

顔画像からの Gabor 特徴と形状特徴を用いた年齢層推定

高久 将来[†] 稲葉 善典^{††} 赤松 茂[†]
[†] 法政大学理工学部応用情報工学科 ^{††} 法政大学大学院工学研究科

1. はじめに

近年, 人間の身体的特徴や行動的特徴を用いて行う個人認証の研究が盛んに行われている. 人の顔には, 人種や性別, 感情などといった様々な情報を持っている. そして, 人はコミュニケーションをとる際に, 相手の情報を知る事が必要であり, 相手の年齢の認知というものが重要になってくる. 先行研究では, それぞれの顔画像に配置された特徴点に対し, Gabor 特徴^[1]を用いて特徴量を抽出し, 主成分分析を施すことによって, 次元数を圧縮し, 年齢層の推定を行う手法や抽出された Gabor 特徴の中から, 加齢の影響を受ける特徴成分を選択する手法が提案された^[2]. 本研究では, Gabor 特徴の他に特徴量として, 顔の形状を表現した形状特徴を用いて, 年齢層の推定を行い, 識別率の向上を図る.

2. 特徴点のサンプリング

先行研究では ATR プロモーションズ社^[3]が提供する顔画像のモーフィングソフト FUTON システムによって, 目視によって取得された特徴点を 51 点配置した. 本研究では, Seeing-Machines 社^[4]から提供されている FaceAPI を用いて特徴点を自動取得することにした. しかし, FaceAPI で得られるデータのうち, 年齢推定で利用できる特徴点の数は 25 個しかないため, 残りの 26 点については, 得られた部位データをもとに, 顔の部位の位置関係から目の下のしわやほうれい線などを自動で検出し特徴点をサンプリングする.

3. 顔画像の特徴ベクトル表現

本研究では, 特徴ベクトルの表現に顔認識分野で広く利用されている Gabor 特徴を用いて, 顔画像中に配置した特徴点周辺における濃淡情報の周期性 u_0 と方向性 θ の両方を特徴量として抽出する(図 1). 本実験では, $(u_0 : 9, 15, 23, 35) \times (\theta : 0, 45, 90, 135)$ のパラメータを用いて, 51 点 \times 16 通りの計 816 次元の Gabor 特徴量を顔画像から抽出した. また, その他の特徴量として顔の形状を表現した形状特徴を用いる. 形状特徴は配置した特徴点の位置座標を特徴量としたものである.

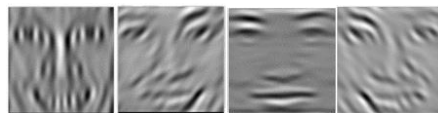


図 1, 顔画像に角度 $[\theta]$ を変化させた Gabor フィルタをかけた際の可視化例

4. 実験の概要

日本人から収集した顔画像データを用いて, 男女別に学習を行い, 識別辞書登録を行う. 学習に使用したサンプル数の内訳は, 15-19 歳, 20-24 歳, ..., 60-64 歳と 5 歳刻みの年齢ラベルを持つ男女各 15 枚, 計 300 枚を使用した. そして, 未知画像 1 枚と各年齢層ごとに用意された平均ベクトルからなる識別辞書とのユークリッド距離を取ることによって年齢層の識別を行った. 図 2 より, 全体的に Gabor 特徴と形状特徴の両方を用いた場合が識別率が高くなった.

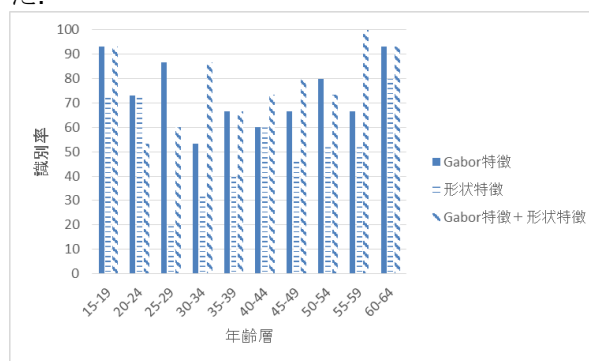


図 2. 実験結果

5. 今後の予定

本研究では, Gabor 特徴のみを用いた場合と形状特徴のみを用いた場合で用いた次元数が異なっていたため, 今後は次元数を同じにして年齢層の推定を行っていく.

参考文献

- [1] 瀧川えりな, 細井聖, 川出雅人, “顔画像による人種推定技術”, 信学技報. HIP103-454, pp.19-24, Nov. 2003
- [2] 浅水宏文, 赤松茂, “加齢の影響が大きい Gabor 特徴を用いた顔画像からの年齢層推定—人間の年齢判断傾向との比較—” 2012 年度イメージメディア合同研究発表会”, 2012 年 12 月 22 日
- [3] ATR プロモーション
<http://www.atr-p.com/index.html>
- [4] SeeingMachines 社
<http://www.seeingmachines.com/>