

H-033 ボタン押し動作時のシルエット外接矩形を用いた本人認証 (その 2)

Personal identification by using the bounding box of a human silhouette while doing a button-push action, Part2

河野 駿介¹

Shunsuke Kouno

矢内 浩文²

Hiro-Fumi Yanai

岡本 翔¹

Syo Okamoto

1 はじめに

本人認証におけるバイオメトリクスを用いた方式は、指紋や虹彩などの身体的特徴を用いるものと、声紋や筆跡などの行動的特徴を用いるものがある。

我々は行動的特徴を用いる方式として、ボタン押し動作による本人認証を提案した [1]。人がドアの前で直立し、壁のボタンを押し、直立姿勢に戻る一連の動作を頭上から撮影して映像から人の体のみをシルエット抽出し、シルエット外接矩形の前後長と左右長の時系列を用いる方式である。文献 [1] では特徴量に前後長・左右長・外接矩形面積の最大値など計 13 個を用いている。判別率は 5 人で 92.0%, 10 人で 83.2%であった。

本研究では、文献 [1] で用いた 13 個に前後長・左右長の標準偏差など 8 個を加え、計 21 個の特徴量を用いた。また、文献 [1] で用いていた Nearest Neighbor 法に加えて、Support Vector Machine でも判別し、それぞれの判別率を比較した。

2 実験方法

被験者 37 名に対してボタン押し動作を行わせた。被験者にはかかととつま先をつけた状態で直立姿勢を維持させ、実験者の合図でボタンを押し、再び直立姿勢に戻るという動作を 5 回行なわせた。このとき、壁に貼り付けたマーカーをボタンに見立てた。この動作を被験者の頭上から、フレームレート 15fps で映像を撮影し、計 185 データ (37 人 × 5 回) を取得した。図 1 は取得した映像から人の体のみをシルエットを抽出し、シルエットに外接する矩形を描いたものである。

3 分析

本研究で用いた特徴量の定義と判別率の評価法について述べる。

3.1 特徴量の定義

文献 [1] で用いた特徴量は、下記の 13 個であった。

- ・「前後長」・「左右長」・「外接矩形面積」の最大値。
- ・「前後長」・「左右長」・「外接矩形面積」の最小値。

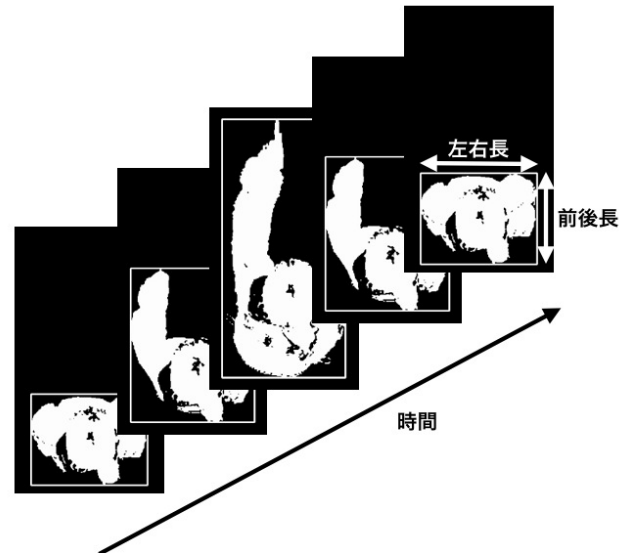


図 1: ボタン押し動作時のシルエットとシルエットに外接する矩形の時系列。シルエット抽出は、画像処理ライブラリである OpenCV を利用して、背景差分処理により行い、シルエット外接矩形の前後長と左右長を取得した。

- ・「前後長と左右長の相関係数」。
- ・前後長時系列の「上昇時間」・「安定時間」・「下降時間」。
- ・左右長時系列の「下降時間」・「安定時間」・「上昇時間」。

本研究では、上記の特徴量に下記の 8 個の特徴量を追加した。

- ・「前後長」・「左右長」の平均値。
- ・「前後長」・「左右長」の標準偏差。
- ・前後長時系列の「カーブ下面積」(図 2 上参照)。
- ・左右長時系列の「カーブ上面積」(図 2 下参照)。
- ・前後長時系列には図 2 上に示した「谷」があるものかないものがある。あるものを 1, ないものを 0 とした。
- ・左右長時系列には図 2 下に示した「山」があるものかないものがある。あるものを 1, ないものを 0 とした。

¹茨城大学大学院 理工学研究科 メディア通信工学専攻

²茨城大学 工学部 メディア通信工学科

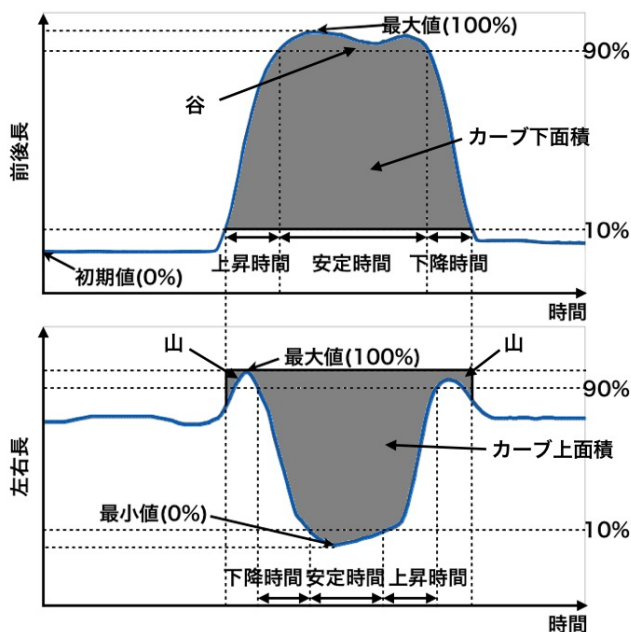


図2: シルエット外接矩形の前後長(上)と左右長(下)の時系列イメージ図. 本研究で用いた全ての特徴量は, 前後長が10%ラインを上回ってから10%ラインを下回るまでの時間内で定義した. 前後長の上昇時間・安定時間・下降時間, 左右長の下降時間・安定時間・上昇時間は図に示した10%と90%のラインを基準にして定義した.

また, 特徴量はそれぞれが異なるオーダーで計測されており, これを変え特徴量を互いに比較できるようにするために式(1)で正規化を行った.

$$\widetilde{x}_{ij} = \frac{x_{ij} - \bar{x}}{\sigma_x} \quad (1)$$

x_{ij} は各特徴量の値, $i(=1, 2, \dots, 37)$ は被験者, $j(=1, 2, \dots, 5)$ は試行, $\bar{x}$ は各特徴量の平均値, σ_x は各特徴量の標準偏差である.

3.2 評価法

判別率は leave-one-out クロスバリデーションで求めた. また, 判別には Nearest Neighbor 法 (NN 法) と Support Vector Machine (SVM) を用いた.

4 結果

図3に判別結果を示す. 文献[1]と本研究のNN法を比較すると, 本研究の方が全ての判別人数に対して判別率が高く, 5人の判別率が98.4%, 10人の判別率が90.4%だった. SVMによる判別率は10人以上の判

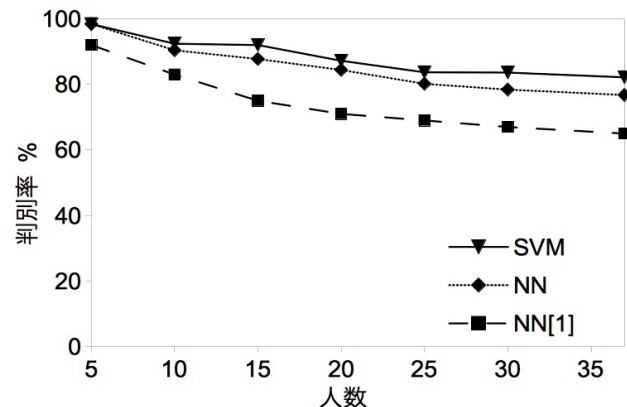


図3: 判別結果. NN[1]は文献[1]の結果である.

別で更に高く, 10人の判別率が92.4%だった. ただし, SVMについては「谷」, 「山」の特徴を用いないほうが判別率が高かったため, 図3にはその結果を示した.

5 まとめ

行動的特徴によるバイオメトリクス認証方式として提案していた, ボタン押し動作による本人認証の改良について述べた. 本研究ではNN法とSVMを比較し, SVMの方が高い判別率を得た. 歩行時のシルエット形状変化を用いる方法[2]は7人の判別率が91.4%, 歩行時の床反力を用いる方法[3]は5人の判別率が93.5%であり, 行動的特徴を用いる方法と比較して, 本研究の判別率の方が高かった. 今後は, 結果でも述べたような判別を攪乱させている特徴量が含まれている可能性があるため, 特徴量ごとに有効性を検証していく必要がある.

参考文献

- [1] 久芳瑠衣子, 花岡駿介, 岡本翔, 矢内浩文, “ボタン押し動作時のシルエット外接矩形を用いた本人認証”, 第10回情報科学技術フォーラム (FIT2011) 講演論文集, 第3分冊, pp. 185–186, 2011.
- [2] 村瀬洋, “シルエットを用いた歩行動画像からの個人識別”, 電子情報通信学会論文誌, Vol. J75-D, No. 6, pp. 1096–1098, 1992.
- [3] 関進, 藤井崇介, 沢田篤史, 美濃導彦, “歩行時の両足床反力を用いた個人識別”, 電子情報通信学会論文誌, Vol. J90-D, No. 2, pp. 441–449, 2007.