人　工　知　能　107－4
（1997．1．21）

領域知識の極小的解釈による学習者モデルの診断手法について

松田 昇　　岡本 敏雄

電気通信大学大学院 情報システム学研究科
〒 182 東京都調布市調布が丘 1-5-1
{mazda,okamoto}@ai.is.uec.ac.jp

問題解決の知的学習支援システムおける学習者モデルの構築を目的とする．問題解決のルールおよび問題など (領域知識) をその関係を含めて一階述語論理の節形式として記述し，さらに学習者の問題解決過程から観測された事象 (課題の正誤および適用された知識) を加えて領域の定理と考える．次に，この定理において、ルールの適用に関する節に対して極小限定式を考えれば，それらのルールの対する学習者の習得状態に関して，極小モデルに基づく解釈を与えることになる．その上で，特定のあるルールの習得状態に関する仮説を命題とすれば，極小限定の理論における融合 (*resolution*) および演繹の定理を用いて，その命題が導出されるか否かを判断することができる．問題解決の知識のように，知識が相互に関連しあっている場合には，一般に，個々の知識に関する習得状態を診断することが困難である．ここで提案する手法を用いることにより，領域の問題解決知識に関して,「あるルールを理解していない」という診断仮説に基づいた学習者モデルを構築することが可能となる．本論文では，問題解決に用いられる知識の表現形式について考察し，極小限定の理論の概略を説明した後に，極小限定を用いた学習者モデル診断手法について述べる．

Student Model Diagnosis with Circumscription over a Domain Theory

Noboru MATSUDA　　Toshio OKAMOTO

Graduate School of Information Systems,
The Univsersity of Electro-Communications
1-5-1, Chofugaoka, Chofushi, Tokyo, 182 JAPAN
{mazda,okamoto}@ai.is.uec.ac.jp

The purpose of this study is to formalize a domain knowledge over the procedural problem solving, and to construct student model with it. In general, student modelling with procedural knowledge is difficult, because the knowledge is in a tangle with each other and it does not have any sense to ask students whether they know some specific knowledge. In this paper, we use the theory of circumscription to formalize a domain knowledge as well as some observations gained from students during the process of problem solving.

1 はじめに

知的教授システム (*Intelligent Tutoring Systems*) における学習者モデルの構成に関しては，知識表現および診断技法を中心に様々な研究が行われている [8, 9]. 教授システムの基本的な役割の一つは学習者の理解してない知識・概念を伝達することであることを考えれば，適切な教授戦略を実現するために，学習者の理解状態を診断する機構は，極めて重要であると言える.

学習者モデルは，本来，教授戦略と密接に関連したものであるので，その診断技術を議論する場合には，領域の特徴および教授目標等を明らかにする必要があろう. ここでは，問題解決の教授を対象とする. 教育の目標として問題解決知識の伝達を想定し，診断のレベルは伝達の対象である個々の知識の習得状態 (すなわち，適切な局面において正しく適用することができるか否か) を表現することとする.

一般に，問題解決の教授においては，学習者から得られる情報が (恣意的な対話を行わない限り) 質問に対する回答の正誤に限られること，および，問題解決の知識を何らかの表現形式で表現することはできても，学習者が実際にどの知識を適用したのかを把握することが困難であるなどの問題があり，学習者モデル診断を困難にしている. ここでは，個々の知識の習得状態に対して，特に,「特定のある問題解決の知識を知らない」という仮説を診断する手法を提案する. 従来の学習者モデルの手法ではオーバーレイモデルに分類される

オーバーレイモデルは，ある領域に関する専門家の知識 $\Delta(E)$ に基づいて学習者の理解状態をその部分集合 $\Delta^+(S)$ および (あるいは) $\Delta^-(S)$ により表現する手法である. 前者は学習者 S が理解している知識の集合を表し，後者は理解していない知識の集合を表すものである. $\Delta(E) \subset (\Delta^+(S)+\Delta^-(S))$ であり，$\Delta^+(S) \cap \Delta^-(S) = \phi$ である. 実在する多くのオーバーレイモデルは，$\Delta^+(S)$ を扱っているが，どちらを診断の対象とするかは，対象領域の性質および教育目標に依存するところである. いずれにしても，そこでの課題は，ある概念 C が Δ^+ と Δ^- のいずれに属するかを判断する機構に帰着される.

このように，オーバーレイモデルは，基本的な考え方そのものが簡潔であり，また診断された結果は，ある概念に関して学習者が理解しているか，あるいは理解していないかを明確に表現するので，他の診断技法との対比において，実際に ITS で実装することは容易であるとともに，構築されたシステムの実用性は高いと言える. 一方で，この診断手法は，領域知識が単純で個々の知識の適用の状況が明確である場合に比較的容易に機能する点に着目したい. すなわち，問題解決のように，領域知識が複雑に関連しあい，また個々の知識の適用を正しく把握することが困難である場合には，オーバーレイモデルによる診断は極めて困難になる. さらに，学習者の理解が不完全であるか，もしくは，誤って理解しているなどの理由により，特定の知識の適用の適用がゆらいだり (適用すべき時に必ずしも正しく適用できない)，診断の結果が矛盾したりする (特定の課題を解けるのに，その課題の解決に必要な知識を理解していないと診断されるなど) といった状況が起こる. また，オーバーレイを用いた従来の学習者モデルの多くは,「学習者の理解している知識 (Δ^+)」を同定しているが，一般に,「特定の知識を理解していない」ことを断定することは困難である. しかしながら，学習者モデルに基づいた教授を考えれば，学習者の理解していない知識 (Δ^-) を同定することは，むしろ重要であると思われる.

上述した背景を踏まえて，本研究では，問題解決の学習支援システムにおいて，学習者の理解していない知識に対する診断仮説を推論する手法を提案する. ルールベースにより表現された問題解決の知識 (その伝達が教授の目的とされる知識を含む) を一階述語論理の節形式に変換したものを領域の定理とみなす. 次に，極小限定の理論を用いて，学習者の振舞い (問題解決過程) からの観察を含めた上で，その定理における個々の主張のモデルを極小化する. このように再構成された定理から特定の知識に関する理解状態を一階述語論理における演繹的な証明手法を用いて推論する. この手法により，従来その診断が困難であった問題解決の領域において，Δ^- に対する学習者モデルを実現することができる.

2 問題解決の知識およびその診断

AI 的な手法を用いた学習者モデル診断は，大きく分けて 2 つのアプローチがある. 1 つは，ルー

ルベースに基づく手法であり，他方は，モデルに基づく手法である [7]．前者は，一般に，バグルールなどを用いた診断手法であり，学習者が何をどのように誤っているかを診断する．後者は，領域の専門家知識をモデル化し，学習者の振る舞いを説明する方法である．すなわち，学習者の誤った振る舞いに対して，誤りの原因を領域のモデルの障害に帰着させる．いわゆる故障診断の枠組みで学習者モデル診断を捉えようとしているアプローチである．前者は，領域に特化したルールを記述することができるので，きめの細かい診断を行えるという長所を持つが，ルールは極めて領域依存であり，他の領域への応用性に乏しいという欠点がある．他方，後者は，診断のための領域のモデルの解釈手法 (例えば，TMS[1] やデフォルト推論 [6] を用いた診断機構が提案されている) を与えれば，任意の領域に対して診断を行うことができるという長所がある．

ここでは，後者の立場での診断手法を提案する．すなわち，学習者から観測された誤った振る舞いに対して，領域のモデルのどこに障害が存在するかを診断する．そのために，本章では問題解決に関わる知識を定式化し，学習者モデル診断の概略について述べる．なお，説明の便宜上，具体的な問題解決の領域の例として，初等幾何学の定理証明を用いる．

まず，領域知識を構成する語彙を下記のように整理する．

- **問題** (Pr_i)：学習者に出題する課題．例えば，定理証明では「ひし形の対角線は，中点で交わることを証明せよ」などが Pr_i の例である．インデックス i は，個々の問題を区別するために用いられる (以下，同様である)．
- **問題解決のルール** (K_i)：特定の問題を解決するための手続きなどを表現した If–Then 形式の知識である．定理証明では，定理 (「二等辺三角形の底角は等しい」等) などがルールの例である．
- **状態記述の述語** (G_i)：問題解決の手順および特定の中間状態を表現するための述語である．例えば，「三角形の底角である」ことを表現した述語 `baseAngTri(A,B,C)` など．

これらの語彙を用いて，領域知識 (以下，T_E と表す) を次のように構成する．

ルール K は条件部と結論部から構成され，その各々は，状態記述の述語 G で記述される．すなわち，ルール K_i は，下記のように表現される．

$$(T_E{}^1) : G^i{}_1, \cdots, G^i{}_{n_i} \rightarrow G_i$$

通常のプロダクションシステムなどに見られるように，問題解決過程におけるルール適用の連鎖において，G_i が中間目標となることがある．すなわち，G_i は，抽象化された問題を表現すると言える．こういった捉え方をすれば，$T_E{}^1$ は，「ある目標 G_i を満足する (すなわち，「ある範疇の問題を解く」) ためには，副目標 $G^i{}_1, \cdots, G^i{}_{n_i}$ をこの順番で解けばよい」という知識を表現している．

G_i を抽象化された問題を表現していると捉えれば，それに関連したある問題 (Pr_i) が解決できることは，問題 Pr_i と状態 G_i の関係を理解しているということである．これは，次のように表現することができる．

$$(T_E{}^2) : Pr_i \rightarrow G_i$$

ルールと状態の関係に関しては，「あるルール K_i を理解していれば，状態 G_i に対応する問題を解くことができる」および「あるルール K_i を理解しているとは，副目標 $G^i{}_1, \cdots, G^i{}_{n_i}$ をこの順番で解けることである」と表現することができる．これらの知識は，次のように表現される．

$$(T_E{}^3) : K_i \rightarrow G_i$$

$$(T_E{}^4) : G^i{}_1, \cdots, G^i{}_{n_i} \rightarrow K_i$$

対象となる学習領域における問題解決に関する知識 T_E を，上述した 4 つの関係により定式化する．

$$T_E = T_E{}^1 \vee T_E{}^2 \vee T_E{}^3 \vee T_E{}^4$$

さて，ここでの学習者モデル診断は，T_E におけるルール K に対する習得状態の診断である．特に，「特定のルール K_i を理解していない (適切な場面で適用できない)」ことを診断する．その際，上述したように，領域のモデル (T_E) に基づく診断を実現する．すなわち，T_E というモデルの基で，学習者の振る舞い (誤りを含む) と論理的に矛盾しない $\neg K$ を求める問題である．

学習者から観察される振る舞い (以下，T_S と呼ぶ) として，次の 2 つの情報を得ることができる．

($T_S{}^1$) 特定の課題 Pr_i に関する正誤.

($T_S{}^2$) 特定の課題 Pr_i を解決するために適用された知識 $K^i{}_j$.

$T_S{}^1$ は，学習者に与えた問題の正誤の情報である．ここでは，問題 Pr_i が解けたか解けないかといった二値により Pr_i および $\neg Pr_i$ で表現する．

問題解決に用いられた知識に関しては，モデルトレースの手法を用いて診断する．任意の課題はルールを連続的に用いて解決することができるので，領域知識 (問題解決のルールベース) を用いて学習者の問題解決過程をトレースする手法である．この手法は，多くの ITS において用いられている．筆者らの開発した幾何論証の知的 CAI システムにおいても実装されており [10]，本研究で提案する学習者モデル診断機構では，$T_S{}^2$ の診断に，この幾何論証 CAI システムの知見を用いている．問題 Pr_i の解決において，学習者が実際に用いたと思われるルールは，次の関係式で表現することができる．

$$(T_S{}^2) : K^i{}_1, \cdots, K^i{}_{n_i} \rightarrow Pr_i$$

$K^i{}_n$ は，問題 Pr_i を解決するために，n 番目に適用されたルールを表す．これは，学習者に出題する問題に関る解法手順を表現した知識であり，特定の問題とルールの関連を表現している．すなわち，この関係により，「問題 Pr_i を解くためには，ルール $K^i{}_1, \cdots, K^i{}_{n_i}$ をこの順番に適用する」という事柄が表現される．

さて，$T = T_E + T_S$ とすれば，T は，診断のための知識とみなすことができる．以下，T を診断知識と呼ぶ．すなわち，本研究における学習者モデリングは，領域のモデル T_E および観察された事象 T_S から成る診断知識 T に基づいて，特定のルール K が学習者に理解されていないことを推論する問題である．

ここで，そのような学習者モデルの診断について考察する．まず，診断を困難にしている最も大きな要因は，仮に $T_S{}^2$ の形式でルールの適用状態を診断できたとしても，学習者が実際に，どのルールを正しく理解しているか，もしくは理解していないかを判断することが困難であるということにある．すなわち，$T_S{}^2$ に現れたルールを実際には，正しく理解しておらず，たまたま適用しているのかもしれない．また，あるルール K_i を理解していると診断されたにも関わらず，K_i を用いれば解決できる問題を正しく解けないといった矛盾した状況は問題解決では多く見られる．そのような状況は，学習者の理解が不完全で，ルールの適用に論理的な再現性がない (すなわち，ルールの適用に対する根拠を説明できない状態など) 場合などにも起こりうる．

このような診断の課題に対して，非単調推論の枠組みを適用する．具体的には，述語論理式に対する非単調推論の手法である極小限定 (*Circumscription*) を用いた診断手法を提案する．次に，このような考え方による学習者モデルの構築手法を説明するために，先ず，極小限定の理論に関して必要な事柄を説明する．

3 極小限定の理論

極小限定 (*Circumscription*) は，述語論理で表現される世界 (以下，ここでは，対象とする世界を定理と呼ぶ) における信念 P (述語) の外延を極小にする主張 Φ を求める理論である．すなわち，“ある性質 P とは，Φ である (かつ，それに限る)” という明示的な主張 Φ の計算手法を定式化したものである [3]．本章では，極小限定の理論に関して，後に続く議論に必要な概念について説明する [2]．なお，日本語の対訳に関しては，[4] に従った (例えば，*resolution* を融合と訳している)．

3.1 極小モデルと極小限定式

定理 Δ の極小限定は，次に示す極小モデルに基づいて定義される．

定義 3.1 $M[\Delta]$ および $M^*[\Delta]$ を定理 Δ の *(一階述語論理で言うところの)* モデルとする．Δ における述語 P に関して，次なる条件が満たされる場合に，$M[\Delta]$ は $M^*[\Delta]$ より大きくないと言い，$M^*[\Delta] \leq_P M[\Delta]$ と書く．

(1) M と M^* の個体領域は等しい．

(2) Δ における P 以外の全ての述語と関数の解釈が等しい．

(3) M^* における P に対応する関係の外延は M における P の外延の部分集合である．

以後，混乱がない限りにおいて，$M[\Delta]$ を M と略記する．$M^* \leq_P M$ かつ $M \not\leq_P M^*$ のとき，

$M^* < M$ と書くことにする．この順序関係 $\leq_P$ に基づいて，P に関する Δ の極小モデルが次のように定義される．

定義 3.2 (極小モデル) $M \leq_P M_m$ なる任意の M に対して，$M = M_m$ が成り立つ場合，モデル M_m を P-極小 と呼ぶ．

定理 Δ のモデル M_m が極小であれば，Δ において明示的に宣言されていない個体以外のいかなる個体も，M_m の制約の基では P の外延となり得ない．

ここで，P^* を P と引数が同じ関係定数であるとし，$\Delta(P^*)$ をΔ における関係定数 Δ を全て P^* に置き換えた定理とすると，次なる論理式に関しては，任意のモデルが Δ の P-極小モデルであることは自明である．

$$\neg((\forall x P^*(x) \Rightarrow P(x)) \wedge \neg(\forall x P(x) \Rightarrow P^*(x)) \wedge \Delta(P^*))$$

定義 3.3 上式における P^* を全称化した式を Δ における P の極小限定式と呼ぶ．Δ における極小限定式と Δ の連言を Δ における極小限定と呼び，$CIRC[\Delta; P]$ と書く．

$$\begin{aligned} CIRC[\Delta; P] \equiv \quad & \Delta \wedge \\ & \forall P^* \neg(\quad (\forall x P^*(x) \Rightarrow P(x)) \wedge \\ & \qquad \neg(\forall x P(x) \Rightarrow P^*(x)) \wedge \\ & \qquad \Delta(P^*)) \end{aligned}$$

3.2 解導出アルゴリズム

上述したように，極小限定は，二階述語論理により定式化されている．一般に，二階以上の述語論理に関しては，その計算手続きが明らかにされていないが，ある述語 F に関して，$CIRC[\Delta; Z; P]$ からの論理的帰結を推論するためのアルゴリズムが Przymusinski により提案されている [5]．ここでは，その概略を説明する．

アルゴリズムの説明に先だって，いくつかの準備を行なう．以下，全ての節は，リテラル l_i による順序節 ($\{l_1, \cdots, l_m\}$) で表現する．その際，節 C において，いくつかのリテラルがフレーム化されている場合に，C を拡張節と呼ぶ．フレーム化されているリテラルは，$[l_i]$ により表現する．

定義 3.4 (MILO-演繹) 極小限定 *CIRC[T;Z;P]* および節 C について，節 C_n に関する $T + C$ からの *MILO*-演繹とは，拡張節 $C_0, \cdots, C_n$ の系列である．ここで，$C_0 = C$ であり，C_{i+1} は下記のルールに基づいて，C_i から生成される．

(1) まず，拡張節 D_{i+1} が次のように構成される．C_i を $\{l_1, \cdots, l_m\}$ なる順序付けられた融合節とし、l_j を C_i に含まれる $P^- + Z$ に属する最初のリテラルとする．ここで，P^- は，P に含まれる述語子に関する負のリテラルの集合とする．l_j に関して、T に含まれるある入力節を $B = \{k_1, \cdots, k_s\}$ とする．この時，

$$\begin{aligned} D_{i+1} \quad = \{ \quad & l_1, \cdots, l_{j-1}, k_1, \cdots, k_{u-1}, k_{u+1}, \cdots, k_s, \\ & [l_j], l_{j+1}, \cdots, l_m\} \end{aligned}$$

であり，$k_u = \neg l_j$ である．

(2) 節 C_{i+1} は，下記の簡略化により，D_{i+1} から得られる．

(a) フレーム化されたリテラル $[\neg k]$ $(\in D_{i+1})$ が存在するフレーム化されていないリテラル k $(\in D_{i+1})$ を全て削除する．

(b) D_{i+1} において，同一なリテラルを右に向かってマージする．

(c) D_{i+1} において，$P^- + Z$ に含まれてかつフレーム化されていないリテラルが左側に存在しない全てのフレーム化されたリテラルを削除する．

(3) 節 C_i がトートロジーもしくは，C_i を包摂する節 $C_j (j < i)$ が存在する場合には，C_i は空節となる．ここで、拡張節 C が拡張節 D を包摂するとは、C におけるフレーム化されていないリテラルの集合が D におけるフレーム化されていないリテラルの集合に含まれる場合をいう。

上述した手続きにより求められた節 C_n は，T+C から *MILO*-演繹可能であると言う，*MILO*-演繹を求める計算手続きを *MILO*-融合と呼ぶ．

MILO-融合により，一般の融合と同様な導出木 (*resolution tree*) が生成される．

定義 3.5 (MILO-融合節) $T + C$ から *MILO*-演繹可能であり，かつ $P^- + Z$ に属するリテラルを

含まない節を *MILO*-葉と呼ぶ．$T+C$ における全ての *MILO*-葉の連言を *MILO*- 導出節 *(MILO-derivative)* と呼び，*Deriv(T, C)* と表す．特に，葉が存在しない場合には，*Deriv(T, C) = true* である．

上述した準備の基で，Przymusinski は，次のような解導出のアルゴリズムを提案している．

アルゴリズム 3.1 (解導出アルゴリズム)
Z に属するリテラルを含まない式 F に関して，$CIRC[T;Z;P]$ からの導出可能性を判断する手続きは，次の通りである．

(1) F を節の連言で表現する．$F = G_1\&\cdots\&G_m$

(2) $j=1,\cdots,m$ に関して，アルゴリズム *3.2*を用いて，*Deriv(T,* G_j*)* を求める．

(3) $j=1,\cdots,m$ に関して，適当なアルゴリズムを用いて，$T \models$*Deriv(T,* G_j*)* であることを検証する．

(4) ある j に関して $T \not\models$*Deriv(T,* G_j*)* であれば，*NO* を返す．そうでなければ，*YES* を返す．

アルゴリズム 3.2 (Deriv(T, C) 算出アルゴリズム)
定理 T および節 C に関して，次なる手順で *Deriv(T, C)* を計算する．この手順は，常に停止する．

(1) 節 C に関する *MILO*-融合木に対して，深さ優先探索により，$T+C$ に関する全ての *MILO*-葉を求める．

(2) 上記により求めた *MILO*-葉の連言を *Deriv(T, C)* とする．

4 極小限定による学習者モデル診断

本章では，上述した極小限定の理論および解導出のアルゴリズムを用いて，問題解決のためのルールの理解状態に関する学習者モデル診断を定式化し，具体的な例により診断の流れを説明する．

4.1 学習者モデル診断の定式化

極小限定の理論では，述語 Z の外延を可変にしつつ，与えられた定理 T における任意の述語 F の外延を (極小モデルの意味で) もっとも小さくするように，定理 T を再構成 ($CIRC[T;Z;P]$) する．その上で，3.2 章で述べた解導出のアルゴリズムを用いれば，任意の宣言 D に関して，$CIRC[T;Z;P]$ からの論理的帰結を推論することができる．

この性質を利用すれば，2章で考察した問題解決の教授領域における学習者モデル診断機構を実現することができる．すなわち，2 で示した診断知識 T (T_E+T_S) を述語論理における定理とみなし，T におけるルール K の解釈を極小化する (P に相当)．ただし，極小化の過程でルールを記述している述語 G の解釈は可変にする (Z に相当)．このように，ルールを構成する述語の外延を変化させることにより，ルール K に対する学習者の誤認識 (誤った理解) による不適切なルールの適用を表現することができる．その上で，特定のルール K_i に対して，$CIRC[T;Z;P]$ から $\neg K_i$ の導出可能性を計算する．もしも，$CIRC[T;Z;P] \models \neg K_i$ であれば,「学習者はルール K_i を理解していない」という診断仮説が論理的に説明されることを意味する．

ここで，$CIRC[T;Z;P]$ に基づいて $\neg K_i$ に対応した Deriv(T, $\neg K_i$) が計算されるが，解導出のアルゴリズムの最後のステップで T からの Deriv(T, $\neg K_i$) の導出を左右するのは，問題の正誤を表現した Pr および $\neg Pr$ である．なぜならば，G および K はそれぞれ Z および P に対応しているので，Deriv(T, $\neg K_i$) には現れないからである．これは,「任意のルール K_i に関して，それを理解していないかどうかの判断を問題 Pr の正誤に帰着させられる」ことを示している．

以後，2 章で示した診断知識 T は，全て命題論理におけるリテラルの選言として表現する．

$$
\begin{aligned}
T = \{&{T_E}^1 \vee {T_E}^2 \vee {T_E}^3 \vee {T_E}^4 \vee {T_S}^1 \vee {T_S}^2 \mid \\
&{T_E}^1 \equiv \neg {G^i}_1 \vee \cdots \vee \neg {G^i}_{n_i} \vee G_i, \\
&{T_E}^2 \equiv \neg Pr_i \vee G_i, \\
&{T_E}^3 \equiv \neg K_i \vee G_i, \\
&{T_E}^4 \equiv \neg {G^i}_1 \vee \cdots \vee {G^i}_{n_i} \vee K_i, \\
&{T_S}^1 \equiv \neg Pr_i \vee Pr_j, \\
&{T_S}^2 \equiv \neg {K^i}_1 \vee \cdots \vee \neg {K^i}_{n_i} \vee Pr_i
\end{aligned}
$$

以上をまとめれば，次のようになる．すなわち，

表 1: ルールの例

```
(K03 ($param _seg1 _seg2 _tri1 _tri2)
     ($preconditions
      (and (:isa _seg1 'SEG)
           (:isa _seg2 'SEG)
           (:isap _tri1 'TRI)
           (:hasp _tri1 _seg1)
           (:isap _tri2 'TRI)
           (:hasp _tri2 _seg2)
           (theorem (cong _tri1 _tri2)) ) )
     ($conseque
      (theorem (equal _seg1 _seg2)
               (reason 'CORR) ) ) )
(K05 ($param _ang1 _ang2 _tri)
     ($preconditions
      (and (:isap _ang1 'ANG)
           (:isap _ang2 'ANG)
           (:isap _tri 'TRI)
           (:baseAngTri _tri _ang1 _ang2)
           (theorem (isosceles-triangle _tri)) ) )
     ($conseque
      (theorem (equal _ang1 _ang2)
               (reason 'BASE) ) ) )
```

1

領域の定理 T ($T_E + T_S$) に関して，$P = \{K_i\}$，$Z = \{G_i\}$ とし，T における K_i に関する極小限定を求めれば，システムが与えた複数の問題 Pr の正誤に基づいて，次の質問に答えることができる (3.2章のアルゴリズム 3.1を用いる).

- ルール K_i を正しく理解していない (適切な局面で正しく適用することができない). すなわち，$\neg K_i$.

4.2 学習者モデル診断の例

ここでは，初等幾何学における定理証明を例にして，上述した学習者モデル診断の具体的な動きを説明する．

表 1 にルールの例を示す．$param，$preconditions，$conseque は，それぞれ，ルールの引数，条件部，結論部を表す．リテラルは引数とともにリストで表現されている．例えば，リテラル :isa は，2 つの引数を持つ．theorem の修飾子を持ったリテラルは，T_E における G (すなわち，$CIRC[T;Z;P]$ の Z) になることを意味する．それ以外のリテラル (名前がコロンから始まっている) は，学習者にとっては既知であることが仮定されている述語である．すなわち，それらの述語に関して学習者は必ず正しく理解している (もしくは，認識できる) と仮定されている．

表 1 に示したルールに関連した診断知識 T の一部を表 2 に示す．T_P は，上述した :hasp などの学習者の理解が仮定されている述語に対応した節である．

ここで，$P = \{k_i(i = 01, 02, 03, \ldots)\}$，$Z$ は上述した theorem の修飾子を伴った述語，$F = \{\neg r03(A, B, C, D)\}$ とし，$CIRC[T; Z; P] \models F$ であることを検証する．この場合、$\mathrm{Deriv}(T, F)$ すなわち，$\mathrm{Deriv}(T, \neg K_1)$ は，以下のように求まる．

$$\mathrm{Deriv}(T, \neg K_1) = \{:\mathbf{hasp}(\_,\_), :\mathbf{baseAngTri}(\_,\_,\_), \neg p002(\_,\_)\}$$

ここで，:hasp(_,_)，:baseAngTri(_,_,_) は，T において常に充足可能である．また，この例では，$T_S{}^1$ において，$\neg p002(\_,\_)$ である (すなわち，学習者は問題 p002 を誤った) ことが述べられているので，$T \models \mathrm{Deriv}(T, \neg K_1)$ である．従って，「学習者はルール k03 を理解していない」と診断される．

5 おわりに

問題解決の知識における ITS の学習者モデル診断の手法を提案した．一般に，問題解決の知識は，様々な知識が相互に関連しあい，個々の知識に関する理解状態を把握することが困難である．本稿では，対象学習世界の専門家知識および学習者の振舞いから観察される事象を領域の定理とし，特定の知識に着目した極小モデルからの論理的帰結として個々の知識に関する理解状態を計算する手法を提案した．

この手法により，ルール形式で表現された個々の問題解決知識に対して，それを知らないという事柄の論理的妥当性をシステムの出題した問題の正誤に帰着させることが可能となる．すなわち，ある問題に正しく答えて，他の問題に誤っている場合には，特定のあるルールを知らないという診断仮説を論理的に計算できる．

本稿で提案した診断手法では，比較的簡潔な計算式により，学習者の理解状態に対する仮説を検証することが可能である．診断知識は領域知識のルールベースと学習者の応答に基づいているといった点も実装を容易にしている．現時点では，個々のルールに対する二値的な理解状態を表現するにと

表 2: 診断知識の例

$T_E{}^1$

```
cl( [ neg(:hasp( Tri1, Seg1 )), neg(:hasp( Tri2, Seg2 )),
      neg(cong( Tri1, Tri2 )), equal( Seg1, Seg2 ) ] ).
cl( [ neg(:baseAngTri( Tri, Ang1, Ang2 )),
      neg(isoTri( Tri )), equal( Ang1, Ang2 ) ] ).
```

$T_E{}^2$

```
cl( [neg( p001( S1, S1 ) ), k03( S1, S2, _, _ )]).
```

$T_E{}^3$

```
cl( [ neg(:hasp( Tri1, Seg1 )), neg(:hasp( Tri2, Seg2 )),
      neg(cong( Tri1, Tri2 )),
      k03( Seg1, Seg2, Tri1, Tri2 ) ] ).
cl( [ neg(:baseAngTri( Tri, Ang1, Ang2 )),
      neg(isoTri( Tri )), k05( Ang1, Ang2 ) ] ).
```

$T_E{}^4$

```
cl( [ neg(k03( S1, S2, _, _ )), equal( S1, S2 ) ] ).
cl( [ neg(k05( A1, A2, _ )), equal( A1, A2 ) ] ).
```

$T_S{}^1$

```
cl( p001( S1, S2 ) ).
cl( neg( p002( A1, A2 ) ) ).
```

$T_S{}^2$

```
cl( [ neg(k03( S1, S2, T1, T2 )),
        neg(k08(T1, T2, S1, S2, A11, A12, A21, A22 )),
        neg(k05( A11, A21, T3 ),
        neg(k04( T4, T5, A12, A22 )),
        neg(k08( T4, T5, S5, S6, S1a, S2a, Ss, Ss )),
        neg(k10( Ss, Ss )),
        p001( S1, S2 )
    ] ).
```

T_P

```
cl( :hasp(_,_) ).
cl( :baseAngTri(_,_,_) ).
```

どまっているが，今後，知識相互の関連性などを反映した診断手法への拡張が課題とされる．

本稿では，診断の対象となるルールの選択方法に関しては，研究目的の範囲を逸脱しているので言及していない．現時点では，教授戦略に基づいて，診断すべきルールを先に決定してから，その理解状態を計算させている．しかしながら，学習者が問題に解答するごとに，正しく理解されていないルールを求めることができれば，より変化に富んだ教授を展開することが期待される．このような動的な診断仮説の生成は，本手法の実用性を高める上での重要な課題の一つである．

参考文献

[1] J. De Kleer and B. C. Williams. Diagnosing multiple faults. *Artificial Intelligence*, Vol. 32, pp. 97–130, 1987.

[2] Michael R. Genesereth and Nils J. Nilsson. *Logical Foundations of Artificial Intelligence*, chapter 6. Morgan Kaufmann, 1986.

[3] Jhon McMarthy. Circumscription — a form of non-monotonic reasoning. *Artificial Intelligence*, Vol. 13, pp. 27–39, 1980.

[4] M.R.Genesereth, N.J.Nilsoon 共著. 人工知能基礎論. オーム社, 1993. 古川康一 監訳.

[5] Teodor C. Przymusinski. An algorithm to compute circumscription. *Artificial Intelligence*, Vol. 38, pp. 49–73, 1989.

[6] R. Reiter. A theory of diagnosis from first principles. *Artificial Intelligence*, Vol. 32, pp. 57–95, 1987.

[7] John Self. Model-based cognitive diagnosis. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, Vol. 3, pp. 89–106, 1993.

[8] D. Sleeman and John Seely Brown, editors. *Intelligent Tutoring Systems.* Academic Press, London, 1982.

[9] E. Wenger. *Artificial Intelligence and Tutoring Systems.* Morgan Kaufmann, Los Altos, CA, 1987.

[10] 岡本敏雄, 松田昇. 知的 CAI における幾何の証明計画の認識と学習機能について. 情処論, Vol. 30, No. 8, pp. 1046–1057, 1989.