen, Velbert 1986, S. 2V-1 - 2V-20.

Eichhorn,R.; Pütz,R.D.; Ziegler,J.: Expertensysteme zur Fehlerdiagnose an CNC-Maschinen, in: Balzert,H.; Heyer,G.; Lutze,R. (Hrsg.): Expertensysteme'87 - Konzepte und Werkzeuge, Fachtagung, 7.-8.04.1987 in Nürnberg, Stuttgart 1987, S. 117-133 (a).

Eichhorn,R.; Pütz,R.D.: Expertensystem zur Diagnose von CNC-Maschinen, in: Industrie-Anzeiger, 109. Jg. (1987), Nr. 33, S. 38-39 (b).

Epstein,S.A.: ReTSE: The Reactor Trip Simulation Environment, in: SIGART Newsletter, No. 97 (1986), S. 23-24.

Feigenbaum,E.A.; McCorduck,P.: The Fifth Generation - Artificial Intelligence and Japan's Computer Challenge to the World, Reading - Menlo Park - London - Amsterdam - Don Mills - Sydney 1983.

Finin,T.; McAdams,J.; Kleinosky,P.: FOREST - An Expert System for Automatic Test Equipment, in: o.V.: First Conference on Artificial Intelligence Applications, 5.-7.12.1984 in Denver, Silver Spring 1984, S. 350-356.

Fink,P.K.; Lusth,J.C.; Duran,J.W.: A General Expert System Design for Diagnostic Problem Solving, in: IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. PAMI-7 (1985), S. 553-560 (a).

Fink,P.K.; Lusth,J.C.; Duran,J.W.: The Integrated Diagnostic Model (IDM) - Troubleshooter and Theoretician, in: o.V.: Proceedings of AUTOTESTCON'85, IEEE International Automatic Testing Conference, 22.-24.10.1985 in Uniondale, New York 1985, S. 63-68 (b).

Fleischmann,S.: Entwicklung eines Expertensystems zur Störungsdiagnose und Bedienungsunterstützung in Prüffeldern, in: o.V.: Abstracts zum Workshop Diagnostik-Expertensysteme, 17.03.1988 in Karlsruhe, o.O. (Karlsruhe) 1988, S. 1.15-1.16.

Floyd,C.: Wo sind die Grenzen des verantwortbaren Computereinsatzes?, in: Informatik-Spektrum, Bd. 8 (1985), S. 3-6.

Fox,M.S.; Lowenfeld,S.; Kleinosky,P.: Techniques for Sensor-Based Diagnosis, in: Bundy,A. (Hrsg.): IJCAI-83 - Proceedings of the Eighth International Joint Conference on Artificial Intelligence, 8.-12.08.1983 in Karlsruhe, Vol. 1, o.O. (Los Altos) 1983, S. 158-163.

Friedman,L.: Trouble-Shooting by Plausible Inference, in: o.V.: Proceedings of the First Annual National Conference on Artificial Intelligence AAAI-80, 18.-21.08.1980 in Stanford, o.O. (Menlo Park) 1980, S. 292-294.

Früchtenicht, H.W.: Tiefe Modelle als Basis technischer Expertensysteme - Deep Modelling as a Basis of Technical Expert Systems, in: Brauer, W.; Wahlster, W. (Hrsg.): Wissensbasierte Systeme, 2. Internationaler GI-Kongreß, 20.-21.10.1987 in München, Informatik-Fachberichte 155, Berlin - Heidelberg - New York - London - Paris - Tokyo 1987, S. 335-346.

Früchtenicht, H.W.; Güsgen, H.W.; Hrycej, T.; Mörlner, G.; Struss, P. (Hrsg.): Technische Expertensysteme: Wissensrepräsentation und Schlußfolgerungsverfahren, München - Wien 1988.

Ganascia, J.G.: Explanation Facilities for Diagnosis Systems, in: Trappl, R. (Hrsg.): Cybernetics and Systems Research 2, Proceedings of the Seventh European Meeting on Cybernetics and Systems Research, 24.-27.04.1984 in Wien, Amsterdam - New York - Oxford 1984, S. 805-810.

Genesereth, M.R.: Diagnosis Using Hierarchical Design Models, in: o.V.: Proceedings of the Second Annual National Conference on Artificial Intelligence AAAI-82, 18.-20.08.1982 in Pittsburgh, Menlo Park 1982, S. 278-283.

Genesereth, M.R.: The Use of Design Descriptions in Automated Diagnosis, in: Artificial Intelligence, Vol. 24 (1984), S. 411-436.

Gini, G.; Gini, M.; Somalvico, M.: Deterministic and Non-deterministic Programming in Robot Systems, in: Cybernetics and Systems, Vol. 12 (1981), S. 345-362.

Gini, G.; Gini, M.; Morpurgo, R.: A Knowledge-Based Consultation System for Automatic Maintenance and Repair, in: Ellis, T.M.R.; Semenov, O.I. (Hrsg.): Advances in CAD/CAM, Proceedings of the 5th IFIP/IFAC Conference on Programming Research and Operations Logistics in Advanced Manufacturing Technology PROLOMAT 82, 16.-18.05.1982 in Leningrad, Amsterdam - New York - Oxford 1983, S. 495-504 (a).

Gini, G.; Gini, M.; Morpurgo, R.: CAMA: An Expert System Interacting with a Dynamic Environment, in: o.V.: Proceedings of the British Computer Society Expert Systems Group Technical Conference on the Theory and Practice of Knowledge Based Systems, im September 1982 in Brunel, o.O. 1983, S. 17-20 (b).

Gini, M.; Gini, G.: Recovering from Failures: A New Challenge for Industrial Robotics, in: Brady, M.; Gerhardt, L.A.; Davidson, H.F. (Hrsg.): Robotics and Artificial Intelligence, NATO ASI Series F: Computer and System Sciences, Vol. 11, Berlin - Heidelberg - New York - Tokyo 1984, S. 579-588 (a).

Gini, M.; Gini, G.: Towards Automatic Error Recovery in Robot Programs, in: Rembold, U.; Dillmann, R. (Hrsg.): Methods and Tools for Computer Integrated Manufacturing - Advanced CREST Course on Computer Integrated Manufacturing (CIM 83), 5.-16.10.1983 in Karlsruhe, Lecture Notes in Computer Science 168, Berlin - Heidelberg - New York - Tokyo 1984, S. 411-416 (b).

Görz, G.; Hernandez, D.: Knowledge-Based Fault Diagnosis of Technical Systems, in: Balzert, H.; Heyer, G.; Lutze, R. (Hrsg.): Expertensysteme'87 - Konzepte und Werkzeuge, Fachtagung, 7.-8.04.1987 in Nürnberg, Stuttgart 1987, S. 187-197.

Görz, G.; Landes, D.; Nyga, U.: Fault Diagnosis and Fault Prevention Using Sensor-Based Process Data, in: o.V.: Abstracts zum Workshop Diagnostik-Expertensysteme, 17.03.1988 in Karlsruhe, o.O. (Karlsruhe) 1988, S. 1.1-1.2.

Gondran, M.: Knowledge Bases for Nuclear Plants, in: Roos, J.-L. (Hrsg.): Economics and Artificial Intelligence, Proceedings of the IFAC/IFORS/IFIP/IASC/AFCEC Conference, 2.-4.09.1986 in Aix-en-Provence, Oxford - New York - Beijing - Frankfurt ... 1987, S. 73-76.

Govindaraj, T.: An Approach to Modeling Human Supervisor in a Time-Constrained Environment Using Artificial Intelligence Methodologies, in: o.V.: Proceedings of the International Conference on Cybernetics and Society, 28.-30.10.1982 in Seattle, New York 1982, S. 511-514.

Goyal, S.K.; Prerau, D.S.; Lemmon, A.V.; Gunderson, A.S.; Reinke, R.E.: Compass: an expert system for telephone switch maintenance, in: Expert Systems, Vol. 2 (1985), No. 3, S. 112-126.

Griesmer, J.H.; Hong, S.J.; Karnaugh, M.; Kastner, J.K.; Schor, M.J.; Ennis, R.L.; Klein, D.A.; Milliken, K.R.; van Woerkom, H.M.: YES/MVS: A Continuous Real Time Expert System, in: o.V.: Proceedings of the National Conference on Artificial Intelligence (AAAI-84), 6.-10.08.1984 in Austin, Los Altos 1983 (Anmk. des Verf.: Preprint oder Druckfehler?), S. 130-136.

Gschwind, A.; Huu, C.T.N.: Fehlerdiagnose und Störungsbehebung mit wissensbasierten Systemen, in: Rundbrief des Fachausschusses 1.2 Künstliche Intelligenz & Mustererkennung in der Gesellschaft für Informatik, Nr. 39 (1985), S. 35-47.

Guckenbiehl, T.; Schäfer-Richter, G.: Projekt über modellbasierte Diagnose am Fraunhofer-Institut für Informations- und Datenverarbeitung, in: o.V.: Abstracts zum Workshop Diagnostik-Expertensysteme, 17.03.1988 in Karlsruhe, o.O. (Karlsruhe) 1988, S. 1.18-1.1.20.

Guillermard, J.; Lagache, J.C.: PMS-1 - A Real-Time Advisor for the Boron Control in PWR Nuclear Reactors, in: Bernold, T. (Hrsg.): Artificial Intelligence in Manufacturing - Key to Integration?, Proceedings of the Technology Assessment and Management Conference, 7.-8.11.1985 in Rüschnikon, Amsterdam - New York - Oxford - Tokyo 1987, S. 315-322.

Hakami, B.; Newborn, J.: Expert systems in heavy industry: an application of ICLX in a British Steel Corporation works, in: ICL Technical Journal, International Computers Ltd., o.Jg. (1983), S. 347-359.

- Hansen, H.R.; Neumann, G. (Hrsg.): Beiträge zur Expertensystemforschung an der Wirtschaftsuniversität Wien, Wien 1987.
- Harmon, P.; King, D.: Expertensysteme in der Praxis - Perspektiven, Werkzeuge, Erfahrungen, 2. Aufl., München - Wien 1987.
- Hart, P.E.: Directions for AI in the Eighties, in: SIGART Newsletter, No. 79 (1982), S. 11-16.
- Hart, P.E.: Artificial Intelligence in Transition, in: Kowalik, J.S. (Hrsg.): Knowledge Based Problem Solving, Englewood Cliffs 1986, S. 296-310.
- Hartley, R.T.: How Expert Should an Expert System Be?, in: Drinan, A. (Hrsg.): Proceedings of the Seventh International Joint Conference on Artificial Intelligence, IJCAI-81, 24.-28.08.1981 in Vancouver, Vol. 2, o.O. (Menlo Park) 1981, S. 862-867.
- Hartley, R.T.: CRIB: Computer Fault-finding Through Knowledge Engineering, in: Computer, Vol. 17 (1984), No. 3, S. 76-83.
- Hasling, D.W.; Clancey, W.J.; Rennels, G.: Strategic explanations for a diagnostic consultation system, in: International Journal of Man-Machine Studies, Vol. 20 (1984), S. 3-19.
- Hayes-Roth, F.: The Role of Partial and Best Matches in Knowledge Systems, in: Waterman, D.A.; Hayes-Roth, F. (Hrsg.): Pattern-Directed Inference Systems, New York - San Francisco - London 1978, S. 557-574.
- Hayes-Roth, F.: The Industrialization of Knowledge Engineering, in: Reitman, W. (Hrsg.): Artificial Intelligence Applications For Business, Proceedings of the NYU Symposium, 18.-20.05.1983 in New York, Norwood 1984, S. 159-177.
- Hayward, S.: Diagnostic Expertise and Its Use in Commercially Viable Expert Systems, in: O'Shea, T. (Hrsg.): Advances in Artificial Intelligence, Proceedings of the Sixth European Conference on Artificial Intelligence, ECAI-84, 5.-7.09.1984 in Pisa, Amsterdam - New York - Oxford 1985, S. 71-75.
- Heger, D.; Saenger, F.; Trück, H.; Viehweger, W.: Selbsttätige Funktionsüberwachung von redundanten Prozeßrechnern zur Begrenzung von Ausfällen mit Hilfe abgestufter Betriebstests, in: FhG-Berichte, Fraunhofer-Gesellschaft e.V., o.Jg. (1977), Nr. 2, S. 48-53.
- Henne, P.; Klar, W.; Wittur, K.-H.: - DEX.C3 - Ein Expertensystem zur Fehlerdiagnose im automatischen Getriebe, in: Brauer, W.; Radig, B. (Hrsg.): Wissensbasierte Systeme, Internationaler GI-Kongreß'85, 28.-29.10.1985 in München, Informatik-Fachberichte 112, Berlin - Heidelberg - New York - Tokyo 1985, S. 105-120.

Herrmann, F.; Hornung, G.: INTRA - Ein Expertensystem zur Software-Unterstützung bei Hewlett-Packard; in: Brauer, W.; Radig, B. (Hrsg.): Wissensbasierte Systeme, Internationaler GI-Kongreß'85, 28.-29.10.1985 in München, Informatik-Fachberichte 112, Berlin - Heidelberg - New York - Tokyo 1985, S. 89-98.

Hertzberg, J.: Über Künstliche Intelligenz und die reale Welt, KI-Bericht Nr. 2, Universität Bonn, Institut für Informatik, Bonn 1985.

Hery, J.-F.: A Prototype Expert System in P.W.R. Power Plant Conducting, in: Bernold, T.; Albers, G. (Hrsg.): Artificial Intelligence: Towards Practical Application, Proceedings of the Joint Technology Assessment Conference, 12.-13.04.1984 in Rüschnikon, Amsterdam - New York - Oxford 1985, S. 129-134.

Hinderer, W.: Rekonfiguration und Wiederanlauf in fehlertoleranten Systemen, in: FhG-Berichte, Fraunhofer-Gesellschaft e.V., o.Jg. (1980), Nr. 2, S. 41-45.

Höfling, J.: Denkzeuge von der Stange, in: Hard and Soft, o.Jg. (1987), Heft April, S. 68-70.

Hofmann, M.; Caviedes, J.; Bourne, J.R.; Beale, G.; Brodersen, A.: Building expert systems for repair domains, in: Expert Systems, Vol. 3 (1986), S. 4-11.

Hollander, C.R.; Courteille, J.-M.; Iwasaki, Y.; Fabre, M.: The Drilling Advisor, in: o.V.: Proceedings Trends & Applications - Automating Intelligent Behavior - Applications and Frontiers, Silver Spring 1983, S. 28-32.

Horras, K.-H.: Expertensystemaktivitäten bei der INPRO, in: o.V.: Abstracts zum Workshop Diagnostik-Expertensysteme, 17.03.1988 in Karlsruhe, o.O. (Karlsruhe) 1988, S. 4.4-4.5.

Janson, A.; Sutschet, G.: CAPAS: A Process Oriented Approach for Qualitative Analysis and Simulation of Dynamical Systems, in: Balzert, H.; Heyer, G.; Lutze, R. (Hrsg.): Expertensysteme'87 - Konzepte und Werkzeuge, Fachtagung, 7.-8.04.1987 in Nürnberg, Stuttgart 1987, S. 169-186.

Johanser, J.S.; Harbidge, R.M.: Validating expert systems: problems & solutions in practice, in: o.V.: Knowledge Based Systems, Proceedings of the international conference, im Juli 1986 in London, London - New York 1986, S. 215-229.

Johnson, C.K.; Jordan, S.R.: Emergency Management of Oil and Hazardous Chemical Spills: A Case Study in Knowledge Engineering, in: Hayes-Roth, F.; Waterman, D.A.; Lenat, D.B. (Hrsg.): Building Expert Systems, Teknowledge Series in Knowledge Engineering, Vol. 1, Reading - London - Amsterdam - Don Mills - Sydney - Tokyo 1983, S. 349-375.

Johnson, H.E.; Bonissone, P.P.: Expert System for Diesel Electric Locomotive Repair, in: The Journal of Forth Application and Research, Vol. 1 (1983), No. 1, S. 7-16.

Kämpfer, S.: Roboter - Die elektronische Hand des Menschen, Düsseldorf 1984.

Kahn, G.: On When Diagnostic Systems Want To Do Without Causal Knowledge, in: O'Shea, T. (Hrsg.): Advances in Artificial Intelligence, Proceedings of the Sixth European Conference on Artificial Intelligence, ECAI-84, 5.-7.09.1984 in Pisa, Amsterdam - New York - Oxford 1985, S. 41-50.

Kellner, A.: Expertensysteme zur Überwachung und Diagnose komplexer Industrieanlagen, o.V.: KOMMTECH'86, 3. Internationale Kongreßmesse für Technische Automation (Fachmesse für Kommunikation und Technische Automation), Kongreß VI: KI/Künstliche Intelligenz und Expertensysteme, Software-Engineering und PC-Anwendungstechnik, 13.-16.05.1986 in Essen, Velbert 1986, S. 7V-1 - 7V-15.

Keravnou, E.; Johnson, L.: Competent Expert Systems - A case study in fault diagnosis, London 1986.

Kippe, J.: COMODEL - ein Repräsentationsformalismus für technische Expertensysteme, in: Rollinger, C.-R.; Horn, W. (Hrsg.): GWAI-86 und 2. Österreichische Artificial-Intelligence-Tagung, 22.-26.09.1986 in Ottenstein, Informatik-Fachberichte 124, Berlin - Heidelberg - New York - London - Paris - Tokyo 1986, S. 349-360.

Kippe, J.: Komponentenorientierte Repräsentation technischer Systeme, in: Fruchtenicht, H.W.; Güsgen, H.W.; Hrycej, T.; Mörlner, G.; Struss, P. (Hrsg.): Technische Expertensysteme: Wissensrepräsentation und Schlußfolgerungsverfahren, München - Wien 1988, S. 155-226.

Kiratli, G.: Assessment of the Application of Expert Systems in Flexible Manufacturing, in: Bernold, T. (Hrsg.): Artificial Intelligence in Manufacturing - Key to Integration?, Proceedings of the Technology Assessment and Management Conference, 7.-8.11.1985 in Rüslikon, Amsterdam - New York - Oxford - Tokyo 1987, S. 159-169.

Klar, W.; Wittur, K.-H.: DEX.C3: Ein Expertensystem zur Diagnose von Fehlverhalten im automatischen Getriebe C3 von Ford, in: Hansen, H.R. (Hrsg.): GI/OCG/ÖGI-Jahrestagung 1985, 16.-19.09.1985 in Wien, Informatik-Fachberichte 108, Berlin - Heidelberg - New York - Tokyo 1985, S. 778-791 (a).

Klar, W.; Wittur, K.-H.: (Ein) Expertensystem zur Fehlerdiagnose im automatischen Getriebe C3 von Ford, Sonderdruck aus dem Jahresbericht 1984 der Gesellschaft für Mathematik und Datenverarbeitung mbH, o.O. (Sankt Augustin) o.J. (1985), S. 43-50 (b).

Knaeuper, A.; Rouse, W.B.: A Rule-Based Model of Human Problem-Solving Behavior in Dynamic Environments, in: IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Vol. SMC-15 (1985), S. 708-719.

Knickerbocker, C.G.; Moore, R.L.; Hawkinson, L.B.; Levin, M.E.: The PICON Expert System for Process Control, in: Expert Systems and their Applications, 5th International Workshop, Papers, Avignon 1985, S. 59-66.

Kollerer, H.: Die betriebswirtschaftliche Problematik von Betriebsunterbrechungen - Planungsgrundlagen zur Berücksichtigung von Betriebsunterbrechungen im Rahmen der Unternehmenspolitik, Berlin 1978.

Koukoulis, C.G.: KBS for fault diagnosis in real-time, in: o.V.: Knowledge Based Systems, Proceedings of the international conference, im Juli 1986 in London, London - New York 1986, S. 141-149.

Krallmann, H.: Expertensysteme, in: Geitner, U.W. (Hrsg.): CIM-Handbuch - Wirtschaftlichkeit durch Integration, Braunschweig - Wiesbaden 1987, S. 127-138.

Kuipers, B.: Commonsense Reasoning about Causality: Deriving Behavior from Structure, in: Artificial Intelligence, Vol. 24 (1984), S. 169-203.

Kumamoto, H.; Ikenchi, K.; Inoue, K.; Henley, E.J.: Application of Expert System Techniques to Fault Diagnosis, in: The Chemical Engineering Journal, Vol. 29 (1984), S. 1-9.

Laffey, T.J.; Perkins, W.A.; Nguyen, T.A.: Reasoning About Fault Diagnosis with LES, in: o.V.: First Conference on Artificial Intelligence Applications, 5.-7.12.1984 in Denver, Silver Spring 1984, S. 267-273.

Larner, D.L.: A Recursive Expert Troubleshooting System Utilizing General and Specific Knowledge, in: Weisbin, C.R. (Hrsg.): Artificial Intelligence Applications - The Engineering of Knowledge-Based Systems, Proceedings of the Second Conference, 11.-13.12.1985 in Miami Beach, Washington - Amsterdam 1985, S. 34-41.

Latombe, J.-C.: Failure Processing in a System for Designing Complex Assemblies, in: o.V.: IJCAI-79, Proceedings of the Sixth International Conference on Artificial Intelligence, 20.-23.08.1979 in Tokyo, Vol. 1, o.O. (Stanford) 1979, S. 508-515.

Laux, H.: Entscheidungstheorie - Grundlagen, Berlin - Heidelberg - New York 1982.

Lee, M.H.; Barnes, D.P.; Hardy, N.W.: Knowledge Based Error Recovery in Industrial Robots, in: Bundy, A. (Hrsg.): IJCAI-83 - Proceedings of the Eighth International Joint Conference on Artificial Intelligence, 8.-12.08.1983 in Karlsruhe, Vol. 2, o.O. (Los Altos) 1983, S. 824-826.

Loprin, D.: L'apport potentiel des systemes experts a l'activite de maintenance industrielle, in: L'Equipe-ment Industriel - Achats et Entretien, Vol. 34 (1985), No. 379-11-85, S. 45-62.

Lusk, E.L.; Stratton, R.: Automated Reasoning in Man-Machine Control Systems, in: o.V.: Proceedings of the 9th Annual Advanced Control Conference, West Lafayette 1983, S. 41-47.

Maehle, E.; Hu, S.-C.: Ein Baukastenkonzept für fehlertolerante Multi-Mikroprozessorsysteme, in: Brauer, W. (Hrsg.): GI - 11. Jahrestagung in Verbindung mit: Third Conference of the European Co-operation in Informatics (ECI), Proceedings, 20.-23.10.1981 in München, Informatik-Fachberichte 50, Berlin - Heidelberg - New York 1981, S. 307-316.

Maletz, M.C.: An Architecture for Consideration of Multiple Faults, in: Weisbin, C.R. (Hrsg.): Artificial Intelligence Applications - The Engineering of Knowledge-Based Systems, Proceedings of the Second Conference, 11.-13.12.1985 in Miami Beach, Washington - Amsterdam 1985, S. 60-67.

Marchand, H.: Künstliche Intelligenz im Software-Alltag: Expertensysteme, in: computer magazin, 12. Jg. (1983), Heft 4, S. 75-79.

Matsumoto, K.; Sakaguchi, T.; Wake, T.: Fault diagnosis of a power system based on a description of the structure and function of the relay system, in: Expert Systems, Vol. 2 (1985), No. 3, S. 134-138.

Miller, R.K.: Artificial Intelligence: A New Tool for Industry and Business, Vol. I: Technology and Applications, Fort Lee 1984.

Milne, C.R.: Using AI in the Testing of Printed Circuit Boards, in: o.V.: Proceedings of The IEEE 1984 National Aerospace and Electronics Conference, NAECON 1984, im Mai 1984 in Dayton, o.O. 1984, S. 764-767.

Milne, (C.)R.: Fault Diagnosis Using Structure and Function, in: Siriam, D.; Adey, R. (Hrsg.): Applications of Artificial Intelligence in Engineering Problems, Proceedings of the 1st International Conference, im April 1986 in Southampton, Vol. II, Berlin - Heidelberg - New York - Tokyo 1986, S. 1043-1054.

Moore, R.L.; Hawkinson, L.B.; Knickerbocker, C.G.; Churchman, L.M.: A Real-Time Expert System for Process Control, in: o.V.: First Conference on Artificial Intelligence Applications, 5.-7.12.1984 in Denver, Silver Spring 1984, S. 569-576.

Motoda, H.; Yamada, N.; Yoshida, K.: A Knowledge Based System for Plant Diagnosis, in: Institute for New Generation Computer Technology (Hrsg.): Fifth Generation Computer Systems 1984, Proceedings of the International Conference on Fifth Generation Computer Systems 1984, 6.-9.11.1984 in Tokyo, Tokyo - Amsterdam 1984, S. 582-588.

Nelson, W.R.: REACTOR: An Expert System for Diagnosis and Treatment of Nuclear Reactor Accidents, in: o.V.: Proceedings of the Second Annual National Conference on Artificial Intelligence AAI-82, 18.-20.08.1982 in Pittsburgh, Menlo Park 1982, S. 296-301.

Nenz, H.-J.; Postner, H.; Schatz, W.: Anwendungen der Expertensystem-Technologie in der Leiterplatten-Baugruppendiagnose im Bereich Operations bei Standard Elektrik Lorenz AG, Stuttgart, in: o.V.: Abstracts zum Workshop Diagnostik-Expertensysteme, 17.03.1988 in Karlsruhe, o.O. (Karlsruhe) 1988, S. 3.21-3.23.

Ogus, A.: Les diagnostics de defaillances - Quelques applications des systemes experts, in: L'Equipement Industriel - Achats et Entretien, Vol. 35 (1986), No. 381-01-86, S. 53-58.

o.V.: Künstliche Intelligenz für die Prozeßbeschreibung - Mit Wissen steuern - "Kritic" soll europäische Position stärken, in: VDI nachrichten, 40. Jg. (1986), Nr. 33, S. 24.

o.V.: Abstracts zum Workshop Diagnostik-Expertensysteme, 17.03.1988 in Karlsruhe, o.O. (Karlsruhe) 1988 (a).

o.V.: Ein wissensbasiertes Diagnosesystem für die Instandhaltung, in: o.V.: Abstracts zum Workshop Diagnostik-Expertensysteme, 17.03.1988 in Karlsruhe, o.O. (Karlsruhe) 1988, S. 1.36 (b).

o.V.: Künstliche Intelligenz in der Praxis - Neue Technologien - INTERATOM, Bergisch Gladbach o.J.

Pan, J.Y.-C.: Qualitative Reasoning with Deep-Level Mechanism Models for Diagnoses of Mechanism Failures, in: o.V.: First Conference on Artificial Intelligence Applications, 5.-7.12.1984 in Denver, Silver Spring 1984, S. 295-301.

Pau, L.F.: Survey of expert systems for fault detection, test generation and maintenance, in: Expert Systems, Vol. 3 (1986), No. 2, S. 100-111.

Pipitone, F.: An Expert System For Electronics Troubleshooting Based on Function and Connectivity, in: o.V.: First Conference on Artificial Intelligence Applications, 5.-7.12.1984 in Denver, Silver Spring 1984, S. 133-138.

Podbury, C.A.; Dillos, T.S.: Maintenance Scheduler - a Frame-Based Expert System, Avignon 1987.

Pratt, C.A.: An artificially intelligent locomotive mechanic, in: Simulation, Vol. 42 (1984), No. 1, S. 40-41.

Prevost, M.P.; Laffey, T.J.: Knowledge-Based Diagnosis of Electronic Instrumentation, in: Weisbin, C.R. (Hrsg.): Artificial Intelligence Applications - The Engineering of Knowledge-Based Systems, Proceedings of the Second Conference, 11.-13.12.1985 in Miami Beach, Washington - Amsterdam 1985, S. 42-48.

Puppe, F.: Erfahrungen aus drei Anwendungsprojekten mit MED1, in: Brauer, W.; Radig, B. (Hrsg.): Wissensbasierte Systeme, Internationaler GI-Kongreß'85, 28.-29.10.1985 in München, Informatik-Fachberichte 112, Berlin - Heidelberg - New York - Tokyo 1985, S. 234-245.

- Puppe, F.: Hybride Diagnosebewertung, in: Rollinger, C.-R.; Horn, W. (Hrsg.): GWAI-86 und 2. Österreichische Artificial-Intelligence-Tagung, 22.-26.09.1986 in Ottenstein, Informatik-Fachberichte 124, Berlin - Heidelberg - New York - London - Paris - Tokyo 1986, S. 332-342.
- Puppe, F.: Diagnostik-Expertensysteme, in: Informatik-Spektrum, Bd. 10 (1987), S. 293-308 (a).
- Puppe, F.: Belief Revision in Diagnosis, in: Morik, K. (Hrsg.): GWAI-87, 11th German Workshop on Artificial Intelligence, 28.9.-2.10.1987 in Geseke, Proceedings, Informatik-Fachberichte 152, Berlin - Heidelberg - New York - London - Paris - Tokyo 1987, S. 175-184 (b).
- Puppe, F.: Diagnostisches Problemlösen mit Expertensystemen, Informatik-Fachberichte 148, Berlin - Heidelberg - New York - London - Paris - Tokyo 1987 (c).
- Puppe, F.: Das Diagnostik-Expertensystem-Shell MED2, in: o.V.: Abstracts zum Workshop Diagnostik-Expertensysteme, 17.03.1988 in Karlsruhe, o.O. (Karlsruhe) 1988, S. 1.29-1.30.
- Rathke, H.; Wittig, T.: Expertenwissen und Expertensysteme in der industriellen Prozeß- und Fertigungssteuerung - Für die menschliche Expertise gibt es vorerst keinen Ersatz - Zeitkritische Dialoge lassen keinen Dialog mit dem Benutzer zu, in: VDI nachrichten, 40. Jg. (1986), Nr. 50, S. 23.
- Raulefs, P.: Knowledge Processing Expert Systems, in: Bernold, T.; Albers, G. (Hrsg.): Artificial Intelligence: Towards Practical Application, Proceedings of the Joint Technology Assessment Conference, 12.-13.04.1984 in Rüslikon, Amsterdam - New York - Oxford 1985, S. 21-31.
- Reggia, J.A.; Nau, D.S.; Wang, P.Y.: Diagnostic expert systems based on a set covering model, in: International Journal of Man-Machine Studies, Vol. 19 (1983), S. 437-460.
- Reiter, R.: A Theory of Diagnosis from First Principles, in: Artificial Intelligence, Vol. 32 (1987), S. 57-95.
- Renaudin, H.: Les systemes experts en maintenance industrielle, in: L'Equipement Industriel - Achats et Entretien, Vol. 35 (1986), No. 385-05-86, S. 65-69.
- Rogers, R.V.; Terry, W.R.: Maintenance Considerations in CIM Design: An Expert System Perspective, in: Computers & Industrial Engineering, Vol. 11 (1986), S. 468-472.
- Rychener, M.D.: Expert Systems for Engineering Design: Experiments with Basic Techniques, in: o.V.: Proceedings Trends & Applications - Automating Intelligent Behavior - Applications and Frontiers, Silver Spring 1983, S. 21-27.
- Sakaguchi, T.; Matsumoto, K.: Development of a Knowledge-based System for Power System Restoration, in: IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-102 (1983), S. 320-326.

Savory,S.E.: Artificial Intelligence - State of the Art 1984, Paper, Nixdorf Computer AG, Paderborn 1984.

Savory,S.E.: FF: A Nixdorf Expert System for Fault-Finding and Repair Planning - an Outline Description, in: Bernold,T.; Albers,G. (Hrsg.): Artificial Intelligence: Towards Practical Application, Proceedings of the Joint Technology Assessment Conference, 12.-13.04.1984 in Rüschnikon, Amsterdam - New York - Oxford 1985, S. 119-128.

Scarl,E.A.; Jamieson,J.R.; Delaune,C.I.: Process Monitoring and Fault Location at the Kennedy Space Center, in: SIGART Newsletter, No. 93 (1985), S. 38-44.

Schindler,M.: Artificial intelligence begins to pay off with expert systems for engineering, in: Electronic Design, Ausgabe vom 9.08.1984, S. 106-144.

Schmidt,T.: Wissensbasierte Instandhaltungssteuerung: Ziel, Methodik, Lösung, in: Wildemann,H. (Hrsg.): Expertensysteme in der Produktion, München 1987, S. 403-437.

Schulz,H.; Vossloh,M.: Modellgestützte Diagnosesysteme zur flexiblen Überwachung der Fertigung, in: Werkstatt und Betrieb, 119. Jg. (1986), S. 295-300.

Schulz,H.: Wissensunterstützte Fehlerdiagnose an CNC-Werkzeugmaschinen durch störfallbezogene statistische Datenauswertung, in: Industrie-Anzeiger, 110. Jg. (1988), Nr. 3/4, S. 32-33.

Schulz,R.: Wissensbasierte Diagnose technischer Systeme, in: o.V.: Abstracts zum Workshop Diagnostik-Expertensysteme, 17.03.1988 in Karlsruhe, o.O. (Karlsruhe) 1988, S. 1.31.

Sharma,D.; Chandrasekaran,B.; Miller,D.: Dynamic Procedure Synthesis, Execution, and Failure Recovery, in: Siriam,D.; Adey,R. (Hrsg.): Applications of Artificial Intelligence in Engineering Problems, Proceedings of the 1st International Conference, im April 1986 in Southampton, Vol. II, Berlin - Heidelberg - New York - Tokyo 1986, S. 1055-1071.

Shubin,H.; Ulrich,J.W.: IDT: An Intelligent Diagnostic Tool, in: o.V.: Proceedings of the Second Annual National Conference on Artificial Intelligence AAAI-82, 18.-20.08.1982 in Pittsburgh, Menlo Park 1982, S. 290-295.

Siegfried,E.M.; Wright,J.R.: ACE: Taking an Expert System from Prototype to Product, in: Bernold,T. (Hrsg.): Expert Systems and Knowledge Engineering, Proceedings of the Technology Assessment and Management Conference, 25.-26.04.1985 in Rüschnikon, Amsterdam - New York - Oxford - Tokyo 1986, S. 121-131.

Skatteboe,R.; Lihovd,E.; Hystad,R.A.: Diamon: A Knowledge Based System for Fault Diagnosis and Maintenance Planning for rotating Machinery, in: o.V.: 6th International Workshop on Expert Systems and their Applications, 28.-30.04.1986 in Avignon, Vol. 1, Paris 1986, S. 633-647. (Anmk. des Verf.: gemeint ist das Expertensystem "Diamond", vgl. z.B. S. 642.)

Smith,D.I.: CATS: precursor to aerospace expert systems?, in: Aerospace America, o.Jg. (1985), No. April, S. 54-57.

Steels,L.; Van de Velde,W.: Learning in Second Generation Expert Systems, in: Kowalik,J.S. (Hrsg.): Knowledge Based Problem Solving, Englewood Cliffs 1986, S. 270-295.

Steels,L.: The Deepening of Expert Systems, in: Artificial Intelligence Communications, Vol. 0 (1987/"zero issue"), No. 1, S. 9-16 (a).

Steels,L.: Second Generation Expert Systems, in: Balzert,H.; Heyer,G.; Lutze,R. (Hrsg.): Expertensysteme'87 - Konzepte und Werkzeuge, Fachtagung, 7.-8.04.1987 in Nürnberg, Stuttgart 1987, S. 475-483 (b).

Steusloff,H.: Formales Darstellen des hierarchisch strukturierten Wissens über physikalisch-technische Systeme, in: o.V. (Deussen,P.): Künstliche Intelligenz - Wissensbasierte Systeme, SFB-314, Arbeits- und Ergebnisbericht für die Jahre 1985 - 1986 - 3/1987, o.O. 1987, S. II-ES4-1 - II-ES4-87.

Stolfo,S.J.: Knowledge Engineering: Theory and Practice, in: o.V.: Proceedings Trends & Applications - Automating Intelligent Behavior - Applications and Frontiers, Silver Spring 1983, S. 97-104.

Strandberg,C.; Abramovich,I.; Mitchell,D.; Prill,K.: PAGE-1: A Troubleshooting Aid for Nonimpact Page Printing Systems, in: Weisbin,C.R. (Hrsg.): Artificial Intelligence Applications - The Engineering of Knowledge-Based Systems, Proceedings of the Second Conference, 11.-13.12.1985 in Miami Beach, Washington - Amsterdam 1985, S. 68-74.

Struß,P.: Funktionale und Kausal-Modelle und ihre Verwendung in Expertensystemen, Bericht INF 1-09/93/SRU, Siemens AG, Bereich ZTI INF 131, München 1983.

Struß,P.: Multiple Representation of Structure and Function, Draft-Paper 4/23/86, Siemens AG, Bereich ZTI INF 131, München 1986. (Verkürzte Fassung veröffentlicht in: Rollinger,C.-R.; Horn,W. (Hrsg.): GWAI-86 und 2. Österreichische Artificial-Intelligence-Tagung, 22.-26.09.1986 in Ottenstein, Informatik-Fachberichte 124, Berlin - Heidelberg - New York - London - Paris - Tokyo 1986, S. 318-331.

Struß,P.: Die gegenwärtige Qualität von Qualitative Reasoning, in: KI - Künstliche Intelligenz: Forschung, Entwicklung, Erfahrungen, o.Jg. (1988), Heft 1, S. 21-27.

- Szuba, T.: PC-PROLOG for process control applications, in: *Angewandte Informatik*, 26. Jg. (1984), S. 164-171 (a).
- Szuba, T.: PROLOG as a real time language for process control, in: *Angewandte Informatik*, 26. Jg. (1984), S. 370-374 (b).
- Tate, A.: NONLIN: A Heuristic Non-linear Planner, DAI Memo 25, University of Edinburgh, Department of Artificial Intelligence, Edinburgh 1976.
- Tate, A.; Whiter, A.M.: Planning with Multiple Resource Constraints and an Application to a Naval Planning Problem, in: o.V.: *First Conference on Artificial Intelligence Applications*, 5.-7.12.1984 in Denver, Silver Spring 1984, S. 410-416 (a).
- Tate, A.: Planning and Condition Monitoring, Technical Report No. 2, University of Edinburgh, AI Applications Institute, Edinburgh 1984 (b).
- Thines, M.; Gutjahr, B.: IDEST - Industrial Diagnosis Expert system Tool, in: o.V.: *Abstracts zum Workshop Diagnostik-Expertensysteme*, 17.03.1988 in Karlsruhe, o.O. (Karlsruhe) 1988, S. 1.32-1.33.
- Thompson, T.F.: MELD: An Implementation of a Meta-Level Architecture for Process Diagnosis, in: o.V.: *First Conference on Artificial Intelligence Applications*, 5.-7.12.1984 in Denver, Silver Spring 1984, S. 321-330.
- Thompson, W.B.; Johnson, P.E.; Moen, J.B.: Recognition-Based Diagnostic Reasoning, in: Bundy, A. (Hrsg.): *IJCAI-83 - Proceedings of the Eighth International Joint Conference on Artificial Intelligence*, 8.-12.08.1983 in Karlsruhe, Vol. 1, o.O. (Los Altos) 1983, S. 236-238.
- Underwood, W.E.: A CSA Model-Based Nuclear Power Plant Consultant, in: o.V.: *Proceedings of the Second Annual National Conference on Artificial Intelligence AAI-82*, 18.-20.08.1982 in Pittsburgh, Menlo Park 1982, S. 302-305.
- Vesonder, G.T.; Stolfo, S.J.; Zielinski, J.E.; Miller, F.D.; Copp, D.H.: ACE: An Expert System for Telephone Cable Maintenance, in: Bundy, A. (Hrsg.): *IJCAI-83 - Proceedings of the Eighth International Joint Conference on Artificial Intelligence*, 8.-12.08.1983 in Karlsruhe, Vol. 1, o.O. (Los Altos) 1983, S. 116-121.
- v. Schöning, K.-V.; Mähler, V.: Expertensysteme für die Produktion, in: *Zeitschrift für wirtschaftliche Fertigung und Automatisierung*, 82. Jg. (1987), Sondernummer Produktionstechnik in Berlin, S. 25-26.
- Walker, T.C.; Miller, R.K.: *Expert Systems 1986 - An Assessment of Technology and Applications*, Madison 1986.
- Walther, J.: Expertensysteme - Vorboten einer neuen Technologie - Die Künstliche Intelligenz beherrscht die fünfte Computergeneration, in: *Der GMD-Spiegel, Gesellschaft für Mathematik und Datenverarbeitung mbH*, 15. Jg. (1985), Heft 1, S. 8-16.

White, B.Y.; Frederiksen, J.R.: QUEST: Qualitative Understanding of Electrical System Troubleshooting, in: SIGART Newsletter, No. 93 (1985), S. 34-37.

Wildemann, H.: Expertensysteme als CIM-Baustein - Betriebswirtschaftlich-technologische Anforderungen an wissensbasierte Systeme in der Produktion, in: Wildemann, H. (Hrsg.): Expertensysteme in der Produktion, Tagungsbericht, München 1987 S. 1-57.

Wilkins, D.E.: Domain-independent Planning: Representation and Plan Generation, in: Artificial Intelligence, Vol. 22 (1984), S. 269-301.

Williams, T.L.; Orgren, P.J.; Smith, C.L.: Diagnosis of Multiple Faults in a Nationwide Communications Network, in: Bundy, A. (Hrsg.): IJCAI-83 - Proceedings of the Eighth International Joint Conference on Artificial Intelligence, 8.-12.08.1983 in Karlsruhe, Vol. 1, o.O. (Los Altos) 1983, S. 179-181.

Wittig, T.: Expertensysteme in der Prozeßleittechnik, in: Brauer, W.; Radig, B. (Hrsg.): Wissensbasierte Systeme, Internationaler GI-Kongreß'85, 28.-29.10.1985 in München, Informatik-Fachberichte 112, Berlin - Heidelberg - New York - Tokyo 1985, S. 384-397.

Wittig, T.: ESPRIT-Project KRITIC, Technical Memo 1, Project 387, Krupp Atlas Elektronik GmbH, Bremen 1986.

Yamada, N.; Motoda, H.: A Diagnosis Method of Dynamic System Using the Knowledge on System Description, in: Bundy, A. (Hrsg.): IJCAI-83 - Proceedings of the Eighth International Joint Conference on Artificial Intelligence, 8.-12.08.1983 in Karlsruhe, Vol. 1, o.O. (Los Altos) 1983, S. 225-229.

Zelewski, S.: Das Leistungspotential der Künstlichen Intelligenz - eine informationstechnisch-betriebswirtschaftliche Analyse, Bd. 1-3, Dissertation (Köln 1985), Witterschlick 1986.

Zelewski, S.: Betriebswirtschaftliche Aspekte des industriellen Einsatzes von Expertensystemen - Anwendungsmöglichkeiten und Bewertung -, Arbeitsbericht Nr. 21, Universität Köln, Seminar für Allgemeine Betriebswirtschaftslehre, Industriebetriebslehre und Produktionswirtschaft, Köln 1988 (a).

Zelewski, S.: Expertensysteme für Prozeßplanung und -steuerung in der Fabrik der Zukunft - Ein Überblick über Konzepte und erste Prototypen -, Arbeitsbericht Nr. 22, Universität Köln, Seminar für Allgemeine Betriebswirtschaftslehre, Industriebetriebslehre und Produktionswirtschaft, Köln 1988 (b).

Zelewski, S.: The Concept of Fuzzy Sets with Special Regard to their Linguistic Interpretation - a Solution for Fuzzy Problems?, in: Zeitschrift für Operations Research, Vol. 32 (1988), S. 47-68 (c).

Verzeichnis der Arbeitsberichte des
Seminars für Allgemeine Betriebswirtschaftslehre,
Industriebetriebslehre und Produktionswirtschaft der
Universität zu Köln
(bis Sommer 1986: Seminar für Allgemeine
Betriebswirtschaftslehre und Fertigungswirtschaft)

- Nr. 1: ZELEWSKI,STEPHAN: Entscheidungsmodelle zur Verschrottung von Fertigungshilfsmitteln, Köln 1984.
- Nr. 2: KERN,WERNER; ZELEWSKI,STEPHAN: Ein Zuordnungsmodell für Meßgeräte in Energie-Informationssystemen, Köln 1985.
- Nr. 3: KERN,WERNER; PETERS,ULRICH: Energiebewirtschaftung in industriellen Betrieben - Bericht über eine Befragung, Köln 1985.
- Nr. 4: BOOS,JOCHEN: Lokalisierung von Meßstellen für ein Informations-System zur Energiebewirtschaftung in industriellen Betrieben - Entwicklung eines OR-Modells mit einem Lösungsvorschlag -, Köln 1986.
- Nr. 5: ZELEWSKI,STEPHAN: Ansätze der Künstlichen Intelligenz-Forschung zur Unterstützung der Netzplantechnik, Köln 1986.
- Nr. 6: ZELEWSKI,STEPHAN: Schnittstellen bei betrieblichen Informationssystemen - eine Darstellung aus systemtheoretischer und betriebswirtschaftlicher Sicht -, Köln 1986.
- Nr. 7: ZELEWSKI,STEPHAN: Konzepte für Frühwarnsysteme und Möglichkeiten zu ihrer Fortentwicklung durch Beiträge der Künstlichen Intelligenz, Köln 1986.
- Nr. 8: ZELEWSKI,STEPHAN: Das Konzept der unscharfen Mengen unter besonderer Berücksichtigung ihrer linguistischen Interpretation - eine Lösung für unscharfe Probleme? -, Köln 1986.
- Nr. 9: ZELEWSKI,STEPHAN: Der tau-Wert: Aspekte eines neueren spieltheoretischen Ansatzes zur fairen Preisbildung aus kostenrechnerischer Perspektive, Köln 1986.
- Nr. 10: ZELEWSKI,STEPHAN: Competitive Bidding aus der Sicht des Ausschreibers - ein spieltheoretischer Ansatz -, Köln 1986.
- Nr. 11: ZELEWSKI,STEPHAN: Netztheoretische Ansätze zur Konstruktion und Auswertung von logisch fundierten Problembeschreibungen, Köln 1986.

- Nr. 12: ZELEWSKI,STEPHAN: Netztheoretische Fundierung von parallelen Algorithmen für die Lösung linear-ganzzahliger OR-Modelle, Köln 1986.
- Nr. 13: ZELEWSKI,STEPHAN: Intelligente Informationbanksysteme - benutzerfreundliche Instrumente für die Informationsvermittlung? -, Köln 1986.
- Nr. 14: ZELEWSKI,STEPHAN: Komplexitätstheorie - ihr Beitrag zur Klassifizierung und Beurteilung von Problemen des Operations Research -, Köln 1986.
- Nr. 15: ZELEWSKI,STEPHAN: Der Informationsbroker, Köln 1986.
- Nr. 16: ZELEWSKI,STEPHAN: Soziale Verantwortbarkeit von Technologien, Köln 1986.
- Nr. 17: ZELEWSKI,STEPHAN: Expertensysteme - Übersicht über Konzeptionen und betriebswirtschaftliche Anwendungsmöglichkeiten -, Köln 1986.
- Nr. 18: ZELEWSKI,STEPHAN: Das Leistungspotential der Künstlichen Intelligenz für Industrieanwendungen - Ein Überblick -, Köln 1987.
- Nr. 19: ZELEWSKI,STEPHAN: Expertensysteme im "Büro der Zukunft" - Ein Überblick über Anwendungsperspektiven und Bewertungsaspekte -, Köln 1987.
- Nr. 20: KUMMER,SEBASTIAN: Computerunterstützung schöpferischer Forschungs- und Entwicklungsaktivitäten, Köln 1987.
- Nr. 21: ZELEWSKI,STEPHAN: Betriebswirtschaftliche Aspekte des industriellen Einsatzes von Expertensystemen - Anwendungsmöglichkeiten und Bewertung -, Köln 1988.
- Nr. 22: ZELEWSKI,STEPHAN: Expertensysteme für Prozeßplanung und -steuerung in der Fabrik der Zukunft - Ein Überblick über Konzepte und erste Prototypen -, Köln 1988.
- Nr. 23: ZELEWSKI,STEPHAN: Expertensysteme zur Sicherung der Betriebsbereitschaft in der Fabrik der Zukunft, Köln 1988.
- Nr. 24: ZELEWSKI,STEPHAN: Ansätze zur Bewertung des Einsatzes Künstlicher Intelligenz in Industrieunternehmungen - aus produktiver und sozialer Sicht -, Köln 1988.
- Nr. 25: HÖLSCHER,ANDREAS: Unterstützung der Forschung und Entwicklung in der Pharmaindustrie durch externe Informationen - Möglichkeiten und Grenzen -, Köln 1988.
- Nr. 26: SCHRÖDER,HANS-HORST: Entwicklungsstand und -tendenzen bei PPS-Systemen, Köln 1989.