

ITS における誤り仮説に基づいた非単調な教授のプランニングについて

松田 昇
金沢工業大学

岡本 敏雄
東京学芸大学

問題解決型の ITS において、解法知識の習得状態に関する学習者モデルを構築することは、比較的容易である。しかしながら、対象学習世界の公理系に対する理解状態を推論し、誤りの直接的な原因となっている学習者の概念構造を推論することが望まれる。本研究は、仮説推論の手法を適用して学習者の応答を説明することにより、深層的な理解状態における仮説を推論する枠組みを提案する。学習者の理解状態を説明する仮説は、複数の異なった主張であることが一般的である。そこで、仮説選定の機構として、ATMSの手法を適用する。これにより、仮説を決定的に求めるのではなく、学習者の応答に矛盾しない限りにおいて支持するといった非単調な意思決定のモデルが実現される。本稿では、このような非単調な仮説選定機構により教師の教授戦略における意志決定モデルを提案する。

On Planning a Nonmonotonic Tutoring Strategy Based on a Bug Hypothesis for ITS

Noboru MATSUDA
Kanazawa Institute of Technology
7-1, Ohgigaoka, Nonoichi, Ishikawa, JPN

Toshio OKAMOTO
Tokyo Gakugei University
4-1-1, Nukuikitamachi, Koganei, Tokyo, JPN

It is not difficult to build a student model which represents a mastery state of the knowledge used in the domain of problem solving. However, it is difficult for the system to infer the student's knowledge-status in consideration of his axioms during learning. Moreover, it is important for ITS to infer the student's knowledge-structure which directly causes a particular bug. In this study, we present the framework to generate the hypotheses which can explain the student's behavior of problem solving, by hypothesis-based reasoning. In this case, the multiple hypotheses can be generated. Therefore, we adopt ATMS technique as a mechanism of hypotheses selection. Using this technique, the teaching model which projects the nonmonotonic instructional behavior has proposed within certain constraints.

1 はじめに

問題解決型の ITS において、解法知識の習得状態に関する学習者モデルを構築することは、比較的容易である。しかしながら、対象学習世界の公理系に対する理解状態を推論し、誤りの直接的原因となっている学習者の概念構造を推論することが望まれる。

本研究は、仮説推論の手法を適用して学習者の応答を説明することにより、深層的な理解状態における仮説を推論する枠組みを提案する。学習者の理解状態を説明する仮説は、複数の異なった主張であることが一般的である。そこで、仮説選定の機構として、ATMSの手法を適用する。これにより、仮説を決定的に求めるのではなく、学習者の応答に矛盾しない限りにおいて支持するといった非単調な意思決定のモデルが実現される。本稿では、このような非単調な仮説選定機構により教師の教授戦略における意思決定モデルを提案する。

2 深層的学习者モデルの構成

本章では、従来の学習者モデルの多くが表層的な理解状態を表現していることを示し、問題解決型の学習世界において望まれる深層的な学習者モデルを提案する。

2.1 表層的学习者モデルと深層的学习者モデル

一般に、問題解決の学習世界では、学習者は、与えられた課題に対して一連の解法手続きを適用し、解を導く。このような領域は、数学の世界に多くみられ、これまで代数や幾何などを対象とした多くの ITS が研究開発されている。これらのシステムの多くは、解法知識の獲得とその適用方法(メタ知識)の理解に学習の目標がおかれやすい傾向にある。

上述したシステムでは、対象世界の特徴を利用した解法過程モニタを構築することは比較的容易である。この場合システムは、学習者の解法過程

を観察し、システム内部の(“正しい”および“誤った”)解法知識を適用して学習者の解を再現することにより、解法計画および解法知識の適用状態を表現した学習者モデルを構築するといったことを一般に行なう。本稿では、これを表層的な学習者モデルと呼ぶ。

しかしながら、学習者が適用した個々の解法知識は、それが機械的に暗記されている場合を除いて、領域に対する学習者の信念に裏付けられていると考えられる。したがって、学習者の深層的な理解状態に基づいた教授を展開するためには、解法知識の習得/適用状態を表現した学習者モデルを構築するだけではなく、システム自体が学習者の信念体系を認識した上で教授を展開することが望まれる。そこで、本研究では、解法知識の適用状態を表現した表層的な学習者モデルから、領域の概念構造に対する学習者の深層的な理解状態を推論する機構を実現する。

ここで、対象学習世界の概念構造を領域概念モデルと呼び、領域概念モデルに対する学習者の認識状態を学習者の概念モデルと呼ぶ。すると、上述した教授を展開するためには、手続き的な問題解決知識の習得状態を表現した表層的な学習者モデルを基にして、学習者の概念モデルを推論する枠組みが必要とされる。すなわち、領域概念モデルを用いて学習者の有する誤概念を説明する機構および領域概念モデルに基づいた教授を行う処理系によって実現することが可能である。その図式を図1に示す。従来の学習者モデルは、学習者の問題解決過程において適用された解法知識を同定することに主たる関心がおかれていた。ここではさらに、観測された問題解決行為から、領域概念モデルに対する学習者の概念モデルの状態を認識しようとするものである。本稿では、このような立場にたった学習者モデルを深層的学习者モデルと呼ぶ。

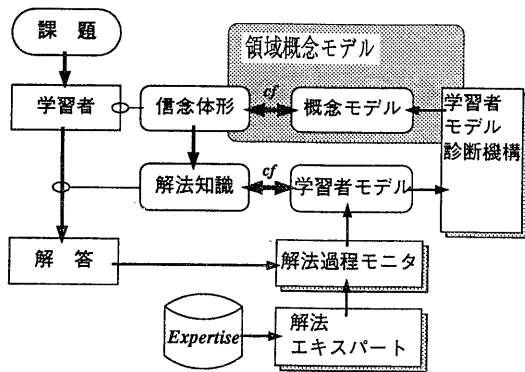


図1 深層的学习者モデルの構成

2.2 領域概念モデル

領域概念モデルは、対象学習世界における公理系の構造を表現する。解法エキスパートの解法知識が手続き的な知識であるのに対して、領域概念モデルは宣言的な知識である。

本研究では例として、集合論の学習世界を想定しているので、例えば“交わり”、“空集合”、“補集合”といった概念を特定の記述方法により表現する必要がある。図2に、集合論における領域概念モデルの例を示す。ここでは、venn図を用いた公理化を行っている。例えば、集合Aと集合Bが等しい($eq_set(A,B)$)といった知識は、

$$eq_set(A,B) :- venn(A,R), venn(B,R).$$

と表される。 $venn(X,R)$ は、集合Xのvenn図における領域がRであることを表す。

解法エキスパートの解法規則を利用すれば、課題を効率的に解決することができる。しかし、解法エキスパートの解法規則は、いわばコンパイルされた知識であり、学習者の“なぜ”そうなるのかといった質問に答えることが困難である。一方、領域概念モデルは、領域の公理系を表現したモデルであるので、原理に基づいて説明をすることが可能である。

システムは、領域概念モデルを利用して、表層的な学習者モデルを説明するための診断仮説を動的に生成することができる。そのために、図2において知識が *Hypotheses* と *Facts* に区別されている。基本的には、*Hypotheses* である知識を書き換えることにより、新たな仮説が生成される。領域概念モデルを利用した仮説生成の仕組みについては、4.1で説明する。

Hypotheses

```
kb( eq_set_def,
    (eq_set( X, Y ) :- venn( X, R ),
                    venn( Y, R )) ).
kb( venn_u,
    (venn( u( A, B ), Ru ) :-
      venn( A, Ra ),
      venn( B, Rb ),
      union( Ra, Rb, Ru )) ).
kb( venn_i,
    (venn( i( A, B ), Ri ) :-
      venn( A, Ra ),
      venn( B, Rb ),
      intersection( Ra, Rb, Ri )) ).
kb( venn_c,
    (venn( c( A ), Rc ) :-
      venn( A, Ra ),
      venn( universal, Ru ),
      subst( Ru, Ra, Rc )) ).
```

Facts

```
intersection( [F|X], Y, [F|Z] ) :-
  member( F, Y ), !,
  intersection( X, Y, Z ).
intersection( [F|X], Y, Z ) :-
  intersection( X, Y, Z ).
intersection( [], -, [] ).
subst( [F|X], Y, Z ) :- member( F, Y ), !,
  subst( X, Y, Z ).
subst( [F|X], Y, [F|Z] ) :- subst( X, Y, Z ).
subst( [], -, [] ).
```

図2 領域概念モデルの例

3 仮説推論による学習者モデル診断

一般に、学習者が有する誤概念は、領域概念モデルおよびエキスパート知識からは説明できない場合がある。そこで、学習者の概念モデルを説明するために、診断的な仮説推論を適用する。仮説推論は、既知の事実集合 F から新たに観測された状況 O を説明できない場合に、前もって与えられた仮説の集合 H から観測事実 O を説明する仮説 (h : 解仮説と呼ばれる) を求める推論方式である [国藤 87]。仮説推論を診断システムとして応用する場合には、診断的な仮説集合として、対象世界における機能上の観測事象 (症状) とその原因の記述を与える。そして、システムは、観測事実としての症状に対する説明 (症状を誘発した原因) を仮説集合から求める [Poole87]。

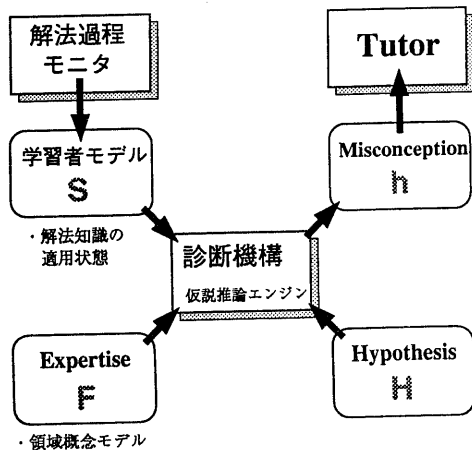


図3 学習者モデル診断のための仮説推論

ITSにおける学習者の概念モデルを診断するための仮説推論は、問題解決過程において学習者が表出した応答 O に基づいて、エキスパート知識 F だけでは説明できない構造 S (表層的学習者モデル)を説明する問題に対応する。すなわち、学習者の誤概念を説明しうる診断的な仮説集合 H を与え、観測可能な学習者の知識構造 S を部分的に説明し、教授行為の根拠となる仮説 h を選択する機構である。その図式を図3に示す。

これまでに述べてきた事柄をまとめると、本研究における仮説推論を利用した学習者モデル診断の枠組みは次のようになる。システムは、解法過程モニタを利用して、学習者が適用した解法知識を推論し、表層的な学習者モデル S を構築する。学習者モデル S が誤りを含んでいる場合、一般に解法エキスパートの解法知識 F では、 S を説明することができない。そこで、予め与えられた診断のための仮説集合 H の中で学習者モデルの状態を領域概念モデルに表現された公理系に基づいて(すなわち、深層的に)説明しうる解仮説 h を求める。

既存の仮説集合の中に解仮説が見いだされない場合、領域概念モデルを利用して、新たな仮説を生成する。仮説生成の方法については、4.1で説明する。

4 誤り仮説に基づく非単調な教授展開

人間の教師は、学習者の問題解決過程を観察し、誤り原因に対する仮説(以後、誤り仮説と呼ぶ)を生成する。その際、一般に、誤り仮説が複数生成されることがある。したがって次に教師は、誤り仮説のどれが実際に正しく学習者の理解状態を説明するのかといったことを検証する。教授活動の枠組みにおいては、仮説の検証過程そのものが、学習者に対して直接教育的な影響を与える場合が多いことが特徴である。すなわち、仮説検証の具体的な方法として、学習者に確認のための質問を行なう、新たな課題を提示するといった行為が考えられる。さらに、学習者からはそれらに対する応答がある。このようにして、自然な形態で教授が展開される。

ところで、上述した誤り仮説の検証としての教授行為は、全体的に見て、一般に非単調に行なわれる。すなわち、ある時点 t_i において、教師は h_i なる誤り仮説を想定していたとする。そして、仮説 h_i に基づいて適切と判断される教授を行なう。ところが、時点 t_{i+j} における学習者からの応答 O_{i+j} が、仮説 h_i に矛盾する場合がある。この場合、教師は、仮説 h_i を棄却し、次なる仮説 h_{i+j} を新たな仮説とする。すなわち、誤り仮説に対する信念の翻意(Belief Revision)が行なわれていることになる。ここで、 h_{i+j} は、それまでの学習者の応答を全て説明可能である。

ITSにおいても、上述した教師の知的な振る舞いを実現することは極めて意義深いと思われる。そのために、仮説推論および信念の翻意といった機能を組み入れた学習者モデル診断機構および教授機構を提案する。その基本的な構成を図4に示す。ここで提案する教授システムは、(1)仮説生成機構、(2)仮説選定機構、(3)仮説検証機構、(4)無矛盾性管理機構といったモジュールから構成される。以下、各モジュールの構成について概略説明する。

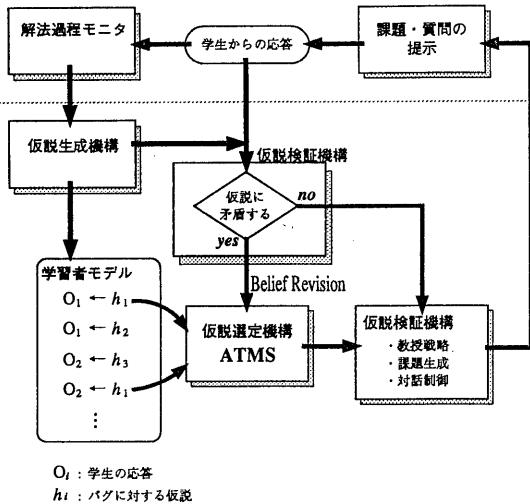


図4 誤り仮説に基づく教授システムの構成

4.1 仮説生成機構

学習者の応答を説明する誤り仮説を生成する。基本的には、領域概念モデルでは説明不可能な学習者の応答によって仮説生成機構が起動する。その際、領域概念モデルの正しい公理系の一部を書き換えて、その応答の説明を試みる。学習者の応答を説明する機構は、Prolog like な言語により記述されたメタインタプリタとして実現されている。仮説生成機構は、項の書換えによりユニフィケーションを操作するプログラム診断システムである。以下、具体的な例を用いて、仮説生成機構の基本的な動作を説明する。

図5は、学習者が $A^c \cup A = \phi$ といった変換規則を適用した状態を示している(適用された変換規則は、解法過程モニタにより推論される)。システムは、領域概念モデルを利用して、学習者の適用した変換規則の説明を試みる。学習者の適用した変換規則が誤っている場合には、一般に、領域概念モデルによる説明は失敗する。そこで、説明の過程における矛盾を解消するために、領域概念モ

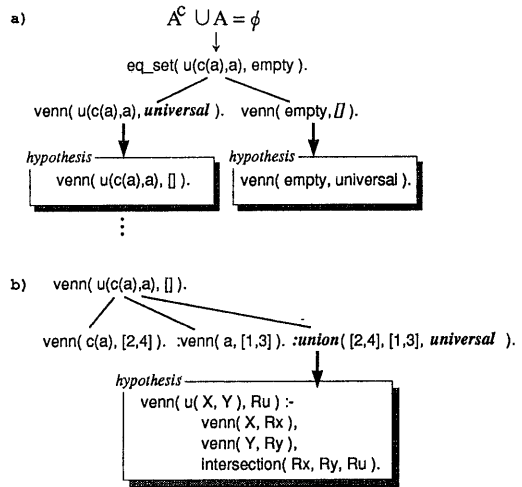


図5 領域概念モデルを利用した仮説生成

デルにおける *Hypotheses* 型の知識を書き換えて新たな仮説を生成する。

図5では、 $eq_set(.,.)$ の body に対する単一化が矛盾している。すなわち、 $venn(u(c(A), A), R)$ と $venn(empty, R)$ の R における単一化が失敗している。そこでシステムは、矛盾を解消するために、 $venn(empty, universal)$ および $venn(u(c(A), A), [])$ といった仮説を生成する(イタリックで書かれた部分が項の操作の対象である)。図5a)は、この状態を示している。後者はさらに、 $venn(u(X, Y), .)$ の知識と矛盾する。システムは、この矛盾を解消するために、正しい知識における $union(.,.,.)$ を $intersection(.,.,.)$ に置き換えた知識を仮説として生成する

4.2 仮説選定機構

学習者の応答に無矛盾な誤り仮説を求める。誤り仮説は、学習者の一つの応答に対して、複数生成されることが一般的である。しかしながら、生成された全ての誤り仮説を学習者が持っているとは考えにくい。実際に、同一の応答に対して生成された誤り仮説は、同時に成立すると互いに矛盾

する場合がある。そこで、実際に学習者が有している誤り仮説を同定する必要がある。

4.1で示した方法により生成された誤り仮説は、互いに“ふさわしさ”に関する情報は持っていない。すなわち、どの誤り仮説も、学習者の理解状態を説明するために同様にふさわしいと言える。そこで、誤り仮説に基づく教授では、学習者の応答毎に、応答に矛盾しない全ての誤り仮説を支持し、応答に矛盾する誤り仮説を不支持にする動的な機構が必要とされる。そのために、ATMSを用いた仮説選定機構を提案する。仮説選定機構の詳細は、5章で述べる。

現時点においては、同様にふさわしい誤り仮説に対して、学習者の理解状態を真に表現する仮説を絞り込む技術は確立されていない。しかしながら、前述したように、仮説検証の行為自体により非単調な教授が自然に展開されると言うITS特有の性質を考慮れば、仮説の絞り込みではなく、学習者の応答の変化に応じて無矛盾な仮説集合を再計算することが重要とされる。

4.3 仮説検証機構

ITSにおける仮説検証は、誤り仮説に基づく教授戦略の実行として実現される。すなわち、仮説選定機構で求められた誤り仮説を検証するために、直接的な確認(質問)や新たな課題の生成/提示といった教授戦略を適用する。ここでは、仮説検証行為自体による自然な形態の教育的対話を実現させることがねらいである。したがって、断定的な助言および特定の知識の伝達を目的とした教授戦略はふさわしくない。

本研究で提案する非単調な教授行為は、仮説検証機構と次に述べる無矛盾性管理機構により実現される。すなわち、学習者の応答を説明する無矛盾な仮説集合に対して教授戦略を適用する。学習者の応答が仮説集合に矛盾しない限り教授を継続する。ここで、学習者の応答が仮説に矛盾する場合として、(1)学習者の理解が変化した、(2)システムの学習者に対する認識が誤っていたといった状態が考えられる。いずれの場合においても、結果として仮説集合の再計算が行なわれる。これは、教師の非単調な意志決定モデルに相当すると考えられる。現在、具体的な教授戦略の抽出作業を進めている。その具体的な内容に関しては、本稿では述べない。

4.4 無矛盾性管理機構

上述したように、誤り仮説に基づいた教授が展開され、それに対する学習者の応答が返される。次にシステムは、学習者の応答とその時点において支持されている誤り仮説の無矛盾性を検証する。そのための機構が、無矛盾性管理機構である。

無矛盾性管理機構は、仮説推論の枠組みを利用して、その時点における誤り仮説とエキスパート知識から学習者の応答に対する説明を行なう。仮説推論における“説明”の定義はいくつか存在するが、ここでは[Poole88]に基づき、誤り仮説に基づく学習者の応答に対する説明を次のように定義する。

定義 4.1. エキスパートの解法知識の集合を \mathcal{F} とし、その時点において支持されている誤り仮説の集合を Δ とする。このとき、次の条件を満たす集合 $\mathcal{E}(\Delta)$ を応答 O に対する Δ に基づいた説明と呼ぶ。

- (1) $\mathcal{E} = \mathcal{F} \cup D$
($D = \{x \mid x \text{ は } d \in \Delta \text{ の ground instance}\}$)
- (2) $\mathcal{E} \models O$
- (3) \mathcal{E} は無矛盾。 ■

学習者の応答に対する説明 $\mathcal{E}(\Delta)$ が存在する限り、誤り仮説 Δ に対する教授を継続する。説明が不可能な場合には、誤り仮説に対する支持の仕方が誤っているので、仮説選定機構により、再度仮説を求めなおす。ここで提案する深層的な学習者モデルでは、学習者の理解状態に変化が生じた場合、説明の集合が変化する。さらに、本学習者モデルにおいては、学習者の矛盾は多重した説明 (multiple context) として表現される。このような理由により、次に述べるように、ATMSの手法を適用した仮説選定機構が必要とされる。

5 ATMS を用いた仮説選定機構

ここで提案する仮説選定機構は、学習者の応答に対して生成された誤り仮説の真偽維持システム (Truth Maintenance System) として機能する。すなわち、学習者の応答とそれを説明する誤り仮説の依存関係に基づいて、特定の文脈において支持される誤り仮説の集合を求める。この場合、文脈とは表層的学習者モデルの状態を意味する。実際には、ATMS[deKleer86]の手法を適用する。

ATMS により仮説選定機構を構築することにより、学習者自身の知識構造の変化だけでなく、教師自身の学習者の認識に対する非単調性 (すなわち信念の翻意) をモデル化することが可能である。

以下、本章では、先ず ATMS の構成について以後の説明に必要な部分について概略説明をする。次に、ITS における仮説選定機構のための ATMS の適用方法について説明する。

5.1 ATMS のデータ構造

ATMS では、問題解決器で生成された各データ (datum) に対して、次の形式のノード (ATMS ノードと呼ばれる) を関連づける。

$$\gamma_{\text{datum}} : \langle \text{datum}, \text{label}, \text{justification} \rangle$$

justification は、問題解決器が *datum* を導出した際の支持理由であり、*label* は、*datum* が成立する環境 (ラベルと呼ばれる) を表現している。実際には、ATMS では、次に示す 4 種類の ATMS ノードが存在する。

- (1) 前提 (*premis*) : 前提は、空の支持理由を持つノードである。すなわち、前提は必ず成立することが保証されている。

$$\text{前提ノード} : \langle p, \{\{\}\}, \{\{\}\} \rangle$$

- (2) 仮定 (*assumption*) : 仮定は、それ自身のみを含む環境を有するノードである。仮定ノード自体が、他の ATMS ノードから支持される場合もありうる。

$$\text{仮定ノード} : \langle \Gamma_A, \{\{\Gamma_A\}\}, \{\{\Gamma_A\}\} \rangle$$

- (3) 仮定されたノード (*assumed node*) : 仮定されたノードは、特定の仮定の基で成立するデータを表現している。例えば、仮定 *A* の基で成立することが仮定されたデータ *a* は、次のように表現される。

$$\text{仮定されたノード} : \langle a, \{\{A\}\}, \{\{A\}\} \rangle$$

- (4) 導出ノード (*derived node*) : 上述した以外のノードは、全て、導出ノードである。

ATMS における非単調な推論は、仮定ノードと仮定されたノードの組み合わせにより実現される。すなわち、仮定されたノードは、その支持理由である仮定ノードが無矛盾であるかぎり支持される。

5.2 仮説選定機構における ATMS ノードの表現

仮説選定機構は、ATMS の枠組みを利用して、学習者の応答に無矛盾なように、誤り仮説を求める。次に、仮説選定機構における ATMS ノードの表現と、その意味を示す。以下の説明において示されているように、ここで言う誤り仮説には、学習者の正しい理解に対する仮説も含まれている。

前提 : 当該の学習を行なうための前提知識の集合である。学習者は、これらの知識を正しく理解している必要がある。前提は、前提ノードとして表現される。次の例は、“venn 図における集合 *a* の領域”が、前提知識であることを示す。

$$\gamma_{f_1} : \langle \text{venn}(a, [2, 4]), \{\{\}\}, \{\{\}\} \rangle$$

正の仮説 : 学習者が正しく理解していると思われる知識に対する仮説である。エキスパート知識と矛盾しない学習者の応答に対して生成される。領域概念モデルの subset である。次の例は、

$$\text{venn}(u(X, Y), R) :-$$

$$\text{venn}(X, A), \text{venn}(Y, B), \text{union}(A, B, R).$$

に対応した正の仮説を示している。

$$\gamma_{f_1} : \langle \text{venn}(X, A), \{\{\Gamma_{f_1}\}\}, \{\{\Gamma_{f_1}\}\} \rangle$$

$$\gamma_{f_2} : \langle \text{union}(X, Y, R), \{\{\Gamma_{f_2}\}\}, \{\{\Gamma_{f_2}\}\} \rangle$$

$$\gamma_{f_3} : \langle \text{venn}(u(X, Y), R), \{\{\Gamma_{f_1}, \Gamma_{f_2}\}\}, \{\{\gamma_{f_1}, \gamma_{f_2}\}\} \rangle$$

負の仮説：学習者の誤りに対する仮説集合である。

学習者の応答に基づいて、仮説生成機構により生成される。次に示すように仮定されたノードで表現される。 O_i は、学習者からの i 番目の応答であり、 h^i_j は、 O_i に対応して生成された j 番目の誤り仮説を表す。

$$\begin{aligned} \gamma_{h^i_j} &: \langle h^i_j, \{\{\Gamma_{h^i_j}\}\}, \{\{\Gamma_{h^i_j}\}\} \rangle \\ \gamma_{O_i} &: \langle O_i, \{\{\Gamma_{h^i_j}\}\}, \{\{\gamma_{h^i_j}\}\} \rangle \end{aligned}$$

正の仮説ノードおよび負の仮説ノードは、そのノードが正しい知識かどうかを示すフラグにより識別される。このフラグは、ATMS の処理の対象にはならない。

5.3 仮説選定の基本アルゴリズム

仮説選定機構の基本的なデータ操作は、(1) 新たな応答に対する ATMS ノードの生成、(2) 仮定ノードの生成である。ATMS は、仮説選定機構により生成されたノードに対して、ラベル更新を行ない、学習者の応答に無矛盾な誤り仮説を求める。

[アルゴリズム 5.1：ATMS ノード生成アルゴリズム]

- S1 学習者の応答 O_i に基づき、仮説生成アルゴリズムを用いて、誤り仮説 $h^i_1, \dots, h^i_{n_i}$ を生成する。その際、現在支持されている負の仮説 γ_{h_k} と矛盾する仮説 $h^i_{n_i}$ が生成された場合には、nogood データベースに登録する。
- S2 $h^i_1, \dots, h^i_{n_i}$ の各々について
仮定： $\langle \Gamma_{h^i_j}, \{\{\Gamma_{h^i_j}\}\}, \{\{\Gamma_{h^i_j}\}\} \rangle$ を生成する。次に、 O_i に対して、導出ノード $\gamma_{O_i} : \langle \gamma_{O_i}, \{\{\Gamma_{h^i_j}\}\}, \{\{\Gamma_{h^i_j}\}\} \rangle$ を生成する。
- S3 h^i_j, h^i_k ($1 \leq j, k \leq n_i$) について、 $\text{nogood}\{\Gamma_{h^i_j}, \Gamma_{h^i_k}\}$ を nogood データベースに登録する。

S3 において、同一の応答に対して生成された誤り仮説の組を nogood データベースに登録している。これは、仮説生成のアルゴリズムにより、同一の応答に対する誤り仮説が同時に支持されることはありえないからである。誤り仮説の矛盾解消は、ATMS ノードのラベル更新アルゴリズムを用いて行なわれる。

6 おわりに

問題解決型の学習世界における深層的な学習者モデルの構成について述べた。表層的学習者モデルの多くが、解法知識の習得に関する理解状態を表現しているのに対して、本稿で提案した深層的学習者モデルは、対象学習世界の公理系に対する理解状態を説明することができるという特徴を有する。

深層的な理解状態は、誤り仮説として表現される。すなわち、仮説推論の手法により、学習者の応答を説明する誤り仮説を求める。一般に仮説推論においては、説明のための仮説は予め与えられていることが仮定されているが、本稿では、対象学習世界の特徴を利用した仮説生成の手法を提案した。複数の仮説により同一の応答が説明可能な場合には、ATMS の手法を用いた仮説選定機構により、学習者の応答に無矛盾な仮説集合を求める。

現在、本システムは、Sun ワークステーション上の CESP(Common ESP)¹ を用いて部分的にインプリメントが進められている。今後、求められた誤り仮説に基づいて、教授戦略を決定する機構の開発が課題とされる。

参考文献

- [国藤 87] 国藤進. “仮説推論”. 人工知能学会誌, Vol. 2, No. 1, pp. 22-29, 1987.
- [deKleer86] J. de Kleer. “An Assumption-based TMS”. *Artificial Intelligence*, Vol. 28, pp. 127-162, 1986.
- [Poole87] D. Poole, R. Goebel, and R. Aleliunas. “Theorist: A Logical Reasoning System for Defaults and Diagnosis”. In N. Cercone and G. McCalla (eds), *The Knowledge Frontier: Essays and the Representation of Knowledge*, pp. 331-352, Springer-Verlag, 1987.
- [Poole88] D. Poole. “A Logical Framework for Default Reasoning”. *Artificial Intelligence*, Vol. 36, pp. 27-47, 1988.

¹CESP の提供に関して、AI 言語研究所研究管理部の畑邦夫氏および研究室の方々には、多大なるご支援を賜った。