

状況理論に基づく学習

阿部 明典

NTTコミュニケーション科学研究所

〒619-02 京都府相楽郡精華町光台2-2

あらまし 本論文では状況理論に基づく学習を提案する。従来、殆どの学習システムでは単一の同じ状況で学習を行ってきた。従って、状況が異なると意味を変えてしまう知識を効率的には学習出来なかった。本論文で示す学習システムでは複数の状況で学習を行う。そして、知識を“状況の中の知識”として扱う。つまり、これにより、「ある状況ではある意味を持つが、他の状況では他の意味を持つかも知れない」ということを表すことが可能になる。このような学習機構をとることにより、このシステムは異なった状況で異なった意味を持つ（意味に非単調性がある）可能性を有する知識を学習することが出来、そのような知識による推論も行うことが出来る。

和文キーワード 状況、学習、意味の非単調性

Situation Supported Learning

Akinori Abe

NTT Communication Science Laboratories

2-2, Hikaridai, Sieka-cho, Sorakugun,

Kyoto 619-02 Japan

Abstract This paper proposes situation supported learning. Since in almost every learning system, they learn only in the same situation, they can not learn the knowledge which may have different meanings among situations. On the other hand, this system learns among multiple situations, and regards knowledge as "a knowledge in a situation", which means that in some situation a knowledge means one meaning, but in another situation that knowledge may mean another meaning. So this system can learn knowledges that may have different meaning (have non-monotonical meanings) among situations, and can infer among multiple situations.

英文 key words situation, learning, non-monotonic meanings

1. はじめに

人間の場合、知性の発達には学習が必須のものである。人間は膨大な量の知識を殆ど毎秒のように獲得し、忘却するか、記憶することで、知性の発達をとげている。しかし、人間は単純記憶のようなつめこみ学習は別として、大抵の場合は、知識をそれ単体で覚えるのではなく、その知識を覚えた時の状況などの付加情報と共に記憶し、のちに、知識単体ではなく、それのおかれている状況等とペアで、その知識を用いる。機械学習の場合も同様のことがいえる。機械学習では大規模データベースを用いることにより、学習効果を上げるという手法もとられる^[3]。しかし、この場合、データベースの管理が少々難しい、知識の探索時間が多項式オーダーで増えるなどと言う問題がおこりうる。従って、データベースは出来る限り小さい方が好ましいのであるが、余りに知識が少なすぎると、知識の欠如などで、問題解決が出来なくなる。従って、知識になんらかの情報を与えることで、知識の量の少なさをカバーすることが一つの解決策として考えられる。例えば、EBL^[2]に於ける学習の場合、説明木がなんらかの情報であると考えてよい。つまり、EBLに於ける学習では、ある概念記述とその概念に属する具体例が与えられた場合に、その世界に関する知識を用いてその例がその概念に属するという説明を行い、その説明を利用してより扱い易い概念記述を獲得するというものであり、これは説明の生成、説明構造の一般化、操作可能な概念記述の生成というステップで行われる。これにより得られる概念記述は目標概念を帰結とするマクロルールの形となり問題解決の効率化が期待できる。つまり、学習対象の概念を学習し、一般化することで、学習対象である知識に一般化した付加情報を与えていると考えてよい。更に、知識をセマンティックネットなどの形で学習し、知識自体に他の知識との関連という付加情報を付加する考えもあるが、いちいち、ネットをたどるのは処理が重い。従って、本論文で示す学習手法は、知識をネットワークなどで関連づけて大きくするよりは、知識のおかれている状況という意味を持たせる方が、知識が軽くなるとともに、知識の管理などもし易くなるという見地から、『状況の中にある知識』という形で知識を学習する手法をとる。更に、このことで、特に、状況の変化に対して非単調な意味を持つ知識を扱う推論が可能になる。尚、本論文でいう“非単調”とは、状況が変わるとその意味を変えろということの意味することにする。

2. 状況理論

● 状況理論の基本的枠組み^[1]

Barwise 等により提案された理論で、『ある状況 s で infor (情報の基本単位。個体とそれらの関係で示される) σ が成り立っている ($s \models \sigma$)』ということの基本概念として推論などを行う、情報の効率性(同一の言語表現や動作、心理的な状態がそのときの周囲の状況によって異なった意味を持つ)、情報の部分性に注目した理論である。 infor は $\langle \langle R, \vec{a}, i \rangle \rangle$ の形で表され、 $i = 1$ の時、 \vec{a} が R という関係にあるということが正しいということを意味し、 $i = 0$ の時 \vec{a} が R という関係にあるということが誤りであることを意味する。尚、 R は“関係”を示し、 \vec{a} は R に対する割当の列である。又、自然法則などの規則性を表現する手段として、同じ状況の中の知識間の関係を infor 間の constraint という形で表現する。これは、 $\sigma \Rightarrow \sigma'$ のような形で表記され、 σ であるときは必ず σ' であるといった意味になる。

● 状況推論^[6]

状況推論には大きく分けると以下の2つがある。

1. 特定の状況にあることを利用し、それを意識せずに行なう状況内推論。この推論に於いては状況が保証している条件については推論過程からははずすことが出来る。例えば、 bird であることを状況が保証してくれれば、 bird であることを infor に記述する必要はない。つまり、 $s \models \langle \langle \text{fly}, \text{bird} \rangle \rangle$ は、 $s_{\text{bird}} \models \langle \langle \text{fly} \rangle \rangle$ と記述できる。しかしながら、必然的に状況の認識を誤っていると推論も誤る。
2. どのような状況にあるかを推論の対象とする状況に関する推論。1. の状況内推論では状況を意識することなく推論や動作が出来る。しかし、状況が変化した場合、その推論や動作は最早正しいものではない可能性がある。そのような場合には状況の変化に適応するための別の機構が必要になる。つまり、状況の変化に応じて推論モードを切替える推論である。この推論ではどのような状況で推論するか自分でコントロールする。

3. situation supported learning

普通の機械学習では単一のユニバーサルな世界の中で学習を行っている。しかし、本論文で示す学習 (situation supported learning) は、より小さい個々の複数世界 (状況) に対して学習を行なうことにより、知識に “その知識がおかれている状況” という項を持たせると共に、状況の変化に対して非単調な意味を持つ知識を扱えるようにするものである。つまり、situation supported learning では、知識を『ある状況の中にある知識が存在する (現象学でいう In der Welt sein)』という形で表現することにより、学習項目にその学習項目がおかれていた状況という付加情報 (つまり、その状況ではその知識はその状況で学習した意味を持つ) を与えるということを行う。

尚、本論文では、初期状態では知識が階層表現出来るという仮定はしない。従って、階層表現された知識を使うこと、知識の階層性を利用するようなことは行なわない。しかし、知識の階層化は学習により可能になる。

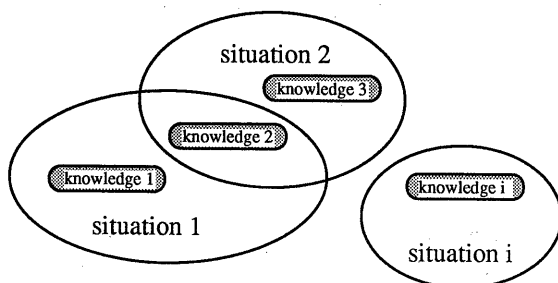


図1 ある状況の中にある知識

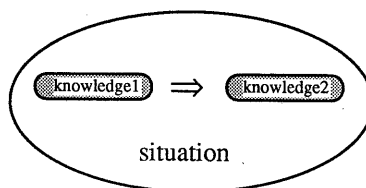


図2 知識間の関係

3. 1 状況理論の枠組みを用いる学習に就いて

本論文で示す学習は、上に示した状況理論の『ある状況 s で $\text{infor } \alpha$ が成り立っている ($s \models \alpha$)』という枠組みを用いる。従って、基本的には知識を『ある状況の中にある知識 (図1)』という形で捉える。つまり、『ある状況である知識がある意味を持つことがサポートされる』と知識の持つ意味が解釈されるのである (infor を知識と捉えている)。この場合、知識をとりまく状況が付加情報であると考えてよいが、現在のシステムでは積極的に状況に意味を持たせているわけではない。更に、同じ状況の中の知識間の制約関係 (知識1であるときは知識2である (図2)) も何らかの情報と考えることが出来る。これは、状況理論の infor 間の constraint に相当する。しかし、本論文で示すシステムでは現在はこれを情報とは考えずに、単なる一階述語として扱う。

『ある状況の中にある知識』という枠組みで学習を行う場合、学習すべき項目は以下の2項目である。

1. 同じ名前の知識ではあるが、異なった状況に対して、異なった意味を持つ (意味の非単調性) 知識の意味の学習、及び、その知識が異なった状況に対して意味の非単調性を持つということの学習とその非単調性の起こる可能性のある状況の学習。
(situation depended non-monotonic meaning)
2. 状況により、補間される意味の学習。つまり、表だっては記述されないが、状況により、ある意味が示唆される知識。例えば、主語の欠落、代名詞によって示されることなどがそれに相当する。(non-descriptive meaning)

状況に依存する推論^[5]では、1. は状況に関する推論、2. は状況内推論に相当する。

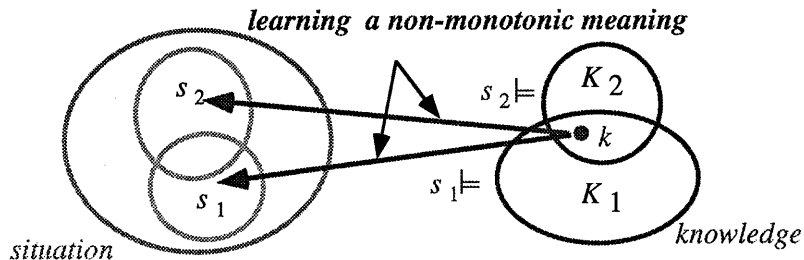


図3 situation depended non-monotonic meaning

3. 2 situation depended non-monotonic meaning

状況に関する推論^[5]で述べられているように、状況が変化した場合、前の状況では成立していた推論や動作は最早正しいものではない可能性がある。従って、学習にも状況の変化に対応するための機構が必要となる。状況理論の枠組みをそのまま使うと学習知識に状況の項をつけて状況毎に分類して学習すれば好いのであるが、本論文に示すシステムは異なったアプローチをとる。例えば、大抵の場合、人間は、異なった状況に入っても状況が変わったことを気にしないで推論、動作などを行える。確かにある状況下にはあるのであるが、大抵の知識が複数の状況に於て成立する場合が多いからである。しかし、全ての知識があらゆる状況で使えるわけではない。ある特殊な状況にいと気づき、意識するのは、ユニバーサルな世界に於ける知識では推論を失敗する*1時である。従って、このユニバーサルな世界に於ける知識を用いて推論したのでは推論を失敗するポイントを状況の移り変わりの点と見ると共に、そこから、知識の置かれている状況を意識した学習を行い、どの状況でどういう推論を行なうべきかを学習するという戦略をとる。

註1：ここで“推論を失敗する”とは推論がfailするの意味ではなく、推論は正常に終了するが、解が誤っていることを意味する。

・知識がある状況の認識に就いて

状況を常時意識して推論、学習するのは状況理論の枠組みには即しているが、知識の中には複数状況下で意味を変えない知識があり、それはユニバーサルな知識と看做すことが出来るので、無駄である。従って、本論文で示すシステムではある契機以外ではどの状況にいるかは念頭に置かずして推論、学習を行う。つまり、普段の知識獲得の時は、どの状況にいるかは潜在的に知ってはいるが、その知識がユニバーサルな状況に於けるものものと看做して学習する。従って、知識の学習の際はその知識の置かれていた状況も知識とペアで学習するが、特にどの状況に於ける知識であるかは意識していないのである。しかし、ある特定の知識についてはその知識がどの状況で使われたかを意識しないと推論に支障が生じる。その支障が生じた状況のみ特定の状況にいと認識し、状況の認識を活性化するというを行う。

・学習のポイント及び、流れ

上記したように、異なった状況間で非単調な意味を持つ知識があった場合、その知識、及び、その知識の置かれている状況を学習のポイントとして見る。ここでは、状況を意識せずに推論を行った時に誤った解を出した（つまり、推論はfailしていない）時点をそのポイントと考える。そして、状況を意識しない場合では解は出るが誤った解を導出する状況とその知識にマークをつけることにより目的の学習を行う。尚、正しい知識は教示で与える。従って、本システムで扱う知識ベースもこのような学習を行うために基本知識ベース、追加知識ベースと状況・データベースという多重化したものとなっている。

尚、本方式では状況毎の知識ベースは作らない。従って、夫々のデータベースに複数の状況に於ける知識が混在して入っている。

上記の3つの知識ベースの形式は以下の通りである。

●基本知識ベース (Basic knowledge base)

<< situation, knowledge, mark >>

この知識は、<< situation = knowledge >> を意味し、mark の項に印をつけることにより、この知識が状況の変化によって、知識の意味に非単調性が生じることを表す。尚、knowledge1 ⇒ knowledge2e2 のようなconstraintもknowledge と看做す。

●追加知識ベース (Additional knowledge base)

<< situation, knowledge >>

上記の知識と同様に、この知識も、<< situation = knowledge >>を意味するが、基本知識ベースの知識の方に mark の項があるので、この知識が状況の変化によって、知識の意味に非単調性が生じることを表す mark の項はない。

●状況・データベース (Situation data base)

<< knowledge, {Si, ,Sx}>>

この知識により、該当の knowledge が Si, ,Sxの状況に於て、夫々異なった意味を持つということを表す。

ある状況に於いて、状況の変化に対して意味の非単調性を持っていることを知らない知識の学習の仕方は以下の通りである (初期状態の学習)。

1. どの状況にいるかは意識せず、もしくは、意識はしているが、正しくは意識していない状態で推論を行い、基本知識ベースにある知識のみにより解を出す (つまり、ユニバーサルな状況の知識で推論する)。図4の知識を例にすれば、Siの状況にいるにもかかわらず、Siの知識を用いて推論するということになる。
2. 解が正しい時は、そのままよい。誤っている時は、用いた知識gあその状況では誤っているということなので、解を導出するのに使った知識の一覧をだし、ユーザにその中の知識で不都合なものを示してもらい、ユーザに正しい知識を教示してもらう。

Before learning

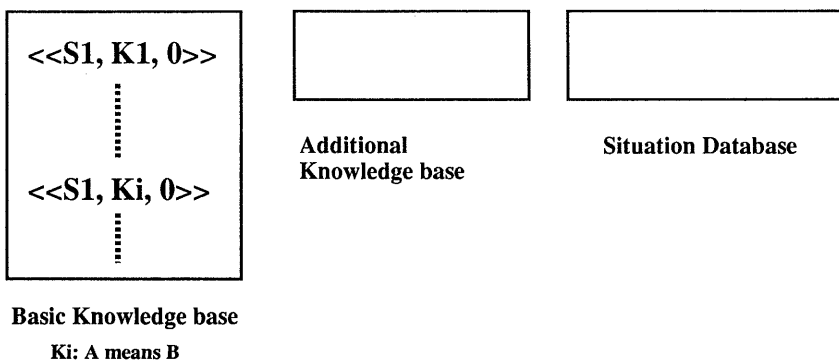


図4 (a) それぞれの知識ベースの様子の一部 (学習前)

学習する前は状況 S_i に於ける知識は非単調性の可能性を持っていないので、基本知識ベースの非単調性のマークの部分（第3項）には0が書かれている（ $\langle\langle S_i, K_i, 0 \rangle\rangle$ ）。更に、追加知識ベースや状況データベースには該当の知識はないので、その知識に関しての項は空である。

3. 教示された知識を基本知識ベースではなく、追加知識ベースに加えるとともに、基本知識ベースの該当の知識に、状況により意味が非単調になる可能性があるというマークをつけ、その知識が異なった知識を持つ可能性のあることを示す状況・データベースに状況を記録する。（図4（b）参照）
4. 上記の学習がある程度進んだら、知識の一般化を行う。ここで行う一般化とはスタティックな一般化ではなく、ダイナミックな一般化を考える。つまり、ある状況に含まれる全ての知識に対して一般化するのではなく、ある特定の知識に対して、状況を一般化する。このシステムに於いては、学習により状況に対する意味の非単調性が得られるが、それがある回数観測されたら、一般化してしまい、その知識に関しては全ての状況に対して、意味の非単調性が起こると考える。

註2：ステップ1と2の間、及びステップ1では当然、以下で言及する推論が行われるが、ここでは学習のみ記述している

After learning

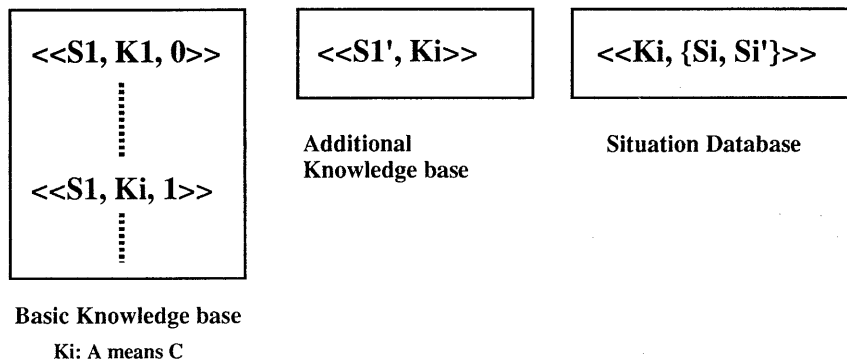


図4（b） それぞれの知識ベースの様子の一部（学習後）

基本知識ベースの第3項には知識 K_i には状況により意味の非単調性が現われることを示す1が書かれ（ $\langle\langle S_1, K_i, 1 \rangle\rangle$ ）、追加知識ベースには新しい状況での知識（ $\langle\langle S_1', K_i \rangle\rangle$ ）が追加される。更に、知識 K_i が複数の状況 S_i と S_i' では異なった意味を持つことを示すことを $\langle\langle K_i, \{S_i, S_i'\} \rangle\rangle$ のような形で状況データベースに記録している。

・学習知識による推論法

上記の学習で得られた状況に対して意味の非単調性を有する知識を用いて推論を行う場合の、状況の変わり目の認識は以下ようになる。

基本的に、普通の推論の時はシステムは自分が置かれている状況は意識せずに推論を行っている。つまり、基本知識ベースにある知識のみで状況にかかわらず推論を行っている。実際に状況の変化に気づくのは、特定の知識に遭遇したときである。つまり、基本知識ベースにある知識を用いると推論を誤る場合である。本システムでは、状況の変わり目であることを学習したときに知識に意味の非単調性の可能性があるというマークがつけられているのでそれを参照する。システムは、

状況に対して意味の非単調性を持つ可能性を有する知識に遭遇したら、現在推論が行われている状況の確認を行う。状況・データベースに過去に非単調性があったと記録されている状況にいる時は、状況を切替える。状況・データベースに記録されていない状況の時は状況を切り替えない。つまり、このような知識に遭遇して初めて状況の認識が顕在化される。このシステムでは、その時に知識の存在すべき状況の切り替えを行なうことで、状況に対する意味の非単調性に対応する。更に、そのような推論で推論を誤った場合は、先ほど、非単調性を有する可能性はあったが、状況を確認した際、状況データベースに記録してあった状況とは違っていたので、ユニバーサルな状況での知識を使って（状況を切り替えずに）推論した知識を追加知識ベースにある知識に代えて（状況を切り替えて）推論してみる。この過程を色々な知識の組合せで行い、それでも正しい解が得られない時は学習モードに移る。

・仮説推論との対応性

仮説推論^[8]では知識を、常に正しい知識である事実(完全知識)と誤りの可能性のある知識である仮説にわけている。このシステムにおいても、ユニバーサルな状況で成立する知識は事実、状況の変化に対して意味の非単調性を有する可能性を持っているとマークをつけられた知識は仮説と考えてよい。従って、学習後の推論では状況を切替える推論を行うが、これは仮説推論では仮説を選択することに相当する。

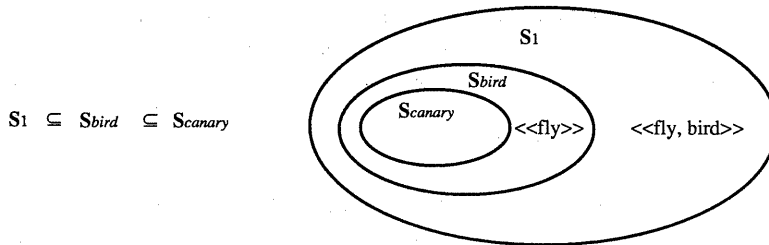


図5 状況の階層化構造(文献[5]より)

3.3 non-descriptive meaning

ここで扱う知識は、情報の効率性に基づく知識である。従って通常の場合、知識の意味は顕在化していない。従って、文献[5]に示されているように、 $s_1 \models \langle\langle fly, bird \rangle\rangle$ を $s_{bird} \models \langle\langle bird \rangle\rangle$ と顕在化しない知識を状況に埋め込むことも考えられる。このような自己相対的表現を用いると都合がよいのであるが、この手法を使うと、状況は図5に示すように階層化される。しかし、本システムでは初期状態では状況は階層化されていないので、顕在化しない知識を状況に埋め込む手法はとらない。

・代名詞的知識の学習法

ある状況で成立した代名詞的な知識は当然、他の状況では成立しない。従って、このことで、状況が変わったと認識出来る。システムにはこれが代名詞的な知識であるとは判断しかねるので、学習の形態は前節で示した追加知識ベースに記録する学習方法と同様になる。

・状況に埋め込まれているような知識の学習法

状況に埋め込まれているような知識の学習法は推論の最中にはその知識が状況に依存しているか判断するのは不可能である。これまでの知識の場合、状況が変わったと認識するのは基本知識ベースの知識では推論を失敗する*³場合である。この知識の場合は、推論が失敗するのは知識の欠如による。しかし、この知識が単に知識ベースの欠陥なのであるか、状況に埋め込まれていて顕在化していない知識であったのかは認識不可能である。従って、新規の知識として基本知識ベースにその知識を追加することになる。

註3：この場合の“推論が失敗する”とは推論がfailするというを意味する。

・代名詞的知識であることの認識に就いて

代名詞的な知識の学習の場合、基本的に状況毎に追加知識ベースに知識を追加することになる。従って、状況データベースの状況の数を学習システムとは別個に調べることでその知識が代名詞的であるかどうかを認識可能であろう。更に、単純に追加知識ベースに状況毎の知識を追加していたのでは追加知識ベースが爆発する。従って、そのような後学習を行った場合は、その知識を代名詞としてまとめる必要がある。ここでも、3. 2で述べたようにある回数同じ項に対して非単調性が観測されたら一般化をするということを行えばよいであろう。

4. まとめ

文献[4]では学習の諸相として、自分の置かれている状況の認識、状況の分節化、状況の一般化をあげている。そこに於ける学習の場合、状況の認識は当然可能なものと考えており、それは学習する項目とは考えていない。そこに於ける学習とはEBLに於ける一般化と同質のものと考えてよからう。しかし、本論文に示したシステムでは、基本的学習項目が状況間の知識の非単調性なので、状況の変化の認識を行うことをも学習と考えている。又、状況毎の知識ベースを複数作る方が処理が簡単で、その方が状況理論の枠組みに即しているかもしれないが、ここでは、一般に、状況毎に分けなくては行けない知識は小数であり、現実世界では知識と云うのは状況毎に分割されているのではなく混在しているであろうという考えから、所謂差分知識ベースを作るという戦略をとっている。又、学習知識の一般化は状況内の知識に関してスタティックな一般化ではなくダイナミックな一般化を行っている。即ち、知識毎に一般化を行っている。従って、一般化の手法は観測の得られた回数のスレッシュホールドにより判別するという簡単な手法をとっている。何回観測が得られたら一般化してよいかという問題がここで生じるが、本論文ではこのことに関しては言及しない。

又、状況に埋め込まれているような知識の学習法では、その知識を新規の知識として追加しているだけであるが、この知識を状況に埋め込まれている知識と認識する必要がある。

謝辞

本研究の機会を与えていただいたNTTコミュニケーション科学研究所の西川清史所長、中野良平主幹研究員に感謝致します。

*** 参考文献 ***

- [1] Barwise and Perry: Situations and Attitudes, MIT Press, 1983
- [2] G. DeJong & R. Mooney: Explanation-Based Learning: An Alternative View, Machine Learning, Vol.1, pp.145-176, 1986
- [3] 西田: 大規模知識ベース構築への私案、信学会AI研資料、A191-69、1992
- [4] 中島: 状況依存性からみた知識像(その4) -学習-, Proc. of WOL'91, pp.155-159, 1991
- [5] 中島: 状況に依存した推論、人工知能学会誌, pp.392-398, 1992
- [6] D. Poole, R. Alieilunas, R. Gobel: Theorist: A Logical Reasoning System for Defaults and Diagnosis, in The Knowledge Frontier: Essays in the Representation of Knowledge (N. J. Cercone, G. MaCalla Eds.), Springer-Verlag, 1987