

表情差分マップを用いた表情認識

Facial Expression Recognition using Expression Difference Map

根岸 秀行† 長谷 博行‡ 米田 政明† 酒井 充† 東海 彰吾‡
 Hideyuki Negishi Hiroyuki Hase Masaaki Yoneda Mitsuru Sakai Shogo Tokai

1. まえがき

3次元顔平面^{[1][2]}という概念を用いて表情筋の動きをベクトルデータ化し、そのデータを使用した効果的な表情認識方法を提案する。顔平面とは頭部内部を横切る仮想的な平面であり、顔表面からの法線群が集中する位置に設定される。頬などの筋肉の3次元的な動きを2次元空間である顔平面上に写像することにより表情変化を捉え、それを用いて表情認識を行う。

以下では顔平面の導出、表情変化を表す表情差分マップの定義を示し、最後に4表情についての表情認識実験を行った結果を示す。25人分のデータに対して100%の認識結果が得られ、提案手法の有効性が示された。

2. 顔平面

頭部内のある点Pから顔表面上の点 p_i を通る法線上に降した垂線の長さ d_i は式(1)で表すことができる(図1)。

$$d_i^2 = \|\mathbf{P} - \mathbf{p}_i\|^2 - (\mathbf{P} - \mathbf{p}_i, \mathbf{f}_i)^2$$

$$= (\mathbf{P} - \mathbf{p}_i)^t (\mathbf{E} - \mathbf{f}_i \cdot \mathbf{f}_i^t) (\mathbf{P} - \mathbf{p}_i) \quad (1)$$

ここで \mathbf{f}_i は p_i を通る法線上の単位ベクトルであり、 \mathbf{E} は単位行列、 $\|\cdot\|$ はノルム、 (\cdot, \cdot) は内積、 $(\cdot)^t$ は転置を表す。

まず、垂線の長さの自乗和が最小になる点Pを求める。これは $Q = \sum_i d_i^2$ をPに関して微分することにより求めることができる。

$$\frac{dQ}{d\mathbf{P}} = 2 \sum_i (\mathbf{E} - \mathbf{f}_i \cdot \mathbf{f}_i^t) (\mathbf{P} - \mathbf{p}_i) = \mathbf{0} \quad (2)$$

この式を解くと、Pは式(3)となる。

$$\mathbf{P} = \left(\sum_i (\mathbf{E} - \mathbf{f}_i \cdot \mathbf{f}_i^t) \right)^{-1} \cdot \sum_j (\mathbf{E} - \mathbf{f}_j \cdot \mathbf{f}_j^t) \mathbf{p}_j \quad (3)$$

顔平面はこの点Pを通るように設定する。

次に、顔平面の方向を決定する。今、顔平面の法線ベクトルを \mathbf{n} とすると、式(4)を最大にする \mathbf{n} を持つ顔平面は、顔表面からの法線群との角度が最も直角に近くなると予想される。

$$S = \sum_i (\mathbf{f}_i, \mathbf{n})^2 = \mathbf{n}^t \left(\sum_i \mathbf{f}_i \cdot \mathbf{f}_i^t \right) \mathbf{n} \quad (4)$$

これは固有値問題に帰着し、 $(\mathbf{n}, \mathbf{n})=1$ の条件下で固有方程式を解くことにより3組の固有値と固有ベクトルを得ることができる。固有値は実数となり、最大固有値に対応する固有ベクトルを顔平面の方向 \mathbf{n} とすればよい。

† 富山大学工学部知能情報工学科

‡ 福井大学工学部情報・メディア工学科

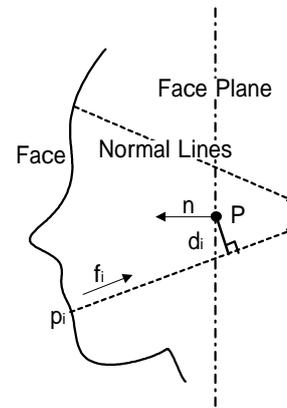
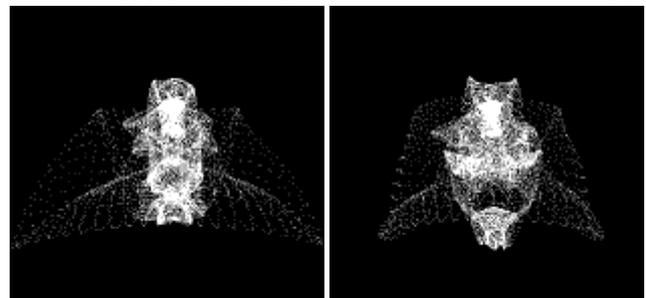


図1：顔平面の概念図

3. 表情差分マップの定義

平常顔と笑顔のそれぞれにおいて顔平面を計算し、それらの顔平面上で各顔表面からの法線との交点分布を求めた。一例を図2に示す。この図を見ると、これらの分布それぞれを単独に使用して表情を検出することは容易でないと思われる。そこで本研究では、平常顔を「基準顔」として既知であるものとし、笑顔などの「表情顔」の認識は基準顔からの表情変化を法線の動きから検出することにより行う。



(a)平常顔 (b)笑顔
 図2：顔平面と法線群の交点分布

まず、2つの顔の位置を3次元的に一致させる必要がある。ここでは鼻の頂点、右目尻、左目尻の3点を特徴点として選び3次元的に移動、回転して一致させる方法を採用した。移動回転後、両顔のデータの座標格子点はずれているので、基準顔の x, y 座標における表情顔の z 座標(奥行き)を計算する必要がある。ここでは近傍座標の値を用いた線形補間で求めた。

基準顔と表情顔が作る顔平面は若干異なるが、2つの顔表面からの法線ベクトルの交点を共通の平面で捉えたいので、両顔平面の中間に位置する平面を共通の顔平面として考える。今、表情筋の動きにより点 p_i を含む顔表面の傾きに変化があると、動きの前後でその点から出た2つの法線ベクトルは共通の顔平面上で異なった位置に交点を持つ(図3)。この変位(移動)はベクトルとして表すことが

できる．図3中の A を基準顔からの交点，B を表情顔からの交点とし，それぞれ $(a,b)^t$ ， $(c,d)^t$ とすると点 $p_i = (x,y,z)^t$ に対応する 2 次元画像の画素 $R_i = (x,y)^t$ における変位ベクトルを $(c-a,d-b)^t$ で計算する．このように計算されたベクトルを画素値に持つ 2 次元画像（ベクトル画像）を表情差分マップと呼ぶことにする．

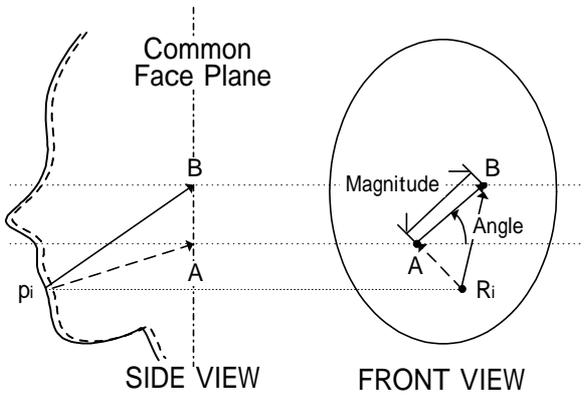


図3：表情変化による法線の変化

4．表情認識実験

4．1 計測

レーザー光による非接触型レンジファインダ（ミノルタ VIVID700）を用いて顔の立体形状の計測を行う．分解能は測定物までの距離などにも依存するが，最も良い条件で奥行き方向におよそ 0.3mm，出力画素数は 200x200 である．この距離画像から 40000 画素中およそ 20000 個の有効画素が得られる．顔表面からの法線ベクトルは，注目画素と，その右隣の画素と真下の画素の 3 つの有効画素から微小平面を構成して計算した．

4．2 前処理

まず，撮影時の顔表面の雑音や微細な凹凸を取り除くため， 3×3 領域の単純平均による平滑化処理を施す．

次に，測定データにおいて，独立した連結成分で顔以外の領域を削除する．しかし，多くの場合，顔と連結して首や耳などが残る．このような首や耳を取り除く標準的な方法はないが，本論文では次のような処理で望ましい顔領域を取り出した．顔平面を導出する際，生成される顔平面は，顔表面にはほぼ平行で，その位置は顔表面と耳の間に生成される傾向があることが事前実験により確認されている．そこで，導出された顔平面の後方のデータを除去し，前方にあるデータのみを有効データとして再度顔平面を導出することにより余分な耳や首などは除かれ，この操作を繰り返し数回行うと平面の位置は収束し安定する．

4．3 表情差分マップの例

100 人分の平常顔と笑顔のデータを用いて表情差分マップを作成した．強弱の差こそあれ，笑顔の場合目の下や，口の周りに強い変化が表れる傾向があった．また，同じく 100 人分の平常顔と怒り顔のデータを用いて表情差分マップを作成した．怒り顔の場合，口の両脇や眉に強い変化が見られた．一例を図4，5に示す．図において，(c)は前述の変位ベクトルの「大きさ」を表す画像で，黒に近いほど

移動距離が大きいことを示す．(d)は変位ベクトルの「角度」を表す画像で，図6の色サークルの方向に対応した色をつけてある．ただし(d)では，変位の大きさが 12mm 以上の変位ベクトルについてのみ角度を表示してある．

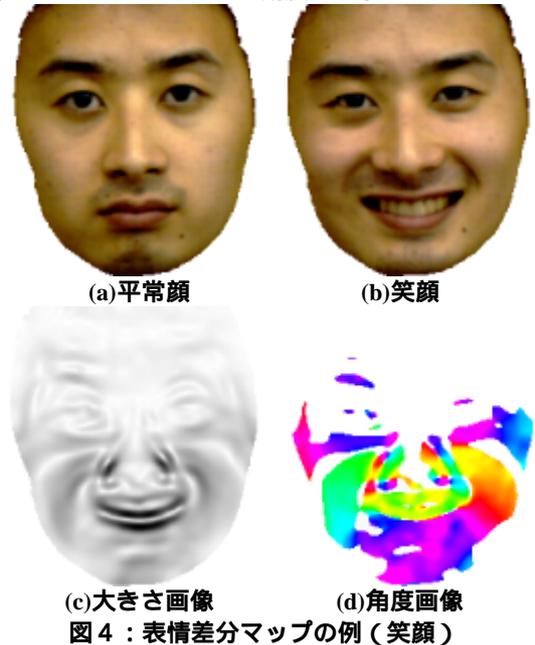


図4：表情差分マップの例（笑顔）

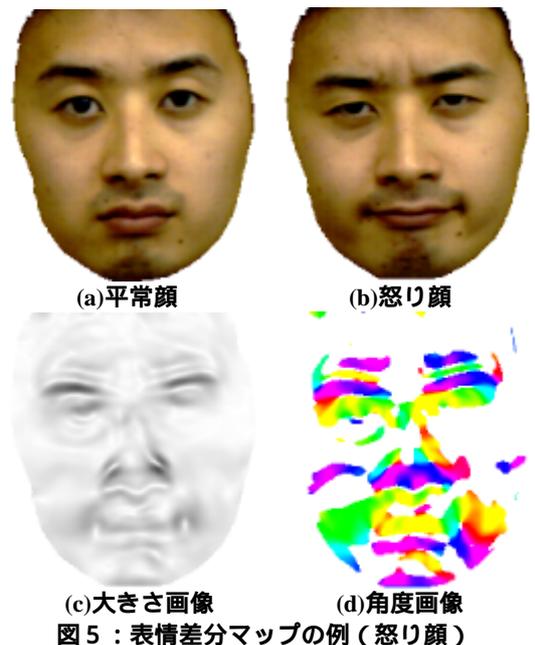


図5：表情差分マップの例（怒り顔）

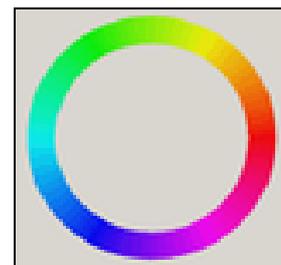


図6：色サークル

4.4 認識実験

K.Mase^[3]により、表情筋の動きからオプティカルフローを検出し、前もって定めた 11 箇所部位のそれぞれにおける平均フロー変化パターンを使い、表情分類する方法が提案されている。本論文では、表情差分マップ上に 8 箇所領域を設定（右眉、眉間、左眉、右目の下、左目の下、右頬、口の上、左頬；図 7 参照）し、領域ごとの平均変位ベクトルを特徴として用い表情分類を試みる。8 箇所領域を使うので特徴は 16 次元ベクトルになる。なお、領域の指定は今回は手動で行った。

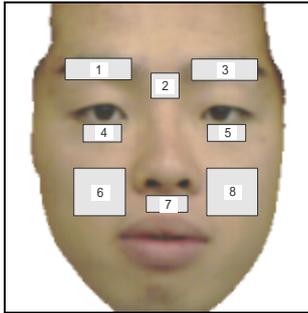


図 7：8 箇所の特徴領域

実験には 25 人分のデータを使用した。各被験者から表情顔用に、平常顔、笑顔、怒り顔、驚き顔の距離画像を取得し、さらに基準顔用に平常顔の距離画像をもう 1 枚取得した。認識は leave one out 法で行った。すなわち、1 人の表情顔を未知表情顔として入力し、残り 24 人分のデータで作成した辞書と照合する。これを 25 回繰り返した。照合には複合類似度法を用いた（式(5)）。

$$S_i(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^d \frac{\mathbf{I}_{ij}(\mathbf{x}^t \cdot \mathbf{u}_{ij})^2}{\mathbf{I}_{ij} \mathbf{x}^t \cdot \mathbf{x}} \quad (5)$$

式(5)中の各記号の意味は、 \mathbf{I} が固有値、 \mathbf{u} が固有ベクトル、 \mathbf{x} が入力ベクトルである。 d は部分空間の次元数であり、今回は $d=4$ とした。複合類似度を用いて照合する際、扱うデータは正負の数値を取りうるので原点对称のデータを同クラスに分類してしまう可能性がある。そのため、今回は 17 次元目にオフセットとして定数値 100 を追加して認識実験を行った。

表情顔ごとに 25 個の入力データについての正解数を表 1 示す。表において () 内の数は複合類似度の平均値を表す。表から分かるように、認識率 100% という良好な結果を得ることができた。

5. まとめ

本論文では、表情筋の動きを捉えるためのツールとして 3 次元顔平面を用いた表情差分マップを提案した。表情差分マップの例から、表情差分マップは捉えどころの無い表情筋の動きを表していると考えられる。表情認識実験では、データ数は少ないながら、leave one out 法で 100% の認識率を得ることができた。今後は扱う表情の種類とサンプル数を増やし信頼性を高めて行きたい。

なお、表情変化を顔表面の法線の動きで解析するにはガウス球を用いる方法も考えられるが、それについては今後比較検討して行きたい。

表 1：認識結果（正解数（複合類似度平均））

出力 \ 入力	平常顔 25 人分	笑顔 25 人分	怒り顔 25 人分	驚き顔 25 人分
平常顔	25(0.93)	0(0.68)	0(0.88)	0(0.81)
笑顔	0(0.73)	25(0.97)	0(0.76)	0(0.72)
怒り顔	0(0.78)	0(0.82)	25(0.94)	0(0.78)
驚き顔	0(0.79)	0(0.81)	0(0.75)	25(0.93)

- [1] 長谷博行, 笠松岳文, 松井敦之, 米田政明, 加藤ジェーン: “顔平面を用いた顔表情の解析”, 画像の認識・理解シンポジウム, PP. -391-396 (MIRU2002)
- [2] Hideyuki Negishi, Hiroyuki Hase, Masaaki Yoneda, and Jien Kato: “A Proposal of Facial Expression Analysis using a Face Plane”, Proceedings of IAPR Workshop on Machine Vision Applications, PP.484-487 (2002)
- [3] Kenji MASE: “Recognition of Facial Expression from Optical Flow”, IEICE Trans., Vol. E74, No.10, PP.3474-3483 (1991)