

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

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

Development of Student's Characteristics Introspection System during Class Activities using Face Information

Masahiro Miyata^{*1}, Tetsuji Yamada^{*2}, Takashi Omori^{*1}

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

Introspection is important in the teachers work to improve the quality of education. The major research method of the systems is a case study of an educational scene, little few studies have attempted to quantify the quality of education. In this study, we have developed a characteristic introspection system that uses face information. In this paper, we report on what we have learned so far through the development of the proposed system.

キーワード: リフレクション, 定量化, 特性推定, 人工知能

1. はじめに

現在の教育現場では多くの場合、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教員間での共有は、口頭や文書を用いている。しかし、授業が連続して行われることや、受講生が変わることもあるため、担当教員が授業中に起こった多様な事象を記憶・記録することは困難である。この問題解決のために、教員が独自で授業内容をビデオに録画するなどして授業研究に用いることは少なくない。しかしこの方法は、日々行われる授業のすべてを記録することはできたととしても、業務過多の教員がその内容を見返し、さらに授業に適用することは困難である。また、振り返りの対象が特定の子どものみに絞られるなど、教員個人の認識や経験に依存する可能性も排除できない。これを踏まえて本研究では、教員の授業研究や子どもの情報を他の教員と共有する際の資料として、映像中の子どもの行動変化を定量化して教員にフィードバックすることを目指す。これにより、教員個人の認識や経験によらない客観的なデータに基づいた教育方法の研究や他の教員との共有が可能となると期待する。

他方で、人工知能(AI)技術は近年ブームが起こり、その性能は日々進歩している。特に画像認識技術においては、人と同レベルの人物の情報推定を実現するものもある[1]。小竹原[2]はこの画像認識技術を講義場面に適用し、受講生の姿勢をクラスタリングすることで挙動を分析した。ここでは分類した姿勢が授業中に見られる行動と対応することを示したが、推定された姿勢情報をそのまま分類しているため、受講生の行動特性は考慮されていない。また、李[3]はモーションセンサを装着して学習時の状態を推定するシステムを開発した。ここでは5種類の活動状態の推定が97%以上の精度で行えることを示した一方で、センサの装着が必要となるため、教育現場への実装は困難である。教育現場への実装を考えると、子どもたちの行動や、教育の邪魔にならない非侵襲的な計測手法が望ましい。

これらを踏まえ本研究では、授業中の集団活動を映像記録し、AI技術を用いて集団と個人の特性を定量的に分析し、その結果を教員にフィードバックする特性リフレクションシステムを提案する。これまでも教育現場を対象としたリフレクションシステムを提案する研究もある[4]が、いずれも構想段階であり実現され

たという報告はない。本研究で考える特性リフレクションシステムでは、授業中の子どもの行動結果を単に返すのではなく、各子どもの特性を考慮することが重要であると考え、個々人の特性の抽出を検討する。

我々はこれまで、人の特性が行動パターンとして影響することが予想される、心の状態の一つである「関心」に着目し、関心を人の物理量から推定する方法を検討してきた[5]。ここでは、関心は人の位置・向き情報に対して機械学習手法を用いることで推定可能であることが示された。また、関心推定の精度は身体の情報（位置・向き）よりも、頭の情報（顔、視線など）を用いることで、より高精度に推定できることも示した。しかし、従来の研究では人の位置・向き情報の取得は人手によるアノテーションに依存していた。

一方で我々は、物理量である人の位置・向き情報は AI 技術を用いることで画像から推定可能であることも示してきた[6]。その手法では AI 技術により人の顔情報を映像から取得してその位置・向きを推定しているが、顔情報の精度が不十分であったため、身体の 3 次元的な位置関係から向き情報を取得していた。

以上の現状を踏まえて本稿では、本研究で提案する特性リフレクションシステムの概要、および画像取得から分析方法までの現状を紹介し、今後の研究およびリフレクションへの利用の可能性について議論する。

2. 特性リフレクションシステムの開発

2.1 想定するリフレクションの全体像

図 1 は本研究で想定する教員の授業リフレクションのための処理フローである。まず、教育現場において授業や生活の場面を本計測システムにて記録し、別の分析システムにて特徴抽出と特性推定を行う。ここで特性とは、集団活動の特性とこれに参加する個々人の特性がある。個々人の行動は集団活動のタイプによって変化するため、集団活動の特性の推定は、個々人の行動特性の推定には不可欠である。そして得られた情報は、教員が個人的にあるいはフォーラムなどで行う振り返りの場に提供される。このような定量的な情報は、子どもの成長とともに縦断的に蓄積されるなら、従来にはない有効な利用法があると期待されるが、本稿ではそこには踏み込まない。

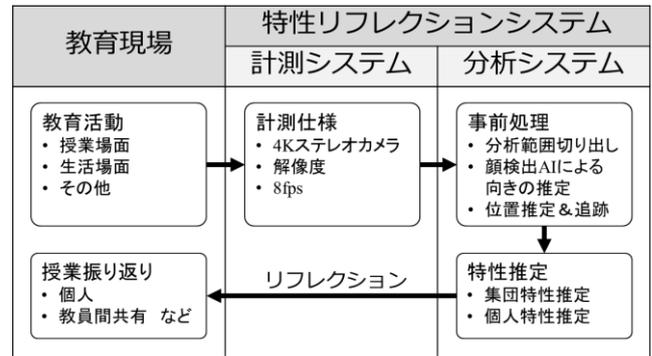


図 1 特性リフレクションシステム処理フロー

2.2 特性リフレクションシステムの概要

本研究で開発した特性リフレクションシステムでは、教室に計測用の PC を設置しておき、遠隔地よりネットワーク越しにその PC を操作することで、教員の邪魔をすることなく計測することを想定している。その後、子どもたちの行動特徴を取り出す際に、AI 技術の使用を想定している。AI 技術では膨大な計算をするため、処理 PC には高い計算能力が必要となる。教室で計測に用いる PC でそのまま分析することも考えられるが、AI 技術の計算にも用いると考えると計測用の PC には小型でありながら高い演算性能が必要となる。しかし、現在販売されている PC を見る限り、AI 技術の計算処理が可能な PC をすべての教育現場に実装するのは困難であると考えられる。

この問題に対して本研究では、教育現場を記録する計測システムを制御する PC (計測 PC) と、記録した映像データに AI 技術などを適用して集団と個人の特性を推定する分析システムの処理をする PC (分析 PC) の 2 つに分け、分析 PC 側で AI 技術を用いた分析することを想定した (図 1)。しかし、これを現実の教育現場で使用する際にはまだ問題がある。以下に現時点で実現したシステムでの手法について示す。

本研究で想定している映像データは、1 時間当たり 40G 程度のデータ量がある。そのためこのデータを如何にして分析システムに転送するかという問題が発生する。この問題に対してまず、計測した映像データを人が状況を把握できるサイズまで計測 PC で圧縮(圧縮率は約 95%程度を想定)し、その圧縮した映像データのみを FTP(File Transfer Protocol)を用いて分析 PC に転送することで 1 回の転送量の低下させる。分析システムでは受信した映像データに対して人手により授

業内容を記述し、分析対象範囲とする時間を決定する。分析対象範囲が決定した後に再度、計測 PC 内の映像データから分析対象範囲の映像データを切り出して分析システムに転送することで、データ量が少なく、かつ高解像度のデータを遠隔地からでも取得することが可能となる。その後分析システムにて集団、および個人の特性を推定して教員に提供することで、教員自身によるリフレクションが可能になる想定である。

2.3 ステレオ方式による人物の位置と向きの計測

本計測システムの基となった考え方として山田ら[4]が提案した、子どもの位置と向きの情報から子どもたちの心の状態の一つである関心推定を可能としたものがある。また、向きの分析には身体よりも頭の情報の方が有用である、という結果[5]もある。そこで本研究ではこれらの結果を踏襲し子どもたちの顔情報を計測し、その結果から個々の子どもの顔の位置と向きの取得を目指す。

本研究で作成した計測システムでは、子どもの位置と向きの計測のために高解像度画像によるステレオ方式を採用した。人の位置・向きを推定するための道具として Kinect V2 (Microsoft 社) や RealSense (Intel 社) に代表されるレーザー投射型の RGBD カメラがあるが、小学校の教室などの奥行きが 10m を超える広範囲での計測を想定すると、既存の RGBD カメラでは画角が狭い、解像度が低い、レーザー投射が安定しないなど、それぞれの機器に一長一短の特徴があり、想定環境での計測には適さないと判断した。一方で最近の AI 技術では、顔情報の中でも黒目の位置がある程度安定して推定可能になってきており、画像中の同一人物の同一特徴点の位置が複数のカメラで検出可能となってきた。これにより、ステレオ画像として計測し、三角法により広範囲かつ多人数の同時位置推定することが、本研究で目指す教室内の子ども達の位置・向き推定のための計測装置には適していると考えた。

本研究に先行して山田ら[6]は、子どもの関心推定のためのセンシングシステムの試作を行い、取得した映像中の骨格情報を用いて、その精度を評価した。ここでは 4K 解像度を持つ web カメラを用いてステレオ方式で計測していたが、カメラのレンズ系の精度が不足し、本研究で目指す顔情報の抽出には不向きであった。

そこで本研究では、この山田らが試作した計測システムの 4K 解像度のカメラを See3CAM_CU135_CH_TC (e-con Systems 社製) に変更した。このカメラを同一視軸上に設置し、両カメラを同期して 8fps で記録した。8fps という記録速度は既存のカメラに比べて遅いが、計測システムとしての安定性、および先行研究で人が記述する際に必要となった映像の間隔は 1 秒であったことから 8fps でも問題ないと判断した。これにより、先行研究手法よりも細部まで鮮明な映像の計測が可能となった。

2.4 集団および個人特性推定システム

分析システムではまず、分析対象の映像データに対して顔認識 AI を用いることで各フレーム中の子どもたちの顔の位置、および向きを取得する。その後、子どもたちの相対的な位置関係を知るため、三角法を用いて子どもたちの 3 次元的な位置を推定した。

集団と個人の特性推定は個々人の情報として取得された位置・向き情報を基に、まずは集団の時系列的な特性を推定し、その後に個人の行動特徴と集団の行動特徴との関係から個人の特性を推定する。この結果を授業担当の教員にフィードバックすることで、リフレクションへの活用を想定している。

なお、本稿で分析に用いた映像は、2020 年 11 月 27 日に玉川学園小学部にて行われた 1 年生 15 名が参加した英語の授業 (48 分 50 秒間) の内、授業の後半の 6 分 18 秒間である。分析は、授業に参加した子どもの内、保護者同意が得られた 13 名の子どもを対象とした。計測用のカメラは、1 台は教室正面にあるテレビモニターの上部かつ授業時に教員の妨げにならない位置へ設置した。本カメラの画角は着席時の子ども全員が正面方向から写る角度とした (図 2)。また人手による分析対象場面の推定、および教室内の状況を把握するために、教室の後方から教員の方向に対して、もう一台カメラを設置した。現時点では、後方のカメラの映像は AI 処理などには用いていない。



図2 計測場面の一例

3. 顔情報を用いた集団活動の見える化

3.1 子どもの位置と顔向きを推定

本研究では、子どもの行動特性を推定するのに有用な情報として、先行研究で示された顔の向きに着目し、分析に用いてきた[7]. その際、顔認識 AI には NEC の遠隔視線推定技術[8]を用いてきた. この技術により、カメラから距離が約 7m 程度の教室の最後列に座っている子どもの顔であっても概ね検出でき、さらに顔・視線の向きも推定できた.

これを踏まえ本研究の分析では、本視線推定技術を左右のカメラ映像の個々のフレームに対して適用し、画像中の人物の顔の特徴量を抽出した. しかし、左右のカメラ間の画角や、誤認識などの影響により本視線推定技術より推定された顔特徴が左右のカメラ間で異なる可能性がある. そのため、左右のカメラ間の位置のズレを考慮しつつ左右の画像間における人物の顔同士を対応付け、その後三角法により対象の子どもの顔の3次元的位置を算出した. そして顔・視線の向きについては、本視線推定技術にて抽出された顔・視線の角度を左右のカメラ間で平均をとり推定結果とした. 本稿では、顔の向きに関しては3軸ある顔の向きの特徴量のうち左右方向の回転角 (yaw 角) を用いた. なお、本視線推定技術では視線の向きについても推定可能であり、顔のサイズが一定量を超えている場面においては比較的高い精度で推定できる. しかし本研究で想定している教室のような広域かつ、顔のサイズが小さい子どもたちの視線を安定して抽出することは難しかった. そのため本研究では、視線に比べて安定した計測が可能な頭の向きを分析対象とした.

3.2 子どもの頭の向きの交点による集団活動の見える化

本研究ではこれまでに、顔認識 AI と三角法により推定された人の位置・向きの情報とその瞬間の子ども同士の頭の向きを直線状に伸ばした線の交点 (交点群) を教室の地図上に見える化してきた. 結果、交点群の配置パターンが時系列的に変化しており、交点群のパターンを分析することが集団活動を把握するうえで有効であることを示唆する結果を得た[9]. そこで本稿ではまず、交点群の重心点とその広がり見える化を考えた. 重心点の位置の算出はまず、分析対象場面の瞬間のみではデータ数が少なくノイズを含むゆらぎの影響が大きいため、対象場面の±0.5 秒間の交点群を分析対象とした. この交点群にはその瞬間の活動に参加していない子どもの情報も含まれるため、その結果が分析対象データ内に外れ値として混在している可能性がある. そのため本研究では、まず交点群の x 方向と y 方向の平均と標準偏差を算出し、そのどちらか一方でも平均±1.5σ を超えた範囲の交点はノイズと仮定して除き、残ったデータに対して再度平均と標準偏差を算出し、重心位置とその広がりとした. 図3に授業内の状況のうちの典型的な2場面の見える化の例を示す. 図中ではその瞬間に位置が推定できた子どもたちをオレンジ色の丸で示し、その瞬間の頭の向きを青色の線で示した. 図中の緑色の十字 (+) は頭の向きの交点群の内、ノイズとして取り除かれずに残った点群を示している. 図中の黒色の楕円は、計算された重心位置を中心として x 方向と y 方向の広がり (σ=1.5) の範囲の楕円で表現したものである.

図3(a)のシーンは、テレビモニターに英語教材を表示し、教員が子どもたちに向かって説明している場面

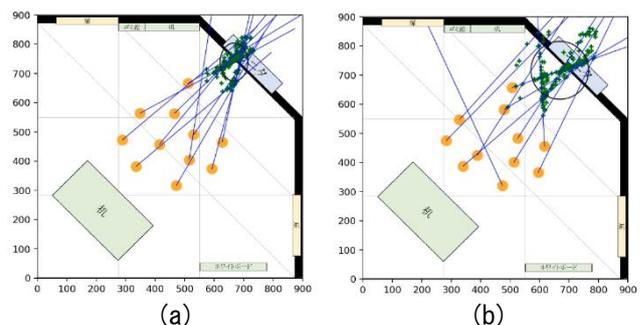


図3 授業活動毎の頭の向きの特性の違い

- (a) 教員の説明を聞く場面
- (b) 英語の発音をする場面

である。この時、多くの子どもは教員の説明を聞いていた。見える化の結果より、子どもたちの視線の交点群の多くはテレビモニターのやや左側の1点に収束しており、さらにその広がりも小さい。実際の場面では、この位置には教員がおり、データからも多くの子どもたちが教員の方向を向いて話を聞いている場面であると推定できる。

それに対して図3(b)のシーンは、テレビモニターには学習する英単語が表示されており、教員は身振り手振りを交えて単語の発音を子どもたちに練習させている場面であった。この時の教員の位置は図3(a)と同じであった。この瞬間、交点群は図3(a)にて収束していた教員の位置には収束しておらず、テレビモニターの中心、もしくはそのやや手前に集まっている。この結果より、多くの子どもはモニターの英単語を見ながら学習しているが、一部の子ども（今回は右側に座っている子ども）は教員を見ながら授業に参加していたということがわかる。

以上2つの場面は基本的にほとんどの子どもが授業に参加している場面であったが、その際の交点群の分布や移動などの傾向は異なっていることが分かった。授業内活動とこの子どもたちの頭の向きの交点群との関係を結び付けることで、場面の推定や各子どもの特性の推定にも繋がることを期待できる。

4. 授業の特性推定

4.1 授業場面と個人の行動の推定

本稿ではこれまでに子どもたちの頭の位置と向きから導き出された交点群の分布を分析することで授業活動毎のその違いを示してきた。ただし、その授業場面は図3のように教師が教室の正面に立ち、生徒に向かって説明などを行っている場面に限られていた。これに加え、本手法により集団の授業場面が推定できたならば、その集団の交点群の重心と個人の頭の向きとの関係から、その場面に対する各子どもの関与合いについても情報が得られることが期待できる。とするならば、例えば授業の前半では集団活動に参加していなかった子どもが、後半では集団活動に参加しているなど、同様の場面の時系列的な変化が行動傾向の違いとして現れる可能性がある。これを教員へフィードバックする

ことで、教員の授業方法の振り返りに使え、各子どもに合った授業方法を検討するための材料になろう。それにはまず、頭の向きの交点群と授業場面との関係を知る必要がある。

4.2 頭の向きの交点の移動量と授業場面との関係

まず授業場面の評価として、分析対象場面の映像に対して1秒ごとに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、かつ映像中の子どもの心的状態の推定経験4年以上の2名の合意により行われた。記述内容は、教員が説明をするなど、動きの少ない「静的な場面」と、体を動かしたり歌を歌うなどの動きの大きい「動的な場面」、さらに授業中に生徒がふざけてしまった、タイミングを見て教員が注意したなど、授業内容には影響しないが、教室の環境に短い期間ではあるが強く影響を与えている「強いバイアスがかかった場面」の3種類とした。

図4にこのアノテーションの結果と交点群の分析結果を合わせた結果を示す。図4は横軸に時刻を、縦軸に交点群の移動量を取り、青色の波形は、各フレーム間の重心位置の移動距離を算出し、わかりやすさのため分析区間全体に対する平均移動量 $\pm 1.5\sigma$ を超えた移動事象のみに限定して示した。図4の背景が水色の区間はその時間が「静的な場面」であったことを、桃色の帯は「動的な場面」であったことをそれぞれ示しており、橙色の箇所はこれらの区間内に起こった「強いバイアスがかかった場面」を示している。

図4より「静的な場面」では、平均移動量 ± 1.5 以下の場面が多く、その瞬間は子どもたちが何かに集中して教員の話の聞いている場面であると推定できる。さらに「静的な場面」においても、交点群の移動が多い場面がある。ここでは例えばテレビモニターに移しているスライドが変わった、人に意識されない程度の小

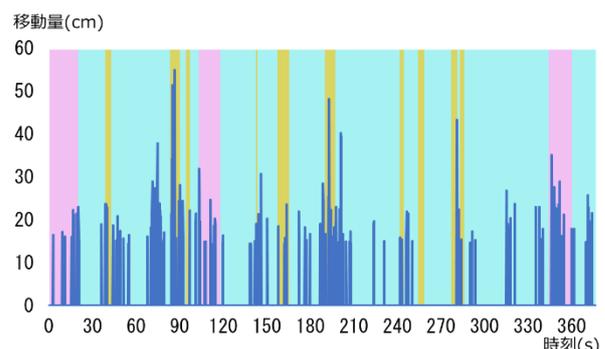


図4 授業活動と頭の向き交点分布の特性の違い

さな変化が起こっていたなどの事象が含まれている可能性がある。この点については今後、分析の必要がある。逆に、「動的な場面」では「静的な場面」に比べると青色の波形と重なることが多く、授業中に動きを求められると子どもたちはそれに合わせて身体が動いていることがわかる。一方で「強いバイアスがかかった場面」では、「静的な場面」や「動的な場面」よりも大きな移動量となっている場面が多く含まれていた。その理由として、教室の前の方に座っている子どもが席を立ってしまった、教室の中央あたりに座っている子どもが着席しながら手を振りまわっていたなどの事象が起こり、多くの子どもたちがその状況変化があった方向を見たためと推測できる。

図5に「静的な場面」と「動的な場面」の移動量に関する相対度数分布を作成し、横軸に移動距離、縦軸に相対度数を取ったものである。図5の結果より、「静的な場面」と「動的な場面」とでは重心位置の移動量分布のピーク位置が「静的な場面」では2~4cmの位置であり、「動的な場面」では4~6cmの位置であった。

以上より、頭の向きの変動を分析することで、授業活動の特性の推定の可能性を示す結果を得たと考える。

4.3 個人の特性の推定

それでは集団活動の特性から個人の特性を推定する方法について検討する。本研究では集団活動の特性は、個人の行動特性が集合したものであると考える。そのため個人の行動特性の推定は、集団活動との差を計算できれば定量化できると考える。

子どもの行動評価をまず、アノテーションにより実施した。記述内容は、分析対象場面において対象の子どもが授業に「参加している」、「やや参加している」、「不参加である」の3種類とした。

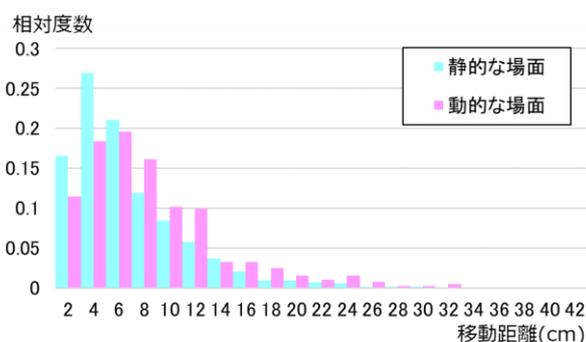


図5 授業活動と頭の向き交点分布の特性の違い

実際の個人の行動特性は、個人の位置・向きから引くことのできる個々人の向きの直線から集団活動の分析時に算出した場面の重心位置までの法線距離と仮定して算出した。これをすべての時間のすべての子どもたちに適用した。その後、各瞬間のデータ内の標準偏差で割ることで指標化し、この結果をアノテーションに記述された参加状態とともにグラフ化した(図6)。

図6は教室の最後列に座っていた子どもに本計算を適用した結果である。ここでは横軸に時刻を取り、縦軸に集団の重心位置からの距離の指標をとったものである。背景が水色の区間は「参加していた」場面を、オレンジ色の箇所は「やや参加していた」場面を、桃色の箇所は「不参加である」と推定された場面をそれぞれ示している。当初の想定では「参加していた場面」では算出した指標の値は小さくなると思っていたが、実際にはそうとは限らず、ある程度大きな値になったとしても人手による記述では参加していると判断されていた。これは、授業に参加する際に子どもが向いている方向は子ども間で一定ではなく、子ども個人の持つ特性(例えば、考えながら人の話を聞く際には目を見るのではなく少し横を見てしまう、など)が影響していると考えられる。さらに、「やや参加している」場面と「不参加である」場面については、子どもの向きが大きく動いて計測できなかった箇所も多い。分析できている場面においても瞬間的な変化が大きいなど、かなりのゆらぎが含まれていることがわかる。この分析できなかった場面については、子どもが机の上で伏せている、別の方向を見ているなど、教室の正面からでは顔が見えない状態が続いていた。とするならば、これまでの「すべての時間のデータが計測できている」という想定が適切ではなく、顔が計測できないということは、通常とは異なる行動をしていると考えることもできそうである。

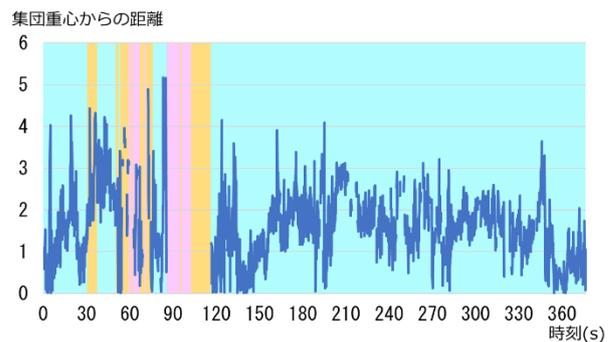


図6 個人の授業活動毎の行動特性の違い

このように考えると、個人の特性を推定するには、個人の向いている方向と集団の位置との関係から機械的に判断するのではなく、普段の子どもの活動状態を計測・評価しておき、そこからの変化や逸脱を検出し、その結果を教員にフィードバックすることが有用である可能性が示唆された。

5. 考察

本稿では、頭の向きの交点分布の重心位置や移動量、およびその広がり进行分析することで集団活動の特性の推定の可能性と、集団活動と個人の行動との差を分析することにより個人特性を推定する可能性を検討した。集団活動の分類では、データのみからの具体的な授業場面の推定はできないが、アノテーションにて分類した3種類の場面の分類程度であれば、ある程度推定できることが示唆された。個人の特性推定では、頭の向きの交点分布の重心と、個人の位置・向き情報から法線距離を算出することで個人の特性を取り出すことを試みた。結果、多くの子どもが向いている方向とは違う方向を見ていたとしてもアノテーションの結果では授業に参加している子どもがおり、これは個人の特性によることを示唆する結果を示した。これらは現時点ではサンプル数が少なく結論的なことは言えないが、今後の分析の方向性を示唆すると考える。計測と分析を継続・蓄積してより一般的な傾向を導き出したい。そのとき、定量的であるということが十分に意義を持つことを期待する。

以上を踏まえると、本研究で提案した特性リフレクションシステムを用いることで子どもたちの特性を含む情報が取得できる可能性が高いと言えよう。しかし、本研究手法には未だ課題も残る。その一つに頭の向きの検出精度が挙げられる。現在の頭の向きの検出は、検出さえできれば高い精度でその向きを推定することが可能である。しかし、現在の頭の向きの推定はおおよそカメラからの向きに対して最大で±60度前後であり、例えば横向きで子ども同士が向き合っている場面においては推定できない。この点についてはAI技術の発展により、より高精度な顔の向きや視線推定が可能になることを期待する。

6. まとめ

本稿では教室などの広い空間で行われる教育現場への実装が可能と期待できる子どもの特性リフレクションシステムの案を提案した。このシステムは、実際に教育場面に設置することを想定しており、観察者が必ずしも計測場面になくとも計測が可能であり、さらに、計測から分析までの流れについても示してきた。本研究で解決すべき課題には、

- ① 分析対象範囲を人手により分類すること、
- ② データ量の過多によるデータ転送、
- ③ 教員への具体的なフィードバック方法

があげられる。現状①については計測済みの分析データが足りておらず、AI技術を用いた自動推定は難しいこと、現在想定している教室に設置可能なほどの小型PCでは処理が間に合わないことがあげられる。前者については授業を継続的に計測し、教員に必要な場面を蓄積することで、AIによる自動分析が可能となるデータ量の確保を目指す。小型PCでの処理については現在エッジコンピューティング技術[10]の開発も急速に進行しており、本研究に必要な処理が可能なPCの登場を待つ状態である。②については、最近は高速通信技術として5G技術[11]が話題となっており、これが普及して高速な転送が可能となれば解決できるであろう。③については、現在実際に計測に協力していただいた教員との協議を行っているところである。その際、「授業の単元の前半と後半とでは子どもたちの行動がどのように変化していたかを知りたい。」などの声が上がっている。

これを踏まえて本研究の今後の課題は、授業活動を分析するより幅広い手法を開発することである。そして、実際のデータを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を洗い出すことである。

謝辞

本研究は、産業技術総合研究所人工知能研究センターからの委託研究、科研費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バイオメトリクス研究所との共同研究を受けて実施された。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) Z Cao et al.: “OpenPose: Realtime Multi-Person 2D Pose Estimation using Part Affinity Fields”, IEEE Transactions on PAMI, 2018.
- (2) 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)
- (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) 山田徹志 他: “機械学習を用いた「子どもの育ち」の可視化—位置・向き情報を用いた関心推定の試み—”, 日本教育工学会論文誌, Vol.44, No.4, pp.365-376 (2021)
- (5) Masahiro. Miyata et al.: “Mechanically Visualizing the Interest State of Children using AI”, HICE2020, 2020
- (6) 山田徹志 他: “子どもの関心を推定する為のセンシングシステムの開発—試験実装による位置・向き情報の検出精度評価—”, 日本システムデザイン学会誌, Vol.1, No.1, pp.65-71 (2021)
- (7) 宮田真宏 他: “顔情報を用いた子どもの関心対象の推定～教室の認知科学に向けたセンシング手法の検討～”, 日本認知科学会第 37 回大会, P50, pp.351-358 (2020)
- (8) 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)
- (9) 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)
- (10) 寺西裕一 他: “IoT エッジコンピューティング技術”, 情報通信研究機構研究報告, Vol.64, No.2, pp.103-110 (2018)
- (11) 総務省: “2020 年の 5G 実現に向けた取組”, https://www.soumu.go.jp/main_content/000593247.pdf, (2021 年 6 月 17 日閲覧)