

初年次基礎科目を対象にした適応的学習システムの構成

金西 計英¹⁾, 石田 基広¹⁾, 戸川 聡²⁾

1) 徳島大学 デザイン型 AI 教育研究センター

2) 四国大学 経営情報学部

marukin@cue.tokushima-u.ac.jp

Design of Adaptive Learning System for First Year Experience

Kazuhide Knaenishi¹⁾, Motohiro Ishida¹⁾, Satoshi Togawa²⁾

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

2) Faculty of Management and Information Science, Shikoku Univ.

概要

高等教育の初年次教育の中に、基本的な知識の伝達を目的とした学習が存在する。一般的に、知識伝達を目的とする学習の形態として、コンテンツの視聴と演習の繰り返しによる自学自習が想定される。我々は、自学自習形態による知識伝達は、eラーニングにより補完が可能と考える。本稿では、学習者に対し個別適切な学習系列の誘導機能を実現する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パンデミックによって我々の日常は大きく変化し、高等教育も影響を受けた。オンラン授業という言葉と共に、eラーニングが一挙に普及した。eラーニングの活用はさらに広がると考えられる。とくに、eラーニングの高度化を考えたとき、適応的な学習の実現の要求が高まると想定している。本研究は、適応的な学習の実現を目指すものである。大学の初年次教育における基礎科目を対象にした、適応的な学習環境の構築を目指す^(1,3)。

大学の初年次では、専門教育への橋渡しとして、基礎的な知識の伝達を目的とした科目が設定される。こうした科目で目指される知識伝達は、eラーニングによって支援できると考える。我々の想定するeラーニングは、個人の理解度に沿った個別学習によって効率化を図るものである。

知識伝達の一般的な学習スタイルは、教科書や動画コンテンツによる知識の導入と、演習問題による知識の定着の確認を繰り返すというものである。自学自習形態による学習が可能であり、一般的に、知識の入力と、確認のアウトプットの繰り返し、反復練習の形態を採る。

知識のインプットとアウトプットを、学習活動の要素と考えると、学習過程は、インプットとアウトプットが繰り返す系列、状態遷移と考えることができる。学習の開始点があり、全ての知識が獲得され学習修了となる状態遷移である。適応的学習システムの実現において、学習過程としての状態遷移を如何に効率よく進めるかが問題となる。状態遷移の効率的な遷移の道筋を見つける作業は、機械学習の対象と扱われることが多い。そこで、適応的な学習においても、効率的な遷移の発見を、機械学習によって支援が可能ではないかと考えた。

本稿では、適応的な学習システムの構成について提案する。とくに、我々が対象とする知識伝達における学習過程において、学習過程の制御を、機械学習を用いることで可能とする方法について提案をおこなう。

2 適応学習の枠組み

2.1 知識伝達学習

我々が想定する知識伝達学習は、基本的に自学自習形態である。学習者はコンテンツを視聴することで、知識が伝達される。しかし、一般的にコンテンツの視聴だけでは、知識獲得は不十分であることが多い。知識獲得を確実なものとするため、

演習問題を解き、知識の定着を確認する。さらに、演習は繰り返しおこなわれる。確実な理解へ至るために、コンテンツ視聴、演習が繰り返される。基本的に、反復練習を無限に繰り返すことで、対象領域の知識（スキル）を全て獲得する、完全習得が目指される。

しかし、このような学習過程を無限に繰り返すことは不可能である。完全習得は、一種の理想である。学習者の意欲の維持という面からも現実的ではない。そのため、効率化が必要になる。つまり、適応的な学習が求められる。

2.2 知識伝達における適応的学習

知識伝達における適応的ということは、学習過程を効率的に制御することである。上述の通り、学習を無限に繰り返すことは不可能であり、有限の繰り返しの中で、一定の知識定着を実現する必要がある。

学習過程は、大きく、コンテンツを視聴する行為（知識を導入するインプットの過程）と、問題を解くという行為（知識の定着を確認するアウトプットの過程）の2種類の過程に分けることができる。学習過程は、学習の要素としてのインプットとアウトプットが繰り返される。学習者の理解状態を考慮して、インプットとアウトプットを進めることで、学習の流れを効率化することができる。理解した知識は、インプットやアウトプットを繰り返す必要はない。理解出来ていない知識の獲得を目指せばよい。また、学習行為の基本はインプットとアウトプットであることから、学習者に何を視聴するか、何を解くかを、適切に提示できれば適応的に学習が進むことになる。

適応的な学習を実現するためには、学習者の分かっているところと、分かっていないところを正確に判定することと、分かっていないところのコンテンツや演習を、適切に提示することとなる。つまり、診断と誘導ということになる。

3 適応的学習の枠組み

3.1 基本的な構成

適応的な学習環境は、学習者の自学自習（反復演習）に対する支援となる。学習者が、網羅的に繰り返すことがないよう、適切に誘導する枠組みを提供する。そのために、適応的な学習として、学習者の理解状態を正確に判断する機能と、学習者の

状態に基づいた誘導機能の2つの機能の提供を目指す。

3.2 診断

知識伝達の学習過程は、インプットとアウトプットの繰り返しです。学習者の理解状態の診断は、アウトプットに注目する。学習は、演習問題を解く。我々は、計算機上で取り扱いが可能な形での演習を想定している。

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 2

図1 演習問題の例

現在、様々な CBT (Computer Based Test) が利用されるようになってきている。また、CBT を活用した、学習者の能力を推定する幾つかの方法が開発されている⁽¹⁾。我々は、項目反応理論 (Item Response Theory (IRT)) の利用を想定している。IRT は CBT による能力の推定をおこなう。その際、CBT に用いた問題の難易度を求めることができる。この問題の難易度を、学習者の誘導において利用することができる⁽⁴⁾。

ただ、IRT による能力の推定だけでは、十分とは言えない。IRT は、知識全体に対し能力を推定することはできるものの、どこが分かっていないかを正確に判定するわけではない。そこで、どこが分かっていないかを推定するため、IRT を補完する別の方法を用いる必要がある。

そのため、我々は Tatsuoka らの開発した Q-Matrix の利用を想定している。Tatsuoka 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/skills				
		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、問題 (Item) と問題を解くための潜在能力 (Skill) の項目からなる

2次元行列である。表1は、縦列に問題が、横列に能力が配置されている。表1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。問題1と問題4は潜在能力4を経由して関係していることが分かる。Q-Matrixは、問題が相互にどのように関連しているかを示す。Q-Matrixは、ある問題が解けなかったとき、次に、どの問題を解けばよいかを考えると、指標となる情報を示してくれる。

Tatsuoka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。しかし、人間による手動でのQ-Matrixの作成は、効率が悪い。

そのため、我々は、機械的にQ-Matrixを作成する方法を提案する。我々の想定する適応的な学習は、問題演習を繰り返すものである。CBT機能を持つものである。CBTを運用することで、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次元行列の形を採る。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ている。

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) 研究からNMF (Non Negative Matrix Factorization) を用い、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。

学習者のIRTの結果とQ-Matrixの情報をを用いることで、学習者が対象領域のどこが分かっている、どこが分かっているかを知ることが可能になると考える。

3.3 誘導

次に、適応的学習における、誘導について述べる。上述の通り、知識伝達学習においては、学習は

インプットとアウトプットが繰り返す形となる。このインプットとアウトプットを、状態と捉えると、学習とは、学習の開始から修了まで、状態が時系列につらなった状態遷移として捉えることができる。

この状態遷移は、基本的に、学習者が自主的に状態を選択する自学自習である。遷移における選択は学習者に委ねられている。そこで、学習過程における状態遷移において、次の適切な状態を学習者に提示できれば良い。

機械学習研究の成果として、状態遷移における、意思決定を支援する幾つかの手法が開発されている。我々は、強化学習の利用を想定している。強化学習の有益な利用の対象に、将棋等が挙げられる。学習過程の誘導は、将棋における最適な手の選択と似たような問題と考えられる。強化学習は、適応的な学習の誘導においても、有効だと考える⁽⁷⁾。

学習の過程において、次の状態というのは、インプット、アウトプットの何れかである。コンテンツの視聴をおこなうか、演習をおこなうかである。システムは、次の遷移として適切と判定される、コンテンツ、問題を推薦する形になる。なお、演習における問題は、問題群の中からランダムに選ぶわけではない。学習の過程の中で、現在学習しているのは、部分的な領域についてである。問題群の中から、対象となる問題を、限定することは可能になる。IRTとQ-Matrixの情報をを用いることで、問題全体の中から、選択の候補を、部分集合として限定することが可能となる。選択の対象となるコンテンツや問題を絞ることで、計算を効率的におこなうことが可能になる。

4 適応学習システムの構成

我々が想定する適応的な学習システムは、自学自習を対象とするeラーニングシステムである。LMS (Learning Management System) にコンテンツと、問題が表示される形を採る。コンテンツと問題は、LMS上は、1章、2章のように、分類されて提示される。学習者は、最初から順に学習を進める形を採る。システムには、コンテンツのプールと、問題のプールが用意され、管理される。問題表示については、例えば1章に関連する問題が、問題プールから難易度に基づいて選ばれ、数個表示される(易しい問題ばかり、難しい問題ばかりとならないよう)。

システムは、学習者がどのように学習を進めているか、学習履歴（学習系列）を保存する。また、演習を解くことで、解答履歴を保存する。収集した学習系列は強化学習に、解答履歴は問題難易度判定等に用いられる。システムには集めたデータを分析する機能を持つ。

学習者は学習を進める中で、コンテンツ視聴や、演習をおこなうが、システムから次に学習すべきコンテンツあるいは演習が、推薦という形で示される。コンテンツ視聴、演習を順次おこない、学習をスムーズに進めている分には、推薦を意識する必要はない。学習者は、基本的に、システム上、章立てて表示されているコンテンツや問題を順に、前から進めて行けばよい。演習をおこなう中で、不正解、解き方が分からなくなったとき、別の演習を解く、同じ問題を再度解く、解説のコンテンツを視聴する、学習者は次に何をすればよいか選択に迷う。こうしたときに、システムから推薦が示されれば、学習者は安心して学習を進めることができる。

このように適応的な学習システムは、通常の自学自習を対象とした学習システムに、教育データの収集・分析機能と、分析結果を利用する、診断と誘導機能を、拡張機能として付加することで実現できる。

5 まとめ

本稿では、高等教育の基礎科目を対象に、知識伝達を目的とした適応学習システムの概要について述べた。まず、適応的な学習の枠組みについて述べた。診断と誘導によって学習支援が可能になることを述べた。診断については、IRT と Q-Matrix によって実現する方法を示した。誘導については強化学習によって実現する方法を示した。さらに、適応的な学習システムの構成についても述べた。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.
- [7] 森村哲郎, “強化学習,” 講談社サイエンティフィック, 2019.