

観測行動を伴う仮説推論のためのコスト・効用・信頼度による仮説選好

Preference of Hypotheses for Hypothetical Reasoning with Observation

山田 誠二*¹ 馬場口 登*²
Seiji Yamada Noboru Babaguchi

- * 1 東京工業大学大学院総合理工学研究科知能システム科学専攻
Interdisciplinary Graduate School of Science and Engineering, Tokyo Institute of Technology, Yokohama 226, Japan.
- * 2 大阪大学産業科学研究所
I. S. I. R., Osaka University, Ibaraki 567, Japan.

1995年8月15日 受理

Keywords: preference, hypothetical reasoning.

Summary

This paper describes a novel method for preferring hypotheses in hypothetical reasoning. Traditional studies on the preference have focused on the way to select the best hypothesis with a syntactic criteria: the minimum explanation is best. Unfortunately the criteria does not contain the cost for observing the environment in order to verify the selected hypothesis. However, considering an agent which observes and recognizes the environment with hypothetical reasoning, we can not ignore the cost, utility and uncertainty for observing the environment. Therefore we propose the preference using cost, uncertainty and utility of observing and verifying hypothesis. We argue our method is more suitable for an agent acting the environment than syntactic criteria, and evaluate the performance through the experiments in pattern recognition.

1. はじめに

本論文では、環境において行動するエージェントの対象認識を仮説推論の枠組みとして捉え、そこにおける実際的な仮説選好の方法を提案する[山田 95]。

まず、対象認識するエージェントを考える。エージェントは、観測により得られた対象の情報と自分が持

っている対象モデルを照合することにより対象を認識するが、一般にその情報は部分的であり、不確実性を伴ってしか得られないため、初期の観測だけではモデルと完全に照合することができない。部分的な情報に基づき、適切と考えられる対象モデルを仮説として採用し、その仮説を検証するために次の観測行為を行うという対象認識の手続きは、仮説推論の枠組みで捉えることができる。

しかし、ここで問題となるのは、仮説候補が複数存在する場合に、どの仮説を選好(preference)するかである。従来の仮説の選好基準は、仮説数が最小なものを選択するなどの方法[Kautz 86]であったが、観測を含むすべてのエージェントの行為は、コスト、不確実性、効用を伴うため、それらを考慮した仮説の選好を行うのが望ましいというのが、我々の主張である。そこで本研究では、このような対象認識に適した仮説の選好方法を提案し、2次元平面上において移動するエージェントによる簡単なパターン認識における実験によりその有効性を示す。

2. 仮説推論と仮説の選好問題

簡単に仮説推論[石塚 92]に触れておこう。一般的には、仮説推論(hypothetical reasoning)とは、真偽のはっきりしていない事柄を仮に真とする仮説を立てて推論を続け、結果的に問題が解決できれば、先に立てた仮説は正しいとする推論方式である。具体的には、知識ベースを、つねに成り立ちかつ、無矛盾な知識の集合 K と、つねに成り立つとは限らない知識の集合 H に分ける。そして、ゴール G が与えられたときに、まず K から G を演繹的に証明できるかを試みる。そして、 K だけでは証明できないとき、次の条件を満たす H の部分集合 h を求める。以降、このような h を仮説候補と呼ぶ。

$$\begin{cases} K \cup h \vdash G \\ K \cup h \text{ は無矛盾} \end{cases}$$

ここで問題となるのは、上の条件を満たす仮説候補が複数個ある場合に、どれを選好するかである。一般には、形式的な選好基準である仮説の最小性が用いられる。つまり、 h のどの真部分集合 h' も $K \cup h' \vdash G$ を満たさないという基準である。しかし、このような基準は正しいが弱いものであり、なお複数の仮説が候補として残り得るため、さらなる選好基準が必要となる。

3. 仮説推論としての対象認識

本研究で対象とする，エージェントによる対象認識をより詳しく説明していく。

それぞれの**認識対象**には，それを認識することによりエージェントが得ることのできる**効用**が割り当てられている。本研究における**エージェントの目的**は，単位時間当りにできるだけ高い効用を獲得することである。このような状況でエージェントは，対象モデルによるパターン認識を行う。まず，認識対象について部分的に観測された観測事実から，対象がエージェントの持つどの対象モデルに対応するかの仮説を立て，次に観測すべきことを決定し，実際にその観測を行い，得られた事実から，対象の認識の完了または，さらに仮説を生成するという処理を繰り返していく。このような手続きは，**仮説推論**の枠組みで扱え，次のようにまとめられる。なお，本研究で主に扱うのは，3.の**仮説選好**である。

1. **環境の観測**：観測により観測事実を得る。
2. **仮説生成**：観測事実をもとに仮説候補を生成する。
3. **仮説選好**：仮説候補を選好して，最も適切な仮説を一つ選び，その仮説を検証するために，次に行うべき観測を決定する。

4. コスト・効用・信頼度による仮説選好

ここでは，我々の提案する仮説選好について説明していく。まず，本研究が扱う対象認識の仮説推論の枠組みについて述べ，そのうえでの仮説選好と次の観測を決定する方法を示す。

4.1 仮説推論による対象認識の枠組み

まず，対象認識における仮説推論の構成要素をあげる。

- **観測事実 O** ：観測事実の集合。
- **仮説集合 H** ：既存の仮説の集合。
- **仮説候補 h** ： $\{h: K \cup h \vdash O, h \subseteq H, K \cup h \text{ は無矛盾}\}$ 。仮説候補 h は，知識 K と合わせて観測事実を演繹的に証明可能な，仮説集合の部分集合。
- **候補集合 F** ：ある観測事実に対するすべての仮説の集合。
- **観測行為 A** ：ある仮説を検証するために必要な観測。
- **知識 K** ：エージェントの知識。仮説の矛盾と対象モデルに関する知識を含む。

- **効用 U** ：ある仮説による認識が成功した場合にエージェントが得る利得であり，対象に割り当てられている。
- **仮説の信頼度 S** ：ある仮説がどれだけ確からしいかの度合いで， $S \in [0, 1]$ とする。初期観測の誤差，モデルの信頼性などから算出。
- **観測コストの関数 $C(A)$** ：観測 A に要するコストを返す関数。単位は，時間とする。

4.2 選好関数と観測決定

前節のような枠組みにおいて，仮説の選好値を返す選好関数を下式のように定義する。この関数は，対象認識により得られる効用，観測にかかるコスト，仮説の信頼度を考慮している。

$$\text{仮説 } h \text{ の選好関数： } P(h) = \frac{U}{C(A)} \cdot S \quad (1)$$

上記の選好関数により，候補集合中の各仮説に対し選好値を計算し，その値が最大である仮説 h を，最も適切な仮説として，その仮説を検証する観測 $A(h)$ を実行する。

5. パターン認識における実験

前述の仮説選好の有効性を調べるため，2次元平面上の移動・観測を繰り返して，簡単なパターン認識を実行するエージェントを実装し，実験を行った。

5.1 実験環境

エージェントが対象認識をする環境は， 100×100 の2次元格子平面である。それぞれのセルは，0 か 1 の2値をとる。エージェントは， 5×5 のウィンドウを持って格子上を移動することが可能で，そのウィンドウ内のデータだけを参照できる。

格子上には，図1に示すように 5×5 の大きさを持つ7種類のパターンが散在しており，パターン T と + の二つに対してのみ，効用が割り当てられている。エージェントは，効用を持つ二つのパターンのモデル (5×5 のビットマップ) だけを持っており，以下のような行動をとる。

1. ウィンドウ内にパターンが見える(部分でもよい)まで，ランダムに移動して，2.へ。
2. 完全マッチングすれば，エージェントはその効用を獲得し，その対象は消滅して，1.へ。完全マッチングしなければ，3.へ。
3. ウィンドウ内の部分パターンとモデルとの部分マッチングを行い，仮説候補を生成する。

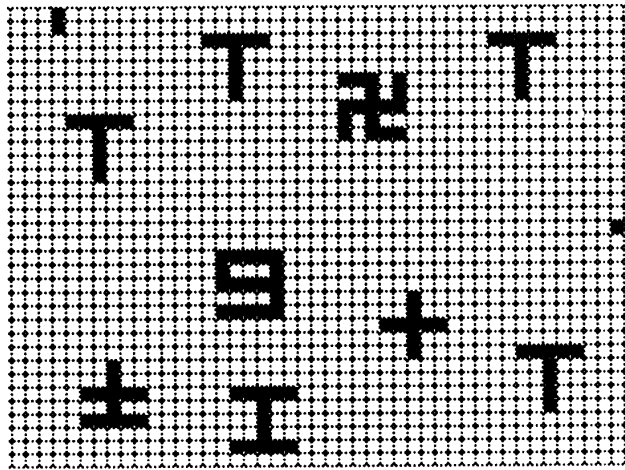


図 1 問題平面(部分)

4.それぞれの仮説候補について選好値を計算し、その最大の仮説を検証する移動を行い、2.へ。

5・2 適用

上記のような状況におけるエージェントの対象認識は、4・1節の枠組みで扱える。ここでは、各要素がどのように記述されるかを、図2で説明していく。図中では、5×5(原点は、左上)の対象パターン P の一部が、エージェントのウィンドウ W 中で見えている。今、説明を簡単にするため、その対象パターンには、 T のモデル m_T だけが、候補として考えられるとする(実際は、 $+$ のモデル m_+ も候補になって、それらの選好が行われる)。このときの仮説推論の各要素は、以下のようになる。以降、 $cell(X, Y, V)$ は、対象パターン上の座標 (X, Y) のセルの値が V であることを意味する。

・観測事実：

$$O = W \cap P$$

$$= observed(cell(0, 0, 1), cell(0, 1, 1), cell(0, 2, 1), cell(1, 0, 0), cell(1, 1, 0), cell(1, 2, 1)).$$

・仮説集合 H ： P のうち、見えていない部分についての仮説集合。

$$H = \{cell(0, 3, 0), cell(0, 3, 1), cell(0, 4, 0), cell(0, 4, 1), cell(1, 3, 0), cell(1, 3, 1), cell(1, 4, 0), \dots\}$$

・仮説候補： $h = M \cap \bar{O}$ (ここで、 M は、 O とモデルとの重なりを調べることにより得られるモデルの候補であり、 \bar{O} は、 O の補集合)

$$h_1 = \{cell(0, 3, 1), cell(0, 4, 1), cell(1, 3, 0), cell(1, 4, 0), cell(2, 0, 0), cell(2, 1, 0), cell(2, 2, 1), \dots\}$$

・候補集合 $F = \{h_1\}$

・観測決定関数： A は、図2の \vec{v} の移動。

エージェントのウィンドウ： W

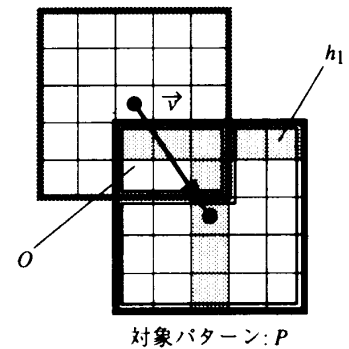


図 2 対象の部分パターン

・知識 K ：

-あるモデルから観測事実が説明可能。

$$observed(cell(0, 0, 1), cell(0, 1, 1), cell(0, 2, 1), cell(1, 0, 0), cell(1, 1, 0), cell(1, 2, 1)) :- m_t.$$

...

-モデルのビットマップ。

$$m_t :- cell(0, 0, 1), cell(0, 1, 1), cell(0, 2, 1), cell(0, 3, 1), cell(0, 4, 1), cell(1, 0, 0), cell(1, 1, 0), cell(1, 2, 1),$$

...

-矛盾ルール。

$$inconsistent :- cell(1, 1, 0), cell(1, 1, 1).$$

$$inconsistent :- cell(2, 1, 0), cell(2, 1, 1).$$

...

・効用： $U=100$ (T のとき), 10 ($+$ のとき)

・仮説の信頼度：

$$S = 1 - \frac{d}{\|O\|}$$

($\|O\|$ は、 O のセル数。 d は、 O とモデルとのハミング距離)

・観測のコスト関数 $C(A)$ ：観測 A のための移動したマンハッタン距離を、その観測のコストとする。

以下の設定により、選好関数が計算され、仮説推論の枠組みで対象パターンの認識が行われる。

5・3 実験方法・結果と検討

平面上の総パターン数を 50 個に固定する。その内訳は、効用のある 2 種類のパターンが 20 個ずつ、効用のない 5 種類のパターンが 2 個ずつである。

時間は、観測移動するごとに、そのコスト分だけ進み、2000 単位時間経ったときの獲得効用の合計を調べた。選好関数を以下の 4 種類に変えた場合のそれぞれについて、エージェントと 50 のパターンの初期位置の異なる 10 個の問題について実験し、平均値をとった。

なお、実験環境は、SICSTUS Prolog で実装された。

- ・ $S+C+U$: 式(1)の選好関数を用いた場合。
- ・ S : 式(1)の信頼度のみを評価した場合。
- ・ $S+C$: 式(1)の信頼度とコストを評価した場合。
- ・ ランダム : 選好をせず仮説をランダムに選択した場合。

実験結果として、それぞれの条件での平均獲得得点を表1に示す。式(1)の選好関数を用いた結果が最もよいことがわかる。信頼度 S は、大まかに仮説数最小基準[Kautz 86]に対応しており、後で触れる Tang のコスト依存学習の評価基準[Tang 93]は、 $S+C$ に対応している。我々の提案した選好関数は、どちらよりも良い結果が得られている。しかし、表1からもわかるように、この領域では、ランダムに仮説を選択してもかなりの効用を獲得できるため、それほど差が出ていない。

最後に、関連研究について述べる。仮説候補の選好に関する初期の研究[Kautz 86]では、最小な仮説を良いとする基準が用いられたが、そのような形式的基準では十分ではない。本研究では、環境を認識するエー

表1 実験結果

$S+C+U$	S	$S+C$	ランダム
1230	1132	1176	995

◇ 参 考 文 献 ◇

- [Charniak 90] Charniak, E. and Shimony, S. E.: Probabilistic Semantics for Cost Based Abduction, *AAAI 90*, pp. 106-111 (1990).
- [Hobbs 93] Hobbs, J. R., et al.: Interpretation as Abduction, *Artif. Intell.*, Vol. 63, pp. 69-142 (1993).
- [石塚 92] 石塚 満: 仮説推論, 日本ファジィ学会誌, Vol. 4 No. 4, pp. 620-629 (1992).
- [Kautz 86] Kautz, A. and Allen, J.: Generalized Plan Recognition, *AAAI-86*, pp. 32-37 (1986).
- [國藤 86] 國藤 進, 鶴巻宏治, 古川康一: 仮説選定機構の実現法, 人工知能学会誌, Vol. 1 No. 2, pp. 228-237 (1986).
- [松田 88] 松田哲史, 石塚 満: 仮説推論システムの拡張知識表現と概念学習機構, 人工知能学会誌, Vol. 3 No. 1, pp. 94-102 (1988).
- [Tang 93] Tang, M.: Cost Sensitive Learning of Classification Knowledge and Its Application in Robotics, *Machine Learning*, Vol. 13 No. 1, pp. 7-34 (1993).
- [Poole 85] Poole, D.: On the Comparison of Theories: Preferring the Most Specific Explanation, *IJCAI 85*, pp. 144-147 (1985).
- [山田 95] 山田誠二, 馬場口登: コスト依存アブダクションの提案, 平成7年度人工知能学会全国大会資料集, pp. 25-28 (1995).

[担当編集委員・査読者: 大貝晴俊]

著 者 紹 介

山田 誠二(正会員)は、前掲(Vol. 11, No. 4, p. 652)参照。



情報処理学会, 計測自動制御学会各会員。

馬場口 登(正会員)

1979年大阪大学工学部通信工学科卒業。1981年同大学院前期課程終了。1982年愛媛大学工学部助手。大阪大学工学部助手、講師を経て、現在大阪大学産業科学研究所助教授、工学博士。人工知能、パターン認識、画像処理の研究に従事。IEEE, 電子情報通信学会、