

クラスター分析を用いた加齢/障害に伴う歩行停滞の分類評価

Classification of the gait behavior with the use data obtained from diverse patient populations

○ 永井滯（芝浦工業大学） 藤尾公哉（東京大学大学院総合文化研究科）

山本紳一郎（芝浦工業大学） 河島則天（国リハ研）

Mio NAGAI, Shibaura Institute of Technology

Kimiya FUJIO, Graduate School of Arts and Sciences, University of Tokyo

Shin-ichiro YAMAMOTO, Shibaura Institute of Technology

Noritaka KAWASHIMA, National Rehab Center for Persons with Disabilities

Abstract: Alteration of gait behavior due to aging and disease inevitably happens. In this study, we attempted to classify gait behavior with the use of 124 gait analysis data obtained from diverse of the patient population including young healthy control. In order to characterize gait behavior, we selected five independent evaluation parameter, that is, step length, step time, step length symmetry, step time symmetry and %Recovery, and then applied a hierarchical cluster analysis. As the result of cluster analysis, the population could be classified as six subgroups. This classification suitably reflect a severity of the gait disorder and/or an extent of gait stagnation due to their symptom irrespective the type of disease. These results provide a novel insight for the gait classification in a cross-sectoral manner.

Key Words: Gait analysis, cluster analysis, database

1. 背景・目的

歩行は日常生活の基盤となる身体運動であり、かつ重要な移動手段である。事故や疾患などで身体に障害を負うと円滑な歩行運動が損なわれ日常生活に大きな支障を来すため、歩行能力の改善はリハビリテーションにおける主要なゴールとなる。従来より歩行障害の定量的評価のために動作解析が用いられ、障害の原因の把握、転倒リスクの予測などへの活用が期待されている。一方で、加齢や疾患に伴って生じる歩行障害は、たとえ同じ疾患であっても多様であり、どの側面に歩行の特徴が現れるかは様々である。

本研究では、健康者を含む多様な障害を持つ 124 名の歩行データを対象として階層的クラスター分析を適用し、歩行の特徴抽出を行うこととした。このような疾患横断的な観点での集約分析を行うことにより、歩行の停滞因子の把握や歩行障害の重症度区分が可能になるものと考えられる。

2. 実験方法

2.1 被検者

被検者は若年健康者 22 名(Control:24.7±4.0 歳)、腰部脊柱管狭窄症高齢者 14 名(LCS:71.7±3.8)、変形性膝関節症高齢者 16 名(OA:66.4±6.5)、脳卒中片麻痺患者 13 名(Stroke:65.2±6.3)、下肢切断患者 6 名(Amputee: 40.5±13.2)、脊髄損傷患者 10 名(SCI:39.2±12.2)、脊髄小脳変性症患者 21 名(SCD:61.2±13.2)、パーキンソン患者 22 名(PD:71.4±8.4)の計 124 名を対象とした。

2.2 実験システム

本研究では三次元動作解析システムを用いて歩行動作計測実験を行った。本実験のシステム構成図を Fig.1 に示す。被験者の身体標点計 29 か所 (Helen Hays Marker Set) または計 39 か所 (PlugInGait Marker Set) に赤外線反射マーカーを貼付し、マーカーの座標データを三次元動作解析システム(MAC3D System, Motion Analysis 社製)を用いてサンプリング周波数 200Hz で取得した。また、歩行中の左右脚各々の床反力を、6 枚のフォースプレート (Forceplate, Kistler

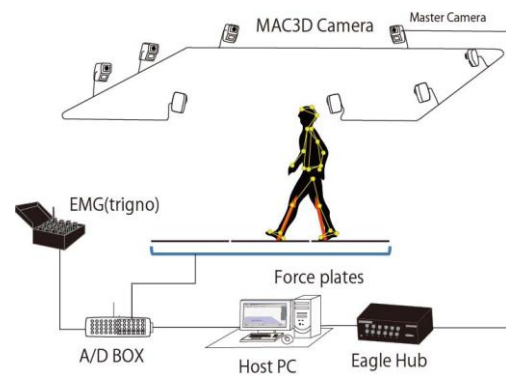


Fig.1 Experimental set-up

社製)を用いて計測した。床反力のデータは Mac3D システムの A/D 変換ボードよりサンプリング周波数 1000Hz にて記録した。

2.3 実験方法

歩行課題を行う前に、被検者を三次元動作解析システム内に設置した床反力計の上に両手を広げて立位姿勢をとってもらい、各マーカー座標と床反力を計測した。その後、三次元動作解析システム内の約 6m 歩行路を快適歩行速度にて歩行させた。試行回数は 4 回で、すべての施行で歩行中の床反力、マーカーの座標データを計測した。また、脊髄損傷および脊髄小脳変性症群のうち独歩困難な被験者に関しては歩行路に設置した平行棒内での歩行を実施した。

2.4 解析方法

三次元動作解析システムと床反力から取得した座標データと床反力データを元に、ステップ長、ステップ時間、ステップ長・ステップ時間の各々の左右対称性⁽¹⁾、COM のエネルギー変換効率である %Recovery⁽²⁾ の 5 つの歩行パラメーターを算出した。その後 5 つの歩行パラメーターを変数として階層的クラスター分析を行った。被検者間の非類似

度はユークリッド平方距離により算出し，クラスター間の非類似度の定義は ward 法を用いた．また，時空間要素を含んだパラメーターである速度を用いて，クラスターで分類された群ごとで平均を比較した．群間の比較には，Tukey-Kramer 法による多重比較を用いた．

3. 結果

クラスター分析の結果 Fig.2 に示すデンドログラムが作成され，6 つの群に分類された．クラスター分析による分類群内の疾患の内訳を Table1 に示す．Table1 より分類された群を見ると，A は PD 多数の疾患混在群，B は Control 多数の疾患混在群，C は Stroke 多数群，D は疾患混在群，E・F は変性疾患のみの群であることがわかる．

Fig.3 は時空間要素の合成変数である歩行速度と，動作効率の側面を反映する%Recovery の 2 つの独立した意味合いを持つ変数をプロットした図である．Fig.3a はクラスター分析によって分類された群ごとに色分けしたもので，Fig.3b は疾患別で色分けしたものである．破線は Control 群のデータより算出した，各変数の平均値-3SD の値を示している．Fig.3 に明らかなように，A，B 群に含まれるデータの殆どは上記値を上回っており，Fig.3b では上記値内に Control を含めた多数の疾患が混在していることがわかる．Fig.4 には群ごとの速度の平均値の比較を，クラスター分析による群別 (a)，疾患群別 (b) にそれぞれ示した．Fig.4a に示すクラスター分析による群別では，A から F 群への推移に伴って，健常者の割合は少なくなり，重症度の高い疾患患者が多くなる傾向にあることがわかる．Fig.4a では A，B 群のみ，他群全てと有意差が認められた．

| | A | B | C | D | E | F |
|---------|----|----|---|---|---|---|
| control | 2 | 20 | | | | |
| LCS | 2 | 11 | | 1 | | |
| OA | 4 | 12 | | | | |
| stroke | | 2 | 8 | 2 | | 1 |
| SCI | 1 | | 1 | 2 | 4 | 2 |
| Amputee | 2 | 4 | | | | |
| SCD | 7 | 3 | | 7 | 2 | 2 |
| PD | 13 | 3 | | 6 | | |

4. 考察

本解析の結果，124 名の疾患混在の被験者を 6 つのクラスターに分類することが出来た．各群の特徴の傾向としては，A: 歩行効率の良い群，B: 速度が速くステップ長が長い群，C: ステップ時間が非対称の群，D: 特徴のない群，

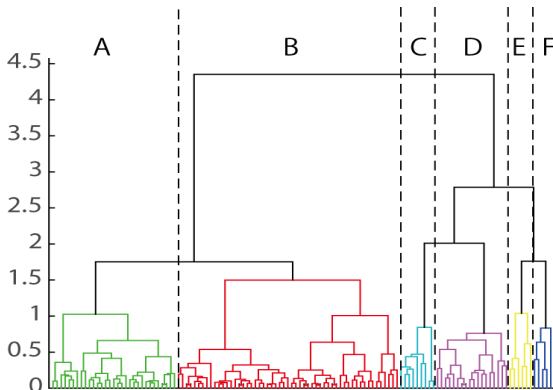


Fig.2 The dendrogram that was provided as a result of cluster analysis.

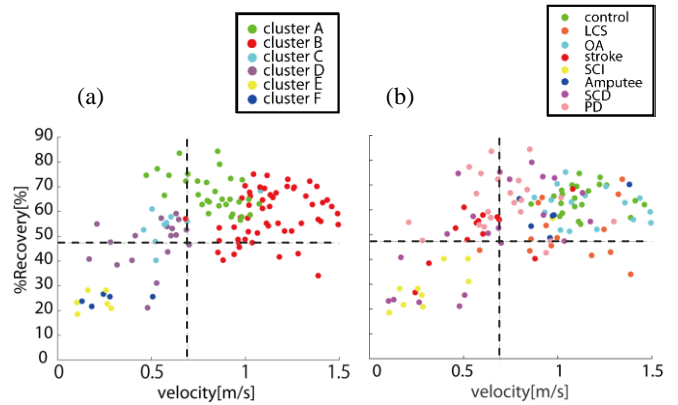


Fig.3 Scatterplots of the velocity and %Recovery according to the cluster group(a) and disease group(b).

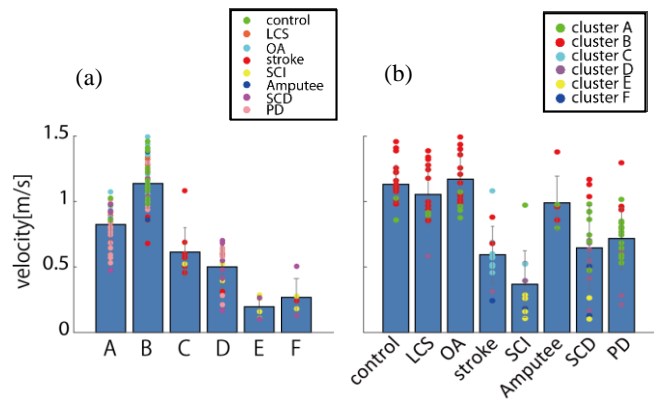


Fig.4 Mean bar graph according to the cluster group(a) and the disease group(b).

E: ステップ時間が長く%Recovery が低い群，F: E の特徴に加えてステップ長が非対称である群，という特徴を認めた．

Control の内訳として Table1 から A 群に 2 名，B 群に 20 名であるため，Control に近い歩行をしている群としては，A，B 群と予想された．Fig.3 に示した点線は，健常者のデータから算出した平均値-3SD 値であり，正常域の臨界点を反映するものと考えられる．Fig.3a では，この値には C 群の 1 名を除いて A，B 群のみが含まれる結果となった．さらに，Fig.4 よりクラスター群間と疾患別間の歩行速度の平均比較を行ったところ A，B 群の速度が他群に比べて有意に速かった．これらの結果を総じて考えると，本研究のクラスター分析で A，B に分類された群が，正常歩行の範疇に含まれるものと考えられる．加えて，Fig.4b の脊髄小脳変性症の群に明らかなように，同一疾患群でも，A から F に広く分布する結果が得られた．同症は進行性の神経変性疾患であり，今回実施したクラスター分析による歩行障害の特徴抽出により，歩行障害の重症度や進行度の判別に活用できる可能性が考えられる．

参考文献

- (1) Patterson KK, Gage WH, Brooks D, Black SE, McIlroy WE, Evaluation of gait symmetry after stroke: a comparison of current methods and recommendations for standardization, Gait Posture, Vol.31, No.2, pp.241-246, 2010.
- (2) Cavagna GA, Franzetti P, The determinants of the step frequency in walking in humans, J Physiol, Vol.373, No.1, pp.235-242, 1985.