

ICA を用いた顔画像の表現法および顔認識システムへの応用について

二村 直広 †‡ 岡田 和典 †§ 赤松 茂 † 森 健策 ‡ 末永 康仁 ‡

†ATR 人間情報通信研究所

§ 南カリフォルニア大学計算機科学科

‡ 名古屋大学大学院工学研究科計算理工学専攻

〒 464-8603 名古屋市千種区不老町

Phone: 052-789-5688 FAX: 052-789-3815

E-mail: kazunori@selforg.usc.edu, futamura@suenaga.cse.nagoya-u.ac.jp

あらまし

本報告では、ICA の定性的解析と顔画像表現への応用について述べる。ICA (Independent Component Analysis, 独立成分分析) は EEG やスピーチ信号などの Blind Source Separation 問題のための新しい解析手法として、最近注目されている。ICA の特徴として、基底の非直交性や空間的局所性が挙げられる。それらの性質についての直観的な理解を促すために、2次元データに対して PCA (主成分分析) と ICA で求める基底をそれぞれ比較し、基底の非直交性および空間的局所性について定性的解析を行った。また、顔画像表現への応用では、先行研究では顔画像をそのまま扱っているのに対し、形状とテクスチャを分離した顔画像に対して ICA を適用し、認識実験によりその有効性について調べた。

キーワード : ICA、PCA、顔画像表現、個人識別、表情識別

An ICA based representation of facial images and its application for face recognition systems

Naohiro FUTAMURA†‡, Kazunori OKADA†§, Shigeru AKAMATSU†,
Kensaku MORI‡ and Yasuhito SUENAGA‡

†ATR Human Information Processing Research Laboratories

‡Computer Science Department, University of Southern California

‡Dept. of Computational Science and Engineering, Graduate School of Engineering, Nagoya University

Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya, 464-8603 JAPAN

Phone: +81-52-789-5688 Fax: +81-52-789-3815

E-mail: kazunori@selforg.usc.edu, futamura@suenaga.cse.nagoya-u.ac.jp

abstract:

In this report, qualitative analyses of ICA and its application for the facial image representation are described. Recently, ICA (Independent Component Analysis) became popular as a new analytical technique for Blind Source Separation problems of EEG and the speech signal, etc. Linear bases found by ICA have interesting characteristics such as non-orthogonality and spatial locality. To urge understanding of these characteristics known by intuition, we conducted experiments with 2D toy-data sets and provided qualitative analyses in comparison with PCA. Next, we applied the ICA for a facial image representation. Unlike previous studies which used raw pixel values with crude shape-normalization, we separated shape and texture of facial images and derived ICA based representations independently for shape and texture. We investigated the effectiveness of this method by recognition experiments of identity and facial expressions.

Keyword: ICA, PCA, facial image representation, face recognition

1 はじめに

ICA(Independent Component Analysis, 独立成分分析)は最近注目されている統計的データ解析手法であり、EEG(electroencephalographic)や音声信号などの blind source separation 問題への応用が盛んに研究されている [10]。

ICA は、入力データを統計的に独立な基底の線形結合であるとみなし、その基底および結合係数がともに未知である場合でもそれらを推定する。これにより求まる基底は、PCA(Principal Component Analysis, 主成分分析)のような直交性の拘束がないため、より複雑なデータ分布に対しても、その性質をよりの確に表す基底を得ることができる [8]。

顔画像表現への応用としては、従来よく用いられてきた PCA による表現 (固有顔) の代わりに、ICA による表現を用いる研究が行われている [3, 14]。これらの研究では、顔画像の画素値のベクトル表現をそのまま顔表現として使用していたが、顔画像を形状とテクスチャに分けて表現することの優位性は Vetter, Crow, Lanitis らによって別に示されている [12, 7, 9]。そこで、形状とテクスチャを分離した顔画像表現に対して ICA を適用し、形状とテクスチャそれぞれの IC 表現を求め、その認識に対する有効性について調査する。

2 ICA とは

ICA は、入力データ $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$ を、統計的に独立な基底 $\mathbf{s}_i = (s_1, s_2, \dots, s_n)$ を混合行列 A で線形結合したものであるとみなす。

$$\mathbf{x}_i = \sum_{j=1}^n a_{ij} \mathbf{s}_j$$

行列を用いれば

$$X = AS$$

と表せる。ここで、行列 S と行列 A はともに未知であるが、ICA は基底が互いに統計的独立となるような S と A を求める手段を与える。

この独立基底行列 S を求めるために、データ行列 X にある行列 W をかけて出力 U を求め、

$$U = WX$$

この U の行ベクトル u_i ができるだけ統計的に独立になるような W を逐次的に求める。複数の W の逐次解法の中から、相互情報量の最大化を行う (infomax) という手法を用いる [2, 4]。これはエントロピー H を小さくする向きへ W を変化させていく方法である。 U にシグモイド関数を適用したものを y とすると、ある時点 k での W_k の更新式は、

$$\Delta W = \frac{\partial H(y)}{\partial W} W^T W = (I + \hat{y} u^T) W$$

$$W_{k+1} = W_k + \alpha(\Delta W)$$

となり、これにより U が独立となるような W と U が求まる。ここで I は単位行列、 \hat{y} は y の微分、 α は学習係数である。そして、 U が独立基底行列 S の推定、 W^{-1} が混合行列 A の推定となる。

3 ICA の性質

PCA と ICA のどちらも非相関化 (decorrelation) を行うが、PCA が 2 次モーメントの非相関化を行うのに対し、ICA は 2 次以上の高次モーメントの非相関化を行う。このことと関連した ICA の特徴として、

- ・非直交な成分分離
- ・基底の空間的局所性

が挙げられる。

ICA により求まる基底は、PCA とは異なり直交性の拘束がない。そのため、ICA の基底は入力データの特徴にあわせて、非直交となり得る。このことを直感的に理解するため、2 次元の人工データに対して ICA を行い、PCA による基底との比較を行った。

入力データは、1 クラスタ、直交 2 クラスタ、非直交 2 クラスタ、非直交 3 クラスタ、曲線状 (curb-linear) 分布の 5 種類で、各クラスタ内に一様に分布されたサンプル点の数は、それぞれの種類ごとに総計が 1000 個となるようにした。これらに対して PCA と ICA を行い求めた基底を図 1 に示す。

直交 2 クラスタの分布に対しては PCA、ICA のどちらも基底が分布の主成分方向を表しているが、非直交 2 クラスタの分布では、PCA では第 1 基底が分布全体の分散最大の方向に向くため、基底はどちらの分布ともずれた方向になる。しかし ICA では、このような分布に対しても分布の方向を示す基

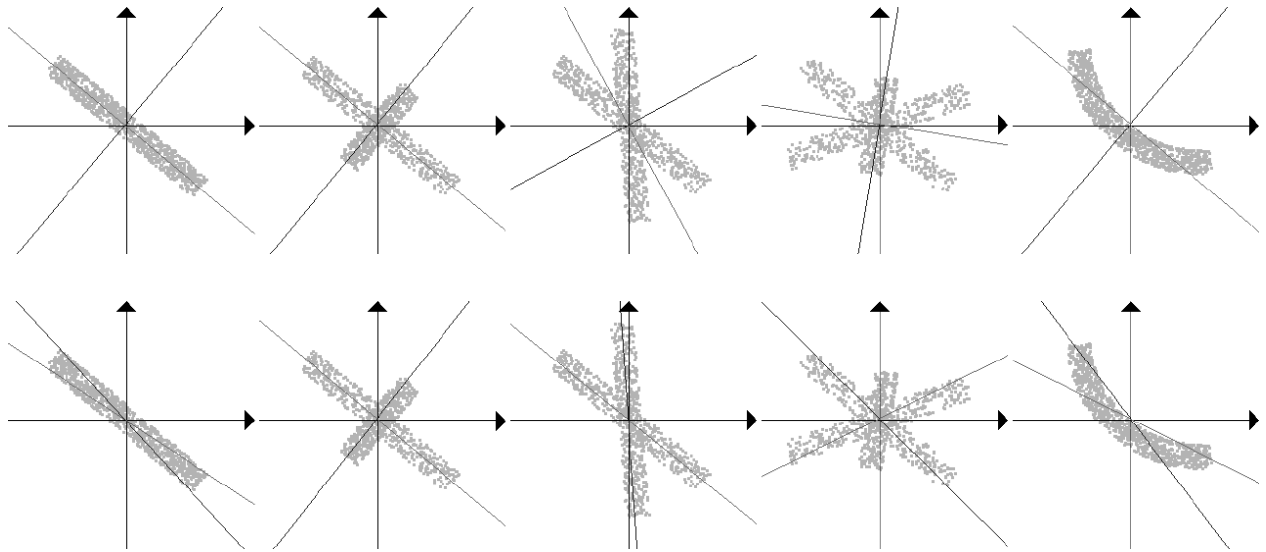


図 1: PCA および ICA による基底 (上段:PCA、下段:ICA、横軸はデータの x、縦軸は y)

底が求められているのがわかる。一方、クラスタが 1 つしかない場合には、PCA では第 1 基底のみが分布の主成分方向を向いているが、ICA では 2 つの基底がともに、主成分方向に近いが少しずれた方向となっている。これは、分布の性質によっては PCA により求まる基底が ICA より正しく分布の特徴をとらえることを示している。また、曲線状の分布に対しては、PCA と ICA のどちらも分布形状を正確に表現できない。ただし、PCA が曲線分布全体の分散最大の方向に第 1 基底を見つけるのに対して、ICA は 2 等分された局所分布それぞれについての分布最大の方向に第 1,2 基底を見出した。これは、ICA の空間的局所性を示している。

次に、より現実的な (複雑な) サンプル分布に対してもこのような 2 つの特徴が見い出せるか調べる。Bartlett らは顔画像に ICA を適用し、求められた基底が空間的局所性を持つ事を報告している [3]。ここでは例として、形状に対して正規化された顔テクスチャ表現から求めた ICA および PCA 基底を図 2 に示す。

PCA 基底は上位から順に、ICA 基底は特徴的なものを選択した。PCA 基底と比較して、ICA 基底では口・鼻・眉のような局所特徴のみがはっきりと現れる。PCA 基底はその直交性から基底間相関が 0 となるが、ICA 基底の場合は絶対値平均で 0.017 であった。

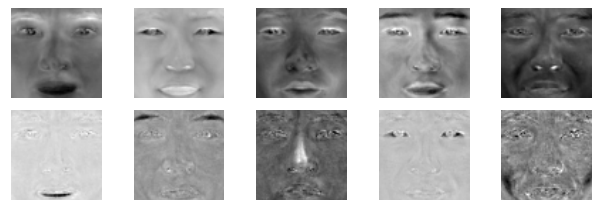


図 2: 空間的局所性 (上:PCA 基底, 下:ICA 基底)

4 顔画像の ICA

前節で述べたように、従来使用されてきた PCA による表現に代わり、ICA により顔画像を表現することは、一般に顔画像の分布が直交であるとは考えにくいこと、また顔画像の局所的表現の有効性 [6] などの点から、有効であると考えられる。実際、そのような ICA による表現の顔認識システムにおける有効性が Bartlett ら [3] や梅山ら [14] によって示されている。

これらの先行研究では、顔画像の画素値のベクトル表現をそのままの形で使用していた。しかし、顔画像の形状情報とテクスチャ情報を分離することで、認識に有利となることが別に知られている [7, 12]。また、テクスチャには個人識別に有用な情報が含まれることも示唆されている [11]。そこで、顔画像の形状とテクスチャを分離し、それぞれ独立に ICA を用いて表現して、各表現の性質の解析を試みた。

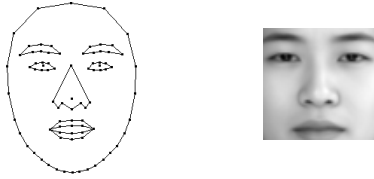


図 3: 形状とテクスチャ

4.1 形状とテクスチャの分離

顔画像の形状情報とテクスチャ情報の分離は以下のようにして行なう。

顔画像からの形状情報の抽出は、次のように行う。まず、FUTON システム [13] により定義された 83 個の特徴点の座標値を並べた 166 次元ベクトルを求める。次に形状ベクトルの平均 (平均形状) を引くことによって平均からの変位ベクトルを求め、これを形状情報を表すベクトル (形状ベクトル) とする。

テクスチャ情報は、まず顔画像の特徴点同士を結んでできる三角パッチごとに平均形状へマッピングすることで形状フリーのテクスチャを得る。このテクスチャは、顔画像から個々の顔画像ごとに異なる形状の差が取り除かれ、画素ごとの対応が取れている。次に、顔の内部領域 [1] が 64x64 画素となるように正規化し、その画素値を並べた 4096 次元ベクトルを、テクスチャ情報を表すベクトル (テクスチャベクトル) とする。

顔画像の形状とテクスチャの例を図 3 に示す。

4.2 ICA による顔画像表現

形状とテクスチャの PCA および ICA は以下のように行う。

まず、分離した形状とテクスチャそれぞれについて PCA により基底を求める。使用する顔画像の枚数と同数の基底が求まるが、上位固有値の基底から順に累積寄与率が適当な割合になるところまで使用するものとする。

次に、PCA 基底の集合に対して ICA を行う [5]。ICA では学習サンプルと同数の基底が求まるが、PCA とは異なり基底の順位を決めることができない。また、基底が直交するとは限らないため、任意の顔の表現が単純には求められなくなる。そこで、顔画像をそのまま使用するのではなく、PCA によって求めた基底に対して ICA を行う。これにより、任

意の顔画像の IC 表現の次元数を PCA 基底の数に制限することができる。

顔画像の形状とテクスチャは、PCA 基底とその線形結合係数、あるいは ICA 基底とその線形結合係数 (PCA の係数ベクトルを W^{-1} で写像したもの) で表現される。この係数を並べたベクトルを個々の顔画像の表現とする。

4 節で説明する表情画像データベースを用いて ICA を行った結果を、形状について平均から各 PCA 基底の方向へ変化させたものを図 4 に、ICA 基底の方向へ変化させたものを図 5 に、また、テクスチャについて同様に変化させたものを図 6 および図 7 に、それぞれ示す。形状の基底については、PCA 基底は上位固有値のものから 3 つ、ICA 基底は特徴的なものを選択した。テクスチャの基底は、図 2 の左 3 つに対応する。特に形状について、PCA 基底が全体的な変化を示すのに対し、ICA 基底は (特に形状表現において) 部分的な変化を示していることがわかる。

4.3 顔画像表現からの再構成

4.2 で説明した手法を用いて、PCA および ICA による顔の部分空間表現により基底の線形結合を求めることで、コード (係数ベクトル表現) から顔画像を再構成することができる。再構成の精度を確認するため、基底の生成に用いたのとは別の顔画像について、学習から求まる全基底 (110 個) のうち、累積寄与率が 97.5% (80 個) となる IC 部分空間を用いて再構成した画像と、元の画像との差を調べた。元画像 (テクスチャ)、再構成画像、差分画像の例を図 8 に示す。いずれの画像も誤差は小さく、十分な精度で表現できていることが確認できた。また、入力 (全 608 枚) と再構成画像の平均ユークリッド距離は 3.82 であった。

5 認識実験

ICA を用いた形状とテクスチャの分離表現の有効性を検証するために、ATR で作成された表情画像データベースを使用して認識実験を行う。使用する顔画像は男女各 61 名、それぞれ 5 種類の表情 (真顔、喜び、怒り、悲しみ、驚き) の画像で、すべての

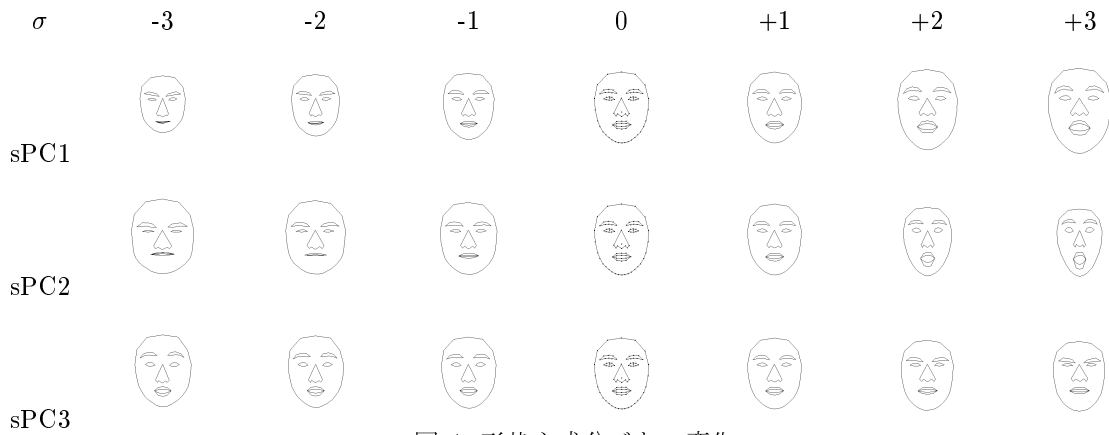


図 4: 形状主成分ごとの変化

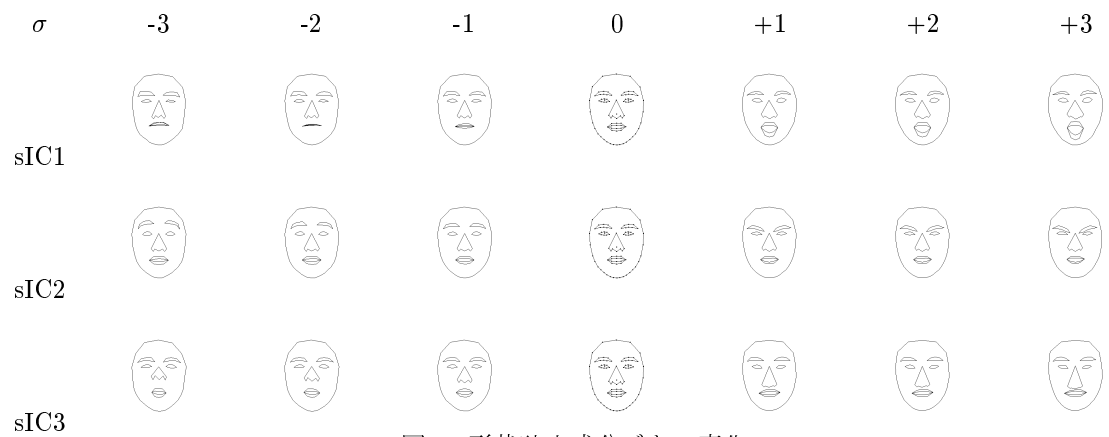


図 5: 形状独立成分ごとの変化

画像について手入力で 83 個の特徴点座標を入力済みである。このうち 22 名 (男女各 11 名) の画像 110 枚を学習サンプルとして用い、PCA および ICA の基底を生成した。そして、残りの 100 名についてこの基底による表現係数を求め、辞書サンプルおよびテストサンプルとして用いることとする。基底を計算する際、固有値の累積寄与率が 97.5% となる数 (テクスチャ 80 個、形状 19 個) の PCA 基底を使用した。また、学習サンプルと辞書およびテストサンプルは重複のないように選ぶものとする。すなわち、辞書サンプル・テストサンプルには学習サンプルにある画像は含まれない。

識別はテストサンプルと辞書サンプルの間のユークリッド距離による最小距離識別法により行う。距離は形状、テクスチャのそれぞれについて求めた。

表 1: 個人識別認識率

使用する基底	認識率 (%)	
形状のみ	PCA	20.9
	ICA	22.4
テクスチャのみ	PCA	61.6
	ICA	71.4

5.1 個人識別実験

基底生成に使用しなかった 100 名分の画像のうち、真顔 100 枚を辞書サンプルとし、その他 4 つの表情 398 枚をテストサンプルとした。

形状とテクスチャについて、PCA と ICA それぞれの認識率を表 1 に示す。

テクスチャ表現のみを用いた場合、ICA の認識率が PCA を約 10% 上回った。また、形状は PCA、ICA のどちらにおいても認識率が低い。これは、学

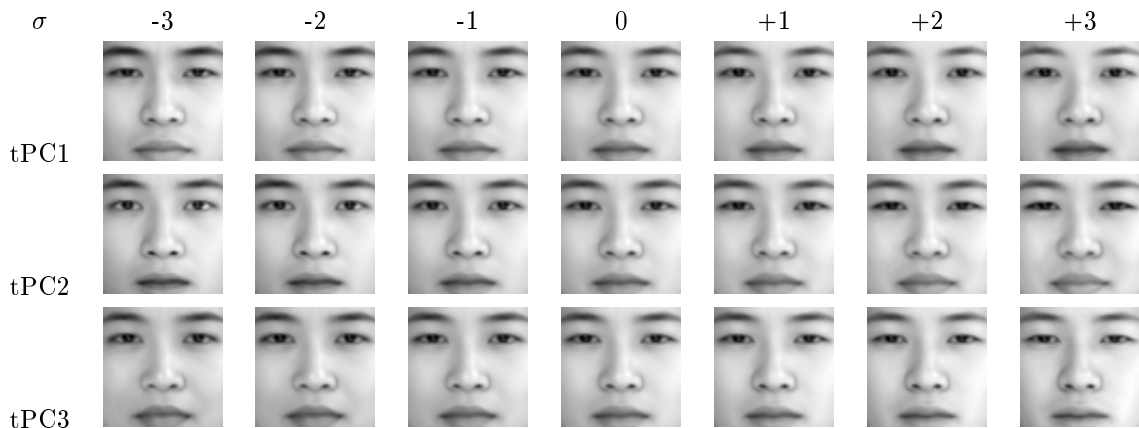


図 6: テクスチャ主成分ごとの変化

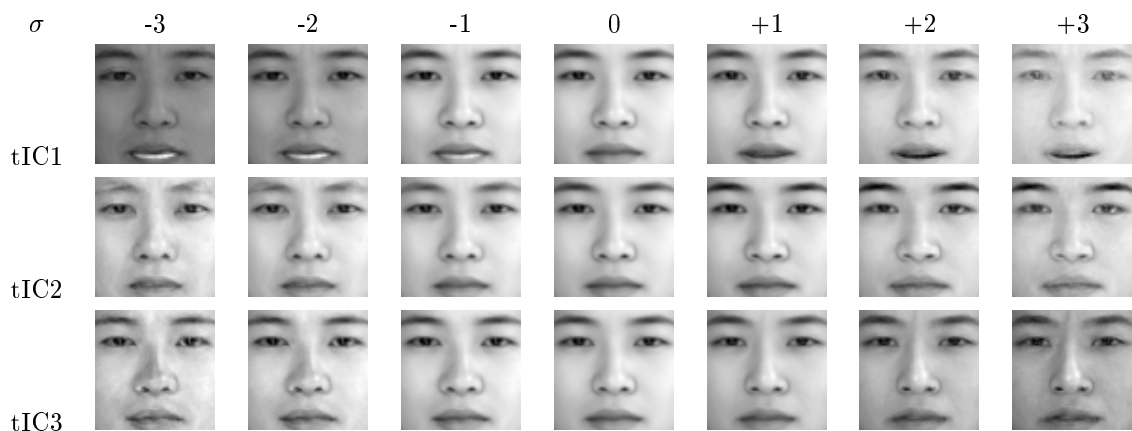


図 7: テクスチャ独立成分ごとの変化

習サンプルとテストサンプルで異なる表情の画像を使用したため、同一人物であっても表情による形状変化が大きいからであると考えられる。

5.2 表情識別実験

基底生成に使用しなかった 100 名分の画像のうち、50 名の画像 250 枚を 5 表情の辞書サンプルとし、残り 50 名の画像 248 枚をテストサンプルとした。形状については 5 で求めた基底の他に、すべての PCA 基底を使用して ICA 基底 (110 個) を求め、そこから顔の局所的特徴をよくとらえていると思われる形状 19 個・テクスチャ 80 個の基底を、手作業で選択したものを使用しての実験も行った。実験結果を表 2 に示す。

個人識別に比べ、表情識別では形状においても認識率が高く、形状には表情を表す情報が含まれることが示唆される。

表 2: 表情識別認識率

使用する基底	認識率 (%)	
形状のみ	PCA	59.3
	ICA	59.8
	ICA(手選択)	61.3
テクスチャのみ	PCA	84.2
	ICA	85.2

また、すべての実験で ICA による識別率が PCA によるものを上回り、IC 表現が顔表情の識別に有効である可能性が示されている。

6 まとめ

ICA の特徴である基底の非直交性について、2 次元データを用いて PCA との比較を行い、PCA で

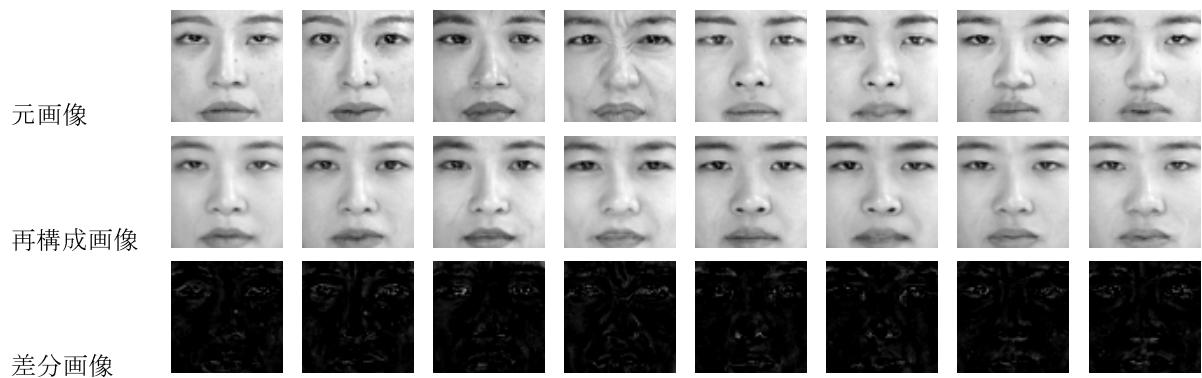


図 8: テクスチャの再構成誤差

は表現不可能な分布形状を ICA で表現できることを確認した。また、ICA 基底の空間的局所性についても定性的に確認した。形状とテクスチャを分離した顔画像による個人識別・表情識別実験では、すべての実験において ICA が PCA を上回り、ICA による認識率の向上を確認した。さらに、表情に対して ICA の局所的表現が有効である、および表情識別に有効な情報が形状により多く含まれる可能性を示した。しかし、IC 表現による識別率の向上は我々の予想に反して、表情識別より個人識別の方に顕著にあらわれた。この原因の解明は今後の課題となる。また、形状の ICA 基底を手作業で選択した場合に、多少の認識率の向上が見られたことから、ICA 基底の全集合から最適な基底を選択する方法が重要であることが示唆される。したがって今後、ICA による特徴学習に加え、任意の問題に対して最適な基底の組み合わせの学習を行う手法について検討していく必要がある。

謝辞

第 1 著者を実習生として受け入れて下さった、ATR 人間情報通信研究所第二研究室の皆様、また日頃からご討論いただく末永研究室の皆様に感謝いたします。

参考文献

[1] Shigeru AKAMATSU, Tsutomu SASAKI, hideo FUKAMACHI, and Yasuhito SUE-NAGA. Automatic extradtion of target images for face identification using the sub-

space classification method. *IEICE Trans. Information and Systems*, Vol. E76-D, No. 10, pp. 1190–1198, October 1993.

- [2] S. Amari, A. Cichocki, and H.H. Yang. A new learning algorithm for blind signal separation. In *Advances in neural information processing systems*, Vol. 8. MIT Press, 1996.
- [3] Marian Stewart Bartlett and Terrence J. Sejnowski. Independent components of face images: A representation for face recognition. In *Proceedings of the 4th Annual Joint Symposium on Neural Computation*, Paris, 1997.
- [4] Anthony J. Bell and Terrence J. Sejnowski. An information maximization approach to blind separation and blind deconvolution. In *Neural Computation*, pp. 1129–1159, 1995.
- [5] Anthony J. Bell and Terrence J. Sejnowski. The independent components of natural scenes are edge filters. In *Vision Resesearch*, pp. 3327–3338, 1997.
- [6] Roberto Brunelli and Tomaso Poggio. Face recognition: Features versus templates. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 15, pp. 1042–1052, 1993.
- [7] Ian Craw, Nicholas Costen, Takashi Kato, Graham Robertson, and Shigeru Akamatsu. Automatic face recognition: Combining configuration and texture. In *Proceedings of the International Workshop on Automatic Face*

and Gesture Recognition, pp. 53–58, Zurich, 1995.

- [8] Aapo Hyvärinen and Erkki Oja. Independent component analysis: A tutorial. <http://www.cis.hut.fi/projects/ica/>.
- [9] A. Lanitis, C. J. Taylor, and T. F. Cootes. A unified approach to coding and interpreting face images. In *Proceedings of the 5th International Conference on Computer Vision*, pp. 368–373, Cambridge, USA, 1995.
- [10] S. Makeig, A.J. Bell, T.P. Jung, and T.J. Sejnowski. Independent component analysis of electroencephalographic data. In *Advances in neural information processing systems*, Vol. 8, pp. 145–151. MIT Press, 1996.
- [11] Kazunori Okada, Shigeru Akamatsu, and Christoph von der Malsburg. Analysis and synthesis of pose variations for human faces by a linear pemap model and its application for pose-invariant face recognition system. submitted to International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, 2000.
- [12] Thomas Vetter and Nikolaus Troje. A separated linear shape and texture space for modeling two-dimensional images of human faces. Technical Report TR15, Max-Planck-Institut für biologische Kybernetik, 1995.
- [13] 蒲池みゆき, 向田茂, 吉川左紀子, 加藤隆, 尾田政臣, 赤松茂. 顔・表情認知に関する心理実験のための顔画像合成システム – futon system –. 信学技報 HIP97-39, 電子情報通信学会, 1 1998.
- [14] 梅山伸二, 栗田多喜男, 赤穂昭太郎. 教師付き独立成分分析を用いた顔の同定について. 信学技報 PRMU99-27, 電子情報通信学会, 6 1999.