

修士論文

学生の姿勢と筆記状況の統合による
演習中の学生の状況推定

令和2年度修了

三重大学大学院工学研究科
博士前期課程 電気電子工学専攻

森 章汰

目次

第1章	はじめに	1
1.1	Learning Analytics	1
1.2	従来の研究で収集されている情報	2
1.3	本研究の目的	3
第2章	本研究で用いる情報	4
2.1	言語に関する情報	4
2.2	非言語に関する情報	5
第3章	非言語に関する情報を学生から取得する方法	7
3.1	非言語に関して収集する情報	7
3.2	顔の特徴点の取得方法	8
3.3	顔の向き of 判別提案手法	9
3.4	実験手順	12
3.5	実験結果・考察	15
第4章	顔の向き of 動きと筆記過程 of 統合	20
4.1	統合による高分解能化	20
4.2	統合手法	20
4.3	実験手順	21
4.4	実験結果	21
第5章	結論	24
	謝辞	26
	参考文献	27

目 次

3.1	Openpose を用いた骨格抽出例	8
3.2	Openpose を用いた顔の特徴点	9
3.3	顔上の特徴点	10
3.4	用いる 4 つの情報	10
3.5	Scikit-learn algorithm cheat-sheet	11
3.6	指示の場所	13
3.7	切り出した画像例	14
3.8	顔を検出をした実際の画像例	14
3.9	検出をした実際の例 机上左側	16
3.10	検出をした実際の画像例 机上中央	17
3.11	検出をした実際の画像例 机上右側	17
3.12	検出をした実際の画像例 黒板左側	18
3.13	検出をした実際の画像例 黒板中央	18
3.14	検出をした実際の画像例 黒板右側	19
3.15	分類できなかった画像例	19

表 目 次

3.1	顔の向き分類結果	16
4.1	顔の向きのみ分類結果	23
4.2	統合後の分類結果	23

第1章 はじめに

1.1 Learning Analytics

近年、教育分野ではラーニングアナリティクス (Learning Analytics) が注目を集めている。ラーニングアナリティクスとは、「情報通信技術を用いて、教員や学生からどのような情報を獲得して、どのように分析・フィードバックを行えば、どのように学習・教育が促進されるか、を研究する分野」とされている [1]。すなわち、IT技術の進歩によって創出することが可能になったビッグデータを用いて、教育に役立てようということである。LMS(Learning Managment System) やeポートフォリオ, MOOCs(Massive Open Online Courses) など、教育現場へのインターネットやコンピュータの導入、いわゆる「教育の情報化」が進展し、大量のログデータが蓄積されるようになった。moodle を用いて授業の出席確認を行ったり、moodle で問題の解答を行うことによって講師・学生にそれぞれの問題の正答率を表示し、サポートするようなシステム構築が行われている [2]。また、教材の学習履歴を分析することで、学生の取り組み状況を把握し、授業を改善することができるように授業の構築という点でもラーニングアナリティクスの重要度は増加しているといえる [3,4]。近年のITの発展に伴い、教育へ電子化が広がっている。例えば中学生へのタブレットの配布や書籍の電子化が行われている [5]。その結果情報の収集が容易になっている。このような背景により、ラーニングアナリティクスはとても注目されている分野であり、用いられる情報も多様化している。それらのデータをどのように収集・分析するか、また分析結果をどのように教育・学習への支援へと役に立たせるかが重要である。

LMS や moodl を用いて講師を支援する方法などある中で、本研究では授業中にリアルタイムで行える方法のみに着目する。理由としては、授業後や学期後での改善では、その時受講している学生への支援を行うことができないことである。ま

た、受講している学生においても毎年少しずつ変化があるため個人に対応した指導を行いたためである。そのため、授業中の学生の状況をリアルタイム自動的に取得し、講師をサポートし、授業改善を行う方法について検討する。その後、日々の授業を改善することを続けることにより、よりよいカリキュラムへ改善することを目指す。

1.2 従来の研究で収集されている情報

講師が効果的に講義を行うためには、一方的に講師が教授するのではなく、学生の状況に応じた授業改善が必要である。学生の状況を把握するために収集・解析対象となる情報は多岐にわたる。古典的な手法として、講義中にアンケートや小テストを実施し、それを集計することで学生の理解状況を把握することが行われてきた [6]。近年ではIT化の進歩に伴い、取得できる情報の種類が増加し、マルチモーダルラーニングアナリティクス (Multi Modal Learning Analytics) が発展し、さまざまな研究者に注目されている [7-9]。ここで、マルチモーダルデータ (Multi Modal Data) とは、異なる複数の種類のデータのことを指す。このマルチモーダルデータと高度な計算解析の導入により、複雑な学習現象を理解することができる [10]。Andradeらは、アイトラッキングデータと音声の言語的特徴から、学生の専門性について知ることができると言っている [11]。現状行われている研究では、さまざまなセンサや特殊な環境を用いているため、学習が行われている実環境などでの実装は困難であり、観察設計や技術的なインフラの整備が必要であることを指摘されている [13]。以上のような理由で、マルチモーダルな情報提供や学習支援への関心は高まっており多数の研究が行われているが、実用段階に到達するにはまだ多くの努力が必要である。本研究の観点からしても、リアルタイムで使うためには以上のような情報では適していないため、この観点から検討する。

ここで、講師が講義中に学生から得られる情報として言語情報と非言語情報の二つに分類することができる [14]。言語に関する情報とは、講師の問いかけに対する返答や、ノート・メモの内容、テストや課題の解答などが該当する。言語に関する研究は古くからおこなわれており、近年ではLMSを用いることによって情報の収集が容易である。非言語に関する情報については、学生の表情・姿勢、教師との

距離感，ノートをとるタイミングなどが該当する．このような情報には，学生の意識していない行動が含まれており，学生の個人の状況を把握する際に重要な要因であると言える．しかし，大学の講義では大人数で行われることや学生の席が決まっていないことによって情報収集するための難易度が高いことや個人個人の状態を把握することが難しい．

1.3 本研究の目的

本研究では，学生個人個人の状況をリアルタイムで講義中に把握し，講師に提供するシステムを構築することを目指す．第一歩として全講義中ではなく，学生個人に対して指導を行うことができる演習中に絞り，学生の理解状況の取得を行う．学生の理解状況を取得する手法として，本研究では，学生の言語情報から解答に関する情報，非言語情報から学生の個人の行動に関する情報の2観点の情報を取得し，統合することによってより効果的に情報を解析，分析することを行う．

以下に本稿の構成を示す．第2章では本研究で用いる情報について検討する．第3章では非言語に関する情報を学生から取得する方法について検討する．第4章ではそれぞれの情報を統合・分析する方法について検討する．第5章で本研究についてまとめる．

第2章 本研究で用いる情報

演習中の学生の状況を把握するために、取得する言語に関する情報と非言語に関する情報について検討する。

2.1 言語に関する情報

言語に関する情報として、言語的観点から学生の状況を把握できるような情報を取得したい。そこで、演習中の言語情報において学生の小テストに対する解答過程に着目する。授業確認テストとフォローアップ確認テストを用いた研究や moodle を用いた小テストマイニングなど数々の研究が行われている [15,16] が、先行研究のうち、鈴木らによる記述式小テスト中において解答過程から学生の理解状況を把握し、講師に学生がつかずいている内容を提案するシステムに着目する [17]。この研究では木村らの手法 [18] をもとに学生たちのふるまいから自信度を推測し、自信に関する情報を解答に付加したシステムを提案することによって、フィードバックを必要とする学生の理解状況を知ることが目的にされており、どの程度学習内容を把握できているかを確認し、講師へ提供する。具体的な手法として、学生の記述式テストの解答のタイピングプロセスに着目し、それを分析し検出した学生たちの自信が欠ける内容を視覚的に講師に提供することを試みた。この研究でタイピングプロセスに着目した理由としては以下に示す。

1. 講師に特別な準備を要求しないように留意し、入力した文字数の時間変化を取得することは追加の機器を必要としない
2. 学生が解答をするだけで間接的にふるまいから自信度を取得することが可能であり、学生にとっても新たな負荷が増すことにはならない

本研究でも、演習中の解答過程には学生の理解状況が表れると考えている。しかし、先行研究のようにタイピングプロセスを用いる方法では講義中の演習で用

いることができる環境が限られてしまう。また、現状の講義の様子では、筆記のほうが一般的であるため、本研究では、筆記過程から得た情報を用いる方法について検討する。将来的には、タブレットなどで解答されることが想定されるため、解答過程は自動的に取得できるものとして考える。そのため、本研究では筆記過程を取得する方法については言及しない。本研究では、将来的には筆記過程を用いたが、学生が筆記しているかしていないかという取得しやすい情報を言語に関する情報として用いることとする。

2.2 非言語に関する情報

次に非言語に関する情報について説明する。ここで演習中の学生の行動として、講師が把握したい学生の行動に着目する。把握したい行動例として、小テストに解答している・本を読んでいる・考えている・黒板を見ている・小テストに取り組んでいないなどの行動が考えられる。このような行動から学生が小テストを解くための知識を理解しているのか、困っているのかを判断し、指導すべき学生に指導を行うことができる。2.1章で示した言語情報のみでは、解答をしているかしていないかという情報しか分からないため、非言語情報を付加することによって他の行動についても取得することを試みる。

1章で示した他の研究者が用いているマルチモーダルデータを取得する手法では、特定の設置条件や学生へのセンサの取り付けなどが必要で、実環境で実装することが難しい。実環境での実装が適している方法にのみ着目すると、非言語情報を収集するために必要な条件として、2点挙げられる。1点目は、学生に接触しないことである。接触してしまうセンサ類では、講義中の学生へ配布、装着してもらう必要があり、大人数であることを前提としている条件に合わない。また、センサによっては設置場所の制約があることが多く、学生の行動を阻害してしまうことも想定できるため、学生に接触しない必要がある。2点目は、設置が容易である必要がある。これは、大掛かりな設備が必要になってしまうと限定された講義室のみでしか用いることができないため、容易に設置できるほうが好ましい。このような条件を踏まえて、演習中の学生の行動を収集する方法として、本研究ではカメラを用いた方法を検討する。よって、カメラを用いて動画を撮影し、学生の行動の様

子を収集する方法について検討する。次章では、具体的に動画から取得する情報と取得方法について示す。

第3章 非言語に関する情報を学生から取得する方法

3.1 非言語に関して収集する情報

動画から取得する情報の中で、小テストに解答している・本を読んでいるなどの行動を区別するポイントの一つが、学生がどこを向いているかである。顔がノート・黒板など学習に関係するものに向いているかどうか、小テストに取り組んでいるかどうかを判断する重要な要因だと考えた。Jennifer K.Oisernらは、視線検出や顔の特徴量などの生理的特徴を含むものが協同学習のプロセスに関連した有用な情報を得ることができると示している [19]。この研究と同様に、協同学習だけでなく学生の自己学習の過程に関しても重要な要因が含まれていると考える。

以上のような理由により、本研究では非言語情報に関する情報として学生がどこを向いているかを検出する手法について検討する。ここで、本研究では視線検出ではなく、学生の顔の向きを対象とする。理由としては、視線検出を行うためには特別な装置が必要であるため、講義中において、より設置難易度が高くなってしまふことが考えられる。そのため、まず学生の顔の向きによって視線検出で代用することを試みる。よって学生の顔の向きを検出し学生がどこを向いているかという情報を取得する手法について検討する。

3.2 顔の特徴点の取得方法

顔の向きを検出するためにまず顔の特徴点を抽出する必要がある。以下で顔の特徴点を抽出する方法と顔の向きを検出する手法について説明する。本研究では、Openpose を用いて顔の特徴点を抽出する。Openpose とは、アメリカのカーネギーメロン大学の Zhe Cao らが発表した人物の骨格を深層学習で推定するシステムである [20]。このシステムでは、加速度センサなどの特殊センサを使わずに、カメラによる画像・動画のみから人物の骨格をリアルタイムで抽出することができる。姿勢推定や行動推定に用いられる技術であり、様々な分野で用いられている [21]。Openpose を用いて骨格抽出を行った例を図 3.1 に示す。この図のように複数人にも対応し、人物の骨格を表現することができる。また、拡張機能として、人物の顔の特徴点・手の骨格も抽出することができる。本研究では、この顔の特徴点を抽出することができる拡張機能に着目した。この顔の特徴点抽出では、顔にある 70 個の特徴点の位置を検出することができる。抽出できる顔の特徴点を図 3.2 に示す。左の点が顔の全体の点を表しており、右の点が目や口周りを詳細に示したものである。しかし、この情報では、画像のどの位置に顔のどのパーツがあるのかがわかるが、顔の向きまではわからない。そこで、この特徴点の情報から顔の向きを判別する。次節で顔の向きを判別する提案手法について示す。



図 3.1: Openpose を用いた骨格抽出例

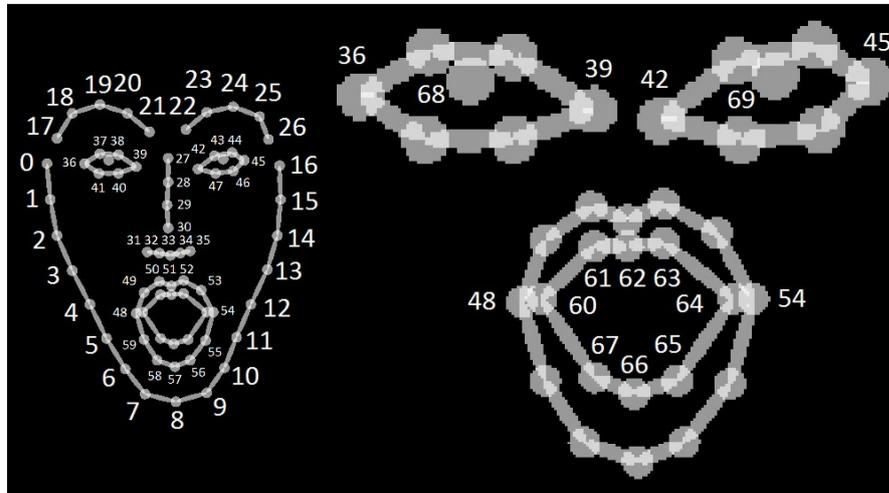


図 3.2: Openpose を用いた顔の特徴点

3.3 顔の向き of 判別提案手法

顔の向きを判別するために、70 個の特徴点のすべての位置を用いて判別するのは計算負荷が重いと考える、そこで、顔の向きを判別するために代表点をいくつか選び、その位置関係から判別することを試みる。将来的にリアルタイムで各学生の様子を把握したいため、少ない情報量から判別することができれば最も良いと考えている。ここでは、両目の目尻 (A, B), 口の中央 (C) の 3 点を用いる。用いる 3 点を図 3.3 に黒点で示す。AB 及び BC の長さ、 $\angle ACB$ の大きさ、AB の水平からの傾きの 4 つの情報を用いる。4 つの情報 $i \sim iv$ を図 3.4 に示す。このデータに Scikit-learn [22] を用いた Linear-SVC を行うことによって顔の向き of 推定を行う。ここで Linear-SVC を用いた理由として、Scikit-learn の cheat-sheet(図 3.5) [23] を参照し、本研究では授業中でのデータを取得するため多量のデータを取得することが難しいと考えたため、比較的少ないデータ数で行える分類手法である Linear-SVC を用いた。次節以降でこの提案手法を用いて顔の向きを分類することができるか実験を行う。

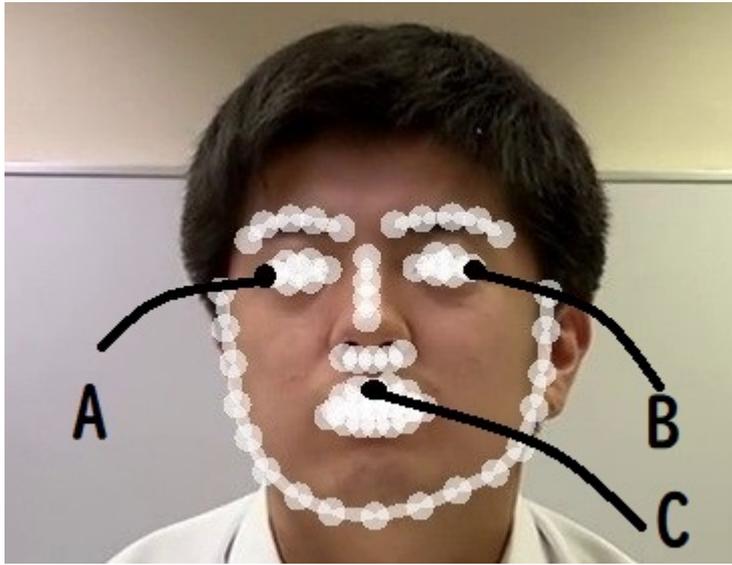


図 3.3: 顔上の特徴点

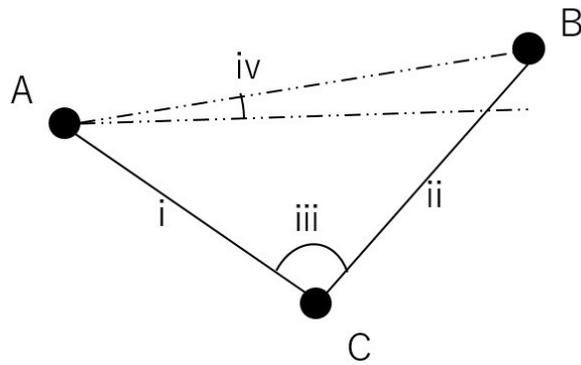
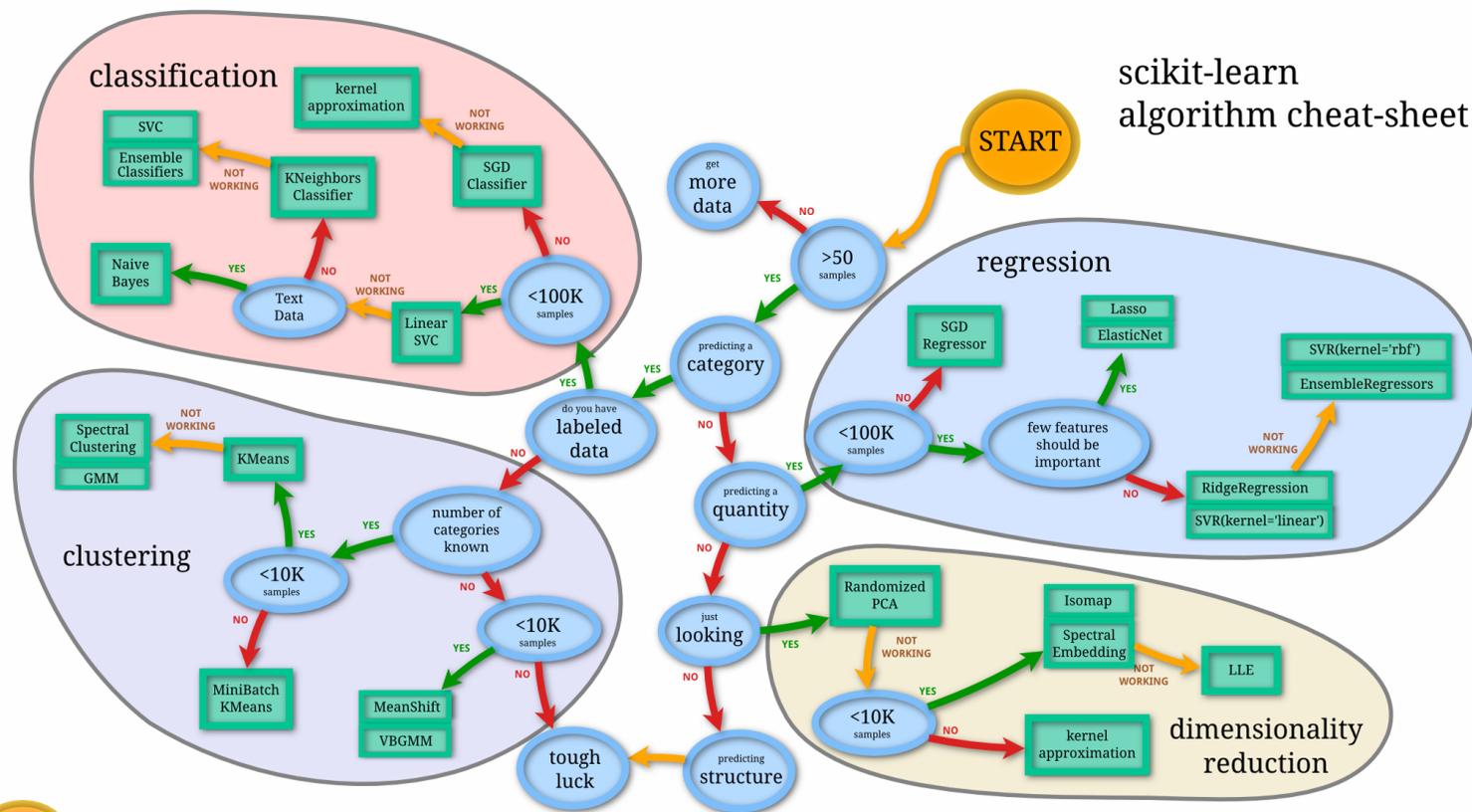


図 3.4: 用いる 4つの情報



3.4 実験手順

3.3節で提案した手法を用いて顔の向きを推定できるか実験を通じて検討する。分析対象は、一人の被験者(男性・大学院生)に、演習中を模擬して着席させ、顔の向きを指示に従い変更してもらった際の映像である。撮影方法は黒板と机の間にカメラを設置し、学生の正面から動画を撮影した。顔の向きの指示は、机上の左側・中央・右側と黒板の左側・中央・右側(①～⑥)と順番に10秒ずつ計1分間見てもらうようにした。向いてもらう方向を図3.6で示す。動画は30fpsで撮影し、動画からすべてのフレーム(約1,800枚)を画像として切り出した。図3.7に切り出した画像の例を示す。また、Oepnposeを用いて顔検出を行った例を図3.8に示す。収集したすべての画像に対して、それぞれOpenposeを用いて顔検出を行い、特徴点から上記の4つの情報を計算した。得られたデータに対して、トレーニングデータとテストデータを7:3に分類し、LinearSVCを用いて分類を行った。

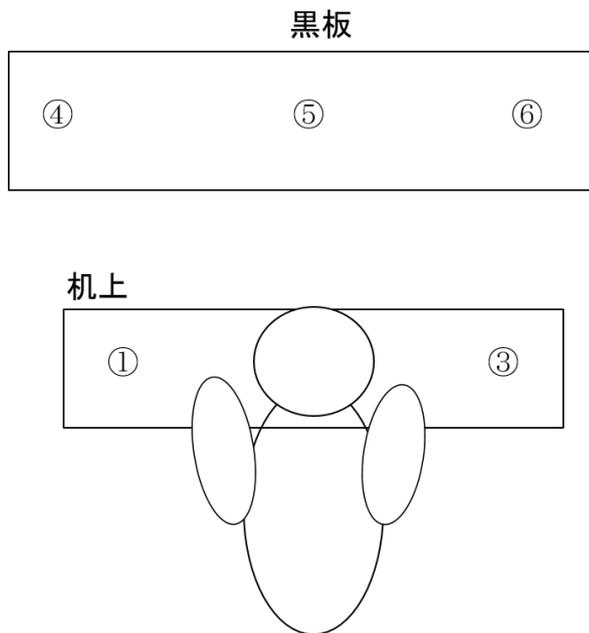


図 3.6: 指示の場所



図 3.7: 切り出した画像例



図 3.8: 顔を検出をした実際の画像例

3.5 実験結果・考察

結果としてトレーニングデータの精度 0.98, テストデータの精度 0.97 という結果を得ることができた。また、混合行列を表 3.1 に示す。被験者に指示通り見るところを変更してもらった環境下ではあるが、以上のように高い精度を得ることができた。少々顔の向きが混ざってしまっているところを表 3.1 から確認できるが、顔の向きの変更途中であることが考えられるため、総じて顔の向きを明らかにすることができた。検出したそれぞれの方向を向いた顔検出例を図 3.9~3.14 に示す。分類が失敗した例として図 3.15 に示す。どこを向いているかというラベル付けを時間の変化に応じて決めているため、顔の向きを変えている途中の画像が出てきてしまっている。そのため、分類できない例が出てきてしまっているが、それも踏まえて高精度な結果が得られているため良い結果だと考える。

以上より、非言語情報に関する情報として演習中において学生がどこを向いているか検出することができた。顔の向きがどこを見ているか 6 分割を行うことができたので次章で演習中に言語情報と非言語情報を統合することによってどのような行動を行っているか判別することを行う。

今後として、指示がない環境でどの程度顔の向きを把握することができるか試す必要がある。加えて、他の人や大人数でデータを取り、同様の結果が得られるか試す必要がある。

表 3.1: 顔の向き分類結果

		Prediction result					
		1	2	3	4	5	6
Actual result	1	89	0	0	9	0	0
	2	0	81	0	0	0	0
	3	3	0	98	0	0	0
	4	3	1	0	65	0	0
	5	0	0	0	0	83	0
	6	0	0	0	0	0	83



図 3.9: 検出をした実際の例 机上左側



図 3.10: 検出をした実際の画像例 机上中央



図 3.11: 検出をした実際の画像例 机上右側



図 3.12: 検出をした実際の画像例 黒板左側



図 3.13: 検出をした実際の画像例 黒板中央



図 3.14: 検出をした実際の画像例 黒板右側



図 3.15: 分類できなかった画像例

第4章 顔の向きの動きと筆記過程の統合

4.1 統合による高分解能化

前章で、学生の演習中に顔の向きがどこを向いているか6分割を行った。非言語情報に関する情報として、顔の向きを判別することによって学生が演習中にどこを向いているのかを明らかにすることができた。しかし、この情報のみでは学生が演習中にどこを向いているかという情報しか得られない。また、言語情報に関する情報のみでは、小テストにおいて学生が解答している時のみの情報しか分からないため、演習への取り組み状況としては不十分である。

そのため、この2系統の情報を統合することによって、把握したい学生の演習への取り組み状況を表す行動である小テストに取り組んでいない・考えている・本を読んでいる・解答している・黒板を見ているの5つの行動の分類を行う。言語情報に関する情報としては、シンプルな情報である筆記しているか否かという2値のみの情報を扱う。学生の行動を分類することができるか実験を行い確認するとともに、顔の向きの情報のみと統合したものを比較することによって統合することの有効性を明らかにする。

4.2 統合手法

学生の演習中の行動を判断する際に、判別したい行動において、その瞬間の状態を見て判断できるものとできないものがある。小テストに取り組んでいない行動や考えているという行動は、その瞬間の状態では判断できない行動である。また、それ以外の行動においてもその瞬間の状態だけでなく前後の行動を見て把握するほうがよいと考えた。そのため、それぞれの行動を微小な時間ごとに行動をラベル付

けし、機械学習を用いて、行動の分類を行うという方法をとる。動画を30fpsで撮影し、画像に切り出すとして10枚ごとの微小な時間の動画として処理し、行動をラベル付けする。具体的には、それぞれの画像から顔の向きを6値分類、筆記状態を2値分類し、10枚ごとの文字列として扱う。その微小な時間の動画に対して行動をラベル付けた。機械学習の手法として、3章と同様にLinear-SVCを用いて分類を行う。次節以降でこの手法が有効であるかどうか確認するため、実験を行う。

4.3 実験手順

教科書を見て解く問題と黒板を見ながら解く問題を準備した。被験者一人(男性・大学院生)に対して、それぞれの問題を解いてもらった。その様子を3章と同様に黒板と机の間にカメラを設置し、学生の正面から動画を撮影した。動画は30fpsで撮影し、約11分間撮影した。

動画からすべてのフレーム(約20,000枚)を画像として切り出した。その画像に対して、微小の時間で判別するために、10枚ずつ微小の動画として行動をラベル付けを行った。そのため、約2,000枚の動画に小テストに取り組んでいない・考えている・本を読んでいる・解答している・黒板を見ているの5つの行動のラベルを付けた。これらの画像全てに対して、顔の向き6分割と筆記しているか否か2分割をラベル付けを行った。

顔の向きのみデータと顔の向きと筆記状態データの2種類用意する。得られたデータに対して、トレーニングデータとテストデータを7:3に分類し、LinearSVCを用いて分類を行った。

4.4 実験結果

顔の向きのみで行った結果として、トレーニングデータの精度0.76、テストデータの精度0.73という結果を得た。混合行列の結果を表4.1に示す。統合後の結果としてトレーニングデータの精度0.97、テストデータの精度0.95という結果を得た。また、混合行列の結果を表4.2に示す。それぞれ1:小テストに取り組んでいない2:考えている3:本を読んでいる4:小テストに解答している5:黒板を見ているとした。

表3.1と表4.1を比較し、十分データ数を得られた3種類の行動のみに着目すると、顔の向きのみでは本を読んでいるという行動しか正しく分類できなかったが、統合することによって3種類の行動を分類することができた。以上の結果から、考えている、本を読んでいる、解答しているという3つの行動を言語的情報と非言語情報を統合することによって分類することができた。このようにできた理由として、それぞれの行動に対して、顔の向きが同じところを向き続けている事象が多いということと筆記の様子も変化が少ないということが判別できた理由ではないかと考えられる。

問題点として表3.1と表4.1を比較すると、顔の向きのみの方は黒板を向いているという行動が分類できているが、統合後では分類できていない。この理由として、被験者が考えている時に暗に黒板を向いていることがあったためだと考えられる。そのため、このような行動に対しては新たなデータの種類の付加が必要だと考えている。

また、微小の時間の動画として扱うことでそれぞれの行動の特徴を顕著に反映させることができたと考えている。現在の手法では、10枚ずつ(約0.3秒)の微小な動画として行動をラベル付けしたが、どの長さで扱うことが最適であるか検討する必要があるといえる。

今後の方針として、実環境で実験を行い小テストに取り組んでいないという行動のデータ数を増やす必要がある。また、今回分類できなかった事例に対してどのようなデータの種類の増やすか検討する必要がある。

表 4.1: 顔の向きのみでの分類結果

		Prediction result				
		1	2	3	4	5
Actual result	1	0	0	0	0	2
	2	0	0	1	142	0
	3	0	0	297	4	0
	4	0	1	10	140	0
	5	0	1	0	0	24

表 4.2: 統合後の分類結果

		Prediction result				
		1	2	3	4	5
Actual result	1	0	2	0	0	0
	2	0	141	1	1	0
	3	0	6	295	0	0
	4	0	2	1	148	0
	5	0	13	0	1	11

第5章 結論

本稿では，講義を効果的なものにするためには，講師が一方的に学生に教授するのではなく，学生の状況に応じた講義を展開するために，学生の状況をリアルタイムで講義中に把握し，講師に提供するシステムを構築することを目指した．その第一歩として，学生個人に対して指導を行うことができる演習中の学生の行動を把握することに取り組んだ．

学生の行動を把握する際に，言語情報に関する情報として，先行研究のうち鈴木らの研究と同様に筆記過程に着目し，その簡易情報として筆記しているか否かという情報を用いた．

非言語情報に関する情報として，本稿では学生の顔の向きに着目した．学生の顔の向きを把握するために，Openpose を用いて特徴点を取り出し，いくつかの特徴点間の距離と傾きを用いて機械学習を行うことによって，顔の向きを分類する手法を提案した．簡単な実験により，黒板・机上の右・正面・左の組み合わせ6方向を正しく判別できることを確認した．

言語情報と非言語情報のそれぞれの単独な情報のみでは得ることができる学生の行動が限られている．そこで，言語情報と非言語情報を統合する手法について検討した．具体的には，顔の向き6方向と筆記しているか否かという情報から微小な時間の動画からラベル付けを行ったそれぞれの行動を機械学習を用いて分類した．その結果，顔の向きのみ情報では考えているという行動しか正しく分類することができなかったが，統合することによって考えている，本を読んでいる，小テストに解答しているという3つの行動を正しく分類できることを確認した．また，非言語情報のみの分類結果と統合した情報からの分類結果を比較することによって，言語情報と非言語情報を統合することによる有効性を示した．

今後の課題としては，実環境で実験を行い小テストに取り組んでいないという行動のデータ数を増やす必要がある．また，今回分類できなかった事例に対してど

のようなデータの種類を増やすか検討する必要がある。3章，4章の実験共に一人の被験者に対してしか実験を行えていないため，他の被験者に対しても同様の結果を得ることができるのか実験が必要である。

謝辞

本研究の遂行および本論文の作成にあたり，懇切丁寧なご指導と御督励を賜った本学工学研究科電気電子工学専攻の高瀬治彦教授，北英彦准教授，川中普晴准教授に感謝いたします。また，日頃熱心に討論していただいた計算機工学研究室，情報処理研究室の皆様方に厚く御礼申し上げます。最後に，本論文をまとめるにあたり，助言，討論，その他お世話になったすべての方々に感謝いたします。

参考文献

- [1] 緒方広明, 大学教育におけるラーニング・アナリティクスの導入と研究, 日本教育工学会論文誌, Vol.41, No.3, pp. 221–231, 2018.
- [2] 鵜川義弘, 福井恵子, 上山由果, 安藤明伸, 黒川修行, 鉄本良, 藤井俊彰, 岩田薫, 今野幸典, 藤沢和繁 and 高橋修, 無線 LAN アクセスポイントを用いる出席管理システム, 宮城教育大学情報処理センター研究紀要:COMMUE, Vol.25, pp.41–46, 2018
- [3] 西森敏之, 大学生の授業における態度と数学教師の対策—日本数学会のある調査より—, 高等教育ジャーナル—高等教育と生涯学習—, Vol.6, pp.1–31, 2014
- [4] 中澤誠, 小泉大城, 後藤正幸, 平沢茂一, 詳細な学習履歴を活用した学習者行動の分析, 情報処理学会第 76 回全国大会予稿集, pp.4-357–4-358, 2014
- [5] 赤堀侃司, タブレットは紙に勝てるのかタブレット時代の教育, 株式会社ジャムハウス, 2017
- [6] 堀尾克己, 橋本知弥, 松浦寛, 黒滝道子, 菊池雄介, 高木龍一郎, Moodle を利用した工学専門科目におけるアクティブラーニングの導入, PC Conference 論文集, pp.336–337, 2019
- [7] Ramirez L, Yao W, Chng E, Schneider B, Toward Instrumenting Makerspaces: Using Motion Sensors to Capture Students' Affective States and Social Interactions in Open-Ended Learning Environments, In proceedings of the 12th International Conference on Educational Data Mining, pp.639–642, 2019
- [8] Martinez R, Kharrufa M, Schneider B, Worsley M, Collaboration Analytics Making Learning Visible in Collaborative Setting, In the 13th International

- Conference on Computer Supported Collaborative Learning, Vol.2, pp.923–924, 2019
- [9] Luliia Brishtel, Anam Ahmad Khan, Thomas Schmidt, Tilman Dingler, Shoya Ishimaru, Andreas Dengel, Mind Wandering in a Multimodal Reading Setting: Behavior Analysis & Automatic Detection Using Eye-Tracking and an EDA sensor, *Sensors* 2020, Vol.20, No.9, 2546, 2020
- [10] Kshitij Sharma, Michail Giannakos, Multimodal data capabilities for learning: What can multimodal data tell us about learning?, *British Journal of Educational Technology*, Vol.51, No.5, pp.1450–1484, 2020
- [11] Andrade A, Understanding student learning trajectories using multimodal learning analytics within an embodied-interaction learning environment, In *Proceedings of the Seventh International Learning Analytics and Knowledge Conference*, pp.70–79, 2017
- [12] Nguyen Q, Huptych M, Rienties B, Using temporal analytics to detect inconsistencies between learning design and student behaviours, *Journal of Learning Analytics*, Vol.5, No.3, pp.120–135, 2018
- [13] Make Eradze, Maria Jesus Rodrigues Triana, Nikola Milikic, Mart Laanpere, Kairit Tammets, Contextualizing Learning Analytics with Classroom Observations: a Case Study, *IxD & A Journal*, 2020
- [14] D・A・ブライ, 大学の講義法, 玉川大学出版部, pp.158–162, 1985
- [15] 廣瀬英雄, ラーニングアナリティクス: 授業確認テストとフォローアップ確認テストの受験トレンド, 広島工業大学紀要. 教育編, Vol.16, pp.55–60, 2017
- [16] 加藤, 利康, 授業支援システム Moodle における小テストマイニング, 情報処理学会研究報告, Vol.4, pp.1–6, 2012
- [17] 鈴木公貴, 木村聖, 高瀬治彦, 北英彦, 川中普晴, 解答の入力停滞からの学生の自信がない語の検出の試み-停滞の判定基準に関する検討-, 2018 PC conference 論文集, pp.48–51, 2018

- [18] Satoru Kimura, Haruhiko Takase, Hiroharu Kawanaka, Shinji Tsuruka, Supporting System for Descriptive Quiz-Extract Keywords Causing Student's Lacking Self-confidence, 2017 IEEE 10th International Workshop on Computational Intelligence and Applications(IWCIA), pp.129-133, 2017
- [19] Jennifer K.Olsern, Kshitji Sharma, Nikol Rummel and Vincent Aleven, Temporal analysis of multimodal data to predict collaborative learning outcoms, British Journal of Educational Technology, Vol 5, No.5, pp.1527–1547, 2020
- [20] Z.Cao, T.Simon, Wei and Y.sheikh, Realtime Multi-person 2D Pose Estimation Using Part Affinity Fields, IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), pp.1302–1310, 2017
- [21] Julieta Martinez, Rayat Hossain, Javier Romero and James J. Little, A simple yet effective baseline for 3d human pose estimation, ICCV2017, 2017
- [22] Lars Buitinck, Gilles Louppe, Mathieu Blondel, Fabian Pedregosa, Andreas Mueller, Olivier Grisel, Vlad Niculae, Peter Prettenhofer, Alexandre Gramfort, Jaques Grobler, Robert Layton, Jake VanderPlas, Arnaud Joly, Brian Holt and Gaël Varoquaux. API design for machine learning software: experiences from the scikit-learn project, ECML PKDD Workshop: Languages for Data Mining and Machine Learning, pp.108–122, 2013
- [23] Scikit-learn HP, https://scikit-learn.org/stable/tutorial/machine_learning_map, 2021 年 1 月 27 日

発表実績

- [1] Shota Mori, Yuma Takigawa, Haruhiko Takase, Hiroharu Kawanaka and Hidehiko Kita, Estimate posture of student by simple sensor —a possibility of photo-resisters —, Student Conference on Informatics Electronics & Vision(SCIEV), pp.45–48, 2019.
- [2] 森 章汰, 佐々木 皓平, 高瀬 治彦, 川中 晴彦, 北 英彦, 複数のフォトレジスタを用いた学生の行動推定の試み, PC Conference 論文集, pp.1–4, 2019
- [3] 森 章汰, 高瀬 治彦, 北 英彦, 学生の動きと解答入力過程の統合による課題への取り組み状況の分析に関する一検討, PC Conference 論文集, pp.259–260, 2020
- [4] Shota Mori, Haruhiko Takase and Hidehiko Kita, Detect Face Direction for Estimating Student’s Activity in Class, Proceedings of the 10th International Symposium for Sustainability by Engineering at MIU(IS2EMU2020), F-34, pp.69–70, September 2020.