

マルチモーダルセンシングによる 状況内評価のラベリング支援手法

近藤 杏祐¹ 加藤 浩² 大西 鮎美¹ 寺田 努¹ 葛岡 英明³ 久保田 善彦⁴ 鈴木 栄幸⁵ 塚本 昌彦¹

概要：本研究では、他者に対する評価を含む表出をセンサを用いて機械学習により推定し、リアルタイムに集計して場にフィードバックするシステムの構築を目指す。機械学習を用いるシステムの構築には正解ラベルの作成が必要であるが、かかる労力が大きいため、自己申告の評価と当事者をセンシングしたデータを活用することで正解ラベル作成の負担を軽減する仕組みを提案する。カメラから得た表情の特徴量とメガネ型モーションセンサにより得た頭部の動き特徴量を用いて正解ラベルを推定した。その結果、F 値で平均 0.472 の認識精度が得られ、評価の大まかな変化は推定できていることを確認した。自己申告と推定ラベルを提案ラベルとして提示することで正解ラベル作成の補助となりうることを示した。

1. 背景

従来、能力の測定手法として一般的にペーパーテストやアンケートが用いられてきた。これらの手法は対象の知識や記憶量の多寡を個人の能力としており、実践とは別の場面を設定して能力の測定を行っている。しかし、実践の場で発揮できる能力と特別な場であるテストで発揮できる能力は異なっていることが指摘されている [1]。これに対して、教室での学習活動の中で生徒たち自身が学習や到達度、動機づけ、態度を振り返る様々なやり方を用いた評価法が真正の評価 (authentic assessment) [2] として提唱されているが、これにおいても、実際には学習活動と評価は異なる場面で行われており、真の意味で学習活動の「中」で評価が行われているわけではない。したがって、学習者が実践の場においてどのようにそれらを出しているのかを測定する技術が求められる。

実践の場で発揮される能力に目を転じると、我々は日常行為において能力を言動や行為を通して可視化していることに気づく [3], [4]。たとえば、ある行為を他者が「これすごいね」といって褒める、「ちょっと違うんじゃないの」と指摘するなどの表出はお互いの能力を評価していることに他ならない。このように、現場で当事者らが文化的実践の一部として相互行為的に行う評価のことを筆者らは状況内評価と呼んでいる [5], [6]。

状況内評価を実践の場から拾い上げて記録・集計し、学習者にフィードバックすることができれば、学習者の気づきを促したり、形成的評価に用いたりすることに役立てられる。また、学習活動の流れを評価のために分断する必要がなくなり、学習活動をより真正な活動に近づけるのに役立つだろう。さらに、評価がより日常感覚的に妥当なものになることで、学習者のモチベーションを向上させ、学習活動を活性化する効果も期待できる。つまり、状況内評価は評価行動を記録し集計することで、従来の教育評価を補完するもうひとつの (alternative) 教育評価となり得ると考えられる。

具体的に、議論や討論の場において、状況内評価を集計したものをフィードバックできれば、その場の雰囲気や可視化できると考えられる。発言した人に対して、その場のポジティブ・ネガティブの表出の割合といった場の雰囲気の情報やリアルタイムで提示されれば、場の雰囲気を察知し、少数意見を採り上げたり、劣勢をはねかえそうと説得を試みたり、多数派に同調したりといった行動が触発されて議論深化や合意形成支援の効果が期待できる。

本研究では、他者に対する状況内評価としての表出をポジティブ・ニュートラル・ネガティブの3種類に単純化し、それをセンサを用いて機械学習により推定し、リアルタイムに集計して場にフィードバックするシステムの構築を目指す。単純化した3種類の表出をセンサ値から推定するためには、それらの正しい対応を事前にシステムに学習させるために正解データを作成する必要がある。正解データの作成には、一般的に ELAN[7] などのアノテーションツールを使用して録画映像から手作業で抽出する方法が用いら

¹ 神戸大学大学院工学研究科

² 放送大学教養学部

³ 東京大学大学院情報理工学系研究科

⁴ 玉川大学大学院教育学研究科

⁵ 茨城大学人文社会科学部

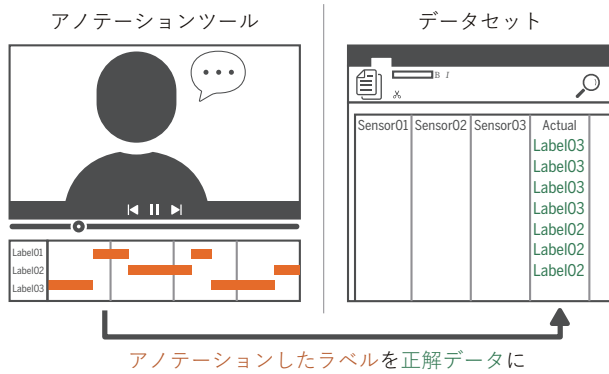


図 1 一般的な正解データ作成

れる [5], [8] (図 1)。しかし、多大な時間を要するため本研究のように多人数の会話時のラベル作成を想定した場合には現実的でない。

そこで本研究では、状況内評価のフィードバックシステムの構築を目指し、現状の課題であるラベリングの負担軽減のため、実践の参加者が自身のポジティブ・ネガティブ状態を簡易な方法で自己申告し、その自己申告情報と表情などのセンサデータから正解ラベルである表出されたポジティブ・ネガティブ情報のラベルを正確かつ簡易に作成可能かどうかを検討する。想定する正解ラベルの作成方法は、正解ラベル作成者がアノテーションを行う際にボタンによる自己申告評価とセンサデータから推定したラベル候補がアノテーションシステムから提示されその適否を選択していき、アノテーションシステムがさらに選択された適否情報を学習しラベルの推定精度を向上させるといったものである。

本論文は以下のように構成される。2 章で場の雰囲気フィードバックと自動ラベリングの関連研究を紹介し、3 章でデータの収集システムについて説明する。4 章で実験について述べて考察を行い、最後に 5 章で本論文をまとめる。

2. 関連研究

2.1 共同作業における場の雰囲気フィードバックに関する研究と商品

場の雰囲気を推定し、フィードバックしようと試みる研究や商品は多くある。Egi らは、共同作業空間の出入りに接近したユーザに、空間にいるメンバーや作業空間内の音声を場の活性度としてフィードバックすることで雰囲気を伝達するシステム「CollaboGate」を構築した [9]。村田製作所は、音声センシングにより対話や会話テンポを計測し、場の盛り上がりや人間同士の親密度などを可視化する仮想センサプラットフォーム「NAONA」を構築した [10]。みずほ情報総研は、赤外線人感センサと音声周波数成分分析機を設置することで、会話の盛り上がりや環境変化の関係を調査する実証実験を行った [11]。

これらに代表されるように、場の雰囲気を測定するシス

テムの多くは音声情報から場の盛り上がりを雰囲気として取得しており、その盛り上がりがポジティブであるかネガティブであるかといった活性度合いの方向性までは取得していない。筆者らは傾きなどの行為や発話内容、表情などの表出を総合的に収集し、ポジティブ、ネガティブの評価として測定することで場の雰囲気としてフィードバックするシステムの構築を目指す。

2.2 ラベリング作業の自動化に関する研究

ラベリング作業の負担を軽減する方法として、部分的にラベルを付与したデータを用いて学習を行う半教師あり学習がある。半教師あり学習は主に行動認識の分野で使用される学習方法で、一部のラベル付きデータを用いて残りのラベルがついていないデータの学習を行い、ラベル付きデータを増やした後に学習を行う。Stikic らは、特徴量空間上で類似しているデータや時間空間上で類似しているデータは同じラベルである確率が高いことに注目し、ラベル付きデータと類似度の高いラベルなしデータに同じラベルを与えることでラベルを拡散した [12]。評価では事前に与えるラベルの間隔を 10 分から 180 分まで変化させてラベリング精度を計測しており、10 分間隔では 90%、180 分間隔では 55%の精度を得た。Huynh らは、各サンプルの特徴量に Multiple eigenspace algorithm を適用し、固有空間を割り当てて学習する手法を提案した [13]。固有空間とラベルには相関があり、外部から少量の学習データを与えることでラベル付けを行う。評価では、ラベル付きデータの割合が 80%の場合に 8 種類の行動の認識率が 88.3%であり、ラベル付きデータの割合が 20%で 80.3%となった。村尾らは、行動の順序情報を用いることで、7 種類の行動を含むデータに対して、77.2%の精度でラベル付けした [14]。

このように半教師あり学習を応用したラベリング手法に関する研究は多く行われている。しかし、特定の行動に偏ってラベル付けをするとラベル付けの頻度の低い行動のラベリング精度が低下するため、ある時間間隔で行動を考えて偏りなく正確な時間と行動を記録する必要がある。今回対象とする共同作業の実践の場では、ポジティブ、ネガティブの表出が同じ程度の頻度で起こるとは限らず、結果的に多くのラベル付けが必要となる可能性がある。また、本研究で注目しているうなずきや表情を変えるとといった行為は即興的に行われることが多く、行動の順序を記録することは難しい。本論文では、自己申告の評価を簡易的に記録し、センサによる推定結果と組み合わせることでラベル付けの負担が軽減できないか調査する。

3. データ収集システム

3.1 想定環境

今回システムの利用環境として 10 名程度の議論の場を想定した。議論の場で表出される行動として、以下のよう

なものが考えられる。

- 頷き
- 笑う
- 発話
- 目を深く瞑る
- 首をかしげる
- 眉をひそめる

これらの表出を状況に合わせて、ポジティブ・ニュートラル・ネガティブ状態の3種類に単純化しラベル付けする。

正解ラベルの自動的な作成には、正解として使用するという特性上、多少の手間はかかったとしても推定精度が重要である。推定精度を高めるために、現場の当事者が活動の最中に他者に対する評価を行った際にそれを簡易的な仕組みを用いて自身で記録することでラベリングの負担を軽減できるのではと考えた。状況内評価は他者からみた行為者の評価であるのに対し、自己申告の評価は評価者が感じる自身の評価であるが、多くの行為は内的感情が表出されたものであると考え、自己申告が状況内評価のラベル付けの補助になる可能性がある。

そこで、自己申告評価が表出の正解ラベル付けの補助に使えるか、さらに表情や動作といった表出をセンサで取得しそれらを組み合わせて正解ラベルを推定できるかを調査する。例えば自己申告評価がセンサの推定結果の未検出を補完できれば、2つを組み合わせることでより正確な正解ラベリングが可能といえる。

3.2 デバイス構成

データ収集システムは評価を自己申告するためのボタンデバイスと、表情や頭部動作を取得するためのカメラ・JINSMEME、データを集約するための iPod Touch で構成される。

自己申告評価の記録手段は (i) ユーザが活動を妨げられない、(ii) 評価操作が秘匿性の高いものである、という2つの要件を満たす必要がある。(ii) に関しては評価操作が被評価者に伝わってしまうことに対し、評価者が抵抗感を抱いてしまう可能性があるためである。これらを踏まえて、自己申告評価記録のためのポジティブ、ネガティブ2つの入力ができるボタンデバイスを作成した(図2)。それぞれの入力ボタンの形を変えることで、評価者はボタンの位置を確認するなどの必要がなく、活動を妨げられない。また、ボタンデバイスは小型であるため操作が被評価者に伝わりにくい。被験者は他者の行為に対してポジティブ状態もしくはネガティブ状態であると判断した際に対応するボタンを押下する。ボタンは BLE 通信により iPod touch に接続されており、iPod touch のアプリケーションでデータを蓄積する。

状況内評価に関係すると考えられる表情や動作といった表出をセンサデータから取得するために、被験者は顔の正

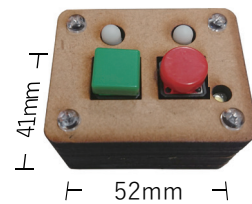


図2 ボタンデバイス



図3 JINS MEME

面にカメラを設置し、眼鏡型デバイスの JINSMEME を装着した状態で実験に参加した。JINS MEME は瞬きのスピード、瞬きの強さ、視線方向の変化(上下左右)、3軸加速度、頭部姿勢(ロール角、ピッチ角、ヨー角)、歩行判定が計測できる JINS 社のアイウェアである(図3)。JINS MEME は 20Hz のサンプリングレートで、 $\pm 8G$ の加速度と 1deg の検出精度で頭部姿勢を検出できる。今回のデータ収集では、集中度合いなどを表すと考えられる瞬き頻度、頷きなど頭部動作と関連の深い3軸加速度、頭部姿勢の3つを利用した。JINS MEME はボタンデバイスと同じく、iPod touch と BLE 通信で接続され、iPod touch 上のアプリケーションにデータを逐次蓄える。

3.3 センサを用いた推定

顔を正面から撮影した録画映像をみて、うなずき、笑い、発言内容、表情などから他者がポジティブ状態、ネガティブ状態をラベル付けしたデータ(以下、他者ラベルとする。)を状況内評価の正解として、他者ラベルとセンサ値の関係を学習する。カメラで得られた顔映像からは、OpenFace[15]で取得可能な顔の動き(AU: Action Units) 18成分を特徴量として抽出した。OpenFaceとはケンブリッジ大学の Multicomp Group が開発している、顔の特徴点検出、頭部姿勢の検出、AU の認識、視線推定が可能なツールキットである。JINS MEME からは、3軸加速度(x軸、y軸、z軸)の生データ、1秒間(20サンプル)の平均および分散と頭部姿勢(ロール角、ピッチ角、ヨー角)の生データ、1秒間(20サンプル)の平均および分散、3秒間(60サンプル)で起こった瞬きの回数の19個の特徴量を抽出した。

4. 提案ラベル作成

3章で述べたデータ収集システムで、状況内評価の正解



図 4 実験環境

	Prediction			Recall
	a	b	c	
Actual	a = Negative	0	112	0.000
	b = Neutral	53	53365	0.963
	c = Positive	0	282	0.667
Precision		0.000	0.993	0.437

(a) データ A

	Prediction			Recall
	a	b	c	
Actual	a = Negative	0	176	0.000
	b = Neutral	47	76783	0.941
	c = Positive	1	810	0.813
Precision		0.000	0.987	0.507

(b) データ B

図 5 認識結果の混同行列

ラベリングが推定できるかどうかを調べるためのデータ収集を行った。推定されたラベルが正確であれば推定結果を提案ラベルとして提示することでラベリング作業の負担を軽減できる。分析対象として、参加者 7 名の研究打合せ 2 回のデータ（データ A、データ B）をそれぞれ約 1 時間分収集した。被験者は 20 代女性 1 名である。打ち合わせの様子を図 4 に示す。

データ A につけられた他者ラベルはポジティブラベルが 16 箇所、計 46.7 秒、ネガティブラベルが 3 箇所、計 7.5 秒であった。データ B につけられた他者ラベルはポジティブラベルが 62 箇所、計 222.3 秒、ネガティブラベルが 4 箇所、計 10.8 秒であった。ラベルのつけられていない部分をニュートラルとして、センサによる特徴量でネガティブ、ニュートラル、ポジティブの 3 つのクラスを分類できるかを 10 分割交差検証により調査した。10 分割交差検証とは、標本データを 10 分割して、そのうちの 1 つをテストデータ、残り 9 個を学習データとする検証方法である。学習器には RandomForest を用いた。ここで、3 クラスのサンプル数に大きな偏りがあったため、学習データにおけるニュートラルのデータを SpreadSubSample によりダウンサンプリングし、ネガティブのデータを SMOTE によりオーバーサンプリングすることで、中央値であるポジティブのサンプル数に合わせた。

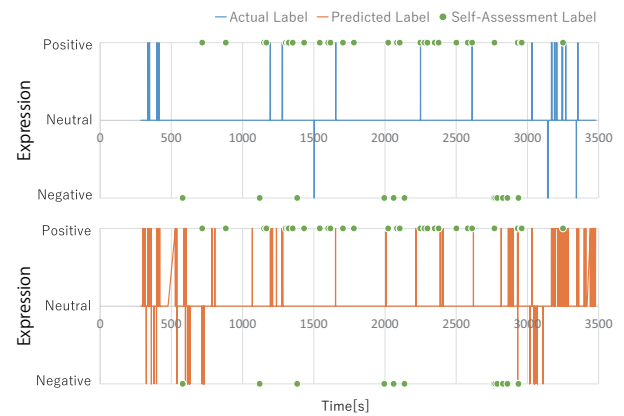
データ A の認識結果の混同行列を図 5 に示す。混同行

表 1 認識率
(a) データ A

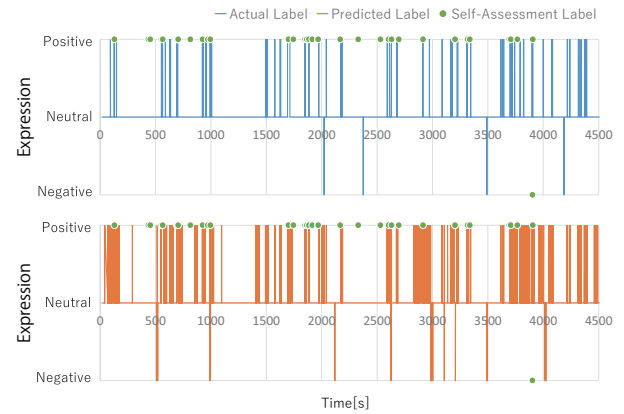
	Precision	Recall	F-measure
Negative	0.00	0.00	0.00
Neutral	0.99	0.96	0.98
Positive	0.22	0.67	0.33

(b) データ B

	Precision	Recall	F-measure
Negative	0.00	0.00	0.00
Neutral	0.99	0.94	0.96
Positive	0.42	0.81	0.56



(a) データ A

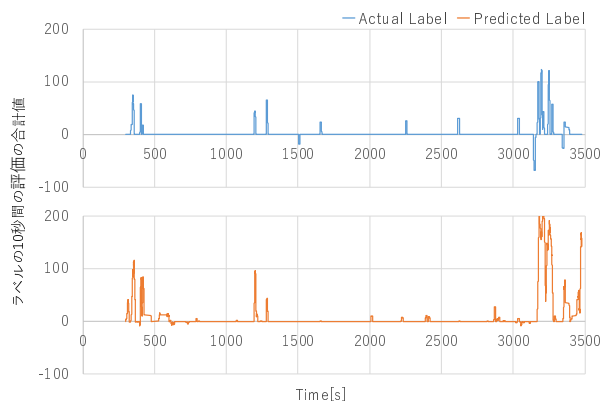


(b) データ B

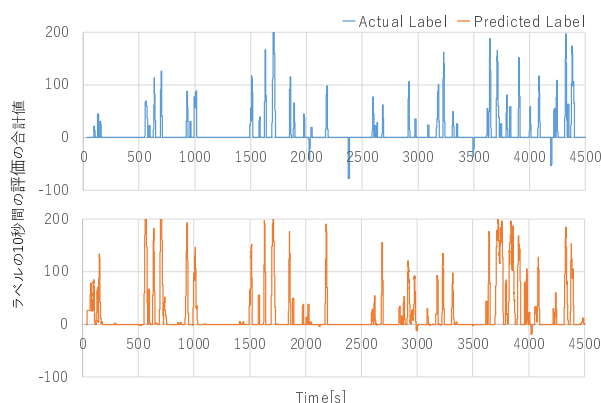
図 6 時系列の認識結果

列とは、各クラスの正しく認識された数を示す分類表であり、各セルはコンテキストの出力回数を示している。対角線上の行と列に示されたラベルが一致しているセルが正しく認識を行えたときのものである。図 5(a)、図 5(b) はそれぞれデータ A、データ B の認識結果であり、それぞれ F 値で 0.473、0.507 の認識率となった。それぞれの認識における各クラスの認識率を表 1 に示す。

データ A の時系列の認識結果を図 6(a) に、データ B の時系列の認識結果を図 6(b) に示す。それぞれ、青の折れ線は正解の他者ラベルであり、橙の折れ線はセンサデータによる認識結果である。上方向に伸びた線はポジティブのラベルが付けられたデータであり、下方向に伸びた線はネガ



(a) データ A



(b) データ B

図 7 時系列の認識結果

タイプのラベルが付けられたデータを示す。緑のプロットが自己申告で付けられたラベルである。F 値の認識率は正解データとして使用するには低い、図 6(a)、図 6(b) から正解のポジティブ、ネガティブがラベル付けされたデータに近い時間にポジティブ、ネガティブを推定していることがわかる。

瞬間的な評価は認識できなかったが、大まかな評価の変化は認識できていると考えた。そこで、ポジティブのラベルが付与されたデータを +1、ネガティブのラベルが付与されたデータを -1 として、10 秒間（200 サンプル）の合計値を算出した。結果を図 7 に示す。これらの図から、振幅の違いはあるが、概形としては似た変化を推定できており、この評価の変化を提案ラベルとして提示することで、ラベリング作業の負担を軽減できる可能性がある。

データ A に関して、多くの場合で自己申告の評価と他者ラベルに関係はみられなかった。しかし、2800 秒から 2900 秒ごろにかけてのネガティブの自己申告が連続でなされている部分の前後では、他者ネガティブラベルの付けられた箇所より程度は小さいが目を深く瞑る動作や唇を結ぶ動作といったネガティブの表出ととれるような動作がみられた。したがって、他者ラベルでは見逃していた小さな表出を自己申告評価で補える可能性がある。

データ B に関して、データ A とは違い、多くのポジティ

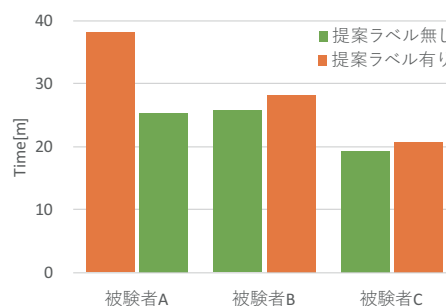


図 8 ラベリング時間

ブラベルで自己申告がなされている時間に他者ラベルが付けられていた。このことから、自己申告はその日のデータ収集環境、議題や気分などの要因で、申告の基準が異なることが考えられる。したがって正解ラベル作成において有用となるような自己申告の基準を決定することが必要である。

5. ラベリング支援

図 7 の推定された評価の変化と自己申告の情報を提案ラベルとして正解ラベル作成者に提示し、正解ラベリングの負担が軽減できているかを調査した。正解ラベル作成者はデータ A、B をそれぞれ 15 分間ずつ切り出した映像を、提案ラベルあり、なしの状態では ELAN を用いてラベル付けする。対象となる 15 分間はラベリングの難易度を均一にするため、他者ラベルとしてポジティブの付与された時間の合計、ネガティブの付与された時間の合計が似た箇所を切り出した。被験者は 20 代男性 3 名（被験者 A、被験者 B、被験者 C）である。ラベリング作業に対する慣れの影響を考慮して、練習として別の 15 分間の映像をラベリングする作業を行った。また、データによる影響と順序による影響を考慮して、被験者 A は提案ラベルありでデータ A、提案ラベルなしでデータ B の順に、被験者 B は提案ラベルなしでデータ A、提案ラベルありでデータ B の順に、被験者 C は提案ラベルなしでデータ B、提案ラベルありでデータ A の順にラベリングを行った。各ラベリング作業において、ラベリングにかかった時間とラベリング方法、他者ラベルとの比較を行った。

各被験者のラベリング作業にかかった時間を図 8 に示す。橙の棒グラフは提案ラベルありでラベリングを行った際にかかった時間、緑の棒グラフは提案ラベルなしでラベリングを行った際にかかった時間を示す。左が 1 目に行ったラベリングで右が 2 目に行ったラベリングである。図 8 から提案ラベル有りの場合ほうがラベリング時間は多くかった。これは提案ラベルの波形が変化している箇所や自己申告のなされた箇所を重点的に何度も見返していたためであると考えられる。したがって時間は短縮できなかったが、映像を注意して見る箇所を制限することで負担軽減につながった可能性がある。

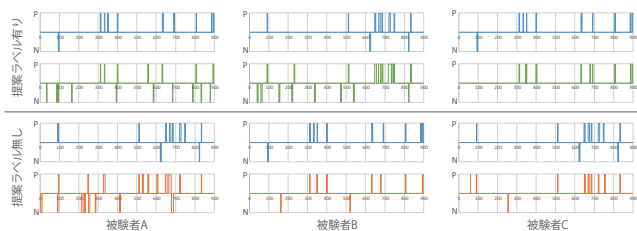


図 9 作成ラベル

ラベリングの際の画面を録画することで、ラベリングの方法を提案ラベルあり、なしで比較した。提案ラベル無しでは前から順にラベル付けし、提案ラベルありの場合に波形の大きく変化している部分をまずラベル付けし、その他の部分をラベル付けするなどの変化があるかを調査した。全被験者に共通して、提案ラベルあり、なしに関わらず前から順に映像を見てラベリングを行っていた。これは被験者のラベリング経験が少なかったこと、15 分間の映像では負担が少なく、工夫の必要がなかったことが原因として挙げられる。

各被験者の作成ラベルを図 9 に示す。青の折れ線グラフが正解の他者ラベルであり、緑の折れ線グラフが提案ラベルなしで作成されたラベル、橙の折れ線グラフが提案ラベル有りで作成されたラベルである。被験者 B は提案ラベル有りで作成されたラベルのほうが、正解の他者ラベルに近いことがわかる。被験者 C は提案ラベル無しでも正解の他者ラベルに近いラベリングができており、ラベリング精度が向上したとは言えなかったが、提案ラベル有りですべて正確なラベリングが行われていた。被験者 A は提案ラベル有りでもなしでも正解の他者ラベルと違うラベルが付与された。これはラベリングの基準が他者ラベルの作成者と違ったためと考えられる。

6. まとめと今後の課題

本論文では、他者に対する表出をセンサを用いて推定し、リアルタイムに集計して場にフィードバックするシステムの構築に向けて、正解ラベル作成の負担を軽減するために他者に付けられた状況内評価のラベルと自己申告およびセンサ値との関係を調査した。カメラにより取得した AU 特徴量と JINS MEME により取得した頭部加速度、頭部姿勢、瞬きの特徴量の全てを用いて学習した結果、F 値で平均 0.472 の認識精度が得られた。認識精度は低い数値になっているが、正解のポジティブ、ネガティブがラベル付けされたデータに近い時間にポジティブ、ネガティブを推定していることが多く、評価の変化を推定できていることを確認した。また、他者ラベルの付けられたデータに近い時間で自己申告がなされる場合があることを確認した。提案ラベルを提示した状態でラベリングを行い、ラベリング精度向上の可能性を示した。

今後は特徴量の改良や認識結果に対して多数決処理など

の適切な処理を行うことで認識精度の向上を目指す。また、より難易度の高いラベリング作業で提案ラベルの有用性を調査する。

謝辞 本研究の一部は、日本学術振興会科学研究費補助金基盤研究 (B)(18H01059) の支援によるものである。ここに記して謝意を表す。

参考文献

- [1] J. Lave: *Cognition in Practice*, Cambridge University Press (1988).
- [2] S. G. Paris and L. R. Ayres: *Becoming Reflective Students and Teachers With Portfolios and Authentic Assessment*, American Psychological Association (1994).
- [3] 五十嵐素子: 「相互行為と場面」再考: 授業場面の社会的考察に向けて, 年報社会学論集, No. 17, pp. 214–225 (Aug. 2004).
- [4] 前田泰樹, 水川喜文, 岡田光弘: エスノメソドロジー: 人びとの実践から学ぶ, 新曜社 (Aug. 2007).
- [5] 加藤 浩, 山下 淳, 市丸俊亮, 鈴木栄幸: モバイル相互評価端末の設計思想と概念, 日本教育工学会第 22 回全国大会講演論文集, Vol. 22, pp. 31–34 (Nov. 2006).
- [6] 加藤 浩: もう一つの教育評価: 状況内評価の活用に向けて, 人工知能学会誌, Vol. 23, No. 2, pp. 163–173 (Mar. 2008).
- [7] The Language Archive: ELAN, <https://tla.mpi.nl/tools/tla-tools/elan/>.
- [8] 澤本和子: 授業研究から見た国語科教師の専門的力量形成: 国語科教育の現代的課題と授業リフレクション研究による実践知形成, 国語科教育, Vol. 58, pp. 8–9 (Sep. 2005).
- [9] H. Egi, H. Shigeno, and K. Okada: Grasping Contextual Awareness inside a Workspace at the Entrance to Support Group Interaction, *Proc. of Internet Technology and Secured Transactions Conference 2009 (ICITST-2009)*, pp. 178–185 (Nov. 2009).
- [10] 株式会社村田製作所: NAONA × Meeting, <https://solution.murata.com/ja-jp/service/naona-meeting/>.
- [11] みずほ情報総研株式会社: IoT センサを活用したオープンコラボレーションスペースのコミュニケーション活性化を可視化する実証実験を開始, <https://www.mizuho-ir.co.jp/company/release/2017/iotlodge0921.html>.
- [12] M. Stikic, D. Larlus, and B. Schiele: Multi-graph Based Semi-supervised Learning for Activity Recognition, *Proc. of International Symposium on Wearable Computers (ISWC 2009)*, pp. 85–92 (Sep. 2009).
- [13] T. Huynh and B. Schiele: Towards Less Supervision in Activity Recognition from Wearable Sensors, *Proc. of International Symposium on Wearable Computers (ISWC 2006)*, pp. 3–10 (Jan. 2007).
- [14] 村尾和哉, 鳥居康幸, 寺田 努, 塚本昌彦: 行動の順序制約を用いた加速度データのラベリング手法, 情報処理学会論文誌, Vol. 55, No. 1, pp. 519–530 (Jan. 2014).
- [15] T. Baltrusaitis, A. Zadeh, Y. C. Lim, and L. P. Morency: OpenFace 2.0: Facial Behavior Analysis Toolkit, *Proc. of 13th IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition (FG 2018)*, pp. 59–66 (May 2018).
- [16] T. Baltrusaitis, P. Robinson, and L. P. Morency: OpenFace: an open source facial behavior analysis toolkit, *Proc. of 2016 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV)*, pp. 1–10 (Mar. 2016).