

ITSにおける仮説推論を利用した misconception の抽象化について On Abstracting a Misconception by Hypothesis Based Reasoning for ITS

松田 昇
Noboru MATSUDA
金沢工業大学

Kanazawa Institute of Technology

岡本 敏雄
Toshio OKAMOTO
東京学芸大学

Tokyo Gakugei University

本研究は、問題解決の学習世界を対象とした知的 CAI において、解法知識の習得状態を表した表層的な学習者モデルから、対象学習世界の公理系に対する深層的な理解状態を説明する機能の実現を目的とする。そのためにシステムはまず、学習者の問題解決過程において観測される応答から、解法知識に関する表層的な学習者モデルを構築する。この学習者モデルは、学習者の適用した正しい解法知識および誤った解法知識を表現している。次に、この学習者モデルから、対象学習世界に対する学習者の概念モデルを推論する。すなわち、学習者が対象学習世界をどのように認識し、どのような誤概念 (misconception) を有するかといった観点から表層的な学習者モデルを説明する。こういった機能を実現するために、本稿では、対象学習世界における公理系を表現する概念モデルを構築し、表層的な学習者モデルに潜在する学習者の誤概念を診断的に解釈する仮説推論の適用について述べる。

キーワード 知的 CAI, 学習者モデル, misconception, 仮説推論

1 はじめに

問題解決型の学習世界における知的 CAI として、これまで多くのシステムが研究・開発されている。一般に、問題解決型の学習世界の特徴として、(1) 対象世界を規定する公理系が存在し、その公理系の中で (2) 演繹的に導出される定理に基づく問題解決知識がある。学習者は、そういった問題解決知識を習得し、また適切な状況でそれらの知識を適用することを学習する。さらに、課題をより最適に解決するために、(3) 経験則 (heuristic knowledge) といった付加的な知識が存在する場合があり、(汎用的な知識の習得と対比して) “問題解決技能の獲得” を目的とした教育システムも存在する。

こういった特徴を有する対象世界として、これまで Computer Game, Computer Programming, 数学, 物理などといった領域における知的 CAI が活発に研究されてきた [12][15]。これまでの多くの研究では、主に問題解決知識の獲得に関心が向けられていた。そして研究の初期段階においては、それらのシステムにおける学習者モデルは、問題解決知識自体の理解状態を表現することを意図したものが多くみられた。近年では、誤りの発生を考慮した学習者モデルや、表層的な誤りと深層的な誤概念を関連づけようとする研究が行われている。

ITS においては、学習者の誤り原因を同定し、誤りの根元に対する直接的な治療が (学習者自身に気づかせるか、システムが直接提示するか等の違いはあるが) 最も効果的な教授法であると思われる。その際、解法手順について手続的な説明を行うのではなく、対象世界を構成する公理系に基づいた説明を行う機能の実現は、ITS の役割上極めて意義深いことである。その際さらに、学習者の表出する問題解決行為の根底にある信念 (概念) の体系を同定し、学習者の有する誤概念および知識のゆがみといった視点から、解法を誤らせた原因に対する理由付けを行う機能の実現が望

まれる。そのような機能により、例えば、学習者の誤りを指摘する場合に、対象世界の公理系を利用した説明が可能になる。

本研究においては、上述した事柄を実現するために、解法知識に対する習得状態を表現する表層的な学習者モデルから対象学習世界における公理系に基づいた深層的なレベルに対する学習者の概念体系を推論する手法の探求が目的とされる。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。本研究においてはさらに、観測された問題解決行為から、対象世界に対する学習者の信念の体系を認識させようとするものである。

以下本稿では、2章で、解法知識の理解状態を表す表層的な学習者モデルを構築する方法について説明する。そして、3章で、学習者の誤概念について考察し、対象学習世界の公理系に対する深層的な認識状態を説明するための仮説推論のあり方について提案する。そして最後に、こういった機能を有する具体的な知的 CAI システムとして、学習世界に集合論を想定し、その構成について述べる。

2 解法知識と表層的な学習者モデル

本章では、学習者の解法過程において適用された解法知識を同定し、その適用に関する表層的な学習者モデルを構築する方法について述べる。ここでは、特定の解法知識は学習者の深層的な信念に基づいて適用されているといった立場から、解法知識の適用状態を表現した学習者モデルを表層的な学習者モデルと呼ぶ。

2.1 対象学習世界

本研究では、対象となる学習世界として初等集合論を想定する。そして、具体的な課題として集合式の簡略化を扱う。初等集合論の学習世界を選択した理由は、それが、単に式変換といった手

続きの解法知識を習得するだけでなく、その基礎となる様々な概念を理解することが目的とされるからである。このような特徴は、数学の学習全般についていえるだけでなく、問題解決を扱った多くの対象世界に共通する事柄であると考えられる。したがって、ここで提案する理論は、同様な特徴を有する他の学習領域に対しても適用可能であると思われる。次に、具体的な課題について説明する。

ここで想定する課題は、集合式の簡略化である。学習者は、与えられた複雑な集合式を簡略化するために、一連の式変換規則を適用し、解を導く。そのために、具体的なシステムを構築する場合には、学習者が簡略過程を通常の式表現で入力できる機能が望まれる。図1に、解答入力の例を示す。図において、下線の部分が学習者による入力である。学習者はこのように、問題解決の中間状態を明示的にシステムに入力することが可能である。

図2に、解法過程において適用可能な基本的な解法知識を示す。学習者は、図に示した解法知識を習得することが学習の目標とされる。しかし、解法知識の意味を理解するためには、単にそれを記号列の並びとして認識するのではなく、集合論の公理系に対する理解が必要とされる。そこで、システム内部に集合論の公理系を表現したモデルを定義する必要があるが、それについては3.1で述べる。

次の式を簡単にしなさい。

$$(A \cap B^c) \cup (A \cap B) \quad \begin{array}{l} = A \cap (B^c \cup B) \\ = A \cap \Omega \\ = \Omega \end{array}$$

図1 解答入力の例

変形知識	
m ₁ A∩B = B∩A	j ₁ A∪B = B∪A
m ₂ (A∩B)∩C = A∩(B∩C)	j ₂ (A∪B)∪C = A∪(B∪C)
m ₃ A∩(B∪C) = (A∩B)∪(A∩C)	j ₃ A∪(B∩C) = (A∪B)∩(A∪C)
m ₉ (A∩B) ^c = A ^c ∪B ^c	j ₉ (A∪B) ^c = A ^c ∩B ^c
変換知識	
m ₄ A∩A = A	j ₄ A∪A = A
m ₅ A∩(A∪B) = A	j ₅ A∪(A∩B) = B
m ₆ A∪φ = A	j ₆ A∩Ω = A
m ₇ A∩φ = φ	j ₇ A∪Ω = Ω
m ₈ (A ^c) ^c = A	
m ₁₀ A∩A ^c = φ	j ₁₀ A∪A ^c = Ω
m ₁₁ φ ^c = Ω	j ₁₁ Ω ^c = φ

図2 集合式の変換規則

2.2 解法知識の同定

本節では、学習者の解法過程において適用された解法知識を同定する方法について述べる。

システムは、学習者の入力した集合式の変換過程を1ステップ(図1に示した入力の1行)ごとに分割し、各ステップにおいて適用された解法知識を推論する。図3に、システムにより同定された解法知識の例を示す。学習者が図の上半分に示した解答を行った場合、システムは学習者の解答の各ステップにおける変換された集合式を比較し、図の下半分に示した解法知識を同定する。同定された解法知識の表現において、CR₁は正しい(すなわち、エキスパート知識から導出できる)変換規則を表し、mCR₁は誤った(エ

$$(A \cap B)^c \cup A = (A^c \cup B^c) \cup A = (A^c \cup A) \cup B^c = \phi \cup B^c = B$$

↓

$$\begin{array}{l} \text{CR}_1: (A \cap B)^c = A^c \cup B^c \\ \text{CR}_2: (A^c \cup B^c) \cup A = (A^c \cup A) \cup B^c \\ \text{mCR}_1: A^c \cup A = \phi \\ \text{mCR}_2: \phi \cup B^c = B \end{array}$$

図3 変換規則の同定

キエキスパート知識の導出結果と矛盾する)規則を表す。

学習者の入力した集合式は、Prologのクローズの表現形式を用いて、次に示す内部表現に変換される。

$$"X \cap Y \rightarrow i(X, Y); X \cup Y \rightarrow u(X, Y); X^c \rightarrow c(X)"$$

そして解法知識の同定は、内部表現に変換された集合式の凡化および単純化操作により行われる。

式の凡化により、複雑な集合式の構造が抽出される。例えば、 $(A \cap (A \cap B)^c)^c = A^c \cap (A \cap B)^c$

といった集合式の内部表現は、次のようになる。

$$c(i(a, c(i(a, b)))) = i(c(a), c(c(i(a, b))))$$

式の凡化は、与えられた集合式に単一化可能な代入を求める問題に帰着される。上述した例の場合、左辺に対する最も一般的な代入 θ は、 $\theta_1 = \{i(a, c(i(a, b)))/X\}$ であり、この場合、左辺は $c(X)$ となる。しかし、右辺は代入 θ_1 と単一化可能ではない。そこでシステムは、左辺に対する別の代入を求める。上述した例のすべての代入を図4に示す。この場合、両辺を単一化可能な最も一般的な代入は、 $\theta_2 = \{a/X, c(i(a, b))/Y\}$ であり、学習者の適用した式変換の規則は、 $c(i(X, Y)) = i(c(X), c(Y))$ すなわち $(X \cap Y)^c = X^c \cap Y^c$ であると仮定される。

$$\text{与式: } c(i(a, c(i(a, b)))) = i(c(a), c(c(i(a, b))))$$

代入 θ	左辺	右辺	
θ_1	$\{i(a, c(i(a, b)))/X\}$	$c(X)$	単一化不可能
θ_2	$\{a/X, c(i(a, b))/Y\}$	$c(i(X, Y))$	$i(c(X), c(Y))$
θ_3	$\{a/X, i(a, b)/Y\}$	$c(i(X, c(Y)))$	$i(c(X), c(c(Y)))$
θ_4	$\{a/X, b/Y\}$	$c(i(X, c(i(X, Y))))$	$i(c(X), c(c(i(X, Y))))$

図4 集合式の単一化

式の単純化により、複雑な集合式に対して部分的に適用された解法知識を同定することが可能となる。例えば、次の例を考える。

$$A \cup (A \cap B)^c = A \cup (A \cap B)^c$$

内部↓表現

$$u(a, c(c(i(a, b)))) = u(a, c(i(a, b)))$$

上述した式の凡化により、 $\theta = \{a/X, c(i(a, b))/Y; u(X, c(Y)) = u(X, Y)\}$ といった代入が求められる。すなわち、次の解法知識が同定される。 $X \cup Y^c = X \cup Y$ 。しかしこの場合、冗長な要素が含まれているので、同定された解法知識の両辺の差異を求めることにより、次のように単純化される。 $c(Y) = Y$ 、すなわち、学習者は、 $Y^c = Y$ といった解法知識を適用したと仮定される。

2.3 解法知識の理解状態を表す学習者モデル

本節では、解法知識に関する学習者の理解状態を表現した学習者モデルを構築する手法について述べる。

ここで想定する学習者モデルは、問題解決に必要な手続き的な知識に関する学習者の表層的な理解状態を表現する。具体的には、図3の下半分に示された表現形式による解法知識のデータベースとして、学習者モデルが構築される。すなわち、本システムにおける学習者モデルは、式変形の過程において、学習者の適用した式変換の規則に対して、正しい規則と誤った規則を同時に蓄積していくといった、知識獲得的な機能を有するデータベースであるといえる。

システムはまず、学習者から観測された解法知識の正誤を判断する必要がある。正しい解法知識は、解法エキスパートの解法知識(エキスパート知識)から導出することが可能である。したがって、正しい解法知識を判定することは比較的容易である。他方、エキスパート知識からの導出と矛盾する規則¹⁾に対しては、一般にそれが誤りであることをシステム内部で証明することはできない。しかし、ここで想定するエキスパート知識は、いわゆるヒューリスティックな知識を表現したものでなく、対象学習世界における公理に基づく定理の集まりである。したがって、エキスパート知識からの導出と矛盾する規則に対しては、誤りであると判断している。

さて、上述したようにシステムは、解法過程において観測される解法知識を蓄積することにより、学習者モデルを構築する。その際、冗長な要素を排除する機能を有する。すなわち、新たに同定された規則を学習者モデルに取り入れるために、既に学習者モデルに存在していたある規則が、他の規則集合から導出可能となった場合(あるいは、その逆の場合)には、それを冗長な要素として排除する。図5に、その図式を示す。

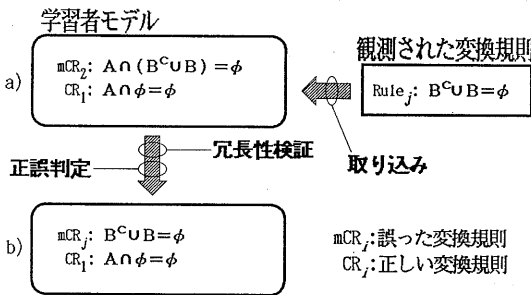


図5 冗長性の管理機構

図は、学習者モデルがa)の状態であった場合に、新たに“Rule_j: B ∪ C = φ”なる規則を取り入れる場面を想定している。この場合、以前に学習者の適用した正しい規則CR₁および新たに観測された規則Rule_jから、規則mCR₂を導出することが可能である。そこでシステムは、学習者モデルからmCR₂を削除し、新たに規則Rule_jを学習者モデルに取り込む。

実際には、学習者から新たな解答が入力されるごとに、上述した方法により学習者モデルの冗長性管理が行われる。新たに観測された規則に対して、いかなる冗長性も見いだされない場合、独立した規則として学習者モデルに取り込まれる。そして、規則の正誤が判定され、適切なラベルが付加される。図5では、新たに取り込まれた規則Rule_jは、エキスパート知識と矛盾するので、誤りであると判定され、mCR_jといったラベルが付加されている。

¹⁾例えば図3のmCR₁では、エキスパート知識を利用するとA ∪ A = Ωとなり、mCR₁とは矛盾した結果になる。

3 学習者の概念構造のモデル化

2章で示した学習者モデルは、対象学習世界に対する学習者の認識状態を直接表現したものではない。しかし、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、対象学習世界に対する学習者の信念に裏付けられたものであると考えることは妥当であると思われる。したがって、学習者の理解状態に即した教授を展開するという知的CAI本来の目的からすれば、単に学習者が適用した解法知識に基づいて学習者モデルを構築するのではなく、システム自体が学習者の根底にある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。

前述したように、解法知識の理解状態を表した学習者モデルは、問題解決的な学習世界における表層的な学習者モデルと考えることができる。そこで、この表層的な学習者モデルから、対象学習世界における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能が望まれる。

ここで、対象学習世界における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展開は、手続き的な問題解決知識に対する習得状態を表現した表層的な学習者モデルから、学習者の概念モデルを推論し、領域概念レベルで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される。その図式を図6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。

本章では、領域概念モデルおよび学習者の概念モデルの構造について各々説明し、表層的な学習者モデルから、学習者の概念モデルおよび誤概念を説明する仕組みについて述べる。

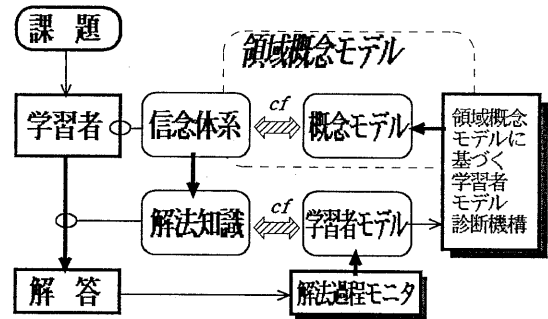


図6 領域概念モデルに基づく学習者モデルの解釈

3.1 領域概念モデル

対象学習世界における学習者の概念モデルを推論するためには、対象学習世界の公理系を構成する概念の構造を表現する必要がある。ここではそれを領域概念モデルと呼ぶ。領域概念モデルは、学習者の深層的な理解状態を推論する場合の重要な知識源となる。したがって領域概念モデルは、対象学習世界の概念構造を表現すると同時に、学習者の知識構造を表現しうる十分に部品化された認知的なプリミティブ[9]により記述される必要がある。

具体的には本研究では、集合論の学習世界を想定しているで、例えば、“交わり”、“空集合”、“補集合”などといった概念間の関連を、“定義”、“上位(下位)概念”といった属性によって記述する。概念間の関連を認知的に定義する属性としては、例示した“上位(下位)概念”の他に、類似関係、包含関係などが考えられる。図7にその図式を示す。これらは、属性のネットワークで表現することが可能であり、さらに階層的・因果的に定義されるべきである。したがって、フレームにより表現することが可能であると思われる(対象世界のモデルをフレームにより表現する試みとして、例えば、ZEROに基づく対象モデル[3]があげられる)。

後述するように、学習者の概念構造は、領域概念モデルをベースにして表現される。そして、学習者の有する誤概念は領域概念モデルにおけるゆがみとして考える。また領域概念モデルは、対象学習世界の公理系を表現しているため、学習者の概念モデルを推論する場合に参照されるだけでなく、公理的・論理的な教授・説明を行う場合に極めて重要な知識源となる。

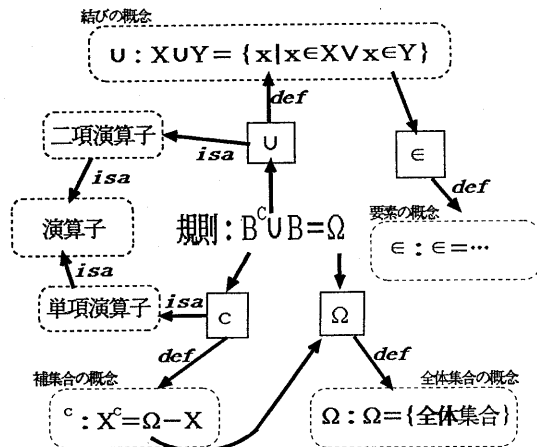


図7 領域概念モデル

3.2 学習者の概念モデル

深層的なレベルにおける学習者の理解状態は、領域概念モデルにおける構造のゆがみとして表現される。すなわち、本来は S_0 といった概念構造をもつ学習世界において、学習者の信念体系が S_D なる構造であるならば、 S_0 と S_D における構造の違いとして学習者の理解状態がモデル化される。 S_0 は、領域概念モデルに対応する。以下、 S_D を学習者の概念モデルと呼ぶ。

領域概念モデルおよび学習者の概念モデルを用いると、学習者の理解状態は基本的には、(1) S_0 には存在して、 S_D には存在しない構造、(2) S_0 には存在しないが、 S_D には存在する構造としてモデル化されるように思われる。しかし後述する理由により、領域概念モデルの表現力だけでは必ずしも十分ではない場合がある。そこで、学習者の応答を正確に反映するモデルを何らかの知識表現を用いて構築するといった立場ではなく、理解状態に即した適切な教授を遂行するために必要なモデルとして学習者の概念モデルを位置づける。

すなわち、学習者の概念モデルは、学習者に教授すべき概念を示唆し、さらに学習者の有する誤概念を説明するための知識源であると言える。次に、誤概念について考察し、学習者固有の誤概念を説明する機構について述べる。

3.3 misconception

知的CAIにおける学習者モデル構築において、専門家の知識に対する学習者の理解状態を“習得・未習得”といった値で管理するOverlay-model[7]は古くから利用されている。そこでは、問題解決過程において学習者の適用した解法知識を同定する機能を組み入れる必要があるが、そういった処理系自体は、対象世界の構造を解析・利用することにより実現することが可能である(例えば[2][13]など)。実際、本システムにおいて問題解決モニタは、学習者の適用した変換規則を同定することが可能である。

一方、専門家知識では説明することができない、学習者に独特な誤概念(misconception)をモデル化することは困難であり、これまでに様々な手法により認知的・工学的な研究が行われている。誤概念を最初に扱った古典的な知的CAIシステムに、BUGGY[6]がある。BUGGYでは、想定される誤り(Bug)を予め列記しておく、学習者の応答を説明するBugを探索する。しかし、システム自体はBugの意味を理解していないので、探索されたBugに基づいて動的に治療を行うことは困難である(むしろ、学習者の誤りを予測する機能を利用して、Guided Discoveryといった学習環境を提供している)。

真の意味で学習者の理解状態を反映した教授を展開するためには、システム自体が誤概念に対する知識を持つ必要がある。そして、そのような前提知識のもとで、観測された誤りを生成した根元的な概念の構造を認識することが必要である。専門家知識の習得状態で学習者の理解状態を表現する手法や、想定される誤りを可能な限り枚挙する手法では、観測された誤りとその根底にある概念構造関連づけることは困難である。

観測された誤りと深層的な誤概念を関連づける初歩的な研究として、MENO-II[14]がある。そこでは予めシステムに対して、対象世界におけるバグに関する知識(Bug Network)、専門家の有する知識(Expert Knowledge Model)、および誤概念に関する知識(Misconception Network)といった知識を与えている。そして、各々の知識間の関連が定義されている。これにより、学習者から観測された誤りが、どのような誤概念に基づくものであるかを一意に診断し、さらに本来正しい知識はどのようなものであるかを同時に知ることができるようになっていく。形式的には、BUGGYにおける各Bugに対して、想定される誤概念と正しい概念を定義したものであると考えることができる。

また比較的新しい試みとしては、表層的な誤りから深層的なレベルにおける理解状態を認識し、対象学習世界における公理系に基づいた説明を行うシステムとして、IPPS-II[4]があげられる。そこでは、物理学における問題解決のための式導出に必要な知識(ドメイン原理と呼ばれている)を定義し、単に式の適用に関する理解状態を認識するのではなく、ドメイン原理に基づく公式の導出過程といった深いレベルでの理解状態を診断している。さらに、学習者が正しく理解できていないドメイン原理を積極的に説明する機能を実現している。

こういった動向を踏まえ、本研究においては、誤概念を次のようにとらえる。すなわち、学習者が問題解決において誤りを犯すのは、対象領域の公理に対する正しい知識を有していないからであり、さらに、欠落した正しい知識を補うものとして専門家知識には存在しない誤概念が作り上げられると考えることは妥当であ

らと思われる。ここでいう誤概念は、対象学習世界の公理に対する誤解といった深層的なレベルにおける誤りから、特定の状況で適用される誤った解法手続きといった場当たりの誤りまでを含む。つまり、学習者の誤概念は、対象世界を構成する原理に対する理解が満足されていないために生成されることは明かであるが、それを補う知識としての誤概念自体は、一元的な尺度では表現できないように思われる。

上述した事柄を領域概念モデルに当てはめて考えれば、次のようになる。学習者の誤概念は、領域概念モデルにおける特定の概念に対する理解が満足されていないために発生する。そして、それに替わるものとしての誤概念自体は、必ずしも領域概念モデルおよびエキスパート知識の中では説明ができない場合がある。ここで、領域概念モデルにおいて学習者に理解されていない概念 C_0 を核概念と呼ぶと、学習者の概念モデルにおいて、誤概念は次のように定式化される。すなわち、学習者の問題解決において観測される誤りは、領域概念モデルにおける核概念 C_0 に対する理解が、正しく行われていないために生じる。そして学習者は、核概念 C_0 を補うものとして領域概念モデルおよびエキスパート知識では説明できない誤概念 C_D を有する。

ここで提案する領域概念モデルおよび学習者の概念モデルは、MOD 学習者モデル [1] の一般化である。MOD 学習者モデルでは、専門家のもつ知識構造に学習者の習得知識構造をオーバーレイさせ、状態の差異を見つけたことによって学習者の理解状態をモデル化する。ここでは、専門家のもつ知識集合が領域概念モデルに対応し、学習者の習得知識構造が学習者の概念モデルに対応している。その図式を図 8 に示す。図において学習者は、概念 C_0 に対する理解が十分ではないために、領域概念モデルには存在しない構造 " $C_{S1} \rightarrow C_D \rightarrow C_{S2}$ " を有する。こういった構造をここでは誤概念と呼んでいる。誤概念は、本来領域概念モデルには存在しないので、その構造を明示的に表現することは困難である。したがって、ここでは、誤概念を何らかの方法により表現するのではなく、それがどのような概念であるかを説明する機能を構築するものである。

さて、具体的に領域概念モデルおよび学習者の概念モデルを用いて学習者の有する誤概念を表現するためには、少なくとも 2 つの問題を解決する必要がある。すなわち、(1) 領域概念モデルにおいて、学習者に理解されていない核概念を同定する方法および (2) 欠落した核概念を補うために学習者が有する誤概念 C_D を説明する方法である。

3.4 核概念の同定

問題解決に利用される各変換規則は、領域概念モデルの特定の概念と関連づけられている。例えば、" $A \cup A = A$ " といった変換規則は、「交わり」、「補集合」、「空集合」、「集合の差」などの概念と関連づけられている。学習者の問題解決過程を通して構築された解法知識の適用に関する表層的な学習者モデルにおいて、核概念 C_0 の欠落により、 C_0 に関連のある解法知識に対して誤りが集中すると考えることができる。したがって、学習者の誤った解法知識と領域概念モデルの関連を調べることで、核概念を同定することが可能であると思われる。本稿では、その詳細は述べないが、因果的依存関係に基づいた一貫性管理の問題としてとらえることが可能であると思われる。

3.5 仮説推論を用いた misconception の説明機構

前述したように、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、

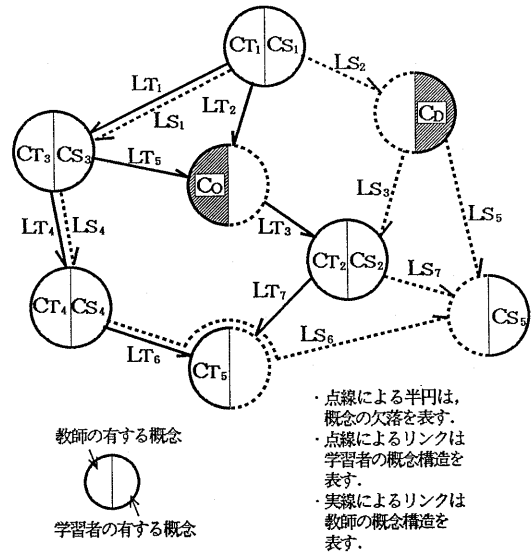


図 8 MOD 学習者モデル

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。一般に、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) を求める推論方式である [5][10]。

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 [11]。

知的 CAI における学習者の misconception を診断するための仮説推論は、学習者モデルが表現する知識状態 S に対して、エキスパート知識 (F) だけでは説明できない構造 S 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、学習者の知識構造 S を部分的に説明する仮説 (h) を選択する機構である。その図式を図 9 に示す。部分的に説明するといったことの意味は、学習者の概念モデルが必ずしも一貫した信念体系のもとに無矛盾であるとは考えにくいからである。そこには、複数の誤概念が存在し、特定の誤概念が特定の状況で適用されると考えることは妥当であると思われる。

さて、学習者の誤概念を説明するための仮説推論において、具体的に診断仮説として何を記述するかといった事柄が問題になる。ここで提案する診断仮説集合は、学習者の誤りの根元を説明するためのプリミティブである。前述したように、学習者は核概念の欠落により正しい概念モデルを習得することができず誤りを犯すといった立場から、核概念に替わるものとして、学習者がどのような誤概念を有しているかに関する仮説を想定する必要がある。すなわち、ここで想定する診断仮説は、学習者に未習得な核概念と、観測された表層的な誤りを関連づける認知的な規則の集合である。

筆者らは、具体的な仮説を記述する場合に、視点 (view point) の理論を適用する。ここで言う視点とは、因果的または戦略的な

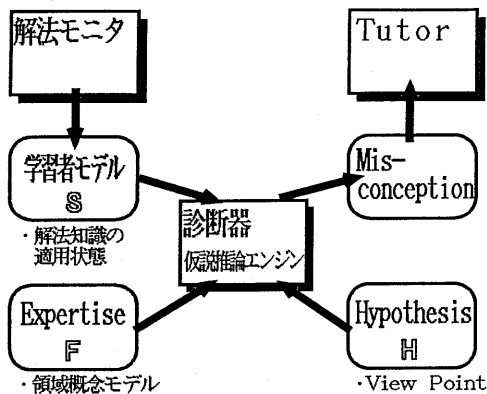


図9 学習者モデル診断のための仮説推論

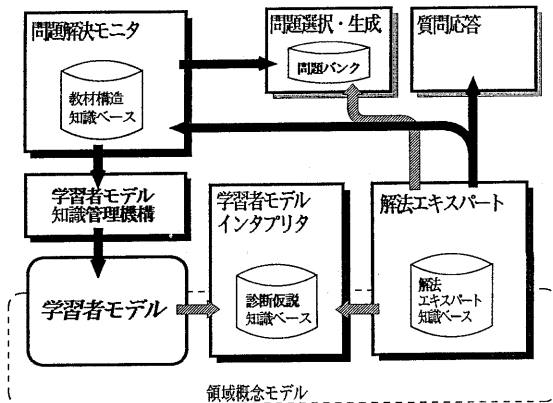


図10 システムの構成

観点からの問題の分類、過去の経験に基づく類推、問題解決に用いられる戦略などを意味する。これらはいずれも、学習者が領域概念モデルをどのようにとらえているかといった事柄や学習者独自の誤概念を適切に説明することが可能である。

4 集合演算における知的CAIの構成

本章では、前述した学習者の概念モデルに基づく、深層的な学習者モデルを有する知的CAIとして、集合演算の学習世界におけるシステムの構成について述べる[8]。

システムの主な構成を図10に示す。システムは、解法エキスパート知識ベース、教材構造知識ベース、問題バンク、診断仮説知識ベースといった知識ベースを有する。システムを構成する主なモジュールは、(1) 解法エキスパート、(2) 問題解決モニタ、(3) 学習者モデルおよび学習者モデル管理機構、(4) 学習者モデルインタプリタ、(5) 課題選択・生成器、(6) 入力インタフェース、(7) 教授・対話制御器である。

システムの主な動作は、次の通りである。システムは、課題選択・生成器により課題を学習者に提示する。学習者の解法過程は、インタフェースを通して問題解決モニタに入力される。問題解決モニタは、学習者の適用した変換規則を同定し、その結果を学習者モデル管理機構に渡す。学習者モデル管理機構は、冗長性を管理しながら、解法知識の適用に関する学習者モデルを更新する。学習者モデルインタプリタは、診断のための仮説集合から、学習者の深層的な理解状態を説明する仮説を選択する。そして、教授・対話制御器が学習者の理解状態に基づいた教授を展開し、必要とあれば、課題選択・生成器に適切な課題の選択を行わせる。

4.1 知識ベース

システムは、次に示す4つの知識ベースを有する。

- ・解法エキスパート知識ベース: 本システムにおける解法エキスパート知識ベースは、図2に示された式変換のための手続き的規則的知識ベースと、図7に示された集合論の公理系を示した宣言的な領域概念モデルにより構成される。手続き的な知識ベースは、主に解法エキスパートの問題解決および学習者に対する説明生成のために用いられる。解法エキスパートは手続き的な知識だけを

利用してS問題を解く。一方、宣言的な知識ベースは、学習者に対して公理的な説明を生成する場合に利用される。

- ・教材構造知識ベース: 教材構造知識ベースは、特定の課題に対する解法を示した知識ベースである。それは、学習者に提示された課題に対応して解法エキスパートにより生成される。具体的には、解法過程において適用される変換規則の列として表現されている。
- ・問題バンク: 学習者の理解状態に即した教授を展開するために、4つの型の課題を有する。これらの課題は、教授戦略に基づいて選択・提示される。

(1) S問題 (Simplify): 与えられた集合式を簡略化する問題である。本システムにおいて最も基本的な問題であり、集合演算における式変換の各法則に対する理解およびその適用に関する診断に用いられる。

(2) C問題 (Change): 式変換規則そのものを問う問題である。これにより、各法則に対する理解状態を直接知ることが可能である。

(3) I問題 (Iconic): Venn図を用いた問題である。この型の問題には、与えられた集合式のVenn図における領域を選択するものと、Venn図で示された領域を集合式で表現するものがある。この型の問題は、視覚的に思考することが可能であり、SおよびC問題に比べ理解が容易であると思われる。

(4) E問題 (Enactive): 集合式から要素を直接的に求める問題である。集合論における最も基本的な事柄に対する理解状態を診断する場合に用いられる。

- ・診断仮説知識ベース: 解法知識の適用に関する学習者モデルを診断的に解釈し、学習者の概念モデルを説明するための仮説集合である。

4.2 解法エキスパート

一般に、知的CAIにおける解法エキスパートは、対象領域における問題解決知識を有し、学習者の解答の正誤を診断したり、学習者の質問に答える機能を有する。

本システムの解法エキスパートは、式変換のための知識ベースを利用し、集合論における式の簡略化を行う。また、領域概念モデルを利用して、集合の要素を求める演算を行うことが可能である。解法エキスパートは、学習者の解答のチェックや質問応答に利用されるほかに、Venn図を用いた説明において、与えられた集

合式に対応する Venn 図を描く場合などに利用される。

4.3 問題解決モニタ

問題解決モニタは、2.2で述べた方法を利用して、解法過程において学習者が適用した解法知識を同定する。その結果は、学習者モデル管理機構に渡される。

4.4 学習者モデル管理機構

問題解決モニタにより同定された解法知識を、解法知識の理解状態を表す表層的な学習者モデルに取り入れる。その際、2.3に示した冗長性の管理を行う。さらに、適用された解法知識の正誤を判断する。解法知識に対する正誤の判断は、エキスパート知識からの導出可能性を検証することで行われる。

4.5 学習者モデル

本システムにおける学習者モデルは、2.3で示した解法知識の適用に関する学習者モデルのほかに、問題生成・選択および教授戦略の決定のために、2組のプロダクションメモリとしての学習者モデルが存在する。一つは、解法知識全体に対する理解状態を表現し、他の一つは、特定の課題における解法知識の適用に関する理解状態を表現する。前者をターゲット達成状況メモリ(Tメモリ)、後者を問題法則理解状態メモリ(Pメモリ)と呼ぶ。システムは、これら2つのメモリを問題提示-教授という過程において、各々生成・更新する。

Tメモリは、図2に示した各法則の習得状態および適用に関する理解状態を表現する。具体的には、規則名を示すラベルと2つのフラグを用いて次の用に表現される。

$$m_rule([m_1(-,-), m_2(-,-), \dots, j_{11}(-,-)]).$$

各フラグは、アンダーバー「 $_$ 」で示されている。前者が適用レベル、後者が規則自体の理解を表現する。

Pメモリは、システムが新しい課題 S_i を出題する場合に、教材構造知識ベースに基づいて生成される。例えば、課題 S_i に対して、解法エキスパートが $solution(i, [m_1, m_2, j_1, j_2])$ といった解法を教材構造知識ベースに生成した場合、Pメモリは次のように設定される。

$$m_pro(i, [(m_1, -), (m_2, -), (j_1, -), (j_2, -)]).$$

ここに示した2つのメモリは、解法知識の習得に対する表層的な理解状態を表現している。したがって、これらのメモリだけで学習者の深層的な認識状態に基づいた教授を展開するものではない。むしろ、これらのメモリは、課題を選択・生成するために補助的な要素として機能する。

4.6 課題選択・生成器

学習者の理解状態に即した課題を選択・生成する機能が望まれる。例えば、教授展開において、特定の解法知識に対する理解状態を求める場合には、その規則だけを適用するような課題を生成する機能が有効である。

本システムは、特定の解法知識を含む課題を生成する機能を有する。具体的には、解法知識を逆に適用し、任意の集合式からそれを解とする課題を生成する。その図式を図11に示す。図において、解として単一の集合 ' Ω ' が与えられている。システムの目標は、解法知識 j_7 を含むレベル2の課題を生成することである。ここで、課題のレベルとは、解を導くために最低限度必要な規則の適用回数である。システムは、Tメモリを参照し、適用レベルで

の理解が得られている解法知識を1つ選択し (j_{10})、それらを逆に適用して課題となる集合式を生成している。

$$\Omega \stackrel{m_7}{\Rightarrow} \Omega \cup A \stackrel{m_8}{\Rightarrow} (B \cup B^c) \cup A$$

Ω : 全体集合; B^c : 集合 B の補集合

図 11 課題の生成

4.7 入力インタフェイス

2.1で述べたように、本システムには、集合式を入力する機能が望まれる。本システムのインタフェイスは、集合式の表現に用いられる記号(例えば、' \cap '、' \cup 'といった演算子、および ' ϕ '、' Ω 'といった特定の集合を表す記号)を入力することが可能である。現時点においては、集合式を入力することしかできないが、柔軟な学習を実現するためには、多くの表現能力をもった入力インタフェイスを具備する必要があると思われる。

4.8 教授・対話制御器

システムは、前述した2つの理解状態メモリに基づいて、課題の選択・説明を行う。ここでは、その方法について述べる。なお、学習者の概念モデルに基づいた深層的な教授および公理に基づいた説明に関しては現在検討中である。

システムは、学習者の解答に基づいて、P/Tメモリを次のように変更する。まず、問題 S_i に対する学習者の解答が正解である場合、Pメモリの全ての法則に c フラグを立てる(例えば、 $m_pro(i, [(m_1, c), (m_3, c), (m_5, c)])$)。そして、Tメモリの対応する法則の適応レベルでの理解に、次のように c フラグを立てる。

$$m_rule([m_1(c, -), m_2(-, -), m_3(c, -), m_4(-, -), m_5(c, -), \dots]).$$

一方、学習者の解答が誤りであると診断された場合には、理解できていない疑いのある法則のみを含む問題を提示し、その法則を理解できているかどうかを学習者に問う。そして、理解されていないと診断された法則に対して w フラグを立てることににより、Pメモリは、次のように更新される。

$$m_pro(i, [(m_1, c), (m_3, w), (m_5, c)]).$$

同時に、Tメモリを更新する。

$$m_rule([m_1(-, c), m_2(-, -), m_3(-, w), m_4(-, -), m_5(-, c), \dots]).$$

さらに、P/Tメモリの状態に基づいて、次に示すような教授知識を適用する。

```

if out(TM, mi(-, c)) and in(PM, (mi, w))
  and out(PM, (mj, w)) for  $\exists i, \forall j (j < i)$ 
then [法則 mi に関する I 問題を提示].
  if out(TM, mi(-, c)) and in(PM, (mi, w))
    for  $\forall i$ 
  then [法則 mi に関する E 問題を提示].
    if in(TM, mi(-, w))
  then [説明機能により法則 mi の説明を提示].

```

ここで、 $out(Id, Flag)$ および $in(Id, Flag)$ は、メモリ Id にフラグ $Flag$ が存在しない状態および存在する状態をそれぞれ表す。メモリ Id は、TM が Tメモリを、PM が Pメモリをそれぞれ表す。

一つの問題終了後、学習者モデルに基づき学習者の理解状態に応じた問題を選択する必要がある。そのためにシステムは、次に示すような問題選択規則を有する。

```

if out(TM, mi(-, w)) for  $\forall i$ 
then [次の条件を満たす法則 mi に対する
S 問題を選択].
in(TM, mi(-, -)) and in(TM, mj(-, c))
for  $\exists i, \forall j(j < i)$ 
if in(TM, mi(-, w))
then [法則 mi を含む最も簡単な問題を選択].
if in(TM, mi(-, c)) for  $\forall i$ 
then [問題選択終了].

```

図 12 に、学習者モデルと診断・教授の制御の関係を示す。

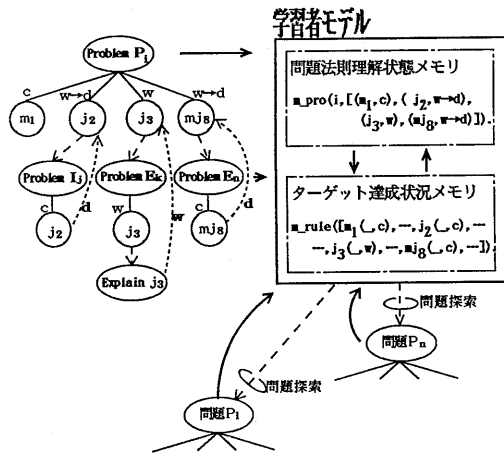


図 12 学習者モデルと診断・教授の関係

5 おわりに

解法知識の理解状態を表現した表層的な学習者モデルから、対象学習世界の概念構造に基づいた深層的なレベルにおける理解状態および誤概念を説明する手法について述べた。システムは、対象学習世界の公理系を表現した領域概念モデルを有する。学習者の問題解決において適用された解法知識は、解法モニタにより同定され、表層的な学習者モデルが構築される。そして、表層的な学習者モデルにおける誤りを領域概念モデルと対応づけることにより、学習者に理解されていない核概念を同定する。さらに、学習者は核概念に関連した誤概念を有するといった仮定のもとで、表層的な学習者モデルを診断的に解釈し、学習者の有する誤概念を説明する。そのために、学習者の視点に基づいた診断仮説について考察した。

参考文献

- [1] 岡本敏雄. “知的 C A I のための教授世界知識の表現とその推論の方法”. 信学論 D, Vol. J70-D, pp.2658-2667, 1987.
- [2] 岡本敏雄. “ITS における定型化した誤り診断技法 “POPO” の研究”. C A I 学会論文誌, Vol.7, No.1, pp.3-13, 1990.
- [3] 上野晴樹. “対象モデルの概念に基づく知識表現について—深層知識システムへのアプローチ—”. 信学技報, AI86-4, pp.21-28, 1986.
- [4] 中村, 平島, 上原, 豊田. “ITS のための説明機能に関する検討—ドメイン原理および類推を用いた学生モデル生成法—”. 信学論 D-II, Vol. J73-D-II, No.3, pp.399-407, 1990.
- [5] 國藤進. “仮説推論”. 人工知能学会誌, Vol.2, No. 1, pp.22-29, 1987.
- [6] J.S. Brown and R.R. Burton. “Diagnostic Models for Procedural Bugs in Basic Mathematical Skills”. *Cognitive Science*, Vol.2, pp.155-192, 1978.
- [7] B. Carr and I.P. Goldstein. “Overlays: a Theory of Modelling for Computer Aided Instruction”. *AI Memo 406 (LOGO Memo 40)*, MIT AI Lab., 1977.
- [8] T. Okamoto. “The Study on ITS for Teaching the Procedures of Simplification in Set-Operations”. *Transactions of IEICE*, Vol. E-73, No.3, pp.323-331, 1990.
- [9] A.T. Pappaport. “Cognitive Primitives”. *Int. Journal of Man-Machine Studies*, Vol.29, pp.733-747, 1988.
- [10] D. Poole. “A Logical Framework for Default Reasoning”. *Artificial Intelligence*, Vol.36, pp.27-47, 1988.
- [11] 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, 1987.
- [12] D. Sleeman and J.S. Brown. *Intelligent Tutoring Systems*. Academic Press, London, 1982.
- [13] D.H. Sleeman and M.J. Smith. “Modelling Student’s Problem Solving”. *Artificial Intelligence*, Vol.16, pp.171-188, 1981.
- [14] E. Soloway and W.L. Johnson. “MENO-II: An AI-Based Programming Tutor”. *Journal of Computer-Based Instruction*, Vol.10, No.1, pp.20-34, 1983.
- [15] E. Wenger. *Artificial Intelligence and Tutoring Systems*. Morgan Kaufmann, Los Altos, CA, 1987.