

初年次教育を対象にした適応的学習システムの検討

金西 計英¹⁾, 石田 基広²⁾, 高橋 暁子¹⁾, 戸川 聡³⁾

1) 徳島大学 高等教育研究センター

2) 徳島大学 デザイン型 AI 教育研究センター

3) 四国大学 大学院文学研究科

marukin@cue.tokushima-u.ac.jp

A Study of Adaptive Learning System for First Year Experience

Kazuhide Knaenishi¹⁾, Motohiro Ishida²⁾, Akiko Takhashi¹⁾, Satoshi Togawa³⁾

1) Research Center for Higher Education, Tokushima Univ.

2) Center for Design-Oriented AI Education and Research, Tokushima Univ.

3) Department of Information Science, Shikoku Univ.

概要

高等教育の初年次学生を対象にした学習には、基盤的な知識伝達を目的としたものが存在する。一般的に、知識伝達を目的とした学習の形態としては、演習の繰り返しによる自学自習形態が想定される。自学自習による知識伝達は、eラーニングにより補完可能であると考えられる。本稿では、学習者個別の適切な問題選択の機能を実現した適応的学習システムを提案する。本稿では、適応学習システムの概要について述べる。今後、適応学習システムの実現において、演習問題と学習履歴の蓄積が課題となることについても述べる。

1 はじめに

新型コロナウイルスの世界的な感染拡大の結果、我々の日常は大きく変化し、高等教育の世界も影響を受けた。大規模な入校制限による授業の全面的な遠隔化等である。十分な準備期間を設けることなく、オンライン授業が始まり、現場は大きく混乱した。一方、オンラン授業という言葉が知られるようになり、一挙にeラーニングが普及した。eラーニングの利用の一つとして、大学の初年次教育への利用が想定される。リメディアル教育では、eラーニングの利用が強く求められる。

大学の初年次の教育は、大学入試に特化した学びから、大学での学びへの橋渡しの意味を持つ。物理や数学の授業では、高校までの学習を前提に、基礎的なスキルの定着が目指されている。また、高大接続の文脈において、リメディアル教育として必要性が高まっている。しかし、知識伝達の方法として、一斉講義は必ずしも有効な方法とはいえない。

知識伝達の一般的な形態として、学習スタイルは演習の繰り返しが考えられる。講義を傾聴し、理解することも一般的である。ただし、傾聴だけで十分な理解に到達することは困難であり、定着

(理解)を確認するためには、演習が必要となる。演習の繰り返し(反復練習)は一般的な方法と言える。我々は、日本の大学で、講義を補完する演習に基づく学習環境(eラーニングシステム)に、一定の需要が存在すると思われる。本研究では、高等教育の初年次教育を対象に、基礎的な知識(物理や数学等)の定着を支援するeラーニングシステムの構築を目指す。

知識伝達の学習の、演習を繰り返すにおいて、これまでは単純に演習を繰り返してきた。一方、学習進度で、個人差が発生する。そのため、演習の繰り返しの場面で、演習の提示を個人に沿った制御ができれば、学習の効率に寄与することができる。理解した分野の演習を、何回も解くことは効率的とは言えない。分かっていない内容の演習が解けるようになることが重要である。我々が目指すeラーニングシステムでは、学習者の理解状況に応じた演習の提示機能の実装を目指す。つまり、適応的な学習の実現を目指す。

演習の提示を個別に制御するには、知識定着の客観的な確認と、学習領域を網羅した演習問題の集合が必要である。学習状態の客観的な評価に関する手法は、1990年代の知的学習システム研究等で蓄積されている。ただ、当時の計算機資源は能

力が不足しており、理論的な提案が中心であった。2010年以降、計算機資源の発展により、実用システムが運用されるに至っている^(2,3)。

2 適応学習の枠組み

2.1 適応な学習

我々が想定する演習に基づく適応的な学習とは、基本的に自学自習であり、その中で演習の繰り返し、知識の定着を促すと考える。反復練習を無限に繰り返すことで、対象領域の全ての知識（スキル）を獲得することができる。無限に繰り返すということは、物理的、学習者の意欲の面からも不可能である。そのため、効率化が必要になる。適応的というのは、演習問題の提示を、学習者の理解に沿って制御することである。分かった問題は提示されなくなり、分からない問題が提示される。学習者は、分からない問題に対し、テキストを読む等の学習をおこない、結果的に問題が解けるようになる。この枠組みでは、学習成果は学習者の意欲に負うところが大きい。理解する努力に対し、意欲が湧かなくなると学習は停滞する。一方、システムは、学習者の反応を待ち続ける。少なくとも、システムが諦めることはない。

学習者の理解状況に沿って問題を提示するためには、問題の準備と、制御を実現する必要がある。まず、十分な演習問題の用意である。次に、演習問題と対象領域の知識との対応付けで求められる。問題と領域知識の関係を示した情報を定義し、記述する。知識と問題の関係が記述されることで、領域を全て網羅した問題群を用意することができる。さらに、問題の難易度についての情報を持たせる。難易度は、客観的な指標を持たせる必要がある。演習問題群中の個々の問題は、知識との関係を表す情報と難易度の情報を持つ。このようにして、適応的な学習のための問題群が準備される。

学習者は、問題群の中から選ばれた問題を順次

問題 15

次の文章のうち、ノイマン型コンピュータの説明として正しいものすべてを選べ。

- ①ノイマン型コンピュータの処理速度を上げるため命令を平行実行することができる。
- ②ノイマン型コンピュータは、命令を実行するためには必ず主記憶装置にアクセスしなければならない。
- ③現在動いているコンピュータは、全てノイマン型コンピュータである。
- ④CPUの処理速度が速く、主記憶装置の記憶容量が不足するため、CPU本来の処理速度で実行できないことを「ノイマン・ボトルネック」という。

解答

図 1 演習問題の例

解く。システムが提示する問題の選択は、問題群の中から難易度の低い問題が提示される。また、領域を網羅する形で順次提示される。簡単な問題が全て解ければ、難易度が上がった問題が提示される。このようにして、難易度と領域が段階的に変化する形で、問題が順次提示される。学習者は提示される問題を解いていき、一定の問題が解ければ学習は終了する。一定の問題とは、難易度と領域について、システムに設定された閾値を満たすことである。

2.2 IRT に基づく CBT

知識の定着を図る CBT（適応型テスト）は、適応学習システムの中核機能である。eラーニングシステムにおいては、CBT(Computer Based Test)の形を取る。テストは、演習の集合体である。一問ずつ解く場合は、演習と呼び、まとめて解く場合はテストとなる。適応型テストは、アイテムバンクと呼ばれる演習（質問項目）を蓄積したデータベースから出題される。学習者の成績は、質問項目に対する回答履歴に基づいて難易度と理解度が計算され、出題選択の基準として蓄積される。一般的にテストにおいて、問題の難易度と理解度の分離が出来ないと客観的な評価が実現しない。適応型テストの例として、医学系大学間共用試験、IT パスポート試験、TOEFL 等を挙げることができる。適応型テストでは、項目反応理論（Item Response Theory (IRT)）が広く用いられる⁽⁴⁾。IRT はその処理の計算量が大きくなり、2000 年以降の計算機資源の発達により、実用的な適応型テストが出現した。IRT は、古典的テスト理論と対比して現代テスト理論とも呼ばれる。IRT は理解度の判定に有効なことは知られている。また、IRT を用いることで、受験者ごとに異なるテスト問題を生成したうえで、信頼性の高い能力推定ができるといった利点がある⁽¹⁾。

IRT を用いた適応型テストが、理想的な状況下では有用であることは示されている。信頼性の高いテストを作成するには、アイテムバンクとして一定数の問題が必要であることが指摘されている。さらに、有用な難易度を算出のため一定数の解答履歴が必要となることも指摘されている。

2.3 Q-Matrix

龍岡らは初等教育の数学教育の分野で、学習者の理解をモデル化する、演習と数学的なスキルの

関係を記述する Q-Matrix を提案した⁵⁾。

表1 Q-Matrix の例

		Attributes/skilles				
		Skill1	Skill2	Skill3	Skill4	Skill5
Items	Item1	0	0	0	1	0
	Item2	1	0	1	0	0
	Item3	0	1	1	1	0
	Item4	0	0	1	0	1

表1に示した通り Q-Matrix は、2次元行列であり、問題 (Item) と問題を解くための能力 (Skill) の項目からなる。図では、縦に問題が並び、横に能力が配置されている。この Q-Matrix では、問題1を解くためには能力4が必要であることを表している。

龍岡らによると Q-Matrix は、教師が実際の演習を集め、分析することで能力を取り出し Q-Matrix を記述するものとしている。教師の手によって記述する形が提案されている。

一方、演習や CBT を eラーニング上で運用することで、学習者の解答履歴を得ることができる。解答履歴は、以下に示したような一般的に2次元行列の形を取る。問題と解答者の項目が配置され、問題の正答、誤答の結果が表示される。この表で解答者1は、問題1は誤答、問題2は正答といったことが表現される。

表2 解答履歴の例

	User1	User2	User3	User4	User5
Item1	0	1	0	0	0
Item2	1	1	0	0	0
Item3	0	1	0	1	1
Item4	1	1	0	1	0

解答履歴と、Q-Matrix はともに2次元行列である。我々は、解答履歴を機械的に収集することができる。その上で、最近の EDM (Educational Data Mining) 研究において、機械学習を用いることで解答履歴から Q-Matrix を得る方法が提案されている⁶⁾。これは、2次元行列を分解する形で、近似された Q-Matrix を得ることができるとするものである。

Q-Matrix は上述の通り、演習と能力の関係を示したものであり、結果的に問題と問題の間の構造、関係を記述した表である。Q-Matrix を得ることができれば我々は、解答履歴から得たある学習者の誤答情報から、誤答した演習と関係する能力と、演習を調べることができる。誤答は学習している領域の能力が十分修得されていないために起こる

ものであり、不足している能力を得るため関係する他の演習を解くことは当たり前である。ランダムに演習に取り組むのではなく、未習得の能力に関係した演習に取り組むのが合理的といえる。

Q-Matrix を作成することで、演習の制御をおこなうことが可能となる。

3 適応学習の実験

3.1 実験の概要

我々は、適応的な学習環境の実現に向けて、準備をおこなった。一つは、演習問題の蓄積である。数学、物理、化学、生物、情報の領域を対象とする。2019年度、eラーニング協議会の協力を得て、化学、生物の問題作成をおこなった。eラーニング協議会から提供された問題を元に、問題の形式等の編集をおこなった。また、情報については独自に問題を作成した。物理も、試験的な問題作成をおこなった。2020年度は、物理、数学の問題作成をおこなう。もう一つは、解答履歴の収集である。解答履歴を収集するため、学習環境を用意する必要がある。我々は、444 株式会社の提供する Web ベースの学習サービス TechFUL を使い、試験的な学習環境を用意した。この試験的な学習環境に、動画、資料、問題等のコンテンツを配置し、学習者が学習環境を用いて自学自習できるようにした。この学習環境を通じて解答履歴を集めることができる。

我々は、試作した学習環境を用い、解答履歴の収集を2020年4月より始めた。情報と生物を対象に、学生に学習環境を利用してもらった。情報は、徳島大学の全学を対象とした情報リテラシ科目である情報科学入門の一部の授業で、5月から7月の間、学習環境を用いた自学自習を設定する形をとった。80名程度の学生から解答履歴を収集することができた。生物も同様に徳島大学の学生を対象に、教養科目の一部の授業で利用してもらい、100名程度の学生から解答履歴を得ることができた。

2020年度後半も、徳島大学の情報科学入門の一部の授業で、学習環境情報を利用してもらい、解答履歴を収集する予定である。生物、化学、物理、数学は、入学前学生への利用を中心に想定し、2021年より学習環境を活用してもらい、解答履歴を収集する予定である。

3.2 実験の結果

我々は、2020 年前期、情報と生物において解答履歴を収集した。情報の集めた解答履歴の一部を用い、分析をおこなった。我々が想定する適用的な学習の機能が実現可能かどうかを調べるためである。まずは、難易度分類の可能性を調べることにした。ここでは分析の概要を示す。上述の通り、情報は約 80 名の解答履歴を得た。我々は、解答履歴を対象に、(1)に基づき特性値尺度 (θ) を求めた。

$$P_j(\theta_i) = \frac{1}{1 + \exp[-1.7a_j(\theta_i - b_j)]} \quad (1)$$

情報のコンテンツは、7章 16節に分かれている。各節 20 から 30 題の問題を用意した。各節の問題の中から、もっとも正答率の低かった問題と、次に低かった問題の 2 題を選び、32 題を抽出した。この 32 題の演習問題に対し θ を求め、以下に結果の項目特性曲線を示す。

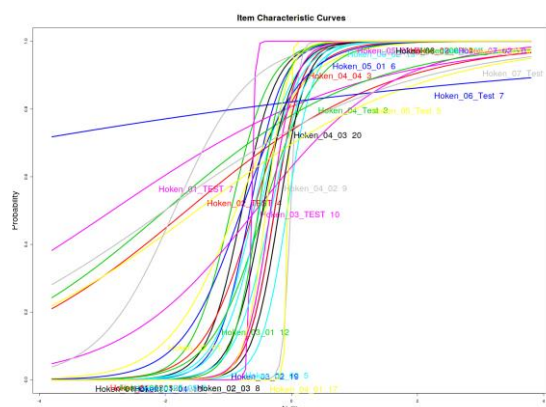


図 2 項目特性曲線

図が示すように、多くの問題は S 字カーブを描き、難易度の利用が可能なが分かった。しかし、S 字にならず直線状のもの、直角状のもの等、一部、利用に適さない問題も見られる。問題は選別が必要になることが分かった。また、グラフは全体的に左の象限に寄っており、ほとんどの問題は易しいと分類されることが分かる。難易度を求めることは分かったものの、今回の結果は問題の難易度の分布が集中しており、難易度で問題を分けることが困難である。

今回の実験では、解答者の数が 80 名程度と少なく、また、特定の学科・コースの学生が利用したことから、学習者の理解度が偏っていることが想

定される。問題の難易度の分布を正確に知るには、様々な理解度の学習者から解答を広く集めることが必要である。難易度について多様な問題が必要であり、正確な分布を得ることが重要である。

今回の分析は、特性尺度を求めたが、問題と知識の関係について、表現出来るかどうか調べる必要がある。今後、解答履歴から、問題と知識の関係を記述する方法について検討を続ける。この分析についても、多くの解答履歴が必要になることは明らかである。いずれにしても、解答履歴の収集が本研究の重要な課題となる。

4 まとめ

本稿では、高等教育機関における適応学習システムの概要について述べた。まず、システムの中核機能である理解度の判定と、問題の構造適応型テストと Q-Matrix について述べた。次に、適応学習システムの構成と、サービスの内容について述べた。今後、システムの構築を進める予定であるが、我々が構築中の学習環境で、演習問題と解答履歴の蓄積が重要である。サービスの公開を前提に、研究協力者を集めデータの収集を進める予定である。

謝辞

本研究の一部は、科学研究費補助金基盤研究(C) (課題番号 19K03003) の支援を受けた。

参考文献

- [1] 植野 真臣, 永岡 慶三 “e テスティング,” 培風館, 2009.
- [2] 溝口 理一郎 “知的教育システム,” *情報処理*, Vol.36, No.2, 177-186, 1995.
- [3] 平澤 梓, 光永 悠彦, 小松川 浩 “項目応答理論を用いた適応型 e ラーニングによる学習効果に関する研究,” *教育システム情報学会学生研究発表会 (北海道地区)*, 17-18, (2014).
- [4] 加藤 健太郎, 山田 剛史, 川端 一光 “R による項目反応理論,” オーム社, 2014.
- [5] Kikumi K. Tatsuoka, “Cognitive Assessment,” Routledge, 2009.
- [6] Desmarais, M. C., “Conditions for effectively deriving a Q-Matrix from data with Non-negative Matrix Factorization,” *Proc. of 4th International Conference of Educational Data Mining*, 41-50, 2011.