

# アダプティブラーニングのための深層学習を用いた最適ヒント予測 Optimal hint prediction using deep learning for adaptive learning

佐々木 極昇<sup>\*1</sup>, 堤 瑛美子<sup>\*2</sup>, 植野 真臣<sup>\*1</sup>

Michinori SASAKI<sup>\*1</sup>, Emiko TSUTSUMI<sup>\*2</sup>, Maomi UENO<sup>\*1</sup>

<sup>\*1</sup>電気通信大学 情報理工学域

<sup>\*1</sup>The University of Electro-Communications

<sup>\*2</sup>東京大学大学院 情報理工学系研究科

<sup>\*2</sup>The University of Tokyo

Email: sasaki@ai.lab.uec.ac.jp, tsutsumi@mi.u-tokyo.ac.jp

**あらまし:**近年, 教育分野において, 効果的な学習を実現するには, 課題に対する最適な「足場かけ」を行うことが重要性であることが知られている. 最適な足場かけを行うために, 項目反応理論(IRT)を用いたヒントごとの正答確率予測を基に最適なヒントを学習者に提示する足場かけシステムが開発されている. しかし, 従来のIRTでは学習者の能力値が学習過程で固定されており, 多次元スキルにおける能力値変化や課題間の関係性を推定できない. そのため, ヒントごとの正答確率の予測精度が低下している可能性がある. そこで本研究では, 深層学習を用いて, 多次元の能力時系列変化を推定し, 最適なヒント予測を行う新たなヒント予測モデルを提案する. 評価実験では, 提案手法により各学習者に必要なヒントの予測精度が向上したことを示す.

**キーワード:** 学習科学, 構成主義, 足場かけ, 認知的徒弟制, 項目反応理論, 深層学習

## 1 はじめに

近年, 学校現場では知識注入主義からヴィゴツキーに代表される社会構成主義<sup>(1)(2)</sup>に行こうしつつある. ヴィゴツキーの「最近接発達領域」(ZPD; Zone of Proximal Development)の考え方に従えば, 学習者が独力で解けない高次の問題解決でも, 教師が適度に助言することにより, 学習者の発達を促すことができる. このような手法を定式化したのが, Bruner, J. の「足場かけ」(Scaffolding)である<sup>(3)</sup>. 「足場かけ」は, 学習者がひとりで解決できないような高次の課題解決を学習者の能力に応じて支援することである.

近年では, ソフトウェアによって足場かけ支援を試みるシステムの開発・研究が行われている. しかし, これまでに開発されてきた足場かけシステムでは, (1)学習者の発達の状態が定式化されておらず, (2)最適な足場かけのために必要な支援の量を予測できず, (3)学習者の能力の向上に合わせて最適な支援を与える戦略を設けていない, という問題があった. そこで植野ら<sup>(4)(5)</sup>は, 足場かけシステムを実際の被験者に実施し, 学習者が課題に誤答した際に, 課題への正答確率が0.5になる支援(ヒント)を与える足場かけの学習効果が最も高いことを示した.

しかし, 植野らのシステムでは, 学習者の能力推定に従来のIRT手法を用いているため, 学習過程での能力の時系列変化を考慮できていない. また, IRTは課題の局所独立性を仮定しているため, 課題間の関係性や多次元上での能力値を推定することができない. このため, 従来のIRTでは学習者の能力値を適切に推定することができず, ヒントを与えたときの課題に対する正答確率の予測精度が低下している可能性がある.

そこで本研究では, 深層学習を用いて, 多次元の能力時系列変化を推定し, 最適なヒント予測を行う

新たなヒント予測モデルを提案する. 評価実験では, 提案手法により各学習者に必要なヒントの予測精度が向上したことを示す.

## 2 提案手法

提案手法では,  $L$ 次元の潜在スキルを仮定し, 潜在スキルに対する各課題との関係をkey memory  $M^{key}$ に, 潜在スキルに対する時点 $t$ での学習者 $i$ の能力をvalue memory  $M_{(i,t)}^{value}$ にそれぞれ保存することで課題間の関係性を考慮しながら学習者の能力を多次元上で表現する<sup>(6)</sup>.

提案手法の概要を図1に示す. 提案手法では単純なニューラルネットワークで構成されるItem networkとHint networkを用いてヒント $k$ を利用した時の課題 $j$ の困難度 $\beta^{(j,k)}$ を推定する. Item networkでは解答する課題番号 $q_j$ を入力として課題の困難度 $\beta_q^j$ を推定し, Hint networkでは解答する課題がもつヒント群 $\mathbf{h}_{(j)} = \{h_{(j,0)}, \dots, h_{(j,k)}, \dots, h_{(j,s(j))}\}$ を入力として, 各ヒントの困難度の差分 $\beta_h^{(j,k)}$ を推定する. ここで,  $k=0$ はヒント提示なしを,  $k=s(j)$ は課題 $j$ の全ヒントの提示をそれぞれ表す. 課題の困難度 $\beta_q^j$ と各ヒントの困難度 $\beta_h^{(j,k)}$ を用いて, 課題 $j$ でヒント $k$ を利用した際の課題の困難度 $\beta^{(j,k)}$ を以下で算出する.

$$\beta^{(j,k)} = \beta_q^j - \beta_h^{(j,k)}$$

困難度 $\beta^{(j,k)}$ と時点 $t$ での学習者 $i$ の能力値 $\theta^{(i,t)}$ を用いて, 時点 $t$ で学習者 $i$ が課題 $j$ にヒント $k$ で正答する確率 $p_{(i,t)}^{(j,k)}$ を以下で算出する.

$$p_{(i,t)}^{(j,k)} = \text{sigmoid}(\theta^{(i,t)} - \beta^{(j,k)})$$

## 3 評価実験

### 3.1 実験内容

本章では, 提案手法と既存手法(IRT, HMIRT<sup>(6)</sup>)を

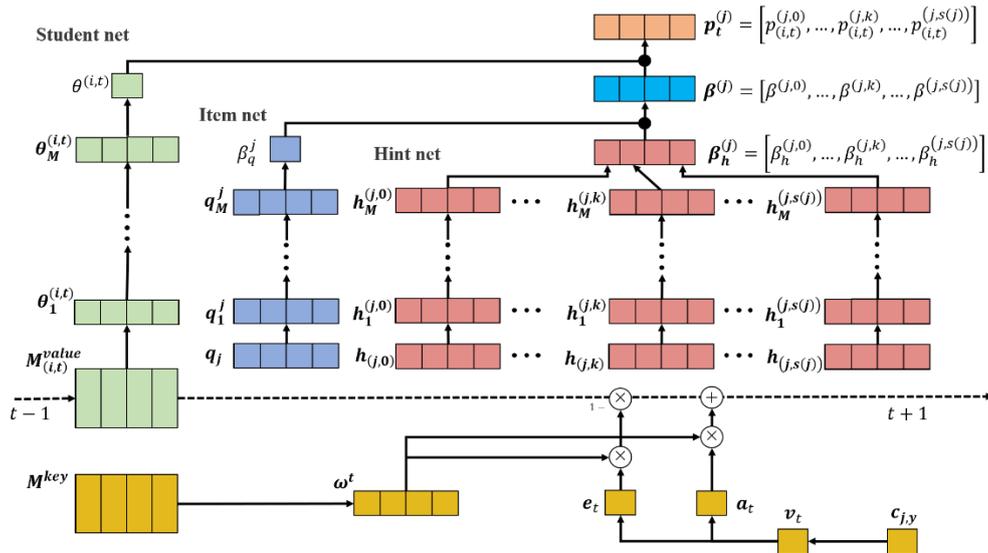


図1 提案手法の概要

用いて、実データにおいて学習者が課題に正解するまでに利用したヒント数を予測し、精度比較を行う。具体的には、学習者が正解するまでに必要なヒント数を予測し、実際に利用したヒント数との一致割合(Accuracy)を評価する。さらに、予測利用ヒント数が実際の利用ヒント数よりも多い割合(extra)と少ない割合(missing)を求め、モデルがどの程度ヒント数を過大あるいは過少に推定するかを検証する。データセットはProgramming(学習者数：75, 課題数：18, 欠損率：1.2%), 物理(学習者数：99, 課題数：29, 欠損率：51.5%), 離散数学(学習者数：93, 課題数：63, 欠損率：24.3%)の3種類の反応データを使用した。上記のデータセットを10分割交差検証で訓練データ、検証データ、評価データに分割し、訓練データと検証データでモデルのパラメータを調整した後に評価データで予測精度を算出する。また、必要なヒント $\hat{k}$ の算出には以下の式を使用する。ここで、 $\hat{k} = s(j) + 1$ とは課題 $j$ が持つ全てのヒントを使用しても誤答した場合を表す。

$$\hat{k} = \underset{k}{\operatorname{argmax}} \begin{cases} 1 - p_{(i,t)}^{(j,k)} & (\text{if } k = s(j) + 1) \\ p_{(i,t)}^{(j,k)} & (\text{if } k = 0) \\ p_{(i,t)}^{(j,k)} - p_{(i,t)}^{(j,k-1)} & (\text{others.}) \end{cases}$$

比較手法 IRT, HMIRTにおける各ヒントの予測正答率 $p_{(i,t)}^{(j,k)}$ は(7)を参照して算出した。

### 3.2 実験結果

実験結果を表1に示す。結果より、提案手法は全てのデータセットにおいて他の手法よりも精度が高く、個別の学習者に必要なヒントを予測していることが示された。また、提案手法は他の手法と比べて、extra よりも missing の割合が高いことが示された。植野ら(4)は支援が過剰な場合と過小な場合とでは、過小の方が学習効果が高いとを報告している。以上より、提案手法を用いることにより必要なヒントの

表1 実験結果

		IRT	HMIRT	提案手法
Programming	Accuracy	0.7039	0.7357	<b>0.7372</b>
	Extra	0.0891	0.0287	0.0076
	Missing	0.2069	0.2357	0.2553
物理	Accuracy	0.4425	0.4615	<b>0.4760</b>
	Extra	0.2859	0.2676	0.2470
	Missing	0.2716	0.2708	0.2769
離散数学	Accuracy	0.5094	0.5911	<b>0.5946</b>
	Extra	0.1923	0.1520	0.1138
	Missing	0.2983	0.2916	0.2916

予測精度が向上し、既存手法と比べて効果的な足場がけを行うことが期待できる。

謝辞

本研究は科学研究費課題番号22K19825, 19H05663, JST CREST JPMJCR21D1 の助成を受けたものです。実験データの一部はエスエイティー株式会社から提供していただきました。感謝いたします。

### 参考文献

- (1) Vygotsky, L.S.: "Thought and language", Cambridge, MA: MIT Press (1962)
- (2) Vygotsky, L.S.: "Mind in society", Cambridge, MA: MIT Press (1978)
- (3) Bruner, J.S.: "The role of dialogue in language acquisition", The Child's Concept of Language, New York: Springer-Verlag (1978)
- (4) Ueno, M. and Miyazawa, Y.: "Probability Based Scaffolding System with Fading", Artificial Intelligence in Education - 17th International Conference, AIED, pp.237-246 (2015)
- (5) Ueno, M. and Miyazawa, Y.: "IRT-based adaptive hints to scaffold learning in programming", IEEE Transactions on Learning Technologies, Vol.14, No.8, pp.415-428 (2017)
- (6) 堤瑛美子, 郭亦鳴, 植野真臣: "学習データの忘却を最適化する Hypernetwork を組み込んだ DeepIRT", 電子情報通信学会論文誌, Vol.J106-D, No.2, pp.72-83 (2023)
- (7) 堤瑛美子, 宇都雅輝, 植野真臣: "ダイナミックアセスメントのための隠れマルコフ IRT モデル", 電子情報通信学会論文誌, Vol.J102-D, No.2, pp.79-92 (2019)