

アダプティブラーニングのための時系列能力変化推定手法：DeepIRT

The students' ability estimation method for adaptive learning: DeepIRT

堤 瑛美子^{*1}, 郭 亦鳴^{*1}, 植野 真臣^{*1}
Emiko TSUTSUMI^{*1}, Yiming GUO^{*1}, Maomi UENO^{*1}

^{*1}電気通信大学大学院・学情理工学研究科

^{*1}TGraduate School of Informatics and Engineering・The University of Electro-Communications

Email: tsutsumi@ai.lab.uec.ac.jp

あらまし：近年、人工知能分野ではこれらの教育ビッグデータを用いて学習者の能力値の変化や課題の特性を分析するための機械学習手法が多く提案されてきた。本研究では、Tsutsumiら(2021)で提案したDeepIRTに新たなHypernetworkを組み合わせて、学習者の過去の学習データと最新の学習データの重要性のバランスを最適化しながら能力値推定を行う。評価実験では提案手法が最先端の機械学習手法を上回る反応予測精度を示した。

キーワード：適応的支援, 深層学習, 項目反応理論

1. はじめに

近年、学校現場へのコンピュータやタブレット端末の普及に伴ってオンライン学習システムを用いた学習が広まり、大量の教育ビッグデータが蓄積されるようになり、それらを如何に有効活用するかが課題になっている。学習支援システム分野では機械学習を用いて教育ビッグデータを分析することにより学習者の特性や成長に合わせて適切な問題提供、学習支援を行うアダプティブ・ラーニングが注目されている。具体的には、学習履歴データから学習過程における学習者の能力値の変化と未知の課題への反応を予測することで、得意分野・苦手分野を把握し、個人に適切な学習支援を行う^(1,2,3,4)。

最先端の研究では深層学習と項目反応理論(Item Response Theory; IRT)を組み合わせたDeepIRTが複数提案されている^(2,4)。DeepIRTはIRTと同様に学習者の能力値と項目の難易度を表すパラメータをもつ。特に、Tsutsumiら(2021)は学習者の能力値と項目の難易度パラメータをそれぞれ独立したネットワークを用いて推定することでパラメータの解釈性を向上させた新たなDeepIRTを提案した⁽⁴⁾。この手法は学習者の能力値を多次元のスキルに対する能力変化を表現することができる。この手法を用いることにより、解釈性の高いパラメータ推定と高精度な反応予測の両立が可能となった。

しかし、TsutsumiらのDeepIRTでは、直前の能力値を用いて能力値を更新する仕組み(memory updating component)において忘却パラメータが最新の学習者の反応データによってのみ最適化されているため、過去の学習データを十分に利用できずに反応予測を行なっていると考えられる。この問題を解決するために、本研究ではTsutsumiらのDeepIRT⁽⁴⁾にHypernetwork^(6,7)を組み込み、最新の学習者の反応データと直前の学習者の潜在能力値の両方を用いて忘却パラメータを最適化する。学習者の潜在能力値を更新する前に、Hypernetwork内で最新の学習者の反応データと前時点での潜在能力値

のバランスを調整しながら忘却パラメータを推定する。評価実験では、シミュレーションデータを用いて提案手法の能力推定精度が既存手法のDeepIRTに比べて向上したことを示す。

2. 既存手法の能力値推定

DeepIRT手法^(2,4)では N 個の潜在スキルを仮定しており、各項目と潜在スキルの関係をkey memory $M^k \in \mathbb{R}^{N \times d_k}$ に保存し、時点 t の各潜在スキルに対する能力をvalue memory $M_t^v \in \mathbb{R}^{N \times d_t}$ に保存する。 d_k, d_t はチューニングパラメータである。これらの手法は同様のmemory updating componentと呼ばれる、最新の学習者の反応データが入力された際に潜在能力値 M_t^v を更新する機構をもつ。 M_t^v の更新には、過去の潜在能力値 M_{t-1}^v の値をどの程度保存しておくかを制御するパラメータと最新の反応データをどの程度反映するかを制御するパラメータをそれぞれ用いる。既存手法では、これらのパラメータが学習者の最新の反応データのみを用いて最適化されている。このため、時系列が長くなるほど学習者の過去の学習データが能力推定値に反映されず、反応予測精度を低下させている可能性があった。

3. 提案手法

本研究では、高精度な反応予測精度とパラメータ解釈性を両立させるために、TsutsumiらのDeepIRTにHypernetworkを組み込み、最新の学習者の反応データと直前の学習者の潜在能力値の両方を用いて忘却パラメータを最適化する。Hypernetworkは一般に、自然言語処理の分野でLSTM⁽⁵⁾を拡張するために用いられている^(6,7)。Melisら(2020)ではLSTMでは潜在変数を更新するための各時点の重みだけでなく、前時点の潜在変数もHypernetworkで最適化する手法を提案している⁽⁷⁾。本研究では、これらの先行研究を参考にし、図1のようにHypernetwork内で最新の反応データ v_t と過去の潜在能力値のバランスを調整し、最適化した値を用いて潜在能力値 M_t^v を更新する。

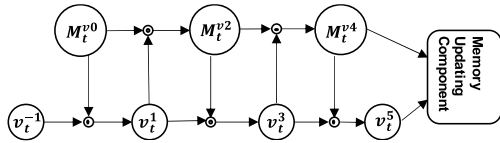


図1 提案手法のHypernetwork

評価実験

提案手法の能力パラメータの推定精度を評価するために、シミュレーションデータを用いて提案手法と先行研究のDeepIRT手法でそれぞれ推定した推定能力値の比較を行う。データセットはTemporal IRT (TIRT)と呼ばれる時系列IRTを用いて生成する⁽⁹⁾。TIRTでは学習者*i*が項目*j*に時点*t*で正答する確率を以下で計算する。

$$P(x_{ij} = 1 | \theta_{it}) = \frac{1}{1 + \exp(-\tilde{a} \Delta_t (\theta_{it} - b_j))}$$

$$\theta_{it} \sim N(\theta_{it-1}, \delta)$$

θ_{it} は時点*t*での学習者*i*の能力値を表す。時点ごとの能力値変化量は δ の値で決まり、 δ が小さいとき θ_{it} は学習過程でほとんど変動せず δ が大ききときには θ_{it} が時点ごとに大きく変動する。

本研究では真のモデル(TIRT)で生成された真の能力値と提案手法、先行研究のDeepIRT(Yeung⁽²⁾, Tsutsumi⁽⁴⁾)で推定された能力値を比較するために、各時点での能力値についてPearsonの積率相関係数、Spearmanの順位相関係数、Kendallの順位相関係数を求めた。表1に各条件のデータセットについて算出した相関係数の平均値を示す。結果より、すべてのデータセットにおいて提案手法の推定能力値が真の能力パラメータと最も強い相関があることを示した。提案手法のケンドールの順位相関係数は σ が大きい場合にも高い相関をしており、提案手法は真の能力値が異常値をとる場合にも頑健に推定で

きることを示唆している。これらの結果から、提案手法が過去のデータの忘却度を最適化することにより、長期の学習過程において真の学習者の能力遷移を正確に推定しているといえる。

謝辞

本研究はJSPS 科研費 JP19H05663, JP19K21751, JP22J15279 の支援を受けたものである。

参考文献

- (1) J. Zhang, X. Shi, I. King, and D.-Y. Yeung, “Dynamic Key-Value Memory Networks for Knowledge Tracing,” Proceedings of the 26th International Conference on World Wide Web, pp.765–774, (2017)
- (2) C. Yeung, “Deep-irt: Make deep learning based knowledge tracing explainable using item response theory.” Proceedings of the 12th International Conference on Educational Data Mining, EDM, (2019)
- (3) Ghosh, A., Heffernan, N., and Lan, A. S.: “Context-Aware Attentive Knowledge Tracing”, in Proceedings of the 26th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining (2020)
- (4) E. Tsutsumi, R. Kinoshita, M. Ueno, “Deep-IRT with independent student and item networks.” Proceedings of the 14th International Conference on Educational Data Mining, EDM, (2021)
- (5) Sepp, H. and Jurgen, S.: “Long Short - term Memory,” Neural Computation, Vol. 14, pp. 1735–1780 (1997)
- (6) Ha, D., Dai, A., and Le, Q. V.: “Hypernetworks”, arXiv preprint arXiv:1609.09106 (2016)
- (7) Melis, G., Tomaš, K., and Phil, B.: “Mogrifier LSTM”, in Proceedings of ICLR 2020 (2020)
- (8) E. Tsutsumi, Y. Guo, M. Ueno, “DeepIRT with a Hypernetwork to Optimize the Degree of Forgetting of Past Data.” Proceedings of the 15th International Conference on Educational Data Mining, EDM, (2021)
- (9) K.H. Wilson, Y. Karklin, B. Han, and C. Ekanadham, “Back to the basics: Bayesian extensions of irt outperform neural networks for proficiency estimation,” 9th International Conference on Educational, Data Mining, vol.1, pp.539–544, 06,(2016)

表1 推定能力値と真値の相関係数

δ	Method	Pearson				Spearman				Kendall			
	No.Items	50	100	200	300	50	100	200	300	50	100	200	300
0.1	Yeung	0.626	0.667	0.740	0.738	0.626	0.660	0.750	0.745	0.441	0.473	0.550	0.549
	Tsutsumi	0.885	0.907	0.924	0.916	0.892	0.915	0.940	0.938	0.710	0.746	0.785	0.782
	Propoesd	0.902	0.916	0.930	0.927	0.910	0.923	0.943	0.941	0.736	0.761	0.790	0.792
0.3	Yeung	0.730	0.799	0.808	0.823	0.751	0.831	0.862	0.873	0.551	0.628	0.659	0.670
	Tsutsumi	0.827	0.891	0.883	0.890	0.863	0.926	0.941	0.945	0.671	0.755	0.778	0.785
	Propoesd	0.840	0.905	0.900	0.907	0.877	0.932	0.947	0.954	0.689	0.767	0.791	0.804
0.5	Yeung	0.773	0.800	0.807	0.814	0.812	0.861	0.877	0.890	0.605	0.654	0.676	0.692
	Tsutsumi	0.855	0.870	0.860	0.849	0.893	0.928	0.929	0.930	0.705	0.755	0.758	0.761
	Propoesd	0.874	0.871	0.869	0.859	0.901	0.928	0.934	0.940	0.720	0.755	0.768	0.779
1.0	Yeung	0.788	0.809	0.824	0.813	0.834	0.884	0.891	0.888	0.626	0.684	0.695	0.692
	Tsutsumi	0.843	0.830	0.844	0.834	0.886	0.911	0.919	0.918	0.696	0.728	0.740	0.740
	Propoesd	0.854	0.840	0.854	0.836	0.894	0.920	0.930	0.919	0.708	0.744	0.762	0.743