
Wissensrepräsentation

—
Christopher Habel, Hedda Schmidtke
Sommersemester 2004

Sitzung 21

- Abduktion:
 - THEORIST-Konzeption: Vorhersagen und Erklärungen
 - Erklärungen durch Abduktives Schließen
 - Fuzzy Logic:
 - Unscharfe Mengen
 - Possibilistische Logik (Teil 1)
-

THEORIST: Die Grundkonzeption

Wissen wird repräsentiert durch Formeln von \mathcal{PL}_1 .

Die Wissensbasis ist strukturiert in Formelmengen, deren Formeln unterschiedliche Rollen im Schließen und Problemlösen spielen.

- Eine Menge A geschlossener Formeln (Axiome)
- Eine Menge H Formeln (mögliche Hypothesen)

Literatur

Zu *Prediction & Explanation* (KI)

Poole, David (1989). Explanation and Prediction: An Architecture for Default and Abductive Reasoning. *Computational Intelligence*, 5. 97-110.

Poole, David (1990). A methodology for using a default and abductive reasoning system. *International Journal of Intelligent Systems*, 5. 521-548.

Poole, David; Goebel, Randy & Aleliunas, Romas (1987). Theorist: a logical reasoning system for defaults and diagnosis. In N. Cercone & G. McCalla (Eds.). *The Knowledge Frontier: Essays in the Representation of Knowledge*. (pp. 331–352). Springer Verlag: New York.

THEORIST: Definition der Basiskonzepte

Ein **Szenario** von (A, H) ist eine Menge D von Grundinstanzen von Formeln aus H , so dass $D \cup A$ konsistent ist.

Sei g eine geschlossene Formel. Ein Szenario D von (A, H) ist eine **Erklärung** von g aus (A, H) , falls $A \cup D \models g$. (g ist erklärbar.)

Ein Szenario D von (A, H) ist **maximal**, wenn es keine grössere Menge $D^* \supset D$ von Hypotheseninstanzen gibt, so dass $D^* \cup A$ konsistent ist.

Eine **Extension** von (A, H) ist die Menge der logischen Konsequenzen von $A \cup D$, wobei D ein maximales Szenario ist.

THEORIST: Eigenschaften der Basiskonzepte

Theorem

Zu g existiert eine Erklärung aus (A, H) genau dann, wenn g in einer Extension von (A, H) enthalten ist.

Beziehungen zur Defaultlogik

- $\delta \in H$ in Pooles Konzeption korrespondiert zum normalen Default $\frac{: \delta(x)}{\delta(x)}$ in Reiters Defaultlogik.
- Während Reiters Defaultlogik eine Erweiterung von $\mathcal{PL1}$ um neue Inferenzregeln darstellt, behält Poole die Schlussmechanismen bei, betrachtet aber unterschiedliche Mengen von Annahmen (*hypothetical reasoning*).

Explanation & Prediction

Architektur für Default-Schließen und Abduktives Schließen (Poole)

- F** eine Menge von Fakten, in der Domäne als sicheres Wissen angesehen
- Δ** eine Menge von Defaults: Hypothesen für Prädiktion
- Π** eine Menge von Conjectures: Hypothesen für Erklärungen
- O** eine Menge von Beobachtungen, die in der realen Welt gemacht wurden.

A

H

Prädiktionen

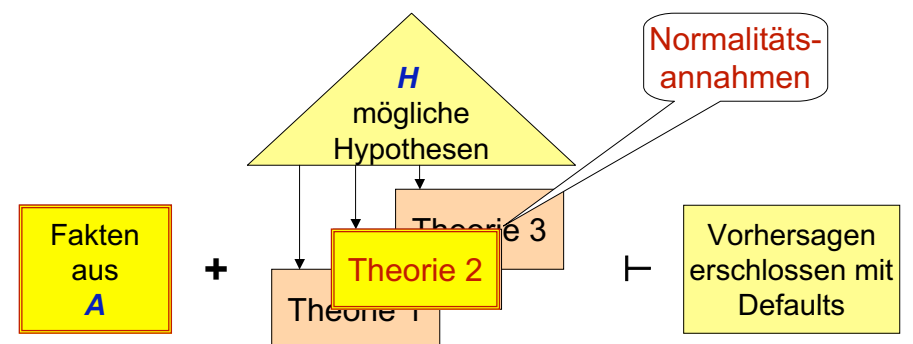
- F** eine Menge von Fakten, in der Domäne als sicheres Wissen angesehen
- Δ** eine Menge von Defaults: Hypothesen für Prädiktion

Wenn $\Delta = \emptyset$, dann liegt die konservativste Form der Prädiktion vor, die logische Konsequenz aus der Axiomenmenge.

Wenn $\Delta \neq \emptyset$, dann liegt Default-Schließen vor, wobei Defaults als gerechtfertigte / vernünftige Annahmen angesehen werden. (Hier gibt es unterschiedlich „konservative“ Arten des Prädizierens.)

Der THEORIST-Rahmen (Vorhersage)

- Eine Menge A geschlossener Formeln (Axiome)
- Eine Menge H Formeln (mögliche Hypothesen)



Pool's Sichtweise auf Prädiktionen: Der Nixon-Diamond (Axiome und Hypothesen)

$A = \{ \forall x \neg(\text{dove}(x) \wedge \text{hawk}(x)), \text{quaker}(\text{Dick}), \text{republican}(\text{Dick}) \}$

$H = \{ \text{republican}(x) \Rightarrow \text{hawk}(x), \text{quaker}(x) \Rightarrow \text{dove}(x),$
 $\text{hawk}(x) \Rightarrow \text{support_star_wars}(x), \text{quaker}(x) \Rightarrow \text{religious}(x),$
 $\text{hawk}(x) \Rightarrow \text{politically_motivated}(x),$
 $\text{dove}(x) \Rightarrow \text{politically_motivated}(x) \}$

Mögliche Fragen zu Dick:


dove(Dick)	hawk(Dick),
dove(Dick) \wedge hawk(Dick)	dove(Dick) \vee hawk(Dick)
support_star_wars(Dick)	
politically_motivated(Dick)	
religious(Dick)	

Default-Prädiktionen (1): *Predict if explainable*

Predict if explainable: Vorhersage ist auf alle Formeln zulässig, soweit sie in irgendeiner Extension sind, und solange keine Inkonsistenz auftritt.

Theorem: Es existieren nur dann mehrere Extensionen, wenn mindestens ein α existiert, derart, dass sowohl α als auch $\neg\alpha$ erklärbar sind. (α und $\neg\alpha$ liegen in unterschiedlichen Extensionen.)

Alternative Prädiktionen zu Dick (unter anderen):

 hawk(Dick) \wedge politically_motivated(Dick) \wedge support_star_wars(Dick)
dove(Dick) \wedge politically_motivated(Dick) \wedge religious(Dick)

Default-Prädiktionen (2): *Incontestable scenarios*

Ein Szenario D von (A, H) ist **unanfechtbar**, falls für alle $d \in D$ gilt, dass $\neg d$ nicht aus (A, H) erklärbar ist.

- Unanfechtbarkeit von Szenarien ist eine lokale Eigenschaft der Instanzen der Defaults, d.h. ist unabhängig von anderen Defaults in einer Erklärung.

Im Beispiel:

- Unanfechtbar ist der Default: $\text{quaker}(x) \Rightarrow \text{religious}(x)$
- Unanfechtbar erklärbar ist daher: $\text{religious}(\text{Dick})$

Fakten, Hypothesen, Beobachtungen

Fakten: die Wissensentitäten,

- die wir akzeptieren,
- die wir (in der gegenwärtigen Situation / Aufgabenstellung) nicht aufzugeben oder zu verändern beabsichtigen.

Hypothesen: die Wissensentitäten,

- die wir akzeptieren,
- die wir aber beim Vorliegen gegenteiliger Evidenz in der gegenwärtigen Situation / Aufgabenstellung aufgeben.

Beobachtungen: die Wissensentitäten,

- die wir in der gegenwärtigen Situation / Aufgabenstellung beobachten,
- deren Verbindung zu den Fakten und Hypothesen hergestellt, d.h. erklärt, werden soll.

➤ Die Einordnung als *Fakt, Hypothese oder Beobachtung* ist aufgaben- und zeitabhängig.

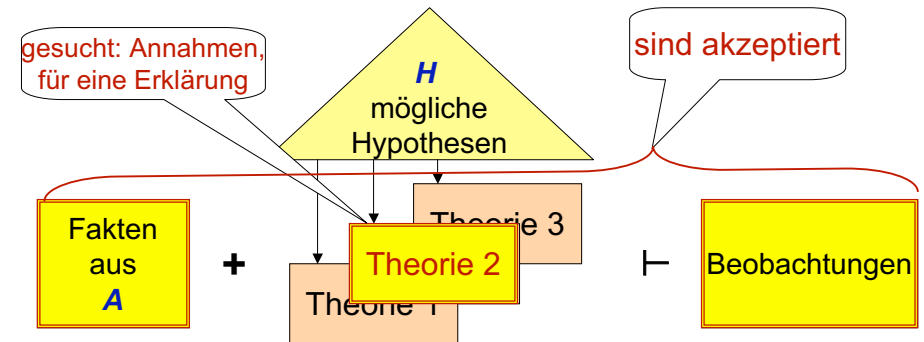
Explanation & Prediction

Architektur für Default-Schließen und Abduktives Schließen (Poole)

- F** eine Menge von Fakten, in der Domäne als sicheres Wissen angesehen
 - Δ** eine Menge von Defaults: Hypothesen für Prädiktion
 - Π** eine Menge von Conjectures: Hypothesen für Erklärungen
 - O** eine Menge von Beobachtungen, die in der Realen Welt gemacht wurden.
- } **A**
} **H**

Der THEORIST-Rahmen

- Eine Menge **A** geschlossener Formeln (Axiome)
- Eine Menge **H** Formeln (mögliche Hypothesen)



Defaults & Conjectures

Defaults

- Normalitätsannahmen
- können in Prädiktion und Erklärung eingesetzt werden
- ❖ Normalerweise startet der Rechner, wenn der Einschaltknopf gedrückt wird.

Conjectures

- Abnormalitätsannahmen
 - können nur in Erklärungen eingesetzt werden
 - ❖ Hypothesen bei Nichtstart des Rechners
 - ❖ Gestörte Stromversorgung
 - ❖ Defekte Festplatte
 - ❖ Störung des Betriebssystems
- } Dies wird dann in die Überlegungen einbezogen, wenn Evidenz für das Nichtstarten vorliegt.

Erklärung für Beobachtungen

Gegeben sei **F**, eine Menge von Fakten, eine Menge von Defaults **Δ** , eine Menge von Conjectures **Π** und eine Menge von Beobachtungen **O**.

D sei eine Menge von Grundinstanzen aus von **Δ** und **P** eine Menge von Grundinstanzen aus von **Π**

$P \cup D$ ist eine **Erklärung** für **O** genau dann, wenn

$$F \cup P \cup D \models O \text{ und}$$

$$F \cup P \cup D \text{ konsistent.}$$

Wichtige Arten von Erklärungen

Minimal explanation

- Erklärungen mit den wenigsten Annahmen (insbesondere in Bezug auf Π).

Least presumptive explanation

- Eine Erklärung E_1 ist „weniger mutmaßlich“ als eine Erklärung E_2 , falls $F \cup E_2 \models E_1$.
d.h., E_1 macht weniger Annahmen als E_2

Minimal abnormal explanation

- E_1 mit conjectures P_1 und Defaults D_1 ist weniger abnormal als E_2 , falls $F \cup E_2 \models P_1$ und
 - entweder $F \cup E_1 \not\models P_2$
 - oder $F \cup E_1 \models P_2$ und $F \cup E_2 \models D_1$.

Erklärungen in der Diagnose: Ladung einer Batterie

Relationen (Das Vokabular)

battery(B)	B ist eine aufladbare Batterie
lamp(L)	L ist eine Glühbirne
connect(B,L)	B und L sind verbunden
voltage(B,V,T)	Zur Zeit T liefert B die Spannung V (und diese liegt an L an).
voltage(L,V,T)	Zur Zeit T liegt die Spannung V an L an.
battOK(B,V,T)	Zur Zeit T ist B in Ordnung und liefert V Volt Spannung
overcharged(B,V,T)	Zur Zeit T ist B überladen und liefert V Volt Spannung
flat(B,V,T)	Zur Zeit T ist B nicht hinreichend geladen und liefert V Volt Spannung
lampOK(L,T)	Zur Zeit T ist arbeitet L normal
dim(L,T)	Zur Zeit T leuchtet L matt
lit(L, T)	Zur Zeit T leuchtet L



Beispiel: Batterie-Diagnose Spezifikationen der Batterie

Spezifikation des Normalverhaltens der Batterie

fact battery(B) \wedge battOK(B,V,T) \Rightarrow voltage(B,V,T)

fact battOK(B,V,T) $\Rightarrow 1,2 \leq V \wedge V \leq 1,6$

default battery(B) \Rightarrow battOK(B,V,T)

Spezifikation von Situationen des Fehlverhaltens

fact battery(B) \wedge overcharged(B,V,T) \Rightarrow voltage(B,V,T)

conjecture battery(B) \Rightarrow overcharged(B,V,T)

fact overcharged(B,V,T) $\Rightarrow V > 1,6$

fact battery(B) \wedge flat(B,V,T) \Rightarrow voltage(B,V,T)

conjecture battery(B) \Rightarrow flat(B,V,T)

fact flat(B,V,T) $\Rightarrow V < 1,2$

Spezifikation des Systems

fact \neg (battery(X) \wedge lamp(X))

fact connect(B, L) \wedge voltage(B,V,T) \Rightarrow voltage(L,V,T)

Beispiel: Batterie-Diagnose Weitere Spezifikationen

Spezifikation der Spannung (Eindeutigkeit)

fact voltage(X,V₁,T) \wedge voltage(X,V₂,T) $\Rightarrow V_1 = V_2$

Spezifikation des Normalverhaltens der Lampe

fact lamp(L) \wedge lampOK(L,T) \wedge voltage(L,V,T) $\wedge V \geq 1,3$
 \Rightarrow lit(L,T)

fact lamp(L) \wedge lampOK(L,T) \wedge voltage(L,V,T) $\wedge 1,0 \leq V$
 $\wedge V < 1,3 \Rightarrow$ dim(L,T)

default lampOK(L,T)

fact lampOK(L,T) \wedge voltage(L,V,T) $\Rightarrow V \leq 1,8$

fact \neg lampOK(L,T₀) \wedge before(T₀,T₁) \Rightarrow \neg lampOK(L,T₁)

fact \neg (lit(L,T) \wedge dim(L,T))

Beispiel: Batterie-Diagnose Erste Prädiktionen (Ohne Beobachtungen)

Was ist über die Spannung prädizierbar ?

$\text{battery}(b) \Rightarrow \exists V [1,2 \leq V \wedge V \leq 1,6 \wedge \text{voltage}(b,V,t)]$

Was ist über das Verhalten der Lampe prädizierbar ?

genauer: in einem System, in dem Lampe und Batterie verbunden sind: $\text{battery}(b) \wedge \text{lamp}(l) \wedge \text{connect}(b, l)$

- Zwei Typen von erklärenden Szenarien
 - $\text{battOK}(b, v, t)$ mit $v < 1,3$
 - $\text{battOK}(b, v, t)$ mit $1,3 \leq v \leq 1,6$

prädizierbar:

$\text{lit}(l,t) \vee \text{dim}(l,t)$

Beispiel: Batterie-Diagnose Beobachtungen und Erklärungen

Beobachtung: „Lampe und Batterie sind verbunden, die Lampe glimmt matt.“

$\text{observe} \quad \text{battery}(b) \wedge \text{lamp}(l) \wedge \text{connect}(b, l) \Rightarrow \text{dim}(l,t)$

Erklärende Szenarien

- $\{ \text{battOK}(b, v, t), \text{lampOK}(l, t) \}$ mit $1,2 \leq v \leq 1,3$
- $\{ \text{flat}(b, v, t), \text{lampOK}(l, t) \}$ mit $1,0 \leq v < 1,2$

Abduktion & Erklärungen: Zwischenstand

Abduktion: THEORIST-Konzeption

Eine gemeinsame Konzeption & Architektur für

- Vorhersagen und Erklärungen
- Abduktives Schließen und Default-Schließen

Fuzzy Logic: Einführendes Beispiel

John ist groß

- Wahr, wenn $\text{größe}(\text{john}) = 1,90\text{m}$
- Falsch, wenn $\text{größe}(\text{john}) = 1,60\text{m}$
- ?, wenn $\text{größe}(\text{john}) = 1,80\text{m}$

- Charakteristische Funktion χ_M zu einer Menge M:

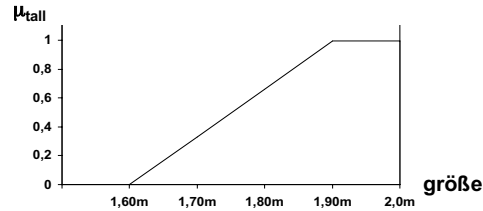
$\chi_M(x) = 0$ gdw. $x \notin M$

$\chi_M(x) = 1$ gdw. $x \in M$

- Unscharfe Menge (fuzzy set) $M_{\text{tall}} = \{(x, \mu_{\text{tall}}(x))\}$
- Zugehörigkeitsfunktion: $\mu_{\text{tall}}(x)$

Zugehörigkeit zu einer unscharfen Menge

$$\mu_{\text{tall}}(x) = \begin{cases} 0 & \text{größe}(x) \leq 1,60\text{m} \\ 1 & \text{größe}(x) \geq 1,90\text{m} \\ 1 - \frac{1,90\text{m} - \text{größe}(x)}{0,30\text{m}} & \text{sonst} \end{cases}$$



- **Unscharfe Menge (fuzzy set) $M_{\text{tall}} = \{(x, \mu_{\text{tall}}(x))\}$**
- **Zugehörigkeitsfunktion: $\mu_{\text{tall}}(x)$**

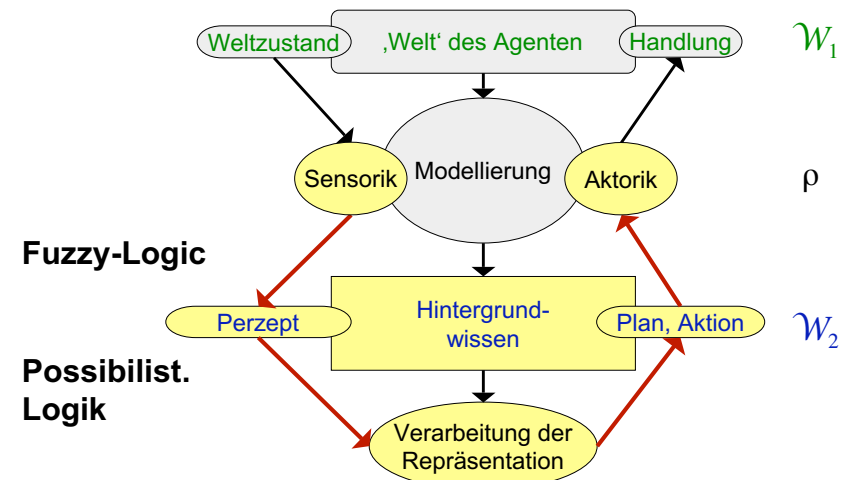
Sichtweisen

- **Bewertung einer Aussage**
 - Gegeben: Messung
 - $\text{größe}(\text{john}) = 1,75\text{m}$
 - „John ist groß“ ist wahr zu 0,5
 - Eingesetzt für Sensorik, Aktorik (Regelungsmechanismen)
- **Constraint-Sichtweise**
 - Gegeben: unscharfe Aussage
 - „John ist groß“ ist wahr zu mindestens 0,5“
 - Weiterverarbeitung unter unsicherer Information
 - Einsetzbar in Wissensverarbeitung

Einsatzmöglichkeiten der Fuzzy Logic

- **Repräsentation und Verarbeitung unscharfen oder vagen Wissens**
- **Formulierung unscharfer Regeln**
 - je ... desto
- **Direkte Kopplung an Sensorik/Aktorik**
 - Basierend auf physikalischer Größe (Messung)
 - Einsatz in der Regelungstechnik
- **Möglichkeit gegenüber Wahrscheinlichkeit eines Faktums**
 - W. benötigt alle möglichen Resultate (vollständiges Wissen)
 - M. basiert auf (Experten-)Meinung

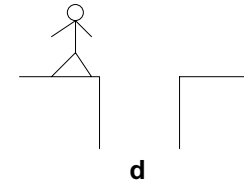
Wissensbasierter Agent



Possibilistische Logik

D. Dubois, J. Lang und H. Prade. Possibilistic Logic. In *D. Gabbay, C. Hogger, and J. Robinson (eds.), Handbook of Logic in Artificial Intelligence and Logic Programming, Volume 3: Nonmonotonic Reasoning and Uncertain Reasoning*, Oxford University Press (1994), pp. 493 – 513.

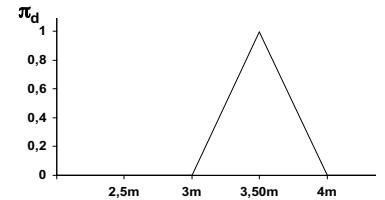
Beispiel: Möglichkeitsverteilung



$m\text{-sprung}(p) \wedge \text{ziel}(p) \rightarrow \text{sprung}(p)$
Springen oder lieber nicht?

Unsicherheiten:

- Distanz d aus Messung
- Menge A_i von Distanzen, die Agent springen kann



- Möglichkeitsverteilung als Nähe zum Prototypen
- Möglichkeitsverteilung π_d bei Schätzung 3,5m

Möglichkeit und Wahrscheinlichkeit

Möglichkeitsmaß Π :

$\Pi(A) = \sup_{u \in A} \pi_x(u)$

Axiome für Π

$\Pi(\emptyset) = 0 \quad \Pi(U) = 1$

$\Pi(\bigcup_{i \in I} A_i) = \sup_{i \in I} \Pi(A_i)$

Wahrscheinlichkeit P :

$P(A) = \sum_{u \in A} p(u)$

Axiome für P

$P(\emptyset) = 0 \quad P(U) = 1$

$P(\bigcup_{i \in I} A_i) = \sum_{i \in I} P(A_i)$, falls A_i paarweise disjunkt

Möglichkeitsmaß Π

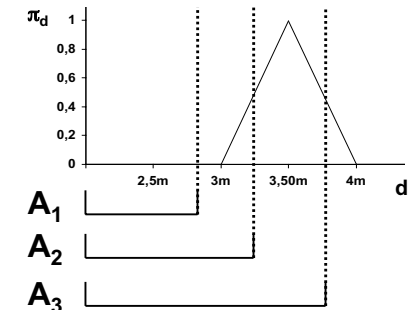
Möglichkeitsmaß Π :

$\Pi(A) = \sup_{u \in A} \pi_d(u)$

Axiome für Π

$\Pi(\emptyset) = 0 \quad \Pi(U) = 1$

$\Pi(\bigcup_{i \in I} A_i) = \sup_{i \in I} \Pi(A_i)$



$\Pi(A \cup B) = \max(\Pi(A), \Pi(B))$
 $\Pi(A \cap B) \leq \min(\Pi(A), \Pi(B))$

$\Pi(A_1) = 0$
 $\Pi(A_2) = 0,5$
 $\Pi(A_3) = 1$

Notwendigkeitsmaß N

Möglichkeitsmaß Π :

$$\Pi(A) = \sup_{u \in A} \pi_x(u)$$

Notwendigkeitsmaß N:

$$N(A) = 1 - \Pi(A^c)$$

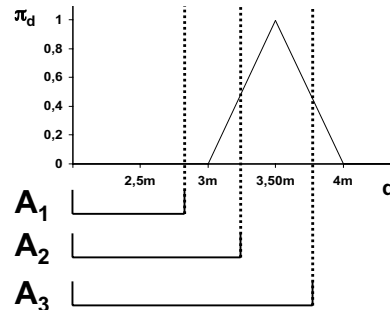
$$= \inf_{u \notin A} (1 - \pi_x(u))$$

$$N(A \cup B) \geq \max(N(A), N(B))$$

$$N(A \cap B) = \min(N(A), N(B))$$

$$\Pi(A \cup B) = \max(\Pi(A), \Pi(B))$$

$$\Pi(A \cap B) \leq \min(\Pi(A), \Pi(B))$$



$$\begin{array}{ll} N(A_1) = 0 & \Pi(A_1) = 0 \\ N(A_2) = 0 & \Pi(A_2) = 0,5 \\ N(A_3) = 0,5 & \Pi(A_3) = 1 \end{array}$$

Possibilistische Logik

- Repräsentation und Verarbeitung sowohl unscharfen als auch sicheren Wissens
- Hier: Fragment necessity-valued (possibilistic) logic
- N als Notwendigkeitsmaß für (möglicherweise unvollständigen) Wissensstand nutzen
- Syntax: Necessity valued formula: $(\phi \alpha)$
 - mit $\phi \in \mathcal{PL1}$
 - Gewichtung $\alpha \in (0,1]$
- Intendierte Bedeutung: $N(\phi) \geq \alpha$

Wissensbasis

- Wissensbasis \mathcal{F} ist Menge von Formeln $(\phi \alpha)$
 - Konjunktive Verknüpfung
 - Disjunktive Verknüpfungen $(\phi \alpha) \vee (\psi \beta)$ nicht im Fragment enthalten
 - Aber: $(\phi \vee \psi \beta)$
- Defuzzifizierung: α -Cut $\mathcal{F}_\alpha = \{(\phi \beta) \in \mathcal{F} \mid \beta \geq \alpha\}$
- klassische Projektion: $\mathcal{F}_\alpha^* = \{\phi \mid (\phi \beta) \in \mathcal{F}, \beta \geq \alpha\}$

Zwischenstand

Vorlesung 21:

Abduktion: THEORIST-Konzeption für

- Vorhersagen und Erklärungen
- Abduktives Schließen und Default-Schließen

Fuzzy Logic für die Wissensverarbeitung

- Anwendbarkeit der Fuzzy Logic in der Wissensrepräsentation
- Possibilistische Logik: Syntax

Vorlesung 22: Fuzzy Logic (Teil 2)

- Possibilistische Logik: Semantik und Inferenzverfahren