

Vages Schließen

Gründe für vages Schließen (z.B. in der Medizin):

- Faulheit: Es ist zu aufwendig, vollständige Regeln zu schreiben
- Theoretische Lücken: Man weiß nicht alle Zusammenhänge
- Praktische Lücken: Selbst wenn man alles wüsste, kann nicht alle notwendigen Daten erheben.

Grundlegende Ansätze:

- *Nicht-monotones Schließen* (z.B. Regeln mit Ausnahmen wie $A \rightarrow B \parallel C$)
- *Probabilistisches Schließen*: Wir nehmen an, dass Aussagen wahr oder falsch sind, aber kennen den wahren Wert nicht sicher, sondern müssen ihn mit einer Wahrscheinlichkeit schätzen (z.B. bedingte Wahrscheinlichkeiten $P(A|B) = 90\%$ bzw. unsichere Regeln $B \rightarrow A$ mit 90%)
- *Fuzzy Logic*: Aussagen sind nicht notwendigerweise wahr oder falsch, sondern gelten bis zu einem gewissen Grad.

Quellen der Unsicherheit:

- Unsichere Fakten
- Unsichere Beziehungen (Regeln)
- Unzulänglichkeiten des Verrechnungsschemas

Probabilistisches Schließen

Grundalgorithmus zur Herleitung der Wahrscheinlichkeit eines Konzeptes (einer Diagnose):

1. Starte mit der Apriori-Wahrscheinlichkeit.
2. Für jedes Faktum (Symptom): Ändere die Apriori-Wahrscheinlichkeit gemäß der Evidenz der Symptom-Diagnosebeziehung.
3. Falls sich verschiedene Diagnosen wechselseitig ausschließen, wähle die wahrscheinlichste Diagnose.

Repräsentation von Unsicherheiten:

- Score (Punktbewertung; INTERNIST, MED1)
- Pseudo-Wahrscheinlichkeiten (MYCIN)
- Wahrscheinlichkeiten (Theorem von Bayes)
- Intervall-Wahrscheinlichkeiten (Dempster-Shafer-Theorie)

Score: Beispiel

Bsp.: Bewertung des Risikos für Arteriosklerose (Herzinfarkt):

Je 1 Punkt für:

- Rauchen
- Bewegungsmangel
- Cholesterin
- Bluthochdruck
- Adipositas
- Alter > 40
- Alter > 60

Skala: Risiko bei
bei 0-2 Punkten: gering,
bei 3 Punkten: mittel,
bei 4-5 Punkten: hoch,
bei 6-7 Punkten sehr hoch.

Verfeinerung: Je nach Schweregrad des Risikofaktors gibt es Mehrfachpunkte; mit entsprechend geänderter Skala.

INTERNIST-Modell

Dimensionen:

Evoking Strength: Wie stark spricht Symptom für Diagnose?

Frequency: Wie häufig tritt Symptom bei Diagnose auf?

Import: Wie bedeutsam ist ein Symptom?

Beispiel:

	Import-Value	Diagnose-1	Diagnose-2	...
Symptom-1	2	0 / 5	—	
Symptom-2	3	1 / 3	4 / 2	

Frequency
Evoking Strength

Bedeutung der Kategorien:

Kategorie:	Evoking Strength	Frequency	Import
0 (extrem selten)	1 Punkt	0 Punkte	0 Punkte
1 (selten)	4 Punkte	-1 Punkt	-2 Punkte
2 (oft)	10 Punkte	-4 Punkte	-6 Punkte
3 (meistens)	20 Punkte	-7 Punkte	-10 Punkte
4 (Mehrheit)	40 Punkte	-15 Punkte	-20 Punkte
5 (fast immer)	80 Punkte	-30 Punkte	-40 Punkte

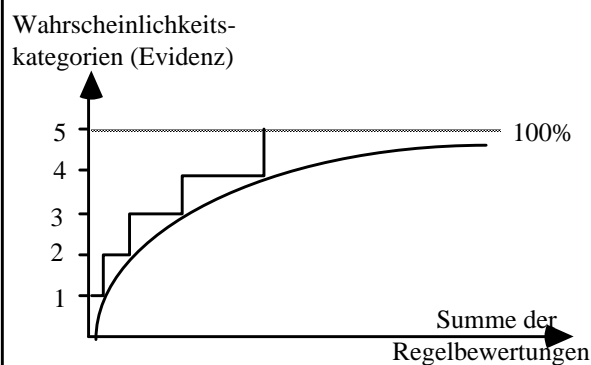
Verrechnung pro Diagnose:

- + Evoking Strength (erwartete & beobachtete Symptome)
- Frequency (erwartete & nicht beobachtete Symptome)
- Impact (nicht erwartete & beobachtete Symptome)

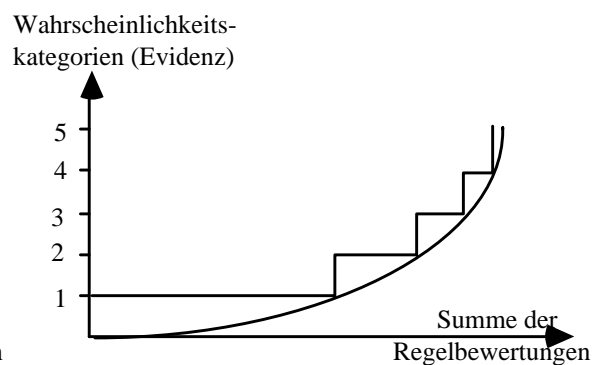
MED1-Modell

Zweistufiges Schema:

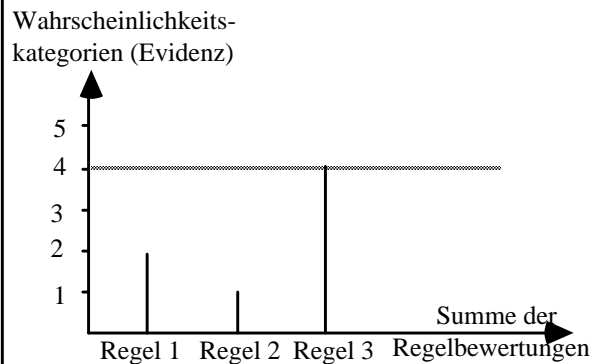
1. Akkumulation von Einzelevidenzen
2. Approximation verschiedener Typen der Evidenzverstärkung durch Treppenfunktionen



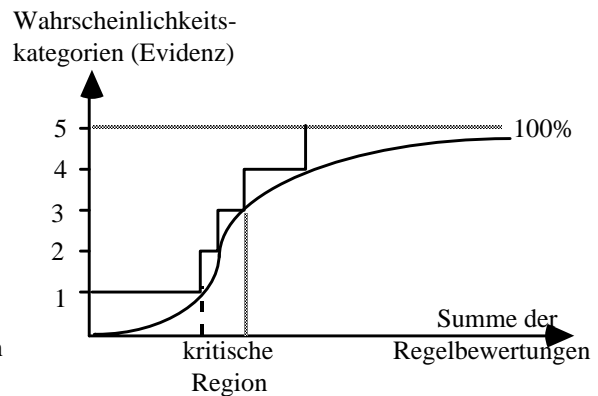
Je höher die Wahrscheinlichkeitskategorie wird, desto größer werden die Intervalle. (Unabhängigkeit der Regeln bei Normierung auf 100%; entspricht MYCIN.)



Je höher die Wahrscheinlichkeitskategorie wird, desto kleiner werden die Intervalle. (Überproportionale Verstärkung, z.B. bei Risikofaktoren für Herzinfarkt.)



Die Maximumsfunktion läßt sich durch eine logarithmische Einteilung der Intervalle simulieren, z.B. 1. Intervall von 0–9, 2. Intervall von 10 – 99, 3. Intervall von 100 – 999 usw. (Vollständige Abhängigkeit der Regeln voneinander; entspricht CASNET.)



Die Intervalle in der kritischen Region des Umschlags von schwacher zu starker Evidenz sind besonders klein.

Pseudowahrscheinlichkeiten (MYCIN)

Aufteilung in positive und negative Evidenz pro Diagnose, jeweils mit Prozentpunkten bewertet.

Formel für Verrechnung von Einzelwahrscheinlichkeiten (positiv und negativ getrennt, wird zum Schluss addiert):

$$P = \begin{cases} P_{\text{alt}} & , \text{ falls } P_{\text{neu}} < 0.2 \\ P_{\text{alt}} + (1 - P_{\text{alt}}) * P_{\text{neu}} & , \text{ sonst} \end{cases}$$

mit:

P = neue Gesamtwahrscheinlichkeit

P_{alt} = alte Wahrscheinlichkeit der Diagnose

P_{neu} = Regelwahrscheinlichkeit = $P_{\text{Implikation}} \times P_{\text{Vorbedingung}}$

Beispiel aus MYCIN: P_{alt} sei 50% und es feuert Regel 535:

Wenn 1. der Organismus gram-positiv ist, und
 2. der Organismus in Ketten wächst, und
 3. der Organismus die Gestalt einer Kugel hat,
dann beträgt die Wahrscheinlichkeit 70%, dass der
 Organismus ein Streptococcus ist.

Angenommen der Benutzer hat eingegeben:

Organismus gram-positiv: 100%

Organismus wächst in Ketten: 60%

Organismus hat Kugelform: 70%

→ $P_{\text{vorbedingung}} = \min(1, 0.6, 0.7) = 0.6$

$P_{\text{Implikation}} = 0.7$

$P_{\text{neu}} = 0.6 \times 0.7 = 0.42$

$P = 0.5 + (1 - 0.5) \times 0.42 = 0.71$

Theorem von Bayes

Definitionen:

$$P(S/D) = \frac{|S \cap D|}{|D|}$$

$|S|$ = Häufigkeit des Symptoms S
 $|D|$ = Häufigkeit der Diagnose D
 $|S \cap D|$ = Häufigkeit des gleichzeitigen Vorhandensein von S und D

Satz: $P(D/S) = P(D) * P(S/D) / P(S)$

Annahmen zur Herleitung der Kombinationsformel:

1. Symptome untereinander unabhängig
2. Vollständigkeit der Diagnosemenge
3. Single Fault Assumption

$$P_r(D_1/S_1 \& \dots \& S_m) = \frac{P(D_1) * P(S_1/D_1) * \dots * P(S_m/D_1)}{\sum_{j=1}^n P(D_j) * P(S_1/D_j) * \dots * P(S_m/D_j)}$$

Weiterentwicklung: Bayessche (probabilistische) Netze

Randbedingungen zur Anwendung der Formel:

4. Brauchbare Statistiken (genügend Fälle auch für seltene Diagnosen, Problem der Null-Wahrscheinlichkeiten)
5. Konstanz der Wahrscheinlichkeiten

Dempster-Shafer-Theorie

Problem: Mit einfacher Wahrscheinlichkeitsrechnung kann man nicht unterscheiden, ob man über eine Diagnose nichts weiß (z.B. Apriori-Wahrscheinlichkeit 50%), oder ob man trotz vieler Informationen, die dafür und dagegen sprechen zu einer Gesamtunsicherheit von 50% kommt.

Lösung: Repräsentation der Unsicherheit als Intervall: Je kleiner das Intervall, desto mehr Informationen wurden verarbeitet.

Beispiel:

Situation1 (Unwissenheit): 0-100%

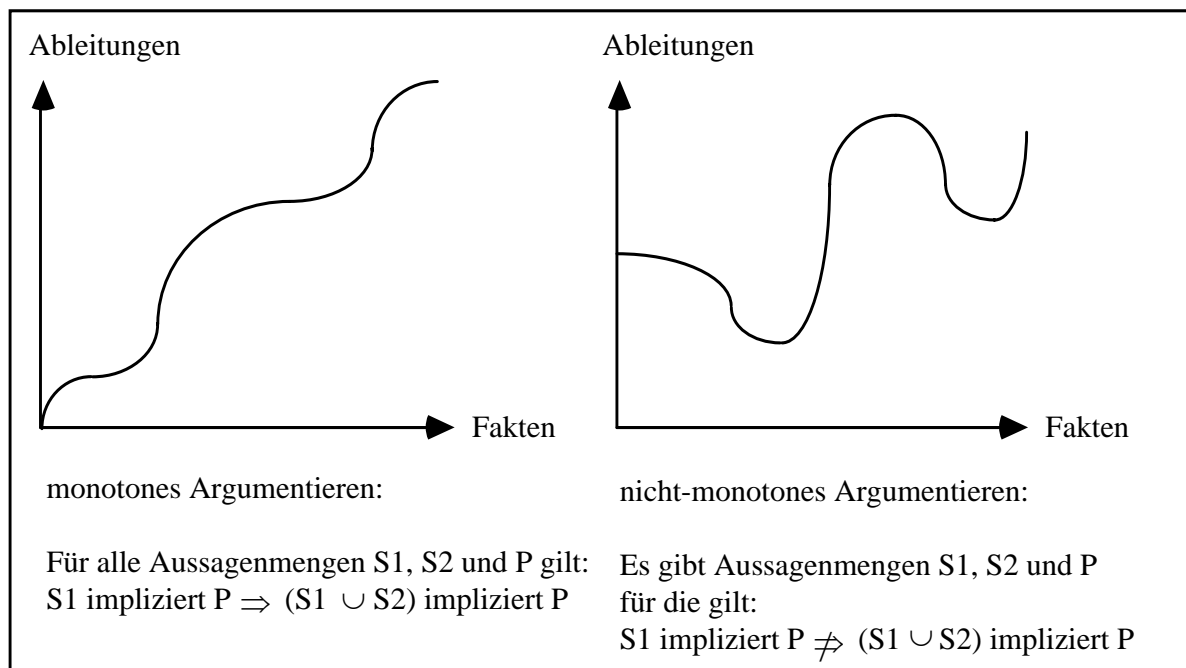
Situation2 (Berücksichtigung vieler Informationen): 49-51%

Nicht-Monotones Schließen

Neue Informationen → Rücknahme alter Ableitungen

Beispiele:

- Erwartungswerte werden überschrieben,
- Bekannt werden von Ausnahmen von Regeln
Achtung: „ $A \rightarrow B \parallel - C$ “ ist nicht identisch mit „ $A \wedge \neg C \rightarrow B$ “
- Bekannt werden von neuer, gegenteiliger Evidenz für etablierte Schlussfolgerungen,
- Korrektur von Eingabedaten,
- zeitliche Änderung von Eingabedaten.

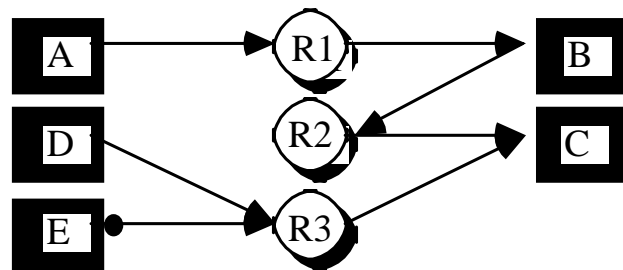


- Theoretisches Problem (erweiterte Logik erforderlich)!
- Belief Revision Algorithmen notwendig!

Belief Revision Algorithmen

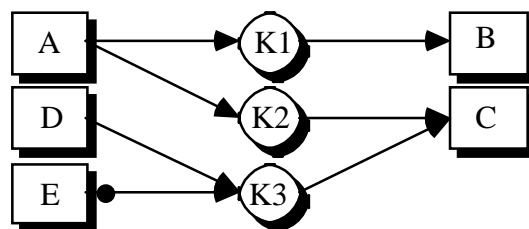
1. *Neuberechnung aller Schlußfolgerungen.*
2. *Chronologisches Backtracking:* Protokollierung aller Ableitungen und Neuberechnung ab dem Zeitpunkt, wo die zu ändernde Schlussfolgerung das erste Mal verwendet wurde.
3. *Justification-based Truth Maintenance (JTMS):* Abspeichern von direkten Begründungen aller Schlussfolgerungen; Änderung nur, wenn Begründungen wegfallen. Beispiel:

Basisannahme Begründung Schlußfolgerungen



4. *Assumption-based Truth Maintenance (ATMS):* Abspeichern von Basisannahmen (Kontext) aller Schlussfolgerungen; Änderung nur, wenn Basisannahmen wegfallen. Beispiel:

Basisannahmen Kontext Schlußfolgerungen



JTMS

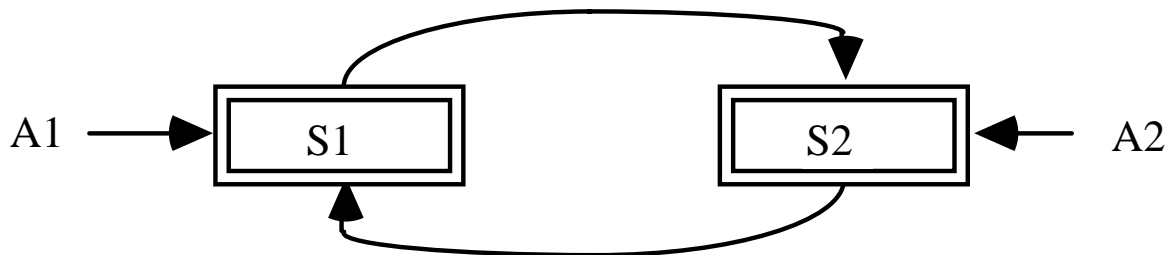
Basialgorithmus:

Eingabe: Änderung eines Faktums

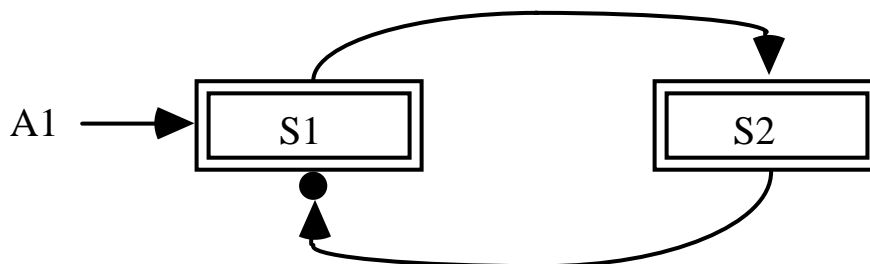
Ausgabe: Propagierung der Änderung mit Herstellung eines konsistenten Zustandes

1. Wenn ein Eingabedatum oder eine Schlußfolgerung sich ändert, überprüfe alle damit verbundenen Begründungen.
2. Wenn eine Begründung ungültig wird, überprüfe, ob die Schlußfolgerung noch weitere Begründungen hat.
3. Wenn eine Schlußfolgerung keine gültigen Begründungen mehr hat, ziehe sie zurück und rufe den Algorithmus rekursiv mit der zurückgezogenen Schlußfolgerung auf, andernfalls ist keine Änderung nötig.

Problem: Monotone Schleifen ...



und ungerade nicht-monotone Schleifen:



Lösung:

Ungerade nicht-monotone Schleifen: Erkennen und verbieten

Monotone Schleifen:

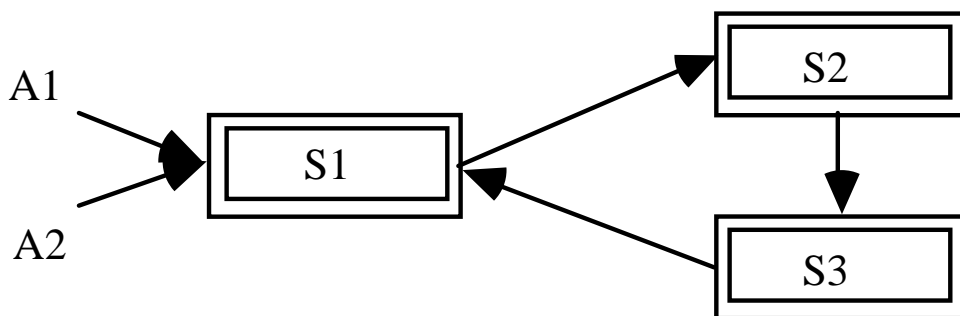
1. Current-Support-Strategie
2. Manuelle Angabe zirkulärer Strukturen
3. Automatische Vorberechnung

Current Support Strategie

Die erste hergeleitete Begründung kann nicht zirkulär sein.
Daher wird sie gesondert als „Current Support“ gespeichert.

Nur wenn diese sich ändert, wird die Schlussfolgerung temporär zurückgezogen, und wenn sie anschließend noch Begründungen hat, wird sie wieder „rehabilitiert“.

Beispiel:



ATMS

Datenstruktur eines Knotens:

- das Datum, das er repräsentiert (eine Aussage über das Anwendungsgebiet),
- die Menge der Basisannahmen (Kontext), unter denen der Knoten gültig ist,
- die Menge seiner direkten Begründungen (sie dienen vor allem zur Dokumentation).

Beispiel:

	(Datum)	(Kontext)	(direkte Begründungen)
X1 =	[A,	{{A}},	{(A)}]
X2 =	[B,	{{A}},	{(A → B)}]
X3 =	[C,	{{A} {D, ¬E}},	{(B → C) (D & ¬E → C)}
X4 =	[D,	{{D}},	{(D)}]
X5 =	[¬E,	{{¬E}},	{(¬E)}]

Algorithmus: Ein Knoten ist gültig, wenn seine Basisannahmen eine Teilmenge des globalen Kontextes sind.

Vergleich JTMS vs. ATMS

	JTMS	ATMS
Art der Rechtfertigung	direkte Begründungen	Basisannahmen
Behandlung von Zirkularitäten	aufwendig	einfach
Behandlung von Ausnahmen von Regeln	einfach	aufwendig
Umgang mit Unsicherheiten	in Spezialfällen einfach	aufwendig
Vergleich verschiedener Lösungen	aufwendig	einfach
Effizienz	abhängig vom Vernetzungsgrad der Wissensbasis	abhängig von der Menge der Basisannahmen

Temporales Schließen

Grundlegende Unterscheidung:

- Zeitdatenbanken (Schließen mit zeitabhängigen Daten)
- Vorhersage (Simulation)

Zeitdatenbanken:

- Erweiterung der Basisrepräsentation um Zeitangabe:
Beispiel: Brustschmerz: Beginn vor 3 Wochen
- Typische Fragen:
 - Ist ein Faktum während eines Intervalls gültig?
 - Hat sich ein Wert (oder ein Anstieg) während eines Intervalls verändert?
 - Zeitliche Relation zwischen Fakten?

Wichtige Variationen der Zeitrepräsentation:

- Basisrepräsentation: punkt oder intervall-basiert
- Genauigkeit: exakt, Ungenauigkeitsintervalle oder qualitativ
- Bezug: absolute Zeitskala, einfache oder mehrfache Referenzereignisse
- Zeiteinheiten

Exakte Zeitrelationen

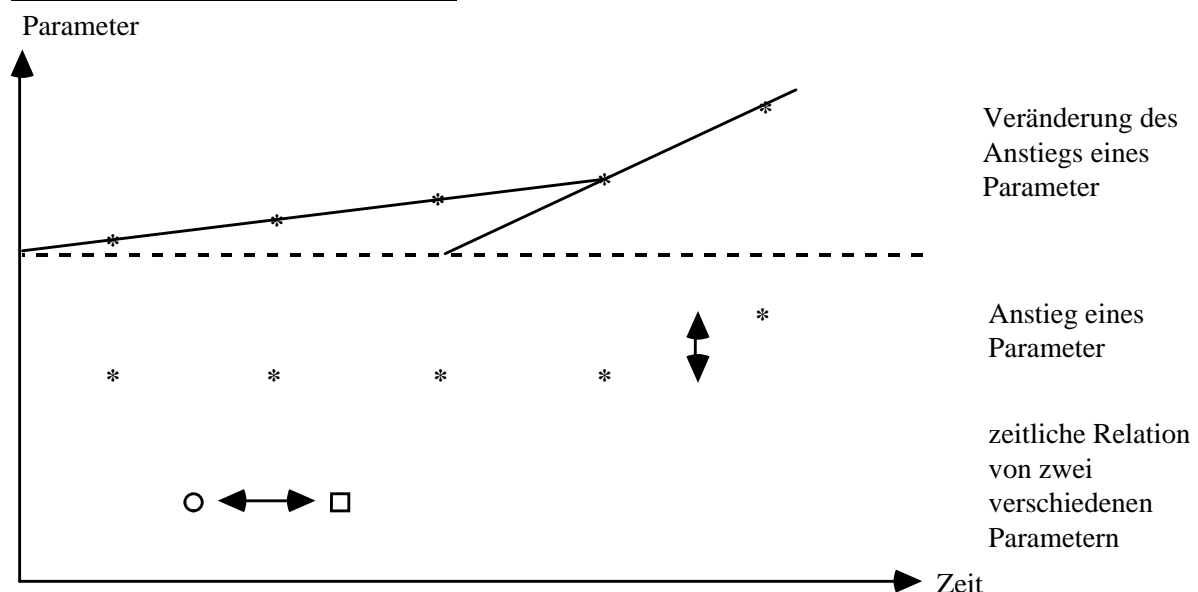
Beispiel aus VM („Ventilator Manager“):

vergangene Zeit (in Minuten)	69	59	58	9
Atemfrequenz (pro Minute)	9	9	10	9
Blutdruck (in mm Hg)	141	154	153	150
:	:	:	:		:
Uhrzeit	12.30	12.20	12.19	11.30

Zeitbezogene Regelprädikate in VM:

- Fluktuation: Änderung von Parameter in Intervall, z.B. „Fluktuation (Blutdruck, beidseitige_Änderung, 15, 20)“ bedeutet: Hat sich der Blutdruck in den letzten 20 Minuten um mindestens 15 Torr verändert (erhöht oder erniedrigt)?
- Time-Expect: Hat ein Parameter während eines Intervall einen bestimmten Wert(ebereich)?
- Expect: Setzt zeitabhängige (Norm-)Wertebereiche von Parametern, damit andere Regeln darauf Bezug nehmen können.

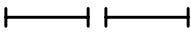
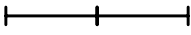
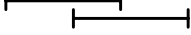
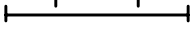
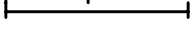

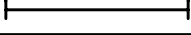
Zeitprädikate in MED2



Qualitative Zeitrelationen

Allen'scher Zeitkalkül:

- Basisrepräsentation: Zeitintervalle
- Nur qualitative Beziehungen zwischen Intervallen
- 13 Beziehungsprimitive:

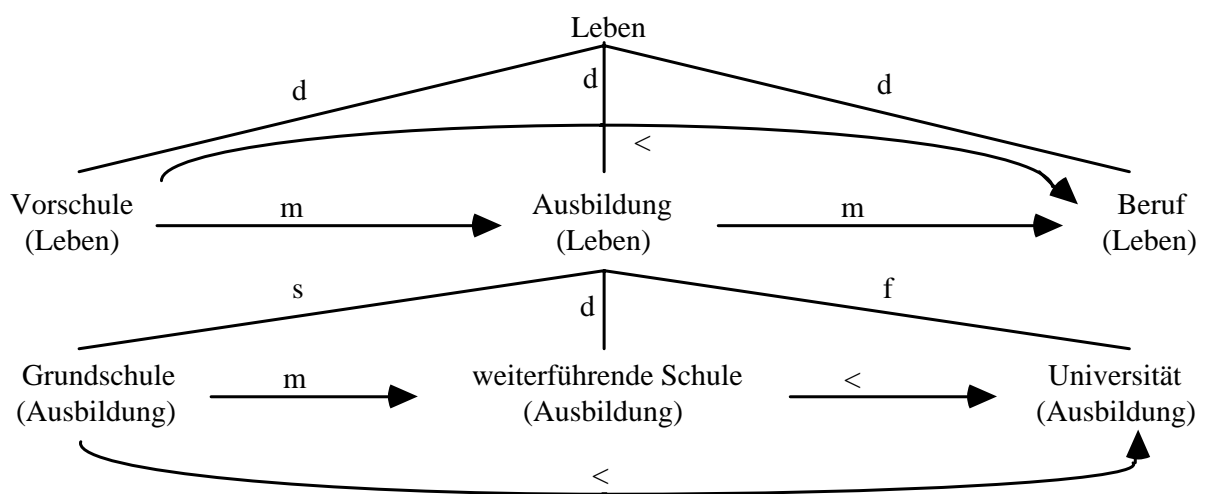
Relation	Symbol	inverses Symbol	graphisches Beispiel
X <i>before</i> Y	<	>	
X <i>meets</i> Y	m	mi	
X <i>overlaps</i> Y	o	oi	
X <i>during</i> Y	d	di	
X <i>starts</i> Y	s	si	
X <i>finishes</i> Y	f	fi	
X <i>equal</i> Y	=	=	

- Unsicherheiten können durch Relationsmengen ausgedrückt werden (z.B. A fängt vor B an: $A \{<, m, o, di, fi\} B$)
- Berechnung von Intervallen mit Constraint-Propagierung gemäß Relationstabelle: z.B. wenn $A \{o\} B$ und $C \{d\} B$, dann gilt $A \{o, m, <, di, fi\} C$
- Es kann auch mehrere Beziehungen zwischen 2 Intervallen geben, dann wird zum Schluss der Durchschnitt berechnet.

Effizienzsteigerung durch Bildung von Zeitclustern

Idee: Ein Cluster besitzt einen Repräsentanten, der mit jedem Cluster-Element verbunden ist. Andere Cluster können sich nur auf den Repräsentanten beziehen.

Beispiel:



Problem: Vorschule {?} Grundschule

Lösung:

1. Inter-Cluster-Beziehung: Vorschule {m} Ausbildung
2. Intra-Cluster-Beziehung: Grundschule {s} Ausbildung
3. Ergebnis (aus Relationstabelle): Vorschule {m} Grundschule

Ungenau Quantitative Relationen

Ideen (TMM – Time Map Manager):

- punktbasierte Zeitrepräsentation
- Aufspaltung von Zeitintervalle in Anfangs- und Endpunkt
- Unsicherheiten werden als Intervalle beschrieben

Bsp.: (gilt (distanz Z1 Z2) 0 10): Z1 liegt 10 Zeiteinheiten vor Z2

Für unbestimmte Intervalle zusätzliche Symbole notwendig:

- pos_winzig: kleinste denkbar Zahl
- pos_unendlich: größte denkbare Zahl

Bsp.: Z1 vor Z2: (gilt (distanz Z1 Z2) pos_winzig pos_unendlich)

Aufwendige Darstellung von Intervallbeziehung, z.B. B {d} A

gilt (distanz (beginn A) (ende A) pos_winzig pos_unendlich

gilt (distanz (beginn B) (ende B) pos_winzig pos_unendlich

gilt (distanz (beginn A) (beginn B) pos_winzig pos_unendlich

gilt (distanz (ende B) (ende A) pos_winzig pos_unendlich