コスト付仮説推論における最適解探索について

2P－8

稲垣浩司　加藤昇平　世木博久　伊藤英則

名古屋工業大学

1　はじめに

仮説推論は，不完全な知識の下で適切な推論を行う高次推論の一形式であり（[1]，[2]），論理プログラミングの分野でも研究が盛んに行われている（例えば[3]）．本研究では各仮説に対して，成り立つと仮定する場合と成り立たないと仮定する場合を考え，層状プログラムによって表現された知識ベースに対して仮説推論を行う．

また，仮説推論では一般的に，生成される仮説集合が複数存在し，それに対して要求される解はすべての解ではなく最も好ましい解であるあることが多い．本研究では，以前提案したホーン節プログラムに対するコストに基づく仮説推論[2]を，層状プログラムに拡張し，その効率的な最適解探索法を提案する．

2　仮説推論

2.1　仮説推論の定式化

この節では，本稿で用いる仮説推論の枠組について説明する．

定義 2.1 Fを層状プログラムの節集合（「事実」と呼ぶ），Hを単位節の集合（「仮説集合」と呼ぶ）とする．また，Oを存在束縛されたリテラルの連言（「観測」，または単に「問合せ」と呼ぶ）とする．この時，Oの$F \cup H$による説明とは，以下の条件を満足するような，Hの代入例からなる集合Eを求めることである．ただし，$PERF(F \cup E)$は，$F \cup E$の完全モデル意味論（*perfect model semantics*）[4]を表す．

- $PERF(F \cup E) \models O$ ($PERF(F \cup E)$においてOが真)
- $PERF(F \cup E) \not\models false$ ($PERF(F \cup E)$が$false$を真とすることはない，つまり$F \cup E$は無矛盾である) □

ここで，Fは常に成り立つ知識として扱われる．一方で，Hの代入例からなる部分集合はFと矛盾する可能性がある．なお，Eを観測Oの説明と呼ぶ．

定義 2.2 Fの中に存在する負節を「一貫性制約節」（あるいは単に「制約節」）と呼ぶ．制約節は，論理式 $false \leftarrow L_1, \cdots, L_n$.で表現される．ただし，$L_k (1 \leq k \leq n; n \geq 1)$はリテラルであり，$false$は、「矛盾」を表す． □

2.2　層状プログラムにおける仮説推論

本稿では，層状プログラムを対象に仮説推論を行う．否定を含むプログラムを対象にした仮説推論では，SLDNFA 反駁[5]などがあるが，SLDNFA 反駁が推論した結果の仮説を常に成り立つと仮定しているのに対して，本稿では成り立たないと仮定する仮説も扱う．それによって，SLDNFA 反駁では適切な仮説が見つからない場合でも，二種類の仮説を用いることによって観測の説明を与えることができる．

2.3　コストに基づく仮説推論

また本稿では，仮説の選択の基準として各仮説に重み（コスト）を与え，与えられた観測に対して最良の説明を求める仮説推論を考える．コストとして0以上1以下の確率を考え，説明が最良であるとは，説明の確率が最大であることとする．また，ここで観測の確率とは観測の説明に現れる仮説の確率の積で定義する．

3　推論手続き

3.1　SLS 反駁に基づく仮説推論

本稿における仮説推論は，基本的にSLS反駁[4]に基づいているが，仮説推論用に少し修正する．

定義 3.1 次に示す二種類のSLS反駁木の集合，$\mathcal{PT}$（その要素を「正木」と呼ぶ）と$\mathcal{NT}$（その要素を「負木」と呼ぶ）を定義する．

- $\leftarrow Q$ を初期ゴールとする．$\leftarrow Q$ のSLS反駁木Tについて，$T \in \mathcal{PT}$とする．
- Tを正木（負木）とする．Tにおける反駁の途中で，ゴール $\leftarrow \neg A, \Gamma$ の反駁を行う場合，$\leftarrow A$ を根とするSLS木T'について，$T' \in \mathcal{NT}$ ($T' \in \mathcal{PT}$) とする． □

本稿の仮説推論においては，観測Oの説明を得るために，直観的には，正木においては成功木を構成することを目指して推論を進め，逆に，負木においては有限失敗木を構成することを目指して反駁を行う．その際に，ゴール中に仮説アトムが出現した時は，以下の規則で導出を行う．そのために，仮説の集合を少し拡張し，AをHに属する基底アトムとすると，not_A なる新たなアトムをHに加える．

定義 3.2

- 正木においてサブゴール $\leftarrow A_0$ を解く際に $A \in E$ (ここで$E \subseteq H$，AはA_0のある代入例）の場合，$\leftarrow \mathrm{M}A$ なるサブゴールを導出する．ここでMなるオペレータは，Aが成立することを仮定することを示す記号である．
- 負木においてサブゴール$\leftarrow$ A_0 を解く際に，$not\_A \in E$ （ここで $E \subseteq H$，not_A は A_0 のある代入例）の場合，$\leftarrow \mathrm{N}A$ なるサブゴール

On Optimal Search for Cost-based Abduction
Koji INAGAKI, Shohei KATO, Hirohisa SEKI, Hidenori ITOH
Nagoya Institute of Technology

を導出する．ここでNなるオペレータは，Aが成り立たないことを仮定することを示す記号である． □

例 3.1 下に示す簡単な例題知識ベースP_{ex}を考える．

事実	仮説	確率	仮説	確率
$p(X) \leftarrow q(X),\ \neg s(X).$	$q(1).$	0.5	$not\_q(1).$	0.5
$p(X) \leftarrow r(X),\ \neg t(X).$	$q(2).$	0.2	$not\_q(2).$	0.8
$s(X) \leftarrow u(X).$	$r(1).$	0.3	$not\_r(1).$	0.7
$t(X) \leftarrow v(X).$	$r(2).$	0.6	$not\_r(2).$	0.4
$false \leftarrow q(X),\ \neg q(X).$	$u(1).$	0.3	$not\_u(1).$	0.7
$false \leftarrow r(X),\ \neg r(X).$	$u(2).$	0.4	$not\_u(2).$	0.6
$false \leftarrow u(X),\ \neg u(X).$	$v(1).$	0.4	$not\_v(1).$	0.6
$false \leftarrow v(X),\ \neg v(X).$	$v(2).$	0.5	$not\_v(2).$	0.5

P_{ex}に対して，ゴール $\leftarrow p(X)$ を与える．P_{ex}が事実と仮説の和集合$F \cup H$であり，ゴール$\leftarrow p(X)$ が観測 Oである．図1に例題に対する SLS 反駁 [4] を用いた仮説推論の実行例を示す．図1より1番左の

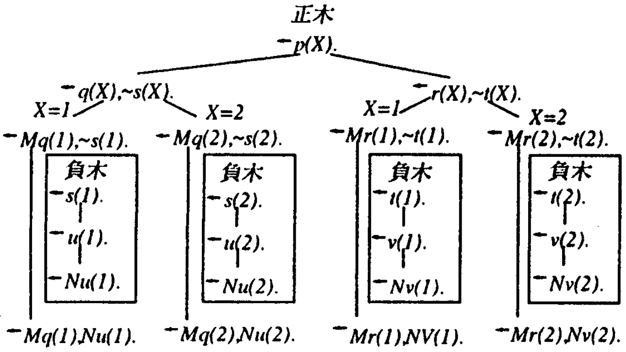

図1：仮説推論の実行例

成功葉から得られる仮説集合 $\{q(1),\ not\_u(1)\}$ の確率が反駁木の任意の成功葉から得られる説明の確率において最大であるので，これを説明としてゴール $\leftarrow p(X)$ の最適解を得ることができる．しかしながら，全解を求め，その中から最適解を選び出すという方法は，無駄な探索空間が大きく極めて非効率である．したがって次節では，層状プログラムに対して最適解探索を行うための探索制御技術を導入する．

3.2 A^*アルゴリズムに基づく探索制御

本稿では，A^*アルゴリズムに基づく探索制御 [2] を導入する．ただし，負木における反駁では，ヒューリスティック関数の算出は次のように行う．

定義 3.3 Aをアトムとする．$P_a, \hat{P}_a$を正木におけるゴール$\leftarrow A$の最適解の確率とその予測値，$\neg P_a$，$\neg \hat{P}_a$を負木におけるゴール$\leftarrow A$の最適解の確率とその予測値とする．このとき $\neg \hat{P}_a = 1 - P_a$ と定義する． □

初期ゴールからの反駁の途中で，負リテラル$\neg A$を含むゴール$\leftarrow \neg A, \Gamma$の反駁を行う場合，ゴール$\leftarrow A$を根に持つ負木の反駁は，すべての枝に対して有限失敗であることを示さなければならない．一方，ゴール$\leftarrow A$を正木において反駁すると，最適解探索に枝刈りが可能 [2] なので，正木における$\leftarrow A$の反駁の結果からゴール$\leftarrow \neg A, \Gamma$中の$\neg A$の予測値が算出できる．ここで，$A^*$アルゴリズムの最適解探索の条件（実行可能条件と呼ぶ）を満たすためには，$\neg \hat{P}_a \geq \neg P_a$でなければならない．

4 正当性

本節では，前節における$\neg \hat{P}_a \geq \neg P_a$について説明する．$A$をアトムとする．$P$をゴール$\leftarrow A$が成功する確率，$\neg P$をゴール$\leftarrow \neg A$が成功する確率とすると，

$$P + \neg P = 1$$

また，成功する確率に最適解の確率は含まれるから，

$$P_a \leq P,\quad \neg P_a \leq \neg P$$

以上より
$$\begin{array}{rcccc} \neg \hat{P}_a & = & 1 - P_a & \geq & 1 - P \\ & = & \neg P & \geq & \neg P_a \end{array}$$

となる．また，正木における最適解探索においては，文献 [2] によって実行可能性が示されている．したがって，本稿による A^* アルゴリズムに基づく探索制御は，実行可能性を満たしている．

5 仮説推論の実現

我々は問合せに対してコストに基づく仮説推論を行うシステムを実現した．このシステムは有礎モデル意味論に基づいて層状プログラムに対して実行される．実現方法は，XOLDTNF 反駁 [6] に基づきつつ，プログラムとゴールを命題論理に抽象化 [2] したものに対してヒューリスティック関数を算出し，効率的にコスト付仮説推論を行う．

6 おわりに

本研究では，層状プログラムを対象としたコスト付仮説推論において効率的な最適解探索を実現した．

層状プログラムを扱うために成り立つと仮定する仮説と成り立たないと仮定する仮説を導入したことにより，一貫性制約節が増大する．このことは，知識ベースの規模が大きくなるほど無矛盾性を検査する回数が多くなり，効率的な仮説推論を行うことが難しくなることを示す．そのような問題に対しては，部分計算などによって計算過程を短縮し無矛盾性の検査の回数を減少させることが考えられる．

参考文献

[1] 井上 克巳, アブダクションの原理, 人工知能学会誌, Vol.7, No.1, 1992.

[2] 加藤. 世木. 伊藤, コストに基づく仮説推論における最適解探索について, 人工知能学会全国大会, 1994.

[3] K.Eshghi and R.A.Kowalski, Abduction Compared with Negation by Failure, *ICLP*, 1989 .

[4] T.Przymusinski, On the declarative and procedural semantics of logic programs, *JAR.4*. 1988.

[5] M.Denecker and D.D.Schreye, SLDNFA: an abductive procedure for norml abductive programs, *JICSLP* , 1992.

[6] W.Chen and D.S.Warren, A Goal-Oriented Approach to Computing Well Founded Semantics, *Proc. of JICSLP*, 1992.