

2次元連続 DP を用いた特定人物の顔画像に対する表情推定

宮竹 裕也[†] 小谷 一孔[‡]

^{† ‡} 北陸先端科学技術大学院大学 情報科学研究科

〒923-1292 石川県能美市旭台 1-1

E-mail: [†] y-miyata@jaist.ac.jp, [‡] ikko@jaist.ac.jp

あらまし

顔画像から表情クラスを推定するとき、画像内での顔の位置や大きさが変動すると、大きな推定誤差を生じる。これまでの表情解析手法ではこれら変動成分を正規化して推定手法を与えていたが、完全な正規化は難しい上、複雑な正規化処理は計算コストが大きくなる。本報告では、このような変動に対してロバストな DP マッチングにより表情推定を試みる。更に、顔画像では表情特長が顔部品周辺に表れることから、領域を限定した複数の DP マッチングにより表情推定を行うことで、計算コストの削減を試みる。

キーワード 表情推定, 2次元連続 DP

Estimation of Facial Expression for Specified Character Using 2D Continuous Dynamic Programming

Yuuya Miyatake[†] Kazunori Kotani[‡]

^{† ‡} Graduate School of Information Science, Japan Advanced Institute of Science and Technology

1-1 Asahidai, Nomi-shi, Ishikawa, 923-1292, Japan

E-mail: [†] y-miyata@jaist.ac.jp, [‡] ikko@jaist.ac.jp

Abstract Significant error might occur when classifying facial expressions from a face image with heavy variations in the position and size of faces. In those approaches proposed in the literature, estimation is performed on the normalized results of those variations. In general, full correction in the normalization is impossible and the corresponding computation cost is usually expensive. In order to propose a robust approach of estimation, we investigate the application of DP matching to facial expression analysis. Further, by representing the characteristic of expression from a number of separated face parts, we examine the possibility of decreasing the computation cost by performing multiple DP matching in several limited regions of interest.

Keyword Estimation of Facial Expression, 2D Continuous Dynamic Programming

1. はじめに

顔画像に対する表情推定に用いられる手法として例えば固有空間法を用いる手法 [1][2][3]、AU (Action Unit) を用いる手法 [4][5][6] や FACS (Facial Action Coding System) 等の手法は、人物の姿勢の揺らぎによる顔の位置ずれや照明等の環境条件によって推定精度が大きく変動する。このため、正規化と呼ばれる位置や大きさの補正が前処理で行われていたが、完全な正規化は難しい上、複雑な正規化処理は計算コストが大きくなる。位置ずれや画像の大きさの変化にロバストな画像解析アルゴリズムとして、2画像の最大一致を与える画素間のノンパラメトリックなマッチングを求める2次元ワーブ決定問題がある。ただしこの最適化アルゴリズムは与えた制約条件を満たす限りワーブ候補が増え計算量が多くなる問題がある。これに

対し2次元ワーブの最適化手法として、DP (Dynamic Programming) マッチング [8][9][10][11][12][13]、HMM (Hidden Markov Model) を用いる手法がある。例えば、内田 [8][14]、勝股 [13]、西村 [10] らは2次的に DP を行うことによる2つの画像の非線形対応をとる方法を提案している。また須藤 [11] らは西村らの手法を凹凸画像に対応する手法を提案している。さらに岩佐 [12] らは任意の形状に対応する手法を提案している。

本報告では西村らが提案した2次元連続 DP マッチングを用いて顔画像の位置や大きさの変動にロバストな表情推定手法を検討する。更に、顔画像では表情特徴が顔部品周辺に表れることから、領域を限定した複数の DP マッチングにより表情推定を行うことで、計算コストの削減を試みる。

2. 2次元連続 DP マッチング

2次元連続 DP は行方向の弾性マッチングを行い、その結果を基に列方向の弾性マッチングを行うことで、画像の横方向と縦方向の伸縮、回転方向の非線形な変形を許容する手法である。以下に行方向と列方向の DP マッチング方法を示す。

2.1. 行方向 2次元連続 DP マッチング

図 1(左)の画像サイズ $I \times J$ のモデル画像を図 2 のように行方向のラスタスキャンを行い、輝度値を抽出した I 個の 1次元データを

$$\mathbf{a} = \{a_i(1), \dots, a_i(j), \dots, a_i(J)\}, i \in I \quad (1)$$

で表し、以下、モデルパターンベクトルと呼ぶ。

図 1(右)の画像サイズ $I \times J$ の入力画像から輝度値を抽出した特徴ベクトルを

$$\mathbf{b} = \{b(k,l) \mid k=1,2,\dots,K \quad l=1,2,\dots,L\} \quad (2)$$

と表す。以下、入力パターンベクトルと呼ぶ。このモデルパターンベクトル \mathbf{a}_i と入力パターンベクトル \mathbf{b} との行 (L) 方向の DP マッチングを行い、最適経路を求める。

• マッチング手順

1. $i=1$ とする。
2. $b(1,1)$ から $b(K,L)$ まで入力パターンベクトルを行方向に並べ(図 3)、 $b(1,1)$ にモデルパターンベクトル \mathbf{a}_i を縦に配置した空間を考える。
3. モデルパターンベクトルと入力パターンベクトルの局所距離(式(3))と累積距離(式(4))を用いて、始点 $(1,1,1)$ から終点 (J,K,L) までの最適経路を求める。
4. 累積距離 $D(i,j,k,l)$ を得る。
5. $i=i+1$ として 3. に戻る。(もし $i=I$ であれば終了)

最適経路を求める際の制限として図 4 の 9 つのパスを用いる。図 4 の 3 つの傾斜パターンは次の特徴を有する。

- 回転方向 ± 45 度以内の変化を許容
- L 方向に $1/2 \sim 2$ 倍以内の伸縮を許容

各パスには重みが付けられており、モデルパターンベクトル \mathbf{a}_i の要素値と入力パターンベクトル \mathbf{b} の要素値の差を式(3)で与え、これを局所距離と呼ぶ。

$$d(i,j,k,l) = \frac{|a_i(j) - b(k,l)|}{N-1} \quad (3)$$

ただし N は画像の階調数を表す。

9 つのパスを数式化した点 (i,j,k,l) での累積距離を $D(i,j,k,l)$ と表す。

$$D(i,j,k,l) =$$

$$\min \begin{cases} D(i,j-1,k,l-2) + 2d(i,j,k,l-1) + d(i,j,k,l) \\ D(i,j-1,k,l-1) + 3d(i,j,k,l) \\ D(i,j-2,k,l-1) + 3d(i,j-1,k,l) + 3d(i,j,k,l) \\ D(i,j-1,k-1,l-2) + 2d(i,j,k-1,l-1) + d(i,j,k,l) \\ D(i,j-1,k-1,l-1) + 3d(i,j,k,l) \\ D(i,j-2,k-1,l-1) + 3d(i,j-1,k-1,l) + 3d(i,j,k,l) \\ D(i,j-1,k+1,l-2) + 2d(i,j,k+1,l-1) + d(i,j,k,l) \\ D(i,j-1,k+1,l-1) + 3d(i,j,k,l) \\ D(i,j-2,k+1,l-1) + 3d(i,j-1,k+1,l) + 3d(i,j,k,l) \end{cases} \quad (4)$$

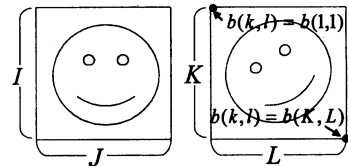


図 1 モデル画像 A (左) と入力画像(右)

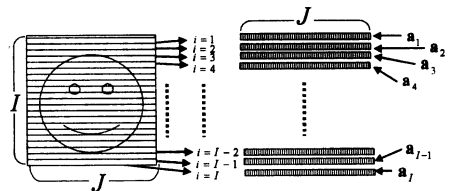


図 2 モデルパターンベクトルの抽出

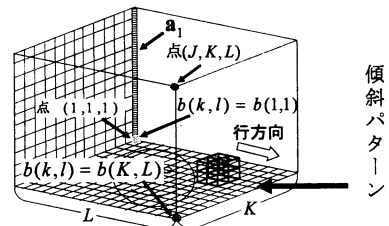


図 3 行方向 DP におけるモデルパターンベクトルと入力パターンベクトルの配置

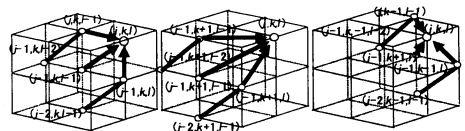


図 4 行方向傾斜パターン

2.2. 列方向 2次元連続 DP マッチング

列方向 DP では行方向 DP の結果を継承するため、行方向の連続 DP で求めた累積距離 $D(i,j,k,l)$ を列方向の局所距離 $dd(i,k,l)$ と定義する(式(5), 図(5))。これは行方向 DP での累積距離 $D(i,j,k,l)$ が大きい場合、列方向の

DPでも累積距離が大きくなる。

$$dd(i, k, l) = D(i, j, k, l) \quad (5)$$

列方向 DP で用いるパスは行方向と同様に 9 つ存在し (図 6)、これを数式化した点 (i, k, l) での累積距離を $DD(i, k, l)$ と表す。

$$DD(i, k, l) =$$

$$\min \begin{cases} DD(i-1, k-2, l) + 2dd(i, k-1, l) + dd(i, k, l) \\ DD(i-1, k-1, l) + 3dd(i, k, l) \\ DD(i-2, k-1, l) + 3dd(i-1, k, l) + 3dd(i, k, l) \\ DD(i-1, k-2, l-1) + 2dd(i, k-1, l-1) + dd(i, k, l) \\ DD(i-1, k-1, l-1) + 3dd(i, k, l) \\ DD(i-2, k-1, l-1) + 3dd(i-1, k, l-1) + 3dd(i, k, l) \\ DD(i-1, k-2, l+1) + 2dd(i, k-1, l+1) + dd(i, k, l) \\ DD(i-1, k-1, l+1) + 3dd(i, k, l) \\ DD(i-2, k-1, l+1) + 3dd(i-1, k, l+1) + 3dd(i, k, l) \end{cases} \quad (6)$$

この累積距離 $DD(I, k, l)$ の最小値をマッチング結果 (モデルパターンと入力パターン間の距離) とする。

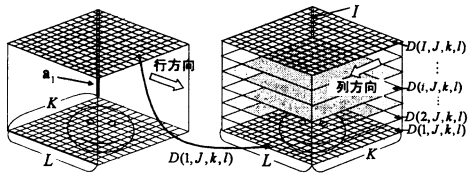


図 5 行方向 DP の結果の列方向 DP への継承

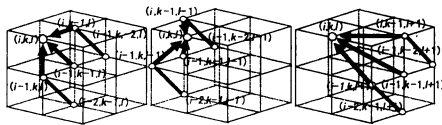


図 6 列方向傾斜パターン

2.3. 平均輝度による正規化

傾斜パスに与える重みを式(3)の様に画素間の要素値の差で表すため、累積距離 $DD(I, k, l)$ は照明条件の影響を受ける。このため入力画像とモデル画像を平均輝度により正規化する。

- 入力画像の平均輝度正規化

$$b'_i(k, l) = b_i(k, l) - (\bar{b}_i - \bar{b}') \quad (7)$$

- モデル画像の平均輝度正規化

$$a'_j(j) = a_j(j) - (\bar{a}_j - \bar{a}') \quad (8)$$

$$\bar{b}_i = \frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^L b_i(k, l) \quad (9)$$

$$\bar{a}' = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \bar{a}_j \quad (10)$$

ただし N は画像の階調数, M は画像の枚数を表す。

3. 2 次元連続 DP による表情推定実験

前述した 2 次元連続 DP マッチングを用いた表情推

定実験を行う。表情画像として ATR 顔画像表情データベース(DB99)を使用した。正規化を行わないモデル画像、入力画像を用いた DP マッチングによる表情推定と顔の位置、サイズを正規化した画像を用いた DP マッチングによる表情推定を行い、DP マッチングによる表情推定方法の位置ずれ等に対するロバスト性を検討する。

3.1. 実験条件

- (1) 正規化処理していない顔画像での DP マッチングによる表情推定

- 入力画像
 - 画像サイズ: 200×200[pixels]
 - 階調数: 256(モノクロ)
 - 6 表情 (Anger, Disgust, Fear, Happiness, Sadness, Surprise) と無表情画像の 297 枚
 - ◆ 男性 6 名、女性 4 名
 - ◆ 無表情画像各 1 枚
 - ◆ 1 人に対して表情強度が異なる表情画像は 3 枚から 5 枚

- モデル画像

- 上記入力画像から各人毎に 3 枚以上ある各表情画像のうち表情強度が中間の値をもつ表情画像を選び、表情を表す顔面中心部を切り出した画像を用いる。
- 階調数: 256(モノクロ)
- 6 表情 (Anger, Disgust, Fear, Happiness, Sadness, Surprise) 画像の 48 枚
 - ◆ 男性 4 名、女性 4 名

- (2) 正規化処理した顔画像での DP マッチングによる表情推定

- 入力画像
 - 画像サイズ: 100×100[pixels]
 - その他の条件は(1)と同じ
- モデル画像
 - 上記入力画像から各人毎に 3 枚以上ある各表情画像のうち表情強度が中間の値をもつ表情画像を選び、表情を表す顔面中心部を切り出した画像を用いる。
 - その他の条件は(1)と同じ

3.2. 実験結果

表 1 から 6 に各条件での累積距離と表情推定結果を示す。なお、実験条件としてモデル画像と入力画像について、同一人物 (顔画像は異なる時刻に撮影) の場合と異なる人物の場合を分けて例示している。

表 1 と 4 での実験条件は各モデル画像に対し、同一人物の 7 種類の入力画像があり、無表情以外の 6 表情には 3 枚の画像がある。この 3 枚は表情強度が異なる画像で、表情強度が低い画像から順に上から並べてある。実験条件として、3 枚の中から表情強度が中間の値を持つ表情画像をモデル画像としたため、各表情クラスの 2 行目はモデル画像同士の累積距離で 0 となる。

表 2 と 5 は、モデル画像と異なる 9 人全ての表情画像に対する累積距離を求め、各表情に属する累積距離の最小値を表す。

実験結果を以下に要約する。

- 表 1, 表 4 より、
 - 同じ表情カテゴリ同士の累積距離は他のカテ

ゴリよりも小さくなる傾向が見られる

- 同一表情クラスと異なる表情クラスの累積距離を比較すると、Anger, Happiness, Surpriseのクラスでは両者の差が2倍以上ひらいている。これらの顔画像を観察すると、他の表情に比べて表情による顔変形が大きい
- 表情強度が大きくなっても累積距離の変化は小さい
- 上記特性は条件(1)と(2)でほぼ同じ傾向が見られることから、DPマッチングにより、正規化処理をしなくても良好な表情推定が可能

● 表2, 表5より、

- モデル画像の人物と異なる人物の入力画像での累積距離は、同一カテゴリ間が最小とならないものが多い
- 上記特性は正規化処理を行ってもほとんど改善できない
- 上記特性により、DPによる表情推定は個人性の影響を強く受ける。また、これは正規化しても改善効果が見られない。

● 表3, 表6より、

- 累積距離が最小となるモデル画像クラスを表情推定結果とすると、表に示すように、高い精度の表情推定結果が得られた(モデル画像と入力画像は同一人物)
- 正規化処理を行うことにより表情推定精度が1~3ポイント改善されるクラスがある
- 上記正規化処理による推定精度の改善効果は僅かであり、正規化処理がなくてもDPマッチングは高い精度で表情推定が行える

誤推定率 R は以下で定義する。

$$R = \frac{T}{S} \times 100 \quad (11)$$

T : モデル画像と同一人物の入力画像を用いた表情推定で、モデル画像と異なる表情と推定した回数

S : モデル画像と異なる表情の入力画像を用いてDPマッチングを行った回数

表1 実験条件(1)により得られた累積距離の例
(モデル画像の人物と同じ人物の入力画像)

モデル画像 入力画像	Anger	Disgust	Fear	Happiness	Sadness	Surprise
Anger	133.051	381.49	823.194	393.412	443.012	1203.43
	0	491.137	986.867	506.322	586.985	1280.9
	170.824	432.941	711.467	392.89	389.114	1030
	219.843	211.953	809.224	300.643	304.722	878.259
	286.447	0	613.992	287.498	335.906	780.204
	284.737	204.894	676.612	325.522	324.8	835.718
	368.871	342.212	256.714	284.89	297.505	285.685
	348.49	323.733	0	259.671	282.918	278.067
	331.42	319.059	273.318	283.592	288	288.478
	298.896	303.718	550.337	229.145	289.8	671.533
	274.353	283.451	541.898	124.789	291.012	671.447
	289.741	283.451	559.027	0	293.145	707.589
	282.304	283.222	458.165	130.908	283.027	589.945
	237.867	312.471	801.506	319.655	284.722	889.639
	282.643	267.545	382.024	233.725	0	468.133
	259.012	257.851	554.259	261.02	199.529	773.404
	391.671	333.475	304.847	293.49	278.588	148.733
	403.451	374.526	318.694	304.502	365.271	0
	488.894	405.553	374.859	333.553	399.688	168.973

表2 実験条件(1)により得られた累積距離の例
(モデル画像の人物と異なる人物の入力画像)

モデル画像 入力画像	Anger	Disgust	Fear	Happiness	Sadness	Surprise
Anger	287.498	280.627	476.612	264.408	332.612	513.867
Disgust	286.227	271.435	457.6	237.49	320.816	669.51
Fear	310.024	308.573	449.914	289.631	383.137	450.702
blank	340.549	365.678	611.765	300.392	391.184	771.957
Happiness	309.385	361.318	606.62	283.969	404.267	722.878
Sadness	319.498	346.29	485.333	286.839	317.992	574.647
Surprise	332.549	390.651	486.463	277.302	379.514	403.157

表3 実験条件(1)により得られた表情推定の誤推定率

モデル画像種類	Anger	Disgust	Fear	Happiness	Sadness	Surprise
R (%)	0	2.222	0.556	0	5.556	0
S	155	180	180	157	180	178

表4 実験条件(2)により得られた累積距離の例

(モデル画像の人物と同じ人物の入力画像)

モデル画像 入力画像	Anger	Disgust	Fear	Happiness	Sadness	Surprise
Anger	47.588	126	346.235	159.588	176.647	656.235
	84.329	176.106	443.094	217.91	182.839	812.855
	104.855	75.485	340.859	182.686	180.8	573.586
	109.412	0	381.706	168.116	156.353	579.352
	91.0784	81.326	344.345	154.502	172.482	546.361
	138.427	151.969	123.806	151.945	159.098	229.818
	134.271	157.62	0	142.89	145.957	242.804
	138.099	156.114	133.039	168.133	157.11	260.09
	151.471	151.765	295.941	128.647	182.765	489.647
	117.706	143.176	340.824	54.941	156.176	502.765
	146.225	149.176	347.529	0	176.116	498.116
	132.529	141.941	337.824	53.412	140.708	486.708
	87.1765	121.824	348.412	185.529	101.059	653.586
	112.208	121.953	249.345	127.529	0	495.086
	95.2627	106.452	318	158.773	87.0157	553.337
	177.125	178.467	182.578	184.675	213.883	94.504
	177.8	206.42	189.722	198.78	221.31	0
	189.361	217.357	228.937	201.518	248.812	119.687

表5 実験条件(2)により得られた累積距離の例

(モデル画像の人物と異なる人物の入力画像)

モデル画像 入力画像	Anger	Disgust	Fear	Happiness	Sadness	Surprise
Anger	122.753	154.016	309.537	172.004	182.184	548.537
Disgust	94.7725	173.753	295.361	131.035	161.729	451.478
Fear	137.471	165.545	285.859	187.757	185	353.8
blank	141.765	168.902	389.29	189.385	217.502	575.141
Happiness	124.267	175.514	347.216	134.529	189.475	551.231
Sadness	106.325	171.91	229.843	170.965	148.631	408.688
surprise	105.708	185.998	288.89	141.508	203.471	292.114

表6 実験条件(2)により得られた表情推定の誤推定率

モデル画像種類	Anger	Disgust	Fear	Happiness	Sadness	Surprise
R (%)	0	2.222	1.667	0	2.778	0
S	155	180	180	157	180	178

4. 顔部品毎にDPマッチングを行う表情推定
入力画像サイズが 200×200 [pixels] と 100×100 [pixels] と異なる画像に対して比較実験を行う場合、2次元連続DPは画像サイズに比例して計算コストが増加する。

2次元連続DPアルゴリズムは、行方向DPと列方向DPで(IJKL+IKL)の計算コストがかかる。そこで、簡単なコスト削減法としてモデル画像サイズを小さくすることが考えられる。即ち $I(+1)$ の計算コストを下げることを考える。

4.1. 顔部品の作成

モデル画像を、顔の左右対称性と心理学の分野で顔の左側が表情を強く表すと実験的に示されている[15]ことを考慮して顔画像の右側(顔正面に対して左側)に限定する。さらに I と J を小さくするため、モデルを顔部品単位に分けることを考える(図(7))。1枚の原画像から図7(a)の顔部品の特徴点を参考に、6つの顔部品(眉、眼、眉と眼、眉間、口と顎、頬)を切り出す。各表情によりテクスチャ情報が得られるため本研究では眉間、頬、顎は重要な情報であると考え、モデル画像として用いる。

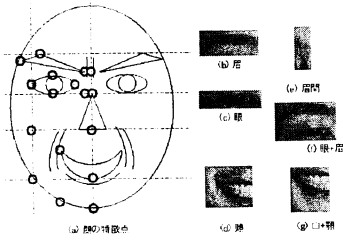


図7 モデル画像の例

4.2. 顔部品を用いた2次元連続DPによる表情推定実験

6つの部分に分割して作成したモデル画像と、分割しない入力画像との間で累積距離を計算し、3章での結果と比較する。

4.2.1. 実験条件

- 入力画像
 - 3章の実験条件(1)と同じ(部分毎に分割はしない)
- モデル画像
 - 上記入力画像から各人物毎に3枚以上ある各表情画像のうち表情強度が中間の値をもつ画像を選び、6つの顔部品を切り出した6画像
 - その他は3章の実験条件(1)と同じ

ここでは、6つの顔部品に分割したモデル画像を用いたDPによる累積距離を以下のように定義する。

$$DD_{model} = DD_{bree} + DD_{eye} + DD_{bree+eye} + DD_{glabella} + DD_{mouth+jaw} + DD_{cheek} \quad (12)$$

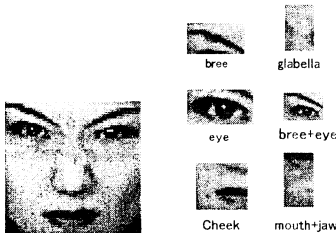


図8 原画像から顔面中心部を切り出した画像(左)と分割モデル画像(右)の例

4.3. 実験結果

表7～表10に示す実験結果と3章での実験結果を比較した結果および考察を要約する。

- 表1～表7, 表2～表8, 表3～表9を比較すると、モデル画像を6つの顔部品だけに限ってもDPマッチングによる累積距離、表情推定特性にはほぼ同様な傾向がみられる
- 上記より、DPマッチングの計算領域を限定しても特性は損なわれないから、少ない計算量で表情推定が行える
- 顔部品の分割はモデル画像のみであり、入力画

像毎に顔部品分割を行わないので顔部品領域抽出などの処理が不要

- 今回は顔の右側部分のみを用いたので、表情によって左右非対称な顔形状変形が生じると、大きな表情推定誤差を生じると考えられる
- 表10に6つの顔部品領域における累積距離間の共分散を示す。顔部品領域によっては、互いに0.9前後の高い共分散(相関)を持つものがあり、2つのパターン間のマッチングを計る距離として重複した成分が存在していることを示している。今後、主成分分析などの多変量解析により、領域の選択、あるいは無相関成分の抽出を検討する必要がある

表7 実験条件(3)により得られた累積距離の例 (モデル画像の人物と同じ人物の入力画像)

モデル画像 入力画像	Anger	Disgust	Fear	Happiness	Sadness	Surprise
Anger	677725	162627	494725	223451	282686	748.2
	0	217.757	539.408	248.306	319.518	776.722
	99.0196	197.055	560.596	291.745	265.118	872.718
Disgust	142.933	125.18	509.529	225.114	244.824	710.38
	138.071	0	522.094	215.435	261.627	683.137
	147.067	127.808	525.718	223.353	288.071	676.902
Fear	191.443	212.784	193.083	223.294	208.2	356.518
	180.659	199.78	0	207.91	206.122	329.075
	188.259	195.102	221.004	224.18	222.043	349.016
Blank	182.263	207.855	418.478	172.729	264.855	568.592
	153.235	169.604	449.133	77.0118	212.6	563.388
	161.275	165.239	440.929	0	244.161	561.059
Happiness	186.176	164.592	444.212	82.851	234.416	605.306
	117.686	152.368	507.961	232.675	181.769	733.968
	145.075	157.235	333.196	170.875	0	498.388
Sadness	123.043	139.224	456.737	175.286	164.843	612.188
	202.306	237.561	296.647	227.584	320.133	183.184
	204.514	253.514	296.922	238.031	315.992	0
Surprise	232.91	271.887	354.651	277.439	332.835	185.31

表8 実験条件(3)により得られた累積距離の例 (モデル画像の人物と異なる人物の入力画像)

モデル画像 入力画像	Anger	Disgust	Fear	Happiness	Sadness	Surprise
Anger	166.255	195.412	453.157	203.416	278.067	540.349
Disgust	158.871	213.027	346.737	183.716	234.42	467.263
Fear	180.933	217.82	397.329	228.31	261.937	430.22
Blank	170.925	257.345	507.949	244.843	313.925	686.737
Happiness	166.992	231.729	492.137	185.584	292.82	672.906
Sadness	151.353	230.318	351.298	223.592	231.333	453.4
Surprise	153.796	248.992	413.561	214.196	289.686	365.325

表9 実験条件(3)により得られた表情推定の誤推定率

モデル画像種類	Anger	Disgust	Fear	Happiness	Sadness	Surprise
R (%)	0	2.222	1.667	0	1.000	0
S	155	180	180	157	180	178

表10 2次元連続DPマッチングの6つの顔部品における累積距離間の共分散

	DD_cheek	DD_bree+eye	DD_bree	DD_eye	DD_mouth+jaw	DD_glabella
DD_cheek	1	-0.329	0.351	-0.199	-0.158	-0.032
DD_bree+eye		1	0.073	-0.665	-0.770	0.783
DD_bree			1	-0.712	-0.555	0.495
DD_eye				1	0.898	-0.911
DD_mouth+jaw					1	-0.937
DD_glabella						1

5. まとめ

本報告は、これまで顔画像の表情解析において問題となっていた、顔の位置ずれ、大きさの変動などの、いわゆる正規化問題に対して、これら変動成分にロバストな解析方法である2次元連続DPマッチングによる表情推定手法を検討した。結果を以下に要約する。

- ATR顔画像表情データベース(DB99)に対して、2次元連続DPマッチングにより累積距離を計算したところ、同じ表情カテゴリ同士の距離が他の

カテゴリよりも小さくなる傾向が見られた。

• 上記累積距離の最小値により、表情カテゴリ判定を行ったところ、およそ 95 パーセント以上の表情推定精度が得られた。

• 上記特性の傾向は、正規化処理有り、無しでほとんど変わらないことから、本報告で検討した 2 次元連続 DP マッチングは正規化誤差にロバストな表情推定が可能と考えられる。

• しかしながら、上記特性はモデル画像と入力画像が同一人物の場合に限られ、他の人物では表情推定精度が大きく低下した。

• 6 つの顔部品領域を切り出してモデル顔画像とし、入力画像（入力画像は切り出しを行わない）との累積距離を求めたところ、ほぼ上記と同じ特性が得られた。モデル画像として顔部品領域に限定することで、高い表情精度を保ったまま 2 次元連続 DP マッチングの計算コストを低減できる。

• 顔部品毎の累積距離の共分散を計算したところ、高い相関を有するものがあつた。これは 2 つのパターン間のマッチングを計る距離として重複した成分が存在していると考えられる。今後、主成分分析などの統計処理を検討したい。

参考文献

- [1] 小阪、小谷：“顔表情クラスの分離に適した非線形基底を用いた固有空間法による顔画像の表情解析”、信学技法、CS03-128、IE03-117、pp.17-22、DEC.2003.
- [2] 江口、小谷：“表情クラス特徴を考慮した独立成分分析(ICA-EMC)による顔画像の表情解析”、電子情報通信学会技術研究報告、PRMU 104、パターン認識メディア理解、pp.31-36、2004.
- [3] 黒住、新座、剣持、小谷：“固有空間法と重判別分析による顔画像の個人性と表情の解析”、信学技報、CS98-122、IE98-101、pp.57-64、DEC.1998.
- [4] 渡部、小谷：“顔画像の特徴点移動量を用いたニューラルネットによる顔表情強度・種類抽出の一手法”、電子情報通信学会技術報告、PRMU-97、pp.25-30、Nov.2004
- [5] 崔、原島、武部、“顔の 3 次元モデルを用いた顔面表情の分析”、電子情報通信学会論文誌、D-II、Vol.J74-D-II、No.6、pp.766-777、Jun、1991.
- [6] 村上、米山、白井：“Labeled Graph Matching を用いた動画像に対する人物頭部及び表情変化を伴う部位の検出”、電子情報通信学会論文誌、D-II、Vol.J85-D-II、No.11、pp.1656-1663、2003.
- [7] 赤松：“人間とコンピュータによる顔表情の認識 [II]”、電子情報通信学会論文誌、Vol.85、No.10、pp.766-771、Oct、2002.
- [8] 内田、追江：“区分線形 2 次元ワーブ法の検討”、電子情報通信学会論文誌、D-II、Vol.J83-D-II、No.12、pp.2622-2629、2000.
- [9] 村松、小林：“DP マッチングに基づいた位置計測のための画像パターン検索手法”、電子情報通信学会論文誌、D-II、Vol.J80-D-II、No.9、pp.2351-2360、1997.
- [10] 西村、岡：“2 次元連続 DP による画像のスポッティング認識”、信学技法、IE97-24、PRUM97-55、1997.
- [11] 須藤、西村、Fujii、岡：“2 次元連続 DP を用いた凹凸参照画像の Pixel 対応スポッティング認識”、信学技法、PRMU2003-43、2003
- [12] 岩佐、岡：“2 次元連続 DP を用いた動画像における変形物体のスポッティング認識と追跡”、信学技法、IE2004-23、PRUM2004-47、2004.
- [13] 勝股、鈴木、徳田、北村：“単調連続 2 次元 DP アルゴリズムの階層化”、電子情報通信学会論文誌、D-II、Vol.J85-D-II、No.9、pp.1382-1391、2002.
- [14] 内田、追江：“動的計画法に基づく単調連続 2 次元ワーブ法の検討”、電子情報通信学会論文誌、D-II、Vol.J81-D-II、No.6、pp.1251-1258、1998.
- [15] Leslie A. Zebrowith(著)、羽田節子(訳)、中尾ゆかり(訳)：“顔を読む一顔学への招待”、大修館書店、1999.
- [16] 西村、十河、小木、岡、石黒：“動き変化に基づく View-based Aspect Model による動作認識”、電子情報通信学会論文誌、D-II、Vol.J84-D-II、No.10、pp.2212-2223、2001.
- [17] 中川聖一：“パターン情報処理”、情報科学コアカリキュラム講座、丸善株式会社、1999.
- [18] 舟久保登：“パターン認識”、共立出版、1991.