

# 学習履歴の双対性再考 -英語語彙学習履歴のマイニングに向けて-

伊藤 篤  
KDDI 株式会社  
at-itou@kddi.com

福島秀顕  
KDDI 株式会社  
hi-fukushima@kddi.com

小原広行  
KDDI 株式会社  
hi-kohara@kddi.com

坂本純子  
KDDI 株式会社  
su-sakamoto@kddi.com

前野譲二  
早稲田大学  
joji@waseda.jp

楠元範明  
早稲田大学  
moto@waseda.jp

辰己丈夫  
東京農工大学  
tatsumi@tt.tuat.ac.jp

原田康也  
早稲田大学  
harada@waseda.jp

## アブストラクト

我々は、ある目標レベルに達する時間をいかに短縮できるか、という問題を解決するために、個人の学習履歴とプロフィールを有効に活用する手法について、さまざまな検討を行っている。技術の進歩により、正誤だけでなく、履歴や前の学習との間隔、トータルの学習時間など、個人の学習履歴情報のきめ細やかな収集および分析が可能となるとともに、各個人の学習履歴を詳細かつ大量に収集し、分析することが可能となっており、学習履歴を利用した学習が可能となりつつある。本稿では、学習履歴を定義するとともに、類似の学習履歴の利用方法、および項目間の依存性と多元性をベースに、学習コストを最小にするというアプローチにより効果的な学習を進める方式を提案する。

## A Study of Learning System using Learning History

ITO Atsushi  
KDDI CORPORATION

FUKUSHIMA Hideaki  
KDDI CORPORATION

KOHARA Hiroyuki  
KDDI CORPORATION

SAKAMOTO Sumiko  
KDDI CORPORATION

MAENO Joji  
WASEDA UNIVERSITY

KUSUMOTO Noriaki  
WASEDA UNIVERSITY

TATSUMI Takeo  
Tokyo University of  
Agriculture and  
Technology

HARADA Yasunari  
WASEDA UNIVERSITY

## Abstract

We are studying learning system by using personal learning history and personal profile to realize effective learning. Recently, progress of IT realizes to collect learning information not only correct/incorrect answer, but also duration of accessing learning system, the number of answering questions and total learning time. Also, it is possible to analyze such huge information by using PC.

We propose a learning system based on personal learning history. In this paper, we firstly define personal learning history. Then we propose a learning system to minimize learning cost by using learning history of other person and considering dependency and multi dimensionality of learning items.

## 1 はじめに

「学問に王道無し」ということわざがあるにもかかわらず、効果的で効率的な学習は、学習者にとって悲願である。我々は、図1に示すように、ある目標レベルに達する時間をいかに短縮できるか、という問題を解決するために、個人の学習履歴とプロフィールを有効に活用する手法について、さまざまな検討を行っている。

電子的学習環境においては、学習者の様々な学習活動の経緯と結果を電子的に記録することが可能である。例えば、比較的単純な4択問題においても、途中の選択肢変更や応答時間などを記録することが可能である。また、キーボードから入力した文字列やマイクに向かって発声した音声をデジタル化して記録することも可能である。小型 CCD カメラで学習者の顔を撮像し、表情を認識して記録することも近い将来可能となろう。いわゆる WBT ではなく、対面的な授業で電子環境を利用する場合、提出した作文やプレゼンテーション資料を電子的に保持し蓄積することも可能となる。

技術の進歩により、正誤だけでなく、履歴や前の学習との間隔、トータルの学習時間など、個人の学習履歴情報のきめ細やかな収集および分析が可能となる。さらに、データマイニングの技術を組み合わせることにより、各個人の学習履歴を詳細かつ大量に収集し、分析することが可能となることが予想される。

語彙に関する簡単な学習項目があったとき、何らかの基準で学習者をレベル分けして、それぞれのレベルの学習者がこの問題をどの程度の割合で正解したかを一覧することで、この問題の難易度を推定することができる。

一般に、学習者を属性で分類し、それぞれの学習者集団に対する正解率と反応時間などの測定可能なデータを分析することで、その学習項目の特徴を抽出可能である。

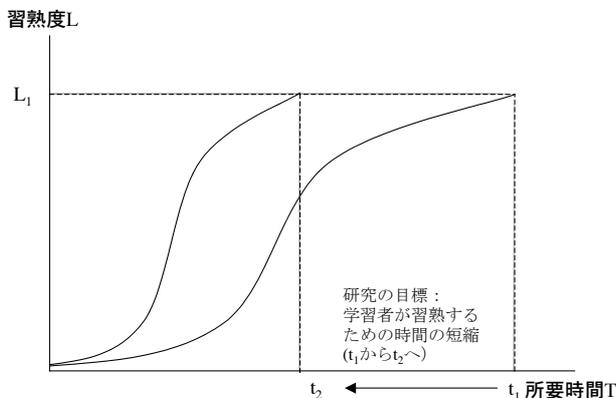


図1 学習時間の短縮

本研究プロジェクトでは、学習者のプロフィールと学習履歴を大量に蓄積しマイニングする事で、学習レベル推定の精度向上と学習の効率化・個別化・最適化を達成することを目標に研究を進めることとする。

## 2 e-learning の研究動向

e-learning のベースとなる技術・理論にはいくつかのものがあるが、大きく分けるとテスト理論と学習理論がある。

テスト理論として一般的に利用されるのが項目応答理論 (IRT: Item Response Theory, Lord & Novick, 1968) [1, 2]である。項目応答理論は、易しい問題では能力が低くても正解率が高いが、難しい問題では能力が高くないと正解出来ないということを示したものである。

図2は、横軸が能力、縦軸が正解率である。右側のカーブは難しい問題、左側のカーブは易しい問題である。項目応答理論は、一定の母集団に対して設問の難易度を測定するものである。個々の学習者の立場から見ると、ある時間における学習者の集合の、ある項目に関する応答から、学習者の全体の中での位置づけがわかることになる。このことを利用すれば、最初に中レベルの問題を出題し、「できた/できなかった」で分岐していくことで、受験者のレベルに合うテスト問題を出すことにより、比較的少ない設問で学習者の能力を推定することが可能となる。

IRTはTOEFL(CBT) [3]などのCAT (=Computer Adaptive Testing: コンピュータ適応型テスト)には必須である。このほか、TOEFL、TOEIC、PhonePass [4]、米国の National Assessment of Educational Progress の試験問題作成にも利用されている。

WEBを利用した学習はe-learningの1形態として企業内e-learningで広く利用されている。WBTの場合、トレーニングではあるが、実際にはテストに近い形式で進められるものが多く、IRTを応用することは有用である場合が多い。

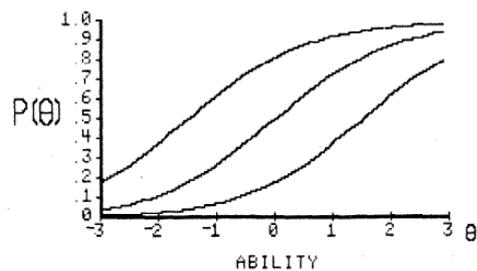


図2: 項目応答理論の概念 [1]

学習理論の応用としては[5]がある。これは、ある体系に基づいて構築された教材があったときに、理解度に応じて学習の進め方を変化させるものである。しかし、この手法は、教科書を勉強する前に能力測定を行うものであり、我々が目指す、苦手分野を集中的に攻略していくものではない。

別のアプローチとしては「構成主義に基づく教育理論」がある。これは、ある対象について、学習者自身による（それぞれ違った）理解を組み立てるようなかたちで教育すべきである、という学習理論を指す[6]。個人毎の学習支援という意味では学習履歴を利用した学習支援と考え方は似ているが、構成主義に基づく教育理論は、認知科学としての理論であり、これを工学的なアプローチで検討した例は無い。

この他、e-Learning の分野では、学習コンテンツの再利用を目的として、SCORM[7]が標準化されている。SCORM でも、学習者の学習履歴はある程度、取り扱っているが、もっぱら課題の履修状況や成績の集計処理等を目的としており、「最適な学習」という観点での取扱いはなされていない。

学習者の「習熟度」は個人の「属性」の一つであるが、個人の属性を多次元ベクトルとして表現し、複数の個人の属性間の相関関係を仮定して未知の属性を推定する手法(協調フィルタリング)は米国において研究されている[8]。

また、難易度と習熟度の双対性については、筆者らがこれまでに検討を行ってきている[9]。

### 3 学習理論の構築に向けて

語彙の学習を例に、「単語を知っている」ということを整理すると以下ようになる。

[A 見てわかる]

A1: 語彙・表現を見て知っていると思う

A2: 見て意味がわかると思う (多義性の問題)

A3: 見て正しく発音できる

[B 聞いてわかる]

B1: 発音を聞いて知っていると思う

B2: 発音を聞いて意味がわかると思う

B3: 発音を聞いて正しくつづれる

[C 使える]

C1: その意味を表現しようとしたとき、語彙・表現を想起できる・正しく発音できる・正しくつづれる

C2: 他の語彙・表現とその語彙・表現を正しく組み合わせ、意味のある文を構築できる

C3: 他の類似した意味・内容を表す語彙・表現との相違を理解して、文脈中で適切に使用することができる

項目応答理論は、一定の母集団と設問の集合を前提として、「問題や課題の困難度」および「学習者の習熟度」を、再現性が高く、公平性／客観性／信頼性の高い静的なデータとして統計的に取り扱うものである。

学習においては、「未知」から「既知」への状態遷移が生ずるが、学習者と学習方略によりそのコストが異なる。これまでは、個人の学習履歴を利用した学習支援を理論的に分析・構築したものは無かったのが現状である。個々の学習者を見れば、同程度の能力レベルであっても、得意・不得意もあれば、バックグラウンドにある知識も異なるため、ある項目に関する理解が出来るまでのコストは個人毎に異なる。このため、項目ごとの差異を見ながら学習する事が重要となる。

学習履歴を利用した学習理論は、ある学習者が、ある項目について学習した時の応答の時系列から理解度・習熟度を推定し、それを利用して学習を効果的に進めるものであると定義出来る。

本研究は、学習者の「学習履歴」に着目し、「習熟度」を時系列の中で動的に取り扱うことを目指すものである。集団の中での静的なデータとして扱われていた「学習履歴」を各個人の動的なデータとして、時系列の中で取り扱うことにより、よりきめ細やかな、各個人に最適なコースナビゲーションを行うことが可能となり、「学習の個人化」が可能となる。

### 4 学習履歴の定義

学習履歴の概念を図3に示し、これに基づき、学習履歴の概念を説明する。

マトリックスの縦は学習者を示し、学習者の上位のカテゴリとしてクラス、その上をグループとする。マトリックスの横は項目を示し、項目の上位カテゴリとしてセクション、その上を章とする。学習者と項目の交点は、その項目に関する応答の時系列の情報である。

この概念をベースに、学習者  $i$  の項目 (問題)  $j$  における履歴に基づいて理解度を推測し、適切なナビゲーションを行う事により学習時間の短縮を目指すこととする。

古典的テスト理論ならびに項目応答理論から推定する「困難度」は、与えられた設問がある母集団においてどの程度の割合で正解を得るかという、いわば「静的」な測度であり、ある項目を「どれくらいたやすく習得できるか」という動的な尺度ではない。

「学習者の習熟度」とともに、「問題や課題の静的な困難度」を推定するだけでなく、動的な「学習容易性」も解析する手法を研究開発する必要がある。

図4に、難易度と習熟度の関係を示す。左の

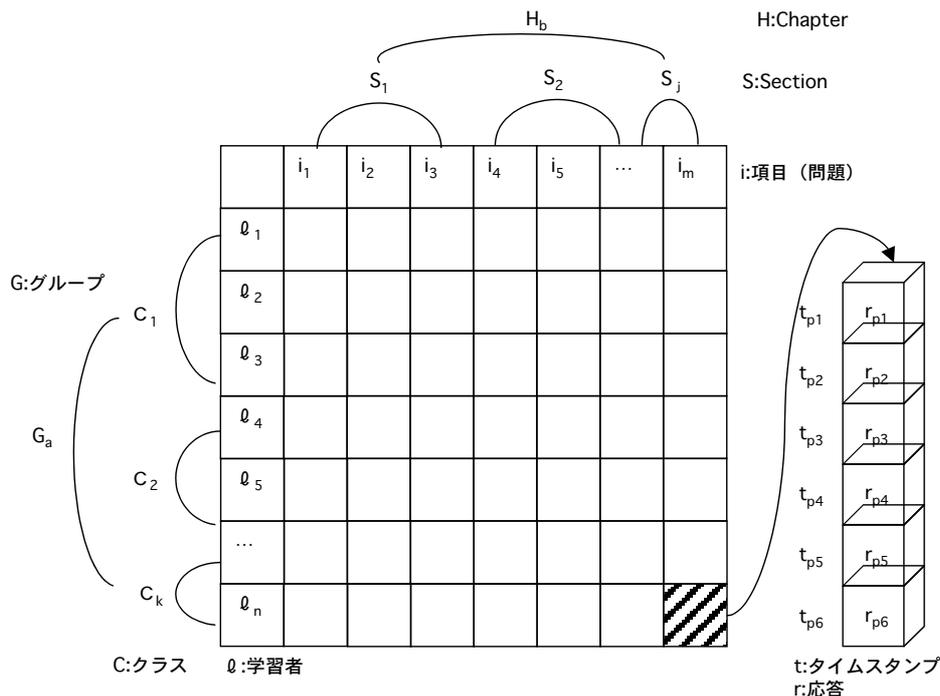


図3：学習者と項目（問題）と学習履歴の関係

縦軸に難易度を示し、右の縦軸に習熟度を示す。学習時間が進むにつれ、学習者における難易度は低下する。それは、逆に言えば、習熟度が高まったということである。

そこで、「学習した」状況を、習熟度と難易度がクロスするところであると定義する。すなわち、習熟度と難易度という異なる概念を相互規定することができる。

この定義により、初めて難易度と習熟度を関連づけることが可能となり、関連ある項目を学習することで難易度を下げる、または習熟度を上げることで、学習に要する時間を短縮することが可能となる。

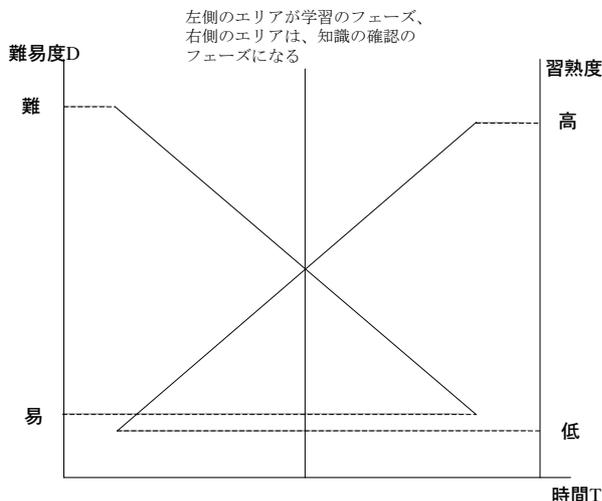


図4 難易度と習熟度の関係

テスト理論的な「困難度」は、ある母集団の統計的性質であるのに対し、「習得しやすさ」は個人的な特性であると想定される。しかし、個人的特性データを多く得ることは困難である。そのため、クラスタリング手法などの導入が有用である。また、実際には間違っただけに関する情報の方が、正しく答えたという情報よりも重要である。つまり、間違い方から、何がわからないのかを推定することが必要である。

学習を進めるためには、学習レベルを推定するだけでなく学習レベルと問題のマッチングをプロファイルと興味も加味して実現することが必要であり、今後方式を検討する。

### 5 学習履歴を利用した学習の提案

学習は、「不知」の状態から「既知」の状態に遷移することであり、学習のための努力（労力）がコストである。このコストは、学習者と項目の組み合わせにより千差万別であるため、個人毎に学習方法を変化させる事が必要である。

図5に、IRTを利用した学習のフローを示す。ここでは、ある項目に関する受験者の応答と図2に示したような正答率と習熟度の関係を利用してレベルを推定し、問題毎にレベルを持っているDBから類似のレベルの問題を持ってきて、次の出題とするものである。このループでは、個々の応答は独立であるという特徴がある。

これに対し、我々の考える学習履歴を用いた学習のフローを図6に示す。

項目に対する応答を学習履歴として蓄積し、それから学習レベルを推定する。それと目標とのギャップを推定し、トータルの学習時間が最小になる戦略をたて、次の問題を出題する。その際に、同じような学習履歴を持つ学習者がいれば、目標とのギャップを計算するために、第3者が既にやった問題で、学習者がまだ実施していないものの中で、難易度が同じようなもの（例えば、正答率が50%くらい）を問題として推薦する。これにより、学習履歴が十分に収集できていないような場合であっても、統計的に利用できる情報を収集・利用することが可能となる。

従って、ここで重要な技術は学習履歴からのコスト情報の抽出である。しかし、個々の学習者の学習履歴は、それほど多くとれないのが現実であるため、図4に示したように、学習者と項目の双対性を仮定し、類似の学習履歴を有する学習者の履歴を参考にする事で、特定の学習者に関して利用できる学習履歴データを実効的に増やすことが有効であると思われる。そのため、どのプロファイルの人がその問題に興味を持ったかという情報をシステムが自動的に収集し、学習することが重要になる。このように、学習者の学習レベル推定の精度を向上させるため、「問題や課題の困難度」および「学習者の習熟度」を推定する手法を研究開発するのが研究の最初の目的である。

すなわち、「問題や課題の困難度」と「学習者の習熟度」を一致させることで、最大の効果を得ることを目指すものである。

次に、学習者の理解度を高める、すなわち「不知」の状態から「既知」の状態に移移する

ためのコストを最小にする問題セットが必要で

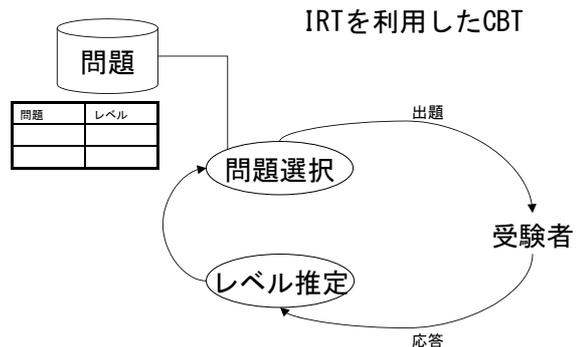


図5 IRTを利用した学習システムの概念

ある。学習者のレベル情報を利用して、学習者に与える最適な問題セットを生成することが2番目の目的である。

同一の問題でも、個人にとっての学習の容易さは異なる。理由としては、専門分野の違い、興味の違いなど、いろいろ考えられる。これが、IRTのような統計的な難易度との違いである。

	Case1	Case2	Case3
容易	10%	30%	20%
適正	80%	60%	50%
難	10%	10%	30%

表1 容易・適正・難しい問題の配合比の例

	CaseA	CaseB	CaseC
できた問題	30%	50%	10%
できなかった問題	70%	50%	90%

表2 できた問題、できなかった問題の配合比の例

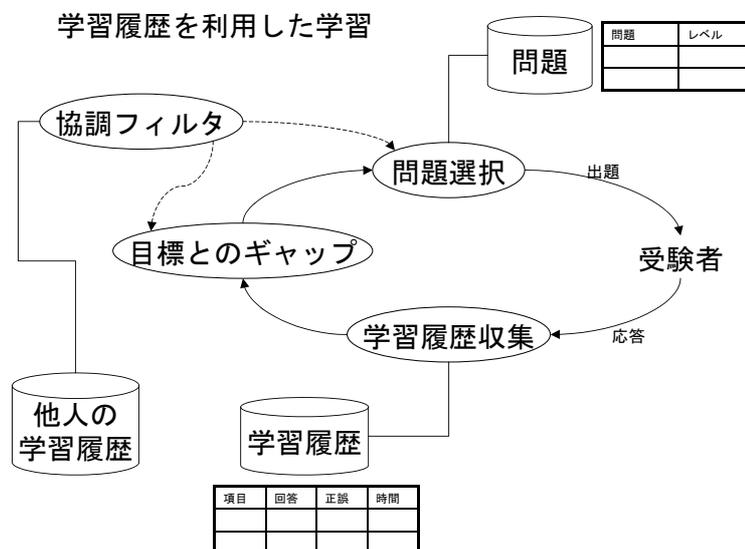


図6 学習履歴を利用した学習システムの概念

また、表 1 に示すように、問題を選ぶ時に、容易な問題、適正な問題、難しい問題の適切な配合比の決め方は今後の課題である。配合比は、レベル・やる気・興味・時間、などから決められると考えられる。また、表 2 に示すような、できた問題、できなかった問題の比率も重要であり、これは、履歴・時間・レベルなどから決められると考えられる。これらの配合比率についても、今後の検討課題である。

目標とする習熟度に現在の習熟度から到達するためには、その差分を埋める経路を推定する必要がある。図 7 に示すように、学習者が習熟度を高めるための経路は、一般には直線的ではないと考えられる。例えば、ある項目を学習することで、別の項目を実は誤解していたことがわかり、そこをやり直す必要が生ずることはよくあることである。

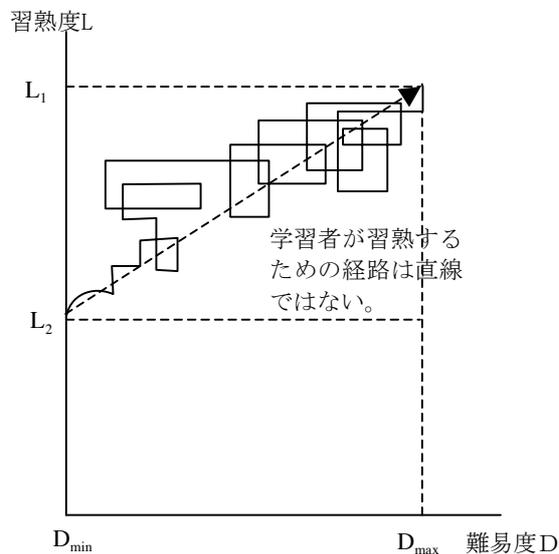


図 7 目標に達する経路

これとは別に、一つの設問は複数のカテゴリに属することが多い。例えば、文法の問題であっても、単語を知らなければ単語の問題としても機能することになる。

さらに、同じ設問であっても、項目の作り方で難易度は異なる。例えば、ある英文があったとして、選択肢が、例えば学習者の専門分野の単語であれば、他の学習者よりはその問題に正解する可能性は高くなる。

これらのことをまとめると、項目は、その中にいくつかの要素を持つ多次元のベクトルであり、難易度は、その中のどの要素に着目するかで決定されると言える。IRT では、項目間の独立性、項目の一元性を仮定するが、ここで提案する方式は項目間の依存性、項目の多元性を利用するという点で大きく異なるものである。

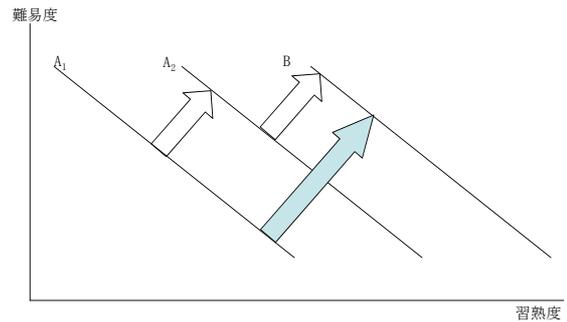


図 8 学習コストの削減の概念

項目（要素<sub>1</sub>、…、要素<sub>n</sub>）とすると、要素<sub>i</sub>を問題とした場合と要素<sub>j</sub>を問題とした場合では、問題の難易度は異なることになる。また、類似の項目 A<sub>1</sub> と A<sub>2</sub> があるとき、項目 A<sub>1</sub> を学習することで A<sub>2</sub> に含まれる要素も同時に学習できる場合がある。同時に、A<sub>2</sub> から B へのコストは、A<sub>1</sub> から B へのコストより低いとする。このことを利用すると図 8 に示すように、A<sub>1</sub> から A<sub>2</sub> に遷移しておいてから A<sub>2</sub> → B と遷移することで、遷移のコストを下げるができる。

学習履歴は、時系列であるため、時間的な重みで評価することが必要である。学習履歴を時系列的に書くと以下ようになる。

t <sub>p1</sub>	t <sub>p2</sub>	t <sub>p3</sub>	t <sub>p4</sub>	...	t <sub>pn-1</sub>	t <sub>pn</sub>
r <sub>p1</sub>	r <sub>p2</sub>	r <sub>p3</sub>	r <sub>p4</sub>	...	r <sub>pn-1</sub>	r <sub>pn</sub>
↑						↑
最初の応答						最新の応答

習熟度 =  $\sum_{i=1}^n f(t_{pi}) * g(r_{pi})$ 、とする。f(t<sub>pi</sub>) は、時間に依存する係数、g(r<sub>pi</sub>) は、応答に依存する係数である。例えば、f(t<sub>pi</sub>) = (1/2)<sup>n-1</sup> とすれば、古い学習結果からの影響を小さくした、習熟度を計算することができる。

いずれにしても、複雑な要素を多く含むため、学習エンジン自身が学習する仕組みが有効であると考えられる。ここで、e-learning システム自身が学習するメカニズムを導入する。図 7 の学習項目間の遷移にある確率を与え、ゴールに達するまでの最小のコストを与えられられる戦略を初期状態として持たせる。それを、学習を進めながら修正していくことで、ある学習者にとって最適な学習プランを構築することが可能となる。このメカニズムは、強化学習 [10] におけるセミマルコフ決定過程として知られるものである。

今後は、この考えの有効性を実験により確認する予定である。

## 6 今後の進め方

研究のロードマップを以下に示す。

- ①. プロトタイプシステムをベースとした学習履歴情報収集機能の実装とデータ収集
- ②. 英語学習における「問題や課題の困難度」の詳細定義の検討
- ③. 英語学習における「学習者の習熟度」の詳細定義の検討
- ④. より詳細な「学習履歴」に必要な情報の定義
- ⑤. 「問題や課題の困難度」と「学習者の習熟度」のマッチングアルゴリズムの検討および試作
- ⑥. 「学習履歴」から有効な情報を抽出するマイニング手法の検討と実施
- ⑦. 「問題や課題の困難度」と「学習者の習熟度」のマッチングアルゴリズムの実装
- ⑧. 英語学習以外の分野(法科大学院の適性試験等)への適用性の検討およびプロトタイプシステムの作成

まず、「問題や課題の困難度」および「学習者の習熟度」を定義するためにプロトタイプシステムを用いて、基礎的な情報を収集する。特に、問題の提示方法等をより工夫する等、できるだけ多くの被験者の情報を取得できるような学習履歴情報収集機能を実装する。

①で収集した情報に基づいて、「問題や課題の困難度」に関してマッチングアルゴリズムで使用できるような詳細定義を行なう。

①で収集した情報に基づいて、「学習者の習熟度」に関してマッチングアルゴリズムで使用できるような詳細定義を行なう。

「学習履歴」として収集すべき項目を決定し、その収集方式を検討する

②および③で詳細定義を行なった、「問題や課題の困難度」および「学習者の習熟度」を用いて、学習者にとって最適の問題を提示できるような「マッチングアルゴリズム」の検討を行ない、試作することにより評価を実施する。また、「学習履歴」のデータマイニングを行なうことにより、⑤のマッチングアルゴリズムの精度をより高めるものとする。

⑤および⑥にて検討したマッチングアルゴリズムをサーバ上に実装する。

⑦で実装した「マッチングアルゴリズム」を、携帯電話を用いた英語学習システム上に組み込み、より洗練された e-Learning システムを作成する。

⑧で作成したシステムに関して、その効果を検証するとともに、「製品」あるいはサービスとしての完成度を向上させる。

⑦で実装した「マッチングアルゴリズム」に関して、英語教育以外の分野(法科大学院の適性

試験等)への適用性を検討し、プロトタイプシステムの作成を行なう。

以下に、問題提示方法の検討のため予備実験を実施した結果を示す。(表3参照)

(1) 今回利用した問題提示手法は多くのツールでも利用される手法である、「まず10問を提示し、その中で間違えたものを再度行う」というものである。実験結果によると、多くの場合2度目には問題パターンを覚えてしまう結果になっている。また、一度正解すると次にはその問題を出さないため、まぐれ当たりの可能性を見逃すことになる。このため、問題提示方法としては、例えば以下のような、別の方式が必要であることがわかった。

対策1: 問題セットの中をシャッフルして再度提示する

対策2: 間違えた問題と同じカテゴリの問題に入れ替えて提示する

対策3: 間違えた問題と同じカテゴリの問題を追加して提示する

対策4: 問題作り直し(固有名詞入れ替えなど)

(2) ある問題に対しての解答の履歴が「○○××」と「××○○」と「○×○×」では、その問題に関する正答率は同じ(50%)だが、明らかに理解レベルは同じではない。実験の結果でも、問題に含まれる構文、イデオムを理解するまでの道筋は学習者と項目(問題)によりまちまちである。そこで、正解・不正解の並びから理解度の定義を行い、それを使う事で、項目に関する学習履歴からわかる理解レベルによる学習者と項目の関係を評価する方式を検討した。机上検討の結果、この方式は有効と考えられるので、さらにデータを収集する事で精度を上げるとともに、問題提示の際の入れ替え判断基準に利用する予定である。

## 7 まとめ

本論文では、学習履歴を利用した学習支援を行う方式の概念について述べた。5章において学習履歴を定義するとともに、習熟度と難易度の関係を定義した。6章では、学習履歴を利用した学習支援方式の流れを示し、他の学習者の情報を有効活用することが重要であることを述べ、7章では今後の研究を進めるにあたってのマイルストーンを示した。

近年、携帯電話の普及にはめざましいものがある。単なる通話の道具から、インターネットとの組み合わせにより、各種のアプリケーションが動作するコミュニケーションツールになってきている。その結果、携帯電話を利用した e-

learning も広く利用されるようになってきた [11,12]。携帯電話による e-learning は、通勤・通学時間などの空き時間を利用した、手軽な学習ツールとして有望なものと考えられる。また、本格的な教材を PC で動作させ、基礎的な知識や単語の意味などを覚えるために携帯電話を利用するというような、PC と携帯電話の組み合わせることにより、より学習の効果を上げることができる。今後は、7章に示したロードマップに沿う形で、研究開発を推進する予定である。

また、問題の難しさは、時間不変ではなく、学習ステップの進展とそれにかけた時間に伴い動的に変化し、習熟度も動的なものとして、双対的に定義されることを検討し、学習方式に反映させることも、今後の検討課題である。

謝辞

IRT などの e-learning 関連技術についてご議論頂いた KDDI 研究所菅谷史昭 GL、日頃ご指導頂く KDDI 技術開発本部村上仁己本部長、開発推進部濱井龍明部長、KDDI 研究所浅見徹所長、中島康之 SGL に感謝します。

参考文献

[1] THE BASICS OF ITEM RESPONSE THEORY, FRANK B. BAKER, ERIC Clearinghouse on Assessment and Evaluation, ISBN 1-886047-03-0 (2001)  
 [2] 項目応答理論入門、大友賢二、大修館書店、(1996)

[3] <http://www.cieej.or.jp/TOEFL/cbt/index.html>  
 [4] <http://www.phonepassjapan.com/>  
 [5] 学習履歴データベースを用いた学習支援システム用 Causal Network の自動構築法, 大西他、情報処理学会研究報告 2004-CE-73、2004  
 [6] Theoretical and practical consideration in the design of Web-based instruction, Miller S.M. and Miller K.L., Instructional and cognitive impacts of Web-based education (Ed. B. Abbey), Idea Group Publishing, P178-191, 2000  
 [7] <http://www.elc.or.jp/cgi-bin/csvmail/download.htm>  
<http://satt.jp/tools/tech/scorm.htm>  
<http://www.adlnet.org/>  
 [8] General tutorial on software agents, <http://pattie.www.media.mit.edu/people/pattie/CHI97/sld110.htm>  
 [9] 学習履歴の双対性- 学習履歴を活用した e-learning 高度化の数理的基礎を目指して-、原田他、情報処理学会研究報告 2003-CE-70、2003  
 [10] 強化学習システムの設計指針、木村他、計測と制御 Vol.38 No.10 1/6、1999  
 [11] <http://www.bizcom.co.jp/mate/>  
 [12] <http://www.nextet.net/e-learning/>

問題 set ID	学習者 ID	問題 1	問題 2	問題 3	問題 4	問題 5	問題 6	問題 7	問題 8	問題 9	問題 10	問題 11	問題 12	問題 13	問題 14	問題 15
200	1779	○	×○	○	○	×○	○	○	○	×○	×○					
200	1784	○××○×× ○○	○○○	××○○	○○○	○○○	○○×	○××○×× ○○	○○○	×××○× ○○	○○○					
200	1789	×○○	×○○	○○	○○	○○	○○	×○○	○○	×○○	×○○					
496	1779	○	○	○	××○	○	○	○	○	○	○	×○○	○	○	○	○
496	1780	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	×○	○	○
496	1789	○	×○○○	○	×○○	×○○○	○	×○○○	×○○○	×○○○	○	×○○	○	○	○	○
218	1780	○○	○○	○○	×○○	○○	○○	×○○	○○	○×○	×××× ○					
218	1784		○		××○				×○							

表 3 学習履歴収集試験の結果