

## DISSERTATION

# Praktisch orientierte Konzepte der Inferenz mit Fuzzy-Regeln auf Grundlage des nosokomialen Diagnosesystems MONI-IV

ausgeführt zum Zwecke der Erlangung des akademischen Grades eines  
Doktors der technischen Wissenschaften

unter der Leitung von  
Univ.-Prof. Dipl.-Ing. Dr. techn. Klaus-Peter Adlassnig  
Abteilung Medizinische Experten- und Wissensbasierte Systeme  
Institut für Medizinische Computerwissenschaften  
Medizinische Universität Wien  
A-1090 Wien, Spitalgasse 23  
Tel.: 01-40400-6668  
Fax: 01-40400-6625  
E-Mail: [mes-office@meduniwien.ac.at](mailto:mes-office@meduniwien.ac.at)

eingereicht an der Technischen Universität Wien,  
Fakultät für Informatik

**Mag. rer. nat. Harald Heisz**  
Matrikelnummer: 9101373  
Neustiftgasse 71/15, 1070 Wien

Wien, Mai 2004



# Kurzfassung

Aufbauend auf den Erfahrungen in der Erstellung des nosokomialen Diagnosesystems MONI-IV wird betrachtet, welche Anforderungen an ein medizinisches Expertensystem gestellt werden und wie diese mit Hilfe von Expertensystemen mit Fuzzy-Regeln gelöst werden können.

Der Prototyp von MONI-IV betrachtet mikrobiologische und klinische Daten, um daraus zu schließen, ob ein Verdacht auf nosokomiale Infektionen (Infektionen, die während des Krankenhausaufenthaltes erworben werden) vorliegt. Dazu wurden die KISS-Regeln (internationale Definitionen für nosokomiale Infektionen) untersucht und überarbeitet. Testdaten des Jahres 2002 ergaben, dass Diagnosen mit der nötigen Qualität erstellt werden konnten, um das System routinemäßig für ein Monitoring der Intensivstationen am Allgemeinen Krankenhaus Wien einzusetzen.

In einem weiteren Abschnitt werden Anforderungen an ein differenzialdiagnostisches medizinisches Expertensystem untersucht: Schlussfolgerungen, Untersuchungsvorschläge, Abdeckung der Symptome, Ähnlichkeit zwischen Diagnosen, Erklärung der Ergebnisse.

Der Hauptteil der Arbeit beschäftigt sich mit den Vor- und Nachteilen unterschiedlicher Lösungsvorschläge für diese Anforderungen bezüglich der Fuzzy-Regelsysteme CADIAG-II und CADIAG-IV. Nach einer Übersicht über verwandte Logiken und wesentlichen Aspekten für Designentscheidungen werden verschiedene Aspekte der Wissensbasis (wie z. B. die Kontextabhängigkeit), der Vorverarbeitung und der Benutzerschnittstelle betrachtet. Spezielle Methoden des Rückschlusses, der Untersuchungsvorschläge, der Abdeckung der Symptome und der Konsistenzprüfung werden beschrieben und miteinander verglichen. Zuletzt folgen mögliche Erweiterungen für die Evidence Based Medicine und die Zeitverarbeitung.

## Schlagworte

medizinisches Expertensystem, Differenzialdiagnose, nosokomiale Infektion, Fuzzy-Logik, Abduktion, Unsicherheit, approximate reasoning

# Abstract

Given the experiences of the development of the nosocomial diagnostic system MONI-IV it will be considered, which requests there are to a medical expert system and how they can be solved by expert systems using fuzzy rules.

The prototype of MONI-IV uses microbial and clinical data to infer whether there is some suspicion of nosocomial infections, i. e. infections which occur in the hospital. Therefore the KISS rules (international definitions of nosocomial infections) were analysed and revised. Test data of the year 2002 showed, that—given the available data—sufficient evidence could be achieved to use the system for a routine monitoring of the intensive care units at the Vienna General Hospital.

In the next section possible requests to a differential diagnostic medical expert system are examined: deduction, suggestions for further examinations, covering of symptoms, similarities between symptoms, explanation.

The main part of this work deals with the advantages and disadvantages of solutions for these requests concerning the fuzzy-rule-systems CADIAG-II and CADIAG-IV. After an outline about related logics and essential aspects of design decisions aspects of the knowledge base (e. g. the context dependency), the preprocessing of the data and the user interface are considered. Special methods of abduction, suggestions for further examinations, the covering of symptoms and the consistency check are described and compared. At the end possible enhancements for the Evidence Based Medicine and processing of time are added.

## keywords

medical expert system, differential diagnosis, nosocomial infection, fuzzy logic, abduction, uncertainty, approximate reasoning

# Inhalt

Kurzfassung	3
Abstract	4
Inhalt	5
<b>1. Einleitung</b>	<b>9</b>
Thema	9
Vorwort	10
Danksagung	11
<b>2. Grundlagen</b>	<b>12</b>
2.1. Expertensysteme	13
2.1.1. Aufbau	14
2.1.2. Wissensrepräsentation	15
2.1.3. medizinische Qualitätssicherung	16
2.1.4. Einsatzmöglichkeiten	18
2.1.5. Vergleich mit technischen Expertensystemen	19
2.1.6. Wissenserwerb	19
2.1.7. Typischer Aufbau von regelbasierten Wissensbasen	20
2.1.8. Auffassung der Inferenz als Aufsammeln von Evidenzen	21
2.2. Methoden der formalen Logik	23
2.2.1. Formale Sprache	23
2.2.2. Semantik	23
2.2.3. Kalkül	24
2.2.4. Formale Ebenen	25
2.2.5. Schlussweisen	25
2.3. Die Vier-Felder-Tafel	26
2.4. Fuzzy-Set-Theory	28
2.5. Das Bayes'sche Theorem	31
<b>3. CADIAG</b>	<b>33</b>
3.1. Grundlagen	34
3.2. CADIAG-I	35
3.3. CADIAG-II	35
3.4. CADIAG-III	37
3.5. CADIAG-IV	38
3.6. Daten-Symbol-Konversion	39

3.7. formale Definition	40
3.7.1. Entitäten	40
3.7.2. Operatoren	41
3.7.3. Regeln	42
3.7.4. Daten-Symbol-Konversion	43
3.8. Verarbeitung von Unsicherheit	43
3.9. MedFrame	44
<b>4. MONI-IV</b>	<b>46</b>
4.1. Einleitung	47
4.2. Medizinische Grundlagen	47
4.3. Vorausgegangene MONI-Systeme	49
4.3.1. MONI-II	49
4.3.2. MONI-III	49
4.4. Der Prototyp	50
4.5. Analyse der KISS-Regeln	51
4.6. Testdaten	52
4.7. Ablauf der Diagnoseerstellung	53
4.8. Systemkomponenten	55
4.9. Evaluation	60
4.10. Andere Infektionserfassungssysteme	61
4.10.1. MYCIN	61
4.10.2. HELP	63
4.10.3. GermWatcher	64
4.10.4. GIDEON	64
4.10.5. INKO.XPS	65
4.10.6. Entscheidungsunterstützungssystem für nosokomiale Infektionen in Boston	66
4.10.7. CAI	66
4.10.8. Entscheidungsunterstützungssystem für Pneumonie in Utrecht	67
4.10.9. Entscheidungsunterstützungssystem für nosokomiale Infektionen in Giessen	68
4.10.10. weitere Arbeiten	69
4.11. Offene Punkte	70
4.12. Ausblick	70
<b>5. Anforderungen an die Inferenz</b>	<b>72</b>
5.1. Szenario	73
5.2. Aufgaben	74
5.3. Spezielle Anforderungen	76
5.3.1. Anwendungsbezug	76
5.3.2. Wissensrepräsentation	77
5.3.3. Wissensbasis	79
5.3.4. Benutzerschnittstelle	81

5.3.5. Untersuchungsvorschläge	82
5.3.6. Angabe nicht abgedeckter Symptome	82
5.3.7. Ähnlichkeit zwischen Entitäten	83
5.3.8. Zeitverarbeitung	83
<b>6. Konzepte der Inferenz</b>	<b>84</b>
6.1. Herangehensweise von CADIAG-IV	85
6.2. argumentative Grundlagen	87
6.2.1. Philosophischer Konstruktivismus	87
6.2.2. Tertium Non Datur	88
6.2.3. Ex Contraductione Quod Libet	88
6.2.4. Zusammenstellung unterschiedlicher Bewertungen	89
6.3. Beziehung zwischen CADIAG-IV und Theorien der formalen Logik	90
6.3.1. Klassische Aussagenlogik (AL)	90
6.3.2. Possibilistic Logic (PL)	91
6.3.3. Intuitionistische Logik (IL)	91
6.3.4. Intuitionistische Fuzzy-Logik (IFL)	92
6.3.5. Parakonsistente Logik	94
6.3.6. Einbeziehung von Theorien der formalen Logik in CADIAG	95
6.4. Anmerkungen zu Designentscheidungen	99
6.4.1. Geeignete Wahl der Operatoren	99
6.4.2. Der Zustand „nicht definiert“	101
6.4.3. Explizite Bewertung einer Symptomkombination	103
6.4.4. Entitäten als Steuerelemente	104
6.4.5. Entitätengruppen	104
6.4.6. Regelgruppen	105
6.5. Wissensbasis	106
6.5.1. Frames	106
6.5.2. Kompilation der Wissensbasis	107
6.5.3. Zyklen	109
6.6. Kontextabhängigkeit	110
6.6.1. Manuelle Änderung von Bewertungen	111
6.6.2. Feature Extraction	111
6.6.3. Erweiterung der Regeln	112
6.6.4. Metainferenz	113
6.6.5. Formale Automaten	115
6.6.6. Default-Reasoning	115
6.6.7. Diskussion	116
6.7. Vorverarbeitung	116
6.7.1. Vorverarbeitungsregeln	117
6.7.2. Symbol-Symbol-Konversion	118
6.8. Benutzerschnittstelle	120
6.8.1. Ausgabe des Ergebnisses	120
6.8.2. Erklärungskomponente	122
6.8.3. Händische Änderung der Evidenzen	122
6.8.4. Assistent	123
6.9. Rückschluss	124
6.9.1. Vorschläge für Knowledge Refinement	124
6.9.2. Verwendung von Widerspruchsfreiheit	129

6.10. Untersuchungsvorschläge	131
6.10.1. Lösungsmöglichkeiten	132
6.10.2. Bewertungsintervalle durch Rückschluss	133
6.10.3. Ausgabe der Ergebnisse	138
6.11. Abdeckung der Symptome	139
6.11.1. Multimorbidität	141
6.11.2. Ähnliche Entitäten	142
6.12. Konsistenzüberprüfung	144
6.12.1. Fuzzy-Subsethood-Theorem	144
6.12.2. Konsistenzintervalle durch Rückschluss	145
6.13. Evidence Based Medicine	149
6.14. Zeitverarbeitung	151
6.14.1. Temporallogik	152
6.14.2. Situationskalkül	152
6.14.3. Ereigniskalkül	153
6.14.4. Punkt-orientiertes Kalkül	154
6.14.5. Allen's Intervallkalkül	154
6.14.6. Qualitative Punkt-Relationen	155
6.14.7. Set of Possible Occurrence (SOPO)	155
6.14.8. Feature Extraction	155
6.14.9. Graph mit Zeit-Kanten	156
6.14.10. Diskussion	157
6.15. Offene Punkte	157
6.16. Ausblick	159
Anhang A: KISS-Definition für Harnwegsinfektion	163
Anhang B: Evidence Based Medicine	165
Referenzen	168
Paper	168
World Wide Web	176
Index	178
Lebenslauf	182

# 1. Einleitung

## Thema

Diese Dissertation beschäftigt sich mit der Inferenz von Fuzzy-Regelsystemen. Ausgehend von den Erfahrungen mit der Erstellung des nosokomialen Diagnosesystems MONI-IV wird betrachtet, welche Anforderungen an ein medizinisches Expertensystem gestellt und mit welchen Methoden sie gelöst werden können.

Betrachtet wird dabei nur der Inferenzmechanismus und damit verbunden die Wissensrepräsentation. Wissenserwerb, Implementierung und Benutzerschnittstellen sind nur insofern Thema dieser Arbeit, so weit sich dies aus der Inferenz heraus ergibt. Eine andere Abgrenzung ist die Einschränkung auf Expertensysteme, deren Wissensrepräsentation Fuzzy-Regeln verwenden. Weiters werden nur Fragestellungen betrachtet, die sich aus der Praxis ergeben und solche Lösungsvorschläge, die effektiv eingesetzt werden können.

Auf Grund der Praxisrelevanz lässt sich die Arbeit auch als Leitfaden für die Erstellung medizinischer Expertensysteme betrachten. Vorausgesetzt, dass Fuzzy-Regeln verwendet werden, bietet sie einen Überblick über die Fragestellungen, die dabei zu beachten sind und eine kritische Analyse, welche Methoden dazu eingesetzt werden können.

Es handelt sich also nicht um die Aufstellung und Verifikation einer wissenschaftlichen Hypothese. Vielmehr wird der gegenwärtige Stand der Expertensystem-Technologie des Instituts für Medizinische Computerwissenschaften am Allgemeinen Krankenhaus Wien (CADIAG) zusammengefasst und erweitert. Gleichzeitig ergeben sich damit neue Fragestellungen für zukünftige Forschungen.

## Inhalt

Nachdem Grundlagen beschrieben werden, die für das Verständnis der Arbeit unbedingt notwendig sind (Kapitel 2. *Grundlagen*), folgt eine Beschreibung des gegenwärtigen Standes von CADIAG (Kapitel 3. *CADIAG*). Als Fallbeispiel und fachliche Grundlage für die konzeptuellen Betrachtungen beschreibt Kapitel 4. *MONI-IV* den Prototypen für das nosokomiale Diagnosesystem MONI-IV. Kapitel 5. *Anforderungen an die Inferenz* betrachtet mögliche Fragestellungen an ein medizinisches Expertensystem, für die dann in Kapitel 6. *Konzepte der Inferenz* Lösungsvorschläge mit ihren Vor- und Nachteilen präsentiert werden. Die Vorschläge beziehen sich vor allem auf CADIAG-II und CADIAG-IV, können aber mit mehr oder weniger Adaptionaufwand auch für andere Expertensysteme mit Fuzzy-Regeln angewendet werden. *Anhang A: KISS-*

*Definition für Harnwegsinfektion und Anhang B: Evidence Based Medicine* bieten weitere medizinische Hintergrundinformationen zum Thema.

## Vorwort

Das Thema dieser Arbeit umfasst mehrere Wissensbereiche, wie Informatik, Medizin, formale Logik und Philosophie. Es war mir ein Anliegen, damit vor allem die Kluft zwischen Anwendung und Theorie von Expertensystemen zu überbrücken. Viele Arbeiten beschäftigen sich mit der Anwendungsentwicklung sehr einfach gebauter Systeme, was aus praktischer Sicht sehr sinnvoll sein kann. Offen bleibt dabei aber eine progressive Weiterentwicklung der Möglichkeiten medizinischer Expertensysteme. Auf der anderen Seite findet sich eine Fülle akademisch interessanter Arbeiten, die aber praktisch (heute noch) irrelevant sind. Insofern versucht diese Dissertation eine Verbindung zwischen diesen beiden Welten zu bilden und so viel wie möglich aus der Theorie in den tatsächlichen Einsatz überzuführen. Sie ist keine dezidiert grundlegend- oder anwendungswissenschaftliche Arbeit, sondern eher in der konzeptuellen Wissenschaft angesiedelt.

Da ich versucht habe, einen möglichst aktuellen Stand der Wissenschaft anzugeben, stehen einige der angeschnittenen Theorien noch in den Kinderschuhen und sind daher mit der entsprechenden Vorsicht zu genießen, die neue Wissenschaften verlangen. Wegen des inhaltlichen Umfangs werden viele Theorien nur angeschnitten und nicht ausführlich beschrieben. Es wird ein möglichst breites Geflecht mit Verbindungen zu unterschiedlichen verwandten Bereichen gebildet werden, so weit dies im Rahmen der Arbeit möglich ist.

### Entwicklungsgeschichte der Doktorarbeit

Zum besseren Verständnis, warum ich ausgerechnet dieses Thema gewählt habe, sei ein kurzer Abriss gegeben, wie es dazu kam. Als ich 1999 an das Institut für Medizinische Computerwissenschaften (Abteilung Medizinische Experten- und Wissensbasierte Systeme) kam, beschäftigte ich mich mit CADIAG und MedFrame, einer objektorientierten Patienten-Daten- und Wissensbasis, die mit CADIAG-IV in engem Zusammenhang steht. Nach einer Einschulung in JAVA 2.0 entwickelte ich einen Browser für MedFrame, mit dem dessen Inhalte betrachtet, eingegeben und verändert werden konnten [Heisz 00a]. Nach einem ersten Anlauf, ein Expertensystem für die Rheumatologie von CADIAG-II auf CADIAG-IV umzustellen [Heisz 00b], folgte ein Wechsel auf MONI-IV [Heisz 02]. Aus diversen technischen und praktischen Gründen wurde es aber nicht mit Hilfe von MedFrame, sondern mit MedBase, einem Entwicklungssystem der Firma Software Unlimited Datenverarbeitungsgesellschaft m. b. H. erstellt, in der ich seit 2000 an medizinischen Informations- und Dokumentationssystemen arbeite. Die Erfahrungen mit CADIAG, MONI-IV, der Arbeit bei Software Unlimited und natürlich mein persönliches Interesse ergaben dann den Wunsch, die Entwicklung der Inferenz von CADIAG voranzutreiben [Heisz 03].

# Danksagung

Herzlicher Dank gilt meinem Betreuer Prof. Dipl. Ing. Dr. Klaus-Peter Adlassnig für seine Zusammenarbeit und seinen unermüdlichen Einsatz dafür, wissensbasierte Systeme nicht für die Schublade zu entwickeln, sondern tatkräftig zum Einsatz kommen zu lassen. Weiters möchte ich mich bei Dipl. Ing. Andrea Rappelsberger für ihre administrative Unterstützung und Mag. Dr. Rudolf Seising für seine Gespräche über Intuitionismus bedanken, sowie bei meinem Zweitprüfer Prof. Dipl. Ing. Dr. Thomas Eiter für seine Beratung in formallogischen Angelegenheiten.

Die Arbeit wäre nicht ohne die Unterstützung der Firma Software Unlimited zu Stande gekommen, die mir die nötigen technischen Arbeitsmittel zur Verfügung stellte. Weiterer Dank gilt Dipl. Ing. Lukas Unterasinger für seinen persönlichen Einsatz zur Beschaffung der Testdaten für MONI-IV.

Besonders möchte ich mich aber bei Nora Landkammer für ihre Hilfe beim Korrekturlesen bedanken, und vor allem für ihre Geduld und Aufmerksamkeit während unserer Gespräche zu dieser Arbeit.

# 2. Grundlagen

Diese Dissertation verbindet unterschiedliche Fachbereiche wie Artificial Intelligence, Medizininformatik, formale Logik, Statistik, ... . Um einem entsprechend unterschiedlichen Leserkreis gerecht zu werden, sollen ein paar Grundlagen präsentiert werden, die im weiteren Verlauf der Arbeit unbedingt benötigt werden und dem interessierten Leser zumindest die Möglichkeit geben, einen Eindruck von den wesentlichen Aspekten zu gewinnen.

## Inhalt

Am Beginn dieser Grundlagen steht eine Beschreibung medizinischer Expertensysteme, die die Motivationen für die Anforderungen und Methoden enthält, die später behandelt werden. Da relativ umfangreich über formale Logik gesprochen wird, sind weiters die wichtigsten Begriffe erklärt, die für das Verständnis der Arbeit unbedingt notwendig sind. Die Vier-Felder-Tafel ist eine statistische Darstellung von medizinischen Bezügen, die einen Großteil der Arbeit begleiten wird. Darauf folgen die Definitionen für die Fuzzy-Set-Theory und das Bayes'sche Theorem als grundlegende Methoden für die Verarbeitung von Unsicherheit.

## 2.1. Expertensysteme

Expertensysteme sind ein anwendungsorientierter Fachbereich der Artificial Intelligence (AI) [Adlassnig 02], in dem es darum geht, menschliches Fachwissen maschinell umzusetzen und nutzbar zu machen. Sie enthalten Wissen eines bestimmten Fachbereichs, das deklarativ und getrennt von anderen Daten des Systems abgespeichert wird, und für einen Experten dieses Fachbereichs möglichst verständlich darstellbar sein soll. Der Zweck von Expertensystemen ist, dieses Wissen zu verwenden, um gegebene Aufgaben zu erledigen. Medizinische Expertensysteme müssen im Besonderen mit Unsicherheit, Unvollständigkeit und Widersprüchen umgehen können.

Ein grundlegender Aspekt für ihre Funktionsweise ist die Art, wie das Wissen formalisiert wird, die Wissensrepräsentation. Eng damit verbunden ist die Inferenz. Das ist der Mechanismus, der aus dem vorhandenen Wissen Schlussfolgerungen durchführen soll. Wie diese beiden Komponenten gestaltet sind, beeinflusst maßgeblich die Brauchbarkeit und damit den Erfolg eines Expertensystems.

Diese Einführung beschreibt weiters die Einsatzmöglichkeiten medizinischer Expertensysteme, einen Vergleich mit technischen Anwendungen und die Bedeutung des Wissenserwerbs sowie weitergehende Aspekte der Wissensrepräsentation und der Inferenz.

### Literatur

Grundlagen: [Gottlob 90]. Erste Ansätze für computerunterstützte Diagnosemethoden und medizinische Entscheidungshilfen: [Lipkin 58, Ledley 59]. Medizinische Expertensysteme: [Seising 03a, Federhofer 00]. Weitere, mit MONI-IV verwandte Systeme werden in Kapitel 4.10. *Andere Infektionserfassungssysteme* beschrieben.

## 2.1.1. Aufbau

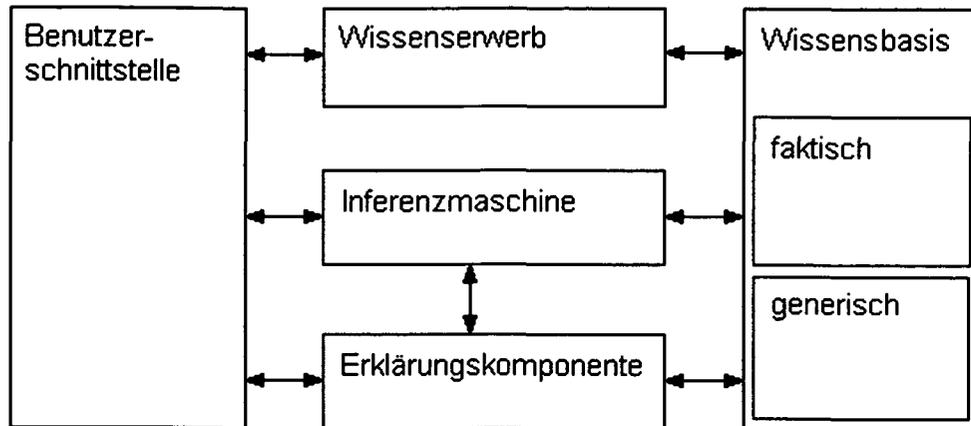


Abb. 1: Aufbau eines Expertensystems

### Benutzerschnittstelle

Zur Benutzerschnittstelle gehören die Kommunikation mit dem Anwender, der nach der Lösung eines bestimmten Anwendungsproblems sucht, und die Kommunikation mit dem Knowledge Engineer, dem Softwaretechniker, die die Wissensbasis erstellt und wartet.

### Wissensbasis

Die Wissensbasis unterscheidet zwischen Wissen über den Fachbereich (generisches Wissen; a priori Wissen; z. B. medizinisches Fachwissen), und über die konkrete Situation (faktisches Wissen; a posteriori Wissen; z. B. Patientendaten). Generisches Wissen wird üblicherweise bei der Erstellung des Expertensystems eingegeben und bleibt während seines Bestehens konstant. Ausnahmen sind Aktualisierungen des Fachwissens. Faktisches Wissen hingegen enthält die aktuelle Situationsbeschreibung, zu der mit Hilfe des generischen Wissens weitere Aussagen getroffen werden können.

### Inferenzmaschine

Expertensysteme sollen nicht nur vorhandenes Wissen wiedergeben, sondern daraus auch neues Wissen generieren können. Die Inferenzmaschine ist der Mechanismus, der diese Schlussfolgerungen (Inferenz) durchführt.

### Erklärungskomponente

Oft ist es für den Anwender wichtig zu wissen, warum bestimmte Ergebnisse zustande kommen. Die Erklärungskomponente erstellt meist eine Beschreibung zu den einzelnen Schritten der Berechnung.

### Wissenserwerb

Die Wissenserwerbskomponente bietet dem Experten und/oder Knowledge Engineer Funktionen zur Erstellung und Wartung der Wissensbasis (Wissensbasiseditor, Konsistenzüberprüfung für das generische Wissen, ...).

## Expertensystem-Shell

Lässt man den konkreten Inhalt der Wissensbasis eines Expertensystems beiseite, so erhält man eine sogenannte Expertensystem-Shell. Sie enthält alle Funktionen eines Expertensystems und ggf. zusätzliche Komponenten zur Erstellung einer neuen Wissensbasis.

### 2.1.2. Wissensrepräsentation

Unter Wissensrepräsentation versteht man Formalismen, die die Darstellung des Wissens, das zum Lösen einer bestimmten Aufgabe nötig ist, ermöglichen.

Anforderungen an die Wissensrepräsentation:

**Verarbeitbarkeit:** Es muss möglich sein, von bestehendem Wissen auf neues Wissen schließen zu können.

**Flexibilität:** Unabhängigkeit vom Fachbereich; leichte Wartbarkeit der Wissensbasis.

**Modularität:** Ein Teilproblem soll unabhängig vom Rest hinzugefügt, geändert oder entfernt werden können.

**Verständlichkeit:** Der Inhalt der Wissensbasis muss gegenüber Benutzer und Knowledge Engineer verständlich sein.

**Darstellbarkeit unsicheren Wissens:** Gerade in der Medizin ist es wichtig, mit unsicherem Wissen umgehen zu können.

Unter der Vielfalt von unterschiedlichen Wissensrepräsentationsformen (Entscheidungsbäume, dreiwertige Logik, Modallogik, Fuzzy-Logik, Regeln (Produktionensysteme), Tabellen, Formale Automaten, semantische Netze, Frames, Bayes'sche Netze, ...) lassen sich drei große Familien unterscheiden:

#### Logikorientierte (regelbasierte) Methoden

Bei logikorientierter Wissensrepräsentation wird das Wissen mittels Regeln abgespeichert:

WENN Bedingung DANN Folgerung.

Dies ist die häufigste Form bei medizinischen Expertensystemen. In der Medizin ist es üblich, Wissen in Form von Regel anzugeben. Ärzte können sich daher gut in diese Methodik einfühlen. Im weiteren Sinn lassen sich hier auch Entscheidungsbäume und -tabellen hinzurechnen.

Üblicherweise ist die Prämisse einer Regel aus einer logischen Kombination mehrerer Bedingungen zusammengesetzt, während die Konklusion aus einer einzelnen Behauptung besteht:

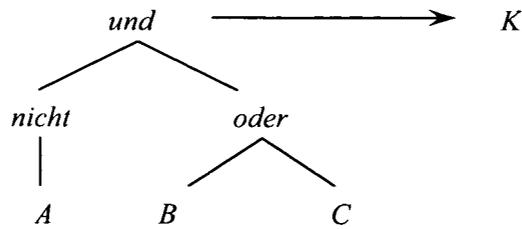


Abb. 2: Beispiel für eine Regel mit der Bedeutung: „Wenn  $A$  nicht auftritt und außerdem  $B$  und/oder  $C$  der Fall ist, so trifft auch  $K$  zu.“

Durch Patientendaten ist gegeben, wie sehr die Aussagen  $A$ ,  $B$  und  $C$  zutreffen. Diese werden mit den logischen Operatoren (*und*, *oder*, *nicht*) verknüpft, und man erhält das Zutreffen der gesamten Prämisse. Unter Verwendung von Unsicherheit bei der Schlussfolgerung muss das Gewicht der Regel weiter eingeschränkt werden (Propagierungsfunktion). Damit erhält man eine Aussage, wie sehr die Konklusion  $K$  zutrifft.

Die Berechnung der Konklusion einer Regel wird über alle Regeln so lange wiederholt, bis keine signifikante Änderung mehr auftritt (Inferenzdurchlauf).

### Objektorientierte Methoden

Zentraler Aspekt einer objektorientierten Methode ist die Einteilung des Wissens in die wesentlichen Träger der Informationen (Objekte) und die deklarative Beschreibung ihrer Eigenschaften und strukturellen Verwandtschaft. Beispiele sind: Frames, semantische Netze, Bayes'sche Netze.

### Prozedurale Methoden

Im Unterschied zu nicht wissensbasierten Programmen liegt hier das Wissen implizit in Form von aufrufbaren, „hart kodierten“ Prozeduren vor. Da diese Form der Wissensrepräsentation sehr unflexibel und unübersichtlich ist, wird sie selten verwendet. Vorteile sind die hohe Effizienz und die einfachere Implementierbarkeit.

## 2.1.3. medizinische Qualitätssicherung

Der hauptsächliche Grund, warum Expertensysteme in der Medizin eingesetzt werden, ist die Verbesserung der Qualität der medizinischen Betreuung.

### Bewältigung des Mengenproblems

Sowohl der Umfang des medizinischen Wissens als auch der anfallenden und verarbeitbaren Datenmengen steigt kontinuierlich.

Bsp.: Monitoring von nosokomialen Infektionen: Keimbelastung und klinische Daten des gesamten Krankenhauses müssen nach relevanten Informationen durchforstet werden.

## **Bewältigung des Zeitproblems**

Besonders auf Intensivstationen sind zeitliche Aspekte oft von großer Bedeutung. Manche Dienste der medizinischen Versorgung können erst durch den Einsatz von Computerunterstützung umgesetzt werden.

Bsp.: Alarmmeldungen bei komplexen, kritischen Situationen.

## **Unterstützung der Problemlösungsprozesse**

Ärzte haben meist mit häufigen Krankheiten zu tun, wodurch seltene übersehen werden können. Die klare Aufstellung der medizinischen Zusammenhänge kann dabei unterstützen, seltene Erkrankungen mit einer möglichst rationalen Einschätzung der Verhältnisse einzubeziehen [Sox 88]. Weitere Beiträge zur Qualitätssicherung sind Therapievorschlüsse oder die Übernahme von Routinearbeiten, die das medizinische Personal entlasten.

Bsp.: Diagnose, Therapieentscheidung, Prognose, Aufdeckung von Kontraindikationen, ...

## **Kontrollfunktion**

Im Gegensatz zu Vorschlägen, was in bestimmten Situationen getan werden kann, ist es auch möglich, vorhandene Lösungen mit berechneten zu vergleichen.

Bsp.: Die Diagnose des Arztes wird mit der Diagnose des Expertensystems verglichen. Unterscheiden sich die Diagnosen, wird der Arzt informiert.

Bsp.: Der Arzt wird aufgefordert, zu allen für die Krankheit typischen Symptomen Stellung zu nehmen und seine Diagnose auch gegenüber selten auftretenden Krankheiten abzugrenzen.

## **Leitlinien**

Die Erstellung medizinischer Leitlinien stellt eine Klärung und Vereinheitlichung medizinischer Prozesse dar, weshalb sie sich als Wissensgrundlage für Expertensysteme anbieten. Selbst bei Expertensystemen, die keine vorgegebenen Leitlinien verwenden, bewirkt die Gestaltung der Wissensbasis eine Klärung der medizinischen Sachverhalte.

Bsp.: Bei der Verwendung der KISS-Kriterien für nosokomiale Infektionen für MONI-IV ergaben sich Änderungen, die besser an die Anforderungen von Intensivstationen angepasst sind.

## **Kostentransparenz und -ersparnis**

Überbefundung (unnötige Befunde) und Fehldiagnosen sollten auch aus Kostengründen möglichst weitgehend vermieden werden. Darüber hinaus unterstützen Expertensysteme die Klarheit medizinischer Prozesse.

Bsp.: Vorschläge zu Antibiotikatherapien oder weiteren Untersuchungen.

## **Lehrfunktion (Tutorsystem)**

Wissensbasierte Systeme enthalten explizites, medizinisches Wissen, das auch zu Lehrzwecken verwendet werden kann.

Bsp.: Sammlung von medizinischem Wissen, Nachbildung und damit Einübung von diagnostischen oder therapeutischen Prozessen, ...

## 2.1.4. Einsatzmöglichkeiten

Zu diesen allgemeinen Einsatzgebieten von medizinischen Expertensystemen folgt nun eine konkretere Beschreibung ihrer Fähigkeiten und Verwendbarkeit. Die wesentlichen Aufgaben sind:

- Schlussfolgerung (Inferenz)
- Erklärung der Ergebnisse
- Erstellung von Untersuchungsvorschlägen
- Angabe nicht abgedeckter Symptome
- Angabe ähnlicher Diagnosen

So grundlegend diese Fähigkeiten sind, so umfassend lassen sie sich auch einsetzen. Hier seien einige der wichtigsten Einsatzmöglichkeiten erwähnt:

**Diagnose:** Aus gegebenen Symptomen kann auf Diagnosen geschlossen werden.

**Therapievorschlage:** Genauso wie Regeln von Symptomen auf Diagnosen schließen lassen, ist es möglich, solche anzugeben, die von Diagnosen auf Therapien verweisen. So kann z. B. der Einsatz von Antibiotika und damit die Antibiotikaresistenz durch gezielte Information deutlich eingeschränkt werden [Pestotnik 96, Levy 98].

**Konsultations-** (geben Antworten auf Fragen), **Simulations-** (modellieren bestimmte Abläufe) oder **Referenzsysteme** (Nachschlagwerke).

**Dialogsystem:** Durch Interaktion mit dem Benutzer stellt das System Fragen für weitere Informationen, die z. B. zur Differenzialdiagnose oder bei der Erstellung einer Wissensbasis zu besseren Ergebnissen führen können. Ein anderes Beispiel ist (wie oben beschrieben) die Überprüfung der routinemäßigen Dokumentation durch den Arzt.

**Alarmsystem:** Ein vollautomatisches Expertensystem betrachtet komplexe Datenmengen über Patienten, gibt Warnungen aus, wenn eine kritische Situation eintritt oder reagiert sogar direkt.

**Screening:** Beim Screening liegt ein Spezialfall eines Alarmsystems vor, das routinemäßig klinische Patientendaten des alltäglichen Spitalbetriebes untersucht, um bestimmte Krankheiten zu erkennen.

**Erweiterung eines Krankenhausinformationssystems:** Die Erfahrung im Einsatz von Expertensystemen hat gezeigt, dass Stand-Alone-Systeme, bei denen die Patientendaten händisch eingegeben werden mussten, zu hohem Arbeitsaufwand erforderten, um den Nutzen des Systems zu rechtfertigen. Daher empfiehlt es sich, die Patientendaten so weit wie möglich automatisch aus vorhandenen Datenbanken zu übernehmen.

## 2.1.5. Vergleich mit technischen Expertensystemen

Technische Expertensysteme unterscheiden sich von medizinischen insofern, dass dabei Voraussetzungen über Vollständigkeit und Exaktheit angenommen werden können, die in der Medizin nicht möglich sind.

Da bei technischen Expertensystemen die Closed-World-Assumption<sup>1</sup> in den meisten Fällen gilt, können spezielle Verfahren zu automatischen Diagnose verwendet werden. Diese gehen von einer vollständigen Systembeschreibung aus und bestimmen, welche Teile fehlerhaft sein müssen (modellbasierte Diagnose) [deKleer 87, Peng 90].

In der Medizin lässt sich diese Annahme nicht oder nur eingeschränkt verwenden, weil nicht von vollständigem Wissen ausgegangen werden kann. Ist zum Beispiel nichts über das Auftreten eines Symptoms bekannt, lässt sich daraus nicht schließen, dass es nicht dennoch zutrifft.

## 2.1.6. Wissenserwerb

Auf den Wissenserwerb eines medizinischen Expertensystems wird in dieser Arbeit kaum eingegangen. Eine ausführliche Erarbeitung des Themas für CADIAG-IV wurde in [Bögl 97] durchgeführt. Da aber ein paar Grundbegriffe benötigt werden, sei eine kurze Einführung gegeben.

Ein wesentlicher Aspekt am Erfolg eines Expertensystems ist die Beschaffenheit der Wissensbasis. Wichtige Kriterien (eines diagnostischen Systems) sind dabei die Anzahl der ableitbaren Diagnosen, die Spezifität und die Sensitivität, die Anzahl der gefundenen Diagnosen, eine geeignete Auswahl relevanter Diagnosen, die Berücksichtigung seltener Erkrankungen, ... .

mögliche Herkunft des Wissens:

Leitlinien

Ausarbeitung medizinischer Literatur

heuristisches Wissen eines oder mehrerer Experten

statistische Studie

maschinelles Lernen

Um so sicherer die gegebenen Informationen sind, desto höher ist die Zuverlässigkeit der berechneten Ergebnisse. Grundsätzlich sind die Regelbewertungen ein Maß dafür, wie sehr von der Prämisse auf die Konklusion gefolgert werden kann. Dieses „wie sehr“ ist dabei ein unspezifischer Begriff und kann aus unterschiedlichen Quellen gesetzt werden. Beispielsweise können statistische Werte für die Definitionen von

---

<sup>1</sup> Die Closed-World-Assumption ist die Annahme, dass der gesamte Betrachtungsbereich vollständig beschrieben wird. So kann man beispielsweise bei einem Zugfahrplan davon ausgehen, dass alle Züge, die fahren, auch im Fahrplan eingetragen sind. Ist für eine bestimmten Zeit kein Zug angeführt, so ist daher anzunehmen, dass um diese Zeit auch kein Zug fahren wird.

Regelgewichten verwendet werden. Diese sind von ihrer Herkunft her zwar als Wahrscheinlichkeitstheoretisch berechnete Werte auffassbar, nicht aber in ihrer Verwendung als Regelgewichte. Genauso gut könnte das Gewicht durch die subjektive Schätzung eines Arztes entstanden sein. Es handelt sich bei der Anwendung von Regeln also um ein heuristisches Verfahren, dessen Bewertungen aus Quellen unterschiedlichsten Vertrauensgrades entstanden sind. Siehe dazu auch [Sox 88].

Wissensbasen werden schrittweise erstellt. Nach einer ersten Version folgt ein Testdurchlauf der Ergebnisse. Ausbesserungen mit jeweiligen Tests werden so lange durchgeführt, bis die Berechnungsergebnisse den Anforderungen entsprechen. Dieses Prinzip nennt man Knowledge Refinement.

Nach der Erstellung der Wissensbasis folgt (im Idealfall) eine Evaluationsstudie, um die Qualität der Ergebnisse zu überprüfen.

## 2.1.7. Typischer Aufbau von regelbasierten Wissensbasen

Obwohl der Aufbau einer Regelbasis für jede mögliche Kombination von Regeln offen steht, gibt es doch typische Elemente, die immer wieder auftauchen.

### Einfache Regeln

Oftmals ist eine große Anzahl von einfachen Regeln vorhanden, deren Prämisse aus einer einzigen Entität besteht. Sie heißen auch monokausale Regeln. Für eine Konklusion  $K$  beweisende oder pathognomonische Symptome  $S$  sind solche, die mit Sicherheit auf  $K$  schließen lassen, d. h. die in der Prämisse einer monokausalen Regel für  $K$  stehen, deren Gewicht 1 ist.

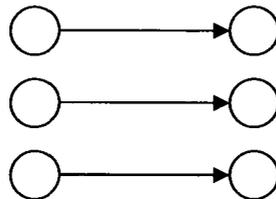


Abb. 3: einfache Regeln

### Komplexe Regeln

Andere typische Regeln sind solche, deren Prämisse aus einer komplexen Struktur besteht: komplexe Regeln, zusammengesetzte Regeln. Sie dienen einer spezifizierten Abgrenzung von anderen, der Konklusion ähnlichen Zuständen.

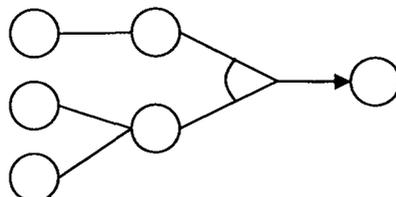


Abb. 4: komplexe Regel

Da komplexe Regeln eine eher scharf abgegrenzte Beschreibung der Konklusion darstellen, besteht die Gefahr der Überspezifikation. Insbesondere atypische Fälle können leicht herausfallen. Eine luxuriöse (weil aufwändige) Lösung wäre, sowohl einfache als auch komplexe Regeln mit entsprechendem Gewicht anzugeben, sodass Sonderfälle, die bei komplexen Regeln mit hohem Gewicht durch den Rost fallen, durch einfache Regeln mit niedrigerem Gewicht abgefangen werden.

## Symptom-Diagnose-Beziehungen

Spezielle Beziehungen sind Symptom-Diagnose- oder Diagnose-Symptom-Beziehungen:

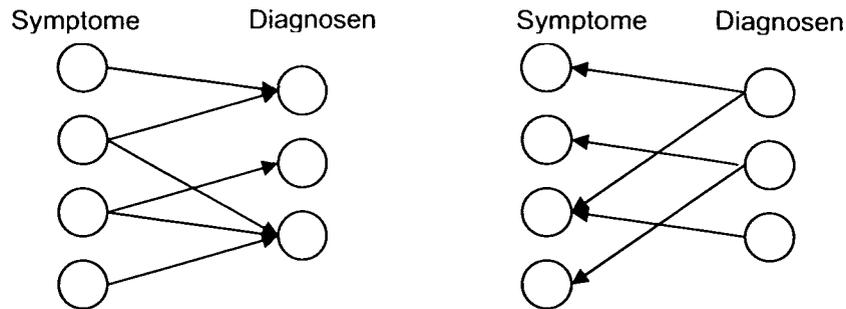


Abb. 5: Symptom-Diagnose-Bez.    Abb. 6: Diagnose-Symptom-Bez.

Medizinisches Wissen ist meist diagnosenorientiert. (Es wird angegeben, welche Krankheiten es gibt und welche Symptome dafür typisch sind.) Die übliche Arbeitsweise eines Diagnosesystems ist allerdings datengesteuert, d. h. symptomorientiert.

In diesem Zusammenhang sei auf einen Unterschied in der technischen und der medizinisch inhaltlichen Sprechweise hingewiesen. Ist  $S$  ein Symptom und  $D$  eine Diagnose und sind eine Regel  $S \longrightarrow D$  sowie  $S$  gegeben, so kann man technisch gesehen deduktiv (datengesteuert) auf  $D$  schließen. Aus Sicht der medizinischen Anwendung handelt es sich aber eigentlich um einen Rückschluss auf die Ursache des Symptoms, also um eine Art Abduktion (zielgesteuert). Aus technischer Sicht tritt dieser Rückschluss aber nur implizit und durch die Angabe der Regelgewichte auf. In dieser Arbeit wird die technische Seite der Inferenz betrachtet. Die medizinisch fachliche Bedeutung ist Angelegenheit des Wissenserwerbs.

## Bipartite Graphen

Sind ausschließlich Symptom-Diagnose- und Diagnose-Symptom-Beziehungen aber keine Symptom-Symptom- oder Diagnose-Diagnose-Beziehungen vorhanden, so spricht von einem bipartiten Graphen.

Sind zusätzlich — untereinander wieder unabhängige — Therapien vorhanden, so erhält man einen 3-partiten Graphen.

## 2.1.8. Auffassung der Inferenz als Auffammeln von Evidenzen

In der Literatur zu regelbasierten Systemen sind unterschiedliche Sichtweisen beschrieben, wie die Inferenzmethodik regelbasierter Systeme aufgefasst werden

kann. Hier sei ein allgemeiner Ansatz vorgestellt, der die Arbeitsweise mit Fuzzy-Regeln darstellt.

Unterschiedlichste Aussagen über Patienten werden abstrahiert und als gleichwertige, sog. medizinische Entitäten aufgefasst. Diese Vereinheitlichung hat den großen Vorteil, dass die Inferenzmethodik für unterschiedlichste Zwecke verwendet werden kann, zumal in jedem Fall die gleiche Art von Wissensrepräsentation und Inferenz zu Grunde liegt.

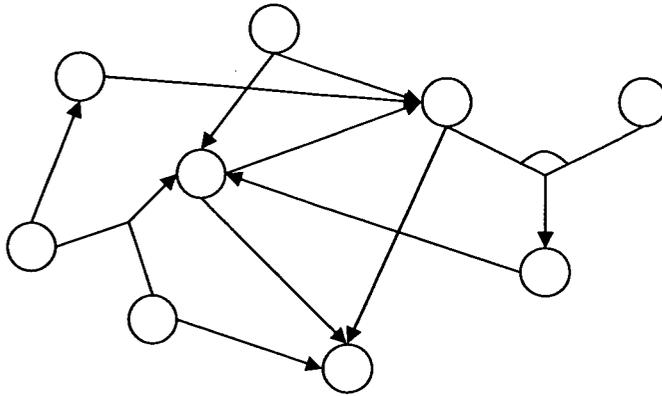


Abb. 7: allgemeiner Fall einer Wissensbasis: die Kreise vertreten medizinische Entitäten jedweder Art

Zu Beginn sind alle Bewertungen auf „nicht definiert“ gesetzt. Danach werden die vorhandenen Patientendaten geladen, d. h. die entsprechenden Entitäten werden demgemäß definiert. Die Ausführung eines Inferenzschrittes ist das Setzen einer Bewertung gemäß der angewendeten Regel. Dieser Prozess lässt sich als ein Aufsammeln von Evidenzen verstehen, wobei man versucht, auf Grund der gegebenen Informationen jeder Entität möglichst hohe Bewertungen zukommen zu lassen. Um so mehr aus den vorhandenen Informationen herausgeholt werden kann, desto mehr Information enthalten die Entitäten. Inhaltlich gesehen ist es gleichgültig, in welcher Reihenfolge die Regeln ausgeführt werden (Disjunktivität der Regelanwendung). Aus vorhandenem Wissen wird so lange weiteres Wissen generiert, bis alle Möglichkeiten ausgeschöpft sind. Ein Inferenzzyklus ist die Abarbeitung aller vorhandenen Regeln, ein Inferenzdurchlauf die wiederholte Durchführung von Inferenzzyklen. Der Inferenzprozess bricht ab, wenn alles herausgeholt wurde, was herausgeholt werden kann.

Die Inferenz lässt sich auch als Explikation von implizit bereits vorhandenem Wissen verstehen. Ergebnisse sind die Bewertungen einer Auswahl von Entitäten.

## 2.2. Methoden der formalen Logik

Ohne Kenntnisse der formalen Logik wird diese Arbeit zum Teil schwer nachvollziehbar sein. Ein paar Grundlagen sollen dem interessierten aber in Logik unerfahrenen Leser die Möglichkeit geben, das Wesentliche erfassen zu können. Eine kritische Auseinandersetzung folgt in Kapitel 6.3. *Beziehung zwischen CADIAG-IV und Theorien der formalen Logik.*

### 2.2.1. Formale Sprache

Bei einer formalen Sprache geht es um die Notation gewisser Inhalte in einer Schriftsprache. In der formalen Logik soll die logische Struktur von Aussagen (vor allem der Folgerungsbeziehung) beschrieben werden. Eine der einfachsten und wichtigsten Logiken ist die (klassische, zweiwertige) Aussagenlogik (AL), die nun kurz umrissen werden soll:

$A$  und  $B$  seien Variablen für beliebige Aussagen. Dann sind Verknüpfungen von Aussagen durch folgende logische Operatoren möglich:

$\neg A$	Negation:	„nicht $A$ “
$A \wedge B$	Konjunktion:	„ $A$ und $B$ “
$A \vee B$	Disjunktion:	„ $A$ und/oder $B$ “
$A \rightarrow B$	Implikation:	„ $A$ impliziert $B$ “

Durch rekursive Anwendung dieser Operatoren lassen sich komplexe Aussagen bzw. Aussageformen (Variablen für Aussagen; kurz: Form) erstellen. Beispiel:  $\neg A \wedge (B \vee C)$ .

Was uns weiter interessiert, ist, ob eine Form einen wahren oder falschen Sachverhalt repräsentiert. Wir weisen jeder Form einen Wahrheitswert *true* oder *false* zu. Stattdessen wird auch  $1$  und  $0$  mit der selben intendierten Bedeutung verwendet. Um zu entscheiden, ob eine Aussage *true* ist, gibt es zwei Möglichkeiten:

**Semantik:** Der Wahrheitswert wird explizit von einer Funktion (Interpretation) berechnet, die jeder Form einen Wahrheitswert zuordnet.

**Kalkül:** Er wird implizit aus der Ableitbarkeit aus einem Regelsystem bestimmt. Lässt sich eine Form ableiten, so ist sie wahr, lässt sich ihre Negation ableiten, so ist sie *false*.

### 2.2.2. Semantik

Eine **Interpretation**  $I$  ist eine Abbildung von einer Aussage auf ihre Bewertung (ihren Wahrheitswert). Atomare (nicht zusammengesetzte) Formen werden bei medizinischen Expertensystemen gesetzt, indem sie als Input einfach gegeben werden, ent-

weder durch Benutzereingaben oder über medizinische Datenbanken. Zusammengesetzte Formen lassen sich durch die Bewertung ihrer Operanden berechnen<sup>2</sup>:

$$\begin{aligned}
 I(\neg A) &:= 1 - I(A) \\
 I(A \wedge B) &:= \min(I(A), I(B)) \\
 I(A \vee B) &:= \max(I(A), I(B)) \\
 I(A \rightarrow B) &:= I(\neg A \vee B)
 \end{aligned}$$

Beispiel:

gegebene Interpretation:

$$\begin{aligned}
 I(A) &= 0 \\
 I(B) &= 0 \\
 I(C) &= 1
 \end{aligned}$$

Frage: „Trifft  $\neg A \wedge (B \vee C)$  zu?“

$$\begin{aligned}
 I(\neg A) &= 1 \\
 I(B \vee C) &= 1 \\
 I(\neg A \wedge (B \vee C)) &= 1
 \end{aligned}$$

Antwort: Ja, weil die Interpretation von  $\neg A \wedge (B \vee C)$  gleich 1 ist.

## 2.2.3. Kalkül

Eine andere Möglichkeit, zu ermitteln, ob eine Form wahr ist, ist die Verwendung eines Berechnungsmodells bestehend aus Axiomen und Ableitungsregeln.

**Axiome** sind Grundannahmen, die nicht weiter bestätigt werden müssen oder gar können. In unserem Fall sind das wieder die gegebenen Patientendaten. Beispiel: „Der Patient hat erhöhte Körpertemperatur.“ Ist  $A$  ein Axiom, so schreibt man

$$\vdash A.$$

Ableitungsregeln beschreiben eine Folgerungsbeziehung zwischen Formen. Beispiel: „Wenn ein Patient erhöhte Körpertemperatur hat, so hat er auch Fieber.“ Sie bestehen aus einer Prämisse  $P$  und einer Konklusion  $K$ . Man schreibt

$$P \longrightarrow K,$$

und sagt „Wenn  $P$  dann  $K$ “. Durch schrittweise Anwendung der Regeln auf Axiome und bereits abgeleitete Formen, lassen sich weitere Formen ableiten.

Beispiel:

gegebenes Kalkül:

$$\begin{aligned}
 \text{Axiom } A_1: & \quad \vdash A \\
 \text{Axiom } A_2: & \quad \vdash C \\
 \text{Regel } R_1: & \quad A \longrightarrow B \\
 \text{Regel } R_2: & \quad B \wedge C \longrightarrow D
 \end{aligned}$$

Frage: „Trifft  $D$  zu?“

$$\begin{aligned}
 \text{ohne Anwendung einer Regel ableitbar:} & \quad \vdash A, C \\
 \text{nach Anwendung der Regel } R_1 \text{ ableitbar:} & \quad \vdash A, C, B \\
 \text{nach weiterer Anwendung der Regel } R_2 \text{ ableitbar:} & \quad \vdash A, C, B, D
 \end{aligned}$$

Antwort: Ja, weil  $D$  in der Menge der ableitbaren Formen liegt.

<sup>2</sup> Die Definition der Semantik sei hier gleich so angegeben, dass damit eine Erweiterung auf Fuzzy-Logik vorbereitet wird.

## 2.2.4. Formale Ebenen

Um klar zu stellen, in welcher Form bei einem regelbasierten Expertensystem mit dem Folgerungsbegriff umgegangen wird, kann man drei dabei auftretende Betrachtungsebenen unterscheiden:

### Objektebene: $P \rightarrow K$

Im Bereich der formalen Sprache werden Formen durch Operatoren zu zusammengesetzten Formen verbunden: Negation ( $\neg A$ ), Konjunktion ( $A \wedge B$ ) Disjunktion ( $A \vee B$ ) und Implikation ( $A \rightarrow B$ ).

### Metaebene: $P \longrightarrow K$

Regeln ( $P \longrightarrow K$ ) übernehmen die Rolle der Folgerungsbeschreibung innerhalb der Wissensbasis. Die Trennung zwischen Objekt- und Metaebene entsteht durch die bewusste Trennung zwischen Objektbeschreibung und Problemlösungswissen.

### Metametaebene: $P \vdash K$

Im Verhalten der Inferenzmaschine steckt implizit ebenfalls eine Form der Schlussfolgerung, nämlich die der Ableitung ( $P \vdash K$ ). Innerhalb des Expertensystems tritt sie nicht explizit auf, sondern nur emergent in der tatsächlichen Durchführung der Schlussfolgerung.

Obwohl die Bezeichnungen dieser Ebenen nur relativ zueinander Bedeutung haben, werden sie für den Rest der Arbeit beibehalten, um eindeutig auf diese Unterscheidung verweisen zu können.

## 2.2.5. Schlussweisen

Was bei einer effektiven Ableitung mit dem gegebenen Wissen — allgemein gesprochen — passieren soll, ist eine Frage der Anwendung. Betrachtet man die Folgerungsbeziehung zweier Formen, so gibt es grundsätzlich drei Situationen, denen man bei der Wissensverarbeitung begegnen kann. Voraussetzung sind immer ein oder mehrere Prämissen (z. B. Patientendaten)  $P$ , ein oder mehrere Regeln (medizinisches Wissen)  $P \longrightarrow K$ , und die Konklusion (andere Patientendaten)  $K$ :

$$P, P \longrightarrow K, K$$

### Deduktion

gegeben:  $P, P \longrightarrow K$ . gesucht:  $K$

Ausgehend von den Prämissen und medizinischen Regeln kann auf die Konklusion geschlossen werden. Sicheres Schließen ist möglich, wenn man sich über das Zutreffen bzw. Nicht-Zutreffen von  $P$  und  $P \longrightarrow K$  sicher sein kann. Doch selbst im Fall des unsicheren Schließens ist die Deduktion die zuverlässigste und wichtigste Schlussweise.

## Induktion

gegeben:  $P, K$ . gesucht:  $P \longrightarrow K$

Ausgehend vom Auftreten der gegebenen Sachverhalte  $P$  und  $K$  soll auf deren Schlussfolgerungsbeziehung geschlossen werden. In der Praxis eines medizinischen Expertensystems kann der Induktionsschluss nur mit einer gewissen Unsicherheit erfolgen. Von Bedeutung ist er vor allem im Rahmen des Wissenserwerbs. Dabei kann beispielsweise ausgehend von statistischen Untersuchungen auf eine Grundgesamtheit des Patientenkollektivs geschlossen werden. D. h. es wird definiert, wie sehr angenommen werden kann, dass  $K$  aus  $P$  folgt.

## Abduktion

gegeben:  $K, P \longrightarrow K$ . gesucht:  $P$

Die Abduktion ist der Versuch, von der Konklusion auf die Prämisse zurückzuschließen. Auch hier können keine sicheren Schlüsse getroffen werden. Eine Ausnahme dazu bildet der Modus Tollens, auf den später (Kapitel 6.9. *Rückschluss*) noch ausführlich eingegangen wird. Anwendung findet das Prinzip z. B. in der Berechnung von Untersuchungsvorschlägen.

# 2.3. Die Vier-Felder-Tafel

Die Vier-Felder-Tafel ist eine Methodik, die vor allem für den Wissenserwerb verwendet wird. Sie unterstützt die Klärung der Beziehung zwischen den Häufigkeiten unterschiedlicher Situationen.

## Symptom-Diagnose-Beziehung

Um einen Überblick über die Relationen zwischen Symptomen und Diagnosen zu erhalten, ist es üblich, die Anzahlen der Patienten gegenüberzustellen, die das Symptom bzw. die Diagnose zeigen bzw. nicht zeigen.

	$D$	$\neg D$
$S$	$a$	$b$
$\neg S$	$c$	$d$

$D$  Diagnose

$S$  Symptom

$a$  Anteil der Patienten, die Diagnose  $D$  und Symptom  $S$  zeigen

$b$  Anteil der Patienten, die nicht Diagnose  $D$  aber Symptom  $S$  zeigen

$c$  Anteil der Patienten, die Diagnose  $D$  und nicht Symptom  $S$  zeigen

$d$  Anteil der Patienten, die weder Diagnose  $D$  noch Symptom  $S$  zeigen

Die Werte  $a, b, c$  und  $d$  können entweder in absoluten Personenzahlen oder als relativer Anteil mit einer Zahl von 0 bis 1 gegeben sein. In dieser Arbeit werden relative Werte verwendet.

Die bedingte Wahrscheinlichkeit der Diagnose  $D$  unter der Voraussetzung, dass das Symptom  $S$  zutrifft, ist demnach

$$p(D|S) = \frac{a}{a+b}.$$

### Untersuchung-Diagnose-Beziehung

Analog können auch medizinische Tests mit Hilfe der Vier-Felder-Tafel evaluiert werden.

	$D$	$\neg D$
$T$	$a$	$b$
$\neg T$	$c$	$d$

- $D$  Diagnose
- $T$  Testergebnis
- $a$  wahr positiv
- $b$  falsch positiv
- $c$  falsch negativ
- $d$  wahr negativ

$$\text{Sensitivität} = \frac{a}{a+c}$$

(Wie viele der erkrankten Patienten werden erkannt?)

$$\text{Spezifität} = \frac{d}{d+b}$$

(Wie viele der gesunden Patienten werden erkannt?)

$$\text{positiver Vorhersagewert PPV} = \frac{a}{a+b}$$

(Wie viele der als gesund eingestuften Patienten sind tatsächlich gesund?)

$$\text{negativer Vorhersagewert NPV} = \frac{d}{d+c}$$

(Wie viele der als krank eingestuften Patienten sind tatsächlich krank?)

### Verwendbarkeit

Die Vier-Felder-Tafel lässt sich für die Betrachtung der Beziehung beliebiger Aussagen verwenden. Z. B.: Symptom-Symptom-, Symptom-Diagnose-, Diagnose-Diagnose-, Diagnose-Therapie-Beziehung, ... . Die Werte vertreten bei gegebenen Aussagen  $A$  und  $B$  die Kombinationen  $a = A \wedge B$ ,  $b = A \wedge \neg B$ ,  $c = \neg A \wedge B$ ,  $d = \neg A \wedge \neg B$ . Selbst wenn nicht alle vier Werte bekannt sind, muss die Randbedingung  $a + b + c + d = 1$  aus logischen Gründen standhalten.

## 2.4. Fuzzy-Set-Theory

Die Fuzzy-Set-Theory ist eine formale Methode, die sich eignet, um Unsicherheiten auszudrücken und zu verarbeiten. Ausgehend von der klassischen Mengentheorie wird die Zugehörigkeit zu einer Menge nicht mehr mit Sicherheit ausgedrückt, sondern mit einem Zugehörigkeitsgrad (degree of membership), der durch eine Zahl von 0 bis 1 angegeben wird. Damit lässt sich analog zur klassischen eine neue Mengentheorie aufbauen, die sog. Fuzzy-Set-Theory.

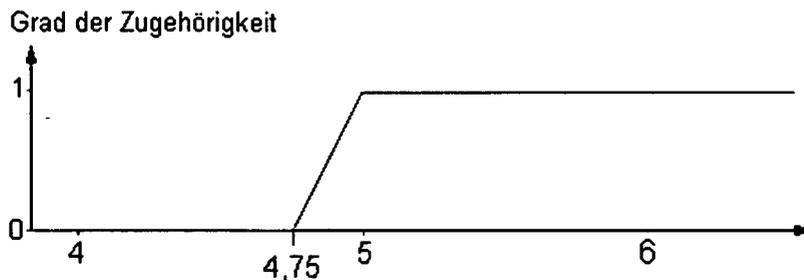


Abb. 8: Beispiel eines Fuzzy-Sets „größer oder gleich 5“

Mit Hilfe einer Algebra, die auf dieser Fuzzy-Set-Theory aufbaut, erhalten wir die Fuzzy-Logik. Anschaulicher gesprochen sieht das dann bezogen auf Anwendungen in der Medizin folgendermaßen aus:

Gegeben seien zwei Symptome  $S_1$  und  $S_2$ . Wie sehr diese Symptome bei einem bestimmten Patienten zutreffen, wird mit einer Zahl von 0 bis 1 ausgedrückt, dem Zutreffensgrad  $\mu(S_1)$ ,  $\mu(S_2)$ . Um sie konjunktiv verknüpfen zu können, brauchen wir noch eine Definition der Konjunktion, z. B.:  $\min$ . Somit ist  $\mu(S_1 \wedge S_2) = \min(\mu(S_1), \mu(S_2))$ .

Die folgenden Definitionen sind zwar eine Einschränkung der allgemeinen Definitionen der Fuzzy-Set-Theory, beschreiben aber die Konzepte, die in dieser Arbeit benötigt werden. Statt wie üblich in der Literatur wird hier der Einfachheit halber nicht von t-Norm, sondern nur von Konjunktion die Rede sein, und analog von Disjunktion statt von t-Conorm.

### Literatur

Die Fuzzy-Set-Theory wurde durch Lotfi Zadeh begründet [Zadeh65]; detaillierte Einführung: [Klir 85]; Grundlagen und Anwendungen: [Dubois 80]; Fuzzy-Arithmetik: [Kaufmann 85]; Fuzzy-Regeln: [Dubois 96]; Fuzzy-Set-Theory in medizinischen Expertensystemen: [Seising 03b].

### Fuzzy-Set

$U$ : Referenzmenge (die Menge der betrachteten Gegenstände; universe of discourse)

$\mu: U \mapsto [0, 1]$ : unscharfe Menge (Fuzzy-Set) über  $U$ , Zugehörigkeitsfunktion (membership function).

$\mu(x): x \in U$ : Grad der Zugehörigkeit (membership degree)

$core(\mu) := \{x \in U \mid \mu(x) = 1\}$ : Kern (core) eines Fuzzy-Set. Im obigen Beispiel für „größer oder gleich 5“ ist dies  $\{x : x \geq 5\}$   
 $supp(\mu) := \{x \in U \mid \mu(x) > 0\}$ : Träger (support) eines Fuzzy-Set. Im obigen Beispiel ist dies  $\{x : x > 4,75\}$   
 $\mu^\alpha := \{x \in U \mid \mu(x) \geq \alpha\}$ :  $\alpha$ -Schnitt ( $\alpha$ -cut). Die Menge aller  $\alpha$ -Schnitte mit  $0 \leq \alpha \leq 1$  kann als alternative Beschreibung für das Fuzzy-Set  $\mu$  verwendet werden:  $\mu(x) = sup(\alpha \mid x \in \mu^\alpha)$ .

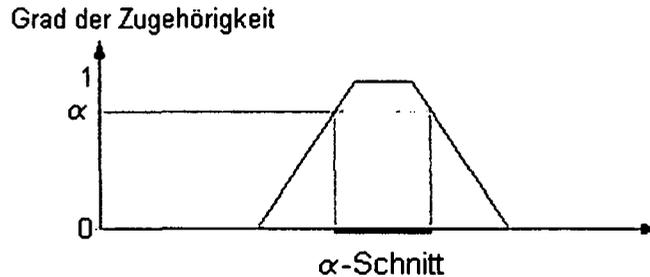


Abb. 9:  $\alpha$ -Schnitt

Im Allgemeinen können Fuzzy-Sets unterschiedlichste Formen annehmen. In der Praxis hat sich allerdings herausgestellt, dass es in den meisten Fällen ausreicht, trapezförmige Funktionen zu verwenden. Sie haben den großen Vorteil, dass sie leicht definiert und berechnet werden können.

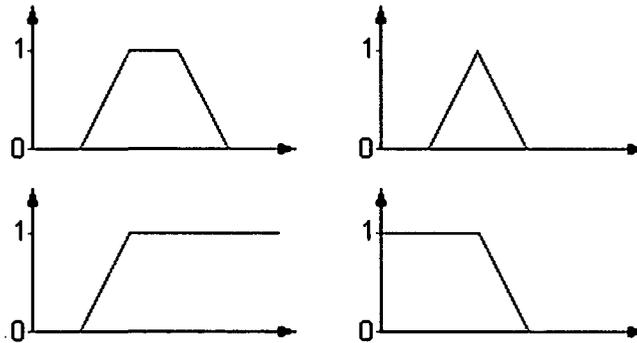


Abb. 10: Beispiele für trapezförmige Fuzzy-Sets: allgemeiner Fall, Dreiecksform, rechtsseitig offen, linksseitig offen

Bei trapezförmigen Fuzzy-Sets sind alle  $\alpha$ -Schnitte abgeschlossen. Zur Vereinfachung wird innerhalb dieser Arbeit in manchen Fällen statt von einem Fuzzy-Set nur von einem Intervall ( $\mu^\alpha = [\mu_u^\alpha, \mu_o^\alpha]$ ) die Rede sein, wobei alle  $\alpha$ -Schnitte des Fuzzy-Sets gemeint sind.

## Fuzzy-Logik

So wie die Fuzzy-Set-Theorie für jede Definition von Zugehörigkeitsfunktionen offen ist, können auch unterschiedliche Funktionen für die logische Kombination von Ausdrücken verwendet werden (solange sie den Anforderungen der verwendeten Logik entsprechen). In der Praxis haben sich bestimmte Familien von Operatoren durchgesetzt. Die folgenden Definitionen beschreiben die Operatoren, die — solange nicht weiters definiert — in dieser Arbeit verwendet werden.

### min/max-Operatoren:

Konjunktion:  $\mu(x \wedge y) := \min(\mu(x), \mu(y))$  : Minimum

Disjunktion:  $\mu(x \vee y) := \max(\mu(x), \mu(y))$  : Maximum

Negation:  $\mu(\neg x) := 1 - \mu(x)$

### probabilistische Operatoren:

Konjunktion:  $\mu(x \wedge y) := \mu(x) \otimes \mu(y) = \mu(x) \cdot \mu(y)$  : probabilistisches Produkt

Disjunktion:  $\mu(x \vee y) := \mu(x) \oplus \mu(y) = \mu(x) + \mu(y) - \mu(x) \cdot \mu(y)$  : probabilistische Summe

Negation:  $\mu(\neg x) := 1 - \mu(x)$

Alle weiteren logische Operatoren (z. B. Implikation, „mindestens  $n$  Parameter treffen zu“, ...) lassen sich daraus definieren.

## Fuzzy-Zahl

Ein Fuzzy-Set heißt *normal*, wenn sein Kern nicht leer ist.

Ein Fuzzy-Set heißt *konvex*, wenn jeder seiner  $\alpha$ -Schnitte konvex (d. h.: ein geschlossenes Intervall innerhalb  $U$ ) ist. Konvexe  $\alpha$ -Schnitte entsprechen einem Konfidenzintervall eines bestimmten Zugehörigkeitsmaßes  $\alpha$ .

Eine *Fuzzy-Zahl* (Fuzzy-Number) ist ein normales, konvexes Fuzzy-Set. Fuzzy-Zahlen können dazu verwendet werden, quantitativen Beschreibungen ihre Schärfe zu nehmen, wo sie nicht erfordert oder sogar unerwünscht ist. Bsp.: „in ungefähr 5 Stunden“. Im Gegensatz dazu ist eine scharfe Zahl (crisp number) eine „gewöhnliche“, exakte Zahl. Weiters zu bemerken ist, dass sich Fuzzy-Zahlen nicht von Fuzzy-Intervallen unterscheiden. Sie werden daher im Weiteren auch für Intervalle eingesetzt.

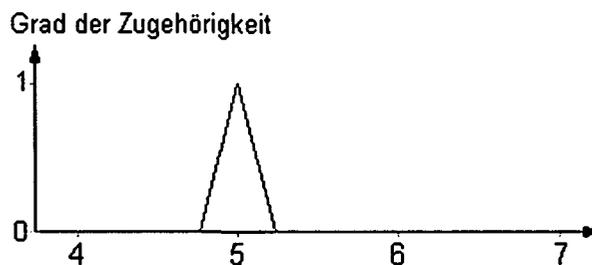


Abb. 11: Beispiel einer Fuzzy-Zahl: „etwa 5“

Die Disziplin, die sich mit den Berechnungen von Fuzzy-Zahlen auseinandersetzt, nennt man Fuzzy-Algebra oder auch Fuzzy-Arithmetik. [Kaufmann 85]. Werden Fuzzy-Sets mit Hilfe ihrer  $\alpha$ -Schnitte betrachtet, lassen sich numerische Operatoren leicht definieren:

$$\mu^\alpha = [\mu_u^\alpha, \mu_o^\alpha], \lambda^\alpha = [\lambda_u^\alpha, \lambda_o^\alpha], \forall \alpha \in [0, 1]:$$

Addition:  $\mu^\alpha + \lambda^\alpha := [\mu_u^\alpha + \lambda_u^\alpha, \mu_o^\alpha + \lambda_o^\alpha]$

Subtraktion:  $\mu^\alpha - \lambda^\alpha := [\mu_u^\alpha - \lambda_o^\alpha, \mu_o^\alpha - \lambda_u^\alpha]$

Multiplikation:  $\mu^\alpha \cdot \lambda^\alpha := [\mu_u^\alpha \cdot \lambda_u^\alpha, \mu_o^\alpha \cdot \lambda_o^\alpha]$

Division:  $\mu^\alpha / \lambda^\alpha := [\mu_u^\alpha / \lambda_o^\alpha, \mu_o^\alpha / \lambda_u^\alpha]$

Im Allgemeinen sind die resultierenden Fuzzy-Sets der Multiplikation und Division von trapezförmigen Fuzzy-Sets nicht mehr stückweise linear. In vielen Fällen wird es als vereinfachende Näherung allerdings ausreichen, lediglich die Eckpunkte zu berechnen und die Intervalle dazwischen wieder als linear festzusetzen.

Vergleichsoperatoren können nicht in jedem Fall zu einem sinnvollen Ergebnis führen, weil sich durch die Ausdehnung von Fuzzy-Zahlen keine eindeutige Größenrelation definieren lässt.

$$\begin{aligned} \mu^\alpha &= [\mu_u^\alpha, \mu_o^\alpha], \lambda^\alpha = [\lambda_u^\alpha, \lambda_o^\alpha], \forall \alpha \in [0, 1]: \\ \mu^\alpha > \lambda^\alpha &:\leftrightarrow \mu_u^\alpha > \lambda_u^\alpha \wedge \mu_o^\alpha > \lambda_o^\alpha \\ \mu^\alpha < \lambda^\alpha &:\leftrightarrow \mu_u^\alpha < \lambda_u^\alpha \wedge \mu_o^\alpha < \lambda_o^\alpha \end{aligned}$$

## Linguistische Variablen

Eine besondere Stärke der Fuzzy-Set-Theory ist die Möglichkeit, linguistische Begriffe mit Hilfe mathematischer Methoden zu modellieren. So wie Fuzzy-Sets oben verwendet wurden, ungefähre Zahlen zu repräsentieren, können sie auch jeden qualitativen Begriff vertreten, der in Relation zu quantitativen Werten steht.

Grad der Zugehörigkeit

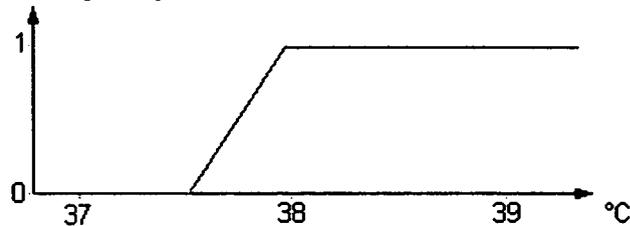


Abb. 12: Beispiel: „erhöht“ im Kontext „Körpertemperatur“

Eine *linguistisches n-Tupel*  $L$  ist eine geordnete Menge von *linguistischen Begriffen*.

Bsp.: „Körpertemperatur“ = {„stark vermindert“, „vermindert“, „normal“, „erhöht“, „stark erhöht“}.

Eine *linguistische Variable* ist eine Variable, die ein Element eines linguistischen n-Tupels vertreten kann:  $V \in L$ .

## 2.5. Das Bayes'sche Theorem

Das Bayes'sche Theorem ist eine wahrnehmungstheoretische Methode zur Berechnung von a posteriori Wahrscheinlichkeiten, die ebenfalls verwendet werden kann, um Unsicherheiten zu bearbeiten. Im Wesentlichen geht es dabei um die Berechnung der Beweiskraft eines Symptoms für eine Diagnose, wenn die Wahrscheinlichkeit für die Diagnose und die Wahrscheinlichkeit des Symptoms (und aller Alternativen) unter der Voraussetzung der Diagnose bekannt sind.

Annahmen:

Alle relevanten Prämissen (Symptome) sind voneinander unabhängig.

Alle relevanten Konklusionen (Diagnosen) schließen einander aus.

Es gibt nur eine Ursache für die Erkrankung eines Patienten.

Gegeben sind die a priori Wahrscheinlichkeiten für:

die Konklusion  $K$

das Komplement (Nicht-Eintreten) von  $K$ :  $\neg K$

das Auftreten der Prämisse  $P$  unter Voraussetzung der Konklusion  $K$ :  $(P|K)$

das Auftreten der Prämisse  $P$  unter Voraussetzung des Komplements der Konklusion  $K$ :  $(P|\neg K)$

Damit lässt sich die a posteriori Wahrscheinlichkeit der Konklusion  $K$  unter der Voraussetzung der Prämisse  $P$  berechnen:

$$p(K|P) = \frac{p(K) \cdot p(P|K)}{p(K) \cdot p(P|K) + p(\neg K) \cdot p(P|\neg K)}$$

Ein großer Vorteil am Bayes'schen Ansatz ist, dass er starke Analogien zur Diagnostik von Medizinern aufweist und für sie daher gut nachvollziehbar ist [Sox 88]. Daher wird auch sie gerne für medizinische Expertensysteme verwendet, nicht zuletzt im erfolgreichen System ILIAD [Warner 88, Bögl 02, W-ILIAD, W-Utah]. Ein weiterer Vorteil ist die gute Einbettung in die Methoden der Wahrscheinlichkeitsrechnung.

Nachteile sind allerdings die vorausgesetzte Closed-World-Assumption (s.  $p(\neg K)$  und  $p(P|\neg K)$ ) und die Bedingung, dass alle erforderlichen Wahrscheinlichkeiten bekannt sind. Dies ist in vielen Fällen der medizinischen Praxis nicht gegeben und kann auch nicht immer ermittelt werden. Weitere Nachteile sind die Unmöglichkeit, das Nicht-Wissen einer Tatsache explizit formulieren oder disjunktiven Aussagen eine Wahrscheinlichkeit zuordnen zu können. Unvollständigkeit und Widersprüchlichkeit werden nicht repräsentiert und daher nicht verarbeitet.

## Anwendung in medizinischen Expertensystemen

Bayes'sche Netze [Bögl 97] sind eine Form der Wissensrepräsentation, die mit dem Bayes'schen Theorem arbeitet. Ihre übliche Anwendung in medizinischen Expertensystemen ist eine Gegenüberstellung der Menge aller Symptome mit der Menge aller Diagnosen, wobei alle Wahrscheinlichkeiten  $p(\text{Diagnose}|\text{Symptom})$  angegeben sind.

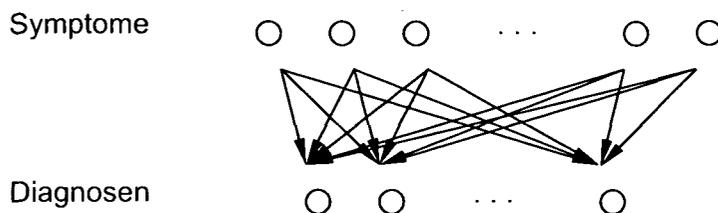


Abb. 13: Aufbau eines Bayes'schen Netzes

Die Wahrscheinlichkeiten für den Rückschluss  $p(\text{Symptom}|\text{Diagnose})$  werden mit Hilfe des Bayes'schen Theorems berechnet.

# 3. CADIAG

CADIAG-I–IV (Computer Aided Diagnosis) sind diagnostische Konsultationssysteme für die Medizin. CADIAG-I verwendet Relationen, alle weiteren Systeme sind regelbasiert und verwenden Fuzzy-Logik [Adlassnig 80, 85, 86b]. Sie wurden am Institut für Medizinische Computerwissenschaften (IMC) [W-AKH-IMC-MES] entwickelt und bilden die Grundlage für eine Reihe im Einsatz befindlicher Systeme.

## Inhalt

Zuerst werden die vier Systeme anschaulich beschrieben und das Konzept der Daten-Symbol-Konversion eingeführt. Es folgt eine mathematische Definition und Gegenüberstellung von CADIAG-II und CADIAG-IV. Weiters wird beschrieben, wie CADIAG mit Unsicherheit umgeht. Abschließend folgt eine Beschreibung von MedFrame, einer objektorientierten Patienten-Daten- und Wissensbasis, die mit CADIAG-IV eng in Zusammenhang steht.

## 3.1. Grundlagen

Allen CADIAG-Systemen ist gemein, dass sie eine Art Aussagenlogik repräsentieren. Aussagen werden hier als (medizinische) Entitäten bezeichnet, die jede mögliche Aussage über einen Patienten enthalten. Darunter fallen

- Symptome,
- Syndrome,
- Diagnosen,
- Therapien,
- Untersuchungen, Tests,
- pathophysiologische Zustände,
- klinische Manifestationen von Krankheiten,
- Prognosen,
- Präventionen,
- prädisponierende Faktoren, ...

Grundsätzlich werden Entitäten während der Inferenz gleich behandelt. Das bedeutet, dass im Speziellen Symptom-Symptom-Beziehungen, Symptom-Diagnose-Beziehungen, Diagnose-Diagnose-Beziehungen und Diagnose-Therapie-Beziehungen innerhalb der Wissensrepräsentation gleich aussehen. Für evtl. Weiterverarbeitung und eine geeignete Benutzerschnittstelle ist es allerdings sinnvoll, zwischen unterschiedlichen Klassen von Entitäten unterscheiden zu können. Z. B. möchte man bei der Darstellung der Diagnosevorschläge nur Diagnosen sehen und nicht alle möglichen Entitäten der Wissensbasis.

Symptomkombinationen (zusammengesetzte Aussagen) sind logische Verknüpfungen von Entitäten oder anderen Symptomkombinationen (z. B.  $S_1 \wedge S_2$ ). Entitäten (oder Symptomkombinationen) werden durch Relationen (CADIAG-I) bzw. Regeln (CADIAG-II–IV) verbunden, um damit Folgerungsbeziehungen zwischen Entitäten auszudrücken.

Alle CADIAG-Versionen sind aufwärtskompatibel, d. h., dass jede Version ihren Vorgänger ohne Verluste beinhaltet und damit ersetzen kann.

## 3.2. CADIAG-I

Ausgangspunkt ist CADIAG-I aus dem Jahr 1986 [Spindelberger 68]. Schlüsse von Symptomen auf Diagnosen werden mit 5 möglichen Relationen beschrieben:

*S OB D*: Symptom *S* ist obligatorisch auftretend und beweisend für Diagnose *D* (*S* beweist *D*,  $\neg S$  schließt *D* aus).

*S ON D*: Symptom *S* ist obligatorisch auftretend und nicht beweisend für Diagnose *D* ( $\neg S$  schließt *D* aus).

*S FB D*: Symptom *S* ist fakultativ auftretend und beweisend für Diagnose *D* (*S* beweist *D*).

*S FN D*: Symptom *S* ist fakultativ auftretend und nicht beweisend für Diagnose *D* (*S* und *D* stehen in einem unsicheren, kausalen oder statistischen, nicht aber in einem logisch stringenten Zusammenhang).

*S EX D*: Symptom *S* exkludiert Diagnose *D* (*S* schließt *D* aus).

An der Stelle der Symptome können auch Symptomkombinationen stehen. Unsicherheit wird hier ausschließlich über die obigen Relationen verarbeitet, bei denen keine weitere Abstufung möglich ist. Dieser Nachteil wird in der Nachfolgeversion CADIAG-II verbessert.

### Literatur

Weitere Informationen zu CADIAG-I: [Kolarz 81, Adlassnig 82, 86a].

## 3.3. CADIAG-II

CADIAG-II wurde erstmals 1980 implementiert [Adlassnig 80, 86b]. Die 5 Relationen von CADIAG-I werden durch zwei Fuzzy-Werte von 0 bis 1 ersetzt: Auftreten *A* und Beweiskraft *B* einer Regel *R*:

$$R : P \xrightarrow{A,B} K$$

### Beweiskraft (strength of confirmation)

Die Beweiskraft drückt aus, wie sehr von *P* auf *K* geschlossen werden kann. Die analoge Sprechweise der Mathematik ist: „*P* ist hinreichende Bedingung für *K*.“

$B = 1$  bedeutet: „*K* tritt sicher auf, wenn *P* auftritt.“

$B = 0$  lässt keinen Schluss von  $P$  auf  $K$  zu. (Genauso gut könnte die Regel — bis auf den Einfluss des Auftretens — nicht angegeben sein.)  
Werte dazwischen geben den Grad der Unsicherheit des Zutreffens an.

## Auftreten (frequency of occurrence)

Das Auftreten ist eigentlich der Schluss von  $K$  nach  $P$ . Die analoge Sprechweise der Mathematik ist: „ $P$  ist notwendige Bedingung für  $K$ .“

$A = 1$  bedeutet: „ $P$  tritt sicher auf, wenn  $K$  auftritt.“

$A = 0$  bedeutet: „ $P$  kann niemals mit  $K$  einher gehen.“ Hier ist ein expliziter Ausschluss von  $P$  möglich.

Werte dazwischen geben den Grad der Unsicherheit des Zutreffens an, sodass ein Wert geringfügig größer als 0 kaum Auswirkungen hat. 0 fällt dabei aus dem Rahmen, weil damit sicherer Ausschluss der Prämisse  $P$  abgeleitet wird.

## Entitäten

Entitäten werden mit einem Zutreffensgrad 0 bis 1 oder  $\nu$  bewertet (Wahrheitswert).

1 bedeutet: „Entität  $E$  trifft sicher zu.“

0 bedeutet: „Entität  $E$  trifft sicher nicht zu.“

$\nu$  bedeutet: „unbestimmt“. Dies ist der Defaultwert für nicht definierte Entitäten.

Werte zwischen 0 und 1 geben den Grad der Unsicherheit des Zutreffens an, sodass ein Wert geringfügig größer als 0 bedeutet, dass vom Zutreffen von  $P$  fast nichts gesagt werden kann. Auch hier fällt 0 aus dem Rahmen, weil damit sicherer Ausschluss von  $E$  angegeben wird. Dahingegen kann  $\nu$  in seiner Bedeutung als untere Grenze von  $(0, 1]$  aufgefasst werden.

## Schlussweisen

**Diagnosehypothesen und bewiesene Diagnosen:** Hypothesen haben Werte zwischen 0 und 1, bewiesene Diagnosen 1. Berechnet wird die Konklusion durch das Minimum von Prämisse  $P$  und Beweiskraft  $B$ . Hat die Konklusion bereits einen definierten Wert (ungleich  $\nu$ ), so wird nunmehr das Maximum des alten und des neuen Wertes verwendet. (Hier findet nur die Beweiskraft Verwendung.)

**Ausgeschlossene Diagnosen:** Wenn die Prämisse ausgeschlossen ( $P = 0$ ) und das Auftreten sicher ist ( $A = 1$ ), so wird die Konklusion ausgeschlossen ( $K = 0$ ). Ebenfalls gilt: Wenn die Prämisse sicher zutrifft ( $P = 1$ ) und das Auftreten ausgeschlossen ist ( $A = 0$ ), so wird die Konklusion auch ausgeschlossen ( $K = 0$ ). (Hier findet nur das Auftreten Verwendung.)

## Operatoren

Als Konjunktion gilt das Minimum, als Disjunktion das Maximum und für die Negation wird 1- verwendet.

## Anwendungen

CADIAG-II wurde in einigen Expertensystem umgesetzt, und ist seit vielen Jahren am AKH-Wien in Anwendung.

CADIAG-II/PANCREAS: Pankreas-Erkrankungen [Adlassnig 84].

CADIAG-II/GALL: Krankheiten der Gallenblase [Akhavan-Heidari 88, Adlassnig 89].

CADIAG-II/RHEUMA: Rheumatologie [Kolarz 86, Leitich 91a, 91b, Bögl 95, Leitich 98, 00, 01, 02].

CADIAG-II/COLON: Dickdarmerkrankungen [Lagor 98, Rappelsberger 99].

## Vergleich mit Bayes'schen Netzen

Bayes'sche Netze sind nur bedingt mit Fuzzy-Regel-Systemen vergleichbar.

Für Regeln in CADIAG-II können Auftreten und Beweiskraft (resp. Regeln von  $P$  nach  $K$  oder von  $K$  nach  $P$  in CADIAG-IV) einzeln gegeben sein, während Bayes'sche Netze üblicherweise Werte in nur einer Richtung angeben, dafür aber vollständig. Die andere Richtung wird daraus berechnet.

Wenn die Gewichte der Regeln von CADIAG-II analog mittels Bayes'scher Wahrscheinlichkeiten definiert werden, so liegt die gleiche Struktur vor, wie bei Bayes'schen Netzen. Unterschiedlich bleibt die Verwendung der Bewertungen als Wahrscheinlichkeiten einerseits bzw. als heuristische Gewichte, die unterschiedlichen Ursprung (auch statistischen) haben können andererseits.

## Literatur

Weitere Informationen zu CADIAG-II: Grundlagen: [Adlassnig 80, 83, 85, 86a]; Fuzzy Sets: [Adlassnig 86b, Leitich 94]; Theorie: [Daniel 97, 98, 99].

## 3.4. CADIAG-III

CADIAG-III ist konzeptuell eine relativ kleine Erweiterung von CADIAG-II, bei der die Regeln nicht mehr nur eine bestimmte Anzahl von Malen abgearbeitet werden, sondern so lange, bis keine signifikante Änderung der Entitäten mehr auftritt [Schuh 93].

## 3.5. CADIAG-IV

### Dualität der Evidenz

Die Neuerungen von CADIAG-IV bestehen vor allem darin, dass hin- und wegweisende Bewertungen und Regeln voneinander getrennt verarbeitet werden. Für jede Entität gibt es nun zwei Werte, die Evidenz (hinweisend) und die Kontraevidenz (wegweisend)<sup>3</sup>. Regeln werden dahingehend erweitert, dass die Konklusion auch negiert werden darf.

Die beiden Bewertungen werden während der gesamten Inferenz unabhängig voneinander und parallel zueinander geführt, indem möglichst hohe Werte „aufgesammelt“ werden. Ein hoher und ein niedriger Wert bedeutet dann eine relativ klare Entscheidung, zwei niedrige Werte wenig Aussage zu dieser Entität und zwei hohe Werte einen mehr oder weniger starken Widerspruch.

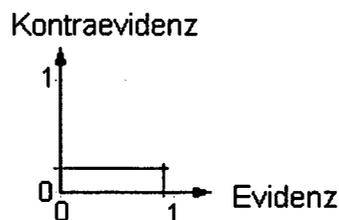


Abb. 14: Dualität der Evidenz von CADIAG-IV

Erst bei der Darstellung der Ergebnisse ist eine Zusammenfassung beider Werte erlaubt.

### Fuzzy-Bewertungen

Zu den zusätzlichen Erweiterungen zählt, dass die Bewertungen (sowohl für die Entitäten als auch die Regeln) keine scharfen Zahlen, sondern Fuzzy-Zahlen sind. Damit lassen sich Unsicherheiten in einem sehr umfassenden Maß repräsentieren. Sind z. B. zwei Studien vorhanden, die unterschiedliche Beweiskräfte angeben, können sie durch eine Fuzzy-Zahl umfasst werden, deren Kern die beiden Werte als Extremwerte verwendet.

### Operatoren

Eine andere Erweiterung ist die Möglichkeit, unterschiedliche logische Operatoren verwenden zu können, wie zum Beispiel die min/max-Operatoren (Konjunktion: min, Disjunktion: max) oder die probabilistischen Operatoren (Konjunktion: prob. Multiplikation, Disjunktion: prob. Summe). In jedem Fall gilt als Negation die Vertauschung von

<sup>3</sup> Unter Evidenz wird manchmal im engeren Sinn die positive Evidenz oder im weiteren Sinn das Tupel aus Evidenz und Kontraevidenz verstanden. Ist aus dem Zusammenhang nicht klar ersichtlich, welche Bedeutung gemeint ist, wird explizit darauf hingewiesen.

Evidenz und Kontraevidenz. Zusätzlich gibt es noch die Operatoren „mindestens  $n$ “ und „maximal  $n$ “.

## Literatur

Grundlagen: [Sageder 97]; Inferenz: [Brein 97]; Wissenserwerb: [Bögl 97]; Implementierung: [Kolousek 95a, 95b, Trummer 96]; Theorie: [Daniel 98, 99].

## 3.6. Daten-Symbol-Konversion

Beschreibungen über den Patienten sind oftmals durch Zahlen gegeben, also quantitative Merkmale. Medizinische Ausdrücke werden aber meist qualitativ beschrieben.

Beispiel: quantitativ: „Die Körpertemperatur beträgt 37,9 °C.“, qualitativ: „Die Körpertemperatur ist erhöht.“

Die Inferenz von CADIAG erwartet ausschließlich qualitative Merkmalsausprägungen. Dies liegt daran, dass eine Zahl alleine in der medizinischen Praxis selten verwendet wird, stattdessen aber Ausdrücke, wie „ist erhöht“ oder „ist größer als“. Um gegebene Zahlenwerte in qualitative Aussagen überführen zu können, verwendet CADIAG (ab Version II) als Vorverarbeitungsschritt vor der eigentlichen Inferenz die sogenannte Daten-Symbol-Konversion, bei der alle qualitativen Werte mit Hilfe eines vermittelnden Fuzzy-Sets in qualitative Aussagen übersetzt werden.

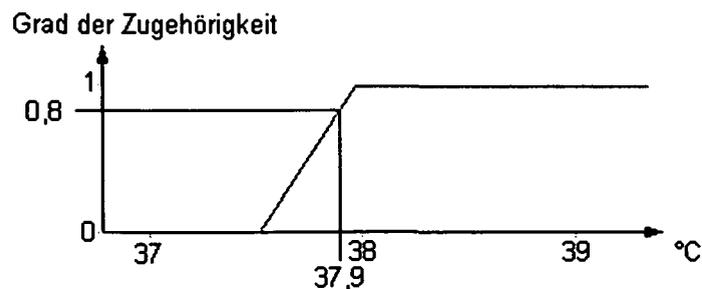


Abb. 15: Beispiel: Berechnung von „Körpertemperatur ist erhöht“ aus „Körpertemp. ist 37,9 °C“

Aus jedem quantitativen Wert können i. A. mehrere qualitative Werte errechnet werden, und zwar jene die durch ein linguistisches  $n$ -Tupel zusammengefasst werden.

## 3.7. formale Definition

Zu dieser anschaulichen Erklärung der Wissensrepräsentation in CADIAG soll nun eine formale Definition für Version II und IV (als die zwei wichtigsten Vertreter) gegeben werden, bei der diese auch gleich gegenübergestellt werden. Sinn dieser formalen Beschreibung ist einerseits die Exaktifizierung und Klärung der Methodik und andererseits die klare Aufstellung der Anforderungen an eine evtl. Implementierung.

### Mengen

$S$ : Menge der Fuzzy-Sets

$E$ : Menge der Entitäten (atomare Aussagen)

$O$ : logische Operatoren

$K$ : Symptomkombinationen (Anwendungen der Operatoren auf Entitäten oder Symptomkombinationen; zusammengesetzte Aussagen)

$R$ : Menge der Regeln

$Q$ : Menge der rationalen Zahlen

$Q_{[0,1]}$ : Menge der rationalen Zahlen eingeschränkt auf das Intervall  $[0, 1]$

$Z \subseteq S$ : Menge der Fuzzy-Zahlen

$Z_{[0,1]}$ : Menge der Fuzzy-Zahlen eingeschränkt auf das Intervall  $[0, 1]$

### 3.7.1. Entitäten

#### Semantik (Evidenz)

Interpretation:

CADIAG-II:

$$I_{II}: E \mapsto Q_{[0,1]} \cup \{v\}$$

CADIAG-IV:

$$I_{IV}: E \mapsto Z_{[0,1]}^2 \ni x = (x^+ / x^-) : x^+ : \text{Evidenz (pos. Evidenz)}, x^- : \text{Kontraevidenz (neg. Evidenz)}$$

#### Pragmatik

Bedeutung der Interpretation der Evidenzen:

CADIAG-II:

1: trifft zu,

(0, 1): trifft mit eingeschränkter Bestimmtheit zu,

0: trifft nicht zu,

$v$ : unbestimmt (Default)

CADIAG-IV:

Evidenz: 1: trifft zu, 0: unbestimmt,

Kontraevidenz: 1: trifft nicht zu, 0: unbestimmt,

Zu erwähnen ist noch das Fuzzy-Set  $\varepsilon (\mu(x) = 1: 0 \leq x \leq 1)$ . (Diskussion dazu siehe Kapitel 6.4.2. Der Zustand „nicht definiert“)

## 3.7.2. Operatoren

Durch die Verwendung von  $\nu$  müssen die Operatordefinitionen z. T. erweitert werden ( $X$  und  $Y$  seien Entitäten und  $x = I(X)$ ,  $y = I(Y)$ ):

### Semantik

CADIAG-II:

$$I(X \wedge Y) := \begin{cases} x \longleftarrow & x \leq y, \quad x, y \neq \nu \\ y \longleftarrow & x > y, \quad x, y \neq \nu \\ \nu \longleftarrow & x = \nu \vee y = \nu \end{cases}$$

$$I(X \vee Y) := \begin{cases} x \longleftarrow & x \geq y, \quad x, y \neq \nu \\ y \longleftarrow & x < y, \quad x, y \neq \nu \\ \nu \longleftarrow & x = \nu \vee y = \nu \end{cases}$$

$$I(\neg X) := \begin{cases} 1 - x \longleftarrow & x \neq \nu \\ \nu \longleftarrow & x = \nu \end{cases}$$

CADIAG-IV:

min/max-Operatoren:

$$I(X \wedge_m Y) := (\min_F(x^+, y^+) / \max_F(x^-, y^-))$$

$$I(X \vee_m Y) := (\max_F(x^+, y^+) / \min_F(x^-, y^-))$$

$$\min_F(a, b) := \sup(\alpha \mid x \in \lambda_{\min(a,b)}^\alpha)$$

$$\max_F(a, b) := \sup(\alpha \mid x \in \lambda_{\max(a,b)}^\alpha)$$

$$\lambda_{\min(a,b)}^\alpha := \{c \mid \min(\inf(a^\alpha), \inf(b^\alpha)) \leq c \leq \min(\sup(a^\alpha), \sup(b^\alpha))\}$$

$$\lambda_{\max(a,b)}^\alpha := \{c \mid \max(\inf(a^\alpha), \inf(b^\alpha)) \leq c \leq \max(\sup(a^\alpha), \sup(b^\alpha))\}$$

probabilistische Operatoren:

$$I(X \wedge_p Y) := (x^+ \otimes_F y^+ / x^- \oplus_F y^-)$$

$$I(X \vee_p Y) := (x^+ \oplus_F y^+ / x^- \otimes_F y^-)$$

$$a \otimes_F b := ab$$

$$a \oplus_F b := a + b - ab$$

$$I(\neg X) := (x^- / x^+) \quad : \quad I(X) = (x^+ / x^-)$$

Für den Fall, dass eine Symptomkombination nur eine Entität enthält, ist weiters die Identitätsfunktion nötig:

$$Id(X) := X$$

### 3.7.3. Regeln

#### Syntax

$R: P \longrightarrow K$  : Prämisse  $P \in K$ , Konklusion  $K \in E$

#### Semantik (Regelgewicht)

CADIAG-II:

$$I_{II}: R \mapsto Q_{[0,1]}^2 = (A/B) \quad : A: \text{ Auftreten, } B: \text{ Beweiskraft}$$

CADIAG-IV<sup>4</sup>:

$$I_{IV}: R \mapsto Z_{[0,1]}^2 = (n^+/n^-)$$

#### Pragmatik

$$I^{A;a}(x) := \begin{cases} I(x) & \longleftarrow x \neq A \\ a & \longleftarrow x = A \end{cases}$$

$I_{(i)}$  sei die Interpretation zum Berechnungsschritt  $i$ .

CADIAG-II:

$A = 1$ : Wenn  $K$ , dann sicher  $P$ ;  $A = 0$ :  $P$  kann nie mit  $K$  einher gehen

$B = 1$ : Wenn  $P$ , dann sicher  $K$ ;  $B = 0$ : kein Schluss von  $P$  auf  $K$  möglich

$I(K) := I(P) \cdot B$  :  $I(P) > 0, B > 0$  (andernfalls wird keine Schlussfolgerung durchgeführt)

$I(K) := 0$  (trifft nicht zu) wenn  $A = 0$  und  $I(P) = 1$  oder  $A = 1$  und  $I(P) = 0$

formal:

$$I_{(i)}(P \longrightarrow K) = (A/x), \quad I_{(i)}(P) = y \quad \vdash \quad I_{(i+1)} = I_{(i)}^{K;x \wedge y} \quad : x \in (0,1]$$

$$I_{(i)}(P \longrightarrow K) = (1/B), \quad I_{(i)}(K) = 0 \quad \vdash \quad I_{(i+1)} = I_{(i)}^{P;0}$$

$$I_{(i)}(P \longrightarrow K) = (0/B), \quad I_{(i)}(K) = 1 \quad \vdash \quad I_{(i+1)} = I_{(i)}^{P;0}$$

CADIAG-IV:

$n^+ = 1$ : Wenn  $P$ , dann sicher  $K$ ;  $n^+ = 0$ : kein Schluss von  $P$  auf  $K$  möglich

$n^- = 1$ : Wenn  $P$ , dann sicher  $\neg K$ ;  $n^- = 0$ : kein Schluss von  $P$  auf  $\neg K$  möglich

formal:

$$I_{(i)}(P \longrightarrow K) = (n^+ / n^-), \quad I_{(i)}(P) = (p^+ / p^-) \quad \vdash \quad I_{(i+1)} = I_{(i)}^{K:(p^+ \wedge n^+ / p^+ \wedge n^-)}$$

Angegeben ist für  $I_{(i+1)}$  jeweils nur der neu berechnete Wert. Verwendet wird aber eine disjunktive Zusammenführung aus dem bisherigen und dem neu berechneten Wert.

(Erweiterung bezüglich Ausschluss durch Rückschluss (z. B. Modus Tollens) siehe Kapitel 6.9. *Rückschluss*)

An dieser Stelle sei bemerkt, dass hiermit der Umgang mit der Propagierungsfunktion (Durchführung der Schlussfolgerung) und der Negation der Konklusion mit Hilfe einer (Quasi-) Symptomkombination beschrieben wird: Die Schlussfolgerung ist eine Konjunktion aus Prämisse und Regelgewicht und die Negation der Konklusion eine Negation des Ergebnisses der Schlussfolgerung.

$$I(K) := I(P) \wedge n^+ \\ I(K) := \neg(I(P) \wedge n^-)$$

<sup>4</sup> In den CADIAG-Literatur ist es üblich, die Notation  $R: P \xrightarrow{n,\sigma} K$  zu verwenden, wobei  $\sigma \in \{+, -\}$  und  $n$  das zugehörige Gewicht  $n^+$  oder  $n^-$  ist.

Aus Anschaulichkeitsgründen wird im weiteren Verlauf statt

$$P \longrightarrow K \text{ mit } I_{IV}(R) = (n^+, n^-)$$

manchmal auch

$$P \xrightarrow{(n^+ / n^-)} K$$

oder

$$P \xrightarrow{n^+} K \text{ und } P \xrightarrow{n^-} \neg K$$

geschrieben. Ist  $n^+ = 1$  bzw.  $n^- = 1$ , so kann die Angabe des Gewichtes entfallen.

### 3.7.4. Daten-Symbol-Konversion

#### Syntax, Semantik

$V \subseteq E$ : linguistisches n-Tupel

(z. B. „Körpertemperatur“ = {„niedrig“, „normal“, „erhöht“, „stark erhöht“})

$DSK_V: Q, S \mapsto Q_{[0,1]}$

$DSK(x, s_e) := s_e(x) \quad : s_e \in S, e \in V$

(z. B.  $37,9 \text{ }^\circ\text{C} \Rightarrow$  „erhöht“ mit 0,8)

## 3.8. Verarbeitung von Unsicherheit

Die Unsicherheit des medizinischen Wissens lässt sich nach ihren Quellen unterscheiden [Seising 03b]. Zu jeder dieser Quellen wird angegeben, in welcher Form CADIAG mit dieser Unsicherheit umgeht.

#### Unsicherheit (im engeren Sinn)

eingeschränkte Sicherheit über medizinische Fakten oder Zusammenhänge. Bsp.: Pneumonie *kann* die Körpertemperatur erhöhen.

Unsicherheit bezüglich Aussagen ist die Anwendung der Fuzzy-Logik par excellence. Die Zugehörigkeitswerte bezeichnen den Grad der Unsicherheit.

#### Ungenauigkeit

Auf Grund von Ungenauigkeit oder geringer Zuverlässigkeit der Messinstrumente

systematisch (Bsp.: Zwischen je zwei Eich- oder Synchronisationspunkten von Messvorgängen in Laboranalysegeräten treten sogenannte „gerätetechnische Driften“ auf.)

zufällig (Bsp.: Ausreißer)

Ungenauigkeit ist die Unsicherheit über den tatsächlich vorliegenden Wert, und wird dem gemäß wie die Unsicherheit mit Fuzzy-Logik verarbeitet.

### **Unschärfe**

begriffliche oder linguistische Unsicherheit von Fakten. (Bsp.: *sehr hohe* Amylaseaktivität)

Durch die Verwendung von Symbolen, also der qualitativen Verarbeitung einer medizinischen Größe, wird die Unschärfe der verwendeten Begriffe umgangen. Um zu diesen quantitativen Bewertungen zu kommen, wird die Daten-Symbol-Konversion eingesetzt. Somit wird auch Unschärfe mit Fuzzy-Sets verarbeitet.

### **Unvollständigkeit**

Ein Faktum fehlt ganz oder teilweise.

Durch die Unmöglichkeit der vollständigen Information über einzelne Patienten wie auch ein gegebenes Patientenkollektiv kann die Closed-World-Assumption nicht verwendet werden. Verarbeitet werden bei CADIAG die vorhandenen Informationen. Nicht vorhandene Werte haben daher keine Konsequenzen, niedrige Werte, gemäß der Fuzzy-Logik geringe.

### **Widersprüchlichkeit (Inkonsistenz)**

bei der Zusammenfassung von Informationen, die aus mehreren, eventuell widersprechenden Quellen stammt.

In CADIAG-II wird Inkonsistenz gar nicht verarbeitet. Widersprüche können nicht formuliert werden und treten daher auch nicht auf.

CADIAG-IV wurde durch die Trennung in Evidenz und Kontraevidenz grundsätzlich so konzipiert, dass Widersprüche zugelassen und weiterverfolgt werden, ohne innerhalb des Systems darauf zu reagieren. Im Resultat kann dezidiert auf Widersprüche hingewiesen werden. Der Umgang damit bleibt aber dem Benutzer oder etwaigen weiterverarbeitenden Komponenten überlassen. Diese Methodik nimmt darauf Rücksicht, dass (a posteriori) Widersprüche auftreten können und als solche akzeptiert werden müssen, ohne die Inferenzleistung zu beeinträchtigen. Sind Widersprüche gegeben, so ist es ganz natürlich, dass auch in den Resultaten Widersprüche auftreten können. Diese widerspiegeln lediglich die gegebenen Zusammenhänge.

## **3.9. MedFrame**

MedFrame ist eine weitere Entwicklung des Instituts für Medizinische Computerwissenschaften (IMC), die für diese Arbeit zwar nicht verwendet wurde, aber mit CADIAG so eng verbunden ist, dass sie zumindest erwähnt werden soll.

MedFrame ist eine objektorientierte Patienten-Daten- und Wissensbasis. Sie besteht aus einer umfangreichen Objektstruktur, die Daten sowohl für wissensbasierte

Systeme, als auch für den medizinisch-administrativen Bedarf des Gesundheitswesens aufnehmen kann.

Die enthaltenen Klassen lassen sich grob in folgende Bereiche einteilen:

**Medizin:** Patientenadministration, Krankheitsverläufe, ...

**wissensbasierte Systeme:** Als Grundlage von CADIAG-IV enthält MedFrame alle dafür notwendigen Konzepte, wie z. B. Entitäten, Symptomkombinationen, Fuzzy-Sets, ... . Darüber hinaus können aber auch wissensbasierte Systeme anderer Repräsentationsformen implementiert werden.

**Technik:** MedFrame wurde in Java geschrieben und enthält Klassen für Client/Server basierte Systeme (z. B. für das Internet), Multi-User-Fähigkeit, Mehrsprachenfähigkeit, ... .

Als zugrundeliegende Datenbank für die Implementierung wurde das objektorientierte Datenbankmanagementsystem Poet gewählt, die die Abfragesprache OQL (Object Query Language) verwendet, einem Analogon zur relationalen Sprache SQL (Structured Query Language).

## Literatur

Grundlagen: [Kolousek 95a, 95b, Sageder 97]; Implementierung von CADIAG-IV: [Trummer 96]; Anwendung ToxoNet: [Kopecky 99].

# 4. MONI-IV

MONI-IV ist ein Diagnosesystem zur Erkennung nosokomialer Erkrankungen (Infektionen, die man während des Krankenhausaufenthaltes erwirbt). Verwendet werden dazu mikrobiologische, klinische und administrative Patientendaten, um an Hand der KISS-Definitionen für nosokomiale Infektionen zu beurteilen, ob der Patient an einer derartigen Infektion erkrankt ist.

Im Rahmen dieser Dissertation wurde ein Prototyp für MONI-IV erstellt, um zu testen, welche Methoden für die Anwendung geeignet sind und ob die Anforderungen umgesetzt werden können.

## **Inhalt**

Dieses Kapitel beginnt mit einer allgemeinen Einleitung, einer Beschreibung des medizinischen Fachbereichs und einer Aufstellung der bereits vorhandenen MONI-Systeme. Danach folgt eine genaue Beschreibung des Designziels für den Prototypen von MONI-IV. Für die Umsetzung waren ausführliche Analysen der KISS-Regeln sowie Testdaten nötig. Eine Beschreibung des Diagnoseablaufs und der Systemkomponenten des Prototypen erklärt näher, wie der Prototyp die gegebenen Daten verarbeitet. Nach einer allgemeinen Diskussion folgt eine Aufstellung anderer Systeme, die sich mit der Thematik beschäftigt haben, samt einer Diskussion, in welchem Bezug diese Systeme zueinander stehen, und wo ihre Vor- und Nachteile liegen. Den Abschluss bilden die offenen Punkte und ein Ausblick auf mögliche Verwendungen und Erweiterungen.

## 4.1. Einleitung

MONI-IV (Monitoring von nosokomialen Infektionen) ist ein Projekt in Zusammenarbeit der Abteilung Medizinische Experten- und Wissensbasierte Systeme (MES) [W-AKH-IMC-MES] des Instituts für Medizinische Computerwissenschaften (IMC) [W-AKH-IMC] und der Klinischen Abteilung für Krankenhaushygiene des Klinischen Instituts für Hygiene und Medizinische Mikrobiologie am Allgemeinen Krankenhaus Wien (AKH-Wien) [W-AKH-Hyg]. Die medizinische Betreuung übernahmen Dr. Ojan Assadian, Dr. Alexander Blacky und Prof. Walter Koller vom Klinischen Institut für Hygiene und Medizinischer Mikrobiologie.

MONI-IV — wie auch sein Vorgänger MONI-III [Chizzali-Bonfadin 97, Fabini 01] — ist als intelligentes Datenbank- und Monitoringprogramm konzipiert, das die an vielen Stellen des Krankenhauses anfallenden hygienerelevanten Daten zusammenführt und auswertet. Es unterstützt die Maßnahmen des Krankenhaushygiene-Personals zur Erkennung und Vermeidung von nosokomialen Infektionen (d. h. Infektionen, deren Ursache in Zusammenhang mit Maßnahmen während eines Krankenhausaufenthaltes stehen) und zur Sicherung der Qualität der Patientenbehandlung.

Die Vorgängerversion MONI-III, die zur Zeit in der Krankenhaushygiene des AKH-Wien im Testeinsatz ist, analysiert die mikrobiologischen Daten des Spitals und extrahiert die für die Krankenhaushygiene relevanten Informationen.

Das Vorhandensein von Keimen („Kolonisation“) bedeutet allerdings noch nicht, dass der Patient an dieser Infektion auch erkrankt ist („Infektionserkrankung“; d. h. eine Immunreaktion liegt vor). Ziel des Projektes MONI-IV ist es, zu den mikrobiologischen Befunden zusätzlich klinische Daten heranzuziehen und mit Hilfe von medizinischem Wissen in einer automatisierten Weise zu beurteilen, ob eine Infektionserkrankung vorliegt.

Ergebnisse sind einerseits das Monitoring von nosokomialen Infektionen mit Ausgabe von Alarmmeldungen (automatisierte Infektions-Surveillance), und andererseits die Erstellung einer Statistik über die Infektionsbelastung des AKH-Wien.

## 4.2. Medizinische Grundlagen

Das Nationale Referenzzentrum (NRZ) für Surveillance von nosokomialen Infektionen definiert folgendermaßen:

*Eine **nosokomiale Infektion (NI)** ist eine Infektion mit lokalen oder systemischen Infektionszeichen als Reaktion auf das Vorhandensein*

von Erregern oder ihrer Toxine, die im zeitlichen Zusammenhang mit einer stationären oder einer ambulanten medizinischen Maßnahme steht, soweit die Infektion nicht bereits vorher bestand [W-NRZ-Ifsg].

Unter einem **Ausbruch nosokomialer Infektionen** versteht man das Auftreten von mehr Fällen von im Krankenhaus erworbenen Infektionen als zeitlich und räumlich zu erwarten wären. Obwohl in dieser Definition auf die „normale“/endemische Infektionsrate Bezug genommen wird, sind Ausbrüche in der Regel auch dann erkennbar, wenn keine kontinuierliche Surveillance in einer Station oder Abteilung erfolgt, weil es zu einer auffälligen Häufung von Erkrankungen mit ähnlichen Symptomen kommt, oder weil das mikrobiologische Labor ein gehäuftes Auftreten von seltenen Erregern oder Erregern mit einheitlichem Resistenzmuster oder Erregern mit gleichem Genotyp bemerkt [W-NRZ-Ausbr].

Unter „**Surveillance**“ von nosokomialen Infektionen ist die fortlaufende, systematische Erfassung, Analyse und Interpretation der NI-Daten, die für das Planen, die Einführung und Evaluation von medizinischen Maßnahmen notwendig sind, zu verstehen [W-NRZ-Krinkos].

Durch die automatisierte Unterstützung der Surveillance mit MONI-IV soll insbesondere folgende Unterstützung gewährleistet werden:

Verbesserung der **Qualität der Krankenhausbehandlung**: Die Gefahr, an einer nosokomialen Infektion zu erkranken, wird in Österreich auf bis zu zehn Prozent geschätzt, auf Intensivstationen auf etwa 22 Prozent. Bei einer nosokomialen Sepsis muss z. B. mit einer Zunahme des Krankenhausaufenthaltes von bis zu 25 Tagen gerechnet werden [Burgmann 01]. Nähere Informationen über amerikanische Verhältnisse finden sich in [Haley 85].

**Kostensenkung**: Die jährliche Summe, die für die Spitalsbehandlung nosokomialer Infektionen im AKH-Wien anfallen dürfte, beläuft sich auf EUR 17,5 Millionen. Durch eine Einschränkung nosokomialer Infektionen um 30 % ergibt sich alleine für das AKH-Wien eine Einsparung von EUR 5,2 Millionen [Chizzali-Bonfadin 97] jährlich.

prompte Erkennung und Weiterleitung meldepflichtiger Krankheiten an die **Gesundheitsbehörde**.

Das Center for Disease Control (CDC) [Garner 88, W-CDC] erstellte eine Reihe von Definitionen für die Überwachung von nosokomialen Infektionen (National Nosocomial Infections Study, NNIS). Da sich diese auf amerikanische Verhältnisse beziehen, gab das Nationale Referenzzentrum (NRZ) für Surveillance von nosokomialen Infektionen an der Freien Universität Berlin und der Humboldt-Universität Berlin [W-RKoch] im Rahmen ihres Krankenhaus-Infektions-Surveillance-System (KISS) ein Adaption der CDC-Kriterien für Deutschland heraus [NRZ 02, W-NRZ-Def]. Gegenwärtig werden im EU-Projekt HELICS (Hospitals in Europe Link for Infection Control through Surveillance) [W-HELICS] modernere, patientenbezogene Definitionen als Weiterentwicklung der stationsbezogenen Definitionen von KISS erarbeitet. In zukünftigen Versionen von MONI-IV können die KISS-Regeln relativ leicht ersetzt werden. Hauptproblem ist — wie bei der Verwendung der KISS-Definitionen — die Verfügbarkeit der nötigen Daten.

## 4.3. Vorausgegangene MONI-Systeme

Unter den Bezeichnungen MONI-II [Chizzali-Bonfadin 97] und MONI-III [Fabini 01] sind mehrere Subsysteme zusammengefasst, die unterschiedliche Surveillance-Aufgaben übernehmen. MONI-II ist seit einiger Zeit im Einsatz und MONI-III gegenwärtig im Testeinsatz der Klinischen Abteilung für Krankenhaushygiene am AKH-Wien [W-AKH-Hyg]. Sie betrachten Daten aus mikrobiologischen Befunden und umfassen folgende Subsysteme:

### 4.3.1. MONI-II

#### **MoniStat**

MoniStat ist ein statistisches Auswertemodul zur Berechnung von Zählstatistiken. Nach gegebenen Auswahlkriterien werden Matrizen (z. B. Keim pro Abteilung) erstellt, die die Anzahl der jeweiligen mikrobiologischen Befunde auflisten.

#### **FlexScan**

FlexScan ist eine Weiterentwicklung mit sehr flexibler Angabe von Auswahlkriterien und Resultatausgaben. Mittels „Rasterfahndung“ (immer weiter gehende Einschränkungen durch zusätzliche Auswahlkriterien) werden mikrobiologische Befunde ausgewählt. Die Befunde lassen sich entweder einzeln direkt mit FlexScan oder gesammelt mit Hilfe eines Excel-Sheets tabellarisch betrachten, wobei sie dann für weitere statistische Auswertungen zur Verfügung stehen.

### 4.3.2. MONI-III

MONI-III ist ein Monitoringsystem, das täglich die aktuellen Daten der Mikrobiologie einliest und automatisch nach vorher definierten Kriterien durchsucht.

#### **Keim- und Antibiogramm-Monitoring**

Nachdem vom Benutzer ein Keim oder ein Keim zusammen mit einem Antibiogramm festgelegt wurde, untersucht MONI-III automatisch alle über die Krankenhausinformationssystem-Schnittstelle einlangenden und händisch eingegebenen Daten nach den festgelegten Mustern und erstattet Meldung, sobald ein zutreffendes Muster gefunden wurde.

## Kreuzinfektions-Monitoring

Hierbei werden vom Benutzer keine Suchmuster vorgegeben. Stattdessen analysiert MONI-III alle eingehenden Daten und findet selbständig Ähnlichkeiten, welche dann zu Klassen zusammengefasst werden. Diese Monitoringklassen verändern sich im Laufe der Zeit (es kommen neue Muster dazu, alte Muster fallen weg). Standardfälle können ausgeschlossen werden, um die Anzahl der im System befindlichen Klassen zu reduzieren.

## Häufigkeits- und Trendmonitoring

Ein Indiz für eine Epidemie ist ein Ansteigen des Auftretens einer bestimmten Spezies im Krankenhaus. Dieses kann durch regelmäßiges Zählen pro Zeitintervall entdeckt werden, wobei sowohl plötzliche Ausbrüche wie auch langsamere Trends relevant sind.

# 4.4. Der Prototyp

Im Rahmen dieser Dissertation wurde ein Prototyp für MONI-IV entwickelt, um zu klären,

welche Methoden innerhalb **CADIAG** für dieses Expertensystem am geeignetsten erscheinen,

ob und wie die **KISS-Definitionen** geeignet sind, Diagnosen mit ausreichender Sensibilität und Spezifität erstellen zu können, und

welche klinischen und mikrobiologischen **Patientendaten** des AKH-Wien, die für MONI-IV benötigt werden, vorhanden sind, und wie sie in das System eingebracht werden können.

Das Ergebnis der Inferenz des Prototypen von MONI-IV ist — neben der Berechnung der Diagnosen einzelner Patienten — eine Statistik, die aus den berechneten Diagnosen retrospektiv einen Überblick über die Gesamtsituation des AKH-Wien, sowie auch einzelner Stationen über einen gewünschten Zeitraum bietet.

Die zugrundeliegende Datenbank für MONI-IV ist für die Wissensrepräsentation von sowohl CADIAG-II als auch CADIAG-IV ausgelegt. Auch die Inferenzmaschine wurde für beide Möglichkeiten implementiert und liegt aus Performanzgründen in unterschiedlichen Programmen vor. Da CADIAG-II alle nötigen Mechanismen anbietet, die der Prototyp benötigt, wurde auf die komplexere Methodik von CADIAG-IV verzichtet. Die Benutzerschnittstelle zur Verwaltung der Wissensbasis existiert nur für CADIAG-II.

## Designziel

Aufgabe des Prototypen zu MONI-IV ist es, eine regelmäßige Statistikauswertung aller Erkrankungen an nosokomialen Infektionen an Intensivstationen des AKH-Wien über mehrere Monate zu erstellen. Verwendet werden dazu:

Daten aus mikrobiologischen Befunden

klinische Daten der Patienten

medizinisches Wissen über nosokomiale Infektionen in Form von Ableitungsregeln

Die Einschränkung auf Intensivstationen muss vorgenommen werden, weil (zur Zeit) nur dort die nötigen klinischen Daten in elektronischer Form zur Verfügung stehen.

Zu den mikrobiologischen Befunden zählen sowohl Bakterien wie auch Pilze, die in gleicher Form bearbeitet werden. Informationen zu Viren sind gegenwärtig nicht verfügbar.

Für MONI-IV sollen die KISS-Regeln herangezogen und für die Zwecke von MONI-IV umgeformt werden (siehe nächstes Kapitel).

## Statistik

Die für eine Statistik nötigen Daten werden in Form von CSV-Dateien vom Prototypen erstellt, und können dann mit Hilfe anderer Programme (wie z. B. MS Excel) weiterverarbeitet werden.

## Erstellung der Wissensbasis

Für den Prototyp von MONI-IV wurden die Regeln für die Erkennung von Harnwegsinfektionen analysiert, überarbeitet und implementiert und die Übernahme von klinischen und mikrobiologischen Daten für Tests durchgeführt:

D1: symptomatische Harnwegsinfektion

D2: asymptomatische Bakteriurie

D3: sonstige Infektionen der Harnwege

Harnwegsinfektionen sind die häufigsten nosokomialen Infektionen und lassen sich daher auf Grund der größeren Anzahl vorhandener Fälle am besten überprüfen. Die Qualität der Wissensbasis ist ein wesentliches Kriterium für die Aussagekraft der berechneten Diagnosen und stellt einen erheblichen Zeitaufwand in der Entwicklung des Expertensystems dar.

# 4.5. Analyse der KISS-Regeln

Die KISS-Regeln [NRZ 02, W-NRZ-Def] sind zwar sehr klar und ausführlich formuliert, müssen aber aus folgenden Gründen für MONI-IV analysiert und überarbeitet werden:

## **Wissensrepräsentation**

Jedes Expertensystem hat (im Allgemeinen) seine eigene Form der Wissensrepräsentation. Wie in Kapitel 3.1. *Grundlagen* beschrieben, unterscheidet CADIAG-II zum Beispiel zwischen medizinischer Entität und Symptomkombination. Dies erfordert eine Erweiterung der verwendeten Ausdrücke in den KISS-Regeln um diese explizite Unterscheidung. Das selbe trifft für die Strukturierung der Wissensbasis in medizinische Entitäten und deren linguistischen Begriffe zu.

## **Klärung der logischen Struktur**

Die KISS-Regeln sind zum Teil mehrdeutig formuliert, und benötigen entsprechendes medizinisches Fachwissen, um richtig verstanden zu werden.

## **evtl. Fehlen von Symptomen**

Manche der beschriebenen Symptome (medizinischen Entitäten) sind aus praktischen Gründen unerreichbar. So ist es zum Beispiel wesentlich, ob ein Patient einen Harnkatheter hat. In diesem Fall ist es irrelevant, zu fragen, ob Schmerzen beim Harnlassen vorhanden sind. Selbst relevante Daten sind nicht immer elektronisch dokumentiert. In manchen Fällen kann man versuchen, andere Daten zu Hilfe zu ziehen, um das Fehlen der entsprechenden Information möglichst gut auszugleichen.

## **Berechnung von medizinischen Entitäten**

Manche Symptome, die in den Regeln zur Sprache kommen, müssen erst aus anderen vorhandenen Daten berechnet werden, wie z. B. „Blasenkatheter innerhalb von 7 Tagen vor der Urinkultur“ aus den Informationen über das Vorhandensein und ggf. das Verlegdatum des Katheters, und das Vorhandensein und ggf. das Durchführungsdatum der Urinkultur.

## **Umformulierung**

Zum Zweck einer verbesserten Performanz oder auch der besseren Lesbarkeit einer Regel kann es sinnvoll sein, sie in einander verwendende Teilregeln zu zerlegen, ohne deren Bedeutung insgesamt zu verändern.

# **4.6. Testdaten**

Für den Test des Prototypen wurden mikrobiologische und klinische Daten benötigt, und den entsprechenden medizinischen Entitäten der KISS-Kriterien zugeordnet.

## **Moni-Datenbank**

Die AKH-EDV extrahierte die gesamte, vorhandene Moni-Datenbank (für MONI-II und -III) in eine CSV-Datei, aus dem mit Hilfe der Firma Software Unlimited Datenverar-

beitungsgesellschaft m. b. H. [W-SWUN], dem Hersteller von MONI-II und MONI-III, die nötigen Daten selektiert wurden.

### CareVue

Die meisten Intensivstationen des AKH-Wien führen ihre medizinische Dokumentation über das Informationssystem CareVue [W-CareVue]. Archiviert werden diese Daten gemeinsam im Clinical Data Archive (CDA), von wo der Prototyp zu MONI-IV seine klinischen Daten importierte. Aufgrund der großen Komplexität von CDA war die Selektion der Daten im benötigten Umfang sehr aufwändig. Der neu entwickelte Information Support Mart (ISM), der Abfragen von Daten aus dem CDA in einfacherer Form gewährleisten soll, wäre für diese Zwecke sehr hilfreich gewesen, war zum gegebenen Zeitpunkt aber noch nicht in ausreichendem Maß einsetzbar.

In Betracht gezogen wurden alle Patienten des Jahres 2002 von sechs Intensivstationen, deren Aufenthalt mindestens 14 Tage dauerte, und zwar nur Werte der maximal ersten 21 Tage. Effektiv ergab das eine Anzahl von 257 Aufenthalten mit oder ohne nosokomialer Infektion.

### Zuordnung KISS – vorhandene Daten

Welche der vorhandenen Daten nun welchen Prämissen der KISS-Definitionen zugeordnet werden konnten, und wie dies geschieht, musste von Definition zu Definition mit dem für die Wissensbasis verantwortlichen Arzt ausgearbeitet werden. Grundsätzlich sollten möglichst viele inhaltlich relevante klinische und mikrobiologische Daten berücksichtigt werden.

## 4.7. Ablauf der Diagnoseerstellung

Die allgemein beschriebenen Funktionsweise soll nun durch die technische Durchführung dieser Ziele ergänzt werden.

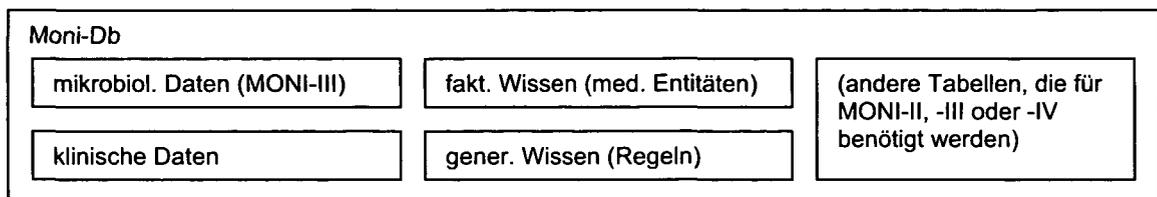


Abb. 16: Aufbau der Moni-Datenbank

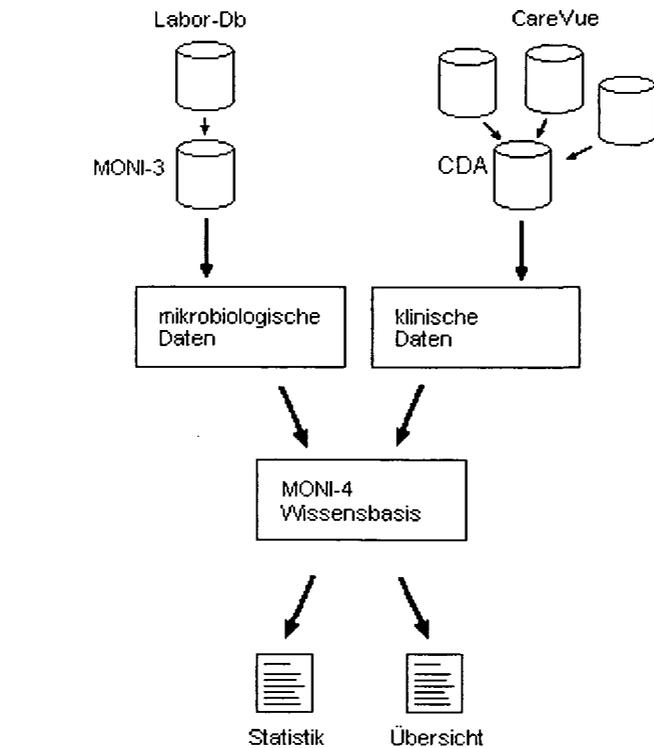


Abb. 17: Gesamtübersicht des Ablaufs

### 1. Schritt: Import der klinischen Daten

Die klinischen Daten, die vorerst nur in CareVue (genauer: CDA) vorhanden sind, müssen in die Moni-Datenbank importiert werden. Tabellen in der Moni-Datenbank erfassen exzerptartig alle CareVue-Informationen, die für die Inferenz benötigt werden. Ein derartiger Schritt ist für die mikrobiologischen Daten nicht nötig, da der Prototyp voraussetzt, dass diese Daten für MONI-III bereits in die Moni-Datenbank importiert wurden.

### 2. Schritt: Vorverarbeitung

Als Kern des Prototypen kann die Inferenzmaschine betrachtet werden. Damit diese einwandfrei und möglichst schnell arbeiten kann, werden alle benötigten Daten vorverarbeitet und in entsprechende, vereinheitlichende Tabellen der Moni-Datenbank gestellt.

### 3. Schritt: Durchführung der Inferenz

Für alle vorhandenen Aufenthalte berechnet die Inferenzmaschine die Zugehörigkeitsgrade der Diagnosen.

### 4. Schritt: Ausgabe der Inferenzergebnisse

Die berechneten Daten werden zusammengefasst in eine CSV-Datei geschrieben, die dann per Tabellenkalkulationsprogramm weiterverarbeitet werden kann. Eine andere Ausgabe ist die Übersicht über die wichtigsten Entitäten aller Aufenthalte ebenfalls in eine CSV-Datei.

## 4.8. Systemkomponenten

Der Prototyp zu MONI-IV wurde mit MedBase erstellt, einer Entwicklungsumgebung für die Erstellung von medizinischen Informations- und Dokumentationssystemen der Firma Software Unlimited Datenverarbeitungsgesellschaft m. b. H. [W-SWUN].

Die Applikation besteht aus folgenden Komponenten:

- Import der mikrobiologischen und klinischen Daten

- Betrachtung aller Entitäten (Entitätenbrowser)

- Bearbeitung der generischen Wissensbasis (Regel-Editor)

- Inferenz

- Ausgabe der Berechnungen (Erstellung der Statistik, Übersicht über Parameter zu einzelnen Aufenthalten)

### Regel-Editor

Zur Verwaltung der Wissensbasis stehen Eingabemasken für Fuzzy-Sets, medizinische Entitäten und Regeln zur Verfügung. Jeder der drei Schirme ist so aufgebaut, dass links eine Auswahlliste der Datenelemente und deren Struktur angezeigt wird, und rechts die Eigenschaften des darin ausgewählten Elementes angezeigt und eingegeben werden können.

### Fuzzy-Sets

Die Anzahl der Parameter hängt vom Typ des Fuzzy-Sets ab. In der Auswahlliste finden sich alle vorhandenen (explizit eingegebenen, wie auch von der Inferenz berechneten) Fuzzy-Sets nach deren Typ geordnet.

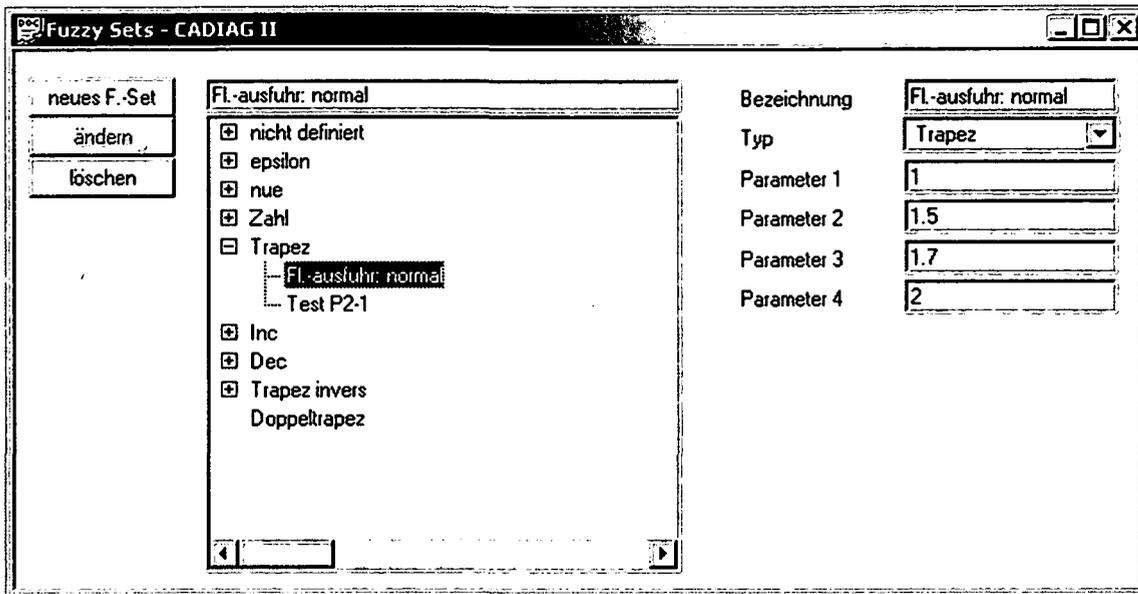


Abb. 18: Eingabemaske für Fuzzy-Sets

## Medizinische Entitäten

In der Auswahlliste erscheinen 2 Ebenen: linguistische n-Tupel und linguistische Begriffe.

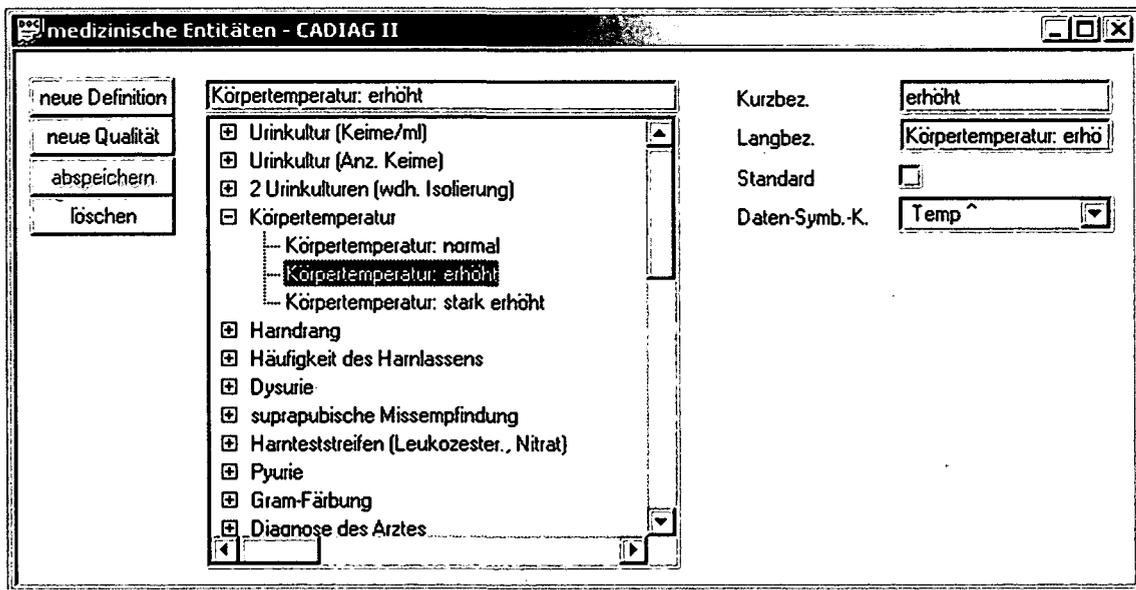


Abb. 19: Eingabemaske für medizinische Entitäten

## Regeln

Unter jeder Regel folgt zuerst die Konklusion („K:“), die nur eine medizinische Entität enthalten kann, und danach die Prämisse („P:“). Jede Zeile in einer Prämisse ist entweder ein logischer Operator, der darunterliegende Symptomkombinationen benötigt, oder eine medizinische Entität.

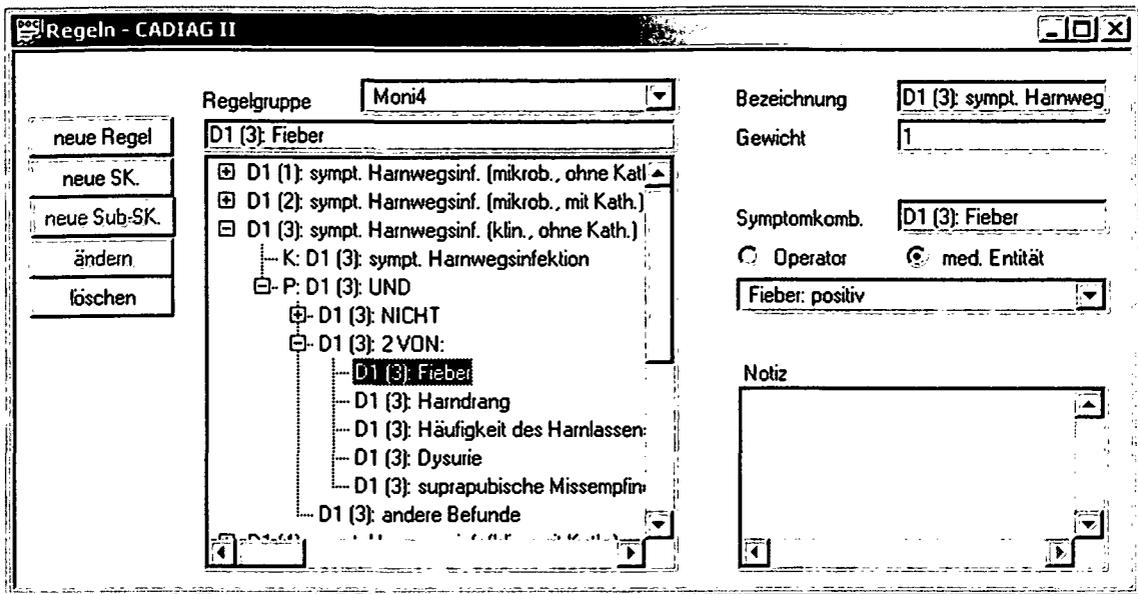


Abb. 20: Eingabemaske für Regeln

## Entitätenbrowser

Die definierten Entitäten des Systems werden nach Patienten und Aufenthalten sortiert mit ihren aktuellen Bewertungen aufgelistet.

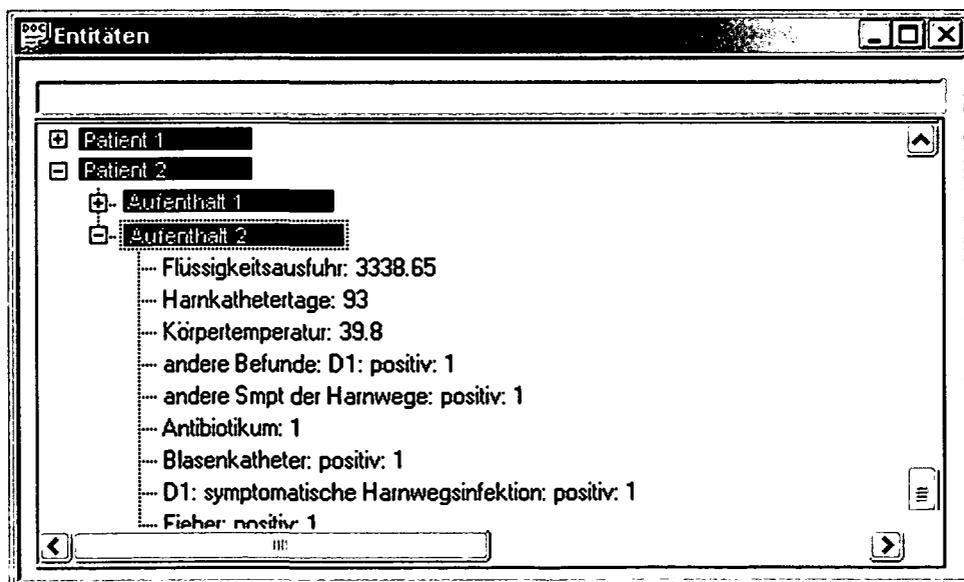


Abb. 21: Entitäten-Browser

## Inferenzmaschine

Üblicherweise werden in MONI-IV Berechnungen zu allen Krankenhausaufenthalten innerhalb einer gewünschten Periode berechnet. Mit dem Inferenzmonitor lassen sich die Berechnung für einen einzigen Datensatz schrittweise betrachten.

Anfang	Ende	Name	Vorname	Soz-Nr
10.12.2001	10.12.2001	A	Test	10010101
14.5.2001	14.5.2001	B	Test	10020101

Symptomkomb.	Wert	Value	Operator	Qty	Eh	Dtsc
<input checked="" type="checkbox"/> D1 (1): sympt. Harnwegsinf. (mikrob., ohne Kath)						
<input checked="" type="checkbox"/> D1 (2): sympt. Harnwegsinf. (mikrob., mit Kath)						
<input type="checkbox"/> D1 (3): sympt. Harnwegsinf. (klin., ohne Kath.)						
K: D1 (3): sympt. Harnwegsinfektion						
P: D1 (3): UND			UND			
<input checked="" type="checkbox"/> D1 (3): NICHT			NICHT			
<input checked="" type="checkbox"/> D1 (3): 2 VON:			MINDESTENS 2			
<input checked="" type="checkbox"/> D1 (3): Fieber		0,9				
<input type="checkbox"/> D1 (3): Harndrang	häufig	0,4				
<input type="checkbox"/> D1 (3): Häufigkeit des Harnlassens		0,2				
<input type="checkbox"/> D1 (3): Dysurie						
<input type="checkbox"/> D1 (3): suprapubische Missempfindung						
<input type="checkbox"/> D1 (3): andere Befunde						
<input checked="" type="checkbox"/> Gram-Färbung						
<input checked="" type="checkbox"/> Diagnose des Arztes						
<input checked="" type="checkbox"/> Infektion						

Symptomkombination: D1 (3): UND

Abb. 22: Inferenzmonitor

## Infektionsstatistik

Sind die Diagnosen durch die Inferenz berechnet, kann die Statistikkomponente die gewünschten statistischen Daten erstellen. Ausgabe der Statistik ist eine CSV-Datei, die in ein vorbereitetes MS Excel-Sheet importiert wird. Dieses Sheet übernimmt die gewünschte Weiterverarbeitung, die grafische Darstellung und den Ausdruck der Tabellen und Grafiken. Die angezeigten Daten sind fiktiv.

Abteilung	Anzahl Patienten	Patiententage	Harnkath-Tage	HWI	D1	D2	Kath. ass. HWI	Kath-Anwrate	Inzidenzrate	HW-Kath. ass. HWI-Rate
Stat1	440	3501	232	1	0	1	0	6,6	0,2	0,0
Stat2	312	3011	467	1	1	0	1	15,5	0,3	2,1
Stat3	505	5443	531	2	2	0	2	9,8	0,4	3,8
Stat4	712	7720	752	4	3	1	4	9,7	0,6	5,3
Stat5	269	2448	333	3	2	1	2	13,6	1,1	6,0
Stat6	431	4362	763	5	3	2	4	17,5	1,2	5,2
Stat7	349	5396	902	5	2	3	4	16,7	1,4	4,4
Stat8	318	3595	635	10	8	2	8	17,7	3,1	12,6
Stat9	674	6037	646	23	19	4	20	10,7	3,4	31,0
Stat10	501	5660	615	18	10	8	15	10,9	3,6	24,4
Stat11	423	5146	787	17	12	5	15	15,3	4,0	19,1
Stat12	405	4985	1211	26	20	6	24	24,3	6,4	19,8
AKH Gesamt	5339	57304	7874	115	82	33	99	13,7	2,2	12,6
1Q 25-steQ	341	3572	515	3	2	1	2	10	1	4
Median	427	5066	641	5	3	2	4	14	1	6
3Q 75-ste Q	502	5497	769	17	11	4	15	17	3	19

Abb. 23: Beispiel für statistische Auswertungen der Berechnungsergebnisse

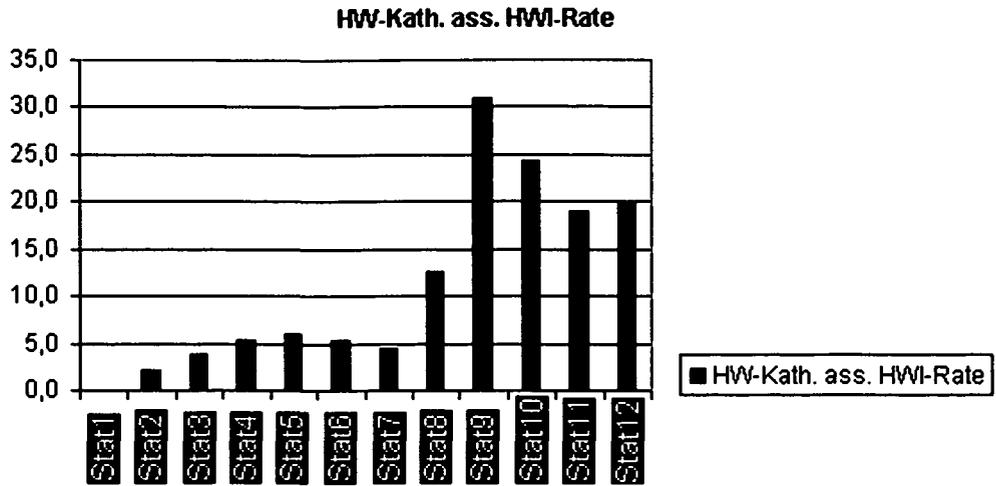


Abb. 24: Beispiel für die Darstellung der statistischen Werte. Pro Station wird die Anzahl der Harnwegskatheter-assoziierten Harnwegsinfektionsrate angegeben.

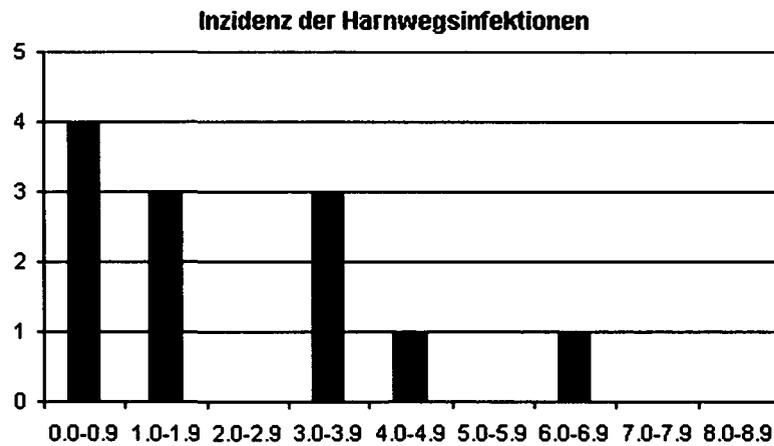


Abb. 25: Beispiel für Darstellungen der statistischen Werte. Hier ist die Anzahl der Stationen mit bestimmter HWI-Rate dargestellt.

## Übersichtstabelle

Analog zur Statistikausgabe enthält die CSV-Datei mit den Daten der Übersichtstabelle eine vordefinierte Liste von Werten. In jeder Zeile stehen Daten für einen Aufenthalt. In den Spalten stehen Eigenschaften pro Aufenthalt.

- Die angezeigten Daten sind wieder fiktiv.
- 1: trifft zu
- zwischen 0 und 1: trifft eingeschränkt zu
- kein Eintrag: keine Information vorhanden

Auf-Anfang	Auf-Ende	Nachname	Vorname	Geburtsdatum	AKH-Id (GPRID)
25.10.2002	25.11.2002	Huber	Anton	15.12.1934	00000001
10.11.2002	26.11.2002	Meier	Berta	12.08.1938	00000002
01.10.2002	24.10.2002	Moser	Carl	15.03.1926	00000003
12.01.2002	28.01.2002	Hrabal	Doris	28.11.1940	00000004
10.02.2002	05.04.2002	Müller	Erika	06.11.1930	00000005
22.03.2002	06.04.2002	Weiß	Franziska	27.12.1982	00000006
01.08.2002	14.08.2002	Franzmann	Gunter	01.11.1981	00000007
14.08.2002	12.11.2002	Franzmann	Gunter	01.11.1981	00000008

Blasen-katheter	Antibioti-kum	Urinkultur (Max < 10 <sup>5</sup> )	Urinkultur (≥ 10 <sup>5</sup> , ≤ 2 Mikorg)	Urinkultur (≥ 10 <sup>5</sup> , ≤ 2 Mikorg, Kath)	wdh. Isol. (≥ 10 <sup>2</sup> , Kath)	wdh. Isol. (≥ 10 <sup>5</sup> , ≤ 2 Mikorg, kein K)
	1					
1	1					
1	1					
1	1		1	1		
1	1		1	1		
1	1		1			
1	1		1			
1	1		1	1	1	

Fieber	Infektion	andere Befunde	D1: sympt. Harn-weginfektion	D2: asympt. Bakteriurie	D3: sonstige Inf. der Harnwege
	0,2				
0,6	0,2		0,2		
1	0,2		0,2		
0,2	1		0,4032	0,5968	
1	1		1		
1	1		1		
1	1		1		
1	1	1	1		

Abb. 26: Beispiel für die Übersichtstabelle

## 4.9. Evaluation

Nach Evaluation des Prototypen mit Testdaten von 261 Krankenhaus-aufenthalten aus CareVue zeigt sich, dass der Prototyp zu MONI-IV krankenhausesrelevante Informationen liefert. Er ist in der Lage, die in einer Wissensbasis formulierten Definitionen einer Infektions-Surveillance zur Erfassung nosokomialer HWI zu verarbeiten und klinische Patientendaten entsprechend der Kriterien auszuwerten. Im Testlauf hat sich jedoch gezeigt, dass die „Trefferate“ von der Qualität und Vollständigkeit der in der Datenbank vorhandenen Informationen abhängt. Aufgrund einer sehr guten und vollständigen Dokumentation mikrobiologischer Daten und nur lückenhaft vorhandenen klinischen Parametern (z.B. ist die Flüssigkeitsausfuhr nicht immer vorhanden, etc.), liegt zur Zeit der Schwerpunkt der Inferenz auf Seiten mikrobiologischer Definiti-

*onen eines Harnwegsinfektes, was sich in einem Überwiegen der Diagnose D1 manifestiert. Zur Diagnose D3 sind bereits zusätzliche klinische Angaben nötig. Da sich der Prototyp anhand der im Augenblick vorhandenen Daten gut bewährt hat, ist davon auszugehen, dass bei entsprechender Präsenz klinischer Daten eine Infektions-Surveillance durchführbar ist. (Dr. Ojan Assadian)*

Das Hauptproblem ist also die Verfügbarkeit der benötigten Patientendaten. Dies zeigt sich sowohl im hohen Aufwand, der betrieben werden musste, um überhaupt an möglichst viele Daten zu gelangen, aber auch daran, dass das Ergebnis auf Grund fehlender Informationen nicht die Sensitivität besitzt, die man für eine Infektions-Surveillance brauchen würde.

Nichtsdestotrotz ist das Ergebnis ein Gewinn für die Krankenhaushygiene, weil eine automatische Erfassung damit überhaupt erst ermöglicht wird. Im Gegensatz dazu wäre ein Ausmaß an medizinischem Personal nötig, das aus Kostengründen nicht realisierbar ist.

## **4.10. Andere Infektionserfassungssysteme**

In diesem Kapitel werden Computersysteme präsentiert und miteinander verglichen, die sich mit der automatischen Erkennung von Infektionen befassen. Zu Beginn folgt eine Einführung in MYCIN als Ausgangspunkt regelbasierter Expertensysteme mit unscharfem Schließen und zum Abschluss ein paar weitere interessante Arbeiten, die mit dem Thema Surveillance in Zusammenhang stehen.

### **4.10.1. MYCIN**

MYCIN [Buchanan 84, Shortliffe 76] ist eines der wichtigsten medizinischen Expertensysteme und wurde entwickelt, um Erreger einer bakteriellen Infektionskrankheit zu bestimmen und entsprechende therapeutische Maßnahmen vorzuschlagen. Es wurde aus diversen Gründen zwar nie praktisch eingesetzt, bildet aber eine Grundlage für viele nachfolgende Entwicklungen, wie z. B. CADIAG.

MYCIN benutzt Regeln und modelliert Unsicherheit mit sog. Certainty Factors. (Wertebereich: [-1, 1]) für Regeln und Ausdrücke (entsprechend Entitäten).

Beispiel für eine Regel aus MYCIN:

Rule 123:

If [1.1] the stain of the organism is gram positive, and  
[1.2] the morphology of the organism is coccus, and  
[1.3] the growth confirmation of the organism is chains  
then there is suggestive evidence (0,7) that the identity of the organism is streptococcus.

## Certainty Factor

Vorerst werden eine hinweisende und eine wegweisende Bewertung einer Regel definiert:

belief  $MB(P, K)$

disbelief  $MD(P, K)$

Daraus wird der Certainty Factor berechnet:

$$CF(P, K) := MB(P, K) - MD(P, K) \quad : \quad CF(P, K) \in [-1, 1]$$

## Zusammenführung von Bewertungen

$A, B$  seien zwei Certainty Factors für einen Ausdruck, die aus 2 Regeln berechnet wurden:

$$CF(A, B) = \begin{cases} A + B - AB & \longleftarrow A \geq 0, B \geq 0 \\ \frac{A + B}{1 - \min(|A|, |B|)} & \longleftarrow A \geq 0, B < 0 \vee A < 0, B \geq 0 \\ A + B + AB & \longleftarrow A < 0, B < 0 \end{cases}$$

## Inferenz

Eine Besonderheit an MYCIN ist die hochspezifizierte Inferenzmethodik. Im Rahmen eines Dialogs mit dem Benutzer werden mit einer angenähert natürlichsprachlichen Ein- und Ausgabe ein paar grundlegende Patientendaten erfragt. Sind genügend Daten für Hypothesen vorhanden, schaltet MYCIN auf einen rückschließenden (abduktiven) Modus und fragt nach weiteren Daten, die für die aktuellen Hypothesen benötigt werden (Untersuchungsvorschlag). Zu jedem Zeitpunkt kann der Benutzer zurückfragen, wozu MYCIN die erfragten Daten benötigt. Der Rückschlussmechanismus wechselt je nach Situation zwischen Breiten- und Tiefensuche.

## Weiterentwicklungen

Der Erfolg von MYCIN liegt weniger in einer spezifischen Anwendung, als in der Erkenntnis, dass die dabei entwickelte Methodologie sehr allgemein anwendbar ist. Man hat daher das medizinische Wissen entfernt und erhielt EMYCIN (Essential MYCIN) [Melle 81]. Die MYCIN-Technologie hat aber auch andere Forschungsbereiche stimuliert, wie z. B. die Nutzung als Tutorsystem (GUIDON [Clancey 87]), oder der Versuch, das Wissen von MYCIN halbautomatisch zu erweitern, indem der Experte bei nicht erfolgreicher Problemlösung unter Führung des Wissenserwerbssystems TEIRESIAS die Regeln modifiziert oder ergänzt [Davis 82].

## Diskussion

Theoretische Abhandlungen über das Verhältnis zwischen CADIAG-II bzw. CADIAG-IV und MYCIN wurden in [Daniel 97, 99] durchgeführt.

## 4.10.2. HELP

HELP (Health Evaluation through Logical Processing) [McDonald 76, Pryor 84, Evans 85, Burke91] ist ein integriertes medizinisches Informations- und Konsultationssystem, das seit den 70-er Jahren am LDS Spital in Salt Lake City, Utah [W-LDS] entwickelt wird und damit die Vorreiterrolle eines automatisierten Systems zum Monitoring von Infektionen übernahm.

Es wurde ursprünglich für die Überwachung und Auswertung von physiologischen Signalen im Herzkatheterlabor des Spitals entwickelt, dann aber schrittweise immer weiter ausgebaut, sodass es heute als umfassendes Krankenhausinformationssystem auch administrative, finanzielle, verwaltungstechnische aber auch interpretative Komponenten enthält. Ein Schwerpunkt liegt dabei in der Erkennung von Infektionserkrankungen.

Harnkatheterstudien (1970–1975): Urinproben aus Harnkathetern wurden dokumentiert und für eine Studie zur Entwicklung von Harnkathetern und -praktiken verwendet. Zusätzlich wurden diese Daten für eine automatische Surveillance von Harnwegsinfektionen verwendet.

Monitoring von Antibiotika (1975–1980): Durch Anbindung eines pharmazeutischen Systems konnte ein Warnsystem für Neben- und Wechselwirkungen entwickelt werden.

CIDM (Computer Infectious Disease Monitoring system; 1980–1985) [Evans 86, 91]: Mikrobiologische Testergebnisse und klinische Daten aus Pharmazie, Radiologie, Chirurgie und Beatmungstherapie wurden eingebunden. Algorithmen (also hart kodierte Prozeduren) überprüfen bei Eingabe bestimmter mikrobiologischer Daten, ob bestimmte nosokomiale Infektionen vorliegen. Damit konnte ein Screening für einige Bereiche nosokomialer Infektionen realisiert werden. Die verwendeten Kriterien beziehen sich auf die den CDC-Kriterien vorausgehende SENIC Studie und den Erfahrungen von Experten.

Qualitätsverbesserung (1985–1990) [Evans 93]: Zusätzlich zur Surveillance nosokomialer Infektionen erkennt ein Infektionsmonitoring, ob Abwehrreaktionen, ungewöhnliche Sensibilitätsmuster oder Infektionen vorliegen, die nicht mit geeigneten Antibiotika behandelt werden. Außerdem wird überwacht, ob Patienten nach einer Operation die nötigen Medikamente bekommen und ob Patienten über 48 Stunden nach der Chirurgie prophylaktisch Antibiotika ohne Nachweis einer Infektion verschrieben wurden.

In [Pestotnik 96] wurden nachgewiesen, dass nosokomiale Infektionen mit Hilfe von automatischen Antibiotikavorschlägen eingeschränkt oder verhindert werden konnten.

### Diskussion

HELP ist das vielleicht erfolgreichste Unterstützungssystem für nosokomiale Infektionen. Dies liegt vor allem daran, dass es über einen längeren Zeitraum innerhalb des KIS (Krankenhausinformationssystem) wachsen konnte und die Verfügbarkeit der Daten für die Infektionserfassung von Anfang an im Konzept des KIS berücksichtigt wurde.

Da die Erkennung nosokomialer Infektionen in ihren Grundzügen keine sehr hohen Ansprüche stellt, war es möglich, eine einfache, prozedurale Inferenz zu verwenden. Nachteile daran sind die Unübersichtlichkeit und die Unflexibilität der Wissensbasis, insbesondere, wenn auf neuere, verfeinerte Regeln umgestiegen werden soll. Das Fehlen von unsicherem Schließen bedingt eine oftmals zu restriktive Ausgrenzung von

nicht sicher gestellten Diagnosen. Darüber hinaus besitzt HELP eine eingeschränkte Wissensbasis, mit der nicht alle nosokomialen Infektionen erkannt werden können.

Alles in allem geht es aber um die Akzeptanz der Benutzer und den Gewinn, der durch die Entscheidungsunterstützung erreicht wird. Auch hier zeigt sich, dass einfache Systeme oft mehr erreichen können, wenn sie den gegebenen Bedürfnissen entsprechen.

### **4.10.3. GermWatcher**

GermWatcher [Kahn 93, W-GermWatcher] ist ein Expertensystem zur Erkennung nosokomialer Infektionen. Es wurde am Barnes Hospital, einem Spital der tertiären medizinischen Versorgung in Washington, entwickelt und ist seit 1993 in Verwendung.

Implementiert wurde GermWatcher mit CLIPS, einer logikorientierten (binären) Expertensystem-Shell. Die Regeln basieren auf den CDC-Kriterien für nosokomiale Infektionen. Im Vergleich zu HELP ist GermWatcher nicht in das Krankenhausinformationssystem integriert, sondern funktioniert als Standalone-System mit einer Client-Server Architektur, das sich die benötigten Daten täglich von anderen Servern holt, um anschließend die Klassifikation der Patientendaten durchzuführen.

GermAlert ist ein weiteres System, das einen Alarm auslöst, wenn als riskant eingestufte Werte der mikrobiologischen Untersuchungen entdeckt werden. Damit hat GermAlert gegenüber GermWatcher eine ähnliche Stellung wie MONI-III gegenüber MONI-IV.

#### **Diskussion**

Ähnlich HELP ist GermWatcher in seiner Inferenz sehr einfach aufgebaut und verwendet keine Unschärfe.

Wegen des Umwegs, die benötigten Daten vom Server abholen zu müssen, tritt eine Verzögerung der Reaktionszeiten der Entscheidungsunterstützung ein. Ansonsten zeigt GermWatcher ähnliche Performanz wie HELP.

### **4.10.4. GIDEON**

GIDEON (Global Infections Disease and Epistemology Network) ist ein kommerzielles Expertensystem der Firma GIDEON Informatics Inc. [W-GIDEON] zur Bestimmung von Tropeninfektionen. Es ist als Standalone-Version und per WWW seit 1994 verfügbar. Für die Standalone-Version gibt es ein vierteljährliches Update, die WWW-Version wird wöchentlich aktualisiert. Das medizinische Wissen basiert auf diversen wissenschaftlichen Publikationen sowie Publikationen der World Health Organization (WHO) und entspricht den Richtlinien der Evidence Based Medicine (EBM) (siehe Kapitel 6.13. *Evidence Based Medicine*).

Die Diagnoseunterstützung unterscheidet sich in einen diagnostischen, einen epidemiologischen, einen therapeutischen und einen mikrobiologischen Teil und wird ausschließlich patientenweise angeboten, wobei die Eingabe der klinischen und/oder mikrobiologischen Daten händisch erfolgt. Das System unterstützt 337 Diagnosen und 224 Länder. Ausgabe der Inferenz ist eine Liste der möglichen Diagnosen bzw. Keim-

identifikationen, geordnet nach ihrer Wahrscheinlichkeit. Die weiteren ausführlichen Informationen werden auf Basis eines Informationssystems angeboten.

Wissenschaftliche Publikationen konnten nicht gefunden werden. Informationen dazu sind auf der Homepage des Herstellers zu finden. Über die Inferenzmethodik wird nichts veröffentlicht aber darauf hingewiesen, dass sie eher einfach aufgebaut sein soll.

### **Diskussion**

GIDEON verwendet — anzunehmender Weise — ebenfalls keine aufwändige Inferenz, ist aber durch das Marketing und die relativ aufwändige Benutzerschnittstelle, die mit der Kommerzialität des Systems verbunden sind, relativ weitreichend vertreten. Darüber hinaus ist GIDEON von internationalem Interesse, weil die Wissensbasis (über Tropeninfektionen) Informationen über eine große Anzahl von Ländern weltweit verfügt. Große Vorteile sind die ausführlichen Informationen zum Thema und die ständige Aktualisierung der Wissensbasis.

Ein wesentlicher Unterschied von GIDEON zu den meisten anderen Infektionserfassungs-Systemen, wie auch MONI-IV, ist der, dass jeweils ein einziger Patient untersucht wird, im Gegensatz zur Betrachtung eines großen Patientenkollektivs, wie es beim Surveillance von nosokomialen Infektionen der Fall ist.

## **4.10.5. INKO.XPS**

Im Rahmen einer einjährigen, prospektiven Studie am Universitätsklinikum Ulm, Deutschland wurde die Verwendbarkeit eines Expertensystems (INKO.XPS) zur Infektionserfassung evaluiert [Trautmann 97].

Die Studie beschränkte sich auf die Erfassung mikrobiologisch und klinisch dokumentierter Septikämien von erwachsenen Patienten. Medizinische Grundlage waren die Sepsiskriterien von Geerdes [Geerdes 92], die mit den CDC-Kriterien für Sepsis weitgehend identisch sind. Die Daten für das Expertensystem wurden nicht automatisch erfasst, sondern händisch eingegeben.

Eine Besonderheit von INKO.XPS ist, dass die Inferenz bereits bei Vorliegen der ersten Symptome angestoßen wurde, und in manchen Fällen Sepsis bereits ausschließen konnte. Durch Hinzufügung weiterer Symptome (wie z. B. der ersten positiven Blutkultur nach mindestens 48 Stunden, andere Laborbefunde oder Therapien) konnten spezifische Diagnosen gestellt werden.

### **Diskussion**

INKO.XPS zeichnet sich dadurch aus, dass Daten inkrementell, also schrittweise nach Vorliegen der Daten, verarbeitet werden, und damit sehr früh einige Diagnosen ausgeschlossen werden können. Als Studiensystem war es auf die Erkennung von Sepsis eingeschränkt und hatte nur manuelle Eingabemöglichkeiten.

## **4.10.6. Entscheidungsunterstützungssystem für nosokomiale Infektionen in Boston**

Im Beth Israel Deaconess Medical Center, Cambridge, Massachusetts wurde eine klinische Datenbank für die Infektionserfassung erstellt: Clinical Data Repository (CDR) [Samore 97]. Eine Anwendung, die CDR verwendet, ist eine Applikation zum Monitoring der Verwendung von Vancomycin. Dazu wurden unter Verwendung der CDC-Kriterien SQL-Abfragen erstellt, die beurteilen, ob Vancomycin-Vergabe begründet ist. Falls nicht, wird der verantwortliche Arzt informiert.

Die Verwendung von Vancomycin konnte um 20 % verringert werden, verursacht aber einen beachtlichen Mehraufwand für den Infektions-Pharmazeuten, der die verantwortlichen Ärzte informierte.

### **Diskussion**

Das Surveillancesystem in Boston ist kein Expertensystem, sondern verwendet spezifische Datenbankabfragen. Dies ist eine noch weiter gehende Vereinfachung als die Methodik von HELP. Die Erfassung von Infektionen ist auf solche mit Vancomycin-Behandlung eingeschränkt.

Im Prinzip sind die üblichen Schritte eines Alarmsystems — Erhebung der klinischen und mikrobiologischen Daten, Erstellung von Diagnosen, Erstellung von Therapievorschlügen und Ausgabe eines Alarms — vorhanden, allerdings nur implizit, sodass nicht von einer Wissensbasis gesprochen werden kann.

Im Rahmen dieser Einschränkungen stellt das CDR eine deutliche Verbesserung der Qualität der medizinischen Versorgung dar. Wird statt dem Pharmazeuten, der die abweichenden Therapievorschlüge an die Ärzte weiterleitet, ein geeignetes automatisches Informationsmanagement verwendet, kann die Effizienz deutlich gesteigert werden.

## **4.10.7. CAI**

CAI [Heininger 99] ist ein interaktives Studien-Informationssystem der Universität Tübingen, Deutschland zur Unterstützung der Therapieentscheidungen bei Infektionskrankungen.

Als Datenquellen dienen eine klinische Datenbank, ein Labordatensystem und CAESAR [Wagenlehner 02], ein Computerprogramm zur epidemiologischen Surveillance von Antibiotikaresistenzen auf Intensivstationen. Weitere Eingaben erfolgen am Krankenbett durch den Arzt, der mit Hilfe eines Dialogsystems schrittweise nach den erforderlichen Informationen bis hin zur Therapieentscheidung gefragt wird, die jeweils durch die bereits vorhandenen Informationen unterstützt werden. Medizinische Grundlage waren auch hier wieder die CDC-Kriterien.

### **Diskussion**

Auch CAI ist kein wissensbasiertes System, sondern ein Informationssystem, das dazu verwendet wird, ein Dialogsystem mit Eingabemasken zur Verfügung zu stellen, die schrittweise durch erfragen fehlender Informationen zu Therapievorschlügen führt. Die CDC-Kriterien gingen dabei in die Konzeption des Systems ein und sind nur implizit vorhanden.

An CAI ist zu sehen, dass Entscheidungsunterstützung im Rahmen eines Informationssystems praktisch leichter umgesetzt werden kann und eher angenommen wird, als ein System, auf das extra zugegangen werden muss und deutlich mehr Arbeitsaufwand für das medizinische Personal bedeutet.

#### **4.10.8. Entscheidungsunterstützungssystem für Pneumonie in Utrecht**

In Utrecht, Deutschland [Lucas 00] wurde ein Entscheidungsunterstützungssystem für Diagnose und Therapie von Pneumonie an Intensivstationen entwickelt. Es verwendet ein Wahrscheinlichkeitsnetz mit temporalem Wissen, das auf Grund von Expertenwissen erstellt wurde.

Wahrscheinlichkeitsnetze sind Verallgemeinerungen von Bayes'schen Netzen. Sie sind als azyklische, gerichtete Graphen definiert, für die zu jedem Knoten (stochastische Variable) und jeder Kante (stochastische Beziehung) eine Wahrscheinlichkeit gegeben ist. Spezielle Inferenzmethoden sind damit nicht verbunden. Beim Utrechter System repräsentieren manche Kanten dieser Wahrscheinlichkeitsnetze temporale Beziehungen.

Nachteil von Wahrscheinlichkeitsnetzen ist der hohe Aufwand des Wissenserwerbs und der Verarbeitung. In der Praxis sind daher immer Vereinfachungen nötig, wie z. B. die Zusammenfassung einzelner stochastischer Variablen.

Zur Bewertung der optimalen Therapie wird ein Algorithmus der Decision Theory<sup>5</sup> verwendet, bei dem die erwartete Effizienz in Bezug auf die Wahrscheinlichkeit der Krankheitserreger dem Spektrum der antibiotischen Behandlung gegenübergestellt wird.

#### **Diskussion**

Das Surveillancesystem in Utrecht beschränkt sich zwar nur auf die Erkennung von Pneumonie, ist aber ein Expertensystem mit einer Inferenzstrategie, die unsicheres Schließen zulässt. Der Wahrscheinlichkeitsgraph entspricht CADIAG-II, bei dem die min/max-Operatoren durch probabilistische ersetzt werden, eingeschränkt auf Azyklichkeit.

Bei der Reihung der Diagnosevorschläge verwendet das Utrechter System ein Maß für den Einfluss von Krankheitserregern und die Effektivität von Therapien. MONI-IV verwendet dafür nur die Evidenz der Diagnose. (In CADIAG-II ist zusätzlich der Hypothesen-Score definiert. (S. Kapitel 6.8.1. *Ausgabe des Ergebnisses*).

---

<sup>5</sup> Die Decision Theory beschäftigt sich mit der Bewertung von Zuständen um maximalen Nutzen zu definieren.

## 4.10.9. Entscheidungsunterstützungssystem für nosokomiale Infektionen in Giessen

Im Universitätskrankenhaus in Giessen, Deutschland wurde ein System zur Entscheidungsunterstützung für nosokomiale Infektionen entwickelt und implementiert [Joch 01].

Es holt alle erforderlichen Daten aus dem Krankenhausinformationssystem oder anderen im Krankenhaus befindlichen Datenbanken. Die Benutzerschnittstellen zu den Datenbanken verwenden HL7 [W-HL7] (Standard für den Austausch, die Verwaltung und Integration von Daten für die klinische Patientenversorgung, das Management und die Beschaffung medizinischer Daten). Die Ergebnisse werden durch das Intranet des Krankenhauses durch XML zur Verfügung gestellt, sodass sie mit herkömmlichen Browsern betrachtet werden können.

Die Entscheidungsunterstützung besteht aus 5 Teilen:

**Vorselektion:** Bevor der Inferenzprozess des Expertensystems angestoßen wird, werden alle Patienten vorweg ausgeschlossen, die auf Grund einfacher Entscheidungskriterien ausgeschlossen werden können. Dies verringert die Datenmenge erheblich und verbessert somit die Performanz.

Ein regelbasierter **Inferenzprozess** berechnet, wie wahrscheinlich es ist, dass Patienten infiziert sind. Verwendet werden adaptierte CDC-Kriterien.

Gegebenenfalls werden **Alarmmeldungen** ausgegeben.

Eine **Erklärungskomponente** gibt über die Resultate Auskunft.

**Statistikkomponenten** berechnen bestimmte Fragen von hygienischem Interesse.

Grundlage für die Vereinheitlichung der krankenhausesweiten Daten, die notwendig ist, um eine automatische Verarbeitung zu gewährleisten, ist eine medizinische, krankenhausesbezogene Ontologie (data dictionary) namens MDD-GIPHARM [Prokosch 95]. Sie enthält mehr als 4 000 Vokabeln und 10 000 Beziehungen.

### Diskussion

Ähnlich INKO.XPS können auch hier einige Diagnosen im Vorfeld ausgeschlossen werden. In diesem Fall allerdings nicht anhand Daten, die bereits früh vorhanden sind, sondern mit der gesamten Menge an verfügbaren Daten.

Wie bei MONI-IV ist auch beim System in Giessen keine manuelle Dateneingabe nötig, sodass ein automatisches Surveillance-Monitoring möglich wird.

Ein Vorteil aber auch Nachteil ist die Verwendung einer medizinischen Ontologie. Damit lassen sich Daten soweit vereinheitlichen, dass sie krankenhausesweit für eine automatische Weiterverarbeitung zur Verfügung stehen. Durch die hohe Komplexität, die daraus folgende Rigidität der Datenerfassung und die Tatsache, dass jede Station ihre eigenen Bedürfnisse hat, die schwer unter einen Hut gebracht werden können, ist es allerdings sehr aufwändig, eine Ontologie zu erstellen, die allen Benutzern gerecht wird.

## 4.10.10. weitere Arbeiten

Im Rahmen der automatischen Erkennung nosokomialer Infektionen gibt es eine Fülle weiterer Arbeiten, die sich mit Grundlagenforschung zur Entwicklung derartiger Expertensysteme beschäftigen. Im Folgenden sei eine Auswahl interessanter Artikel erwähnt, die sich explizit auf nosokomiale Infektionen beziehen:

**ICONS** [Gierl 93, Schmidt 99a, W-ICONS] ist ein fallbasiertes System, das Antibiotikavorschläge für Patienten an Intensivstationen erstellt. Zuerst wird eine Liste aller Antibiotika mit ausreichender Sensitivität berechnet. Diese Liste wird eingeschränkt, indem auf Unverträglichkeiten und das Antibiogramm des Patienten eingegangen wird. Wenn keine Therapie gefunden wurde, generiert das System Kombinationen von Antibiotika. Zu jeder Therapie stehen zusätzliche Informationen zu Nebenwirkungen, Kontraindikationen, dem Erregerspektrum und zusätzlichen Therapien zur Verfügung. Eine Internetversion wird unter [W-ICONS-WWW] angeboten. Weitere Literatur zu fallbasierten Systemen in der Medizin: [Schmidt 99b].

**Q-ID** [Warner 97] ist ein Expertensystem für die Entscheidungsunterstützung bei Antibiotikavergabe. Es verwendet die Wissensbasis von ILIAD [Warner 88, Bögl 02, W-ILIAD, W-Utah] für etwa 150 Infektionen mit zusätzlichen Erwartungswerten über Mortalität, Morbidität (jeweils mit und ohne Behandlung), der Anteil der Patienten, die auf die Behandlung reagieren und die Kosten jeder Behandlung.

**Jackson B. R. et al** [Jackson 97] erstellten ein Expertensystem, das bekannte mit gegebenen Anfälligkeitsmustern vergleicht, um die Sensitivität von mikrobiologischen Tests zu überprüfen. Verwendet werden dazu Supervised Learning Methoden und eine modifizierte Nearest Neighbour Analysis.

**Moser S. A. et. al** [Moser 99] untersuchten mit dem Data Mining Surveillance System (DMSS) eine große Patientendatenbank, um Infektionen und Antibiotikaresistenzen zu untersuchen. Dieser Ansatz kann genutzt werden, um assoziative Regeln zur Erkennung von nosokomialen Infektionen zu erstellen.

**Lamma E. et al.** [Lamma 00] betrachtete statistische Methoden zum automatischen Clustering von mikrobiologischen Daten, um damit ein Monitoringsystem von nosokomialen Infektionen zu entwickeln. Mit Hilfe des Demographic Clustering Algorithm, der im Intelligent Miner [W-IntMiner] enthalten ist, werden Datensätze mittels eines Ähnlichkeitsmaßes einem bereits vorhandenen Cluster zugeordnet, wobei neue Cluster gebildet werden können.

**Grammenou V. et al** [Grammenou 01] entwickelten ein Expertensystem für Antibiotikavorschläge bei nosokomialer Pneumonie. In Abhängigkeit von mikrobiologischen, pathophysiologischen und therapeutischen Faktoren werden Vorschläge erstellt, die in first-choice- und alternative Therapien unterteilt werden. Zweitere erhalten eine Prozent-Skala, die sich nach chemotherapeutischen Leitlinien gemäß der Evidence Based Medicine richtet. Die Inferenz verwendet binäre, hinweisende und ausschließende Produktionsregeln.

**COMPISS** [Rocha 94, 01, W-COMPISS] ist ein Studien-Expertensystem mit booleschen Regeln zur Erkennung von Infektionen pädiatrischer Patienten, das auswertet, wie sehr das Verhalten des medizinischen Personals durch die Arbeit mit dem Expertensystem beeinflusst wird. Die Autorin konnte keine signifikante Änderung feststellen. Die meisten Benutzer begrüßten allerdings die Entscheidungsunterstützung durch den Computer. Als wesentliche Prob-

leme stellen sich die Gestaltung der Benutzerschnittstelle und die Inakzeptanz der Schulung zur Bedienung des Systems heraus.

**Reportable Diseases [W-RepDis]** ist ein Expertensystem, das das klinische Institut für Infektionskontrolle der Barnes und Jewish Hospitals in Washington, Utah seit 1995 unterstützt. Es untersucht die Labordaten des Spitals bezüglich Kriterien des State Public Health Department und generiert eine Alarmmeldung für die Klinik für Infektionskontrolle falls eine meldepflichtige Infektion erkannt wird. Nähere Informationen oder Papers dazu konnten nicht gefunden werden.

## 4.11. Offene Punkte

Die Entwicklung des Prototypen ist abgeschlossen. Das Rollout des kommerziellen MONI-IV-Systems ist zur Zeit in Entwicklung der Firma Software Unlimited Datenverarbeitungsgesellschaft m. b. H. [W-SWUN] und soll im Sommer 2004 in Betrieb gehen und ein kontinuierliches Monitoring ermöglichen.

Die Intensivstationen werden gegenwärtig auf eine einheitliche CareVue-Konfiguration umgestellt, und die CDA Datenbank durch die einfacher handzuhabende Abfrage-Datenbank ISM (Information Support Mart) erweitert, sodass dadurch vielleicht mehr Patientendaten verfügbar werden. Zumindest verringert sich der Aufwand der Schnittstellenentwicklung.

## 4.12. Ausblick

Der Einsatz einer automatischen Surveillanceunterstützung liegt im Trend der Zeit. Dies hat mit den sich ständig weiterentwickelnden technischen Möglichkeiten zu tun, aber auch mit der sich verändernden Bereitschaft, für gewohnte Aufgaben die Unterstützung des Computers zuzulassen.

Unter den möglichen Erweiterungen seien hier ein paar erwähnt:

**weitere klinische Daten:** Sind klinische Daten im größerem Umfang verfügbar, kann die Surveillance auf weitere Stationen ausgedehnt werden. Dies kann z. B. durch das neue Krankenhausinformationssystem erreicht werden, das das AKH-Wien in ein paar Jahren bekommen soll, oder auch durch zusätzliche Schnittstellen zu Datenbanken einzelner Stationen, die für lokale Anforderungen erstellt wurden.

Zur Zeit können noch keine **virologischen Daten** erfasst und verarbeitet werden. Dazu sind eine weitere Schnittstelle und zusätzliche Regeln nötig.

**Screening:** Durch die Installation einzelner PCs, die die Daten der Moni-Datenbank darstellen können, lassen sich an beliebigen Orten des AKH-Wien Warnsysteme einrichten, die auf wahrscheinliche nosokomiale Erkrankungen hinweisen.

Eine sinnvolle Erweiterung der MONI-Systeme wäre das Hinzufügen eines Systems zur Empfehlung von **Antibiotikatherapien** [Levy 98]. Da MONI-IV als flexibles Expertensystem realisiert wird, müssen für die Entscheidungsfindung lediglich Regeln zur Wissensbasis hinzugefügt werden, die die Auswahl geeigneter Medikamente beschreiben. Was dazu noch fehlt, ist die Erstellung dieser Wissensbasis und ein Framework, das die Empfehlungen in gewünschter Weise zur Verfügung stellt.

**Dialogsystem:** In Anschluss an das Screening und/oder die Antibiotikaempfehlungen lässt sich ein Dialogsystem denken, das Entscheidungen des Arztes (sofern sie in ein Dokumentationssystem eingegeben werden) mit automatisch erstellten Vorschlägen vergleicht, und auf Abweichung hinweist.

# 5. Anforderungen an die Inferenz

In diesem Kapitel werden die Anforderungen näher betrachtet, die an die Inferenz eines Expertensystems gestellt werden. Diese Betrachtungen beziehen sich ausschließlich auf konzeptuelle Probleme. Technische Aspekte der Implementierung finden sich in [Kolousek 95a, 95b, Trummer 96].

Die Aufstellung der Anforderungen behandelt Expertensysteme im Allgemeinen. Eine detaillierte Beschreibung mit konkreten Lösungsvorschlägen vor allem in Bezug auf CADIAG folgt in Kapitel 6. *Konzepte der Inferenz*.

## Inhalt

Zu Beginn wird dargestellt, welchen Szenarien ein medizinisches Expertensystem üblicherweise ausgesetzt ist. Daraus ergeben sich seine wesentlichen Aufgaben. Diese können in spezielle Anforderungen weiter unterteilt werden, auf die bei der Entwicklung eines Expertensystems geachtet werden muss.

## 5.1. Szenario

Nach der allgemeinen Einführung in Expertensysteme und den Prototypen für MONI-IV soll nun noch einmal zusammengefasst und weitergeführt werden, welchen Situationen medizinische Expertensysteme im praktischen Einsatz ausgesetzt sein können. Unter den unterschiedlichen Anwendungsmöglichkeiten ragt vor allem das Konsultationssystem gewissermaßen als „König der medizinischen Expertensysteme“ heraus, weil es einen Großteil der möglichen Anforderungen mit einbezieht. In diesem Sinn wird im weiteren Verlauf hauptsächlich von Konsultationssystemen die Rede sein. Simulations- und Alarmsysteme sind spezielle Anwendungen der Kernfunktionen eines Konsultationssystems. Darüber hinaus sind Dialog-, Referenz- und Closed-Loop-Systeme zu erwähnen

Konsultationssysteme simulieren (im besten Fall) den Vorgang der medizinischen Differenzialdiagnose.

### Differenzialdiagnose

Darunter wird der diagnostische Vorgang verstanden, der üblicher Weise beim Arztbesuch stattfindet. Der Patient schildert seine Probleme, worauf der Arzt erst Hypothesen bildet. Für eine Verbesserung und Konkretisierung dieser Hypothesen stehen dem Arzt prinzipiell zwei Möglichkeiten zur Verfügung:

**Diskrimination von Diagnosehypothesen:** Der Arzt erhebt Symptome, um einzelne Hypothesen zu bekräftigen oder auszuschließen. Dies geschieht dadurch, dass er dem Patienten Fragen stellt, ihn untersucht, zu einer Untersuchung in ein Labor schickt, ...

**neue Hypothesen:** Durch die Erhebung von Symptomen ergeben sich weitere Diagnosehypothesen.

Dieser Prozess wird so lange durchgeführt, bis im Idealfall eine oder mehrere eindeutige Erkrankungen festgestellt werden konnten und der Arzt den Eindruck hat, dass die gefundenen Diagnosen den Zustand des Patienten hinreichend beschreiben. Danach bestimmt der Arzt geeignete Therapien.

Sind die Diagnosehypothesen so weit eingeschränkt, dass zwar keine eindeutige Erkrankung vorliegt, jede der möglichen Diagnosen aber die selbe Therapie verlangt, darf die Differenzialdiagnose ebenfalls beendet werden. Natürlich kann es auch vorkommen, dass weitere Untersuchungen zu wenig Erfolg versprechen oder unzumutbar sind. In diesem Fall muss der Arzt (oder der Patient) entscheiden, wie weiter verfahren werden soll.

Für eine kritische Betrachtung der (ärztlichen) Diagnose siehe [Sox 88].

### Simulation durch Expertensysteme

Um diesen Diagnoseprozess durch Computer zu unterstützen, sind unterschiedliche Mechanismen nötig. Aus den initialerweise gegebenen Patientendaten berechnet die

Inferenzmaschine Diagnosehypothesen. Um geeignete Symptome zu finden, die bestimmte Hypothesen bekräftigen, muss ein Rückschlussmechanismus gestartet werden. Nach Eingabe der gefundenen Symptombewertungen wird die Inferenz neuerlich angestoßen. Erklärungskomponenten geben Aufschluss darüber, wie die Ergebnisse zustande kamen und erhellen so die Zusammenhänge. Soll nun festgestellt werden, ob bestimmte Diagnosen den Zustand des Patienten ausreichend beschreiben, listet eine weitere Komponente die Symptome auf, die durch diese Diagnosen nicht abgedeckt werden können. Diese unterstützen die Erkennung von Mehrfacherkrankungen (Multimorbidität). Mit der selben Inferenzmethode wie bei der Erstellung der Diagnosehypothesen können Therapievorschlage berechnet werden.

Auf kritische Betrachtungen ber den Einsatz medizinischer Expertensysteme wird in dieser Arbeit nicht eingegangen. Siehe dazu: [Berner 96, Friedman 99, Mitchell 01, Rocha 01, Bauer 02, King 02].

### Andere Anwendungen

Anwendungen, die sich vom differenzialdiagnostischen Prozess unterscheiden, stellen andere Anforderungen an das Expertensystem. Fr die Inferenz ergeben sich aber keine zusatzlichen Anforderungen, sodass sie in dieser Arbeit nicht speziell bercksichtigt werden.

Bei einem **Dialogsystem** findet einverstarkter Informationsaustausch zwischen Benutzer und Expertensystem statt. Die Verwendung der Komponenten wird also verstarkt durch einen vorbestimmten Ablauf gesteuert. Im Vergleich dazu fhrt das relativ selbstandige Konsultationssystem seine Berechnungen so lange durch, bis das Ergebnis vorliegt, das auf Grund der vorhandenen Daten mglich ist.

Ein **Referenzsystem** hat weniger die Aufgabe, selbst mit dem vorhandenen Wissen zu arbeiten, als es zu prasentieren. Ein **Tutorsystem** lasst sich als Spezialfall dessen auffassen, bei dem die Fahigkeiten beider Systeme kombiniert werden.

**Closed-Loop-Systeme** mssen in erster Linie eine besondere Sicherheit aufweisen und bentigen neben der Inferenz nur diejenigen Komponenten, die fr die Parametrisierung und die Nachvollziehbarkeit ntig sind.

## 5.2. Aufgaben

Die soeben beschriebenen Aufgaben, die an medizinische Expertensysteme gestellt werden knnen, sollen nun konkretisiert werden.

### Ableitung

Die Durchfhrung der Schlussfolgerung — die Hauptaufgabe eines Expertensystems — ist die Folgerung von gegebenen Patientendaten auf weitere, indem das medizinische Wissen verwendet wird, das in der Wissensbasis in Form von Regeln enthalten ist.

Gemäß der formalen Logik ist dieses deduktive Verfahren die Anwendung des Modus Ponens auf die Patientendaten  $P$  der faktischen Wissensbasis, und das medizinische Wissen  $P \longrightarrow K$  der generischen Wissensbasis<sup>6</sup>.

$$P, P \longrightarrow K \vdash K$$

### Untersuchungsvorschläge

Die Berechnung von Untersuchungsvorschlägen ist nichts anderes, als der abduktive Schluss von Diagnosen auf Symptome, die durch medizinische Untersuchungen getestet werden können, um festzustellen, bei welchen Symptomen eine Bewertungssteigerung zu deutlicheren Diagnosebewertungen führt.

$$K, P \longrightarrow K \vdash P.$$

### Abdeckung der Symptome

Bei der Berechnung, welche Symptome durch bestimmte Diagnosen nicht erklärt werden können, muss ein Verfahren angewendet werden, das sowohl deduktive als auch abduktive Methoden verwendet.

### Ähnlichkeit zwischen Entitäten

Möchte man eine Liste aller Diagnose erstellen, die einer gegebenen ähnlich sind, so kann im Prinzip die Abdeckung der Symptome dazu verwendet werden. Der wesentliche Unterschied besteht darin, dass für die Entitätenähnlichkeit kein faktisches Wissen benötigt wird.

### Erklärung des Inferenzergebnisses

Eine weitere wesentliche Aufgabe, die zur Inferenz gehört, ist die Erklärung, wie die einzelnen Ergebnisse der deduktiven und ggf. auch abduktiven Berechnungen entstanden sind. Dazu sind keine weiteren Berechnungen nötig, weil ja nur bereits durchgeführte Berechnungen beschrieben werden.

Wichtig ist eine Erklärung vor allem aus folgenden Gründen:

**nähere Informationen:** Der Benutzer will besser verstehen oder kontrollieren, wie das Ergebnis zu Stande kam.

**Wissen:** Im Sinn eines Nachschlagwerkes (Referenzsystem) oder eines Tutor-systems können weitere Informationen zur generischen Wissensbasis angeboten werden.

**Vertrauen:** Der Benutzer darf sich nicht übergangen fühlen. Versteht er nicht, was innerhalb des Expertensystems vor sich geht, kann es leicht zu unnötiger Ablehnung kommen. Die Erklärungskomponente kann zu einer Entmystifizierung des Vorganges beitragen.

**Kritik:** Durch Begründungen besteht die Möglichkeit einer Kontrolle des eigenen und des Expertensystemwissens. Der Anwender kann sein eigenes Wissen erweitern, andere Diagnosen für den konkreten Fall auf Grund besseren Wissens annehmen, oder Vorschläge für eine Verbesserung der Wissensbasis unterbreiten.

---

<sup>6</sup>  $P, K$  und  $P \longrightarrow K$  stehen hier stellvertretend jeweils für Mengen von Entitäten und Regeln.

## 5.3. Spezielle Anforderungen

Zu den beschriebenen Hauptaufgaben eines Expertensystems gibt es eine Reihe weiterer Anforderungen, die bei der Erstellung eines medizinischen Expertensystems berücksichtigt werden sollten. Zum Teil handelt es sich dabei darum, wie diese Hauptaufgaben umgesetzt werden können, zum Teil um zusätzliche Eigenschaften, die von Vorteil oder für bestimmte Systeme sogar notwendig sind.

### 5.3.1. Anwendungsbezug

Zu Beginn des Designs eines Expertensystems muss geklärt werden, für welche Zwecke es verwendet werden soll. Dies betrifft alle wesentlichen Aspekte des Systems.

#### Komplexität

Die Inferenz sollte so einfach wie möglich aber so komplex wie nötig sein. Um so simpler sie ist, desto besser können die Benutzer (der Experte, der Knowledge Engineer, ...) mit der Wissensbasis umgehen, und desto besser werden die Ergebnisse sein. Nicht zuletzt muss bedacht werden, dass Komplexität immer auch Fehler mit sich zieht. Um so einfacher das zu Grunde liegende Konzept ist, desto robuster und zuverlässiger kann es arbeiten.

#### Wissen

Der Erfolg eines Expertensystems ist ganz empfindlich von der Beschaffenheit und dem Inhalt der Wissensbasis abhängig. Dazu gehört, ob die Regeln die nötige Sensitivität und/oder Spezifität aufweisen (d. h. ob die Wissensbasis hinreichend vollständig und konsistent ist) und ob die nötigen Patientendaten vorhanden sind.

#### Symptom-Diagnose-Beziehung

Weiters muss man aber auch bedenken, wofür das medizinische Wissen verwendet werden soll. Bei der Diagnoseunterstützung wird versucht, von Symptomen auf Diagnosen zu schließen. In der medizinischen Lehre sind aber oftmals umgekehrt Regeln angegeben, die von Diagnosen auf Symptome schließen lassen. Referenzsysteme brauchen daher eher Diagnose-Symptom-Beziehungen. Je nachdem wofür das Expertensystem eingesetzt werden soll, ist auch zu entscheiden, welche Ziele der Wissenserwerbsprozess verfolgen soll. Um so klarer die Beziehungen zwischen Symptomen und Diagnosen für die jeweilige Anwendung formuliert werden, desto besser werden auch die Ergebnisse der Inferenz sein.

#### Interaktion

Ein anderer wesentlicher Aspekt, bei dem das Anwendungsgebiet zum tragen kommt, ist, wie sehr das Expertensystem während des Inferenzvorganges mit dem Benutzer kommunizieren soll. Ein Extremfall ist das Closed-Loop-System, bei dem das System

selbst die Konsequenzen der Ergebnisse durchführt. (Beispiel: Steuerung einer Beatmungsmaschine während der Entwöhnung [Schuh 98, 02].) Grundsätzlich gilt: Je autonomer das System ist, desto sicherer müssen seine Entscheidungen sein. Wenn das Expertensystem Antworten vorschlägt, auf die der Mensch reagiert, spricht man von einem Open-Loop-System. Der Anwender reagiert auf das Ergebnis (indem er z. B. Untersuchungen durchführt, zusätzliche Daten eingibt, ...) und startet die Inferenz mit den geänderten Daten erneut. Die Interaktion kann aber auch so weit in die Benutzerschnittstelle eingehen, dass der Benutzer während eines Konsultationsvorganges schrittweise durch eine Reihe von Eingabemasken geführt wird (Dialogsystem). Dazu ist es aber meist notwendig, die Wissensbasis entsprechend aufzubauen und ggf. auch die Inferenzmaschine an spezielle Anforderungen anzupassen.

## 5.3.2. Wissensrepräsentation

### Verwendung der Bewertungen

Bevor man sich für eine Methode des Schließens entscheidet, sollte man sich überlegen, was mit den vorhandenen Bewertungen ausgedrückt werden soll, wie z. B:

Wahrheit,	Nachweisbarkeit,	Zuversicht,
Zugehörigkeit,	Bekanntheit,	Glaube (belief),
Notwendigkeit,	Evidenz,	Glaubwürdigkeit (plausibility),
Möglichkeit,	Viabilität,	Annehmbarkeit,
Beweisbarkeit,	Sicherheit,	Sinnhaftigkeit, ... .
Entscheidbarkeit,	Genauigkeit,	
Nicht-Widerlegbarkeit,	Vertrauen,	

So wird man etwa bei einer Aussage, die eine Beweisbarkeit ausdrückt, einen möglichst minimalen Wert verwenden, da ja nur das ausgedrückt werden darf, was man auch nachweisen kann. Nicht-Widerlegbarkeit hingegen erlaubt einen maximalen Wert, den man annehmen darf, solange nichts dagegen spricht.

Als weitere Beispiele seien die Evidenz und die Glaubwürdigkeit herausgenommen. Evidenz ist ein Maß dafür, wie sehr man Grund zur Annahme hat, dass etwas zutrifft. Glaubwürdigkeit drückt hingegen aus, wie sehr man annehmen darf, eine gegebene Information verwenden zu können.

Die Entscheidung für eine Verwendung der Bewertungen ist insofern wichtig, da sich danach die Definitionen und Methoden der Inferenz richten. Ungünstige Vermischungen, Verwechslungen oder unklare Verhältnisse können zu Verständnisproblemen sowie zu unerwünschten Inferenzergebnissen führen.

### Geeignete Wahl der Operatoren

Die Wahl der Operatoren hat formale wie auch semantische Bedeutung. Daher lässt sich keine allgemeine Regel für eine geeignete Auswahl angeben, dafür aber ein paar Kriterien, die bei der Auswahl behilflich sein können:

### formal:

Normalbedingung: Der Spezialfall der zweiwertigen Logik muss entsprechen.

Standardbedingung: Eine Einteilung der Werte in zwei Gruppen muss der zweiwertigen Logik entsprechen.

Kommutativität, Assoziativität,

Idempotenz,

Stetigkeit, Differenzierbarkeit,

Abgeschlossenheit.

### semantisch, pragmatisch:

empirische Relevanz (Entspricht das Verhalten unserem Denken?)

Anpassungsfähigkeit (fine tuning an Anwendung, z. B. durch Parametrisierung)

numerische Effizienz (Hoher Berechnungsaufwand bedeutet schlechtere Performanz.)

Aggregationsverhalten (Durch Hinzunahme weiterer Operanden können Effekte auftreten, die nicht beabsichtigt sind.)

Für die drei wichtigsten logischen Operationen Konjunktion, Disjunktion und Negation wurden im Kapitel 2.4. *Fuzzy-Set-Theory* bereits die Familien der min/max- und der probabilistischen Operatoren definiert. Eine nähere Analyse folgt in Kapitel 6.4.1. *Geeignete Wahl der Operatoren*. Eine detaillierte Behandlung des Themas siehe unter [Toth 94].

### Umgang mit Entitätengruppen

In manchen Anwendungen kann es sinnvoll sein, Entitäten zu Gruppen zusammenzufassen. Beispiele:

**Laborwerte:** Manche Untersuchungen werden ohnehin nicht einzeln durchgeführt, sondern nur in vordefinierten Gruppen (Bsp.: Anamnese, Rheumastatus, Therapiestatus, Blutbild, Screening, ...; Bsp.: Das „Hämatologie Blutbild komplett“ kann Blutwerte wie „Erythrozyten“, „Hämoglobin“, „Hämatokrit“, ... enthalten, die vom Labor einzeln gar nicht angeboten werden. Diese Gruppen von Einzeluntersuchungen variieren meist von Labor zu Labor.

**Krankheiten:** In der medizinischen Praxis kommt es vor, dass einer letztendlichen Diagnose gar nicht weiter nachgegangen wird, sofern alle möglichen Diagnosen die selbe Therapie erfordern. In diesem pragmatischen Sinn lassen sich diese Diagnosen als gleichwertig auffassen.

In manchen Fällen mag es sich als sinnvoll herausstellen, auch **Therapien** oder **Untersuchungen** als gleichwertig zu betrachten, wenn z. B. eine letztendliche Auswahl von anderer Stelle (medizinische Leitstelle, Therapeut, ...) aus entschieden wird.

Ist eine gewünschte Gruppierung bekannt, so kann die Benutzerschnittstelle gezielt darauf eingehen.

## Kontextabhängigkeit

Während der Inferenz kann es zu Situationen kommen, bei denen einzelne Entitäten oder Regeln nicht vollkommen eigenständig betrachtet werden können, weil sie nur in Zusammenhang mit einem bestimmten Kontext Sinn ergeben.

Beispiele:

**Bedeutung von quantitativen Werten oder Symptomkombinationen:** Der Ausdruck „erhöht“ ist ohne Bezug bedeutungslos, weil er ein relatives Vergleichsmaß für eine bestimmte Größe darstellt. Manche Symptome müssen in Abhängigkeit von Alter oder Geschlecht des Patienten unterschiedlich interpretiert werden.

**Berücksichtigung von vorhergegangenen Therapien:** Enthält die Prämisse einer Regel die Bedingung, dass Fieber vorliegt, so sollte sie auch in solchen Situationen ansprechen, in denen die Körpertemperatur zwar normal ist, allerdings nur deshalb, weil ein fiebersenkendes Medikament vergeben wurde.

## 5.3.3. Wissensbasis

Bei Anforderungen an die Wissensbasis kommen formal-technische Aspekte ins Spiel. In einfacheren Wissensbasen, d. h. Wissensbasen, die eine strukturell (z. B. graphentheoretisch) simple Methodik der Wissensrepräsentation und Inferenz verwenden, treten manche der folgenden Probleme gar nicht erst auf. Übersteigt die Komplexität der Methodik aber ein gewisses Maß, so muss dafür Rechnung getragen werden, dass es im Betrieb zu keinen unerwünschten Schwierigkeiten kommen kann.

### Wissenserwerb, Knowledge Refinement

Am Beginn jeder Wissensbasis steht ein Erstentwurf, der in weiteren Schritten ausgebessert und verfeinert werden muss, egal, ob sie von Grund auf neu entwickelt wird, oder ob bereits definierte Leitlinien vorhanden sind, die nur noch an die Anforderungen des Expertensystems angepasst werden müssen (s. MONI-IV: Kapitel 4.5. *Analyse der KISS-Regeln* und 4.6. *Testdaten*).

Bei dieser Aufgabe unterstützen Wissenserwerbskomponenten den Experten und/oder Knowledge Engineer bei der Analyse der Daten, helfen bei der Entdeckung von Fehlern oder können Vorschläge für weitere evtl. sinnvolle Regeln bilden.

### Monotonie

Monotonie bedeutet salopp formuliert, dass während der Inferenz kein Wissensstand, der bereits einmal erreicht wurde, wieder zurückgenommen werden kann. Im Fall der regelbasierten Inferenz heißt das konkreter: Der Zugehörigkeitswert einer Entität kann bei jedem Ableitungsschritt gleich bleiben oder wachsen, aber niemals kleiner werden.

Die Monotonie ist deswegen eine wichtige Eigenschaft der Inferenz, weil sonst eine Reihe unangenehmer Eigenschaften auftreten können: Zyklen während der Inferenz (Endlosschleife), schlechte Performanz durch höhere Anzahl von Inferenzzyklen, schlechte Nachvollziehbarkeit der Inferenz und damit der Ergebnisse oder auch der schwierige Wissenserwerb, bei dem die Möglichkeit der Rücknahme der Zugehörigkeitsgrade berücksichtigt werden muss.

## Widerspruchsfreiheit

In der klassischen (zweiwertigen) Logik gelten Widersprüche in der Wissensbasis als Todesstoß für das ganze Vorhaben („Ex Contradictione Quod Libet“, aus Widerspruchlichem folgt Beliebiges). Glücklicherweise ist die Fuzzy-Logik dabei nicht ganz so empfindlich, weil nicht alles falsche als vollkommen falsch bewertet werden muss und somit noch eine gewisse Hoffnung für eine brauchbare Weiterverarbeitung bleibt. Zusätzlich gibt es, wie wir sehen werden, Möglichkeiten, sogar mit vorhandenen Widersprüchen umgehen zu können. Dazu eine wesentliche Unterscheidung:

**a priori Widerspruch:** Ein a priori Widerspruch ist als solcher aufzufassen, der in der generischen Wissensbasis steckt, also einer, der bereits vorhanden ist, bevor noch konkrete Patientendaten ins Spiel kommen. A priori Widersprüche sind durch einen geeigneten Aufbau der Wissensbasis vermeidbar und sollten prinzipiell auch vermieden werden, um möglichst klare und brauchbare Ergebnisse zu erhalten. (Sie wären höchstens dann sinnvoll, wenn damit widersprüchliches medizinisches Wissen repräsentiert werden soll.) Widerspruchsfreiheit ist ein wesentliches Kriterium für die Viabilität (Brauchbarkeit, Glaubwürdigkeit, Sinnhaftigkeit) einer Wissensbasis. Werkzeuge zur Aufdeckung von Widersprüchen sind somit gefragte Komponenten zur Ausbesserung oder Verbesserung der Wissensbasis.

**a posteriori Widerspruch:** Ein a posteriori Widerspruch liegt in der faktischen Wissensbasis und tritt auf, wenn unterschiedliche, nicht zusammenpassende Informationen zu einem Patienten vorhanden sind. Da derartige Situationen in der medizinischen Praxis immer wieder vorkommen können, sollte ein medizinisches Expertensystem in der Lage sein, damit umgehen zu können.

Die Trennung zwischen a priori und a posteriori Widerspruch verläuft leider nicht so klar, dass sich eine eindeutige Grenze ziehen lässt.

Beispiel: „Körpertemperatur erhöht  $\longrightarrow$  Fieber“, „Körpertemperatur ist erhöht“, „Patient hat kein Fieber“. Betrachtet man nur die gegebenen Bewertungen der beiden Entitäten „Körpertemperatur erhöht“ und „Fieber“, so scheint — ohne Wissen über deren Zusammenhang — kein Widerspruch vorzuliegen. Obwohl nach Anwendung der Regel ein Widerspruch auftritt, wäre es aber unsachgemäß, anzunehmen, die Regel wäre (a priori) widersprüchlich.

## Kompilation der Wissensbasis

Durch die komplexe Natur der Wissensverarbeitung können sehr lange Antwortzeiten entstehen. Mit einer geeigneten Vorverarbeitung der generischen Wissensbasis, kann die Performanz aber entscheidend verbessert werden.

## Zyklen

Zyklen in der Wissensbasis treten dann auf, wenn eine Entität mehr oder weniger direkt auf sich selbst verweist.

Beispiel:  $A \longrightarrow B \longrightarrow C \longrightarrow \dots \longrightarrow X \longrightarrow A$

Oftmals lassen sich derartige Zyklen vermeiden. Im Allgemeinen ist es aber unbedingt notwendig, sie in der Beschreibung des Fachbereichs zuzulassen. Wie damit umzugehen ist, hängt stark von der Wissensrepräsentation und vom Inferenzmechanismus ab. In einem regelbasierten System mit idempotenten Operatoren tritt beispielsweise meist keine Problem auf, weil die Weiterleitung der Aussagekräfte mit jedem Schritt gleich bleibt oder fällt, und sich das  $A$  niemals selbst verstärken oder abschwächen kann.

An diesem Punkt soll zwischen Zyklen in der Wissensbasis (zyklischer Graph der Entitäten und ihren Beziehungen) und Zyklen des Inferenzprozesses (zyklischer

Graph der Inferenzzustände und -schritte) unterschieden werden. Erstere sind praktisch sinnvoll und manchmal notwendig, zweitere unbedingt zu vermeiden.

### **Komplexe, dynamische Systeme**

In manchen Detailfragen muss neben Endlosschleifen auch noch darauf geachtet werden, dass keine dynamische Schwierigkeiten komplexer Systeme wie Fluktuationen, Resonanzeffekte oder deterministisch chaotische Erscheinungen auftreten können. Sie sind vor allem dann möglich, wenn die Ordnung des Systems<sup>7</sup> größer als 1 ist.

### **Import der vorhandenen Daten**

Wie in Kapitel 4.6. *Testdaten* anhand des Prototypen zu MONI-IV ausführlich beschrieben wurde, ist die Zuordnung der zur Verfügung stehenden Daten zu den von der Wissensbasis verwendeten Entitäten oft ein großes Problem in der Praxis der Erstellung eines Expertensystems. Da der Erfolg aber empfindlich von der Verfügbarkeit der wichtigen oder auch nur halbwegs wichtigen Prämissen abhängt, ist großes Augenmerk auf ihre Verfügbarkeit zu legen. Ein allgemeines Verfahren lässt sich dabei nicht angeben. Die Problematik muss also von System zu System in Abhängigkeit der zur Verfügung stehenden Ressourcen neu gelöst werden.

## **5.3.4. Benutzerschnittstelle**

Wie bei jedem Softwaresystem ist bei der Erstellung der Benutzerschnittstelle auf Verständlichkeit, Ergonomie und Einfachheit zu achten. Im Speziellen treten bei Expertensystemen aber besondere Anforderungen auf, die in den Randbereich der Inferenz fallen. Auch wenn es sich um Angelegenheiten der Benutzerschnittstelle handelt, sind sie letzten Endes auch Teil des Entscheidungsprozesses und müssen sorgfältig behandelt werden.

### **Ausgabe der Ergebnisse**

Das Resultat der Inferenz sind die Bewertungen einer meist unüberschaubaren Menge von Entitäten. Je nach Anforderung an das System muss aber eine Auswahl oder zumindest Darstellung der Entitäten gefunden werden, die es dem Benutzer oder nachfolgenden Computersystem ermöglicht, auf die wesentlichen Ergebnisse eingehen zu können.

### **Erklärungskomponente**

Ohne Erklärung, wie das Inferenzergebnis zustande kam, können viele wissensbasierten Systeme nicht mit zufriedenstellendem Nutzen eingesetzt werden. Um so komplexer die Wissensrepräsentation und Inferenzmethodik aufgebaut ist, desto schwieriger ist es, den Hergang der Berechnungen verständlich zu machen.

---

<sup>7</sup> Die Ordnung ist die größte auftretende Potenz der Varianten einer Gleichung. Betrachtet man die beschriebene Gleichung, die aus der Zusammenführung der Inferenzschritte für einen Zyklus der Wissensbasis entsteht, so können bei Systemen, deren Ordnung dieser beschreibenden Gleichung größer als 1 ist, dynamische Effekte entstehen, die sich der Vorhersagbarkeit des Ergebnisses entziehen (deterministisches Chaos).

## Debugging der Inferenzmaschine

Üblicherweise durchläuft die Inferenzmaschine eine große Anzahl von Daten und Regeln, um zum Schluss eine Übersicht über das gesamte Ergebnis zu liefern. In manchen Fällen kann es aber auch sinnvoll sein, die Inferenz schrittweise zu durchlaufen, und jeden Schritt einzeln zu betrachten:

Bei der **Entwicklung der Wissensbasis** lässt sich beobachten, ob die Definitionen der Regeln das gewünscht Ergebnis liefern.

Auch bei der **Entwicklung der Inferenzmaschine** ist es von großem Vorteil, ihr Verhalten schrittweise testen zu können.

Durch die ausführliche Beobachtung der einzelnen Berechnungsschritte ist ein tieferes **Verständnis der Ableitungen** möglich.

Im Speziellen ist es dabei auch möglich, einzelne Werte der Berechnung händisch zu ändern. So kann ein Arzt, wenn er meint, dass eine Entität nicht so zutrifft, wie er es für richtig hält, **direkt Eingriff nehmen** und mit der geänderten Bewertung weiter arbeiten.

Eine besondere Variante dessen ist die Nutzung des schrittweisen Prozesses, um damit eine **erweiterte Benutzerinteraktion** einzuführen. Dies lässt sich allerdings auch so umsetzen, dass die Inferenz immer vollständig durchgeführt und dann ein Interaktionsschritt angehängt wird, was sich so oft, wie gewünscht wiederholen lässt.

## 5.3.5. Untersuchungsvorschläge

Um Untersuchungsvorschläge erstellen zu können, ist es notwendig, von den Diagnosen zu den Symptomen zurückzuschließen, was nur durch ein abduktives und daher unsicheres Verfahren möglich ist. Diagnose-Symptom-Beziehungen können dazu i. A. nicht verwendet werden, weil die Fragestellung heißt: „Welche Symptome müssen untersucht werden, um klarere Diagnosen zu erhalten?“ D. h., dass diejenigen Symptome gefragt sind, die mit den vorhandenen Symptom-Diagnose-Beziehungen, eine bessere Diagnosebewertungen erzielen können.

Auch hier trägt die Benutzerschnittstelle einen beachtlichen Anteil der Aufgabe, indem eine geeignete Auswahl aus den als mehr oder weniger sinnvoll erachteten Untersuchungen gefunden werden muss. Besondere Bedeutung übernehmen dabei der Wissensgewinn, den eine Untersuchung mit sich führen kann, und deren Kosten (Invasivität, finanzielle Kosten, zeitlicher Aufwand, Verfügbarkeit, ...).

## 5.3.6. Angabe nicht abgedeckter Symptome

Eine weitere Aufgabe, der sich ein diagnostisches Expertensystem widmen kann, ist die Angabe, welche Symptome von den gefundenen Diagnosen nicht erklärt werden können. Dies hilft bei der differenzialdiagnostischen Entscheidung, ob statt der angenommenen Diagnose nicht doch eine andere gewählt werden sollte, die die vorhandenen Symptome besser erklärt. Andernfalls kann man sich damit auch auf die gezielte Suche nach weiteren Diagnosen machen, die ein vollständigeres Krankheitsbild des Patienten bieten.

### **5.3.7. Ähnlichkeit zwischen Entitäten**

Nicht sehr unterschiedlich davon ist die Frage, welche Entitäten einer gegebenen ähnlich sind. Auch dabei geht es um eine differenzialdiagnostische Unterstützung. Verwendet wird dabei allerdings nur die generische Wissensbasis.

### **5.3.8. Zeitverarbeitung**

Oftmals findet man in medizinischen Richtlinien zeitliche Angaben. Tatsächlich kommen wenige Wissensbasen aus, ohne auf zeitliche Bezüge eingehen zu müssen.

Beispiel: „Blasenkatheter innerhalb von 7 Tagen vor der Urinkultur“

Beispiel: Bei der beatmungsassoziierten Pneumonie ist der Verlauf der Kolonisation der Keime ein wesentliches Kriterium.

# 6. Konzepte der Inferenz

In Kapitel 5. *Anforderungen an die Inferenz* wurden allgemeine Aspekte beschrieben, die bei der Entwicklung eines neuen Expertensystems beachtet werden sollten. Im Folgenden werden Lösungsvorschläge dafür mit ihren Vor- und Nachteilen präsentiert. Sie beziehen sich vor allem auf die Methoden von CADIAG-II und CADIAG-IV, können aber mit mehr oder weniger Adaptionaufwand auch auf andere regelbasierte Expertensysteme angewendet werden. Betrachtet werden Konzepte, die sich auf die Inferenz eines Expertensystems beziehen. Auf den Wissenserwerb, die technische Umsetzung oder die Gestaltung der Benutzerschnittstelle wird nur so weit eingegangen, wie es sich aus Überlegungen der Inferenz heraus ergibt.

Eine inhaltliche Ordnung der folgenden Konzepte herzustellen, stellt sich insofern als schwierig heraus, weil sie sich zum Teil gegenseitig aufeinander beziehen. Die vorliegende Reihenfolge wurde möglichst weitgehend so gewählt, dass die präsentierten Konzepte konzeptuell aufeinander aufbauen.

## Inhalt

Nach einer näheren Betrachtung der Arbeitsweise von CADIAG folgen Grundlagen, die in der weiteren Argumentation benötigt werden. Anschließend wird CADIAG mit Methoden der formalen Logik verglichen und abgeschätzt, inwieweit diese Methoden für CADIAG verwendbar sind.

Für den praktische Umgang mit einem Expertensysteme müssen Designentscheidungen getroffen werden, von denen ein paar typische und wesentlich herausgegriffen werden. Weiters wird der Umgang mit der Wissensbasis auf Sicht der Inferenz praktisch und theoretisch behandelt. Ein umfassendes konzeptuelles Problem ist die Verarbeitung von Kontextabhängigkeit. Weiters werden zwei Erweiterungen der Inferenzmethodik präsentiert, die eine spezialisierte Vorverarbeitung der Daten zulassen. Als Teil des Diagnoseprozesses ist auch ein gewisses Augenmerk auf die Benutzerschnittstelle zu legen.

Es folgen Ausarbeitungen für die wesentlichen Aufgaben medizinischer Diagnosesysteme: die Erstellung von Untersuchungsvorschlägen, die Abdeckung der Symptome inklusive der Angabe ähnlicher Entitäten und Konsistenzüberprüfungsmethoden.

Als wertvolle, wenn auch oft nicht benötigte Erweiterungen, werden die Einbeziehung der Evidence Based Medicine und die explizite Verarbeitung von Zeit besprochen. Offene Punkte und ein Ausblick auf eine mögliche Zukunft medizinischer Expertensysteme schließen dieses Kapitel ab.

## 6.1. Herangehensweise von CADIAG-IV

Die Auswahl der Methoden und Definitionen für ein Expertensystem kann zwar einfach aus dem Bauch heraus entschieden werden, sollte aber so weit wie möglich überlegt und auf ein konzeptuelles Fundament gestellt werden. Dazu müssen Grundannahmen getroffen werden, die bei weiteren Entscheidungen berücksichtigt werden müssen. Realistisch gesehen kann dieser Prozess auch in der anderen Richtung erfolgen, indem zuerst Entscheidungen für Methoden getroffen werden. In diesem Fall sollte man sich aber überlegen, welche Grundannahmen man sich damit implizit gesetzt hat, um sicher zu gehen, dass die gesamte Arbeitsmethodik auf einem einheitlichen und zusammenpassenden Schema beruht.

Im Speziellen wird das Ziel von CADIAG-IV besprochen — die umfassende Einsetzbarkeit für möglichst viele medizinische Anwendungen — und die Annahmen, die dazu gestellt werden müssen.

### Umfassender Einsatzbereich

Durch die Wahl der Fuzzy-Regeln als Wissensrepräsentationsform ist CADIAG-IV ein mächtiges Werkzeug zur Bearbeitung medizinischen Wissens. Es versucht grundsätzlich, sich weitest gehend an mögliche Anwendungen anzupassen. Das bedeutet hohe Anforderungen an die Expressivität der Wissensrepräsentation aber auch an die Arbeitsweise der Inferenzmaschine. Insbesondere die Unsicherheit medizinischen Wissens muss verarbeitet werden können.

### Ausdrucksstärke

Die große Ausdrucksstärke von CADIAG-IV ist eine Erweiterung und Verallgemeinerung vieler vorhergehender Entwicklungen. In seiner Expressivität umfasst CADIAG-IV alle regelbasierten Systeme, die dem Autor bekannt sind. CADIAG-IV lässt jeden Grad an Bekanntheit von Informationen und unterschiedlichste Formen von Unsicherheit zu. Jedes Quantum an Information kann repräsentiert und — sofern dies die Information und die Situation zulassen — weiterverarbeitet werden.

Dieses hohe Maß an Expressivität hat allerdings auch den Preis eines aufwändigen Wissenserwerbs und der im Allgemeinen eher schlechten Performanz. Nicht zuletzt ist auch der Aufwand der Implementierung eines derartigen Expertensystems ungleich höher, als bei Methoden, die mit schlichteren Werkzeugen zurecht kommen. (Ist bereits eine Shell für CADIAG vorhanden (z. B. durch ein früheres Expertensystem), fällt der Aspekt der aufwändigen Implementierung weg.)

### Einschränkungen

Besonders zu beachten ist auch die Nicht-Anwendbarkeit von Methoden, die sich durch eine hohe Flexibilität ergibt. Viele Methoden, die für unterschiedliche regelba-

sierte Systeme entwickelt wurden, verwenden Annahmen, die durch die allgemeine Einsetzbarkeit von CADIAG-IV nicht gegeben sind. Beschränkt man sich in der Ausdruckskraft auf gewisse Eigenschaften, so entstehen i. A. zusätzliche Möglichkeiten, die den Umgang mit dem System erleichtern oder erweitern. Hierzu ein paar Beispiele:

**Konsistenz:** Werden inkonsistente Entitäten ausgeschlossen, so kann eine weiter gehende Konsistenzprüfung angesetzt werden, die entweder die Wissensbasis evaluiert oder sogar in die Inferenzmaschine eingebaut wird. (s. Kapitel 6.2.3. *Ex Contradictione Quod Libet* und 6.9. *Rückschluss*)

**Closed-World-Assumption:** Durch die Annahme der Vollständigkeit einer Wissensbasis ist es möglich, komplementäre Zutreffensgrade zu definieren und automatisch die Wissensbasis zu erweitern oder ebenfalls in die Inferenzmaschine eingebaut zu werden. (s. Kapitel 2.1.5. *Vergleich mit technischen Expertensystemen*, 0.

*Verwendung von Widerspruchsfreiheit und 2.5. Das Bayes'sche Theorem)*

**Trennung von Evidenz und Kontraevidenz:** Wird die Interpretation der Negation einer Entität durch die Interpretation dieser Entität berechenbar (z. B.:  $I(\neg e) := 1 - I(e)$ ), so steht bei gegebenem  $e$  immer ein Wert für  $\neg e$  zur Verfügung. Im Fall von CADIAG-IV ist mehr explizit gegebenes Wissen nötig, um das selbe Ausmaß an abgeleiteten Informationen erhalten zu können. (Die geringere Ableitbarkeit ist aber gerade der Sinn dieser Trennung. So gesehen ist CADIAG-IV als vorsichtigerer Methodik auffassbar, die nur diejenigen Schlussfolgerungen zulässt, die diesem strengen Konzept folgen.) (s. Kapitel 6.2.3. *Ex Contradictione Quod Libet*)

**spezialisierte Inferenz:** Die Allgemeinheit der Inferenzmethodik bedeutet oftmals eine schlechte Performanz, die durch Spezialisierung verbessert werden kann. So muss z. B. jeder Inferenzdurchlauf am Ende alle Regeln noch einmal abarbeiten, um festzustellen, dass sich keine Änderung mehr ergab. Ist die Wissensbasis so strukturiert, dass jede Regel in der richtigen Reihenfolge angewendet genau ein Mal verwendet wird, so wird diese letzte Überprüfung unnötig. Als weiteres Beispiel sei die hochspezialisierte Inferenz von MYCIN erwähnt, die — kombiniert mit einem Dialogsystem — sehr detailliert auf die medizinische Anwendung eingehen kann (s. Kapitel 4.10.1. *MYCIN*).

Weitere Beispiele folgen im Verlauf dieses Kapitels, wobei jeweils die dafür nötigen Voraussetzungen angegeben sind.

Bei der Entwicklung eines Expertensystems ist darauf zu achten, welche Anforderungen an das Produkt gestellt werden, sodass die nötigen Voraussetzungen festgesetzt und die dafür möglichen Methoden und Komponenten hinzugefügt werden können.

## Annahmen von CADIAG-IV

CADIAG-IV geht von folgenden Grundannahmen aus:

(A<sub>1</sub>) hermeneutischer, nicht metaphysischer Ansatz

(A<sub>2</sub>) Als Bewertung einer Entität oder Regel werden Evidenzen verwendet (ad A<sub>1</sub>).

(A<sub>3</sub>) Alle Evidenzen sind gleichwertig, d. h. gleich vertrauenswürdig.

(A<sub>4</sub>) Widersprüche führen nicht zu einem Abbruch der Inferenz, sondern werden weitergeleitet und am Ende als solche ausgegeben.

Weitere Annahmen, die sich daraus ergeben:

(B<sub>1</sub>) Man kann den Evidenzen vertrauen: Sie sind alles, was zur Verfügung steht. Relevant sind daher nur die Verhältnisse zwischen den Evidenzen (ad A<sub>1</sub>).

(B<sub>2</sub>) Regeln definieren Zusammenhänge zwischen Entitäten. Werden zwei Entitäten nicht durch eine Regel in Verbindung gebracht, kann noch nicht darauf geschlossen werden, dass sie voneinander unabhängig sind. (ad A<sub>1</sub>).

(B<sub>3</sub>) Alle Evidenzen werden — wenn nicht anders beschrieben — als gleichwertig aber nicht als voneinander unabhängig behandelt (ad A<sub>3</sub>, B<sub>2</sub>).

(B<sub>4</sub>) Als logische Operatoren können die probabilistischen Operatoren nicht (ausschließlich) verwendet werden (ad B<sub>2</sub>).

(B<sub>5</sub>) Die Closed-World-Assumption gilt nicht (ad A<sub>1</sub>, B<sub>2</sub>).

Konsequenzen daraus sind u. a. die verwendete Logik, die Definition der Verwendung von Bewertungen oder Operatoren sowie weitere Eigenschaften, die im Folgenden behandelt werden.

## 6.2. argumentative Grundlagen

### 6.2.1. Philosophischer Konstruktivismus

In der Philosophie des 20. Jahrhunderts entstand auf Grund einiger Ereignisse, die den Glauben an die Absolutheit und Wahrnehmbarkeit von Wissen bzw. von Wahrheit erschütterten (Russel'sche Antinomie, Dialogik von Niels Bohr, Gödel'sche Unvollständigkeitssätze, Einsteins Relativitätstheorie, Heisenberg'sche Unschärferelation, ...) der sogenannte Konstruktivismus. Dazu in Kürze ein paar Eckpunkte:

Im Konstruktivismus wird nur das akzeptiert, was wir durch unsere Wahrnehmung erfahren können. Metaphysische Begründungen werden abgelehnt. Da jede Wahrnehmung („als wahr nehmen“) von unseren Sinnen und unserer Kognition abhängt, ist Wahrheit somit immer auch unser eigenes Konstrukt. Dies bedeutet einen epistemologischen und subjektiven Zugang zu Wissenschaftlichkeit. (Analogie Medizin: Über den Patienten sind gewisse Informationen vorhanden, Diagnosen sind ein Modell zur Beschreibung des Patientenzustandes; Analogie CADIAG-IV: Als wahr wird genommen, was durch die Wissensbasis gegeben ist oder daraus berechnet wird.)

Wegen des differenzierteren Umgangs wird der Begriff Wahrheit meist durch den Begriff der Viabilität ersetzt. Viabel ist eine Behauptung (ein Modell) dann, wenn ihre praktische Anwendung zu zufriedenstellenden Ergebnissen führt. Somit ist Wahrheit niemals nur in und durch sich selbst bestimmt, sondern neben ihrer Abhängigkeit von der Wahrnehmung auch durch ihre Anwendung. (Analogie Medizin: Diagnosen werden auf Grund der gegebenen Informationen so lange als wahr anerkannt, so lange sie dem Patienten zu verbesserter Gesundheit verhelfen; Analogie CADIAG-IV: In Open-Loop-Systemen gibt es keine Anwendung der Ergebnisse, sodass kein (direktes) Feed-back möglich ist. Die Anwendung steckt implizit in der Wissensbasis und in der Interaktion mit dem Benutzer.)

Wegen des Mangels an absoluter Wahrheit gerät auch der Begriff der Objektivität in Verlust. Stattdessen spricht man von Intersubjektivität. Um so mehr Personen einer Meinung sind, desto intersubjektiver ist diese Meinung. (Analogie Medizin: Die Ermangelung wirklich sicheren Wissens ist in der Medizin evident; Analogie CADIAG-IV: siehe Methoden der unsicheren Wissensverarbeitung.)

Die Verunsicherung durch den Verlust von Absolutheit in der Wissenschaft machte sich auch in der Mathematik und formalen Logik bemerkbar. Bereits die Russel'sche Antinomie setzte eine Reihe von Versuchen in Gang, die sich darum bemühten, mit dem Loch in der Konzeption der formalistischen Theorien zurechtzukommen, insbesondere die intuitionistische Logik und die darauf aufbauende konstruktivistische Mathematik.

Als Literatur dazu sei [vonGlaserfeld 92] empfohlen.

## 6.2.2. Tertium Non Datur

Bevor näher auf formale Theorien eingegangen wird, sollen noch ein paar grundsätzliche Aspekte beleuchtet werden. Ein Schlüsselpunkt in der Logik ist das von alters her anerkannte Prinzip des „Tertium Non Datur“ (das Gesetz vom ausgeschlossenen Dritten):

$$\neg p \vee p.$$

Eng damit verwandt ist das Gesetz vom ausgeschlossenen Widerspruch:

$$\neg(p \wedge \neg p).$$

CADIAG-IV wendet das Tertium Non Datur nicht an. Durch die Trennung von Evidenz und Kontraevidenz können  $p$  und  $\neg p$  unabhängig voneinander bearbeitet werden. Es ist also möglich, dass weder  $p$  noch  $\neg p$  oder sogar beides gilt.

## 6.2.3. Ex Contradictione Quod Libet

Ein weiteres Gesetz der klassischen Logik ist das sogenannte „Ex Contradictione Quod Libet“ („Aus Widersprüchlichem folgt Beliebiges“). Dies entspricht aber nicht immer dem, was mit einer Folgerungsbeziehungen gemeint ist. So ist es z. B. nicht sinnvoll, aus dem Vorhandensein eines widersprüchlichen Symptoms auf die Beliebigkeit einer Diagnose zu schließen, die mit diesem Symptom in gar keiner Verbindung steht.

Verwandt dazu sind das „Ex Falso Quod Libet“ („Aus Falschem folgt Beliebiges.“):

$$\begin{aligned} \neg p \rightarrow p \rightarrow q, \\ p \wedge \neg p \rightarrow q. \end{aligned}$$

und die Regel des Ad-Absurdum-Führens:

$$(p \rightarrow q) \rightarrow (p \rightarrow \neg q \rightarrow \neg p).$$

Dahinter steckt die materielle Implikation ( $p \rightarrow q = \neg p \vee q$ ), die in der klassischen Logik für die Definition der Implikation verwendet wird.

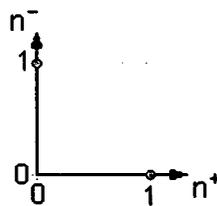
Für CADIAG-IV bedeutet die Voraussetzung, Widersprüche zu akzeptieren und weiterzuleiten (Annahme  $A_4$ ), dass das Ex Contradictione Quod Libet abgelehnt wird. Implikationen treten hier ohnehin nicht auf. Widersprüchliche Evidenzen werden als solche akzeptiert, während andere Entitäten nicht davon beeinträchtigt werden. Die Inkonsistenz bleibt also lokal und beeinflusst nur die davon abgeleiteten Entitäten.

Von der Annahme oder Ablehnung dieses Prinzips hängt auch der Umgang und damit die Definition der Konsistenz einer Wissensbasis ab.

## 6.2.4. Zusammenstellung unterschiedlicher Bewertungen

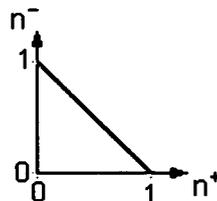
Um einen Überblick über die Verwendung dieser Eigenschaften zu geben, sei hier eine Gegenüberstellung der Bedeutungen für die Bewertungen von Entitäten gegeben:

zweiwertige Logik:



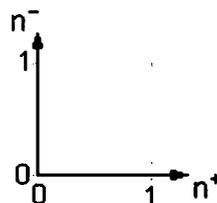
Die einzige Bewertung kann nur die Werte 0 (*false*) oder 1 (*true*) annehmen.

Fuzzy-Logik:



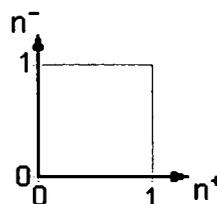
Die einzige Bewertung kann einen Wert aus dem Intervall  $[0, 1]$  annehmen.

ohne Gesetz vom ausgeschlossenen Dritten (intuitionistische Fuzzy-Logik, s. nächstes Kapitel):



Zwei Werte aus dem Intervall  $[0, 1]$  vertreten das Zutreffen und Nicht-Zutreffen einer Aussage (Dualität), wobei ihre Summe 1 nicht überschreiten darf.

zusätzlich ohne Gesetz vom ausgeschlossenen Widerspruch (CADIAG-IV, parakonsistente Logik, s. nächstes Kapitel):



Zwei Werte aus dem Intervall  $[0, 1]$  vertreten das Zutreffen und Nicht-Zutreffen einer Aussage. Sie sind keiner Einschränkung unterworfen.

Abb. 27: Zusammenstellung unterschiedlicher Bewertungen

# 6.3. Beziehung zwischen CADIAG-IV und Theorien der formalen Logik

In der formalen Logik gibt es viele Vorschläge, die Härte der zweiwertigen Logik aufzuweichen, Unsicherheiten zu verarbeiten und die erwähnten philosophischen Probleme zu lösen. Ein paar davon, die mit CADIAG-IV mehr oder weniger in Zusammenhang stehen, werden im Folgenden kurz umrissen. Danach wird beschrieben, in welchem Ausmaß CADIAG-IV diese Methoden verwenden kann.

## 6.3.1. Klassische Aussagenlogik (AL)

Die Aussagenlogik wurde in Kapitel 2.2.1. *Formale Sprache* bereits beschrieben. Das Stufenkalkül gibt eine Definition der Aussagenlogik an, die sich u. a. dazu eignet, die Beziehungen zu den weiteren Logiken besser zu verstehen.  $p$ ,  $q$  und  $r$  seien beliebige Aussageformen.

### Stufenkalkül (Hilbert-Typ)

Grundregel:

MP (Modus Ponens):  $p, p \rightarrow q \vdash q$

Axiome:

- A<sub>1</sub>:  $p \rightarrow q \rightarrow p$
- A<sub>2</sub>:  $(p \rightarrow q \rightarrow r) \rightarrow (p \rightarrow q) \rightarrow (p \rightarrow r)$
- A<sub>3</sub>:  $(p \rightarrow \neg q) \rightarrow (q \rightarrow \neg p)$
- A<sub>4</sub>:  $p \rightarrow \neg p \rightarrow q$
- A<sub>5</sub>:  $((p \rightarrow \neg p) \rightarrow p) \rightarrow p$
- A<sub>6</sub>:  $p \wedge q \rightarrow p, p \wedge q \rightarrow q$
- A<sub>7</sub>:  $(p \rightarrow q) \rightarrow (p \rightarrow r) \rightarrow (p \rightarrow q \wedge r)$
- A<sub>8</sub>:  $p \rightarrow p \vee q, q \rightarrow p \vee q$
- A<sub>9</sub>:  $(p \rightarrow r) \rightarrow (q \rightarrow r) \rightarrow (p \vee q \rightarrow r)$
- A<sub>10</sub>:  $p \leftrightarrow q \rightarrow p \rightarrow q, p \leftrightarrow q \rightarrow q \rightarrow p$
- A<sub>11</sub>:  $p \rightarrow q \rightarrow q \rightarrow p \rightarrow p \leftrightarrow q$

DL <sup>→</sup>	implikative Logik:	MP, A <sub>1</sub> , A <sub>2</sub>
DL <sup>+</sup>	positive (negationsfreie) derivative Logik:	MP, A <sub>1</sub> , A <sub>2</sub> , A <sub>6-11</sub>
DL	derivative Logik:	MP, A <sub>1-3</sub> , A <sub>6-11</sub>
IL	intuitionistische Logik:	MP, A <sub>1-4</sub> , A <sub>6-11</sub>
AL	klassische Logik:	MP, A <sub>1-5</sub> , A <sub>6-11</sub>

## 6.3.2. Possibilistic Logic (PL)

Die Possibilistic Logic [Dubois 90b] ist eine Fuzzy-Modallogik mit den zusätzlichen Bewertungen  $\Pi(p)$  und  $N(p)$ .

$\Pi(p)$ : Possibility Measure; „Wie sehr ist es möglich, dass  $p$  eintritt?“

$N(p)$ : Necessity Measure; „Wie sehr ist es unmöglich, dass  $\neg p$  eintritt?“

Somit sind auch hier zwei unterschiedliche Fuzzy-Bewertungen vorhanden, die sich auf  $p$  und  $\neg p$  beziehen. Im Unterschied dazu beschreibt CADIAG-IV jedoch „Wie sehr habe ich Grund zur Annahme, dass  $p$ ?“ und „Wie sehr habe ich Grund zur Annahme, dass  $\neg p$ ?“

Eine nähere Auseinandersetzung mit der Beziehung zwischen CADIAG-IV und der Possibilistic Logic findet sich in [Haddad 97].

## 6.3.3. Intuitionistische Logik (IL)

Ein Kalkül für die intuitionistische Logik wurde bereits in Kapitel 6.3.1. *Klassische Aussagenlogik (AL)* gegeben. Sie ist ein logisches Modell, in dem das Tertium Non Datur nicht gilt und als Grundlage für die konstruktivistische Mathematik verwendet wird.

Weitere Eigenschaften sind, dass die Zweiwertigkeit der Logik in ihrer Anwendung auf unendliche Mengen aufgegeben werden muss und dass weder indirekte Beweise ( $p \mid\text{---} \text{false} \Rightarrow \neg p$ ) noch nichtkonstruktive Existenzbeweise möglich sind.

Nach den Gödel'schen Unvollständigkeitssätzen gibt es Sätze, die (samt deren Negation) nicht in endlich vielen Schritten abgeleitet werden können. Erlaubt man wie in der intuitionistischen Logik nur die sog. Potentialunendlichkeit (nur das ist erlaubt, was in beliebig aber endlich vielen Schritten abgeleitet werden kann) im Gegensatz zur Aktualunendlichkeit (eine unendliche Menge wird genauso als vorhandene Einheit aufgefasst, wie endliche Mengen), so bedeutet das, dass die Logik als unvollständig betrachtet werden muss.

Unter dem Bereich der intuitionistischen Logik entstanden mehrere Theorien [Wessel 89]:

### Konstruktive Logik

Das Tertium Non Datur gilt wie in allen intuitionistischen Logiken nicht, die Aktualunendlichkeit wird aber akzeptiert. Damit ist die konstruktive Logik ein relativ formalistischer, also der klassischen Logik ähnlicher Ansatz.

### Intuitionistische (Standard-) Logik

Die intuitionistische Logik im engeren Sinn (die Logik, die man üblicherweise unter „intuitionistische Logik“ versteht) verwendet den Begriff der Potentialunendlichkeit.

### Ultraintuitionistische Logik

Hier werden auch sehr große, endliche Zahlen als unerreichbar abgelehnt. Dies entspricht der Realität des Computers.

## Minimale Logik

Auch das Ex Falso Quod Libet wird abgelehnt

## Symmetrische konstruktive Logik

Konstruktive Wahrheit und Falschheit werden als gleichberechtigt behandelt. Auch hier gilt kein Ex Falso Quod Libet. D. h.  $\neg(p \wedge \neg p)$  und  $(p \rightarrow q) \rightarrow (p \rightarrow \neg q \rightarrow \neg p)$  gelten nicht. Sehr wohl gilt aber  $p \leftrightarrow \neg\neg p$  und die de Morgan'schen Regeln ( $\neg p \wedge \neg q = \neg(p \vee q)$ ,  $\neg p \vee \neg q = \neg(p \wedge q)$ ).

## 6.3.4. Intuitionistische Fuzzy-Logik (IFL)

Das Wesentliche an der intuitionistischen Fuzzy-Logik ist, dass wie bei der intuitionistischen Logik das Gesetz des ausgeschlossenen Widerspruchs aufgegeben wird, in diesem Fall allerdings mit den Methoden der Fuzzy-Logik. Bei intuitionistischen Fuzzy-Sets wird die Zugehörigkeitsfunktion auf zwei Funktionen erweitert, wobei die erste den Grad der Zugehörigkeit angibt, und die zweite den Grad der Nicht-Zugehörigkeit. Begrenzt sind die beiden Zugehörigkeitswerte dadurch, dass ihre Summe 1 nicht übersteigen darf.

$$\mu, \gamma: U \mapsto [0, 1]$$

$\mu(p): p \in U$ : Grad der Zugehörigkeit (membership)

$\gamma(p): p \in U$ : Grad der Nicht-Zugehörigkeit (non-membership)

mit der Bedingung:  $\mu(p) + \gamma(p) \leq 1$

$\pi(p) := 1 - \mu(p) - \gamma(p)$ : indeterminacy (intuitionistic fuzzy index, hesitancy margin)

Für die Semantik ergibt sich damit:

$$I(p) := (\mu(p) / \gamma(p)):$$

Evaluierungsfunktion für Aussage  $p$

$$I(\neg p) := (\gamma(p) / \mu(p)):$$

Negation

$$I(p \wedge q) := (\min(\mu(p), \mu(q)) / \max(\gamma(p), \gamma(q))):$$

Konjunktion

$$I(p \vee q) := (\max(\mu(p), \mu(q)) / \min(\gamma(p), \gamma(q))):$$

Disjunktion

$$I(p \rightarrow q) := (\max(\gamma(p), \mu(q)) / \min(\mu(p), \gamma(q))):$$

Implikation

Zudem sind zwei Tautologien definiert:

$$p \text{ ist eine IFT (intuitionistic fuzzy tautology):} \Leftrightarrow \mu(p) \geq \gamma(p)$$

$$p \text{ ist eine Standardtautologie:} \Leftrightarrow I(p) = (1 / 0)$$

Betrachtet man die Bedingung  $\mu(p) + \gamma(p) \leq 1$ , so liegt die äquivalente Formulierung als intervallwertige Fuzzy-Logik (IVFL) [Silveira 01] nahe:

$$I(p) = [\mu(p), 1 - \gamma(p)].$$

Besondere Eigenschaften der IFL sind, dass das Tertium Non Datur nicht gilt, sehr wohl aber das Gesetz vom ausgeschlossenen Widerspruch. (Dabei wird Widerspruch als  $\mu(p) + \gamma(p) > 1$  aufgefasst.)

CADIAG-IV verwendet somit eine weiter gehende Aufweichung der IFL, indem die Bedingung  $\mu(p) + \gamma(p) \leq 1$  fallen gelassen und die Interpretation auf Fuzzy-Zahlen erweitert wird.

In [Atanassov 95] wird gezeigt, dass die Axiome der intuitionistischen Logik IL durch Theoreme der intuitionistische Fuzzy-Logik IFL bewiesen werden können. (Anmerkung: Da die Beweisführung dieses Theorems die Bedingung  $\mu(p) + \gamma(p) \leq 1$  nicht verwendet, lässt sich die Behauptung auf CADIAG-IV (mit entsprechend defi-

niertem Implikator) übertragen.) Um einen Eindruck von den Eigenschaften der IFL zu geben, seien ein paar Beispiele für ableitbare und nicht ableitbare Formen gegeben:

$p, q$  und  $r$  seien beliebige Formen:

**ableitbar:**

$p \rightarrow p$   
 $p \rightarrow q \rightarrow p$   
 $p \rightarrow \neg\neg p$   
 $\neg(p \wedge \neg p)$   
 $\neg p \vee q \rightarrow p \rightarrow q$   
 $\neg(p \vee q) \rightarrow \neg p \wedge \neg q$   
 $\neg p \wedge \neg q \rightarrow \neg(p \vee q)$   
 $\neg p \vee \neg q \rightarrow \neg(p \wedge q)$   
 $p \rightarrow q \rightarrow \neg q \rightarrow \neg p$   
 $p \rightarrow \neg q \rightarrow q \rightarrow \neg p$   
 $\neg\neg\neg p \rightarrow \neg p$   
 $\neg p \rightarrow \neg\neg\neg p$

**nicht ableitbar:**

$p \vee \neg p$   
 $\neg\neg p \vee p$   
 $p \rightarrow q \rightarrow \neg p \vee q$   
 $\neg(p \wedge q) \rightarrow \neg p \vee \neg q$   
 $\neg p \rightarrow q \rightarrow \neg q \rightarrow p$   
 $\neg p \rightarrow \neg q \rightarrow q \rightarrow p$   
 $((p \rightarrow q) \rightarrow p) \rightarrow p$

Da die IFL eine noch relativ junge Wissenschaft ist, stehen viele Fragen offen [Atanassov 03], wie z. B.: Definition eines Axiomensystems, Algorithmus zu effektiven Berechnung von  $\mu$  und  $\gamma$ , Metriken, IF-Numbers, ... .

## Literatur

Grundlagen: [Atanassov 86, 99]; Überblick: [Bustince 95, Cornelis 02, Atanassov 03]; Beziehung zwischen IL und IFL: [Atanassov 95]; Default-Reasoning in der IFL: [Dubois 90a].

## Weiterentwicklungen

### Intervallwertige intuitionistische Fuzzy-Logik (IVIFL)

Statt einem Wert für  $\mu$  bzw.  $\gamma$  werden Intervalle verwendet [Bustince 95]. Somit sind für die Beschreibung einer Entitäteninterpretation vier rationale Zahlen nötig.

Dieser Ansatz kommt CADIAG-IV noch näher. Eine dazu fehlende Erweiterung ist der Übergang von Intervallen auf Fuzzy-Zahlen, die aber auch durch Intervalle ( $\alpha$ -Schnitte) beschrieben werden können. Eine Einschränkung von CADIAG-IV auf ein Intervall statt der Fuzzy-Zahl stellt keine wesentliche Einbuße an Ausdrucksfähigkeit dar und ist — sofern es der Anwendung entspricht — auf Grund der verbesserten Performanz zu bevorzugen. Ein anderer Unterschied zu CADIAG-IV ist aber, dass auch bei der IVIFL die beiden Zugehörigkeitsfunktionen durch  $I$  beschränkt sind.

### Evidence Sets

Evidence Sets [Rocha 97] sind eine Erweiterung der IVFL, bei der statt einem Intervall mehrere Intervalle verwendet werden. Alle beziehen sich auf das Zutreffen eines Zustandes, allerdings mit einem unterschiedlichen Belief-Measure ( $Bel(Int)$ :  $Int$  ist ein Bewertungsintervall eines Evidence Set).

Die Fuzzy-Zahl für die Evidenz bzw. die Kontraevidenz von CADIAG-IV ist somit ein Evidence Set mit unendlich vielen Intervallen ( $\alpha$ -Schnitten), die ineinander verschachtelt sind:

$$\text{Int}_1(p) \subseteq \text{Int}_2(p) \subseteq \text{Int}_3(p) \subseteq \dots, \text{ wobei} \\ \text{Bel}(\text{Int}_1(p)) \geq \text{Bel}(\text{Int}_2(p)) \geq \text{Bel}(\text{Int}_3(p)) \geq \dots$$

## 6.3.5. Parakonsistente Logik

Die parakonsistente Logik geht über die intuitionistische hinaus, indem lokale Widersprüche erlaubt und das Ex Contradictione Quod Libet aufgegeben werden. D. h., dass aus einem Kalkül noch nicht jede Form ableitbar ist, selbst dann wenn eine widersprüchliche Form abgeleitet werden kann. Man sagt, eine Folgerungsbeziehung  $\Rightarrow$  ist *explosiv*, wenn für jedes  $p$  und  $q$  gilt:  $p, \neg p \Rightarrow q$ . Die klassische und die intuitionistische Logik sind explosiv. Nicht explosive Logiken heißen *parakonsistent*.

Eine Grundlage, auf die sich die parakonsistente Logik stützt, ist das Vorhandensein von Sätzen  $p$ , für die sowohl  $p$  als auch  $\neg p$  gilt (Dialetheias [Priest 79]), wie z. B. das duale Analogon zum Lügner-Paradoxon: „Dieser Satz ist wahr.“ Er bestätigt sich, egal ob man nun annimmt, dass er wahr oder falsch ist. Ebenso kann damit die paradoxe Situation der Gödel'schen Unvollständigkeitssätze vermieden werden.

### Non-Adjunctive Systems

Aus  $p$  und  $q$  kann nicht  $p \wedge q$  abgeleitet werden. Die erste Ausformung dessen ist die Discussive oder Discursive Logic [Jaskowski 69]. Sind unterschiedliche Informationen gegeben (z. B. die Behauptung eines Patienten, Testergebnisse, die Meinung des Arztes, ...), so können diese in sich konsistent aber zueinander inkonsistent sein. Ebenso bedeutet die Ableitbarkeit zweier Diagnosen nicht, dass beide zutreffen.

### Mehrwertige Logik

Mit einer mehrwertigen Logik lässt sich in einfacher Weise eine parakonsistente Logik erzeugen [Dunn 76], z. B. mit vier Wahrheitswerten für *true*, *false*, *true\_and\_false* und *neither\_true\_nor\_false*.

### Relevance Logics (Relevant Logics)

Zu jeder Welt  $w$  gibt es eine assoziierte Welt  $w^*$  mit der Bedeutung: gilt  $p$  in  $w$ , so gilt  $\neg p$  in  $w^*$ . In der Standard Relevance Logic gilt außerdem:  $w^{**} = w$ . Welten werden in normale und nicht normale unterschieden. In einer normalen Welt  $w$  gilt  $p \rightarrow q$  gdw. in allen Welten, in denen  $p$  wahr ist auch  $q$  wahr ist. In einer nicht normalen Welt  $w$  gilt  $p \rightarrow q$  gdw.  $Rwxy$ : wenn  $p$  in  $x$  gilt, so gilt  $p$  in  $y$ . [Anderson 75]

### Neutrosophische Logik (NL)

Die neutrosophische Logik [Smarandache 03] versucht einen verallgemeinerten Überbau über alle bekannten Fuzzy-Logiken zu schaffen und bezieht sich auf die sog. neutrosophische Philosophie. Wesentliche Erweiterungen zur IFL sind:

**drei Zugehörigkeitsfunktionen:**  $\mu$  (Zutreffen),  $\gamma$  (Nicht-Zutreffen) und  $\pi$  (Unbestimmtheit).

**keine Einschränkung** für  $\mu(x) + \gamma(x) + \pi(x)$ . (Das Gesetz vom ausgeschlossenen Widerspruch gilt nicht.)

Verwendung der **Non-Standard Mathematik** mit dem Ziel, damit ein mathematisches Modell für die Quantenphysik zu bilden. Im Besonderen wird damit zwischen *relativer* (eine Behauptung gilt in mindestens einer Welt) und

absoluter Wahrheit (eine Behauptung gilt in jeder möglichen Welt) unterschieden.

### 6.3.6. Einbeziehung von Theorien der formalen Logik in CADIAG

Die Aufstellung der Logiken, die versuchen, Unsicherheit auf ähnliche Weise zu lösen, wie CADIAG-IV, zeigt auch die prinzipiellen Unterschiede. Eine detaillierte Auseinandersetzung mit Logiken ist im Rahmen dieser Arbeit nicht möglich. Als wesentliches Problem soll aber noch eine grundsätzliche Beschränkung von Expertensystemen mit Fuzzy-Regeln aufgezeigt werden.

Um Methoden der formalen Logik (Resolution, Konsistenzanalyse, ...) für CADIAG nutzen zu können, wäre es notwendig, das Wissen, das in den Regeln repräsentiert wird, innerhalb der formalen Sprache beschreiben zu können. In Kapitel 2.2.4. *Formale Ebenen* wurde auf die Trennung zwischen der Objektebene mit ihrer Beschreibung der Patientensituation und der Metaebene mit ihrem Wissen über medizinische Zusammenhänge eingegangen. Bisher sind in CADIAG nur einzelne Entitäten ableitbar. Um innerhalb der Objektebene arbeiten zu können, müssen Folgerungen und Symptomkombinationen der Prämisse aber ebenfalls ableitbar sein, wie z. B. die Regel

$$R: \neg A \wedge (B \vee C) \longrightarrow K$$

als

$$\vdash \neg A \wedge (B \vee C) \rightarrow K.$$

#### Implikator versus Regel

Das Hauptproblem dabei ist die Unmöglichkeit, den Folgerungsbegriff von Fuzzy-Regeln in eine (materielle) Implikation umzuwandeln (d. h. das Wissen der Metaebene in die Objektebene zu bringen).

Die Aufgabe einer Regel ist es, Konklusionen (ggf.) ableiten zu können:

$$P \longrightarrow K, \text{ daher } P \vdash K.$$

Wünschenswert wäre ein Implikator, der der Anwendung einer Regel entspricht. Betrachten wir, was in beiden Fällen passiert:

Implikation  $P \rightarrow K$ : Gegeben sind zwei Formen  $P$  und  $K$  mit ihrer jeweiligen Bewertung  $I(P)$  und  $I(K)$ . Wenden wir den Implikator darauf an, erhalten wir ein Maß für die Folgerung von  $P$  auf  $K$ :  $I(P \rightarrow K)$ .

Regel  $R: P \longrightarrow K$ : Gegeben ist ein Gewicht für  $R$ , das heißt ein Maß für die Folgerung von  $P$  auf  $K$ :  $I(R)$ .  $R$  ist dabei eine formale Einheit. Interpretationen von  $P$  oder  $K$  sind nicht vorhanden. Durch die Anwendung einer Regel mit einem gegebenen  $I(P)$  kann  $I(K)$  berechnet werden.

Gefragt ist also ein Implikator  $\rightarrow$ , für den gilt:

$$I(P) \rightarrow (I(P) \wedge I(R)) = I(R) \quad \text{und} \\ I(P) \wedge (I(P) \rightarrow I(K)) = I(K).$$

Auf einen Beweis für die Unerfüllbarkeit dieser Beziehung in der Fuzzy-Logik wird hier verzichtet. Stattdessen sollen zum besseren Verständnis von CADIAG-IV zwei Implikatordefinitionen miteinander verglichen werden, die dabei zur Auswahl stehen.

## Implikatordefinition mittels Regeln

Versuchen wir nun ausgehend von einer Regel  $R: P \longrightarrow K$  einen Implikator zu definieren, der dem  $I(K)$  der Anwendung von  $R$  entspricht. Dazu müssen wir auf die gewählten Operatoren eingehen.

$$R: P \xrightarrow{x} K$$

$$I(K) = k, I(P) = p, I(R) = r \quad (I(P) = (p^+/p^-), \dots : \text{CADIAG-IV})$$

### min/max

$$k = \min(p, r) = \begin{cases} r & \longleftarrow r \leq p \\ p & \longleftarrow r > p \end{cases}$$

Umkehrung bei gegebenem  $p$  und  $k$ :

$$\rightarrow_{Rm}(p, k) := \begin{cases} 1 & \longleftarrow p \leq k \\ k & \longleftarrow p > k \end{cases}$$

Im Fall  $p \leq k$  muss  $1$  definiert werden, damit die Normalbedingung gilt, und weil  $R$  nicht die Begründung für  $I(K)$  sein kann. (Die Anwendung von  $R$  darf  $I(K)$  nicht verändern.)

### probabilistisch

$$k = pr$$

Umkehrung bei gegebenem  $p$  und  $k$ :

$$\rightarrow_{Rp}(p, k) := \begin{cases} 1 & \longleftarrow p \leq k \\ \frac{k}{p} & \longleftarrow p > k \end{cases}$$

Im Fall  $0 < p < k$  muss  $1$  aus denselben Gründen wie bei den min/max-Operatoren definiert werden.

Nun soll gezeigt werden, dass das Deduktionstheorem ( $P \vdash K \Rightarrow \vdash P \rightarrow K$ ) für diese Operatoren standhält.

Es gilt:

$$P \vdash K \Leftrightarrow \exists R: P \longrightarrow K$$

- $\Leftarrow$ : Ableitbarkeit ist definitionsgemäß die Anwendung von Regeln. ( $K$  kann aus  $P$  natürlich auch durch Hintereinanderausführung mehrerer Regeln abgeleitet werden. In diesem Fall lässt sich eine subsumierende Regel  $R$  mit dem selben Resultat definieren.)
- $\Rightarrow$ : Es gibt keine andere Möglichkeit  $K$  in Abhängigkeit von  $P$  zu bestimmen, als durch die gegebenen Regeln.

betrachte:  $P \vdash K \Rightarrow \exists R: P \xrightarrow{x} K$

min/max:

$$\Rightarrow k = \min(p, r)$$

$$r < p:$$

$$\Rightarrow k = r < p$$

$$\Rightarrow p \rightarrow_{Rm} k = k = r$$

$$r \geq p:$$

$$\Rightarrow k = p$$

$$\Rightarrow p \rightarrow_{Rm} k = 1 \geq r$$

$\Rightarrow P \rightarrow K$ .

probabilistisch:

$$\Rightarrow k = pr$$

$$r < 1:$$

$$\Rightarrow k < p, k \neq r$$

$$\Rightarrow p \rightarrow_{Rp} k = \frac{k}{p} = r$$

$$r = 1:$$

$$\Rightarrow k = p$$

$$\Rightarrow p \rightarrow_{Rp} k = 1 = r$$

WZZW.

Unglücklicherweise gelten für  $\rightarrow_{Rm}$  und  $\rightarrow_{Rp}$  die folgenden Eigenschaften nicht:

$$A \rightarrow B \rightarrow \neg A \vee B$$

$$\neg A \vee B \rightarrow A \rightarrow B$$

$$A \rightarrow B \rightarrow \neg(A \wedge \neg B)$$

$$\neg(A \wedge \neg B) \rightarrow A \rightarrow B$$

Dies wäre aber Voraussetzung, um eine DNF (disjunktive Normalform) bilden zu können, was wiederum Voraussetzung für eine Reihe von Methoden der formalen Logik ist.

Betrachten wir nun umgekehrt Implikatoren, die durch diese Eigenschaften definiert werden.

## Implikatordefinition mittels Junktoren

CADIAG-II:

min/max:

$$\rightarrow_{J2m}(p, k) := 1 - \min(p, 1 - k) = \max(1 - p, k)$$

probabilistisch:

$$\rightarrow_{J2p}(p, k) := 1 - p + pk$$

In beiden Fällen gilt:  $P \rightarrow K = \neg P \vee K = \neg(P \wedge \neg K)$

CADIAG-IV:

min/max:

$$\rightarrow_{J4m}(p, k) := (\max(p^-, k^+) / \min(p^+, k^-))$$

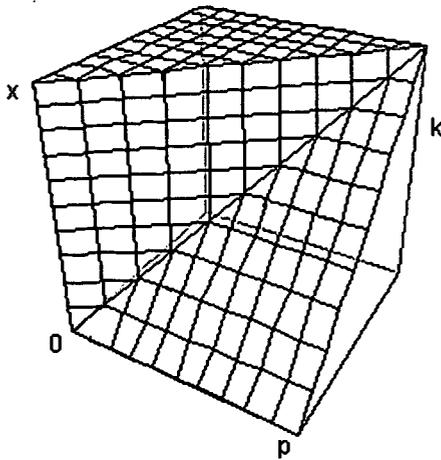
probabilistisch:

$$\rightarrow_{J4p}(p, k) := (p^- + k^+ - p^- k^+ / p^+ k^-)$$

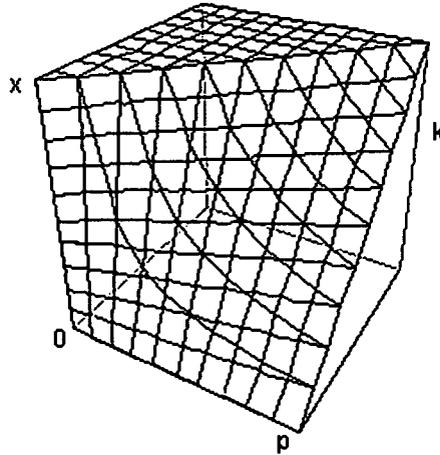
In beiden Fällen gilt:  $P \rightarrow K = \neg P \vee K = \neg(P \wedge \neg K) = (p^- \vee k^+ / p^+ \wedge k^-)$

Für diese Operatoren gilt das Deduktionstheorem nicht. Eine graphische Zusammenstellung verdeutlicht das Verhalten der Operatoren:

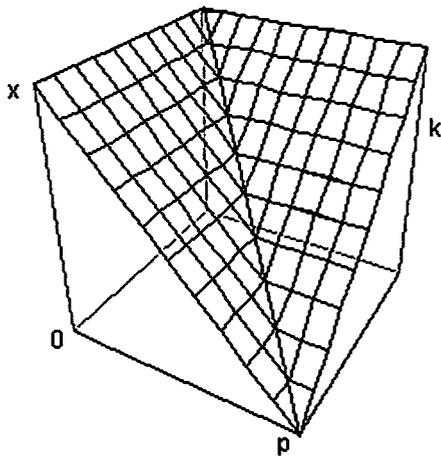
$$\rightarrow_{Rm}(p, k) := \begin{cases} 1 & \leftarrow p \leq k \\ k & \leftarrow p > k \end{cases}$$



$$\rightarrow_{Rp}(p, k) := \begin{cases} 1 & \leftarrow p \leq k \\ \frac{k}{p} & \leftarrow p > k \end{cases}$$



$$\rightarrow_{J2m}(p, k) := 1 - \min(p, 1 - k) \\ = \max(1 - p, k)$$



$$\rightarrow_{J2p}(p, k) := 1 - p + pk$$

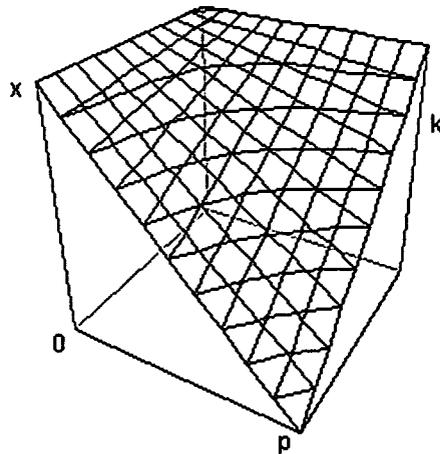


Abb. 28: Zusammenstellung der Implikationsoperatoren

Wie leicht zu sehen ist, lässt sich keine Größenbeziehung angeben, die für alle  $p$  und  $k$  gilt.

## Strikte Implikation

Einen anderen Ansatz als die materielle Implikation bildet die strikte Implikation, die dadurch definiert ist, dass es keine Interpretation gibt, in der die Prämisse falsch ist, die Konklusion aber wahr. Um mit strikter Implikation arbeiten zu können, ist eine Modallogik (wie z. B. die Possibilistic Logic [Dubois 90b]) notwendig, mit denen die Notwendigkeit ( $N$ ) und Möglichkeit ( $M$ ) einer Aussage ausgedrückt werden können [Kripke 59, Chellas 80]. Dabei gilt:

$$\neg M(\neg p \wedge q) \leftrightarrow p \rightarrow q, \\ p \leftrightarrow \neg M(\neg p).$$

## 6.4. Anmerkungen zu Designentscheidungen

Dieses Kapitel betrachtet ein paar technische Aspekte, die bei der Entwicklung eines Expertensystems beziehungsweise seiner Wissensbasis relevant werden.

### 6.4.1. Geeignete Wahl der Operatoren

Aus der Fülle von in der Literatur definierten Operatoren [Toth 94] wurden für CADIAG bisher nur die min/max- und die probabilistische Familie in Betracht gezogen. Theoretisch könnten auch andere Definitionen verwendet werden. Da sich diese beiden Familien gut bewährten, beschränkt sich diese Arbeit auf sie.

#### Min/max-Operatoren

Ein positive Eigenschaft der min/max-Operatoren ist ihre Unempfindlichkeit gegenüber der Anzahl der Operanden. Im Speziellen ist damit auch die Idempotenz gewährleistet:  $I(A \wedge A) = I(A)$ ,  $I(A \vee A) = I(A)$ .

Eine Eigenschaft, die als unschön empfunden werden kann, ist die durch die Fallunterscheidung, welcher Parameter kleiner/größer ist.

Darüber hinaus sind mit Zugehörigkeitswerten manchmal statistische Werte gemeint oder mitgedacht, wodurch die extreme Festsetzung auf das Minimum bzw. Maximum als unnötige oder sogar illegitime Verzerrung empfunden werden kann.

#### Probabilistische Operatoren

Die probabilistischen Operatoren entsprechen am ehesten unserer Intuition, wenn wir Zugehörigkeitswerte als statistische Werte auffassen. So ist das gemeinsame Auftreten zweier unsicherer Situationen  $A$  und  $B$  noch unsicherer als  $A$  bzw.  $B$ . Das setzt die Unabhängigkeit der Auftretenskraft von  $A$  und  $B$  voraus. Sind — wie üblich — nur die Zugehörigkeitswerte ohne weitere Information über ihren Zusammenhang gegeben, kann die probabilistische Konjunktion nicht angewendet werden. Ansonsten wäre im Extremfall  $I(A \wedge A) < I(A)$  und  $I(A \vee A) > I(A)$ , womit die Idempotenz verletzt ist. Folglich können probabilistische Operatoren nicht für die gesamte Wissensbasis sowie die Propagierungsfunktion oder die Zusammenführung von Bewertungen verwendet werden.

Ein möglicher Lösungsansatz, den ILIAD [Warner 88, Bögl 02, W-ILIAD, W-Utah] zu den verwendeten probabilistischen Operatoren verfolgt, ist der, Cluster von Symptomen (d. h. vordefinierte Symptom-Konjunktionen) zu verwenden, um voneinander abhängige Symptome als von anderen Symptomen unabhängig behandeln zu können.

Eine weitere wichtige Eigenschaft der probabilistischen Operatoren ist ihre (affine) Linearität. Es besteht ein eindeutiger Zusammenhang zwischen den Argumenten und dem Resultat. Damit ist ein eindeutig bestimmbarer Rückschluss möglich, was wiederum elegante und zugkräftige Untersuchungsvorschläge und Konsistenzanalysen ermöglicht.

## Abhängigkeit der Parameter

Um den Einfluss der Abhängigkeit der Parameter zu untersuchen, betrachten wird die Vier-Felder-Tafel:

	$B$	$\neg B$
$A$	$a$	$b$
$\neg A$	$c$	$d$

Wenn nichts über die Beziehung zwischen  $A$  und  $B$  bekannt ist, so können  $a$ ,  $b$ ,  $c$  und  $d$  beliebige Werte annehmen. Dies entspricht der Verwendung der probabilistischen Operatoren. Ist  $b = 0$  (oder einfach nur klein), so liegt ein (mehr oder weniger starker) implikativer Zusammenhang  $A \rightarrow B$  vor, was die Verwendung der min/max-Operatoren bei einer Kombination von  $A$  und  $B$  (nahe legt oder) verlangt.

Informationen über die Abhängigkeit zweier Symptomkombinationen  $A$  und  $B$  sind in Regeln vorhanden oder können gemeinsam mit ihnen ausgearbeitet werden. Dadurch ist es möglich, einzelnen Symptomkombinationen explizit unterschiedliche Operatoren zuzuordnen, je nachdem, in welcher Abhängigkeit die Operanden zueinander stehen. Darüber hinaus lassen sich sogar parametrisierbare Operatoren definieren, die auf das Ausmaß der Abhängigkeit eingehen. Dabei darf man aber nie übersehen, dass jeder Anstieg an Komplexität nur vorsichtig eingeführt werden sollte, und nur dann, wenn es triftige Gründe dafür gibt und akzeptable Nachteile mit sich zieht.

## Größenvergleich

Eine besondere Eigenschaft, die berücksichtigt werden sollte, ist die Tatsache, dass die min/max-Operatoren eine moderatere Bewertung ergeben, während die probabilistischen Operatoren stärker ausschlagen:

$$\min(A, B) \geq A \otimes B$$

$$\max(A, B) \leq A \oplus B$$

## Operator: $least_n$

Ein spezieller Operator, der in der Medizin oft verwendet wird, ist „mindestens  $n$  Entitäten müssen erfüllt sein“:  $least_n$ . Dual dazu bedeutet  $most_n$ : „höchstens  $n$  Entitäten müssen erfüllt sein“. Sie lassen sich durch eine Kombination von Konjunktion und Disjunktion definieren:

$E_m \in E^m, \wp(E_m)$ : Potenzmenge von  $E_m$

$$least_n(E_m) := \bigcap_{T \in \wp(E_m) \mid |T| \geq n} (\forall T)$$

$$most_n(E_m) := \bigcup_{T \in \wp(E_m) \mid |T| \leq n} (\forall T) = 1 - least_{n+1}(E_m) = 1 - \bigcap_{T \in \wp(E_m) \mid |T| > n} (\forall T)$$

Für CADIAG-IV wird noch ein kombinierter Operator benötigt:

$$least_{IV;n}(E_m) := (least_n(E_m^+) / least_{m-n+1}(E_m^-))$$

:  $E_m^+ / E_m^-$  besteht aus den Evidenzen / Kontraevidenzen von  $E_m$ .

Alternativ lässt sich der Operator  $least_n$  auch über  $\Sigma$ -Counts definieren:

$$\Sigma - Count(E_m) := \sum_{e \in E_m} I(e)$$

$$least_{\Sigma;n}(E_m) := \frac{\max_{T \in \wp(E_m) \mid |T| \geq n} (\Sigma - Count(T))}{n}$$

$$\begin{aligned}
\text{most}_{\Sigma,n}(E_m) &:= \frac{\max_{T \in \wp(E_m) \mid |T| \leq n} (\Sigma - \text{Count}(T))}{n} \\
&= 1 - \text{least}_{\Sigma,n+1}(E_m) = \frac{1 - \max_{T \in \wp(E_m) \mid |T| > n} (\Sigma - \text{Count}(T))}{n}
\end{aligned}$$

(Bemerkung:  $\text{least}_{\Sigma,n}$  ist nichts anderes, als der Mittelwert der  $n$  größten Elemente.)

Der Unterschied wird am Besten an Hand eines Beispiels (hier für min/max) klar: „mindestens  $n$  von fünf Elementen  $a, b, c, d$  und  $e$ “

$I(a) := 0,9,$	$I(b) := 0,6,$	$I(c) := 0,3,$	$I(d) := 0,$	$I(e) := 0$
$\text{least}_0(\{a, b, c, d, e\}) = 1$	$\text{least}_{\Sigma,0}(\{a, b, c, d, e\}) = 1$			
$\text{least}_1(\{a, b, c, d, e\}) = 0,9$	$\text{least}_{\Sigma,1}(\{a, b, c, d, e\}) = 0,9$			
$\text{least}_2(\{a, b, c, d, e\}) = 0,6$	$\text{least}_{\Sigma,2}(\{a, b, c, d, e\}) = 0,75$			
$\text{least}_3(\{a, b, c, d, e\}) = 0,3$	$\text{least}_{\Sigma,3}(\{a, b, c, d, e\}) = 0,6$			
$\text{least}_4(\{a, b, c, d, e\}) = 0$	$\text{least}_{\Sigma,4}(\{a, b, c, d, e\}) = 0,45$			
$\text{least}_5(\{a, b, c, d, e\}) = 0$	$\text{least}_{\Sigma,5}(\{a, b, c, d, e\}) = 0,4$			

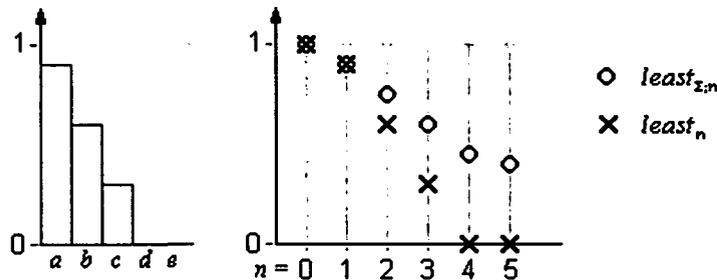


Abb. 29: Beispiel für Operatordefinitionen von  $\text{least}_n$

Welcher Operator gewählt wird, hängt vor allem davon ab, was mit „mindestens  $n$  Entitäten müssen erfüllt sein“ gemeint ist. Da es sich um eine unscharfe Abschätzung dafür handelt, dass nicht alle, sondern etwa  $n$  Entitäten zutreffen müssen, um ein typisches Bild der Situation zu erhalten, sollte darauf eingegangen werden, dass mit  $a, b$  und  $c$  bereits eine gewisse Evidenz für die Situation vorhanden ist. Dies spricht für  $\text{least}_{\Sigma,n}$ .

## Diskussion

Zusammengefasst bedeutet das für die praktische Anwendung, dass vor allem auf folgende Unterscheidung Rücksicht genommen werden muss:

Die probabilistischen Operatoren sind linear und entsprechen einer statistischen Verwendung. Großer Nachteil ist die fehlende Idempotenz.

Min/max-Operatoren sind zwar nicht eindeutig rückverfolgbar, entsprechen aber dem allgemeinen, heuristischen Ansatz der Regelgewichte und sind umfangreich einsetzbar.

## 6.4.2. Der Zustand „nicht definiert“

Die Interpretation  $I(p)$  weist jeder Entität  $p$  eine Bewertung zu. Ist keine Bewertung gegeben, so muss ein Defaultwert angenommen werden.

In CADIAG-II ist ein eigenes Element  $\nu$  definiert, das diesen Zustand explizit angibt, und das bei den Operatoren eigens berücksichtigt werden muss.

CADIAG-IV bietet grundsätzlich eine umfassendere Ausdrucksmöglichkeit, die auch für den Zustand „nicht definiert“ benutzt werden kann. Betrachten wir zunächst die speziellen Werte  $\varepsilon$ ,  $0$ ,  $\phi$  und  $\nu$ .

$$\varepsilon(x) = 1 \quad : \quad \forall x \in [0, 1] \quad \text{d. h.: } \varepsilon^\alpha := [0, 1] \quad : \quad \forall \alpha \in [0, 1]$$

0 ist die Fuzzy-Zahl, die dem Nullelement der Fuzzy-Addition entspricht.

$$\phi(x) := 0 \quad : \quad \forall x \in [0, 1]$$

(Da  $\phi$  keine Fuzzy-Zahl ist, kann keine  $\alpha$ -Schnitt-Darstellung definiert werden.)

$\nu$  ist ein spezielles Element, das außerhalb der Fuzzy-Sets (und damit wie  $\phi$  außerhalb der Fuzzy-Zahlen) liegt und bei Verwendung eine Erweiterung der Operatoren benötigt.

### Formale Eigenschaften

$$x \in \mathbf{Z}_{[0,1]}, \quad x^\alpha = [x_w, x_o] : \forall \alpha \in [0, 1]:$$

$\varepsilon \wedge x = [0; x]$	$\varepsilon \vee x = [x; 1]$
$0 \wedge x = 0$	$0 \vee x = x$
$\phi \wedge x := \phi$	$\phi \vee x := x$
$\nu \wedge x := \nu$	$\nu \vee x := x$

Das bedeutet, dass  $0$ ,  $\phi$  und  $\nu$  Nullelement bzgl. der Konjunktion und Einselement bzgl. der Disjunktion sind, während eine Konjunktion oder Disjunktion mit  $\varepsilon$  ungleich den Argumenten ist.

### Pragmatische Eigenschaften

$\varepsilon$ : „Über die Evidenz lässt sich zum gegebenen Zeitpunkt nichts aussagen.“ Jede Evidenz ist möglich, d. h. jede Spezialisierung (jede einengendere Bewertung, die durch nähere Informationen vorgenommen werden kann) ist gleichermaßen erlaubt. („Ich weiß nichts (über die Entität).“)

$0$ : „Es ist kein Grund vorhanden, annehmen zu können, dass der Zustand zutrifft.“ Das bedeutet nicht, dass nicht noch Gründe dafür kommen können, die die Bewertung erhöhen. Zum gegebenen Zeitpunkt ist aber nichts entsprechendes bekannt. („Ich weiß, dass ich (über die Entität) nichts weiß.“)

$\phi$ : „Keine Spezifizierung ist möglich.“  $\phi$  bezeichnet eher einen Widerspruch. („Ich weiß, dass nichts möglich ist.“)

$\nu$ : „Über den Zustand kann nichts gesagt werden.“ („Ich weiß nichts.“)

### Verwendung

Wegen der formalen Eigenschaften eignet sich  $\varepsilon$  nicht als Defaultwert für den Zustand „nicht definiert“ einer Entität<sup>8</sup>:

Beispiel:  $R: P \longrightarrow K, I_{(0)}^+(P), I_{(0)}^+(R)$  seien definiert und  $I_{(0)}^+(K) := \varepsilon$ . Der berechnete Wert von  $K I_{(1)}(K)$  muss mit dem vorhandenen, nicht definierten verknüpft werden:  $I_{(2)}^+(K) := I_{(0)}^+(K) \vee I_{(1)}^+(K)$ . Bei Verwendung von  $\varepsilon$  als Defaultwert für  $I_{(0)}^+(K)$  folgt damit, dass  $I_{(2)}^+(K) \neq I_{(1)}^+(K)$ .

<sup>8</sup> In der Arbeit von Laurenz Brein ([Brein97], S. 29) wird  $\varepsilon$  als Default für den Zustand „unbekannt“ angegeben. Wie beschrieben kann diese Definition nicht funktionieren.

Umgekehrt ist 0 aber auch nicht als Defaultwert für Regeln verwendbar. Wie in [Bögl 97] ausgearbeitet wurde, dient die Fuzzy-Zahl des Regelgewichtes der Formulierung über die Größe aber auch Unsicherheit der medizinischen Beziehung.  $\varepsilon$  bedeutet im Extremfall vollkommene Unsicherheit. Diese kann aber (im Rahmen des Wissenserwerbs) weiter verbessert werden, indem die Fuzzy-Zahl schlanker gesetzt wird. Formal gesehen muss die Anwendung einer Regel mit Default-Gewicht die Unsicherheit widerspiegeln, die dem Nicht-Wissen über den medizinischen Zusammenhang entspricht:

Beispiel:  $R: P \longrightarrow K$ ,. Ist  $I^+(R) = 0$ , so ist  $I^+(K) := 0$ , was dann gewünscht ist, wenn man annehmen muss, dass die Regel nicht zutrifft. Da aber unbekanntes Regelgewicht bedeutet, dass sie möglicherweise zutrifft, muss das Ergebnis  $I^+(K) = [0; I^+(P)]$  sein.

Zusätzliche Werte wie  $\phi$  oder  $\nu$ , die außerhalb der Fuzzy-Zahlen stehen, sind möglichst zu vermeiden, um die Methodik möglichst einfach zu halten.

### Definition von „nicht definiert“ für CADIAG-IV

Eine elegante und anschauliche Lösung, den Zustand „nicht definiert“ für CADIAG-IV zu definieren, liegt darin, unterschiedliche Werte für Entitäten und Regeln zu verwenden:

Regel  $R$  „nicht definiert“:  $I(R) := \varepsilon$ .

Entität  $p$  „nicht definiert“:  $I(p) := 0$ .

Damit sind die oben beschriebenen und geforderten Eigenschaften abgedeckt.

$x \xrightarrow{\varepsilon} [0; x_o]$  : Nicht-Wissen über den medizinischen Zusammenhang.

$0 \xrightarrow{x} 0$  : Nicht-Wissen über die Prämisse

$0 \xrightarrow{\varepsilon} 0$  : Nicht-Wissen über beides.

## 6.4.3. Explizite Bewertung einer Symptomkombination

Explizite Bewertungen von Entitäten bzw. Symptomkombinationen sind normalerweise nur durch das Gewicht einer Regel möglich. Im Folgenden werden zwei Methoden beschrieben, wie an jede beliebige (Sub-) Symptomkombination innerhalb einer Prämisse ein Gewicht angebracht werden kann.

### Abtrennung von Regeln

Man nimmt die zu bewertende Symptomkombination aus der Regel heraus und fügt sie als Prämisse einer neuen Regel hinzu, deren Gewicht die Einschränkung vornimmt.

Beispiel:

Gegeben sei die Regel

$$R: (X \wedge Y) \vee Z \longrightarrow V$$

Bewertung von  $(X \wedge Y)$  mit Gewicht: 0,7:

$$R_1: W \vee Z \longrightarrow V$$

$$R_2: (X \wedge Y) \xrightarrow{0,7} W$$

## Bias

Innerhalb der Prämissen sind derartige Bewertungen allerdings auch möglich, sodass eine neue Regeln nicht notwendig ist. Betrachten wir hierzu die Rolle der Propagierungsfunktion. Sie lässt sich als Konjunktion der Prämisse mit dem konstanten Regelgewicht auffassen. Analog lässt sich an jede Symptomkombination eine Konjunktion mit einer konstanten Entität einfügen, die die Rolle eines Bias übernimmt.

Beispiel:

Gegeben sei die Regel

$$R: (X \wedge Y) \vee Z \longrightarrow V$$

Soll der Ausdruck  $(X \wedge Y)$  nur eingeschränkt zutreffen (Gewicht: 0,7), kann sie nur mit einem Bias ergänzt werden:

$$R: (X \wedge Y \wedge \underline{0,7}) \vee Z \longrightarrow V \quad : \underline{0,7} \dots \text{konstante Entität mit Evidenz } 0,7$$

Bemerkung: Die Verwendung von Konstanten stellt keine konzeptuelle oder technische Erweiterung dar, weil sie für die Verarbeitung der Regelgewichte bereits benötigt werden.

## 6.4.4. Entitäten als Steuerelemente

Für die Implementierung eines Expertensystems kann es interessant werden, auf bestimmte Zustände der Inferenz in beliebiger Weise zu reagieren. Hierzu können spezielle „technische Entitäten“ dienen, die keine Aussagen über Patienten enthalten, sondern bestimmte, vordefinierte Aktionen auslösen, sobald sie aktiviert werden.

Zum Beispiel lässt sich damit ein Bildschirm öffnen, der den Benutzer über eine Angelegenheit informiert oder Fragen nach weiteren Informationen stellt. Diese Methode ist ein eleganter und übersichtlicher Weg, ein interaktives Dialogsystem zu entwickeln.

In Kapitel 6.6.5. *Formale Automaten* wird eine Erweiterung der Inferenz um einen formalen Automaten beschrieben, der ebenfalls derartige Steuerelement-Entitäten verwendet.

## 6.4.5. Entitätengruppen

Eine einfache und naheliegende Möglichkeit, mit als äquivalent betrachteten Entitäten umzugehen, ist die Bildung von Äquivalenzklassen.

Sind die Entitäten in jedem Anwendungsfall äquivalent, so lassen sie sich durch ein übergeordnetes Element ersetzen, wodurch eine „herkömmliche“ Wissensbasis entsteht, deren Inferenz in gewohnter Weise abläuft. Ein Beispiel dazu sind Synonyme oder „logische Makros“, also implizite Symptomkombinationen. Ein System, das derartige Symptomgruppen verwendet, ist ILIAD (s. Kapitel 6.4.1. *Geeignete Wahl der Operatoren*). Dort werden sog. Symptom-Cluster definiert, um statistische Unabhängigkeiten zwischen Entitäten zu erreichen.

Medizinische Ausdrücke sind selten äquivalent, selbst dann, wenn von „Synonymen“ gesprochen wird. Ähnliche Entitäten müssen einzeln angeführt und bearbeitet werden. Eine Verwendung der Zusammengehörigkeit innerhalb der definierten Entitätengruppen kann für eine verbesserte Ausgabe der Inferenzergebnisse verwendet werden. So bietet z. B. die Angabe einer standardisierten Kombination mehrerer

Einzeluntersuchungen (mit ihren Gesamtkosten) einen besseren Überblick über die Bevorzugung von Untersuchungsvorschlägen. Auch Krankheiten, die die selbe Therapie erfordern, sollten — soweit ermittelt werden kann — einzeln angegeben werden. Durch eine gut entworfene Benutzerschnittstelle ist es möglich, über die resultierenden Therapien und ihre Zusammenhänge mit den Diagnosen Überblick zu verschaffen. Werden Therapievorschlage im Expertensystem mit berucksichtigt, so konnen dazugehorige Diagnosegruppen auch durch eine automatische Bearbeitung ihrer ahnlichkeiten bzgl. der resultierenden Therapien ersetzt werden. (s. Kapitel 6.11.2. *ahnliche Entitaten*)

Im Allgemeinen kann es sinnvoll sein, sich nicht auf eine Liste von Entitatengruppen zu beschranken, sondern eine ganze Hierarchie oder sogar Heterarchie zu definieren, mit der noch weiter gehend auf die Zusammenhange eingegangen werden kann.

## 6.4.6. Regelgruppen

Durch eine Partitionierung der Regeln in Regelgruppen lasst sich zweierlei erreichen:

### Wissensmodule

Nicht bei jeder Inferenz sollen alle bzw. die selben Regeln herangezogen werden. So ist es denkbar, ein Expertensystem mit unterschiedlichen Wissensmodulen fur unterschiedliche medizinische Fachbereiche anzubieten, aus denen fur eine bestimmte Inferenz beliebig ausgewahlt werden kann. Daruber hinaus ist es fur Testzwecke gunstig, eigene Test-Regelsets beliebig auswahlen zu konnen.

### Mehrere Inferenzdurchlaufe

Manchmal ist es sinnvoll, die Regeln nicht in einem Block zu verarbeiten, sondern zuerst einen Inferenzdurchlauf mit einem Set von Regeln zu berechnen, dann ein weiterer mit einem anderen Set u. s. w. . Diese Strukturierung der Wissensbasis kann aus technischen Grunden erfolgen (z. B. bei Metainferenz (s. Kapitel 6.6.4. *Metainferenz*) oder fur die Verbesserung der Performanz) oder auch die Verstandlichkeit der Wissensbasis erhohen (z. B.: Vorverarbeitung, pathophysiologische Zustande, Diagnosen).

Im Besonderen seien hier kausale Systeme erwahnt, die zusatzliche Beschreibungen innerer Zusammenhange bieten, aus denen dann das Verhalten des Systems gefolgert wird. Dabei werden oft detaillierte Bearbeitungsstufen eingefuhrt. Oberflachen- und Tiefenwissen kann auch kombiniert werden.

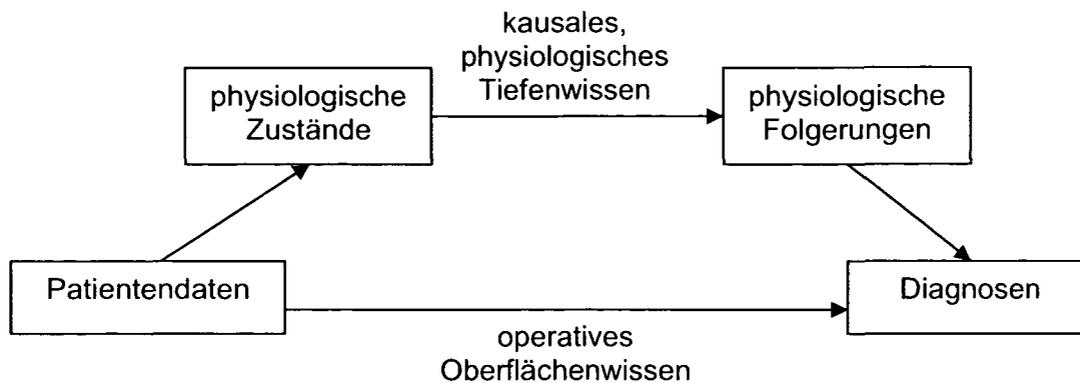


Abb. 30: Struktur eines Expertensystems mit kombiniertem Tiefen- und Oberflächenwissen

Bemerkung: Die Reihenfolge der zu verarbeitenden Regelgruppen lässt sich mit den beschriebenen Methoden nicht innerhalb der Wissensbasis formulieren (s. dazu Kapitel 6.5.2. *Kompilation der Wissensbasis*).

## 6.5. Wissensbasis

In diesem Kapitel werden drei Aspekte vorgestellt, die die Wissensbasis betreffen und den Umgang mit Expertensystemen erleichtern oder verbessern können: die Kombination regelbasierter Wissensrepräsentation mit Frames, die Kompilation der Wissensbasis und der Umgang mit Zyklen. Im weiteren Sinn gehören dazu auch noch die Hinzufügung von expliziten Rückschluss-Regeln und die Konsistenzanalyse, die aber wegen ihres Umfangs in eigenen Kapiteln behandelt werden.

### 6.5.1. Frames

Die Informationen, die zu Entitäten und Regeln abgespeichert werden, müssen natürlich alle Informationen enthalten, die für die Inferenz notwendig sind. Für praktische Anwendungen wird das allerdings nicht reichen. Für eine allgemeine Verarbeitung von Informationen empfiehlt sich, die Wissensbasis in Form von Frames zu implementieren.

Unter Frames [Minsky 75] versteht man in der AI eine Form der Wissensrepräsentation, die die charakteristischen Eigenschaften eines Objektes in einer Art Formular zusammenfassen. Gleichartige Objekte werden in gleichen Formularen beschrieben. Dem Frame entspricht in der objekt-orientierten Programmierung in etwa das Konzept der Klasse.

Bei Frames steht weniger die Struktur zwischen Objekten im Vordergrund, als die Beschreibung der Objekte. Da die in den Formularen gespeicherte Information in unterschiedlicher, proprietärer Weise verarbeitet wird, handelt es sich um ein grundsätzlich anderes Konzept als die logikorientierte Wissensrepräsentation. Gleichzeitig

widerspricht es ihr aber auch nicht. Beschreibungen zu Entitäten wie auch Regeln können als Frames umgesetzt und genutzt werden.

Von Frames zu sprechen hat allerdings nur dann Sinn, wenn die regelbasierte Verarbeitung nur eine der Verarbeitungsmethoden oder wenigstens nur ein Aspekt der Frame-Informationen ist. Anders betrachtet können Entitäten regelbasierter Systeme um zusätzliches Wissen erweitert werden, das mit anderen Mechanismen als der regelbasierten Inferenz verarbeitet wird.

Beispiele:

**Untersuchungen:** Beschreibung, Kosten (Invasivität, finanzielle Kosten, zeitlicher Aufwand, Schmerzen, Verträglichkeit, ...), äquivalente Untersuchungen, Verfügbarkeit, Dauer, Ort, ...

**Regeln:** Beschreibung, textuelle Erklärung für Erklärungskomponente, EBM-Level, Herkunft, elektronische Unterschrift des Urhebers, Notizen, ...

**Diagnosen:** Beschreibung, Notizen, Links zu weiteren Informationen im Internet wie MedLine, Referenzen, EBM-Informationen, ICD-Code [W-ICD], SNOMED-Code [W-SNOMED], medizinische Ontologie, Bedeutung, Bilder, multimediale Darstellungen, ...

**Therapien:** Beschreibung, Kosten, eigene Thesauren (Spitals-Hauslisten), äquivalente Therapien, Effizienz für bestimmte Diagnosen, Wirkung, Nebenwirkung, Wechselwirkung, Ort, Therapeut, ...

## 6.5.2. Kompilation der Wissensbasis

Wegen der komplexen Natur der Wissensbasis sind die meisten Algorithmen, die mit ihr arbeiten, NP-vollständig. Dennoch — oder gerade deswegen — ist es ratsam, sich um eine möglichst gute Performanz zu kümmern. Ein paar Facetten des gespeicherten Wissens lassen sich bereits vor Ausführung der Inferenz (also a priori) in einem Kompilationsschritt vorwegnehmen. Dazu gehört allen voran eine geeignete Reihung der Regeln, um möglichst effektiv zu arbeiten.

### Reihung der Regeln

Beispiel:

$R_1: E_2 \longrightarrow E_3$

$R_2: E_1 \longrightarrow E_2$

$R_3: E_3 \longrightarrow E_4$

Nehmen wir an, dass  $R_1$ ,  $R_2$  und  $R_3$  in dieser Reihenfolge verarbeitet werden. Ist nur  $E_1$  gegeben, so werden  $R_1$  und  $R_3$  beim ersten Inferenzzyklus nicht feuern. Beim zweiten Mal ist  $E_2$  bereits definiert, sodass nun auch  $R_2$  und damit auch  $R_3$  zum Zug kommen. Beim darauffolgenden Inferenzzyklus wird festgestellt, dass sich keine Bewertungen mehr ändern und die Inferenz bricht ab. Geschickter wäre es, die Regeln in der Reihenfolge  $R_2$ ,  $R_1$ ,  $R_3$  zu verarbeiten, weil damit ein Inferenzzyklus erspart bliebe.

Im Allgemeinen wird es möglich sein, händisch festzulegen, in welcher Reihenfolge die Regeln abgearbeitet werden sollen. Darüber hinaus kann aber auch eine automatische Sortierung durchgeführt werden.

## Kriterien

nutzen der **teilweisen Ordnung** im gerichteten Graphen: Im folgenden Beispiel muss für den oberen Zweig zuerst  $R_1$ , dann in beliebiger Reihenfolge  $R_2$  und  $R_3$  und danach  $R_4$  ausgeführt werden. Für den unteren Zweig kommt  $R_5$  vor  $R_6$  und diese vor  $R_7$ . Die Reihenfolge der beiden Zweige ist egal.

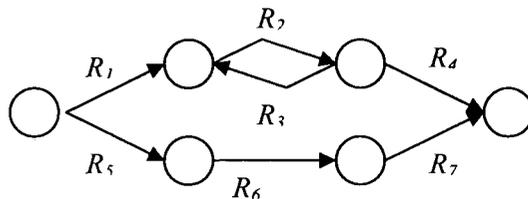


Abb. 31: teilweise Ordnung in einem Graphen, für den eine totale Ordnung erstellt werden soll

**wenige Entitäten in der Prämisse** vorziehen: Wenig komplexe bzw. umfangreiche Prämissen dienen oft der Vorbereitung von größeren Regeln. Außerdem stellen größere Regeln mehr Voraussetzungen und können daher in einem früheren Stadium der Inferenz weniger wahrscheinlich feuern.

**vollständige Berechnung von Prämissen:** Entitäten, die gemeinsam in Prämissen vorkommen, gehören inhaltlich zusammen und ergeben (im Fall von Konjunktionen) auch dann nur Sinn, wenn alle Werte gegeben sind. Daher ist es sinnvoll, darauf zu achten, jene Regeln zuerst zu berechnen, die die Prämissen von komplexen Regeln ableiten. (Dieses Kriterium ist ein spezieller Aspekt der ersten beiden.)

**großes Regelgewicht** vorziehen: Große Regelgewichte können eher Veränderungen in der Wissensbasis bewirken. Bei kleinen Gewichten wird unter Umständen kein neuer Inferenzzyklus mehr nötig.

## Algorithmus

Für einen Algorithmus wird vorgeschlagen, zuerst eine Repräsentation der teilweisen Ordnung der Regeln zu erstellen und dann die parallelen Pfade rekursiv von innen nach außen nach der maximalen Anzahl der Entitäten in den darin vorkommenden Prämissen zu sortieren.

## Conflict Sets für Regelauswahl

Eine Performanzverbesserung der Inferenz, für die ein Kompilationsschritt notwendig ist, ist die Verwendung von Conflict Sets (Cover Sets) für die Auswahl der gerade relevanten Regeln.

Bei der Kompilation wird für jede Entität die Menge aller Regeln bestimmt, in deren Prämisse diese Entität vorkommt (Inzidenzmenge). Während der Inferenz werden zwei Conflict-Sets geführt: die Menge der geänderten Entitäten  $ECS$  und die Menge der dazu gehörigen Regeln  $RCS$ . Initialisiert wird  $ECS$  mit den Entitäten, deren Werte gegeben sind,  $RCS$  ist anfangs leer.

Bei jedem Inferenzschritt wird zuerst  $RCS$  durch die Vereinigung der Inzidenzmengen der Entitäten erweitert, die zuletzt zu  $ECS$  hinzugekommen sind, und eine geeignete Reihenfolgen innerhalb  $RCS$  bestimmt. Dafür kann die globale (durch den Benutzer definierte oder kompilierte) Reihenfolge verwendet werden. Danach wird die erste Regel  $R$  von  $RCS$  angewendet, aus  $RCS$  entfernt und die Konklusion zu  $ECS$  hinzugefügt. Jede der Entitäten  $E_i$ , die in der Prämisse von  $R$  vorkommen, werden aus  $ECS$  entfernt, wenn sie in keiner Prämisse der Regeln aus  $RCS$  vorkommt.

Zu Ende ist der Vorgang dann, wenn  $ECS$  und damit auch  $RCS$  leer sind.

## Liste der ähnlichen Entitäten

Die Ähnlichkeit einer Entität zu anderen Entitäten hängt nur von der generischen, nicht aber von der faktischen Wissensbasis ab. Das bedeutet, dass für jede Entität (oder auch nur jede Diagnose) eine Liste aller ähnlichen Entitäten zur Kompilierungszeit erstellt und abgespeichert werden kann. Wie diese Ähnlichkeiten berechnet werden können, wird in Kapitel 6.11.2. *Ähnliche Entitäten* beschrieben.

## 6.5.3. Zyklen

Wie in Kapitel 5.3.3. *Wissensbasis* bereits beschrieben wurde, sollten Zyklen in der Wissensbasis vermieden werden, wenn es die Anwendung zulässt. Hat man sich dazu entschieden, keine Zyklen zu erlauben, kann es bei einer großen Wissensbasis dennoch vorkommen, dass unabsichtliche Zyklen entstehen. Dazu — aber auch für eine generell verbesserte Übersicht — ist eine Komponente hilfreich, die vorhandene Zyklen anzeigt. Sinnvollerweise sollten dabei die Zyklen, die nur aus zwei Knoten bestehen ( $P \xrightarrow{\text{Beweiskraft}} K, P \xleftarrow{\text{Aufreten}} K$ ), vernachlässigt werden.

### Algorithmus

Die Graphentheorie bietet einen einfachen Algorithmus dazu an:

Gegeben sei die Adjazenzmatrix  $E_{n \times m} = (e_i, e_j)_{n \times m}$  aller Entitäten  $e \in E$ , die 1 enthält, wenn eine Verbindung von  $e_i$  nach  $e_j$  existiert, 0 sonst. Eine Verbindung von  $e_i$  nach  $e_j$  existiert genau dann, wenn es eine Regel gibt, bei der  $e_i$  in der Prämisse erscheint und deren Konklusion aus  $e_j$  besteht.

$E^s$  enthält alle Verbindungen  $(e_x, e_y)$ , die sich durch Anwendung von  $s-1$  Regeln ergeben. (Genauer:  $E^s$  enthält 1 für die Endknoten  $e_y$  aller Walks, die von  $e_x$  ausgehen. Ein Walk ist ein Pfad, bei dem Knoten und Kanten mehrfach auftreten dürfen.)

Gibt es ein  $r: 0 < r < |E|: E^r = (0)$  (die Nullmatrix), so ist  $E_{n \times m}$  zyklensfrei. Spätestens bei  $s = |E|$  kann der Vorgang abgebrochen werden. (Bemerkung:  $E^{|E|+1} \supseteq E$ .)

### Erweiterung für Angabe der Zyklen

Diese Berechnung erlaubt aber nur die Angabe, ob Zyklen vorhanden sind. Natürlich möchte man darüber informiert werden, wie sie aussehen.

Dafür hängt man an jedes Auftreten eines 1 in der aktuellen Matrix  $E^s$  eine Folge von Entitätenindizes an, die den Walk, der dadurch repräsentiert wird, enthalten.

Sobald einer der Indices in der Folge zum zweiten Mal vorkommt (z. B. 4, 2, 3, 5, 2), ist ein Zyklus erkannt. In diesem Fall muss der Walk nicht weiter verfolgt werden, weil alle Erweiterungen auch diesen Walk enthalten. D. h., dass man die entsprechende Zelle von  $E^s$  0 setzen kann. Sobald die aktuelle Matrix  $E^s = (0)$  ist, können keine weiteren Zyklen mehr auftreten.

Bei diesem Algorithmus treten alle Zyklen mehrfach auf. Ist z. B. (3, 2, 5, 3) enthalten, so kommt auch (2, 5, 3, 2) und (5, 3, 2, 5) vor. Um dem Benutzer unnötige Redundanzen zu ersparen, müssen diese Mehrfachnennungen vor der Ausgabe bereinigt werden.

## Nicht zusammenhängende Graphen

Bei großen Wissensbasen kann die Adjazenzmatrix enorme Ausmaße annehmen. In diesem Fall treten aber meist viele einfache Regeln auf, die mit anderen Entitäten nicht oder wenig in Zusammenhang stehen.

Wird der Graph  $G = (E, R)$  in Komponenten (zusammenhängende Teilgraphen)  $G_1 = (E_1, R_1)$ ,  $G_2 = (E_2, R_2)$ , ...,  $G_i = (E_i, R_i)$  unterteilt, sodass  $G = G_1 \cup G_2 \cup \dots \cup G_i$  und die Entitäten- und Regelmengen disjunkt sind, so kann die Zyklenbestimmung getrennt auf den Komponenten angewendet werden.

# 6.6. Kontextabhängigkeit

In der medizinischen Praxis kommt es immer wieder vor, dass Schlussfolgerungen situationsabhängig durchgeführt werden sollen. Damit die Inferenz darauf Rücksicht nehmen kann, müssen — im Vergleich zur Kontextunabhängigkeit — Änderungen vorgenommen werden. Zunächst soll untersucht werden, an welchen Stellen der Wissensrepräsentation prinzipiell Veränderungen vorgenommen werden können — entweder händisch im Rahmen des Wissenserwerbs oder automatisch während der Inferenz:

- (1) **Gewicht:** Durch Veränderung des Regelgewichts kann die Zugkraft der Regel bestimmt werden. Der Extremfall eines ungestimmten Gewichtes (CADIAG-II: 0, CADIAG-IV:  $\varepsilon$ ) entspricht dem gänzlichen Ausschalten der Regel.
- (2) **Entität:**
  - (2.1) Änderung der Interpretation einer Entität
  - (2.2) Änderung des quantitativen Wertes für eine Daten-Symbol-Konversion
- (3) **Prämisse:**
  - (3.1) ersetzen
  - (3.2) hinzufügen
  - (3.3) entfernen
- (4) **Konklusion:** Änderung der Entität
- (5) **linguistisches n-Tupel**
- (6) **Fuzzy-Set:**
  - (6.1) Definition der Fuzzy-Zahlen (CADIAG-IV)
  - (6.2) Definition der Fuzzy-Sets zur Daten-Symbol-Konversion
- (7) **Defaultzustand:** In einem erweiterten Konzept der Inferenz, bei der Defaultzustände berücksichtigt werden, kann auch dieser verändert werden (s. Kapitel 6.6.6. *Default-Reasoning*).

Unter den genannten Möglichkeiten lassen sich Punkte (5) und (6.1) für die Verarbeitung der Kontextabhängigkeit ausschließen, weil sie eine so starke Veränderung in der Wissensbasis hervorrufen oder so wenig Sinn ergeben, dass sie sich nicht als Abänderung der vorhandenen Wissensbasis auffassen lassen. Dazu kommen Punkte (3),

(4) und z. T. (6.2), die bei einer händischen Überarbeitung der Wissensbasis Sinn ergeben können, nicht aber automatisch während der Inferenz.

Eine Änderungen der Interpretation einer Konklusion ist nur automatisch während der Inferenz möglich und auch dort nur mit größter Vorsicht zu genießen. Wird der Wert größer, kann stattdessen auch eine zusätzliche Regel eingeführt werden, die diese Aufgabe übernimmt. Wird der Wert kleiner, so entsteht dadurch eine nicht monotone Ableitung, die möglichst zu vermeiden ist.

Im Folgenden sollen sechs Methoden beschrieben werden, die das Problem der Kontextabhängigkeit in Angriff nehmen.

## 6.6.1. Manuelle Änderung von Bewertungen

Mit Hilfe eines Debuggers für die Inferenzmaschine können einzelne Werte bei jedem beliebigen Schritt der Inferenz händisch geändert werden. Diese Methode zu verwenden, um damit in x-beliebiger Weise Abhängigkeiten zu berücksichtigen, lässt sich aber nur in seltenen Fällen sinnvoll durchführen und sei hier vor allem der Vollständigkeit halber erwähnt.

## 6.6.2. Feature Extraction

Die gegebenen Daten für die Inferenzmaschine werden i. A. vorverarbeitet. Dabei findet meist eine Ausarbeitung bestimmter Eigenschaften statt (z. B. die Berechnung einer charakteristischen Körpertemperatur aus einer Reihe von gemessenen Temperaturwerten). Diese Eigenschaften können auch komplexe Zusammenhänge repräsentieren und sind damit konzeptuell bereits ein Teil des Entscheidungsprozesses.

### Beispiel (Zeitverarbeitung)

Zu manchen Infektionen gibt es einen charakteristischen zeitlichen Anstieg der Körpertemperatur in Abhängigkeit vom Infektionszeitpunkt. Eine speziell dafür eingeführte Entität kann um so höher bewertet werden, je mehr ein tatsächlicher Verlauf diesem charakteristischen Anstieg folgt. (Eine nähere Betrachtung dazu folgt in Kapitel 6.14.8. *Feature Extraction*.)

### Beispiel (Berechnungen)

In der medizinischen Praxis werden oftmals Skalen oder Indizes für die Beurteilung von Zuständen verwendet (um nur ein paar wenige zu nennen: BMI (Body Mass Index), APGAR-Index, Norton Skala, Asworth Skala, u. v. m.). Sind sie nicht bereits als solche vorhanden, können sie aus den dafür notwendigen Daten berechnet werden. Weiters müssen sie in Entitäten umgewandelt werden, sei es durch die Daten-Symbol-Konversion oder komplexere Beurteilungen.

### Vorteile

- modular aus der Sicht der Regeln

- hohe Anpassungsfähigkeit an gewünschte Abhängigkeiten

keine Änderung der Inferenzmethodik nötig, um Kontextabhängigkeiten einbringen zu können

### Nachteile

wenig modular innerhalb der Vorverarbeitung

unflexibel, implizit und unübersichtlich, wenn die Vorverarbeitung hart kodiert ist

## 6.6.3. Erweiterung der Regeln

Die spezielle Abhängigkeit von Kontexteinflüssen kann auch mit Hilfe von Regeln berücksichtigt werden, und zwar durch Hinzunahme von Entitäten, die diesen Kontext repräsentieren.

### Beispiel (Unterscheidung von Symptomkombinationen)

Gegeben sei die Regel

$$R: X \longrightarrow Y$$

Soll nun unterschieden werden, ob ein Kontext  $K$  zutrifft, kann man  $R$  in zwei Regeln aufspalten, die  $K$  als zusätzliche Prämisse verwenden:

$$R_1: K \wedge X \longrightarrow Y$$

$$R_2: \neg K \wedge X \longrightarrow Y$$

Den resultierenden Regeln können dabei unterschiedliche Gewichte oder Konklusionen zugewiesen werden.

### Beispiel (Berücksichtigung von vorhergegangenen Therapien)

Gegeben sei die Regel

$$R_1: X \wedge F \longrightarrow Y \quad : F \dots \text{Fieber}$$

Fieber ist als pathophysiologischer Zustand (als „Teildiagnose“) auffassbar. Grundlage für die Annahme, dass Fieber vorliegt, kann eine erhöhte Körpertemperatur sein, aber auch die Tatsache, dass fiebersenkende Medikamente eingenommen wurden und der Patient ohne ihnen erhöhte Körpertemperatur hätte. Um eine übersichtliche Struktur zu erhalten, kann man  $F$  durch eigene Regeln berechnen lassen:

$$R_2: T \xrightarrow{1} F \quad : T \dots \text{Körpertemperatur erhöht}$$

$$R_3: M \xrightarrow{0,6} F \quad : M \dots \text{fiebersenkendes Medikament}$$

Das eingeschränkte Gewicht von  $R_3$  repräsentiert die Unsicherheit, ob auch dann erhöhte Temperatur vorliegen würde, wenn das fiebersenkende Medikament nicht genommen würde.

Bemerkung: In manchen Fällen sind genügend Daten vorhanden, sodass die Berücksichtigung vorhergegangener Therapien direkt auf deren Ursachen eingehen kann. Ist z. B. bekannt, welche Körpertemperatur der Patient vor der Vergabe fiebersenkender Medikamente hatte, so kann man mit einiger Sicherheit darauf schließen, ob er innerhalb einer gewissen Zeit ohne Medikament immer noch Fieber hätte.

### Beispiel (Unterscheidung von quantitativen Werten)

Gegeben sei die Regel

$$R_1: X \wedge H \longrightarrow Y \quad : H \dots \text{Hypertonie}$$

Ist eine medizinische Entität je nach Alter unterschiedlich zu bewerten, lassen sich ebenfalls zusätzliche Regeln angeben, die explizit auf diesen Unterschied eingehen:

$$R_2: A_{\geq x} \wedge B_{s>m} \longrightarrow H$$

$$R_3: A_{<x} \wedge B_{s>n} \longrightarrow H$$

:  $A_{\geq x}$  ..... Alter größer oder gleich  $x$

$A_{<x}$  ..... Alter kleiner als  $x$

$B_{s>m}$  ..... systol. Blutdruck größer als  $m$

### Vorteile

übersichtlich in einfachen Fällen

simple Inferenzmethodik: leicht vom Anwender nachvollziehbar

keine Änderung der Inferenzmethodik nötig, um Kontextabhängigkeiten einbringen zu können

### Nachteile

unübersichtlich in aufwändigen Fällen, bei denen eine große Fülle an Regeln entstehen. Es besteht die Gefahr einer „Verwässerung“ der Wissensbasis.

wenig modular: Fachliche Änderungen können Änderungen an mehreren Regeln hervorrufen.

## 6.6.4. Metainferenz

Die Metainferenz ist eine Erweiterung von CADIAG-IV<sup>9</sup>, die einen expliziten, automatischen Umgang mit dem Setzen der Regelgewichte vorsieht. Ein eigenes Set von Regeln wird vor der Ausführung der restlichen Regeln bearbeitet und definiert nicht Evidenzen, sondern Gewichte anderer Regeln.

Dazu ist eine Erweiterung der Syntax nötig:

$$R_{Inf}: P \longrightarrow K \quad : \text{Prämisse } P \in K, \text{ Konklusion } K \in E$$

$$R_{Metainf}: P \longrightarrow K \quad : \text{Prämisse } P \in K, \text{ Konklusion } K \in R \text{ : „Metaregel“}$$

$$R := R_{Inf} \cup R_{Metainf}$$

$$Gew(R) \text{ ..... Menge der Gewichte aller Regeln aus } R$$

Darüber hinaus ist für die Ableitung mit Metaregeln ein anderer Inferenzschritt nötig. Die berechneten Regelgewichte müssen absolut gesetzt werden, ohne auf den vorherigen Zustand einzugehen, damit das Gewicht auch auf 0 gesetzt werden kann. Da Metaregeln vor der eigentlichen Inferenz ausgeführt werden und sich nicht gegenseitig beeinflussen können, entsteht keine Nonmonotonie.

### Beispiel (Unterscheidung von Symptomkombinationen)

Mit Metaregeln lässt sich in direkter und einfacher Weise bestimmen, welchen Einfluss eine Prämisse  $X$  auf eine Konklusion  $Y$  ausübt. Im Speziellen kann man auch Defaultgewichte einführen, die in speziellen Situationen  $W$  überschrieben werden.

$$MR: W \longrightarrow R$$

<sup>9</sup> Das Konzept der Metainferenz stammt von Prof. Klaus-Peter Adlassnig, wurde aber bisher noch nicht publiziert.

$$R: X \xrightarrow{I(R)} Y$$

### Beispiel (Unterscheidung von quantitativen Werten)

Durch das Setzen des Regelgewichtes auf 0 oder 1 schalten Metaregeln in Abhängigkeit des Alters des Patienten die Regeln  $R_1$  und  $R_2$  ein bzw. aus, sodass nur die entsprechende Regel zum Zug kommt:

$$\begin{array}{ll}
 MR_1: A_{\geq x} \xrightarrow{1} R_1 & \\
 MR_2: A_{\geq x} \xrightarrow{0} R_2 & \\
 MR_3: A_{< x} \xrightarrow{0} R_1 & \\
 MR_4: A_{< x} \xrightarrow{1} R_2 & : A_{\geq x} \dots \text{Alter größer oder gleich } x \\
 & \quad A_{< x} \dots \text{Alter kleiner als } x \\
 \\ 
 R_1: B_{s>m} \longrightarrow H & \\
 R_2: B_{s>n} \longrightarrow H & : H \dots \text{Hypertonie} \\
 & \quad B_{s>m} \dots \text{systol. Blutdruck größer als } m
 \end{array}$$

### Vorteile

- übersichtlich in manchen Fällen (vor allem bei Veränderungen des Gewichts)
- modular: Kontextabhängigkeiten werden in Metaregeln ausgelagert

### Nachteile

unübersichtlich in manchen Fällen (wenn viele Metaregeln für die Bearbeitung einer Situation benötigt werden). Auch hier besteht die Gefahr einer „Verwässerung“ der Wissensbasis.

Der Einfluss der Metaregeln darf bei der Betrachtung der Wissensbasis nicht übersehen werden.

erweiterte Inferenzmethodik: mehr Verständnis vom Anwender nötig

### Variante: Metaregeln während der Inferenz

Die Metaregeln müssen nicht in einem eigenen Inferenzdurchlauf vor den restlichen Regeln verarbeitet werden. Sie äquivalent mit den anderen Regeln zu verwenden, bedeutet einerseits zwar eine flexible Anpassung an Situationen, die sich erst im Rahmen der Inferenz ergeben können, andererseits aber auch einen enormen Komplexitätszuwachs mit evtl. Nonmonotonie oder Zyklen. Sollte es notwendig sein, dennoch auf berechnete Zustände einzugehen, können auch weitere Durchläufe mit eigenen Regeln eingeführt werden (Bsp.: 1. Durchlauf Metaregeln, 2. Durchlauf Regeln, 3. Durchlauf andere Metaregeln, 4. Durchlauf andere Regeln, ...).

### Variante: Metaregeln für Regelgruppen

Ein Sinn von Metaregeln ist der, bestimmte Regeln ein- oder auszuschalten. Dies kann auch dadurch geschehen, dass durch eine andere Art Metaregel nicht das Gewicht einer bestimmten Regel gesetzt wird, sondern einzelne Regelgruppen für den nachfolgenden Inferenzdurchlauf ein- oder ausgeschaltet werden.

## 6.6.5. Formale Automaten

Ähnlich den Metaregeln können auch Automaten dazu eingesetzt werden, die Verwendung bestimmter Regeln zu steuern.

Ein Formaler Automat ist ein gerichteter Graph von Zuständen und möglichen Zustandsänderungen. Er besitzt ausgezeichnete Anfangs- und Endknoten. Zu jedem Zeitpunkt ist genau ein Zustand aktiv.

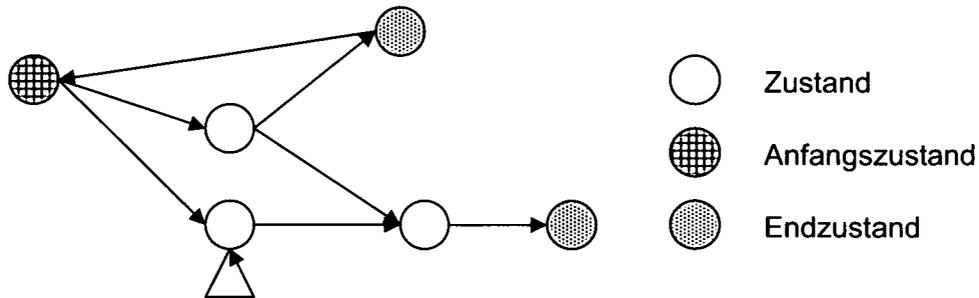


Abbildung 32: Beispiel für einen Formalen Automaten

Die Einführung von Automaten ist nicht mit Entitäten realisierbar. Benötigt wird eine vorbestimmte Menge an Zuständen. Wenn einer dieser Zustände aktiv ist, müssen alle anderen inaktiv gesetzt werden. Die Bewertung (Aktivierung) eines Zustandes muss also zurückgesetzt werden können, was der Monotonie der Inferenz widerspricht. Daher ist ein eigener Mechanismus nötig, der die Verwaltung des Automaten übernimmt. Um seinen Aufbau in die Wissensbasis übernehmen zu können, bedeutet, dass die Zustände gleichwertig mit den Entitäten in den Regelsyntax aufgenommen werden (s. Kapitel 6.4.4. *Entitäten als Steuerelemente*). Regeln, deren Konklusion ein Automaten-Zustand ist, haben immer Regelgewicht 1.

Die Verwendung Formaler Automaten ist ein Spezialfall der Erweiterung der Regeln und hat entsprechende Vor- und Nachteile. Speziell zu erwähnen sind:

### Vorteile

- klare, explizite Handhabung von unterschiedlichen Situationen/Zuständen
- einfache, leicht verständliche Methodik

### Nachteile

- Erweiterung der Inferenzmethodik notwendig

## 6.6.6. Default-Reasoning

Beim Default-Reasoning (belief revision) geht es um Schlussfolgerungen mit Annahmen, die so lange als gültig betrachtet werden, so lange nichts anderes dagegen spricht.

Beispiel:

Bei Diagnose  $D$  darf Medikament  $M_1$  vergeben werden. Wenn aber bereits Medikament  $M_2$  eingenommen wird, darf  $M_1$  wegen Kontraindikationen nicht vergeben werden.

$$R_1 : D \xrightarrow{\text{Default: } 0.8} M_1$$

$$R_2 : M_2 \xrightarrow{1} \neg M_1$$

Wird auf eine derartige Situation nicht explizit Rücksicht genommen, so ergibt sich bei gegebenem  $D$  und  $M_2$  ein unerwünschter Widerspruch. Der Defaultwert sollte nur dann gesetzt werden, wenn  $\neg M_2$ . Natürlich könnte die Prämisse von  $R_1$  um  $\neg M_2$  erweitert werden. Doch das führt bei umfangreichem Wissen zu einer aufgeblasenen, unüberschaubaren und kaum mehr wartbaren Wissensbasis.

Angenehmer wäre hier die Möglichkeit einer expliziten Angabe von Default-Relationen. Großer Nachteil des Default-Reasoning ist seine Nonmonotonie. Im Allgemeinen besteht das Ergebnis aus mehreren, parallelen Antworten (Extensionen), die in sich schlüssig und als gleich gültig anzusehen sind, aber zueinander im Widerspruch stehen.

Als Literatur zu Fuzzy-Default-Reasoning sei [Dubois 90a] zu empfehlen. Wie sehr der dort präsentierte Ansatz, der auf der Possibilistic Logic basiert, für CADIAG-II verwendet werden kann, ist noch zu klären. Passende Verfahren für CADIAG-IV sind dem Autor nicht bekannt.

### 6.6.7. Diskussion

Bei der Frage, wie man mit Kontextabhängigkeiten umgehen soll, handelt es sich grundsätzlich um eine Entscheidung zwischen Komplexität (die Stärke liegt in der Qualität) und Kompliziertheit (in der Quantität). Um so komplexer die Inferenzmethodik ist, desto kompakter und anspruchsvoller wird die Wissensbasis, um so komplizierter sie ist, desto schlichter und umfangreicher.

Anschaulichkeit orientiert sich immer an der Wahrnehmung des Rezipienten. Ist ein System komplexer, als er es aufnehmen kann, wird es als unverständlich empfunden. Ist es zu simpel, benötigt der Rezipient einen größeren Aufwand, um die größere Datenmenge überschauen zu können, worunter der Überblick leidet. Dieses Phänomen lässt sich mit der Verwendung von Fachwörtern vergleichen. Mit Hilfe eines Fachworts können komplexe Zusammenhänge direkt und einfach beschrieben und damit überblickt werden. Für jemanden, der das Fachwort nicht kennt, sind aufwändigere Beschreibungen nötig. Das Maß der Dinge ist also immer der Anwender, für den das System entworfen wird.

## 6.7. Vorverarbeitung

Die Vorverarbeitung der Daten hat den Zweck, die gegebenen Daten so vorzubereiten, dass sie der Inferenzmaschine in der dafür benötigten Form zur Verfügung stehen. Dazu gehören: Abstraktion, Aggregation und Summation. Methoden der Vorverarbeitung, die bereits beschrieben wurden, sind die Daten-Symbol-Konversion und die Feature Extraction. Nun sollen sie um zwei Inferenz-Erweiterungen ergänzt werden.

## 6.7.1. Vorverarbeitungsregeln

Gemäß den Prinzipien von Expertensystemen muss das verwendete Fachwissen explizit in der Wissensbasis vorhanden sein. Dementsprechend wäre es wünschenswert, auch die Vorverarbeitung der Daten in einer expliziten Wissensbasis formulieren zu können.

Die formale Sprache von CADIAG ist aber eine Art Aussagenlogik. D. h., dass die elementaren Bausteine der Patientenbeschreibung Aussagen sind (Aussageformen, medizinische Entitäten). Um Daten explizit vorverarbeiten zu können, ist es notwendig, eine Beschreibungsebene tiefer zu steigen, und auch Objekte formulierbar zu machen.

Beispiel: Auf Intensivstationen sind oftmals große Mengen von automatisch ermittelten Temperaturwerten vorhanden. Um zu ermitteln, ob der Patient Fieber hat (oder sogar: einen typischen Verlauf der Körpertemperaturänderungen zeigt) müssen die einzelnen Temperaturwerte gemeinsam mit dem Zeitpunkt ihrer Ermittlung betrachtet und zueinander in Beziehung gesetzt werden. So kann Fieber beispielsweise dadurch definiert werden, dass man die obere Grenze der 90 %-Perzentile der Werte der letzten 24 Stunden als charakteristisches Maß verwendet, um daraus mittels der Daten-Symbol-Konversion eine Aussage zu bilden, ob der Patient Fieber hat.

Das heißt, dass (im Rahmen der Vorverarbeitung) eine Art Prädikatenlogik notwendig wird, um über Objektbeziehungen sprechen zu können. Die Definition von CADIAG muss dabei so erweitert werden, dass zu den Entitäten auch **quantitative Patientenbeschreibungen** hinzukommen können. Weiters benötigt man **numerische Operatoren**, die aus quantitativen Werten wieder quantitative Werte berechnen, sowie **Prädikatoren**, die aus quantitativen Daten (und evtl. zusätzlichen Entitäten) qualitative Entitäten erzeugen. Eine spezielle Form eines Prädikators ist die Daten-Symbol-Konversion. Für eine umfangreiche Ausdruckskraft sollten auch noch **Quantoren** dazugenommen werden.

Diese Erweiterung hat den großen Vorteil einer expliziten Definier- und Wartbarkeit des Vorverarbeitungswissens, hat aber auch den Nachteil einer aufwändigeren und komplexeren Implementierung. Diese Vorverarbeitungsregeln können in eigenen Regelgruppen organisiert werden.

### Beispiel

$T = ((t_1; 47,3), (t_2; 47,8); (t_3; 48,6) ; (t_4; 48,1) ; (t_5; 48,5))$

:  $T$ : Temperaturwerte zu den Zeitpunkten  $t_{1-5}$

$R_1: \forall t: \text{Jetzt} - 2 \text{ Tage} \leq t \leq \text{Jetzt}: \text{Fieber}(T, t) \longrightarrow \text{Diagnose}_1$

:  $\text{Jetzt}$ : Prädikator, der den momentanen Zeitpunkt angibt.

:  $\text{Fieber}(T, t)$ : Prädikator, der an Hand von  $T$  berechnet, ob der Patient zum Zeitpunkt  $t$  Fieber hatte.

„Wenn der Patient seit mindestens zwei Tagen Fieber hat, dann gilt  $\text{Diagnose}_1$ .“

$R_2: \text{Diagnose}_1 \wedge$

$\text{Fieber}(T, \text{Jetzt}) \wedge$

$\neg \text{Fieber}(T, \text{Jetzt} - 1 \text{ Woche}) \longrightarrow \text{Therapie}_1$

„Bei  $\text{Diagnose}_1$  und Fieber seit weniger als einer Woche, dann  $\text{Therapie}_1$ .“

$R_3: \text{Diagnose}_1 \wedge$

$\forall t: \text{Jetzt} - 1 \text{ Woche} \leq t \leq \text{Jetzt}: \text{Fieber}(T, t) \longrightarrow \text{Therapie}_2$

„Bei  $\text{Diagnose}_1$  und Fieber seit mindestens einer Woche, dann  $\text{Therapie}_2$ .“

## 6.7.2. Symbol-Symbol-Konversion

Bei der Daten-Symbol-Konversion wird einem quantitativen Wert ein qualitativer zugewiesen. Die Unterscheidung quantitativ vs. qualitativ entspricht eigentlich nicht genau der Unterscheidung zwischen Daten (rein syntaktischen Elementen) und Symbolen (bedeutungstragenden Elementen). Zahlen können an sich keine Bedeutung zugewiesen werden. Es ist aber möglich, sie als extensionale Ausprägung einer physischen Größe zu verwenden. So ist z. B. der Ausdruck „eine Stunde“ eine Beschreibung über die physische Größe „Zeit“ (intensionale Bedeutung) mit dem Ausmaß „eine Stunde“ (extensionale Bedeutung). Dabei ist zu bemerken, dass der Ausdruck „Stunde“ bereits die Intension „Zeit“ enthält und eine sprachliche Kombination aus Intension und Extension darstellt. Genauso lässt sich der Ausdruck „hohe Temperatur“ in die Intension „(Körper-)Temperatur“ und die Extension „stark ausgeprägt“ unterteilen.

Damit ist der Ausdruck „37,9 °C Körpertemperatur“ und weiters die Behauptung „Der Patient hat 37,9 °C Körpertemperatur“ genaugenommen schon ein Symbol. Bei der sog. Daten-Symbol-Konversion handelt es sich also streng genommen um eine Symbol-Symbol-Konversion oder treffender um eine Quantität-Qualität-Konversion<sup>10</sup>.

Dementsprechend ist es auch nicht notwendig, bei der bisherigen Verwendung zu bleiben. Durch eine kleine Erweiterung können weiter gehende Konversionen (innerhalb einer physischen Größe) vorgenommen werden. Diese Verallgemeinerung der Daten-Symbol-Konversion sei mit Symbol-Symbol-Konversion bezeichnet.

### Umrechnung von Einheiten

Betrachten wir dazu zum Beispiel den Zusammenhang zwischen „eine Stunde“ und „60 Minuten“. Wenn man von einer Stunde spricht, so ist üblicherweise nicht „genau 60 Minuten“ gemeint, sondern ein Zeitmaß, das im Wesentlichen 60 Minuten entspricht. Der Unterschied liegt vor allem darin, dass bei der Verwendung der Einheit „Minuten“ eine genauere Zeitangabe gemeint ist, als bei der Einheit „Stunden“. Wer würde schon sagen „Die Behandlung dauert etwa 259200 Sekunden.“, wenn er eigentlich „Die Behandlung dauert (etwa) drei Tage.“ meint?!

Die Auswahl der Einheit hängt von der gegebenen Größe, der gewünschten Genauigkeit und der Anwendung ab. Da Aussagen über medizinische Zusammenhänge meist den Verhältnissen der Umgangssprache entsprechen und keine besondere Genauigkeit gefragt ist, kann man sich darauf beschränken, sinnvolle Ausmaße (Extensionen) zu verwenden.

#### Minuten zu Stunden

Beispiel:

„Zeitdauer in Minuten“: „<1/4“, „1/4“, „1/2“, „3/4“, „1“, „2“, „3“, ..., „59“, „60“, „>60“ (in Bezug auf die physische Größe „Zeit“ mit der Einheit „Minuten“),

„Zeitdauer in Stunden“: „<1/4“, „1/4“, „1/2“, „3/4“, „1“, „2“, „3“, ..., „23“, „24“, „>24“ (in Bezug auf die physische Größe „Zeit“ mit der Einheit „Stunden“).

Diese Maßliste erinnert an die n-Tupel der linguistischen Begriffe und ist auch als solche auffassbar. Erweitern wir nun die Daten-Symbol-Konversion darauf, dass bei

<sup>10</sup> In diesem Zusammenhang sind die Wörter „Intension“ und „Extension“ in einem streng analytischen Sinn zu verstehen, während die Wörter „Quantität“ und „Qualität“ für die Unterscheidung „mit oder ohne Zahlenangaben“ verwendet werden.

der Definitionsmenge Symbole erlaubt sind und eine Beziehung zwischen Extensionen ausgedrückt werden soll, so sieht die Definition folgendermaßen aus:

$$\begin{aligned}
 V &\subseteq E: \text{linguistisches } n\text{-Tupel} \\
 DSK_V: V, S &\mapsto Q_{[0,1]} \\
 DSK_V(w, s_e) &:= s_e(w) \quad : s_e \in S, \forall e \in V
 \end{aligned}$$

Die Ersetzung von  $Q$  durch  $V$  benötigt lediglich die nunmehr symbolhafte Auffassung eines Ausdrucks „58 Minuten“ anstatt der bisherigen datenbezogenen.

Die Fuzzy-Sets zur Umrechnung der Konversion lassen sich generisch durch parametrisierbare Fuzzy-Sets bestimmen. (Gegeben sei z. B. ein Fuzzy-Set für die Einheit (hier: 1 Stunde für die Umrechnung von Minuten- zu Stundenangaben). Multipliziert man die Kennwerte eines trapezförmigen Fuzzy-Set mit einem beliebigen Skalar  $x$ , so erhält man die Umrechnung für  $x$  Stunden.)

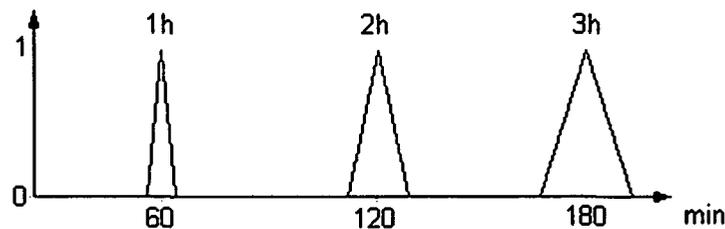


Abb. 33: Beispiel von Fuzzy-Sets für die Umrechnung von Minuten zu Stunden

### Stunden zu Minuten

Doch auch die Umrechnung von Stunden in Minuten kann interessant sein, z. B. dann, wenn mit unterschiedlichen Einheiten gerechnet werden soll.

Beispiel: „(etwa) zwei Stunden und fünf Minuten“. In diesem Fall müssen die Stunden auf Minuten gebracht werden. (Umgekehrt kann man natürlich auch in Stunden rechnen, doch das bedeutet eine stark eingeschränkte Genauigkeit.) Verwenden wir wieder unser generisches Fuzzy-Set, doch nun für die Umrechnung von Stunden zu Minuten. Da eine Stunde genau 60 Minuten hat, multipliziert man einfach das Fuzzy-Set für „eine Stunde“ mit dem Skalar 60 und erhält eine Fuzzy-Zahl für die Anzahl der Minuten, zu der dann nur noch die Fuzzy-Zahl für „5“ addiert werden muss.

### Verwendung

Durch diesen speziellen Inferenzschritt werden Bewertungen für Entitäten berechnet. Jede dieser Berechnungen ist mit einem herkömmlichen Inferenzschritt (Anwendung von Regeln) als gleichwertig anzusehen, da es sich in beiden Fällen um eine Abbildung von einer Symptomkombination bzw. Entität auf eine Entität handelt. Dennoch können alle Daten-Symbol- bzw. Symbol-Symbol-Konversion vor dem eigentlichen Inferenzdurchlauf berechnet werden.

## 6.8. Benutzerschnittstelle

Bei Expertensystemen nimmt die Benutzerschnittstelle einen wesentlichen Anteil am Ergebnis ein. So wie auch die Vorverarbeitung bereits einen Teil des Entscheidungsprozesses übernimmt, enthält auch die Ausgabe der von der Inferenz berechneten Werte ihren Anteil an der Entscheidungsunterstützung. In den meisten Fällen erfolgt eine Reihung (Ranking) oder Klassifizierung der Ergebnisse, um wichtigere von unwichtigeren zu unterscheiden. Die entscheidungsunterstützenden Aufgaben der Benutzerschnittstelle übernehmen vor allem den interpretativen Umgang mit den berechneten Bewertungen im Gegensatz zu den medizinischen Sachverhalten, um die sich die Inferenzmaschine kümmert.

### 6.8.1. Ausgabe des Ergebnisses

Wie sich die Inferenzergebnisse verwenden lassen, kann man folgendermaßen unterscheiden:

**Auflistung:** Die Ergebnisse werden am Bildschirm oder in einer Datei aufgelistet (s. u.) oder zu anderen Computersystemen weitergeleitet (**Export**).

**Statistik:** Aus den Inferenzergebnissen wird eine Statistik berechnet.

**Alarm:** Tritt ein bestimmter, definierter Zustand ein, so werden Alarmmeldungen (Bildschirm, Datei, Drucker, SMS, ...) ausgegeben.

**Dokumentation:** In jedem Fall können die Ergebnisse in einer Datenbank abgespeichert werden.

#### Auflistung

Alle berechneten Entitäten von Interesse werden in einer Liste angeführt. Welche Entitäten von Interesse sind, hängt vor allem von der Anwendung ab (z. B. alle Diagnosen). Um einen Überblick über die ggf. große Anzahl der aufgelisteten Entitäten zu bekommen, müssen diese klassifiziert und/oder geordnet werden.

#### Klassifizierung

Die Klassifizierung hat den Sinn, die Entitätenliste nach inhaltlichen Aspekten in Untergruppen einzuteilen.

**Entitätenart:** nur Diagnosen, Therapievorschlage, Untersuchungsvorschlage oder andere Entitatenarten.

**Ausma des Zutreffen von Diagnosen:** Gruppierung nach der Einteilung in Zutreffens-Klassen, wie zum Beispiel „bewiesene Diagnosen“, „Diagnosehypothesen“ und „ausgeschlossene Diagnosen“ (in CADIAG-II) oder „very strongly support“, „strongly support“ und „support“ (in DXplain [Barnett 87, 98, Bauer 02, W-DXplain]).

**Filter:** Auswahl von Diagnosen durch Einschrankung auf minimale Bewertung.

**händische Auswahl:** Der Benutzer sucht Entitäten aus der angegebenen Liste aus (z. B. durch eine Checkbox neben jeder Entität).

**Behandlungsschwelle:** Im Fall von Therapievorschlügen lässt sich eine Behandlungsschwelle verwenden. Sie gibt die Wahrscheinlichkeit an, ab der eine Behandlung ohne Einholen weiterer Informationen begonnen wird. Zu erwähnen ist hier auch ein analoges, spezielles Kriterium zum Abbruch des Inferenzdurchlaufs: die Schwelle des Abbruchs des differenzialdiagnostischen Diagnosevorgangs. Das ist die maximale Evidenz, ab der keine weiteren Maßnahmen (Einholen weiterer Informationen oder Behandlung) mehr gesetzt werden, weil der Aufwand dazu als nicht mehr gerechtfertigt betrachtet wird.

## Ranking

Eine Reihung der gefundenen Entitäten bietet einen Überblick über die Größe der Bewertung oder andere Kriterien. Im Folgenden werden einige Maße vorgestellt, die sich nicht unbedingt widersprechen. Im Allgemeinen kann auch eine Auflistung angeboten werden, in der tabellarisch mehrere Bewertungsmaße angegeben werden. Wie üblich kann der Benutzer dann online eine Reihung nach einem gewünschten oder anderen Maß anzeigen lassen.

**Wert der Entität:** Das naheliegendste Maß ist die Angabe der Bewertung der Entität. Im Fall von zwei Werten (wie in CADIAG-IV die Evidenz und die Kontraevidenz) werden entweder einfach beide Werte angegeben oder (zusätzlich oder stattdessen) ein Gesamtmaß daraus berechnet: Widersprüchlichkeit, Erfüllbarkeit, Summe, ... . Ist eine Bewertung durch eine Fuzzy-Zahl gegeben, so wird sie defuzzifiziert (das inverse Verfahren zur Daten-Symbol-Konversion). Ein mögliches Kombinationsmaß für CADIAG-IV ist die Erfüllbarkeit (Konsistenz) einer Entität  $e$  ( $I(e) = (e^+ / e^-)$ ):

$$Kons(e) := 1 - e^+ - e^- : Kons(e) \in [-1; 1]$$

$Kons(e) = 1$ : keine Information gegeben

$Kons(e) \geq 0$ : erfüllbar

$Kons(e) = 0$ : genau bestimmt, maximal konsistent

$Kons(e) < 0$ : widersprüchlich

**Hypothesen-Score:** CADIAG-II kennt zusätzlich zur Angabe der Bewertung einen Hypothesen-Score, der auch die Beweiskraft der Regeln berücksichtigt, die die angezeigte Entität ableiten. Unter Verwendung von vordefinierten Konstanten  $\alpha$  und  $\beta$  mit  $\alpha + \beta = 1$  (z. B.  $\alpha = 0,09$ ,  $\beta = 0,91$ ) ist der Score  $SS_K$  für das Ergebnis  $K$  pro Regel ( $R: (P_{1-m}) \xrightarrow{A,B} K$ ) folgendermaßen definiert:

$$SS_K = 100 \sum_{i=1}^m \alpha \min(I(P_i), A) + \beta \min(I(P_i), B)$$

**Term-Importance:** DXplain verwendet ein Maß, das eine explizite Angabe der Wichtigkeit eines Symptoms (Term-Importance) benötigt:

$$\text{Score} = \sum_{\text{terms}} (\text{Term-Importance} * \text{Beweiskraft})$$

**Anteil der abgedeckten Symptome:** Wie in Kapitel 6.11. *Abdeckung der Symptome* beschrieben wird, kann berechnet werden, wie sehr die gegebenen Symptome mit einer Diagnose in Beziehung stehen.

**Bedeutung der Entitäten:** benötigt eine explizite Beschreibung der Bedeutung bzw. Wichtigkeit von Symptomen.

**Kosten** (von Untersuchungen oder Therapien): Invasivität, finanzielle Kosten, zeitlicher Aufwand, Schmerzen, Verfügbarkeit, ...

**Effizienz** (von Untersuchungen oder Therapien): Auch hier ist die explizite Angabe eines Effizienzmaßes nötig.

**Decision Theory** [Schachter 86]: beschäftigt sich mit der Zusammenführung von Beurteilungsmaßen.

## 6.8.2. Erklärungskomponente

Für die Erklärungskomponente wird eine eigene Benutzerschnittstelle benötigt, die eine anschauliche Darstellung der Berechnung der Inferenzergebnisse anbietet. Um erklären zu können, wie das spezielle Ergebnis einer Entität zu Stande kam, muss die Berechnung schrittweise zurückverfolgt werden. Entsprechend einem Browser kann z. B. jeweils eine Regel mit den jeweiligen Werten ihrer Symptomkombinationen angezeigt werden. Durch Auswahl einer Entität lässt sich dann diejenige Regel anzeigen, die diesen Wert berechnet hat. In entsprechender Weise können natürlich auch Darstellungen für andere Berechnungsmethoden, wie z. B. die Daten-Symbol-Konversion angezeigt werden.

sympt. Harnwegsinfektion				
[Redacted]		1.12.2003 - 31.3.2004	Stat 1	
[Redacted]		zurück	vor	Erklärung
Bezeichnung	Wert	Herkunft	Zeit	
D1 (4): sympt. Harnwegsinf. (klin., mit Kath.)	1			
K: sympt. Harnwegsinfektion	0.5	Inferenzmaschine	2004-1-7 15:38:14	
P: UND	0.5	Inferenzmaschine	2004-1-7 15:38:14	
Blasenkatheter	0.9	Patient	2003-12-1 1:01:01	
Fieber	0.5	Inferenzmaschine	2004-1-7 15:38:14	
Flüssigkeitsausfuhr erhöht	0.8	Daten-Symbol-Konversion	2004-1-7 15:38:14	
andere Befunde	0.7	Inferenzmaschine	2004-1-7 15:38:14	

Abbildung 34: Beispiel für die Erklärung einer Evidenz, die durch eine Regel berechnet wurde

Zusätzlich zu dieser strukturorientierten Erklärung lassen sich weitere Informationen anfügen, die die Entitäten näher beschreiben (siehe Kapitel 6.5.1. *Frames*) oder textuelle Erklärungen speziell für die Erklärung der gegebenen Regel anbieten.

## 6.8.3. Händische Änderung der Evidenzen

Als Erweiterung der Benutzerinteraktion eines Konsultationssystems lässt sich die Möglichkeit denken, dass der Benutzer vor, nach oder während der Inferenz händisch Bewertungen einzelner Entitäten ändert.

Eine Änderung **vor der Inferenz** hat den Sinn, dass importierte Daten korrigiert oder ergänzt werden können.

**Nachträgliche Änderungen** können von Bedeutung sein, wenn die Ergebnisse direkt in eine Dokumentation eingehen. Ein Spezialfall dessen, der bereits erwähnt wurde, ist die Auswahl der akzeptierten Diagnosen aus der Liste der berechneten. Dabei muss es natürlich auch die Möglichkeit einer Hinzufügung von nicht errechneten Diagnosen geben.

Doch auch Änderungen **während der Inferenz** können sinnvoll sein. Angenommen der Benutzer betrachtet die Berechnung schrittweise und stellt an einer bestimmten Stelle fest, dass eine Entität nicht dem entspricht, was er für sinnvoll hält. Nach einer Änderung sollte die Inferenz u. U. neu gestartet werden, weil vorhergegangene Abhängigkeiten sonst nicht berücksichtigt werden können. Im Besonderen fällt hierunter auch die schrittweise Befragung des Benutzers nach weiteren Daten mittels eigener Eingabemasken. Bewertungen können damit erstmals gesetzt oder berechnete Defaultwerte überschrieben werden.

Vom Benutzer geänderte Werte dürfen von der Inferenz nicht mehr geändert werden. Dadurch entstehen aber auch dann keine Zyklen, wenn ein Wert kleiner gesetzt wird.

### Rückverfolgung der Änderung

Wird ein Wert während der Inferenz vom Benutzer geändert, so können auch zugrundeliegende Werte rückwirkend unter seiner Leitung mitgeändert werden.

**Konjunktion:** Wird bei einer Konjunktion  $A \wedge B = C$  der Wert von  $C$  verkleinert, so darf eine neuerliche Berechnung von  $A \wedge B$  den neuen Wert von  $C$  nicht überschreiten. Vorschläge für  $A$  bei unverändertem  $B$  unterstützen das rückwirkende Setzen von  $A$  (u. u.).

**Disjunktion:** Durch eine Änderung eines Disjunktionsergebnisses kann kein Rückschluss auf die Operanden durchgeführt werden. Einschränkungen des Ergebnisses treten dabei nicht auf.

**Negation:** Bei Erhöhung eines negierten Wertes muss — bei Berücksichtigung von Widerspruchsfreiheit — der Wert des Operanden entsprechend eingeschränkt werden.

## 6.8.4. Assistent

Bei der Implementierung eines umfangreichen Konsultationssystems, das einige der beschriebenen Komponenten anbietet, braucht der Benutzer ein gewisses Verständnis für das Repertoire und die Zusammenhänge der angebotenen Funktionen. In solchen Situationen ist es heute üblich, Assistenten, also zusätzliche Benutzerschnittstellen anzubieten, die durch die Abarbeitung bestimmter Szenarien führen.

Ein Beispiel dafür ist die Hintereinanderausführung der nötigen Schritte vom Input bis zu den Ergebnissen der Inferenz, wobei Szenarien enthalten sein können, wie: Import bestimmter Daten, Vorverarbeitung, Daten-Symbol-Konversion, Inferenzdurchlauf mit bestimmten Regelgruppen, Darstellung bzw. Ausgabe der Ergebnisse, Weiterverarbeitung der Ergebnisse, ... .

Ein anderes Beispiel ist der Wissenserwerb: Erstellung eines Thesaurus, Analyse von Beispieldaten, Kategorisierung, Definition von Fuzzy-Sets, der Daten-Symbol-Konversion und Regeln, nachträgliche Überarbeitung mittels Knowledge Refinement, Konsistenzanalyse und Kompilation der Wissensbasis, ... .

Unter Umständen kann auch der differenzialdiagnostische Prozess unterstützt werden: Eingabe von Patientendaten, Inferenz, Angabe von Untersuchungsvorschlä-

gen, Verordnung von Untersuchungen, neuerliche Inferenz, Auswahl und Dokumentation von Diagnosen, Angabe von nicht abgedeckten Symptomen, Berechnung von Therapievorschlügen, Verordnung von Therapien, ... .

## 6.9. Rückschluss

In der zweiwertigen Logik kann ein Schlussprinzip verwendet werden, das in der Fuzzy-Logik i. A. nicht möglich ist: der Modus Tollens

$$\neg K, P \longrightarrow K \vdash \neg P$$

oder die in der klassischen Logik äquivalente Kontraposition (Gesetz der Wendung)

$$P \longrightarrow K \vdash \neg K \longrightarrow \neg P.$$

Indem zusätzliche aber relativ geringfügige Informationen hinzugefügt werden, lassen sich weitere, rückschließende Regeln definieren, wobei auch Schlussweisen beachtet werden können, die in der zweiwertigen Logik nicht vorkommen, wie z. B.

$$P \longrightarrow K \vdash K \longrightarrow P.$$

Beschränkt man sich auf eine Inferenzmethodik, bei der Widersprüche unterbunden werden, gibt es weitere Möglichkeiten, die bereits in den Inferenzprozess eingebunden werden können.

### 6.9.1. Vorschläge für Knowledge Refinement

Anhand des Zusammenhangs zwischen zwei Entitäten  $P$  und  $K$ , der durch eine Regel  $P \longrightarrow K$  gegeben ist, lässt sich in eingeschränkter Weise darauf schließen, wie sehr  $\neg K \longrightarrow \neg P$  (oder eine andere rückschließende Beziehung, negiert oder nicht negiert) gilt. Da die Konklusion einer Regel nur eine einzelne (evtl. negierte) Entität enthalten kann, nicht aber eine komplexe Symptomkombination, gelten die folgenden Überlegungen nur für monokausale Regeln, d. h. für solche, deren Prämisse aus einer einzigen (evtl. negierten) Entität besteht.

#### Die Vier-Felder-Tafel

Zur Definition der Beziehungen zwischen Entitäten kann die Vier-Felder-Tafel herangezogen werden. Empirische oder geschätzte Werte über die Koinzidenz zwischen dem Auftreten und Nicht-Auftreten zweier Entitäten  $P$  und  $K$  werden dabei für die Variablen  $a, b, c$  und  $d$  eingesetzt.

	$K$	$\neg K$
$P$	$a$	$b$
$\neg P$	$c$	$d$

Die Werte  $a, b, c$  und  $d$  seien normalisiert, sodass  $a + b + c + d = 1$ .

Anhand eines Beispiels soll nun betrachtet werden, welche mögliche Beziehungen sich dadurch in Form von Regeln ergeben.

gegeben:

$$a = 0,2, \quad b = 0, \quad c = 0,1, \quad d = 0,7$$

mögliche Regeln:

$$\begin{aligned} (1) \quad P &\xrightarrow{x} K && : x = \frac{a}{a+b} = 1 \\ (2) \quad P &\xrightarrow{x} \neg K && : x = \frac{b}{a+b} = 0 \\ (3) \quad \neg P &\xrightarrow{x} K && : x = \frac{c}{c+d} = 0,125 \\ (4) \quad \neg P &\xrightarrow{x} \neg K && : x = \frac{d}{d+c} = 0,875 \\ (5) \quad K &\xrightarrow{x} P && : x = \frac{a}{a+c} = 0,667 \\ (6) \quad K &\xrightarrow{x} \neg P && : x = \frac{c}{c+a} = 0,333 \\ (7) \quad \neg K &\xrightarrow{x} P && : x = \frac{b}{b+d} = 0 \\ (8) \quad \neg K &\xrightarrow{x} \neg P && : x = \frac{d}{d+b} = 1 \end{aligned}$$

Bemerkung: Sind beide Terme des Nenners 0, so lässt sich keine derartige Regel aufstellen. Dies entspricht der tatsächlichen Irrelevanz so einer Aussage.

Nicht immer werden die Regelgewichte mittels der Vier-Felder-Tafel bestimmt. An Hand dieser Zusammenhänge lässt sich aber dennoch von gegebenen Regeln zum Teil auf andere schließen. Diese möglichen Schlussweisen werden in den folgenden vier Fällen näher betrachtet. Alle anderen Möglichkeiten ( $P \xrightarrow{x} \neg K$ ) lassen sich durch Substitution konstruieren.

$$\begin{aligned} (\text{Fall 1}): \quad P &\xrightarrow{x} K \quad \vdash \quad \neg K \xrightarrow{y} \neg P \\ (\text{Fall 2}): \quad P &\xrightarrow{x} K \quad \vdash \quad K \xrightarrow{y} \neg P \\ (\text{Fall 3}): \quad P &\xrightarrow{x} K \quad \vdash \quad K \xrightarrow{y} P \\ (\text{Fall 4}): \quad P &\xrightarrow{x} K \quad \vdash \quad \neg K \xrightarrow{y} P \end{aligned}$$

Im Idealfall ließe sich  $y$  direkt aus  $x$  berechnen. Da im Allgemeinen aber zusätzliche Informationen nötig sind, lassen sich die angegebenen Schlussweisen nicht automatisch hinzufügen (oder in den Inferenzmechanismus einbauen). Im Rahmen eines Knowledge Refinement könnten aber Rückfragen an den Benutzer gestellt werden, mit denen die zusätzlichen Regeln vorgestellt werden. Der Benutzer kann dann entscheiden, ob diese Regeln sinnvoll sind und ggf. das Gewicht  $y$  (durch Ermittlung oder Schätzung) einfügen.

Zusätzlich können aber aus den gegebenen Regeln auch Abschätzungen für das Gewicht der abgeleiteten Regel gewonnen werden. Nicht alle der im Folgenden beschriebenen Abschätzungen sind sinnvoll. Für die Bestimmung des  $y$  sind nur untere Grenzen interessant. Um so mehr Invarianten eine Abschätzungen neben dem ohnehin vorhandenen  $x$  benötigt, desto unbrauchbarer sind sie. Wir beschränken uns hier auf eine zusätzliche Invariante.

Sonderfälle sind  $x = 0$  und  $x = 1$ , also die Analoga zur binären Logik. Sie werden in der folgenden Unterscheidung speziell betrachtet. Da der Modus Tollens bei sicherer Prämisse in jedem Fall gilt, können die entsprechenden Regeln vorgeschlagen, automatisch hinzugefügt oder sogar implizit in den Inferenzmechanismus eingebaut werden.

**Fall 1:**  $P \xrightarrow{x} K \mid \neg K \xrightarrow{y} \neg P$

$$x = \frac{a}{a+b}, \quad y = \frac{d}{d+b} = \frac{xd}{xd+(1-x)a}$$

Randbedingung:  $a+b+d \leq 1 \Rightarrow$

$$d \leq 1 - \frac{a}{x} \qquad a \leq x(1-d) \qquad x \geq \frac{a}{1-d}$$

$$d \leq 1 - \frac{b}{1-x} \qquad b \leq (1-x)(1-d) \qquad x \leq 1 - \frac{b}{1-d}$$

Abschätzung:

$$y \leq \frac{(1-x)(1-b) - xb}{(1-x)(1+b) - b} = \frac{1-x-b}{1-x(1+b)} \qquad y \geq \frac{d}{d+(1-x)(1-d)} = \frac{1}{x + \frac{1-x}{d}}$$

$$y \leq \frac{x-a}{x(1-a)} \qquad y \geq \frac{d}{1-a}$$

### Diskussion

$$y \geq \frac{d}{d+(1-x)(1-d)} = y_{\min}$$

Für  $x = 1$  und  $d = 0$  ist  $y_{\min}$  nicht definiert.

Ist  $x$  fast 0, so ist  $y_{\min}$  kaum größer als  $d$ . D. h., dass das Minimum von  $y$  praktisch durch  $d$  bestimmt wird. Bei großem  $x$  nähert sich  $y_{\min}$  immer mehr 1 an, und ist zudem immer unabhängiger von  $d$ . Je größer  $x$  ist, desto geringer muss ein minimales  $d$  sein, um ein einigermaßen stabiles und großes  $y_{\min}$  zu erhalten.

Im Extremfall von  $x = 1$  ist  $y = 1$ . Dies entspricht dem Fall des Modus Tollens in der klassischen Logik.

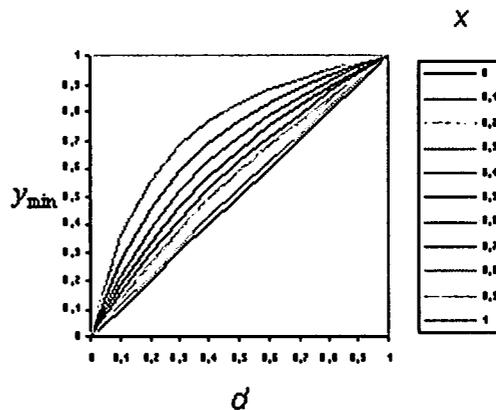


Abb. 35: Abschätzung für Fall 1

**Fall 2:**  $P \xrightarrow{x} K \mid K \xrightarrow{y} \neg P$

$$x = \frac{a}{a+b}, \quad y = \frac{c}{c+a} = \frac{c}{c + \frac{x}{1-x}b}$$

Randbedingung:  $a+b+c \leq 1 \Rightarrow$

$$c \leq 1 - \frac{a}{x} \qquad a \leq x(1-c) \qquad x \geq \frac{1-c}{a}$$

$$c \leq 1 - \frac{b}{1-x} \qquad b \leq (1-x)(1-c) \qquad x \leq 1 - \frac{b}{1-c}$$

Abschätzung:

$$y \leq \frac{x-a}{1-(1-x)(1+a)} = \frac{1}{1+\frac{xa}{x-a}}$$

$$y \geq \frac{c}{1-(1-x)(1-c)} = \frac{1}{1+x\frac{1-c}{c}}$$

$$y \leq \frac{(1-x)(1-b)-xb}{(1-x)(1-b)} = \frac{1}{1+\frac{xb}{1-x-b}}$$

$$y \geq \frac{c}{1-b}$$

### Diskussion

$$y \geq \frac{c}{1-(1-x)(1-c)} = y_{\min}$$

Für  $x = 0$  und  $c = 0$  ist  $y_{\min}$  nicht definiert.

(analog Fall 1)

Die Analogie kommt dadurch zustande, dass  $P \xrightarrow{x} K$  unter Verwendung der Vier-Felder-Tafel auch als  $K \xrightarrow{1-x} P$  interpretiert werden kann. Wird  $a$  mit  $b$  und  $c$  mit  $d$  vertauscht, so liegt die selbe Situation vor, wie bei Fall 1.

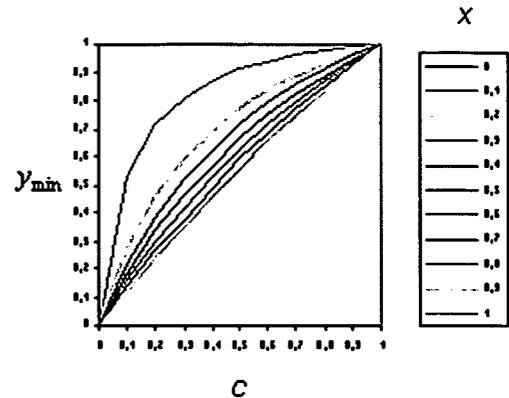


Abb. 36: Abschätzung für Fall 2

### Fall 3: $P \xrightarrow{x} K \mid K \xrightarrow{y} P$

$$x = \frac{a}{a+b}, \quad y = \frac{a}{a+c} = \frac{xb}{xb+(1-x)c}$$

Randbedingung:  $a+b+c \leq 1 \Rightarrow$

$$c \leq 1 - \frac{a}{x} \quad a \leq x(1-c)$$

$$x \geq \frac{1-c}{a}$$

$$c \leq 1 - \frac{b}{1-x} \quad b \leq (1-x)(1-c)$$

$$x \leq 1 - \frac{b}{1-c}$$

Abschätzung:

$$y \leq \frac{x(1-c)}{x(1-c)+c} = \frac{x(1-c)}{1-(1-x)(1-c)}$$

$$y \geq \frac{xb}{(1-x)(1-b)}$$

$$y \leq 1 - \frac{c}{1-b} = \frac{(1-c)(1-b)-cb}{1-b}$$

$$y \geq \frac{xa}{1-(1-x)(1+a)} = \frac{a}{1-a\frac{1-x}{x}}$$

## Diskussion

$$y \geq \frac{xa}{1-(1-x)(1+a)} = y_{\min}$$

Randbedingung:  $x \geq a$

Für  $x = 0$  und  $a = 0$  ist  $y_{\min}$  nicht definiert.

Ist  $x$  groß, so bleibt für  $c$  ein großer Spielraum, der nur von  $a$  beschränkt wird. Ist  $x$  klein und  $a > 0$ , so muss  $b$  groß sein und für  $c$  bleibt eine kleine obere Schranke, durch die das Verhältnis  $y$  groß oder gleich 1 wird.

Im Extremfall von  $x = 1$  und  $a = 1$  wird  $y = 1$ . Da  $a = 1$  nichts anderes als  $P \wedge K$  bedeutet, folgt auch klassischerweise  $K \rightarrow P$ .

$$y \geq \frac{xb}{(1-x)(1-b)} = y_{\min}$$

Randbedingung:  $x \geq b$

Ist  $x$  klein, so kann  $y_{\min}$  nur bei großem  $b$  groß werden. Ist  $x$  jedoch groß, so ist  $y_{\min} = 1$ , außer bei kleinem  $b$ . Dann reagiert  $k$  jedoch sehr sensibel auf  $b$ . (Durch das große  $x$  bleibt für  $c$  nur ein kleiner Anteil übrig.)

Im Extremfall von  $x = 1$  muss  $b = 0$  sein, während bei  $x = 0$   $b = 1$  sein muss. Über  $c$  lässt sich in beiden Situationen nichts aussagen. Diese Tatsache widerspiegelt das absolute Fehlen dieser Schlussweise in der zweiwertigen Logik.

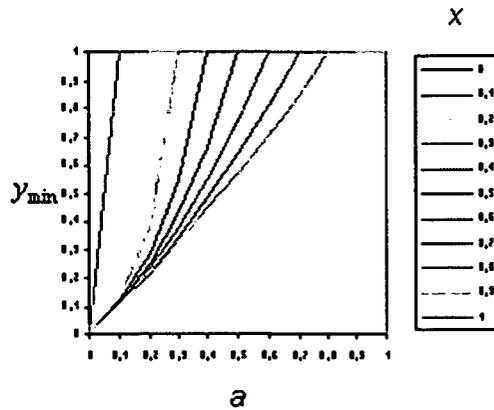


Abb. 37: Abschätzung für Fall 3a

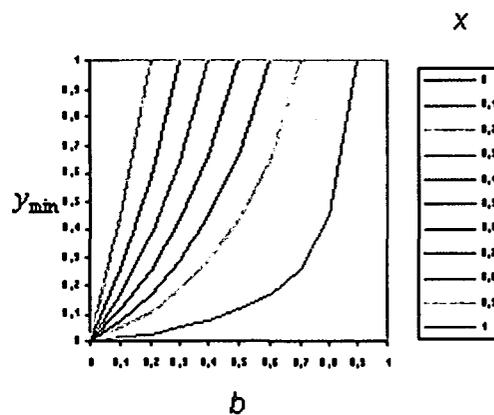


Abb. 38: Abschätzung für Fall 3b

**Fall 4:**  $P \xrightarrow{x} K \mid \neg K \xrightarrow{y} P$

$$x = \frac{a}{a+b}, \quad y = \frac{b}{b+d} = \frac{(1-x)a}{(1-x)a+xd}$$

Randbedingung:  $a+b+d \leq 1 \Rightarrow$

$$d \leq 1 - \frac{a}{x} \quad a \leq x(1-d)$$

$$x \geq \frac{a}{1-d}$$

$$d \leq 1 - \frac{b}{1-x} \quad b \leq (1-x)(1-d)$$

$$x \leq 1 - \frac{b}{1-d}$$

Abschätzung:

$$y \leq \frac{(1-x)(1-d)}{d+(1-x)(1-d)} = \frac{1-d}{1+d \frac{x}{1-x}}$$

$$y \geq \frac{(1-x)a}{x(1-a)}$$

$$y \leq \frac{(1-d)(1-a) - da}{1-a}$$

$$y \geq \frac{(1-x)b}{(1-x)(1+b) - b} = \frac{b}{1 - b \frac{x}{1-x}}$$

### Diskussion

$$y \geq \frac{(1-x)b}{(1-x)(1+b) - b} = y_{\min}$$

Randbedingung:  $x \geq a$

Für  $x = 1$  ist  $y_{\min}$  nicht definiert.

(analog Fall 3 - 1. Abschätzung)

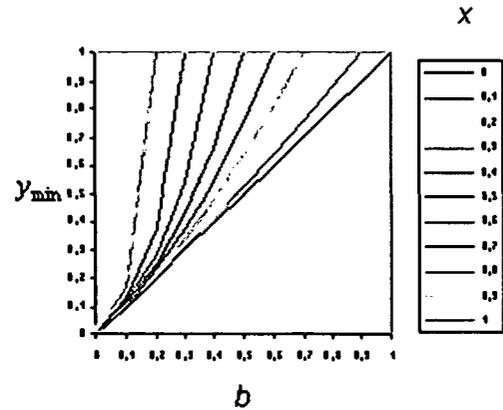


Abb. 39: Abschätzung für Fall 4a

$$y \geq \frac{(1-x)a}{x(1-a)} = y_{\min}$$

Randbedingung:  $x \geq a$

Für  $x = 0$  oder  $a = 1$  ist  $y_{\min}$  nicht definiert.

(analog Fall 3 - 2. Abschätzung)

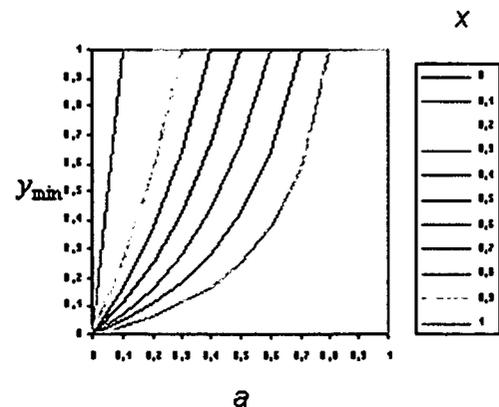


Abb. 40: Abschätzung für Fall 4b

## 6.9.2. Verwendung von Widerspruchsfreiheit

Im letzten Kapitel wurde beschrieben, welche Wertebereiche für Interpretationen unter bestimmten Voraussetzungen möglich sind. Wird das Tertium Non Datur zwar abgelehnt, inkonsistente Entitäten aber ausgeschlossen, so kann der Modus Tollens bis zu einem gewissen Grad verwendet werden, ohne zusätzliche Informationen zu benötigen. Damit lassen sich Rückschlüsse direkt in die Inferenz aufnehmen. Diese Bedingungen sind zwar nicht eigentliches Thema dieser Arbeit. Da diese Inferenzerweiterung aber sehr „schön“ ist und sich richtig gehend anbietet, sollen ihr ein paar Zeilen gewidmet werden. Sie ist für jede intervallwertige Fuzzy-Logik verwendbar.

## Beispiel

$$R: P \longrightarrow K$$

$$I(K) := [0,6; 0,8]$$

(Hier sei die Intervallnotation [Evidenz; 1 - Kontraevidenz] verwendet.)

$$I(R) := 0,9$$

Wäre  $I(P) \wedge I(R) > 0,8$ , so würde das zu einem Widerspruch von  $K$  führen.

$$\Rightarrow I(P) \wedge I(R) \leq 0,8$$

Da  $I(R)$  konstant ist, bedeutet das weiter zurückverfolgt:

min/max:

$$I(R) > 0,8 \Rightarrow I(P) \leq 0,8, \text{ d. h. } I(P) = [0; 0,8]$$

probabilistisch:

$$I(P) \leq \frac{I(K)}{I(R)} = \frac{0,8}{0,9}, \text{ d. h.: } I(P) = [0; 0,88888]$$

## Erweiterung der Deduktion

$$R: P \xrightarrow{(n^+ / n^-)} K, I(P) = (p^+ / p^-), I(K) = (k^+ / k^-)$$

Rückschluss mittels oberer Schranke der Konklusion:

$$p \wedge n^+ \leq 1 - k^-$$

$$[p^+; 1 - p^-] \wedge n^+ \leq 1 - k^-$$

$$1 - p^- \wedge n^+ \leq 1 - k^- \quad : n \text{ konstant}$$

$$1 - p^- \leq \tilde{\wedge}(n^+, 1 - k^-) \quad : \tilde{\wedge} \text{ ist die „inverse Funktion“ zur Konjunktion (s. u.)}$$

$$p^- \geq 1 - \tilde{\wedge}(n^+, (1 - k^-))$$

analog: Rückschluss mittels unterer Schranke der Konklusion:

$$p \wedge n^- \leq 1 - k^+$$

$$p^- \geq 1 - \tilde{\wedge}(n^-, (1 - k^+))$$

Damit können wir die Deduktion erweitern:

$$I_{(i)}(P \longrightarrow K) = (n^+ / n^-), \quad I_{(i)}(P) = (p^+ / p^-), \quad I_{(i)}(K) = (k^+ / k^-)$$

$$\vdash I_{(i+1)} = I_{(i)}^{K; (p^+ \wedge n^+ / p^- \wedge n^-)}, \quad I_{(i+1)} = I_{(i)}^{P; (0 / 1 - (\tilde{\wedge}(n^+, 1 - k^-) \wedge \tilde{\wedge}(n^-, 1 - k^+))}$$

## Rückschluss-Junktoren

Für die verwendete Konjunktion und Disjunktion muss eine Art „inverse Funktion“ definiert werden, um vom Ergebnis rückschließen zu können.

$$\text{min/max Konjunktion: } \tilde{\wedge}_m(a, b) := \begin{cases} a & \longleftarrow a < b \\ 1 & \longleftarrow a = b \\ n.def. & \longleftarrow a > b \end{cases}$$

$$\text{min/max Disjunktion: } \tilde{\vee}_m(a, b) := \begin{cases} a & \longleftarrow a > b \\ 0 & \longleftarrow a = b \\ n.def. & \longleftarrow a < b \end{cases}$$

$$\text{probabilistische Konjunktion: } \tilde{\wedge}_p(a, b) := \begin{cases} \frac{a}{b} & \longleftarrow b > 0 \\ 0 & \longleftarrow b = 0, a = 0 \\ n.def & \longleftarrow b = 0, a > 0 \end{cases}$$

$$\text{probabilistische Disjunktion: } \tilde{\vee}_p(a, b) := \begin{cases} 1 - \frac{1-a}{1-b} & \longleftarrow b < 1 \\ 1 & \longleftarrow b = 1, a = 1 \\ n.def & \longleftarrow b = 1, a < 1 \end{cases}$$

Negation:  $\tilde{\neg}(a) := \neg(a) = 1 - a$

## 6.10. Untersuchungsvorschläge

In der praktischen Verwendung eines Konsultationssystems werden erste bekannte Daten über den Patienten eingegeben und die daraus folgenden Diagnosen betrachtet. Üblicherweise sind diese Möglichkeiten aber nur eine erste Näherung, die zu weiterer Analyse motivieren soll. Im Sinn der Differenzialdiagnose versuchen man weitere Symptome zu evaluieren, um vorgeschlagene Diagnosen zu erhärten oder auszugrenzen, oder man sammelt unabhängig von Diagnosehypothesen weitere Symptome, um neue Diagnosen zu erzeugen.

Ein wissensbasierter Ansatz wäre eine Erweiterung der Wissensbasis mit Regeln, die jeder Diagnose passende Untersuchungsvorschläge zuordnet. Diese Regeln können im Rahmen einer eigenen Regelgruppe aktiviert werden.

In diesem Kapitel wollen wir uns allerdings nur mit der automatischen Erstellung von Untersuchungsvorschlägen beschäftigen.

### Mögliche Fragestellungen

Vorhandene Diagnosen können

- erhärtet (um eine höhere positive Evidenz zu erhalten) oder
- abgeschwächt werden (um eine höhere negative Evidenz zu erhalten).

Betrachten wir mögliche Fragestellungen bei der Erstellung von Untersuchungsvorschlägen:

**Klärung einer Diagnose:** „Wie kann eine gegebene Diagnose erhärtet oder abgeschwächt werden?“

**Klärung zweier Diagnosen:** „Wie können zwei Diagnosen voneinander abgegrenzt werden?“ Dies kann durch Erhärtung oder Abschwächung von zumindest einer der beiden Diagnosen geschehen.

**Klärung zwischen zwei Gruppen von Diagnosen:** Dies ist eine Verallgemeinerung der vorherigen Fragestellung. Anstatt einer Diagnose wie im vorigen Fall liegen nun ganze Diagnosegruppen vor, von denen jede Diagnose einzeln betrachtet werden muss.

**Klärung aller Diagnosen einer Gruppe von Diagnosen:** „Wie kann ich mir ein klareres Bild über eine Menge von Diagnosen machen?“ Jede diese Diagnosen muss betrachtet und analysiert werden.

Alle diese Fragen lassen sich auf die erste zurückführen, die ggf. an mehreren Diagnosen angewendet werden muss. Im Fall einer Unterscheidung zwischen zwei Diagnosen (oder Diagnosegruppen) haben allerdings jene Untersuchungen höhere Bedeutung, die eine Diskrimination zwischen den beiden Diagnosen erzielen, was in der Bewertung, d. h. in der Ausgabe der Ergebnisse berücksichtigt werden kann.

## 6.10.1. Lösungsmöglichkeiten

### Vollständige Suche

Der einfachste Weg ist natürlich, alle möglichen Bewertungen der Entitäten (eingeteilt in Äquivalenzklassen) zu berechnen und dann die Kombinationen von Untersuchungen anzugeben, die die besten Ergebnisse erzielen. Bei größeren Wissensbasen führt dies allerdings zu unbrauchbaren Berechnungszeiten.

### Rückschluss mit Diagnose-Symptom-Regeln

Verwendet man Diagnose-Symptom-Beziehungen, um auf relevante Symptome zu kommen, so lässt sich aus dem damit verwendeten Maß noch nicht schließen, wie groß die Beweiskraft dieser Symptome für die gegebene Diagnose ist. Daher ist dieser Weg nur unter besonderen Voraussetzungen verwendbar: Wenn zu den Diagnose-Symptom-Beziehungen ausreichend viele Symptom-Diagnose-Beziehungen vorhanden sind (im Extremfall treten alle Regeln paarweise auf), kann mit allen Variationen (von maximal  $x$  Elementen) der gefundenen Symptome eine Inferenz gestartet werden kann. Ausgewählt werden die Variationen mit den besten Ergebnissen.

Ein Spezialfall dessen ist das Setzen der Gewichte wie bei Bayes'schen Netzen, bei denen von einer vollständigen und komplementären Beschreibung ausgegangen werden kann. In diesem Fall reicht die Schlussfolgerung mittels Diagnose-Symptom-Beziehungen aus.

### Rückschluss mit Ausschluss von Diagnosen

Ein weiterer Spezialfall ist die Verwendung von Regeln mit den Gewichten 0 oder 1, wie er in CADIAG-II auftritt. In diesen Fällen kann der Modus Tollens ( $P \longrightarrow K, \neg K \mid \vdash \neg P$ ) mit Sicherheit angewendet und die Prämisse ausgeschlossen werden. Eine weitere Einschränkung dieser Methode ist die Tatsache, dass die Ergebnisse der Untersuchungen nur dann Sinn haben, wenn sie Werte von exakt 0 bzw. 1 ergeben.

### Beweisende Symptome

CADIAG-II verwendet als binäre Vereinfachung die Ausgabe aller noch nicht untersuchten oder nicht bewerteten aber beweisenden Symptome (Regelgewicht ist 1).

## Gradientenverfahren

In der Arbeit von Laurenz Brein [Brein 97] wird ein Vorschlag präsentiert, der sich die (affine) Linearität der probabilistischen Operatoren zunutze macht. Ausgehend von einer gewünschten Differenz einer Diagnosebewertung wird zurückgeschlossen, welche Bewertungsdifferenzen der Prämissen aller entsprechenden Regeln die gegebene Differenz verursachen würden. Da dieses Rückschlussverfahren weitgehend (affin) linear ist, kann es auch als heuristisches Maß für die Reihung der Untersuchungsvorschläge verwendet werden.

Ein wesentlicher Nachteil dieses Vorschlags ist, dass er nur für probabilistische Operatoren verwendbar ist. Die min/max-Operatoren sind nicht linear und damit nicht für ein Gradientenverfahren geeignet.

## Bewertungsintervalle durch Rückschluss

Eine weitere Möglichkeit zu Berechnung von Untersuchungsvorschlägen ist die rück-schließende Berechnung der Intervalle, die die Prämissen einer Regel einnehmen müssen, um ein gefordertes Minimum der Konklusion zu erreichen. Dieses Verfahren bietet zwar schwächere Vergleichsmöglichkeiten als das Gradientenverfahren, ist aber für alle Operatoren und jede Art von regelbasierter Inferenz einsetzbar.

## 6.10.2. Bewertungsintervalle durch Rückschluss

Gegeben ist die untere Schranke einer Entität, deren Evidenz erhöht werden soll. Mit Hilfe eines rekursiven Rückschlusses wird bestimmt, welche Entitäten dazu untersucht werden müssen, und in welchen Intervallen diese dabei liegen müssen. Die Rekursion erfolgt so lange, bis Entitäten erreicht werden, die als mögliche Untersuchungen angegeben sind. Kern der Methode ist die Funktion  $DI$ , die den Rückschluss für eine Symptomkombination durchführt.

Ein wesentliches Merkmal dieses Verfahrens ist die Ausgabe von Symptomgruppen, von denen jede enthaltene Entität getestet werden muss, um eine Klärung der gegebenen Diagnose zu erreichen. In vielen Situationen reicht ein Symptom alleine nicht aus. Ist z. B. bei der Regel  $A \wedge B \longrightarrow C$  weder von  $A$  noch von  $B$  ein ausreichend großer Wert vorhanden, müssen beide getestet werden, um eine Erhöhung von  $C$  zu erhalten.

## Beispiel

gegeben

$$R: \wedge(S_1, S_2, S_3) \xrightarrow{I(R)=0,8} K$$

$$I(K) = \wedge(I(P), I(R))$$

$$: I(R) = 0,8 \text{ konstant}$$

$$I(P) = \wedge(I(S_1), I(S_2), I(S_3))$$

$$I(S_1) := 0,7$$

$$I(S_2) := 0,4$$

$$I(S_3) := 0,2$$

$$K \geq 0,5$$

$S_1, S_2$  und  $S_3$  seien Untersuchungen  
min/max-Operatoren

(Bemerkung: Für CADIAG-II ist ein eigenes Intervall der möglichen Werte zu führen, während bei CADIAG-IV die Fuzzy-Zahlen der Evidenz und Kontraevidenz verwendet werden können.)

## Berechnung

$$K \geq 0,5$$

$$K = \wedge(P, 0,8):$$

$$\min(P, I(R)) \geq 0,5$$

$$I(R) = 0,8 \text{ konstant} \Rightarrow P \geq 0,5$$

(Wäre  $I(R) < 0,5$ , so könnte die geforderte untere Schranke von  $K$  nicht erreicht werden.)

$P$ : muss untersucht werden

$$P \geq 0,5$$

$$P = \wedge(S_1, S_2, S_3):$$

$$\min(S_1, S_2, S_3) \geq 0,5$$

$S_1$ : hat bereits die geforderte Größe

$S_2, S_3$ : müssen untersucht werden

$$S_2 \geq 0,5$$

$S_2$  ist eine Untersuchung und kann auch nicht mehr berechnet werden, weil keine Regel dafür vorhanden ist:  $S_2 \in [0,5; 1]$

$$S_3 \geq 0,5$$

$S_3$  ist eine Untersuchung und kann auch nicht mehr berechnet werden, weil keine Regel dafür vorhanden ist:  $S_3 \in [0,5; 1]$

$$P \in [0,5; 0,7]$$

$$K \in [0,5; 0,7]$$

## Resultat

Um eine minimale Bewertung von  $K$  von 0,5 zu erhalten, müssen  $S_2$  und  $S_3$  untersucht werden. Erzielen sie jeweils einen Wert von mindestens 0,5, so ist ein Wert für  $K$  von mindestens 0,5 und höchstens 0,7 möglich. Mehr als 0,7 geht nicht, weil der Wert von  $S_1$  nur 0,7 ist.

Bemerkung: Würde ein minimales  $K$  von 0,8 gefordert, so müsste auch  $S_1$  untersucht werden, und man erhält ein  $K$  im Intervall  $[0,8; 0,8]$ . Über 0,8 kann ein Wert, der durch diese Regel berechnet wird, nie hinaus gehen, weil das Regelgewicht nicht mehr zulässt.

Bemerkung: Da  $\min$  für die Konjunktion verwendet wird, kann man sagen, dass sowohl  $S_2$ , als auch  $S_3$  in  $[0,5; 1]$  liegen muss. Im Fall von probabilistischen Operatoren lässt sich nur die gemeinsame Aussage treffen, dass die Konjunktion von  $S_1$  und  $S_2$  in  $[0,5; 1]$  liegen muss.

## Die Rückschlussfunktion $DI$

Die Rückschlussfunktion  $DI$  (diagnosis interval) berechnet für jede Symptomkombination, welche ihrer Operanden untersucht werden müssen und welche Werte dabei herauskommen müssen, um ein gewünschtes Minimum für das Ergebnis zu erhalten.

### input

Symptomkombination bestehend aus einem Operator und den Entitäten, auf denen er angewendet wird,

zu erreichendes Minimum für die Bewertung der Symptomkombination,

Menge der Entitäten, die während der Berechnung für diese Symptomkombination bereits durchlaufen wurden (für die Erkennung von Zyklen).

## output

- Liste der Entitätengruppen, die untersucht werden müssen,
- zu jeder dieser Entitätengruppen Angabe der Intervalle, in denen die zugehörigen Evidenzen liegen müssen,
- Angabe, ob das geforderte Minimum erreicht werden kann,
- Angabe, in welchem Intervall das Resultat liegen kann.

$DI(S, m, H(S)) := (C(S), P(S), V(S))$	:	Symptomkombination
$S = O(E_1, E_2)$	:	(ggf. rekursiv berechnete) Entitäten
$E_1, E_2$	:	Menge der durchlaufenen Entitäten (history)
$H(S)$	:	Minimum für das Ergebnis von $S$
$m$	:	Bedingungen für $m$
$C(S) = \{(C_1(S), V_1(S)), (C_2(S), V_2(S)), \dots\}$	:	Menge von Entitäten, die gemeinsam eintreten müssen
$C_i(S)$	:	Intervall, in dem die Konjunktion der Elemente von $C_i(S)$ liegen muss
$V_i(S)$	:	Möglichkeit von $S$
$P(S) \in \{true, false\}$	:	CADIAG-II
$V(S) = [V(S)_u, V(S)_o]$	:	CADIAG-IV
$V(S) = ([V(S)_u^+, V(S)_o^+] / [V(S)_u^-, V(S)_o^-])$	:	Intervall, in dem $S$ liegen kann

$DI$  muss für jeden Operator extra definiert werden. Die Angabe der Entitätengruppen entspricht der DNF (disjunktive Normalform) der Bedingung: jedes Element der Liste entspricht einem konjunktiven Term und die gesamte Liste der disjunktiven Verknüpfung der Terme. Zu jedem Term ist zusätzlich angegeben, in welchem Intervall sein Wert liegen muss.

Im Folgenden seien die Definitionen für die min/max- und die probabilistischen Operatoren für 2 Parameter angegeben.

### Konjunktion: min/max

$S = \min(E_1, E_2)$	
$DI(E_1, m, H(S) \cup E_1) = (C(E_1), P(E_1), V(E_1))$	
$DI(E_2, m, H(S) \cup E_2) = (C(E_2), P(E_2), V(E_2))$	
$C(S) := \{ (C_1(E_1) \cup C_1(E_2), V_1(E_1) \cap V_1(E_2)), (C_1(E_1) \cup C_2(E_2), V_1(E_1) \cap V_2(E_2)), \dots, (C_2(E_1) \cup C_1(E_2), V_2(E_1) \cap V_1(E_2)), (C_2(E_1) \cup C_2(E_2), V_2(E_1) \cap V_2(E_2)), \dots \}$	
(Wenn $C(E_1)$ leer ist, gilt $C(S) := C(E_2)$ — und umgekehrt.)	
$P(S) := true \Leftrightarrow P(E_1) = true, P(E_2) = true, C(S)$ ist widerspruchsfrei	
$V(S) := [\min(V(E_1)_u, V(E_2)_u), \min(V(E_1)_o, V(E_2)_o)]$	: CADIAG-II
$V(S) := ([\min(V(E_1)_u^+, V(E_2)_u^+), \min(V(E_1)_o^+, V(E_2)_o^+)] / [\max(V(E_1)_u^-, V(E_2)_u^-), \max(V(E_1)_o^-, V(E_2)_o^-)])$	: CADIAG-IV

### Konjunktion: probabilistisch

$S = E_1 \otimes E_2$	
$DI(E_1, m, H(S) \cup E_1) = (C(E_1), P(E_1), V(E_1))$	

$$\begin{aligned}
DI(E_2, m, H(S) \cup E_2) &= (C(E_2), P(E_2), V(E_2)) \\
C(S) &:= \{ (C_1(E_1) \cup C_1(E_2), V_1(E_1) \cdot V_1(E_2)), (C_1(E_1) \cup C_2(E_2), V_1(E_1) \cdot V_2(E_2)), \dots, \\
&\quad (C_2(E_1) \cup C_1(E_2), V_2(E_1) \cdot V_1(E_2)), (C_2(E_1) \cup C_2(E_2), V_2(E_1) \cdot V_2(E_2)), \dots \} \\
&\quad \text{(Wenn } C(E_1) \text{ leer ist, gilt } C(S) := C(E_2) \text{ — und umgekehrt.)} \\
P(S) &:= true \Leftrightarrow P(E_1) = true, P(E_2) = true, C(S) \text{ ist widerspruchsfrei} \\
V(S) &:= [V(E_1)_u \otimes V(E_2)_u, V(E_1)_o \otimes V(E_2)_o] && : \text{ CADIAG-II} \\
V(S) &:= ( [V(E_1)_u^+ \otimes V(E_2)_u^+, V(E_1)_o^+ \otimes V(E_2)_o^+] / \\
&\quad [V(E_1)_u^- \otimes V(E_2)_u^-, V(E_1)_o^- \otimes V(E_2)_o^-] ) && : \text{ CADIAG-IV}
\end{aligned}$$

### Disjunktion: min/max

$$\begin{aligned}
S &= \max(E_1, E_2) \\
DI(E_1, m, H(S) \cup E_1) &= (C(E_1), P(E_1), V(E_1)) \\
DI(E_2, m, H(S) \cup E_2) &= (C(E_2), P(E_2), V(E_2)) \\
C(S) &:= C(E_1) \cup C(E_2) \\
P(S) &:= true \Leftrightarrow P(E_1) = true, P(E_2) = true, C(S) \text{ ist widerspruchsfrei} \\
V(S) &:= [\max(V(E_1)_u, V(E_2)_u), \max(V(E_1)_o, V(E_2)_o)] && : \text{ CADIAG-II} \\
V(S) &:= ( [\max(V(E_1)_u^+, V(E_2)_u^+), \max(V(E_1)_o^+, V(E_2)_o^+)] / \\
&\quad [\min(V(E_1)_u^-, V(E_2)_u^-), \min(V(E_1)_o^-, V(E_2)_o^-)] ) && : \text{ CADIAG-IV}
\end{aligned}$$

### Disjunktion: probabilistisch

$$\begin{aligned}
S &= E_1 \oplus E_2 \\
DI(E_1, m, H(S) \cup E_1) &= (C(E_1), P(E_1), V(E_1)) \\
DI(E_2, m, H(S) \cup E_2) &= (C(E_2), P(E_2), V(E_2)) \\
C(S) &:= C(E_1) \cup C(E_2) \\
P(S) &:= true \Leftrightarrow P(E_1) = true, P(E_2) = true, C(S) \text{ ist widerspruchsfrei} \\
V(S) &:= [V(E_1)_u \oplus V(E_2)_u, V(E_1)_o \oplus V(E_2)_o] && : \text{ CADIAG-II} \\
V(S) &:= ( [V(E_1)_u^+ \oplus V(E_2)_u^+, V(E_1)_o^+ \oplus V(E_2)_o^+] / \\
&\quad [V(E_1)_u^- \otimes V(E_2)_u^-, V(E_1)_o^- \otimes V(E_2)_o^-] ) && : \text{ CADIAG-IV}
\end{aligned}$$

### Negation: CADIAG-II

$$\begin{aligned}
S &= I - E \\
DI(E, m, H(S) \cup E) &= (C(E), P(E), V(E)) \\
C(S) &:= C(E) \\
P(S) &:= true \Leftrightarrow P(E) = true \\
V(S) &:= [1 - V(E)_o, 1 - V(E)_u]
\end{aligned}$$

### Negation: CADIAG-IV

$$\begin{aligned}
S &= (S^+ / S) = \neg E = (E / E^+) \\
DI(E, m, H(S) \cup E) &= (C(E), P(E), V(E)) \\
C(S) &:= C(E) \\
P(S) &:= true \Leftrightarrow P(E) = true \\
V(S) &:= (V(E)^- / V(E)^+)
\end{aligned}$$

### Mehrfache Parameter

Sind für die Konjunktion bzw. Disjunktion mehr als zwei Parameter gegeben, erfolgt die Berechnung analog. Zu beachten ist, dass alle Kombinationen von Parametern

getestet werden müssen. Ist z. B. eine Konjunktion mit den Parametern  $S_1$ ,  $S_2$  und  $S_3$  gegeben, so müssen die Untersuchungen  $\{S_1\}$ ,  $\{S_2\}$ ,  $\{S_3\}$ ,  $\{S_1, S_2\}$ ,  $\{S_1, S_3\}$ ,  $\{S_2, S_3\}$  und  $\{S_1, S_2, S_3\}$  überprüft werden. Viele dieser Kombinationen werden zu keinem Ergebnis führen ( $P(\cdot) = false$ ). Nur wenn keine der möglichen Kombinationen unmöglich ist, muss  $P(\cdot)$  für die Symptomkombination *false* gesetzt werden.

### Widerspruchsfreiheit der Bedingungen $C(E)$

Die Menge der Bedingungen  $C(E)$  ist genau dann widerspruchsfrei, wenn bei allen ihren Elementen das zugehörige Intervall  $V_i(E)$  nicht leer ist. (D. h.: wenn die Symptomkombination erfüllbar ist.)

### Ende der Rekursion

Die Funktion  $DI$  wird ausgehend von der initialen Symptomkombination rekursiv durchgeführt, bis eine der folgenden Bedingungen erfüllt ist:

#### Konstante

Wenn eine Entität  $E$  konstant ist (z. B. wenn es sich um ein Regelgewicht handelt), kann und muss nicht mehr weiter gerechnet werden.

$$\begin{aligned} C(E) &:= \{\{\{E\}, [I(E), I(E)]\}\} \\ P(E) &:= true \Leftrightarrow I(E) \geq m \\ V(E) &:= I(E) \end{aligned}$$

#### Untersuchungsergebnis

Bei Entitäten  $E$ , die als Untersuchungen definiert sind, muss nicht weiter gerechnet werden.

$$\begin{aligned} C(E) &:= \{\{\{E\}, [m, 1]\}\} \\ P(E) &:= true \\ V(E) &:= [m, 1] && : \text{CADIAG-II} \\ V(E) &:= ([m, 1] / 0) && : \text{CADIAG-IV} \end{aligned}$$

Es ist jedoch sinnvoll, die Untersuchung als Möglichkeit anzunehmen und dennoch weiter zu rechnen, für den Fall, dass  $E$  auch von einem anderen Untersuchungsergebnis berechnet werden kann. Dazu muss man nur die oben angeführten Werte mit den weiterverfolgten disjunktiv verknüpfen.

#### Keine Regel vorhanden

Eine Entität  $E$  kann nur dann weiterverfolgt werden, wenn es eine Regel gibt, die  $E$  berechnet. Andernfalls gibt es für die gesuchte Entität keinen Untersuchungsvorschlag.

$$\begin{aligned} C(E) &:= \{\} \\ P(E) &:= false \\ V(E) &:= v && : \text{CADIAG-II} \\ V(E) &:= 0 && : \text{CADIAG-IV} \end{aligned}$$

#### Zyklus

Wird eine Symptomkombination direkt oder indirekt von sich selbst aufgerufen, ist die Rekursion ebenfalls beendet. Keine weitere Information kann hinzukommen.

$$\begin{aligned} C(E) &:= \{\} \\ P(E) &:= true \end{aligned}$$

$V(E) := v$   
 $V(E) := 0$

: CADIAG-II  
: CADIAG-IV

## Diskussion

Dieses Verfahren ist insofern optimal, dass damit alle möglichen Bewertungen berücksichtigt und angegeben werden. D. h.: Alle möglichen, minimalen Interpretationen werden erkannt. Mit minimal ist dabei gemeint: Ist eine Entitätengruppe  $EG_1$  in einer anderen  $EG_2$  enthalten und ist ihr Intervall kleiner oder gleich dem von  $EG_2$ , so ist  $EG_1$  kleiner als  $EG_2$ .

Nach Beendigung der Berechnungen ist es sinnvoll, eine „Säuberung“ der Bedingungen  $C(.)$  durchzuführen. Da diese Liste eine DNF darstellt, können ihre Terme bei gleichem Intervall ggf. vereinheitlicht oder vereinfacht werden, was die Ausgabe von redundanten Vorschlägen vermeidet. Für die Reihung der gefundenen Symptome empfiehlt sich (neben den allgemeinen, methodenunabhängigen Kriterien, die unten besprochen werden) die Bevorzugung kleinerer unterer Intervallwerte vor großen.

## Konklusion

Jeder Untersuchungsvorschlag kann durch den rekursiven Aufruf der Funktion  $DI$  berechnet werden, unabhängig von der Beschaffenheit der Wissensbasis und den verwendeten Operatoren. Voraussetzung ist allerdings die Definition einer  $DI$ -Funktion für jeden verwendeten Operator.

Besondere Eigenschaften sind die zusätzliche Angabe der möglichen Werte für die Diagnose und die Berücksichtigung, dass in vielen Fällen Kombinationen von Untersuchungen notwendig sind.

## 6.10.3. Ausgabe der Ergebnisse

Für die Ausgabe der Untersuchungsvorschläge gelten die selben Unterscheidungen wie für die Ausgabe der Inferenzergebnisse. Neben den Möglichkeiten der Klassifizierung oder Auswahl können auch die Untersuchungsvorschläge sortiert aufgelistet werden. Unterschiedliche Methoden zur Berechnung der Untersuchungsvorschläge haben ihre eigenen Ranking-Maße. Darüber hinaus lassen sich allgemeine Kriterien angeben:

Von besonderer Bedeutung sind die **Kosten** und die **Effizienz** der Untersuchungen.

Im Fall von **diskriminierenden Untersuchungsvorschlägen** haben diejenigen Vorrang, die einen größeren Unterschied zwischen den zu unterscheidenden Diagnosen erzielen.

CADIAG-II verwendet eine **spezielle, gegebene Klassifikation** der Untersuchungen [Adlassnig 83]:

1. Klasse: einfach zu erhebende Symptome und Routine-Laboruntersuchungen; z. B.: Anamnese, Allgemeinstatus, Blutdruck
2. Klasse: speziell zu erhebende Symptome und Spezial-Laboruntersuchungen; z. B.: Harnchemie, Gerinnungsbefunde, Blutbild

3. Klasse: für den Patienten schmerzhaft, gefährliche oder finanziell aufwändige Untersuchungen; z. B.: Punktion, Röntgen, Ultraschall, CT

Durch die Verwendung von gegebenen Untersuchungsgruppen lässt sich die Ausgabe in vielen Fällen vereinfachen. Oftmals werden verwandte Symptome gemeinsam erhoben (z. B. innerhalb der Anamnese, eines Blutbefundes, von Routineuntersuchungen, ...). Werden in einer Regel derartig verwandte Symptome verwendet, können sie einheitlich angegeben werden.

Genauso wie bei der Inferenz ist auch hier eine Erklärungskomponente für die Untersuchungsvorschläge notwendig, die z. B. schrittweise beschreibt, welche Berechnungen durchgeführt wurden.

## 6.11. Abdeckung der Symptome

Wurde die Inferenz durchgeführt, so erscheint (bei einem Konsultationssystem) eine Liste von Diagnosen. Ist der Benutzer mit diesen Vorschlägen nicht zufrieden, kann er weitere Symptome (ggf. nach Einholung von zusätzlichen Befunden) eingeben und die Inferenz von neuem starten. Nehmen wir nun an, dass in der Ergebnisliste bereits eine oder mehrere Diagnosen erscheinen, die dem Benutzer plausibel erscheinen. Er markiert diese Diagnosen als akzeptiert und möchte nun wissen, wie gut sie den Zustand des Patienten beschreiben, d. h. welche der gegebenen Symptome durch die ausgewählten Diagnosen erklärt werden können.

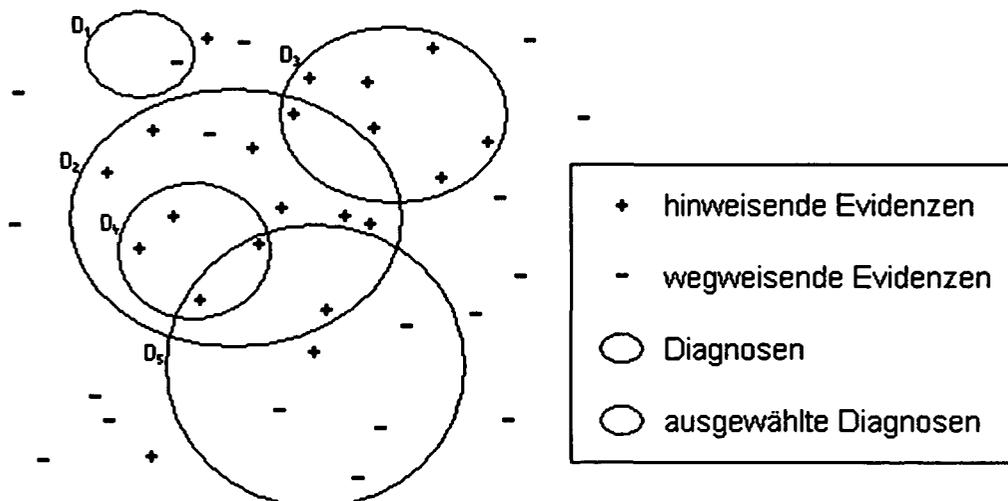


Abb. 41: allgemeine Situation für das Auffinden von Diagnosen:  
Gesucht sind jene Diagnosen, die die gegebenen Symptome möglichst gut beschreiben.

Für eine Analyse, welche Entitäten als nicht abgedeckt in Frage kommen, muss folgende Unterscheidung vorgenommen werden:

$E$  sei die Menge aller Entitäten.

$D \subseteq E$  sei die Menge der ausgewählten Entitäten

$E_{unabh}(D) \subseteq E$  sei die Menge aller Entitäten, die von  $D$  unabhängig sind.

$E_{abh}(D) \subseteq E$  sei die Menge aller Entitäten, die mit  $D$  (durch die generische Wissensbasis) in Beziehung stehen.

Somit gilt:  $E_{unabh}(D) \cup E_{abh}(D) \cup D = E$

Auf der Suche nach den nicht abgedeckten Entitäten können alle nicht definierten ausgeschlossen werden, weil über sie keine Aussage getroffen werden kann, und zwar weder, ob sie  $D$  widersprechen, noch ob sie zusätzliche Informationen bieten. Was bleibt, sind folgende zwei Fälle:

### Bisher nicht betrachtete Informationen

„Gibt es Beschwerden ohne ausreichende Erklärung?“ Sind in der Menge  $E_{unabh}(D)$  definierte Entitäten vorhanden, so stellen sie Informationen dar, die Hinweise auf zusätzliche Erkrankungen bieten können.

### Unschlüssige Informationen

„Gibt es Beschwerden, die der endgültigen Diagnose widersprechen?“ Stehen in der Menge  $E_{abh}(D)$  Entitäten, deren Bewertung nicht mit den ausgewählten Diagnosen konform gehen, so sind sie ebenfalls zu bedenken, um ein vollständigeres Bild über den Zustand des Patienten zu erhalten.

Betrachten wir nun die möglichen Abhängigkeiten ( $D \in D, S \in E_{abh}(D)$ , definiert):

- |     |   |  |
|-----|---|--|
| (1) | $D, D \xrightarrow{x} S, S$<br>(analog: $D, D \xrightarrow{x} \neg S, \neg S$ )   | $S$ stimmt mit $D$ überein und muss nicht mehr beachtet werden.  |
| (2) | $D, D \xrightarrow{x} S, \neg S$<br>(analog: $D, D \xrightarrow{x} \neg S, S$ )   | $S$ stimmt mit $D$ nicht überein und ist daher ein nicht abgedecktes Symptom.  |
| (3) | $D, \neg D \xrightarrow{x} S$<br>(analog: $D, \neg D \xrightarrow{x} \neg S$ )  | Die Bedingung der Regel tritt nicht ein. Somit ist im engeren Sinn keine Abhängigkeit vorhanden.   |
| (4) | $D, S \xrightarrow{x} D, S$<br>(analog: $D, \neg S \xrightarrow{x} D, \neg S$ )   | $S$ stimmt mit $D$ überein und muss nicht mehr beachtet werden.  |
| (5) | $D, S \xrightarrow{x} \neg D, S$<br>(analog: $D, \neg S \xrightarrow{x} \neg D, \neg S$ )<br>(kann nur in CADIAG-IV auftreten)                                      | In diesem Fall tritt ein Widerspruch bei $D$ auf. Da sich der Benutzer für $D$ entschieden hat, sollte er darauf aufmerksam gemacht werden, dass diese Entscheidung mit $S$ (und dessen Konsequenz) unverträglich ist. |
| (6) | $D, S \xrightarrow{x} D, \neg S,$<br>$D, S \xrightarrow{x} \neg D, \neg S$<br>(analog: $D, \neg S \xrightarrow{x} D, S,$<br>$D, \neg S \xrightarrow{x} \neg D, S$ ) | Die Bedingung der Regel tritt nicht ein. Somit ist im engeren Sinn keine Abhängigkeit vorhanden.   |

Als Kandidaten kommen also nur die Fälle (2) und (5) in Frage. Für ein Maß der Unverträglichkeit kann das Maß der Inkonsistenz ( $K_{ons}$ ) dienen, die sich durch die gemeinsame Annahme von  $S$  und  $D$  ergibt (Fall (2):  $S \wedge \neg S$ , Fall (5):  $D \wedge \neg D$ ).

Ist die Prämisse eine zusammengesetzte Symptomkombination, so gilt das Gesagte für alle darin vorkommenden Entitäten.

## Konklusion

Als nicht abgedeckte Entitäten können also dreierlei Arten vorkommen:

**unabhängige Entitäten:** definierte Entitäten  $S$  aus  $E_{unabh}(D)$

**nachbedingt abhängige Entitäten:** definierte Entitäten  $S$  aus  $E_{abh}(D)$  mit der Beziehung  $D \xrightarrow{x} \neg S$  (bzw.  $\neg S$  mit  $D \xrightarrow{x} S$ )

**vorbedingt abhängige Entitäten:** definierte Entitäten  $S$  aus  $E_{abh}(D)$  mit der Beziehung  $S \xrightarrow{x} \neg D$  (bzw.  $\neg S$  mit  $\neg S \xrightarrow{x} \neg D$ )

Ähnliche Relevanz hat natürlich auch die Angabe der abgedeckten Entitäten. Doch die ist einfach die Komplementärmenge der nicht abgedeckten innerhalb der definierten Entitäten.

## Andere Lösungsmethoden

CADIAG-II [Adlassnig 83] verwendet eine Auflistung der definierten Symptome, die nicht mit den Diagnosen  $D$  in Zusammenhang stehen ( $E_{unabh}(D)$ ). Für CADIAG-IV wird in [Brein 97] vorgeschlagen, alle Symptome aufzulisten, die nicht mit  $D$  in Einklang stehen ( $E_{unabh}(D)$ ), definiert und pathologisch (muss definiert werden) sind.

### 6.11.1. Multimorbidität

Neben der Information an den Benutzer kann die Ermittlung der nicht abgedeckten Entitäten auch noch für die Erstellung mehrfacher Diagnosen verwendet werden. Gefragt ist eine möglichst sensitive und spezifische Erklärung der definierten Entitäten durch eine Menge von Diagnosen.

Voraussetzung ist die Auswahl bestimmter Diagnosen  $D$  aus der Liste der Diagnosevorschläge  $D_V$ . ( $D$  darf auch leer sein. Dabei wird die Auswahl vollständig dem Expertensystem überlassen.) Nun wird  $D$  mit allen Kombinationen von Diagnosen aus  $D - D_V$  erweitert und in jedem Fall die Menge der nicht abgedeckten Entitäten ermittelt. Ein Maß für die Abdeckung der Entitäten wählt die beste Diagnosenmenge aus (oder sortiert sie nach dem Maß der Abdeckung).

#### Maß für den Grad der Abdeckung der definierten Entitäten

Argumente, die bei der Definition eines Abdeckungsmaßes zu berücksichtigen sind:

**wenige Entitäten:** Im Sinne von Occam's Razor oder der „Rule of Parsimony“ sind einfache Beschreibungen vorzuziehen.

**wenige unabhängige aber definierte Entitäten:** Die Beschreibung des Patienten sollte möglichst vollständig sein.

**wenige und geringe Widersprüche** durch abhängige Entitäten: Dieses Kriterium wäre zwar sehr sinnvoll, ist aber schwer zu erfüllen. Angenommen die ausgewählten Diagnosen bestehen aus  $D_1$  und  $D_2$  und es liegen die Regeln  $R_i$ :

$D_1 \xrightarrow{x} \neg S$  und  $R_2: D_2 \xrightarrow{y} S$  vor, dann ergibt die Inferenz notwendigerweise einen Widerspruch. Fachlich muss er aber nicht unbedingt gelten. Nehmen wir weiter an, dass bei  $D_1$  üblicherweise  $S$  nicht auftritt, dass aber im Fall der zusätzlichen Erkrankung mit  $D_2$  mit hoher Sicherheit  $S$  zu finden ist.  $D_2$  übersteuert sozusagen die Evidenz von  $D_1$  für  $S$ . Ein eleganter Ausweg aus diesem Dilemma wäre die Verwendung einer Default-Logik. Eine andere Möglichkeit ist die spezielle Handhabung innerhalb dieser Berechnungen zur Multimorbidität: Tritt ein Widerspruch auf, der durch zwei Diagnosen innerhalb  $D$  entsteht, werden die folgenden Widersprüche einfach ignoriert.

**wichtige Diagnosen:** Ist zusätzliche Information über die Wichtigkeit von Diagnosen vorhanden, so kann diese verwendet werden, um wichtigere zu bevorzugen. Beispiele für „Wichtigkeit“:

**Häufigkeit:** „Rare manifestations of common diseases are often more likely than common manifestations of rare diseases.“ Gerade wenn das Expertensystem dazu verwendet wird, um seltene Krankheiten nicht zu übersehen, ist mit diesem Kriterium allerdings vorsichtig umzugehen.

**negative Folgen:** Wenn kritische Situationen eintreten können, so ist diese Krankheit vorrangig zu beachten.

**gleiche Therapie:** Um so weniger Therapien angewendet werden müssen, um den Patienten möglichst vollständig zu behandeln, desto besser. Hier kann z. B. die Verwendung von Diagnosegruppen helfen.

## 6.11.2. Ähnliche Entitäten

Für die differenzialdiagnostische Behandlung kann es auch interessant sein, zu einer gegebenen Diagnose ähnliche Diagnosen auflisten zu lassen.

Analog der Unterscheidung der nicht abgedeckten Entitäten kann auch eine Unterscheidung der Ähnlichkeit durchgeführt werden. Diagnosen sind dann ähnlich, wenn ähnliche Symptome für sie typisch sind oder wenn ähnliche Symptome zu dieser Diagnose führen. Für die Angabe von ähnlichen Diagnosen ist Bedingung, dass ein Symptom definiert sein muss, nicht mehr relevant. Verwendet wird ausschließlich die generische Wissensbasis.

**nachbedingt abhängige Entitäten:** Entitäten  $S$  aus  $E_{abh}(D)$ :

hinweisend: mit der Beziehung  $D \xrightarrow{x} S$  (bzw.  $\neg S$  mit  $D \xrightarrow{x} \neg S$ )

wegweisend: mit der Beziehung  $D \xrightarrow{x} \neg S$  (bzw.  $\neg S$  mit  $D \xrightarrow{x} S$ )

**vorbedingt abhängige Entitäten:** Entitäten  $S$  aus  $E_{abh}(D)$ :

hinweisend: mit der Beziehung  $S \xrightarrow{x} D$  (bzw.  $\neg S$  mit  $\neg S \xrightarrow{x} D$ )

wegweisend: mit der Beziehung  $S \xrightarrow{x} \neg D$  (bzw.  $\neg S$  mit  $\neg S \xrightarrow{x} \neg D$ )

Negationen in der Konklusion treten in CADIAG-II nicht auf. In CADIAG-IV sind wiederum keine Beziehungen zwischen einer Entität  $E$  und ihrer Negation  $\neg E$  möglich. In beiden Fällen sind also die wegweisenden Beziehungen irrelevant. Unter Hinzunahme der unabhängigen Entitäten  $E_{unabh}(D)$  entstehen daher drei Möglichkeiten für jede der Beziehungen zwischen  $S$  (bzw.  $\neg S$ ) und den zu vergleichenden Diagnosen  $D_1$  und  $D_2$ :

$D_1$	$D_2$	Ähnlichkeit
$D_1 \longrightarrow S$ : hinw., nachbed.	$D_2 \longrightarrow S$ : hinw., nachbed.	ähnlich
$D_1 \longrightarrow S$ : hinw., nachbed.	$S \longrightarrow D_2$ : hinw., vorbed.	transitiv ähnlich
$D_1 \longrightarrow S$ : hinw., nachbed.	unabh.	unabh. unähnlich
$S \longrightarrow D_1$ : hinw., vorbed.	$D_2 \longrightarrow S$ : hinw., nachbed.	transitiv ähnlich
$S \longrightarrow D_1$ : hinw., vorbed.	$S \longrightarrow D_2$ : hinw., vorbed.	ähnlich
$S \longrightarrow D_1$ : hinw., vorbed.	unabh.	unabh. unähnlich
unabh.	$D_2 \longrightarrow S$ : hinw., nachbed.	unabh. unähnlich
unabh.	$S \longrightarrow D_2$ : hinw., vorbed.	unabh. unähnlich
unabh.	unabh.	unabh. ähnlich

Es sind also drei Arten von Ähnlichkeit mit unterschiedlicher Wertigkeit vorhanden:

**ähnlich** (sichere, direkte Ähnlichkeit)

**transitiv ähnlich** (indirekt und nur sehr unsicher, weil ein großer Unterschied in der a priori Wahrscheinlichkeit von  $D_1$  und  $D_2$  vorhanden sein kann)

**unabhängig ähnlich** (ebenfalls unsicher, weil das Fehlen einer Regel noch nicht deren Nicht-Zutreffen beschreibt.)

Wegen der großen Unsicherheit der transitiven Ähnlichkeit und der Nicht-Annehmbarkeit der Closed-World-Assumption wird vorgeschlagen, nur die direkte Ähnlichkeit abhängiger Entitäten zu verwenden. Diese kann jedoch durch die Regelgewichte verfeinert werden. Hinzu kommt die Unähnlichkeit durch Symptome, die von der einen Diagnose abhängen und von der anderen nicht.

Sind mehrere  $D_i$ - $S$ -Beziehungen vorhanden, so ergibt sich das gemeinsame Gewicht aus deren Disjunktion. Bei ähnlichen Entitäten  $D_1$  und  $D_2$  ist ihre Ähnlichkeit die Konjunktion der Regelgewichte, bei (unabh.) unähnlichen 0 - Regelgewicht der vorhandenen Beziehung. Das Gesamtmaß für die Ähnlichkeit von zwei Entitäten  $D_1$  und  $D_2$  kann durch den  $\Sigma$ -Count der Ähnlichkeiten bzgl. aller von  $D_1$  und/oder  $D_2$  abhängigen Entitäten  $S$  berechnet werden:

$$\text{Ähnl}(S, D_1, D_2) := \begin{cases} x_1 \wedge x_2 & \longleftarrow \left( D_1 \xrightarrow{x_1} S, D_2 \xrightarrow{x_2} S \in R \right) \vee \left( S \xrightarrow{x_1} D_1, S \xrightarrow{x_2} D_2 \in R \right) \\ -x & \longleftarrow \left( \left( D_1 \xrightarrow{x} S \in R \vee S \xrightarrow{x} D_1 \in R \right), S \in E_{\text{unabh}}(D_2) \right) \vee \left( \left( D_2 \xrightarrow{x} S \in R \vee S \xrightarrow{x} D_2 \in R \right), S \in E_{\text{unabh}}(D_1) \right) \\ 0 & \longleftarrow \text{sonst} \end{cases}$$

$$\text{Ähnl}(D_1, D_2) := \sum_{S \in E_{\text{Bec}}(D_1) \cup E_{\text{Bec}}(D_2)} \text{Count}(\text{Ähnl}(S, D_1, D_2))$$

(Aus Einfachkeitsgründen wurde bei dieser mathematischen Darstellung angenommen, dass nur max. eine einfache Regel für eine  $S$ - $D$ - bzw.  $D$ - $S$ -Beziehung vorhanden ist. Enthält die Prämisse einer Regeln mehrere Entitäten, so wird die Regel durch einfache Regeln für jede Prämisenentität (mit gleichem Gewicht) ersetzt.)

## Konklusion

Mit diesem heuristischen Algorithmus lässt sich eine sortierte Liste der ähnlichen Entitäten zu einer gegebenen Entität berechnen. Da dabei nur die generische Wissensbasis benötigt wird, kann diese Liste für jede Entität kompiliert werden.

# 6.12. Konsistenzüberprüfung

Wie in Kapitel 5.3.3. *Wissensbasis* beschrieben, können Inkonsistenzen in a priori und a posteriori Widersprüche unterschieden werden. Im Rahmen des Wissenserwerbs unterstützen Komponenten zur Konsistenzüberprüfung die Vermeidung von a priori Inkonsistenzen innerhalb des generischen Wissens.

In der Dissertation von Bassam Haddad [Haddad 97] findet sich eine ausführliche Auseinandersetzung mit Konsistenzüberprüfung. Im Folgenden werden sein Vorschlag (Fuzzy-Subsethood-Theorem) sowie ein neuer Ansatz vorgestellt. Beide wurden für CADIAG entwickelt.

## 6.12.1. Fuzzy-Subsethood-Theorem

Das Gewicht einer Regel lässt sich als Angabe auffassen, wie sehr die Prämisse Teilmenge (Fuzzy-Subsethood) der Konklusion ist. Aufbauend auf Fuzzy-mengentheoretischer Überlegungen wird in [Haddad 97] eine Konsistenzüberprüfungsmethode entwickelt.

### Lokale Inkonsistenz

Als erster Schritt folgt die Berechnung der lokalen Konsistenz (trianguläre Abhängigkeit). Dies ist die Berechnung einer zusammenfassenden Regel auf Grund der Transitivität der Folgerungsbeziehung.

$$\begin{array}{ccccc}
 A & \xrightarrow{n_1 \text{ Bew}} & B & \xrightarrow{n_2 \text{ Bew}} & C \\
 \xleftarrow{n_1 \text{ Auf}} & & \xleftarrow{n_2 \text{ Auf}} & & \xleftarrow{n_3 \text{ Auf}} \\
 & & B, C \vdash & & A \xrightarrow{n_3 \text{ Bew}} C
 \end{array}$$

Bemerkung: Die Gewichte dürfen hier auch als Intervalle gegeben sein (was in CADIAG-IV definitionsgemäß bereits durch seine  $\alpha$ -Schnitte der Fall ist).

### Globale Konsistenz

Diese Berechnungsregeln liefern den Kern für die inkrementelle Berechnung der globalen Konsistenz, bei der bewertet wird, ob eine Regel bezüglich einer gegebenen Wissensbasis konsistent ist.

### Diskussion

Die Anwendung auf bestehende Wissensbasen (CADIAG-II) führte zu einer Reihe von Korrekturen und in der Folge zu einer Hebung der Qualität des repräsentierten Wissens.

Nachteil an dieser Methodik sind jedoch die restriktiven Voraussetzungen, die nur in wenigen Fällen erfüllt werden können. Das Auftreten und die Beweiskraft muss (bei der triangulären Abhängigkeit) für beide Regeln gegeben sein. Darüber hinaus setzt der Algorithmus die Verwendung von probabilistischen Operatoren voraus.

## 6.12.2. Konsistenzintervalle durch Rückschluss

Ähnlich den Untersuchungsvorschlägen (s. Kapitel 6.9. *Rückschluss*) wird für jede Regel rekursiv ermittelt, in welchem Bereich die Konklusion liegen kann und welche Bedingungen dafür erfüllt sein müssen. Tritt ein Widerspruch in den Bedingungen auf, so liegt ein a priori Widerspruch der Wissensbasis vor. Dabei muss aber auch der Pfad für jede Entität, von der das Ergebnis abhängt, abgespeichert werden, um im Fall eines Widerspruchs angeben zu können, wo er liegt.

### Beispiel

#### Gegeben

$$R_1: A \xrightarrow{I(R_1)=0,8} B$$

$$I(B) = \wedge(I(A), I(R_1)) \quad : I(R_1) = 0,8 \text{ konstant}$$

$$R_2: B \wedge (C \vee D) \xrightarrow{I(R_2)=0,9} A$$

$$I(A) = \wedge(I(S_1), I(R_2)) \quad : I(R_2) = 0,9 \text{ konstant}$$

$$I(S_1) = \wedge(I(B), I(S_2))$$

$$I(S_2) = \vee(I(C), I(D))$$

$$R_3: E \xrightarrow{I(R_3)=0,7} C$$

$$I(C) = \wedge(I(E), I(R_3)) \quad : I(R_3) = 0,7 \text{ konstant}$$

min/max-Operatoren

Ausgangspunkt:  $B$

(Bemerkung: Für CADIAG-II ist ein eigenes Intervall der möglichen Werte zu führen, während bei CADIAG-IV die Fuzzy-Zahlen der Evidenz und Kontraevidenz verwendet werden können.)

#### Berechnung

Mit  $V(e)$  sei das Intervall der möglichen Werte für eine Entität  $e$  gemeint.

$$I(B) = \wedge(I(A), I(R_1))$$

$$V(R_1) = [0,8; 0,8]$$

$$V(A) \text{ kann berechnet werden:}$$

$$I(A) = \wedge(I(S_1), I(R_2))$$

$$V(R_2) = [0,9; 0,9]$$

$$V(S_1) \text{ kann berechnet werden:}$$

$$I(S_1) = \wedge(I(B), I(S_2))$$

$$B \text{ ruft sich selbst auf} \Rightarrow V(B) := [0; 1] \quad (*)$$

$$V(S_2) \text{ kann berechnet werden:}$$

$$I(S_2) = \vee(I(C), I(D))$$

$$V(C) \text{ kann berechnet werden:}$$

$$I(C) = \wedge(I(E), I(R_3))$$

$$V(R_3) = [0,7; 0,7]$$

$$I(E) \text{ nicht gegeben, nicht berechenbar} \Rightarrow V(E) = [0; 1]$$

$$V(C) := [0; 0,7]$$

$$I(D) \text{ nicht gegeben, nicht berechenbar} \Rightarrow V(D) = [0; 1]$$

$$V(S_2) := [0; 1]$$

$$V(S_1) := [0; 1]$$

$$V(A) := [0; 0,9]$$

$$V(B) := [0; 0,8]$$

## Resultat

Der indirekte Schluss von  $B$  auf  $B (*)$  führt zu einer Einschränkung von  $V(B)$ . Wie damit zu verfahren ist, wird im Folgenden beschrieben.

Da anfangs für keine der Entitäten  $A, B, C, D$  und  $E$  ein Wert gegeben ist, müssen alle Möglichkeiten zugelassen werden:  $[0; 1]$  (In CADIAG-IV entspricht dies  $\varepsilon$ ).

Wäre die Konklusion von  $R_1 \rightarrow B$  (was in CADIAG-II nicht möglich ist), so wäre die Antwort in CADIAG-IV:  $I(B) := ([0; 1] / [0; 0,8])$ , also ein Widerspruch.

## Die Rückschlussfunktion $CI$

Die Rückschlussfunktion  $CI$  (consistency interval) berechnet für jede Symptomkombination, in welchem Intervall ihre Operanden liegen können, und in welchem Intervall die Konklusion daher liegen kann.

### input

Symptomkombination bestehend aus einem Operator und den Entitäten, auf denen er angewendet wird

Menge der Entitäten, die während der Berechnung für diese Symptomkombination bereits durchlaufen wurden (für die Erkennung von Zyklen)

### output

Liste der Entitätengruppen, von denen das Ergebnis der Symptomkombination abhängt

Angabe, in welchem Intervall das Resultat liegen kann.

Baum der Entitäten, von denen die Symptomkombination abhängt (für die Erklärung der Inkonsistenzen)

Auch  $CI$  muss für jeden Operator extra definiert werden.

$DI(S, H(S)) := (C(S), V(S), D(S))$	:	
$S = O(E_1, E_2)$	:	Symptomkombination
$E_1, E_2$	:	rekursiv berechnete Entitäten
$H(S)$	:	Menge der durchlaufenen Entitäten (history)
$C(S) = \{C_1(S), C_2(S), \dots\}$	:	Abhängigkeiten von $S$
$C_i(S)$	:	Menge von Entitäten, die gemeinsam eintreten müssen
$V(S) = [V(S)_u, V(S)_o]$	:	CADIAG-II
$V(S) = ([V(S)_u^+, V(S)_o^+] / [V(S)_u^-, V(S)_o^-])$	:	CADIAG-IV
	:	Intervall, in dem $S$ liegen kann
$D(S)$	:	Abhängigkeiten von $S$ (Baum der Symptomkombinationen)

Auf Grund der starken Analogie zur Berechnung der Untersuchungsvorschläge (s. Kapitel 6.10. *Untersuchungsvorschläge*), wird hier auf eine detaillierte Definition von  $CI$  verzichtet.

## Konsistenz einer Entität

### CADIAG-IV

Für CADIAG-IV wird ein Konsistenzmaß  $Kons(A)$  benötigt, das eine Aussage darüber bietet, wie sehr die Bewertungen für die Evidenz und die Kontraevidenz harmonisieren. Wie in Kapitel 6.8.1. *Ausgabe des Ergebnisses* besprochen, empfiehlt sich hier:

$$I(A) = (a^+ / a^-): \quad Kons(A) = 1 - a^+ - a^-$$

### CADIAG-II

In CADIAG-II können keine widersprüchlichen Entitäten auftreten, da keine Regeln erlaubt sind, mit denen eine Entität negiert werden kann. Daher formulieren alle Regeln ein oder weniger starkes Zutreffen der Konklusion. Ist  $I(E) = [0; 0]$  (oder klein), d. h., bleibt keine Möglichkeit für  $E$  übrig, außer dass  $E$  nicht zutrifft, so ist das dennoch ein starkes Indiz dafür, dass ein Fehler in der Wissensbasis vorhanden ist, was auch hier den Einsatz einer „Konsistenzüberprüfung“ sinnvoll macht.

Auch bei CADIAG-II bietet sich das obige Konsistenzmaß an, wobei nur Werte von 0 bis 1 auftreten können.

$$I(A) = a: \quad Kons(A) = 1 - a$$

Dieser Wert ist allerdings kein wirkliches Konsistenzmaß, sondern vielmehr ein schwacher Hinweis auf eventuelle Fehler in der Wissensbasis.

## Umgang mit unterschiedlichen $V(\cdot)$

Es gibt zwei Situationen, in denen unterschiedliche Intervalle für eine Entität kombiniert werden müssen:

### Unterschiedliche Intervalle für eine Bewertung

Wenn zwei unterschiedliche Berechnungen unterschiedliche Intervalle für eine Entität  $I(E)$  ergeben, so sind dies unterschiedliche Gründe dafür, wie groß  $I(E)$  sein darf. Daher muss die Konjunktion für die Weiterverarbeitung bzw. die Ausgabe von  $E$  verwendet werden.

Ein Spezialfall dessen ist — wie im obigen Beispiel — eine Entität  $E$ , die auf sich selbst verweist. D. h., dass von einer Hypothese ausgegangen und gefolgert wird, dass  $E$  unter dieser Annahme doch nicht so groß sein kann.

### Evidenz versus Kontraevidenz

In CADIAG-IV kann es außerdem vorkommen, dass eine inkonsistente Entität auftritt. Dabei sind vier unterschiedliche Fälle zu unterscheiden:

$$V(E) = (e^+ / e^-) = ([e_u^+; e_o^+] / [e_u^-; e_o^-])$$

dunkle Farbe: Evidenz ist gesichert

helle Farbe: Evidenz ist möglich

Die Bereiche der hellen Farben geben die Intervalle  $V(E)$  an.

konsistent:



$$e_o^+ \leq 1 - e_o^-$$

Es gibt keine Interpretation, für die gilt: Evidenz + Kontraevidenz > 1.

semikonsistent:



$$(e_o^+ \leq 1 - e_o^-) \wedge (e_u^+ \leq 1 - e_o^-)$$

Es können Interpretationen auftreten, bei denen sich eine mögliche Evidenz und eine mögliche Kontraevidenz widersprechen. Die gesicherten Evidenzen sind aber konsistent. Semikonsistente Entitäten führen nur dann zu einem Widerspruch, wenn entsprechende Patientendaten gegeben sind. Dies kann durch inkonsistente Patientendaten oder eine fehlerhafte Wissensbasis hervorgerufen werden.

semiinkonsistent:



$$(e_u^+ \leq 1 - e_u^-) \wedge ((e_o^+ > 1 - e_u^-) \vee (e_u^+ > 1 - e_o^-))$$

Es können Interpretationen auftreten, bei denen eine mögliche Evidenz und eine gesicherte Kontraevidenz (oder umgekehrt) inkonsistent sind. Die gesicherten Evidenzen sind aber konsistent.

Semiinkonsistente Entitäten stellen im dem Bereich, in dem gesicherte Evidenzen überlappt werden, sichere Fehler dar.

inkonsistent:



$$e_u^+ > 1 - e_u^-$$

Es können Interpretationen auftreten, bei denen eine gesicherte Evidenz mit einer gesicherten Kontraevidenz in Widerspruch steht.

Inkonsistente Entitäten müssen auf jeden Fall vermieden werden, weil sie einen inhaltlichen Fehler der Wissensbasis kennzeichnen.

Abb. 42: Zusammenstellung der unterschiedlichen Konsistenzen einer Entität

## Ende der Rekursion

Die Funktion *CI* wird ausgehend von der initialen Symptomkombination rekursiv durchgeführt, bis eine der folgenden Bedingungen erfüllt ist:

**Konstante:** Das Intervall wird auf die Konstante gesetzt.

**Widerspruch:** Das Intervall wird auf [0; 1] gesetzt. Es hat keinen Sinn weiterzurechnen. Selbst wenn danach noch weitere Widersprüche folgen sollten, lässt sich keine Angabe über deren Zusammenhänge geben.

**keine Regel vorhanden:** Das Intervall wird auf [0; 1] gesetzt.

**Zyklus:** Das Intervall wird auf [0; 1] gesetzt.

## Diskussion

Für eine Konsistenzanalyse der generischen Wissensbasis muss die faktische Wissensbasis leer sein (d. h.: alle Entitäten sind auf „nicht definiert“ gesetzt). Für die Konklusion jeder vorhandenen Regel wird die Funktion  $CI$  aufgerufen. Die Gesamtkonsistenz ist das Minimum der Konsistenzen aller Konklusionen. Ausgegeben wird eine Liste aller inkonsistenten Konklusionen mit der Angabe des Baumes der Entitäten, von denen die Konklusion abhängt ( $D(S)$ ). Pro Entität kann maximal eine Inkonsistenz berechnet und angegeben werden.

Die Reihung der Ergebnisse verwendet das Konsistenzmaß.

Der vorgestellte Algorithmus erkennt alle Widersprüche, die entstehen können, wenn mindestens eine Entität definiert ist.

Die Konsistenzprüfung muss nicht unbedingt von einer leeren faktischen Wissensbasis ausgehen. Sind bereits Werte angegeben, so entspricht die Anwendung der Funktion  $CI$  der Fragestellung, ob die gegebene Entität bezüglich der generischen samt der faktischen Wissensbasis konsistent ist. In diesem Fall ist bei Ende der Rekursion nicht das Intervall  $[0; 1]$  (als Default für „nicht definiert“) zu verwenden, sondern  $[x, 1]$ , wobei  $x$  der gegebene Wert ist.

## Konklusion

Diese Rückschlussmethodik ist unabhängig von der Beschaffenheit der Wissensbasis und der Operatoren. Voraussetzung ist die Definition einer  $CI$ -Funktion für jeden verwendeten Operator und eine Definition der Konsistenz für eine Entität.

# 6.13. Evidence Based Medicine

Im Sinn einer mehrwertigen Fuzzy-Logik können bei der Beurteilung einer Entität oder einer Regel mehrere Bewertungen parallel verwendet werden. In CADIAG-IV stehen beispielsweise zwei Fuzzy-Sets für Evidenz und Kontraevidenz, in CADIAG-II und -IV sind zwei Regelgewichte vorhanden (Auftreten und Beweiskraft bzw. Ableitbarkeit von Diagnose und Negation der Diagnose). In jedem dieser Fälle geht es um einen Grad des Zutreffens (bzw. Nicht-Zutreffens) von Entitäten oder ihrer Ableitbarkeit aus Symptomkombinationen. In Kapitel 5.3.2. *Wissensrepräsentation* wurden einige Vorschläge aufgelistet, welche Arten von Bewertungen sinnvoll sein können. Natürlich lassen sich unterschiedliche Bewertungen auch parallel zueinander verarbeiten. Aus der Fülle von Möglichkeiten sei hier eine besondere Anwendung herausgegriffen: die Einbeziehung der Evidence Based Medicine (EBM).

### Was ist EBM?

Bei der Evidence Based Medicine geht es um einen kritischen Umgang mit Informationen und deren Anwendung. In jedem Fall sollte die best mögliche Evidenz herangezogen werden.

*Evidence based medicine is the conscientious, explicit, and judicious use of current best evidence in making decisions about the care of individual patients. The practice of evidence based medicine means integrating individual clinical expertise with the best available external clinical evidence from systematic research. [Sackett 96]*

Um diese Ziel zu erreichen, werden für die medizinische Praxis folgende fünf Schritte empfohlen:

- formulieren von Fragen für die benötigten Informationen,
- effizienteste Ermittlung der maximalen Evidenz zur Beantwortung dieser Fragen,
- kritische Abschätzung der Evidenz bzgl. ihrer Validität und Brauchbarkeit,
- Anwendung der Ergebnisse dieser Abschätzung in der Praxis,
- Evaluierung der Anwendung.

Für eine Beurteilung der Evidenz einer Information sind fünf (weiter unterteilte) Ebenen definiert, die sog. *EBM-Levels*. Diese Ebenen werden in vier Grade zusammengefasst, mit denen eine Empfehlung für die Verwendung der Informationen angegeben wird, die *Grades of Recommendation*. Eine Angabe der EBM-Levels und der Grades of Recommendation findet sich in *Anhang B: Evidence Based Medicine*.

## Einbeziehung der EBM in medizinische Expertensysteme

Um ein Expertensystem den Richtlinien der EBM gemäß zu gestalten, sind zusätzliche Informationen notwendig, die bei der Inferenz entsprechend verarbeitet und durch die Benutzerschnittstelle zur Verfügung gestellt werden:

**Quelle:** Angabe, woher die Information kommt (für Evidenz und Regel),

Angabe des **EBM-Levels** (für Evidenz und Regel),

Die Wissensbasis muss **aktuell** sein (inklusive Angabe des Datums),

Die Wissensbasis muss **vollständig** sein. D. h., dass für den Wissenserwerb gründlich recherchiert werden muss, und alle zur Verfügung stehenden Informationen einfließen müssen (oder zumindest die mit dem höchsten EBM-Level, falls inhaltlich gleichwertige Informationen vorliegen),

Wenn statistische Angaben vorhanden sind, so ist ein **95%-Konfidenzintervall** zu verwenden.

Bei der Kombination von Informationen (durch Operatoren oder die Propagierungsfunktion) muss für das Resultat immer der minimale EBM-Level verwendet werden. Grundsätzlich gilt, dass der EBM-Level bei einem konkreten Einsatz von Informationen dann und nur dann sinkt, wenn ein Grund dafür vorhanden ist, dass der Level nicht gehalten werden kann. Beispiele dafür sind

Extrapolationen (die Übertragung einer Wissensbasis auf ein anderes Patientenkollektiv als jenes, für das die Wissensbasis erstellt wurde) oder

Interpolationen (Gibt es Hinweise darauf, dass Evidenzen für einen bestimmten Patienten nicht gelten?).

## 6.14. Zeitverarbeitung

Die bisher beschriebenen Methoden setzen eine statische Welt voraus. Entitäten werden dabei als zusammengehörig aufgefasst. Tatsächlich treten Entitäten aber zu unterschiedlichen Zeitpunkten auf, und stehen z. T. in bestimmten zeitlichen Beziehungen.

Beispiel:

„Drei Wochen vor der Aufnahme traten rote Flecken unter den Augen des Patienten auf.“

„Der Patient bekam weitere Fleckenausschläge auf den Händen und Knien.“

„Bei der Aufnahme hatte er 39 °C Fieber.“

„Er wurde nach acht Tagen aus dem Krankenhaus entlassen.“

Vorteilhaft ist eine explizite Verarbeitung von Zeit aus vielerlei Gründen. z. B.:

steigende Ausstattung mit komplizierten technischen Geräten

steigender Bedarf an Informationsverarbeitung

steigende Anforderung an Qualitätssicherung

Möglichkeiten von Vorhersagen

Erstellung von (Therapie-)Plänen

Bearbeitung von Leitlinien

Herausfiltern von „noisy data“

Herausfiltern von kontextrelevanten Daten

graphische Aufbereitung der kontinuierlichen Daten

(retrospektive) Analyse von Daten

Bei der Verarbeitung von Zeit müssen ein paar Unterscheidungen beachtet werden: relative vs. absolute Zeitangaben, explizite („Die Untersuchung wurde am 3. 2. 2003 durchgeführt.“) vs. implizite („Die Untersuchung wurde durchgeführt.“) Zeitangaben, unterschiedliche Genauigkeit („Sekunden“, „Tage“, ...), Zeitpunkte vs. Zeitspannen, diskret vs. kontinuierlich, Ordnung (linear, verzweigt, parallel, zirkulär), vollständig vs. tlw. gegeben, quantitativ (2 Stunden davor) vs. qualitativ (davor), ... .

Unterschiedlichste Methoden wurden entwickelt. Die meisten Formen benötigen Mechanismen, die nicht in CADIAG enthalten sind. Im Folgenden werden ein paar Beispiele dafür angeschnitten und eine mögliche Verwendung innerhalb CADIAG beschrieben.

### Literatur

Einführung in Zeitverarbeitungsmethoden in der Artificial Intelligence: [Miksch 95].

## 6.14.1. Temporallogik

Die Temporallogik ist eine Form der Aussagen- oder Prädikatenlogik, für die zusätzliche Modaloperatoren definiert werden.

**Modallogik mit temporalen Operatoren:**  $Pp$  („Es war der Fall, dass  $p$ .“),  $Fp$  („Es wird der Fall sein, dass  $p$ .“),  $Hp$  („Es war immer der Fall, dass  $p$ .“),  $Gp$  („Es wird immer der Fall sein, dass  $p$ .“).

**Prädikatenlogik mit temporalen Argumenten:** Zeitliche Angaben sind Argumente in definierten Prädikaten:  $p(t)$ .

**Reified Propositions:** Hinzufügung von Metaprädikaten, wie:  $HOLDS(p, t)$  ( $p$  gilt während des Zeitintervalls  $t$ ),  $OCCUR(p, t)$  (Ereignis  $p$  fällt mit Zeitintervall  $t$  zusammen),  $OCCURRING(p, t)$  ( $p$  tritt irgendwann innerhalb des Zeitintervalls  $t$  auf).

### Verwendung innerhalb CADIAG

Temporale Operatoren können als zusätzliche Eigenschaften von Entitäten aufgefasst werden und benötigen einen eigenen Schlussfolgerungsmechanismus.

Temporale Argumente von Prädikaten setzen eine prädikatenlogische Erweiterung voraus, können dann aber ohne weiteren Aufwand mit expliziter Verarbeitung realisiert werden. Beispiel siehe in Kapitel 6.7.1. *Vorverarbeitungsregeln*.

Reified Propositions ist eine Kombination und Erweiterung der ersten beiden Methoden.

## 6.14.2. Situationskalkül

Das Situationskalkül [McCarthy 69] ist ein erweitertes Prädikatenkalkül, bei dem davon ausgegangen wird, dass die Welt aus Situationen  $S_i$  (mit oder ohne Zeitangabe). Weiters gibt es sog. fluents, die sich in zwei Arten unterscheiden:

**Propositional fluents** sind Aussagen. Jedem propositional fluent wird eine Situation zugeordnet.

**Situational fluents** führen i. A. eine Situation in eine andere über. Es handelt sich dabei um Regeln, die einem propositional fluent einer Situation  $S_1$  ein propositional fluent einer Situation  $S_2$  zuordnen, wobei  $S_1 = S_2$  sein kann. Für jedes situational fluent wird also zusätzlich zur Angabe der Prämisse und der Konklusion eine Funktion (*result*) benötigt, die der Situation der Prämisse eine Situation der Konklusion zuordnet.

Beispiel (Konstanten sind groß geschrieben, Variablen klein):

propositional fluent (Ereignisse):  $Stationär(situation, patient, station)$

propositional fluent (Aktionen):  $Überführung(patient, station_1, station_2)$

situational fluent:  $Stationär(situation_1, patient, station_1) \longrightarrow Stationär(Result(Überführung(patient, station_1, station_2), situation_1), patient, station_2)$

## Verwendung innerhalb CADIAG

Zusätzlich zu einer Erweiterung mit Prädikatenlogik benötigt das Situationskalkül weitere Mechanismen zur Verarbeitung der zeitlichen Bezüge.

Man kann sich aber auch von der Definition des Situationskalküls anregen lassen und eine Erweiterung von CADIAG durchführen, ohne auf die komplexe Methodik der Prädikatenlogik eingehen zu müssen. Jeder Entität wird eine Situation zugeordnet und jeder Regel eine Funktion, die angibt, welche Situationen der Prämisse dabei in welche Situationen der Konklusion übergeführt werden sollen. Dieser Aufbau erinnert an Formale Automaten (s. Kapitel 6.6.5. *Formale Automaten*). Es gibt dazu aber wesentliche Unterschiede:

Bei Formale Automaten wird jeder Entität eine Bewertung zugeordnet. Bei der Situationserweiterung wird jeder Entität pro Situation eine Bewertung zugeordnet.

Für formale Automaten gibt es zwei Arten von Regeln, die entweder den Zustand wechseln oder eine Entitätenberechnung durchführen. Die Regeln der Situationserweiterung bewirken i. A. beides gleichzeitig. Sie führen eine Situations-(Zustands-)Änderung durch und bewerten die Konklusion in der neuen Situation.

Zustandsänderungen werden bei Formalen Automaten durch Regeln beschrieben, Situationsänderungen der Situationserweiterung durch die zusätzliche Funktion. Diese muss also für jede Regel pro Situation definiert werden.

### 6.14.3. Ereigniskalkül

Beim Ereigniskalkül [Kowalski 86] besteht die Welt aus lokalen Ereignissen und zugeordneten Zeitpunkten. Ähnlich dem Situationskalkül ist es ein Prädikatenkalkül, bei dem Prädikate (Ereignisse) durch Parameter für Zeitangaben (Zeitpunkte) ergänzt werden.

Beispiel:

Beim Event  $E_1$  wurde  $Patient_1$  auf  $Station_1$  aufgenommen. Event  $E_1$  hat Zeitpunkt: 2.12.2003.

Beim Event  $E_2$  wurde  $Patient_1$  von  $Station_1$  auf  $Station_2$  überführt. Event  $E_2$  hat Zeitpunkt: 8.12.2003.

Beim Event  $E_3$  wurde  $Patient_1$  entlassen. Event  $E_3$  hat Zeitpunkt: 2.1.2004.

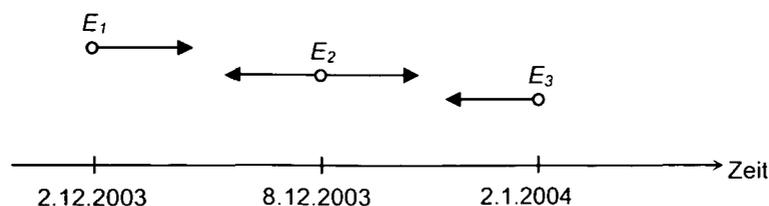


Abb. 43: Beispiel für Ereignisse mit ihren zugeordneten Zeitpunkten

## Verwendung innerhalb CADIAG

(siehe Situationskalkül)

## 6.14.4. Punkt-orientiertes Kalkül

Im Punkt-orientierten Kalkül [McDermott 82] werden partiell geordnete Zustände bestimmten Zeitpunkten zugeordnet. Unter einer Chronik wird eine bestimmte mögliche Abfolge von Zuständen verstanden. Die Prädikatenlogik wird um Situationen, Datumsfunktionen und Chroniken erweitert.

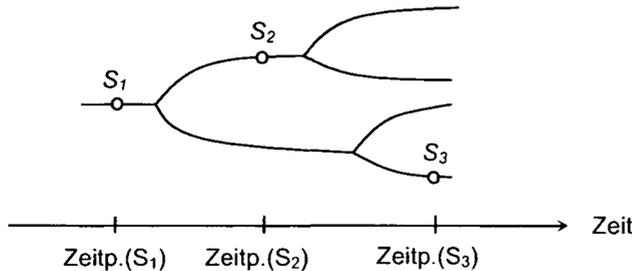


Abb. 44: Beispiel für eine Menge von Chroniken mit drei Zuständen

### Verwendung innerhalb CADIAG

(siehe Situationskalkül)

## 6.14.5. Allen's Intervallkalkül

In [Allen 83] wird ein Intervallkalkül definiert, das Relationen zwischen Zeitspannen beschreibt. Die Zeitintervalle und deren Intervallrelationen (genauer: Mengen von Relationen) spannen einen Graphen auf. Mittels einer Transitivitätstabelle kann eine Constraint Propagation durchgeführt werden.

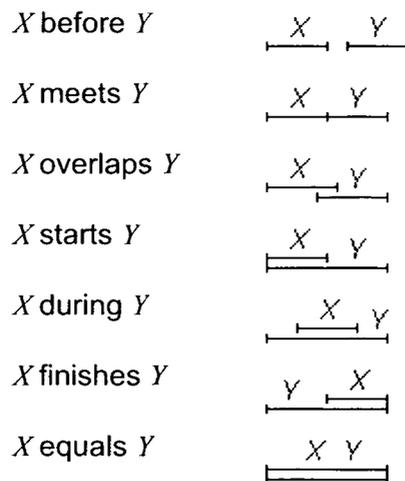


Abb. 45: Intervallrelationen zu Allen's Intervallkalkül

### Verwendung innerhalb CADIAG

Das Intervallkalkül ist eine der erfolgreichsten Methoden zur Verarbeitung von Zeit und bietet sich besonders für medizinische Wissensbasen an, weil die vorausgesetzte

Denkweise unserem alltäglichen Umgang mit Zeit nahe kommt und die Formulierbarkeit für viele Anwendungen in der Medizin ausreicht.

Die Methodik von CADIAG muss dazu mit Prädikaten für die Beschreibung von Intervallrelationen und einem Schlussfolgerungsmechanismus, der die Transitivitätstabelle verwendet, erweitert werden. Zusätzlich wird dafür ein Constraint Propagation-Algorithmus benötigt, der feststellen kann, ob und in welchem Rahmen zeitliche Bezüge zwischen zwei beliebigen Entitäten möglich sind. Um Zeitintervalle für einzelne Entitäten angeben zu können, sind weitere Vorverarbeitungsschritte nötig.

### 6.14.6. Qualitative Punkt-Relationen

Ist eine Menge von Zeitpunkten gegeben, so lässt sich eine Algebra definieren, die von den zeitlichen Bezügen zwischen zwei Zeitpunkten ( $<$ ,  $\leq$ ,  $=$ ,  $\geq$ ,  $>$ ,  $\neq$ ,  $?$ ,  $0$ ) ausgeht und transitive Kombinationen ( $+$ ,  $-$ ,  $*$ ,  $\wedge$ ) definiert [Vilain 86].

#### Verwendung innerhalb CADIAG

(siehe Intervalkkühl)

### 6.14.7. Set of Possible Occurrence (SOP0)

Die komplexere Methodik der Sets of Possible Occurrence [Rit 86] verbindet quantitative und qualitative Zeitinformationen von Ereignissen und beschreibt Intervalle mit Anfang, Ende und Dauer. Zur Darstellung einer Zeitangabe ist eine zweidimensionale Menge (Anfangs-  $\times$  Endzeitpunkt) nötig.

#### Verwendung innerhalb CADIAG

(siehe Situationskühl)

### 6.14.8. Feature Extraction

Die in Kapitel 6.6.2. *Feature Extraction* beschriebene Methode der Feature Extraction kann ebenfalls für die Verarbeitung von Zeit verwendet werden. Als besonderes Werkzeug für die Abhängigkeit von Zeit ist die Verwendung von Type-2-Fuzzy-Sets, mit denen sich typische Verläufe über einen gewissen Zeitraum modellieren lassen.

Definition:

*Type-2-Fuzzy-Set*  $\kappa: U \mapsto S$

D. h.: Ein Type-2-Fuzzy-Set ist eine Funktion, die einen Wert auf ein (herkömmliches) Fuzzy-Set abbildet. Eine äquivalente Definition ist:  $\kappa: U^2 \mapsto [0, 1]$ .

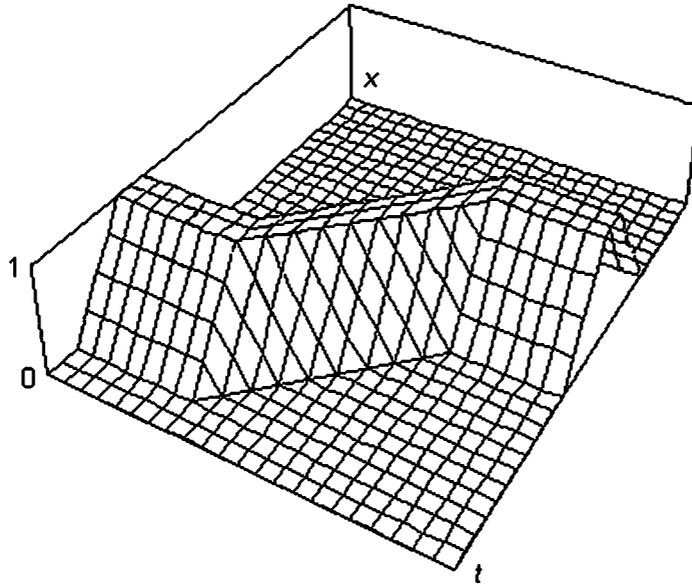


Abb. 1: Beispiel für ein Type-2-Fuzzy-Set  $\kappa(t, x)$

### Verwendung innerhalb CADIAG

Im Rahmen der Vorverarbeitung werden zeitliche Bezüge so aufbereitet, dass sie während der Inferenz nicht mehr explizit berücksichtigt werden müssen. Diese Methode benötigt keine Erweiterungen von CADIAG und ist umfassend einsetzbar. Nachteil ist, dass das Wissen, das in dieser Vorverarbeitung steckt, nicht explizit in der Wissensbasis erscheint. Mit einer Erweiterung um die Prädikatenlogik (s. Kapitel 6.7.1. *Vorverarbeitungsregeln*) lässt sich dieser Nachteil allerdings beseitigen.

### 6.14.9. Graph mit Zeit-Kanten

Eine Methode, die der Hinzunahme von Argumenten für Zeitpunkte entspricht, ist die Vervielfältigung eines (Sub-)Graphen von Entitäten für mehrere Zeitpunkte mit Hinzunahme von gerichteten Kanten, die eine zeitliche Abfolge repräsentieren.

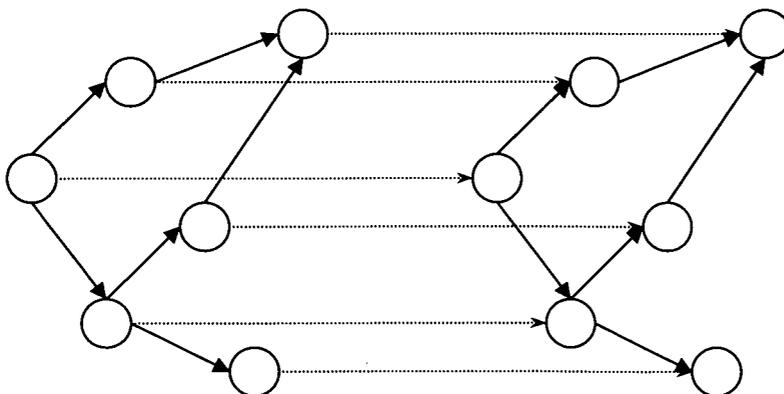


Abbildung 46: Subgraphen zu den Zeitpunkten  $t$  und  $t+1$

## Verwendung innerhalb CADIAG

Da der Zeitbezug durch zusätzliche Entitäten und Regeln repräsentiert wird und die Zeitkanten genauso verarbeitet werden können, wie alle anderen, ist auch hier keine Erweiterung von CADIAG nötig. Die Ausdrucksmöglichkeiten sind allerdings sehr beschränkt und können auf Grund des hohen Formulierungsaufwandes nur in eingeschränktem Bereich verwendet werden. Vorteile ist aber die gute Überschaubarkeit in kleinem Anwendungsrahmen und die Einfachheit der Methodik.

## 6.14.10. Diskussion

Bei einigen der beschriebenen Methoden ist zu beachten, dass durch die Vervielfältigung des Gegenstandsbereiches ein erheblicher Mehraufwand sowohl für die Erstellung der Wissensbasis als auch für die komplexere Inferenzmethodik entsteht. Wenn ein Zustand zu unterschiedlichen Zeitpunkten betrachtet werden soll, so sind alle Abhängigkeiten zu den unterschiedlichen Zeitpunkten zu berücksichtigen. Ein spezielles Problem dabei ist das Frame-Problem.

### Frame-Problem

Gilt eine Eigenschaft  $p$  zu einem bestimmten Zeitpunkt, und ist nicht anzunehmen, dass sich keine Veränderung ergab, so kann damit gerechnet werden, dass  $p$  zu jedem späteren Zeitpunkt immer noch gilt.

Werden Zustände zu unterschiedlichen Zeitpunkten beschrieben, so müssen alle nicht veränderten Eigenschaften zu späteren Zeitpunkten ebenfalls repräsentiert werden, oder ein spezieller Inferenzmechanismus kümmert sich um entsprechende Ableitungen. Das Frame-Problem ist mit der Closed-World-Assumption und dem Default-Reasoning verwandt und stellt einen deutlichen Mehraufwand an die Wissensbasis oder die Inferenzmethodik dar.

## 6.15. Offene Punkte

Diese Arbeit ist u. a. eine Zusammenstellung unterschiedlicher Möglichkeiten, Anforderungen an ein medizinisches Expertensystem lösen zu können. Welche Methoden wofür geeignet sind, wurde konzeptuell ausgearbeitet. Dennoch bleiben empirische Studien mit Evaluation und ein ausführlicher Vergleich zwischen den unterschiedlichen Methoden offen. Im Speziellen betrifft dies die Kapitel:

6.3. *Beziehung zwischen CADIAG-IV und Theorien der formalen Logik*: Ein Vergleich mit formaler Logik und die Möglichkeiten, Verbindungen zu knüpfen wurden hier nur eingeführt. Welche Möglichkeiten darüber hinaus existieren eröffnet einen weiten Forschungsbereich. Dabei sind vor allem Modallogiken mit ihrer strikten Implikation zu erwähnen. (s. Kapitel 6.3.6. *Einbeziehung von Theorien der formalen Logik in CADIAG* und Kapitel 6.3.2. *Possibilistic Logic (PL)*)

6.4.1. *Geeignete Wahl der Operatoren*: empirische Evaluation von  $least_n$  und  $least_{\Sigma,n}$ .

6.5.2. *Kompilation der Wissensbasis* (Reihung der Regeln, Conflict Sets für Regelauswahl): In einer Implementierung ist zu testen, welche Methoden welche Performanzverbesserungen bewirken können, und zwar sowohl in allgemeinen als auch in spezifizierten Anwendungen.

6.5.3. *Zyklen*: Das Management mit Zyklen muss entwickelt und getestet werden.

6.6. *Kontextabhängigkeit*: Das große Kapitel „Kontextabhängigkeit“ bedarf einer ausführlichen Ausarbeitung, welche Kontextsituationen eintreten können und welche Mechanismen dafür wie gut geeignet sind.

6.6.1. *Manuelle Änderung von Bewertungen*: Wie sehr und wie gut kann ein Debugging der Inferenz für ein Knowledge Refinement oder ein Dialogsystem verwendet werden?

6.6.2. *Feature Extraction*: Es bleibt zu ausarbeiten, in welchen Situationen Feature Extraction eingesetzt werden kann, und zu testen, welcher Nutzen dabei herauspringt.

6.6.6. *Default-Reasoning*: Gewisse, beschriebene Wissensbasen lassen sich nur mit Default-Reasoning-Methoden relevant bearbeiten. Sie wurden hier nur angeschnitten. Eine ausführliche Bearbeitung des Themas steht noch aus.

6.6.4. *Metainferenz* (auch in der Variante für Regelgruppen): Bisher gibt es noch keine Implementierung der Metainferenz. Konsequenzen und praktischer Einsatz müssen evaluiert werden.

6.6.5. *Formale Automaten*: Welche Anwendungen werden durch Formale Automaten ermöglicht oder verbessert und wie beeinflusst das die Wissensrepräsentation und die Erklärungskomponente?

6.7.1. *Vorverarbeitungsregeln*: Dieser Punkt bedarf einiger zusätzlicher Entwicklung durch die Definition der prädikatenlogischen Erweiterung. Weiters ist zu evaluieren, wie und wie gut sich diese Erweiterung einsetzen lässt.

6.7.2. *Symbol-Symbol-Konversion*: Es bleibt zu klären, ob eine Daten-Symbol- oder eine Symbol-Symbol-Konversion während der Inferenz sinnvoll ist. Außerdem ist die Symbol-Symbol-Konversion nur in Grundzügen beschrieben und muss weiter ausgearbeitet werden.

6.9.1. *Vorschläge für Knowledge Refinement*: Es muss untersucht werden, wie gut die Definitionen der unteren Schranken in den Wissenserwerbsprozess eingebaut werden können und welchen Gewinn sie für das Gesamtsystem bieten.

6.9.2. *Verwendung von Widerspruchsfreiheit*: Die Erweiterung der Inferenz mit der abduktiven Komponente (unter Voraussetzung der Widerspruchsfreiheit in den Entitäten) kann zusätzliche Informationen aus dem gegebenen Wissen herausholen. Wie sehr dies der Fall ist, und wie sehr das die Nachvollziehbarkeit durch den Benutzer beeinträchtigt, ist zu untersuchen.

6.10. *Untersuchungsvorschläge*: Die präsentierten Verfahren müssen implementiert und verglichen werden. Weiters ist eine Benutzerschnittstelle für die Ergebnisse und Erklärungen zu entwerfen.

6.11. *Abdeckung der Symptome* (inklusive *Multimorbidität* und *Ähnliche Entitäten*): Die Anwendbarkeit der präsentierten Methoden ist empirisch zu evaluieren.

6.12. *Konsistenzüberprüfung* (mit Vergleich zwischen *Fuzzy-Subsethood-Theorem* und *Konsistenzintervalle durch Rückschluss*): Die beiden beschriebenen Ansätze sind einzeln zu evaluieren. Unter den Annahmen des Fuzzy-Subsethood-Theorems steht weiters ein Vergleich offen.

6.13. *Evidence Based Medicine*: Eine Erweiterung um die Anforderungen der EBM ist aus Sicht der Inferenz leicht durchzuführen. Wie sehr sie angenommen werden, müsste in einer empirischen Studie überprüft werden.

6.14. *Zeitverarbeitung*: Die Verarbeitung von Zeit wurde in dieser Arbeit nur angeschnitten und lässt einen großen Entwicklungsbedarf offen.

Ein generelles Problem für empirische Untersuchungen ist die Beschaffung von Testdaten. Künstliche Daten zu erstellen, ist zwar kein Problem und unbedingt notwendig, um einzelne Facetten testen zu können. Sie verfälschen aber immer auch die Brauchbarkeit der Ergebnisse. Echtdaten zu bekommen, ist oft nur unter großem Aufwand möglich. Zudem bieten sie meist nicht die nötigen Eigenschaften, um die z. T. hochspezialisierten Methoden zum Tragen kommen zu lassen.

## 6.16. Ausblick

Die beschriebenen Methoden gehen zum Teil weit über die heute im Einsatz befindlichen Expertensysteme hinaus. Eine wesentliche Aufgabe dieser Arbeit war allerdings, nur solche Fragestellungen in Betracht zu ziehen, die sich aus praktischen Erfahrungen und Anforderungen ergaben.

### Systeme für die Zukunft?

Abgesehen von einigen offenen Punkten zeigt diese Arbeit, dass konzeptuell bereits viel vorhanden ist, um ein umfassendes Expertensystem in die Realität umzusetzen. Unter der großen Anzahl an Gründen dafür, warum bisherige derartige Projekte scheiterten oder Erfolg hatten seien hier ein paar aufgezählt, die vor allem die zukünftige Entwicklung abschätzen sollen:

Ist der Aufwand der Datenerhebung zu groß, wird die Verwendung des Expertensystems zu uninteressant. Realistisch gesehen werden nur solche Expertensysteme verwendet, deren Daten zumindest größtenteils automatisch eingelesen werden

Manche der benötigten Daten werden (heute) nicht oder nicht ausreichend erfasst, um mit Hilfe eines Imports automatisch übernommen werden zu können. Der Trend geht aber in Richtung weiterer Computerisierung und ermöglicht vielleicht in Zukunft mehr und/oder „bessere“ Daten.

Die Akzeptanz, Bereitschaft und das Verständnis des medizinischen Personals für einen sinnvollen Einsatz ist oftmals noch nicht gegeben. Darüber hinaus muss sich erst ein Verantwortungsbewusstsein für die teilweise (oder vollständige?) Abgabe an medizinischen Aufgaben an den Computer entwickeln. Dies gilt nicht zuletzt für die Gesetzgebung oder die Entwicklung von medizinischen

Empfehlungen. Bis heute wurden noch keine Vorkehrungsmaßnahmen getroffen, um sich der neuen Situationen zu stellen [King 02].

Der Erfolg eines Expertensystems besteht auch darin, ob von der Anwenderseite das nötige Interesse besteht. Das hängt vom medizinischen Fachbereich ab, vom der persönlichen Einstellung des Verantwortlichen und seinem Zugang zur Informatik, davon, ob eine gute Zusammenarbeit zwischen medizinischer und informationstechnischer Seite gegeben ist oder hergestellt werden kann und nicht zuletzt auch davon, ob Mediziner über die Möglichkeiten von Expertensystemen informiert sind. Im Rahmen einer Aufklärung ist auch eine Entmystifizierung der Expertensysteme nötig, damit klar gestellt wird, inwiefern sie zum Vorteil der Anwender und Patienten eingesetzt werden können.

## **Einbeziehung einer pharmazeutischen Datenbank**

Mit zusätzlichen Informationen über Medikamente könnte aus der Vergabe bestimmter Medikamente automatisch auf deren Wirkungen und Nebenwirkungen geschlossen werden. Leider ist zur Zeit noch keine Datenbank vorhanden, die eine computerunterstützte Verarbeitung zulässt. (Der Österreichischen Apotheker-Verlagsgesellschaft m. b. H [W-AutCodex] bietet als „Austria Codex“ zwar die aktuellen Bestände der im Handel befindlichen Medikamente an. Die relevanten Daten für die Beschreibung der Medikamente liegen allerdings textuell vor.)

## **Expertensystem-Generator**

Ähnlich der Arbeitersparnis, die durch eine Expertensystem-Shell erreicht wird, liegt nach den Betrachtungen dieser Arbeit nahe, an eine Art Expertensystem-Generator zu denken, bei dem man aus den unterschiedlichen Annahmen und Methoden auswählen kann, und der danach ein passendes, optimiertes Expertensystem erzeugt. Zusätzliche Wissenserwerbskomponenten unterstützen gemäß einer Shell die Erstellung der Wissensbasis.

Im Folgenden sei eine Liste von Parametern aufgelistet, die in einem derartigen Generator erscheinen können. Je nach dem, welche Parameter bereits ausgewählt wurden, können nachfolgende (davon abhängige) Parameter irrelevant werden.

### **Art des Expertensystems**

- Konsultationssystem
- Dialogsystem
- Closed-Loop-System
- Referenzsystem

### **Wissensrepräsentation**

- zweiwertig
- dreiwertig: Kleene, Gödel oder Lukasiewicz
- mehrwertig
- CADIAG-II (Fuzzy-Logik nach Zadeh)
- intuitionistische Fuzzy-Logik (ohne Tertium Non Datur)
- intervallwertige, parakonsistente Logik (ohne Gesetz vom ausgeschlossenen Widerspruch)
- CADIAG-IV (mit Fuzzy-Zahlen)

### **Inferenz**

- Operatorfamilien: min/max, probabilistisch

Daten-Symbol-Konversion  
Symbol-Symbol-Konversion  
Vorverarbeitungsregeln (mit unterschiedlich ausführlicher Erweiterung durch Prädikatenlogik)  
Metainferenz (für Regelgewichte, für Regelgruppen)  
Verwendung des Modus Tollens  
Default-Reasoning  
Evidence Based Medicine  
Zeitverarbeitung (...)  
Debugger

#### **zusätzliche Komponenten**

Steuerelemente (technische Entitäten): für Bildschirmaktivierung, für Formale Automaten  
Untersuchungsvorschläge:  
vollständige Suche,  
Rückschluss mit Diagnose-Symptom-Regeln,  
Rückschluss mit Ausschluss von Diagnosen,  
beweisende Symptome,  
Gradientenverfahren,  
Bewertungsintervalle durch Rückschluss  
Abdeckung der Symptome (Multimorbidität, ähnliche Entitäten)  
Kompilation der Wissensbasis: automatische Reihung der Regeln, Optimierungen

#### **Wissenserwerbskomponente**

Zyklenerkennung  
Konsistenzüberprüfung: Fuzzy-Subsethood-Theorem, Konsistenzintervalle durch Rückschluss  
halbautomatischer Wissenserwerb  
Vorschläge für Knowledge Refinement  
Evaluation  
Test auf Korrektheit (vor allem für Closed-Loop-Systeme)

#### **Benutzerschnittstelle**

Ausgabe des Ergebnisses (Klassifizierung, Ranking) mit Erklärungskomponente  
Untersuchungsvorschläge mit Erklärungskomponente  
Wissenserwerbskomponente (...)  
Debugger  
Assistent (mit bestimmten Bearbeitungsschritten)

#### **Frame-Ontologie**

Welche Dateninhalte sollen in welcher Art von Wissens-elementen enthalten sein und in welchem Zusammenhang stehen sie?

Manche dieser Parameter können im erstellten Expertensystem auch als Optionen erscheinen.

Bei praktischen Anwendungen können immer spezielle Anforderungen auftreten, die nicht in einem Generator berücksichtigt werden können. Daher ist es unbedingt notwendig, Möglichkeiten für zusätzlichen Programmcode vorzusehen, der das generierte Expertensystem ergänzt. Ein wichtiges Beispiel dafür ist die Gestaltung von proprietären Schnittstellen, um die nötige Anpassung an gegebene Datenbanken zu erreichen.

## Qualitätsmanagement

Eine weitere Zukunftsvision benötigt ebenfalls eine Entmystifizierung, diesmal die der medizinischen Versorgung. Wirtschaftliche und rationalistische Denkweisen, die in anderen Lebensbereichen längst zur Normalität wurden, sind im Bereich der Medizin noch weitgehend unbekannt. Angefangen von der Nichtbeachtung von Untersuchungs- oder Therapiekosten und die mangelnde Klarheit des Patientenzustandes über veraltete institutsbezogene statt prozessorientierte Behandlungen bis hin zur Nicht-Verwendung vorhandenen medizinischen Wissens gibt es viele Bereiche der medizinischen Versorgung, die deutlich verbessert werden könnten. Verbesserung bedeutet dabei eine Verringerung der Kosten und/oder eine Verbesserung der medizinischen Behandlung. Wo der Trade-Off gesetzt wird, ist eine politische Entscheidung. Sicher ist, dass im Vergleich zu heutigen Maßstäben beides verbessert werden kann.

Die Umsetzung dieser Verbesserungen wird ohne Computereinsatz nicht möglich sein. Beispiel dazu ist ein integriertes Krankenhausinformationssystem, das Daten dort zur Verfügung stellt, wo sie gebraucht werden, weitere Informationen über die medizinische Behandlung zur Verfügung stellt und auch Entscheidungsunterstützungen anbietet, wo sie sinnvoll eingesetzt werden können.

# Anhang A: KISS-Definition für Harnwegsinfektion

Für die Wissensbasis von MONI-IV werden die Definitionen des KISS verwendet (näheres zur Überarbeitung der KISS-Definitionen siehe Kapitel 4.5. *Analyse der KISS-Regeln* und 4.6 *Testdaten*). Die folgenden Definitionen stammen von der Homepage des Nationales Referenzzentrums (NRZ) für Surveillance von nosokomialen Infektionen an der Freien Universität Berlin und der Humboldt-Universität Berlin [W-RKoch, W-NRZ-Def]. Die Definitionen können auch als Buch erworben werden: Handbuch für die Surveillance von nosokomialen Infektionen [NRZ 02].

## D1 Symptomatische Harnwegsinfektion

muss einem der folgenden Kriterien entsprechen:

1. Eines der folgenden Anzeichen ohne andere erkennbare Ursache: Fieber ( $>38^{\circ}\text{C}$ ), Harndrang, Häufigkeit, Dysurie oder suprapubische Missempfindungen **und** eine Urinkultur von  $> 10^5$  Kolonien/ml Urin mit nicht mehr als zwei Arten von Mikroorganismen.
2. Zwei der folgenden Anzeichen ohne andere erkennbare Ursache: Fieber ( $> 38^{\circ}\text{C}$ ), Harndrang, Häufigkeit, Dysurie oder suprapubische Missempfindungen **und** eines der folgenden Kriterien:
  - Harnteststreifen für Leukozytenesterase und/oder Nitrat positiv.
  - Pyurie ( $\geq 10$  Leukozyten/ $\text{mm}^3$  oder  $> 3$  Leukozyten/Gesichtsfeld bei starker Vergrößerung im nicht-zentrifugierten Urin).
  - Bei Gram-Färbung einer nicht-zentrifugierten Urinprobe Nachweis von Mikroorganismen.
  - Zwei Urinkulturen mit wiederholter Isolierung des gleichen Uropathogens<sup>5</sup> mit  $> 10^2$  Kolonien/ml Urin im Katheterurin.
  - Urinkultur mit  $< 10^5$  Kolonien/ml Urin einzelner Uropathogene<sup>5</sup> bei Patienten, die mit der entsprechenden antimikrobiellen Therapie behandelt werden.
  - Diagnose des Arztes.
  - Arzt beginnt entsprechende antimikrobielle Therapie.

## D2 Asymptomatische Bakteriurie

muss einem der folgenden Kriterien entsprechen:

1. Blasenverweilkatheter innerhalb von 7 Tagen vor der Urinkultur, kein Fieber ( $>38^{\circ}\text{C}$ ) oder andere Symptome der ableitenden Harnwege,  $\geq 10^5$  Kolonien/ml Urin mit maximal 2 Arten von Mikroorganismen.
2. Keinen Blasenverweilkatheter innerhalb von 7 Tagen vor Entnahme der 1. von 2 positiven Urinkulturen, kein Fieber ( $> 38^{\circ}\text{C}$ ) oder andere Symptome der ableitenden Harnwege. Beide Urinkulturen mit  $\geq 10^5$  Kolonien /ml Urin und

Nachweis des gleichen Mikroorganismus in beiden Urinkulturen mit jeweils maximal 2 Arten von Mikroorganismen.

### D3 Sonstige Infektionen der Harnwege

(Nieren, Ureter, Blase, Urethra, etc.) müssen eines der folgenden Kriterien erfüllen:

1. Mikroorganismus aus Flüssigkeits- (nicht Urin) oder Gewebekultur (bzw. Wundabstrich) der betroffenen Region isoliert.
2. Abszess oder sonstiges Zeichen einer Infektion während einer direkten Untersuchung, einer Operation oder durch histopathologische Untersuchung festgestellt.
3. Zwei der folgenden Anzeichen ohne andere erkennbare Ursache: Fieber ( $> 38^{\circ}\text{C}$ ), lokalisierter Schmerz oder Berührungsempfindlichkeit der betreffenden Stelle **und** eines der folgenden:
  - Eitrige Sekretion von der betroffenen Stelle.
  - Aus Blutkultur isolierter ätiologisch in Frage kommender Mikroorganismus.
  - Röntgenologischer Infektionsnachweis (z.B. Ultraschall, CT, MRT, Szintigraphie).
  - Diagnose des Arztes.
  - Arzt beginnt entsprechende antimikrobielle Therapie.

<sup>5</sup> als Uropathogene gelten: Gram-negative Bakterien oder *S.saprophyticus*

Für Patienten  $\leq 1$  Jahr Lebensalter gelten für D1 und D3 spezielle Definitionen

# Anhang B: Evidence Based Medicine

In [Sackett 96] wird eine Zusammenstellung der Levels of Evidence angegeben. Sie kann auch an unterschiedlichen Stellen im WWW abgerufen werden. Z. B. im Oxford-Centre for Evidence Based Medicine [W-EBM] unter [W-EBM-Levels]. Weitere Informationen zur Evidence Based Medicine: [W-Cochrane, W-EBM-Guideline]. Hier sei ein Auszug daraus gegeben:

## Levels of Evidence

Oxford Centre for Evidence-based Medicine Levels of Evidence (May 2001)

Level	Therapy/Prevention, Aetiology/Harm	Prognosis	Diagnosis	Differential diagnosis / symptom prevalence study	Economic and decision analyses
1a	SR (with homogeneity*) of RCTs	SR (with homogeneity*) of inception cohort studies; CDR <sup>†</sup> validated in different populations	SR (with homogeneity*) of Level 1 diagnostic studies; C0DR <sup>†</sup> with 1b studies from different clinical centres	SR (with homogeneity*) of prospective cohort studies	SR (with homogeneity*) of Level 1 economic studies
1b	Individual RCT (with narrow Confidence Interval <sup>†</sup> )	Individual inception cohort study with $\geq 80\%$ follow-up; CDR <sup>†</sup> validated in a single population	Validating** cohort study with good <sup>†††</sup> reference standards; or CDR <sup>†</sup> tested within one clinical centre	Prospective cohort study with good follow-up <sup>****</sup>	Analysis based on clinically sensible costs or alternatives; systematic review(s) of the evidence; and including multi-way sensitivity analyses
1c	All or none <sup>s</sup>	All or none case-series	Absolute SpPins and SnNouts <sup>††</sup>	All or none case-series	Absolute better-value or worse-value analyses <sup>††††</sup>
2a	SR (with homogeneity* ) of cohort studies	SR (with homogeneity*) of either retrospective cohort studies or untreated control groups in RCTs	SR (with homogeneity*) of Level >2 diagnostic studies	SR (with homogeneity*) of 2b and better studies	SR (with homogeneity*) of Level >2 economic studies

2b	Individual cohort study (including low quality RCT; e.g., <80% follow-up)	Retrospective cohort study or follow-up of untreated control patients in an RCT; Derivation of CDR <sup>†</sup> or validated on split-sample <sup>§§§</sup> only	Exploratory** cohort study with good <sup>†††</sup> reference standards; CDR <sup>†</sup> after derivation, or validated only on split-sample <sup>§§§</sup> or databases	Retrospective cohort study, or poor follow-up	Analysis based on clinically sensible costs or alternatives; limited review(s) of the evidence, or single studies; and including multi-way sensitivity analyses
2c	"Outcomes" Research; Ecological studies	"Outcomes" Research		Ecological studies	Audit or outcomes research
3a	SR (with homogeneity*) of case-control studies		SR (with homogeneity*) of 3b and better studies	SR (with homogeneity*) of 3b and better studies	SR (with homogeneity*) of 3b and better studies
3b	Individual Case-Control Study		Non-consecutive study; or without consistently applied reference standards	Non-consecutive cohort study, or very limited population	Analysis based on limited alternatives or costs, poor quality estimates of data, but including sensitivity analyses incorporating clinically sensible variations.
4	Case-series (and poor quality cohort and case-control studies <sup>§§</sup> )	Case-series (and poor quality prognostic cohort studies <sup>***</sup> )	Case-control study, poor or non-independent reference standard	Case-series or superseded reference standards	Analysis with no sensitivity analysis
5	Expert opinion without explicit critical appraisal, or based on physiology, bench research or "first principles"	Expert opinion without explicit critical appraisal, or based on physiology, bench research or "first principles"	Expert opinion without explicit critical appraisal, or based on physiology, bench research or "first principles"	Expert opinion without explicit critical appraisal, or based on physiology, bench research or "first principles"	Expert opinion without explicit critical appraisal, or based on economic theory or "first principles"

## Notes

Users can add a minus-sign "-" to denote the level of that fails to provide a conclusive answer because of:

EITHER a single result with a wide Confidence Interval (such that, for example, an ARR in an RCT is not statistically significant but whose confidence intervals fail to exclude clinically important benefit or harm)

OR a Systematic Review with troublesome (and statistically significant) heterogeneity.

Such evidence is inconclusive, and therefore can only generate Grade D recommendations.

*	By homogeneity we mean a systematic review that is free of worrisome variations (heterogeneity) in the directions and degrees of results between individual studies. Not all systematic reviews with statistically significant heterogeneity need be worrisome, and not all worrisome heterogeneity need be statistically significant. As noted above, studies displaying worrisome heterogeneity should be tagged with a "-" at the end of their designated level.
†	Clinical Decision Rule. (These are algorithms or scoring systems which lead to a prognostic estimation or a diagnostic category.)

‡	See note #2 for advice on how to understand, rate and use trials or other studies with wide confidence intervals.
§	Met when <u>all</u> patients died before the Rx became available, but some now survive on it; or when some patients died before the Rx became available, but <u>none</u> now die on it.
§§	By poor quality <u>cohort</u> study we mean one that failed to clearly define comparison groups and/or failed to measure exposures and outcomes in the same (preferably blinded), objective way in both exposed and non-exposed individuals and/or failed to identify or appropriately control known confounders and/or failed to carry out a sufficiently long and complete follow-up of patients. By poor quality <u>case-control</u> study we mean one that failed to clearly define comparison groups and/or failed to measure exposures and outcomes in the same (preferably blinded), objective way in both cases and controls and/or failed to identify or appropriately control known confounders.
§§§	Split-sample validation is achieved by collecting all the information in a single tranche, then artificially dividing this into "derivation" and "validation" samples.
††	An "Absolute SpPin" is a diagnostic finding whose <u>Specificity</u> is so high that a <u>Positive</u> result <u>rules-in</u> the diagnosis. An "Absolute SnNout" is a diagnostic finding whose <u>Sensitivity</u> is so high that a <u>Negative</u> result <u>rules-out</u> the diagnosis.
‡‡	Good, better, bad and worse refer to the comparisons between treatments in terms of their clinical risks and benefits.
†††	<u>Good</u> reference standards are independent of the test, and applied blindly or objectively to applied to all patients. <u>Poor</u> reference standards are haphazardly applied, but still independent of the test. Use of a non-independent reference standard (where the 'test' is included in the 'reference', or where the 'testing' affects the 'reference') implies a level 4 study.
††††	Better-value treatments are clearly as good but cheaper, or better at the same or reduced cost. Worse-value treatments are as good and more expensive, or worse and the equally or more expensive.
**	Validating studies test the quality of a specific diagnostic test, based on prior evidence. An exploratory study collects information and trawls the data (e.g. using a regression analysis) to find which factors are 'significant'.
***	By poor quality prognostic cohort study we mean one in which sampling was biased in favour of patients who already had the target outcome, or the measurement of outcomes was accomplished in <80% of study patients, or outcomes were determined in an unblinded, non-objective way, or there was no correction for confounding factors.
****	Good follow-up in a differential diagnosis study is >80%, with adequate time for alternative diagnoses to emerge (eg 1-6 months acute, 1 - 5 years chronic)

## Grades of Recommendation

A	consistent level 1 studies
B	consistent level 2 or 3 studies <i>or</i> extrapolations from level 1 studies
C	level 4 studies <i>or</i> extrapolations from level 2 or 3 studies
D	level 5 evidence <i>or</i> troublingly inconsistent or inconclusive studies of any level

"Extrapolations" are where data is used in a situation which has potentially clinically important differences than the original study situation.

# Referenzen

## Paper

### Fuzzy-Set-Theory

- [Zadeh65] Zadeh L. A. (1965): Fuzzy Sets. In: *Information and Control* 8, 338–353.
- [Jaskowski 69] Jaskowski S. (1969): Propositional Calculus for Contradictory Deductive Systems. In: *Studia Logica*, Vol. XXIV, 143–157.
- [Anderson 75] Anderson A. R. and Belnap Jr. N. D. (1975): *Entailment: The Logic of Relevance and Necessity*. Princeton, Princeton University Press, Volume I.
- [Dunn 76] Dunn J. M. (1976): Intuitive Semantics for First Degree Entailment and Coupled Trees. In: *Philosophical Studies*, Vol. XXIX, 149–168.
- [Priest 79] Priest G. (1979): Logic of Paradox. In: *Journal of Philosophical Logic*, Vol. VIII, 219–241.
- [Dubois 80] Dubois D. and Prade H. (1980): *Fuzzy Sets and Systems: Theory and Applications*. Academic Press, New York.
- [Kaufmann 85] Kaufmann A. and Gupta M. M. (1985): *Introduction to Fuzzy Arithmetic, Theory and Applications*. Van Nostrand Reinhold, New York.
- [Klir 85] Klir G. and Yuan B. (1985): *Fuzzy Sets and Fuzzy Logics. Theory and Applications*, Prentice-Hall.
- [Atanassov 86] Atanassov K. (1986): Intuitionistic Fuzzy Sets. In: *Fuzzy Sets and System* 20, 87–96.
- [Dubois 90a] Dubois D, Lang J., and Prade H. (1990): A Possibilistic Assumption-Based Truth Maintenance System with Uncertain Justifications, and its Application to Belief Revision. In: *Proc. of ECAI-90 (Workshop on Truth-Maintenance Systems)*, vol. 515 of *Lecture Notes in Artificial Intelligence*, New York, 87–106.
- [Dubois 90b] Dubois D. and Prade H. (1990): Resolution Principles in Possibilistic Logic. In: *International Journal of Approximate Reasoning*, Elsevier Science Publishing Co., 4, 1–21.
- [Toth 94] Toth H. (1994): *Epistemische und formale Grundlagen der Fuzzy Set Theorie (Eine Einführung)*. Skriptum zur Vorlesung: *Grundlagen der Fuzzy Set Theorie*, Vienna University of Technology, WS 1994/1995, Vienna.
- [Atanassov 95] Atanassov K. (1995): Remark on Intuitionistic Fuzzy Logic and Intuitionistic Logic. In: *Mathware and Soft Computing* 2, 151–156.
- [Bustince 95] Bustince H. and Burillo P. (1995): Correlation of interval-valued intuitionistic fuzzy sets. In: *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 74, No. 2, 237–244.
- [Dubois 96] Dubois D. and Prade H. (1996): What Are Fuzzy Rules and How to Use Them, In: *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 84, 169–185.
- [Rocha 97] Rocha L. M. (1997): Evidence Sets: Contextual Categories. In: *Proc. of the meeting on Control Mechanisms for Complex Systems*, New Mexico, 339–357.

- [Atanassov 99] Atanassov K. (1999): Intuitionistic fuzzy sets: theory and applications. Physica-Verlag, Heidelberg, New York.
- [Silveira 01] Silveira M. M. T. and Bedregal B. R. C. (2001): Toward an Interval Fuzzy Theory. In: The 2001 International Conference on Artificial Intelligence, Las Vegas, Nevada, USA: Computer Science Research, Education, & Applications (CSREA) Press, Vol. 2, 931–937.
- [Cornelis 02] Cornelis C. and Kerre E. (2002): On the Structure and Interpretation of an Intuitionistic Fuzzy Expert System. In: Proc. of EUROFUSE 2002, 173–178.
- [Atanassov 03] Atanassov K. (2003): Intuitionistic Fuzzy Sets Past, Present and Future. In: Proc. of EUSFLAT 2003 (Third Conference of the European Society for Fuzzy Logic and Technology), 12–19.
- [Seising 03b] Seising R., Schuh Ch., and Adlassnig K.-P. (2003): Fuzzy Relationships and Fuzzy Control in Medical Knowledge-Based Systems. In: Proc. (CD-ROM-Version) of CIMCA'2003 (International Conference on Computational Intelligence for Modeling, Control and Automation).
- [Smarandache 03] Smarandache F. (2003): Definition of Neutrosophic Logic—A Generalization of the Intuitionistic Fuzzy Logic. In: Proc. of EUSFLAT 2003 (Third Conference of the European Society for Fuzzy Logic and Technology), 141–146.

## Expertensysteme

- [Lipkin 58] Lipkin M. and Hardy J. D. (1958): Mechanical Correlation of Data in Differential Diagnosis of Hematological Diseases. In: J. Am. Med. Ass 166, 113–125.
- [Ledley 59] Ledley R. S. and Lusted L. B. (1959): Reasoning Foundations of Medical Diagnosis. In: Science 130, 9–21.
- [Shortliffe 76] Shortliffe E. H. (1976): Computer-based Medical Consultation: MYCIN. American Elsevier Publishers New York.
- [Melle 81] van Melle W. (1981): System Aids in Constructing Consultation Programs. UMI Research Press, Ann Arbor, MI.
- [Davis 82] Davis R. and Lenat D. B. (1982): Knowledge-Based Systems in Artificial Intelligence. McGraw-Hill, New York.
- [Buchanan 84] Buchanan B. G. and Shortliffe E. H. (eds.) (1984): Rule-Based Expert Systems — The MYCIN Experiments of the Stanford Programming Project. Addison Wesley, Reading, MA.
- [Barnett 87] Barnett G. O. et al. (1987): DXplain. An evolving diagnostic decision-support system. In: JAMA. July 3., 258(1), 67–74.
- [Clancey 87] Clancey W. (1987): Knowledge-Based Tutoring — The GUIDON System. MIT Press, Cambridge, MA.
- [Warner 88] Warner H. R. et al. (1988): ILIAD as an Expert Consultant to Teach Differential Diagnosis. In: Proc. of SCAMC 88 (Annual Symposium on Computer Applications in Medical Care), Hanley & Belfus, Inc., Philadelphia, 371–376.
- [Gottlob 90] Gottlob G. et al. (1990): Expertensysteme. Springers Angewandte Informatik, Springer-Verlag Wien, New York.
- [Barnett 98] Barnett G. O. et al. (1998): DXplain on the Internet, In: Proc. of AMIA (A Conference of the American Medical Informatics Association) 1998, 607–611.
- [Schuh 98] Schuh Ch. et al. (1998): Integration of Crisp- and Fuzzy-Controlled Weaning in an ICU PDMS. In: Proc. of WAC'98, World Automation Congress, TSI Press, Albuquerque, 299–304.

- [Federhofer 00] Federhofer J., Chizzali-Bonfadin C., and Adlassnig K.-P. (2000): Medical Expert Systems: You Won't Work Without Them, Once You Know Them. In: Proc. of Webnet 2000, San Antonio, Texas, 692–693.
- [Bögl 02] Bögl K. and Adlassnig K.-P. (2002): The Heuristic Nature of Medical Decision Making. In: Journal of Applied Computer Science 10, No. 2, 5–26.
- [Schuh 02] Schuh C., Hiesmayr M., and Adlassnig K.-P. (2002): Weaning from Artificial Ventilation Using a Fuzzy Knowledge-Based Control System. In: Program of NF2002 (First International NAISO Congress on Neuro-Fuzzy Technologies), Havana, Cuba, 57.
- [Seising 03a] Seising R., Schuh Ch., and Adlassnig K.-P. (2003): Medical Knowledge, Fuzzy Sets, and Expert Systems. In: Proc. (CD-ROM-Version) of the Eunite03-BIO-Workshop on Intelligent and Adaptive Systems in Medicine, Department of Cybernetics, Faculty of Electrical Engineering, Czech Technical University, Prague, Czech.

## CADIAG

- [Spindelberger 68] Spindelberger W. and Grabner G. (1968): Ein Computerverfahren zur diagnostischen Hilfestellung. In: Computer in der Medizin — Probleme, Erfahrungen, Projekte (ed.: Fellingner K.), Verlag Brüder Hollinek, Wien 1986, 189–221.
- [Adlassnig 80] Adlassnig K.-P. (1980): A Fuzzy Logical Model of Computer-Assisted Medical Diagnosis. In: Methods of Information in Medicine 19, 141–148.
- [Kolarz 81] Kolarz G. and Adlassnig K.-P. (1981): Kritische Bemerkungen zu Computerunterstützten Diagnoseverfahren in der Medizin. Medizinische Informatik, Oldenbourg Verlag, Wien, München.
- [Adlassnig 82] Adlassnig K.-P. et al. (1982): CADIAG 1: A Computer-Assisted Diagnostic System on the Basis of Symbolic Logic and its Application in Internal Medicine. In: Proc. of Medical Informatics Europe 82, Dublin, Ireland, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, New York, 495–505.
- [Adlassnig 83] Adlassnig K.-P. (1983): Ein computerunterstütztes medizinisches Diagnosesystem unter Verwendung von fuzzy Teilmengen. Ph. D. Thesis, Vienna University of Technology, Vienna.
- [Adlassnig 84] Adlassnig K.-P., Scheithauer W., and Grabner G. (1984): CADIAG-2/PANCREAS: An Artificial Intelligence System Based on Fuzzy Set Theory to Diagnose Pancreatic Diseases. In: Proc. of the 3<sup>rd</sup> International Conference on System Science in Health Care, Springer-Verlag, Berlin, 396–399.
- [Adlassnig 85] Adlassnig K.-P. et al. (1985): CADIAG: Approaches to Computer-Assisted Medical Diagnosis. In: Computers in Biology and Medicine 15, 513–335.
- [Adlassnig 86a] Adlassnig K.-P. and Kolarz G. (1986): Representation and Semiautomatic Acquisition of Medical Knowledge in CADIAG-1 and CADIAG-2. In: Computers and Biomedical Research 19, 63–79.
- [Adlassnig 86b] Adlassnig K.-P. (1986): Fuzzy Set Theory in Medical Diagnosis. In: IEEE, Transactions on Systems, Man, and Cybernetics 16, 260–265.
- [Kolarz 86] Kolarz G. and Adlassnig K.-P. (1986): Problems in Establishing the Medical Expert Systems CADIAG-I and CADIAG-II in Rheumatology. In: Journal of Medical Systems, 10, 395–405.
- [Akhavan-Heidari 88] Akhavan-Heidari M. and Adlassnig K.-P. (1988): Preliminary Results on CADIAG-2/GALL: A Diagnostic Consultation System for Gallbladder and Biliary Tract Diseases. In: Proc. of MIE'88 (Medical Informatics Europe '88). Springer-Verlag, Berlin, 662–666.

- [Adlassnig 89] Adlassnig K.-P. and Akhavan-Heidari M. (1989): CADIAG-2/GALL: An Experimental Expert System for the Diagnosis of Gallbladder and Biliary Tract Diseases. In: AIMDM (Artificial Intelligence in Medicine) 1, 71–77.
- [Leitich 91a] Leitich H., Adlassnig K.-P., and Kolarz G. (1991): Knowledge Acquisition Study and Accuracy Rate Evaluation for CADIAG-2/RHEUMA with 308 Clinical Cases. In: Proc. of MIE'91 (Medical Informatics Europe 1991), Springer-Verlag, Berlin, 332–336.
- [Leitich 91b] Leitich H., Adlassnig K.-P., and Kolarz G. (1991): Application and Evaluation of CADIAG-2/RHEUMA: A Medical Consultation System in Rheumatology. In: Proc. of the 5<sup>th</sup> Pre-Congress Meeting of the EANM-Knowledge-Based Systems (KBS) in Nuclear Medicine 1991, 89–99.
- [Schuh 93] Schuh C. (1993): CADIAG-3: Ein medizinisches Konsultationssystem und seine Anwendung in der Internen Medizin. Master Thesis, Vienna University of Technology, Vienna.
- [Leitich 94] Leitich H. et al. (1994): Improving Diagnostic Performance with Fuzzy Logic: A Demonstration with the Medical Expert System CADIAG-2. In Proc. of EMCSR'94 (Cybernetics and Systems 1994), World Scientific Publishing, Singapore, 263–270.
- [Bögl 95] Bögl K. et al. (1995): CADIAG-2/Rheuma-Radio: An Expert System to Assist in Establishing Radiological Diagnoses in Rheumatology. CAR'95, Computer-Assisted Radiology, Springer-Verlag, Berlin, 330–335.
- [Kolousek 95a] Kolousek G. (1995): Major Design Elements of CADIAG-IV 2.0. Technical Report MES-7/1995, Department of Medical Computer Sciences, University of Vienna Medical School, Vienna.
- [Kolousek 95b] Kolousek G. et al. (1995): The Essential Model of MedFrame/CADIAG-IV. Technical Report MES-1/1995, Department of Medical Computer Sciences, University of Vienna Medical School, Vienna.
- [Trummer 96] Trummer B. (1996): Neuerstellung und Erweiterung des Datenbankkonzeptes sowie dessen Implementierung für das medizinische Konsultationssystem MedFrame/CADIAG-4. Master Thesis, Vienna University of Technology, Vienna.
- [Bögl 97] Bögl K. (1997): Design and Implementation of a Web-Based Knowledge Acquisition Toolkit for Medical Expert Consultation Systems. Ph. D. Thesis, Vienna University of Technology, Vienna.
- [Brein 97] Brein L. (1997): Das medizinische Expertensystem CADIAG-IV: Inferenzprozeß, Erklärungen und Untersuchungsvorschläge. Master Thesis, Vienna University of Technology, Vienna.
- [Daniel 97] Daniel M. et al. (1997): CADIAG-2 and MYCIN-like Systems. In: AIMDM (Artificial Intelligence in Medicine) 9, 241–259.
- [Haddad 97] Haddad B. (1997): Logische Konsistenz von unsicherem und unscharfem Wissen: Ein Inferenz-Modell für Fuzzy-Subsethood-Beziehungen. Ph. D. Thesis, Vienna University of Technology, Vienna.
- [Sageder 97] Sageder B. et al. (1997): An Introduction into the Medical Expert System MedFrame/CADIAG-IV. In: Computers in Medicine II, Polish Society of Medical Informatics, Łódź, Poland, 82–87.
- [Daniel 98] Daniel M. (1998): Remarks to a Cyclic Inference in Fuzzy Expert System CADIAG-IV. In: Proc. of VJFUZZY'98, Hanoi, 619–627.
- [Lagor 98] Lagor C. et al. (1998): Optimal Threshold Settings in CADIAG-II/COLON. In: Proc. of EMCSR'98 (Cybernetics and Systems 1998), Austrian Society for Cybernetic Studies, Vienna, Austria, 163–168.
- [Leitich 98] Leitich H. et al. (1998): Ergebnisse einer prospektiven Evaluation des medizinischen Konsultationssystems CADIAG-II in einer Rheuma-Ambulanz. Abstractband des 2. Symposiums Medizinische Experten- und Wissensbasierte

Systeme und Computergestützte OP-Navigation, Department of Medical Computer Sciences, University of Vienna Medical School, Vienna, 41.

- [Daniel 99] Daniel M. (1999): Theoretical Comparison of Inference in CADIAG and MYCIN-like Systems. In: Tatra Mountains Mathematical Publications, 16, 255–272.
- [Kopecky 99] Kopecky D. (1999): Design and Implementation of the Internet-Based Medical Expert System ToxoNet. Master Thesis, Vienna University of Technology, Vienna.
- [Rappelsberger 99] Rappelsberger A. et al. (1999): Effect of Different System Thresholds on the Performance of the Medical Expert System CADIAG-II/COLON. In: OEGAI-Journal 18, Nr. 2, 9–10.
- [Leitich 00] Leitich H., Adlassnig K.-P., and Kolarz G. (2000): Strengths and Limitations of Automatic Knowledge Acquisition for the Medical Consultation System CADIAG-II/RHEUMA. In: Fuzzy Diagnostic and Therapeutic Decision Support, Österreichische Computer Gesellschaft, Wien, 152–155.
- [Leitich 01] Leitich H. et al. (2001): A prospective evaluation of the medical consultation system CADIAG-II/RHEUMA in a rheumatological outpatient clinic. In: Methods of Information in Medicine 2001, 40/3, 213-220.
- [Leitich 02] Leitich H., Adlassnig K.-P., and Kolarz G. (2002): Evaluation of two different models of semi-automatic knowledge acquisition for the medical consultant system CADIAG-II/RHEUMA. In: AIMDM (Artificial Intelligence in Medicine) 25, 215-225.
- [Heisz 03] Heisz H. (2003): Theoretische Aspekte zur Erstellung eines Expertensystems mittels CADIAG. In: Proc. of ESQ/expert\2003.2, 63–71.

## Surveillance

- [McDonald 76] McDonald C. J. (1976): Protocol-based computer reminders, the quality of care and the non-perfectibility of man. In: N Engl J Med 1976, 295, 1351–1355.
- [Pryor 84] Pryor T. A. et al. (1984): The HELP system. In Information Systems for Patient Care, Springer-Verlag, New York.
- [Base 85] Base W. et al. (1985): EDV-unterstützte Auswertung bakteriologischer Befunde einer Intensivstation. In: Intensivmed 22, 38–44.
- [Evans 85] Evans R. S. et al. (1985): Development of a Computerized Infections Disease Monitor (CIDM). In: Computers and Biomedical Research 18, 103–113.
- [Haley 85] Haley R. W. et al. (1985): The nationwide nosocomial infection rate: a new need for vital statistics. In: Am J Epidemiol. 1985, 121(2), 159–167.
- [Evans 86] Evans R. S. et al. (1986): Computer surveillance of hospital-acquired infections and antibiotic use. In: Proc. of JAMA 1986, 256, 1007–1011.
- [Garner 88] Garner J. S. et al. (1988): CDC definitions for nosocomial infections. In: American Journal of Infection Control, Vol. 16, No. 3.
- [Burke91] Burke J. P. et al. (1991): The HELP system and its application to infection control. In: Journal of Hospital Infection, 18 (Supplement A), 424–431.
- [Evans 91] Evans R. S. (1991): The HELP system: A review of clinical applications in infectious disease and antibiotic use. In: MD Computing 1991, 8, 282–288.
- [Geerdes 92] Geerdes H. F. et al. (1992): Septicemia in 980 patients at a University hospital in Berlin. Prospective studies during 4 selected years between 1979 and 1989. In: Clin Infect Dis 1992, 15, 991–1002.
- [Evans 93] Evans R. S. et al. (1993): Development of an automated antibiotic consultant. In: MD Computing 1993, 10, 17–22.

- [Kahn 93] Kahn M. G. et al. (1993): An Expert System for Culture-Based Infection Control Surveillance. In: Proc. of the Annual Symposium on Computer Applications in Medical Care 1993, 171–175.
- [Rocha 94] Rocha B. H. S. C. et al. (1994): Computerized detection of nosocomial infections in newborns. In: Proc. of the 18<sup>th</sup> Annu Symp Comput Appl Med Care 1994, 684–688.
- [Pestotnik 96] Pestotnik S. L. et al. (1996): Implementing antibiotic practice guidelines through computer-assisted decision support: clinical and financial outcomes. In: Ann Int Med 124, 884–890.
- [Chizzali-Bonfadin 97] Chizzali-Bonfadin C. et al. (1997): MONI: Ein EDV-System zur klinikweiten Auswertung und zur Erkennung nosokomialer Infektionen. In: Österreichische Krankenhaus-Zeitung 38, 29–32.
- [Jackson 97] Jackson B. R. et al. (1997): A Decision Support System for Microbiology Quality Control. In: Proc. of AMIA (A Conference of the American Medical Informatics Association) 1997, 258–262.
- [Samore 97] Samore M. et al. (1997): A Clinical Data Repository Enhances Hospital Infection Control. In: Proc. of AMIA (A Conference of the American Medical Informatics Association) 1997, 56–60.
- [Trautmann 97] Trautmann M. et al. (1997): Computerunterstützte, prospektive Erfassung nosokomialer Septikämien in einem Universitätsklinikum. In: Hygiene in der Medizin 22, Jahrgang 1997, Heft 9, 467–472.
- [Warner 97] Warner H. et al. (1997): New Computer-Based Tools for Empiric Antibiotic Decision Support. In: Proc. of AMIA (A Conference of the American Medical Informatics Association) 1997, 238–242.
- [Levy 98] Levy S. B. (1998): Antibiotikaresistenz: eine globale Herausforderung. In: Spektrum der Wissenschaft, May 1998, 34–41.
- [Heininger 99] Heininger A. et al. (1999): Implementation of an Interactive Computer-Assisted Infection Monitoring Program at the Bedside. In: Infection Control and Hospital Epidemiology, June 1999, 444–447.
- [Moser 99] Moser S. A. et al. (1999): Application of Data Mining to Intensive Care Unit Microbiologic Data. In: Emerging Infectious Diseases, Vol. 5, No. 3, May–June 1999, 454–457.
- [Lamma 00] Lamma E. et al. (2000): A System for Monitoring Nosocomial Infections. In: Proc. of IDAMAP-2000 (5th International Workshop on Intelligent Data Analysis in Medicine and Pharmacology), 17–19.
- [Lucas 00] Lucas P. J. F. et al. (2000): A probabilistic and decision-theoretic approach to the management of infectious disease at the ICU. In: AIMDM (Artificial Intelligence in Medicine) 19, 251–279.
- [Burgmann 01] Burgmann H. (2001): Nosokomiale Infektion auf der Intensivstation, In: Wiener Klinische Wochenschrift, Springer-Verlag, Magazin 7–8a/2001, 20–22.
- [Fabini 01] Fabini B. (2001): Monitoring of Infectious Risk Situations and Nosocomial Infections in the Hospital. Ph. D. Thesis, Vienna University of Technology, Vienna.
- [Grammenou 01] Grammenou V. (2001): Strategy for antibiotic use against nosocomial pneumonia via the use of a Medical Expert System. In: Proc. of NNESMED 2001 (4<sup>th</sup> International Conference Neural Networks and Expert Systems in Medicine and Healthcare 2001), Milos Island, Greece.
- [Joch 01] Joch J. and Dudeck J. (2001): Decision support for infectious diseases — a working prototype. In: International Journal of Medical Informatics 64, 331–340.
- [Rocha 01] Rocha B. H. S. C. et al. (2001): Clinicians' Response to Computerized Detection of Infections. In: Journal of the American Medical Informatics Association, Vol. 6, No. 2, Mar. / Apr. 2001, 117–125.

- [NRZ 02] Nationales Referenzzentrum (NRZ) für Surveillance von nosokomialen Infektionen an der Freien Universität Berlin und der Humboldt-Universität Berlin (2002): Handbuch für die Surveillance von nosokomialen Infektionen. Schriftenreihe des Bundesministeriums für Gesundheit, Band 142, Germany.
- [Wagenlehner 02] Wagenlehner F. M. E. et al. (2002): Spectrum and antibiotic resistance of uropathogens from hospitalised patients with urinary tract infections. In: *Int J Antimicrob Agents* 2002, 19, 557–564.
- [Heisz 02] Heisz H. (2002): Ein Prototyp für das nosokomiale Expertensystem MONI4. In: *Proc. of ESQ/expert2002*, 13–20.

## andere

- [Kripke 59] Kripke S. A. (1959): A completeness theorem in modal logic. In: *Journal of Symbolic Logic*, 24, 1–14.
- [McCarthy 69] McCarthy J. and Hayes P. J. (1969): Some Philosophical Problems from the Standpoint of Artificial Intelligence. In: *Machine Intelligence* (eds.: Meltzer B. and Mitchie D.), Vol. 4, Edinburgh University Press, Edinburgh, UK, 1969, 463–502.
- [Minsky 75] Minsky M. (1975): A framework for representing knowledge. In: *The psychology of computer vision* (ed.: Winston P. H.). New York, McGraw-Hill, 211–277.
- [Chellas 80] Chellas B. F. (1980): *Modal Logic: An Introduction*. Cambridge University Press, Cambridge.
- [McDermott 82] McDermott D. (1982): A Temporal Logic for Reasoning about Processes and Plans. In: *Cognitive Science*, Vol. 6, 101–155.
- [Allen 83] Allen J. F. (1983): Maintaining knowledge about temporal intervals. In: *Communications of the ACM*, 26(11), 832–843.
- [Kowalski 86] Kowalski R. A. and Sergot M. J. (1986): A logic-based calculus of events. In: *New Generation Computing*, Vol. 4, 67–95.
- [Rit 86] Rit J.-F. (1986): Propagating temporal constraints for scheduling. In: *Proc. of AAAI-86 (5<sup>th</sup> National Conference in Artificial Intelligence)*, Philadelphia, PA, Morgan Kaufmann, Los Altos, CA, 1986, 383–388.
- [Schachter 86] Schachter R. D. (1986): Evaluating influence diagrams. In: *Operation Research* 1986, 34(6), 871–882.
- [Vilain 86] Vilain M. and Kautz H. (1986): Constraint propagation algorithms for temporal reasoning. In: *AAAI-86 (5<sup>th</sup> National Conference in Artificial Intelligence)*, Philadelphia, PA, Morgan Kaufmann, Los Altos, CA, 1986, 377–382.
- [deKleer 87] de Kleer J. and Williams B. C. (1987): Diagnosing Multiple Faults. In: *Artificial Intelligence*, Vol. 32, Issue 1, 1987, 97–130.
- [Sox 88] Sox Harold C. Jr. et al. (1988): *Medical Decision Making*. Butterworth-Heinemann, Boston.
- [Wessel 89] Wessel H. (1989): *Logik*. VEB Deutscher Verlag der Wissenschaften, Berlin 1989.
- [Peng 90] Peng Y. and Reggia J. A. (1990): *Abductive Inference Models for Diagnostic Problem-Solving*. Symbolic Computation - Artificial Intelligence, Springer-Verlag New York.
- [vonGlaserfeld 92] von Glaserfeld E. (ed.) (1992): *Einführung in den Konstruktivismus*. Piper, München.
- [Gierl 93] Gierl L., Schmidt R., and Pollwein B. (1993): ICONS: Cognitive basic functions in a case-based consultation system for intensive care. In: *AIMDM (Artificial Intelligence in Medicine)*, Amsterdam, 230–236.

- [Miksch 95] Miksch S. (1995): Zeitliches Schließen und seine Anwendungen in der Medizin. Skriptum zur Vorlesung: Zeitliches Schließen und seine Anwendungen in der Medizin, Vienna University of Technology, SS 1995, Vienna.
- [Prokosch 95] Prokosch H. U. et al. (1995): MDD-GIPHARM: design and realization of a medical data dictionary for decision support systems in drug therapy. In: Informatik, Biometrie und Epidemiologie in Medizin und Biologie 26 (3), 250—261.
- [Berner 96] Berner E. S., Jackson J. R., and Algina J. (1996): Relationships among Performance Scores of Four Diagnostic Decision Support Systems. In: Journal of the American Medical Informatics Association 1996, 3, 208–215.
- [Sackett 96] Sackett D. L. et al. (1996): Evidence based medicine: what it is and what it isn't. In: BMJ 1996, 312, 71–72.
- [Friedman 99] Friedman C. P. et al. (1999): Enhancement of clinicians' diagnostic reasoning by computer-based consultation. In: Journal of the American Medical Association 1999, 282, 1851–1856.
- [Schmidt 99a] Schmidt R., Pollwein B., and Gierl L. (1999): Case-Based Reasoning for Antibiotics Therapy Advice. In: Proc. of ICCBR-99 (3<sup>rd</sup> International Conference on Case-Based Reasoning Research and Development,) Springer-Verlag Berlin, 1999, 550–559.
- [Schmidt 99b] Schmidt R., Pollwein B., and Gierl L. (1999): Experiences with Case-Based Reasoning Methods and Prototypes for Medical Knowledge-Based Systems. In: Proc. of AIMDM '99 (Artificial Intelligence in Medicine), Springer-Verlag Berlin, 124–132.
- [Heisz 00a] Heisz H., Adlassnig K.-P., and Schuerz M. (2000): MedFrame/Browser - A Tool for the Patient Data and Medical Knowledge Base MedFrame. In: Proc. of EMCRS'2000 (Cybernetics and Systems 2000), Vol. I, 240–244.
- [Heisz 00b] Heisz H., Schuerz M., and Kopecky D. (2000): CADIAG-IV/Rheuma – An Internet-Based Consultation System for the Differential Diagnosis in Rheumatology, In: CASYS'00 (Computing Anticipatory Systems 2000).
- [Mitchell 01] Mitchell E. and Sullivan F. (2001): A descriptive feast but an evaluative famine: systematic review of published articles on primary care computing during 1980-97. In: British Medical Journal 2001, 322, 279–282.
- [Adlassnig 02] Adlassnig K.-P. (2002): Artificial-Intelligence-Augmented Systems. In: AIMDM (Artificial Intelligence in Medicine) 24, 1–4.
- [Bauer 02] Bauer B. A. et al. (2002): Internal medicine resident satisfaction with a diagnostic decision support system (DXplain) introduced on a teaching hospital service. In: Proc. of AMIA (A Conference of the American Medical Informatics Association) 2002, 31–35.
- [King 02] King H., Garibaldi J., and Rogerson S. (2002): Intelligent Medical Systems: Partner or Tool?. In: Proc. of Ethicomp 2002 (6<sup>th</sup> International Conference on The Transformation of Organisations in the Information Age: Social and Ethical Problems), 181–189.

# World Wide Web

## Expertensysteme

- [W-DXplain] DXplain (30.1.2004)  
"http://www.lcs.mgh.harvard.edu/"
- [W-GIDEON] GIDEON Informatics Inc. (6.12.2003)  
"http://www.gideononline.com"
- [W-ILIAD] ILIAD (14.11.2003)  
"http://www.firstsoftware.com/iliad4.htm"
- [W-Utah] University of Utah Medical Informatics, Department of Medical Informatics (ILIAD, COMPISS) (14.11.2003)  
"http://www.med.utah.edu/medinfo/"

## CADIAG

- [W-AKH-IMC] Institut für Medizinische Computerwissenschaften (IMC) (5.11.2003)  
"http://www.akh-wien.ac.at/imc"
- [W-AKH-IMC-MES] Institut für Medizinische Computerwissenschaften (IMC), Abteilung Medizinische Experten- und Wissensbasierte Systeme (MES) (5.11.2003)  
"http://www.akh-wien.ac.at/imc/mes"

## Surveillance

- [W-AKH-Hyg] Klinische Abteilung für Krankenhaushygiene des Klinischen Instituts für Hygiene und Medizinische Mikrobiologie am Allgemeinen Krankenhaus Wien (14.11.2003)  
"http://www.akh-wien.ac.at"
- [W-CDC] Centers for Disease Control and Prevention (CDC) (14.11.2003)  
"http://www.cdc.gov/"
- [W-COMPISS] COMPISS, University of Utah Medical Informatics, Department of Medical Informatics (14.11.2003)  
"http://www.med.utah.edu/medinfo/"
- [W-GermWatcher] GermWatcher (14.11.2003)  
"http://www.openclinical.org/aisp\_germwatcher.html"
- [W-HELICS] HELICS (Hospitals in Europe Link for Infection Control through Surveillance) (5.12.2003)  
"http://helics.univ-lyon1.fr"
- [W-LDS] LDS Hospital (14.11.2003)  
"http://www.ihc.com/xp/ihc/lhs/"
- [W-NRZ-Ausbr] Nationales Referenzzentrums (NRZ) für Surveillance von nosokomialen Infektionen an der Freien Universität Berlin und der Humboldt-Universität Berlin (14.11.2003).  
"http://www.medizin.fu-berlin.de/hygiene/index1.htm": "AusbruchNoso.pdf"

- [W-NRZ-Def] Nationales Referenzzentrums (NRZ) für Surveillance von nosokomialen Infektionen an der Freien Universität Berlin und der Humboldt-Universität Berlin (14.11.2003)  
 "http://www.medizin.fu-berlin.de/hygiene/index1.htm": "CDC\_Definitionen.pdf"
- [W-NRZ-Ifsg] Nationales Referenzzentrums (NRZ) für Surveillance von nosokomialen Infektionen an der Freien Universität Berlin und der Humboldt-Universität Berlin (14.11.2003)  
 "http://www.medizin.fu-berlin.de/hygiene/index1.htm": "IFSG.pdf"
- [W-NRZ-Krinkos] Nationales Referenzzentrums (NRZ) für Surveillance von nosokomialen Infektionen an der Freien Universität Berlin und der Humboldt-Universität Berlin (14.11.2003)  
 "http://www.medizin.fu-berlin.de/hygiene/index1.htm": „KRINKOS.pdf“
- [W-RepDis] Reportable Diseases (14.12.2003)  
 "http://medexpert.imc.akh-wien.ac.at/report\_info.html"
- [W-RKoch] Robert-Koch-Institut (14.11.2003)  
 "http://www.rki.de/gesund/hygiene/dni/dni.htm"

## andere

- [W-AutCodex] Österreichischen Apotheker-Verlagsgesellschaft m. b. H. (28.11.2003)  
 "http://www.apoverlag.at"
- [W-CareVue] CareVue der Firma Philips (14.12.2003)  
 "http://www.medical.philips.com/main/products/patient\_monitoring/products/carevue/"
- [W-Cochrane] The Cochrane Collaboration (13.12.2003)  
 "http://www.cochrane.org/index0.htm"
- [W-EBM] Oxford-Centre for Evidence Based Medicine (13.12.2003)  
 "http://www.cebm.net/index.asp"
- [W-EBM-Levels] Levels of Evidence and Grades of Recommendations (13.12.2003)  
 "http://www.cebm.net/levels\_of\_evidence.asp"
- [W-EBM-Guideline] National Guideline Clearinghouse - a public resource for evidence-based clinical practice guidelines (13.12.2003)  
 "http://www.guideline.gov/"
- [W-HL7] health level 7 (HL7) (14.11.2003)  
 "http://www.hl7.org/"
- [W-ICD] ICD-10, WHO (25.1.2004)  
 "http://www.who.int/whosis/icd10/"
- [W-ICONS] ICONS, Institut für Medizinische Informatik und Biometrie, Universität Rostock (14.12.2003)  
 "http://www.med.uni-rostock.de/WebServerDaten/IMIB/HTML/Forschung/ICONS.index.html"
- [W-ICONS-WWW] ICONS — Internetversion (14.12.2003)  
 "http://www.imib.med.uni-rostock.de/cgi-bin/lcons/i-icons.html"
- [W-IntMiner] Intelligent Miner (30.11.2003)  
 "http://www.software.ibm.com/data/iminer/fordata"
- [W-SNOMED] SNOMED (25.1.2004)  
 "http://www.snomed.org/"
- [W-SWUN] Software Unlimited Datenverarbeitungsgesellschaft m. b. H. (2.2.2004)  
 "http://www.swun.com"

# Index

- "nicht definiert", 101
- $\Sigma$ -Count, 100, 143
- $\alpha$ -Schnitt, 29
- Abdeckung von Symptomen, 18, 74, 75, 82, 121, 139
- Abduktion, 26
- Ableitungsregel, 24
- Abteilung Medizinische Experten- und Wissensbasierte Systeme (MES), 33, 44, 47
- Ähnlichkeit von Diagnosen, 18, 75, 83, 105, 109, 142
- AI (Artificial Intelligence), 13
- AL (Aussagenlogik), 23, 34, 90
- Alarmsystem, 17, 18, 47, 66, 68, 73
- APGAR-Index, 111
- Artificial Intelligence (AI), 13
- Assistent, 123
- Asworth Skala, 111
- Asymptomatische Bakteriurie (D2), 51, 60, 163
- atomare Aussageform, 23
- Auftreten, 36, 42
- Ausbruch einer nosokomialen Infektion, 48
- Ausdrucksstärke, 85
- ausgeschlossene Diagnose, 36
- Aussage, 23
- Aussageform, 23
- Aussagenlogik (AL), 23, 34, 90
- Axiom, 24
- Bayes'sches Netz, 16, 32, 37
- belief revision, 115
- Beweisbarkeit, 77
- beweisendes Symptom, 20, 132
- Beweiskraft, 35, 42
- bewiesene Diagnose, 36
- Bias, 104
- BMI (Body Mass Index), 111
- Body Mass Index (BMI), 111
- CareVue, 53
- CDA (Clinical Data Archive), 53, 70
- CDC (Center for Disease Control), 48, 63, 64, 65, 66, 68
- CDR (Clinical Data Repository), 66
- Center for Disease Control (CDC), 48, 63, 64, 65, 66, 68
- Certainty Factor, 62
- Chronik, 154
- CIDM (Computer Infectious Disease Monitoring), 63
- Clinical Data Archive (CDA), 53, 70
- Clinical Data Repository (CDR), 66
- Closed-Loop-System, 74, 76
- Closed-World-Assumption, 19, 32, 44, 86, 157
- Clustering, 69
- Computer Infectious Disease Monitoring (CIDM), 63
- Conflict Set, 108
- Constraint Propagation, 154
- Cover Set, 108
- D1 (Symptomatische Harnwegsinfektion), 51, 60, 61, 163
- D2 (Asymptomatische Bakteriurie), 51, 60, 163
- D3 (Sonstige Infektionen der Harnwege), 51, 60, 61, 164
- Data Mining Surveillance System (DMSS), 69
- datengesteuert, 21
- Daten-Symbol-Konversion, 39, 43, 44, 111, 118, 122
- Decision Theory, 67, 122
- Deduktion, 25, 130
- Default-Reasoning, 115, 157
- Defuzzifikation, 121
- Demographic Clustering Algorithm, 69
- deterministisches Chaos, 81
- Diagnosehypothese, 36
- Dialogsystem, 18, 66, 71, 74, 77, 86, 104
- Differenzialdiagnose, 73
- Discursive Logic, 94
- Discussive Logic, 94
- Disjunktion, 23, 30, 37, 38
- disjunktive Normalform (DNF), 97, 135
- DMSS (Data Mining Surveillance System), 69
- DNF (disjunktive Normalform), 97, 135
- Dualität, 38, 89
- EBM (Evidence Based Medicine), 64, 69, 107, 149, 165
- EBM-Level, 150

einfache Regel, 20  
 EMYCIN, 62  
 Entität (medizinische), 34, 40, 103, 104  
 Entität (technische), 104, 115  
 Entitätengruppe, 104  
 Epistemologie, 87  
 Ereigniskalkül, 153  
 Erklärungskomponente, 14, 18, 68, 74, 75, 81, 107, 122, 139  
 Evidence Based Medicine (EBM), 64, 69, 107, 149, 165  
 Evidence Set, 93  
 Evidenz, 77  
 Ex Contraductione Quod Libet, 88, 94  
 Ex Falso Quod Libet, 88  
 Expertensystem-Generator, 160  
 Expertensystem-Shell, 15, 64, 85, 160  
 faktisches Wissen, 14, 75, 80, 149  
 fallbasiertes System, 69  
 Feature Extraction, 111, 155  
 FlexScan, 49  
 fluent, 152  
 Form, 23  
 Formaler Automat, 104, 115, 153  
 Frame-Problem, 157  
 Frames, 16, 106  
 frequency of occurrence, 36  
 Fuzzy-Logik, 89  
 Fuzzy-Set, 40  
 Fuzzy-Zahl, 30, 40  
 generisches Wissen, 14, 55, 75, 80, 83, 109, 140, 144  
 Gesetz vom ausgeschlossenen Dritten, 88  
 Gesetz vom ausgeschlossenen Widerspuch, 88  
 globale Inkonsistenz, 144  
 Gödel Logik, 160  
 Gödel'sche Unvollständigkeitssätze, 87  
 Grad der Nicht-Zugehörigkeit, 92  
 Grad der Zugehörigkeit, 28, 92  
 Grades of Recommendation, 150  
 Gradientenverfahren, 133  
 GUIDON, 62  
 Harnwegsinfektion, 51, 163  
 hart kodiert, 16  
 Häufigkeits- und Trendmonitoring, 50  
 Health Level 7 (HL7), 68  
 HELICS (Hospitals in Europe Link for Infection Control through Surveillance), 48  
 Hermeneutik, 86  
 hesitancy margin, 92  
 HL7 (Health Level 7), 68  
 Hospitals in Europe Link for Infection Control through Surveillance (HELICS), 48  
 ICD-10 (International Statistical Classification of Diseases and Related Health Problems), 107  
 IFL (intuitionistische Fuzzy-Logik), 89, 92  
 IMC (Institut für Medizinische Computerwissenschaften), 33, 44, 47  
 Implikation, 23, 95  
 Import, 53, 54, 55, 81, 122, 159  
 indeterminacy, 92  
 Induktion, 26  
 Infektionserkrankung, 47  
 Infektionsstatistik (MONI-IV), 58  
 Infektionszeichen, 47  
 Inferenz, 14, 18  
 Inferenzdurchlauf, 105  
 Inferenzmaschine, 14, 57  
 Information Support Mart (ISM), 53, 70  
 Inkonsistenz, 148  
 Institut für Medizinische Computerwissenschaften (IMC), 33, 44, 47  
 Intelligent Miner, 69  
 Interaktion, 76  
 International Statistical Classification of Diseases and Related Health Problems (ICD-10), 107  
 Interpretation, 23  
 Intersubjektivität, 88  
 Intervallkalkül, 154  
 Intervallwertige intuitionistische Fuzzy-Logik (IVIFL), 93  
 Intuitionismus, 87  
 intuitionistic fuzzy index, 92  
 intuitionistic fuzzy tautology, 92  
 intuitionistische Fuzzy-Logik (IFL), 89, 92  
 intuitionistische Logik (IL), 91  
 ISM (Information Support Mart), 53, 70  
 IVIFL (Intervallwertige intuitionistische Fuzzy-Logik), 93  
 Kalkül, 23, 90  
 kausales System, 105  
 Keim- und Antibiotogramm-Monitoring, 49  
 Kern (eines Fuzzy-Set), 29  
 KISS (Krankenhaus-Infektions-Surveillance-System), 48, 51, 53, 163  
 Kleene Logik, 160  
 Klinische Abteilung für Krankenhaushygiene, 47

Knowledge Engineer, 14  
 Knowledge Refinement, 20, 79, 124  
 Kolonisation, 47  
 Kompilation der Wissensbasis, 80, 107  
 komplexe Regel, 20  
 Komplexität, 76  
 Konjunktion, 23, 30, 37, 38  
 Konsistenz, 44, 86, 88, 94, 121, 129, 141, 148  
 Konsistenzüberprüfung, 14, 86, 99, 144  
 konstruktive Logik, 91  
 Konstruktivismus, 87  
 Konsultationssystem, 18, 33, 63, 73, 77, 122, 131, 139  
 Kontextabhängigkeit, 110  
 Kontrollsystem, 17  
 konvexes Fuzzy-Set, 30  
 Krankenhaus-Infektions-Surveillance-System (KISS), 48, 51, 53, 163  
 Kreuzinfektions-Monitoring, 50  
 LDS, 63  
*least<sub>n</sub>*, 100  
 Leitlinie, 17, 19, 151  
 linguistische Variable, 31, 39  
 linguistischer Begriff, 31, 52, 56, 118  
 linguistisches n-Tupel, 31, 43, 56, 119  
 logikorientiert, 15  
 logische Struktur, 52  
 logischer Operator, 23, 29, 37, 38, 40, 56, 77, 80, 99  
 lokale Inkonsistenz, 144  
 Lukasiewicz Logik, 160  
 MedLine, 107  
 mehrwertige Logik, 94  
 membership degree, 28  
 membership function, 28  
 MES (Abteilung Medizinische Experten- und Wissensbasierte Systeme, 33, 44, 47  
 Metaebene, 25  
 Metainferenz, 105, 113, 115  
 Metametaebene, 25  
 min/max-Operator, 30, 38, 41, 67, 96, 99, 130, 133, 145  
 minimale Logik, 92  
 modellbasierte Diagnose, 19  
 Modus Ponens, 75, 90  
 Moni-Datenbank, 52  
 MONI-II, 49  
 MONI-III, 49  
 MoniStat, 49  
 Monitoringsystem, 47, 49, 61  
 monokausale Regel, 20  
 Multimorbidität, 74, 141  
 National Nosocomial Infections Study (NNIS), 48  
 Nationales Referenzzentrum für Surveillance von nosokomialen Infektionen (NRZ), 47, 48, 163  
 Negation, 23, 30, 37, 38  
 negativer Vorhersagewert (NPV), 27  
 neutrosophische Logik, 94  
 NNIS (National Nosocomial Infections Study), 48  
 Non-Adjunctive System, 94  
 normales Fuzzy-Set, 30  
 Norton Skala, 111  
 nosokomiale Infektion, 47  
 NPV (negativer Vorhersagewert), 27  
 NRZ (Nationales Referenzzentrum für Surveillance von nosokomialen Infektionen), 47, 48, 163  
 numerischer Operator, 30, 117  
 Objektebene, 25  
 objektorientiert, 16  
 Open-Loop-System, 77  
 Ordnung (einer Gleichung), 81  
 parakonsistente Logik, 89, 94  
 parametrisierbarer Operator, 100  
 pathognomonisches Symptom, 20  
 Performanz, 50, 52, 68, 76, 78, 79, 80, 85, 86, 93, 105, 107  
 pharmazeutische Datenbank, 160  
 positiver Vorhersagewert (PPV), 27  
 PPV (positiver Vorhersagewert), 27  
 Prädikatenlogik, 117, 152  
 Prädikator, 117  
 probabilistischer Operator, 30, 38, 41, 67, 87, 96, 99, 130, 133, 134, 144  
 Propagierungsfunktion, 16, 42, 99, 104, 150  
 prozedurale Methode, 16, 63, 112, 117  
 Punkt-orientiertes Kalkül, 154  
 Punkt-Relation, 155  
 qualitatives Merkmal, 31, 39, 44, 117, 118, 151, 155  
 Qualitätsmanagement, 162  
 Qualitätssicherung, 16, 63, 151  
 quantitatives Merkmal, 31, 39, 44, 79, 112, 114, 117, 118, 151, 155  
 Quantor, 117  
 Ranking, 121  
 Referenzmenge, 28  
 Referenzsystem, 18, 74, 75  
 Regel, 15, 24, 25, 40, 51, 79, 95, 103, 105, 107, 112, 113, 115, 117, 125  
 Regel des Ad-Absurdum-Führens, 88  
 regelbasiert, 15  
 Regel-Editor, 55  
 Regelgruppe, 105, 114  
 Reified Propositions, 152  
 Reihung der Regeln, 107

Relation (CADIAG-I), 35  
 Relevance Logics, 94  
 Relevant Logics, 94  
 Rückschluss, 21, 26, 32, 62, 74, 99, 123, 124, 132, 145  
 Schlussweise, 25, 36  
 Screening, 18, 63, 71  
 Semantik, 23  
 semantisches Netz, 16  
 Semiinkonsistenz, 148  
 Semikonsistenz, 148  
 SENIC, 63  
 Sensitivität, 19, 27, 61, 69, 76, 141  
 Set of Possible Occurrence (SOPO), 155  
 Simulationssystem, 18, 73  
 Situationskalkül, 152  
 SNOMED, 107  
 Sonstige Infektionen der Harnwege (D3), 51, 60, 61, 164  
 SOPO (Set of Possible Occurrence), 155  
 Spezifität, 19, 21, 27, 50, 76, 141  
 Standardtautologie, 92  
 Steuerelement, 104, 115  
 strength of confirmation, 35  
 strikte Implikation, 98  
 Surveillance, 48, 49, 60, 61, 63, 66, 67, 68, 70, 163  
 Symbol-Symbol-Konversion, 118  
 symmetrische konstruktive Logik, 92  
 Symptomatische Harnwegsinfektion (D1), 51, 60, 61, 163  
 Symptomkombination, 34, 40, 41, 56, 103, 104, 112, 113, 122, 133, 141, 146  
 t-Conorm, 28  
 TEIRESIAS, 62  
 temporale Argumente, 152  
 temporalen Operatoren, 152  
 Temporallogik, 152  
 Tertium Non Datur, 88, 91, 92  
 Therapieplan, 151  
 Therapievorschlag, 18, 66, 67, 69, 71, 78, 105  
 t-Norm, 28  
 Träger (eines Fuzzy-Set), 29  
 trianguläre Abhängigkeit, 144  
 Tutorsystem, 17, 74, 75  
 Übersichtstabelle (MONI-IV), 59  
 ultraintuitionistische Logik, 91  
 universe of discourse, 28  
 Untersuchungsvorschlag, 18, 62, 75, 82, 99, 105, 131  
 Viabilität, 77, 80, 87  
 Vier-Felder-Tafel, 26, 100, 124  
 Vorhersage, 151  
 Vorverarbeitung, 39, 54, 80, 84, 105, 108, 116, 156  
 Wahrheit, 77, 87  
 Wahrheitswert, 23  
 Wahrscheinlichkeitsnetz, 67  
 WHO (World Health Organization), 64  
 Widerspruch (a posteriori), 80  
 Widerspruch (a priori), 80  
 Wissensbasis, 14, 19, 51, 52, 76, 79, 106, 150  
 Wissenserwerb, 14, 19, 26, 144, 150  
 Wissensmodul, 105  
 Wissensrepräsentation, 15, 40, 50, 52, 76, 79, 110  
 World Health Organization (WHO), 64  
 Zeit-Kante, 156  
 zielgesteuert, 21  
 Zugehörigkeitsfunktion, 28, 92  
 Zusammenführung von Bewertungen, 42, 62, 99, 122  
 zusammengesetzte Regel, 20  
 zweiwertige Logik, 89, 160  
 Zyklus, 80, 109

# Lebenslauf



- |           |   |
|-----------|---|
| 3.2.1970  | geboren in Wien   |
| 1985–1990 | HTBLuVA (Betriebstechnik-Maschinenbau) in Mödling   |
| 1990–1991 | Zivildienst in Wohnhaus der Lebenshilfe Wien  |
| 1991–1993 | Studium (Logistik und Informatik) an der Hauptuniversität Wien  |
| 1993–1998 | abgeschlossenes Studium (Studium Irregulare: Artificial Intelligence) an der Hauptuniversität Wien  |
| 1997–1998 | Diplomarbeit „Support System for Neonatal Decision Making“ bei Prof. Dipl. Ing. Dr. Werner Horn am Institut für Medizinische Kybernetik und Artificial Intelligence der Hauptuniversität Wien |
| 1999–2004 | Doktoratsstudium der technischen Wissenschaften (Informatik) an der Technischen Universität Wien  |
| 1991–2001 | Behindertenbetreuung  |
| seit 1993 | Ausbildung und Engagements als zeitgenössischer Tänzer  |
| 1999–2000 | Angestellter bei InfoService Informationssysteme Betriebs G. m. b. H. (Tochterfirma von IBM)  |
| seit 2000 | Angestellter bei Software Unlimited Datenverarbeitungsgesellschaft m. b. H.   |