Vol.2022-HCI-197 No.56
2022/3/16

生体情報を用いた機械学習による屋内清掃作業の動作分類

板垣優也 [1]　岡崎佑哉 [2]　堀田裕弘 [3]

概要：清掃作業などに従事することが健康増進効果に繋がることが検証できれば，高齢者などの健康増進と就労促進が同時に達成できると期待されている．そのためには，清掃作業の程度が数値化でき，身体に与える運動量や消費エネルギー量に換算できれば，データ分析が可能となる．そこで，近年，被験者に負担や抵抗感がなく装着できるウェアラブルデバイスに着目する．ウェアラブルデバイスから得られる生体情報や運動情報などを用いることで，清掃作業の動作分類やその身体負荷の程度の予測ができるようなシステム開発が望まれている。そこで，本研究では，基礎検討として清掃作業の動作の把握ができるシステムの開発を提案する．

キーワード：清掃作業，スマートセンサ，生体情報，機械学習

Behavior classification of indoor cleaning by machine learning using biometric information

YUYA ITAGAKI [1]　YUYA OKAZAKI [2]
YUUKOU HORITA [3]

Abstract: If it can be verified that engaging in cleaning work leads to health promotion effects, it is expected that health promotion and employment promotion for the elderly can be achieved at the same time. For that purpose, if the degree of cleaning work can be quantified and converted into the amount of exercise and energy consumption given to the body, data analysis becomes possible. Therefore, in recent years, we will focus on wearable devices that can be worn by the subject without burden or resistance. It is desired to develop a system that can classify the movement of cleaning work and predict the degree of the physical load by using the biological information and the exercise information obtained from the wearable device. In this paper, as a basic study, we propose the development of a system that can grasp the operation of cleaning work.

Keywords: Indoor cleaning work, Smart device, Biometric information, Machine learning

1. はじめに

国民や企業への健康づくりに関する新たなアプローチとして，高齢化の進展及び疾病構造の変化を踏まえ，特定健診等により生活習慣病等を始めとした疾病を予防・早期に発見することで，国民の健康寿命の延伸と健康格差の縮小を図り，健やかで心豊かに生活できる活力ある社会を実現することが重要である．そこで，「適度な運動」「適切な食生活」「禁煙」「健診・検診の受診」をテーマに，健康づくりに取り組む企業・団体・自治体を支援する「スマート・ライフ・プロジェクト」[1]が推進されており，個人や企業の「健康意識」及び「動機付け」の醸成・向上を図り、社会全体としての国民運動へ発展させることが重要であるとされている．

健康づくりにとって，「適度な運動」は重要な要因の一つと考えられており，高齢者などの健康増進に対して，清掃作業が着目されている．しかし，健康の自己認識と実際の健康の間には大きな齟齬が起きる[2]．そのため，主観だけでなく客観的な健康の指標が必要である.「健康づくりのための身体活動基準 2013」において，23[メッツ・時/週]を身体活動の基準として，生活習慣病等及び生活機能低下のリスク低減を示唆している[3]. そこで，清掃作業中の[メッツ・時/週] を測定することで，実際に健康の増進がみられることの検証を行いたい．しかし，清掃作業中の動作にはさまざまな動きの複合で行う動作が存在する．

そこで，本研究では，清掃作業から[メッツ・時/週]を正確に測るために清掃作業動作の分類を行う．ジャウディー[4]や，ベルリンら[5]の研究では動作分類における特徴量の抽出はアルゴリズムの性能と計算量に影響を及ぼすということを示しており，パッラ[6]や，カラントニスら[7]の研究では実際に歩く，立つ，止まる，または，活動中，休息中の動作を機械学習によって分類を行っている．

2. 事前調査

本研究では，事前調査として，清掃会社の協力のもと，清掃作業現場を見学させてもらい目視でその動作を確認した．その結果，おおまかに直線歩行・階段昇降・掃除機清掃・階段清掃・拭き清掃・安静状態の 6 つの動作が確認できたため，清掃作業としてこれらの動作分類を行う．それ

1 富山大学 工学部工学科 知能情報工学コース
Faculty of Engineering, University of Toyama
2 富山大学大学院 理工学教育部 知能情報工学専攻
Graduate School of Science and Engineering, University of Toyama
3 富山大学 学術研究部 都市デザイン学系
School of Sustainable Design, University of Toyama

ⓒ2022 Information Processing Society of Japan

ぞれの動作の部位ごとの動きの程度を，表 1 に示す．身体動作において，腕・腰・足に着目し，清掃作業の動作との関係性を整理した．腰と足では水平方向・垂直方向ともに大きな差がみられないことや，足では清掃作業でのしゃがみ動作に対応できないことから，本研究では，腕と腰に運動量を計測するための計測機器を装着することにした．

表 1 清掃作業の動作分類

		移動		掃除			休憩
		直線歩行	階段昇降	掃除機清掃	階段清掃	拭き清掃	安静状態
腕	水平方向	△	△	○	○	○	×
	垂直方向	×	○	×	○	○	×
腰	水平方向	○	○	○	○	×	×
	垂直方向	×	○	×	○	○	×
足	水平方向	○	○	○	○	×	×
	垂直方向	×	○	×	○	×	×

3. 実験

3.1 使用機器

本研究では加速度センサ，心拍センサ，活動量計の 3 種類を使用する．センサの仕様を表 2，外観を図 1~図 3 に示す．加速度センサは X，Y，Z 軸方向の加速度，角速度を取得する．図 4 に 軸方向の定義を示す．腕の場合 Y 軸は進行方向が正，Z 軸は後ろ方向が正となっている．

表 2 各センサの仕様

	加速度センサ	心拍センサ	活動量計
製品名	AMWS020	Fitbit sense	HJA-750C Active style Pro
装着位置	腰，利き手の腕	利き手ではない手首	腰
取得データ	加速度，角速度	心拍数，歩数	Mets
サンプリング周波数	100[Hz]	心拍数：1[Hz] 歩数：1/60[Hz]	1/10[Hz]

図 1 加速度センサ (AMWS020)

図 2 心拍センサ (Fitbit sense)

図 3 活動量計 (HJA-750C Active style Pro)

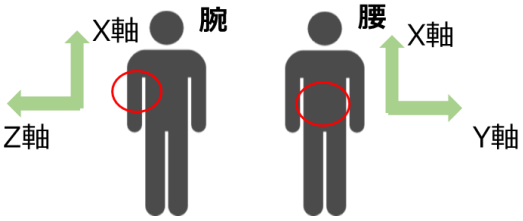

図 4 軸方向のイメージ図

3.2 実験方法

本実験は, 6 種類のタスクを加速度センサ, 心拍センサ, 活動量計を装着して計測する．表 3 に清掃作業を模したタスクとその内容を示す．階段清掃はほうきで一段ずつ階段を清掃し，塵取りでごみを収集するまでを階段清掃の動作とする．拭き清掃は前半に雑巾で机を拭く動作を 2 分半，後半に棚を拭く動作を 2 分半行うこととする．被験者には安静状態以外の 5 つのタスクについては自分のペースで行うことを伝えた．被験者は成人男性 15 名である．

表 3 各タスクの詳細

タスク	内容
安静状態	着席して3分計測
直線歩行	廊下の端から端まで3往復（約120m）
階段昇降	5階から3階までを1往復
掃除機清掃	廊下を5分間清掃
階段清掃	ほうきで階段を5分間清掃
拭き清掃	雑巾で机と棚を5分間清掃

4. データ分析

4.1 分析に用いる特徴量

本研究では，加速度，角速度の特徴量として各軸の腕と腰の平均値，標準偏差を用いる．心拍数，Mets などの特徴量として最大値，最小値，平均値，標準偏差，中央値，範囲などの基本統計量を用いる．

また，データの前処理として，加速度や角速度データに対して移動平均（100 ステップ）でノイズ処理を行う．移動平均ノイズ処理のイメージを図 5 に示す．

ⓒ2022 Information Processing Society of Japan

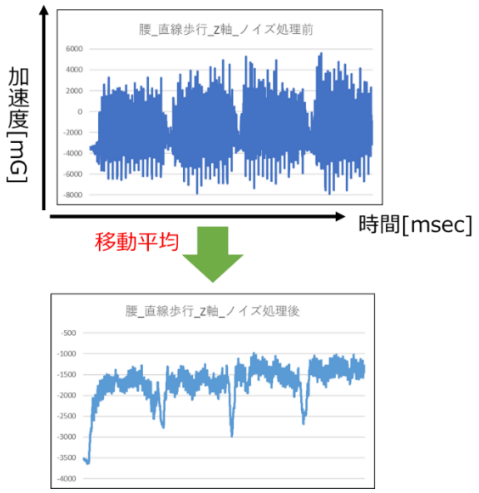

図 5　移動平均ノイズ処理のイメージ図

4.2　一元配置分散分析

一元配置分散分析は複数群からなるデータの平均値を比較したときに，少なくとも一つの組み合わせについて平均値が異なるという仮説に有意差があるかを調査する検定法である．清掃作業を模したタスクによる実験で得られたセンサからの前述した全特徴量に対して，有意水準 95%で一元配置分散分析を行った結果を表 4 に示す．ここで，青い箇所が有意水準 0.05 を満たしている特徴量である．よって，以降，有意水準を満たした特徴量を議論の対象とする．

表 4　一元配置分散分析による各特徴量の p 値

特徴量	p値	特徴量	p値
加速度_腕_X_平均	0.000	角速度_腰_X_平均	0.351
加速度_腕_Y_平均	0.148	角速度_腰_Y_平均	0.000
加速度_腕_Z_平均	0.001	角速度_腰_Z_平均	0.000
加速度_腕_X_標準偏差	0.000	角速度_腰_X_標準偏差	0.000
加速度_腕_Y_標準偏差	0.000	角速度_腰_Y_標準偏差	0.000
加速度_腕_Z_標準偏差	0.000	角速度_腰_Z_標準偏差	0.000
加速度_腰_X_平均	0.000	心拍数_最大値	0.195
加速度_腰_Y_平均	0.177	心拍数_最小値	0.031
加速度_腰_Z_平均	0.000	心拍数_平均	0.041
加速度_腰_X_標準偏差	0.000	心拍数_標準偏差	0.323
加速度_腰_Y_標準偏差	0.000	心拍数_中央値	0.028
加速度_腰_Z_標準偏差	0.000	心拍数_範囲	0.441
角速度_腕_X_平均	0.085	Mets_最大値	0.527
角速度_腕_Y_平均	0.000	Mets_最小値	0.072
角速度_腕_Z_平均	0.037	Mets_平均	0.000
角速度_腕_X_標準偏差	0.000	Mets_標準偏差	0.000
角速度_腕_Y_標準偏差	0.000	Mets_中央値	0.000
角速度_腕_Z_標準偏差	0.000	Mets_範囲	0.204
		歩数	0.000

4.3　ランダムフォレスト

本研究では，清掃動作を分類する方法として，ランダムフォレストを用いる．ランダムフォレストは機械学習のアルゴリズムの一つであり，複数の決定木でアンサンブル学習を行う方法である．ランダムフォレストを用いる際，一元配置分散分析で有意差があった特徴量を説明変数として選定する．今回 6 パターンでのモデルを作成するため，それぞれの場合で用いたパラメータを表 5 に示す．

表 5　モデルで用いるパラメータ

パラメータ	心拍のみ	加速度のみ	角速度のみ	Metsのみ	心拍+加速度+角速度	全て
木の数	30	90	20	30	90	30
木の深さ	5	3	8	4	3	3
木に使用する特徴量の数	3	3	3	3	4	5
葉の最低限のデータ数	5	5	2	5	5	2
分岐元の最低限のデータ数	2	2	10	2	2	2

4.4　交差検証

交差検証は，汎化性能を評価する統計的な方法である．全体のデータを学習用データとテストデータに分け，テストデータを順番に入れ替えてそれぞれでモデルを構築し，それらの精度の平均値を評価する方法である．本研究では，学習用データを 80%，テスト用データを 20%として行う．

4.5　評価指標

本研究では，評価指標として正解率と F 値を用いる．正解率は全予測に対する正答率を表したものであり，F 値は適合率と再現率の調和平均からなる評価指標である．適合率は True と予測した中で真値が True の割合を示したものであり，再現率とは真値が True の中で正と予測した割合である．これらを表 6 に示す．正解率を用いることで分かりやすい結果が得られるが，データに偏りがあった場合や，適合率・再現率のどちらかが著しく低い場合などでは正解率の値をそのまま精度とすることはできない．そこで，正解率とともに F 値を用いることで精度の正当性を示す．正解率，適合率，再現率，F 値の式を次に示す．

表 6　真値と予測値のマトリクス

		予測値	
		True	False
真値	True	TP: True Positive	FN: False Negative
	False	FP: False Positive	TN: True Negative

$$\text{正解率（Accuracy）} = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} \quad (1)$$

$$\text{適合率（Precision）} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2)$$

$$\text{再現率（Recall）} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3)$$

$$\text{F 値（F-score）} = \frac{2\,\text{Precision} * \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (4)$$

5. 実験結果

本研究では，清掃作業 6 種類の動作を分類することの精度検証を議論するために，特徴量が心拍のみのモデル(①)，加速度のみのモデル（②)，角速度のみのモデル（③)，Mets のみのモデル (④)，特徴量を複合したモデル (①＋②＋③) の 5 つのモデルを検討し，比較・考察を行った．5 つのモデルの混同行列の結果を，表 5～表 9 に示す．

1. 心拍のみのモデル（①）：
   正解率は 0.33，F 値は 0.29 であった．すべてのモデルの中で最も精度が悪かったが，「安静状態」の分類精度が他の動作と比べ比較的良かった．
2. 加速度のみのモデル（②）：
   正解率は 0.87，F 値は 0.86 となった．混同行列から，「安静状態」,「直線歩行」,「掃除機清掃」の 3 タスクの誤分類が多いことが読み取れる．
3. 角速度のみのモデル（③）：
   正解率は 0.87，F 値は 0.86 となった．加速度のみのモデル（②）と比べ「安静状態」の分類精度が悪いことが確認できる．
4. Mets のみのモデル（④）：
   正解率は 0.58，F 値は 0.53 となった．「安静状態」の分類精度はよかったが，それ以外のタスクは精度が悪いことが確認できる．
5. 複合モデル（①＋②＋③）：
   正解率 0.91，F 値 0.91 となり，すべてのモデルのなかで最も精度が良かった．全体的に精度の向上がみられたが，「掃除機清掃」のみ精度の向上がみられなかった．

本研究では，Mets 測定機器の正確性の検証のため，推定には特徴量として Mets も用いた．しかし，正確に推定が行えなかったことから複合モデル（①＋②＋③）では Mets の特徴量を省き推定を行った．

また，一元配置分散分析で有意差があった特徴量すべてを用いたモデルでも推定を行った．表 10 に，その混同行列を示す．結果，正解率 0.86，F 値 0.87 となり，加速度のみのモデル（②）や角速度のみのモデル（③）と比べて精度の向上はみられなかった．さらに，複合モデル（①＋②＋③) よりも精度が全動作で下がっていることが確認できる．このことより，変数を多く用いても分類精度の向上が見られないことが明らかとなった．

表 5 心拍のみのモデル

		予測値					
		階段清掃	安静状態	階段昇降	直線歩行	掃除機清掃	拭き清掃
真値	階段清掃	2	4	2	3	3	1
	安静状態	2	10	0	0	3	0
	階段昇降	1	2	7	2	2	1
	直線歩行	3	2	5	1	2	2
	掃除機清掃	2	6	2	1	2	2
	拭き清掃	0	5	1	0	1	8

表 6 加速度のみのモデル

		予測値					
		階段清掃	安静状態	階段昇降	直線歩行	掃除機清掃	拭き清掃
真値	階段清掃	13	0	0	0	1	1
	安静状態	1	12	1	1	0	0
	階段昇降	0	1	14	0	0	0
	直線歩行	1	1	1	12	0	0
	掃除機清掃	3	0	0	0	12	0
	拭き清掃	0	0	0	0	0	15

表 7 角速度のみのモデル

		予測値					
		階段清掃	安静状態	階段昇降	直線歩行	掃除機清掃	拭き清掃
真値	階段清掃	13	0	0	0	1	1
	安静状態	1	11	0	3	0	0
	階段昇降	0	0	14	1	0	0
	直線歩行	0	0	3	12	0	0
	掃除機清掃	2	0	0	0	13	0
	拭き清掃	0	0	0	0	0	15

表 8 Mets のみのモデル

		予測値					
		階段清掃	安静状態	階段昇降	直線歩行	掃除機清掃	拭き清掃
真値	階段清掃	1	0	2	2	5	5
	安静状態	0	15	0	0	0	0
	階段昇降	0	0	10	2	1	2
	直線歩行	0	2	2	9	2	0
	掃除機清掃	2	0	2	0	10	1
	拭き清掃	0	0	4	1	3	7

表 9 複合モデル

		予測値					
		階段清掃	安静状態	階段昇降	直線歩行	掃除機清掃	拭き清掃
真値	階段清掃	13	0	0	0	1	1
	安静状態	1	14	0	0	0	0
	階段昇降	0	0	14	1	0	0
	直線歩行	0	0	1	14	0	0
	掃除機清掃	3	0	0	0	12	0
	拭き清掃	0	0	0	0	0	15

ⓒ2022 Information Processing Society of Japan

表 10　全特徴量を用いたモデル

		予測値					
		階段清掃	安静状態	階段昇降	直線歩行	掃除機清掃	拭き清掃
真値	階段清掃	11	0	0	0	2	2
	安静状態	1	14	0	0	0	0
	階段昇降	0	0	14	1	0	0
	直線歩行	0	0	3	12	0	0
	掃除機清掃	3	1	0	0	11	0
	拭き清掃	0	0	0	0	0	15

6. 考察

心拍の精度が特に悪かった理由として，計測機器のサンプリング周波数が 1[Hz]と低く，周波数分解能として十分なデータ量が取れなかったことや，心拍は加速度や角速度と比べ，環境の変化を受け取りやすいためタスク前後やタスク内の些細な環境の変化で，同タスク内であっても心拍のばらつきがでた可能性が考えられる．

しかし，複合モデル（①＋②＋③）では「安静状態」の精度が加速度や角速度のみのモデル（②，③）のときよりも推定精度が上回っており，モデルを複合化する際に心拍の特徴量を採択することが有用であることが示唆された．

Mets のみのモデル（④）では，安静状態のみが完全に推定することができている．これは，Mets の測定機器が歩数や加速度などから計算により Mets の値を出力しているため，安静状態のときの Mets の値が安定することより推定精度が向上したものと考えられる．

複合モデル(①＋②＋③)が最も良い精度を出したものの，「掃除機清掃」においては角速度のみのモデル（③）よりも精度が劣っている．「掃除機清掃」を「階段清掃」と誤分類しており，この結果は加速度のみのモデル（②）でみられる傾向と同様である．このことから「掃除機清掃」においては加速度のみのモデル（②）を強く採択してしまったことが考えられる．それぞれのタスクにおいて最も良い精度を出した特徴量の比重を大きくすることで，精度の向上につながると考える．

7. まとめ

本研究では，清掃作業の動作分類やその身体負荷の程度の予測ができるようなシステム開発を行う基礎検討として清掃作業の動作の把握ができるシステムを検討した．開発を提案する．本研究では，清掃動作の推定を行った．実験結果から，心拍・加速度・角速度から得られる特徴量で構成した複合モデルでは，推定精度が 0.91 と非常に高い結果が得られた．しかし，「掃除機清楚」と「階段清掃」の分類がうまくできなかったことから，両タスクの分類精度向上が今後の課題である．

謝辞

本研究の計画・推進にアドバイス頂き，また，清掃作業の現場見学にご快諾頂いた株式会社バロンの関係者に対して感謝申し上げます．また，本実験のデータ取得に協力して頂いた富山大学学生の皆様に感謝致します．

参考文献

[1] スマート・ライフ・プロジェクト (Smart Life Project), 厚生省, https://www.smartlife.mhlw.go.jp/
[2] 武田三千代, 健康に対する自己認識と発病の関係, 健康医学, 13 巻（1998-1999）3 号 p.332-334
[3] 健康づくりのための身体活動基準 2013, https://www.mhlw.go.jp/stf/houdou/2r9852000002xple-att/2r9852000002xpqt.pdf(参照 2022-2-9).
[4] Neziha Jaouedi，Noureddine Boujnah,Med，Salim Bouhlel(2019) A new hybrid deep learning model for human action recognition https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2019.09.004(参照 2022-2-9).
[5] S. Jeba Berlin，Mala John(2020) Particle swarm optimization with deep learning for human action recognition https://doi.org/10.1007/s11042-020-08704-0 (参照 2022-2-9).
[6] R. Quintero，I. Parra;，D. F. Llorca，M. A. Sotelo Pedestrian path prediction based on body language and action classification https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6957768 (参照 2022-2-9).
[7] D.M. Karantonis，M.R. Narayanan，M. Mathie，N.H. Lovell; B.G. Celler Implementation of a real-time human movement classifier using a triaxial accelerometer for ambulatory monitoring https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/1573717 (参照 2022-2-9).

ⓒ2022 Information Processing Society of Japan