

# 学習ログと考慮度更新式を用いた In-process Feedback の設計と試作

## Design and Prototyping of In-process Feedback Using Learning Logs and a Consideration Update Equations

霜竹 暁<sup>\*1</sup>, 山元 翔<sup>\*2</sup>

Akira SHIMOTAKE<sup>\*1</sup>, Sho YAMAMOTO<sup>\*2</sup>

<sup>\*1</sup> 近畿大学情報学科

<sup>\*1</sup> Department of Informatics, Kindai University

<sup>\*2</sup> 近畿大学情報学部 / 情報学研究所

<sup>\*2</sup> Faculty of Informatics / Informatics Research Institute, Kindai University

Email: akira.shimotake@kindai.ac.jp

あらまし：本研究では Intelligent Tutoring System における Wheel-Spinning 問題に対して提案されているメカニズムである In-process feedback の拡張を行った。従来は単一のタイミング推定メカニズムに基づく行き詰まり検出を実現していたが、検出不足が課題だった。そこで本研究では、学習者の演習ログと考慮度更新式に基づく学習者モデルを併用し、行き詰まりのタイミング推定を二段階で行う手法を設計・試作した。試験的評価の結果、フィードバックのタイミングおよび内容の妥当性が向上する可能性が示唆された。

キーワード：Intelligent Tutoring System, Wheel-Spinning, In-process feedback, モンサクン

### 1. 序論

Intelligent Tutoring System(ITS)とは、学習対象のモデルであるドメインモデル、学習者の学習状態の推定結果である学習者モデル、それらを踏まえて学習者にどのような教育的介入を行うかの教授モデルを保持し、適応的学習を実現するフレームワークとして知られている<sup>(1)</sup>。このメカニズムに基づき、筆者らも算数文章題の学習支援システム「モンサクン」を構築しており、算数文章題のドメインモデル、その制約違反としての学習者モデルの推定、それらに基づくフィードバックの生成を実現している<sup>(2)</sup>。

一方、学習者が十分な練習機会や支援を受けているにもかかわらず、対象スキルの習得に至らない、Wheel-Spinning という問題も指摘されている<sup>(3)</sup>。この状態の学習者に対しては、フィードバックは適切に作用せず、適切な介入が必要となる。この問題はモンサクンでも確認されており、先行研究では、学習者の演習上のネガティブな状態を生体情報で検出し、ドメインモデルによってその状態の学習者の行き詰まり理由を推定する In-process feedback を実現している<sup>(2)</sup>。

しかし、In-process feedback でも単一の生体情報では検出不足となる場合も確認されている<sup>(4)</sup>。そこで本研究では、生体情報のみではなく、学習者のログと考慮度更新式<sup>(5)</sup>を活用した学習者モデルに基づいて、In-process feedback を拡張した。この設計と試験的評価について報告する。

### 2. In-process feedback の拡張

#### 2.1 In-process feedback へのログ活用

In-process feedback は現在のところ、EEG や Vision といった単一の入力データのみで実現されている<sup>(2)</sup><sup>(4)</sup>。しかし、先行研究において、学習者が行き詰まっ

ていても、フィードバックが検出されない場合が確認されている。これに対して、Wheel-Spinning 関連研究では、学習者の学習ログと機械学習を用いて行き詰まりを検出する研究も多くなされており、ログ情報は有用な検出リソースであることが示されている。したがって本研究でも学習ログを併用することを試みる。

一方で、本研究で対象とするモンサクンには、解釈性の高いドメインモデルが実装されている。このドメインモデルに基づく診断の結果に基づいて学習者が考慮できていない制約を推定することもできる。これに考慮度更新式を組み合わせることで、学習者が現在各制約をどの程度考慮しているかを 0-1 で定量化することができる<sup>(6)</sup>。これにより、学習者が各制約をどの程度考慮できているかの学習者モデルが構築される。

#### 2.2 In-process feedback の拡張

In-process feedback は行き詰まりのタイミングの推定と、介入内容の推定を分離、推定することが特徴となっている。これを踏まえ本研究では、前節の学習者モデルにおいて学習者が考慮できていない制約を推定し、その状況下で演習時に多く誤りを起こすようであれば、それを行き詰まりタイミングとみなす。また、この介入のタイミングについては、さらに考慮度が少ない場合という二重の推定を行う。

なお、考慮度更新式は学習者の回答に基づいて、制約の違反/遵守に基づいて更新されるものである。よって初期値と更新の程度をパラメータとして設定する必要がある。今回は初期値を 0.5 (考慮しているともしていないとも言えない) とし、更新の程度は 0.3 (先行研究<sup>(5)</sup>にて採用) とした。

詳細を述べる。まずログによる第一段階の推定では、同一問題において 3 回の誤りを起こした際、学

習者モデルにおいて検出された各制約の考慮度を参照し、その数値が 0.5 以下の制約があれば、行き詰まりを指摘するタイミングとみなす。なお、この推定は3回ごとに行き詰まりとみなし、連続で行き詰まりとみなすことはしない。次に先行研究<sup>(4)</sup>における画像推定も活用するが、2段階の介入診断を踏まえて、考慮度が 0.7 以上の場合には、行き詰まりのタイミングではないと判定した。

### 2.3 開発システム

モンサクンの演習画面を図1に示す。学習者は左上に課題、右側に複数枚のカードが提示される。課題は作成すべき問題の数量関係、および物語を指定するものである。学習者はカードを左側の3つの空欄へ取舍選択、並び替えることで、課題に沿った問題を作成する。In-process feedback は右上にある教師アイコンの吹き出しとして、前節で述べた学習者の行き詰まりを検出した際に提示する。よって、行き詰まりが推定されなければ、吹き出しは空欄となる。



図1 システムの演習画面

## 3. 試験的評価

### 3.1 実験の内容

大学生5名を対象に試験的な評価を行った。本来の対象者は小学生ではあるが、客観的にフィードバックやタイミングなどの評価を必要とするため、内容についてわかっているが、誤りを起こす可能性のある大学生を対象とした。

検証は、システムで10問の演習を行い、内省報告として行き詰まりのタイミングや内容が適切であったかを回答してもらうものである。演習の様子はカメラで撮影し、演習終了後に動画を確認しながら回答してもらった。また、適切でないと評価した場合はその理由も回答してもらった。なお、必要とする際にフィードバックが生成されなかったということがないかについても、口頭で確認している。

### 3.2 実験結果

タイミングと内容の検出結果を表1に示す。なお、表1には先行研究である画像認識の In-process feedback の結果<sup>(4)</sup>も合わせて提示する。ただし、画像検出の In-process feedback は考慮度による2段階介入の調整は入っていないので、厳密な比較はできない点に留意されたい。

結果として、フィードバックの「タイミング」に

関しては91%が、「内容」に関しては97%が「適切」と評価された。また、口頭確認ではあるが、必要の際にフィードバックが生成されなかったという問題は確認されなかった。したがって、In-process feedback においてログと考慮度更新式に基づく拡張を行うことで、推定精度は向上する可能性が示唆された。

また、「適切」と評価されなかった場合の原因はすべて「カードを素早く移動させた際に起こった画面のちらつき」が原因であった。これは、学習者がカードをスロットへ出し入れした瞬間にシステムが考慮度を再計算しフィードバック表示のオン・オフを切り替えたため、一瞬だけ表示されたフィードバックを意味しており、実際には不要なフィードバックと判断できる。この点はシステムのフィードバック提示時間についての課題として残ったが、少なくとも今回の検証範囲では、拡張によって不適切な行き詰まりが減少する可能性は示唆されたと考えている。

表1 生成のタイミング・内容の評価 (割合)

	タイミング				内容	
	適切	早い	遅い	不適切	適切	不適切
画像認識のみ	0.88	0	0.08	0.04	1	0
試作システム	0.91	0.06	0	0.03	0.97	0.03

## 4. まとめ・今後の課題

本研究では、In-process feedback に対して、学習者の行き詰まりログに基づいて検出し、また、考慮度に基づいて生成タイミングを制御する2段階のタイミング検出機能を拡張した。結果として、先行研究よりフィードバックのタイミング精度が向上する可能性は示された。今後の課題としてはフィードバックのタイミングと内容についての詳細な検証を予定している。

### 参考文献

- (1) Nwana, H. S.: Intelligent tutoring systems: an overview. *Artificial Intelligence Review*, 4(4), 251-277 (1990)
- (2) S. Yamamoto, Y. Tobe, Y. Tawatsuji, & T. Hirashima: In-process feedback by detecting deadlock based on EEG data in exercise of learning by problem-posing and its evaluation. *Research and Practice in Technology Enhanced Learning*, 18, 028 (2023).
- (3) J. E. Beck, & Y. Gong: Wheel-spinning: Students who fail to master a skill. *International conference on artificial intelligence in education*, pp. 431-440 (2013).
- (4) 中野 晴, 山元 翔, & 田和辻 可昌: 画像解析による表情推定に基づく In-process feedback の実装と試験的評価. 教育システム情報学会 2024 年度学生研究発表会(関西地区) (2025).
- (5) 田和辻 可昌, & 山元 翔: 単文統合型の作問プロセスの学習ダイナミクスを捉える力学系アプローチの検討. 人工知能学会研究会資料 先進的学習科学と工学研究会 104 回, pp. 23-28 (2025).