

# 顔認識におけるぼけ除去のための PSF 推定

西山 正志      竹島 秀則      小坂谷 達夫      山口 修

(株) 東芝 研究開発センター

〒 212-8582 川崎市幸区小向東芝町 1

masashi.nishiyama@toshiba.co.jp

あらまし    ぼけによる顔の見え変動に対し頑健な顔認識を実現するために、ぼけによる劣化過程を表す PSF(Point Spread Function) を推定し、推定された PSF の逆変換でぼけを除去する手法を提案する。与えられた 1 枚の画像のみによる PSF 推定は、不良設定問題であるため解くことが難しい。そこで、ぼけによる顔の見え変動を統計モデルとして事前に学習し、このモデルを PSF 推定に利用する。提案手法では、同じ PSF でぼけた様々な人物の顔の見えは互いに類似し、統計的な特徴空間において 1 つのクラスターを構成すると仮定する。PSF 毎のクラスターを統計モデルとして学習し、劣化した見えと各モデルとを比較することで、その見えが属する統計モデルを選択する。選択された統計モデルに対する PSF を用いて、ぼけが除去された顔の見えを復元する。焦点ぼけの顔画像が含まれる公開データベース FRGC1.0 の条件 Exp 4 で個人識別の認証率が約 17% 改善することを実験で確認した。

## Estimation of PSF for Image Deblurring for Face Recognition

Masashi Nishiyama, Hidenori Takeshima, Tatsuo Kozakaya, Osamu Yamaguchi

Corporate Research & Development, Toshiba Corporation

1, Komukai-toshiba-cho, Saiwai-ku, Kawasaki, 212-8582, JAPAN

masashi.nishiyama@toshiba.co.jp

**Abstract** This paper proposes a novel method for deblurring facial images to recognize faces deteriorated by blur. The main problem of this task is how to estimate a Point Spread Function (PSF) representing the process of blur. It is difficult to estimate a PSF from a single facial image due to an ill-posed problem. Our method uses a statistical model learnt from blurred faces of various individuals. We assume that blurred faces deteriorated by the same PSF are similar to each other and form a cluster in a statistical feature space. The statistical model is computed in this space for each PSF separately during training. For PSF estimation we compare a given facial image with each statistical model and select the closest one. Using the PSF corresponding to the selected statistical model, the given facial image is deblurred. Experimental results using the public face database FRGC1.0 show that our method improves the verification rate by over 17 % for identification.

## 1 まえがき

ぼけによる顔の見え変動は顔認識において次の 2 つの問題を引き起こす。

(p1) 図 1(a) から (b) のように見えが劣化すると、本人同士でも類似せず本人であるにも拘らず正しく識別されない。

(p2) 図 1(b),(d) のように、異なる人物間で顔の見えが類似し、他人と誤って識別される。

これらの問題を解決するために、大きく分けて 2 つのアプローチが提案されている。第 1 のアプローチ

では、参照データにはぼけによる劣化が含まれていないと仮定し、画像を擬似的にぼかすことで変動を参照データに加える [1]。このような手法は文字認識の分野でも提案されている [2]。これにより問題 (p1) を抑えることができるが、参照データは他人と類似するため問題 (p2) は残る。一方、第 2 のアプローチでは、画像復元の手法であるブラインドデコンボリューション [3] や超解像 [4] を用いて、顔の見えからぼけの影響を除去する。画像復元の手法は問題 (p1),(p2) を同時に解決し、参照データがぼけている場合にも適用できると考えられる。画像復元で

は、ぼけによる劣化過程を表現するために、PSF (Point Spread Function) を用いる。

正しくぼけの影響を除去するためには、劣化画像から精度よく PSF を推定することが重要である。従来手法 [5, 6, 7, 8, 9] は、与えられた自然画像 1 枚のみから PSF を推定する。これらの手法は画像中の物体に仮定を置かないため応用範囲が広いものの、安定に PSF を推定することは難しい。本稿では、顔の識別が目的であるため、PSF 推定の対象を顔に限定する。

そこで、本稿では、ぼけによる顔の見え変動を統計モデルとして事前に学習し、その統計モデルと与えられた画像とを比較することで PSF を推定する手法を提案する。提案手法は、この統計モデルを次の 2 つの仮定の下で学習する。

(a1) PSF が変化し得る範囲は既知とする。

(a2) 異なる人物間の顔の見えの差よりも、ぼけによる見えの変動が大きい。

仮定 (a2) は図 1 の場合、異なる人物 (b),(d) 間の見えの差よりも、本人のぼけ変動 (a),(b) 間の差が大きいことを表す。仮定 (a2) を置くことで、ぼけた様々な人物の顔の見えは、統計的な特徴空間において、PSF 毎にクラスターを構成すると考えられる。例えば図 1(e) のように、見え (a),(c) が属するクラスターと見え (b),(d) が属するクラスターとに分かれる。提案手法では、各クラスターの分布を主成分分析を用いて統計モデルとして表し PSF 推定に用いる。この統計モデルは、個人識別に用いる人物以外から学習する。提案手法は、統計モデルとの比較で、与えられた画像の劣化過程に近いと考えられる PSF を選択する。得られた PSF で鮮鋭な画像を復元し、復元された画像を用いて個人を識別する。

以下、2 で従来手法との比較を行い、3 で提案手法について述べる。次に、4 で公開データベースを用いた識別実験で提案手法の有効性を確認し、5 で結論を述べる。

## 2 画像復元の従来手法と提案手法との比較

画像復元の従来手法と、これらに対する提案手法の利点について述べる。画像復元において、与えられた劣化画像のみから PSF を推定する手法が提案されている [5, 6, 7, 8, 9]。文献 [5] では、Total Variation 正則化を用いて PSF と復元画像を同時に推定する。他の手法としてエッジ近傍に注目し、スケール変化 [6, 7]、Wavelet 係数 [8]、透過性を表すアルファ値 [9] を用いた PSF の推定が提案されている。しかし、ぼけでエッジが滑らかになったのか、元々滑らかな勾配をもつ物体表面であるかを、与え

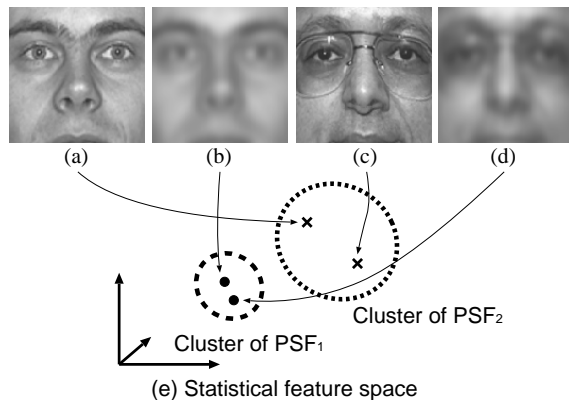


図 1: ぼけによる顔の見え変動。(a) 人物 A の画像、(b) 人物 A のぼけで劣化した画像、(c) 人物 B の画像、(d) 人物 B のぼけで劣化した画像。(e) ぼけた画像が特徴空間において構成するクラスター。

られた画像だけから区別することは難しい。これは復元対象に仮定が置けないためである。よって、手法 [5, 6, 7, 8, 9] は不良設定問題を解くこととなり、正しい PSF を推定することは難しい。顔認識に利用する場合、PSF の推定対象を顔に限定し精度を高めるアプローチが有効である。

画像復元の一つの手法である超解像において統計的な学習を用いる手法が提案されている [10, 11]。これらの手法を用いることで、解像度の向上と同時にぼけを除去することができる。しかし、1 対多の関係を学習するため、推定された見えはその人物本来の見えであるとは保証されない。そのため顔認識に用いた場合、誤識別が発生する可能性がある。

提案手法は、復元の対象を顔とし、ぼけの過程のみを事前に統計モデルとして学習し、この統計モデルを PSF 推定に利用する。統計モデルにより不良設定問題における解の探索空間を限定することで、従来手法 [5, 6, 7, 8, 9] と比べて安定な推定を行う。また提案手法は、推定された PSF でぼけの過程を逆変換し画像に残存する高周波成分を増幅する。これにより、従来手法 [10, 11] のように偽の見えが付加されることなく個人を表す特徴を復元できると考えられる。

## 3 ぼけによる見え変動を表す統計モデルに基づく PSF 推定

### 3.1 提案手法の概念

ぼけによる画像の劣化過程は式 (1) で定義される。

$$g = Hf + n \quad (1)$$

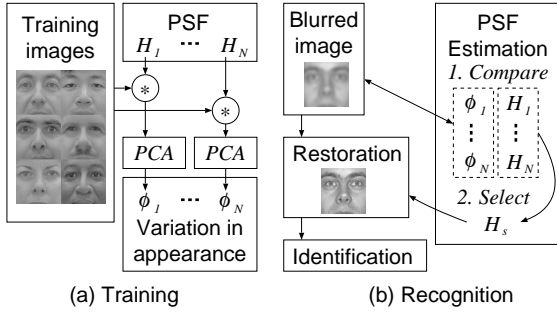


図 2: 提案手法は, (a) ぼけによる見え変動を表す統計モデルの学習, (b) 劣化画像が与えられた時の認識の 2 つの処理をもつ.

ここで,  $g$  は劣化画像  $g(u, v)$  を表すベクトル,  $H$  は PSF を表す行列,  $f$  は原画像を表すベクトル,  $n$  はノイズを表すベクトルである.  $g, f$  は顔領域のみを含むとする.

PSF の変化範囲は, 1 節の仮定 (a1) より既知である. 提案手法では, その範囲内で離散化した式 (2) の  $N$  個の PSF を用意する.

$$\Omega = \{H_i | i = 1, \dots, N\} \quad (2)$$

PSF を推定する際に, 式 (3) の統計モデルの集合  $\Phi$  を用いる.

$$\Phi = \{\phi_i | i = 1, \dots, N\} \quad (3)$$

ここで,  $\phi_i$  は, 仮定 (a2) に基づいて生成した統計モデルである. 同一の統計モデル  $\phi_i$  は, 同じ PSF  $H_i$  でぼけた様々な人物の顔から学習する.

提案手法では, ぼけの影響が含まれていない訓練画像を用いて  $\Phi$  を学習する. ここで,  $M$  枚の訓練画像の集合  $\Psi$  を式 (4) で定義する.

$$\Psi = \{\hat{f}_k | k = 1, \dots, M\} \quad (4)$$

訓練画像は, 個人識別の参照画像とは異なる人物から撮影する.  $\Psi$  に対して各  $H_i$  を適用することで, ぼけた訓練画像を擬似的に生成する.

PSF が未知の画像  $g$  が与えられると, まず,  $g$  と統計モデルの集合  $\Phi$  の各要素  $\phi_i$  とを比較し,  $g$  の見えに最も類似する統計モデルを選択する. 選択されたモデルに対する PSF を  $g$  の PSF として割り当て, ぼける前の画像を  $g$  から復元する. 最後に, 復元された画像を用いて個人識別を行う.

### 3.2 部分空間法を用いた PSF 推定

本稿では, 劣化画像と統計モデルとの比較に部分空間法 [12] を用いる. 部分空間法は, 多カテゴリ

の識別問題が容易に実装でき, 安定した識別性能を得ることができる. 部分空間法では, 1 つのカテゴリに属する画像集合を, 1 個の低次元の部分空間で近似する. 未知カテゴリの画像と各部分空間との類似度でカテゴリを決定する.

図 2 に提案手法の流れを示す. 提案手法は, 図 2(a) ぼけによる見え変動を表す統計モデルの学習, 図 2(b) 劣化画像が与えられた時の認識の 2 つの処理からなる. 以下, 具体的な手続きを, (a) については 3.3 節で, (b) については 3.4 節で述べる.

### 3.3 ぼけによる見え変動を表す統計モデルの学習

#### 3.3.1 特徴ベクトルの抽出

PSF 推定に用いる特徴ベクトルには, 1 節の仮定 (a2) を満たすように, 人物間の差を抑えてぼけ変動を表すものがよい. 提案手法では, 特徴ベクトルとして周波数領域における振幅を用いる. 高周波成分に対する振幅は, ぼけると値が小さくなる性質をもつ [15]. 周波数空間では位相も求める. 位相は個人性の影響が大きく表れ個人識別には有効な特徴である [14] が, PSF 推定には不向きであると考えられる.

特徴ベクトルを生成する方法について述べる. まず, 劣化画像  $g(u, v)$  を式 (5) で特徴画像  $x(\xi', \eta')$  に変換する.

$$x(\xi', \eta') = [\log |g(\xi, \eta)|] \downarrow \quad (5)$$

ここで,  $g(\xi, \eta)$  は  $g(u, v)$  の 2 次元フーリエ変換,  $||$  は振幅,  $[\ ] \downarrow$  はダウンサンプリングを表す. 対数変換を用いる理由は, 直流成分付近の値を抑え, 高周波成分を強調するためである. ダウンサンプリングを用いる理由は, 部分空間生成の計算量削減のためである.  $x(\xi', \eta')$  をラスタースキャンで特徴ベクトル  $x$  に変換する. 最後に, 部分空間法の前処理として  $\|x\|_2 = 1$  となるようにノルムを正規化する.

図 3 に, ぼけた状態とぼけていない状態の特徴ベクトルの波形を示す. 図 3(a) から (d) は, それぞれの処理を適用した後の特徴ベクトルである. 図 3(a) では波形がほぼ同じであるが, 図 3(d) では違いが明確に表れている.

#### 3.3.2 部分空間の生成

提案手法の統計モデルである部分空間を生成する方法について述べる. まず, 訓練画像  $\Psi$  に対して PSF を式 (6) で適用し擬似的にぼけを付加する.

$$\hat{g}_{ik} = H_i \hat{f}_k + \hat{n} \quad (6)$$

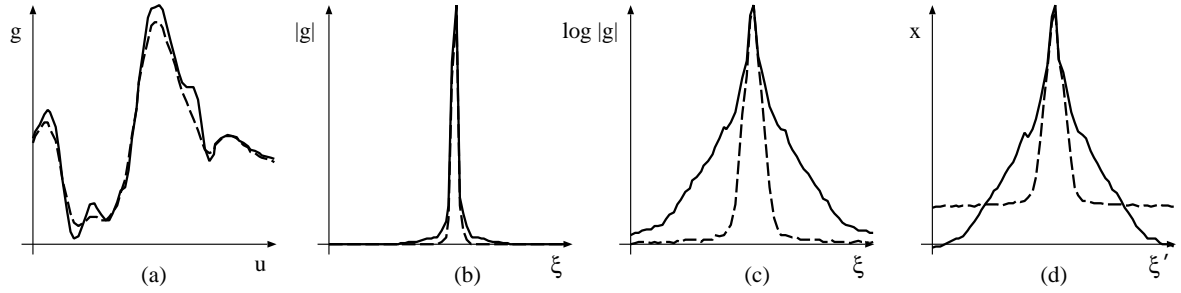


図 3: 特徴ベクトルの比較．実線がぼけていない状態，破線がぼけた状態を表す．(a) は劣化画像そのものを特徴ベクトルとした場合を表す．(b),(c),(d) は劣化画像に対してフーリエ変換，対数変換，ノルム正規化を施した後の特徴ベクトルを表す．

ここで， $\hat{n}$  は訓練画像に与えるノイズを表すベクトルである． $\hat{n}$  はカメラ系から測定することも考えられるが，本稿では白色ガウスノイズを仮定する．

次に， $\{\hat{g}_{ik} | k = 1, \dots, M\}$  に対して主成分分析を適用する．特徴ベクトル  $\hat{x}_{ik}$  を  $\hat{g}_{ik}$  から求めた後，自己相関行列 [13]  $A_i = 1/M \sum_{k=1}^M \hat{x}_{ik} \hat{x}_{ik}^T$  の固有値と固有ベクトルを求める．固有値の大きいものから順に選んだ  $D$  本の固有ベクトルを，部分空間の基底ベクトル  $\phi_i = \{\mathbf{b}_{ij} | j = 1, \dots, D\}$  とする．

### 3.4 劣化画像が与えられた時の認識

#### 3.4.1 PSF 推定

PSF が未知の画像  $g$  が与えられると，部分空間法で各統計モデル  $\phi_i \in \Phi$  との類似度を算出し，PSF の集合  $\Omega$  から適切な  $H_s$  を選択する． $H_s$  のカテゴリ  $s$  は式 (7) を用いて決める．

$$s = \underset{i}{\operatorname{argmax}} \{\cos^2 \theta_i | i = 1, \dots, N\}$$

$$= \underset{i}{\operatorname{argmax}} \left\{ \sum_{j=1}^D (\mathbf{b}_{ij}^T \mathbf{x})^2 | i = 1, \dots, N \right\} \quad (7)$$

ここで， $\mathbf{x}$  は  $g$  のぼけ量を表す特徴ベクトル， $\theta_i$  は部分空間と特徴ベクトルがなす角度である．角度が小さいほど，部分空間を生成する際に用いたぼけた訓練画像と  $g$  とが類似する．最小角度の部分空間に対応する PSF が推定結果となる．

#### 3.4.2 復元画像の推定

推定された  $H_s$  を用いて  $g$  からぼけが除去された画像を復元するために，単純に  $H_s$  の逆行列を適用することも考えられる．しかし，式 (1) のノイズの存在は無視できない．提案手法はウィーナフィルタ [15]，もしくは，BTV (Bilateral Total Variation)

正則化 [16] を用いて画像を復元する．これら 2 つの手法では主にノイズの取り扱いが異なる．ウィーナフィルタに比べて BTV 正則化は，ノイズ耐性は強いが計算量は多くなる傾向がある．劣化画像のノイズの性質に応じて使い分けるとよい．具体的な計算方法を付録 A, B にまとめる．

## 4 実験

提案手法の有効性を確認するために，ぼけを疑似的に付加した公開データベース，実際にぼけた画像が含まれる公開データベースで個人識別の実験を行った．ぼけにはカメラや人物の動きによるぼけ，カメラの焦点ぼけがあるが，本稿では焦点ぼけについて実験を行った．焦点ぼけはカメラやスキャナで画像を取り込む際に，被写体に対して焦点距離が合っていない時に生じる．PSF は画像内で位置不変としガウス関数を仮定した．

### 4.1 ぼけた入力画像に対する個人識別

ぼけ画像が含まれていない公開データベース FERET [17] の撮影条件  $f_a, f_b$  を用いて個人識別の実験を行った．人数は  $f_a$  が 1196 人， $f_b$  が 1195 人である． $f_a$  を参照画像とし， $f_b$  を入力画像とした．それぞれの人物につき，1 枚の参照画像と，表情が僅かに違う 1 枚の入力画像が用意されている．瞳，鼻孔，口端などの顔特徴点を教示し平均顔形状モデルに当てはめることで顔領域を  $256 \times 256$  画素の大きさに正規化した．瞳の間隔は 86 画素とした．画像の端は PSF が位置不変の仮定を満たさなくなり，ウィーナフィルタ，BTV 正則化で不都合が生じる．正規化された画像には顔領域が画像の端にならないようマージンを含めた．PSF 推定，個人識別にはマージンを除いた顔領域のみを用いた．

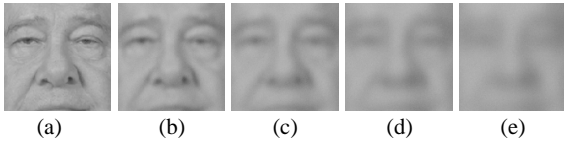


図 4: ぼけのない入力画像 (a) を標準偏差  $\sigma$  のガウシアンフィルタでぼかした例 . (b)  $\sigma = 2$ , (c)  $\sigma = 4$ , (d)  $\sigma = 6$ , (e)  $\sigma = 8$ .

PSF の集合  $\Omega$  には, ガウス関数の標準偏差を 1 から 9 まで 0.5 刻みで変化させた 17 個の PSF と, ぼけのない状態を表すデルタ関数で定義される PSF を 1 個用意した . PSF 推定に用いる統計モデルの集合  $\Phi$  を学習するために,  $f_a, f_b$  とは撮影条件の異なる  $b_k$  の 200 枚の画像を用いた . 但し,  $b_k$  の 194 人は  $f_a, f_b$  にも含まれている . 各パラメータは実験的に決め,  $N = 18, M = 200, D = 20$  とした .

ぼけた入力画像を擬似的に生成するために, ガウシアンフィルタを適用し 30dB の白色ガウスノイズを加えた . ガウシアンフィルタの標準偏差は 2, 4, 6, 8 とし, その時のフィルタサイズは  $15 \times 15, 27 \times 27, 39 \times 39, 51 \times 51$  画素とした . 図 4 に, ぼけた入力画像の例を示す .

ぼけを除去した後の個人識別には最近傍決定則を用い, 性能指標には認識率 (Recognition Rate) を用いた . 認識率は, 本人の参照画像と正しく対応付く割合を表す . (i) ぼけた画像をそのまま用いた個人識別, (ii) PSF 推定を行いウィーナフィルタで画像を復元した後に個人識別, (iii) PSF 推定を行い BTV 正則化で画像を復元した後に個人識別, の 3 条件を比較した . 提案手法は, 全ての画像に対して適用した .

図 5 に認識率を示す . (i) では  $\sigma$  が大きくなるにつれて認識率が低下しているのに対し, (ii), (iii) では  $\sigma = 4$  でも認識率の低下がほとんど見られない . (iii) は (ii) と比べて  $\sigma = 6, 8$  で高い認識率を得ることができた . 以上から提案手法は個人識別において, ぼけのない入力画像には悪影響は与えず, ぼけた入力画像に効果を発揮することを確認した .

#### 4.2 入力画像と参照画像の両方がぼけた場合の個人識別

参照画像, 入力画像がともにぼけた場合について評価を行う . 4.1 節では一定のパラメータで入力画像のみをぼかしていたが, この実験では参照画像, 入力画像を  $(0, \sigma_{\max}]$  の一様乱数に従う標準偏差  $\sigma$  で, それぞれぼかした . それ以外の実験条件は 4.1 節と同じである . 図 6 にぼかした画像の例を示す . 参照画像のみがぼけてい人物, 入力画像と参照画

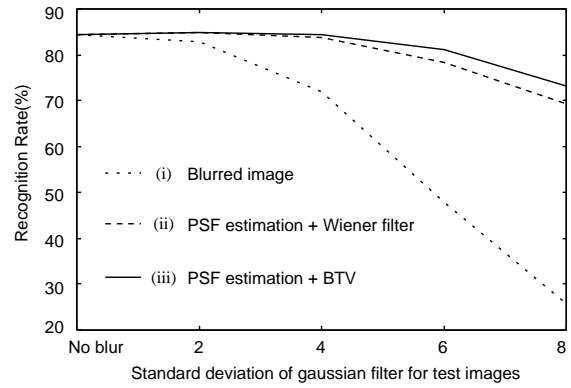


図 5: ぼけた入力画像に対する認識率 (%) . (i) ぼけた画像, (ii) PSF 推定とウィーナフィルタによる復元, (iii) PSF 推定と BTV 正則化による復元

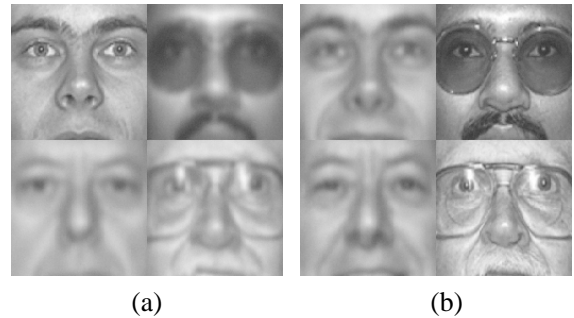


図 6: ぼかした (a) 入力画像と (b) 参照画像の例 . ガウシアンフィルタの標準偏差  $\sigma$  の変化範囲は  $(0, 4]$  .

像の両方がぼけている人物が存在する . この実験では, 参照画像, 入力画像を PSF の集合  $\Omega$  には含まれない PSF でぼかした .

図 7 に認識率を示す . PSF の集合  $\Omega$  に入力画像や参照画像をぼかした PSF が含まれていなくても, それに近い PSF が選択されたことで, (ii), (iii) は (i) と比べて性能が改善されたと推定される . この実験では, (ii) は (iii) に比べて僅かに性能が高かった . 以上より, 参照画像, 入力画像がともにぼけた場合でも提案手法は個人識別に有効であるといえる .

#### 4.3 ぼけ画像が含まれる公開データベースを用いた個人識別

焦点ぼけの画像が含まれる公開データベース FRGC 1.0 [18] で実験を行った . 人数は 152 人で, 参照画像は 1 人につき 1 枚である . 参照画像は, 照明条件が制御された環境で撮影されている . 入力画像は, 照明が制御された条件  $\text{Exp 1}$  と, 照明条件が制御されていない条件  $\text{Exp 4}$  で撮影されてい

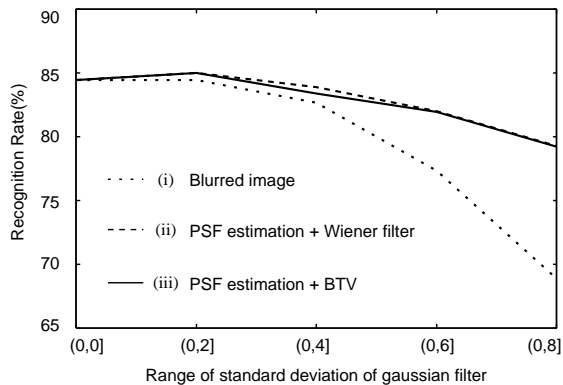


図 7: 入力画像と参照画像とをぼかした場合の認識率 (%). (i) ぼけた画像, (ii)PSF 推定とウィーナフィルタによる復元, (iii)PSF 推定と BTV 正則化による復元.

る.それぞれの条件につき入力画像は 608 枚である. Exp 4 には照明だけでなくぼけによる見え変動も存在する. 図 8 に FRGC1.0 に含まれる画像の例を示す. 入力画像のぼけ方は一定ではなく,それぞれの画像で異なる.

PSF の集合  $\Omega$  には, ガウス関数の標準偏差  $\sigma$  を 1 から 4 まで 0.5 刻みで変化させた 7 個の PSF と, ぼけがない状態の PSF を 1 個用意した. 訓練画像  $\Psi$  には, FRGC 1.0 とは異なる公開データベース FERET の fa, fb, bk の 2591 枚の画像を用いた. 画像を復元した後の個人識別には, ぼけ以外の変動を抑えるために, 顔向きや照明変動に頑健な特徴量と直交相互部分空間法を組み合わせた手法 [19] を適用した. 手法 [19] は各人物に対し複数の画像を必要とするため, 瞳や鼻孔などの顔特徴点を摂動させ, 1 枚の画像から複数の顔画像を生成した. 上記以外の実験条件は 4.1 節と同じである.

図 9 に復元画像の例を示す. 図 9(i) の PSF が未知の入力画像へ提案手法を適用することで, (ii),(iii) のぼけの影響が少ない画像が復元された.

図 10 に認証率 (Verification Rate) を示す. 認証率は, 他人受理誤り率 (FAR: False Acceptance Rate) が 0.1% 時の本人排除誤り率 (FRR: False Rejection Rate) を, 100 から引いた割合である. ぼけの影響が少ない Exp 1 では (i) から (iii) で性能が変わらなかったが, ぼけの影響が大きい Exp 4 では (i) に比べて (ii),(iii) で認証率が約 17% ほど改善された. (ii),(iii) がほぼ同じ性能であったのは, FRGC1.0 に含まれるノイズはインパルスノイズはなく白色ノイズで近似できたためと考える.

以上, 実際に焦点ぼけが含まれる画像でも, 提案手法によりぼけを推定し復元できることを, 個人識別の性能が改善することで確認した.

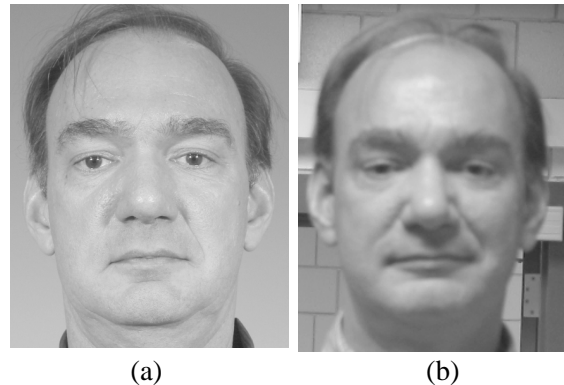


図 8: FRGC 1.0 に含まれる画像の例. (a) 参照画像, (b)Exp 4 のぼけた入力画像.

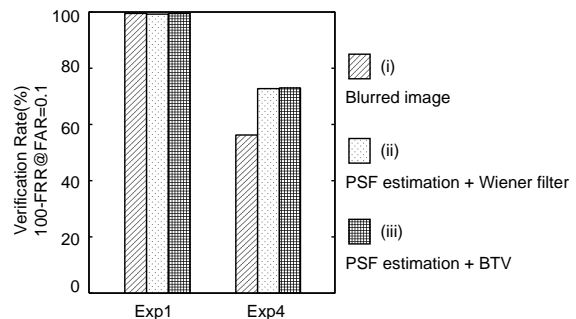


図 10: FRGC 1.0 における認証率 (%). (i) ぼけた画像, (ii)PSF 推定とウィーナフィルタによる復元, (iii)PSF 推定と BTV 正則化による復元.

## 5 むすび

本稿では, ぼけによる顔の見え変動を表す統計モデルを事前に学習し, ぼけた画像と統計モデルとの類似度を計算することで PSF を推定する手法を提案した. ぼけによる顔の見え変動は人物間の見えの差より大きいと仮定し, PSF 推定に用いる統計モデルを学習した. 提案手法により, FRGC1.0 の実験条件 Exp 4 において個人識別の認証率が約 17% 改善した.

今後の課題として, 従来手法との PSF 推定精度の比較, 動きぼけに対する評価, ノイズ耐性の評価などが挙げられる.

## 参考文献

- [1] I. Stainvas and N. Intrator, Blurred Face Recognition via a Hybrid Network Architecture, Proc. of Int. Conf. on Pattern Recognition, pp. 805 – 808, 2000.

- [2] 石田皓之, 高橋友和, 井手一郎, 目加田慶人, 村瀬洋, 携帯カメラ入力型文字認識におけるぼけやぶれに対処するための生成型学習法, 信学論 D, Vol. J89-D No. 9, pp. 2055 – 2064, 2006.
- [3] D. Kundur and D. Hatzinakos, Blind Image Deconvolution, IEEE Signal Processing Magazine, pp. 43 – 64, May, 1996.
- [4] S. C. Park, M. K. Park, and M. G. Kang, Super-Resolution Image Reconstruction: A Technical Overview, IEEE Signal Processing Magazine, pp. 21 – 36, May, 2003.
- [5] T. F. Chan and C-K Wong, Total Variation Blind Deconvolution, IEEE Trans. Image Processing, vol. 7, no. 3, pp. 370 – 375, 1998.
- [6] H. Hu and G. Haan, Low cost Robust Blur Estimator, IEEE Proc. Int. Conf. on Image Processing, 2006.
- [7] J. H. Elder, Local Scale Control for Edge Detection and Blur Estimation, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 20, no. 7, pp. 699 – 716, 1998.
- [8] F. Rooms, A. Pizurica, W. Philips, Estimating image blur in the wavelet domain, Proc. 5th Asian Conf. on Computer Vision, pp. 210 – 215, 2002.
- [9] J. Jia, Single Image Motion Deblurring Using Transparency, IEEE Proc. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, 2007.
- [10] S. Baker and T. Kanade, Limits on super-resolution and how to break them, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 24, no. 9, pp. 1167 – 1183, 2002.
- [11] J. S. Park and S. W. Lee, Resolution Enhancement of Facial Image Using An Error Back-Projection of Example-based Learning, IEEE Proc. Int. Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition, pp. 831 – 836, 2004.
- [12] S. Watanabe and N. Pakvasa, Subspace method of pattern recognition, Proc. Int. Joint Conf. on Pattern Recognition, pp. 25 – 32, 1973.
- [13] E. Oja, Subspace Methods of Pattern Recognition, Research Studies Press, 1983.
- [14] M. Savvides, B. V. K. V. Kumar and P. K. Khosla, Eigenphases vs. Eigenfaces, Proc. 17th Int. Conf on Pattern Recognition, Vol. 3, pp. 810 – 813, 2004.
- [15] 高木幹雄, 下田陽久, 新編 画像解析ハンドブック, 東京大学出版会, 2004.
- [16] S. Farsiu, M. D. Robinson, M. Elad, P. Milanfar, Fast and robust multiframe super resolution, IEEE Trans. Image Processing, Vol. 13, No. 10, pp. 1327 – 1344, 2004.
- [17] P. J. Phillips, H. Moon, P. J. Rauss, and S. Rizvi, The FERET evaluation methodology for face recognition algorithms, IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 22, No. 10, pp. 1090 – 1104, 2000.
- [18] P. J. Phillips, P. J. Flynn, T. Scruggs, K. W. Bowyer, J. Chang, K. Hoffman, J. Marques, J. Min, and W. Worek, Overview of the face recognition grand challenge, IEEE Int. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, Vol. 1, 947 – 954, 2005.

- [19] 西山 正志, 湯浅 真由美, 柴田 智行, 若杉 智和, 山口 修, 顔画像の階層的な対応付けを用いた複数歩行者の認識, 信学論 D, Vol. J90-D, No. 8, pp. 2191 – 2201, 2007.

## A ウィーナフィルタ

ウィーナフィルタ [15] による画像の復元は, 式 (8) の評価基準  $J_w$  の最小化問題として定義される.

$$J_w = E_f E_n \|\hat{\mathbf{f}} - \mathbf{f}\| \quad (8)$$

ここで,  $\hat{\mathbf{f}}$  は復元された画像を表すベクトル,  $E_f$  は  $\mathbf{f}$  の集合平均,  $E_n$  は  $\mathbf{n}$  の集合平均を表す. 白色ノイズを仮定すると,  $\hat{\mathbf{f}}$  は解析的に式 (9) で求まる.

$$\hat{\mathbf{f}} = (H_s^T H_s + R_f^{-1} R_n)^{-1} H_s^T \mathbf{g} \quad (9)$$

ここで, 原画像の自己相関行列を  $R_f = E_f \mathbf{f} \mathbf{f}^T$ , ノイズの自己相関行列を  $R_n = E_n \mathbf{n} \mathbf{n}^T$  とする. 本稿の実験では  $R_f^{-1} R_n = \alpha_w I$  とした.

## B BTV 正則化

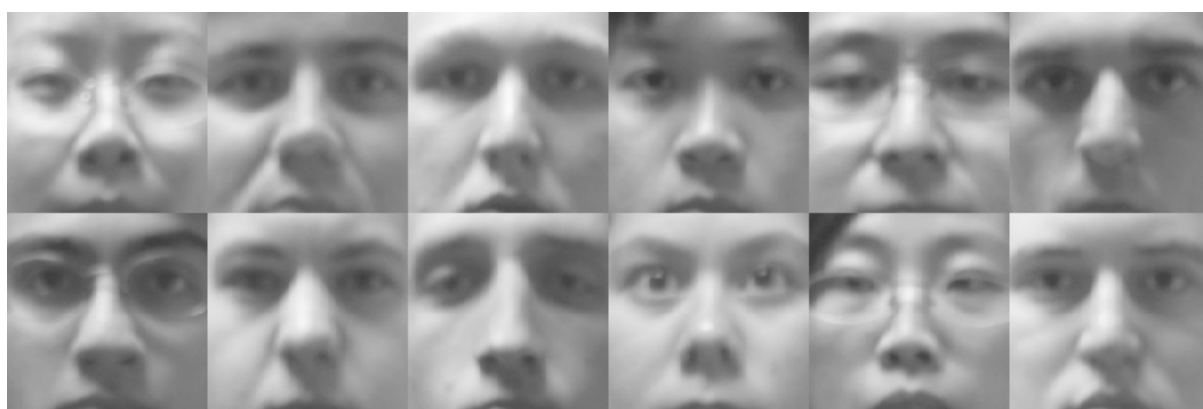
BTV 正則化 [16] は, 白色ノイズだけでなく, 例えばごま塩ノイズのように外値を含むインパルスノイズにも頑健な手法である. BTV 正則化による  $\hat{\mathbf{f}}$  の推定は式 (10) で定義される.

$$\hat{\mathbf{f}} = \underset{\mathbf{f}}{\operatorname{argmin}} [ \|\mathbf{H}_s \mathbf{f} - \mathbf{g}\|_2^2 + \lambda_b \underbrace{\sum_{l=-P}^P \sum_{m=0}^P \alpha_b^{|m|+|l|} \|\mathbf{f} - S_x^l S_y^m \mathbf{f}\|_1}_{l+m \geq 0} ] \quad (10)$$

ここで,  $\lambda_b, \alpha_b, P$  は定数,  $S_x^l$  は画像を水平方向に  $l$  画素シフトさせる行列,  $S_y^m$  は画像を垂直方向に  $m$  画素シフトさせる行列である. 本稿の実験では,  $\|\mathbf{H}_s \mathbf{f} - \mathbf{g}\|$  は L1 ノルムではなく L2 ノルムを用いた.  $\hat{\mathbf{f}}$  は勾配法により式 (11) で求まる.

$$\hat{\mathbf{f}}_{l+1} = \hat{\mathbf{f}}_l - \beta_b \{ 2H_s^T (H_s \hat{\mathbf{f}}_l - \mathbf{g}) + \lambda_b \underbrace{\sum_{l=-P}^P \sum_{m=0}^P}_{l+m \geq 0} \alpha_b^{|m|+|l|} (I - S_y^{-m} S_x^{-l}) \operatorname{sign}(\hat{\mathbf{f}}_l - S_x^l S_y^m \hat{\mathbf{f}}_l) \} \quad (11)$$

ここで,  $\beta_b$  は定数,  $S_x^{-l}$  は  $S_x^l$  の転置行列,  $S_y^{-m}$  は  $S_y^m$  の転置行列,  $\operatorname{sign}(\cdot)$  はベクトルの各要素について正なら 1 へ負なら -1 へ置換する関数である.



(i)



(ii)



(iii)

図 9: FRGC 1.0 実験条件 Exp 4 の入力画像に対する復元画像の例 . (i) ぼけた画像, (ii)PSF 推定とウィーナフィルタによる復元, (iii)PSF 推定と BTV 正則化による復元 .