

Knowledge Tracing と IRT の組み合わせによる大量試験結果データからの学生モデリング手法の提案

浅井 孝太[†] 大枝 真一[‡]

木更津工業高等専門学校 制御・情報システム工学専攻[†] 木更津工業高等専門学校 情報工学科[‡]

1. はじめに

今日の教育現場では e-Learning システムが普及してきており、システムを利用した学習者のログが大量に蓄積されるようになった。近年、大量の教育データに対してデータマイニングの手法を活用し、有益な知識を抽出しようとする試みである Educational Data Mining が注目されている [1]。

ITS (Intelligent Tutoring System) は学習者のスキル状態に見合った設問を出題することで、効率の良い学習環境を提供するシステムである。スキル状態の推定は、学習者の学習過程をモデル化した学生モデルを通して行われる。より高性能な ITS を作るには、より高精度なスキル状態の推定が可能な学生モデルが必要になる。

そこで本研究では、従来の学生モデリング手法である Knowledge Tracing[2] の精度を向上させる手法の提案をする。

2. Knowledge Tracing

Knowledge Tracing は学生モデリング手法の 1 つであり、デファクトスタンダードとしての地位を確立している手法である [2]。Knowledge Tracing モデルは隠れマルコフモデルであり、あらかじめ設定された各スキルについて、図 1 のようなダイアグラムで表現される。このダイアグラムは学習機会を t 、学習者のスキル状態 (習得・未習得) を k_t 、回答結果 (正解・不正解) を y_t としている。

Knowledge Tracing では各スキルに対して 4 つのパラメータ $P(L_0), P(T), P(G), P(S)$ が設定される。 $P(L_0)$ は事前知識 (already know) として、学習者があらかじめスキルを習得している確率である。 $P(T)$ は学習者のスキル状態が「未習得」から「習得」に遷移する (learn) 確率である。 $P(G)$ はスキ

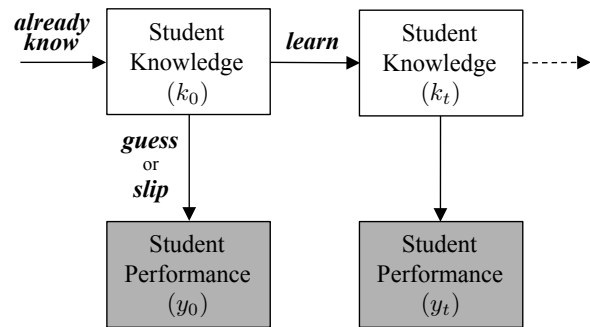


図 1 Knowledge Tracing のダイアグラム

ルを習得していないにもかかわらず、正解してしまう確率であり、推測 (guess) を表している。 $P(S)$ はスキルを習得しているにもかかわらず、不正解になってしまう確率であり、ケアレスミス (slip) を表している。

学習機会 t までに観測された回答結果、および、 $P(L_0), P(T), P(G), P(S)$ を次の式 (1)~(4) に適用することで、学習機会 $t+1$ におけるスキル状態と、そのスキルを解くために必要とする設問に正解する確率を求めることができる。

$$P(k_t = true | y_t = true) = \frac{P(k_t)(1 - P(S))}{P(k_t)(1 - P(S)) + (1 - P(k_t))P(G)} \quad (1)$$

$$P(k_t = true | y_t = false) = \frac{P(k_t)P(S)}{P(k_t)P(S) + (1 - P(k_t))(1 - P(G))} \quad (2)$$

$$P(k_{t+1} = true) = P(k_t | y_t) + (1 - P(k_t | y_t))P(T) \quad (3)$$

$$P(y_{t+1} = true) = P(k_{t+1})(1 - P(S)) + (1 - P(k_{t+1}))P(G) \quad (4)$$

3. Item Response Theory

学力のように直接的に測ることができない潜在的能力を、複数の項目を用いて間接的に測定することを目的とした理論が、項目反応理論 (Item Response Theory; IRT) である [3]。

Student Modeling Method from Large Amounts of Examination Results using Knowledge Tracing with IRT

[†]Kouta ASAI, National Institute of Technology, Kisarazu College

[‡]Shinichi OEDA, National Institute of Technology, Kisarazu College

3.1 Rasch モデル

IRT の代表的なモデルとして、式 (5) の 1 母数ロジスティックモデル (Rasch モデル) が挙げられる。

$$P_{ij} = \frac{1}{1 + \exp(-1.7(\theta_i - \beta_j))}. \quad (5)$$

ここで、添字 i は回答者を、 j は項目を表している。式 (5) の中に含まれる変数のうち、 θ_i は被験者母数と呼ばれ、回答者の潜在能力の高さを表すためのものである。また、 β_j は難易度母数と呼ばれ、各項目の難しさを表している。

3.2 忘却型 Rasch モデル

Lindsey らは式 (5) で示した Rasch モデルに忘却を加えたモデルとして、式 (6) のような忘却型 Rasch モデルを提案した [4]。

$$P_{ij} = \frac{(1 + ht_{ij})^{-\exp(\tilde{\theta}_i - \tilde{\beta}_j)}}{1 + \exp(-1.7(\theta_i - \beta_j))}. \quad (6)$$

ここで、 t_{ij} は回答者 i が項目 j を最後に回答してから経過時間、 $\tilde{\theta}_i, \tilde{\beta}_j$ はそれぞれ回答者、項目に関する忘却係数、 h はスケール係数である。

4. 提案手法

先行研究では、Knowledge Tracing と式 (5) の Rasch モデルを組み合わせることにより、従来の Knowledge Tracing よりも予測精度が向上すると報告している [5]。

本研究では、式 (5) で示した Rasch モデルではなく、式 (6) で示した忘却型 Rasch モデルを Knowledge Tracing と組み合わせることにより、予測精度を向上させる手法を提案する。

5. 計算機実験

5.1 実験概要

本実験では、人工データを用いた予測実験を行う。モデルに回答者、設問、必要スキル、時刻を入力し、その設問に正解するか不正解になるかを予測する。予測する手法は、単純な Knowledge Tracing、Knowledge Tracing と式 (5) と組み合わせた先行研究の手法、Knowledge Tracing と式 (6) と組み合わせた提案手法の 3 つを用いることにする。評価尺度として、AUC (Area Under the Curve) と RMSE (Root Mean Squared Error) の 2 つを用いる。

5.2 実験結果

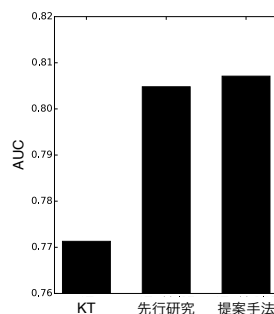


図2 結果 (AUC)

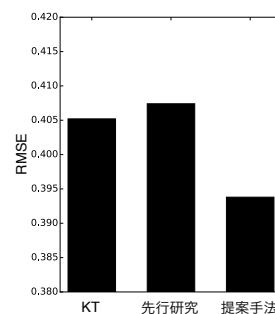


図3 結果 (RMSE)

各手法における予測結果の AUC を図 2 に、RMSE を図 3 に示す。グラフは左から順に、単純な Knowledge Tracing、先行研究の手法、提案手法の結果を示している。AUC では先行研究の手法と提案手法は Knowledge Tracing よりも大きく優れていることがわかる。しかし、先行研究の手法とあまり大きな差は見られない。RMSE では提案手法は他の 2 つの手法よりも値が小さく、より真値に近い予測ができていくことがわかる。

6. まとめ

本研究では、学生モデリングの従来手法である Knowledge Tracing の精度を向上させるために、忘却型 Rasch モデルを組み合わせる手法を提案をした。人工データでの実験により、提案手法は従来手法よりも分類精度が優れており、真値との誤差が少ない予測ができることが示唆された。

謝辞 本研究は JSPS 科研費 25750095 の助成を受けたものです。

参考文献

- [1] Toon Calders and Mykola Pechenizkiy, "Introduction to The Special Section on Educational Data Mining", SIGKDD, Vol.13, Issue 2, pp.3-5, 2011.
- [2] Corbett, A. T. and Anderson, J. R., "Knowledge Tracing: Modeling the Acquisition of Procedural Knowledge", User Modeling and User-Adapted Interaction, 4, pp.253-278, 1995.
- [3] 豊田秀樹, "マルコフ連鎖モンテカルロ法", 朝倉書店, 2008.
- [4] Robert V. Lindsey, Michael C. Mozer, "Predicting Individual Differences in Student Learning via Collaborative Filtering", In submission, 2014.
- [5] M. Khajah, Y. Huang, J. P. González-Brenes, M. C. Mozer, and P. Brusilovsk, "Integrating knowledge tracing and item response theory: A tale of two frameworks", In submission, 2014.