

第88 回

大学等におけるオンライン教育とデジタル変革に関するサイバーシンポジウム

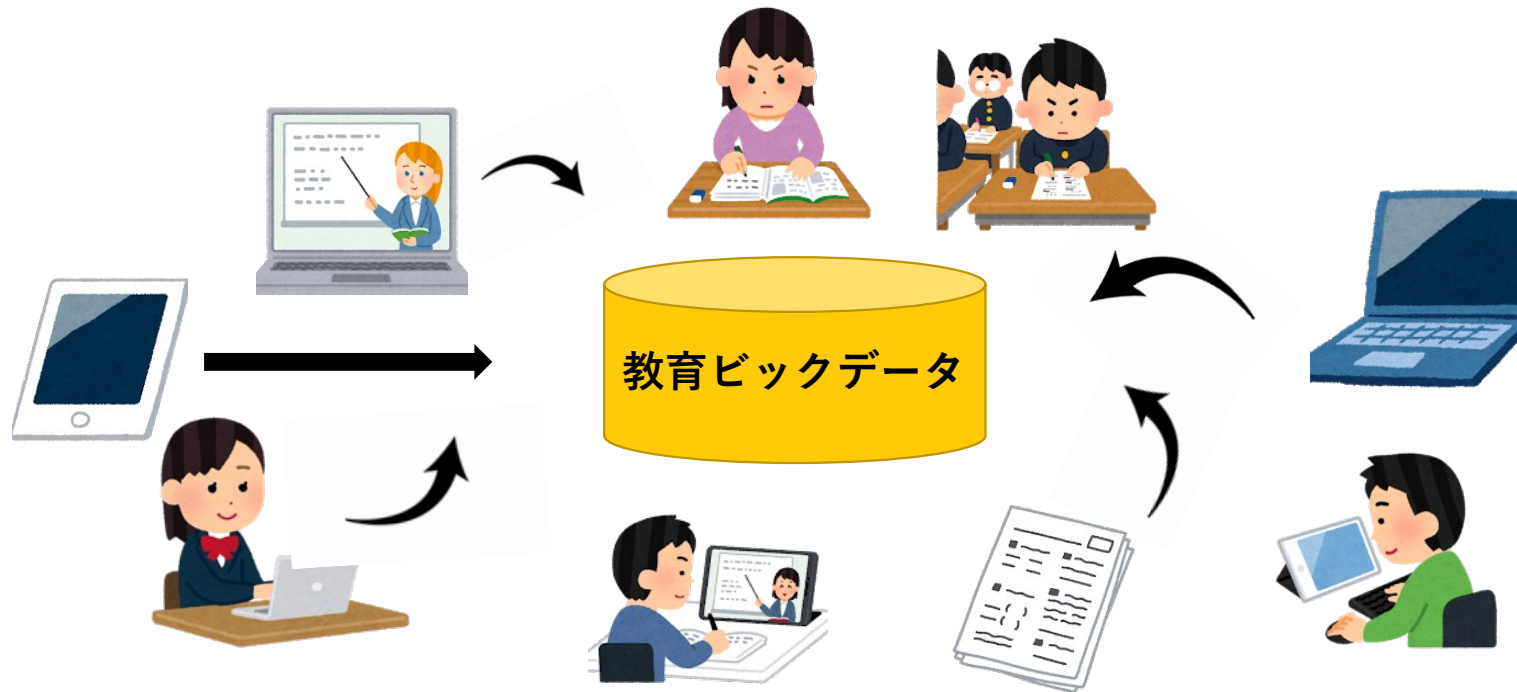
令和7 年5月15 日

適応的学習支援のための 能力値推定手法の開発

法政大学 理工学部創生科学科
堤瑛美子

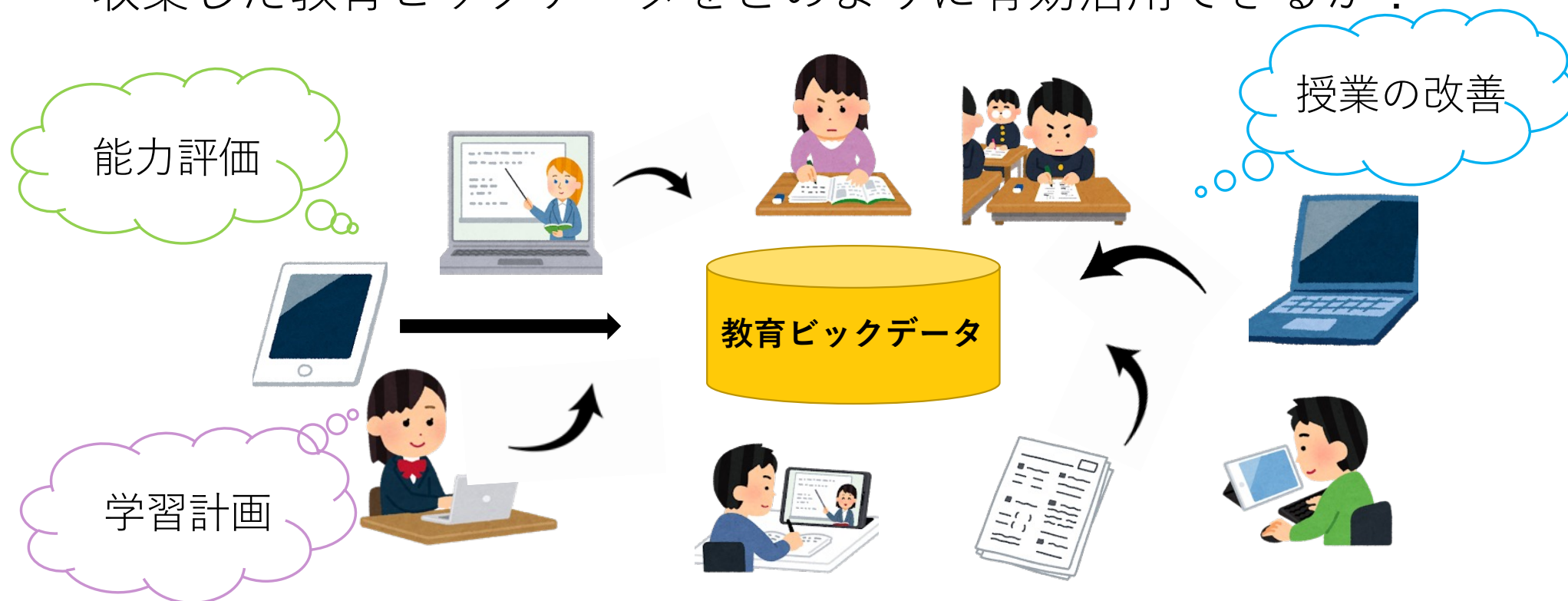
研究のモチベーション

コンピュータやブレット端末を用いた学習、試験が普及する中で収集した教育ビッグデータをどのように有効活用できるか？



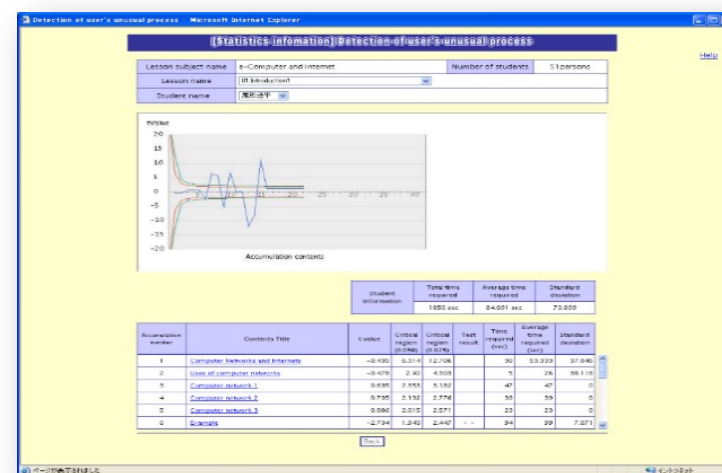
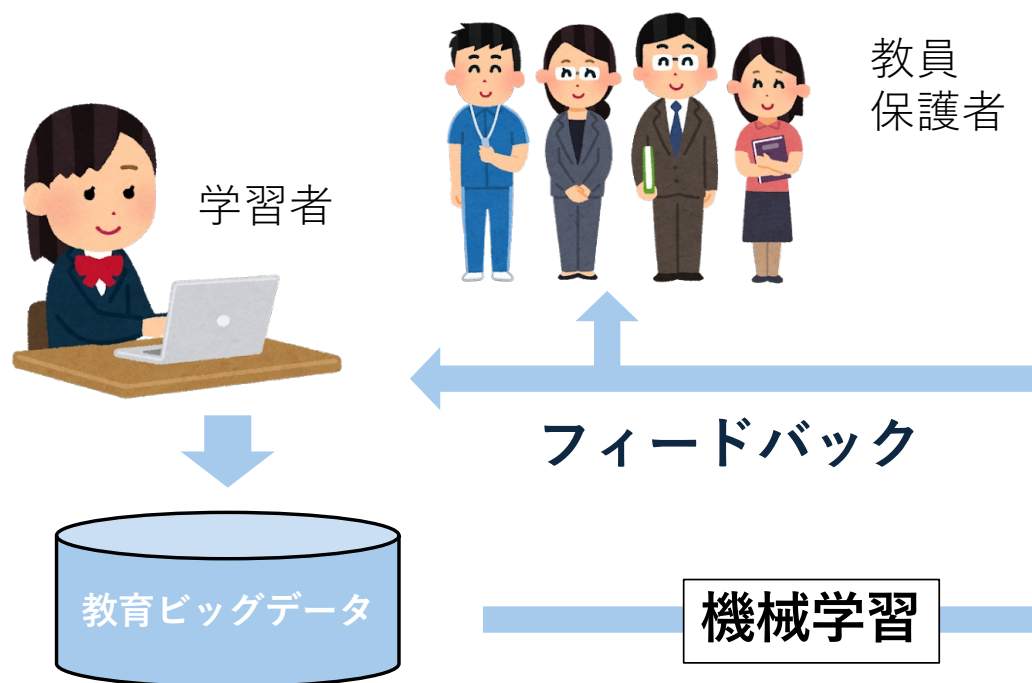
研究のモチベーション

コンピュータやブレット端末を用いた学習、試験が普及する中で
収集した教育ビッグデータをどのように有効活用できるか？



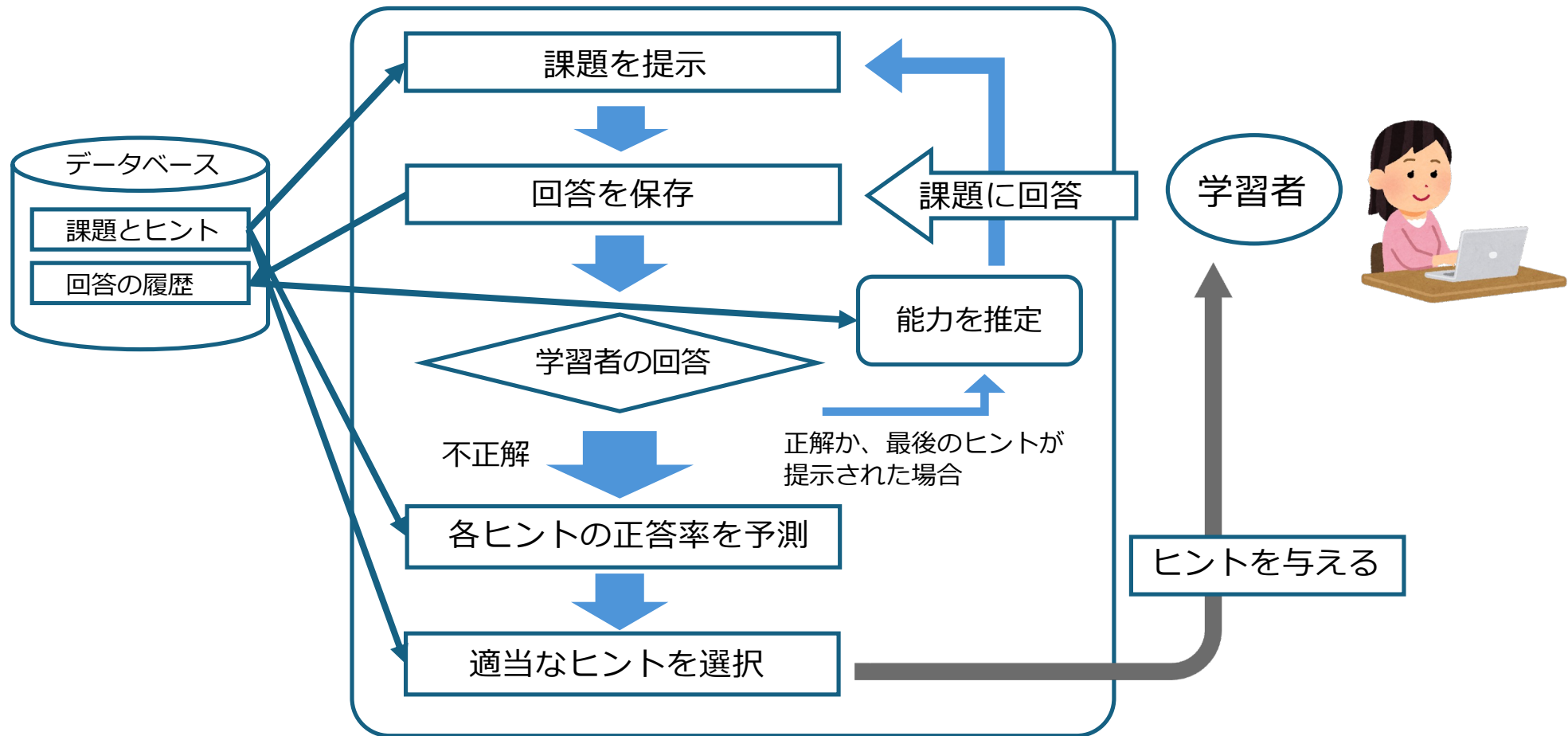
アダプティブラーニング（適応的学習支援）

学習者の学習履歴データに基づいて**成長する学習者の理解度**や**課題の難易度**を把握し、個々に最適な学習計画や支援を提供する



学習者の習熟度推定
得意分野・苦手分野の把握
学習課題の難易度推定

アダプティブラーニングシステムのアルゴリズム



確率的アプローチによる学習支援

Ueno and Miyazawa(2018)

学習者の未習熟な課題を与えるだけでなく、
学習支援後の課題への予測正答確率が50%に近づくように支援の量を調節することが、学習者の成長に最も効果的

- 学習者の課題への正答確率を正確に予測することが重要



難易度調整は必要か？

ヒント1では予測正答確率30%...

ヒント2では予測正答確率45%...

ヒント3では予測正答確率65%...



正答確率予測と能力推定

項目反応理論 (Item Response Theory: IRT)

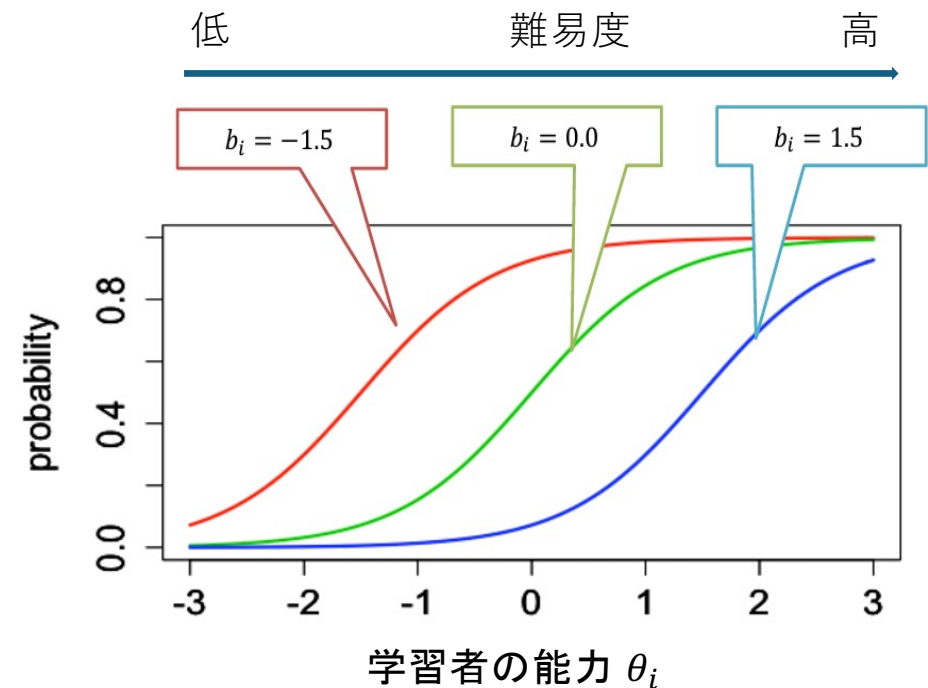
学習者*i*の項目*j*への予測正答確率を予測

$$P(u_j = 1 | \theta_i) = \frac{1}{1 + \exp(-a_j \theta_i + b_j)}$$

項目識別力

項目の難易度

学習者の能力値

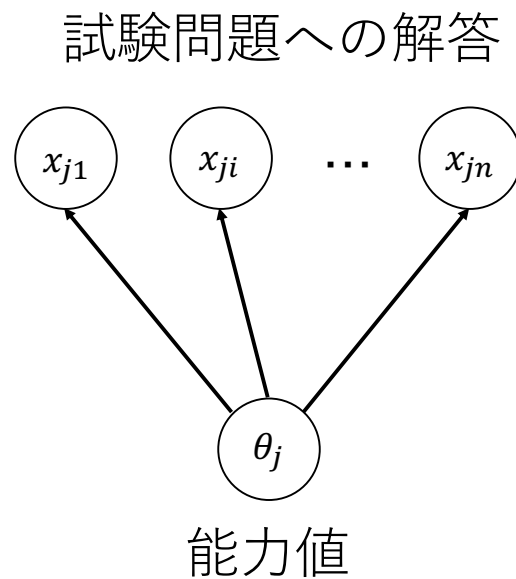


未習熟の知識が含まれる課題を同定
支援の必要性や程度を判断

テスト理論としての項目反応理論

学力試験

試験受験時の能力を測定する
能力は一定で変動しない



日々の学習

継時的な能力の成長を測定する
能力は日々変動する

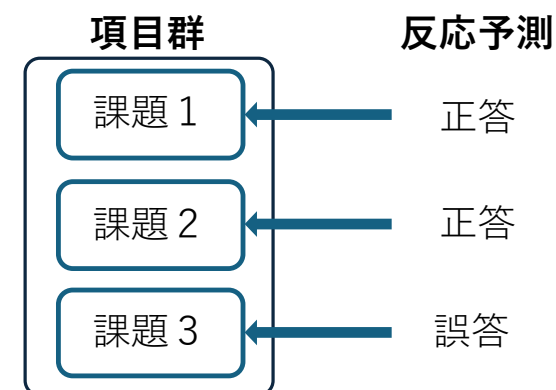


従来の項目反応理論では適応できない！

アダプティブラーニングを実現するために...

1. 未知の課題への正答確率予測

- 提示する問題の難易度調整、
未習熟課題の同定のために高精度な正誤予測が必要



2. 成長する多次元的能力の推定

- 高次元の課題ほど、解決するために複数の能力
(スキル) が必要
- 様々な次元の能力を同時に推定できないか？

力学の問題



図を書く (着想)
方程式を立てる (知識)
微分方程式を解く (計算力)

学習者の能力推定・反応予測の従来手法

確率的アプローチ

- A.T. Corbett and J.R. Anderson, "Knowledge tracing: Modeling the acquisition of procedural knowledge, "User Modeling and User-Adapted Interaction, vol. 4, no. 4, pp. 253-278(1995)
- F.B. Baker and S.H. Kim, Item Response Theory: Parameter Estimation Techniques, Second Edition, Statistics: A Series of Textbooks and Monographs, Taylor & Francis, 2004.
- Pelanek, R. : Conceptual Issues in Mastery Criteria: Differentiating Uncertainty and Degrees of Knowledge. *Artificial Intelligence in Education* , pp. 450-461 (2018).

深層学習アプローチ

- C. Piech, J. Bassen, S. Ganguli, "Deep Knowledge Tracing", *Advances in Neural Information Processing Systems 28 (NIPS)*, 2015.
- J. Zhang, X. Shi, I. King, and D.-Y. Yeung, "Dynamic key-value memory network for knowledge tracing," *Proceedings of the 26th International Conference on World Wide Web*, pp. 765–774, 2017.
- A. Ghosh, N. Heernan, and A. S. Lan. Context-aware attentive knowledge tracing. In *Proceedings of the 26th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining*, 2020.
- Song Cheng and Qi Liu "Enhancing Item Response Theory for Cognitive Diagnosis," *Proceedings of the 28th ACM International Conference on Information and Knowledge Management, ACM* , 2019
- Converse G., Pu S., Oliveira S. "Incorporating Item Response Theory into Knowledge Tracing," *Artificial Intelligence in Education. AIED 2021*.
- 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.

学習者の能力推定・反応予測の従来手法

確率的アプローチ

- A.T. Collier, "A Bayesian Model of Knowledge, "User Models of Knowledge Acquisition", pp. 189-201 (1982).
 - F.B. Leighton, "A Bayesian Model of Knowledge, "Statistics: A Case Study in Knowledge, pp. 189-201 (1982).
 - Pelar, "A Bayesian Model of Knowledge, "Artificial Intelligence in Education, pp. 450-461 (2016).
- パラメータ解釈性(能力値・難易度)が高い
- 正誤予測精度はそこそこ

深層学習アプローチ

- C.Piech,J.Bassen,, S.Ganguli,"Deep Knowledge Tracing", Advances in Neural Information Processing Systems 28 (NIPS),2015.
 - J. Zhang, X. Shi, I. King, and D.-Y. Yeung, "Dynamic key-value memory network for knowledge tracing," Proceedings of the 26th AAAI Conference on Artificial Intelligence, pp. 737-743, 2017.
 - A. G. Converse, "A Deep Learning Model of Knowledge Tracing," Proceedings of the 2017 AAAI Conference on Artificial Intelligence, pp. 737-743, 2017.
 - Son, "A Deep Learning Model of Knowledge Tracing," Proceedings of the 2017 AAAI Conference on Artificial Intelligence, pp. 737-743, 2017.
 - Converse G., Pu S., Oliveira S. "Incorporating Item Response Theory into Knowledge Tracing," Artificial Intelligence in Education. AIED 2021.
 - 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.
- 正誤予測精度が高い
- パラメータ解釈性が低い（能力値の推定ができない）

アダプティブラーニングのための新しい能力推定手法

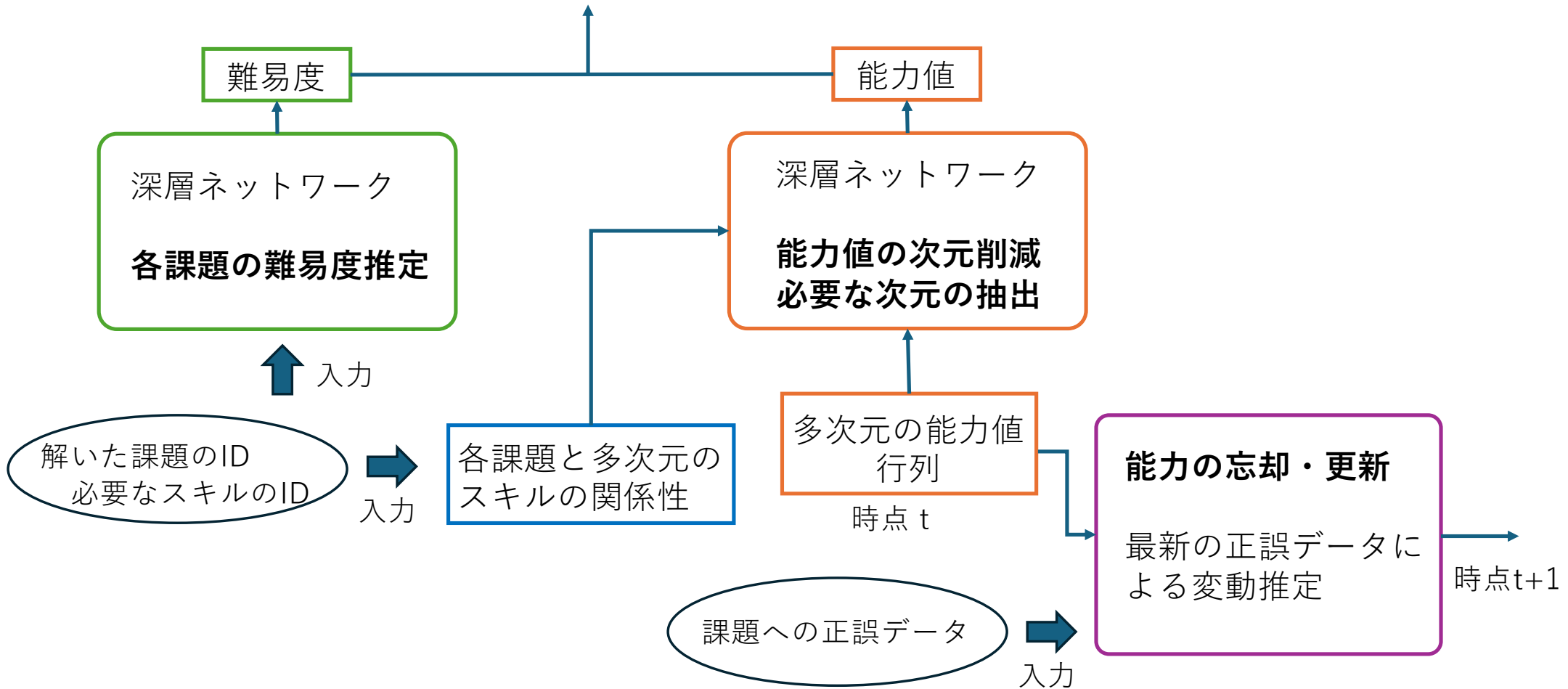
1. 未知の課題への正答確率予測
2. 成長する多次元的能力の推定



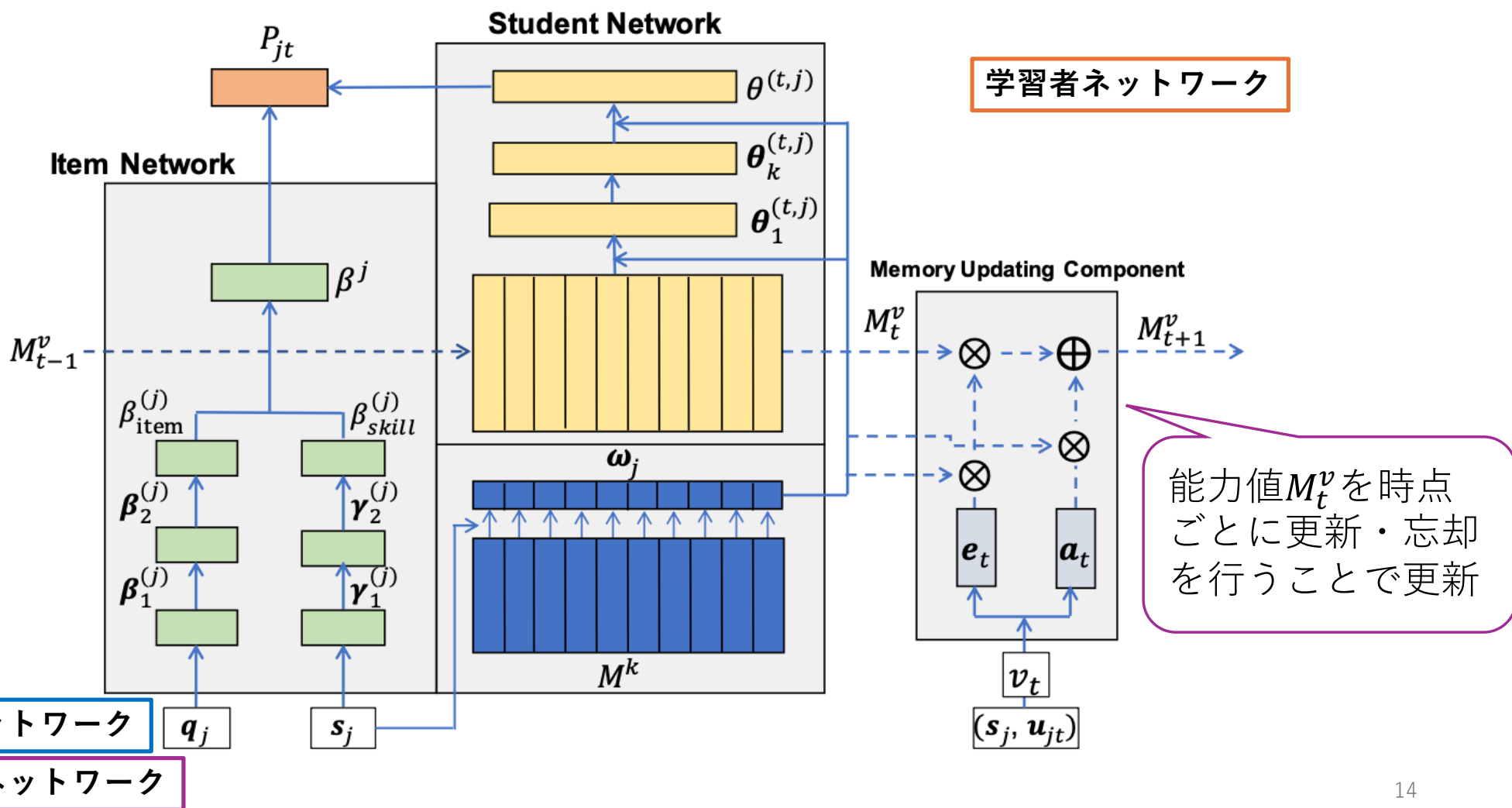
- Emiko Tsutsumi, Tetsurou Nishio and Maomi Ueno: Deep-IRT with temporal convolutional network for comprehensive reflection of student ability history data. Proceedings of 17th International Conference on Artificial Intelligence in Education, AIED(1), Main track, full paper, 250-264, 2024
- Emiko Tsutsumi, Yiming Guo, Ryo Kinoshita, Maomi Ueno: Deep Knowledge Tracing Incorporating a Hypernetwork With Independent Student and Item Networks. IEEE Trans. Learn. Technol. 17: 951-965 (2024)
- E.Tsutsumi, R.Kinoshita, M.Ueno,: Deep-IRT with independent student and item networks. International Conference on Educational Data Mining, EDM, 2021

Deep-IRTの構造

課題への正答確率を予測



Deep-IRTの構造



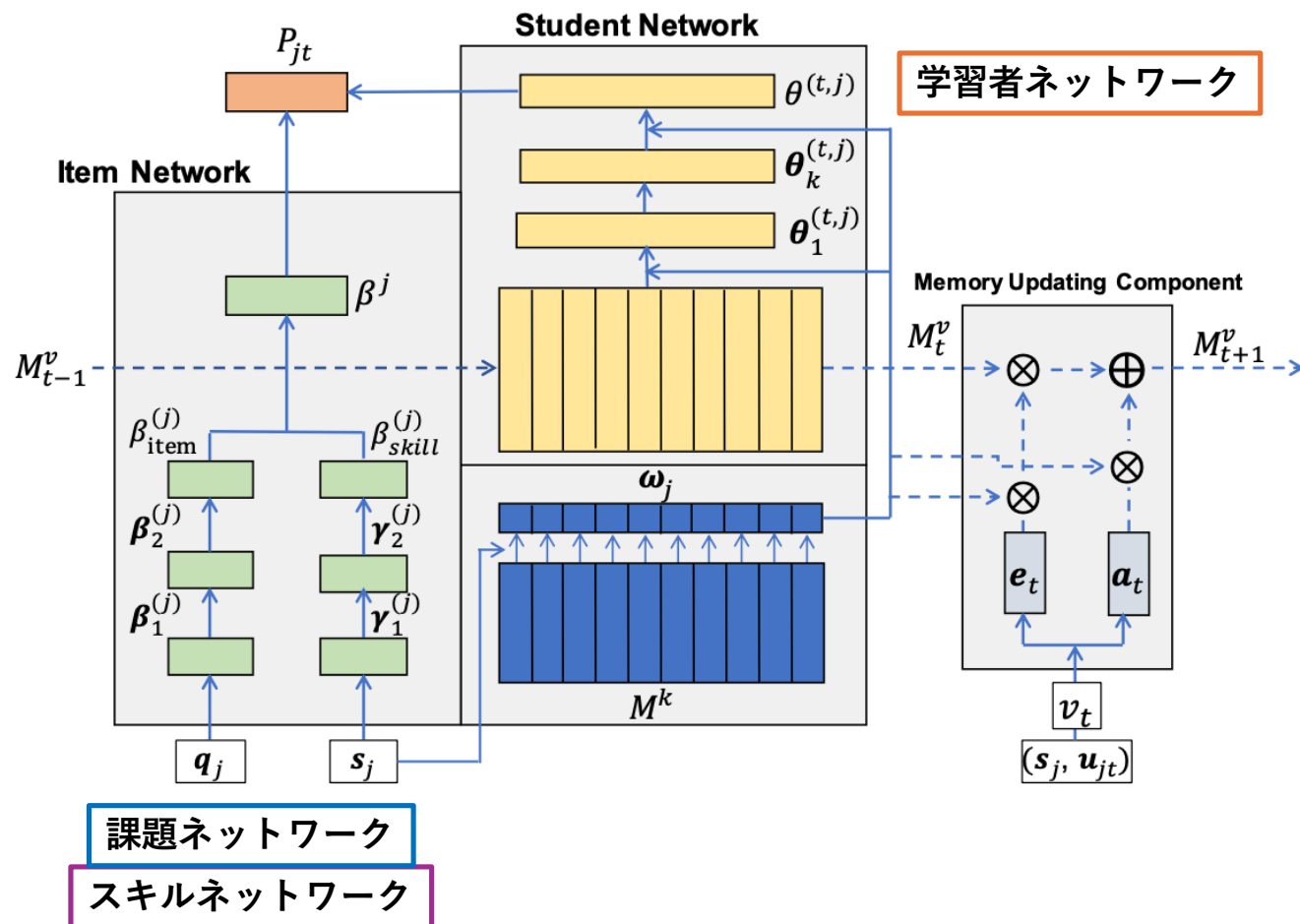
Deep-IRTの構造

課題jへの予測正答確率

$$p_{jt} = \text{sigmoid}(\theta^{(t,j)} + \beta^j)$$

$$\beta^j = \beta_{item}^{(j)} + \beta_{skill}^{(j)}$$

$\theta^{(t,j)}$: 学習者の習熟度
 $\beta^{(j)}$: 課題jの難易度



Deep-IRTを用いた正誤予測精度評価

学習者の学習履歴データから未知の課題への反応(正誤)を予測し、
予測精度の比較を行う

比較手法 (最先端の深層学習手法)

- ① Dynamic Key-Value Memory Network (DKVMN)
- ② Deep-IRT [C. Yeung, 2019]
- ③ Context-aware attentive knowledge tracing (AKT)
- ④ Deep-IRT (Tsutsumi et al. 2021)

Deep-IRTを用いた正誤予測精度評価

表1 データセットの詳細

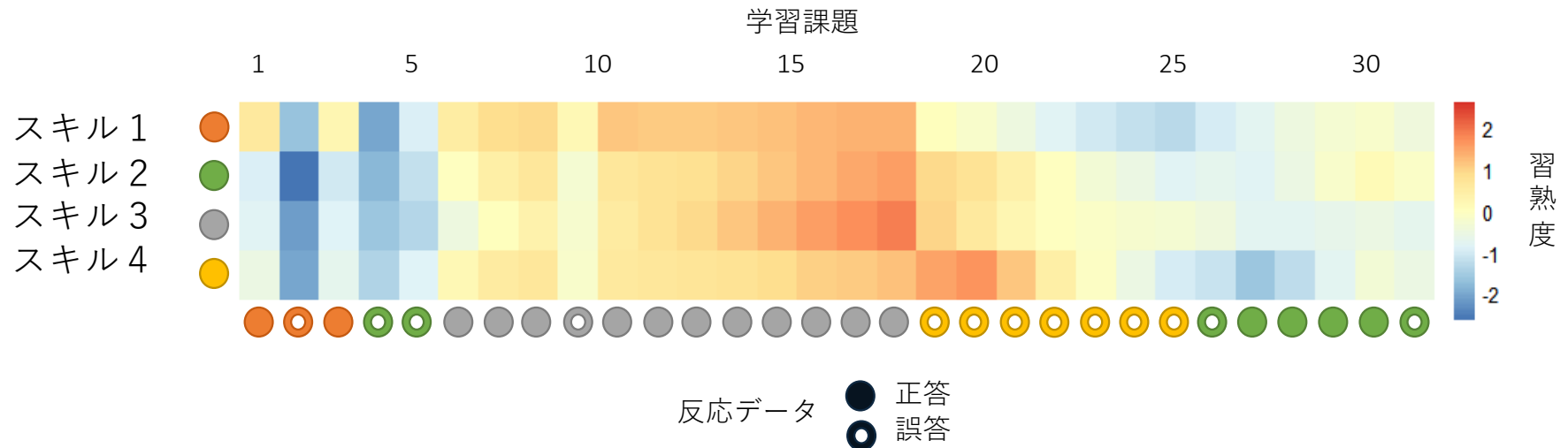
Dataset	学習者数	スキル数	項目数	正答率	平均解答項目数
Statics2011	333	1223	N/A	79.8%	180.9
ASSISTments2009	4151	111	26684	63.6%	52.1
ASSISTments2015	19840	100	N/A	73.2%	34.2
ASSISTments2017	1709	102	3162	39.0%	551.0

Dataset	metrics	DKVMN	Yeung	Tsutsumi et al.	AKT	Proposed
Statics2011	AUC	81.20 +/- 0.42	81.38 +/- 0.42	81.45 +/- 0.45	82.15 +/- 0.35	82.25 +/- 0.55
	Acc	79.24 +/- 0.84	80.33 +/- 0.78	79.18 +/- 0.67	80.41 +/- 0.67	80.63 +/- 0.85
	Loss	0.42 +/- 0.14	0.42 +/- 0.18	0.42 +/- 0.12	0.42 +/- 0.13	0.41 +/- 0.20
ASSISTments2009	AUC	81.21 +/- 0.31	81.34 +/- 0.39	81.34 +/- 0.24	80.81 +/- 0.41	81.34 +/- 0.36
	Acc	75.11 +/- 0.66	76.55 +/- 0.45	76.91 +/- 0.24	76.57 +/- 0.55	76.54 +/- 0.45
	Loss	0.47 +/- 0.05	0.48 +/- 0.10	0.47 +/- 0.10	0.49 +/- 0.08	0.48 +/- 0.10
ASSISTments2015	AUC	72.61 +/- 0.16	72.53 +/- 0.23	72.34 +/- 0.13	72.97 +/- 0.12	72.95 +/- 0.14
	Acc	75.05 +/- 0.18	74.97 +/- 0.14	74.95 +/- 0.39	75.25 +/- 0.10	75.02 +/- 0.15
	Loss	0.51 +/- 0.02	0.52 +/- 0.03	0.52 +/- 0.02	0.51 +/- 0.01	0.51 +/- 0.03
ASSISTments2017	AUC	72.67 +/- 0.37	72.08 +/- 0.32	72.32 +/- 0.69	73.25 +/- 0.41	85.06 +/- 1.17
	Acc	68.46 +/- 0.24	68.36 +/- 0.30	68.07 +/- 0.54	69.17 +/- 0.70	79.11 +/- 1.06
	Loss	0.58 +/- 0.03	0.59 +/- 0.07	0.60 +/- 0.08	0.58 +/- 0.09	0.48 +/- 0.24
Average	AUC	76.92	76.83	76.86	77.29	80.40
	Acc	74.46	75.05	74.77	75.35	77.83
	Loss	0.50	0.50	0.51	0.50	0.47

Deep-IRTを用いた学習者の能力推定

能力値パラメータの解釈性

学習者の習熟度変化を可視化し、実際の反応に対して妥当であるかを評価する



- 推定習熟度が時点ごとに急上昇・降下する
- 学習者が課題に誤答/正答した際に習熟度が上昇/降下する



反応データに対する矛盾をなくし、
学習者や教師へのフィードバックの信頼性を高めたい

まとめ・今後の展望

- アダプティブラーニングの実現のため、能力値推定法の改良や解釈性の向上が課題

ヒント提示システム

学習効果のある支援の量を予測してヒントを提示する。

教材ごとに最適な支援を提案する。

学習計画 推薦システム

未習熟範囲を早期に発見し、最適化した学習計画を提示する。

「積分を勉強する前に、微分の理解度をもう少し上げておいた方が良さそう...」

問題生成システム

生成AIを用いて各問題と問題の難易度を学習し、指定した難易度の問題を生成する。