

三次元歩行データに基づく歩容認証

— 機械学習アプローチの比較分析と注目領域の可視化 —

Three-Dimensional Gait Recognition

- A Comparative Analysis of Machine Learning Approaches and Visualization of Focused Areas -

廣瀬 誠[†] 清間 志音[†] 山根 和佳[†]
 Makoto Hirose Shion Seima Waka Yamane

1. はじめに

近年、個人認証のための生体認証技術が注目されている。伝統的な ID・パスワード方式に対して、生体認証は生物の生理的、行動的特性を利用するため、偽造や盗難に対する耐性が高いとされている[1]。生体認証技術の中で、歩容認証は個人の歩行パターンを認証に利用する手法である。歩行は個々の体型、運動能力、習慣などから成る固有の動きであり、個人差が大きいとされている[2]。これらの特性を利用することで、高い識別精度が期待できる。しかし、従来の歩容認証の多くは二次元的な歩行データに基づいているため、視点や歩行の角度などに依存する問題がある[3]。これに対して、本研究では、三次元的な歩行データを用いることで、これらの問題を克服しようと試みた。

本研究に先立って行われた予備実験では、Motion Analysis 社のモーションキャプチャシステムを用いて 10 人を計測し、ニューラルネットワークの手法を用いて歩容認証の実験を行った[4]。その結果、識別率は 90%以上であり、SHAP[6]を用いて注目する部位を確認したところ、足だけでなく腰部近くも識別に重要であることが示唆された。これらの結果を基に、本研究ではより広範な適用可能性を持たせるため、産業技術総合研究所(AIST)が提供するデータ[5]を用いてデータ量を増加させた。さらに、機械学習による識別手法として複数のアーキテクチャを用いて比較を行い、SHAP を利用して注目すべき部位の分析を行った。

2. 歩行データ

本研究では、産業技術総合研究所(AIST)より公開されている歩行データベースを使用する。この歩行データベースは、Vicon 社製 Vicon MX システム・Vicon Nexus) [7]を用いて計測され、一人 10 試行分の歩行が約 360 人分登録されている。また、三次元人体モデルは 54 個の基準マーカーで構成されている[5]。登録されている歩行データは、C-Motion 社の Visual3D Free Reader[8]を用いて読み込み、閲覧、CSV ファイル出力が可能である(図 1)。

予備実験では Helen Hayes のマーカーセット[9]に対応した 29 個の基準マーカーで構成される三次元人体モデルを利用したため、54 個の基準マーカーから対応する箇所を 29 個抽出し、それらから 45 本のベクトルを生成し三次元人体モデルを構築した(図 1)。

さらに、歩行動作は時系列情報であるため、機械学習で利用するためにはフレーム数を合わせる必要がある。今回は、歩行動作 1 周期分(右足の踵接地から次の右足の踵接

地まで)を対象として、右足踵接地、左足つま先非接地、左足踵接地、右足つま先非接地、右足踵接地の 5 フレームで時系列データを構成した(図 2)。つまり、一人分の 1 歩行データは、225 本のベクトル(45(三次元人体モデルを構成するベクトル数)×5(フレーム数))で構成される。1本のベクトルは x, y, z の 3次元情報をもつため、合計 675(225×3)のデータが機械学習の入力データとなる。なお、体格の影響を受けないように、すべてのベクトルは正規化した。

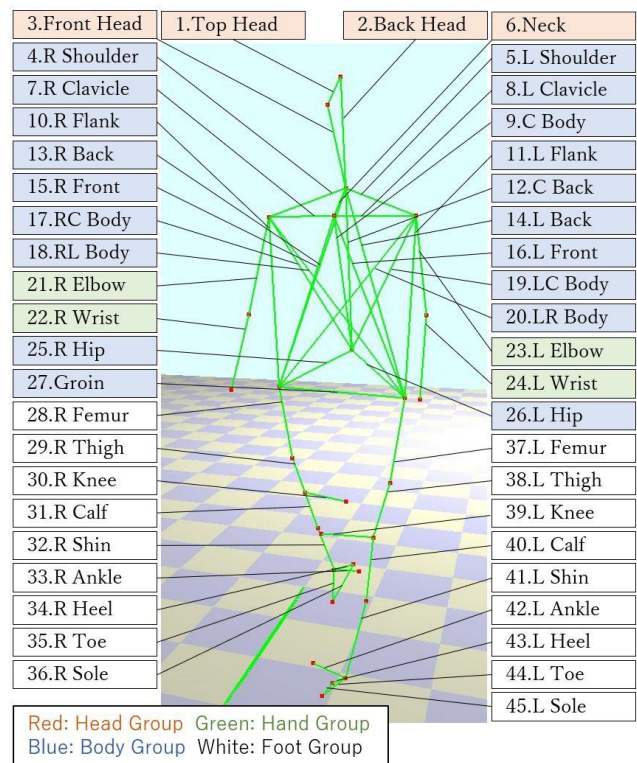


図 1 三次元人体モデルのベクトル構成

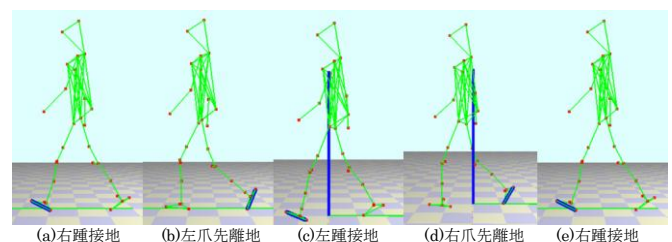


図 2 歩行動作 1 周期分 (5 フレーム)

[†] 松江工業高等専門学校 National Institute of Technology, Matsue College

3. 実験

本研究では、産業技術総合研究所(AIST)が提供する歩行データベース[5]から 40 人分の歩行データを利用し、実験を行った。2 章で説明したデータセットを用いて、10 人、20 人、30 人、40 人の各データセットについて、異なるアーキテクチャの機械学習手法で歩行の識別を行った。

識別には、勾配ブースティング型の機械学習手法である XGBoost と、時系列データに適したリカレントニューラルネットワーク(RNN)を用いた。それぞれの手法について、学習時間、識別率、適合率、再現率、F1 スコアを用いて評価を行った。そして、識別結果をもとに、各特徴量が識別にどれだけ寄与しているかを確認するため、SHAP[6]を用いた。SHAP は特徴量の重要度を示す手法であり、特徴量の寄与度を個別に理解することが可能である。寄与度上位 20 の特徴を抽出し、それらが頭、手、胴体、足のどのグループに該当するかを分析した。

4. 実験結果

XGBoost および RNN の両手法において、エポック数は 100 に固定した。どちらの手法でも過学習が生じていないことを確認した。データセットごとの学習時間、識別率、適合率、再現率、F1 スコアを表 1 および表 2 に示す。識別寄与度を信頼性高く可視化するには高い識別率が求められるが、どちらの手法でも十分な性能が確認できた。

両手法における識別寄与度の高いグループの結果を図 3 に示す。どちらの手法でも胴体の特徴が最も識別に重要であることが示された。一方、頭の特徴量については、両手法で異なる結果が示された。XGBoost では、頭の特徴量が足の特徴量と同程度に重要であることが示されたのに対し、RNN ではそれほど重要とは見なされなかった。手の特徴量は、どちらの手法でも寄与度が低かった。これは、手の動きが識別にあまり重要でないことを示している。足の特徴量は、どちらの手法でも同程度の寄与度を示したが、全体的に見て RNN の方がその重要性が高いとされた。

XGBoost における識別寄与度の上位は、「1 Top-Head」「2 BackHead」「37 L.Femur」「12 CBack」「8 L.Clavicle」であり、一方 RNN では、「19 LCBODY」「11 LFlank」「16 LFront」「20 LRBody」「37 L.Femur」であった。予備実験では、「25 Groin」の寄与度が高く、この実験では別の手法(ニューラルネットワーク)を用いていた。XGBoost では頭グループの寄与度が高く、RNN では胴体と足のグループ

表 1 XGBoost による識別結果

XGBoost	学習時間 (sec)	識別率	適合率	再現率	F1 スコア
10 人	1.512	100%	1.000	1.000	1.000
20 人	5.893	95%	0.925	0.950	0.933
30 人	22.870	93%	0.900	0.933	0.911
40 人	26.656	100%	1.000	1.000	1.000

表 2 RNN による識別結果

RNN	学習時間 (sec)	識別率	適合率	再現率	F1 スコア
10 人	2.442	100%	1.000	1.000	1.000
20 人	4.024	100%	1.000	1.000	1.000
30 人	3.763	100%	1.000	1.000	1.000
40 人	3.747	98%	0.960	0.970	0.970

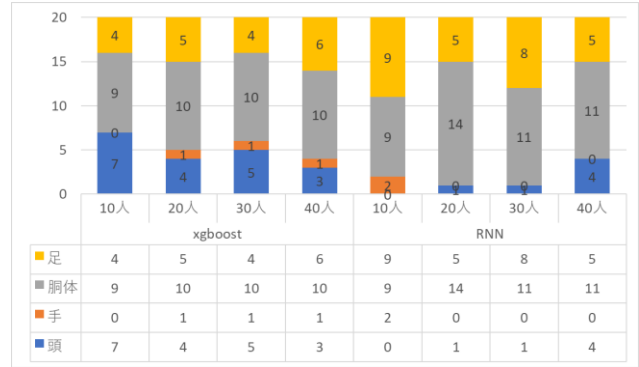


図 3 識別寄与度の高いグループ

が重要視されていることが確認できたことから、どの手法でも高い識別率を達成しているが、それぞれが重視する要素は異なることがわかる。特に、機械学習が歩行動作において足と同等に胴体の動きを重要視していることが示された。このことから、計測されるデータに足部位が写ってなくても歩容認証が可能である確率が高まった。

5. おわりに

本研究では、歩容認証における機械学習の複数のアーキテクチャの識別精度を比較し、SHAP を用いて機械学習が注目する領域の可視化を行った。最初の予想では識別寄与度が足付近に集中すると考えていたが、結果としては胴体の影響が足よりも大きいことが明らかとなった。また、機械学習のアーキテクチャの種類によって注目している領域が異なることも示された。今後の研究では、特に識別寄与度が高かった胴体および足のグループに焦点を当て、更に詳細な分析を行う予定である。

謝辞

本研究を進めるにあたり、貴重なデータを提供して頂いた国立研究開発法人産業技術総合研究所に感謝の意を表したい。

参考文献

- [1] Jain, A. K., Ross, A., & Prabhakar, S., "An introduction to biometric recognition", IEEE Transactions on circuits and systems for video technology, Vol.14, No.1, pp.4-20, 2004
- [2] Muramatsu, D., Makihara, Y., Yagi, Y., "Gait-based person authentication robust to changes in appearance", Sensors, Vol.14, No.6, pp.9999-10014, 2014
- [3] Wang, J., She, M., Nahavandi, S., & Kouzani, A., "A review of vision-based gait recognition methods for human identification", In 2011 International Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications, pp. 320-327, 2011
- [4] 廣瀬 誠, 清間志音, "機械学習を用いた三次元歩容認証における歩行方向の特徴寄与度の影響", 精密工学会動的画像処理実用ワークショップ 2022 (DIA2022), IS2-8, 2022
- [5] 産業技術総合研究所, "AIST 歩行データベース 2019", <https://unit.aist.go.jp/harc/ExPART/GDB2019.html>
- [6] Scott M.Lundberg and Su-IN Lee, "A Unified Approach to Interpreting Model Predictions", Advances in Neural Information Processing Systems, pp.4768-4777, 2017
- [7] VICON 社, <http://www.vicon.jp/>
- [8] C-Motion 社, "Visual3D Free Reader", <https://www.c-motion.com/tools.php>
- [9] 歩行データベース研究部会, "歩行データベース研究部会報告提供データの受付開始", バイオメカニズム学会誌, Vol. 43, No.2, 2019