

知的メンタリングシステム実現のための低次インタラクショナルリソースに基づく学習者状況理解

A Method to Understand Learner States Based on Low-Level Interaction Resources toward Development of Intelligent Mentoring Systems

小島 一晃, 村松慶一, 松居辰則
Kazuaki KOJIMA, Keiichi MURAMATSU, Tatsunori MATSUI
早稲田大学人間科学学術院
Faculty of Human Sciences, Waseda University
Email:koj@aoni.waseda.jp

あらまし：eラーニング環境においてシステムによるメンタリングを実現することは、より効果的で持続可能な教育を提供する上で有効であるが、そのためには学習者の状況を広範かつ動的に理解する必要がある。本研究では、学習者が高次認知活動を介して意図的に行う反応ではなく、無意識的に発生する行動データ（低次インタラクショナルリソース）に基づいて学習者の状況理解を行う手法を、視線データの実験的分析に基づいて議論する。

キーワード：学習者理解, EDM, 低次インタラクショナルリソース, 視線

1. はじめに

近年、eラーニングを用いた遠隔教育は広く普及し、通信制課程の大学などに代表されるように、一般的な教育形態のひとつとなりつつある。このような遠隔教育には、時間的・空間的制約を緩和した教育の提供が可能であるというメリットがあるが、一方で教授者が学習者の状況を理解すること、ひいては、学習継続のための動機付けといったような支援的介入を行うことが対面教育と比べて難しいというデメリットがある。そのため、eラーニング環境において教授者の役割を部分的に代理したり、教授者を支援する自動化システムの実現が望まれる。

教授学習支援のための自動化システムは、人工知能研究のITS (Intelligent Tutoring Systems)の分野を中心に研究がなされてきた。ITSでは、問題に対する学習者の回答など、学習者の高次認知活動を通じて得られる情報を用いて知識構造を推定・診断し、教授・学習を支援することが中心的な課題である。しかし、eラーニング環境においてより効果的で持続可能な教育を提供するためには、知識獲得の側面からの支援だけでなく、メンタリングのように、動機や情動などの側面から学習者を支援する必要がある。

上述のような支援を行う「知的メンタリングシステム」を実現するためには、学習者の状況を広範かつ動的に理解する必要がある。そのような取り組みはEDM(Educational Data Mining)⁽¹⁾⁽⁴⁾の分野を中心になされており、システムの操作ログ、顔画像、瞳孔や脳活動といった様々なデータからの学習者の行動や心的状態の推定を試みている。すなわち、学習者が高次認知活動を介して意図的に行う反応から得られる情報（高次インタラクショナルリソース）でなく、無意識的に発生する行動データ（低次インタラクショナルリソース）を利用する試みである。ただし、多くの低次インタラクショナルリソースはその取得に特

殊な装置を必要とするため、EDMの手法を一般的な環境に直接適用することはできない。そのため、EDMの成果を実用するためには、さらなる補間的な手法の開発が必要となる。

本稿では、低次インタラクショナルリソースに基づく学習者の心的状態理解の分析の方法と、それを一般的な環境に適用する方法について議論する。一例として、視線に基づいて多肢選択問題における回答プロセスから回答に対する確信度を推定する方法を取り上げ、この回答プロセスを近似推定によって得る方法について議論する。

2. 視線を用いた回答プロセスからの心的状態推定のための実験

我々は、多肢選択問題に回答する参加者の視線データを計測する実験を通じ、視線データから抽出される回答プロセスの特徴から回答に対する確信度を分析する手法の考案を行っている⁽³⁾。ここでは、その実験と手法について簡単に述べる。

2.1 方法

本実験の参加者は、歴史や地理などの雑学に関する四択問題30問への回答を求められた。図1に示されるように、各問題はPCモニタ上にフルスクリーンで提示され、参加者は答えだと思ふ選択肢をマウスでクリックすることで問題に回答した。1題の問題に回答する毎に、参加者はその問題の答えに関するアンケートに回答した。各問題の回答に対する確信度は、このアンケートに基づいて見積もられた。また、各問題に回答している間の参加者の視線は、眼球運動測定測値を使ってモニタ上の座標値として記録された。

参加者の回答プロセスは、視線データのY軸座標値の時系列変化から、視線の対象の推移を再現する

ことで記述された。図2に、参加者の視線データの例を示す。図の例からは、参加者の視線が問題文から選択肢1に推移し、一度問題文に戻った後、選択肢2, 3, 4へと進んでいったことが分かる。その後、選択肢1から4を再度走査している。ここでは問題文と全ての選択肢に初めて視線が推移するまでのプロセスを初期走査と定義し、この初期走査のパターンを分類して確信度との関係を探した。

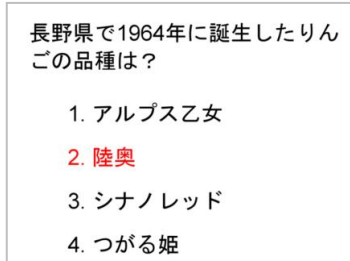


図1 問題の提示画面の例

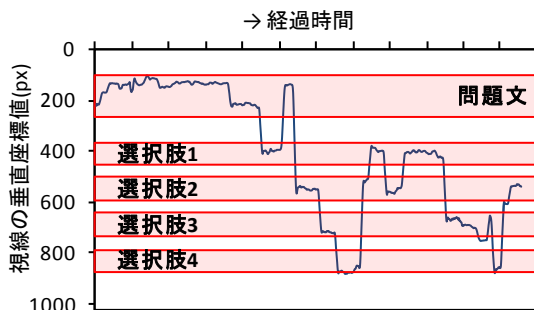


図2 視線データの例

2.2 結果

確信度が高い時の初期走査は、問題文を読んだ後に選択肢を順に悉皆走査する規範的なパターンが多い傾向にあった。その一方、確信度が低い場合は選択肢を順に走査せず、選択肢間を複雑に推移する傾向にあり、選択肢から問題文への再推移が多いことが明らかになった。このことから、問題を読み取る初期のプロセスにおいて、視線が規範的に推移するかどうかを確認することで、回答に対する確信度の推定ができる可能性が示唆された。

3. 視線による回答プロセスの近似推定手法

前節で述べたように、視線によって問題回答プロセスを記述・分析することで、回答への確信度をある程度推定することができると考えられる。しかし、視線の測定には特殊な装置が必要であるため、一般的な学習環境にこの方法を適用することはできない。この方法を利用するためには、他のデータから視線の推移を近似推定する必要がある。

視線の推移を知る方法のひとつとして考えられるのは、マウスの動きを手かがりによることであろう。マウスのクリック操作には視認が必要であるため、その軌跡は視線の推移をある程度反映していることが期待される。

図2に示したデータの問題回答時における、視線とマウスの対象の推移を図3に示す。図に示される

ように、マウスの動きはある程度視線と関係している一方で、最初の「問題文→選択肢1→問題文」という、初期走査における特徴的なプロセスは反映されていない。また、初期走査後に視線が選択肢間を推移している間、マウスはほとんど動いていない期間がある。つまり、マウスの動きから視線の推移を探ることはある程度可能であるものの、その特徴を十分に捉えるためには情報が不足しているということになる。

この問題を克服するためには、マウスからの情報に加え、さらなる情報を使用する方法が考えられる。我々は先行研究において、マウスの動きを含む低次インタラクションリソースから学習者の行き詰まりを推定するモデルの構築を行っている⁽²⁾。このモデルは、マウスからの情報だけでなく、Webカメラから取得する顔画像の情報を組み合わせることで、推定精度を向上させることに成功している。この例のように、マウスからは得られない情報を補間する情報リソースを獲得することができれば、視線情報の近似推定も可能になるだろう。

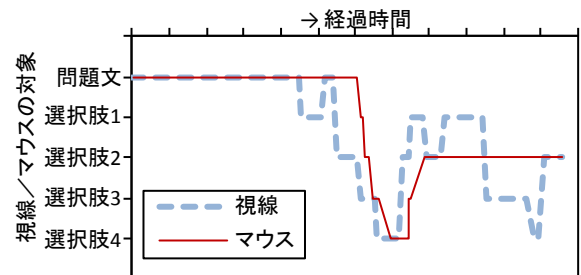


図3 視線の推移とマウスの動き

4. まとめ

本稿では、eラーニング環境において知的メンタリングシステムを実現するための学習者理解の手法について議論した。ここでは視線データによる問題回答プロセスを例に、低次インタラクションリソースに基づく学習者の心的状態理解の分析の方法と、それを一般的な環境に適用する方法について述べた。我々は今後、ここで議論したような手法の探究と開発を進める予定である。

参考文献

- (1) Baker, R. S. J. D., and Yacef, K.: "The State of Educational Data Mining in 2009: A Review and Future Visions", *Journal of Educational Data Mining*, Vol. 1, No. 1, pp. 3-17 (2009)
- (2) 堀口祐樹, 小島一晃, 松居辰則: "MRAを用いた学習者のLow-Level Interaction特徴からの行き詰まりの推定手法", 第58回人工知能学会先進的学習科学と工学研究会, SIG-ALST-A903, pp. 1-6 (2010)
- (3) 小島一晃, 村松慶一, 松居辰則: "視線を用いた多肢選択問題の回答プロセスと確信度の分析手法の実験的考察", 第26回人工知能学会全国大会論文集 (2012)
- (4) Romero, C., and Ventura, S.: "Educational Data Mining: A Survey from 1995 to 2005", *Expert Systems with Applications*, Vol. 33, pp. 135-146 (2007)