

マルチメディア教育システムにおける行き詰まり学生支援機能 —説明に基づく学習と演繹データベースを利用した実現方式—

白田 由香利

学習院大学 経済学部 経営学科

〒171-8588 東京都豊島区目白 1-5-1

yukari.shirota@gakushuin.ac.jp

本稿では、マルチメディア教育システムにおいて行き詰まり状態になった学生をいかにシステムが支援するかについて考察する。この学生支援機能の実現アプローチには知的CAI分野、人工知能の機械学習分野、知識データベースの分野などで研究された方法論が多様にある。本稿ではそれらの方法論を教育効果、実現性、性能効率の面から考察し、行き詰まり学生支援機能の実現アプローチとして最適なものを探っていく。次にそれらの考察を踏まえた上で、行き詰まり学生支援機能、広義には学生の問題解決支援においては、説明に基づく学習の方法論(EBL)及び演繹データベースの利用が有効であることを述べ、我々の提案するEBLによるメタレベル教材作成手法を説明する。具体的な適応方式を示すため、経営数学の文章題「微分による最適化問題」を取り上げる。

キーワード e-Learningシステム, 説明に基づく学習(EBL), 説明に基づく一般化(EBG), 演繹データベース, ITS

Data Mining Association Rules for Learning Transaction Databases

Yukari Shiota

Department of Management, Faculty of Economics, Gakushuin University

1-5-1 Mejiro, Toshima-ku, Tokyo, Japan

yukari.shirota@gakushuin.ac.jp

The paper describes how to assist stalled students in a multimedia tutoring system. The research on the assistance methods covers various different research fields such as intelligent Computer-Aided Instruction, machine learning on AI, knowledge databases. We will, therefore, evaluate those proposed methods from a viewpoint of the educational effectiveness, implementation feasibility, and performance. Then, we propose to use the explanation-based learning techniques and a deductive database to develop the assistance function. We call this approach the meta-level description methods of education materials. As an example, how to solve a problem of an optimizing economic functions for business is explained by our proposed meta-level description methods of educational materials.

Key words e-Learning system, explanation-based learning(EBL), explanation-based generalization(EBG), deductive database, ITS(Intelligent Tutoring Systems)

1. はじめに

我々は、2001年度からe-Mathと呼ばれるマルチメディア教育支援システムの研究開発を行い、試作システムは実際に学生に対し、公開している

[1,2,3]. 対象教科は、大学文科系を対象として経営数学であり、中心は微分及び行列である。本システムは個別指導型パラダイムに基づくシステムであり、WEBブラウザを通して学生がシステムの仮想キャラクターと対話的に学習を進めることを

可能とする。E-Mathシステムは、3種類のエージェント、原因究明エージェント、検索エージェント、対話エージェントから構成されるというモデルをとっている。学生が提示された教材を理解できない、所謂行き詰まり状態になった場合、ヘルプを求めるためにSOSボタンを押すと、それをトリガーとして、上記エージェントが稼動し、最終的には仮想キャラクターが画面に表示され、学生の質問に答えたり、アドバイスを与えたり、新しい問題を提供したりする。現在のe-Mathでは、Microsoft Agentによる仮想キャラクターが出現して日本語による対話を行う[4] (図1参照)。

本稿では、こうしたマルチメディア教育システムにおいて行き詰まり状態になった学生をいかにシステムが支援するかについて考察する。対象は大学文科系対象の経済数学とする。教育支援システムにおける学生支援機能の実現アプローチには知的CAI分野、人工知能の機械学習分野、知識データベースの分野などで研究された方法論が多様にある。本稿ではそれらの方法論を教育効果、実現性、性能効率の面から考察し、行き詰まり学生支援機能の実現アプローチとして最適なものを探っていく。次にそれらの考察を踏まえた上で、行き詰まり学生支援機能、広義には学生の問題解決支援においては、説明に基づく学習の方法論(EBL)及び演繹データベースの利用が有効であることを説明する。

本稿では始めに、学生が問題解決に行き詰った場合、どのように問題解決にいたるか、そのために必要な知識獲得をどのように行なっているか、

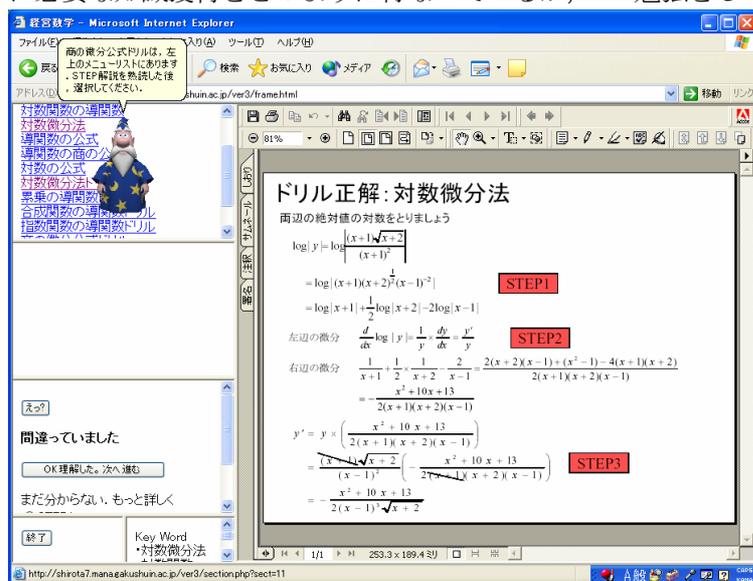


図1: e-Mathシステムで仮想キャラクターが登場した画面の様子

教師はどのようにそれを支援するべきかを教育学という視点から考察し、対話エージェントの要求仕様を考察していく。本稿は人工知能研究における機械学習方法論についても論じるので、学習者として、人間の他、機械もありうる。そこで、人間の学習者であることを明示するため、学生という用語を以後用いることとする。第3節、第4節は、前説の実現のための技術に関するサーベイを行う。両者とも、教育システムの核となる知識ベース構築のための技術である。知識獲得の方法論は機械学習の分野で深く研究されているので、その機械学習的アプローチを第3節で論じる。次にそうした人工知能的処理を容易にするため、演繹推論帰納をもったデータベースシステムである演繹データベースの利用方法について論じる。第5節では、EBL及び演繹データベースによる問題解決支援システムを提案する。我々の提案する学生支援方式を具体的に示すため、経営数学の文章題「微分による最適化問題」を取り上げ、EBL及び演繹データベースの利用によるメタレベル教材作成方式を説明する。最後に、今後の展望として、実現方式に関する考察及び、関連研究について述べる。

2. 学生の問題解決をどのように支援するか —対話エージェントの要求仕様—

数学に関する教授法についてはポリアによる深い洞察があり理数系の教員に広く知られている[5,6,7,8,9,10]。これらの対象となる学生は、主に高等学校あるいは大学生となっているが、数学の勉強をしている者であれば誰でも差し支えない、と記してある。我々の本研究の最終ゴールは、ポリアの言うところの、数学の発見的解法のための教授法をマシン上で実現することである。つまり、我々の開発するe-Mathシステムの対話エージェントにおいて、ポリアが手本として示すような、(大学)教師が発する良い助言と呼ばれるものを対話エージェントに提示させることを研究目標とする。

以下では、我々の目指す対話エージェントシステムの要求仕様について考察する。

- ・ 学習ゴールの提示機能

昨今数学嫌いな学生生徒の増加が社会的問題となっている。多くの数学教育者が述べているように、導入において、いかに学生に興味をもた

せるかが非常に重要なキーポイントとなっている。仲本は、高校の微分の授業において折り紙を使って容積最大の箱を作らせるという試みを行い、学生に微分を自分たちの身近なものと感じさせる工夫をして教育効果をあげた[11]。ポリアも、「教師は学生に問題に対する興味を起こさせ、解こうと欲するように指導することが重要である」と説いている[5,6]。筆者自身の経営数学の講義の経験からも、「なぜ数学が必要なのか？」という学生の問いに対する解答として、論理的な数学思考が養成できるという抽象的なゴール設定は説得力が弱い。それよりは、為替や金利に関するような、身近な、そして経済社会の中で生きていくために必要な例題を取り上げた方が動機づけとしては効果が上がると考える。筆者は例えば[12]や[13]の本を参考にして導入の動機づけを行っている。

また、数学は知識の積み重ねが重要である。ある典型的な文章題を解けるようになるためには、必須数学知識の階層が存在する。学生が「どうしてこのようにつらい勉学をしなくてはならないのか」と疑問に思ったとき、「これを学ぶことにより、この計算の仕組みが理解可能となる」というゴールを提示する機能、及びそのために必要な知識の階層の中のどの箇所を勉強しているのかを明確化するためのロードマップを示すことが必要となる。ロードマップとは、後述する問題解決過程すなわち推論過程の示すゴールへ説明となる。

・ 学習ゴールは文章題

学生の学習ゴールとは、何かしらの問題を解くことである。問題は(a)決定問題、(b)証明問題の2種類に分類されるが[9,10]、ポリアが[5,6]で述べているように、教師が学生に発する指導のための問いや注意は決定問題と証明問題では違ってくる。本 e-Math システムで目指す問題とは、決定問題とする。

問題の中でも、文章題の重要性は高い。これを裏付ける資料としては、[14]の中の「学習指導における問題(課題)の構成・設定のポイント」の記載がある。ポリアは[9,10]において、中学・高校における数学教育の最も大切な務めは、文章題を解くために方程式を立てることを教えることだ、と述べている。そして「生徒による、現実的地位を数学の言葉に翻訳するという基本的経験」の重要性を述べている[9,10]。この説は大いに賛同できるものであり、我々のシステムで扱う学生への提示問題の内容は「文章題を解くために方程式を立てる」こととする。安西も[15]で、物理現象に関する文章題の問題解決過程を扱っている。

現実社会の問題を題材とする数学の文章題問題は、学生の興味対象となりやすいこと、また数学の社会への利用という点で、価値がある。学習ゴールの説明においても「今勉強していることは、最終的にこのような、あなたにとって意味のある文章題が解けるようになるのに役立ちます」と教師が説明を行なうことが学習効果向上に繋がると考える。

・ 獲得しているべき知識

我々の e-Math システムはデータベースを核とするシステム構成をとっているが、学生問題解決支援のために必要な知識データとはどのようなものであるのか、考察すると、対象は「方程式を立てて解く問題」という設定から、以下のような知識に類別できると考えられる。(1)問題における変数間の relationship を理解するために必要な知識、(2)問題の relationship から公式及びマクロオペレーションを連想させるために必要な知識、(3)公式などの知識。

・ バギーモデルは使わない

行き詰まり学生の行き詰まり原因究明は CAI 用語で意図同定と呼ばれる。システム側は行き詰った学生に対し、学生の誤りに対する意図同定を正しく行い、学生に自分の間違いに気づかせるため、学生の意図に沿ったフォローが必要となる[16,17]。しかし、意図同定は難しい。それは学生がどのように考えてそのように解答したのかは、人により千差万別であるからである。つまりバギーモデル(buggy model)の作成が不可能だからである。有名なバギーモデルは、ブラウンとバンレーンによる誤答生成プロセスについてのコンピュータモデルである。その題材は筆算の減算であり、これは「間に合わせ理論(repair theory)」と呼ばれている[18,19]。バギーモデルの成功例として、野島は[20]において、子供の加減算のバギーモデルを論じている。大槻は、[16]の中で「学習者モデルの中で実用的な観点から使用できるのはオーバーレイモデル(overlay model)、とバギーモデルくらいであろう。バギーモデルは間違いを検出する上で、完全性に欠ける上、実用化するにはバギー知識の収集の負担が大きいという困難な問題がある」と指摘している。

筆者自身、数学試験の採点の際、何とか中間点を与えようとして学生のバギーモデルを知ろうと、学生が考えた道筋を辿ることがあるが、人間の教師でもこの作業は困難である。理由は、学生が間違っ作り出す公式やルールは際限がないこと、また、一度そのルールを自分で決めたとしても、

その適応が首尾一貫していないことが挙げられる。人間の教師でも推察不可能なことはマシン上でも実現不可能である。結論としては、学習者の誤答から誤り原因を機械に推論させることは現状、不可能なのでやめるべきであり、教師またはシステムが作成した正しい解答例（正例）を利用したアプローチを利用すべきである。

3. 機械学習的アプローチ

人工知能の機械学習分野では、説明に基づく学習(EBL: Explanation-Based Learning)が研究されてきた。EBLの説明は[21,22,23,24,25,26]等にある。馬場口らのEBLの説明を以下、引用すると「我々がある概念を学習する場合、帰納学習のように教師が学習者に多くの訓練例を与えて考えさせるということは稀で、むしろある典型的な一つの例について、それがなぜ目標概念の正例になるのか自分で説明する、あるいは説明してもらうことによってその訓練例の一般化を行っている」[21]。このような学習法を機械学習で実現したのが、EBLである。一般化した説明を、複数ルールの系列として一つにまとめたものをマクロオペレータと呼ぶ。マクロオペレータとして残しておくことにより、同様の問題を解く場合に効率化が図れる。我々が考える教育支援システムで使うことが期待されるものは、EBLの要素技術である、説明に基づく一般化 EBG(Explanation-Based Generalization)であると考えられる。

EBLのCAIへの利用については議論がなされてきた[16,23]。大槻はEBL導入の理由として、教授対象となる領域知識の獲得を、専門家からインタビュー方式、プロトコル分析、対象領域の解析などによって行うのでは、手作業ゆえのコスト増大につながってしまう、ことを挙げている[16]。確かに、ベテラン教師の有用な知識をデータベース化しただけでは、利用可能範囲が狭い。問題解決には関するメタレベルの知識を自動獲得する何かしらの方法が必要であり、そのひとつがEBLであると考えられる。

EBLでは無制限にマクロを学習していくとかえって効率低下を招くという問題が指摘されており、これを効用問題と呼ぶ[26]。数学のできない学生の問題解決のテクニックを観察していると、適応範囲の広い有益なマクロを頭の中に作ることができず、文章題の表皮的な表現パターンによって多数の解法パターンを作り丸暗記している学生がいることに気づく。機械でも人間でも有効なマクロのみを選択的にいかに知識ベース化しておく

かは重大な問題であると言えよう。

4. データベース的アプローチ

次に獲得知識の知識ベース化を、データベースの観点から考察してみる。データベースによる知識獲得手法に関しては、西尾の[27]が参考になる。

前節で述べたような人工知能システムでのデータベース処理を考える場合、我々は演繹データベースの利用が適切と考える。演繹データベースとは、演繹推論帰納をもったデータベースシステムである[28]。演繹データベースの長所は、第一階段述語論理を基にしているため、形式的基礎が明確であること、及び演繹能力をもつことが挙げられる[28]。反面、述語表現では複雑なデータ構造は扱えない、という短所をもつ[28]。本稿第2節において、問題解決支援システムに必要な知識には、問題における変数間のrelationshipを理解するために必要な知識、問題のrelationshipから公式及びマクロオペレーションを連想させるために必要な知識、公式などの知識が必要であると述べた。これらの知識は述語論理で表現することがその明確性からして的確であると考えられる。また、その述語論理をDBMS側で管理してくれ、それに対する演繹能力もDBMS側で提供してくれる、というシステム構築における利便性の点で、演繹データベースの利用は、学生の問題解決の知識ベース構築に最適と言えよう。

5. EBLによるメタレベル教材作成手法の提案

我々の提案する、学生の問題解決支援のための実現方式を説明する。これをEBLによるメタレベル教材作成手法と呼ぶ。本提案方式の概要は、以下の通り。

- (1) 人間教師によるメタレベルの推論過程記述
 - ・ 教師は予め知識(公式や、変数間のrelationshipなど)を述語論理の形で表現し、データベース化する。これをルールと呼ぶ。これは人間教師が正例の推論過程をメタレベルで記述していることに相当する作業と言えよう。
 - ・ 教師は上記ルールの学生へのプレゼンテーション方式をXML+XSLTベースで定義する[29]。最終提示方式としては、SMIL及びMathMLなどのMLの利用を想定する。教師のメタレベルの記述においては、XMLの属性値に相当する値は、未知数としたままで記述される。
 - ・ 上記ルールの実行者を機械ではなく学生と

仮定し、教師はその推論過程に対し、質問文及びヒントなどの対話を付加する。対話は未知数を含んだまま記述される。学生の推論過程が正しくない場合は、正しい例を示し、学生が間違いに気づくように指導するような質問文を作成して付加する。学生が推論できない、つまり行き詰った場合は、(a)その問題の解決法として、正しい説明をする、(b)その問題解決のための一般的知識に関する講義を行う(教材はデータベース化されている)、(c)その項目に関してより基礎的なところから講義する、(d)より基礎的な問題を解くところに戻る、などの個別対応を予め記述しておく。

(2) 機械によるプロダクションシステムを用いての具体的な推論過程(説明木)生成

- 学生が問題を選択すると、そのトリガーによりシステムは演繹データベースの推論機能を用いて推論を行い、一つの具体的な推論過程(説明木)を得る(図2参照)。そこでは、変数は特定化されている。この生成された説明木に沿って、対話エージェントは、学生を理解に導くように対話的指導を進める。

(3) 学生の推論過程に準拠した動的説明変更

- 正解への推論過程が複数存在すると想定される場合、学生がそのうちのどの過程を選択したかによって、その後の説明木を変更したほうがよい場合がある。そのような場合は、その時点でシステムは動的に推論を再度し直して、説明木を部分的に置換する。

システムの動作を理解するために、1変数微分の最適化の文章題を例にとって説明する。まず上記(1)の段階として教師は微分の公式などの知識を予めデータベース化する。図3に、データベースに格納されたルールの名前のみを示した。微分に関するルールも、基礎ルールと、それをベースに得られたマクロオペレーションの2種類に分類される。マクロオペレーションは機械がEBLにより発見するようにすることも可能であるが(データマイニングや推論の一般化技法など)、この図に示した程度の公式は、数学の教科書にそのまま載っている。具体的な問題が与えられると、次の上記(2)の過程のような、システムによる推論が実行さ

れ、その問題を説明するための具体的な一つの木が得られる。例えば、「生産量の変数を q とする。収入(revenue)が $3300q - 26q^2$ 、総費用(totalCost)が、 $q^3 - 2q^2 + 420q + 750$ の式で表わせる場合、利

```
optimizationProb(profit(q),revenue(q),totalCost(q),q1,
p1):-
  expressRelationship(revenue(q),totalCost(q),
  profit(q)),
  simplyfyExpr(profit(q)),
  relativeMaximumAt(profit(q), q1):-
  derivativeEqualZeroAt(profit(q),q,EXPR1(q),q1),
  negativeAt(derivative(EXPR1(q), q), q1).
```

```
derivativeEqualZeroAt( profit(q),q, EXPR1(q), q1) :-
  derivative(profit(q), q, EXPR1(q)):-
  simpleDerivative(profit(q), q, EXPR1(q)),
  makeEquation(EXPR1(q), "0", EXPR2(q)),
  solveEquation(EXPR2(q), q, {q1}):-
  quadraticFormula(EXPR2(q),q, {q1}),
  any({q1}, q1).      大文字は内部の計算用変数
```

```
derivativeNegativeAt( EXPR1(q),q, EXPR2(q), q1) :-
  derivative(EXPR1(q), q, EXPR2(q)):-
  simpleDerivative(EXPR1(q), q, EXPR2(q)),
  substitute(q1, EXPR2(q), p1),
  negative(p1).
```

図2：利潤最大化の問題説明の推論過程

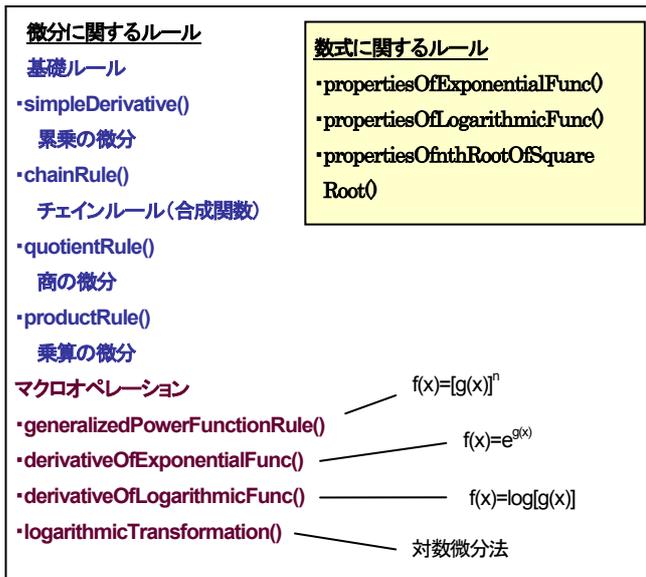


図3：微分に関する公式の領域理論

潤(profit)の最大値を計算せよ」という最適化問題を解くとして、この例の具体的な説明木は図2のようになる。これはシステムの推論によって求められる。この説明木を対話エージェントはステップごとに提示し、学生に自分で解までたどりつかせるように指導する。学生を、推論マシンとして見ると、記号“-”の箇所で行き詰ることが多い。行き詰ると、対話エージェントは、学生に質問したり、ヒントを与えるなどして、学生を理解に導くよう支援する。図2に示されたルール `expressRelationship()` はルール中、特に重要である。学生は問題中に出現する物と物の関係を正しく記述できない限り、先に進むことは不可能だからである。教師はメタレベルの記述において、このルールに対して抱負な質問やヒントの対話テンプレートを用意しておくことで、このルールの利用可能性が広がる。変数とその表現式さえ `unification` で置換すれば済むので効率的である。例では、利潤最大化の問題の解法に関する推論過程を示したが、同じ領域理論集合(データベース中のルールの集合)やメタレベル教材を利用して、以下のような、平均コスト最小化問題の教材は自動的に作成可能である。

「総コスト(`totalCost`)が、生産量 Q を用いて、 $2Q^3 - 12Q^2 + 225Q$ で与えられるときの、平均コスト(`averageCost`)の最小値を求めよ」
前にあげた最大化問題の経済としての `relationship` のポイントは、`profit=revenue-totalCost` であったが、今回の最小化問題の経済としてのポイントは `averageCost=totalCost÷Q` の式である。この `relationship` を述語論理のルールに与えるだけで、あとの推論及びそれに伴う質問文生成などの対話生成及びWEB教材作成作業は自動化可能となる。こうしたメタレベルの汎化が教師の教材作成の手間を減らすのに役立つ。

次に上記(3)に示した学生の推論過程に準拠した動的説明変更を説明する。例えば、解くべき微分の式が

$$y = (2x - 7) \frac{4x + 1}{3x + 5}$$

であったとする。図4はマシンが生成した説明木を示しているが、ここでは始めに `productRule()` の適応を決めている。しかし、学生の中には、始めに分数の分子を前項に掛けてしまい、始めに商の法則(`quotient Rule`)を利用しようとするかもしれない。その場合でも同じように正しい解に辿り付けることを学生に理解させるために、その学生が選択した推論過程に沿って柔軟に指導が可能で

ある。これが本提案方式の優れた点と言える。

```

derivative(y(x), x, y'(x)):-
  productRule(y(x), x, G(x), H(x), y'(x)),
  derivative(G(x), x, G'(x)):-
    simpleDerivative(G(x), x, G'(x)),
  derivative(H(x), x, H'(x)):-
    quotientRule(H(x), x, H1(x), H2(x), H'(x)),
  calc(+x(G(x), H'(x)), x(H(x), G'(x))), y'(x)),
  simplyExpr(y'(x)).

```

図4：微分の解法に対する説明の例

問題解決過程を認識するために、マシンの推論によって作成された教示説明は一つの説明に過ぎない。上記のように学生が問題解決過程を自分で決定したい場合には、それに柔軟に対応できるように、動的推論機能も組み入れるべきである。我々の提案するEBGによるメタレベル教材作成手法ではそれが可能となる。

こうした推論システムを利用したITSとしては、大槻らの研究がある[30,31]。大槻の研究と我々のアプローチの違いは、以下の点である。

- (a) 教材作成、共有管理のための大規模なシステムの構築を、EBG技術をキーとして統一的行なおうとする点(実験的にEBGやPrologの利用を考えるのではない)。大規模化のためには、データベースの利用が必要となる。
- (b) 述語論理によるルールの教師間での共有化のため、演繹データベースを利用していく。
- (c) プレゼンテーション層の実現のため、XMLにおけるメタデータ、スタイルシート の概念を導入する。

6. 今後の展望

本稿では、e-Learningシステムにおける行き詰まり学生支援機能の実現手法として、EBLによるメタレベル教材作成手法を提案した。この手法においては、教師に代わってシステムが推論を行い、その結果明らかとなった変数の値や、構成要素間の関係は、説明木のノードとして表現される。これが、教師の示す正例の問題解決過程として使われる。EBLによるアプローチは高度な、行き詰まり学生支援機能を実現するために有効である。E-Mathシステムの支援機能においても、本稿で提案するEBLによるメタレベル教材作成手法を実装して行く予定である。前章では、微分による最適化問題をあげたが、実現ターゲットとして、

まず、共通の領域理論として微分公式や解法などをデータベース化することで、多くの最適化文章題に対応できる教材が自動的に作成できることを示していきたい。また、昨今はXML技術に発達により、HTML文書の自動更新などはXSLTなどの技術により容易に行えるようになった[29]。Webベースの教材作成においてもXMLのメタデータの利用による低コスト化の研究が進んでいる[32,33]。こうしたXML技術を利用して、EBGによるメタレベルの教材記述手法を今後確立していきたい。本論文では、我々のシステムの対象を、経済に関する文章題のうち、方程式を立てて解く形式の問題と限定した。しかし、最終的に我々の目指す教育支援システムとは、ポリアが[3,4]の序章で述べているような、帰納的手続き及び帰納的態度を学生に習得させるためのシステム、及び、数学的発見能力を養成するようなシステムである。理由は、教師あるいはマシンが意図的に学生に帰納を教えることで学生の問題解決能力は飛躍的に増大するものと確信するからである。これらの実現アプローチに関しては今後の課題としたい。

謝辞 本研究の一部は、平成15年度科研費基盤研究(C)(2)「マルチメディア教育支援システムeMathにおける教育用データベースの構築」(課題番号: 15606014, 代表: 白田由香利), 及び、平成14年度(財)放送文化基金研究「マルチメディア教育支援システムeMathにおける対話エージェントの試作」による。ここに記して謝意を表します。

参考文献

- [1] 白田由香利: データベースを核とするeラーニングシステム構築方法, 日本データベース学会レターズ(DBSJ Letters), Vol. 1, No. 1, pp. 43-46, 2002.
- [2] 白田由香利: 経営数学用動画付き Web 教材を低コストで開発する手法, 日本経営数学会誌, Vol.21, No.2, pp.71-81, 2002年11月.
- [3] 白田由香利: マルチメディア教育支援システムにおけるデータベースシステムの設計と実装, Proc. of DBWeb2002, 情報処理学会シンポジウムシリーズ, Vol.2002, 2002年12月3-4日, 東京, pp.105-112.
- [4] マイクロソフト社, Microsoft Agent, <http://www.microsoft.com/msagent/default.htm>.
- [5] Polya, G.: How to Solve It, Princeton University Press, 1945 (published by the Penguin Books, 1990).
- [6] Polya, G. (著), 柿内賢信 (訳): いかにして問題をとくか, (株)丸善, 東京, 1954.
- [7] Polya, G.: Mathematical and Plausible Reasoning Vol.2 Patterns of Plausible Inference, Princeton University Press, 1953.
- [8] Polya, G. (著), 柴垣和三雄 (訳): 数学における発見はいかになされるか1, 2, (株)丸善, 東京, 1959.
- [9] Polya, G.: Mathematical Discovery - On understanding, learning, and teaching problem solving-, John Wiley & Sons Inc., New York, 1962.
- [10] Polya, G. (著), 柴垣和三雄, 金山靖夫 (訳): 数学の問題の発見的解き方, みすず書房, 東京, 1964.
- [11] 堀尾輝久: わかる喜びを育てる——実践からの報告 (a)仲本正夫『学力への挑戦』, 教育入門, 岩波新書 54, pp.164-176, 岩波書店, 東京.
- [12] 別冊宝島 723, 数学思考でビジネスチャンスを読む!, (株)宝島社, 東京, 2003.
- [13] 間地秀三: 中学数学で日本経済がこんなに見える, 明日香出版社, 東京, 2000.
- [14] 清水静海: 子供の問題解決を支援する算数授業, 明治図書, 東京, 1998.
- [15] 安西祐一郎, 中村久肇: 力学の知的CAIシステム—PQRS, 情報処理学会論文誌, Vol. 29, No. 11, pp.1294-1300, 1988.
- [16] 大槻説乎: CAIにおける知識獲得, 知識科学の展開, 大須賀ほか (編), pp.171-pp.222, オーム社, 1996.
- [17] 大槻説乎: 知的学習環境の構成論, 信学論 (D-I), vol.J83-D1, no.6, pp.515-522, June 2000.
- [18] 鈴木宏昭: 算数・数学の理解, 教科理解の認知心理学, pp.49-98, 新曜社, 東京, 1989.
- [19] Brown, J.S. and VanLehn, K.: Repair theory: A generative theory of bugs in procedural skills, Cognitive Science, 4, pp.379-426, 1980.
- [20] 野島久雄: 手続き的バグの診断・生成・除去, 学習と発達, 波多野誼余夫 (編), pp.219-229, 東京大学出版会, 東京, 1982.
- [21] 馬場口登, 山田誠二: 人工知能の基礎, 昭晃堂, 東京, 1999.
- [22] 安西祐一郎: 認知科学と人工知能, 共立出版, 東京, 1987.
- [23] 沼尾正行: 説明に基づく学習, AI 辞典, 土屋俊ほか (編), pp.184-pp185, 共立出版, 東京, 2003.
- [24] 前田隆, 青木文夫: 新しい人工知能 発展編, オーム社, 東京, 2000.
- [25] 荒屋眞二: 人工知能概論, 共立出版, 東京, 1992.
- [26] Minton, S.: Learning Search Control Knowledge - An Explanation-Based Approach -, Kluwer Academic, Boston, 1988.
- [27] 西尾章治郎: データベースにおける知識獲得, 知識科学の展開, 大須賀ほか (編), pp.117-169, オーム社, 1996.
- [28] 横田一正, 宮崎収兄: 新データベース論—関係から演繹・オブジェクト指向へ—, 共立出版, 東京, 1994.
- [29] W3C (World Wide Web Consortium), XSLT, <http://www.w3.org/TR/xslt>.

- [30] Deguchi, Y., Nakamura, M., Otsuki, S.: A Study on Assisting in Prolog Comprehension by Using Stepwise Execution and Stepwise Comparison, Proc. of ICCE 2002, pp. 106-110, 2002.
- [31] Takeuchi, A. and Otsuki, S.: EXPITS: An Experimental Environment on ITS, Proc. of Intelligent Tutoring Systems 1992 (Springer Lecture Notes in Computer Science 608), pp.124-131, Montréal, Canada, June 10-12, 2002.
- [32] Jarke, M., and Klamma, R.: Metadata and Cooperative Knowledge Management, Proc. of CAiSE 2002, pp. 4-20, 2002.
- [33] Song, W.W.: A Metadata Framework for Description of Learning Objects. ICWL 2002 First International Conference ICWL 2002 (Springer Lecture Notes in Computer Science 2436), pp.31-43, Hong Kong, China, August 17-19, 2002.