

# 学習者の理解度に対応した適応型 eラーニングシステムの考察

Adaptive e-Learning System Corresponding to  
Learners' Performance

延原 哲也<sup>1</sup> 小山 嘉紀<sup>2</sup> 三宅 新二<sup>3</sup>  
庄司 成臣<sup>4</sup> 劉 渤江<sup>5</sup> 横田 一正<sup>6</sup>

Tetsuya NOBUHARA Yoshinori KOYAMA  
Shinji MIYAKE Nariomi SHOJI  
Bojiang LIU Kazumasa YOKOTA

eラーニングにおいて学習者の理解度を逐次測定し、課題を動的に学習者に提示する仕組みを検討する。現在のeラーニングに実装されているアセスメント技術が未成熟であるため、その最適なアセスメント技術を検討し、その結果に基づいた動的な課題提示の方式を提案した。また、アセスメント結果をコンテンツにフィードバックする仕組みにSCORM2004で提唱されている標準的なシーケンシングデータモデルを活用することにより、この方式が一般的なプラットフォーム上で実装可能であることが判明した。

We propose an adaptive e-Learning system that can provide learning materials corresponding to learners' performance. As online assessment in existing e-Learning systems does not necessarily work well, we propose a new e-Learning system with new assessment method. In this system it is possible to use the common feedback mechanism of learners' performance information recommended by SCORM2004.

## 1. はじめに

インターネットの普及に伴い、教育コンテンツをネットワークを通じて配信するeラーニングが企業内教育や高等教育の領域でさかんに試みられるようになってきている。しかし、eラーニングは多様なニーズを持った学習者の参加を前提としており、システムへの要求も多様化する。その多様なニーズに柔軟に 대응していかなければ、学習者を継続的に学習に参加させることが困難となる。

<sup>1</sup> 学生会員 岡山県立大学大学院情報系工学研究科博士後期課程 / ベネッセコーポレーション

[tetsuya\\_nobuhara@mail.benesse.co.jp](mailto:tetsuya_nobuhara@mail.benesse.co.jp)

<sup>2</sup> 正会員 岡山県立大学大学院情報系工学研究科博士後期課程 / 両備バス株式会社 [koyama@rrr.gr.jp](mailto:koyama@rrr.gr.jp)

<sup>3</sup> 正会員 岡山県立大学大学院情報系工学研究科博士後期課程 / 株式会社両備システムズ [shinji@ryobi.co.jp](mailto:shinji@ryobi.co.jp)

<sup>4</sup> 学生会員 岡山県立大学大学院情報系工学研究科博士前期課程 [shoji@c.oka-pu.ac.jp](mailto:shoji@c.oka-pu.ac.jp)

<sup>5</sup> 正会員 岡山理科大学総合情報学部 [liu@mis.ous.ac.jp](mailto:liu@mis.ous.ac.jp)

<sup>6</sup> 正会員 岡山県立大学情報工学部 [yokota@c.oka-pu.ac.jp](mailto:yokota@c.oka-pu.ac.jp)  
しかし、現在広く利用されているeラーニングの技術や標

準化されつつある機構では学習者の習熟度状態の把握がきめ細かくできていないとは言えず、一方的なコンテンツ配信にとどまっているのが現状である。そのため、学習者のモチベーション低下やその結果としての学習の中断という事態が多く発生しており、それがeラーニング実施上の問題となっている。

そうした状況を改善し、eラーニングの有効性を高めるために本論文では、eラーニングに参加する学習者の理解度を把握し、その結果に基づいてより学習者に適合した学習課題を提示する仕組みを提案する。

2章でコンテンツ標準化動向と課題、3章で動的な課題提示の仕組み、4章でアセスメント技術について述べ、5章でアセスメント結果によるコンテンツ制御機構を提案する。6章では学習者へのフィードバック情報を検討し、7章で今後の展望と課題を記す。

## 2. コンテンツ標準化の動向と課題

eラーニングのコンテンツ標準化においてはAdvanced Distributed Learning Initiative (以下ADL)が提唱するSharable Content Object Reference Model (以下SCORM)が普及しつつある。そもそもSCORMは、教材を標準化することにより広く流通させることを目的として、各種標準化団体と共同で作業が行われている[1]。SCORMではSharable Content Object (以下SCO)をコンテンツの流通単位としその再利用を提唱しているが、これまでその流通には以下のような課題があったため、当初の構想どおり流通しているとは言い難い。

- ・メタデータ記述内容に関する定義がない
- ・メタデータの定義の作業負荷が大きい
- ・コンテンツの権利保護のルールが不明確

従来のSCORM1.2までは職業人教育向けシングルロールでデザインされてきており[2]、複数のコンテンツの提示順序を複雑に制御することは困難であった。しかし、最新のSCORM2004[3]では、コンテンツの提示順序を細かく制御(シーケンシング)する機構や学習者の理解状況を把握する(トラッキングモデル)機構が追加された。本論文では新たにSCORM2004で導入され、今後標準として多くのLearning Management System (以下LMS)でのサポートが期待される学習状況のトラッキングモデルの積極的な活用とその有効性の検討を試みる。

## 3. 動的な課題提示システム

学習者の理解度に対応して動的に提示学習課題を制御するためのアセスメントと、提示課題分岐の基本モデルを図1に示す。図1は、アセスメントの成績に応じて未理解領域の対策学習コンテンツを提示したり、発展的学習コンテンツを提示する基本的なフローである。

たとえば、TOEIC対策学習において現在400点の学習者が600点を目指して学習をする場合、400点から600点の難易度に相当する学習課題を提示する必要がある。またTOEICではリスニング問題、リーディング問題にわかれており、各々のパートが会話問題、長文問題などで構成され、設問のタイプも異なっている。

図2のようにコンテンツが難易度情報を有している時に、たとえば400点の学習者がリスニングの会話問題においてd1レベルはクリアできるがd2レベルはクリアできないためd2レベルの対策学習を実施するといった学習者の能力に応じた、対策学習の提示が可能となる。しかし、現在

のTOEIC学習コンテンツにおいて難易度情報を活用している例はなく、また、学習者の能力を実際に測定しその理解度に対応したコンテンツ提示を行っている例はない。

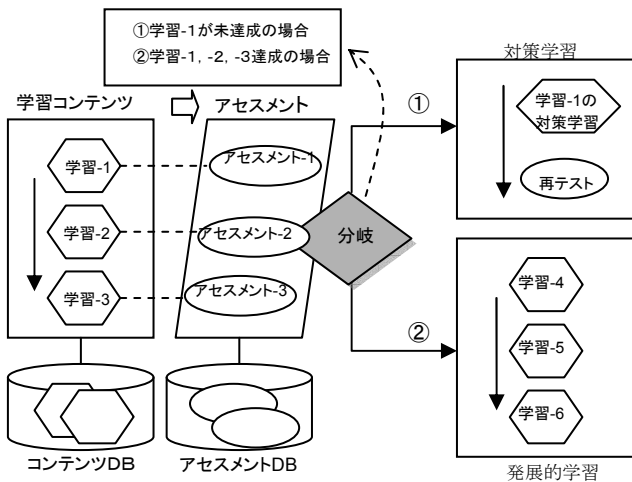


図1 動的課題提示基本モデル

Fig. 1 Basic Model of Dynamically Setting Contents

パート	セクション	対応する難易度
Listening	文法問題	d1, d2, d3
	会話問題	d1, d2, d3
	長文問題	d1, d2, d3
Reading	文法問題	d1, d2, d3
	会話問題	d1, d2, d3
	長文問題	d1, d2, d3

(d1=400点、d2=600点、d3=800点相当)

図2 TOEIC対策コンテンツの構造例

Fig. 2 Example of TOEIC Content Structure

#### 4. 理解度のアセスメント

これまでの多くのeラーニングシステムでは、理解度の把握に簡単な小テストが実施される程度にとどまっている。理解度を正確に把握してその結果を教授活動に活用するという意味でのアセスメントや、その学習システムへの統合は見過ごされてきた。学習目標に対する到達度を各学習者に知らせると同時に、それを基礎として次の段階での指導方法を考える[4]、という意味での教育性の観点が機能しているとは言いがたい。

eラーニングでの教育的なアセスメントに必要な要件は、習熟度の絶対評価ができること、少ないテスト項目や短い時間で実施可能であること、機密性が高いことなどが挙げられる。コンピュータテスト(CT: Computerized Testing)はペーパーテストを単純に電子化してリアルタイムに採点することを目指してきており、現在のeラーニングシステムにも搭載されている。一方コンピュータ適応型テスト(CAT: Computerized Adaptive Testing)は、被験者の応答に基づいて、実施する項目の困難度や内容を調整する方式である。CATの場合には被験者は自分の能力水準に近い問題のみを与

えられ、難しすぎる問題や易しすぎる問題は出題されない[5]。また同一被験者に同一問題を出題しないなどの制御を行える。

CATのテスト問題は項目反応理論(IRT: Item Response Theory)に基づいて作成されている。IRTでは各テスト問題がプレテスト結果から採取されたメタデータとしての識別力、困難度等のパラメータ情報を有する。被験者*i*が、テスト項目*j*に正答する確率 $p_j(\theta_i)$ は以下のロジスティック分布関数を活用した2パラメータ・ロジスティックモデル(two-parameter logistic model)で計算できる[6]。

$$p_j(\theta_i) = \frac{1}{1 + \exp[Da_i - b_j]}$$

- a: 識別力パラメータ  
各問題が受験者の能力を識別する力がどのくらい強いかを表すパラメータ
- b: 困難度パラメータ  
各問題の難易度水準を表すパラメータ
- D: 1.7     $\theta$ : 能力

各テスト問題は以下図3に示すような項目特性曲線により学習者の能力を弁別できる機能を有している。

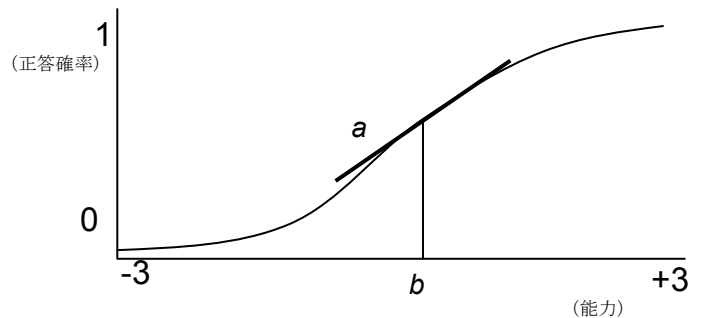


図3 項目特性曲線

Fig. 3 Item Characteristic Curve

IRTを用いたアセスメントでは、逐次学習者の能力 $\theta$ を推定しながら次の問題を出題していくため、従来のアセスメントに比べ出題数を減らせることが分かっている。実際の能力得点 $\theta$ は、回答パターンが与えられる毎に、ベイズ推定(Bayesian estimation)により逐次能力を推定していく方式等が利用可能である。逐次推定される能力値 $\theta$ に対して、その能力値周辺の難易度の問題を次候補問題として出題することにより、学習者の能力を特定していく方式であり、図4にそのイメージを示す[7]。

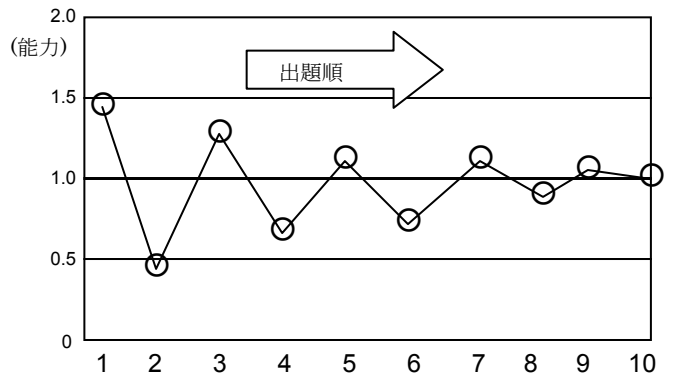


図4 IRTによる能力推定イメージ

Fig. 4 Image of Ability Estimation from IRT [7]より引用

## 5. アセスメント結果によるコンテンツ制御

### 5.1 SCORM2004 とシーケンシングモデル

前章で議論した CAT によるアセスメントと SCORM2004 で提唱されたトラッキングモデルを連携させることにより、学習者の理解度に応じたコンテンツ提示の仕組みを提案する。まず初めに、SCORM2004 で定義されている重要な概念について説明する。

**アセット**：学習コンテンツの最も単純な形態で、テキストや画像などの電子的なデータの断片。

**SCO**：一つ以上のアセットから構成され、ランタイム環境を利用して LMS と通信が可能な学習資源の最小単位。再利用性を高めるために、特定の学習経験から独立している。

**コンテンツアグリゲーション**：

一連の学習資源（アセット/SCO）を分類し、学習者に提示する順序を決定する機能を含んだコンテンツ構造の定義。

**コンテンツパッケージ**：

コンテンツアグリゲーションで定義されたコンテンツ構造を具体的にマニフェストと呼ばれるファイルとして記述する方法などを定義する。マニフェストのオーガニゼーション部分でシーケンシングが定義される。

**トラッキングモデル**：

学習コンテンツをシーケンシングするために必要な学習者の動的情報などを保持する一連のデータモデル要素で、学習目標や学習目標到達度情報などを含む。

**アクティビティ・ツリー**：

アクティビティはある意味をもった学習活動単位であり、アクティビティ・ツリーはアクティビティの動作構造を表現する。実際は LMS がコンテンツパッケージを読み込んでこのアクティビティ・ツリーに変換する。

3章で論じた TOEIC 教材をアクティビティ・ツリーとして表した例が図 5 となる。あらかじめコンテンツの提示順をコンテンツアグリゲーションで定義しておけば、LMS はそれを読み込み順次コンテンツを提示していく。本論文ではアセスメントを SCO として LMS とコミュニケーション可能な形態とすることにより、CAT 型アセスメントの SCORM への組み込みを試みた。

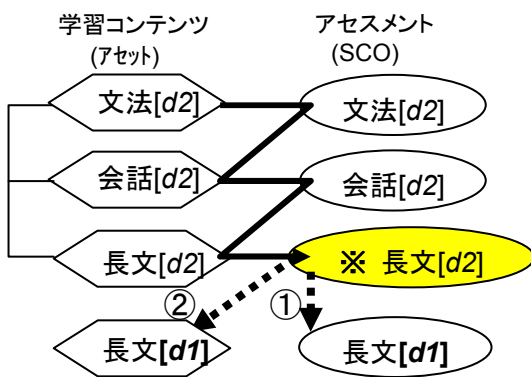


図 5 アクティビティ・ツリー  
Fig. 5 Activity Tree

### 5.2 アセスメント SCO

4章で論じた CAT をアセスメント SCO として実装したイメージを以下の図 6 に示す。アセスメント SCO は IRT モジュールで動的に出題される複数のテスト問題の結果を集計

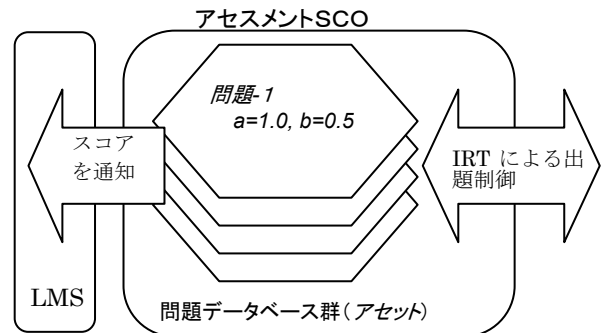


図 6 アセスメント SCO への CAT 実装イメージ  
Fig. 6 Implementation Image of Assessment SCO with CAT

しスコア化する。アセスメントを SCO としてラッピングすることにより SCORM2004 のトラッキングモデルが利用可能となり、CAT 型テスト結果と SCORM の統合を実現した。

### 5.3 LMS による動的な制御

図 6 に示すようにアセスメント SCO が学習者のアセスメント結果を LMS に通知すれば、スコアを受け取った LMS は予め設定されている学習目標とそのスコアを比較することで、学習目標の到達度評価および、その結果を反映した動的なシーケンシング制御を行うことができる。LMS はアセスメント SCO から通知されたスコアに対応して動的にコンテンツ制御を行うことが可能となる。

3章で論じた TOEIC 教材の例では、図 5 に示したように、アセスメント（※長文問題）の結果により①又は②に分岐される場合を示した。規定の学習目標（目標難易度→[d2]）をクリアしていない場合には、難易度を下げて（難易度→[d1]）アセスメントを再実施（経路①）したり、難易度を下げて（難易度→[d1]）学習コンテンツを表示（経路②）したりすることができる。IRT における困難度を TOEIC の難易度の尺度として利用することで、動的な難易度への対応を実現する。

## 6. 学習者へのフィードバック

IRT を活用したアセスメントを実施すれば、以下図 7 のように、正解した問題あるいは不正解の問題が、TOEIC に換算して何点相当の問題であるかという情報を得ることができる。しかし、少ないアセスメント問題数では信頼性の高い能力測定はできないため、本論文ではセクションを一つの SCO の単位とした。さらに、各セクションで 10 問程度のアセスメントを実施することによりある程度信頼性の高いセクション単位による能力測定ができると予測している。また、パート毎のスコア、総合スコアの算出は十分な問題数によって行われるため信頼性はかなり高くなる。

パート	セクション	難易度評価		
		d1	d2	d3
Listening	文法問題		○	
	会話問題		○	
	長文問題	○	×	
(スコア)	250			
Reading	文法問題		○	
	会話問題	○		
	長文問題		○	
(スコア)	300			
総合スコア	550			

(○:正答 ×:誤答)

図7 フィードバック情報  
Fig.7 Feedback Information

## 7. まとめと今後の課題

本論文ではeラーニングにIRT型のCATを統合することにより、学習者の理解度を適宜測定して、その結果に対応して動的に学習課題を提示する方式を提案した。さらにアセスメントとeラーニングシステムがSCORM2004で標準化された機構を利用して連携できる点を示した。

従来のeラーニングシステムにおける個別対応といえば、メールによるメンタリングやチュータリングといった、専ら人的サービスとして実現する傾向があった。また、これまでTOEICの学習者は、現在の学習状況や能力測定値が示されることはなく、学習者間の能力差が大きいにも関わらず全員に一定レベルの学習教材が提示されたり、根拠の薄い能力別対策課題が提供されてきていた。

本論文で提案した適応型eラーニングシステムでは、システム自身が多様な学習者の学習状態や能力を測定して、次に提示する学習コンテンツそのものを、学習者のレベルに対応させようとする本質的なアプローチである。

筆者らは現在まだシステムの設計段階であり、実証による検証はできていない。今後実験システムを使って実際に検証を進める予定である。ただし、IRTを基にしているため、対象分野での有効性等を検討する必要があるだろう。

### [文献]

- [1] 吉田 文：アメリカ高等教育におけるeラーニング，東京電機大学版局 (2003).
- [2] Wim Jochems, Jeroen van Merriënboer, Rob Koper : *Integrated E-Learning*, RoutledgeFalmer (2004).
- [3] Advanced Distributed Learning : “SCORM Content Aggregation Model Version 1.3” (2004).
- [4] 梶田 叡一：教育評価，有斐閣双書 (1983).
- [5] Robert L. Linn : *Educational Measurement, Third Edition*, American Council on Education (1998).
- [6] 芝 祐順：項目反応理論，東京大学出版会 (1991).
- [7] 高橋正視：項目反応理論入門，イデア(2002).

### 延原 哲也 Tetsuya NOBUHARA

ベネッセコーポレーション所属。

岡山県立大学大学院情報系工学研究科博士後期課程在学中。  
eラーニングの研究に従事。日本データベース学会正会員。

### 小山 嘉紀 Yoshinori KOYAMA

両備バス株式会社所属。

岡山県立大学大学院情報系工学研究科博士後期課程在学中。  
eラーニングの研究に従事。日本データベース学会学生会員。

### 三宅 新二 Shinji MIYAKE

株式会社両備システムズ所属。

岡山県立大学大学院情報系工学研究科博士後期課程在学中。  
テキストマイニング，マルチメディアの研究に従事。  
情報処理学会，教育システム情報学会，日本データベース学会正会員。

### 庄司 成臣 Nariumi SHOJI

岡山県立大学大学院情報系工学研究科博士前期課程在学中。  
2004 岡山県立大学情報工学部情報通信工学科卒業。eラーニングの研究に従事。日本データベース学会学生会員。

### 劉 渤江 Bojiang LIU

岡山理科大学総合情報学部情報科学科助教授。マルチメディア情報処理技術の研究に従事。情報処理学会，電子情報通信学会，日本データベース学会等正会員。

### 横田 一正 Kazumasa YOKOTA

岡山県立大学情報工学部情報通信工学科教授。データベースシステムの研究・開発に従事。情報処理学会，電子情報通信学会，人工知能学会，日本データベース学会，ACM，IEEE等正会員。