

適応的学習環境の学習者モデルの構成について

Design of Learner Model in Adaptive Learning Platform

金西 計英^{*1}, 戸川 聡^{*2}

Kazuhide KANENINSHI^{*1} and Satoshi TOGAWA^{*2}

^{*1}徳島大学

^{*1}Tokushima University

^{*2}四国大学

^{*2}Shikoku University

Email: marukin@cue.tokushima-u.ac.jp

あらまし : 大学の初年次教育の分野において, 知識の伝達を目的とした科目が存在する. 知識伝達の学習形態として, 講義形式のものと演習の繰り返しによる自学自習を想定することができる. 我々は自学自習を支援する適応的な学習システムの開発を目指している. 提案のシステムでは, 教材 (コンテンツ) と問題が, 科目 (コース) として配置される. また, 適応的学習システムでは, 問題を集めたものを問題プールとして管理し, 解答履歴を管理する機能を持つ. 解答履歴を元に学習者モデルが作成される. 学習者モデルによって, 学習者の理解状態の把握が実現すると考える. 本稿では, 我々の想定する自学自習環境の構成や, そこでの学習の様子を外観する.

キーワード : CBT, Transformer, Knowledge Tracing, Q-Matrix, 学習者モデル, 知的学習支援システム

1. はじめに

日本の高等教育機関の初年次向けの科目の中には, 専門科目への橋渡しとして, 当該分野の基礎的な知識の伝達を目的とした科目 (数学, 物理等において) が存在する. そうした知識伝達を目的とした科目において, 多様な学習形態が想定され, 講義による授業形態がある一方で, 自学自習による学習も可能である. 自学自習の形態は, 講義形式による一斉学習と比べ, 学習環境が個人の周辺に限定されている. そのため, 自学自習の学習形態は, 学習者個人への個別対応が容易であると考えられる. 学習を始める段階で, 学習者の理解状態は多様である. 理想的な個別学習の形として, 学生一人に教員一人を配置できれば良いが, そうした学習環境を実現するには経済的支出が大きくなり, 実現は困難である.

そこで, 我々は, 情報システムを用いた個別化された自学自習環境の実現を目指す. 我々の想定する学習支援システムでの自学自習の様子を眺めると, 学習者はコンテンツの視聴と演習問題を解くといった行動を繰り返しているように見える. コンテンツの視聴だけで確実に知識を定着させることは難しく, 自学自習の環境において, 演習 (問題を解く) を繰り返す活動, 反復練習が必要である.

上述の通り学習者の理解状況は多様であり, 反復練習を効果的に進めるには, 網羅的な反復ではなく, 個人の特性に合わせた, 反復の最適化が望ましい. 本研究では, 演習に基づく学習における, 個別化の実現を目指す. 具体的な対象として, 高等教育の初年次教育における基礎的な知識伝達 (情報科学等) を対象に, 演習ベースの自学自習を支援する適応的な e ラーニングシステムの構築を目指す. 以下では, 適応的な e ラーニングシステムの概要について述べる.

2. 演習に基づく自学自習

我々は, 基礎的な知識の伝達を対象とした自学自習の高度個別化を目指している. 学習者はある領域の知識の習得に取り組むことになる. 学習環境では, 教材 (コンテンツ) が用意されており, 教材を用いて学習が進む. 学習者は, まず, 知識が記載されたテキストや動画を通読 (視聴) する. その後, 知識の定着 (確認) のため演習問題を解く. 学習中, 学習者は, この通読や演習を繰り返す. 繰り返しの複数回おこない, 対象とする知識の獲得が終了した, と学習者が判断したとき, 終了確認のため試験に臨む. 試験の結果が閾値を超えていれば, 学習は終了したと客観的に判断される.

自学自習は, 学習環境に予め用意 (収納) されているコンテンツ (教材) を用いた学習者のいろいろな学習上の行動から構成される. 自学自習でみられる学習者の学習行動は, 大きく, “コンテンツの視聴”, “演習を解く”, “試験を解く” の 3 種類に分類することができる.

学習者は, “演習を解く” では, 先に解いた問題と同じ問題を解く, 先に解いた問題より易しい問題を解く, 先に解いた問題より難しい問題を解く, 先に解いた問題と関連する問題を解くといった様に, “演習を解く” さまざまな行動を繰り返す. この “演習を解く” に見られる繰り返しにおいて, 適切な問題を提示できれば, 網羅的な繰り返しに比べて, 学習が円滑に進むことになると考えられる. 適切な問題を提示するには, 学習者の学習の状態のシステム側の把握が求められる. また, “試験を解く” では, 回答の結果に基づいて, 理解状態が適切に判断されなければならない. 適応的な学習環境を実現するためには, システムの機能として, 学習者の学習状況の診断を実現する必要がある.

3. 学習環境

適応的な学習システムにおける学習者の学習状態の把握は、学習システムにおいては学習者モデルとして実現される。ここでは、学習者モデルの構成について考察する。

2010年代以降、ニューラルネットワークの開発で新たなモデルの提案が相継いだ。知的学習システムの構成要素の一つである学習者モデルにおいても、ニューラルネットワークを活用した新たなモデルの構成手法が提案された。学習者モデルとは、知的学習支援システム(Intelligent Tutoring System)の、学習過程のある時点における学習者の理解状態を表す機構のことである。学習者の理解状態を推定する手法は、Kwknowledge Tracing(KT)とも呼ばれる。Ghoshらは、TKの代表的な手法である、深層学習の一つであるRNNを用いたDeep Knowledge Tracing(DKT)を提案した^[2]。

一方、Vaswaniらが発表した“Attention is all you need”によって、Attentionに注目が集まった^[3]。Attentionを用いたニューラルネットのアーキテクチャの一つであるTransformerは、ChatGPTによって広く用いられるようになった。もともとTransformerは、自然言語を対象に開発されたが、様々な分野へ活用が広がっている。KTにおいても、Transformerを用いるAttentive Knowledge Tracing(AKT)等が提案されている^[3]。我々も、Transformerの学習者モデルへの利用を提案する。KTにTransformerを用いることで、DKT等と比べ、計算量が軽減されることが明らかになっている。

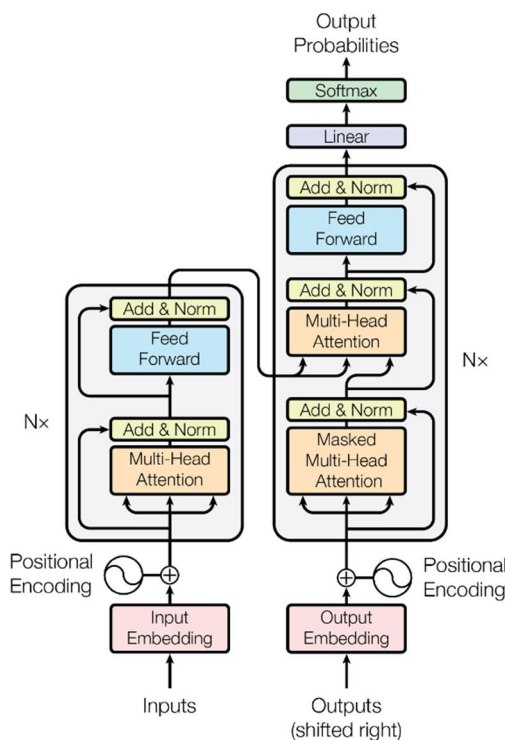


図1. Transformerの概要^[5]

我々は、埋め込みベクトルの作成時にQ-Matrixの

利用を検討している。Q-Matrixは、Tatsuokaによって提案された、学習領域の学習対象となる潜在能力を二次元行列の形で表したものである^[4]。演習問題と、演習問題を解くために必要となる潜在能力を、 $M \times N$ の行列で示す。Q-Matrixは、演習問題の解答履歴を収集しておくことで、修得することができる。解答履歴からQ-Matrixを得るためには、Non-negative Matrix Factorization (NMF)を用いた方法が提案されている^[1]。Q-Matrixを用いることで、理解状態の推定の向上が考えられる。

一般的なeラーニングシステムのコースでは、配置されたコンテンツや演習問題は、静的(固定)であると考えられる。適応的な学習システムでは、演習問題は、学習者の理解状態によって変化する。学習の進捗によって、選択し直される。理解状態によって、難易度等が調整されることになる。また、学習状況が評価され、繰り返し学習することが促される。問題の選択と助言によって、学習の個別化が実現されると考える。

4. まとめ

本稿では、高等教育機関における適応的学習システムの概要について述べた。まず、自学学習の概要について述べた。その上で、自学学習を支援する適応的な学習システムについて述べた。適応的な学習システムは、通常のeラーニングシステムに、学習者の診断機能を付加したものである。今後、システムの構築を進める予定であるが、演習問題の蓄積と学習履歴が重要であり、サービスを広く公開すること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)等の支援を受けた。

参考文献

- (1) Desmarais, M. C. “Conditions for effectively deriving a Q-Matrix from data with Non-negative Matrix Factorization,” Proceedings of 4th International Conference on Educational Data Mining, 41-50, (2011).
- (2) Ghosh, A.A., Heffernan, N. T. T. and Lan, A. S. “Context Aware Attentive Knowledge Tracing,” Proceedings of the 26th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining, 2330-2339, (2020).
- (3) 関口 昌平, 堤 瑛美子, 植野 真臣 “Attentive Knowledge Tracingにおける過去データの忘却最適化,” 2021年度人工知能学会全国大会講演論文集, 1G3-GS-2b-03, (2021).
- (4) Tatsuoka, K. “Cognitive Assessment: An Introduction to the Rule Space Method,” Routledge, (2009).
- (5) 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).