

顔情報を用いた個々の子どもの特性を考慮した

授業参加状態の推定

宮田真宏^{*1}, 山田徹志^{*2}, 大森隆司^{*1}

^{*1} 玉川大学脳科学研究所, ^{*2} 玉川大学教育学部

Estimating classroom participation based on individual student characteristics using facial information

Masahiro MIYATA^{*1}, Tetsuji YAMADA^{*2}, Takashi OMORI^{*1}

^{*1} Tamagawa University Brain Science Institute, ^{*2} College of Education Tamagawa University

Teachers in the field of education review their classes on a daily basis in order to assure the quality of their classes. However, there is a limit to the number of students that teachers can grasp during the class. In this study, we have been aiming to support reflection by using a characteristic reflection system that considers the characteristics of each student. Our proposed system has measured lessons and analyzed them using AI technology to extract important elements for reflection. In this paper, we focus on the behavior of individual students during group activities. As a result, it is suggested that there is a relationship between the participation state and the behavior estimated manually. The results also show that there is a possibility to obtain the information of class participation by applying the machine learning method to the results. Finally, we discuss the future direction of human behavior measurement research.

キーワード: 特性リフレクション, 授業の見える化, 特性推定, 人工知能

1. はじめに

教育現場では日々、子どもたちの授業中の状況や心身の成長状況についての共有が行われるが、その多くは口頭や文書によるものであった。しかし、授業が連続する、科目によっては受講生が変わる等も起こり得るため、担当教員が各授業中に起こった多様な事象のすべてを受講生全員に対して記憶・記録することは困難である。この問題に対して、人工知能(AI)技術を授業に取り入れ、授業中の学習者の情報を見える化することを試みた研究はある[1][2][3]が、いずれも受講生個人の行動特性が考慮されていない、受講生にセンサを取り付けることが必要である、構想段階であり実現されていないなどの問題を抱えていた。

一方で本研究ではこれまでに、教育現場の教員が日々行う授業の振り返りに着目し、ICT技術やAI技

術を活用した支援システムを開発してきた[4]。そこではまず、4K解像度を持つ2台のカメラから成るステレオカメラにより授業映像を記録(図1(a))した。次に顔認識AI[5]により左右の映像中の個々の子どもの顔の位置と向き情報を抽出し、両画像で検出できた子どもの特徴量を三角法により3次元情報に変換した。そして、個々の子どもの位置から頭の向き方向に半直線を伸ばし、その直線同士の交点群(正面方向交点群)を求めることで授業中の多くの子どもが注視している

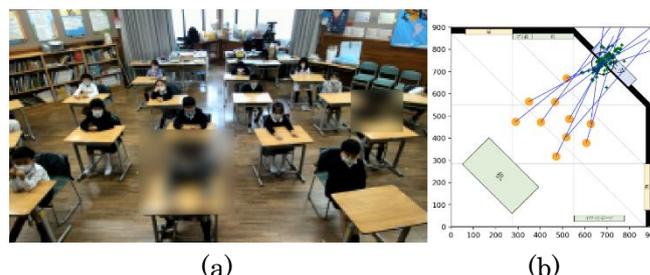


図1 計測場面、および授業への参加時の子どもたちの正面方向交点群の例

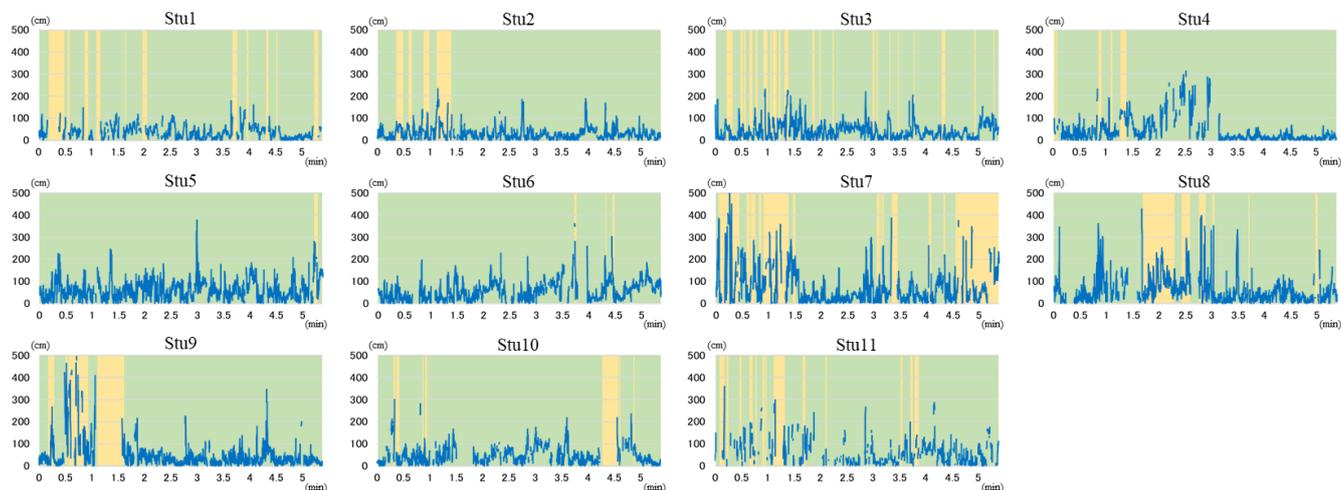


図2 集団活動の重心位置から個々の子どもの頭の向きまでの距離

位置とその広がりを見える化してきた (図1(b)) [6]. 本稿では, その方法で得られた情報を分析し, 授業内の活動における個々の子どもの授業参加状態と行動との関係を示すとともに, 機械学習手法を用いた授業参加状態の推定を試みた. その結果から, 個々の子どもの行動を機械的に推定し, 教員へフィードバックした際の有用性について議論する.

2. 計測方法と場面

行動計測は教室サイズの空間で個々の子どもを観察できる 4K 解像度のステレオカメラを自作し, 8fps で左右のカメラで同期して記録した. このカメラを教室の教卓上部の授業の邪魔にならない位置, かつ着席時の多くの子どもたちの顔が映る画角に設置した. 計測は, 2020 年 11 月 27 日に玉川学園小学部にて行われた 1 年生の英語の授業を記録した. 本稿ではこの映像の内, 授業後半に行われた単語の意味の確認 (1 分 24 秒間), 次の活動の準備 (13 秒間), 学んだ単語の発音, 内容の理解 (3 分 46 秒間) から成る合計 5 分 23 秒間を分析した. 分析対象は, 授業に参加した 15 名の子ども内, 保護者同意を得られた 13 名とした.

3. 個々の子どもの行動特性の推定

3.1 授業活動中の個々の子どもの参加行動の変化

まず, 授業活動場面の評価として分析対象場面の映像に映っているすべての子どもに対して人手によるアノテーションを実施した. アノテーションは, 保育経験 5 年以上の 2 名の合意により, 個々の子どもが分析区間の該当の時間に授業に「参加」か「不参加」である

かを 1 秒ごとに判断した.

本研究の分析では, 集団活動中の個人の行動特性を推定するにあたり, 集団活動の特性は個人の行動特性の集合として現れると考える. そして個人の行動特性は, 集団活動からの差として推定できると考えた. 具体的には, 多数の子どもが注視している箇所の見える化時に計算した瞬間の集団の重心位置と, その瞬間に個々の子どもが向いている方向との間の距離を求めた. 図2に対象区間において多くの時間, カメラの画角内に収まっていた 11 名の子ども (Stu1~11) の, 集団の重心位置から個々の子どもの向いている方向までの距離の時間変化を示す. 図2の背景の黄緑色, 黄色の帯はアノテータより, 対象時間に授業に「参加」, 「不参加」のいずれの状態であったかを判断したものである.

図2の Stu2 は, アノテータにより後半はすべての時間で「参加」していると判断され, 前半の一部が「不参加」であると判断されていた. 分析場面全体における Stu2 の集団の重心位置から頭の向きの直線までの距離は, 「参加」場面では 20cm 程度であり, 「不参加」場面では 50cm 以上であることが多く, 「参加」場面よりも大きくなっていった. これより Stu2 は, 授業に参加する際には他の多数の子どもと同じ付近を見る傾向があり, そして「不参加」の際には集団の子どもとは異なる行動傾向があると言える.

一方で, Stu5 は, アノテータにより対象場面の後半の一部に「不参加」の瞬間があるが, それ以外は「参加」していると判断されていた. この子どもは分析対象場面全体で, 集団活動の重心位置から 60cm 程度離れた箇所を見ていた. この距離の差は, 他の子どもの距離と比較しても大きかった. 実際の映像を確認する

と、この場面では多くの子どもが教員を見ながら授業に参加しているのに対して、Stu5は教員が使用するモニターを見ながら授業に参加していた。これが集団との参加方法の違いとして現れたと考える。これより、今回の集団の重心位置からの距離は、個々の子どもの授業参加特性を表す指標になると言えよう。

この二人の授業への参加特性の違いの見える化として、図3に分析区間におけるStu2とStu5の集団の重心位置からの距離に対する頻度分布を示す。Stu2のピークは10~20cm未満であり、授業に「不参加」時の距離である約50cmよりも小さかった。一方でStu5のピークは50cmであり、その分布はStu2とは明らかに異なっていた。先述の通り、この2名はこの区間ではほとんどの時間授業に参加していたにも関わらず、集団の重心位置からの距離分布は大きく異なっている。

このような頻度分布の違いは図3の2人だけでなく、他の子どもでも同様に個々で傾向が異なっていた。これは、我々大人であっても他者の話を聞く際に全員が話し手の目を見ながら聞くわけではなく、少し離れた箇所を見ながら話を聞くなどの行動にも類似していると言えよう。さらにこの結果は、ここで得られた行動特性に機械学習手法を適用し、授業の参加状態を推定することを考えた際、そのモデルへの適用は子ども毎に行うことが必要であることを示唆すると言える。

3.2 個々の子どもの授業参加の推定

得られた個々の子どもの行動特徴からの子どもの学びに対する姿勢を機械的に推定する可能性の評価として、機械学習手法の一つであるロジスティック回帰[7]による授業参加の推定を試みた。分析場面は図2に示した場面と同じ5分23秒間とした。学習されたモデ

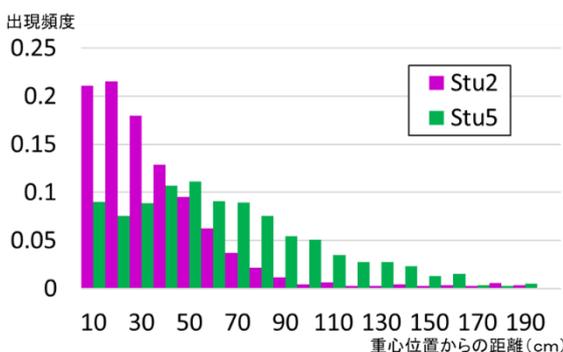


図3 集団活動の重心位置から個々の子どもの頭の向きまでの距離の頻度分布

ルの評価に用いるテストデータとモデルの学習に用いる学習データは、この分析場面のデータを時系列方向に2つおきにサンプルしてテストデータとし、残りを学習データとした。このようにテストデータを抽出した理由は、この分析場面には時間経過により授業への参加と不参加に大きな偏りがあったため、均等にデータを分割するためであった。目的変数はアノテーションにて記述された授業への参加状態として、説明変数は集団の重心位置からの距離と顔情報の検出の有無とした。これをテストデータと学習データの時間長のバランスが良かったStu7に適用した。

表1にStu7の授業への参加状態についてのアノテーションの記述とロジスティック回帰による推定との関係を示す。正答率は72.4%と決して高くはないが、ロジスティック回帰により行動情報から授業参加を推定できることが示唆された。一方で、アノテーションで不参加とされた場面がロジスティック回帰で参加と判断されたものは全体の21.3%あり、無視できない値であった。その原因として、説明変数に集団の重心位置からの距離を用いているため、授業には不参加であるがたまたま多くの子どもと同じ方向を向いている瞬間を授業参加と推定した可能性が高い。この問題に対しては説明変数に用いる特徴量の再検討や、時系列的な分析が可能な機械学習手法の適用により改善が期待できるが、この点については今後の課題とする。

4. まとめ

本稿では、教員が日々行う授業の振り返りに着目し、その支援の為に授業中の子どもたちの行動特性に着目し、その抽出を目指してきた。本稿にて得られたものは以下のとおりである。

1. 集団の重心位置から個々の子どもの向いている方向までの距離の大きさはその子どもの授業参加状態と関係がある。
2. 個々の子どもの行動特性は、集団の重心位置から自身の向いている方向までの距離に現れる。

表1 Stu7の子どものアノテーションによる参加状態とロジスティック回帰による推定との関係

		アノテーション	
		参加	不参加
予測	参加	446	184
	不参加	54	178

3. ロジスティック回帰を用いることで授業参加状態の推定は可能であろう。ただし、個々人の特性に合わせた推定モデルが必要である。

本稿にて得られた結果は、個々の子どもの授業参加状態の推定という教員であれば一目で判断することのできる情報である。しかし、教員がすべての授業で起こった事象のすべてを記憶し、さらに長期的な変化を評価することが難しいという問題がある以上、個々の子どもの授業参加状態を自動的かつ定量的に推定できることには意味があると考え。例えば、一部の子どもが騒いでしまったことが原因となり、多くの子どもが授業に参加していない状態が起こった際に、その場面で起こっていた出来事が推定されており、振り返りにより次の授業に反映できたならば、授業の質の向上にも寄与すると期待できる。さらに本授業参加状態の推定がリアルタイムで実現でき、機微な変化からであっても推定できたならば、従来教員が見逃していた事例に対しても早期対応が可能になる。

最近では、タブレット端末を用いた子どもの学習行動の分析による学びの状態の評価を試みる研究が大きく進んでいる[8][9]。しかしそのほとんどは情報機器が操作できる小学高学年以上の子どもに限られている。小学低学年では情報機器の操作には個人差が大きく、さらに就学前になるとそもそも情報機器の操作が困難である。そのような年齢層に対しては、本研究のような画像センシングによる手法が有効であると考え。

以上を踏まえて本研究の今後の課題は、授業活動や個々の子どもの行動情報を分析する、より幅広い手法を開発することである。さらに記録映像と本研究にて得られたデータを共に教員にフィードバックすることで、特性リフレクションシステムとして求められる機能の洗い出しと実装を目指す。

また、本研究のような AI 技術を用いた授業中の子どもの状態の推定には、注意すべき点もあると考え。それは AI 技術により推定された結果は必ずしも正しいとは言えないことである。そのため、教員によるチェックやその判断はこれまでと同様に重要である。そして本研究のようなツールが実現できたならば、教員の教育に関わる能力の拡張にも繋がると期待して今後も研究を続けていきたい。

謝辞

本研究は、科研費 若手研究 22K13762, 基盤研究(B) 19H01718, およびキャノン財団研究助成プログラム「善き未来をひらく科学技術」の支援, および NEC パイオメトリクス研究所との共同研究により実施された。支援に感謝する。また本研究は、玉川大学研究倫理委員会及び保護者の承認のもと実施された。さらに、本研究で述べたリフレクションの内容の方向を検討するにあたり相談に乗っていただいた玉川学園小学部の先生方に感謝する。

参考文献

- (1) 小竹原祐希 他: “講義映像に基づく受講者の多様な状況認識のための挙動のクラスタリング”, 教育システム情報学会誌, Vol.37, No.2, pp.120-130 (2020)
- (2) 李凱 他: “モーショセンサを用いた学習活動の状態推定手法の開発”, 教育システム情報学会誌, Vol.33, No.2, pp.110-113 (2016)
- (3) 本村陽一 他: “保育施設への AI 導入プロジェクトの課題と展望”, 2019 年度人工知能学会全国大会, 2019
- (4) 宮田真宏 他: “顔情報を用いた授業中の子どもの特性リフレクションシステムの開発”, 教育システム情報学会, 2021 年度 第 2 回研究会, Vol.32, No.2, pp.6-13 (2021)
- (5) Makoto. Takamoto et al.: “An Efficient Method of Training Small Models for Regression Problems with Knowledge Distillation”, 2020 IEEE Conference on Multimedia Information Processing and Retrieval (MIPR), pp.67-72 (2020)
- (6) 宮田真宏 他: “顔情報を用いた授業活動中における子どもの特性の推定”, 日本教育工学会 2021 年春季全国大会, pp.1-2, (2021)
- (7) Steven S. Skiena 他: “データサイエンス設計マニュアル”, オライリー・ジャパン, (2020)
- (8) 南明子 他: “小学校国語科「話すこと」におけるタブレット端末のビデオ機能とビデオクリップ教材の効果”, 教育情報研究, Vol.32, No.1, pp.37-48 (2016)
- (9) 安里基子 他: “小学校第 5 学年算数科の学習者用デジタル教科書における操作ログの分析”, 日本デジタル教科書学会第 8 回年次大会, 2P-2E-03, (2019)