

# 歩行軌道データに基づくパーキンソン病の早期診断システム

○橋口 裕徳 (東京工業大学, JST CREST), 堀 宏有 (東京工業大学), 廣部 祐樹 (東京工業大学, JST CREST), 沢田 裕之 (公立学校共済組合関東中央病院), 稲葉 彰 (公立学校共済組合関東中央病院), 織茂 智之 (公立学校共済組合関東中央病院, JST CREST), 三宅 美博 (東京工業大学, JST CREST)

## Early Detection System of Parkinson's Disease Based on the Walking Trajectory Data

○Hironori HASHIGUCHI(Tokyo Institute of Technology, JST CREST) , Koyu HORI(Tokyo Institute of Technology) , Yuki HIROBE(Tokyo Institute of Technology, JST CREST) , Hiroyuki SAWADA(Kanto Central Hospital of the Mutual Aid Association of Public School Teachers), Akira INABA(Kanto Central Hospital of the Mutual Aid Association of Public School Teachers), Satoshi ORIMO(Kanto Central Hospital of the Mutual Aid Association of Public School Teachers, JST CREST), and Yoshihiro MIYAKE(Tokyo Institute of Technology, JST CREST)

**Abstract:** In this study, we defined feature space of walking trajectory to classify severity of Parkinson's disease (PD). Fifty-seven PD patients and 24 healthy elderly people walked at least 30 steps. Then 6 feature values of ankle walking trajectory were calculated by the acceleration data. Feature space were determined based on these feature values and PD patients were divided into mild group and severe group. The healthy elderly people is differentiated from mild PD patients. This results indicate that this feature space has potential to detect early PD patients.

**Keywords:** Gait analysis, Machine Learning, Parkinson's disease

## 1 緒言

人間にとって歩行は日常生活に大きく関わる基本動作である。そして、病気の中には歩行の状態に影響を及ぼすものがある。特にパーキンソン病 (PD) 患者においては特徴的な歩行が生じることが知られている[1,2]。PD は脳内のドーパミンの不足により生じる神経変性疾患の一種である。主な運動症状としては振戦、固縮、動作緩慢、姿勢反射障害があげられる。歩行においては小刻み歩行・加速歩行・すくみ足などといった特徴的な歩行障害がみられる[1,2]。

このような PD 患者の歩行状態は臨床的重症度に基づいて分類可能であることが示されている。Hausdorff は歩行のリズムの変動性および時系列的なゆらぎ特性を示す指標が PD 患者と健常高齢者で異なる値となることを示した[3]。更に Ota らはこれらの指標を組み合わせることで姿勢反射障害の重症度に関連して PD 患者の歩行状態を分類した[4]。しかし、軽度の PD 患者と健常高齢者の分類は行われていない。これは、軽度の PD が含まれる前駆期の場合、補償機能が身体で働き臨床症状が発生しないためである[5]。

PD 患者の歩行は歩行リズム以外の情報からも特徴づ

けられることが知られている[6,7]。例えば、堀らは足首軌道に関する複数の指標においても PD 患者と健常高齢者で異なる値を示すことを報告している[7]。しかし、足首軌道から算出される複数の指標の中で、どの指標が軽度 PD 患者と健常高齢者の歩行状態を分類できるかは示されていない。

そこで本研究では歩行軌道データに基づいて、軽度 PD 患者と健常高齢者の歩行状態の分類器を作成する。以下にその方針を示す。まず、足首軌道の矢状面に関する 6 種類の特徴量を定義する。それらの特徴量に対し主成分分析を行い、二次元の特徴量空間を作成する。そして作成した特徴量空間において、サポートベクターマシン (SVM) を用いて分類器を構築する。分類器は「健常高齢者と軽度 PD 患者」および「軽度 PD 患者と重度 PD 患者」の 2 種類について構築する。

## 2 実験方法

### 2.1 計測方法

3 軸加速度および角速度を計測できるウェアラブルセンサ(TSND121,ATR-Promotions, Fig. 1(a))を Fig. 1(b)のようにバンドで足首の外側に固定して足首軌道を計



(a)



(b)

Fig. 1 Sensor device.

測した。センサの座標系は鉛直方向が X 軸，進行方向が Y 軸，側面方向が Z 軸である。加速度，角速度の計測レンジはそれぞれ  $\pm 8G$ ， $\pm 1000dps$ ，サンプリング周波数を 100Hz とした。足首軌道推定アルゴリズムは先行研究[7]において定義されたものを使用した。

参加者には，定常歩行期での歩行周期が両足ともに最低でも 30 周期以上になるまで平坦な廊下を真っ直ぐに歩行してもらう。定常歩行期は歩き始め，歩き終わりの 5 周期分と方向転換の際の前後 5 周期分ずつのデータを除いた区間とする。

## 2.2 計測参加者

参加者の情報を Table 1 に示す。参加者は軽度 PD 患者 30 名，重度 PD 患者 27 名，健常高齢者 25 名とした。PD 患者での計測は関東中央病院倫理審査委員会の承認を得た上で行った。PD 患者は抗パーキンソニアン薬物が効いている状態であり，事前に書面にて説明し計測の同意を得た。今回の実験では modified Hoehn and Yahr scale (mHY) 1.0~2.0 の PD 患者を軽度，2.5~4.0 を重度とした。健常高齢者においても事前に書面にて説明し計測の同意を得た。

## 2.3 特徴量定義

推定した矢状面の足首軌道から特徴量を定義する。Fig. 2 に矢状面の足首軌道の例を示す。矢状面の足首軌道には，ストライドや足の持ち上げ高さなど，歩行特徴を確認しやすい情報が複数含まれる [1,2]。そこで本研究では歩行中の動作を基準として矢状面の軌道を三つに分割し，複数の特徴量を定義した。分割点の詳細は Table 2 にまとめる。そして，各分割点での鉛直方向と進行方向の値を特徴量として定義した。最終的な特徴量は，鉛直方向と進行方向に 3 個ずつ，合計 6 個となった。

## 2.4 特徴量空間の定義

定義した特徴量の次元を主成分分析により縮約し，二次元の特徴量空間を作成する。主成分分析には健常高齢者，軽度 PD 患者，重度 PD 患者の全ての歩行軌道から算出した特徴量データを用いた。

Table 1 Participants Data.

	人数	男性	女性	平均年齢	mHY
健常高齢者	24	12	12	70.7 $\pm$ 3.8	X
軽度 PD 患者	30	14	16	68.3 $\pm$ 10.1	1.0-2.0
重度 PD 患者	27	12	15	77.5 $\pm$ 5.2	2.5-4.0

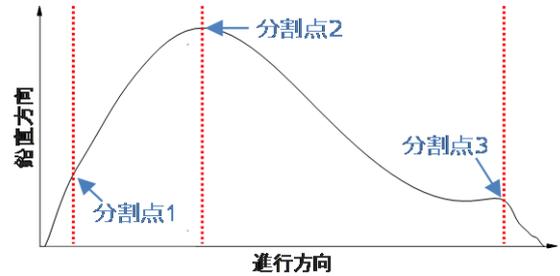


Fig. 2 Gait trajectory of sagittal plane and turning points.

Table 2 Turning points of trajectory estimated by motion.

分割点 1	踏み出す足のつま先が地面から離れる点
分割点 2	足が鉛直方向で最も上がった点
分割点 3	重心を支持する足が変わる点

## 2.5 分類器構築

作成した特徴量空間における分類器構築する。本研究では「健常高齢者と軽度 PD 患者の群間」および「軽度 PD 患者と重度 PD 患者の群間」における 2 つの分類器を構築する。分類器の構築にはラジアル基底関数カーネルによる SVM を用いる。また，構築した全ての SVM に対して 10 分割での交差検定を行い，分類器の分類損失を評価する。

## 3 結果

Fig. 3(a) に健常高齢者，Fig. 3(b) に PD 患者の歩行軌道の例をそれぞれ示す。軌道形状的には健常高齢者の歩行軌道は進行方向において大きな変動を示した。それに対して，PD 患者の例では進行方向での変動は健常高齢者と比較して小さかった。

Fig. 4 に主成分分析によって作成された状態量空間のそれぞれの軸の因子負荷量について示す。Fig. 4(a) は第一主成分，Fig. 4(b) は第二主成分の因子負荷量である。Fig. 4 の横軸に記載されている数字は特徴量の番号を表す。1-3 は鉛直方向，4-6 は進行方向であり，各方向ともに順番に分割点 1-3 での特徴量が割り振られている。それぞれ主成分の寄与率は第一主成分で 44.5%，第二主成分で 34.2% となった。そして，二つの主成分での累積寄与率は 78.7% であった。

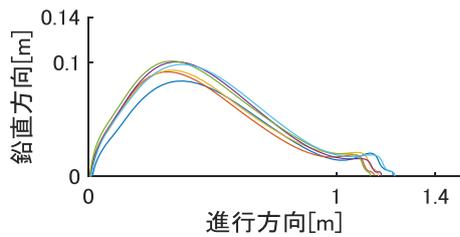


Fig. 3(a) Ankle's trajectories of a healthy elder.

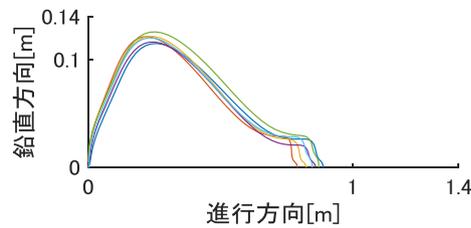


Fig. 3(b) Ankle's trajectories of a PD patient.

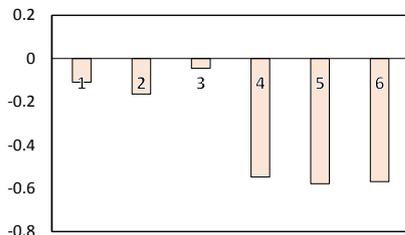


Fig. 4(a) Factor loadings of first principal component.

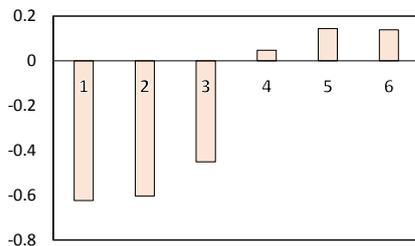


Fig. 4(b) Factor loadings of second principal component.

Fig. 5 は作成した特徴量空間を作成し、各参加者の歩行状態を主成分得点としてプロットしたものである。特徴量空間の横軸が第一主成分であり、縦軸が第二主成分である。丸い点は健常高齢者、四角形の点は軽度 PD 患者、クロスは重度 PD 患者の特徴量空間上での主成分得点を示す。

Fig.6 は健常高齢者と軽度 PD 患者の特徴量空間での主成分得点に対して SVM を行った結果である。曲線が構築した SVM の境界線を示す。交差検定による分類損失は 3.7% となった。

Fig.7 は軽度 PD 患者と重度 PD 患者の特徴量空間での主成分得点に対して SVM を行った結果である。曲線が構築した SVM の境界線である。交差検定による分類損失は 19.3% となった。

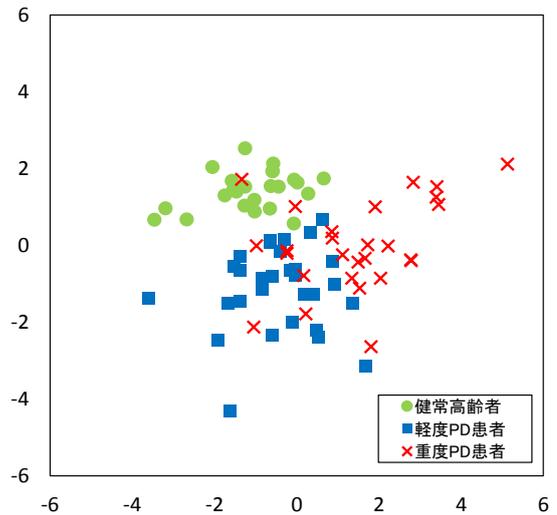


Fig. 5 Feature amount space.

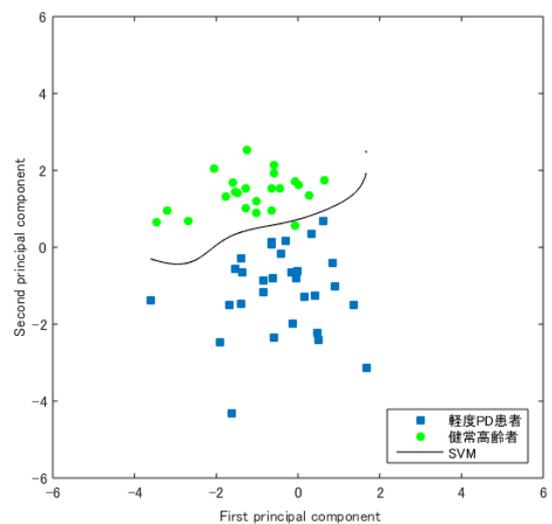


Fig. 6 Result of SVM between healthy elder and Mild PD's patients.

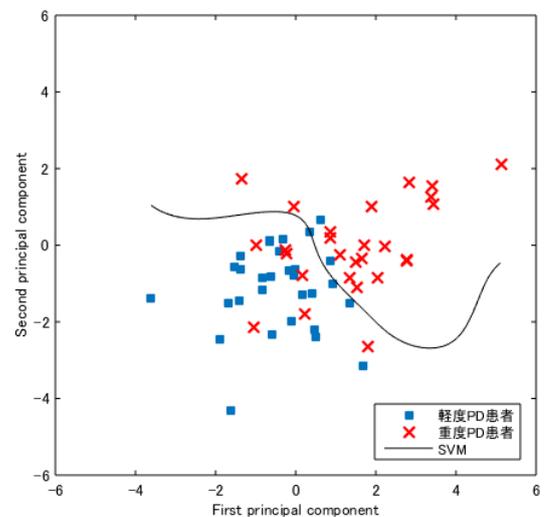


Fig. 7 Result of SVM between Mild PD's patients and obvious PD's patients.

## 4 考察

本研究では足首軌道に関する特徴量から二次元の特徴量空間を作成し、SVMを用いてPD患者と健常高齢者の歩行状態の分類器を構築した。

まず定義した特徴量空間について考える。特徴量空間の作成には主成分分析を用いた。結果として第二主成分まででも累積寄与率は78.8%と高い値となり、二次元の特徴量空間でも十分に歩行特徴の情報を縮約できた。その際に着目すべき点としては、各主成分の寄与率がそれぞれ44.5%および34.2%と差は大きくない。ここで各主成分の因子負荷量に注目すると第一主成分は主に進行方向の特徴量、第二主成分は主に鉛直方向の特徴量から成る。以上から鉛直方向と進行方向の両方の特徴量が歩行状態の分類に有効であると考えられる。

次に健常高齢者と軽度PD患者の分類について考察する。前述の通り、先行研究においては前駆期におけるPD患者の運動は補償効果により症状が不明瞭化する[5]。しかし、今回の分類損失は低いことから足首軌道に関する特徴量空間で軽度PDの運動症状でも分類することが可能であることを示された。加えて、今回の装置では足首にセンサを装着して歩行するのみであることから簡易的に計測が可能である。このことから早期PDの診断への貢献が可能であると考えられる。

また、先行研究と同様に軽度PD患者と重度PD患者の分類も試みた[4]。こちらは前述の分類と比較して分類損失は19.3%と大きく、分類器としてはまだ不十分であると考えられる。しかし、今回作成した特徴量空間において軽度PD患者と重度PD患者の傾向は確認できる。これにより「健常高齢者と軽度PD患者」および「軽度PD患者と重度PD患者」の個別の分類に留まらず、「健常高齢者、軽度PD患者、重度PD患者」を一つの特徴量空間上で評価できると考えられる。先行研究[4]においては軽度PD患者と重度PD患者を歩行の時間的特徴量を用いて分類していた。このことから、今後は時間的特徴量などを主成分分析に組み込むことにより分類精度を高めていく。そして構築した特徴量空間はPD患者の歩行状態を一括で評価するプラットフォームとして活用し、歩行状態の変化を継続的に評価していくことを目指す。

## 5 結言

本研究では歩行軌道データに基づいて、PD患者と健常高齢者の歩行状態の分類器を作成した。これにより健常高齢者・軽度PD患者・重度PD患者の足首軌道による歩行状態の分類が可能となった。今後はPD患者進行の経過の連続的な評価やリハビリテーション効果の評価に活用していく。

## 6 謝辞

本研究は、JST CRESTにおける研究領域「素材・デバイス・システム融合による革新的ナノエレクトロニクスの創成」の研究課題「ナノ慣性計測デバイス・システム技術とその応用創出」の支援により行われた。

また、本研究にあたり、関東中央病院神経内科の関係者の方々にご協力を頂いた。記して心から感謝の意を表する。

## 参考文献

- [1] J. Jankovic: Parkinson's disease: clinical features and diagnosis, *Journal of Neurology, Neurosurgery & Psychiatry*, 79.4, 368/376, (2008)
- [2] M. E. Morris, et al.: Ability to modulate walking cadence remains intact in Parkinson's disease, *Journal of Neurology, Neurosurgery & Psychiatry*, 57.12, 1532/1534, (1994)
- [3] J. M. Hausdorff: Gait Dynamics in Parkinson's Disease: Common and Distinct Behavior among Stride Length, Gait Variability, and Fractal-like Scaling; *Chaos*, 19.026113, 1/14 (2009).
- [4] L. Ota, H. Uchitomi, K. Ogawa S. Orimo, Y. Miyake: Relationship between Neural Rhythm Generation Disorders and Physical Disabilities in Parkinson's disease Patients' Walking, *PLoS ONE*, 9.11, e112952 (2014)
- [5] W. Maetzler and Hausdorff, Jeffrey M.: Motor Signs in the Prodromal Phase of Parkinson's Disease, *Movement Disorders*, 27.5, 627/633, (2012)
- [6] J. Klucken, et al.; Unbiased and Mobile Gait Analysis Detects Motor Impairment in Parkinson's Disease, *PLoS ONE*, 8.2, e56956 (2013)
- [7] 堀 宏有, 廣部 祐樹, 織茂 智之, 沢田 裕之, 稲葉 彰, 三宅 美博: ウェアラブルセンサを用いた足首軌道推定と歩行分析システム, 第28回自律分散システム・シンポジウムに投稿(2015)