

適応的仮説選択による対話型概念学習

Interactive Concept Learning by Adaptive Hypothesis Selection

大川 剛直*[†] 山口 尚吾* 馬場口 登* 手塚 慶一*
 Takenao Ohkawa Shogo Yamaguchi Noboru Babaguchi Yoshikazu Tezuka

* 大阪大学工学部通信工学科
 Dept. of Communication Eng., Faculty of Eng., Osaka University, Suita-shi, Osaka 565, Japan.

1991年3月25日 受理

Keywords: concept learning, interactive learning, learning from examples.

Summary

The process of concept learning can be viewed as a search for general concept descriptions that cover all of the positive examples and none of the negative examples given by the teacher. In such learning, the examples give crucial influence on the efficiency of learning. However, it is not easy for the teacher to select good examples. On the other hand, the learner can select effective examples for verifying the candidates of the result, because he will always know the descriptions as the candidates. Accordingly, the way that the learner selects examples and questions whether each of them is positive or negative is of great importance. Such learning is called, in general, interactive concept learning.

In interactive concept learning, there are two factors to realize the efficient learning. One is the number of questions, and the other is the cost for selecting an example. So far, there have been proposed various method of interactive concept learning. Halving guarantees to learn by the minimum number of questions, and it requires high cost for selecting an example. Conservative Selection (CS) requires low cost for selecting an example, and the number of questions increases in case that a lot of generalization is needed. Middle Hypothesis Selection (MHS), which we have proposed, requires low cost like CS, and the number of questions increases in case that the generalization tree has a large number of branches.

In this paper, we propose a new interactive concept learning method, an improved version of MHS, named Adaptive Hypothesis Selection (AHS). AHS dynamically applies two ways for selecting examples by the criterion function, which determines relevant hypothesis selection based on the number of middle hypothesis and the depth of generalization tree. We discuss the efficiency of AHS compared with the existing methods and show that it can learn in less number of questions. And we experimentally verify the validity of the proposed criterion function.

1. ま え が き

概念学習は、目標概念に属する例題(正の例題)と属さない例題(負の例題)から、それらに完全かつ無矛盾な記述を獲得する帰納的学習である⁽¹⁾。一般に、概念学習では例題が学習効率に大きく影響し、例えば、正の例題とわずかな差異を持つために負の例題となるニアミス例題が最も有効な例題の一つであることはよく知

られている⁽²⁾。しかしながら、通常、学習効率を考慮した有効な例題を発見し、与えることは容易なことではなく、教師にとって大きな負担となっている。一方、学習途上において結果の候補となる記述は、学習者にとって既知であり、候補の正しさを確認するために有効な例題を選択することが可能である。そこで、学習者が例題を選択し、それが正の例題、負の例題のいずれであるかを教師に質問する形で学習を進める対話型の学習が、教師の負担軽減に有用とされている⁽³⁾⁻⁽⁷⁾。

対話型概念学習 (interactive concept learning) において、学習効率を決定づける要因として、学習完了

[†] 現在、大阪大学情報処理教育センター

までの質問回数と例題選択のための計算コストがあげられる。すなわち、少ない質問回数で学習可能な例題を少ない計算コストで選択することが要求される。代表的な対話型概念学習手法に二分 (Halving) 法⁽³⁾⁽⁴⁾、Conservative Selection 法 (以下 CS 法)⁽⁵⁾⁻⁽⁷⁾ があるが、いずれの手法にも学習効率改善の余地が残されている。すなわち、二分法は原理的に最少の質問回数で学習可能であることが保証されているが、例題選択に多くの計算を必要とする。一方、CS 法では例題選択の計算コストは抑えられるが、1 回の質問に対して最小限の一般化しか実行されないため、質問回数が増大する。

筆者らは、このような観点から、さらに学習効率の向上を目指した中心仮説選択法 (Middle Hypothesis Selection Method, 以下 MHS 法) を提案した⁽⁸⁾⁽⁹⁾。MHS 法は初期例題をもとに、概念記述の候補となる記述からなる木 (一般化木: generalization tree) を構成し、その深さの中心に位置する記述を仮説 (中心仮説) として選択する学習法であり、少ない計算コストによる例題選択と質問回数の抑制の両立を狙ったものである。しかしながら、一つの例題選択に要する計算コストは CS 法と同じ程度に低く保たれているが、質問回数に関しては、構成される一般化木の形状に大きく依存し、常に少ない質問回数で学習が完了するとは限らない。すなわち、一般化木の分枝が少ない場合には、選択される仮説の数が比較的少なく、質問回数も抑えられるが、分枝が多い場合には仮説の数が膨大なものとなり、質問回数もそれに依りて増大するという問題点を有している。

そこで本論文では、構成された一般化木の形状に適応した仮説選択により、常に少ない質問回数による学習が可能であると考え、一般化木の形状に応じて仮説選択を動的に使い分ける適応的仮説選択法 (Adaptive Hypothesis Selection Method, 以下 AHS 法) を提案する。AHS 法は、一般化木の分枝の数に依存するパラメータとして、木の深さと中心仮説の数を考慮し、これに基づき、CS 法、MHS 法のおおのうで用いられている仮説選択法を適応的に適用することを特徴とする。さらに本論文では、AHS 法の学習効率を学習完了までに必要な質問回数のオーダならびに例題選択に必要な計算コストのオーダの観点から他手法と比較しながら検討する。また、学習実験を通して AHS 法で用いられる仮説選択適用基準の妥当性を検証する。

2. 対話型概念学習手法の概略

対話型概念学習は、学習者により選択された例題の

正負を教師に問い合わせることにより、目標概念の概念記述を獲得する学習法である。最初に必要な定義を行った後、既存の手法について述べ、おのおのの学習効率に関して比較検討する。

2.1 諸 定 義

【定義 1】 一般-特殊関係

記述 A, B について、 $\{A\}, \{B\}$ をおのおの A, B に被覆される事例の集合とする。このとき

$$\{B\} \subset \{A\}$$

が成り立つとき、 A は B より一般的であるという。また、 B は A より特殊であるという。■

なお、事例が記述に被覆されるとは、その事例が記述によって規定された条件を満足することを意味する。

【定義 2】 一般化規則

記述 A が記述 B より一般的であるとき、 B から A を生成する規則を一般化規則という。■

【定義 3】 一般化木

記述 A に対し、一般化規則を適用して得られる記述、ならびに生成された記述に対し再帰的に一般化規則を適用して得られるすべての記述をノードとし、記述間の一般-特殊関係をアークとして表現される A を根とする木を A の一般化木という。■

正の例題の一般化木は、その例題より一般的な記述である。したがって、これらの記述は目標概念の概念記述の候補となる。

【定義 4】 最小一般化 (least generalization)

記述 A と A より一般的な記述 B に対して、 A より一般的で B より特殊な記述が存在しないとき、 B は A を最小一般化した記述であるという。■

同様に最小特殊化も定義される。

【定義 5】 最小一般化仮説 (least generalization hypothesis)

記述 A の一般化木において、 A を最小一般化して得られる記述を、その一般化木の最小一般化仮説という。■

【定義 6】 中心仮説

記述 A の一般化木において、その深さが n のとき、 A を $\lfloor n/2 \rfloor$ 回最小一般化して得られる記述を、その一般化木の中心仮説という。■

2.2 既 存 手 法

ここでは、代表的な既存の対話型概念学習手法である二分法、CS 法、ならびに筆者らが以前提案した MHS 法について簡単に説明する。

二分法⁽³⁾⁽⁴⁾では、与えられた正の例題をもとに一般化木が構成され、一般化木内のすべての記述の半数に被覆され、残りの記述に被覆されない事例が例題として選択される。そして、選択した例題を教師に呈示し、例題が正である場合には、それを被覆する記述のみから一般化木を再構成し、負である場合には、逆に被覆しない記述のみで再構成する。以上の処理を一般化木内の記述が一つになるまで繰り返し、得られた記述が学習結果となる。

一方、CS法⁽⁵⁾⁻⁽⁷⁾は最初に与えられた例題をもとに最小一般化を繰り返しながら質問することにより学習を進める学習法である。CS法では、最初に教師より与えられた正の例題を被覆する最も特殊な記述を学習結果の候補記述とし、候補記述の一般化木の最小一般化仮説に被覆され、候補記述には被覆されない事例を例題として選択し、教師に質問する。例題が正である場合には仮説を新たな候補記述と考えて同様の処理を繰り返す。また、負である場合にはほかの最小一般化仮説の選択を試みる。ほかの最小一般化仮説が存在しなければ、候補記述が学習結果となる。

MHS法⁽⁸⁾⁽⁹⁾は事例集合、初期例題、一般化規則を入力とし、教師との対話を通して単一の連言概念記述を学習するものである。Fig. 1にMHS法のアルゴリズムの概略を示す。初期例題が与えられると、例題を被覆する最も特殊な記述を生成し、一般化規則を用いて生成された記述の一般化木を構成する。次に、一般化木から、中心仮説を選択する。一般に、中心仮説は一つとは限らず、複数存在することも考えられる。このとき、選択された中心仮説のおののについて以下の処理を実行する。

まず、仮説に被覆され、仮説を最小特殊化した記述に被覆されない事例を例題として選択し、教師に質問

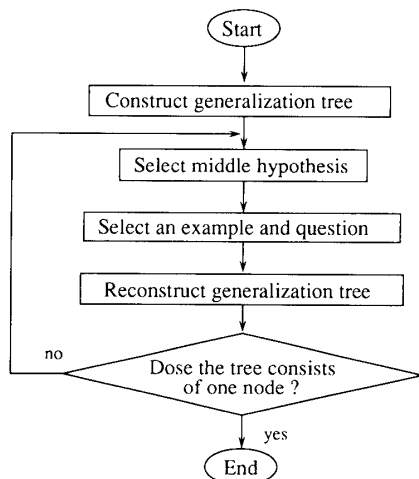


Fig. 1 General flow of MHS.

する。正である場合には、仮説より一般的な記述のみを用いて一般化木を再構成し、負である場合には、一般化木から仮説より一般的な記述をすべて削除する。

すべての中心仮説について例題選択、質問、一般化木再構成を行うことにより、一般化木の深さは半減する。ただし、ある中心仮説に基づく質問の応答が正の場合には、その時点で一般化木の深さは半分になり、残りの中心仮説は棄却する。以上を一般化木内の記述が一つになるまで繰り返し、得られた記述が目標概念の概念記述となる。

2・3 質問回数と例題選択コスト

学習完了までに要する質問回数は構成される一般化木の形状に依存する。そこで、一般化木の分枝数の観点から両極端な場合として、一般化木が直線構造をなす場合と、完全2進木構造をなす場合を取り上げ、二分法、CS法、MHS法について、学習完了までに必要とする質問回数に関連する諸定理を以下に与える。なお、おののの証明は文献(5)(9)を参照されたい。

[定理1]⁽⁵⁾ 一般化木内の記述数が M のとき、二分法の学習完了までに必要な質問回数は $O(\log M)$ である。 ■

<系1> 深さ d の直線構造の一般化木に対して、二分法の学習完了までに必要な質問回数は $O(\log d)$ である。 ■

<系2> 深さ d の完全2進木構造の一般化木に対して、二分法の学習完了までに必要な質問回数は $O(d)$ である。 ■

[定理2]⁽⁹⁾ 深さ d の直線構造の一般化木に対して、CS法の学習完了までに必要な質問回数は $O(d)$ である。 ■

[定理3]⁽⁹⁾ 深さ d の完全2進木構造の一般化木に対して、CS法の学習完了までに必要な質問回数は $O(d)$ である。 ■

[定理4]⁽⁹⁾ 深さ d の直線構造の一般化木に対して、MHS法の学習完了までに必要な質問回数は $O(\log d)$ である。 ■

[定理5]⁽⁹⁾ 深さ d の完全2進木構造の一般化木に対して、MHS法の学習完了までに必要な質問回数は $O(2^{d/2})$ である。 ■

以上、定理1～5をまとめてTable 1に示す。

次にシステムが一つの例題を選択する際に要求される計算コストに対する検討を通して、学習全体に必要な計算コストを考察する。

[定理6]⁽⁵⁾ 概念記述の候補となる記述の数が M 、事例数が N のとき、例題選択のために二分法が必要と

Table 1 Number of questions.

Shape of the tree	Halving	CS	MHS
Straight	$O(\log d)$	$O(d)$	$O(\log d)$
Binary	$O(d)$	$O(d)$	$O(2^{d/2})$

Table 2 Total cost for learning.

Shape of the tree	Halving	CS	MHS
Straight	$O(n d)$	$O(n d)$	$O(n \log d)$
Binary	$O(n 2^d)$	$O(n d)$	$O(n 2^{d/2})$

する計算コストは $O(MN)$ である。

[定理 7]⁽⁹⁾ 事例数が N のとき, CS 法, MHS 法において, 一つの例題を選択するために必要な計算コストは $O(N)$ である。

定理 2~5 と定理 7 より, CS 法, MHS 法における学習完了までに必要な計算コストが求められる。一方, 二分法は, 最初の例題選択時に全記述と全事例間の被覆関係を求めるため, 2 回目以降は, その必要がない。したがって, 必要な計算コストは, 質問回数には依存せず, 定理 6 において一般化木の形状が直線構造のときは $M=d$, 完全 2 進木構造のときは $M=2^d$ とおくことにより求められる。以上より, Table 2 に学習完了までに必要な計算コストを示す。これより, 二分法は質問回数の観点からは最も優れた手法であるが, 学習完了までに要する計算コストの点では不利なものといえる。また, CS 法と MHS 法の有効性は一般化木の形状に大きく左右され, 分枝数が多い場合には CS 法が, 少ない場合には MHS 法が効果的である。

3. AHS 法

3.1 学習手続きと仮説選択適用基準

§2 で述べたように, MHS 法は, 一般化木の分枝が多数ある場合には, 多くの質問を必要とする。一方, CS 法は分枝が多い場合にも比較的少ない質問回数による学習が可能である。そこで, CS 法で用いられている最小一般化仮説選択に注目し, これを MHS 法に導入した AHS 法を新たに提案する。

Fig. 2 に AHS 法の学習アルゴリズムを示す。図から明らかなように, AHS 法と MHS 法の相違点は, 仮説選択処理に関する部分のみであり, 質問, 一般化木再構成処理は MHS 法と同様である。すなわち, AHS 法では, 一般化木の形状に応じて中心仮説選択と最小一般化仮説選択を動的に適用する。このとき, 仮説選

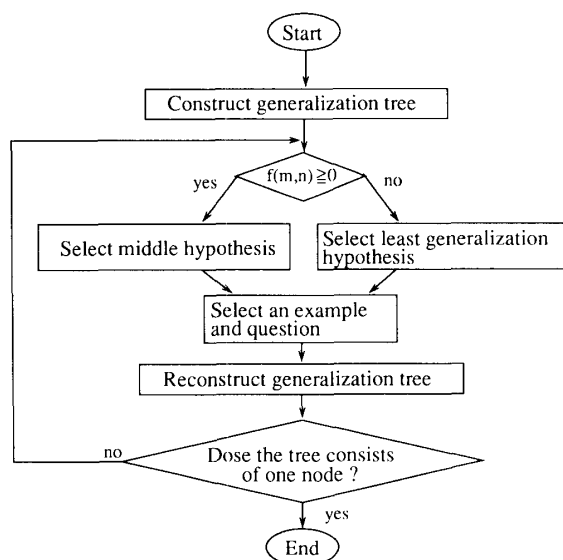


Fig. 2 General flow of AHS.

択の適用基準が極めて重要となる。中心仮説選択では, 一般化木のすべての中心仮説が対象となるため, その数が質問回数に大きく影響する。また, 最小一般化仮説選択では, 一般化木の深さが深くなると, 仮説選択の回数が増大する。すなわち, 質問回数は一般化木の深さに依存する。そこで, 一般化木の形状を反映する種々の特徴の中で, 仮説選択に影響を与えるものとして, 中心仮説の数 m と一般化木の深さ n という二つのパラメータを考慮し, 次の仮説選択適用基準関数 $f(m, n)$ を用いる。

$$f(m, n) = \begin{cases} C(m, n) - (C(m^{1/2}, n/2) + M(m, n)) & (m \neq 1) \\ 1 & (m = 1) \end{cases} \quad (1)$$

$$M(m, n) = \frac{1}{2} \left(\frac{2m - m^2 - 1}{1 - m^{2+2/n}} + m + 1 \right) \quad (2)$$

$$C(m, n) = \frac{m^{2/n}}{2(1 - m^{2+2/n})} \left\{ \frac{(1 - m^2)(3 - m^{2/n})}{1 - m^{2/n}} - m^2 n (1 + m^{2/n}) \right\} \quad (3)$$

中心仮説選択平均質問回数 $M(m, n)$ は中心仮説数 m , 深さ n の一般化木に対して中心仮説選択を適用して学習し, 一般化木の深さを $n/2$ にするために必要な平均質問回数である。また, 最小一般化仮説選択平均質問回数 $C(m, n)$ は, 深さ n , 中心仮説数 m の一般化木で最小一般化仮説選択のみを用いて学習した場合に学習完了までに必要な平均質問回数である。したがって, $f(m, n)$ は最小一般化仮説選択のみを用いて学習する際に要求される質問回数と, 最初に中心仮説選択で一般化木の深さを $n/2$ とし, 次いで, 最小一般化

仮説選択のみを用いて学習する場合に必要な質問回数を比較するものである。すなわち、 $f(m, n)$ が正となる一般化木に対しては、次の仮説選択として中心仮説選択の適用が有効となる。

ここで、中心仮説選択平均質問回数を導出する基本的な考え方を簡単に述べる。目標概念の概念記述が中心仮説より特殊である場合、すべての中心仮説について質問する必要がある、 m 回の質問が要求される。また、概念記述が仮説より特殊となる確率 $p = (\text{中心仮説より特殊な記述数} / \text{一般化木中の全記述数})$ である。ここで、平均分枝数を $m^{2/n}$ と考えると、一般化木中の全記述数は $(1 - m^{2+2/n}) / (1 - m^{2/n})$ 、中心仮説より特殊な記述数は $(1 - m) / (1 - m^{2/n})$ となる。一方、目標概念の概念記述が中心仮説より一般的な記述である場合に必要となる質問回数は最少1回、最多 m 回であるので、平均は $(m+1)/2$ 回となる。また、概念記述が仮説より一般的なとなる確率は $(1-p)$ である。以上から、 $M(m, n) = (mp + ((m+1)/2) \cdot (1-p))$ となり、式(2)が得られる。

次に、最小一般化仮説選択平均質問回数を導出する基本的な考え方を説明する。最小一般化仮説選択のみを用いた場合、最小一般化するために必要な質問回数は最少1回、最多 $m^{2/n}$ 回であり、その平均は $(1 + m^{2/n})/2$ 回となる。したがって、深さ d に存在する記述が目標概念の概念記述であるとき、その記述が仮説として選択されるまでに必要な質問回数は $d \cdot (1 + m^{2/n})/2$ 回となる。なお、その後、記述が目標概念の概念記述であることを決定するためには、さらに $m^{2/n}$ 回の質問が必要であり、学習完了までに必要な全質問回数は $d \cdot (1 + m^{2/n})/2 + m^{2/n}$ 回となる。以上の考えの

Table 3 The relation between depth of target concept and number of questions.

Depth of the node for target concept	Average number of questions	Number of nodes
0	$m^{2/n}$	1
1	$m^{2/n} + \frac{m^{2/n} + 1}{2}$	$m^{2/n}$
2	$m^{2/n} + 2 \cdot \frac{m^{2/n} + 1}{2}$	$(m^{2/n})^2$
⋮	⋮	⋮
$n-1$	$m^{2/n} + (n-1) \cdot \frac{m^{2/n} + 1}{2}$	$(m^{2/n})^{n-1}$
n	$n \cdot \frac{m^{2/n} + 1}{2}$	$(m^{2/n})^n$

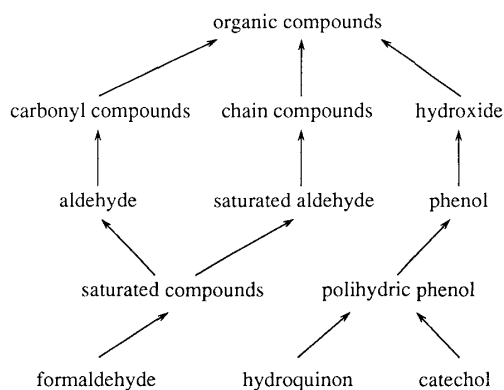


Fig. 3 A part of hierarchy of organic compounds.

```

System : Positive example of new concept?
Teacher : (x (salicylic_acid))
System : (benzaldehyde) is positive?
Teacher : yes
System : (furan) is positive?
Teacher : no
System : (cyclopentanone) is positive?
Teacher : no
System : (x (aromatic_compounds))
  
```

Fig. 4 An example of learning process.

もとに、Table 3 に中心仮説数 m 、深さ n の一般化木において、目標概念の概念記述が存在する深さと最小一般化仮説選択のみを用いた学習に必要な平均質問回数の関係を示す。

目標概念の概念記述の存在する深さが k である確率 p_k は、(深さ k に存在する記述の数 / 一般化木中の全記述数) である。したがって、最小一般化仮説選択のみを用いた場合、中心仮説数 m 、深さ n の一般化木で学習完了までに必要な平均質問回数は、 $p_k \cdot (\text{目標概念の概念記述が深さ } k \text{ に存在するときに必要な平均質問回数})$ のすべての深さに対する総和であり、この結果、式(3)が得られる。

3.2 動作例

AHS法を計算機上にインプリメントし、有機化合物の領域に適用した例を示す。ここでは、Fig. 3 に一部を示す分類階層が背景知識として与えられており、この領域で階層上昇の一般化規則を用いるものとする。また、事例の集合は {catechole, resorcinol, hydroquinon, phenol, salicylic acid, benzoic acid, ...} である。目標概念「酸化反応に対して安定」に対し、初期例題として salicylic acid を与えたときの学習過程を Fig. 4 に示す。最後の出力記述が得られた学習結果で

あり、酸化反応に対して安定な物質が aromatic compounds という記述で表現されることを示している。

4. 検 討

4.1 学習効率の検討

ここでは、AHS法の学習効率について検討する。§2と同様に、学習完了までに要求される質問回数に関する定理を与え、必要な計算コストについて考察する。

【定理8】 深さ d の直線構造の一般化木に対して、AHS法の学習完了までに必要な質問回数は $O(\log d)$ である。 ■

【証明】 木が直線構造である場合、常に中心仮説数 $m=1$ となり、木の深さ n にかかわらず仮説選択適用基準関数 $f(1, n) > 0$ である。したがって、すべての仮説選択過程で中心仮説選択が適用されるため、学習完了までの質問回数は MHS法と同等であり、 $O(\log d)$ となる。 □

【定理9】 深さ d の完全2進木構造の一般化木に対して、AHS法の学習完了までに必要な質問回数は $O(d)$ である。 ■

【証明】 深さ d の完全2進木構造の一般化木の中心仮説数は $2^{d/2}$ であり、このとき仮説選択適用基準関数 $f(2^{d/2}, d) < 0$ となる。また、再構成される一般化木も完全2進木構造をなす。したがって、すべての仮説選択過程で最小一般化仮説選択が適用されるため、質問回数は CS法と等しく $O(d)$ となる。 □

事例数が N のとき、AHS法において、一つの例題を選択するために必要な計算コストは CS法、MHS法と同様に $O(N)$ である。これより、AHS法は典型的な木構造の一般化木に対して、従来手法よりも少ない質問回数、少ない計算コストによる学習を実現していることがわかる。

4.2 仮説選択適用基準関数の妥当性

4.1節で述べたように、AHS法では、直線構造、完全2進木構造の一般化木に対して、中心仮説選択あるいは最小一般化仮説選択の一方が常に用いられるため、他手法と比較して良好な結果が得られている。しかしながら、実際に構成される一般化木はさまざまな形状をしており、再構成される一般化木のおののに対して、2種類の仮説選択のうち、妥当なものが適用されているかどうかを評価する必要がある。そこで、さまざまな形状を持つ一般化木に対する質問回数を実験的に求め、CS法、MHS法と比較することにより、仮説選択適用基準関数の妥当性を検討する。一般化木は、

標準偏差が 0.5 の正規乱数により各ノードの分枝数を決定し、生成したものである。

まず、分枝数に対する質問回数の変化を調べた。生成された一般化木の形状を Table 4 に示す。深さはすべて 12 である。質問回数は、一般化木中のノードから無作為に 25 個の目標概念を決定し、各目標概念に対する質問回数を平均したものである。実験結果を Fig. 5 に示す。

CS法とMHS法では、予想どおりの結果が得られている。すなわち、CS法の質問回数は、分枝数にほぼ比例して増加しており、MHS法の質問回数は分枝数の増加に伴い指数関数的に増加している。一方、AHS法はほかの2手法より常に少ない質問回数で学習が可能となっている。

Table 4 The generated tree with various number of branches.

Average number of branches	Number of nodes with n branches				Total number of nodes
	n: 0	1	2	3	
1.0	0	12	0	0	13
1.2	0	17	1	0	20
1.4	0	40	24	0	89
1.6	0	329	660	1	1653
1.8	0	322	2476	4	5287
2.0	0	88	3640	76	7597

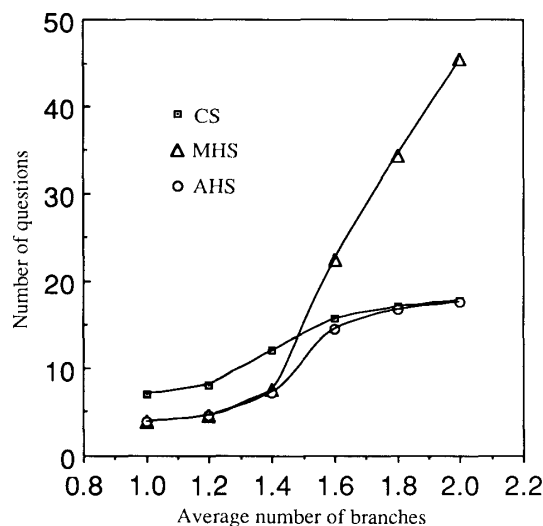


Fig. 5 Variation of number of questions with number of branches.

Table 5 The generated tree with various depth.

Depth	Number of nodes with n branches				Total number of nodes
	n: 0	1	2	3	
6	0	7	6	0	23
9	0	14	9	0	38
12	0	156	150	0	502
15	0	468	412	0	1209
18	0	1589	1559	0	4685
21	0	3211	3022	0	9324

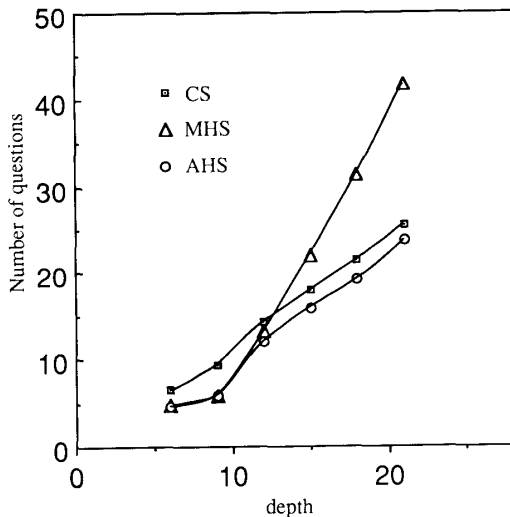


Fig. 6 Variation of number of questions with depth.

次に、一般化木の深さに対する質問回数の変化を調べた。生成された一般化木の形状を Table 5 に示す。平均分枝数はすべて 1.5 である。また、質問回数の求め方は上と同様である。実験結果を Fig. 6 に示す。深さに対しても、分枝数に対する特性と同様の結果が得られており、AHS 法の有効性が示されている。

以上から、AHS 法では、一般化木の形状に応じて、有効な仮説選択を行うことが可能であると結論でき、仮説選択適用基準関数の妥当性が実験的に検証されている。

5. 一般化木の分枝数に関する考察

§ 4 で示したように、AHS 法は一般化木の形状に応じて中心仮説選択と最小一般化仮説選択を使い分けるため、CS 法、MHS 法と比較して、常に少ない質問回数で学習可能である。しかしながら、一般化木の分枝が多数存在する場合には、主に最小一般化仮説選択が適用され、学習特性は CS 法に類似したものとなる。すなわち、AHS 法が有効であるためには分枝数が比較的抑えられていることが望ましい。ここでは、構成される一般化木の分枝数を削減する二つの指針を与える。

第 1 は強力なバイアスの利用である。AHS 法は対象とする目標概念が連言表現可能なことを前提としている。その理由は、目標概念が選言表現を含み、各ノードに選言記述を許すならば、構成される一般化木の分枝数が膨大なものとなるからである。すなわち、目標概念を連言に限定することは、記述形式に関する強いバイアスと考えることができる。これと同様に、例えば、一般化規則に対する制限、一般化の回数に対す

る制限などをバイアスとして利用することにより、一般化木の分枝数の削減が実現できる。

第 2 の方策として、記述の連言要素への分解があげられる。これは、二分法の学習効率改善を目標としたファクタリング法 (Factorization)⁽⁵⁾ に類似した考え方である。すなわち、記述の連言要素への分解とは、一般化木構成、例題選択、質問、一般化木再構成プロセスを、初期例題を被覆する記述の各連言要素に対して行うことである。例えば、「色」と「形」の連言から特徴づけられているブロック世界の概念を学習する場合を考える。このとき、まず一方の連言要素「色」に関して学習を行い、これに対する概念記述を求め、その後、もう一方の「形」について学習する。そして、得られた学習結果を合成することにより、目標概念に対する概念記述を生成する。このように、連言要素ごとに分解することにより、構成される一般化木を縮小することが可能となる。

以上、二つの方策を併用し、例えば、連言要素ごとに分類階層に関する背景知識を与え、一般化規則を階層上昇規則のみに制限することにより、一般化木の分枝数は大きく削減される。特に、背景知識として与えられる分類階層が木構造をなす場合、構成される一般化木は必ず直線構造となり、AHS 法の質問回数は最少が保証されている二分法に一致する。

6. む す び

本論文では、質問回数を抑えた対話型概念学習手法 AHS 法を提案した。AHS 法は、一般化木の分枝が多いときに質問回数の増加が問題となる MHS 法に対し、CS 法で用いられている最小一般化仮説選択を導入し、2 種類の仮説選択を動的に適用することにより、効率の改善を図ったものである。AHS 法の特徴は以下のとおりである。

- (1) AHS 法は、事例から例題を選択し、その正負を教師に問い合わせる対話型の学習手法であり、教師の負担を軽減した学習が可能である。
- (2) 構成される一般化木の形状を、その深さと中心仮説の数から捉え、これに対して仮説選択適用基準関数を用い、2 種類の仮説選択法を適用することにより、CS 法、MHS 法に比較して少ない質問回数を確率的に保証する学習が実現されている。
- (3) 一つの例題選択に要する計算コストは、CS 法、MHS 法と同等であり、(2) と相まって、効率の良い学習が可能である。

AHS 法は、連言概念記述の学習を対象としたもの

であり、選言を用いた記述は獲得されない。これは、概念記述の候補となる記述を有する木が一つ特定されると、ほかの部分を考慮することなく、特定された木のみを次の処理対象とするためである。一般化木の分

枝を抑えながら、選言を含んだ概念記述を獲得するためには、複数のノードに概念記述が存在するという前提のもとに、それらすべてを求める必要があり、今後の課題の一つと言えよう。

◇ 参 考 文 献 ◇

- (1) 仁木, 石崎: 概念の帰納的学習, 人工知能学会誌, Vol. 3, No. 6, pp. 695-703(1988).
- (2) Winston, P. H.: Learning structural descriptions from examples, *The Psychology of Computer Vision*, McGraw Hill (1975).
- (3) Genesereth, M. R. and Nilsson, N. J.: *Logical Foundations of Artificial Intelligence*, Morgan Kaufmann (1987).
- (4) Sammut, C. and Banerji, R. B.: Learning Concepts By Asking Questions, *Machine Learning*, Vol. II, Morgan Kaufmann, pp. 167-191(1986).
- (5) Subramanian, D. and Feigenbaum, J.: Factorization in Experiment Generation, *Proc. AAAI-86*, pp. 518-522(1986).
- (6) Krawchuk, B. J. and Witten, I. H.: On Asking The Right Questions, *Proc. 5th MLC*, pp. 15-22(1988).
- (7) Raedt, L. D. and Bruynooghe, M.: Towards Friendly Concept-Learners, *Proc. 11th IJCAI*, pp. 849-853(1989).
- (8) 山口, 大川, 馬場口, 手塚: 中心仮説選択法による対話型概念学習, 情処学 41 全大, 5 L-6, pp. 65-66(1991).
- (9) 山口, 大川, 馬場口, 手塚: 対話型概念学習の一手法—中心仮説選択法—, 情処学人工知能研資, AI-74-7, pp. 59-68(1991).

[担当編集委員・査読者: 堀 浩一]

著 者 紹 介



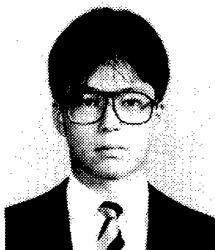
大川 剛直 (正会員)

1986年大阪大学工学部通信工学科卒業。1988年同大学大学院工学研究科博士前期課程修了。1990年同後期課程退学。現在、大阪大学情報処理教育センター助手。知的画像検索、機械学習に関する研究に従事。情報処理学会、電子情報通信学会各会員。



馬場口 登 (正会員)

1979年大阪大学工学部通信工学科卒業。1981年同大学大学院工学研究科博士前期課程修了。1982年愛媛大学助手。現在、大阪大学工学部講師。人工知能、パターン認識、画像処理の研究に従事。工学博士。IEEE、情報処理学会、電子情報通信学会各会員。



山口 尚吾

1990年大阪大学工学部通信工学科卒業。現在、同大学大学院工学研究科博士前期課程在学中。機械学習に関する研究に従事。情報処理学会会員。



手塚 慶一 (正会員)

1951年大阪大学工学部通信工学科卒業。同年、同大学大学院特別研究生。愛媛大学、山口大学、大阪大学助教授を経て、現在、大阪大学工学部教授。この間、オートマトン、データ通信、情報ネットワーク工学、パターン認識、人工知能などの研究に従事。工学博士。著書「電子計算機基礎論」、「電子計算機システム論」、「デジタル画像処理工学」など。IEEE、電気学会、情報処理学会、電子情報通信学会各会員。