I-001

姿勢や表情変化にロバストである三次元顔認証システムの提案

A Robust 3D Face Verification System Against Position and Expression Fluctuations

遠山 泰弘　佐藤 幸男　本田 郁二
Yasuhiro Toyama　Yukio Sato　Ikuji Honda

1．まえがき

本論文では、姿勢や表情変化にロバストである三次元顔認証システムについて述べる。表情変化による顔形状の変形に対応するため顔の解析を行い、個人内分散個人間分散比を算出することで、表情変化にロバストで個人的特徴の出やすい領域を探す。この結果を認証実験やその前処理に適用することで認証精度を向上することができる。

本文では前処理として行った顔パッチモデルの作成、作成したサンプルの位置合わせ方法、顔の解析手法を説明し、さらに認証実験の概要を述べ、その結果認証精度が向上できたことを示す。

2．概要

近年、バイオメトリクスを用いた個人認証が注目されている。バイオメトリクス認証には指紋認証、静脈認証などがある。これらは認証の際、認証機器に触れなければならないため、心理的抵抗を持つ可能性がある。そこで本研究では、非接触で認証でき、かつ普段から露出しており、手軽に認証できる顔認証を取り扱う。

顔認証は従来からテクスチャ情報を用いた 2D-2D 認証が行われている。これは撮影時の姿勢や照明条件に影響を受けやすい。姿勢の変化に対応するために、登録データを三次元にする 2D-3D 認証の研究も行われている。そこで、認証時の照明条件にも対応するために本研究では登録データ、呈示データともに三次元形状データを用いた 3D-3D 認証を行う。

3. 使用データ

3.1　撮影方法

図 1 に示すレーザーレンジファインダ（SPACE-VISION 社:Cartesia FACE SYSTEM）を用いて撮影を行い、図 2 のようなテクスチャデータと形状データを得る。

図 1. レーザーレンジファインダ

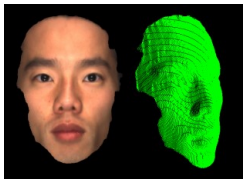


図 2. 撮影データ

3.2　撮影データ

実際の認証時は真顔だけでなく多少の表情変化も存在すると考えられる。よって本研究では真顔を含め自然な表情変化も用いる。表情は真顔、開口、閉眼、笑顔、眠気、怒り、悲しみ、軽い驚き、真剣の 9 表情である。

慶應義塾大学　Keio University

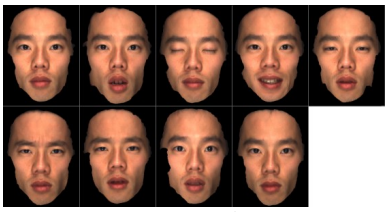


図 3. 撮影データ

3.3　顔パッチモデル

三次元点群データはデータ量が膨大である。そのため、データ量を削減し、扱いやすくするために図 3 のような顔パッチモデルを作成し、実験に用いる。この顔パッチモデルは目や鼻などの位置などの顔の構造を数量的に表現できるため、データの取り扱いが容易となる。この顔パッチモデルは三次元座標を持つ 486 個の頂点から構成される。

図 4. 顔パッチモデル

4. 位置合わせ

顔パッチモデルを用いて解析や認証を行うが、顔データを登録するときと認証時では姿勢や撮影距離などの撮影条件が異なる。この顔パッチモデルを一定の規格へ当てはめるために位置の補正を行う。

位置合わせは全サンプルを平均化し基準となる顔を作成し、各々のサンプルを基準顔とのずれが基準頂点において最小になるように位置合わせを行う。位置合わせの基準点として下図の緑色の 120 点を用いる。

従来は、対象サンプルを鼻頂点を原点として x, y, z 軸それぞれについて回転させ、ずれが最小になるときを位置合わせ結果として採用していた。しかし、鼻頂点付近は曲面であるため、サンプルによって頂点の位置にずれが存在する。このため、原点を中心として回転させただけでは並進のずれは補正することができない。よって並進による位置合わせも考慮することにより、より良い位置合わせ結果を得る。

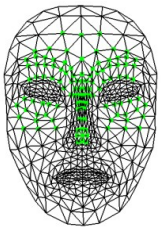


図 5. 位置合わせ基準点

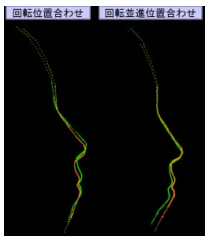


図 6. 位置合わせ結果

5. 解析

顔には表情変化にロバストである領域や、個人的特徴の出やすい領域などが存在する。このような領域を認証時に重要視することによって認証精度を向上させることができると考えられる。この指標として個人内分散個人間分散比を用いる。

さらに、顔パッチモデルはパッチごとに面積が異なる。これにより認証結果に影響を及ぼす可能性が考えられる。この影響を相殺するために、パッチごとの面積を算出し認証時に用いることを考える。

5.1 個人内分散

個人内分散 V_{Wi} とは同一人物の各サンプルの頂点 i における分散の度合いをあらわすものである。個人内分散が小さいと表情変化による変動が小さいということになる。個人内分散は

$$V_{Wi} = \frac{1}{MK}\sum_{h=1}^{M}\sum_{j=1}^{K}\left\|\mathbf{P}_{hi}^{j} - \mathbf{P}_{hi}^{0}\right\|^{2}$$

のように算出される。ここで、全人物数を $M(=22)$ 、人物 h の全表情サンプル数を $K(=9)$ 、表情サンプル j の頂点 i のベクトルを $\mathbf{P}_{hi}^{j}$ 、人物 h の真顔サンプルの頂点 i のベクトルを $\mathbf{P}_{hi}^{0}$ としている。

5.2 個人間分散

個人間分散 V_{Bi} とは異なる人物間のサンプルの頂点 i における分散の度合いをあらわすものである。個人間分散が大きいと個人的特徴が出やすいということになる。個人間分散は

$$V_{Bi} = \frac{1}{M}\sum_{h=1}^{M}\left\|\overline{\mathbf{P}}_{hi} - \overline{\mathbf{P}}_{i}\right\|^{2}$$

のように算出される。ここで、全人物数を $M(=22)$ 、人物 h の頂点 i における全表情サンプルの平均ベクトルを $\overline{\mathbf{P}}_{hi}$ 、全サンプルの平均ベクトルを $\overline{\mathbf{P}}_{i}$ としている。

5.3 個人内分散個人間分散比

個人内分散および個人間分散を用いて頂点 i での分散比を

$$V_{i} = \frac{V_{Bi}}{V_{Wi}}$$

のように算出する。分散比が大きいほど表情変化にロバストで、個人的特徴が出やすい、認証に適した頂点であるといえる。

5.4 面積重み

顔パッチモデルの各パッチは面積が異なる。これが解析や認証に影響を及ぼす可能性がある。この影響を吸収するため、面積重みを算出し重みとして認証実験に用いることを考える。

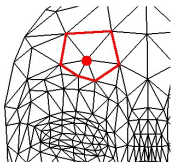
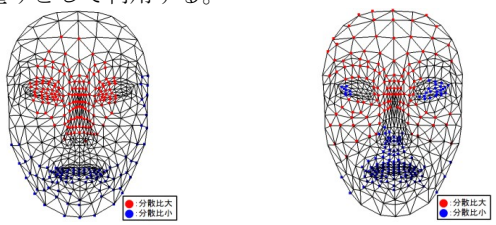


図 7. パッチ面積

5.5 解析結果

解析結果を以下に示す。下図より鼻筋や眉間が認証に適していることがわかる。さらにパッチの面積重みも考慮した場合を以下に示す。これらの結果を正規化し認証実験の重みとして利用する。



(a) 面積重みなし　　(b) 面積重みあり

図 8. 解析結果

6. 認証実験

6.1 実験概要

認証実験では 22 人分の真顔 22 サンプルを登録しておき、同じ 22 人の 9 表情 198 サンプルを呈示データとして認証を行った。

実験では呈示されたデータと予め登録されたそれぞれのデータとの差異度を算出し、差異度が最小の登録データを本人として受け入れるかどうかを閾値によって判断した。差異度は以下のような呈示データと登録データの各頂点 $\mathbf{P}_{ci}$ 、 $\mathbf{P}_{ai}$ のユークリッド距離を用いた。

$$d_{1} = \frac{1}{N}\sum_{i}^{N}\left\|\mathbf{P}_{ci} - \mathbf{P}_{ai}\right\|^{2}$$

ここで閾値を変化させることにより、EER（Equal Error Rate）を求め、認証精度とした。さらに差異度に解析結果、面積重みを乗じた場合の認証実験も行い、結果を比較した。

6.2 認証実験結果

実験結果を下表に示す。表より一般的に解析結果を考慮したほうが認証精度が良いことがわかる。さらに、位置合わせの際に並進も考慮したほうが認証精度が良いこともわかる。

表 1. 認証実験結果

EER(%) ＼ 位置合わせ	ユークリッド距離のみ	解析重みつき	解析、面積重みつき
回転のみ	5.05	5.05	4.55
並進＋回転	3.03	2.53	2.53

7. 参考文献

[1] 長谷川邦洋,山口広樹,佐藤幸男：“自然な表情変化を含む 3 次元顔認証のための顔解析”電子情報通信学会信学技報, 2007