

修士論文

演習中の学生の行動推定  
—姿勢や視線データの時系列情報の解析—

令和3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

計算機工学研究室

佐々木 皓平

# 目次

第 1 章 はじめに	1
1.1 ラーニング・アナリティクス	5
1.2 収集されている情報	6
1.3 本研究の目的	7
第 2 章 従来研究	9
2.1 カメラ映像による受講者の姿勢の推定	9
第 3 章 提案	10
3.1 時系列解析	10
3.2 その他の提案	11
第 4 章 実験	12
4.1 森の実験の時系列情報の変化に関する実験	12
4.2 行動推定する際の時系列と精度の関係に関する実験	13
第 5 章 実験結果	17
5.1 森の実験の時系列情報の変化に関する実験結果	17
5.2.1 行動推定する際の時系列と精度の関係に関する実験結果	18
5.2.2 行動推定する際の時系列と精度の関係に関する実験結果の考察	51
第 6 章 結論	52
謝辞	53
参考文献	54
発表実績	56
付録	57

# 目次

3.1 行動「黒板を見ている」ときの姿勢.....	10
3.2 行動「考えている」ときの姿勢.....	10
4.1 指示の場所.....	13
4.2 指示の場所.....	15
4.3 撮影した動画の一部.....	15
4.4 顔の向きをとったデータのイメージ図.....	16
4.5 腕の座標をとったデータ例.....	16

# 表目次

表 1	森の実験結果.....	9
表 2	解析に使用した時系列の比較.....	13
表 3	OpenVINO による顔の向き検出の精度.....	14
表 4	時系列解析における行動推定結果.....	17
表 5	各被験者に対する行動推定の精度が最も高かったときの時系列 (a, b) とその系列の時間.....	19
表 6	各被験者に対する行動推定の精度が高かった上位 3 個の時系列 (a, b) と平均精度.....	19
表 7	行動の数字の割り振り.....	20
表 8	被験者 1 の時系列の変更による行動推定の結果の精度の値.....	21
表 9	被験者 2 (左利き) の時系列の変更による行動推定の結果の精度の値.....	27
表 10	被験者 3 の時系列の変更による行動推定の結果の精度の値.....	33
表 11	被験者 4 の時系列の変更による行動推定の結果の精度の値.....	39
表 12	被験者 5 の時系列の変更による行動推定の結果の精度の値.....	45
表 13	各被験者の最も行動推定の精度が高かった時の用いた時系列と行動推定結果..	56

# 第1章 はじめに

## 1.1 ラーニング・アナリティクス

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, 2]。つまり、授業内外で、教育・学習活動のプロセスを記録した教育ビッグデータを分析して、教育・学習の支援のためにフィードバックする。Lミリ秒(Learning Management 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。本学でも Moodle を用いて授業の出席確認を行ったり、Moodle で問題の解答を行ったりすることによって講師・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利用されている[3]。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[4]。この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[5, 6]。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[7]。その結果、学習行動に関する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。ラーニング・アナリティクスでは、講義中の教師のふるまい、学生の課題に対する回答内容や点数によるカリキュラムの決定などがある。

また近年、教育機関や予備校などでコロナウイルスによるオンライン授業やオンデマンド授業、遠隔授業の需要の高まりが見受けられ、この先も一定の需要はあると考える。オンライン授業やオンデマンド授業、遠隔授業では、基本的に学生一人で講義を受けるため、本研究では行動推定の対象者を一人とする。加えて、対象を個人にすることで、データの管理がしやすいという利点もある。

本研究では、オンライン授業や遠隔授業を想定したラーニング・アナリティクスに着目する。

## 1.2 収集されている情報

講義を効果的なものにするには、講師は一方向的に教えるのではなく、学生の状況に応じて講義を改善する必要がある[8]。把握した問題点をふまえて、フィードバックなどを行うことで、講義の質を上げることができる。また、学生自身も講義中に自分がどのような状況であるのか、他の成績の優秀な学生が講義中にどのような状況であるのかを知ることで自身の講義中についても改善することができるだろう。この状況は、言語状況と非言語状況の2つに大きく分けることができる[9]。言語情報とは、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。この情報は Moodle などを用いることで情報を収集することができる。非言語情報については、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、学生の素の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、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という点が指摘されている[10]。

### 1.3 本研究の目的

本研究では「講義中に一人の学生がしている行動を推定する」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必要がある演習中に絞り、学生の行動情報の取得を行う。

学生の行動情報を得ることで、学生の集中度や意欲などを知ることができ、学生が集中度が下がった場面を可視化することができるようになれば、講師は授業内容を改めることができるといった利点がある。

つまり、オンライン需要などの講師側からの一歩通行になりがちな講義においても、学生の行動推定ができるシステムの開発することは一種のコミュニケーションツールになると私は考えている。

手塚は椅子と机に圧力センサと赤外線距離センサを設置し、勢計測による e-learning 受講者の行動推知を行った。結果、測定データに対する補正平均と正規化分散によって定義される特徴量を用いることで高い精度で行動推定を行うことができたが、実際の講義の現場を想定した場合、すべての席にセンサを装着しなければならず、またオンラインの場合には対応することができないという課題がある[11]。

謝は、教室に後方に設置した一台のカメラで複数の学生を撮影し、授業振り返り支援のための授業中における生徒の受講行動検出に関する検討を行った。授業者参加行動の「話を聞く」「挙手」「よそ見をする」「考えない(下を向く)」「ノートをとる」「寝る」といった行動を推定した。しかし、カメラの設置方法が教室の後方では、教室の形状に依存してしまい、また大学のような大きい講義室では一台のカメラでは全員を撮影できない。加えてオンライン授業に対応できない問題がある[12]。

森の研究では、スマートフォンのカメラで演習中の学生を撮影し、その姿勢データから行動推定を試みた。演習中の学生の顔の向きとペン先が紙についているか否かの情報を特徴量として、その時系列を用いて、「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」「回答している」「黒板を見ている」といった行動を推定した。結果、行動によっては精度が落ちたが、「教科書を読む」「回答している」「黒板を見る」といった行動は高い精度で推定することができた。近年スマートフォンは学生であれば所有している場合がほとんどであり、大学や予備校などと提携したアプリなどを各々のスマートフォンに入れられることも考えると、対面授業、オンライン授業双方に有効である点から最適な方法であると言える。また、カメラで撮影することで監視力が発生し、学生の集中も促すことができる。プライバシーの問題は現在の差分プライバシーと機械学習の組み合わせなどを用いて解決することが将来低にできると言われている[21-23]。しかし、この研究に関し

ては行動推定について時系列解析に関する検討や推定すべき行動については議論されておらず、この改善すべき点があることが見受けられる[13].

そこで本研究は、演習中の学生の状況取得し行動推定する際の時系列解析推定すべき行動の検討、機械学習に用いる特徴量について議論・検討する.

以下に本稿の構成を示す. 第2章では従来研究を説明し、第3章では従来研究への改善案を提案する. 第4章では時系列解析に関して検討する実験内容、第5章で実験結果について検討する. 最後に第6章で本研究をまとめる.



## 第2章 従来研究

### 2.1 カメラ映像による受講者の姿勢の推定

森の研究では、学生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した。カメラで学生を撮影しそこから抽出した顔の向き(6方向)とペン先の上下の情報をもとに、学生の行動を数パターンの中から判別する方法を提案した。加えて、判定の際に用いる情報を、ある瞬間だけでなく時系列情報として抽出することで、判別精度が向上することも示した。

被験者は一人。カメラで演習中の1人の学生を撮影し、動画をスナップショット化したものから、顔の向きを判別の際の特徴量は、動画を30fpsの動画から、連続した10フレーム分切り出した画像から顔の向きを6値方向(右前, 前, 左前, 右下, 下, 左下), 筆記状態2状態(ペン先がついているかいないか)を判別し、これらをひとまとめにしたものを用いていた。この特徴量と Linear-SVC を用いて5種類の行動(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, 回答している, 黒板を見ている)分類を行った。

結果は以下の表1のような結果になった。3種類の行動を推定することができたが、「演習に取り組んでいない」はデータ数が少なすぎたため、議論されていない。また、「黒板を見る」行動の推定には失敗し、その精度は44%であった。この失敗例では、「黒板を見る」行動が「考える」行動と推定された。つまり、一部の行動に関しては非常に高い精度で推定することに成功したが、推定精度の低い行動も存在しているという課題がある。

表1：森の実験結果

行動	森の結果 (%)
演習に取り組んでいない	0
考えている	99
教科書を読む	99
回答している	98
黒板を見る	44

## 第3章 提案

### 3.1 時系列解析

森の研究結果では、推定できない行動が存在し、特に「黒板を見る」行動が「考える」行動と推定された。原因は、時系列情報の不備にあると考えられる。考え事をしているときに前方（黒板）を見る学生もいる。そのため、これらの行動を一見して区別することは困難である(図1, 2)。森の方法では、30fpsの動画を10回連続撮影して作った特徴量を使っていた。つまり、0.33秒の情報だけでこれらの行動を推定していたことになり、非常に短い時間のみを使い解析している。これはリアルタイム性には優れていると言えるが、人間の行動を推定するには短すぎると考える。森の研究では、時系列についての検討がされていなかったため、5種類の行動推定の精度を上げるために瞬間のみではなく、時系列の情報として解析すること提案する。



図 3.1: 行動「黒板を見ている」ときの姿勢



図 3.2 行動「考えている」ときの姿勢

### 3.2 その他の改善点

他にも森の研究について改善すべき点があると考える。

第一に、推定する行動について問題点があると考える。森が推定した行動の6種類は森が演習中を想定して自ら決定した行動であり、世間的に議論されているラーニング・アナリティクスに活用できる行動ではない。それに活用するために推定すべき行動には、森が行った「授業者をみる」「筆記する」「教科書を読む」に加え「居眠り」「スマホをいじる」「姿勢をくずしている」「ほおづえをついている」などが必要であると言われている[14]。森の研究では、「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」「回答している」「黒板を見ている」という5種類の行動の判別を目指していた。そこで、「小テストに取り組んでいない」「考えている」といった曖昧な行動であり、定義付けがされていない。また、心理的要素が含まれており、見た目での行動が分かりづらい。さらに、「小テストに取り組んでいない」や「考えている」といった行動は動画を見直しながら人の手で判別を行ったため、個人のデータを他の大勢の人に適用させるのは難しい。ラーニング・アナリティクスに用いられる行動については「黒板を見る」「本を読んでいる」「回答している」のほかに「頬杖をついている」「よそみしている」なども組み込むべきである[15]。

第二に、森の研究では、処理の軽さ学生を重要視し、顔の向きについて6方向に分類した。しかし、例えば学生が教科書みるときに解答用紙をみているときに細かな顔の動きがあり、6方向のみでは行動判別に用いるデータとしては満足していないと考えられる。(画像参照) 細かく顔の向きや視線を解析する方が行動推定を行う方がより精度の高い行動推定が行えるのではないかと考える。また今回は「ほおづえをつく」といった推定したい行動も追加するため、より情報量の多い腕の位置情報(手首の位置, 肘の位置, 肩に位置)をペン先の情報の代わりとする。

## 第4章 実験

第3章での議論を踏まえて、この章での実験では、以下の点について調査する。

- ① 森の実験に対する時系列解析方法の変化による行動推定の精度の変化の確認。
- ② 「授業者を見る」「教科書を読む」「文字を書く」「ほおづえ」「居眠り」「スマホをいじる」といったラーニング・アナリティクスに利用できる行動を推定することを目標に時系列と精度の関係について調査し、効果の高い時系列解析の指針を得ること。それに撮影した動画から機械で、顔の向き、右手左手の動きといった特徴量を取得し、用いること。

### 4.1

- ① 森の実験の時系列情報の変化に関する実験

この実験では、動画から特徴量を取得する際の間隔とデータ数を変化させ、推定精度の変化を調べた。2章で説明した森の手法により、一人の着座姿勢を正面から撮影した動画から抽出した情報から、「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」「回答している」「黒板を見ている」という5種類の行動のいずれをしているのかを推定する。なお、ある行動に対する推定精度は以下の式に基づいて計算する。

$$\text{推定精度} = \text{正しく推定した数} / \text{推定した数}$$

推定対象のデータは、被験者に講義を受講している際を模した行動をとってもらい、それを30fpsで10分間撮影したものであり、ここから顔の向きを6方向(右上・右下・中上・中下・左上・左下)・ペン先が紙についているか否かを抜き出し特徴量とし、筆者が動画を閲覧し各フレームに行動をラベル付けしたものを使用した。また、特徴量を取得する際の1系列を(写真湧出間隔, 写真取得数) = (33ミリ秒, 10枚)または(99ミリ秒, 40枚)とした。(写真湧出間隔, 写真取得数) = (33ミリ秒, 10枚)の場合は、森の論文での実験条件に相当する。(写真湧出間隔, 写真取得数) = (99ミリ秒, 40枚)の場合は予備実験により、高い精度が得られた時の条件である。

結果を5.1節に示す。

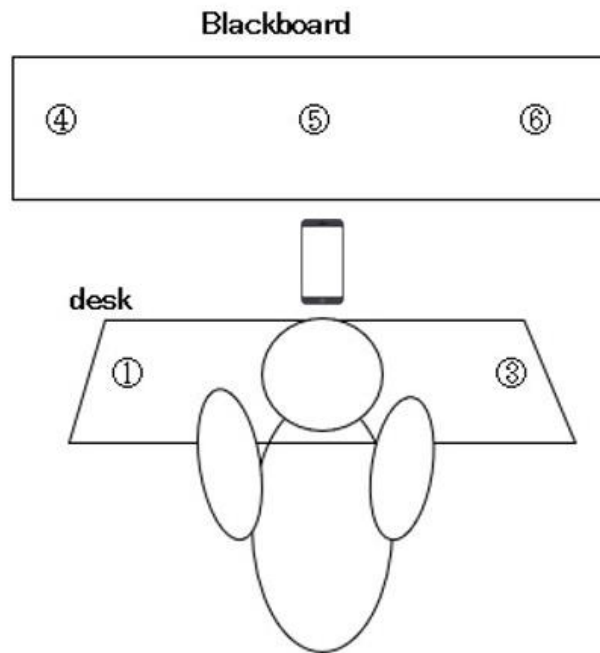


図 4.1 指示の場所

表 2：解析に使用した時系列の比較

	森の時系列解析	私の時系列解析
1 系列に対する写真の抽出間隔	1 枚(33 ミリ秒)	3 枚(99 ミリ秒)
1 系列に対する写真の抽出枚数	10 枚	40 枚
1 系列の時間	0.33 秒. (3.3 ミリ秒×1 枚×10 枚)	約 3.6 秒. (3.3 ミリ秒×3 枚×40 枚)

## 4.2

### ② 行動推定する際の時系列と精度の関係に関する実験

第 3 章で述べた「授業者を見る」「教科書を読む」「文字を書く」「ほおづえ」「居眠り」「スマホをいじる」といったラーニング・アナリティクスに利用できる行動を推定することを目標に時系列と精度の関係について調査し、効果の高い時系列解析の指針を得るこ

と、撮影した動画から機械で、顔の向き、右手左手の動きといった特徴量を取得し、用いることを目指す

#### <実験方法>

被験者5名に15秒ごとに「授業者を見る」「教科書を読む」「自分で想像して文字を書く」「文字を板書する」「左手でほおづえ」「右手でほおづえ」「居眠り」「スマホをいじる」という行動を行ってもらい、これを1周として3周繰り返してもらった。(一連の行動を3周行ってもらった理由は、同じ行動を45秒撮り続けてもらうより、1つの行動に関して、時間をおいて再度行ってもらうことで1パターンの姿勢のみではなく、違うパターンの姿勢を取得できることを望めると考えたからである。)それをカメラで撮影し、30fpsの動画をOpenVINOのhead-pose-estimation-adas-0001(※1)を用いて顔の向きの三次元データ検出(図4.4)、OpenPose(※2)を用いて被験者の利き手の骨格の(x,y)座標3点(図4.5のA,B,C点 or A', B', C'点)を取得した。

これらの取得した情報を森の研究と同様に機械学習のLinear-SVCを用いて行動推定を行った。

結果を第5章5.2に示す。

(※1) OpenVINOのhead-pose-estimation-adas-0001とは、人間の顔の向きを検出できるソフトウェアである[16]。精度について表3にまとめた。

(※2) OpenPoseとは、アメリカのカーネギーメロン大学のZheCao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[17]。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。

表3: OpenVINOによる顔の向き検出の精度

Accuracy

Angle	絶対誤差の平均値±標準偏差
yaw	5.4 ± 4.4
pitch	5.5 ± 5.3
roll	4.6 ± 5.6

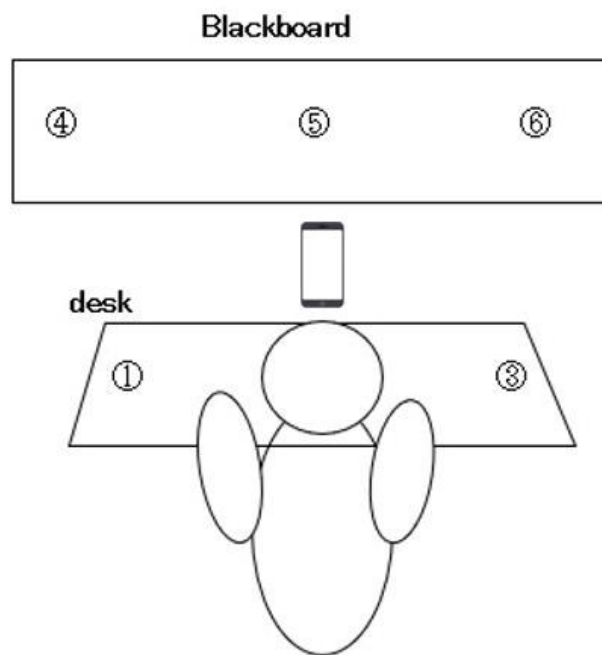


図 4.2: 指示の場所



図 4.3: 撮影した動画の一部

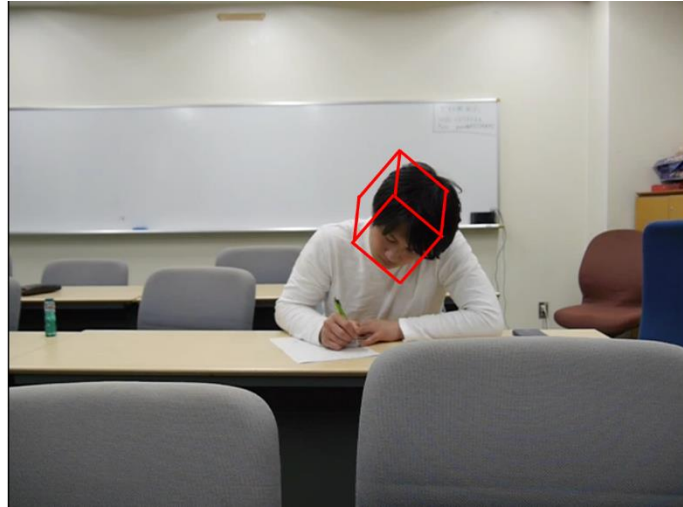


図 4.4: 顔の向きをとったデータのイメージ図

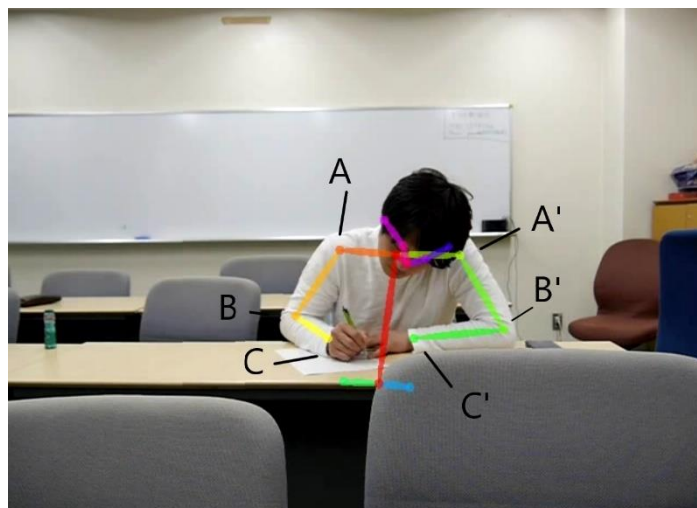


図 4.5: 腕の座標をとったデータ例



## 第5章 実験結果

### 5.1

#### ① 森の実験の時系列情報の変化に関する実験結果

森の時系列評価方法である1枚間隔に30枚の画像を抽出した場合（0.33秒かけて推定する）と3枚間隔に40枚の画像を抽出した場合（約3.6秒かけて推定する）の推定精度の評価結果を表4に示す。これらの結果から、1系列に対する写真の抽出間隔、写真の抽出枚数の変化によって、行動推定の結果の精度が変わることが分かった。

森の結果に対して、4-1の方法で推定された全ての行動について90%前後の結果となり、森の時系列解析よりも全体で約111ポイントの精度向上となっている。加えて、画像の抽出間隔や抽出枚数を変えることで、推定行動の精度のばらつきが小さくなった。これは、識別が困難な行動がなくなったことを意味している。

今回の結果から、30fpsの画像30枚の連続よりも3フレームごと40枚の画像を取得して解析する方が行動推定に適していると言える。

以上より、画像の抽出間隔・抽出数について詳細に検討する必要があるが示された。最適な抽出間隔・抽出数について検討については実験4-2で行う。

表4: 時系列解析における行動推定結果

行動	森の時系列解析(%)	私の時系列解析(%)
演習に取り組んでいない	0	92
考えている	99	89
教科書を読む	99	88
回答している	98	90
黒板を見る	44	92

## 5.2.1

### ② 行動推定する際の時系列と精度の関係に関する実験結果

まず、行動推定について最適な時系列解析（設定する一系列に対するデータの抽出間隔、データの抽出個数）について検討する。前提として、行動のラベル付けを行う際、指定した行動をとってもらった時間の初め3秒、最後2秒のデータは使用しなかった。理由は、行動Aから行動Bに移るときの間のどちらとも言えない行動の姿勢がノイズになってしまふと考えたからである。つまり、各行動10秒間×3回=30秒の行動データからさまざまな時系列解析と機械学習を行った。30fpsの動画をOpenVINO、OpenPoseで平均28fpsの能力で処理を行い、データを取得した。

被験者の行動中の顔の向きと利き腕のA, B, C点の(x, y)座標を特徴量として、行動を推定する。被験者の利き腕について、被験者1, 3, 4, 5は右腕、被験者2は左腕が利き腕であった。その際に用いる時系列の変更による行動推定の精度の変化を一系列に対するデータの抽出間隔をa秒、抽出個数をb個とし、調べた。

結果、被験者によって全体の行動推定の精度が高くなる時系列は異なった。各被験者に対する行動推定の精度が最も高かったときの時系列(a秒, b個)とその系列の時間の結果を以下の表5に示す。また、各被験者に対する行動推定の精度が高かった上位3個の時系列(a, b)と平均精度を表6に示す。各被験者の(a秒, b個)=(0.03, 10~60), (0.06, 10~60), (0.09, 10~60), (0.12, 10~60), (0.15, 10~60), (0.18, 10~60)の時系列を用いた行動推定結果について、行動の割り振りを表7、結果を表8~12に示す。(表中の精度の高さをピンクの濃淡で表しており、濃いピンクほどその行動に対しての推定精度が高い。)(その被験者に対して行動推定の精度が高かった時系列1位を1位, 2位を2位, 3位を1位として色付けしている。)(被験者1. 2の解析を踏まえてb=10, 20の行動推定の精度が高くないことが分かったため、被験者3, 4, 5ではb=30, 40, 50, 60のみ行った。全被験者, (a, b)=(0.15, 60), (0.18, 50), (0.18, 60)に関しては、データ数が少なくなってしまう行動推定できなかった。)

表5から、被験者5人中4人の最も行動推定の精度が高かったのがデータ抽出間隔a=6であったことから、1系列データ抽出間隔a=0.18秒がその人に対して精度が高い傾向があることが分かった。また、表6から各被験者の行動推定する際の最適な時系列TOP3について、BEST1とBEST3の精度の差が最大でも3ポイントほどであり、行動推定する際の時系列として間隔0.18秒ごとに必要な情報を取得して約6秒から7秒かけて行動推定することで大きな支障はなく高い精度のデータが得られる傾向があることが分かった。

表 5: 各被験者に対する行動推定の精度が最も高かったときの時系列 (a, b) とその系列の時間

	(a 秒, b 個)	1 系列の時間(=a×b)
被験者 1	(0.18, 30)	約 5.4 秒
被験者 2	(0.18, 40)	約 7.2 秒
被験者 3	(0.18, 40)	約 7.2 秒
被験者 4	(0.15, 40)	約 6.0 秒
被験者 5	(0.15, 40)	約 6.0 秒

表 6: 各被験者に対する行動推定の精度が高かった上位 3 個の時系列 (a, b) と平均精度

	BEST1	BEST2	BEST3
	(a 秒, b 個), 平均精度(%)	(a 秒, b 個), 平均精度(%)	(a 秒, b 個), 平均精度(%)
被験者 1	(0.18, 30), 74.9	(0.09, 60), 71.3	(0.12, 50), 70.7
被験者 2	(0.18, 40), 78.5	(0.12, 60), 78.2	(0.15, 50), 76.3
被験者 3	(0.18, 40), 78.7	(0.15, 40), 78.3	(0.15, 50), 78.1
被験者 4	(0.15, 40), 95.1	(0.12, 50), 94.4	(0.18, 30), 92.9
被験者 5	(0.15, 40), 51.7	(0.18, 30), 48.0	(0.18, 40), 48.0

表 7: 行動の数字の割り振り

行動 1	授業者を見る
行動 2	教科書を読む
行動 3	自分で想像して文字を書く
行動 4	黒板をみて文字を書く
行動 5	左手でほおづえをする
行動 6	右手でほおづえをする
行動 7	居眠り
行動 8	スマホをいじる

表 8: 被験者 1 の時系列の変更による行動推定の精度

a =0.03 秒						
被験者 1	b=10	b=20	b=30	b=40	b=50	b=60
行動 1	0.891	0.901	0.987	0.915	0.933	0.950
行動 2	0.185	0.163	0.360	0.220	0.179	0.182
行動 3	0.195	0.203	0.334	0.195	0.228	0.243
行動 4	0.205	0.181	0.650	0.336	0.441	0.499
行動 5	0.221	0.216	0.405	0.287	0.349	0.361
行動 6	0.714	0.721	0.637	0.692	0.654	0.617
行動 7	0.984	0.980	0.893	0.926	0.904	0.887
行動 8	0.490	0.521	0.672	0.625	0.667	0.678

a =0.06 秒						
被験者 1	b=10	b=20	b=30	b=40	b=50	b=60
行動 1	0.895	0.917	0.952	0.964	0.981	0.993
行動 2	0.209	0.212	0.254	0.284	0.345	0.346
行動 3	0.223	0.251	0.236	0.305	0.342	0.406
行動 4	0.161	0.251	0.463	0.588	0.648	0.704
行動 5	0.167	0.318	0.370	0.396	0.403	0.458
行動 6	0.717	0.703	0.680	0.664	0.627	0.598
行動 7	0.974	0.943	0.910	0.890	0.898	0.902
行動 8	0.518	0.544	0.600	0.644	0.678	0.686

a =0.09 秒						
被験者 1	b=10	b=20	b=30	b=40	b=50	b=60
行動 1	0.903	0.952	0.978	0.998	1.000	1.000
行動 2	0.203	0.236	0.346	0.385	0.439	0.432
行動 3	0.226	0.281	0.330	0.472	0.792	0.789
行動 4	0.132	0.322	0.501	0.670	0.795	0.795
行動 5	0.262	0.370	0.444	0.444	0.479	0.482
行動 6	0.726	0.705	0.687	0.646	0.559	0.590
行動 7	0.958	0.896	0.865	0.888	0.908	0.919
行動 8	0.547	0.589	0.616	0.661	0.646	0.646

a =0.12 秒						
被験者 1	b=10	b=20	b=30	b=40	b=50	b=60
行動 1	0.922	0.974	0.996	1.000	1.000	0.981
行動 2	0.227	0.325	0.419	0.437	0.658	0.917
行動 3	0.272	0.315	0.482	0.720	0.771	0.607
行動 4	0.207	0.462	0.633	0.746	0.810	0.764
行動 5	0.291	0.387	0.499	0.556	0.458	0.308
行動 6	0.707	0.703	0.616	0.529	0.531	0.425
行動 7	0.939	0.901	0.863	0.856	0.824	0.794
行動 8	0.544	0.629	0.641	0.670	0.653	0.559



a =0.15 秒						
被験者 1	b=10	b=20	b=30	b=40	b=50	b=60
行動 1	0.937	0.987	1.000	0.949	0.949	×
行動 2	0.263	0.416	0.370	0.852	0.852	×
行動 3	0.274	0.379	0.689	0.538	0.538	×
行動 4	0.240	0.516	0.718	0.684	0.684	×
行動 5	0.349	0.472	0.584	0.275	0.275	×
行動 6	0.711	0.699	0.649	0.329	0.329	×
行動 7	0.926	0.879	0.882	0.062	0.062	×
行動 8	0.546	0.634	0.636	0.405	0.405	×

a =0.18 秒						
被験者 1	b=10	b=20	b=30	b=40	b=50	b=60
行動 1	0.951	0.994	1.000	0.938	×	×
行動 2	0.287	0.437	0.541	0.886	×	×
行動 3	0.314	0.488	0.874	0.690	×	×
行動 4	0.265	0.606	0.777	0.777	×	×
行動 5	0.377	0.510	0.614	0.416	×	×
行動 6	0.713	0.689	0.637	0.491	×	×
行動 7	0.897	0.905	0.901	0.805	×	×
行動 8	0.537	0.618	0.647	0.547	×	×

表 9: 被験者 2 (左利き) の時系列の変更による行動推定の精度

a =0.03 秒						
被験者 2	b=10	b=20	b=30	b=40	b=50	b=60
行動 1	0.613	0.640	0.644	0.670	0.734	0.748
行動 2	0.966	0.977	0.984	0.994	1.000	1.000
行動 3	0.562	0.497	0.474	0.476	0.450	0.451
行動 4	0.322	0.343	0.349	0.348	0.354	0.381
行動 5	0.181	0.225	0.249	0.275	0.271	0.314
行動 6	0.459	0.600	0.670	0.722	0.720	0.737
行動 7	0.543	0.519	0.523	0.531	0.537	0.534
行動 8	0.338	0.334	0.327	0.294	0.309	0.290

a =0.06 秒						
被験者 2	b=10	b=20	b=30	b=40	b=50	b=60
行動 1	0.596	0.661	0.734	0.810	0.840	0.885
行動 2	0.977	0.991	1.000	1.000	1.000	1.000
行動 3	0.552	0.483	0.462	0.440	0.420	0.386
行動 4	0.348	0.393	0.437	0.508	0.622	0.717
行動 5	0.235	0.253	0.280	0.312	0.364	0.368
行動 6	0.532	0.677	0.741	0.827	0.905	0.945
行動 7	0.539	0.551	0.550	0.542	0.554	0.563
行動 8	0.325	0.299	0.305	0.345	0.351	0.346

a =0.09 秒						
被験者 2	b=10	b=20	b=30	b=40	b=50	b=60
行動 1	0.609	0.714	0.838	0.897	0.974	0.957
行動 2	0.983	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
行動 3	0.535	0.489	0.466	0.411	0.408	0.372
行動 4	0.364	0.437	0.585	0.751	0.822	0.891
行動 5	0.239	0.298	0.345	0.365	0.440	0.461
行動 6	0.619	0.739	0.852	0.927	0.971	1.000
行動 7	0.528	0.553	0.534	0.573	0.549	0.593
行動 8	0.322	0.340	0.387	0.384	0.290	0.290

a =0.12 秒						
被験者 2	b=10	b=20	b=30	b=40	b=50	b=60
行動 1	0.639	0.775	0.957	0.975	0.769	0.684
行動 2	0.990	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
行動 3	0.521	0.456	0.444	0.386	0.393	0.531
行動 4	0.407	0.544	0.805	0.844	0.900	0.926
行動 5	0.266	0.317	0.444	0.464	0.547	0.679
行動 6	0.661	0.825	0.972	0.984	1.000	1.000
行動 7	0.549	0.544	0.537	0.539	0.587	0.790
行動 8	0.331	0.359	0.307	0.268	0.497	0.649

a =0.15 秒						
被験者 2	b=10	b=20	b=30	b=40	b=50	b=60
行動 1	0.676	0.819	0.957	0.812	0.692	×
行動 2	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	×
行動 3	0.511	0.446	0.444	0.422	0.500	×
行動 4	0.417	0.601	0.805	0.863	0.741	×
行動 5	0.272	0.323	0.444	0.549	0.667	×
行動 6	0.670	0.877	0.972	0.971	1.000	×
行動 7	0.550	0.550	0.537	0.667	0.796	×
行動 8	0.325	0.349	0.307	0.437	0.714	×

a =0.18 秒						
被験者 2	b=10	b=20	b=30	b=40	b=50	b=60
行動 1	0.699	0.879	0.928	0.682	×	×
行動 2	1.000	1.000	1.000	1.000	×	×
行動 3	0.491	0.443	0.378	0.563	×	×
行動 4	0.461	0.736	0.861	0.897	×	×
行動 5	0.276	0.347	0.449	0.690	×	×
行動 6	0.700	0.911	0.985	1.000	×	×
行動 7	0.560	0.548	0.625	0.782	×	×
行動 8	0.341	0.379	0.264	0.667	×	×



表 10: 被験者 3 の時系列の変更による行動推定の結果の精度の値

a =0.03 秒						
被験者 3	b=10	b=20	b=30	b=40	b=50	b=60
行動 1	0.840	0.845	0.875	0.892	0.910	0.926
行動 2	0.426	0.435	0.507	0.565	0.597	0.622
行動 3	0.630	0.640	0.667	0.722	0.768	0.770
行動 4	0.577	0.587	0.586	0.559	0.548	0.553
行動 5	0.562	0.585	0.604	0.631	0.701	0.709
行動 6	0.250	0.282	0.307	0.335	0.281	0.296
行動 7	0.656	0.664	0.667	0.667	0.667	0.667
行動 8	0.579	0.584	0.594	0.608	0.632	0.674

a =0.06 秒						
被験者 3	b=10	b=20	b=30	b=40	b=50	b=60
行動 1	0.856	0.894	0.929	0.969	0.993	1.000
行動 2	0.464	0.541	0.586	0.614	0.622	0.634
行動 3	0.635	0.695	0.772	0.837	0.848	0.860
行動 4	0.597	0.569	0.561	0.539	0.563	0.620
行動 5	0.561	0.634	0.665	0.686	0.692	0.714
行動 6	0.288	0.293	0.242	0.285	0.218	0.212
行動 7	0.662	0.667	0.667	0.672	0.700	0.751
行動 8	0.585	0.581	0.623	0.624	0.627	0.562

a =0.09 秒						
被験者 3	b=10	b=20	b=30	b=40	b=50	b=60
行動 1	0.876	0.933	0.981	1.000	1.000	1.000
行動 2	0.501	0.604	0.619	0.633	0.698	0.732
行動 3	0.650	0.740	0.845	0.937	0.938	0.948
行動 4	0.595	0.573	0.560	0.622	0.685	0.745
行動 5	0.611	0.704	0.732	0.722	0.737	0.702
行動 6	0.339	0.305	0.244	0.215	0.271	0.307
行動 7	0.667	0.667	0.675	0.744	0.835	0.932
行動 8	0.589	0.586	0.580	0.560	0.573	0.699

a =0.12 秒						
被験者 3	b=10	b=20	b=30	b=40	b=50	b=60
行動 1	0.892	0.967	1.000	1.000	1.000	1.000
行動 2	0.538	0.618	0.641	0.678	0.680	0.669
行動 3	0.692	0.838	0.913	0.936	0.964	0.947
行動 4	0.578	0.584	0.594	0.751	0.810	0.737
行動 5	0.630	0.699	0.701	0.753	0.667	0.629
行動 6	0.321	0.257	0.226	0.272	0.321	0.333
行動 7	0.668	0.668	0.738	0.868	0.964	0.977
行動 8	0.585	0.600	0.508	0.617	0.819	0.906

a =0.15 秒						
被験者 3	b=10	b=20	b=30	b=40	b=50	b=60
行動 1	0.909	0.991	0.981	1.000	1.000	×
行動 2	0.569	0.621	0.619	0.672	0.670	×
行動 3	0.722	0.883	0.845	0.969	0.991	×
行動 4	0.596	0.601	0.560	0.781	0.783	×
行動 5	0.662	0.746	0.732	0.769	0.657	×
行動 6	0.336	0.256	0.244	0.325	0.286	×
行動 7	0.668	0.672	0.675	0.969	0.952	×
行動 8	0.586	0.571	0.580	0.780	0.910	×

a =0.18 秒						
被験者 3	b=10	b=20	b=30	b=40	b=50	b=60
行動 1	0.931	1.000	1.000	1.000	×	×
行動 2	0.599	0.621	0.683	0.669	×	×
行動 3	0.729	0.920	0.966	0.964	×	×
行動 4	0.589	0.645	0.771	0.813	×	×
行動 5	0.678	0.743	0.755	0.623	×	×
行動 6	0.341	0.247	0.318	0.355	×	×
行動 7	0.667	0.717	0.934	0.993	×	×
行動 8	0.604	0.541	0.673	0.879	×	×

表 11: 被験者 4 の時系列の変更による行動推定の結果の精度の値

a =0.03 秒				
被験者 4	b=30	b=40	b=50	b=60
行動 1	1.000	1.000	1.000	1.000
行動 2	0.790	0.930	0.991	0.902
行動 3	0.862	0.980	1.000	0.905
行動 4	0.543	0.792	0.869	0.745
行動 5	0.672	0.711	0.834	0.728
行動 6	1.000	0.994	1.000	0.902
行動 7	0.981	0.994	0.928	0.637
行動 8	0.753	0.804	0.932	0.871

a =0.06 秒				
被験者 4	b=30	b=40	b=50	b=60
行動 1	0.968	0.990	0.998	1.000
行動 2	0.574	0.634	0.738	0.838
行動 3	0.360	0.520	0.736	0.906
行動 4	0.264	0.292	0.370	0.469
行動 5	0.507	0.629	0.704	0.705
行動 6	0.992	0.998	0.992	0.996
行動 7	0.986	0.979	0.992	0.993
行動 8	0.576	0.624	0.694	0.755



a =0.09 秒				
被験者 4	b=30	b=40	b=50	b=60
行動 1	0.996	1.000	1.000	1.000
行動 2	0.643	0.771	0.924	0.978
行動 3	0.587	0.844	0.962	0.986
行動 4	0.390	0.580	0.837	0.953
行動 5	0.620	0.670	0.646	0.671
行動 6	0.998	1.000	1.000	0.996
行動 7	0.980	0.954	0.946	0.918
行動 8	0.621	0.728	0.813	0.892

a =0.12 秒				
被験者 4	b=30	b=40	b=50	b=60
行動 1	1.000	1.000	1.000	1.000
行動 2	0.790	0.930	0.991	0.902
行動 3	0.862	0.980	1.000	0.905
行動 4	0.543	0.792	0.869	0.745
行動 5	0.672	0.711	0.834	0.728
行動 6	1.000	0.994	1.000	0.902
行動 7	0.981	0.994	0.928	0.637
行動 8	0.753	0.804	0.932	0.871

a =0.15 秒				
被験者 4	b=30	b=40	b=50	b=60
行動 1	1.000	1.000	0.986	×
行動 2	0.907	0.991	0.813	×
行動 3	0.921	0.939	0.821	×
行動 4	0.792	0.969	0.760	×
行動 5	0.678	0.814	0.632	×
行動 6	0.997	1.000	0.720	×
行動 7	0.976	0.907	0.493	×
行動 8	0.858	0.987	0.890	×

a =0.18 秒				
被験者 4	b=30	b=40	b=50	b=60
1	1.000	1.000	×	×
2	0.972	0.991	×	×
3	0.990	0.955	×	×
4	0.899	0.935	×	×
5	0.737	0.835	×	×
6	0.997	0.917	×	×
7	0.931	0.704	×	×
8	0.909	0.914	×	×

表 12: 被験者 5 の時系列の変更による行動推定の結果の精度の値

a =0.03 秒				
被験者 5	b=30	b=40	b=50	b=60
行動 1	0.475	0.474	0.479	0.480
行動 2	0.359	0.329	0.286	0.277
行動 3	0.524	0.525	0.517	0.513
行動 4	0.521	0.538	0.548	0.548
行動 5	0.091	0.097	0.109	0.126
行動 6	0.337	0.289	0.283	0.320
行動 7	0.404	0.375	0.357	0.325
行動 8	0.346	0.339	0.353	0.343

a =0.06 秒				
被験者 5	b=30	b=40	b=50	b=60
行動 1	0.488	0.508	0.526	0.543
行動 2	0.306	0.343	0.314	0.450
行動 3	0.482	0.480	0.516	0.499
行動 4	0.556	0.528	0.564	0.583
行動 5	0.102	0.149	0.127	0.118
行動 6	0.307	0.309	0.324	0.331
行動 7	0.306	0.236	0.220	0.182
行動 8	0.337	0.340	0.343	0.367

a =0.09 秒				
被験者 5	b=30	b=40	b=50	b=60
行動 1	0.514	0.538	0.567	0.629
行動 2	0.379	0.455	0.538	0.634
行動 3	0.500	0.546	0.581	0.562
行動 4	0.575	0.568	0.573	0.578
行動 5	0.100	0.106	0.145	0.224
行動 6	0.308	0.312	0.356	0.385
行動 7	0.246	0.264	0.331	0.413
行動 8	0.336	0.362	0.377	0.389

a =0.12 秒				
被験者 5	b=30	b=40	b=50	b=60
行動 1	0.546	0.605	0.664	0.663
行動 2	0.395	0.512	0.589	0.568
行動 3	0.658	0.653	0.671	0.571
行動 4	0.531	0.547	0.553	0.519
行動 5	0.130	0.187	0.188	0.210
行動 6	0.375	0.382	0.325	0.245
行動 7	0.262	0.326	0.390	0.284
行動 8	0.387	0.411	0.380	0.434



a =0.15 秒				
被験者 5	b=30	b=40	b=50	b=60
行動 1	0.584	0.664	0.654	×
行動 2	0.510	0.618	0.607	×
行動 3	0.622	0.689	0.507	×
行動 4	0.549	0.533	0.437	×
行動 5	0.145	0.347	0.244	×
行動 6	0.438	0.378	0.250	×
行動 7	0.389	0.449	0.252	×
行動 8	0.397	0.459	0.359	×

a =0.18 秒				
被験者 5	b=30	b=40	b=50	b=60
行動 1	0.639	0.681	×	×
行動 2	0.589	0.548	×	×
行動 3	0.645	0.615	×	×
行動 4	0.566	0.601	×	×
行動 5	0.244	0.256	×	×
行動 6	0.341	0.343	×	×
行動 7	0.394	0.381	×	×
行動 8	0.423	0.417	×	×

## 5.2.2 行動推定する際の時系列と精度の関係に関する実験結果の考察

行動推定する際の時系列として間隔 0.18 秒ごとに必要な情報を取得して約 6 秒から 7 秒かけて行動推定することで大きな支障はなく高い精度のデータが得られる傾向があることが分かった。これは学生の行動は約 6 秒で完結する行動が多いためであると考えられ、特に「居眠り」「スマホをいじる」といった行動は、瞬間瞬間の視線データと姿勢データを見ても推定しずらく、長い時間の時系列として推定することで推定精度が上がることが分かった。理由は、「スマホをいじる」「居眠り」は瞬間瞬間では、「黒板を見ている」「教科書を読む」と似た姿勢を取っている場合が多く、時間をかけて推定しなければ、「スマホをいじる」「居眠り」の特徴的なデータを得られないことができないためであると考えられる（例えば「居眠り」では長い時間視線データと姿勢データの変化がない場合、「居眠り」と推定できる）。

また、0.18 秒ごとに視線データと姿勢データを抽出することで行動推定は十分可能であるということが結果から言える。これは、計算量を減らすことができることで実際にシステムを導入する際も PC スペックを下げることで、大きなメリットであると言える。

しかし、やはり人によって癖が存在し、ある行動をとっていても姿勢が異なることが分かった。この点に関しては詳しく解析はできていないが、学生全員を同じ時系列情報の取得方法の手法を用いることへの難しさが示されていると思う。各行動に対する特徴的なデータを検知した際にそこから時系列で解析することが必要という意見もある。しかし、今回の結果から間隔 0.18 秒ごとに必要な情報を取得して約 6 秒から 7 秒かけて行動推定することで大きな支障はなく高い精度のデータが得られる傾向があることから、特徴量を増やすことや、画角を工夫することで、多くの学生に対して同じ時系列情報の取得方法による行動推定することができるのか工夫してみる価値はあると考える。そのために、この実験をもっと多くの被験者で行う必要がある。

## 第6章 結論

本稿では、講義を効果的なものにするには講師は一方的に教えるのではなく、学生の状況に応じて講義を改善する必要がある中で、近年のオンライン講義やオンデマンド講義の需要を鑑みて、「講義中に一人の学生がしている行動を推定する」ことを目指した。

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必要がある演習中に絞り、学生の行動情報の取得を行った。スマートフォンのカメラで演習中の学生を撮影し、その姿勢データから行動推定を試みた森の研究の改良を試みた。一つ目に第4章①時系列解析方法の変化による行動推定の精度の変化の調査行動推定の時系列解析の調査を行った。その結果、時系列解析方法の変化させることで行動推定の精度の大きな向上が見られたことにより、画像の抽出間隔・抽出数について詳細に検討する必要性を示した。二つ目に、第4章②「授業者を見る」「教科書を読む」「文字を書く」「ほおづえ」「居眠り」「スマホをいじる」といったラーニング・アナリティクスに利用できる行動を推定することを目標に時系列と精度の関係について調査し、効果の高い時系列解析の指針を得ること、それに撮影した動画から機械で、顔の向き、右手左手の動きといった特徴量を取得し、用いること、を目指し、指定した行動をとっている学生の撮影データから、OpenVINO と OpenPose を用いて顔の向き情報と骨格情報と取得した。そこから顔の向きと利き手の座標3点を特徴量として行動推定を行う際の最適な時系列解析の調査を行った。結果、被験者5名に対する行動推定する際の時系列としてデータ抽出間隔約0.18秒ごとに必要な情報を取得して約6秒から7秒かけて行動推定することで大きな支障はなく高い精度のデータが得られると考えられる。

今後の課題として、行動に対する最適な時系列のパラメータが異なるかを検討し、議論を行うべきである。また、今回4.2の実験において、特徴量として利き手でない方の腕の情報も取得しているため、左腕のOpenPose データを含めた骨格座標の特徴量を増やすことでの行動推定精度の向上を確認、ある人の行動推定を他人のトレーニングデータを用いて行うことができるのかの確認を行う必要がある。また、根本的な課題としてカメラで人を撮影する際のプライバシーの問題があげられる[18-20]。プライバシー問題については近年問題になり、世の中でも様々な研究が行われている。中でも、差分プライバシーと機械学習を用いてプライバシー問題を解決する研究が行われており[21-23]、本研究には、この方向性が適しているのではないかと考える。

# 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]古川雅子, 中村泰之, 山川修, 柳沼良知, 多川孝央, 山田恒夫, 魚崎紀子, 「ラーニング・アナリティクスの動向-第7回 Learning Analytics & Knowledge Conference(LAK'17) 参加報告-」, 情報教育シンポジウム論文集, pp.31-36, 2017
- [2]緒方広明, 藤村直美, 「大学教育におけるラーニング・アナリティクスのための情報基盤システムの構築」情報処理学会論文誌教育とコンピュータ (TCE), Vol.3, No.2, pp.1-7, 2017
- [3]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」, PCConference 論文集, pp.336-337, 2019
- [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]山田正寛, 「ラーニング・アナリティクスの研究の現状と今後の方向性」, 日本教育工学会論文誌, Vol.41, No3, pp.189-197, 2017
- [6]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, 2017
- [7]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
- [8]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
- [9]D・A・ブライ, 「大学の講義法」, 玉川大学出版部, pp.158-162, 1985
- [10]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
- [11]手塚太郎, 「姿勢計測による e-learning 受講者の行動推定」, 知能と情報, 2016
- [12]授謝心怡, 「授業所の振り返り支援のための生徒の受講行動検出」, 電子情報通信学会 2021
- [13]森章汰, 「学生の姿勢と筆記情報の統合による演習中の学生の状況推定」, 三重大学工学部修士論文, 2021
- [14]須田昂宏, 「講義型授業における学生の表出行動の内在的意味の解明」, 名古屋大学大学院 大学教育学会誌第37巻第2号 2015年
- [15]Takahiro Suda, “An Examination of Students’ Expressive Behavior in Lecture-based Lessons”, Journal of the University Education Association, Vol.37, No.2, pp.1-4, 2015

- [16] OpenVINO 公式 サイト , [head-pose-estimation-adas-0001 — OpenVINO™ documentation](#), 2020.11.23.
- [17] 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
- [18] 佐藤一郎, 「パーソナルデータに関わる制度改正動向」, 電子情報通信学会誌, Vol.98, No.3, pp.178-187, 2015
- [19] 小林慎太郎, 「パーソナルデータの教科書」.日経 BP 社, 2014
- [20] 高度情報通信ネットワーク社会推進戦略本部, 「パーソナルデータの利活用に関する制度改正大綱」, 2014
- [21] Xie, W., Wang, Y., Boker, S.M., Brown, D.E., “Priv Logit: efficient Privacy preserving Logistic Regression by Tailoring Numerical Optimizers, ” arXiv Prepr. ArXiv 1611.01170/2016
- [22] Xiong J., et al., “Enhancing Privacy and Availability for Data Clustering in Intelligent Electrical Service of IoT,” vol.6, no.2, pp.1530–1540..2019
- [23] Dong Su, Jianneng Cao, Ninghui Li, Elisa Bertino, Hong xia Jin “Proceedings of the Sixth ACM Conference on Data and Application Security and Privacy” March 2016 Pages 26–37. 2016

## 発表実績

- [1]佐々木皓平, 高瀬治彦, 川中晴彦, 北英彦, 多数のフォトレジスタを用いた学生の姿勢推定—体格の違いへの対応—, PC Conference 論文集, pp.261-263, 2020
- [2]佐々木皓平, 高瀬治彦北英彦, 多数のフォトレジスタによる学生の姿勢推定に関する一検討, 令和二年度電気・電子・情報関係学会東海支部連合大会
- [3]Kohei Sasaki, Haruhiko Takase and Hidehiko Kita, Estimating the situation of students during exercises—Estimation using a series of student's posture and writing states —, Proceedings of the 11<sup>th</sup> International Symposium for Sustainability by Engineering at MIU(IS2EMU2021), F-34, pp.69-70, September2021.



# 付録

各被験者の最も行動推定の精度が高かったときの用いた時系列と行動推定結果を示す。

表 各被験者の最も行動推定の精度が高かった時の用いた時系列と行動推定結果

被験者 1: (用いた時系列(a, b)=(0.18, 30))

		推定結果								
		行動 1	行動 2	行動 3	行動 4	行動 5	行動 6	行動 7	行動 8	推定精度
実際の行動	行動 1	292	0	0	0	0	0	0	0	1.000
	行動 2	29	162	14	3	25	14	45	2	0.551
	行動 3	0	1	251	27	0	8	0	6	0.857
	行動 4	1	0	7	226	1	41	0	16	0.774
	行動 5	22	42	11	6	186	8	2	16	0.635
	行動 6	92	0	0	17	0	183	0	0	0.627
	行動 7	26	0	0	2	0	0	265	0	0.904
	行動 8	0	6	36	20	8	0	30	186	0.650

被験者 2: (用いた時系列(a, b)=(0.18, 40))

		推定結果									
		行動 1	行動 2	行動 3	行動 4	行動 5	行動 6	行動 7	行動 8		
実際の行動	行動 1	54	25	0	0	0	0	0	0		0.684
	行動 2	0	80	0	0	0	0	0	0		1.000
	行動 3	0	0	43	0	0	8	30	0		0.531
	行動 4	5	0	0	75	0	0	1	0		0.926
	行動 5	0	26	0	0	55	0	0	0		0.679
	行動 6	0	0	0	0	0	81	0	0		1.000
	行動 7	0	0	7	4	0	5	64	1		0.790
	行動 8	18	0	1	0	6	2	0	50		0.649

被験者 3: (用いた時系列(a, b)=(0.18, 40))

		推定 結果									
		行動 1	行動 2	行動 3	行動 4	行動 5	行動 6	行動 7	行動 8		推定 精度
実 際 の 行 動	行動 1	131	0	0	0	0	0	0	0		1.000
	行動 2	11	89	0	7	13	2	0	11		0.669
	行動 3	0	0	126	7	0	0	0	0		0.947
	行動 4	14	0	7	98	0	0	14	0		0.737
	行動 5	14	22	0	4	83	0	6	3		0.629
	行動 6	44	2	0	11	6	44	6	19		0.333
	行動 7	0	0	2	1	0	0	129	0		0.977
	行動 8	0	1	0	1	3	1	6	116		0.906

被験者 4: (用いた時系列(a, b)=(0.15, 40))

		推定 結果									
		行動 1	行動 2	行動 3	行動 4	行動 5	行動 6	行動 7	行動 8		推定 精度
実 際 の 行 動	行動 1	220	0	0	0	0	0	0	0		1.000
	行動 2	1	220	0	0	0	1	0	0		0.991
	行動 3	0	0	225	0	0	0	0	0		1.000
	行動 4	0	6	0	193	5	0	1	17		0.869
	行動 5	25	10	0	2	186	0	0	0		0.834
	行動 6	0	0	0	0	0	222	0	0		1.000
	行動 7	10	0	0	2	0	0	206	4		0.928
	行動 8	0	6	0	0	1	1	7	206		0.932

被験者 5: (用いた時系列(a, b)=(0.15, 40))

		推定 結果									
		行動 1	行動 2	行動 3	行動 4	行動 5	行動 6	行動 7	行動 8		推定 精度
実 際 の 行 動	行動 1	186	37	0	31	8	2	3	13		0.664
	行動 2	76	166	24	0	6	8	2	0		0.589
	行動 3	1	2	190	36	4	24	24	2		0.671
	行動 4	81	2	33	156	5	0	0	5		0.553
	行動 5	35	70	5	27	53	30	10	52		0.188
	行動 6	8	38	38	1	20	92	67	19		0.325
	行動 7	3	54	36	14	2	39	110	24		0.390
	行動 8	23	19	29	25	2	24	51	106		0.380