

基礎科目を対象にした演習に基づく適応的学習システムの構成

金西 計英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

Structure of Exercise Based Adaptive Learning Systems for Basic Subjects

Kazuhide Knaenishi¹⁾, 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には、基礎的な知識の伝達を目指す科目が存在している。我々は、このような知識伝達を目的とした分野の学習を支援する適応的 e ラーニングの提供を考えている。知識伝達の学習形態は基本的に自学自習であり、コンテンツの視聴、演習の繰り返し（反復練習）を想定することができる。そこで、反復練習を網羅的にこなすのではなく、個々の学習者の理解状態に応じて誘導する適応的学習システムを提案する。本稿では、我々の提案する適応学習システムの概要について述べる。

1 はじめに

2019 年に始まったコロナ禍によって、我々の日常は変化した。高等教育の現場も影響を受けた。例えば、オンラン授業が一举に普及し、ICT 利用は当たり前になった。ICT の活用は、教育の利便性を高めるだけでなく、教育の転換を促した。このようにして教育 DX の流れが形作られた。

教室に学生が集合し一斉講義を受けるといったイメージが、教育 DX によって変わろうとしている。本来、学生は一人一人異なっており、個々の学生の理解状態に沿った形（個別最適化）で教育は進められるべきである。学生一人に一人の教員が配置される形が理想ではあるが、経済的な点からこうした環境の実現は困難である。そこで、個別最適化された学習の実現方法の一つとして、e ラーニングの活用が考えられる。

国内の多くの大学では、初年次の学生に対し、専門教育への橋渡しとして（あるいは、高校までの学習の復習として）、基礎的な知識の伝達を目的とした科目が設定されている。知識伝達は講義以外に、自学自習も可能である。自学自習では、予め用意されている文字や図表として対象となる知識が表象されたコンテンツを、学習者は、読む、書く等の操作を繰り返しこなす。その際、単に視覚

的な刺激を通して読むという操作を繰り返すよりも、書く、あるいは演習化された問題を解くといった作業を、繰り返す方が効果的である。自学自習は、読む、書く、解くといった操作の繰り返し、つまり、反復練習となる。一定期間の反復練習の後、知識獲得の状態が確認される。知識獲得が一定水準に達したと判断されれば学習は終わる。知識獲得の到達判断は、試験の形でおこなわれる。試験結果が設定されている閾値を超えることで、学習目標に到達したと判断される。

我々は、このような自学自習を e ラーニングとして実施することが可能と考える。さらに、個別最適化された学習を、AI 技術を用いることで実現できると考える。

本研究では、CBT(Computer Based Test)をベースに、個別最適化された学習を可能とする、学習環境への拡張を提案する⁽¹⁾。通常、CBT は学習者の理解状態を判定するために用いられる⁽²⁾。一方、CBT には、大量の問題が蓄積されており、この問題を演習として利用することが可能と考えた。問題を繰り返し解くことは、知識の定着に有効だと考えられるからである。また、CBT に蓄積されている問題は、難易度等の情報も付加されている。難易度の情報は、学習の誘導に利用可能である。

本稿では、適応的な学習システムの構成について

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、学習過程の診断と制御が機械学習を用いることで可能になると考える。

2 知識伝達における個別最適化

2.1 自学自習による知識伝達

我々は自学自習による知識伝達を想定している。デジタル化されたコンテンツを学習者が繰り返し視聴することで、知識が伝達（獲得）される。しかし、コンテンツの視聴だけでは、知識獲得が十分に進まない場合がある。そのため、知識獲得を確実にするため、演習問題を解くといった行為が求められる。十分な理解へ至るために、コンテンツの視聴、演習を、繰り返しおこなわなければならない。極端な例を挙げると、必要十分な回数の反復練習ができれば、対象となる全ての領域知識の獲得が可能となる。完全習得学習が達成されると考えられる。

しかし、必要十分な回数の反復練習の実行は、回数が多いと多くなると実現は不可能であり、実際のところ完全習得の達成は難しい。また、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、完全習得を理想とし、効率的に学習を進めることが求められる。我々は、適応的な学習によって、反復学習の効率化が可能になると考える。

2.2 知識伝達における適応的学習

知識伝達の自学自習における効率的な学習とは、反復練習における学習過程の適切な制御の実現である。

知識伝達の自学自習の学習過程は、コンテンツを視聴する行為、演習問題を解く行為、判定試験を受ける行為等のさまざまな学習行為の繰り返しで構成される。学習過程は、このような学習の基本的な要素（単位）の集まりと考えることができる。一般的に、自学自習において、学習の進行、学習単位の選択は学習者に委ねられる。しかし、学習者は、学習の流れを効率的に選んでいるとは限らない。既に理解した知識を、何回も視聴しているかもしれない。理解が不十分な状態で、演習をおこない、混乱するといったことがおこなわれる。

効率的に学習を進めるには、学習者の理解状態に沿った学習単位の選択が求められる。システムが、学習者が分かっているところと、分かっている

ないところを判定し、分かっているところのコンテンツや演習を提示する必要がある。つまり、システムによる診断と誘導が必要である。

3 適応的な学習の構成

3.1 適応的な学習の概要

個別最適な学習を実現するには、学習者の自学自習（反復演習）に対し支援機能を提供する必要がある。支援とは、学習者が網羅的な学習単位の繰り返しに陥らないよう、誘導する枠組みの提供と我々は考える。誘導する枠組みとして、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き学習単位を選択、提示する機能の2つの機能を想定する。

3.2 診断

学習者の理解状態の診断は、演習を解いた結果の履歴を用いることでおこなう。

我々は、適応的な学習システムのベースとしてCBT (Computer Based Test) の利用を想定している。CBTでは、学習者の能力推定について、1900年代後半より理論的な枠組みの提案がおこなわれ、その後、実用化が進んでいる⁽²⁾。我々は、学習者の理解状態の診断に、項目反応理論 (Item Response Theory (IRT)) と Q-Matrix の利用を提案する。

まず、IRTによる、基本的な能力値の推定をおこなう。IRTはCBTの個々の問題に対し難易度を求めることができる。この難易度に基づいて学習者の理解度を推定することができる⁽³⁾。

しかし、難易度による推定だけでは、十分とは言えない。なぜなら、IRTによる難易度は、知識全体に対し能力を推定することはできるものの、どこが分かっているかを示してくれるわけではない。適切な誘導をおこなうためには、どこが分かっているかも知る必要がある。そこで、難易度を補完する何らかの方法が必要となる。

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

そのため、我々は Tatsuoka らの開発した Q-Matrix を用いる。Tatsuoka らは初等教育の数学教育の分野で、学習者の理解を、演習問題と数学的なスキル間の関係として、二次元行列の形で記述する Q-Matrix を提案した⁽⁴⁾。

表1 Q-Matrix の例

	Attributes/skilles				
	Skill1	Skill2	Skill3	Skill4	Skill5
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) の項目からなる二次元行列である。例えば、表1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。また、問題1と問題3は、どちらの問題も解くためには能力4が必要であることが分かる。Q-Matrix によって、問題がそれぞれどのように関連しているかが分かる。Q-Matrix は、問題をグループに分けていると考えることができる。つまり、これは問題を解法知識にそって分類している分けである。

Tatsuoka らは、教師が実際の演習結果を集め、分析することで、Q-Matrix を作成した。Q-Matrix の作成は、教師の職人技に依存することを意味する。手動による 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。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二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。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⁽⁵⁾。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、機械的に調べることが可能になる。

3.3 誘導

次に、適応的が学習システムにおける、誘導の実現方法について述べる。

上述の通り、知識伝達における自学自習は、反復練習となる。学習者の個々の学習要素の選択を、自学自習における状態と捉えると、自学自習は学習開始から学習終了まで状態が時系列につらなった状態遷移と考えることができる。

自学自習の状態遷移は、学習者が学習要素を自主的に選択することで進む。選択は学習者に委ねられる。そこで、学習者の選択に対し、何らかの形でシステムが介入することができれば、状態遷移を効率的に誘導できると考えることができる。

自学自習を状態遷移と捉えたとき、学習過程は、状態選択の繰り返しである。我々は、誘導において、効率を目指す。効率的な学習とは、状態遷移数の少ないものとして考えることができる。遷移が少ないということは、短い時間で学習が終わると考えられるからである。無駄な繰り返しが無い状態と考えられる。よりよい結果を生じると想定される過程を選択することである。機械学習の分野では、状態遷移における、意思決定を支援する手法が研究されている。例えば、ゲーム(将棋や囲碁等)における最適な次の手の発見が研究されている。我々は、最適な状態選択の発見について、強化学習 (Reinforcement Learning) の利用を考える。強化学習は教師あり、なしのどちらも可能な、機械学習の一種であり、深層学習と組み合わせで用いられることが多い。適切な学習単位の選択問題は、将棋における最適な手の選択問題と同等の問題と捉えることが出来ることから、強化学習が有効な方法だと考えた⁽⁶⁾。

解答履歴とは別に、個々の学習者の学習過程を記録した、学習履歴を用いる。学習履歴は、学習者がどの学習単位を遷移したかの記録である。この学習履歴を教師用の学習に用いることで、学習要素の選択における、選択肢としての学習要素を判定するための状態の価値を判定する評価関数を得ることができる。また、自学自習における報酬は、

能力値（対象領域の知識の獲得）を高めることだと考えられる。

4 適応学習システムの構成

適応的な学習システムは、システムの基本的なフレームワークに、標準的な LMS (Learning Management System) を用いる。LMS に、上述の適応的な学習を実現するため幾つかの機能を付加することで適用学習システムと成す。

主要な構成要素として、まず、コンテンツが挙げられる。コンテンツは、は、視聴用の動画コンテンツ（および PDF 等）と、演習問題から成る。演習問題は、データベース化される。これを問題プールと呼ぶ。問題プールには、問題と問題に付加される属性が保存される。問題の属性には、難易度や、計算機幾何的な問題間距離等が保存される。なお、システムには、問題の属性を管理する機能が、コンテンツ管理の機能に付随して必要となる。学習から収集される解答履歴と学習履歴から、システムは、難易度と、問題間距離を求める。

次に、システムの主要な構成要素として、学習者モデルを挙げることができる。学習者モデルとは、学習者の理解状態を保存するためのものである。本適応学習システムでは、学習者の理解状態を判断するための元になる情報も含まれる。ここでは、学習者の解答履歴と、学習履歴が、学習者モデルに保存される主な情報となる。解答履歴と学習履歴から、学習者の状態が求められ、保存される。

また、システムは構成要素として教授戦略がある。適応的なシステムは、演習に基づく自学自習において、システムが学習者へ適切なコンテンツを提示する。学習者の理解状態に沿ったコンテンツが提供される。とくに、本システムでは、演習の選択を主におこなう。しかしながら、システムが演習の選択をおこなうためには、データセットとして十分な解答履歴と学習履歴が収集されることが前提となる。システムがサービスを始める当初は、データセットに情報はなく、問題の選択ができない。そこで、ルールベースによる問題の選択を想定している。簡単な問題から難しい問題を解く、間違うと問題を繰り返す、閾値を超えると学習を終了する等のルールは、予めシステムに記述しておくことで、演習問題を選択することができる。

学習者は、適応的学習システム上で、コンテンツ視聴や、演習を解きながら学習を進める。システムは、解答履歴、学習履歴を収集し、学習者モデルを更新する。一方で、教授戦略と学習者モデルによって、提示する演習が選ばれる。学習者は、システムの誘導（問題提示）に従って、学習を進める。この様な形で、学習が進む。

5 まとめ

本稿では、高等教育の基礎科目の学習を対象とした、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。さらに、適応的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。構築中の学習環境において、演習問題と解答履歴の蓄積が大きな課題である。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 22K12292) の支援を受けた。

参考文献

- [1] 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).
- [2] 植野 真臣, 永岡 慶三 “e テスティング,” 培風館, 2009.
- [3] 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.
- [4] Kikumi K. Tatsuoka, “Cognitive Assessment,” Routledge, 2009.
- [5] 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.
- [6] 森村哲郎, “強化学習,” 講談社サイエンティフィック, 2019.