Projektbericht zu “Robuste Verarbeitung von Instruktionen“ im Teilbereich Wissensrevision

Jens Wächter

5. April 2006

Was ist Wissensrevision?

Definition von Wissensbasis, Ableitungsrelation, absurder Wissensbasis

Wissensrevision ist ein Fall von Wissensverarbeitung auf einer Wissensbasis. Nach [GM1988] ist eine Wissenbasis(knowledge set in [GM1988]) K über einer Ableitungsrelation $\vdash$ eine Menge von Sätzen(genannt Fakten) einer logischen Sprache L, die unter der boolschen Operatoren Negation, Konjunktion, Disjunktion und Implikation abgeschlossen ist und der Integritätsbedingung

(I) Wenn ein Fakt B aus der Wissensbasis logisch mit der Ableitungsrelation folgt, so ist $B \in K$

genügt. Enthält eine Wissensbasis K eine Inkonsistenz, die in der logischen Sprache die Form einer Kontradiktion hat, so folgt jeder Satz der Sprache L aus K. K wird in diesem Falle absurde Wissensbasis (Notation $K_{\perp}$) genannt.

Funktionen auf Wissensbasen

Der Revisionsoperator ist eine Funktion $K \times L \rightarrow K$ auf einer Wissensbasis und der Menge der Sätze L. Neben dem Revisionsoperator existieren noch zwei andere Operatoren auf Wissensbasen, die in enger Verbindung zu diesem stehen, der Expansions- und der Kontraktionsoperator.
Als Expansion wird das Hinzufügen eines (neuen) Fakts A in eine Wissensbasis K bezeichnet (Notation $K^{+}A$). Ein neuer Fakt ist ein Satz, der vor der Expansion weder explizit in K stand, noch durch die Ableitungsrelation $\vdash$ aus K folgerbar war. Durch das Hinzufügen des Fakts werden im Falle von Operationen auf Beliefe Sets auch seine logischen Konsequenzen in die Wissensbasis aufgenommen(siehe (I)).
Als Kontraktion wird das entfernen eines Satzes A aus einer Wissensbasis K bezeichnet, ohne dass neue Informationen hinzugefügt werden (Notation $K^{-}A$). Dazu müssen einige Sätze aus K aufgegeben werden. Sowohl die Kontraktion als auch die Expansion sind die Konsistenz erhaltende Operationen.
Bei der Wissensrevision einer Wissensbasis K um den Fakt A (Notation $K^{*}A$) wird K an eine neue, zu K inkonsistente Information angepasst. In diesem Rahmen werden alte Fakten aus K, die in Widerspruch zu A stehen, entfernt und A an deren Stelle in K aufgenommen. Bei der Wissensrevision besteht das Risiko der Entstehung einer inkonsistenten Datenbank.

Die AGM-Postulate

Formal lassen sich die drei Operatoren auf Wissensbasen durch die von Alchourron, Gärdenfors und Makinson aufgestellten Postulaten spezifizieren. Die Aufstellung der Operatoren befindet sich im ersten Kapitel des Anhangs.
Die AGM-Postulate sind darauf ausgelegt, die Veränderungen an den Wissensbasen zu minimieren.

Harper- und Levi-Identität

Revision, Expansion und Kontraktion stehen im Rahmen der AGM-Postulate untereinander in Beziehung. Wenn es einen Kontraktionsoperator gibt, der (K-1) bis (K-4) und (K-6), sowie einen Expansionsoperator, der (K+1) bis (K+6) erfüllt, dann werden die Postulate der Revision durch den Revisionsoperator

$$K * A = (K - \neg A) + A$$

erfüllt(Levi-Identität).
Der Kontraktionsoperator ist darüber hinaus mit dem Revisionsoperator durch die Beziehung

$$K - A = K \cap K * \neg A$$

verknüpft(Harper-Identität).

Katsuno und Mendelzons Formulierung der AGM Postulate

Katsuno und Mendelzon haben eine zu den AGM-Postulaten für die Revision Äquivalente Formulierung in [KM1991] gefunden. Der Hintergedanke hinter der Umformulierung ist die Annahme, dass jede Aussage, die aus einem Belief Set folgt, ebenfalls Teil des Belief Sets ist. Die Formulierung lautet :

(R1) $(F * A)$ impliziert A

(R2) Wenn $(F \wedge A)$ erfüllbar ist, dann ist $(F * A) \equiv (F \wedge A)$.

(R3) Wenn A erfüllbar ist, dann ist $(F * A)$ auch erfüllbar.

(R4) Wenn $F_1 \equiv F_2$ und $A \equiv B$, dann ist $(F_1 * A) \equiv (F_2 * B)$.

(R5) $(F * A) \wedge B$ impliziert $(F * (A \wedge B)$.

(R6) Wenn $(F * A) \wedge B$ erfüllbar ist, dann impliziert $(F * (A \wedge B)$ $(F * A) \wedge B)$

Epistemische Verankerung

Im Rahmen der Wissensrevision ist es wichtig zu bestimmen, welche Aussagen bei der Anwendung einer Kontraktion oder Revision aufgrund von Inkonsistenzen entfernt werden sollen. [GM1988] haben als zusätzliche Eigenschaft von Fakten in einer Wissensbasis deshalb ihre epistemische Verankerung eingeführt. Fakten, die eine starke epistemische Verankerung haben, sollen erhalten, Fakten mit der geringsten Verankerung kontrahiert werden. Die epistemische Verankerung eines Fakts einer Datenbasis ist in diesem Zusammenhang als ein Maß für die Stärke, an diesen Fakt zu glauben, zu verstehen. Da darüber hinaus die AGM-Postulate keine ausreichende Anleitung zur Konstruktion und Implementation der Operatoren geben, stellen Ordnungen über die epistemische Verankerung eine mögliche Basis für die Implementation dieser bereit. Für zwei Fakten A und B einer Wissensbasis sei $A \leq B$ als "B ist mindestens so stark wie A epistemisch verankert" zu verstehen; $A < B$("B ist epistemisch stärker als A verankert") ist definiert als $A \leq B \wedge \neg(B \leq A)$.

$\leq$ ist eine Ordnung der epistemischen Verankerung, wenn sie folgende Postulate erfüllt :

(EE1) Falls $A \leq B$ und $B \leq C$, dann ist $A \leq C$
(Transitivität)

(EE2) Falls $A \vdash B$, dann $A \leq B$
(Dominanz)
Dies ermöglicht es, eine Revision um $\neg A$ oder Kontraktion um A durchzuführen, aber den Glauben an B beizubehalten.

(EE3) Für beliebige A, B sei $A \leq A \wedge B$ oder $B \leq A \wedge B$
(Konjunktivität)
Wenn um $A \wedge B$ kontrahiert werden soll, so kann A oder B kontrahiert werden und die Kontraktion in beiden Fällen führt zum gleichen Informationsverlust.

(EE4) Wenn $K \neq K_{\perp}$, dann $A \notin K$ genau dann, wenn $A \leq B$ für alle B
(Minimalität)
Sätze die nicht in der Wissensbasis stehen sollen minimale epistemische Verankerung besitzen.

(EE5) Wenn $B \leq A$ für alle B, dann $\vdash A$
(Maximalität)
Nur gültige Sätze sind maximal in $\leq$

Mögliche Implementationen von Wissensrevisionsoperatoren

Im Rahmen des Projekts wurden die beiden Ansätze [W1998] und [DP1996] zur Implementation von Wissensrevisionen genauer untersucht. Dabei ist [W1998] den AGM-Postulaten ensprechende (aber zur Behebung von Problemen bei der iterierten Revision ergänzte)Umsetzung, [DP1996] verändern die Postulate, um ein sinnvolleres Verhalten im Falle von wiederholter Revision zu erzwingen.

Williams Framework zur Implementation einer Wissensrevision

Die AGM-Postulate beschreiben eine Klasse von möglichen Revisionsoperatoren, ohne jedoch auf einen Mechanismus zur genauen Definition von Revisionsfunktionen zu liefern. Es besteht für jede Ordnung der epistemischen Verankerung eine Wissensbasis eine Revisionsfunktion und für jede Revisionsfunktion eine Ordnung der epistemischen Verankerung, so dass

$$(K * A) = \begin{cases} \{B \in L : \neg A < A \Rightarrow B\} & \text{wenn} \nvdash \neg A \\ \perp & \text{sonst} \end{cases}$$

für alle $A \in L$ wahr ist. Bei einer solchen Herleitung von Revisionsfunktionen bestehen aber verschiedene Probleme. Zum einem geht die epistemische Ordnung bei Anwendung der Revisionsfunktion verloren(da sie im Kontext der Eingabe einer Wissensbasis sowie eines zu revidierenden Fakts verwendet wird), zum anderen muss eine unbegrenzte Zahl von Sätzen geordnet werden, was einer Implementation im Wege steht. Also Lösung dieser Probleme präsentiert [W1998] eine finites partielle Ordnung über die epistemische Verankerung (Abk. FPER), in welcher, um das Problem der Abzählbarkeit der Sätze zu umgehen, mit einem beliebigen Theorem-Beweiser gelöst werden kann. Eine formale Definition eines FPER ist nach [W1998] eine Funktion F von einer endlichen Untermenge von Sätzen in $[0, 1]$, die die folgenden Postulate erfüllt :

(PER1) $\{B \in \text{dom}\{F\} : F(A) < F(B)\} \nvdash A$

(PER2) Wenn $\vdash \neg A$, dann ist $F(A) = 0$

(PER3) $F(A) = 1$ dann, und nur dann, wenn $\vdash A$

Die gewünschte Interpretation der Funktion F ist es, Sätze, die der Null zugeordnet werden, als nicht in der Wissensbasis vorhanden anzusehen und Sätze, die explizit oder implizit als logischer Abschluß der Sätze, die explizit im FPER vorhanden sind, als zur Wissensbasis gehörend aufzufassen. Die Definition von explizitem Wissen einer Funktion F (notiert als exp(F)) ist

$$\exp(F) = \{A \in \text{dom}F : F(A) > 0\},$$

die Definition von implizitem Wissen (notiert als content(F))

$$\text{content}(F) = Cn(\exp(F))$$

Der Grad einer Nichttautologie A (notiert degree(A)) ist bestimmt durch

$$\text{degree}(F, A) = \begin{cases} \text{größtes j, so dass} & \{A \in \exp(F) : F(A) \geq j\} \\ \vdash A & \text{wenn } A \in \text{content}(F) \\ 0 & \text{sonst} \end{cases}$$

Eine (später) wichtige Eigenschaft der Degree-Funktion ist, dass die Disjunktion zweier Formeln A und B das logische Minimum an Glaubwürdigkeit zugeordnet bekommt, d.h. wenn degree(A) > degree(B), dann ist degree($A \vee B$) = A, wenn $B > A$, dann ist auch degree(B) > degree(A).

Nachfolgend sind zwei Konstruktionsmöglichkeiten von FPERs in der Form von Adjustment- und Maxi-Adjustment gegeben. Beiden ist gemeinsam, die Veränderungen zu minimieren, allerdings geht das Maxi-Adjustment von einer explizit in der Wissensbasis spezifizierten Abhängigkeit der Informationen aus und geht standardmäßig beim Belief-Change von einer Unabhängigkeit dieser aus.

Adjustment

Sei A eine kontingente Formel, $0 \leq i < 1$ sowie F ein FPER. Die Notation der Revision von F um A mit dem neuem Grad i sei (F*A,i); die Notationen der Kontraktion von A auf i für einen Fakt B aus der Wissensbasis im Kontext der Revision (F-A,i)(B), die der Expansion (F+A,i)(B)

$$(F * A, i) = \begin{cases} ((F - A, i)) & \text{wenn} \\ & i \leq \text{degree}(F, A) \\ (((F - \neg A, 0) + A, i)) & \text{sonst} \end{cases}$$

$$(F - A, i)(B) = \begin{cases} i & \text{wenn degree}(F, A) = \\ & \text{degree}(F, A \vee B) \\ & \text{und } F(B) > 0 \\ F(B) & \text{sonst} \end{cases}$$

$$(F + A, i)(B) = \begin{cases} F(B) & \text{wenn } F(B) > i \\ i & \text{wenn } B \Rightarrow A \text{ or} \\ & F(B) \leq i \leq \\ & \text{degree}(F, A \Rightarrow B) \\ \text{degree}(F, A \Rightarrow B) & \text{sonst} \end{cases}$$

Maxi-Adjustment

Sei F ein FPER, R_{max} das Maximum des Wertebereichs von F, A ein kontingenter Satz und j_m = degree(F), $o \leq i < R_{max}$. Dann ist

$$(F * A, i) = \begin{cases} ((F - A, i)) & \text{wenn} \\ & i \leq \text{degree}(F, A) \\ (((F - \neg A, 0) + A, i)) & \text{sonst} \end{cases}$$

(F-A,i)(B) für alle $B \in \text{dom}(F)$ soll für Bs mit einem größerem degree als j_m den alten degree beibehalten, für andere Bs gilt, wenn (F-A,i)(B) für $Bs > j_{m-k}$ mit $k = 1, 0, 1, 2 \ldots n$, dann sei (F-A,i)(B) definiert als

$$(F - A, i)(B) = \begin{cases} & \text{wenn} \quad A \rightarrow B \quad \text{oder} \\ & \qquad A \not\rightarrow B \quad \text{und } B \in \Gamma \\ i & \Gamma = \text{kleinste Teilmenge von} \\ & \{B : F(B) = j_{m-n}\} \text{so dass} \\ & \{B : (F - A, i)(B) > j_{m-n}\} \\ & \qquad \cup \Gamma \vdash A \\ F(B) & \text{sonst} \end{cases}$$

Für alle $B \in \text{dom}(F) \cup \{A\}$ sei (F+A,i)(B) definiert als

$$(F + A, i)(B) = \begin{cases} F(B) & \text{wenn } F(B) > i \\ i & \text{wenn } A \equiv B \text{ oder} \\ & F(B) \leq i < \\ & \text{degree}(F, A \rightarrow B) \\ \text{degree}(F, & \\ A \rightarrow B) & \text{sonst} \end{cases}$$

Darwiche und Pearls Ergänzungen der AGM-Postulate

Die Motivation von Darwiche und Pearl ist es, auch für den iterierten Fall eine sinnvolle Revision zu definieren. In [DP1996] werden Beispiele dafür gegeben, dass conditional beliefs (cb) ungerechtfertigterweise entfernt oder in die Wissensbasis hinzugefügt werden können. Ein cb ist eine Aussage B, die aus einem ein Belief-Set F nach einer Revision um A, gefolgert werden kann, also $(F * A) \rightarrow B$. Notiert wird dies mit $B \mid A$. Die ursprünglichen AGM-Postulate sind für Belief Sets definiert. [DP1996]s Änderungen enthalten unter anderem eine Umformulierung der AGM-Postulate in der Form, die von Katsuno und Mendelzon([KM1991]) verwendet wird, auf epistemische Zustände. Die wichtigste Eigenschaft von epistemischen Zuständen ist in diesem Zusammenhang, dass zwei unterschiedliche epistemische Zustände äquivalente Belief Sets haben können.

Die modifizierten AGM-Postulate

Sei $(\Psi * A)$ der epistemische Zustand einer Wissensbasis, der aus ihrer Revision um A heraus angenommen wird, $Bel(\Psi)$ das Belief Set des epistemischen Zustands Ψ

(R⋆1) $(\Psi * A)$ impliziert A

(R⋆2) Wenn $Bel(\Psi) \wedge A$ erfüllbar ist, dann ist $(\Psi * A) \equiv (\Psi \wedge A)$.

(R⋆3) Wenn A erfüllbar ist, dann ist $(\Psi * A)$ auch erfüllbar.

(R⋆4) Wenn $Bel(\Psi_1) = Bel(\Psi_2)$ und $A \equiv B$, dann ist $(\Psi_1 * A) \equiv (\Psi_2 * B)$.

(R⋆5) $(\Psi * A) \wedge B$ impliziert $(\Psi * (A \wedge B))$.

(R⋆6) Wenn $(\Psi * A) \wedge B$ erfüllbar ist, dann impliziert $\Psi * (A \wedge B)$ $(\Psi * A) \wedge B$

Die Modifikation der Postulate $(R\star)$ besteht im Vergleich zu den AGM-Postulaten in der Variante von [KM1991] darin, dass das Postulat $(R \star 4)$ gegenüber seinem Pendant abgeschwächt ist. Heist es in der Vorbedingung von (R4), dass die beiden Wissensbasen äquivalente Belief-Sets haben müssen, so sind in $(R \star 4)$ identische epistemische Zustände gefordert.

Die vier ergänzenden Postulate zur iterierten Revision

Die ergänzenden Postulate sollen die Veränderungen an den cbs minimieren.

(C1) $A \models C$, dann $F \models B \mid A$ genau dann, wenn $(F * C) \models B \mid A$.

(C2) $A \models \neg C$, dann $F \models B \mid A$ genau dann, wenn $(F * C) \models B \mid A$.

(C3) Wenn $F \models C \mid A$, dann $(F * C) \models C \mid A$.

(C4) Wenn $F \not\models \neg C \mid A$, dann $(F * C) \not\models \neg C \mid A$.

Konstruktion eines zu den Ergänzungen kompatiblen Revisionsoperators

Die Grundlage der Konstruktion eines Revisionsoperators $\bullet$, der die modifizierten AGM- und ergänzenden Postulate erfüllt, ist die spohnsche (μ, m) Konditionalisierung. Wie auch in [W1998] wird eine Ranking-Funktion κ benutzt. $\bullet$ ist im Gegensatz dazu eine Funktion von der Menge der Welten in die Klasse der Ordinalzahlen unter der Bedingung, dass einigen Welten die Plausibilitätsstufe 0 (höchste Plausibilität) zugeordnet bekommen. Diese Funktion läßt sich auf Aussagen ausdehnen, indem der Aussage A der kleinste Rank einer Welt ω zuwiesen wird, aus der A folgt :

$$\kappa(A) = min(\{k(\omega) : \omega \models A\}$$

Und

$$\kappa(A \vee B) = min(\kappa(A), \kappa(B))$$

Eine (μ, m)-Konditionalisierung ist eine Methode, das Ranking zu verändern. Im allgemeinen Fall ist die (μ, m)-Konditionalisierung definiert als

$$\kappa_{(\mu,m)}(A) = \begin{cases} \kappa(A) - \kappa(\mu), & \text{falls } A \models \mu; \\ \kappa(A) - \kappa(\neg\mu) + m, & \text{falls } A \models \neg\mu. \end{cases}$$

Eine (μ, m)-Konditionalisierung, die die gewünschten Eigenschaften hat, ist

$$(\kappa \bullet \mu)(A) = \ _{def}\kappa_{(\mu,\kappa(\neg\mu)+1)}(A) = \\ = \begin{cases} \kappa(A) - \kappa(\mu), & \text{falls } A \models \mu; \\ \kappa(A) + 1, & \text{falls } A \models \neg\mu. \end{cases}$$

Bestandsaufnahme

Im Rahmen von Überlegungen vor der Implementationphase wurden verschiedene Aspekte untersucht, die Ausschlag für die Wahl entweder des Ansatzes von Williams oder von Darwiche & Pearl geben können.

Das bereits bestehende Wissen des GA

Der GA enthält CRIL-Graphen(siehe 3.3 in [H2004]) zur Speicherung von Perzeption und Instruktion. Der Instruktionsgraph besteht im Normalfall aus mehreren getrennten Teilgraphen. Diese werden schrittweise versucht, mit dem Perzeptionsgraphen zu koreferenzieren("matchen"). Dabei können mehrere alternative Matchs für einen Teilgraphen des Instruktionsnetz erstellt werden. So entstehen zu verschiedenen Situationen(Einschub : Aufgrund der statischen Welt des GA ist es sinnvoll, von "Situationen" zu sprechen, in denen sich der GA befindet. Wenn der GA zu einem späteren Zeitpunkt zu einer vorherigen Position zurückkehrt und die gleiche Blickrichtung hat, so wird die Perzeption identisch sein mit der früheren Perzeption) eine Menge von alternativen Matches. Die Matches werden unter Verwendung der Ähnlichkeit der koreferenzierten Instruktions- und Perzeptionsgraphen mit Werten zwischen null (keine Übereinstimmung) und eins (hohe Übereinstimmung) bewertet. Es werden nur Matches in Betracht gezogen, deren Bewertung größer als ein Schwellenwert ist.
Wenn der GA keine Koreferenzen aufgrund von Ähnlichkeiten zwischen dem aktuellen Abschnitt des Instruktionsgraphen und dem aktuellen Perzeptionsgraphen findet, so kann er einige Überbrückungshandlungen ausführen. An dieser Stelle kann sinnvoll anstelle der Überbrückungshandlungen eine Wissensrevision durchgeführt werden. Des weiteren speichert der GA seine aktuelle absolute Position innerhalb der virtuellen Umgebung. Neben dem Instruktionsgraphen existiert ein Aktionsplan, der eine Sequenz von Aktionen enthält. Der Instruktionsgraph ist eine räumliche Umschreibung des Aktionsplans.

Welches Wissen des GA kann revidiert werden?

Der GA kann prinzipiell im Falle eines Fehlers, also eines leeren Matchs, an folgenden Punkten eine Revision zulassen :

a) Wissen aus der Perzeption. Wenn Wissen aus der Perzeption zur Disposition steht, so kann dies mit verrauschten Sensoren erklärt werden.

b) Der Aktionsplan kann Fehlerhaft sein. Der GA könnte falsche Instruktionen erhalten haben, die nicht zum Ziel führen.

c) Es können falsche Koreferenzen zwischen Instruktions- und Perzeptionsgraph gezogen worden sein. Dies kann verschiedene Folgen haben : Ein Aktionsabschnitt kann fälschlicherweise vorzeitig als abgeschlossen markiert worden sein, was dazu führt, dass der Aktionsplan bereits einen oder mehrere Schritte der tatsächlichen Abarbeitungt voraus ist. Beispielsweise könnte die Anweisung "gehe geradeaus und dann nach links" auf einen Wegeabschnitt, der nur um wenige Grad nach Links verläuft, angewendet worden sein. Die Instruktionen könnten dies aber als zur Aktion "gehe gerade aus" gehörig verstanden haben.
Analog dazu kann ein Schritt im Aktionsplan nicht korrekt als abgeschlossen erkannt werden. In beiden Fällen ist die Auswahl eines Matchs einer Situation aus den alternativen Matches

falsch gewesen. Unter Umständen kann auch eine genauere Fehleranalyse stattfinden, so dass es möglich ist, als Fehlerquelle anstelle eines ganzen Matchs eine einzelne Koreferenz zu bestimmen.

Während des Projekts wurde entschieden, eine empirische Sicht anzunehmen und sowohl Perzeption, als auch Instruktion von der Revision auszuschließen. Eine Revision der Instruktion kann sinnvoll sein, allerdings erscheint es schwierig, ein Fehlerszenario aufzustellen, in welchem ein Fehler in der Instruktion erkannt wird. Zur Revision stehen nur die Koreferenzen, die zwischen Instruktions- und Perzeptionsgraph gebildet werden. Dies ist das Wissen, das der Agent durch Schließen gewonnen hat. Die Revision ist im Kontext eines Fehlerszenarios ein Hilfsmittel, was nach Erkennung, was revidiert werden soll, diese Revision durchführt. Das Problem, die Glaubwürdigkeit von Aussagen, um welche revidiert werden soll, zu bestimmen und einen quantitiven Wert für diese aufzustellen, ist nicht Hauptfokus der Wissensrevision.

Für die Revision sinnvolle Ergänzungen zum Wissen des GA

Der GA "vergisst" im aktuellem Zustand die alternativen Matches. Es wird der ausgewählte Match zwischen Perzeptionsgraphen und Instruktionsgraphen in Form von Koreferenzen dargestellt und mitgeführt. Auch die Perzeption wird bei jedem Schritt neu aufgebaut. Es bleiben ausschließlich die mit dem Instruktionsgraph koreferenzierten Elemente erhalten. Eine Revision mit diesen unzureichenden Daten kann nur eine simple Negation einer der vor der Erkennenung des Fehlers stattgefundenen Koreferenz sein, aus der keine weiteren Schlüße möglich sind. Es ist aus diesem Grund sinnvoll, zusätzlich die alternativen Matches sowie die Perzeptionsgraphen jeder Situation im GA zu speichern.

Fehlerszenarien: der Kontext der Revision

Im Kontext einer Revision wird davon ausgegangen, dass die Revision in einen sie umfassenden Mechanismus zur Diagnose und Generierung von Wissenseinheiten eingebettet ist. Um diesen Mechanismus zu charakterisieren wird zunächst auf die mögliche Aufgabenverteilung zwischen der Wissensrevision und diesem Mechanismus eingeganen.
Mögliche Aufgaben, die der übergeordnete Mechanismus für die Wissensrevison übernehmen könnte :

a) die Bereitstellung der epistemischen Verankerung der Wissenseinheiten wie z.B. der Wahrscheinlichkeit, dass ein Match korrekt ist.

b) die Bereitstellung der Information, was revidiert werden soll. Dies erfordert eine Analyse der Situation, in der sich der GA befindet.

Mögliche Aufgaben, die die Wissensrevision für den übergeordneten Mechanismus wahrnehmen kann :

a) Die Verwaltung der Glaubwürdigkeit des Wissens des GAs in einer Ordnung der epistemischen Verankerung

b) Bei der Revision der Koreferenzen zwischen Instruktionsgraphen und Perzeptionsgraphen die Bereitstellung der Information, welches Match in einer Situation die höchste epistemische Verankerung erziehlt

Über die epistemische Verankerung

Im gegenwärtigen Zustand erstellt der sog. Matcher des GAs bewertete Matches. Diese Bewertung ist ein Möglicher Kandidat für die epistemische Verankerung einzelner Matches. Für die von uns

gewählte Modellierung der Matches(siehe nächstes Kap.) als logische Aussagen ist es ausreichend, dass eine qualitative Wertung möglich ist, d.h. es soll festellbar sein, welches Match stärker epistemisch verankert sein soll, als ein anderes. Falls mehrere Matches eine gleich starke Verankerung aufweisen, so kann eine Rangfolge durch zufällige Wahl eines Matchs aufgestellt werden.
Wie obiger Punkt nahe legt, gibt es ein Beziehung zwischen der internen Modellierung des Wissens der Wissensrevision und der Bereitstellung des Wissens über dessen epistemische Verankerung durch den übergeordnetem Mechanismus. Die interne Repräsentation des Wissens legt fest, was der übergeordnete Mechanismus revidieren kann und welches Wissen er bereitstellen muss.
Während des Projekts wurde nicht weiter das Thema, wie die epistemische Verankerung der Informationen ermittelt werden könnte, eingegangen. Die vom Matcher gelieferte Bewertung der einzelnen Matches ist für die von uns gewählte Modellierung einer strengen Totalordnung im allgemeinen Fall nicht passend, da mehrere Matches gleich bewertet werden können.

Über die Diagnose von fehlerhaftem Wissen

Der übergeordnete Mechanismus muss zur Bereitstellung der Information, was revidiert werden soll, eine Analyse der Situation durchführen. An dieser Stelle sei ein Beispiel aufgeführt, in welchem zu sehen ist, wie der GA die Instruktion "Gehe gerade aus und biege dann rechts ab, bis du vor Haus Z stehst". falsch umsetzt und eine Abbiegung zu früh nach rechts abbiegt. Eine Fehler-

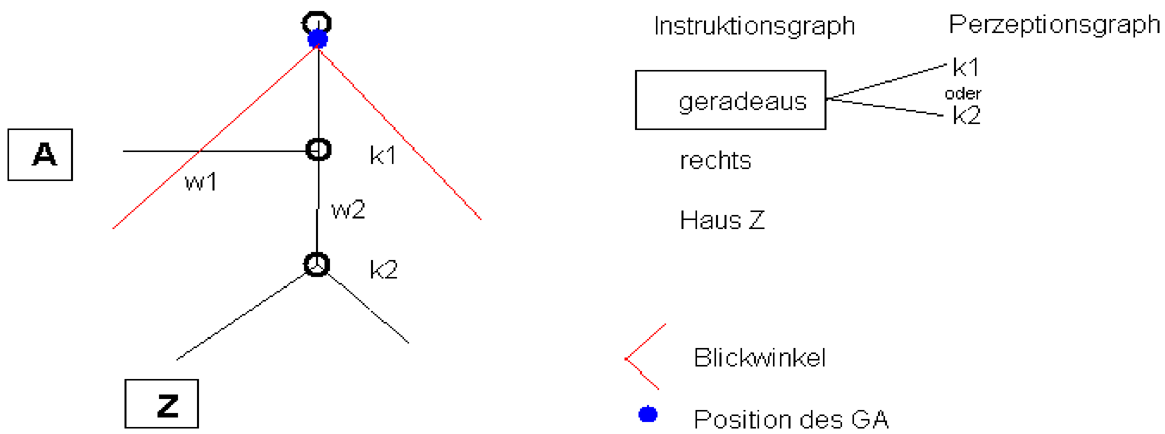

Abbildung 1: Initialzustand des Fehlerszenarios

diagnose ist möglich, sobald der GA keine passenden Matches für den nächsten Instruktionssatz findet. In unserem Beispiel ist dies der Fall, sobald der GA in der Sackgasse nach der ersten rechten Abzweigung steht und keine Koreferenz für das Haus Z findet. Der der Wissensrevision übergeordnete Mechanismus wird an dieser Stelle mindestens erkennen müssen, dass der letzte Schritt, der in die Sackgasse geführt hat falsch war und das Match, was in der Situation, als sich der GA an der ersten Kreuzung befunden hat, gewählt worden war, nicht das korrekte ist. Möglicherweise kann hier auch eine spezifischere Fehlerursache gefunden werden, nämlich dass die Koreferenz, den die erste rechte Abbiegung mit dem enstprechendem Knoten aus dem Instruktionsnetz verbindet, der Grund für den Fehler ist. Diese Koreferenz wäre eine sinnvolle Wisseneinheit, die zu revidieren ist. Eine fortgeschrittene Analyse könnte ergeben, dass der eigentliche Fehler bereits im Initialzustand gemacht wurde, als k1 mit dem Knoten für "geradeaus" koreferenziert wurde. Auf jeden Fall muss der GA die Sackgasse verlassen und an die Position zurückkehren, an der der Fehler gemacht worden war, um an dieser Stelle den Instruktionsplan abzuarbeiten.

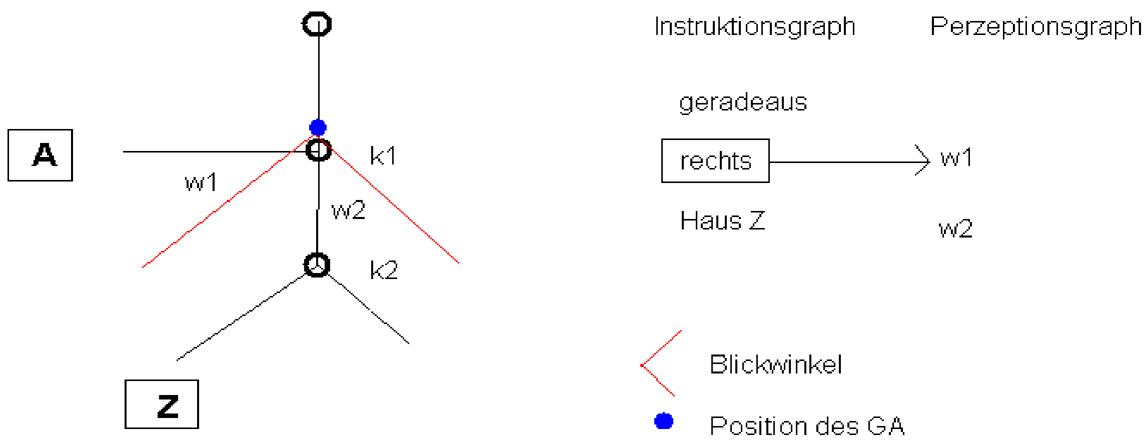

Abbildung 2: Der GA steht vor der falschen Abbiegung

Repräsentation des Wissens des GA

Das Wissen des GA findet sich in den sog. CRIL-Netzen der Perzeption und Instruktion sowie den Koreferenzen der gematchten Perzeptions- und Instruktionnetze (siehe Kapitel "Bestandsaufnahme" und [H2004]). Beide untersuchten Ansätze ([DP1996] und [W1998]) repräsentieren das Wissen als logische Aussagen. Es muss die Mächtigkeit der logischen Sprache bestimmt werden, die zur Repräsentation des Wissens des GA erforderlich ist. Dies ist insbesondere deshalb wichtig, um einen passenden Theorembeweiser zu finden, der die Folgerbarkeit von Aussagen berechnet. Im folgendem seien nun die Elemente der logischen Sprache $\mathcal{L}$ zu bestimmen.

Wahl des Ansatzes von Williams

Wir haben entschieden, den Ansatz von Williams zu implementieren. Das den Ausschlag gebende Argument gegen den Ansatz von Darwiche und Pearl ist die Definition der (μ, m)-Konditionalisierung(in dem Fall des Ansatz von Darwich und Pearl) als Ranking von Welten. Um ein solches Ranking zu implementieren, muss entweder die ganze Welt modelliert werden oder es müsste in Beweis geführt werden, dass die (μ, m)- Konditionalisierung auch mit Teilmengen von Welten funktioniert. Die Modellierung des kompletten Wissens des GA als Welt ist aufwendig und wird sich negativ auf die Performanz des Beweisers beim Testen der Folgerbarkeit einer Aussage aus der Welt, wie es die (μ, m)-Konditionalisierung vorsieht, auswirken.

Grundlegende Definitionen

Der von mir gewählte Begriff der "Situation" orientiert sich an einem Begriff des Zustands des epistemischen Gedächtnis des Agenten.

Situationen

Definition 1 (Situation) *Eine Situation s ist ein Tupel (λ, P, I, K) wobei λ die Position des geometrischen Agenten und P der endliche Perzeptionsgraph, I der endliche Instruktionsgraph und K die endliche Menge der bisher gezogenen Koreferenzen zwischen I und P des GA ist.*
$\mathcal{S}$ bezeichne die Menge aller Situationen.

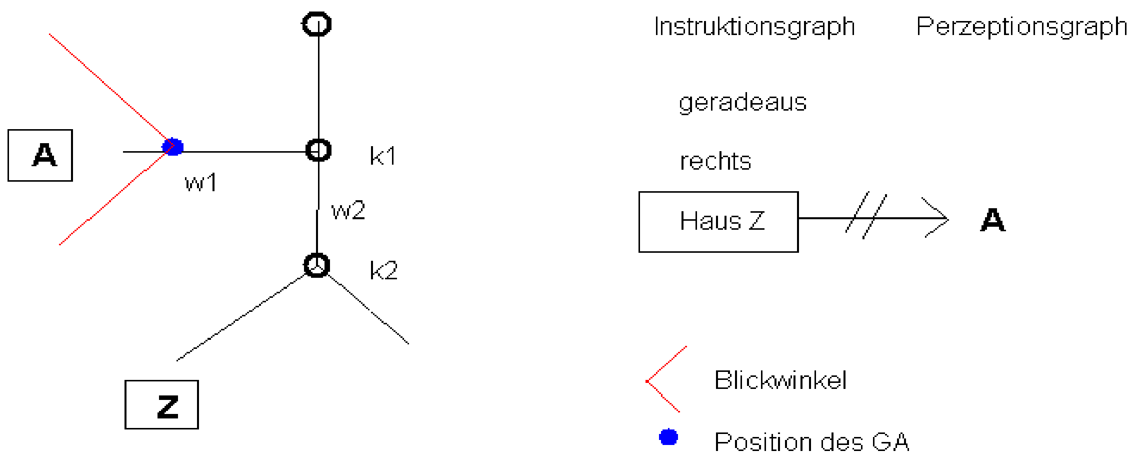

Abbildung 3: Der GA ist die falsche Abbiegung gelaufen

Definition 2 (Äquivalenz von Situationen) *Zwei Situationen* $s_1 = (\lambda_1, P_1, I_1, K_1)$ *und* $s_2 = (\lambda_2, P_2, I_2, K_2)$ *sind äquivalent, genau dann wenn*

$$s_1 \equiv s_2 \Leftrightarrow P_1 = P_2 \wedge I_1 = I_2 \wedge K_1 = K_2$$

Diese Definition von Situation erfasst neben der räumlichen Komponente auch die Interna des "Gedächtnisses" des GA. Dies ist deshalb erforderlich, weil der GA bei der Generierung der Identifikationen der Perzeptionsknoten deterministisch ist, d.h. er generiert, wenn $s_1 \equiv s_2$ die gleichen Bezeichnungen für die Perzeptionsknoten. Um dieses Vehalten zu erzwingen müssen die Elemente des Gedächtnisses des GA, die in der Definition von Situation in dieser enthalten sind, identisch sein. Es wäre wünschenswert eine weniger spezifische Defintion von Situation, die nur die Perzeption des GA und seine Position enthält, aufzustellen. In einem Fehlerszenario könnte man so das "zurücklaufen" aus einer Sackgasse besser modellieren. Nach der aktuellen Definition kann dies nur durch die Löschung der "Erinnerungen" (in Form von Koreferenzen aus Perzeption und Instruktion) des Besuchs der Sackgasse geschehen.
Eine sinnvolle Ergänzung des GAs ist demzufolge die Funktionalität, zwei Perzeptionsgraphen auf Äquivalenz zu testen und die zueinander bis auf die Namen identischen Knoten Paarweise zu bestimmen.

Match(es)

Definition 3 (Match(s)) *Ein Match ist eine Liste von Koreferenzen(welche in der aktuellen Version des GA in Matcher.NodeMatch implementiert sind) zwischen zwei Netzen. In der aktuellen Version des GA wird ein Match in der Klasse Matcher.NetMatch implementiert. Match(s) ist ein Match, was der Matcher in Situation s berechnen kann.*

Definition 4 (similarity(m)) *similarity(m) ist eine Funktion von der Menge der Matches in* $[0, 1]$. *Das Ergebnis ist die Ähnlichkeit der beiden Netze des Matches m.*

Eine genaue Definition des im GA implementierten Ähnlichkeitsmaßes findet sich in [H2004]

Definition 5 (Matches(s)) $Matches(s) := \{m : m$ *ist Match(s)*$\wedge similarity(m) > z\}$ *wobei z ein Schwellenwert aus* $[0, 1]$ *ist.*

Übersetzung des Wissens der CRIL-Graphen in logische Aussagen

CRIL-Graphen bestehen aus Knoten und Kanten. Die Knoten sind aus der Sicht von Taxonomien einstellige Prädikate(Sorten), die Kanten sind Relationen oder mehrstellige Prädikate. Besondere Bedeutung hat die zweistellige Relation "koref", die vom Matcher benutzt wird, um Knoten des Instruktionsgraphen Knoten des Perzeptionsgraphen zuzuordnen. Die restlichen Relationen dienen dazu, jeweils die Knoten des Perzeptions- und Instruktionsnetzes untereinander in Beziehung zu setzen. Da entschieden wurde, Wissensrevision nur auf die vom Agenten selbst berechneten Koreferenzen, aber nicht auf die Perzeption und Instruktion anzuwenden, läßt sich eine Koreferenzrelation zwischen zwei Knoten als atomare Aussage auffassen.

Definition 6 (Repräsentation atomarer Aussagen) *Sei a eine atomare Aussage von $\mathcal{L}$. a repräsentiert die Taxonomie "koref" zwischen je einem Knoten aus Perzeptions- und Instruktionsgraph. Die Taxonomie der beiden Knoten wird nicht berücksichtigt.*

Die Klasse Matcher.NodeMatch repräsentiert eine Koreferenz zwischen zwei Knoten. Sie kann als Basis für eine Konvertierung in logische Formeln verwendet werden.
Wenn eine einzelne Koreferenz als atomare Aussage benutzt wird, dann hat ein komplettes Match die Form von per Konjunktion verknüpften Koreferenzen.

Definition 7 (Repräsentation von Match(s)) *Sei m = Match(s), $a_1 \ldots a_n$ atomare Aussagen aus $\mathcal{L}$ sowie $k_1 \ldots k_n$ die Koreferenzen, aus denen M besteht. Dann ist die Konjunktion*

$$\bigwedge_{i=1}^{n} a_i$$

die Repräsentation des Matches m in $\mathcal{L}$ und a_i ist die atomare Aussage, die die Koreferenz k_i repräsentiert.

Es ist möglich, dass in einer Situation mehrere alternative Matches zur Auswahl stehen. Dies kann durch eine Disjunktion der alternativen Matches erreicht werden. In jeder Situation liegen die alternativen Matches in Form einer disjunktiven Normalform mit ausschließlich positiven Literalen vor. Die Disjunktion der alternativen Matches hat einen exklusiven Charakter.

Definition 8 (Repräsentation von matches(s)) *Seien $m_1 \ldots m_n \in matches(s)$ und habe ein Match m_i l(i) atomare Aussagen,. Dann ist*

$$\bigvee_{i=1}^{n} m_i = \bigvee_{i=1}^{n} \bigwedge_{j=1}^{l(i)} a_{ij}$$

die Repräsentation von matches(s) in $\mathcal{L}$

Definition 9 (Ausschlußbedingungen) *Wenn in einer Situation s ein Match m_i von n Matches als wahr angesehen wird, so müssen alle alternativen falsch sein. Dies läßt sich durch Verknüpfungen mit exklusivem oder darstellen oder alternativ durch das Hinzufügen von Ausschlußbedingungen $exk(s)$ der Form*

$$\begin{aligned} exk(s) :=\{ & m_i \Rightarrow \neg m_1, m_i \Rightarrow \neg m_2, \ldots, \\ & m_i \Rightarrow \neg m_{i-1}, m_i \Rightarrow \neg m_{i+1}, \ldots, \\ & m_i \Rightarrow \neg m_n\} \end{aligned}$$

Wir können davon ausgehen, dass es in einer Situation entweder ein präferiertes Match oder gar kein Match gibt. Selbst wenn in einer Situation mehrere Matches mit der gleichen (höchsten)similarity gibt, so kann eines aus diesen Alternativen willkürlich gewählt werden. Sei $m_1 \in matches(s)$ und

$\underset{m_i \in matches(s)}{\forall}$ $similarity(m_1) \geq similarity(m_i)$. Dann ist degree($m_1$) $\in [0.1, 0.9]$. Nehmen wir an, m_1 ist nicht das korrekte Match. Dann nehmen wir an, dass $m_1 \vee m_2$ das gewünschte Match sei, wobei m_2 das Match mit dem nächstgrößten degree nach m_1 ist. Der degree der Disjunktion der beiden Matches sollte höher als m_1 liegen. Sind weder m_1 noch m_2 korrekte Matches, so läßt sich das nächst kleinere Match m_3 wählen ist, so nehmen wir in die Disjunktion das match m_3 auf und geben der so entstandenen Disjunktion $m_1 \vee m_2 \vee m_3$ einen degree größer als degree($m_1 \vee m_2$). Dieses Prinzip läßt sich auf alle $m_i \in matches(s)$ ausdehnen und so eine stufenartig Rangfolge aufbauen. Weil das epistemic entrenchment ranking, was durch das williamsche Adjustment implementiert wird, die Eigenschaft hat, einer Disjunktion die minimal notwendige Glaubwürdigkeit zuzuweisen, ist es möglich, nach einer Revision um $\neg m_1$ aus der Disjunktion $m_1 \vee m_2$ einen konkreten degree(m_2) zu berechnen(und dies sukzessive für alle Matches zu machen).

Definition 10 (Sukzessive Disjunktionen) *Sei s eine Situation,* $n = |matches(s)|, m_i \in matches(s)$. *Dann ist die sd(s) eine Funktion von der Menge der Situationen in die Menge der Sätze von* $\mathcal{L}$ *und sd definiert als*

$$sd(s) := \bigcup_{i=1}^{n} \bigvee_{k=1}^{i} m_k$$

Die Funktion sd von $\mathcal{S} \times N$ *in die Menge der Sätze von* $\mathcal{L}$ *sei definiert als*

$$sd(s, index) \bigvee_{k=1}^{index} m_k$$

degree(sd(s, index)) sei kleiner degree(sd(s, index+1)).

Mächtigkeit von $\mathcal{L}$

$\mathcal{L}$ soll für jede Situation s $sd(s) \cup exk(s)$ umfassen. Das bedeutet, $\mathcal{L}$ beinhaltet an logischen Operatoren $\{\vee, \wedge, \neg, \Rightarrow\}$ Dies bedeutet, $\mathcal{L}$ hat die Mächtigkeit der Sprache der Aussagenlogik. Als Beweiser läßt sich ein Tableau-Beweiser der Aussagenlogik benutzen. Da die Repräsentationen der Elemente des CRIL-Graphen in fester Form stattfindet, könnte es möglich sein, einen auf diese Formelmenge optimierten Beweiser zu schreiben, der z.B. die disjunktive Normalform von matches(s) ausnutzt.

Fragen der Performanz des Adjustment-Algorithmus

Implementiert wurden sowohl das Adjustment(siehe [W1998]), als auch das Maxi-Adjustment. Das Maxi-Adjustment wurde nach der prozeduraleren Formulierung in [W1997] implementiert, mit Ausnahme der degree() Funktion, welche identisch ist mit der Formulierung des "einfachen" Adjustments.
Neben der reinen Implementierung der beiden Versionen des FPERs werden diese testweise mit $sd(s) \cup exk(s)$ sowie einigen Proberevisionen gefüllt. Die Füllung geschieht über die Methode "Adjustment", die einer Wissensrevision entspricht. Dies ist notwendig, weil bei der Implementierung Expansions- und Kontraktionsmethoden deren Kontext in der adjustment-Methode berücksichtigt wird. Es kann im Rahmen des Maxi-Adjustments ausschließlich zu Kontraktionen von Aussagen um den Wert Null kommen. Dies erlaubt es, bei der Berechnung der minimalen Teilmengen, gleiche Formeln aus der Berechnung herausfallen zu lassen. Zu einer groben Schätzung der Performanz unter realen Einsatzbedingungen wurde eine Abfrage der Realzeit vor Beginn und nach dem Ende der adjustments eingebaut und die Differenz dieser beiden Zeitpunkte berechnet. Dies ist in keinem Falle als eine exakte Methode zu verstehen. Der geometrische Agent arbeitet mit zwei Threads, einem, der die Darstellung z.B. des räumlichen Gedächtnisses als Graph übernimmt, und einem zur Berechnung von Matches(s) und anderen "Denkleistungen". Die gemessene Zeit ist

deshalb größer als die eigentlich zur Revision benutzte Rechenzeit.
Alle Tests wurden unter den verfügbaren "Environments" "Sommer", "Informatik mit Übergang" und sichtbaren Labels gemacht. Getestet wurden die beiden Instruktionssets "ce_test_01" und "nb_test_01" mit den Startpositionen "Mensa" und "Eingang". Das verwendete adjustment war das Maxi-Adjustment

Beobachtungen zur gemessenen Zeit

Das Instruktionsset "nb_test_01" liefert in der ersten Situation drei Matches, in der zweiten vier Matches, in der dritten zwei und in der vierten null Matches(hier bleibt der Agent stehen und kommt zu keinen Folgeaktionen). Die Berechnungszeit für die adjustments der ersten Situation liegt Bereich von ca. 500ms, in der zweiten Situation steigt sie auf ca. 2s an, bei der dritten liegt sie bei ca. 1s. und bei der letzten bei 0. Die Zahlen geben Hinweise darauf, dass prinzipiell sich adjustment mit diesen Parametern in sinnvoller Zeit anwenden läßt.
Das Instruktionsset "ce_test_01" liefert schon in der ersten Situation 16 Matches. Die Berechnungszeit wurde bisher nicht festgestellt, da nach ca. 45 Min(längster Versuch). die Adjustments nicht vollständig beendet worden waren. Unter diesen Umständen scheint eine sinnvolle praktische Anwendung nicht möglich zu sein.
Es gibt zwei wesentliche Unterschiede zwischen den beiden Durchläufen. "nb_test_01" liefert eine deutlich geringere Anzahl von Matches als "ce_test_01", (insgesamt 7, d.h. im FPER sind explizit zwanzig Formeln gespeichert). Im Falle von "ce_test_01" müssten 137 Formeln explizit gespeichert werden. Zum Anderen sind auch die Matches selbst wesentlich umfangreicher als im Vergleichsfall. Dieses Verhalten führt zu dem Schluß, dass es sinnvoll ist, einen restriktiven Schwellenwert bei der Berechnung von matches(s) zu benutzen, um die Zahl der Matches klein zu halten.

Untersuchung des adjustments in Hinblick auf die Komplexität

Eine sinnvolle Einordnung des adjustment() Algorithmus im vorliegendem Kontext in eine Komplexitätsklasse scheint nicht möglich zu sein. Auf der einen Seite hängt die Zahl der Elementaroperationen von der Anzahl der Formeln, die explizit in einem FPER gespeichert sind, ab, zum anderen wird ein Tableau-Beweiser mit wenig vorhersagbarem Verhalten benutzt, der aber prinzipiell mit wachsender Formelgröße an Rechenzeit zunimmt. Nimmt man an, dass ein einzelner Aufruf des Beweisers zur Berechnung der Folgerbarkeit zweier Formeln eine elementare Operation ist, so ergeben sich folgende Komplexitäten für a) Adjustment und b) Maxi-Adjustment. Die Funktion zur Berechnung von Degrees ist in beiden Fällen linear zur Anzahl der Formeln n im FPER. Im Falle von a) hat die Kontraktion eine in Abhängigkeit von der Anzahl der Formeln quadratische Komplexität, da hier linear alle Formeln durchlaufen werden und mindestens einmal (maximal dreimal) ein degree berechnet werden muss. Die Expansion hat ebenfalls eine quadratische Komplexität. Es werden linear alle Formeln durchlaufen und jeweils wird mindestens einmal(maximal viermal, und eine weitere Berechnung der Äquivalenz zweier Formeln) der degree berechnet. Insgesamt ergibt sich mindestens eine quadratische Komplexität des adjustmens. Im Falle von b) hat die Kontraktion mindestens quadratische Komplexität. Falls der Unterfall eintritt, in welchem die Potenzmenge der Formeln des FPER berechnet werden muss, so entsteht liegt eine Komplexität von $n^2 \cdot 2^n$ vor. Letzteres ist genau dann der Fall, wenn der Grad der Formel, die gerade iteriert wird, kleiner ist als der Grad der Formel, um die kontrahiert wird, vor der Kontraktion. Dies bedeutet, dass Kontraktionen um hoch bewertete Aussagen erheblich rechenintensiver ist als die Revision um niedrig bewertete Aussagen. Die Expansion hat mindestens quadratische Komplexität. Insgesamt egibt sich entweder eine quadratische Komplexität des Maxi-Adjustments oder eine nichtpolynomielle, welche nur in dem Fall eintritt, wenn um die Negation einer (implizit oder explizit) bekannten Aussage revidiert wird.
Da sowohl im Adjustment, wie auch im Maxiadjustment die gleiche Komplexitätsklasse bei einfachem Neueinfügen von Daten vorliegt, ist es nicht sinnvoll, die oben beschriebenen Tests zur Performanz auch mit normalen Adjustment durchzuführen.

Im obigen Modell wurden als "Elementaroperation" das Prüfen auf Erfüllbarkeit aussagenlogischer Formeln verwendet. Im worst-case ist anzunehmen, dass diese Elementaroperationen nichtpolynomielle Zeit benötigen. Die Vermutung, dass eine zunehmende Größe der Formeln ebenfalls Einfluss auf die Dauer der Beweise hat, drängt sich auf. Genauere Detailangaben lassen sich aber nicht machen, da zum einem ein Tableau-Beweiser schon nach wenigen Schritten einen Abschluss gefunden haben kann, oder aber in einer Schleife festhängen könnte. Einfluss darauf hat unter anderem, ob ein elementarer oder einfacher Abschluss angestrebt wird und an welchen "Ästen" der Formel der Tableau-Beweiser zuerst ansätzt.

Dem reellen Rechenbedarf entgegen kommt unser Vorgehen, zu jeder Situation s $exk(s) \cup sd(s)$ in das FPER einzutragen, aber sonst im Normalfall keinerlei Revisionen von bekanntem Wissen durchzuführen, entgegen. So wird der Fall, dass $n^2 \cdot 2^n$ Beweise bei der Kontraktion des Maxi-Adjustments auftreten, stark eingegrenzt. Dieser kann nur Eintreten, wenn in einem Fehlerszenario bekannt geworden ist, dass eine Information ungültig ist. Durch die Anordnung von sd(s) kann zunächst nur das (einzelne) Disjunkt mit dem kleinstem degree revidiert werden. Dies vermindert die Anzahl der Fälle, in denen die Potenzmenge der Formeln des FPER gebildet werden muss.

Die Berechnung der degrees belegt einen großen Teil der Rechenzeit. Aus diesem Grund ist es sinnvoll, die Zahl der Aufrufe, degrees zu berechnen, zu reduzieren. In [W1997] wird in der Formulierung des Maxi-Adjustments erwähnt, dass explizit vorhandene degrees nicht über die normale degree Funktion berechnet werden sollten, da diese für implizites Wissen zuständig ist. Es ist möglich festzustellen, an welchen Stellen bei der Berechnung der degrees in Expansion, Kontraktion und Adjustment bekannte Formeln abgefragt werden und diese Berechnung durch die Abfrage der expliziten degrees zu ersetzen. Dies erfordert eine Analyse der einzelnen Kontexte, in welchen degree aufgerufen wird. Wir haben statt dessen bei der Berechnung der degree Funktion direkt eine Vorabfrage eingebaut, die prüft ob der Degree einer Formel explizit bekannt ist. Dies geschieht über eine Wörtbuchabfrage einer Hashtabelle und ist somit relativ wenig zeitintensiv.
Des weiteren lassen sich bereits berechnete degrees ebenfalls in einem Wörterbuch abspeichern und redundante Berechnungen durch eine Abfrage dieses erfahren. Hier ist anzumerken, dass es nicht sinnvoll ist, die implizit berechneten degrees direkt explizit ins FPER einzutragen, da diese Informationen redundant sind (die berechneten degrees stammen entweder von Formeln, die ableitbar sind oder der degree ist 0) und bei der späteren Berechnung von anderen impliziten degrees vergrößern sie die Komplexität. Wir haben uns dafür entschieden, die berechneten impliziten degrees sofort nach Einfügen, Verändern oder Löschen oder umränken einer Aussage zu entfernen, da sich durch diese Aktionen ebenfalls die degrees der implizit berechenbaren Aussagen ändern könnte. Unter Umständen ist es sinnvoll, hier eine genauere Unterscheidung zu Treffen. Das Maxi-Adjustment hat beispielsweise die Eigenschaft, bei einem Adjustment die höher gerankten Aussagen nicht anzutasten. Diese Eigenschaft könnte ausgenutzt werden, einen Teil der berechneten impliziten degrees nach einer der oben genannten Aktionen zu konservieren anstatt sie zu verwerfen. Kritisch anzusehen ist in diesem Kontext, dass Williams die Kontraktion, Expansion und das Adjustment als Funktionen definiert hat, die je ein neues FPER aufbauen. Dadurch gehen berechnete implizite degrees mit jedem neuem FPER verloren und müssen neu aufgebaut werden. Unter Umständen läßt sich aufgrund der Repräsentation der Matches und der damit verbundenen Einschränkung der Formelmenge ein angepasser Beweiser entwickeln, der z.b. gezielt die disjunktive Normalform der sukzessiven Disjunktionen ausnutzt.
Da Revisionen nur innerhalb einer Situation Auswirkungen zeigen kann (siehe nächstes Kapitel), könnten zur Reduzierung der Anzahl der Formeln, die in einem FPER gespeichert werden, für jede Situation getrennte FPERs angelegt werden. Wie das Beispiel "ce_test_01" zeigt, kann der zeitlich sinnvolle Rahmen für das Aufbauen des FPERs bereits in der ersten Situation überschritten werden.

Qualitative Leistungsfähigkeit der Implementation - was revidiert werden kann

Wie im Abschnitt über die Fehlerszenarien dargelegt, bestimmt die Repräsentationsform des Wissens, was revidiert werden kann. Durch die von uns gewählte Repräsentationsform können ausschließlich Koreferenzen zwischen Knoten der Perzeption und Instruktion revidiert werden, da diese als atomare Aussage in unserer Aussagenlogik aufgefasst werden. Der übergeordnete Mechanismus, in welchen die Wissenrevision eingebettet ist, kann sinnvollerweise sowohl um die Negationen einzelner atomarer Aussagen, als auch um Teilkonjunkte eines Matches oder auch um das ganze Match revidieren. Der Nutzen scheint größer zu sein, wenn nicht um komplette Matches sondern um möglichst geringe Teilmengen von Matches revidiert wird. Wird um ein komplettes Match mit Index i revidiert führt dies dazu, das durch die Ausschlussbedingungen und die sukzessiven Disjunktionen für das i+1te Match die Berechnung einer epistemischen Verankerung möglich ist und dieses nun anstelle des Matches, um dessen Negation revidiert wurde, in der passenden Situation gewählt werden kann. Allerdings bietet dieses Verfahren gegenüber einer blinden Suchstrategie keinen Vorteil, denn auf diese Art werden keine Matches ausgeschlossen, die zwar im Detail unterschiedlich zum revidierten Match sind aber dennoch zum gleichen Weg führen würden. Um dieses Problems zu umgehen ist eine Revision um die Negation der speziellen Koreferenz zwischen Zielknoten des Instruktionsnetzes und dem Wegstück auf welches sich der GA bewegt hat, sinnvoller, denn auf diese Weise fallen sämtliche Matches, die den GA veranlassen, den gleichen Weg noch einmal zu gehen, aus der Liste der möglichen Kandidaten. Dies ist gegenüber einer blinden Suche ein Vorteil.
Es ist nicht möglich, eine Revision über die Grenzen einer Situation hinaus durchzuführen, da ausschließlich einzelne Matches modelliert werden und der Instruktionsgraph aus verschiedenen unabhängigen Teilgraphen besteht. Ein Match enthält die Koreferenzen zwischen einem dieser Teilgraphen und Perzeptionsknoten; wird hier nun ein einzelnes Match revidiert, so betrifft dies immer nur eine einzelne Situation. Dies ist ein gravierender Nachteil der gewählten Modellierung. Eine Idee zu einer alternativen Modellierung, die situationsübergreifende Schlüsse ermöglicht, hat aber kein Projektteilnehmer gehabt.

Abschließende Zusammenfassung

Es stehen zwei Alternativen zur Implementation eines Operators zur Wissensrevision zur Auswahl. Der Ansatz von Darwich & Pearl basiert auf einer Umformulierung der der AGM-Postulate auf epistemische Zustände. Diese Umformulierung macht die Modellierung des Wissens des GA schwieriger, da ein kompletter epistemischer Zustand modelliert werden müsste oder alternativ, ob die Modellierung eines Teilausschnitts eines epistemischen Zustands mit diesem Ansatz funktioniert. Aus diesem Grund wurde der Ansatz von Williams gewählt und ein finites partielles Ranking der epistemischen Verankerung (FPER) sowohl für das Adjustment wie auch das Maxi-Adjustment implementiert. Das Projekt konnte nicht bis zu einem Punkt fortgesetzt werden, in welchem das FPER gewinnbringend genutzt werden kann. Dazu ist ein die Wissensrevision umfassender Mechanismus zur Bestimmung der Grade der epistemischen Verankerung des Wissens sowie der Aussagen, um die revidiert werden soll, notwendig. Es sind sowohl das Adjustment als auch das Maxi-Adjustment vollständig implementiert worden. In der gewählten Repräsentationsform und der Beschränkung, nur Koreferenzen zu repräsentieren, ist in einigen Fällen eine zeitlich adequate Berechnung der Rankings möglich. Hier besteht weiterer Bedarf sowohl alternativer Repräsentationsformen, um beispielsweise eine situationsübergreifende Wissensrevision zu ermöglichen, als auch weitere Optimierungsmöglichkeiten der Berechnungszeit zu finden.
Die Wissensrevision bringt gegenüber einer blinden Suche nach dem richtigen Match einen Vorteil, wenn in einem Fehlerszenario eine genaue Bestimmung der Koreferenzen, die zu dem Fehler geführt haben, stattfindet. Eine Revision um die Aussage, das ein ganzes Match falsch ist, bringt hingegen keinen Gewinn gegenüber einer blinden Suche.

Anhang A

A.1 AGM-Postulate

Die AGM-Postulate für die Revision nach [AGM1985] mit dem Belief-Set K und den Sätzen A und B :

(K∗1) $K * A$ ist ein Belief-Set

(K∗2) $A \in K * A$

(K∗3) $K * A \subseteq K + A$

(K∗4) Wenn $\neg A \notin K$, dann $K + A \subseteq K * A$

(K∗5) $K * A = K_{\perp}$ nur dann, wenn $\vdash \neg A$

(K∗6) Wenn $\vdash A \Leftrightarrow B$ gilt, dann ist $K * A = K^{*}B$

(K∗7) $K * A \wedge B \subseteq (K * A)B$

(K∗8) Wenn $\neg B \notin K * A$, dann ist $(K * A) + B \subseteq K * A \wedge B$

Die Postulate für die Kontraktion :

(K−1) $K - A$ ist ein Belief-Set

(K−2) $K - A \subseteq K$

(K−3) Wenn $A \notin K$, dann ist $K - A = K$

(K−4) Wenn nicht $\vdash A$, dann $A \notin K - A$

(K−5) $K \subseteq (K - A) + A$

(K−6) Wenn $\vdash A \Leftrightarrow B$ dann ist $K - A =\subseteq K - B$

(K−7) $K - A \cap K - B \subseteq K - A \wedge B$

(K−8) Wenn $A \notin K - A \wedge B$, dann ist $K - A \wedge B \subseteq K - A$

Die Postulate für die Expansion :

(K+1) K+A ist ein Belief-Set

(K+2) $A \in K + A$

(K+3) $K \subseteq K + A$

(K+4) Wenn $A \in K$, dann ist K = K+A

(K+5) Wenn $H \subseteq K$, dann ist $H + A \subseteq K + A$

(K+6) K+A ist das kleinste Belief-Set, was (K+1) - (K+5) erfüllt

Literaturverzeichnis

[GM1988] Gärdenfors, Peter & Makinson, David “Revisions of knowledge systems using epistemic entrenchment“ in Journal of Symbolic Logic, 50., 510-530

[DP1996] Adnan Darwiche & Judea Pearl “On the Logic of Iterated Belief Revision“ in Proceedings of the 5th Conference on Theoretical Aspects of Reasoning about Knowledge, Morgan Kaufmann, Pacific Grove, CA, 1994: S. 5-23

[AGM1985] Alchourrón, Carlos E.;Gärdenfors, Peter & Makinson, David (1985) “On the logic of theory change : partial meet contraction and revision functions“ Journal of Symbolic Logic, 50. 510 - 530

[W1998] Williams, Mary-Ann : “Applications of Belief-Revision“ n: B. Freitag, H. Decker, M. Kifer, A. Voronkov (eds.): Transactions and Change in Logic Databases: Invited Surveys and Selected Papers. Lecture Notes in Computer Science, Volume 1472, 1998: S. 287-316

[KM1991] Katsuno, Hirofumi und Mendelzon, Alberto Ön the Difference Between Updating a Knowledge Base and Revising ItÏn: J.F. Allen, R Fikes und E. Sanderwall (eds.): KR ’91: Principles of Knowledge Representation and Reasoning, Morgan Kaufmann, San Mateo, California, 1991: S. 387-394

[H2004] Helwich, Jan Hendrik: Graphenbasierte Navigation eines Geometrischen Agenten: Integration von Perzeption und Instruktion. FB Informatik, Universität Hamburg: Hamburg, 2003

[W1997] Williams, Mary-Anne : “Anytime Belief Revision“ IJCAI, S. 74-81, 1997