

在宅勤務中における業務・非業務状態自動推定手法の提案

林健太[†] 熊副慎吾[‡] 石田繁巳[†] 荒川豊[†][†]九州大学大学院システム情報科学研究所 [‡]九州大学工学部電気情報工学科

1 はじめに

新型コロナウイルス COVID-19 の感染拡大に伴って在宅勤務が広がっている。在宅勤務はさまざまなメリットがある反面、一日中自宅の机の前で座りっぱなしになり、気分転換ができない、運動不足になるといったデメリットもある。また、在宅勤務は上司や同僚の目の届かない環境になるため、自己管理能力が問われる。すべての作業がパソコン越しになるため、ついネットサーフィンをしたり動画を見たり、スマートフォンを触ったりと、通常よりも生産性が低下する人も多い。生産性を上げるための自己管理方法として、作業時間を記録して振り返るタイムトラッキングや、30分ごとにタイマーを設定するポモドーロ法などがあり、それらを支援するアプリも多数存在する。しかしながら、作業の度に、アプリを起動するのは手間がかかる。自動的に記録する手法としては、パソコンの作業に限定すれば、パソコン内にロギングツールを導入することも考えられる。実際、SKYSEA 等商用の監視ソフトを導入している企業もある。

このような背景のもと、本研究では、自己管理を目的として、在宅勤務中に机上で発生するさまざまな作業を、業務に関係のあるものとそうでないものに自動的に分類する手法を提案する。対象となる作業は、表 1 に示すように、タイピングやオンライン会議、筆記作業などの業務作業（以降、業務）及び、スマホや食事、読書、ゲームなどの非業務作業（以降、非業務）とする。本研究のポイントは、業務と非業務で、“手のひらの向きが違う”という仮説である。本稿では、その単純な特徴だけで業務・非業務を識別可能かどうかにつ

表 1: 動作の業務・非業務分類表

業務	タイピング, 筆記作業, オンライン会議
非業務	読書, ゲーム, スマートフォン, 食事

Proposal of working / non-working state estimation method during work-at-home

Kenta Hayashi[†], Shingo Kumazoe[‡], Shigemi Ishida[†], and Yutaka Arakawa[†][†]ISEE, Kyushu University, Japan[‡]Faculty of Electrical Engineering and Computer Science, Kyushu University, Japan[†]hayashi.kenta@arakawa-lab.com,

{ishida, arakawa}@ait.kyushu-u.ac

[‡]kumazoe.shingo.213@s.kyushu-u.ac.jp

いて、実際にデータを計測して検証し、手首に装着した加速度センサで、F 値 0.8 以上の精度で推定できたことを報告する。

2 関連研究

手首にセンサを装着して行動認識を行う研究としてリストバンド型のセンサを用いた手法 [1] やカメラを用いた手法 [2] があるが、就業中の作業・非作業に関わる行動は認識対象になっていない。一方、伊藤らの手法 [3] では加速度センサを用いて就業中の作業に着目した行動認識を行っているが、業務に関係のない作業状態に関しては認識対象になっていない。

これらの研究では、制御環境下での規定の動きを測定し、機械学習の教師データとして収集を行っている。しかし実際の仕事では、仕事をしていないときなど学習に用いたデータがない状況があるため、実際の行動データが混在すると識別性能が低下するという問題があり、非業務状態の識別は見過ごされてきた。

3 業務・非業務状態推定手法

図 1 に 3 軸加速度計を手首に装着した様子を示す。本提案手法では、3 軸加速度データを手首に装着した 3 軸加速度センサを用いて取得し、取得した加速度データから角度データの算出を行う。この時、X 軸の回転角度をロール角、Y 軸の回転角度をピッチ角と定義した。そして、角度データを用いて掌の向きが上向きか下向きかを判断する。掌の向きラベルは上向きの場合を 1、下向きの場合を 0 と定義した。特徴量として Z 軸

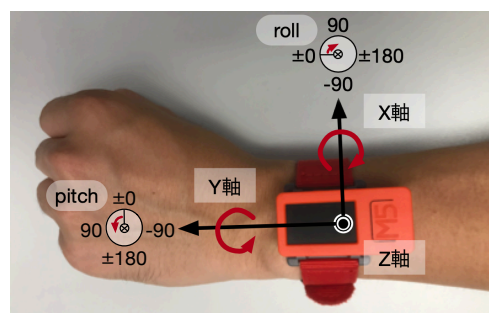


図 1: 手首に装着した 3 軸加速度センサとその向き

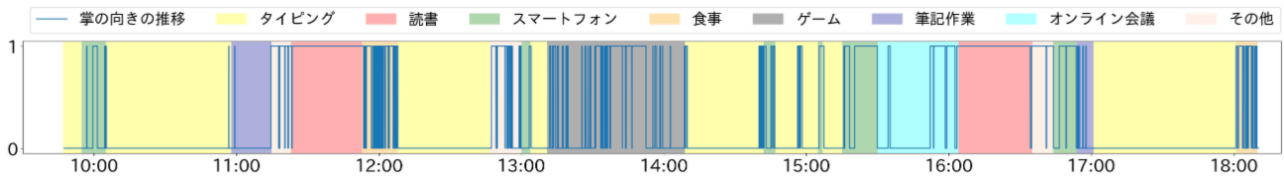


図 2: 右手の向きの推移

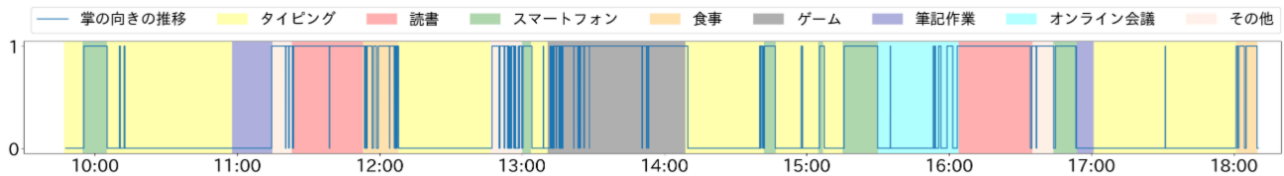


図 3: 左手の向きの推移

加速度データと掌の向きラベルを入力することによって、「業務」と「非業務」の推定を行う。

分類器には教師あり機械学習を使用を想定している。本稿では、Random Forest, Naive Bayes, 及び Logistic Regression を使用した。

4 評価

4.1 評価実験

M5Stack 社の M5StickC 内蔵の 3 軸加速度センサを用い、サンプリング周波数は 10Hz に設定した。

最初の被験者に 3 軸加速度センサを両手首に装着した状態で長時間研究室で過ごしてもらい加速度データを収集した。特定の動作を行う時には何時から何時まで何をしていたのかのメモをとった。その被験者が研究室で行っていた着席時の動作をだまかに分類すると、タイピング、筆記作業、オンライン会議、スマートフォンを操作する(スマートフォン)、読書、食事、家庭用ゲーム機でゲームをする(ゲーム)の 7 種類であった。

掌の向きを決める閾値を定めるため、別の被験者に 3 軸加速度センサを両手首に装着した状態で表 1 に示した 7 種類の動作をそれぞれ 2 分間行ってもらった。

4.2 評価結果

図 2 及び図 3 に右と左の掌の向きの推移を示す。縦軸は掌の向きラベルを、横軸は時間を表している。利き手にセンサを装着して取得したデータでは、業務中に掌が上を向いていた割合は 94.3% であり、非業務中に掌が下を向いていた割合は 66.4% だった。同様に、利き手とは逆の手にセンサを装着して取得したデータでは、業務中に掌が上を向いていた割合は 98.9% であり、非業務中に掌が下を向いていた割合は 88.9% だった。

評価方法として 10 分割交差検証と Leave One Person Out (LOPO) 交差検証を行った。表 2 に評価結果を示す。10 分割交差検証では F 値が約 0.94, LOPO 交差検証では F 値が 0.8 以上と高い精度であった。どちら

表 2: 各交差検証の F 値

	10 分割	LOPO
Random Forest	0.939	0.804
Naive Bayes	0.938	0.817
Logistic Regression	0.939	0.824

の交差検証も、利き手とは逆の手の手首に装着したセンサによって取得したデータを用いた。特徴量には掌の向きラベルの 10 秒間における最頻値と Z 軸加速度データを用いた。LOPO 交差検証では、制御環境下で取得したデータを訓練データに用い、実環境下で取得したデータをテストデータに用いた。LOPO 交差検証の結果より、提案手法の一般性が高いことがわかる。

5 おわりに

本稿では、就業中における業務・非業務状態の推定手法として提案した。加速度センサを用いて掌の向きを検知するという単純な手法は、自身のデータを用いない LOPO 交差検証で、F 値 0.8 以上の精度で業務・非業務を推定可能であり、一般性の高い手法であることがわかった。また、腕時計を装着する手(利き手と逆の手)の動きで、継続的な認識を実現しており、現在使われているスマートウォッチの機能として実装可能な実用性の高い手法と言える。

謝辞

本研究の一部は JSPS 科研費 JP18H03233 の助成で行われた。

参考文献

- [1] Panwar, M., et al.: CNN based approach for activity recognition using a wrist-worn accelerometer, *Int. Conf. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, IEEE, pp. 2438–2441 (2017).
- [2] Ohnishi, K., et al.: Recognizing activities of daily living with a wrist-mounted camera, *IEEE CVPR*, pp. 3103–3111 (2016).
- [3] 伊藤 他. 手首の加速度を基にした執務者のデスクワーク行動分析システムの構築, IPSJ 関西支部 支部大会 講演論文集, Vol. 2019 (2019).