

# 基礎科目を対象にした適応的学習システムの診断機能について

金西 計英<sup>1)</sup>, 戸川 聡<sup>2)</sup>

1) 徳島大学 高等教育研究センター

2) 四国大学 経営情報学部

marukin@cue.tokushima-u.ac.jp

## Design of the Diagnostic Function of an Adaptive Learning System for Foundational Courses

Kazuhide Knaenishi<sup>1)</sup>, Satoshi Togawa<sup>2)</sup>

1) Research Center for Higher Education, 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の学習を支援する適応的な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）の形をとる。そこで、反復練習を網羅的におこなうのではなく、個々の学習者の理解状態を診断、誘導、個別最適化が求められる。本稿では、個別最適化の診断に大規模言語モデルの分野で開発されたTransformerの活用を提案する。

### 1 はじめに

コロナ禍以降、我々の日常は変化した。教育の現場にも影響は及んでいる。例えば、初等中等教育では、GIGA スクール政策により一人一台端末が実現した。また、高等教育では、多くの大学でBYODが実施され、学生は端末を携帯するに至った。小学校から大学まで、デジタル化が一挙に進んだ。しかしながら、ハードウェア等の環境の整備は進んだものの、表面的な変化に止まるきらいがある。情報化によって教育の質が転換するまでには至っていない。せっかく整備された端末が、埋もれてしまうのはもったいない。

そこで、我々は、情報化の推進によって、教育の転換を図りたい。例えば、従来の教育では、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根付いているが、学びは個別最適化された形が望ましい。学生全員の顔かたちが異なるように、本来、それぞれの学びのあり方は異なる。そのため、教育は、個々の学生の理解状態に沿った形で進められるべきである。個別最適の実現のため、学生一人に一人の教員を配置することは、財政的な観点から実現困難である。個別最適な学習を、デジタル技術を用いることで、実現可能と考える。

我々は大学生を対象にした個別最適な学習環境の実現を目指している。

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（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、数学、物理、生物、情報を中心に、設定されている。主に知識伝達を目的として実施されているこれら科目の講義を、自学自習型のeラーニングで代替することが可能と考える。

ここで述べる自学自習とは、対象となる知識をデジタルメディアのコンテンツを、学習者が、読む、書く等の操作を繰り返しおこなう形である。ある行為を繰り返すことで学習は進むが、読むという行為を繰り返すよりも、演習形式の問題を解くといった作業を同時に繰り返す方が、効果的と言える。自学自習は、読む、書く、解くといった行為の繰り返し、反復練習である。一定回数の反復練習をおこなった後、知識獲得の状態が確認される。知識獲得が十分に進んだ段階で、学習は終わる。知識獲得の進捗を判断するため、試験が用いられる。試験結果が、予め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、eラ

ーニングに個別最適の学習をおこなう機能を付与することで適応的な学習システムを実現できると考える。

本研究では、適応的学習システムをCBT(Computer Based Test)をベースに実現する方法を提案する。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<sup>(1)</sup>。一方、CBTには、大量の問題が蓄積されており、大量の問題があるならば、演習を試験と演習用に分け、演習として利用することが可能と考える。問題を繰り返し解く演習は、知識の定着に有効であり、CBTの問題を試験だけではなく、演習という形で学習に用いることが可能になる。CBTを基にした、学習システム(eラーニング)が構成可能であるとの理解が広がりつつある<sup>(2)</sup>。

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 知識伝達を学習と個別最適化

### 2.1 知識伝達における自学自習

我々は、自学自習による知識伝達を、支援の対象と考えている。一般的に、知識伝達は、学習者がデジタル化されたコンテンツを繰り返し視聴することで進む。ただし、コンテンツの視聴だけでは、知識獲得、あるいは知識定着が十分ではないことが想定される。演習問題を解くといった行為を、コンテンツ視聴と同時にこなうことで、定着が強められると考えられる。学習者は、学習の進行上、コンテンツの視聴、演習を、繰り返す。野球でバットコントロールのスキルを学ぶために素振りを繰り返す必要があるように、基礎的な知識の獲得も反復練習が必要である。必要十分な反復練習が可能ならば、対象領域の知識の獲得は可能である。

#### 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

図1 演習問題の例

しかし、必要十分な回数というのは、学習者によって様々である。現状では、多くの学習者に一律な繰り返しと課せられる、あるいは網羅的な繰り返しがおこなわれている。網羅的な繰り返しは、多様な学習者の学習意欲の維持に、肯定的な影響を与えない。反復練習の回数は、学習者の個々の状況に合わせておこなえるようになることが望ましい。

### 2.2 知識伝達における適応的学習

知識伝達を対象とした自学自習の効率化とは、個々の学習者の理解状態に沿った形で、反復練習の回数を決定することである。

知識伝達を目的とした自学自習は、コンテンツ視聴、演習問題を解く、判定試験を受ける等の細分化された行為の繰り返しで構成されると考える。自学自習は、細分化された行為、学習行為の基本的な要素(単位)の集まりと考えることができる。自学自習をおこなっている学習者は、学習の進行において、適切に学習要素を選んでいるとは限らない。既に理解している知識に対して、コンテンツを何回も視聴しているかもしれない。学習者が自身の理解レベルに合っていない演習をおこなうことで、学習意欲が低下している可能性がある。

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、分かっていないところを判定し、分かっていない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の陥らないよう、誘導する枠組みと考える。誘導の枠組みとして、学習者の理解状態を判断する診断機能を想定する。

我々は、演習に基づくeラーニングでの学習者の各種の振る舞いから、学習者の理解状態の診断を試みる。学習者の振る舞いとして、eラーニングシステムに保存される解答履歴や操作履歴等の学習履歴を用いる。この学習履歴を分析することで、理解状態を判断する。学習履歴の分析に、

Transformer を用いる。Transformer を用いるには、学習履歴を、事前学習のためのモデルとする必要がある。事前学習したモデルを Transformer に用いることで、学習者の理解状態が診断できる。

### 3.2 診断用モデルの準備

我々は、CBT (Computer Based Test) をベースに適応的な学習システムを想定し、Transformer を用いた診断を想定している。Transformer を用いるには、事前学習したモデルが必要になる。CBT をベースにした学習では、事前学習の対象は、問題であり、学習の結果は、問題間の関係が構造化されたものとなる。つまり、演習問題のモデルを作成する必要がある。

学習履歴として用いることのできる、演習に関する一般的な情報は、以下に示した通り (表 1) 利用者と演習問題の二次元の行列となる。演習問題の正解あるいは誤答を 0、1 の 2 値化したものである。この行列には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。ただし、全ての学習者が、全ての問題を解くわけではないので、解答結果のベクトルは、解答値が一部欠損している。

表 1 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

この解答結果のベクトルは正誤の単純な情報から成り、このベクトルから生成される問題モデルからは、十分な診断結果が得られない。そのため、事前学習に、解答の正誤以外の情報を付加する必要がある。我々は、問題の難易度と、問題間の関係の情報を付加することを考えている。

CBT で用いる、テストの理論は、1900 年代後半よりさまざまなものが提案されている<sup>(2)</sup>。中でも項目反応理論 (Item Response Theory (IRT)) の活用は広がっている。IRT は、学習者の能力値の推定をおこなうが、CBT の個々の問題に対し難易度を求めることもできる<sup>(3)</sup>。

一方、我々は Tatsuoka らの開発した Q-Matrix の利用も想定している。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<sup>(4)</sup>。

表 2 Q-Matrix の例

	Attributes/skills				
	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 2 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。これは問題を解法に必要な知識 (潜在スキル) に従って分類していると捉えることができる。

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、効率的でない。そこで、我々は、機械的に Q-Matrix を作成する。解答履歴と、Q-Matrix はともに二次元行列である。解答履歴は、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<sup>(5)</sup>。これは、NMF を用いて元の二次元行列を分解することで、ある二次元行列を得る。この二次元行列が Q-Matrix として近似していることが検証されている。我々も、解答履歴から NMF を用いて Q-Matrix を作成することにする。

### 3.3 Transformer を用いた診断

我々は、適応的な学習システムで、Transformer を用いた診断をおこなう。Transformer は、2017 年に発表された、大規模言語モデルの一つである<sup>(6)</sup>。自己注意機構を実装することで、RNN 等と比べ並列処理が可能となり、処理が高速になった。2018 年に発表された OpenAI の ChatGPT は、2022 年の GPT3.5 の登場によって速度だけではなく、精度の高さも注目を集めた。今や Transformer は、画像処理等、自然言語処理以外の分野でも利用されるようになった。我々は、問題の分類や診断へ、Transformer が適用可能と考える。

我々は、ASSIST2009 のデータセットを用いた

実験をおこなった。学習者数は 8,093 人、平均の解答数は 70 問であった。データセットより、解答の正誤の解答の二次元行列を作成し、これを BERT の事前学習モデルを用い、問題のモデルを作成した。この問題モデルを用いた検証をおこなったところ、結果は約 60%であった。

今回の結果は、上述の通り、用いた解答履歴が正誤情報のみであり、また、解答履歴の欠損が多いことから、6割に程度に止まったものとする。一方で、6割程度に留まったものの機械的な診断が可能であることも示唆された。今後は、事前学習において、解答履歴に難易度や Q-Matrix 等の情報を付加することで、精度を高める予定である。

## 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。多くの LMS は CBT の機能を装備しており、この CBT 機能を用いて、演習をおこなえるようにすることで自学自習用の学習システムを構成することができる。

適応的な学習システムの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、視聴用の動画コンテンツ (および PDF 等) がある。一方、演習問題の集合が必要である。演習問題は、演習と試験に用いられる。これを問題プールと呼ぶ。問題プールとは別に、問題プールの演習問題から難易度や、問題間距離等が求められ、保存される。

次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表現する保存するものである。理解状態そのものではなく、理解状態を求めるために必要な情報も含まれる。そのため、我々が想定するシステムでは、学習者の学習履歴、学習履歴はシステムに保存されるさまざまな情報であり、具体的には、解答履歴等が、学習者モデルとしてシステムに保存される。学習履歴から、学習者の状態が求められ、保存される。

さらに、システムは教授戦略を構成要素として持つ。適応的なシステムは、学習者の理解状態に応じて、コンテンツの提示を制御する。とくに、本システムでは、演習の選択をおこなう。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、十分な解答履歴等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、適切な問題の選択ができない。そこで、ルールベースでの問題選択を教授戦略として用いる。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を記述しておくことで、演習問題を選択することができる。

## 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。Transformer を用いた診断について述べた。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。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] 植野 真臣, 永岡 慶三 “e テスティング,” 培風館, 2009.
- [2] 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).
- [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] Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, L. and Polosukhin, I., “Attention is all you need,” *NIPS’17: Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems*, 6000-6010, 2017.