

汎用デバイスからのリソースを用いた多肢選択問題回答時の確信の推定手法の検討

Preliminary Study on a Method to Estimate Confidence in Answering Multiple-Choice Problems Based on Resources From a Common Device

小島一晃*¹ 村松慶一*² 松居辰則*²
 KOJIMA Kazuaki MURAMATSU Keiichi MATSUI Tatsunori

*¹帝京大学ラーニングテクノロジー開発室
 Learning Technology Laboratory, Teikyo University

*²早稲田大学人間科学学術院
 Faculty of Human Sciences, Waseda University

The research of intelligent educational systems has recently addressed development of methods for exploring data from learners and their situations to understand diverse learner aspects. However, further approaches must be needed in adopting the methods, which adopt specific devices to acquire rich data, to actual learning settings. Our precedent study which used an eye-tracking device experimentally confirmed that confidence in answering multiple-choice problems can be estimated by judging whether or not transitions of eyes are normative. According to the finding, this study conducted a preliminary experiment to analyze eye transitions by using a common device and a conventional method.

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、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) [Baker 2009] 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ンリソース）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ンリソース）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ンリソースはその取得に特殊なデバイスを必要とするため、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、何らかの補間的な手法、あるいは代替手法の開発が必要となる。

上述の背景に基づき、本研究では学習者の視線を例に、低次インタラクションリソースを分析するための手法を検討した。

連絡先: 帝京大学ラーニングテクノロジー開発室 〒 320-8551
 栃木県宇都宮市豊郷台 1-1 kojima@lt-lab.teikyo-u.ac.jp

対象には、多肢選択問題への回答場面における学習者の確信度の推定を取り上げ、視線計測を用いた先行研究の知見を利用して、汎用デバイスから獲得可能なリソースによって分析を行う予備的な実験を実施した。

2. 視線を用いた学習者の確信の分析

我々は先行研究において、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 [小島 2012]。ここでは、その実験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。各問題は PC モニタ上にフルスクリーンで提示され、問題の回答はマウスを使用して行われた。図 1 に、問題提示の画面の例を示す。

長野県で1964年に誕生したりんごの品種は？

1. アルプス乙女
2. 陸奥
3. シナノレッド
4. つがる姫

図 1: 問題提示の画面

各問題に回答する際には、まず最初に問題文のみが提示され、参加者は問題文を読解した後、その問題の答えに関するアンケートに回答するよう求められた。アンケート回答が終了すると、問題文と 4 つの選択肢が提示され、参加者は選択肢のうちの 1 つをクリックすることで問題に回答した。回答後には、再度アンケートへの回答が求められた。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、ナックイメーজテクノロジー社製の EMR-AT VOXER (サンプリングレート = 60 フレーム/毎秒) を用いて、モニタ上の座標値として記録さ

れた．問題文と4つの選択肢のうちのどれを見ていたのかは視線データのy軸座標値に基づいて判定し，その推移によって参加者の問題回答のプロセスの記述を行った．

規範的に考えると，多肢選択問題に回答する際はまず問題文を読み，続いて選択肢を1から順に読むことが想定される．そこで，最初に1から4までの全ての選択肢が読み取られるまでの期間を初期走査と定義し，この期間における視線の推移パターンに注目して分析を行った．

2.2 結果と考察

本実験の参加者は一般大学生であった．先述の分析の結果，参加者の回答に対する確信が高い時は，初期走査において視線が選択肢1から順に4へと推移する規範的なパターンが多いことが確認された．その一方，確信度が低い時は必ずしも選択肢を順に走査せず，選択肢間を複雑に推移するケースが多いことが明らかになった．

この結果に基づくと，回答への確信が高い時の視線の推移は規範的となり，低い時は乱れが生じるとみなすことができる．視線の推移が規範的であったか否かの弁別であれば，時間・空間分解能が十分に高い視線計測装置を用いて緻密な測定を行わずとも，例えばWebカメラから取得される顔画像のようなソースから，比較的単純な方法で実現できる可能性があるだろう．そこで本研究では，この分析方法についての予備的な実験的検討を実施した．

3. 汎用デバイスからのリソースによる分析方法の実験的検討

本実験では，2節で述べた先行研究と同一の材料，手続き，参加者により，多肢選択問題の回答データを再度取得した．本実験ではさらに，Webカメラを用いて問題回答時の参加者の顔画像をグレースケールで取得した．顔画像のサンプリングレートは，実測値で約7フレーム/毎秒であった．

この顔画像における瞳の縦方向の推移により，参加者の初期走査が規範的であったか，選択肢を1から順に見たかの分析を試みた．この方法ではまず各顔画像から，図2のaに示すような，左目付近の画像の抽出を行った．この抽出には，OpenCVを利用した．そして，図のbのようにこの画像を2値化し，黒のピクセル領域が始まる上下左右の座標を取得し，これに基づいてaから目の領域のみを抽出した．さらに，目の領域内に矩形領域を配置して瞳を探索し，図のcのように瞳付近のみを抽出した．この矩形領域の大きさは，今回は経験的に幅16ピクセル×高さ12ピクセルと定めた．cは，この矩形領域内の黒が占める割合が最も高くなる配置位置を先述の目の領域中から探索することで，取り出されたものである．この瞳の画像の下半分のエリア内の黒のピクセルが占める割合を算出し，この割合の推移が単調であるか否かにより，参加者の視線の推移が規範的であったかどうかの判定が可能かを確認した．

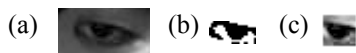


図2: 瞳の抽出データの例 (a:抽出された目の画像, b:aの2値化画像, c:aから抽出した瞳画像)

図3に参加者の視線データの例を，図4に図3のデータの初期走査期間における瞳画像下半分の黒領域の割合を示す．図の1のデータは参加者の回答に対する確信が高かったケースであり，図3に示されるように初期走査において選択肢を1から4へと順に見ている．この時は，図4の1に示されるよう

に，黒領域の割合は単調増加の傾向にあった．一方，確信が低かった2のケースにおいては，初期走査において視線が選択肢間を行き来しており，図4において黒領域の割合が増減を繰り返している箇所が見られる．この結果から，参加者の視線の推移が規範的であるか否かの判定は比較的単純な手法によって実現できる可能性が示されたと考えられる．

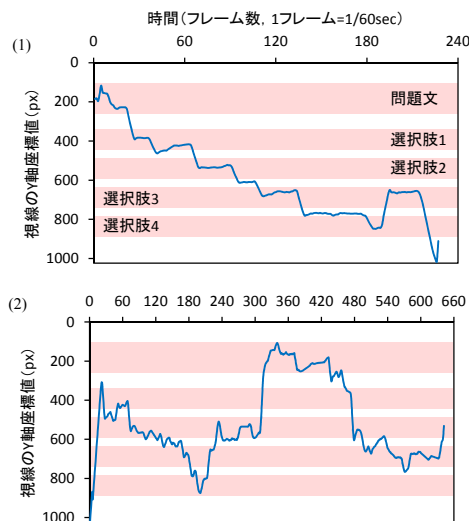


図3: 参加者の視線データ (1:高確信 2:低確信)

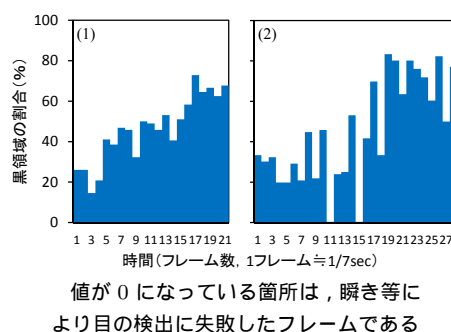


図4: 初期走査における瞳画像下半分の黒領域の割合 (1:高確信 2:低確信)

ただし，本実験で取得した顔画像データは解像度が比較的低いため，必然的に目の領域が小さくなり，黒領域の割合の算出にかなりの誤差が生じる結果となった．そのため，図4の1は，単調増加の傾向にあるとはいえ，具体的な数値の推移にかなりの振動が生じている．実際の分析に適用するためには，この点についての対処方法の導入や，分析方法の改善・洗練化が必要である．

参考文献

[Baker 2009] 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)

[小島 2012] 小島一晃, 村松慶一, 松居辰則: 多肢選択問題における確信度による問題読解プロセスの変容の実験的検討, 第65回人工知能学会先進的学習科学と工学研究会資料, SIG-ALST-B201, pp. 25-30 (2012)