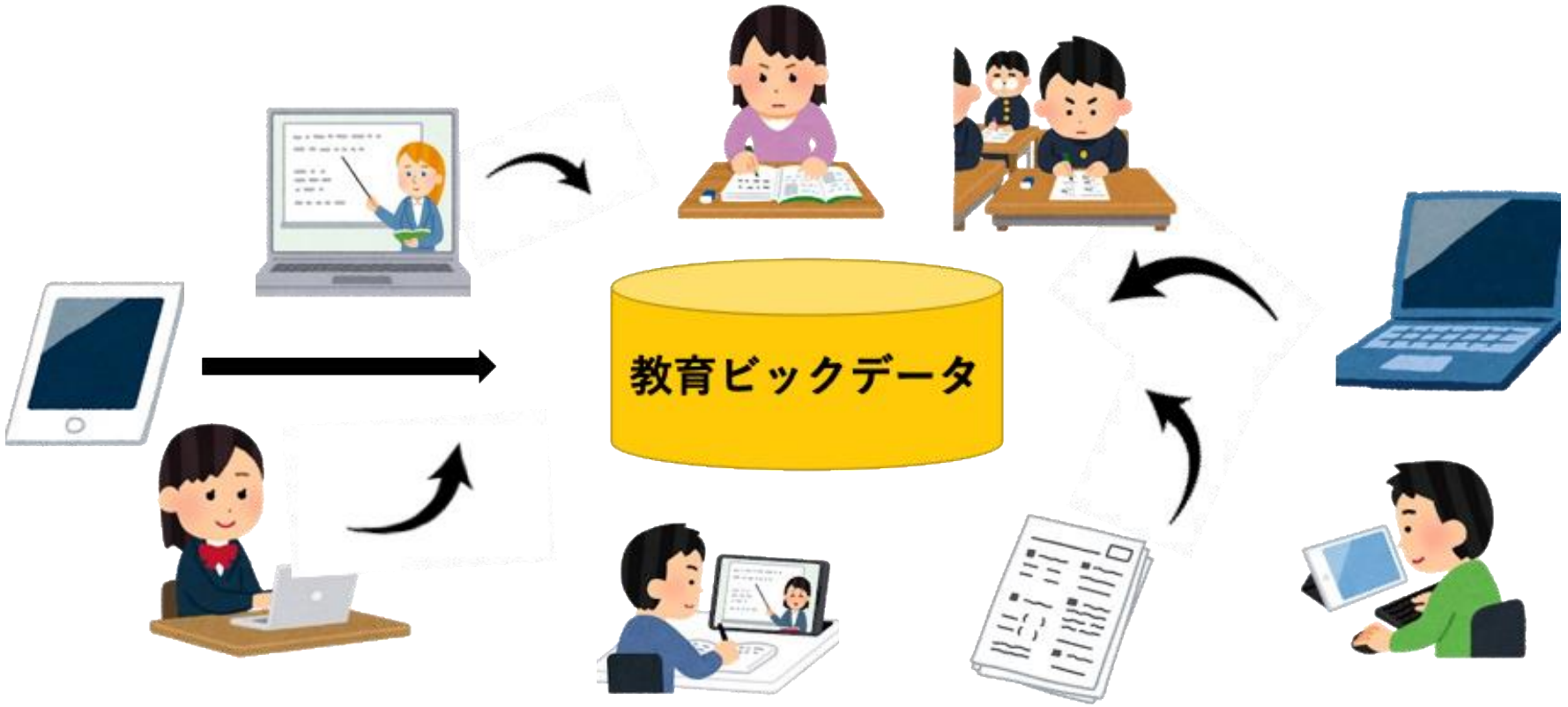
第88 回
大学等におけるオンライン教育とデジタル変革に関するサイバーシンポジウム
令和7 年5月15 日

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

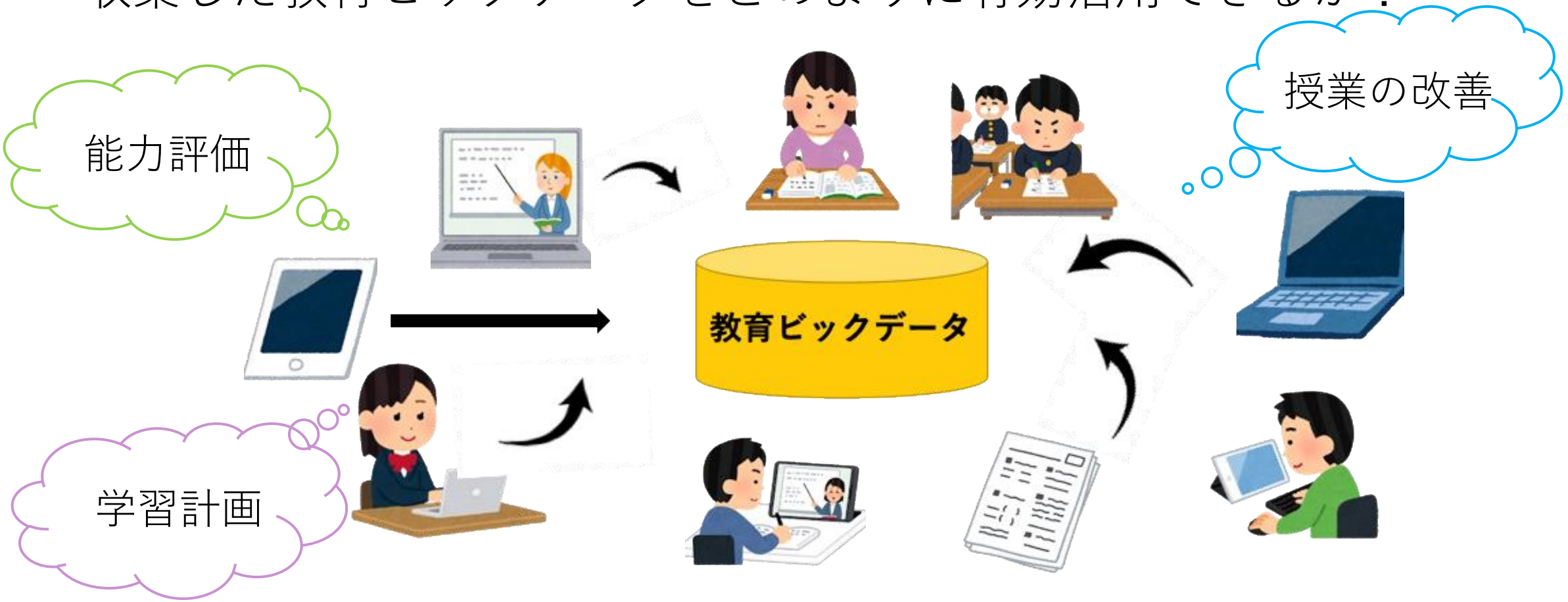
研究のモチベーション

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

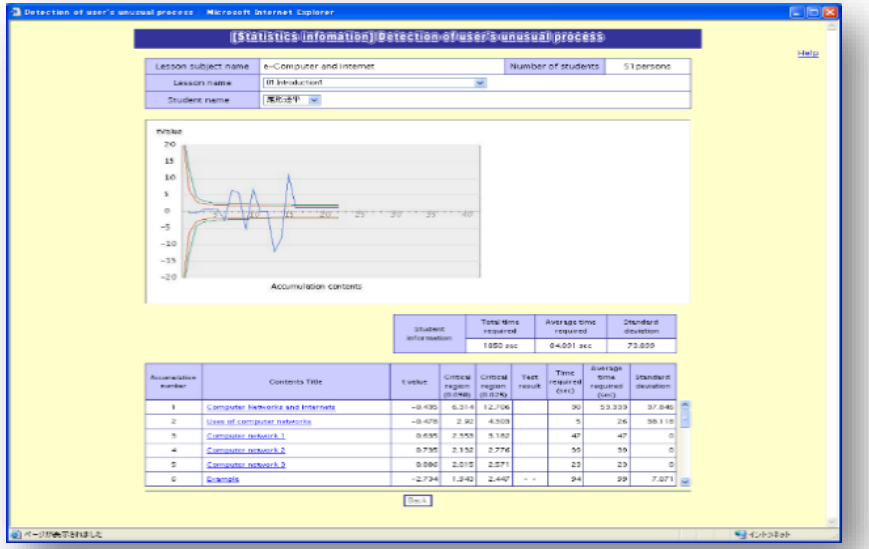
学習者

教員
保護者

フィードバック

教育ビッグデータ

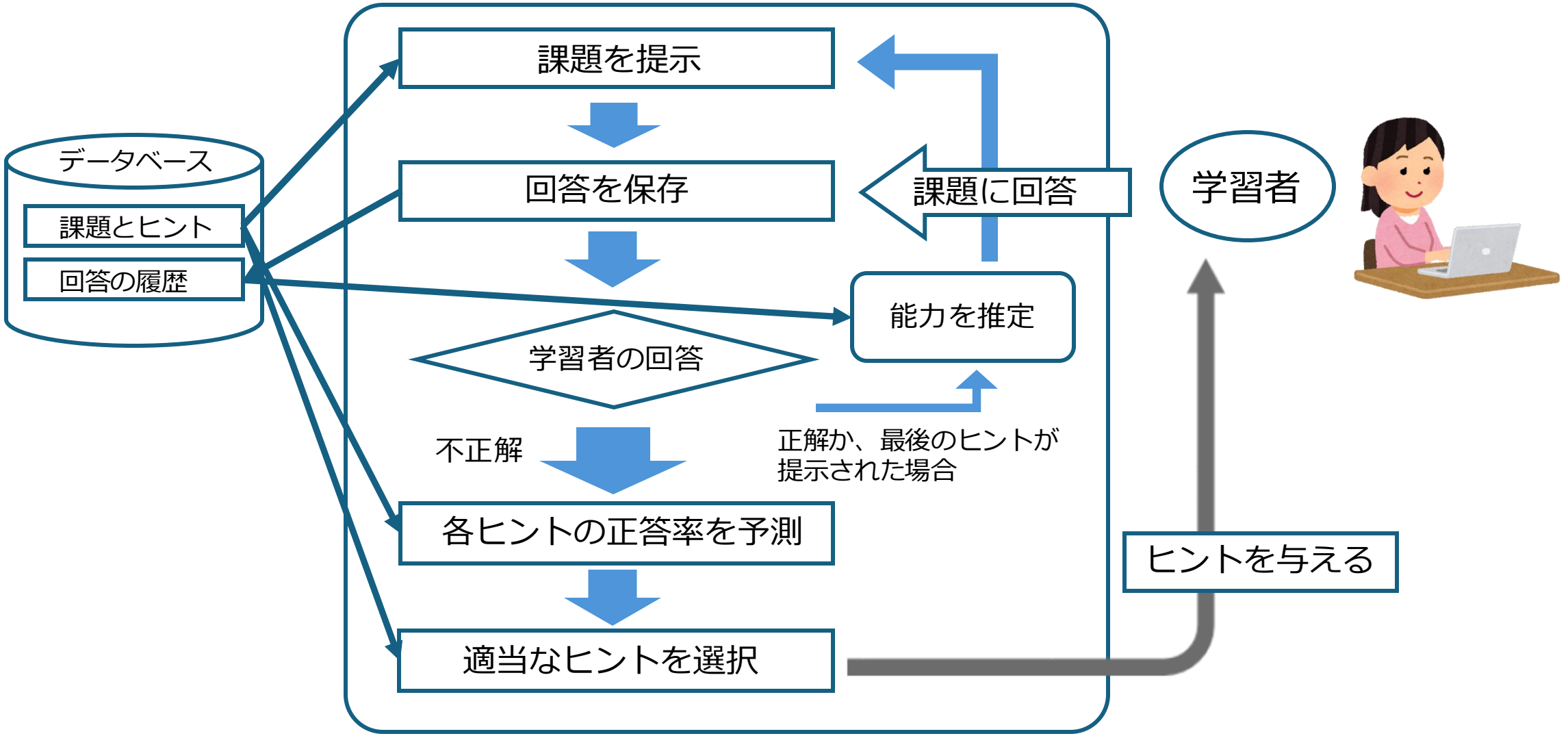
機械学習



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

参考：M. Ueno, Data mining and text mining technologies for collaborative learning in an ILMS "samurai" IEEE International Conference on Advanced Learning Technology,2004.

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？

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

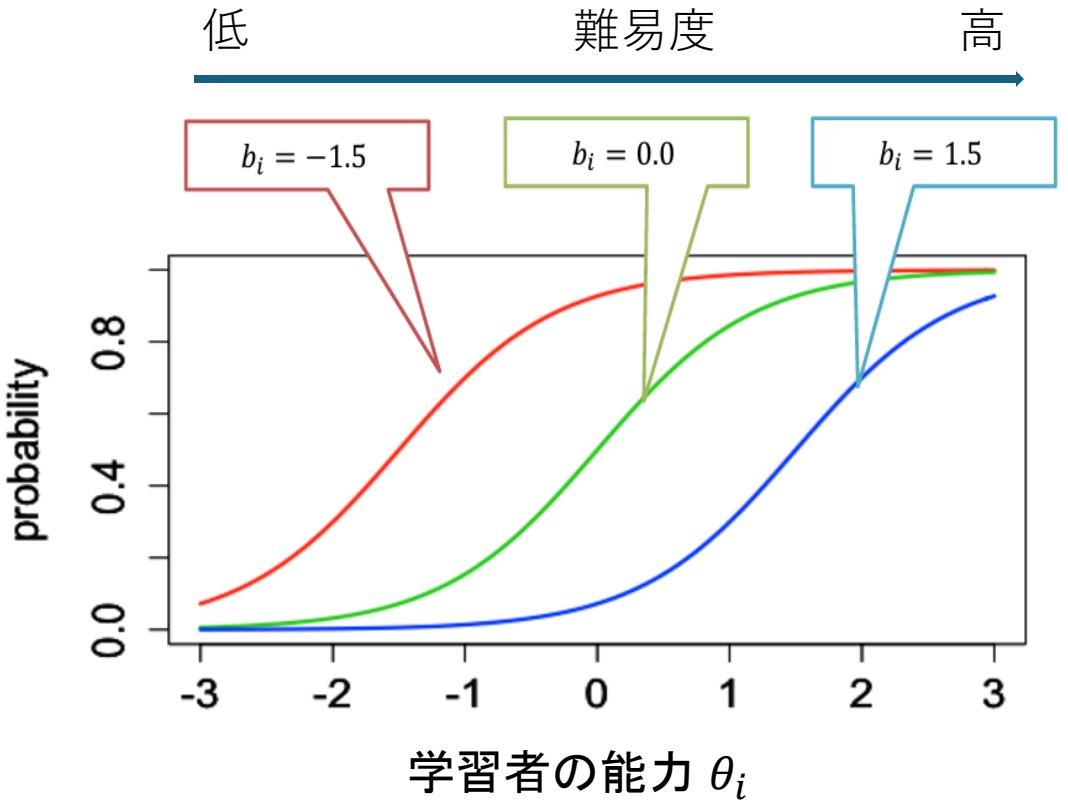
項目反応理論 （Item Response Theory: IRT）

学習者iの項目jへの予測正答確率を予測

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

学習者の能力値

項目の難易度



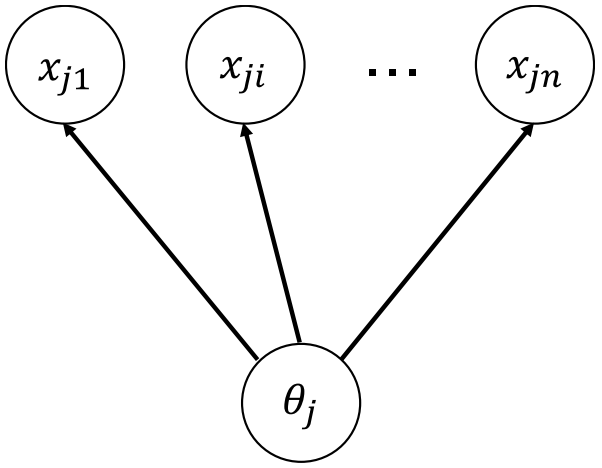
未習熟の知識が含まれる課題を同定
支援の必要性や程度を判断

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

試験問題への解答



能力値

日々の学習

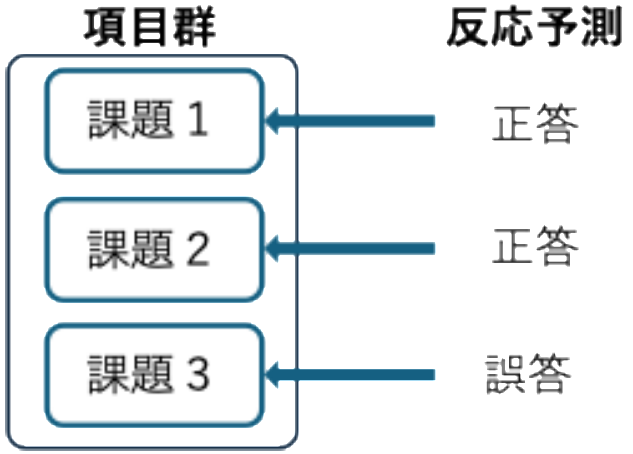
継時的な能力の成長を測定する
能力は日々変動する

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…

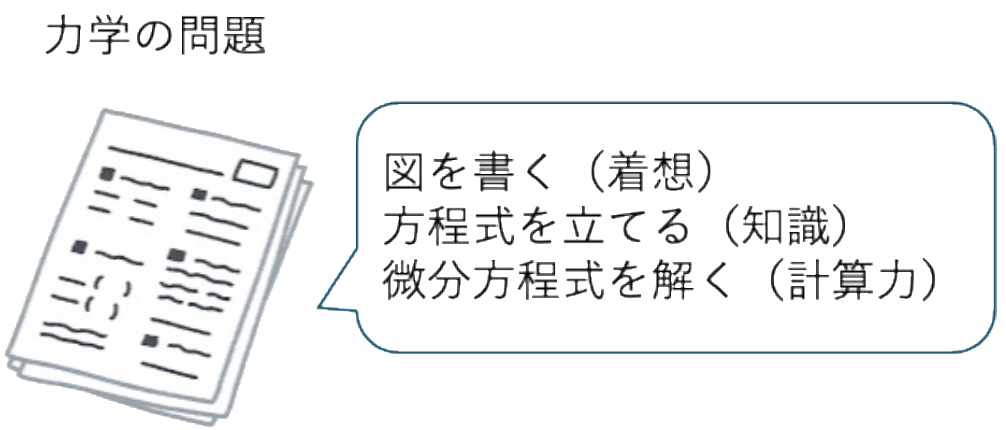
1. 未知の課題への正答確率予測

- 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. 成長する多次元の能力の推定

- 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？



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. *Articial 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. C... ”Knowledge tracing: Modeling the acquisition of procedural knowledge, ”User Mode...*
- *F.B. ... Statistics: A Serie...*
- Pelar... ...ledge. *Articial Intelligence in Education* , pp. 450-461 (2018).

> ➢ 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 ...*
- *A. G... KDD Inte...*
- *Son... Inte...*
- *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.*

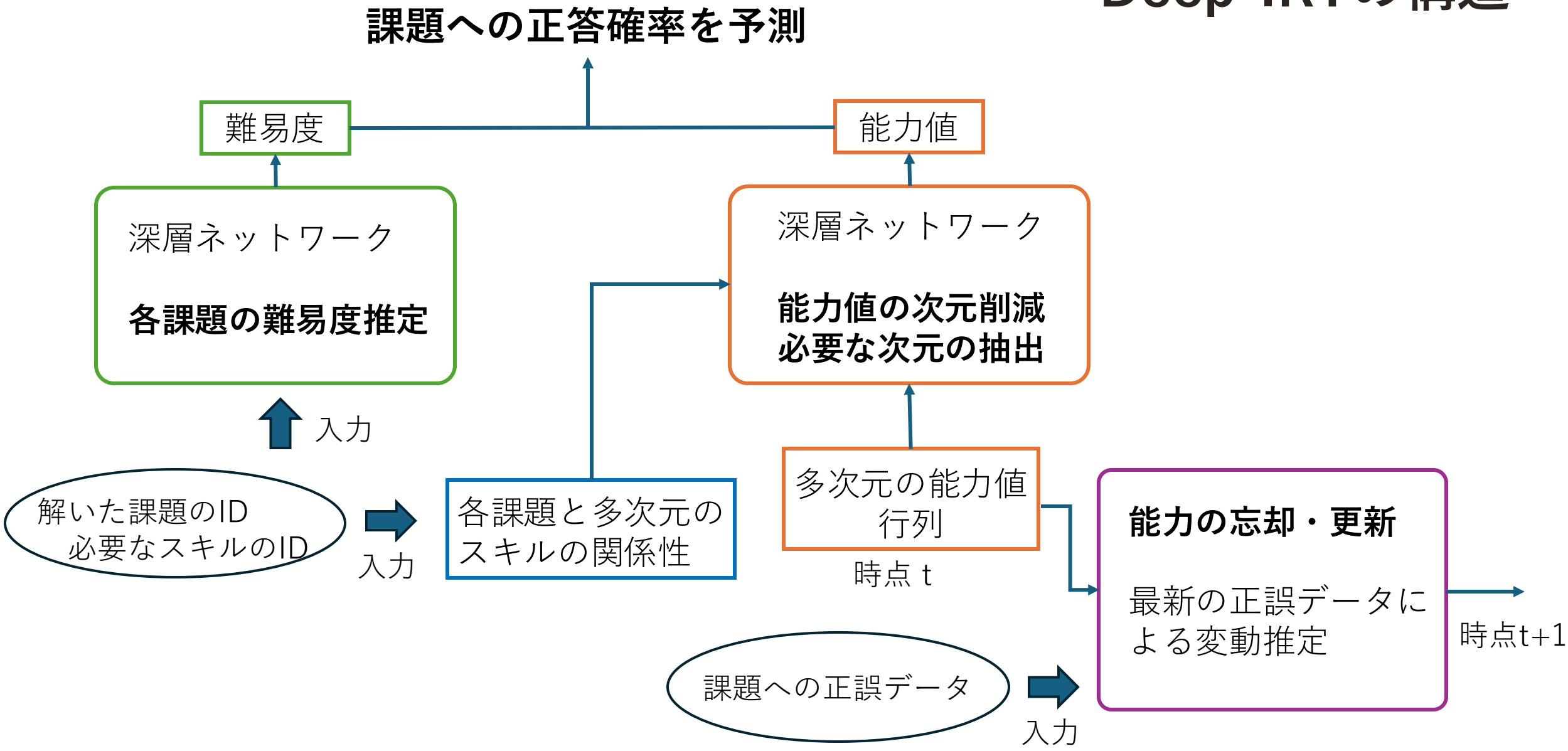
> ➢ 正誤予測精度が高い
> ➢ パラメータ解釈性が低い（能力値の推定ができない）

アダプティブラーニングのための新しい能力推定手法

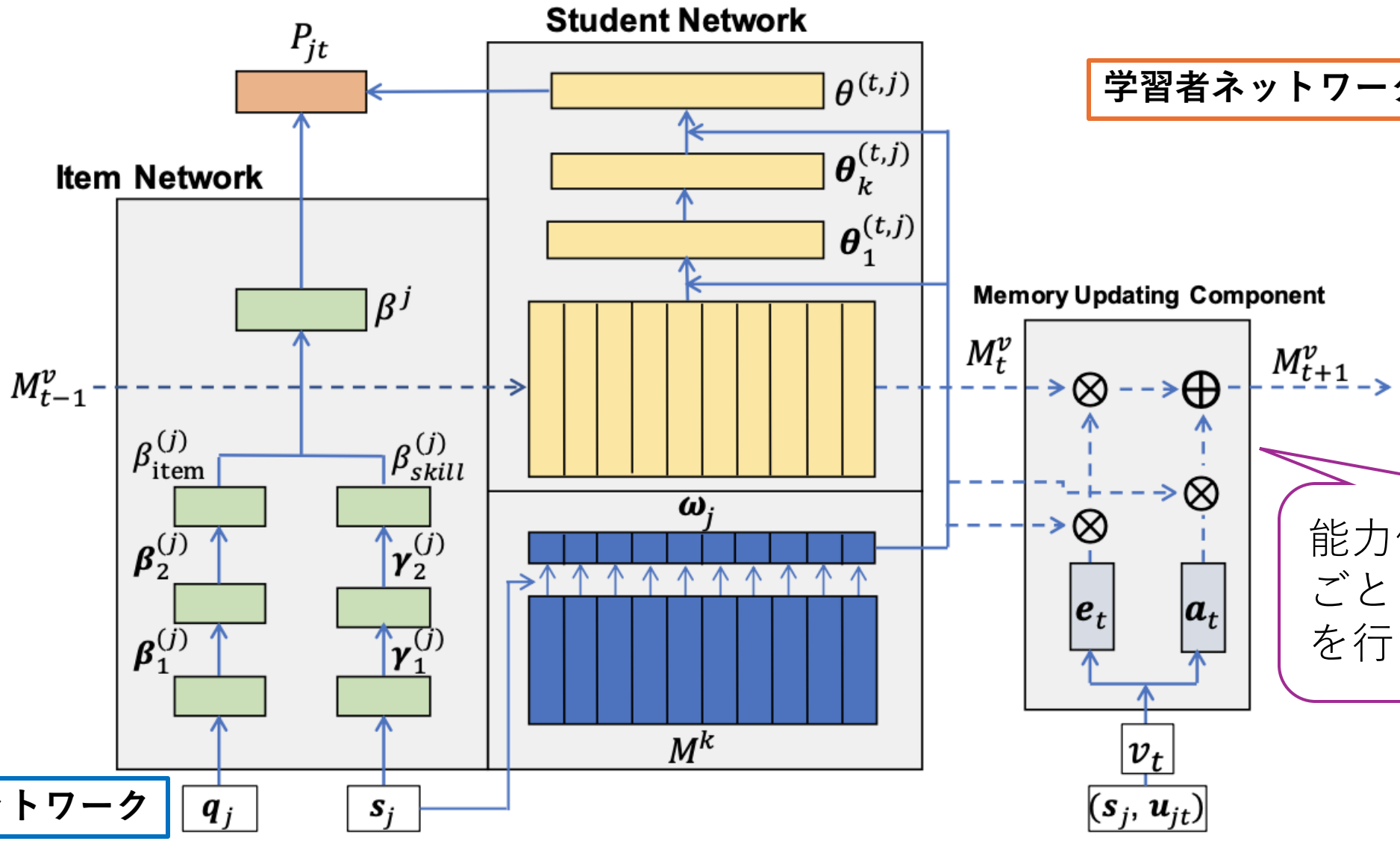
1. 未知の課題への正答確率予測
2. 成長する多次元の能力の推定

- 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
難易度
能力値
深層ネットワーク
各課題の難易度推定
深層ネットワーク
能力値の次元削減
必要な次元の抽出
入力
解いた課題のID
必要なスキルのID
入力
各課題と多次元の
スキルの関係性
多次元の能力値
行列
時点 t
能力の忘却・更新
最新の正誤データに
よる変動推定
時点t+1
課題への正誤データ
入力

Deep-IRTの構造



能力値M_t^vを時点ごとに更新・忘却を行うことで更新

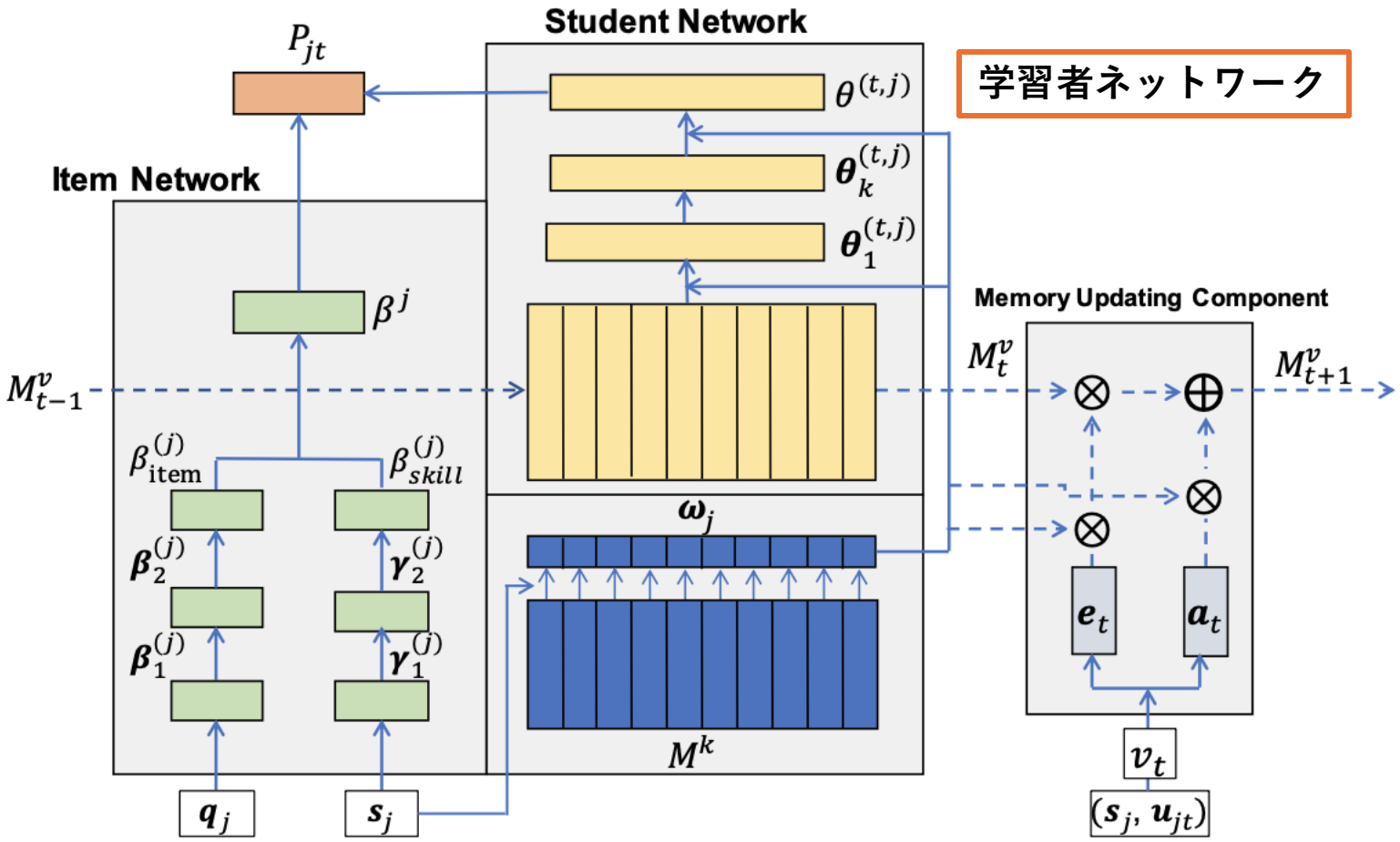
Deep-IRTの構造

課題jへの予測正答確率

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

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

$\theta^{(t,j)}$	：	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
予測精度の比較を行う

予測正答確率

確率 P

実際の正誤反応

正解： 1
不正解： 0

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

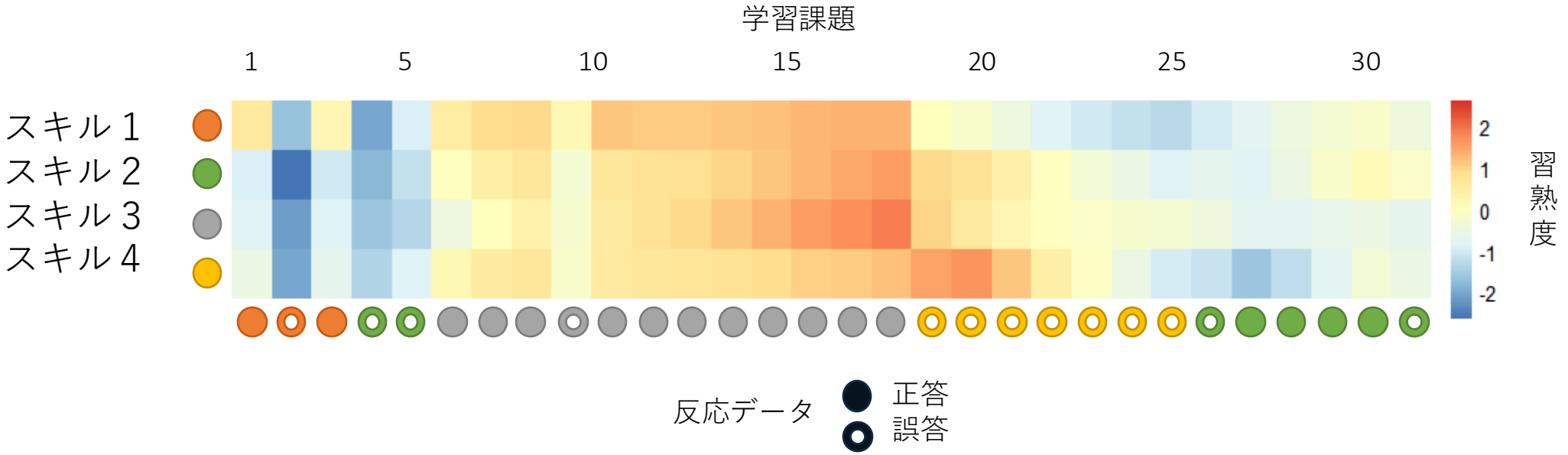
Dataset	学習者数	スキル数	項目数	正答率	平均解答項目数
Statics2011	333	1223	N/A	79.8%	180.9
ASSISTments2009	4151	111	26684	63.6%	52.1
ASSISTments2015	19840	100	N/A	73.2%	34.2
ASSISTments2017	1709	102	3162	39.0%	551.0

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

推定能力値の解釈性

学習者の能力変化を可視化し，実際の反応に対して妥当であるかを評価する



- 能力値が時点ごとに急上昇・降下する
- 学習者が課題に誤答/正答した際に能力値が上昇/降下する

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いだろう…」

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。