

# 人物追従のためのオンライン学習による歩容認証

土屋 遼太郎<sup>†</sup> 平原 誠<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 法政大学理工学部

## 1. はじめに

身体的及び行動的特徴を用いた個人識別として生体認証がある。行動的特徴である歩き方を用いたものを歩容認証という。シルエットを用いた手法[1]や骨格座標を用いた手法[2]が提案されている。

本稿では移動ロボットによる人物追従に歩容認証を応用することを検討する。移動ロボットによる人物追従において追従対象者が事前にわからない状況や追従対象者を切り替える状況が想定される。そのため、学習済みの識別器を用いる従来手法は適用できない。よって、学習済みの識別器を用いない手法が要求される。

## 2. 提案手法

従来手法に従い Kinect v2 から骨格座標を取得し、腰中央から他 24 関節への距離を特徴量とする。

リカレントニューラルネットワーク(RNN)は追従対象者の複数フレーム分の入力から次のフレームの特徴量を予測するように学習を行う。よって、RNN の学習に使用されるデータは追従対象者のみである。また、歩行の 1 周期分が 1 秒間(30 フレーム)に含まれると考えられる。そこで直前の 30 フレームをミニバッチとし、オンライン学習する。

そして、観測された人物のうち、RNN による予測とのユークリッド距離が最小の人物を追従対象者と判定する。

## 3. 使用データ

本稿ではロボットへの実装を行っておらず、事前に測定したデータを用いてシミュレーションを行った。ルームランナーを 1 分間歩くことを一人につき 5 回行ってもらい、3 人分のデータを用意した。実験では 3 人のデータのうちの 1 つを追従対象者データとして使用し、他の 2 人を非追従対象者データとして使用した。

## 4. 予備実験

勾配降下法に慣性項を加えた場合と Nesterov's accelerated gradient(NAG)を使用した場合、それぞれのパラメータ調整を行った。その結果を表 1 に示す。以降の実験では予測誤差の累積が小さかった NAG を用いる。

## 5. 実験 1 判定フレーム数 1

入力フレームの次の 1 フレームを予測し判定した。誤受入率の推移の一例を図 1 に示す。縦軸の誤受入率は非追従対象者データからランダムに選んだ 50 フレームのうち追従対象者と誤判定された割合である。300 フレームまでは誤受入率が 0.5 を超えることがあるが、以降は 0.2 以下に安定している。

表 1 グリッドサーチの結果

	入力フレーム数	隠れ層のユニット数	学習係数	慣性項の係数
慣性項付き勾配降下法	20	3	0.5	0.9
NAG	20	5	0.5	0.9

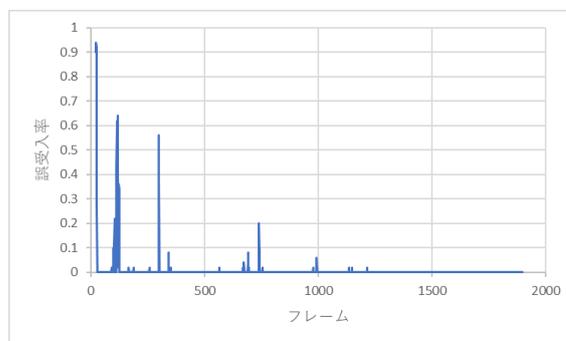


図 1. 判定フレーム数 1 における誤受入率の推移

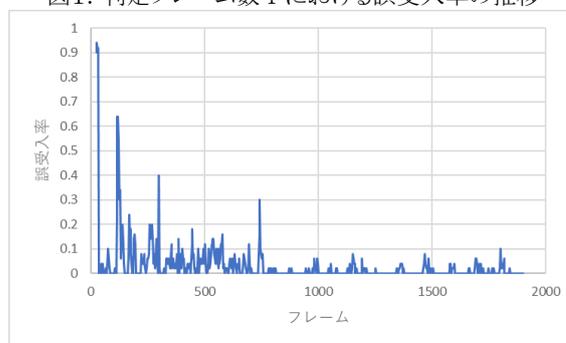


図 2. 判定フレーム数 3 における誤受入率の推移

## 6. 実験 2 判定フレーム数 3

一時的な誤判定であれば複数フレームで判定することにより改善が望める。そこで 3 フレーム分を予測、判定することを検討した。次の 1 フレームを予測することを 3 度行うことで 3 フレーム分を予測した。そして、3 フレーム分のユークリッド距離の総和が最小の人物を追従対象者と判定する。ここでは連続 3 フレームを 50 個ランダムに選び誤受入率を算出した。誤受入率の推移を図 2 に示す。判定フレーム数 1 と比べ誤受入率が小さくなることは確認できなかった。

## 7. まとめ

300 フレーム以降では安定した識別器となることが確認できた。使用時に追従対象者を自由に選択できる識別器が構成された。また、オンライン学習により荷物等による歩容の変化にも柔軟に対応できると考えられる。しかし、使用開始 10 秒程度は性能が安定していないため他の識別手法に頼る必要がある。

## 参考文献

- [1] L.Wang, T.Tan, H.Ning and W.Hu: "Silhouette Analysis-Based Gait Recognition for Human Identification", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol 25, no 12, pp. 1505-1518, Dec-2003.
- [2] 熊埜御堂裕太「ニューラルネットワークを用いた歩行パターンによる個人識別」, 第 31 回ファジィシステムシンポジウム, 2015.