コスト付き仮説推論に対する近似解法の一手法

2P−9
先崎 彰洋　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[1]は，常に成り立つ知識とともに，互いに矛盾する可能性のある知識を仮説として扱い推論を行うもので，知識ベースの表現力拡大という点で有用である．しかし，その大きな計算量が問題とされており，その解決法として遺伝的アルゴリズムを用いた手法や数理計画法[4]などの，近似解法による高速解法の有効性が報告されている．

GSAT[2]は局所探索にランダムサーチを組み込んだ命題論理プログラムの充足可能性問題のための手法であり，大規模な論理プログラムを扱うことができる．

本研究では，命題確定ホーン節プログラムからなるコスト付き仮説推論問題を対象に，GSATの手法を応用した高速な近似解法を提案し，実験によってその有効性を検討する．

2 コスト付き仮説推論

仮説それぞれにコストを与え，観測$\mathcal{O}$の説明の中で，説明に含まれる仮説のコスト総和が最小のもの(最適な説明)を求める仮説推論を考える．

定義 2.1 $\mathcal{F}$をホーン節集合(事実)，$\mathcal{O}$をアトムの連言(観測)，$\mathcal{H}$を基底単位節の集合(候補仮説の集合)としたとき，以下の条件を満たす$\mathcal{H}$の部分集合hを求める．hを$\mathcal{O}$の$\mathcal{F}\cup\mathcal{O}$による説明と呼ぶ．

$\mathcal{F}\cup h \vdash \mathcal{O}$　($\mathcal{F}\cup h$から$\mathcal{O}$が証明可能)
$\mathcal{F}\cup h \not\vdash \Box$　($\mathcal{F}\cup h$が無矛盾)
$cost(h) \rightarrow min$　(hの仮説コスト総和が最小) □

ここで，$\mathcal{F}$は常に成り立つ知識として扱われる．一方で，$\mathcal{H}$の部分集合は$\mathcal{F}$と矛盾する可能性がある．従って$\mathcal{H}$に対する無矛盾性制約として，例えば$false \leftarrow A_1, \cdots A_k$(アトム$A_1, \cdots, A_k$が同時に真となるとき矛盾)の形をした節集合を用いて無矛盾性の検査を行う．

3 GSAT

GSATは，NP-完全な問題である充足可能性問題の解法として提案されたものである．GSATでは局所探索法にランダムサーチを組み込むことにより局所解に陥ることを回避している．そのためアルゴリズムが非常に単純であるにも関わらず大規模かつ複雑な問題を扱うことができる．

本研究では，GSATに突然変移性を付加したGSAT+RandomWalk[3]の探索手法をコスト付き仮説推論に応用する．

An approximate solution method of cost-based abductive reasoning
Akihiro Senzaki, Shohei Kato, Hirohisa Seki and Hidenori Itoh.
Nagoya Institute of Technology.
Gokiso-cho, Showa-ku, Nagoya 466, Japan

4 コスト付き仮説推論に対する近似解法

本研究で提案する推論方法は，以下の2つの手続きからなる．

4.1 部分計算

与えられたプログラムにおける観測に対する部分計算を実行することによって，観測と関連のない節及び仮説を探索空間から排除し，探索空間を絞り込む．

定義 4.1 Oを観測，Fを(再帰を含まない)命題確定ホーン節集合とする．このとき，FにおけるOに対する部分計算とは，初期ゴール節$\leftarrow O$に対するSLD反駁木を構成し，仮説ではないアトムがサブゴールに含まれなくなるまで展開した結果得られる余剰プログラムを言う．この結果得られる初期ゴール節と等価なゴール節をOのFによる仮説表現と呼ぶ． □

例 4.1 以下に示す節集合F_0と観測a_1が与えられた場合，a_1のF_0による仮説表現は，仮説アトムのみから成るゴール節$[\leftarrow ((h_3, h_4, h_1) \vee h_2).]$となる．

●節集合F_0
$a_1 \leftarrow a_2, h_1.$
$a_1 \leftarrow h_2.$
$a_2 \leftarrow h_3, h_4.$

●ゴール節
$\leftarrow a_1.$ □

なお，この計算量は単純な代入計算であるため，全体の計算量と比較してほとんど無視できる．

4.2 GSAT-HR

本節では，GSATの探索手法をコスト付き仮説推論に応用するために，局所探索の評価関数を以下のように定義する．

定義 4.2 Oを観測，Fを命題確定ホーン節集合とする．OのFによる仮説表現に現れる仮説h_iに真偽値を与えたとき，真偽値ベクトル$\vec{h}$は次の式で定義される．

$$\vec{h} = < x_1, x_2, \cdots, x_k >$$

$$x_i = \begin{cases} 1 & (h_i\text{が真}) \\ 0 & (h_i\text{が偽}) \end{cases}$$
□

定義 4.3 $\vec{h} =< x_1, x_2, \cdots, x_k >$を真偽値ベクトル，$Inc$を無矛盾性制約節集合，$c_{h_i}$を仮説$h_i$のコストとする．このとき，$\vec{h}$の評価関数$f(\vec{h})$は以下の式で定義される．

$$f(\vec{h}) = C \times cost(\vec{h}) + I \times inc(\vec{h}) \qquad (C, I : \text{定数})$$

ここで，$cost(\vec{h})$，$inc(\vec{h})$は以下の式で与えられる．

$cost(\vec{h}) = \sum x_i \times c_{h_i}$($\vec{h}$のコスト総和)
$inc(\vec{h})$ =Incに含まれる節の中で,$\vec{h}$の真偽値によって矛盾した節の数 □

この評価関数 $f(\vec{h})$ を用いて，GSAT を応用した近似解法 GSAT-HR を以下に定義する．

定義 4.4 GSAT-HR

MAXFLIPS および *MAXTRIES* は繰り返し回数のパラメータ．

begin

  for i := 1 **to** *MAXFLIPS*

    $\vec{h}$:=< $x_1, x_2, \cdots, x_k$ >

    ただし x_i :=**random**(0 or 1);

    for j := 1 **to** *MAXTRIES*

      $flips$:= $\{x_i|\vec{h}$ で [0,1] 値を反転させたとき，$f(\vec{h})$ を最小にする $x_i\}$;

      if $flips = \phi$ **then** $aflip$:=任意の x_i

      else $aflip$:=任意の $x_i \in flips$;

      $\vec{h}$:= $aflip$ の [0,1] 値を反転させた$\vec{h}$;

    end for

    if $f(\vec{h}) < f(\vec{s})$ **then** $\vec{s} := \vec{h}$;

  end for

$\vec{s}$が近似解;

end □

5 実験及び考察

本研究で提案した近似解法の有効性を確認するために実験を行った．例題として論理回路故障診断問題を用いた．回路を構成する論理素子の故障状態を仮説で表現し，そのコストは素子の耐故障信頼性を数値化し与えた．仮説数を変えることによって問題規模を変化させ，推論時間 (CPU 時間) および近似解の精度について評価を行った．実験は計算機 SUN4/75 上で C 言語を用いて行った．

5.1 推論時間による評価

問題規模を変えて時間を測定した結果を図 1 に示す．実線は定義 4.4 においてパラメータを $MAXFLIPS = 10$，$MAXTRIES = 10$ をとしたもの，破線は通常の後向き推論による全解探索の結果をそれぞれ示す．問題規模が小さな場合には本手法のオーバーヘッドの大きさにより推論時間が大きいが，規模が増大するにつれ推論時間が大幅に短縮されることが分かる．

また，実験に用いた問題規模範囲においての本手法による推論時間に対して，回帰分析により有為水準 0.01 で関数近似を行ったところ，以下の式に近似され，$O(x^{1.13})$ の多項式関数となることを確認した．

$$f(x) = 0.02 \times x^{1.13}$$

5.2 解の精度

問題規模の異なる問題に対し，本手法を用いてそれぞれ 10 回の推論を行い，得られた近似解を最適解と比較した結果を表 1 に示す．パラメータ *MAXFLIPS* および *MAXTRIES* の値は前節と同じである．

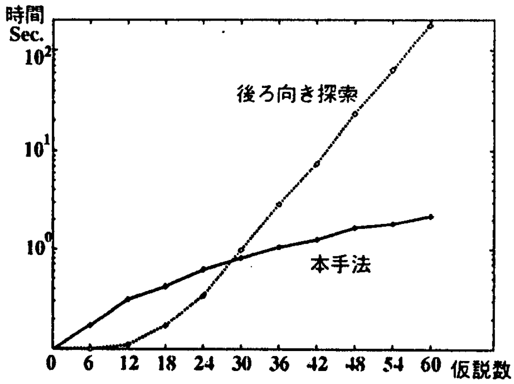

図 1: 推論時間による評価

仮説数	最適解コスト	本手法による解のコスト
15	7	7(10 回)
30	11	11(10 回)
45	15	15(9 回),16(1 回)
60	19	19(8 回),20(1 回),21(1 回)

表 1: 解の精度

表より問題規模に関わらず解の精度が高いことが確認された．また，最適解が得られない場合においても最適解に十分近い近似解が得られた．

6 おわりに

コスト付き仮説推論問題において，GSAT の手法を応用した近似解法を提案した．さらに実験により，計算量に関して特に大規模な問題に対して有効であることおよび推論時間が多項式時間に近似されることを確認した．また，近似解の精度においても十分な結果を得ることができた．

定義 4.4 の繰り返しパラメータの値を大きくすることにより推論時間は大きくなるが，精度は上がると考えられる．今後の課題としては，パラメータの値を変更した場合の動作を確認し，推論時間と近似解の精度とのトレードオフについて検討することが挙げられる．

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, pp.48-59, January, 1992.

[2] B.Selman, H.A.Kautz, and B.Cohen, 'Local Search Strategies for Solving Hard Satisfiability Problems', Proc. AAAI-92, pp.440-446, 1992.

[3] B.Selman, H.A.Kautz, and B.Cohen 'Noise Strategies for Improving Local Search' Proc. AAAI-94, pp.337-343, 1994.

[4] 岡本知樹, 石塚満, 整数計画法の近似解法を適用した準最適解計算の高速仮説推論法, 人工知能学会誌, Vol.8,No.2, pp.222-229, March, 1993