

# 学習履歴を利用した動的な問題提示を行う学習支援システムの提案

三田 泰正<sup>†</sup> 藤岡 健史<sup>††</sup> 荻野 哲男<sup>††</sup> 高田 秀志<sup>††</sup> 上林彌彦<sup>\*††</sup>

<sup>†</sup> 京都大学工学部 〒 606-8501 京都市左京区吉田本町

<sup>††</sup> 京都大学大学院情報学研究科 〒 606-8501 京都市左京区吉田本町

E-mail: [†mita@db.soc.i.kyoto-u.ac.jp](mailto:†mita@db.soc.i.kyoto-u.ac.jp), [††{fujioka,togino,htakada,yahiko}@db.soc.i.kyoto-u.ac.jp](mailto:††{fujioka,togino,htakada,yahiko}@db.soc.i.kyoto-u.ac.jp)

あらまし 従来のCAIシステムは、生徒の学習到達度に応じた静的な枝分かれ構造をあらかじめ考え、それぞれに応じた問題提示を行う。このような方式では、生徒の学習到達度に応じた枝分かれ構造が大規模になるために、作成が非常に困難であるという問題がある。そこで本研究では、個々の生徒に適し問題提示機能の実現に際して、生徒の学習履歴を積極的に活用することを考えた。まず、学習上における生徒の特徴に着目し、学習履歴をもとに生徒の特徴抽出を試みる。次に、難易度や解答時間といった問題の性質をあらかじめ設定するのではなく、学習履歴を解析することで動的に変更を行う問題管理機構を提案する。

キーワード e-learning, パーソナライゼーション, データマイニング, 知識発見, ユーザインターフェース

## A Proposal of a Learning Support System with Dynamic Problem Extracting Method Using Learning Transaction Database

Yasumasa MITA<sup>†</sup>, Takeshi FUJIOKA<sup>††</sup>, Tetsuo OGINO<sup>††</sup>, Hideyuki TAKADA<sup>††</sup>, and Yahiko KAMBAYASHI<sup>\*††</sup>

<sup>†</sup> School of Infomatics, Faculty of Engineering, Kyoto University  
Yoshida-Honmachi, Sakyo-ku, Kyoto 606-8501 JAPAN

<sup>††</sup> Department of Social Infomatics Graduate School of Informatics, Kyoto University  
Yoshida-Honmachi, Sakyo-ku, Kyoto 606-8501 JAPAN

E-mail: [†mita@db.soc.i.kyoto-u.ac.jp](mailto:†mita@db.soc.i.kyoto-u.ac.jp), [††{fujioka,togino,htakada,yahiko}@db.soc.i.kyoto-u.ac.jp](mailto:††{fujioka,togino,htakada,yahiko}@db.soc.i.kyoto-u.ac.jp)

**Abstract** A traditional CAI system, in advance, considers all situations according to a student's degree of comprehension and sets a problem. Therefore it is very hard to develop such systems. In this paper, to realize individually-targeted education is set as a goal, and we consider method to extract an appropriate problem for students. In that regard, learning transaction database is used actively. We focus on student's individual characteristic, and try to extract student's individual characteristic according to learning transaction database. We also do not set the nature of a problem such as difficulty in advance, but set and change by analyzing learning transaction database.

**Key words** e-Learning, Personalization, Data Mining, Knowledge Discovery, User Interface

### 1. はじめに

近年、文部科学省が提唱している「教育の構造改革」に代表されるように、学校教育に対して「個に応じた教育」の実現が求められている [1]。「個に応じた教育」とは、個々の生徒の能力と個性を尊重した教育を指す。個に応じた教育を実現するためには、学習における個々の生徒の能力や学習態度の把握が必要となる。従来の教育現場では、一人の教師が多数の

生徒を同時に指導するといった集合教育が行われてきた。しかし、集合教育を基本とした授業形式では、生徒全体の平均的な能力に合わせた教育を行うことはできても、個々の生徒の学力に合わせた指導を行うことはできない。また、一人一人の生徒について、一人の教師が学習態度を把握するのは非常に困難である。そこで教育現場では、少人数授業や習熟度別授業を導入するなどして、個に応じた教育の実現を目指してきた。

個に応じた教育を行うためには、生徒の学習活動の詳細な把握が必要である。しかし、生徒の学習活動に関する情報量は非常に膨大であるため、教師一人が全ての情報を把握することは

困難である。そこで、近年の計算機技術や情報通信技術の高度化に伴い、コンピュータを教育現場に導入することが積極的に行われている。コンピュータは膨大な情報量を記憶できるため、生徒の学習活動を学習履歴としてデータベースに記録し蓄積することができるという利点がある。そこで、このようなコンピュータの利点を生かし、個々の生徒に応じた教育や指導を行うような e-Learning システムの研究開発が盛んになっている。

我々の研究室においても、以前から e-Learning システム TESTS(Teacher Support System)の研究開発を行ってきた。TESTS は、教師支援を目的としたドリル式の学習システムである。システムの特徴として、計算機上における生徒の活動を操作ログとして詳細に記録する点が挙げられる。これにより、他の e-Learning システムに比べて詳細な学習活動の記録と把握を可能にしている。また、蓄積した生徒の操作ログを可視化することにより、教師に対して生徒の学習活動に関する情報をわかりやすく提示する。教師は提示された情報をもとに、個々の生徒に関する情報を把握し指導を行うことができる。

本研究では TESTS の機能を基盤とした個々の生徒に適した教育を実現する機能として、生徒に提示する問題を学力や学習の進め方に応じて動的に変更する機能を考える。このような機能を実現するには、学力などによる生徒の特徴づけと難易度などによる問題の特徴づけを行うことが必要である。そこで、本稿では動的問題提示を行う機能を実現するための副目標として、生徒の特徴抽出と問題の特徴づけによる問題管理を扱い、その機構について提案を行う。

従来の研究では、正誤判定をもとに生徒の特徴づけを行っていたのに対し、本研究では正誤判定だけでなく、正誤判定に至るまでの過程にも着目する。学習の過程に着目することで、生徒の学習の進め方による特徴づけを行い、正誤判定のみを考慮する場合と比較して、さらに細かい生徒の特徴づけを行うことができる。また従来のシステムでは、難易度の設定を教師や問題作成者が行うことが多かった。これに対し、本研究では生徒の学習履歴から難易度の設定を行い、学習活動に関するデータが蓄積されるに伴って、難易度の更新を行うことを考えた。これにより、教師等が設定する場合と比べて、高精度の難易度設定が可能になる。

本稿は以下のような構成になっている。2. で我々が研究開発を行ってきた e-Learning システム TESTS について、システムの特徴や機能を中心に述べる。3. で、問題提示機能の有効性について述べた上で、実現するまでの手順について述べる。4. で、操作ログをもとにした生徒の特徴抽出について述べる。5. で、操作ログをもとに問題の特徴づけを行う手法について述べる。6. で、提案した手法についての考察や展望について述べる。7. で、学習履歴を利用したシステムや、学習過程に着目した関連研究について述べる。8. で、本研究をまとめ、今後の課題について触れる。

## 2. e-Learning システム TESTS

### 2.1 システム概要

我々は、以前から e-Learning システム TESTS(Teacher Sup-

porT System) の研究開発を行ってきた [2] [3]。TESTS は、VIEW Classroom [4] の概念を踏襲しており、計算機上での生徒の学習活動を記録して様々な学習上の問題に対処する。VIEW Classroom は、VIEW(Virtual Interactive Environments for Workgroups) と呼ばれる協調作業環境とデータベース技術を基盤とした e-Learning システムである。VIEW Classroom では、教師と学生が計算機ネットワークを介して仮想教室を実現している (図 1)。

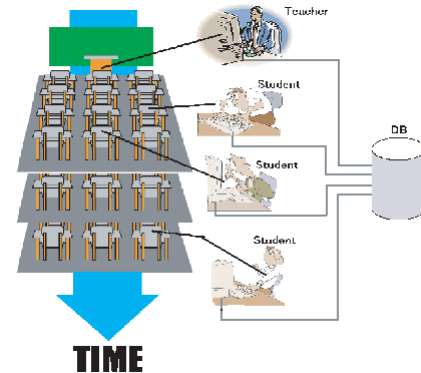


図 1 VIEW Classroom の基本概念図

TESTS は、教師支援を目的としたドリル式の学習システムである。生徒は問題の選択と解答を繰り返すことにより、学習を行う。TESTS では、計算機上における生徒の操作を操作ログとしてデータベースに記録し蓄積する。操作ログの具体的な構造については、次節にて詳しい説明を行う。さらに、操作ログに記録されたデータの可視化を行い、生徒の学習に関する情報を教師と生徒に提示する。生徒は自分自身の操作ログから学習到達度をチェックすることができる。教師は、全生徒の学習到達度や問題の閲覧頻度などの評価を行うことによって、授業方法や教材内容の再検討に利用することができる。操作ログの可視化画面の一例を図 2 に示す。図 2 では、各問題に対する生徒の閲覧頻度の可視化を行っている。



図 2 TESTS の可視化画面

### 2.2 操作ログ

教育活動の中で生じる多種多様な問題に対応するためには、できるだけ豊富な意味情報を再利用しやすい形で蓄積



手順で実現することを考えた。

- (1) 操作ログの解析による生徒の特徴抽出
- (2) 問題の特徴づけによる問題の管理
- (3) 問題提示アルゴリズムの考案

### 3.3.1 生徒の特徴抽出

操作ログの解析による生徒の特徴抽出は、教師が生徒の学習履歴を見て個々の生徒の特徴を把握し、指導が必要な生徒を発見する作業に相当する。TESTS の操作ログには様々なデータが記録されている。我々は操作ログから得られるデータを、「学習結果」を表すデータと「学習過程」を表すデータの2種類に分類することにした(図5)。学習結果とは、一定の学習活動によって得られるデータである。学習結果を表すデータの例として、問題に対する正誤判定や正答率、解答問題数などが挙げられる。一方、学習過程とは、学習結果が得られるまでに抽出されるデータである。学習過程を表すデータの例として、ヒント閲覧時間などの各行動に費やす時間が挙げられる。

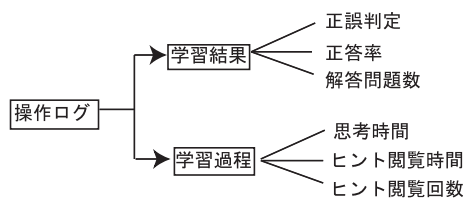


図5 操作ログのデータの分類

本研究では、生徒の特徴抽出に用いるデータとして、システム上の学習における様々な行動に費やされる時間を取り上げる。行動に費やされる時間は、学習過程を表すデータに該当する。すなわち、システムを用いた学習の進め方において、特徴を有する生徒を抽出することが目的である。

### 3.3.2 問題の特徴づけ

生徒の特徴に応じた問題提示を行う場合、問題が格納されているデータベースから生徒に提示する問題を検索する必要がある。検索を行うためには、各問題を選定する指標となるメタデータを問題に付加しなければならない。そのようなメタデータ付加を行うのが、問題の特徴づけの目的である。

問題のメタデータの例として、難易度や標準解答時間といったものが考えられる。このようなメタデータを付加する方法として、我々は操作ログに記録されているデータから付加することを考えた。生徒の特徴抽出では、操作ログに記録されているデータを各生徒単位で扱うのに対して、問題にメタデータを付加する場合は、操作ログのデータを各問題単位で扱う必要がある。すなわち、各問題に対する操作ログのデータを解析しなければならない。

本研究では、問題の特徴づけに用いるデータとして、正誤判定と問題に費やす時間を取り上げる。問題の特徴づけについては、5. で述べる。

### 3.3.3 問題提示アルゴリズムの考案

特徴抽出された生徒に対して、どのような問題を提示するのかという問題提示手法は、システムを用いる環境に大きく依存する。すなわち、どのような教育現場でシステムを用いるのか

をあらかじめ決定した上で、アルゴリズムを考えなければならない。TESTS はこれまでに、高等学校などの中等教育現場で運用することを想定して研究開発を行ってきた。また、実際に高等学校で継続的な運用実験を行うことでシステムの評価も行ってきた。そこで、本研究で提案する問題提示機能も中等教育現場で用いることを想定することにした。

中等教育現場で用いるにあたって、学習活動において特徴を有する生徒に対してどのような問題を提示するのかという問題は、実際の教師の指導方法と密接な関係がある。

## 4. 生徒の特徴抽出

### 4.1 思考時間による特徴抽出

TESTS を用いて学習を行う際、生徒はシステム上で様々な行動を行う。生徒が行う行動の例として、問題を開く、解答を入力する、ヒントを閲覧する、といった行動が挙げられる。我々は、生徒の特徴抽出を行うにあたり、そのような行動に費やす時間に着目することにした。

本研究では、問題を見てから最初に何らかの解答を入力するまでの時間を思考時間と定義する。すなわち、問題に関する情報を何ら認識していない状態から問題文を読み、解答を入力するまでに試行錯誤する時間を思考時間とする。このような時間は、生徒によって様々な値を取ることが[10]によって指摘されており、生徒の特徴が強く現れると考えることができる。

TESTS を用いた学習においては、「一定の学習時間内において最初に問題ページを開いてから、最初に解答を入力するまでの時間」が思考時間となる。TESTS で記録される操作ログには、問題ページを開いた時刻と解答を入力した時刻が生徒毎に記録されている。これらの2つの時刻をもとに、思考時間を容易に計算することができる。

### 4.2 特徴抽出の検証実験

思考時間によって生徒をどのように特徴付けることができるのかを調べるための検証を行った。実際に TESTS を用いた学習を生徒に行ってもらい、操作ログに生徒の学習活動を記録し、生徒毎に思考時間の抽出を行った。

我々は、2002年の4月から京都市堀川高等学校で、TESTS の継続的な運用実験を行っている。実験環境は以下の通りである。

- 対象は高校1年生普通科の1クラスとした
- 土曜日に設定されているPST(自学自習時間)を活用し、午前10時45分から午後0時30分までCAI教室(コンピュータ教室)にて行った
- 生徒には自分のペースで数学の学習を行わせて
- 学習範囲と内容はあらかじめ教師が指定した
- サポート体制は、教師2~3名(堀川高等学校数学科教員)・TA(京都大学学生3名)で、学習内容およびシステム操作に関する質問対応を行った

実験を行った日の中でも、特に参加人数の多かった2002年の5月25日および2002年の9月21日の操作ログを解析対象として、思考時間の抽出を行った。それぞれの実験実施日の参加人数および学習内容は、以下の通りである。

- 5月25日…実数、平方根の計算(19人)
- 9月21日…順列、組み合わせ(20人)

#### 4.3 思考時間の解析

##### 4.3.1 平均値との比較

次に、実験によって得られた各生徒の思考時間をもとに解析を行った。まず、学習時間内における各生徒の思考時間の推移を把握するために、横軸に問題番号、縦軸に思考時間の値を取り、グラフによる可視化を行った。次に、各問題の思考時間の平均値を算出し、生徒の思考時間との比較を行うことで、生徒毎に特徴が現れるかどうか調べた。全ての生徒の思考時間の推移を表すグラフを観測すると、グラフに以下のような特徴をもつ生徒が存在した。

- 特徴1…ほぼ全ての問題において思考時間が平均値よりも短い
- 特徴2…ほぼ全ての問題において思考時間が平均値よりも長い

ほぼ全ての問題において思考時間が平均値よりも短いという特徴を有する生徒の、思考時間推移グラフを図6に示す。図6では、生徒の思考時間の推移を表すグラフが、思考時間の平均値を表すグラフの下方に位置していることがわかる。

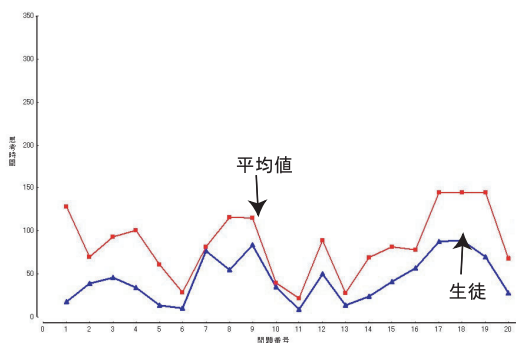


図6 推移グラフ1

次に、ほぼ全ての問題において思考時間が平均値よりも長いという特徴を有する生徒の、思考時間推移グラフを図7に示す。図7では、生徒の思考時間の推移を表すグラフが、思考時間の平均値を表すグラフの上方に位置していることがわかる。

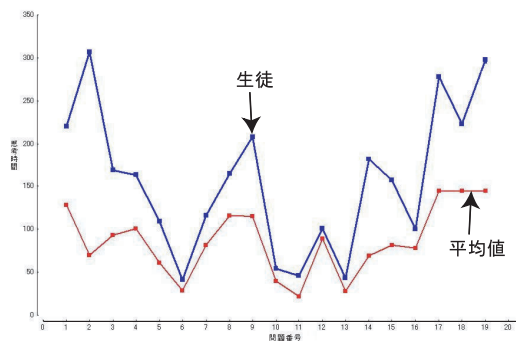


図7 推移グラフ2

各特徴に該当した生徒の数は、以下の通りである。

- 特徴1…5名
- 特徴2…2名

##### 4.3.2 正誤判定への着目

全体の生徒数を考えると、平均値との比較という観点で特徴を示す生徒は3分の1程度であった。その他の生徒は、思考時間の平均値との比較という観点だけでは、明確な特徴づけを行うことはできなかった。そこで、生徒全員を特徴付けるために、正誤判定と思考時間の関係を考慮に入れた特徴づけを行うことを考えた。

まず学習時間内に生徒に解いてもらった問題を、生徒毎に正解の問題と不正解の問題に分類した。次に、正解の問題における思考時間と、不正解の問題における思考時間に着目した。前節では、全ての問題を一様に扱ったのに対し、本節では正解の問題と不正解の問題の一方のみに着目し、平均値との比較による特徴抽出を行った。

その結果、明確な特徴を有する生徒は抽出されなかった。すなわち、正解の問題については思考時間が平均値より短いもしくは長いといった特徴や、逆に不正解の問題について思考時間が平均値より短いもしくは長いといった特徴を有する生徒は存在しなかった。

##### 4.3.3 難易度への着目

前節では、問題を正誤判定によって分類した上で特徴抽出を行った。本節では、問題を難易度と思考時間の関係により分類した上で特徴抽出の検証を行う。TESTSでは、問題一覧を生徒に提示する際に、問題集合をStepAとStepBという2種類の表記で分類する。StepAとは難易度の低い基本問題を指し、StepBとは難易度の高い応用問題を指す。この2つの分類は、参考書に記載されている分類を参考にして行っている。そこで、学習時間内に生徒に解いてもらった問題を、StepAとStepBの問題に分類して考え、StepAの問題における思考時間と、StepBの問題における思考時間に着目した。

その結果、正誤判定に着目した解析と同様に、明確な特徴を有する生徒は抽出されなかった。すなわち、基本問題については思考時間が平均値より短いもしくは長いといった特徴や、逆に応用問題について思考時間が平均値より短いもしくは長いといった特徴を有する生徒は存在しなかった。

#### 4.4 生徒の特徴抽出のまとめ

以上の結果より、思考時間を用いた生徒の特徴抽出は、生徒自身の思考時間と平均値との比較という観点では生徒全員を特徴づけることはできなかった。しかし、生徒全体の3分の1程度の生徒群に対しては、思考時間に顕著な特徴が現れることがわかった。生徒に現れる特徴として、ほぼ全ての問題において思考時間が短いもしくは長いという特徴が抽出された。これは、問題を解くのが速いもしくは遅いと言い換えることができる。生徒全員を特徴づけるための、操作ログの解析手法の検討については6.で議論する。

## 5. 問題の特徴づけ

### 5.1 問題メタデータ

生徒に問題を提示する際に、問題選定の指標として難易度や標準解答時間といった問題の性質が挙げられる。本研究で提案する問題提示機能では、操作ログに格納されている情報をもと

に、問題の特徴づけるメタデータの付与を行う。メタデータは操作ログに格納されているデータをもとに設定し、データの蓄積に伴って動的に更新と変更を行うものとする。本研究では、以下のようなメタデータの付与を行う。

- 難易度
- 平均思考時間

また、思考時間に着目することにより、上記以外の問題メタデータの設定の可能性についても検討する。

## 5.2 難易度

問題選定を行う際に、問題の難しさを表す難易度は有効な指標となる。問題に対して難易度を設定する場合、できるだけ対象とする生徒集団に適合した難易度を設定することが望ましい。難易度は対象とする生徒集団の学力に大きく依存するパラメータである。したがって、あらかじめ絶対的な値を設定することは問題選定に用いる上で望ましくない。そこで本研究では、対象とする生徒集団に適合した難易度設定を行うために、操作ログに蓄積されたデータをもとに難易度の設定を行う。

難易度と相関性の高いパラメータの一つに、その問題の正答率が挙げられる。対象とする生徒集団にとって、正答率の高い問題ほど難易度は低く、正答率の低い問題ほど難易度は高いといえる。したがって本研究では、操作ログに格納されているデータから問題の正答率を計算することで、難易度の設定を行うことを考えた。問題の正答率は、その問題に対する正解と不正解の割合によって決定する。

TESTS では、問題に対して不正解であった場合、ヒントが提示された後に再度解答を入力する機会が与えられる。すなわち、不正解を繰り返すたびに解答を入力する機会が与えられ、そのたびに正誤判定が行われることになる。しかし、難易度の設定に用いる正答率の計算には、問題を開いてから最初に入力した解答の正誤判定のみを用いることにする。ヒントを見た後の正解や不正解は、その生徒の純粋な学力に依存した正誤判定とは言えないからである。

以上より、各問題に対して生徒が最初に入力した解答の正誤判定を用いて、正解の判定数を正解と不正解の判定数の合計で割ったものを、その問題の正答率とし、その問題の難易度として設定する。問題に対する正誤判定は、生徒が解答を行うたびに操作ログに蓄積されていくので、正答率は動的に変わる。したがって、操作ログにデータが蓄積されていくにつれて、変動する正答率をもとに難易度を動的に変更していくものとする。これにより、データが蓄積されていくに伴い、難易度の精度が向上することが期待される。

新しく問題をデータベースに追加するとき、問題の正答率は計算できないので、難易度の初期値は教師や問題作成者が主観によって設定を行うものとする。

## 5.3 平均思考時間

平均思考時間は、4. で定義した思考時間の生徒全体の平均値である。すなわち、最初に問題を開いてから最初に解答を入力するまでの時間の平均値である。

前節の難易度が問題選定に利用されるのに対して、平均思考時間は生徒の特徴抽出に利用する。4. で述べたように、平均思

考時間を生徒自身の思考時間と比較することにより特徴抽出を行う。平均思考時間の抽出と算出の方法は、4. で述べた通りである。正誤判定と同様に、思考時間のデータは各生徒が問題に解答するたびに操作ログに蓄積されていく。すなわち、データの蓄積に伴い平均思考時間の値も変動する。したがって難易度と同様に、操作ログにデータが蓄積されるに伴い、平均思考時間の平均値も動的に更新していくものとする。これにより、操作ログにデータが蓄積されるにしたがって平均思考時間の精度が向上していくことが期待される。

## 5.4 思考時間の分散

難易度や平均思考時間の他にも、問題に付加できるメタデータがないか調べるために、4. で生徒毎に算出した各問題の思考時間を用いることを考えた。各問題毎に、生徒全体の思考時間の分布を可視化したところ、図8および図9のような分布図が得られた。図は、横軸に問題番号を取り、縦軸に思考時間を取り、生徒全員をプロットしたものである。図を見ると、問題によって思考時間のばらつきが大きく異なることが確認できる。

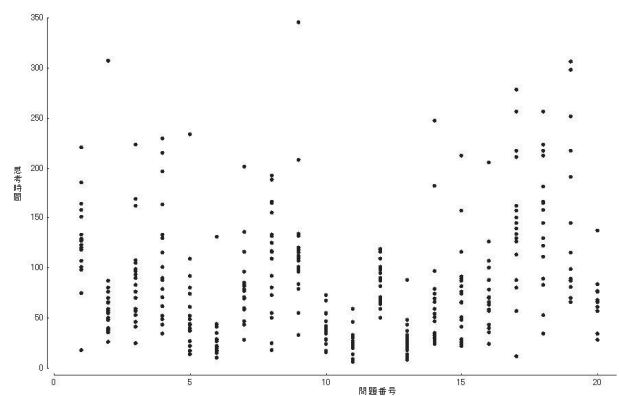


図8 思考時間の分布図1

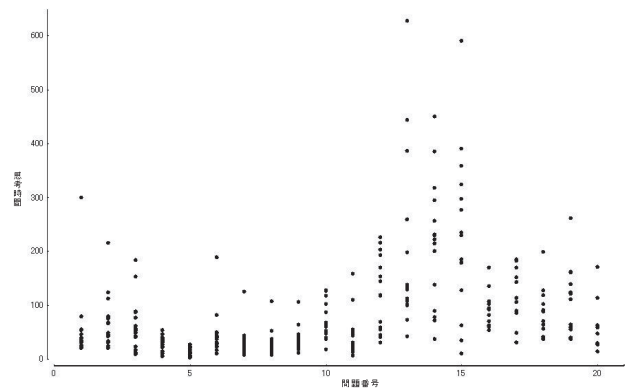


図9 思考時間の分布図2

すなわち、問題によっては一定時間に多くの生徒の思考時間が集中する場合もあれば、短時間で解く生徒と長時間費やす生徒の差が顕著に現れる場合もある。そこで、問題集合を StepA と StepB の問題に分類した上で、StepA に該当する問題集合の思考時間の標準偏差と StepB の問題集合の思考時間の標準偏差を

表 1 StepA に該当する問題群の標準偏差

実施日	最大値	最小値	平均値
5月25日	77.650 秒	14.122 秒	46.643 秒
9月21日	70.675 秒	7.2260 秒	39.015 秒

表 2 StepB に該当する問題群の標準偏差

実施日	最大値	最小値	平均値
5月25日	100.25 秒	51.986 秒	64.333 秒
9月21日	171.46 秒	38.750 秒	107.43 秒

比較してみた。その結果を表 1 および表 2 に示す。この結果から、難易度の高い問題ほど思考時間の分散が大きく、難易度の低い問題ほど思考時間の分散が小さい傾向があることがうかがえる。すなわち、思考時間の分散と問題の難易度は密接な関係にあると考えられる。これは、難しい問題ほど早々に考えるのをあきらめる生徒と、じっくり考え抜く生徒の差が顕著に現れやすいということに起因しているものと考えられる。したがって、生徒の特徴抽出や問題の難易度設定において、各問題の思考時間の分散を考慮に入れることは有効であると思われる。

## 6. 考察と展望

### 6.1 研究成果の一般性

本研究では実験を行う際に、対象となる生徒を無作為に選ぶ方法は取らず、高校や学年やクラスを指定して実験を行った。したがって実験で得られた結果に、教育を行う場面として考えられるあらゆる教育現場に通用するといった一般性はほとんどないと考えられる。しかし本研究で目指すものは、あらゆる教育現場で活用できるような普遍性の高い教育システムの実現ではなく、特定の環境に特化したシステムの実現であることに留意しなければならない。

また、実験では生徒に数学の学習を行ってもらった。思考時間を考える際には、ある程度の思考作業を要する問題を扱う必要がある。したがって、思考時間を考えることによって得られた知見は、歴史などに代表されるような単純な記憶の有無のみで解決できるような科目には適用できない。しかし数学や物理など、問題解決に一定の論理的思考を伴う科目であれば有効であると考えられる。

### 6.2 生徒の特徴抽出

生徒の特徴抽出では思考時間を取り上げ、各問題に対する生徒自身の思考時間と、生徒全体の思考時間の平均値との比較という観点で生徒の特徴づけを行った。その結果、ほぼ全ての問題において思考時間が平均値よりも短いもしくは長いという特徴を有する生徒が抽出された。しかし、正誤判定や難易度と思考時間との関係を考慮に入れた特徴づけを行っても、生徒全員を特徴付けるには至らなかった。

今後の課題として、以下の 3 点が考えられる。

- 思考時間以外のデータの利用の検討
- 思考時間の解析方法の検討
- 大規模実験の実施

操作ログから得られる思考時間以外のデータとして、ヒント閲覧時間や解答閲覧時間などが挙げられる。このような時間に

着目することで、さらに多くの生徒の特徴抽出を行える可能性がある。

本研究では、単純な平均値との比較という観点で特徴抽出を行った。この他の解析方法として、平均値との差異を厳密に解析することや、統計学的な解析を行うことが考えられる。

思考時間の平均値を考える際に、平均値の精度は非常に重要となる。一般的に平均値は生徒の人数が多いほど、その精度も高くなると考えられる。そこで、生徒の人数を増やした大規模な実験の実施によって、新たな特徴抽出が行える可能性は大いにある。また、生徒の人数を増やすことで、統計学的な解析方法の利用や特徴による生徒のクラスタリングも考慮に入れた、特徴抽出が実現できる可能性がある。

### 6.3 問題管理の考察

問題の特徴づけでは、各問題に正答率をもとにした難易度と平均思考時間を付加することを提案した。また、これらのメタデータを操作ログのデータをもとに設定および更新することを考えた。今後は、問題提示に有効な問題管理を実現するために、問題間の関連性に着目した問題の系列化手法に関する検討が必要になるだろう。

生徒の学力や理解度は、学習中に問題を解くことによって向上している。すなわち、ある問題 A を解いたことによって、別の問題 B に高確率で正解できるようになる、といった現象は頻繁に起こりうると考えられる。このような問題 A と問題 B の間の関連性を見つけ、問題提示に利用することが考えられる。関連性を発見するためには、操作ログを解析することによって問題間の相関ルールを抽出し蓄積することが有効であると考えられる。

### 6.4 問題提示機能の提案

生徒の特徴抽出で得られた知見や問題の特徴づけの概念をもとに、問題提示機能を実際にも実装することが必要である。そのためには、教育現場における実際の教師の役割や指導方法を調査しなければならない。すなわち、生徒の特徴抽出において抽出された生徒に対して、教師がどのような指導を行うのかをアンケートなどで調査し、その指導方法をシステムに反映する必要がある。また、実装した問題提示機能を実際に生徒に用いてもらうことによって、生徒の理解度や挙動にどのような変化が現れるかについて観察を行うことによるフィードバックも考えられる。

## 7. 関連研究

TESTS と同じように、学習活動をデータベースに記録し、動的な問題提示を行う機能を有するシステムの研究はいくつかある。[6] では、中学校で学ぶ一次方程式を対象とし、学習履歴に記録された正誤判定をもとに生徒の理解度を推定する。推定した理解度をもとに、問題選定を行い、次に解くべき問題の提示を行う。問題選定を行うために、各問題に難易度や標準解答時間といったメタデータの設定を行う。本研究では、問題メタデータの設定を学習履歴から行うという点で異なる。あらかじめ設定する方式では、一次方程式などの比較的単純な問題にしか適用できないという問題点があるが、学習履歴から設定する

ことでこの問題点を解決できる。

また、学習履歴の解析という観点では[7]が挙げられる。[7]では、学習履歴に対してデータマイニングと呼ばれる知識発見の手法を適用する。データマイニングにより、「個々の学習キーワードが単独で出現するドリルであれば解けるのであるが、学習キーワードが複合化して出現した場合はドリルが解けなくなる」という状態を発見するために、有効な相関ルールの定義と導出手法に関する考察を行っている。本研究では、学校現場での運用を想定した機能の提案を行っている。データマイニングなどの統計的な手法を用いて学習履歴の解析を行う場合は、大人数の生徒が必要となる。本研究では、統計学的な解析は行わなかったが、今後対象とする生徒の数を増やした実験を行うことで、統計学的な解析を適用することは検討課題の一つである。

これらの研究例では、学習履歴に記録する情報の中でも正誤判定を代表とする学習結果にしか着目を行わない。これに対し、本研究では学習過程として思考時間を取り上げ、思考時間に着目した生徒の特徴づけを行った。本研究と同様に、学習結果に至るまでの過程に着目した研究として[8]が挙げられる。[8]ではWeb教材を用いた学習において、学習履歴の可視化を行うことで教師支援を行っている。具体的には教材毎の閲覧状況や教材の参照状況などの情報を提示している。また、[9]ではWEB教材を用いた学習において、教材間の移動の様子と教材の閲覧時間の可視化を行うことによって教師の支援を行っている。[10]では、計算機上での各操作の時間間隔に着目し、行き詰まりの発見を行う機構について考察を行っている。また、[11]ではTESTSのようなコンピュータを用いた学習における生徒の挙動の解析を行っている。学習履歴の解析には、問題を解くのに費やした所要時間に着目を行い、カオス理論を適用することによって生徒の挙動が完全なランダムではないことを示している。

これらの研究では、学習活動の中で得られる情報の中でも「時間」に着目している。学習履歴に格納されている情報の中でも「時間」は特に重要であることがわかる。時間の可視化を行ったり、解析を行ったりしているのは、生徒の特徴が時間に強く現れるからである。本研究では、思考時間に着目した生徒の特徴抽出を試みている。

## 8. おわりに

本研究では、個に応じた教育を実現する機能として、個々の生徒の特徴に応じた問題を提示する機能を考えて、問題提示機能を実現する際に、操作ログを積極的に活用することを掲げ、操作ログをもとに生徒の特徴抽出や問題の特徴づけを行うことを試みた。

生徒の特徴抽出においては、思考時間による特徴抽出を行い、生徒全員を特徴付けることはできなかったものの、一部の生徒に顕著な特徴が現れた。今後は、生徒全員の特徴抽出を行うために、思考時間以外のデータの利用やさらに厳密な解析手法の検討を行っていききたい。

問題の特徴づけによる問題管理では、操作ログのデータをもとに設定し、データの蓄積に伴って動的に更新を行っていく機

構について提案した。また、思考時間の分散が問題によって大きく異なることがわかり、難易度との関連性が潜在的に存在していることがうかがえた。今後は、操作ログをもとにした問題管理機構を実際に実装することで有効性の評価を行っていききたい。

また、大規模な実験の実施や解析手法の研究を行うことで、生徒や特徴抽出や問題管理の有効な手法を模索するとともに、実際に問題提示機能を実装した上で評価を行っていききたい。

謝辞 本研究の一部は、文部科学省科学研究費基盤研究(A)(2)「高水準ウェブデータウェアハウスとそれを基準とする教育システムの研究開発」、および21世紀COEプログラム「知識社会基盤構築のための情報学拠点形成」による支援を受けている。評価実験の実施にあたり全面的な協力を頂きました。京都市教育委員会・京都市教育委員会情報化推進総合センター・京都市立堀川高等学校に心より感謝いたします。

## 文 献

- [1] 文部科学省.: <http://www.mext.go.jp/>.
- [2] Tetsuo Ogino.: Design and Implementation of TESTS: an e-Learning system for recording actions of students. Master thesis, Graduation School of Informatics, Kyoto University (2003).
- [3] Takeshi Fujioka.: Continual Practice and Evaluation of E-Learning System TESTS by Applying Senior High School Mathematics Education. Master thesis, Graduation School of Informatics, Kyoto University (2003).
- [4] Osami Kagawa.: Distance Education System: VIEW Classroom, PhD thesis, Department of Information Science, Kyoto University (1996).
- [5] Osami Kagawa and Yahiko Kambayashi.: Advanced Database Functions for Distance Education System VIEW Classroom. In: Proceedings of the 1997 International Database Engineering and Applications Symposium, pp. 231-239 (1997).
- [6] 宮地 功, 板谷 鮎美, 中嶋 愛, 増地 志保, 州脇 史朗.: 理解度に対応した一次方程式の学習支援システム. 電子情報通信学会技術研究報告, Vol.103, No.368, pp. 7-12(2003).
- [7] 白田 由香利.: 学習履歴データベースにおけるデータマイニング関連ルールに関する考察. データベースワークショップ(DBWS2003).
- [8] 中村 勝一, 佐藤 和彦, 程 子学, 小山 明夫, 宮寺 庸造.: 自由な教材選択に基づいた学習形態における学習状況把握支援手法. 教育システム情報学会誌, Vol.20, No.2, pp. 119-131(2003).
- [9] 金西 計英, 妻鳥 貴彦, 程 子学, 小山 明夫, 宮寺 庸造.: LOGEMON: Web教材を使用した授業での教師支援システム- 学習者の閲覧履歴の視覚化による教師支援-. 電子情報通信学会論文誌, Vol.J83-D-I, No.6, pp. 658-670(2000).
- [10] 中村 喜宏, 赤松 則男, 桑原 恒夫, 玉城 幹介.: 操作時間間隔の変動に着目したCAI学習の行き詰まり検知方法. 電子情報通信学会論文誌, Vol.J85-D-I, No.1, pp. 79-90(2002).
- [11] 山下 泰生.: コンピュータ学習における学習者挙動の複雑性について. 教育情報研究学会誌, Vol.13, No.3 pp. 15-22(1997).
- [12] 伊藤 健二.: e-learning とは何か. 情報処理, Vol.43, No.4, pp.392-400(2002).