面圧センサを用いた生体状態推定に関する基礎的検討

○酒井 梨真子、横山 清子（名古屋市立大学）

Feasibility Study on Estimation of Biological Condition Using Surface Pressure Sensor

Risako SAKAI, Kiyoko YOKOYAMA (Nagoya City University)

1. はじめに

世界の国の中で日本は最も座位時間が長く、早急に解決策を見出す必要がある。長時間の座りすぎは健康被害や集中力低下を招く原因となる¹⁾。

現在、姿勢矯正の方法は多種多様にあり、リアルタイムに生体状態を取得できる簡便なシステムを検討することで日常的に正しい姿勢を意識しやすくなり、より質の高い作業ができるようになるを考える。人の生活環境にシステムを組み込むにはどんな人にも負担をかけずに様々な状態に対応できる必要があり、汎用性の高い人工知能の活用は、それらの課題解決に効果があると期待される。

本研究では、日常生活で利用する家具の一つである椅子に着目し、その座面圧の変動から、疲労や作業への集中度など生体状態の推定が可能かの検討を目的とする。

2. 方法

2-1. 実験内容

健常若年成人女性10名(22.4±0.51歳；平均±標準偏差)を対象に、60分間椅子に座った状態で、机の上に設置されたパソコンを使用した簡単な計算作業実験を実施した。被験者は心電心拍センサを装着し、椅子の座面部分にセンサシートを設置した状態で作業を行った。また、計算作業の前後に「自覚症しらべ」を実施した。

2-2. 体圧分布の測定

体圧分布測定器（SRソフトビジョン；住友理工製）を椅子の座面に敷き、専用のソフトで座面状態を測定する。実験では、1秒間隔で記録されたセンサシートのセルにかかる圧力値と、X・Y座標の重心の座標位置(gx, gy)を出力し、パラメータを算出した。

2-3. 生体信号の測定

多用途テレメータ筋電計 DL-5000 心電心拍センサ DL-310（S&ME製）を使用し、1kHzで心電図を測定した。付属ソフトウェアで心拍変動解析を行い、RR間隔データを出力する。このデータから、

瞬時心拍HR、変動係数CV、副交感神経活動度rMSSDを求め、パラメータを算出した。

2-4. 作業成績の測定

自作した計算作業ツールプログラムを、実験中の作業タスクとして使用し、被験者の作業成績を測定した。計算結果における正答率をA(%)、解答にかかった時間の平均をI(sec)とし、パラメータを算出した。

2-5. 主観評価の測定

作業に伴う疲労状況の経時的変化を捉えるため、産業疲労研究会の調査ツール「自覚症しらべ」を行った²⁾。自覚症しらべは25個の調査項目があり、その内5個の群別に疲労を評価することができる。本実験では、計算作業開始前と終了後の2回調査を行い、各2回の調査毎に求めた群別スコア平均を四捨五入した値と、その値の差を算出した。

3. 解析

Pythonによる機械学習ライブラリscikit-learnを用いて分類を行う。以降、学習に与えるデータを「入力値」、予測するクラスを「ラベル」と記す。今回は、体圧分布から取得した「座面圧データ」を入力値、「生体信号」・「作業成績」・「主観評価」によるクラスをラベルとして分類を行った。

解析に使用した分類モデルは、決定木、Random Forest、Ada Boost、SVMの4種類である。全ての解析において全データ数の60%を学習に、40%をテストデータに使用し、ハイパーパラメータはscikit-learnにおけるデフォルト値を使用した。図1が示すように、実験で求めた算出パラメータ毎にラベル付けを行い、ラベルの数値は注意集中度合いが高いほど数字が大きくなるよう設定した。

分類モデルの評価には、scikit-learnに実装されているメソッドの混同行列を作成し、性能指標には、正答率とF値を使用した。

4. 結果と考察

「注意・集中に関する解析」と「疲労評価に関する解析」の2つに分け、使用する入力値とラベ

図1 ラベル付け例

表1 モデル別のL1～L7の正答率(入力がA:Fの場合)

A:F	L1	L2	L3	L4	L5	L6	L7
DecisionTree	0.885	0.858	0.845	0.870	0.623	0.703	0.435
RandomForest	0.905	0.896	0.874	0.893	0.701	0.797	0.468
AdaBoost	0.676	0.688	0.680	0.703	0.708	0.826	0.483
SVM	0.669	0.700	0.664	0.620	0.725	0.833	0.502

表2 使用した入力値とラベル

入力値	A	gxの平均
	B	gyの平均
	C	gxの標準偏差
	D	gyの標準偏差
	E	セル全体の圧力値の標準偏差
	F	圧力値「0」以外のセルの個数の平均
	G	gxの変化量の平均
	H	gyの変化量の平均
ラベル	L1	正答率 (A) に関するラベル①
	L2	正答率 (A) に関するラベル②
	L3	正答率 (A) に関するラベル③
	L4	解答にかかった時間 (I) に関するラベル
	L5	瞬時心拍 (HR) に関するラベル
	L6	変動係数 (CV) に関するラベル
	L7	副交感神経 (rMSSD) に関するラベル
	M1	自覚症しらべ 1 群 (ねむけ感) スコア平均
	M2	自覚症しらべ 2 群 (不安定感) スコア平均
	M3	自覚症しらべ 3 群 (不快感) スコア平均
	M4	自覚症しらべ 4 群 (だるさ感) スコア平均
	M5	自覚症しらべ 5 群 (ぼやけ感) スコア平均

ルの種類を変えて解析を行った。注意・集中に関する解析のうち、表1は、解析対象時間が実験時間0分～60分（合計60分間）で、表2の入力値A～Fを使用した、分類モデル別の各ラベルの正答率の結果を示している。L1～L7のラベルの正答率をそれぞれのラベルの平均値で比較した場合、作業成績に関するラベルL1～L4は4つとも高く、生体信号に関するラベルL5～L7の中ではL6（変動係数CVに関するラベル）が最も高い結果となった。また、L1～L6のラベルの多くが6割以上の正答率となった結果に対し、L7（副交感神経活動rMSSDに関するラベル）は4割程度の正答率であった。F値に関しても傾向は同じであった。

CVは体動による心拍数の変化の影響を受ける指標であり、入力値である座面の圧力値と関連していたため推定がしやすく、正答率が高かった可能性があると考ええる。また、rMSSDは安静時やリラクセス時に活発になる副交感神経活動を反映しており、今回の実験では最初から最後まで座った状態で作業を行うため、最初から高めに安定していたか、もしくは自律神経活動バランスが変化しづらい状況のため、rMSSDの値自体が変動せず、このような結果になったと考える。

5. まとめ

正答率・F値による評価により、座面圧の情報から生体状態を推定できる可能性が得られた。

今回使用したラベルの多くは、ラベルの数値に偏りが見られるデータだったため、各ラベルに対するデータ数を概略等しくした場合の検討が必要と考える。変動係数CVのラベルについて、この条件で検証した結果においても、重心位置の変化量がCVの推定に関わっている可能性が高いと推測され、今後これらの詳しい検討も行っていきたい。

参考文献

- 1) 岡浩一郎：“長生きしたければ座りすぎをやめなさい”，ダイヤモンド社，pp. 62-64, 2017.
- 2) 酒井一博：“日本産業衛生学会産業疲労研究会撰「自覚症しらべ」の改定作業2002”，労働の科学，vol. 57，pp. 295-298, 2002.
- 3) 株式会社システム計画研究所：“Pythonによる機械学習入門”，オーム社，2016.