# 5L-1

# 歩行動画像における特徴の安定性検証および SVM による分類

福永 正剛<sup>†</sup> 宮内 新<sup>†</sup> 中野 秀弘<sup>†</sup> 武蔵工業大学大学院工学研究科<sup>†</sup>

#### 1. はじめに

近年, 個人の認証の分野ではバイオメトリクス による認証が注目され、多くの研究がされてい る. バイオメトリクスとは個人の身体的特徴, あるいは行動的特徴を利用した個人認証の方法 であり、非対面認証による環境が増加するにつ れてその重要性が認識されるようになった. バ イオメトリクスを利用した代表的なシステムと しては指紋や網膜などを利用したものが広く知 られており、多くのシステムが実用化されてい る. しかし、これらのシステムでは専用の装置 に身体を直接接触させなければならないなど, 利用者に負担がかかるなどの問題点がある.本 研究室では利用者に負担がかからない歩行動作 を利用した特徴抽出および識別を提案してきた [1]. これまで歩行者の頭部に注目した特徴抽出 をし、その特徴を用いて個人識別を行うことで 歩行時の頭部の動きに個人差があることを示し た.

歩行動作のような動的な特徴を利用したバイオメトリクスには、特徴の変化という問題がある. 行動の特性は個人の記憶と習慣から決定されるものだが、動的な特徴のため時間や状況などにより特徴が変化してしまう. そこで本研究では時間や状況の変化による歩行動作特徴の安定性を検証し、特徴変化の情報を分類などに利用することにより、特徴の安定性を考慮することの有効性を検証する. また、高い分類性能を有する Support Vector Machine を用いた分類を行なうことにより、より高い分類精度が得られるかどうかの検証を行なう.

#### 2. 歩行動作特徴の安定性検証

# 2. 1歩行動作特徴

歩行動作は複数の要素から形成されている. 要素としては歩幅,歩行速度,上下運動,左右 運動などがあり,歩行動作はこれらが組み合わ

Gait Feature Stability Verification and Individual Classification by SVM

†Musashi Institute of Technology

さり行なわれているものである。本研究では歩行者の歩行動作を天井に設置した 1 台のビデオカメラにより撮影し、以上のような歩行動作の特徴を抽出する。抽出した歩行動作の特徴量について、状況や時間の変化などについてどのような変化をするのか、また変化をしやすい特徴とそうでない特徴があるのかを検証する。

歩行動作特徴は様々な状況において変化する と考えられが、ここでは時間の経過による歩行 動作特徴の経時変化について安定性を検証する こととする.

#### 2. 2安定性検証

時間間隔が空いた場合の歩行動作の安定性を 検証するため、ここでは仮説検定を用いて安定 性の検証を行なう.基準日を設け、その日から それ以降の日の歩行動作特徴に対して仮説検定 を行ない、差があるかどうかを調べる.ここで は、以下の2つの検定方法を用いる.

- 等分散性の検定:午前一午後,日ごとの変化において分散に違いがあるかを調べる
- 平均値の差の検定:同様に、特徴量の平均 値に差があるかどうかを調べる

それぞれの検定法は,等分散性の検定では f 検定,平均値の差の検定では t 検定を用いて検 定を行なうこととする.

また検証に用いる歩行動作特徴量としては, 歩行速度,歩幅,上下運動の振幅,左右運動の 振幅,そして平均身長について考えることとする.

### 2. 3 検証結果

歩行動作の経時変化による安定性を検証するための検証実験を行なった.ここでは短期変化の検証として月曜~金曜までの5日間,中,長期変化として7日後,11日後,1ヵ月後,3ヵ月後にそれぞれ歩行動作を撮影,特徴を抽出し,安定性の検証を行なった.f 検定, t 検定の検定結果をそれぞれ図1,2に示す.

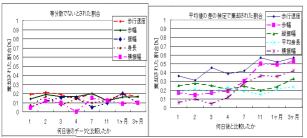


図1:f 検定結果 図

図2:t 検定結果

図1より、ほとんどの被験者の歩行動作特徴において等分散であることがわかる。また図2より、初めの数日まではどの特徴量も棄却される割合の変動は少ないが、それ以降になると歩行速度、歩幅、横振幅の3特徴の棄却される割合が高くなり、縦振幅、平均身長の2特徴は比較的棄却される割合に変動が少ない。

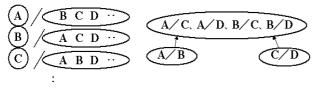
このことから,長期的な時間経過があった場合,比較的変化が少ない特徴量は縦振幅,平均身長の2特徴であると考えられる.

### 3. SVM による分類

本研究の利用用途として、少人数内での個人特定のための分類を考える。経時の変化においても高い分類精度を得るため、ここでは少数の訓練サンプルで学習し、未学習のデータに対して高い分類精度をあげている Support Vector Machine (SVM) を用いて分類を行う。

# 3. 1組み合わせ方式

SVM は 2 クラス分類であるため、多クラス分類問題に適用するためには SVM を複数組み合わせる必要がある. そのような組み合わせ方式として、いくつかの手法が提案されている[2]. 図 3 に組み合わせ方式の例について示す.



#### a. 1-他による比較方式

b.ポトムアップによる比較方式

図3:組み合わせ方式

1-他方式(図 3-a)では、1 つのクラスに対し残り全てのクラスを1クラスと見立て、SVM によるトレーニングを行う方式である。全てのクラスに対して同様の処理を行い、分類の際には各トレーニング結果との比較を行い、どのクラスに分類されるかを判定する。

ボトムアップ方式(図 3-b)はトーナメントのような勝ち抜き選抜方式であり、SVM によるトーナメントを 2 クラス間で行う方式である. この方式ではあらかじめ全てのペアに対しトレーニングを行う必要があり、分類を行う際も 2 クラス間での比較を繰り返すことによりどのクラスに

分類されるかを判定する.

またボトムアップのような 1-1 方式を使用する場合,それぞれ同じ段での 1-1 の組み合わせを決定する方法が必要となる.ここでは,SVM のカーネルトリックにより写像した高次元の空間でのマージンを利用し,組み合わせの決定を行なう.まずマージンの遠いもの同士を組み合わせ,一番下の段を形成する.分類後,候補として残ったクラスを同様に遠いもの同士を組み合わせ、次の段を形成する.この操作を繰り返し,組み合わせを決定する.

#### 3. 2分類結果

組み合わせ別の分類結果を図 4 に示す. ここで SVM のカーネル関数は RBF と多項式を使用した.

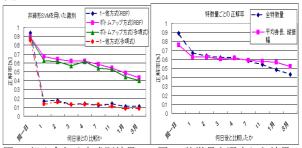


図4:組み合わせ方式別結果

図5:特徴量を選定した結果

結果より、1-他方式よりボトムアップ方式の方が高い正解率を維持していることがわかる. これは特徴量が経時変化することにより、分類 関数を作成した日以降のデータを、全て異なる データであると判別してしまったためである.

また図 5 に全特徴をボトムアップ方式(RBF カーネル)で使用したものと安定していると判定された 2 特徴量に選定したものとの比較を示す. 結果より, 初めの数日は全特徴量を使用したものが高い政界率を挙げているが, 日を追うごとに特徴量を選定した場合の方が正解率の低下が少ないことがわかる.

#### 4. むすび

本稿では歩行動画像から抽出した歩行動作特徴において、特徴の安定性を検定により検証し、また特徴量による分類を SVM を用いて行った. その結果、1-1 方式よりもボトムアップ方式を利用した分類が高い分類精度をあげ、また経時の変化に対しては安定した特徴量のみを利用した場合の方が安定した分類が可能であることがわかった.

[1] 橋本幸枝,宮内新,石川知雄:"歩行による頭部の上下運動を利用した個人識別,"情報処理学会第 61 回全国大会,公演論文集(2),pp243-244,0ctober.2001

[2] 中島 慶人: Support Vector Machine による物体認識を利用した保守訓練支援の試み, "オペレーションズ・リサーチ, pp237-242, 2001 年 5 月号