

加速度を用いた機械学習による動作分類

Motion Classification Using Machine Learning Based on Acceleration

井田涼牙¹⁾, 島袋希琉²⁾

指導教員 齊藤亜由子¹⁾, 研究協力者 木澤悟²⁾

- 1) 工学院大学 先進工学部 機械理工学科
- 2) 秋田工業高等専門学校 創造システム工学科 機械系

本研究では大腿部および上腕に装着した 9 軸モーションセンサを用いて立位・座位・歩行を計測し、K 近傍法による動作分類を試みた。結果は正答率約 26%であり、関連研究と比較して良好な精度が得られた。

キーワード：加速度，動作分類，機械学習，K 近傍法

1. 緒言

発達性協調運動障害 (DCD) の診断には、医師による問診や観察に加えて質問紙によるスクリーニング (DCDQ) や動作課題を用いた評価手法 (MABC) が用いられている。しかし、これらの方法には医師の主観的評価が含まれることも少なくないため、診断結果の正確性に課題があるのが現状である。

計測機器を用いた動作の定量的評価においては光学式モーションキャプチャを用いた計測・解析が広く行われているが、高コストかつ大型であるため設置場所が限定される。また、DCD と関連する身体諸機能の評価においては、重心動揺計測や筋電図を用いた評価が有用であるとされているが、重心動揺増大の原因は複数の因子が関係していることも多く、表面筋電位計は複数箇所への電極貼付が必要であるため、検診会場や自宅において簡便に使用することが困難である。

そこで近年、安価かつ簡便に利用可能な計測手法として、慣性センサを用いた動作解析が注目されている。本研究では、日常動作において四肢に装着した加速度センサ出力を用い、機械学習モデルを構築することで動作分類を試みる。提案する機械学習モデルにおいては四肢に装着した個々の加速度センサ出力に関する特徴量だけでなく、加速度の協調関係を特徴量とすることで、動作中の四肢の協調関係が動作分類に貢献可能であるかについても検証する。

2. 実験方法

動作計測の参加者は成人健常男性 2 名 (1 人目：身長 1.73m, 体重 64kg, 2 人目：身長 1.69m, 体重 47kg) である。被験者の左右大腿部全面長さ方向中

Table1 9 軸モーションセンサ貼付け位置

センサ	貼付け部位	詳細
1	右上腕外側	外側上顆と大結節を結ぶ直線の長さ方向中点
2	左上腕外側	外側上顆と大結節を結ぶ直線の長さ方向中点
3	右大腿部前面	大腿の長さ方向の中点
4	左大腿部前面	大腿の長さ方向の中点

点及び、左右大結節及び外側上顆を結ぶ中点のそれぞれに計 4 つの 9 軸モーションセンサ (加速度・ジャイロ・地磁気を装着する (表 1))。計測対象の姿勢・動作は静止立位、静止座位、歩行である。歩行速度についてはメトロノーム 70bpm, 90bpm, 110bpm の 3 種類の歩行速度について計測を行った。各姿勢・動作共に計測時間は約 5 行間である。9 軸モーションセンサのサンプリング周波数は 100Hz である。

3. 機械学習モデルの構築

本研究では加速度データをもとにした機械学習による動作分類を行うため、MATLAB を用いて、機械学習モデルの構築を行う。本研究では立位・座位を区別せず静止状態とし、運動状態である歩行との 2 パターンでの動作分類を試みる。機械学習モデルの構築のための特徴量としては、それぞれの動作における全計測区間の加速度の平均値をもとに機械学習モデルの構築を行う。本実験では機械学習のモデルデータには 1 人目を、テストデータには 2 人目のデータを用いた。機械学習による行動分類には K 近傍法を用いて正答率について検討を行った。

4. K近傍法とサポートベクタマシン

K近傍法は、学習データをもとに新しいデータのラベルを推定するインスタンスベース学習の一種であり、分類および回帰の双方に利用される。予測時には、入力データに最も近いK個の既知データを探索し、その多数決（分類）または平均値（回帰）によって出力を決定する。単純で実装が容易な一方、データ数が多い場合には計算量が増加しやすく、特徴量のスケールにも影響を受けやすいという課題がある。

5. 結果

学習データ、テストデータの散布図を図1, 2に示す。図1, 2の横軸は加速度センサ Y 軸出力の平均値、縦軸は X 軸出力の平均値を表している。図1, 2に示すデータの散布図から、各動作に対応する特徴量の分布を確認した。座位動作に関してはデータが比較的独立しており、立位、歩行サンプルとの違いが明瞭であったことから、特徴量の抽出が適切に行われていることが示唆された。一方、立位および歩行動作では、データが一箇所に集中しており、サンプル間の差異が小さいことから、明確な特徴量の抽出は困難であった。これらの特徴量を用いてK近傍法（K-Nearest Neighbors, KNN）による動作分類を実施した。

K近傍法による混同行列の結果を図3に示す。全体の正答率は27.50%である。座位動作の分類精度は比較的高く、適切に分類できていることが確認された。しかし、立位および歩行動作に関しては正答率が著しく低く、多くのサンプルが誤分類されていた。

6. 考察

加速度平均値を特徴量としてK近傍法による動作分類を行う場合、座位に関しては高い精度を出すことができたが、立位、歩行に関しては著しく低い正答率となってしまった。この影響としては重力加速度による影響が大きいと考えられる。センサ座標系において重力加速度の方向は立位、歩行と座位で大きく変わるが、立位と歩行では大きく変わらないため、加速度方向の検出が難しかったからと考えられる。

本研究では加速度センサから出力されたデータの平均値をそのまま特徴量として抽出したが、重力加速度を除去した加速度の平均値も特徴量として含むことによって精度の向上が見込める。

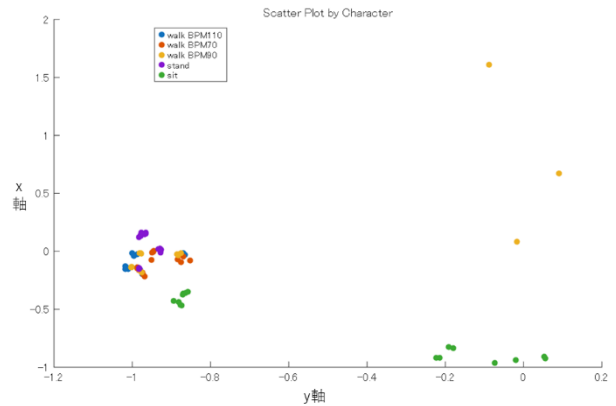


Fig.1 学習データの散布図

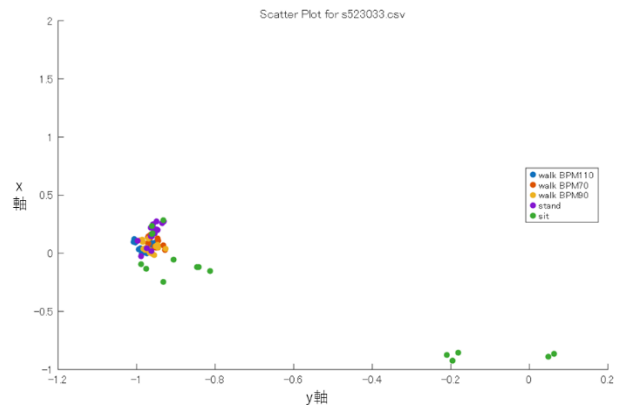


Fig.2 テストデータの散布図

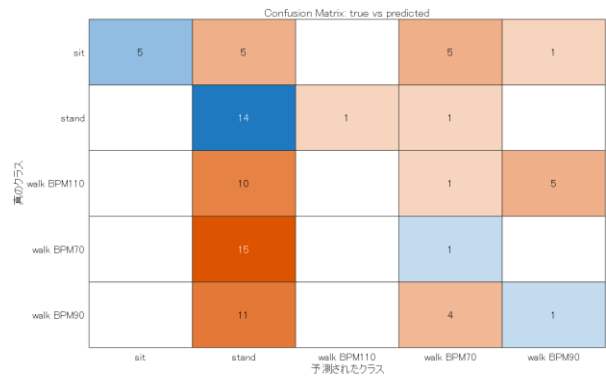


Fig.3 K近傍法による混同行列