

修士論文

着座姿勢の継続的な識別を可能にする
センシングチェアの開発と評価

音田 恭宏

2018年3月15日

奈良先端科学技術大学院大学
情報科学研究科

本論文は奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科に
修士(工学) 授与の要件として提出した修士論文である。

音田 恭宏

審査委員：

安本 慶一 教授	(主指導教員)
松本 健一 教授	(副指導教員)
荒川 豊 准教授	(副指導教員)
諏訪 博彦 助教	(副指導教員)
水本 旭洋 特任助教	(副指導教員)

着座姿勢の継続的な識別を可能にする センシングチェアの開発と評価*

音田 恭宏

内容梗概

近年、オフィスワークのパソコン等を用いた1日当たりのデスクワークの時間が増加しており、デスクワークが長くなるにつれて身体的疲労を感じている人は増加傾向にあり、死亡率・肥満・心疾患・糖尿病などのリスクに繋がる。また、好ましくない姿勢は身体への負担が大きく、腰痛や肩こりなどの悪影響を引き起こす。そのため、健康状態悪化の予防や作業効率の向上にはオフィスワークの着座姿勢の識別や座位時間の計測を行い、姿勢の改善や同一姿勢による長時間作業の防止を行うことが重要であると考えられる。これまでに着座姿勢の識別に関する研究は数多く行われているが、(1) カメラ等の機器によるプライバシーの侵害がある、(2) 椅子に数多くのセンサを取り付けているため椅子本来の性能を損ねている、(3) センサの設置位置に制限がある、(4) 身体にセンサを取り付ける場合は煩わしさがある、(5) 識別できる着座姿勢の種類が少ない、(6) 評価の際の実験協力者の人数が少なく、様々な体格の人が座った場合においても、同様に着座姿勢を識別できるか不確か等の課題が残されている。

本研究では、上記の課題を全て解決したオフィスワークの着座姿勢を識別する手法を提案し、着座姿勢を継続的に連続して観測可能なセンシングチェアを開発を行う。開発するセンシングチェアは課題(1)(2)(3)(4)を達成するために8つの加速度センサが椅子の裏側に取り付けられており、加速度センサの傾き角度から着座姿勢を識別する仕組みになっている。識別する着座姿勢は椅子の座面に対す

*奈良先端科学技術大学院大学 情報科学研究科 修士論文, NAIST-IS-MT1651029, 2018年3月15日.

る上半身の左右の傾きである「左・中央・右」の3通り，前後の傾きである「前傾・直立・後傾」の3通り，座る深さである「前座・奥座」の2通りの組み合わせである18種類と離着席を判別するための離席であり，合わせて19種類の着座姿勢であり，これまでの研究で識別している着座姿勢の種類より多く，オフィスワーカーが取りうる着座姿勢をカバーしており，課題(5)を解決している．体格や椅子の個体差に依存しない姿勢識別を実現するため，提案する着座姿勢識別手法は3種類あり，1)「加速度センサの傾き角度を特徴量にした識別手法」，2)「離席時からの相対的な傾き角度の変化を特徴量にした識別手法」，3)「標準姿勢からの相対的な角度の変化を特徴量にした識別手法」である．

提案する着座姿勢識別手法の有用性を評価し，課題(6)をクリアするため，述べ28名の様々な体格の実験協力者は各着座姿勢を行い，加速度センサのデータを収集してLeave-One-Participant-Out Cross-Validationで様々な機械学習を用いて識別を行った．用いた機械学習は「ロジスティック回帰」「k近傍法」「決定木」「ランダムフォレスト」「SVM」「ニューラルネットワーク」の6種類である．結果，提案した全ての着座姿勢識別手法においてニューラルネットワークによる識別が最も精度が良く，手法1では75.4%，手法2では83.7%，手法3では，85.6%であった．加えて，ランダムフォレストから得られる特徴量の重要度からセンサの取り付ける重要な位置を検討したところ，椅子の中心線上に取り付けられている加速度センサの重要度が高いことがわかった．また，重要度の高い中心線上の加速度センサ4つによる識別精度は78.6%となり，センサの数を減らしても8割近い識別精度を有していることを確認した．

キーワード

着座姿勢, オフィスワーカー, 加速度センサ, オフィスチェア, 姿勢識別, 機械学習

Development and evaluation of sensing chair for continuous recognition of sitting posture*

Yasuhiro Otda

Abstract

Most office workers usually work sitting down. It is said that sedentary behavior may cause diabetes, cardiovascular disease, and weight gain. In addition, sitting with an undesirable posture is considered to be a burden on the shoulders and waist, including physical burdens such as low back pain and stiff shoulders. To maintain health and improve working efficiency, the sensing chair needs to identify the sitting posture of the workers, suggest a change in their posture, and prevent long-term work with the same posture. For that, it is necessary to recognize the current sitting posture of the office worker. There have been many studies on recognition of sitting posture in the past, however, they have the following problems: (1) privacy intrusion due to the utilization of high privacy-invasive devices like cameras; (2) deterioration of the original performance of a chair due to attaching many sensors to a chair; (3) restriction on the positional relationship between the sensor and the user; (4) user discomfort due to the need to attach a sensor to the body; (5) limited number of recognizable sitting postures; (6) uncertainty in recognizing posture of people with various physiques due to the lack of experimental participants.

In this thesis, I address all the above problems, propose a sitting posture recognition method and develop a sensing chair that can continuously observe the sitting posture. To solve problems (1) (2) (3) (4), the sensing chair is equipped with

*Master's Thesis, Graduate School of Information Science, Nara Institute of Science and Technology, NAIST-IS-MT1651029, March 15, 2018.

eight accelerometers attached to the back of the chair, and the sitting posture is recognized using the tilt angle of the accelerometer. Sensing chair recognizes 18 types of sitting posture. Each sitting pose is defined by the combination of three main features. The first feature is selected from three types of inclination, whether the upper body is centered or leaning to the left or to the right side. The second group is chosen among three kinds of inclination whether the upper body is upright or leaning forward, or leaning back. The third group is determined from two types of sitting depth on the chair, either deep or shallow. In addition, it can identify if an office worker is seated or not, which can be used to measure sitting duration. To solve problem (5), the sensing chair can recognize more postures than previous studies. There are 3 kinds of proposed sitting posture recognition methods, (1) using the tilt angle of accelerometer as feature, (2) using a change in the relative tilt angle from the time of seat movement as a feature, (3) a method based on relative angle change from standard posture as a feature.

In order to evaluate the accuracy of the proposed sitting posture recognition method, and to solve the problem (6), 28 participants of various physiques are recruited. I evaluated the recognition methods using the Leave-One-Participant-Out Cross-Validation using various machine learning techniques. As a result, the recognition using neural network was the most accurate in all proposed sitting posture recognition methods, 75.4% for method 1, 83.7% for method 2, and 85.6% for method 3. In addition, the position of the accelerometer sensors where examined using random forest, the result was that the sensors attached on the center of the chair provided the most important features. Using only the four center sensors, the sensing chair still had a 78.6% accuracy in recognizing sitting posture.

Keywords:

Sitting Posture, Posture Classification, Motion Sensor, Machine Learning, Office Chair, Office Worker

目次

1. 序論	1
2. 関連研究	5
2.1 圧力センサを用いた着座姿勢の識別	5
2.2 温度センサを用いた着座姿勢の識別	7
2.3 深度センサを用いた着座姿勢の識別	7
2.4 カメラを用いた着座姿勢の識別	8
2.5 身体にセンサを取り付けた着座姿勢の識別	8
3. センシングチェアと着座姿勢識別手法	10
3.1 着座姿勢の識別における課題	10
3.2 識別する着座姿勢	11
3.3 センシングチェアの構成	12
3.4 提案する着座姿勢識別手法	15
3.4.1 加速度センサの傾き角度を用いた着座姿勢識別手法	16
3.4.2 離席時からの相対的な傾き角度の変化を用いた着座姿勢識別手法	17
3.4.3 標準姿勢からの相対的な傾き角度の変化を用いた着座姿勢識別手法	17
4. 評価実験	19
4.1 実験概要	19
4.1.1 データセット	19
4.1.2 評価方法	20
4.2 実験結果	22
4.2.1 加速度センサの傾き角度を用いた着座姿勢識別手法の結果	22
4.2.2 離席時からの相対的な傾き角度の変化を用いた着座姿勢識別手法の結果	27

4.2.3	標準姿勢からの相対的な傾き角度の変化を用いた着座姿勢 識別手法の結果	32
4.3	特徴選択による重要なセンサ位置の評価	36
4.4	加速度センサの組み合わせによる識別結果の比較	38
4.5	複製したセンシングチェアにおける着座姿勢の識別	40
4.6	各手法の体格差の違いによる識別結果の比較	41
5.	結論	43
	謝辞	46
	参考文献	47

図 目 次

1	識別する着座姿勢	11
2	センシングチェアの構成図	12
3	椅子の裏側に取り付けたセンサの位置	13
4	加速度センサの3軸方向の取り付け向き	14
5	Raspberry Pi 3 の GPIO ピンに拡張ボードを通して接続した加速 度センサ	15
6	着座による加速度センサの傾き角度の変化	16
7	実験協力者の体重と身長	20
8	手法1による各機械学習アルゴリズムの各着座姿勢の識別結果 (LR,K- NN,DT)	24
9	手法1による各機械学習アルゴリズムの各着座姿勢の識別結果 (RF,SVM,NN)	25
10	手法1による各機械学習アルゴリズムの混同行列	26
11	手法2による各機械学習アルゴリズムの各着座姿勢の識別結果 (LR,K- NN,DT)	29
12	手法2による各機械学習アルゴリズムの各着座姿勢の識別結果 (RF,SVM,NN) 30	
13	手法2による各機械学習アルゴリズムの混同行列	31
14	手法3による各機械学習モデルの各着座姿勢の識別結果 (LR,K- NN,DT)	33
15	手法3による各機械学習モデルの各着座姿勢の識別結果 (RF,SVM,NN) 34	
16	手法3による各機械学習モデルの混同行列	35
17	センシングチェアに取り付けた加速度センサの番号割り当ておよ び3軸方向	36
18	各手法における各特徴量の重要度	37
19	複製したセンシングチェアにおける各手法の混同行列	41
20	各手法における実験協力者ごとの F 値	42

表 目 次

1	識別する着座姿勢 18 種類と離席	21
2	手法 1 による各機械学習モデルの適合率・再現率・F 値	23
3	手法 2 の各モデルの適合率・再現率・F 値	28
4	手法 3 の各機械学習アルゴリズムの適合率・再現率・F 値	32
5	加速度センサの組み合わせと説明および識別結果の適合率・再現 率・F 値	39
6	複製したセンシングチェアにおける各手法の識別精度	41

1. 序論

先進国のオフィスワーカーは勤務時間の75%を座って過ごしており [1], 日常生活においても座って過ごすことが多く, 長時間の座位行動が蔓延している [2]. また, スマートフォンやパソコンの普及により, 1日あたりのデスクワーク時間は増加傾向にあり, パソコンなどの使用時にオフィスワーカーが身体的な疲労を感じる割合は「1時間未満」で36.2%, 「1時間以上2時間未満」で57.5%, 「2時間以上4時間未満」で69.1%, 「4時間以上6時間未満」で81.7%, 「6時間以上」で84.9%と作業時間が長くなるほど身体的疲労を感じている人も増加している [3]. 身体的疲労の部位で挙げられているものとして目・首・肩・腰の疲れや痛みなどがある. これらの原因として, 長時間座ったままの作業による影響に加えて, 前すべり・えび反り・前のめり・浅掛けなどの好ましくない姿勢も身体的負担に影響していると考えられる. 好ましくない姿勢は腰痛を発症するリスクと関係があり, 腰椎・椎間・脊柱に悪影響を及ぼし, 長時間の座位も健康に弊害をもたらす [4, 5, 6, 7, 8]. 加えて, 日本におけるデスクワーク時間は世界20カ国の中でトップの420分となっており, 日本における“座りすぎ問題”は深刻なものになっていると言える [9]. 長時間の座位は糖尿病・心血管疾患・体重の増加による肥満・血行不良などの健康被害のリスクを高めるだけでなく, 心臓血管系の疾病による死亡率をも高める, 座位時間が8~11時間の場合は4時間未満の場合に比べて死亡率が1.15倍になり, 11時間以上だと1.40倍になる [9, 10, 11, 12]. そのため, 心疾患リスクを低減するためには1時間に一度は座位をやめ休憩を挟んだほうがいいとされており, デスクワークの作業時間が1時間を超えないように作業の間に10分から15分程度の休憩を挟むように厚生労働省がガイドラインを定めている [13, 14]. ゆえに, デスクワークの多いオフィスワーカーが長時間座り続けることや同じ姿勢・好ましくない姿勢で椅子に座って作業を行うことは健康被害や身体的・精神的負担を招き, 生産性や作業効率の低下に繋がると考えられる. このため, 健康状態を維持し, 作業効率を向上させるためには, オフィスワーカーの座っている姿勢を特定し, 座位を測定し, 姿勢を改善し, 同じ姿勢での長期間の作業を防止して座る時間を短縮することが重要である.

これまでに椅子に座っている人の着座姿勢を特定する研究は盛んに行われてお

り、深度センサや圧力センサなどを用いた取り組みが行われている。小松ら [15] は深度センサを人の頭上に設置して、着座している 13 名の 7 種類の姿勢を推定しており、内藤ら [16] は深度センサと体圧センサを組み合わせることで前傾姿勢と後傾姿勢の推定を行っている。また、圧力センサを用いた着座姿勢の識別では、Tan ら [17] は 42×48 の圧力センサシートを椅子に取り付け、10 種類の着座姿勢を 79% で分類している。Mota ら [18] は Tan らと同様の圧力センサシートを用いて 10 名の 9 種類の着座姿勢をリアルタイムで 87.6% で推定している。他にも、身体にセンサを取り付けて着座姿勢を識別する研究やカメラを用いて着座姿勢を識別する研究などが行われている。これらの既存研究では、(1) カメラ等の機器によるプライバシーの侵害、(2) 椅子に数多くのセンサを取り付けているため人間工学に基づいて設計されている椅子本来の性能を損なっている、(3) センサとユーザの位置関係に制限がある、(4) 身体にセンサを取り付ける場合は煩わしさがある、(5) 識別できる着座姿勢の種類が少ない、(6) 評価の際の実験協力者の人数が少なく、様々な体格の人が座った場合においても、同様に着座姿勢を識別できるか不確か等の問題点がある。

本研究では、既存研究の全ての問題 1-6 を解決し、着座姿勢を識別するとともに、オフィスワーカーの座位状況の改善を図るために、長期間連続して着座姿勢を計測可能なセンシングチェアを開発する。人間工学に基づいて設計された椅子の性能を損なわず、オフィスワーカーに監視感や拘束感を与えずに自然な状態で長期間姿勢をセンシングすることを達成するために、提案するセンシングチェアは椅子本来の機能と干渉しないように座面・背面裏側の適切な位置に 3 軸加速度センサを複数個取り付け、オフィスワーカーにセンサ等を取り付ける必要なく、椅子に座るだけで離着席や多様な着座姿勢を椅子単体で識別する。3 軸加速度センサを用いることにより、3 軸方向の動きや傾きを計測することが可能となり、より多くの着座姿勢を識別することが可能となっており、カメラに比べてプライバシーを侵害しない。本研究で識別する着座姿勢はオフィスワーカーが勤務中に取りうると考えられる 18 種類の着座姿勢であり、株式会社岡村製作所が過去にオフィスワーカーが座位作業時に座っていた姿勢について目視調査した結果を基にしている [19]。加えて、オフィスワーカーの座位時間を把握するために離着席の状態も判

別する．これらの 19 種類の着座姿勢は既存研究と比べて識別する着座姿勢の種類が多く，オフィスワークの取りうる着座姿勢を網羅して計測することが可能である．着座姿勢の識別には，人が椅子に座った時に椅子の座面・背面がたわむことにより発生する加速度センサの傾き角度の変化を利用し，椅子に取り付けた加速度センサの XYZ 軸の傾き角度を特徴量に用いている．そして，体格や椅子の個体差に依存しない姿勢識別を実現するため，3 種類の着座姿勢識別手法を提案しており，1 つ目は「加速度センサの傾き角度を特徴量にした識別手法」，2 つ目は「離席時からの相対的な傾き角度の変化を特徴量にした識別手法」，3 つ目は「標準姿勢からの相対的な角度の変化を特徴量にした識別手法」である．1 つ目の手法は，単なる加速度センサの傾き角度を用いた場合の識別手法であり，2 つ目の手法は椅子の個体差や加速度センサの取り付け位置の差を軽減することを考慮した識別手法，最後の 3 つ目の手法は体格差の影響を考慮した識別手法となっている．

評価実験では，各識別手法について評価を行い，28 名の実験協力者は 18 種類の着座姿勢と離席を繰り返し行い，データセットを収集して，テストデータに実験協力者 1 名のデータセットを用いて，学習データにそれ以外の 27 名のデータセットを用いた Leave-One-Participant-Out Cross Validation で各識別精度の平均を求め，どの手法が最も精度よく着座姿勢を分類するかを検討した．結果，提案した全ての着座姿勢識別手法においてニューラルネットワークによる識別が最も精度が良く，「加速度センサの傾き角度を特徴量にした識別手法」では 75.4%，「離席時からの相対的な傾き角度の変化を特徴量にした識別手法」では 83.7%，「標準姿勢からの相対的な角度の変化を特徴量にした識別手法」では，85.6% であった．加えて，椅子に取り付ける加速度センサの重要な位置をランダムフォレストから得られる特徴量の重要度から検討したところ，椅子の中心線上に取り付けられている加速度センサの重要度が高いことがわかった．また，加速度センサの組み合わせによる着座姿勢の識別を評価したところ，椅子の中心線上にある加速度センサ 1 つでは 38.8%，加速度センサ 2 つでは 69.4%，加速度センサ 3 つでは 72.8%，加速度センサ 4 つでは 78.6% の識別精度を有しており，センサの数を減らしても 8 割近い識別精度を達成できることを確認した．そして，複数人のオフィスワーク

の着座姿勢を同時に並行して識別することを想定して、同様のセンシングチェアを4台開発し、複製したセンシングチェアにおいて椅子の個体差に影響されないことや様々な体格の人が座った場合でも姿勢識別を行えることを検証したところ、離席時からの相対的な傾き角度の変化を特徴量にした識別手法によって椅子の個体差に依存せず識別が可能であることを確認し、標準姿勢からの相対的な角度の変化を特徴量にした識別手法によって、体格差による影響を軽減して着座姿勢の識別していることがわかった。

2. 関連研究

様々なセンサを用いた着座姿勢の識別に関する研究はこれまでに数多く研究されている. 本章では, それらの研究の概要と問題点について述べる.

2.1 圧力センサを用いた着座姿勢の識別

Tan ら [17, 20] は, 42×48 の圧力素子を有している圧力センサシートを椅子の座面と背面にそれぞれ覆い被せ, 圧力センサシートから得られる圧力値を 3×3 の平滑化フィルタを用いて平滑化し, 4023 要素の圧力マップから PCA ベースの姿勢分類アルゴリズムで 10 種類の着座姿勢を分類している. 分類している姿勢は 1) 直立姿勢, 2) 前傾姿勢, 3) 左に傾いた姿勢, 4) 右に傾いた姿勢, 5) 右足を組んだ姿勢, 6) 左足を組んだ姿勢, 7) 左に傾きながら右足を組んだ姿勢, 8) 右に傾きながら左足を組んだ姿勢, 9) 後傾姿勢, 10) 前かがみの姿勢であり, これらの着座姿勢を 30 人の実験協力者を募り, 圧力マップのデータを集めて精度を評価を行った所, 学習済みの実験協力者では 96% の精度で姿勢を分類し, 未学習の実験協力者では 79% の精度で姿勢を分類したことを報告している.

Multu ら [21] は 31 個の圧力センサを椅子の背面と座面に取り付けて Tan[17] らと同様の 10 種類の着座姿勢を交差検証で 87% の精度で分類し, Hong らより少ないセンサ数で Hong らの分類精度 79% を超える結果を出している. また, 制限した 19 個の圧力センサで 10 種類の着座姿勢を 78% の精度で分類したことも報告している.

金田ら [22] は 54 個の圧力センサを内蔵したクッション型センサを椅子に取り付け, 圧力センサから得られた 5 秒間のデータの平均値を取り, クラスタリングを行うことで着座姿勢の識別を行っている. 識別している着座姿勢は 1) 離席, 2) 基本姿勢, 3) 椅子に寄りかかった姿勢, 4) 前かがみ, 5) 机に寝る, 6) 右に体重をかける, 7) 左に体重をかける, 8) 大きく右に体重をかける, 9) 大きく左に体重をかけるといった 9 種類の姿勢であり, これらの着座姿勢を 81% の精度で識別したことを報告している.

Mota ら [18] は Tan らと同様の圧力センサシートを用いて実験協力者 10 名の

9種類の着座姿勢を圧力センサシートから得られるセンサデータからガウス分布を用いて特徴量を抽出し、3層ニューラルネットワークにより、リアルタイムで87.6%で分類したことを報告している。Mota らが分類した9種類の着座姿勢は1) 前傾姿勢, 2) 左に傾いた前傾姿勢, 3) 右に傾いた前傾姿勢, 4) 直立姿勢, 5) 後傾姿勢, 6) 左に傾いた後傾姿勢, 7) 右に傾いた後傾姿勢, 8) 椅子の前方に座った姿勢, 9) 前すべりの姿勢である。

紙谷ら [23] も64個の圧力センサを内蔵した圧力センサシート敷いた椅子の上に低反発マットを設置して、圧力値の総和から姿勢が安定した状態を検知し、姿勢が安定したときに着座姿勢の識別を行っている。識別している着座姿勢は1) 通常姿勢, 2) 前傾姿勢, 3) 後傾姿勢, 4) 右足を組んだ姿勢, 5) 左足を組んだ姿勢, 6) 左に傾いた後傾姿勢, 7) 右に傾いた後傾姿勢, 8) 左足を組んだ状態で右に傾いた姿勢, 9) 右足を組んだ状態で左に傾いた姿勢の9種類である。評価実験では、6名の実験協力者に9種類の着座姿勢を行ったもらい、決定木により、94.3%の精度を有していることを報告している。

Meyer ら [24] は、圧力分布を測定するために240個の導電性繊維センサを用いた繊維圧力センサマットを設計し、着座姿勢の分類を行った。着座姿勢の分類のために座面に設置した繊維圧力センサマットの240個のセンサのうち96個のセンサと背面に1つ取り付けた繊維圧力センサを用いて16種類の着座姿勢をナイーブベイズ分類器で82%の分類精度であったと報告している。

Roland ら [25] は、モーションセンサを椅子の背面に取り付け、圧力センサを座面に10つ、背面に4つ、アームレストに各1つずつ取り付けて41名の7種類の着座姿勢をランダムフォレストにより、90.9%の精度で分類したことを報告している。分類した着座姿勢は1) 直立姿勢, 2) 後傾姿勢, 3) 前傾姿勢, 4) 左に傾いた姿勢, 5) 右に傾いた姿勢, 6) 左足を組んだ姿勢, 7) 右足を組んだ姿勢である。

圧力センサを椅子の座面や背面などの表面に取り付けた手法では、人間工学に基づいて設計された椅子本来の性能を損なう恐れだけでなく、椅子を覆うようにしてセンサが被せられていたり、センサがむき出しになって取り付けられているため、センサが存在していることが分かるため、深度センサと同様に監視されているような心理状態になる可能性がある。

2.2 温度センサを用いた着座姿勢の識別

Rusell ら [26] は椅子の座面・背面・左右のアームレストに複数の温度センサアレイを設置し、ユーザが椅子に座った時に温度センサの感知する温度が指数的に増加することとユーザが椅子に座っていないときは指数的に温度が減衰することを利用して直立姿勢・左に傾いている姿勢・右に傾いている姿勢・立ち姿勢を識別する手法を提案している。問題点として、周囲の温度によって温度センサが影響される可能性があり、筆者は温度調節可能な実験室で実験を行っていた。これに対応するためには周囲温度を計測するセンサが追加が必要であり、環境温度に対する補正が必要になってくる。また、椅子の熱特性にセンサの応答が影響されることも筆者自身が指摘している。

2.3 深度センサを用いた着座姿勢の識別

Grafsgaard ら [27] は、椅子に座った人の姿勢と学習時の認知負荷の相関性について調査するために Kinect を用いて学習者の頭部・胴体上部・胴体下部の奥行き位置を推定し、姿勢と感情状態に関連があったことを報告している。Kinect は安価なうえに深度情報から座っている人の姿勢を計測可能であるが、学習者が頭部または胴部を Kinect のフレームから外したり、胴体または腰部を腕と手で覆ったりすると、エラー状態が発生することが確認されており、オクルージョンに弱い。

小松ら [15] は深度センサを人の頭上に設置して、深度情報からユーザ領域のみを抽出し、深度値のヒストグラムや面積、中心座標、重心座標、傾き度合い、身体の向きなどの情報を特徴量として使用し、Adaboost と C4.5 により、着座している 13 名の 7 種類の姿勢を推定する手法を提案している。推定した 7 種類の着座姿勢は 1) 前傾姿勢, 2) 後傾姿勢, 3) 背伸び, 4) 身体の前での腕組み, 5) 身体の後ろでの腕組み, 6) 右/左手での頬杖, 7) ノート記入姿勢である。

内藤ら [16] は深度センサから得られる深度情報を基に頭部・両肩・胴体の奥行きから身体の傾斜角を算出し、体圧センサからのセンサデータと組み合わせることで前傾姿勢から後傾姿勢における身体の傾きを検知する手法を報告している。

深度センサを用いた着座姿勢の識別は、前述したように深度センサとユーザの

位置関係が重要であり、深度センサの取得範囲から外れたり、オクルージョンにより正しく深度情報を取得出来ないなどの問題点が挙げられ、カメラに似たようなセンサであるため監視されているなどの心的拘束感が発生する恐れがある。

2.4 カメラを用いた着座姿勢の識別

鈴木ら [28] は、ステレオビデオカメラで撮影した画像からユーザの頭部・両肩・胸部・肋骨などに計 10 個貼り付けた数値マーカーを認識することで、着座姿勢を 3 次元的に測定している。評価実験では、実験協力者 5 名の 1) 通常の着座姿勢、2) 前屈、3) 背屈、4) 右側屈、5) 左側屈、6) 右前方屈曲、7) 左前方屈曲の 7 種類の着座姿勢を計測したことを報告している。

カメラを用いた着座姿勢の識別は、ユーザに常に監視されている拘束感を与え、プライバシーを侵害する可能性がある。

2.5 身体にセンサを取り付けた着座姿勢の識別

鷺澤ら [29] は、単一の 3 軸加速度センサをユーザの背中に装着し、13 種類の着座姿勢を 90% 以上の精度で 5 名の実験協力者の姿勢を分類する手法を提案した。分類した着座姿勢は 1) 直立姿勢、2) 右に偏った姿勢、3) 右に偏った猫背、4) 左に偏った姿勢、5) 左に偏った猫背、6) 直立での猫背、7) 直立で背中を反った姿勢、8) 前傾にながらの猫背、9) 前傾姿勢、10) 前傾で背中を反った姿勢、11) 後傾にながらの猫背、12) 後傾姿勢、13) 後傾で背中を反った姿勢である。

Sangyong ら [30] は、5 種類の着座姿勢を分類するためにユーザの首の後ろに 3 軸加速度センサを取り付け、加速度データを主成分分析によって特徴量に変換し、SVM と k-means 法によって着座姿勢を分類した。SVM を用いた分類では 95.53%、k-means 法では 89.35% で分類したことを報告している。分類した姿勢は好ましい姿勢と好ましくない姿勢で区別しており、好ましい姿勢は身体を真っ直ぐにして椅子に奥深く座って背に身体を預けた姿勢であり、好ましくない姿勢は猫背、前のめり、足を組んだ姿勢、前すべりの 4 つの姿勢である。

身体にセンサを取り付けて着座姿勢の識別を行う方法は、着座姿勢を識別するためだけに常に身体にセンサを取り付ける煩わしさがあり、取り外し等の手間があるため、オフィスワークにとって不向きである。

3. センシングチェアと着座姿勢識別手法

本研究では、椅子に座っていることの多いオフィスワーカーなどを対象として、着座姿勢の識別や座位時間の計測を継続的に行うために、椅子に加速度センサを取り付けたセンシングチェアを開発した。また、オフィスワーカーの着座姿勢を同時に複数人計測することを踏まえてセンシングチェアを複数台開発した。本章では、既存研究の課題について述べ、それらの課題を解決するために本研究で提案する着座姿勢識別手法について述べる。

3.1 着座姿勢の識別における課題

2章で述べたように、着座姿勢の識別に関する既存研究では、以下のような課題がある。

- (1) カメラ等の機器によるプライバシーの侵害
- (2) 椅子に数多くのセンサを取り付けているため人間工学に基づいて設計されている椅子本来の性能を損なっている
- (3) センサとユーザの位置関係に制限がある
- (4) 身体にセンサを取り付ける煩わしさ
- (5) 識別できる着座姿勢の種類が少ない
- (6) 評価の際の実験協力者の人数が少なく、様々な体格の人が座った場合においても、同様に着座姿勢を識別できるか不確か

そこで、本研究では、課題(1)を解決するためにカメラではなく、3軸加速度センサを用いることで、プライバシーを侵害することなく着座姿勢の識別を行う。また、課題(2)(3)(4)を解決するために、椅子本来の性能を損なわない位置にセンサを取り付け、椅子側にセンサを取り付けるためユーザにセンサを取り付けることなく、椅子に座るだけで着座姿勢の識別を行える設計になっている。3軸加速度センサを用いることにより、3軸方向の動きや傾きを計測することが可能となり、オフィスワーカーが取りうると考えられる数多くの着座姿勢を識別するため、課題(5)を解決している。そして、体格の大きい人・小柄な人、身長の違い

人・高い人，体重が重い人・軽い人など様々な体格の人が椅子に座ることを考慮した着座姿勢識別手法を提案することで課題 (6) を解決している。

3.2 識別する着座姿勢

本研究で識別する着座姿勢は図1に示すように，座面に対する上半身の左右の傾きである「左・中央・右」の3通り，前後の傾きである「前傾・直立・後傾」の3通り，そして，臀部の前後の着座位置である「前座・奥座」の2通りをそれぞれ組み合わせた計18通りの着座姿勢である．識別する18通りの着座姿勢は株式会社岡村製作所が過去に行った調査[19]において，オフィスワークの自席での作業姿勢を観察して得られた着座姿勢を基にしている．また，参考にした調査結果では下肢の位置について述べているが，今回は分類する着座姿勢から除外し，今後の取り組みとする．上記の18種類の姿勢に加えて，オフィスワークの座位時間を計測するために必要な離席も識別するため，合計19種類の着座姿勢を識別する．

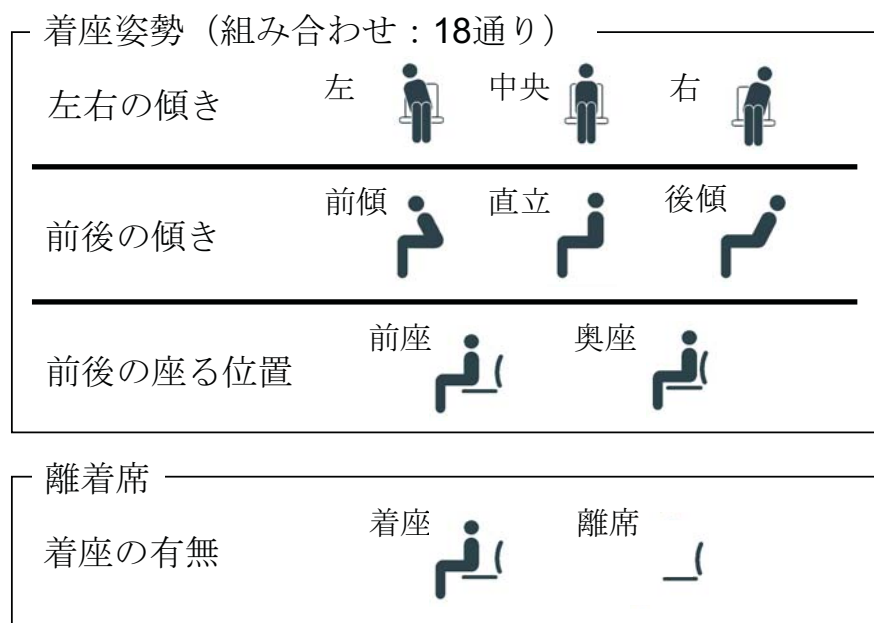


図1 識別する着座姿勢

3.3 センシングチェアの構成

センシングチェアは以下の要件を満たしている必要がある。

- 被監視感や拘束感を与えず自然にセンシングすること
- 椅子本来の性能を損なわないこと
- リアルタイムに継続的に着座姿勢を観測すること
- オフィスワークの着座姿勢をセンシングし記録すること

本研究では、上記の条件を満たすセンシングチェアを開発した。そのセンシングチェアの構成図を図2に示す。



図2 センシングチェアの構成図

センシングチェアには、着座姿勢をセンシングするために加速度センサを背面に2つ、座面に6つ、合計8つが図2において赤色の枠で囲んでいる位置に取り付けられている。これらの加速度センサの取り付け位置は株式会社岡村製作所がこれまでに得た知見から、18通りの着座姿勢と離席を識別するにあたって重要な

位置であると考えられる位置であり，人間工学に基づいて設計された椅子本来の性能を損なわない位置に取り付けられている．これにより，要件2を満たす．座面のセンサの取り付け位置は，左右の傾きを推定するために座面の左右に取り付け，臀部の前後の着座位置を推定するために，座面の前後に取り付けた．また，背面のセンサの取り付け位置は，上半身の前後の傾きを推定するために腰と背中に当たる場所にセンサを取り付けた．使用する加速度センサは3軸方向の加速度を計測可能であり，センシングチェアに取り付けた3軸方向の向きを図4に示し，加速度センサの3軸方向であるXYZ軸方向は，背面のセンサではX軸が左右方向，Y軸が上下方向，Z軸が前後方向であり，座面のセンサはX軸が左右方向、Y軸が前後方向、Z軸が上下方向である．

椅子側に加速度センサを取り付けることでオフィスワーカーの身体にセンサを取り付ける必要がなくなり，図3に示すように椅子の裏側にセンサを取り付けることにより，煩わしさを感じることなくオフィスチェアに座るだけで作業に取り組むことが可能となり，要件2を満たす．



(a) センシングチェアを後ろからみた時の
センサの取り付け位置



(b) センシングチェアを横からみた時の
センサの取り付け位置

図3 椅子の裏側に取り付けたセンサの位置

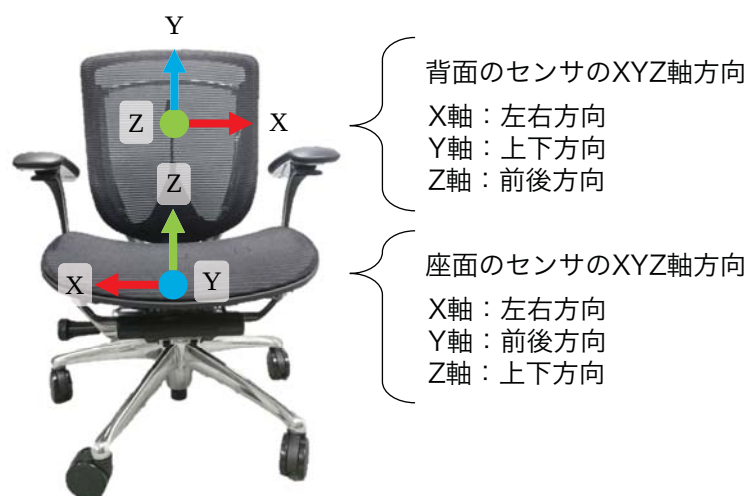


図 4 加速度センサの3軸方向の取り付け向き

椅子に取り付けられた加速度センサは椅子の座面下方に設置された Raspberry Pi 3 の GPIO ピンに図5に示す自作した拡張ボードを通して全て接続されており，そこからセンサデータを取得し，得られたセンサデータから Raspberry Pi 3 上で着座姿勢の識別までをリアルタイムに毎秒行う．本センシングチェアはリアルタイムに継続的に長時間観測することが可能であり，識別した着座姿勢の結果を csv 形式で保存しているため，要件2・3を満たしたものになっている．

また，本研究で用いる加速度センサは InvenSense 社の MPU9250 を採用しており，加速度センサ以外にも磁気・ジャイロを計測可能な9軸センサとなっている．加速度センサは図2に示している通り 30 mm × 19 mm × 18 mm のケースに内蔵し，オフィスワークが座る時に接触しないように椅子の裏側に取り付けた．今回，着座姿勢を識別するために使用する椅子は株式会社岡村製作所のオフィスチェア「コンテッサ¹」である．また，コンテッサには座面がスポンジタイプのものとメッシュタイプのものが販売されており，本稿ではオフィスチェア本来の性能を損なうことなく，加速度センサを図2のようにオフィスチェアの裏側に取り付けることが容易であるメッシュタイプのコンテッサを採用した．

¹株式会社岡村製作所 コンテッサ:<http://www.okamura.co.jp/product/seating/contessa/>



図 5 Raspberry Pi 3 の GPIO ピンに拡張ボードを通して接続した加速度センサ

3.4 提案する着座姿勢識別手法

本章では，体格や椅子の個体差に依存しない姿勢識別を実現するために提案する 3 つの着座姿勢識別手法の詳細について述べる．提案する 3 つの手法では，18 通りの着座姿勢と離席の識別のために椅子に取り付けた 3 軸加速度センサの XYZ 軸方向の傾き角度を特徴量に用いている．この理由として，図 6 に示すように人が椅子に座った時に，座面や背面のメッシュ生地がたわむことで加速度センサの傾き角度 θ ， ψ ， ϕ が変化するため，各姿勢によって 8 つの加速度センサの傾き角度に違いが出ると考えたからである．また，各着座姿勢分類手法は用いる特徴量である傾き角度に違いがあり，提案する 1 つ目の手法の傾き角度は単なる傾き角度であり，2 つ目の手法の傾き角度は離席時の傾き角度と各姿勢の傾き角度の相対角度である．最後の 3 つ目の手法の傾き角度は，着座姿勢が前後の座る位置「奥座」，前後の傾き「直立」，左右の傾き「中央」（以下，標準姿勢）のときの傾き角度と各姿勢の傾き角度の相対角度となっている．

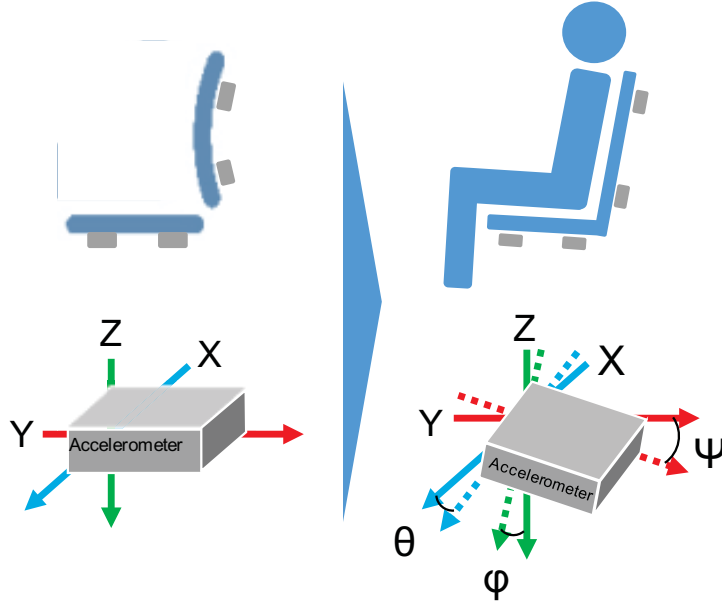


図 6 着座による加速度センサの傾き角度の変化

3.4.1 加速度センサの傾き角度を用いた着座姿勢識別手法

本手法では、椅子に取り付けた8つ全ての加速度センサのXYZ軸方向のセンサデータ Acc_{xt} , Acc_{yt} , Acc_{zt} からセンサの傾き角度を算出した値を特徴量として18通りの着座姿勢と離席を識別する。

本手法は、人が椅子に座ったことによって椅子に取り付けた加速度センサの傾き角度が変化することを利用して識別を行えると考えられたものである。

着座姿勢と離席を推定するための特徴量を算出するには、まず、センサデータ Acc_{xt} , Acc_{yt} , Acc_{zt} を10Hzで取得し、式(1)(2)(3)に示す数式を用いて加速度センサのXYZ軸方向の傾き角度 θ , ψ , ϕ の1秒間の平均値を算出する。そして、8つの加速度センサごとに θ , ψ , ϕ を算出して得られた24個の値の組 $\mathbf{x}_a$ を特徴量とする。この特徴量を18通りの着座姿勢と離席時において収集し、機械学習を用いて学習モデルを構築して識別を行う。

$$\theta = \frac{1}{10} \sum_{xt, yt, zt=1}^{10} \tan^{-1} \left(\frac{Acc_{xt}}{\sqrt{Acc_{yt}^2 + Acc_{zt}^2}} \right) \quad (1)$$

$$\psi = \frac{1}{10} \sum_{xt, yt, zt=1}^{10} \tan^{-1} \left(\frac{Acc_{yt}}{\sqrt{Acc_{xt}^2 + Acc_{zt}^2}} \right) \quad (2)$$

$$\phi = \frac{1}{10} \sum_{xt, yt, zt=1}^{10} \tan^{-1} \left(\frac{\sqrt{Acc_{yt}^2 + Acc_{xt}^2}}{Acc_{zt}} \right) \quad (3)$$

$$\mathbf{x}_a = [\theta_1, \psi_1, \phi_1, \theta_2, \psi_2, \phi_2, \dots, \theta_8, \psi_8, \phi_8] \quad (4)$$

3.4.2 離席時からの相対的な傾き角度の変化を用いた着座姿勢識別手法

本手法では、椅子に取り付けた加速度センサの位置による影響を軽減することを考慮して離席時の加速度センサの傾き角度を初期状態として、その状態から椅子に人が座った時の相対的な傾き角度の変化を特徴量にして18通りの着座姿勢と離席を識別する。

加速度センサの相対的な傾き角度の変化を算出するために、初期状態の加速度センサの傾き角度 θ_{ini} , ψ_{ini} , ϕ_{ini} を離席時に式 (1)(2)(3) を用いて取得する。その後、18通りの姿勢ごとに θ , ψ , ϕ を算出して、式 (5)(6)(7) のように θ , ψ , ϕ と θ_{ini} , ψ_{ini} , ϕ_{ini} との差分を算出して、離席時からの相対的な傾き角度の変化を8つの加速度センサ全てで収集した24個の値の組 $\mathbf{x}_b$ を特徴量とする。この特徴量を18通りの姿勢と離席時において収集し、機械学習を用いて学習モデルを構築して推定を行う。

$$\theta' = \theta - \theta_{ini} \quad (5)$$

$$\psi' = \psi - \psi_{ini} \quad (6)$$

$$\phi' = \phi - \phi_{ini} \quad (7)$$

$$\mathbf{x}_b = [\theta'_1, \psi'_1, \phi'_1, \theta'_2, \psi'_2, \phi'_2, \dots, \theta'_8, \psi'_8, \phi'_8] \quad (8)$$

3.4.3 標準姿勢からの相対的な傾き角度の変化を用いた着座姿勢識別手法

本手法では、様々な体格の差による影響を軽減することを考慮して、人が標準姿勢で座った時の加速度センサの傾き角度 θ_{std} , ψ_{std} , ϕ_{std} と各姿勢の加速度セン

サの傾き角度との相対的な傾き角度を特徴量にして 18 通りの姿勢と離席を識別する．このときの標準姿勢とは，ユーザの前後の座る位置が「奥座」，前後の傾きが「直立」，左右の傾きが「中央」で座っている状態を指す．

各姿勢の加速度センサの傾き角度との相対的な傾き角度の変化を算出するために，まず，標準姿勢時の加速度センサの傾き角度 θ_{std} , ψ_{std} , ϕ_{std} を取得する．そして，18 通りの姿勢ごとに θ , ψ , ϕ を算出して，式 9, 10, 11 のように θ , ψ , ϕ と θ_{std} , ψ_{std} , ϕ_{std} との差分を算出した値 θ'' , ψ'' , ϕ'' を取得する．これらの値を 8 つの加速度センサ全てにおいて算出し，24 次元の特徴量 $\mathbf{x}_c$ として機械学習を用いて学習モデルを構築して識別する．

$$\theta'' = \theta - \theta_{std} \quad (9)$$

$$\psi'' = \psi - \psi_{std} \quad (10)$$

$$\phi'' = \phi - \phi_{std} \quad (11)$$

$$\mathbf{x}_c = [\theta''_1, \psi''_1, \phi''_1, \theta''_2, \psi''_2, \phi''_2, \dots, \theta''_8, \psi''_8, \phi''_8] \quad (12)$$

4. 評価実験

提案した3つの着座姿勢識別手法の精度を検証するための評価実験を行った。本章では、その評価実験の概要と結果について述べる。また、提案する各手法が体格や椅子の個体差に依存しない姿勢識別が可能か検証を行い、その結果について示す。

4.1 実験概要

本実験は、提案する3つの手法のうちどの手法が最も精度が良く、どの機械学習アルゴリズムが有用であるか検証するために行われる。

本評価実験では、提案する3つの着座姿勢識別手法の精度を評価するために様々な体格の実験協力者を募り、データセットを収集して様々な機械学習のアルゴリズムを用いて各手法の識別精度を検証した。

本実験で使用した機械学習アルゴリズムは「ロジスティック回帰」「k近傍法」「決定木」「ランダムフォレスト」「SVM」「ニューラルネットワーク」の6つである。これらの機械学習アルゴリズムはPython3.5.2のscikit-learn 0.19.0を用いており、各機械学習のパラメータはscikit-learnのデフォルト設定である。

4.1.1 データセット

提案する3つの着座姿勢推定手法の精度を評価するために使用する18通りの姿勢と離席時のセンサデータ θ_{std} , ψ_{std} , ϕ_{std} を実験協力者28名分収集した。

実際のオフィスにおいて様々な体格のオフィスワーカーが在籍していることが想定されるため、どのような体格の人であっても一様に着座姿勢を識別可能であることを検証するため実験協力者は図7に示すように身長が150cm後半から180cm後半まで、体重が40kg後半から90kg前半までの様々な体格の28名の実験協力者である。

各着座姿勢のセンサデータ収集のために、実験協力者らには実験実施者の指示に従い、表1に示す1番から18番までの着座姿勢を順に座ってもらい、一順した

ら，立ち上がって離席（19 番）し，再び順番通りに椅子に座って立ち上がるまでの動作を 5 回行った．この際，実験協力者が静止した状態になったことを確認した時にセンサデータの収集を各着座姿勢で 1 回ずつ行った．従って，データセットは実験協力者 28 名×着座姿勢 19 種類×各着座姿勢 5 回で 2,660 個となる．

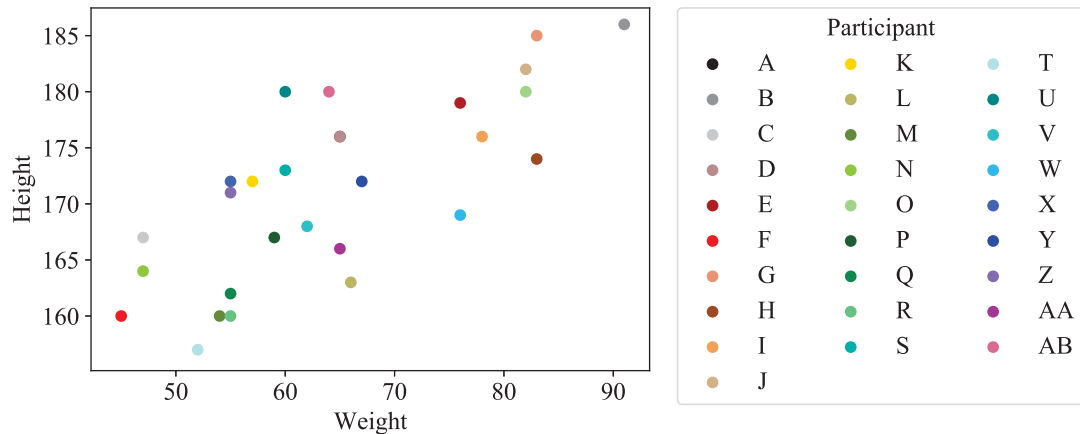


図 7 実験協力者の体重と身長

また，本実験で用いる椅子「コンテッサ」は様々な調整が可能となっており，調整が可能な箇所は，座面の前後スライドが 425-475mm（10mm 間隔 6 段階），背リクライニングが直立から後傾 26 度（5 段階），座面の高さが 420-520mm である．本実験では，座面の前後スライドを 425mm，背リクライニングを直立から 1 段階後傾で固定し，座面の高さを各実験協力者の適切な高さに調節した．

4.1.2 評価方法

本実験の評価方法は適合率・再現率・F 値を用いて行う．適合率は着座姿勢を識別したときに，識別した着座姿勢が実際の着座姿勢と一致した割合であり，再現率は識別する着座姿勢が正しくその着座姿勢であると識別された割合である．F 値は適合率と再現率の調和平均から算出されるものであり，式 (13) で表される．

$$F \text{ 値} = \frac{2 \times \text{適合率} \times \text{再現率}}{\text{適合率} + \text{再現率}} \quad (13)$$

表 1 識別する着座姿勢 18 種類と離席

番号	前後の座る位置	前後の傾き	左右の傾き
1	奥座	直立	左
2	奥座	直立	中央（傾きなし）
3	奥座	直立	右
4	奥座	前傾	左
5	奥座	前傾	中央（傾きなし）
6	奥座	前傾	右
7	奥座	後傾	左
8	奥座	後傾	中央（傾きなし）
9	奥座	後傾	右
10	前座	直立	左
11	前座	直立	中央（傾きなし）
12	前座	直立	右
13	前座	前傾	左
14	前座	前傾	中央（傾きなし）
15	前座	前傾	右
16	前座	後傾	左
17	前座	後傾	中央（傾きなし）
18	前座	後傾	右
19	離 席		

また、本研究では機械学習の学習において、実験協力者 28 名のうち 1 名のみをテストデータとし、残りの 27 名を学習データとして使用する Leave-One-Participant-Out Cross-Validation を全実験協力者で行い、各実験協力者から得られた結果を 1 つにまとめてからマクロ平均により適合率・再現率・F 値を算出した。

4.2 実験結果

提案する 3 つの手法の着座姿勢識別精度を 6 つの機械学習アルゴリズムを用いて検証した結果について述べる。また、各手法の名前が長いので、図や表において加速度センサの傾き角度を用いた着座姿勢識別手法を手法 1、離席時からの相対的な傾き角度の変化を用いた着座姿勢識別手法を手法 2、標準姿勢からの相対的な傾き角度の変化を用いた着座姿勢識別手法を手法 3 と呼称している。

4.2.1 加速度センサの傾き角度を用いた着座姿勢識別手法の結果

提案する加速度センサの傾き角度を用いた着座姿勢識別手法の有用性を検討するために 4.1.1 項で述べたデータセットを用いて各実験協力者ごとに Leave-One-Participant-Out Cross-Validation で適合率・再現率・F 値を算出した。

表 2 に各機械学習アルゴリズムの適合率・再現率・F 値を示す。F 値を基に識別精度を評価するとニューラルネットワーク、サポートベクターマシン、ロジスティック回帰、ランダムフォレスト、k-近傍法、決定木の順で着座姿勢を識別していることがわかる。最も精度の良いニューラルネットワークは 18 通りの着座姿勢と離席を 75.4% で識別している。

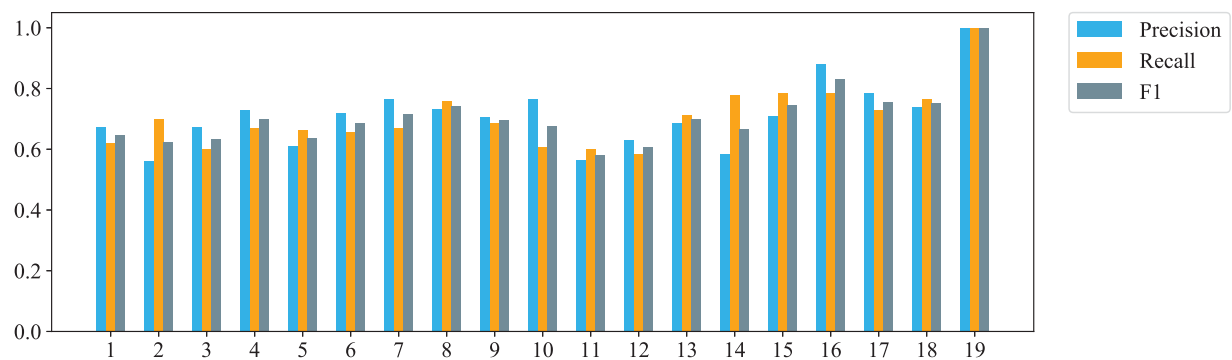
また、各機械学習モデルが識別した各着座姿勢と離席の適合率・再現率・F 値を図 8,9 に示し、図 8,9 の横軸の 1 から 19 の番号は表 1 に示す番号の着座姿勢と対応している。図 8,9 から全ての機械学習アルゴリズムにおいて離席は 100% で識別していることが確認でき、各着座姿勢の識別精度はバラツキがあることがグラフから確認できる。

各着座姿勢の識別精度を図 10 に示すように混同行列で表したところ、各機械学習アルゴリズムにおいて番号 1 と番号 4・番号 2 と番号 5・番号 3 と番号 6・番

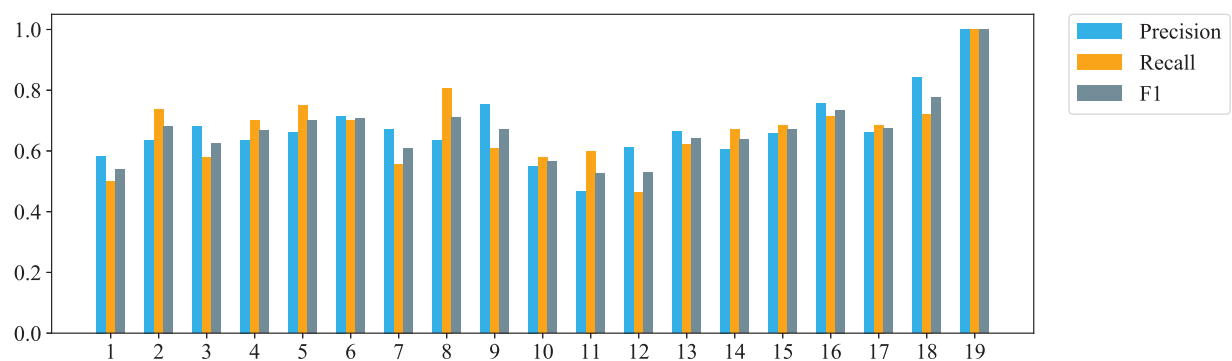
号 10 と番号 13・番号 11 と番号 14・番号 12 と番号 15 の着座姿勢で誤った識別が特に多く発生している。これらの着座姿勢を表 1 を参照してみると、それぞれの番号で前後の座る位置と左右の傾きは姿勢は同一であるが、前後の傾きである直立姿勢と前傾姿勢が異なり、誤識別している原因が直立姿勢と前傾姿勢が正しく識別できていないことにあるといえる。直立姿勢と前傾姿勢は背面に触れない着座姿勢であり、背面の加速度センサのデータが変化せず、座面のみの加速度センサデータのみで識別を行うことから、他の着座姿勢に比べて識別が困難であると考えられる。番号 7,8,9,16,17,18 の着座姿勢と番号 19 の離席は上記の着座姿勢に比べて精度良く識別している。

表 2 手法 1 による各機械学習モデルの適合率・再現率・F 値

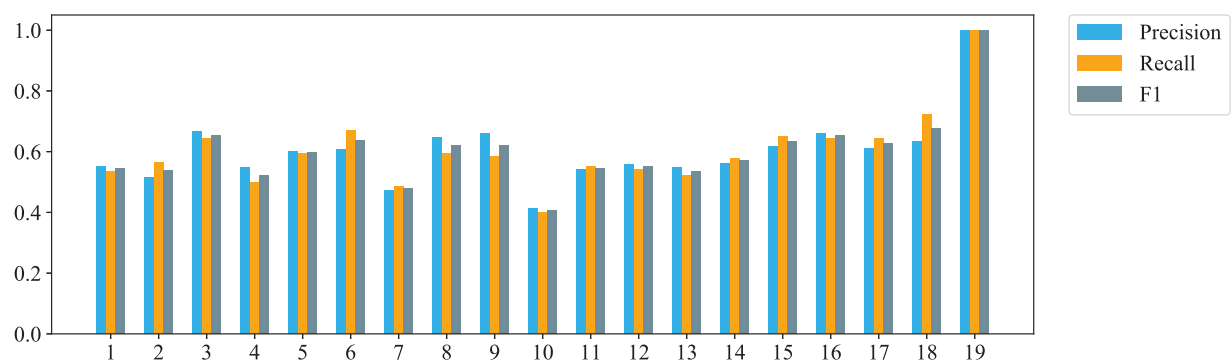
機械学習アルゴリズム	適合率	再現率	F 値
ロジスティック回帰 (LR)	0.711	0.704	0.705
k-近傍法 (K-NN)	0.673	0.667	0.667
決定木 (DT)	0.601	0.601	0.601
ランダムフォレスト (RF)	0.673	0.669	0.669
サポートベクターマシン (SVM)	0.734	0.732	0.730
ニューラルネットワーク (NN)	0.755	0.754	0.754



(a) ロジスティック回帰

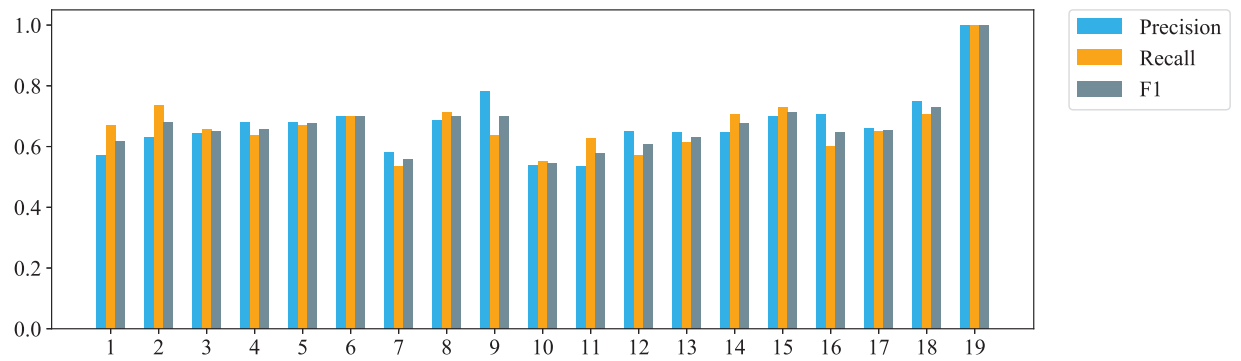


(b) k-近傍法

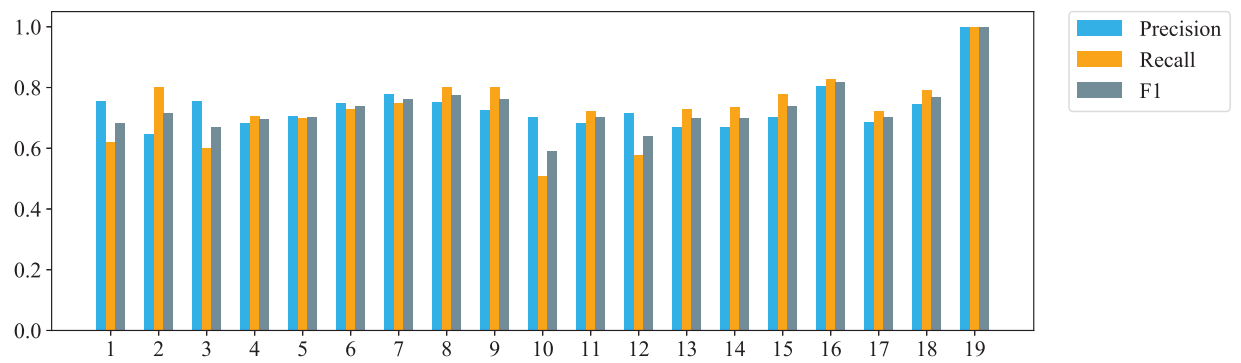


(c) 決定木

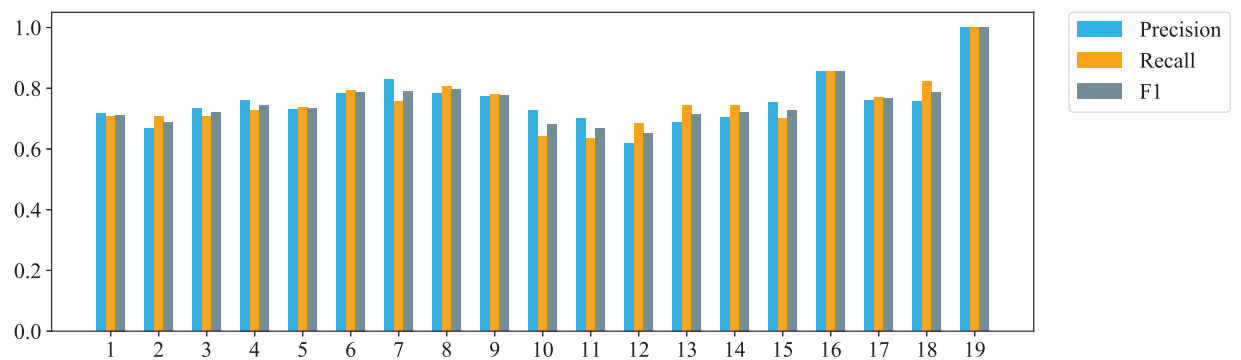
図 8 手法 1 による各機械学習アルゴリズムの各着座姿勢の識別結果 (LR,K-NN,DT)



(a) ランダムフォレスト

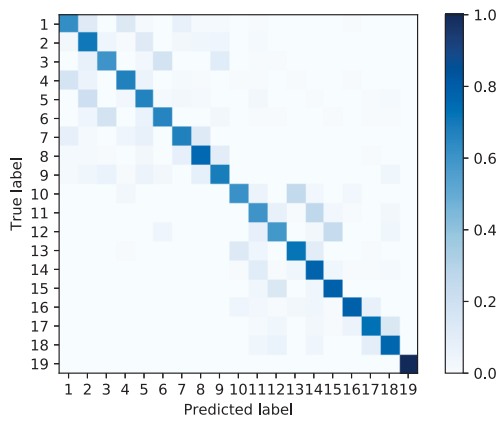


(b) サポートベクターマシン

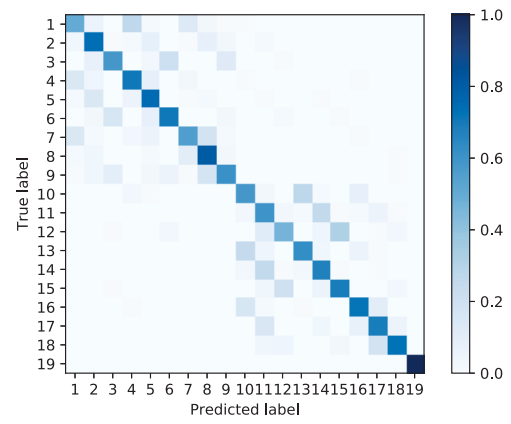


(c) ニューラルネットワーク

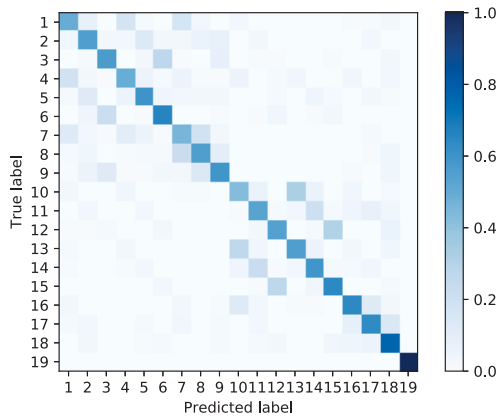
図9 手法1による各機械学習アルゴリズムの各着座姿勢の識別結果(RF,SVM,NN)



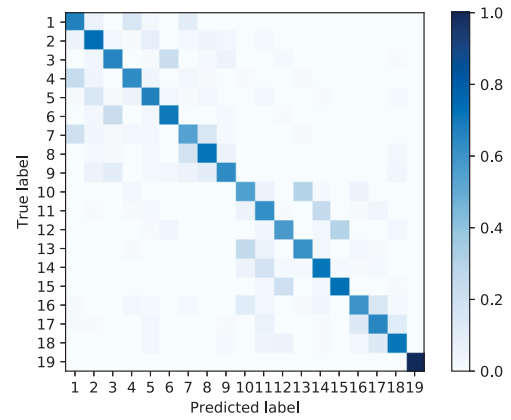
(a) ロジスティック回帰



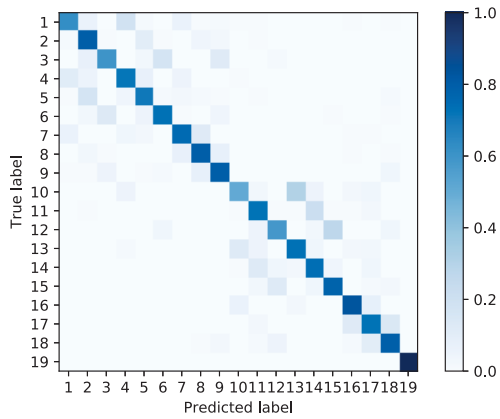
(b) k-近傍法



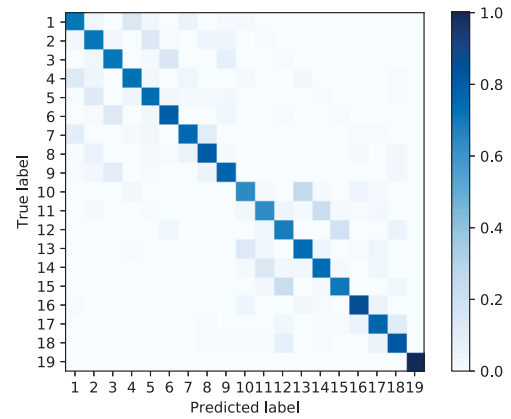
(c) 決定木



(d) ランダムフォレスト



(e) サポートベクターマシン



(f) ニューラルネットワーク

図 10 手法 1 による各機械学習アルゴリズムの混同行列

4.2.2 離席時からの相対的な傾き角度の変化を用いた着座姿勢識別手法の結果

提案する離席時からの相対的な傾き角度の変化を用いた着座姿勢識別手法の有用性を検討するために 4.1.1 項で述べたデータセットを用いて各実験協力者ごとに Leave-One-Participant-Out Cross-Validation で適合率・再現率・F 値を算出した。

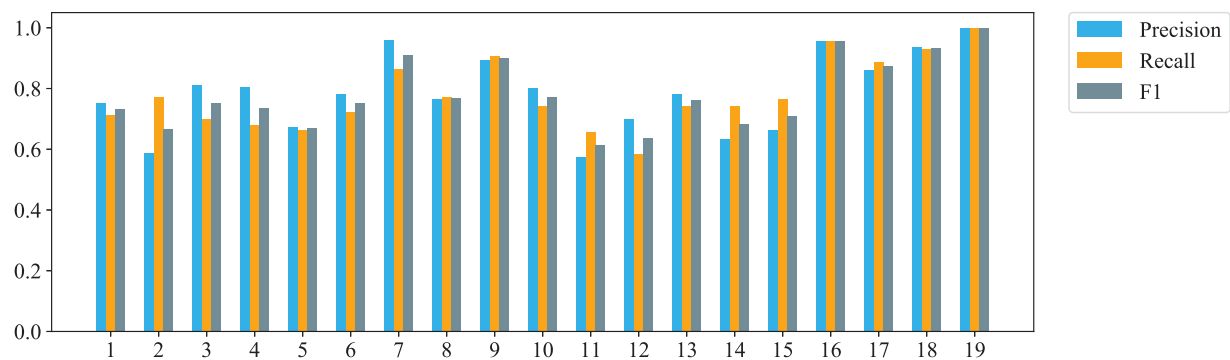
表 3 に各機械学習アルゴリズムの適合率・再現率・F 値を示す。F 値を基に識別精度を評価するとニューラルネットワーク、サポートベクターマシン、ランダムフォレスト、ロジスティック回帰、k-近傍法、決定木の順で着座姿勢を識別していることがわかる。最も精度の良いニューラルネットワークは 18 通りの着座姿勢と離席を 83.7% で識別している。

また、各機械学習モデルが識別した各着座姿勢と離席の適合率・再現率・F 値を図 11,12 に示し、図 11,12 の横軸の 1 から 19 の番号は表 1 に示す番号の着座姿勢と対応している。図 8,9 から全ての機械学習アルゴリズムにおいて離席は 100% で識別していることが確認でき、各着座姿勢の識別精度は番号 1,2,3,4,5,6,10,11,12,13,14,15 の着座姿勢は 60%~80% の精度で識別しており、番号 7,8,9,16,17,18 の着座姿勢は 70% を超える精度で識別している。

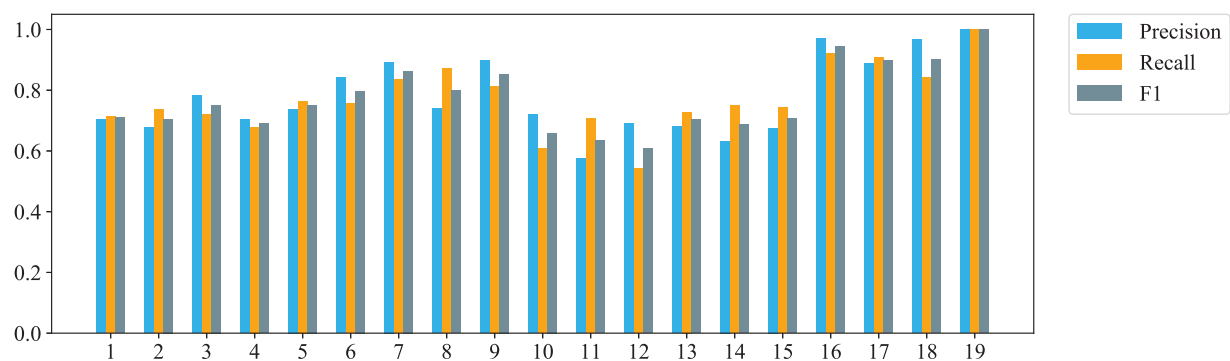
各着座姿勢の識別精度を図 13 に示すように混同行列で表す。各機械学習アルゴリズムにおいて 4.2.1 項と同様に番号 1 と番号 4・番号 2 と番号 5・番号 3 と番号 6・番号 10 と番号 13・番号 11 と番号 14・番号 12 と番号 15 の着座姿勢で誤った識別が特に多く発生しており、直立姿勢と前傾姿勢で正しく識別できていないことにあるといえる。また、その他の着座姿勢と離席は上記の着座姿勢に比べて精度良く識別している。

表 3 手法 2 の各モデルの適合率・再現率・F 値

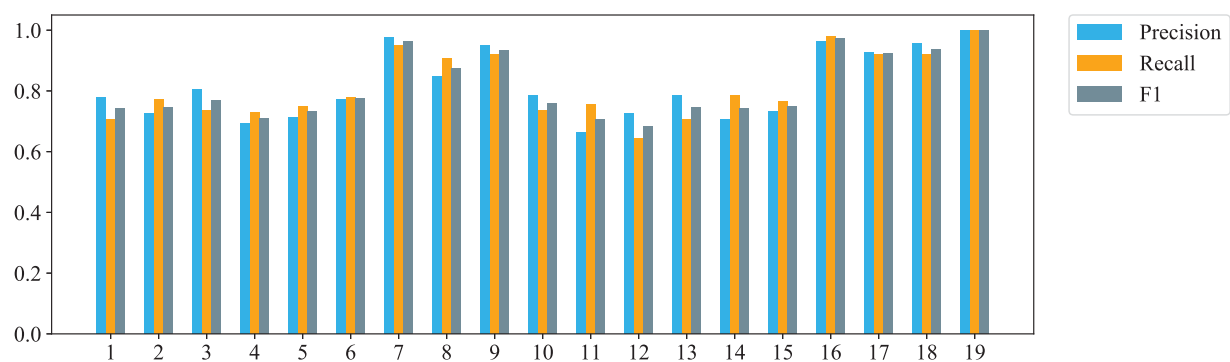
機械学習アルゴリズム	適合率	再現率	F 値
ロジスティック回帰 (LR)	0.786	0.779	0.780
k-近傍法 (K-NN)	0.778	0.771	0.772
決定木 (DT)	0.743	0.741	0.741
ランダムフォレスト (RF)	0.792	0.791	0.791
サポートベクターマシン (SVM)	0.819	0.815	0.815
ニューラルネットワーク (NN)	0.838	0.837	0.837



(a) ロジスティック回帰

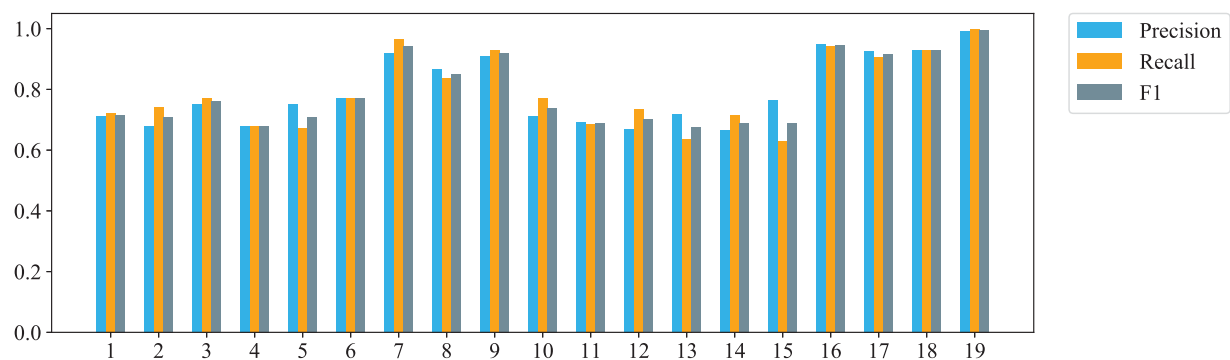


(b) k-近傍法

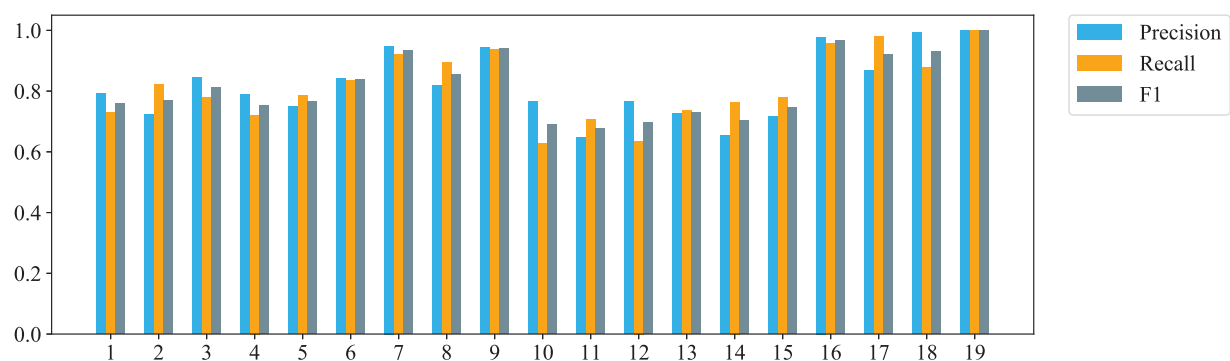


(c) 決定木

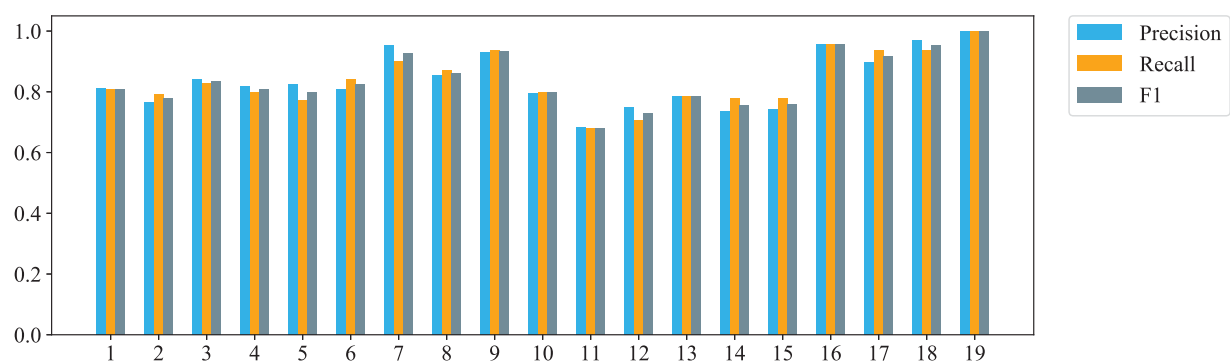
図 11 手法 2 による各機械学習アルゴリズムの各着座姿勢の識別結果 (LR,K-NN,DT)



(a) ランダムフォレスト

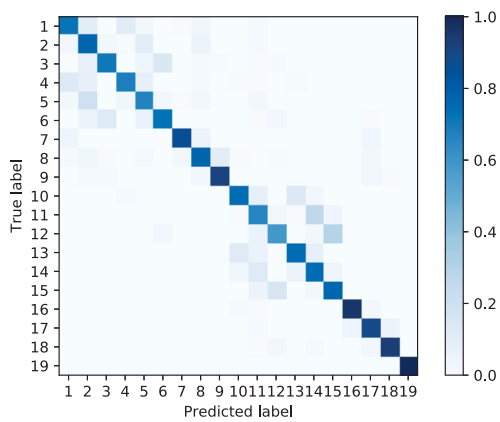


(b) サポートベクターマシン

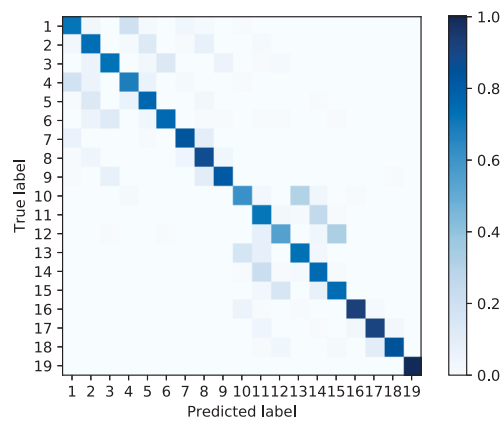


(c) ニューラルネットワーク

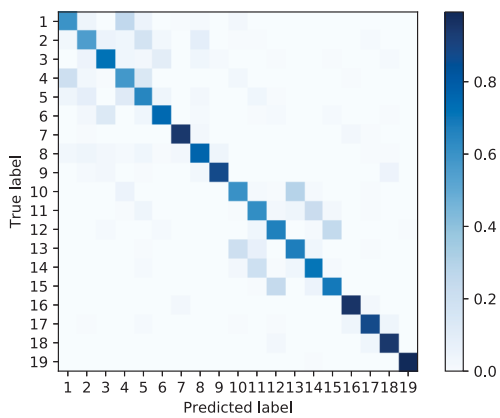
図 12 手法 2 による各機械学習アルゴリズムの各着座姿勢の識別結果 (RF,SVM,NN)



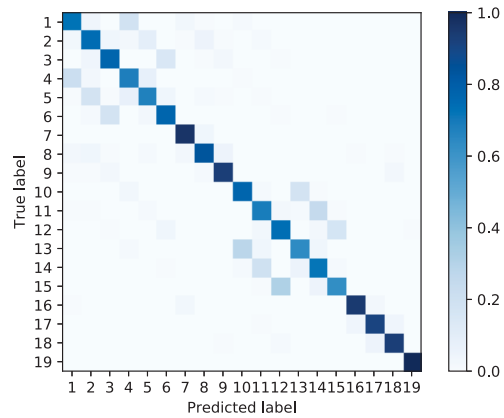
(a) ロジスティック回帰



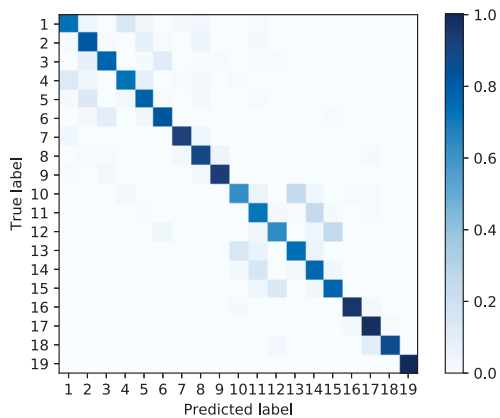
(b) k-近傍法



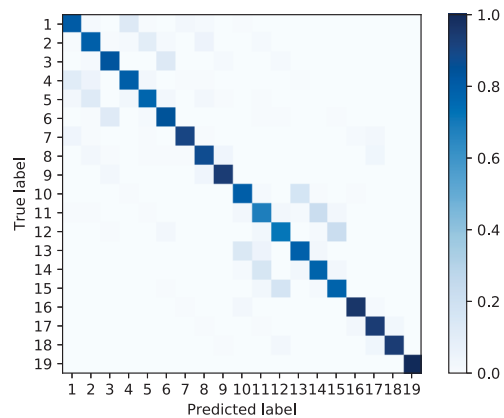
(c) 決定木



(d) ランダムフォレスト



(e) サポートベクターマシン



(f) ニューラルネットワーク

図 13 手法2による各機械学習アルゴリズムの混同行列

4.2.3 標準姿勢からの相対的な傾き角度の変化を用いた着座姿勢識別手法の結果

提案する標準姿勢からの相対的な傾き角度の変化を用いた着座姿勢識別手法の有用性を検討するために 4.1.1 項で述べたデータセットを用いて各実験協力者ごとに Leave-One-Participant-Out Cross-Validation で適合率・再現率・F 値を算出した。

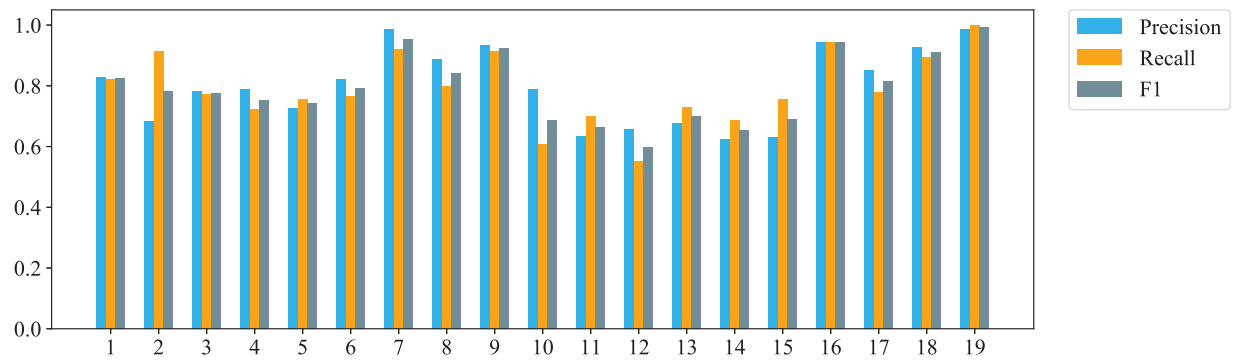
表 4 に各機械学習アルゴリズムの適合率・再現率・F 値を示す。F 値を基に識別精度を評価するとニューラルネットワーク，サポートベクターマシン，k-近傍法，ランダムフォレスト，ロジスティック回帰，決定木の順で着座姿勢を識別していることがわかる。最も精度の良いニューラルネットワークは 18 通りの着座姿勢と離席を 85.6% で識別している。

また，各機械学習モデルが識別した各着座姿勢と離席の適合率・再現率・F 値を図 14,15 に示し，図 14,15 の横軸の 1 から 19 の番号は表 1 に示す番号の着座姿勢と対応している。図 14,15 から全ての機械学習アルゴリズムにおいて離席は 100% に近い値で識別していることが確認でき，ニューラルネットワークにおいては各着座姿勢の F 値が 70% を超えて識別しており，番号 7,8,9,16,17,18 は 90% を超える識別精度である。

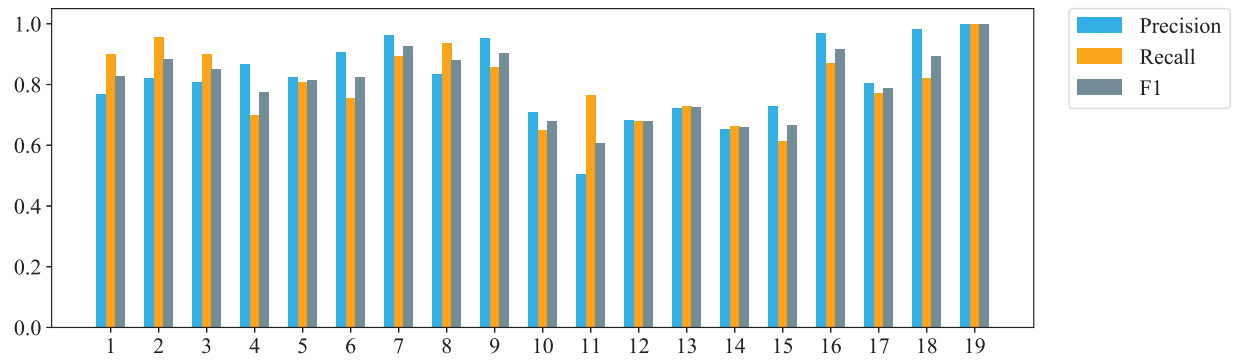
各着座姿勢の識別精度を図 16 に示すように混同行列で表す。本手法においても，4.2.1 項・4.2.2 項の手法と同様に番号 1 と番号 4・番号 2 と番号 5・番号 3 と番号 6・番号 10 と番号 13・番号 11 と番号 14・番号 12 と番号 15 の着座姿勢を誤識別しているが，これまでの手法に比べると誤った識別は少ない。

表 4 手法 3 の各機械学習アルゴリズムの適合率・再現率・F 値

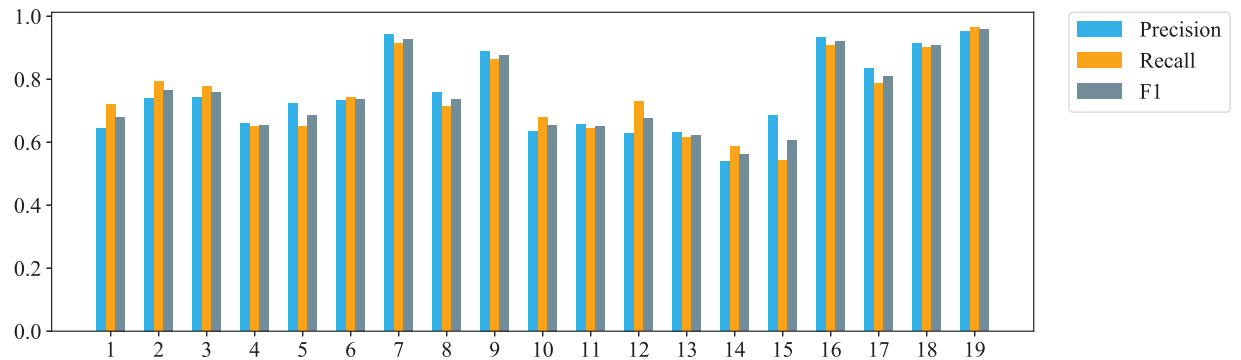
機械学習アルゴリズム	適合率	再現率	F 値
ロジスティック回帰 (LR)	0.798	0.791	0.792
k-近傍法 (K-NN)	0.816	0.804	0.806
決定木 (DT)	0.749	0.746	0.747
ランダムフォレスト (RF)	0.800	0.799	0.799
サポートベクターマシン (SVM)	0.835	0.830	0.831
ニューラルネットワーク (NN)	0.857	0.855	0.856



(a) ロジスティック回帰

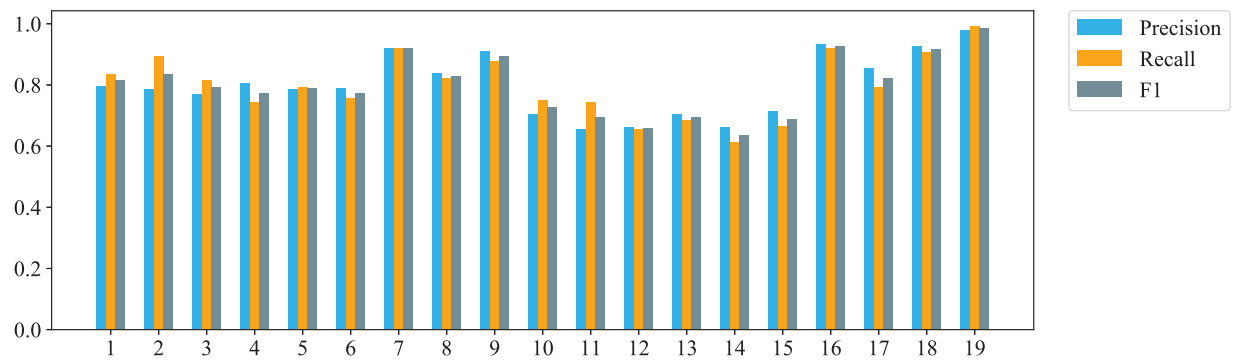


(b) k-近傍法

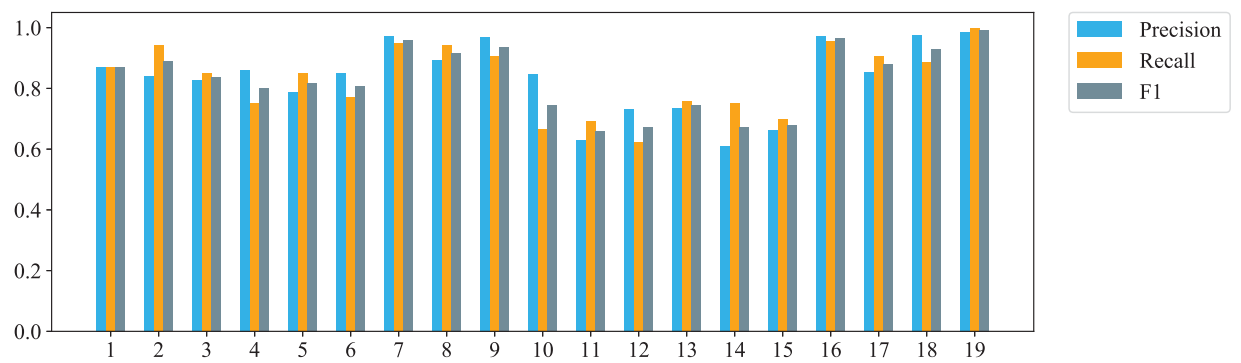


(c) 決定木

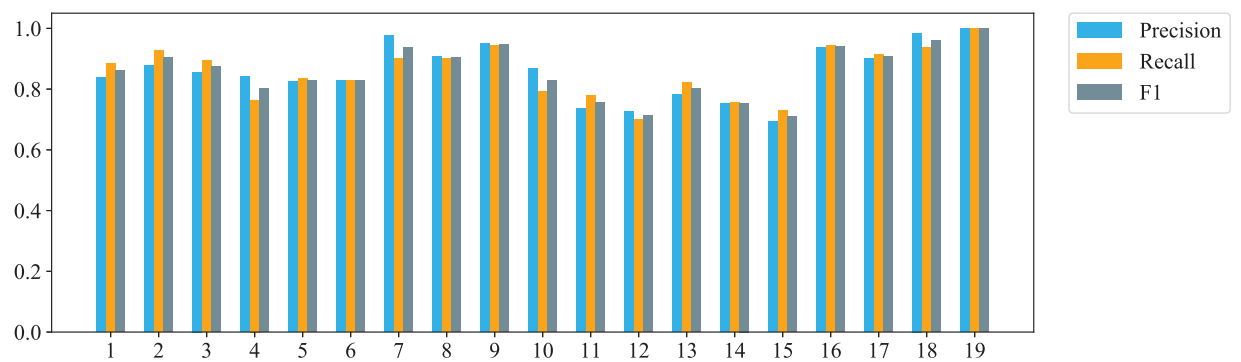
図 14 手法 3 による各機械学習モデルの各着座姿勢の識別結果 (LR,K-NN,DT)



(a) ランダムフォレスト

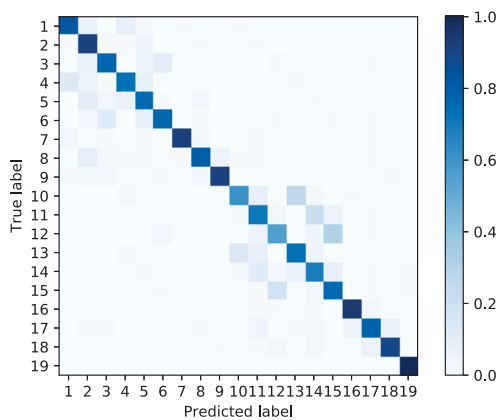


(b) サポートベクターマシン

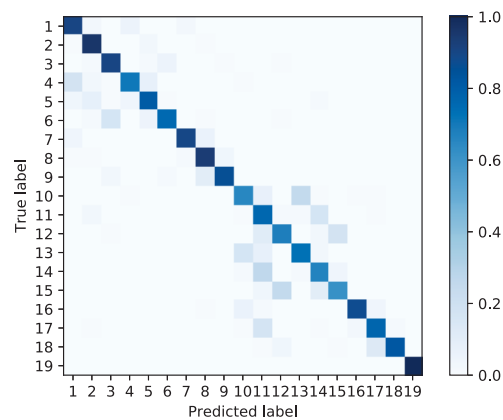


(c) ニューラルネットワーク

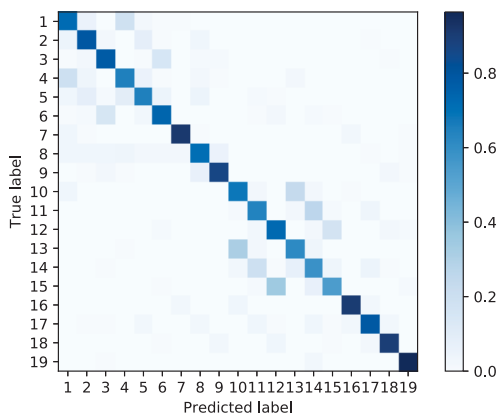
図 15 手法 3 による各機械学習モデルの各着座姿勢の識別結果 (RF,SVM,NN)



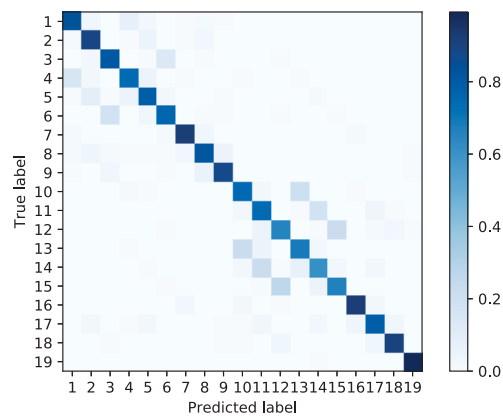
(a) ロジスティック回帰



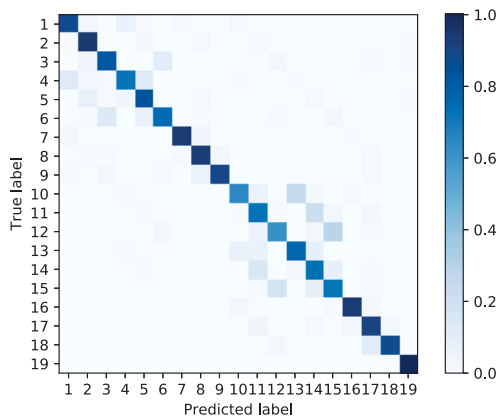
(b) k-近傍法



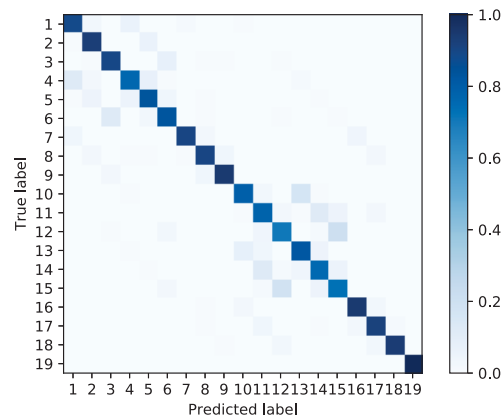
(c) 決定木



(d) ランダムフォレスト



(e) サポートベクターマシン



(f) ニューラルネットワーク

図 16 手法3による各機械学習モデルの混同行列

4.3 特徴選択による重要なセンサ位置の評価

提案するセンシングチェアに取り付けている加速度センサの取り付け位置は株式会社岡村製作所のこれまでに得られた知見から取り付け位置を決めていた。そこで、本実験では、ランダムフォレストを用いて特徴選択を行い、センシングチェアのどの位置にセンサを取り付けるのが良いのかを知ることを目的に重要なセンサの設置位置を検討する。

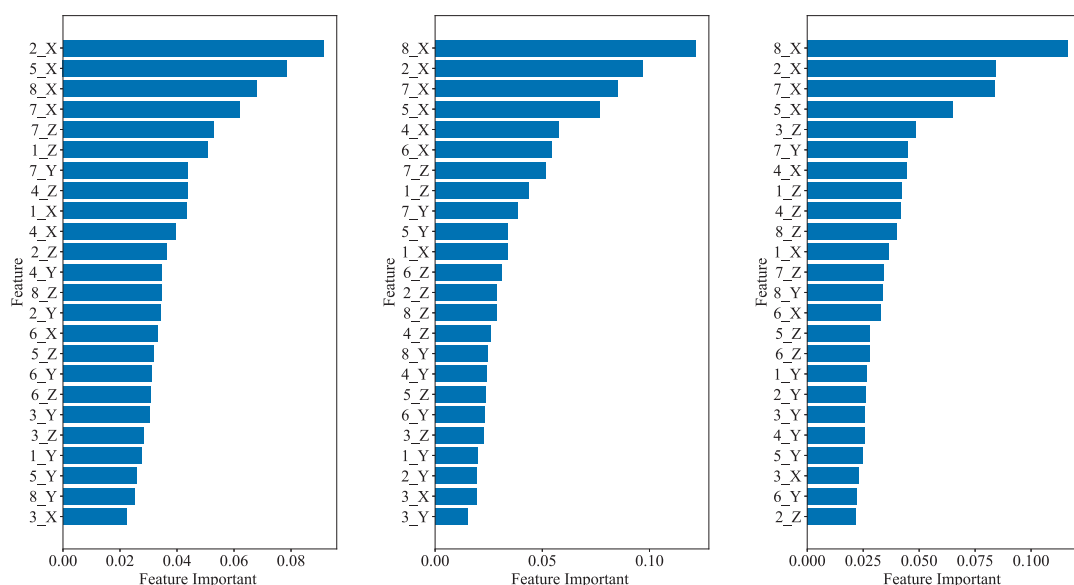
センシングチェアに取り付けられている8つの加速度センサの番号を便宜的に図17に示すように割り当てる。また、各加速度センサのXYZ軸の方向も示す。背面のX軸は背面に対して左右方向、Y軸は背面に対して上下方向、Z軸は前後方向にあり、座面のX軸は座面に対して左右方向、Y軸は前後方向、Z軸は上下方向にある。



図 17 センシングチェアに取り付けた加速度センサの番号割り当ておよび3軸方向

ランダムフォレストによって特徴量の重要度を算出して重要度の高いものから並べた各手法における結果を図18に示す。

実験結果より図18(a)(b)(c)のどの手法においても、センシングチェアに取り付けた2番、5番、7番、8番のX軸方向の加速度センサが上位4つにきており、特徴量の重要度が高いことがわかる。これらの加速度センサは図17を参照してみ



(a) 手法 1 の各特徴量の重要度が高い順 (b) 手法 2 の各特徴量の重要度が高い順 (c) 手法 3 の各特徴量の重要度が高い順

図 18 各手法における各特徴量の重要度

るとセンシングチェアを中心線上に設置されており，X 軸方向は椅子の背面・座面に対しての左右方向を計測する向きに取り付けられている．このことから加速度センサの取り付ける位置はセンシングチェアを中心線上に設置し，座面・背面に対して左右方向の傾き角度を計測することが重要であると考えられる．

4.4 加速度センサの組み合わせによる識別結果の比較

本実験では、センシングチェアに取り付けている8つの加速度センサにおいて、センサの組み合わせを変化させ、いくつのセンサ数でどの程度の精度を有するのかを検討するために実験を行う。

表5に示すように、本実験で使用する加速度センサは4.3節でセンシングチェアに取り付ける加速度センサの重要な位置を評価した結果を踏まえた中心線上のセンサの組み合わせや座面のみのセンサ、背面のみのセンサ、座面の複数個のセンサと背面の加速度センサの組み合わせによる識別結果の比較を行う。なお、加速度センサの番号は4.3節の図17と対応している。本実験での機械学習アルゴリズムは4.2節の結果から、最も精度の良かったニューラルネットワークを使用し、着座姿勢識別手法においても最も精度の良かった標準姿勢からの相対的な傾き角度の変化を用いた着座姿勢識別手法を使用する。また、各加速度センサ1つにおいてXYZ軸方向の全ての値を用いる。

表5に実験結果を適合率・再現率・F値で示し、比較対象として、4.2.3項で得られた全ての加速度センサを用いたときの識別結果も記載する。4.3節において、特徴量の重要度が高かった8,2,5,7番の加速度センサのみを用いた着座姿勢の識別結果であるF値は8番が38.8%,2番が41.6%,5番が31.1%,7番が34.0%となった。次に、特徴量の重要度が高い順に1つずつ特徴量を増やしていった結果でみると、8番のみで38.8%,8・2番で69.4%,8・2・7番で72.9%,8・2・7・5番で78.6%となり、センサの数が増えるごとに精度が向上していているのがわかる。特に背面に取り付けている8番の加速度センサと座面に取り付けている2番の加速度センサを組み合わせただけで、8番のみの識別精度から30.6%向上している。そして、背面のみ・座面のみの加速度センサで着座姿勢を識別した結果では、7・8番の背面のみのF値が54.0%,1番から6番の座面のみのF値が65.9%となった。これらの座面のみ・背面のみの識別によるF値は座面と背面の加速度センサを1つずつ使った8・2番のF値69.4%よりも低いことから、着座姿勢の識別には座面・背面の加速度センサの組み合わせによる識別が必要であることが考えられる。最後に、座面四隅・座面前方・座面高方と背面の2つの加速度センサを組み合わせた識別結果では、座面四隅と背面の加速度センサでF値が80.0%,座面前方と背面

の加速度センサで 80.9%, 座面後方と背面の加速度センサで 77.7% であった。本実験の識別結果では、座面前方と背面の加速度センサの組み合わせによる識別が最も精度が良いものとなり、全ての加速度センサを用いた結果に比べて差は 4.7% である。また、座面前方と背面の加速度センサの組み合わせと座面後方と背面の加速度センサの組み合わせの識別結果より、座面前方の加速度センサを用いた方が後方に比べて 3.2% 向上している。これは識別する着座姿勢において椅子の座る位置である「奥座・前座」の前座を識別する上で座面前方の加速度センサが重要であることを示していると考えられる。

表 5 加速度センサの組み合わせと説明および識別結果の適合率・再現率・F 値

センサの番号	センサの組み合わせの説明	適合率	再現率	F 値
8	特徴量の重要度が最も高いもの	39.4	39.8	38.8
2	特徴量の重要度が 2 番目に高いもの	41.9	43.6	41.6
5	特徴量の重要度が 3 番目に高いもの	31.4	32.3	31.1
7	特徴量の重要度が 4 番目に高いもの	33.7	35.8	34.0
8,2	特徴量の重要度が高い上位 2 つ	69.4	69.6	69.4
8,2,7	特徴量の重要度が高い上位 3 つ	72.9	73.0	72.8
8,2,7,5	特徴量の重要度が高い上位 4 つ	78.6	78.6	78.6
7,8	背面のみの加速度センサ	54.3	54.3	54.0
1,2,3,4,5,6	座面のみの加速度センサ	66.0	66.2	65.9
1,3,4,6,7,8	座面四隅と背面の加速度センサ	80.1	80.0	80.0
1,2,3,7,8	座面前方と背面の加速度センサ	81.0	80.9	80.9
4,5,6,7,8	座面後方と背面の加速度センサ	77.8	77.8	77.7
全て	手法 3 の識別結果	85.7	85.5	85.6

4.5 複製したセンシングチェアにおける着座姿勢の識別

本実験では、開発したセンシングチェアと同様のセンシングチェアを複数台開発しており、複製したセンシングチェアにおいても、提案する着座姿勢識別手法を用いてオリジナルのセンシングチェアと同様に着座姿勢を識別可能か検証するために、評価実験を行った。

実験で使用するデータセットは4.1.1項とは別に複製したセンシングチェアで収集したデータセットを用いる。そのデータセットは複製したセンシングチェアにおいて、4.1.1項と同様の着座姿勢を行った実験協力者5名分の加速度センサデータを収集したものであり、このデータセットをテストデータとして使用する。識別に使用した機械学習アルゴリズムはこれまでの着座姿勢識別結果において最も精度の良かったニューラルネットワークである。また、複製したセンシングチェアで収集したテストデータを識別するために、4.1.1項で収集したデータセットを基にテストデータで用いる実験協力者のデータセットを除いて構築した学習モデルを用いて着座姿勢の識別を各実験協力者ごとに行う。

表6に複製したセンシングチェアにおいて、提案する着座姿勢識別手法で識別した結果を示し、括弧内の数値はオリジナルのセンシングチェアにおける識別結果を示す。結果より、提案した手法1では、オリジナルのセンシングチェアにおける識別結果と比べて、著しく識別結果が下がっており、単なる加速度センサの傾き角度を用いた手法では、複製したセンシングチェアにおいて着座姿勢を識別することは困難であることがわかる。しかしながら、手法2,3では、オリジナルのセンシングチェアでの精度に比べてやや劣るが80%近い識別精度を有しており、複製したセンシングチェアにおける椅子の個体差や設置位置の差を軽減して識別していることがわかった。また、図19に、複製したセンシングチェアにおける各手法の混同行列を示し、1から19の番号は表1に示す番号の着座姿勢と対応している。図19より、手法1は誤識別が多く、多くの着座姿勢を番号9・18と識別している。手法2,3は精度良く識別していることが判断できるが、番号13・14・15で誤った識別が発生している。オリジナルのセンシングチェアにおいても番号10・11・12・13・14・15で誤った識別をしていたが、今回の結果は片方に偏っているため、複製したセンシングチェアに取り付けた加速度センサが一方に偏ってい

る可能性がある。しかし、これを考慮しても複製したセンシングチェアにおいて手法2,3を用いればオリジナルと同程度の識別が可能であることが確認でき、オリジナルのセンシングチェアで構築した学習モデルを複製したセンシングチェアで使い回せるため、複製したセンシングチェアごとに学習モデルを構築する必要がなくなる。

表 6 複製したセンシングチェアにおける各手法の識別精度

着座姿勢識別手法	適合率	再現率	F 値
1	65.9 (75.5)	46.7 (75.4)	45.8 (75.4)
2	82.3 (83.8)	80.0 (81.5)	79.8 (81.5)
3	83.9 (85.7)	80.8 (85.5)	80.7 (85.6)

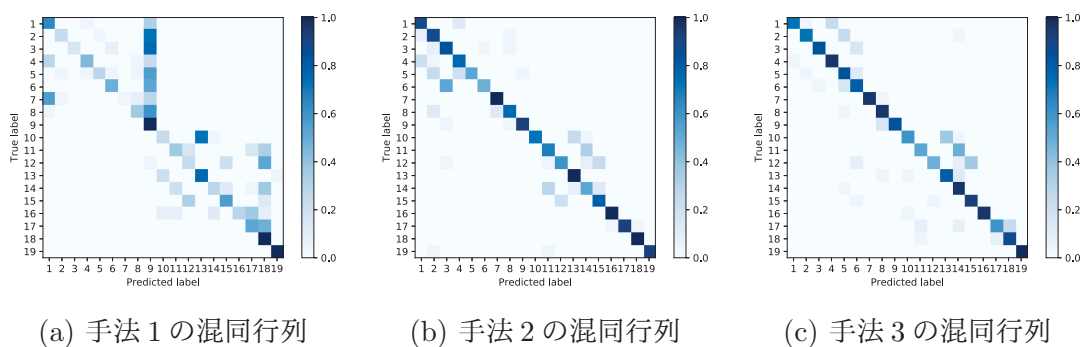


図 19 複製したセンシングチェアにおける各手法の混同行列

4.6 各手法の体格差の違いによる識別結果の比較

本実験では、提案する着座姿勢識別手法が体格差による影響を軽減して着座姿勢を識別しているか検証するために、4.2.1,4.2.2,4.2.3 項で識別した結果において各実験協力者ごとの識別結果を F 値で比較し、体格の違いによる影響を軽減して着座姿勢を識別しているか比較する。

図 20 に 4.2.1,4.2.2,4.2.3 項で識別した核実験協力者の F 値を示す。横軸の英字は図 7 で示した英字と対応している。図 20 より、手法 1 で F 値が低かった実験

協力者 B,D,E,H,I,J,L,M,N,O,P,Q,T,U,W,X,AA,AB の 18 名の F 値が手法 2, 3 によって増加していることがわかる。手法 2 と手法 3 の識別結果において、手法 3 の F 値が手法 2 と比較して向上している実験被験者は 20 名であり、過半数以上の実験協力者の精度を向上させている。これにより、手法 3 の標準姿勢からの相対的な傾き角度の変化を用いた着座姿勢識別手法は体格差による影響を軽減して着座姿勢を識別していることが考えられる。

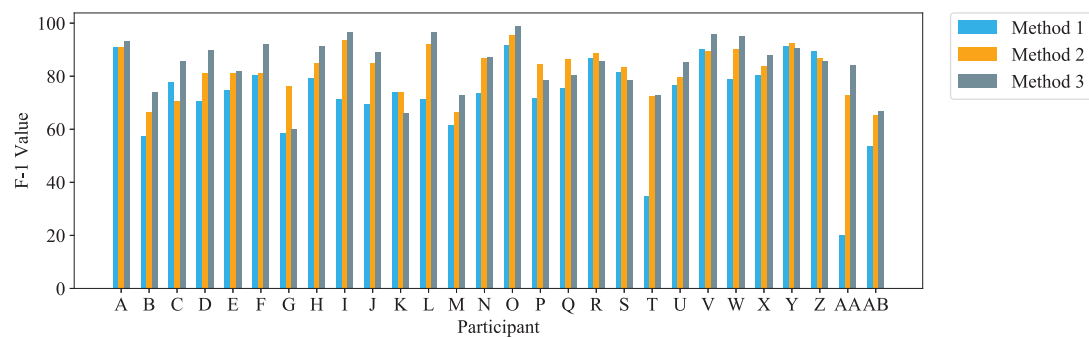


図 20 各手法における実験協力者ごとの F 値

5. 結論

本論文では、着座姿勢の継続的な識別を行うために、8つの加速度センサを取り付けたセンシングチェアを開発し、加速度センサの傾き角度から機械学習を用いてリアルタイムに18種類の着座姿勢と離席を識別するための3つの着座姿勢識別手法を提案した。開発したセンシングチェアは、人間工学の観点から座り心地が快適かつ人にフィットするように設計された椅子本来の性能を損ねることなく、椅子側にセンサを取り付けているため、着座者にセンサを取り付けることなく、椅子に座るだけで識別が行える。また、着座姿勢の識別に3軸加速度センサを用いることでプライバシーを配慮し、椅子に座った人の3軸方向の動きや傾きを計測することで、オフィスワークが取りうる数多くの着座姿勢を識別することが可能となっている。提案した3つの着座姿勢識別手法は、1) 単なる「加速度センサの傾き角度を用いた着座姿勢識別手法」、2) 椅子の個体差や取り付け位置の差を軽減することを考慮した「離席時からの相対的な傾き角度の変化を用いた着座姿勢識別手法」、3) 体格差の影響を考慮した「標準姿勢からの相対的な傾き角度の変化を用いた着座姿勢識別手法」である。評価実験では、提案手法の識別精度を評価するとともに、センシングチェアに取り付けられた加速度センサの重要な取り付け位置を検討し、加速度センサの数を減らした場合での着座姿勢の識別精度を検証した。提案手法の評価では、様々な体格の実験協力者を28名募り、どのような人が座っても着座姿勢を識別することを確認し、複数の機械学習アルゴリズムを用いて着座姿勢の識別精度の評価を行った。その結果、各手法においてニューラルネットワークによる識別が最も精度がよく、手法1では75.4%、手法2では83.7%、手法3では85.6%となった。この結果より、単なる加速度センサの傾き角度を特徴量に使うのではなく、椅子の個体差や取り付け位置の差を軽減した特徴量や体格差の影響を考慮した特徴量を用いることで精度向上がみられることがわかった。また、ランダムフォレストから算出できる特徴量の重要度から、椅子の中心線上にセンサを設置することが重要であることを知り、その中心線上にある加速度センサのみで着座姿勢の識別を行ったところ、加速度センサ1つで38.8%、2つで69.4%、3つで72.8%、4つで78.6%の識別精度となり、センサの数が半分になっても8割近い識別精度を有していることを確認した。

今後の展望として、以下の課題が挙げられる。1つ目は、前傾姿勢と直立姿勢の着座姿勢の識別の改善である。評価実験において、18種類の着座姿勢の中で前傾姿勢と直立姿勢を含んだ着座姿勢の識別精度が著しく下がっている。特に前座における前傾姿勢と直立姿勢の誤識別が多く、前座のときは椅子の座面前方部分のみで着座しているため、背中や座面後方の加速度センサの傾き角度の変化が少ないことが誤識別の要因になっていると思われる。着座姿勢識別の改善のために、椅子の中心線上がセンサの設置位置として重要であること踏まえて、センサの設置位置の再検討や新たにセンサを追加することが必要であると考えられる。2つ目は、椅子の調整機能への対応である。本論文で用いた椅子はリクライニング機能や座面奥行き・高さの調整が備わっているが、今回はリクライニングと座面奥行きを固定にした状態で実験を行った。椅子に座るときは、自分の体格に合った奥行きに合わせることが心地よく座る上で大切であり、作業内容や休憩などによってリクライニングを変えることがある。よって、椅子の調節機能を無駄にすることなく、適切な調節を行った上で椅子に座るためにリクライニング機能や奥行きの調整に対応する必要がある。3つ目は、下肢を含んだ着座姿勢の識別である。本論文で識別した着座姿勢は下肢を除いた着座姿勢であった。下肢には、足を前に伸ばした状態、足を真っ直ぐ下におろした状態、足を椅子の下に入れた状態の3種類が挙げられる。また、2章で述べた関連研究において足を組んだ姿勢を識別している研究も多い。今後の課題として、下肢の状態も考慮した着座姿勢を識別することが不可欠であると考えられる。4つ目は、オフィスにおける着座姿勢識別手法の適応である。近年はオフィスへのフリーアドレスの導入により、各個人のワークスペースがないことが増えている [31]。個人のワークスペースがないため、オフィスワークは毎回同じ椅子に座るわけでない。そのため、提案した標準姿勢を基準とした手法を用いた場合、センシングチェアを使用する前に標準姿勢で座ってキャリブレーションを行う必要が出てくる。単なる加速度センサの傾き角度や離席時の傾き角度を基準とした手法では、その必要はなく、センシングチェアに座るだけで着座姿勢の識別が行える。そのため、今回の評価実験で最も精度の良かった標準姿勢を基準とした手法がオフィスにおいて良いかどうかは議論の余地がある。最後に、加速度センサの取り付け位置による識別精度の検

討が今後の課題として挙げられる．本研究では，共同研究先のこれまでの研究開発における知見からセンサの取り付け位置を決めていたが，取り付け位置を変更することで識別精度が変動すると考えられるため，現在取り付けしている位置以外へのセンサの取り付け位置を検討する必要がある．

謝辞

本研究を進めるにあたり、安本慶一教授には、様々なご指導及びご指摘をいただきました。また、学生が研究をしやすいよう研究室の環境を整えてくださり、伸び伸びと研究できたことを心より感謝いたします。

松本健一教授には、ご多用にも関わらず、論文審査委員を務めてくださり、心より感謝申し上げます。また、中間発表にて、有用なコメントをくださいましてありがとうございました。

荒川豊准教授には、本研究を進めるにあたり、数え切れないほどの助言やアイデアを頂きました。荒川准教授の湯水のように湧く斬新なアイデアは、私の研究の糧となることが多く、研究の進め方や発表練習・論文の添削等において、私の至らぬところを優しく諭すようにご指導頂いたこと、心より感謝しております。

諏訪博彦助教には、データ分析に関する助言や意見を頂きました。また、研究室生活でのコーヒーを飲みながらのフランクな会話は研究の丁度よい息抜きとなりました。心から感謝申し上げます。

藤本まなと助教には、研究室でよく声を掛けてくださり、快く相談に乗ってくださりましたこと、心より感謝申し上げます。また、研究で疲れただろうと言い、よくご飯に連れて行ってくださったこと、感謝しております。

水本旭洋特任助教には、研究の進め方に関する相談や発表練習、論文の添削などで大変お世話になりました。学会発表では毎回同行してくださり、一人では心細かったはずの学会は自信を持って参加することが出来ました。また、研究以外の日常生活においてもお世話になりました。心から感謝申し上げます。

金岡恵事務補佐員、山内奈緒事務補佐員、尾川恵理事務補佐員には、諸々の書類の手続きを進めてくださり、研究生活を支えていただきました。謹んでお礼申し上げます。

本研究の共同研究先である株式会社岡村製作所の中島千尋様、小花光広様、上西基弘様には、オカムラグランドフェアに向けての開発・展示に加えて論文の添削、学会発表の承諾において大変お世話になりました。心より感謝申し上げます。

最後に、ユビキタスコンピューティングシステム研究室で共に研究室生活を過ごした同期・先輩・後輩の皆様には深く感謝しております。

参考文献

- [1] S.M. Reinecke, R.G. Hazard, Kevin Coleman, and Malcolm Pope. A continuous passive lumbar motion device to relieve back pain in prolonged sitting. pp. 971–976, 01 2002.
- [2] Alicia A. Thorp, Genevieve N. Healy, Elisabeth Winkler, Bronwyn K. Clark, Paul A. Gardiner, Neville Owen, and David W. Dunstan. Prolonged sedentary time and physical activity in workplace and non-work contexts: a cross-sectional study of office, customer service and call centre employees. *International Journal of Behavioral Nutrition and Physical Activity*, Vol. 9, No. 1, p. 128, 2012.
- [3] 厚生労働省. 平成 20 年技術革新と労働に関する実態調査結果の概況. pp. 13–18, 2009.
- [4] Angela Maria Lis, Katia M Black, Hayley Korn, and Margareta Nordin. Association between sitting and occupational lbp. *European Spine Journal*, Vol. 16, No. 2, pp. 283–298, 2007.
- [5] Josephine Y Chau, Hidde P van der Ploeg, Jannique GZ Van Uffelen, Jason Wong, Ingrid Riphagen, Genevieve N Healy, Nicholas D Gilson, David W Dunstan, Adrian E Bauman, Neville Owen, et al. Are workplace interventions to reduce sitting effective? a systematic review. *Preventive medicine*, Vol. 51, No. 5, pp. 352–356, 2010.
- [6] Jan Hartvigsen, Charlotte Leboeuf-Yde, Svend Lings, and Elisabeth H Corder. Is sitting-while-at-work associated with low back pain? a systematic, critical literature review. *Scandinavian Journal of Public Health*, Vol. 28, No. 3, pp. 230–239, 2000.
- [7] Tyson AC Beach, Robert J Parkinson, J Peter Stothart, and Jack P Callaghan. Effects of prolonged sitting on the passive flexion stiffness of

- the in vivo lumbar spine. *The Spine Journal*, Vol. 5, No. 2, pp. 145–154, 2005.
- [8] Malcolm H Pope, Kheng Lim Goh, and Marianne L Magnusson. Spine ergonomics. *Annual review of biomedical engineering*, Vol. 4, No. 1, pp. 49–68, 2002.
- [9] van der Ploeg HP, Chey T, Korda RJ, Banks E, and Bauman A. Sitting time and all-cause mortality risk in 222 497 australian adults. *Archives of Internal Medicine*, Vol. 172, No. 6, pp. 494–500, 2012.
- [10] Neville Owen, Geneviève N Healy, Charles E Matthews, and David W Dunstan. Too much sitting: the population-health science of sedentary behavior. *Exercise and sport sciences reviews*, Vol. 38, No. 3, p. 105, 2010.
- [11] Peter T Katzmarzyk, Timothy S Church, Cora L Craig, and Claude Bouchard. Sitting time and mortality from all causes, cardiovascular disease, and cancer. *Medicine & Science in Sports & Exercise*, Vol. 41, No. 5, pp. 998–1005, 2009.
- [12] Alicia A Thorp, Neville Owen, Maike Neuhaus, and David W Dunstan. Sedentary behaviors and subsequent health outcomes in adults: a systematic review of longitudinal studies, 1996–2011. *American journal of preventive medicine*, Vol. 41, No. 2, pp. 207–215, 2011.
- [13] Saurabh S Thosar, Sylvanna L Bielko, Kieren J Mather, Jeanne D Johnston, and Janet P Wallace. Effect of prolonged sitting and breaks in sitting time on endothelial function. 2015.
- [14] 厚生労働省. Vdt 作業における労働衛生管理のためのガイドラインについて. pp. 1–35, 2002.
- [15] 小松和朗, 嶋田和孝, 遠藤勉. 多人数インタラクシオン評価のための姿勢推定 (「行為のタイミングとコミュニケーション」及び一般). 電子情報通信学会

- 技術研究報告. HCS, ヒューマンコミュニケーション基礎, Vol. 112, No. 176, pp. 25–30, aug 2012.
- [16] 内藤孝雄, 黒須誠治. デスクワーク時の着座姿勢の評価方法の提案. 人工知能学会全国大会論文集, Vol. 28, pp. 1–4, 2014.
- [17] Hong Tan, Lynne A. Slivovsky, and Alex Pentland. A sensing chair using pressure distribution sensors. Vol. 6, pp. 261 – 268, 10 2001.
- [18] S. Mota and R. W. Picard. Automated posture analysis for detecting learner’s interest level. In *2003 Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshop*, Vol. 5, pp. 49–49, June 2003.
- [19] 浅田晴之, 上野義雪. 事務用椅子の座り心地の評価手法に関する研究 : その 2 オフィスにおける自席での作業姿勢の調査 (手すり・開口部・家具, 建築計画 i). 学術講演梗概集. E-1, 建築計画 I, 各種建物・地域施設, 設計方法, 構法計画, 人間工学, 計画基礎, Vol. 2008, pp. 539–540, jul 2008.
- [20] Hong Tan, Lu Ifung, and Alex Pentland. The chair as a novel haptic user interface. pp. 56 – 57, 10 1997.
- [21] Bilge Mutlu, Andreas Krause, Jodi Forlizzi, Carlos Guestrin, and Jessica Hodgins. Robust, low-cost, non-intrusive sensing and recognition of seated postures. In *Proceedings of the 20th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, UIST ’07, pp. 149–158, New York, NY, USA, 2007. ACM.
- [22] 金田将英, 今野将. センサー椅子を用いた姿勢推定手法の提案. マルチメディア通信と分散処理ワークショップ2010 論文集, 第2010巻, pp. 63–64, oct 2010.
- [23] 紙谷一啓, 工藤峰一, 野中秀俊, 外山淳. 圧力センサを用いた着席者の姿勢識別に関する研究. 電子情報通信学会技術研究報告. USN, コビキタス・センサネットワーク, Vol. 107, No. 152, pp. 41–46, jul 2007.

- [24] Jan Meyer, Bert Arnrich, Johannes Schumm, and Gerhard Troster. Design and modeling of a textile pressure sensor for sitting posture classification. Vol. 10, pp. 1391 – 1398, 09 2010.
- [25] Roland Zemp, Matteo Tanadini, Stefan Plüss, Karin Schnüriger, Navrag Singh, William Taylor, and S Lorenzetti. Application of machine learning approaches for classifying sitting posture based on force and acceleration sensors. Vol. 2016, pp. 1–9, 01 2016.
- [26] L. Russell, R. Goubran, and F. Kwamena. Posture sensing using a low-cost temperature sensor array. In *2017 IEEE International Symposium on Medical Measurements and Applications (MeMeA)*, pp. 443–447, May 2017.
- [27] Joseph F Grafsgaard, Kristy Elizabeth Boyer, Eric N Wiebe, and James C Lester. Analyzing posture and affect in task-oriented tutoring. In *Fifth International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference*, pp. 438–443, 2012.
- [28] 鈴木大介, 黄木剛正, 西田健, 井上未結, 花房昭彦. ステレオカメラを用いた数字マーカー自動認識による座位姿勢計測. ライフサポート, Vol. 28, No. 2, pp. 65–75, 2016.
- [29] 鷺澤史歩, 中田康之, 猪又明大, 柳沼義典ほか. 小型のウェアラブルセンサを用いた姿勢計測. マルチメディア, 分散協調とモバイルシンポジウム 2014 論文集, Vol. 2014, pp. 401–408, 2014.
- [30] Sangyong Ma, Woo-Hyeong Cho, Cheng-Hao Quan, and Sangmin Lee. A sitting posture recognition system based on 3 axis accelerometer. In *Computational Intelligence in Bioinformatics and Computational Biology (CIBCB), 2016 IEEE Conference on*, pp. 1–3. IEEE, 2016.
- [31] 岩切一幸, 毛利一平, 外山みどり, 野瀬かおり, 落合孝則, 城内博, 斉藤進. フリーアドレス形式オフィスレイアウトでの vdt 作業者の姿勢および身体的疲

労感. 産業衛生学雑誌 = Journal of occupational health, Vol. 48, No. 1, pp.
7-14, jan 2006.