非一様画像確率モデルに基づく焦点ずれ領域の抽出と復元

Detecting and Restoring an Out-of-focus Region based on an Inhomogeneous Stochastic Image Model

正会員 藤田 和 弘[†],田 崎 智 子^{†*},椎 木 隆 喜^{†**}, 正会員 吉 田 靖 夫[†]Kazuhiro Fujita[†], Tomoko Tasaki^{†*}, Takayoshi Shiiki^{†**} and Yasuo Yoshida[†]

Abstract We investigated images consisting of an out-of-focus region and an in-focus region. The out-of-focus region was detected by applying a fuzzy clustering to the local correlation of the MDF (measurement differencing filter) output. The correlation was strong for the out-of-focus region, and weak for the in-focus region. The parameters of the out-of-focus process were estimated by matching the model correlation of the MDF output to the sample correlation. The detected out-of-focus region was restored by an iterative method. Computer simulation demonstrated that this method is effective.

キーワード：観測値差分フィルタ, ACF マッチング, 部分的な焦点ずれ劣化画像

1. ま え が き

劣化画像復元の研究として、大きく分けて、空間不変な線形劣化画像を対象とした研究、および空間不変でない線形劣化画像を対象とした研究の2つが挙げられる。

空間不変な線形劣化画像に対するパラメータ推定と復元に関する研究として、Tekalp ら¹⁾によるスペクトルの因子分解を用いた最尤法によるパラメータ推定、Lagendijk ら²⁾による EM アルゴリズムを用いたパラメータ推定と復元処理の同時処理、藤田ら⁴⁾、Lagendijk ら³⁾による周波数領域での最尤推定などの研究がなされ、成果を挙げている。

実際の劣化画像では、空間不変な線形劣化画像だけとは限らない。空間不変でない線形劣化画像に対するパラメータ推定と復元に関する研究として、藤田ら⁵⁾による観測値差分フィルタを用いた運動劣化領域の抽出と復元、橋本ら⁸⁾による非一様な焦点ずれ画像の復元、橋本ら⁹⁾による wavelet 変換を用いた焦点ずれ領域の抽出と復元などが挙げられる。

本研究では、これまでほとんど扱われなかった部分的に焦点ずれのある画像を研究の対象とした。筆者の知りうる限りでは、橋本ら⁹⁾のみがこのような画像を対象としており、本研究は、画像復元の新しい問題を扱った研究である。

本研究で対象とする劣化画像は、一様な焦点ずれ領域と焦点の合った領域とから構成されると仮定する。つまり、ポートレート写真のような画像を想定する。このような画像に対して、焦点ずれ領域を抽出し、焦点ずれパラメータを推定し、復元を行うのが本研究の目的である。本研究の特徴としては、原画像として非一様な非因果性白色雑音駆動形線形予測モデルを用いている点、焦点ずれ領域の抽出、パラメータ推定および復元処理を一連として行っている点、観測値差分フィルタの出力の局所相関関数を特徴量として、ファジィクラスタリングによる焦点ずれ領域の抽出処理を行っている点、自己相関関数 (ACF, Auto Correlation Function) マッチングによる劣化パラメータの推定を行っている点が挙げられる。また、本研究と同じ問題を扱った橋本ら⁹⁾の研究と比較すると、彼らは、多重解像度表現を利用した抽出を行っているために、劣化領域の抽出の単位が 2×2 画素となっているが、本研究では、抽出単位は画素単位である。また彼らは、点広がり関数 (PSF, Point Spread Function) の推定において、PSF のパラメータを変化させて、負値の出現頻度からリングングの発生を判断し、リングングの発生しない最大のパラメータを推定値としているが、本研究では、抽出領域の自己相関関数より推定を行う直接的な方法であり、処理の複雑さや計算時間などにおいて有利である。

また、彼らは、計算機シミュレーションのみを行っているが、本研究では、シミュレーション以外に、実際に CCD

1995 年第 26 回画像工学コンファレンスで発表

2000 年 1 月 24 日受付, 2000 年 10 月 12 日最終受付, 2000 年 11 月 10 日採録

[†] 京都工芸繊維大学 工芸学部 電子情報工学科

(〒606-8585 京都市左京区松ヶ崎御所海道町, Tel(075)724-7497)

* 現在, 松下電器産業株式会社 コーポレート情報システム社 ネットワークセンター (〒571-8501 大阪府門真市大字門真 1006)

** 現在, 東洋紡システムクリエート株式会社 ソリューション事業部 (〒530-0004 大阪市北区堂島浜 2 丁目 2 番 8 号)

[†] Department of Electronics and Information Science, Kyoto Institute of Technology

(Matsugasaki, Sakyo-ku, Kyoto 606, Japan)

* Matsushita Electric Industrial, Kadoma, Osaka 571-8501, Japan

** TOYOB System Creat, Dojima, Kita-ku, Osaka 530-004, Japan

カメラにより撮影した劣化画像も扱っている。

2. 原画像および劣化過程のモデル

原画像として、以下のような平均が空間座標に依存する非一様な非因果性白色雑音駆動形線形予測モデルを用いる⁴⁾。

$$\tilde{x}_{m,n} = x_{m,n} - \mu_x(m,n) \quad (1)$$

$$\tilde{x}_{m,n} = \alpha(\tilde{x}_{m+1,n} + \tilde{x}_{m-1,n} + \tilde{x}_{m,n+1} + \tilde{x}_{m,n-1}) + u_{m,n} \quad (2)$$

$$\mu_x(m,n) = E[x_{m,n}] \quad (3)$$

$$E[u_{m,n}] = 0 \quad (4)$$

$$E[u_{m,n}u_{m+k,n+l}] = \sigma_u^2 \delta_{k,0} \delta_{l,0} \quad (5)$$

ここで、 $E[\cdot]$ は集合平均、 $\{x_{m,n}\}$ は原画像、 $\{\mu_x(m,n)\}$ は原画像の非一様平均、 $\{\tilde{x}_{m,n}\}$ は原画像からその非一様平均を引いたもの、 α は線形予測係数、 $\{u_{m,n}\}$ は平均0、分散 σ_u^2 の駆動白色雑音である。また、画像の大きさは、 $M \times N$ とする。

劣化過程のモデルとしては、次式を用いる。

$$y_{m,n} = \begin{cases} \sum_{(k,l) \in D} b_{k,l} x_{m-k,n-l} + v_{m,n}, & (m,n) \in B \\ x_{m,n} + v_{m,n}, & (m,n) \notin B \end{cases} \quad (6)$$

$$E[v_{m,n}] = 0 \quad (7)$$

$$E[v_{m,n}v_{m+k,n+l}] = \sigma_v^2 \delta_{k,0} \delta_{l,0} \quad (8)$$

ここで、 $\{y_{m,n}\}$ は劣化画像（観測画像）、 $\{b_{k,l}\}$ は劣化システムの線形係数、 $\{v_{m,n}\}$ は平均0、分散 σ_v^2 の観測時付加白色雑音、 B は焦点ずれ領域、 D は劣化システムの畳込みにおけるサポートである。また、 $\{b_{k,l}\}$ は、以下のような連続な焦点ずれ劣化システム $b(x,y)$ を離散化して得られる³⁾。

$$b_{k,l} = \int_{k-\frac{1}{2}}^{k+\frac{1}{2}} \int_{l-\frac{1}{2}}^{l+\frac{1}{2}} b(x,y) dx dy \quad (9)$$

$$b(x,y) = \begin{cases} \frac{1}{\pi R^2}, & \sqrt{x^2 + y^2} \leq R \\ 0, & \sqrt{x^2 + y^2} > R \end{cases} \quad (10)$$

ここで、 R は焦点ずれの半径である。

この劣化過程のモデルは、原画像が焦点ずれ領域 B では一様な線形劣化と雑音付加を受け、焦点ずれ領域以外では雑音付加のみを受けることを表している。また、このモデルは、焦点ずれ領域の境界領域での記述が不正確であるが、簡単なのでこれを用いる。したがって、境界では焦点ずれ半径程度の抽出誤差は生じ得る。

図1 焦点ずれ領域の抽出アルゴリズム
Algorithm of detecting Out-of-focus region.

3. 焦点ずれ領域の抽出

焦点ずれ領域抽出の基本的なアイディアは、観測値差分フィルタ $(1 - \alpha(Z_1^{-1} + Z_1 + Z_2^{-1} + Z_2))$ の出力の局所相関関数の値が、焦点ずれ領域では大きく、焦点の合った領域では小さいという性質を利用して、その局所相関関数の値を特徴量として、画像分割を行うものである。画像分割には、ファジィクラスタリングを用い、焦点ずれ領域の抽出結果は、メンバシップ関数として表す。焦点ずれ領域の抽出の処理アルゴリズムを図1に示す。上記および図1中の Z_1^{-1}, Z_2^{-1} は、x,y各方向の遅延演算子である。

まず、局所平均を引く過程について述べる。劣化画像 $\{y_{m,n}\}$ の非一様平均を $\{\mu_y(m,n)\}$ と定義する。つまり

$$\mu_y(m,n) \equiv E[y_{m,n}] \quad (11)$$

$$= \begin{cases} \sum_{(k,l) \in D} b_{k,l} \mu_x(m-k, n-l), & (m,n) \in B \\ \mu_x(m,n), & (m,n) \notin B \end{cases} \quad (12)$$

ここで、劣化画像 $\{y_{m,n}\}$ から、その非一様平均 $\{\mu_y(m,n)\}$ を引いた残差画像を $\{\tilde{y}_{m,n}\}$ と定義する。つまり

$$\tilde{y}_{m,n} \equiv y_{m,n} - \mu_y(m,n) \quad (13)$$

$$= \begin{cases} \sum_{(k,l) \in D} b_{k,l} \tilde{x}_{m-k,n-l} + v_{m,n} & (m,n) \in B \\ \tilde{x}_{m,n} + v_{m,n} & (m,n) \notin B \end{cases} \quad (14)$$

実際の処理過程では、劣化画像の非一様平均 $\{\mu_y(m,n)\}$ の代わりに、劣化画像でウィンドウサイズ $(2W_1+1) \times (2W_1+1)$ の局所平均 $\{\hat{\mu}_y(m,n)\}$ を用いた¹⁵⁾。

$$\hat{\mu}_y(m,n) = \frac{1}{(2W_1+1)^2} \sum_{k=-W_1}^{W_1} \sum_{l=-W_1}^{W_1} y_{m+k,n+l} \quad (15)$$

つぎに、観測値差分フィルタの出力 $\{e_{m,n}\}$ を次式で定

義する.

$$e_{m,n}$$

$$\equiv \tilde{y}_{m,n} - \alpha(\tilde{y}_{m+1,n} + \tilde{y}_{m-1,n} + \tilde{y}_{m,n+1} + \tilde{y}_{m,n-1}) \quad (16)$$

上式は、観測画像に対して原画像の白色化フィルタを作用させることを意味する。これにより、焦点の合った領域では白色化された出力が得られ、焦点ずれ領域では、焦点ずれの空間的な畳込みにより有色の出力が得られる。以下に、それを示す。

画像分割を行う際の特徴量として用いる局所相関関数について述べる。観測値差分フィルタの出力の自己相関関数 $R_e(p, q; m, n)$ は、つぎのようになる。

$$R_e(p, q; m, n) \equiv E[e_{m,n} e_{m+p, n+q}] \quad (17)$$

$$= \begin{cases} r_1(p, q) + r_2(p, q), & (m, n) \in B \\ \sigma_w^2 \delta_{p,0} \delta_{q,0} + r_2(p, q), & (m, n) \notin B \end{cases} \quad (18)$$

ここで、

$$r_1(p, q) \equiv \sigma_w^2 \sum_{(k,l) \in D} \sum_{(k',l') \in D} b_{k,l} b_{k',l'} \delta_{k,k'-p} \delta_{l,l'-q} \quad (19)$$

また、 $r_1(p, q)$ は以下のように近似できる。

$\sqrt{p^2 + q^2} \leq 2R$ の場合

$$r_1(p, q) \sim \frac{\sigma_w^2}{\pi R^2} \left(2R^2 \arccos \frac{\sqrt{p^2 + q^2}}{2R} - \sqrt{p^2 + q^2} \sqrt{R^2 - \frac{p^2 + q^2}{4}} \right) \quad (20)$$

$\sqrt{p^2 + q^2} > 2R$ の場合

$$r_1(p, q) \simeq 0 \quad (21)$$

$$\begin{aligned} r_2(p, q) &\equiv \sigma_v^2 \delta_{p,0} \delta_{q,0} \\ &\quad - \sigma_v^2 \alpha \sum_{(k,l) \in S} (\delta_{p,k} \delta_{q,l} + \delta_{p,-k} \delta_{q,-l}) \\ &\quad + \sigma_v^2 \alpha^2 \sum_{(k,l) \in S} \sum_{(k',l') \in S} \delta_{k,k'-p} \delta_{l,l'-q} \end{aligned} \quad (22)$$

$$S = \{(1,0), (-1,0), (0,1), (0,-1)\} \quad (23)$$

$r_1(p, q)$ を図示すると、図2のようになり、 $\sqrt{p^2 + q^2}$ が $2R$ で0となることがわかる。 $r_2(p, q)$ を具体的に示すと、表1のようになる。

焦点ずれ領域と焦点の合った領域との画像分割の特徴量としては、観測値差分フィルタの出力の局所相関関数のうち、両領域で値の違いが大きい $\{R_e(1, 1; m, n),$

図2 $r_1(p, q)$ の関数形
Function $r_1(p, q)$.

表1 $r_2(p, q)$ の値
Values of $r_2(p, q)$.

	$p = \pm 0$	$p = \pm 1$	$p = \pm 2$	$p = \pm 3$
$q = \pm 0$	$\sigma_v^2(1 + 4\alpha^2)$	$-\sigma_v^2 2\alpha$	$\sigma_v^2 \alpha^2$	0
$q = \pm 1$	$-\sigma_v^2 2\alpha$	$\sigma_v^2 2\alpha$	0	0
$q = \pm 2$	$\sigma_v^2 \alpha^2$	0	0	0
$q = \pm 3$	0	0	0	0

$R_e(1, -1; m, n)\}$ を用いる。

領域分割の判定に用いる特徴量 $\{R_e(1, 1; m, n), R_e(1, -1; m, n)\}$ の具体的な値を以下に例示する。各種パラメータを

- ・原画像の線形予測係数 $\alpha = 0.245$
- ・原画像の駆動白色雑音 $\sigma_w^2 = 100$
- ・焦点ずれの半径 $R = 2.5$
- ・観測時付加白色雑音の分散 $\sigma_v^2 = 1.0$

とし、(18),(20),(22),(23) 式より、

$$\begin{aligned} R_e(1, 1; m, n) &= R_e(1, -1; m, n) \\ &= \begin{cases} 64.96 & (m, n) \in B \\ 0.49 & (m, n) \notin B \end{cases} \end{aligned} \quad (24)$$

となる。

実際の処理過程では、局所相関関数は、 $(2W_2 + 1) \times (2W_2 + 1)$ 窓内の平均で推定した。

$$\begin{aligned} \hat{R}_e(p, q; m, n) &\equiv \frac{1}{(2W_2 + 1)^2} \\ &\sum_{k=-W_2}^{W_2} \sum_{l=-W_2}^{W_2} e_{m+k, n+l} e_{m+p+k, n+q+l} \end{aligned} \quad (25)$$

各画素において求めた特徴量 $\{R_e(1, 1; m, n), R_e(1, -1; m, n)\}$ に対して、メディアンフィルタを適用する。これは、特徴量の局所的に極端に大きな値や小さな値を取り除くために行う。特徴量を求めるウィンドウサイズは、局所的な性質を反映させるのには小さい方がよいが、

ウィンドウサイズが小さいと、特徴量は極端に大きな値や小さな値となることもあり、後のファジィクラスタリングで、うまくクラスタリングできないので、メディアンフィルタにより、ある程度の均一化を行う。

上記の特徴量に対して、以下のファジィクラスタリング¹⁰⁾¹¹⁾を行い、焦点ずれ領域へのメンバシップ関数 $\{w(m,n)\}$ を定義する。メンバシップ関数 $\{w(m,n)\}$ は、0～1の値をとり、1に近いほど焦点ずれ領域への帰属が強いことを示す。また、クラスタ“0”を焦点ずれ領域、クラスタ“1”を焦点の合った領域とし、以下の添字 i はクラスタを示す。

(1) 中心クラスタベクトル $\vec{h}_i$ の決定

$$\vec{h}_i = \frac{\sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} \{g_i(m,n)\}^2 \vec{f}(m,n)}{\sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} \{g_i(m,n)\}^2} \quad (i=0,1) \quad (26)$$

(2) 帰属度 $\hat{g}_i(m,n)$ の更新

$$\hat{g}_i(m,n) = \frac{1}{\sum_{k=0}^1 \frac{1}{\|\vec{f}(m,n) - \vec{h}_k\|^2}} \quad (i=0,1) \quad (27)$$

(3) GOTO 1

ここで

$$\vec{f}(m,n) = \begin{pmatrix} R_e(1,1;m,n) \\ R_e(1,-1;m,n) \end{pmatrix} \quad (28)$$

上記の $g_0(m,n)$ を、焦点ずれ領域の抽出結果のメンバシップ関数 $\{w(m,n)\}$ とした。

4. ACF マッチングによるパラメータ推定

焦点ずれ領域における復元処理を行うために、劣化過程のパラメータが必要となるが、その推定は焦点ずれ領域における自己相関関数 (ACF, $R_e(k,l)$) のマッチングを用いた。

焦点ずれ領域における観測値差分フィルタの出力の ACF の推定を、次式により行った。

$$\begin{aligned} & \hat{R}_e(k,l) \\ &= \frac{\sum_m \sum_n w(m,n) e_{m,n} w(m+k,n+l) e_{m+k,n+l}}{\sum_m \sum_n w(m,n) w(m+k,n+l)} \end{aligned} \quad (29)$$

上式では、焦点ずれ領域のメンバシップ関数 $\{w(m,n)\}$ により、重み付けを行っている。

ACF マッチングによるパラメータ推定は、以下の式で定義する評価関数 $J(\sigma_w^2, R, \sigma_v^2)$ を BFGS 法¹²⁾¹³⁾ により最小化することにより、パラメータ $\{\sigma_w^2, R, \sigma_v^2\}$ を求めている。なお、BFGS 法の中で、 ∇J が必要になるが、これについては、解析的な計算が不可能に近いので、数値微分し

た値を用いる。

$$\begin{aligned} & J(\sigma_w^2, R, \sigma_v^2) \\ &= \frac{\sum_{k=-p}^p \sum_{l=-q}^q \{\hat{R}_e(k,l) - R_e(k,l)\}^2 (k^2 + l^2)}{\sum_{k=-p}^p \sum_{l=-q}^q R_e(k,l)^2} \end{aligned} \quad (30)$$

ここで、 $R_e(k,l)$ はモデル自己相関関数であり、以下のようモデルのパワースペクトル $S_e(\omega_1, \omega_2)$ の 2 次元逆フーリエ変換により求められる。また、上式中の $k^2 + l^2$ は、距離の離れた自己相関の寄与を高めるための重み付けである。

$$\begin{aligned} & R_e(k,l; \sigma_w^2, R, \sigma_v^2) \\ &= \frac{1}{(2\pi)^2} \int_{-\pi}^{\pi} \int_{-\pi}^{\pi} S_e(\omega_1, \omega_2) e^{i(k\omega_1 + l\omega_2)} d\omega_1 d\omega_2 \end{aligned} \quad (31)$$

$$\begin{aligned} & S_e(\omega_1, \omega_2) \\ &= \sigma_w^2 \left| \sum_{(m,n) \in D} b_{k,l} e^{-i(m\omega_1 + n\omega_2)} \right|^2 \\ & \quad + \sigma_v^2 |1 - 2\alpha(\cos \omega_1 + \cos \omega_2)|^2 \end{aligned} \quad (32)$$

上式において、モデルのパラメータである焦点ずれ半径 R より、(9) 式および (10) 式を用いて、劣化システムの線形係数 $b_{k,l}$ を求める。

5. 焦点ずれ領域における反復復元処理

焦点ずれ領域を表すメンバシップ関数 $\{w(m,n)\}$ を用いて、Tikhonov-Miller 正則化法の評価基準を、以下のように変形したものを復元画像 $\{\hat{x}_{m,n}\}$ の評価基準として用いた。

$$\begin{aligned} & J(\{\hat{x}_{m,n}\}) \\ &= \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} (y_{m,n} - \sum_{(k,l) \in D} b_{k,l} \hat{x}_{m-k,n-l})^2 w(m,n) \\ & \quad + \mu \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} \left\{ \hat{x}_{m,n} - \frac{1}{4} (\hat{x}_{m-1,n} + \hat{x}_{m+1,n} \right. \\ & \quad \left. + \hat{x}_{m,n+1} + \hat{x}_{m,n-1}) \right\}^2 w(m,n) \end{aligned} \quad (33)$$

ここで、 $\{\hat{x}_{m,n}\}$ は復元画像、 μ は正則化係数を表し、劣化システムの線形係数 $b_{k,l}$ は、推定した焦点ずれ半径 $\hat{R}$ より (9),(10) 式を用いて求める。上記の復元画像の評価基準 $J(\{\hat{x}_{m,n}\})$ の第 2 項は正則化項であり、正則化オペレータとしては、一般によく用いられるラプラシアンオペレータを用いた¹⁶⁾。

上記の復元画像の評価基準 $J(\{\hat{x}_{m,n}\})$ に対して、共役勾配法を用いて最小値探索を行うことにより反復的に、復元画像 $\{\hat{x}_{m,n}\}$ を得る。

(33) 式をベクトル表記すると、以下のようになる。

$$J(\hat{x}) = (\hat{y} - B\hat{x})W(\hat{y} - B\hat{x}) + \mu(A\hat{x})^T W(A\hat{x}) \quad (34)$$

ここで、 $\hat{x}$ は復元画像 $\{x_{m,n}\}$ はラスタースキャン式に並べたベクトル、 $\hat{y}$ は劣化画像 $\{y_{m,n}\}$ はラスタースキャン式に並べたベクトル、 B は空間的な劣化を表す行列、 A は正則化オペレータを表す行列である。また、 W は $w(m,n)$ を要素とする主対角行列である。

共役勾配法により、以下のように反復的な復元を行う。

(1) 初期値復元画像

$$\hat{x}^{(0)} = \hat{y} \quad (35)$$

(2) 初期パラメータの設定

$$k = 0; \quad \beta^{(0)} = 0 \quad (36)$$

(3)

$$\hat{g}^{(k)} = \nabla J(\hat{x}^{(k)}) \quad (37)$$

$$= -2 \left\{ B^T W (\hat{y} - B\hat{x}^{(k)}) - \mu A^T W A \hat{x}^{(k)} \right\} \quad (38)$$

収束判定

$$\text{IF } \|\hat{g}^{(k)}\|^2 < \epsilon \text{ THEN END} \quad (39)$$

(4) $k = 0$ の場合

$$\hat{p}^{(0)} = -\hat{g}^{(0)} \quad (40)$$

$k \geq 1$ の場合

$$\hat{p}^{(k)} = -\hat{g}^{(k)} \hat{p}^{(k-1)} \quad (41)$$

$$\beta^{(k)} = \frac{\|\hat{g}^{(k)}\|^2}{\|\hat{g}^{(k-1)}\|^2} \quad (42)$$

(5) 復元画像の更新

$$\hat{x}^{(k+1)} = \hat{x}^{(k)} + \gamma^{(k)} \hat{p}^{(k)} \quad (43)$$

$$\gamma^{(k)} = \arg_{\gamma} \min J(\hat{x}^{(k)} + \gamma \hat{p}^{(k)}) \quad (44)$$

$$= \frac{-\frac{1}{2} \hat{p}^{(k)T} \hat{g}^{(k)}}{(B\hat{p})^T W (B\hat{p}) + \mu (A\hat{p})^T W (A\hat{p})} \quad (45)$$

なお、実際の処理における収束判定では $\epsilon = 1$ としている。

なお、正則化係数 μ の値としては、ベイズ復元を考慮すると $\mu = \frac{\sigma_v^2}{\sigma_u^2}$ が適当であるが、実際には、復元画像を見て正則化の程度を判断して、過剰な正則化およびその逆にならないように調整を行う必要がある。ビデオカメラなどから取り込んだ画像の場合、SN 比にもよるが、経験的には $\mu = 0.01$ 程度が適当である。

6. 計算機実験

まず、計算機シミュレーションによる実験結果を図 4 に示す。このシミュレーションでは、原画像として“天気予報”を用い、原画像の顔を中心とした台形領域に対して、 $R = 2.5$ 、 $\sigma_v^2 = 1.0$ として、焦点ずれを起こさせた (図 4(a))。なお、図 3(a) に原画像、図 3(b) に設定した台形状の焦点ずれ領域を示す。焦点ずれ領域抽出の途中過程であるメンバシップ関数を濃淡で示したのが図 4(d) であり、白いほど焦点ずれ領域への帰属度が高いことを示している。これより、焦点ずれ領域で帰属度が高いことがわかる。そ

(a) 原画像

(b) 設定した焦点ずれ領域

図 3 原画像と設定した焦点ずれ領域
Original Image and out-focus Region.

のメンバシップ関数を閾値 0.5 で閾値処理を行い、焦点ずれ領域を抽出した結果が図 4(e) である。また、抽出した焦点ずれ領域においてパラメータ推定を行った結果、パラメータ推定値として、 $\hat{\sigma}_u^2 = 100.8$ 、 $\hat{R} = 2.35$ 、 $\hat{\sigma}_v^2 = 1.64$ を得た。この推定したパラメータを用いて復元処理を行った結果が図 4(f) であり、焦点ずれ領域が鮮明になっているのがわかる。しかしながら、抽出した焦点ずれ領域の襟の付近および、誤って抽出した天気図の等高線の付近などの抽出領域の境界で、強いリングングが発生し、また、抽出した焦点ずれ領域内のまゆげなどのエッジ近傍においても、弱いリングングが発生し、若干、復元画像に対して視覚的に悪影響を及ぼしている。

焦点ずれ領域の抽出結果を定量的に示すために、以下に示すパラメータを用いる。

$$p_d \equiv \frac{\text{焦点ずれ領域内で正しく抽出された画素数}}{\text{焦点ずれ領域の画素数}} \times 100\% \quad (46)$$

$$p_m \equiv \frac{\text{焦点の合った領域内で誤抽出された画素数}}{\text{焦点のあった領域の画素数}} \times 100\% \quad (47)$$

画像 4(e) に対して、上記のパラメータを計算すると、焦点ずれ領域の抽出は $p_d = 92.8\%$ 、焦点の合った領域を誤って抽出したのは $p_m = 1.1\%$ となり、高い正解抽出率が得られていることがわかる。

以上より、計算機シミュレーションにおいては、焦点ずれ領域の正解抽出率は高く、提案手法を用いて焦点ずれ領域の抽出は可能であると判断する。また、最終的な復元結果は、若干リングングが発生するなどの問題点もあるが、復元は可能であると判断する。

実際に CCD カメラで撮影した部分的な焦点ずれ画像に対する処理結果を図 5 に示す。図 5(a) は、背景に焦点が合っていて、中央の人形の部分で焦点がずれた画像である。図 5(e) より、焦点ずれ領域が抽出できていることがわかる。抽出した焦点ずれ領域において、パラメータ推定を行った結果、 $\hat{\sigma}_u^2 = 99.5$ 、 $\hat{R} = 1.85$ 、 $\hat{\sigma}_v^2 = 3.58$ を得た。また、図 5(f) が、復元処理を行った画像であり、人形の部分、特に服の水玉模様が鮮明になっているのがわかる。

以上の計算機実験においては、正則化係数として、 $\mu = \frac{\sigma_v^2}{\sigma_u^2}$

図 4 計算機シミュレーション結果
Results of computer simulation.

図 5 実際の部分的な焦点ずれ画像に対する処理結果
Results of restoring actual out-of-focus image.

を用いたが、実際には、復元画像を見て正則化の程度を判断しなくてはならない場合もある。そこで参考のために、正則化係数を変化させた場合の復元画像を図 6、図 7 に示す。図 6、図 7 より、正則化係数はオーダで影響することがわかる。また、正則化係数を大きくすると、リングングは減少するが、復元画像自体があまり復元できていないことがわかる。

参考のために、従来のような焦点ずれ画像の復元法を計算機シミュレーション画像 (図 4(a)) と、実際の部分的焦点ずれ画像 (図 5(a)) とに適用した結果を示す。従来のような焦点ずれ画像の復元法として、Tikhonov-Miller 正則化法に基礎をおく復元法¹⁷⁾を用いて復元処理した画像を、それぞれ図 8(a),(b) に示す。なお、復元処理には劣化パラメータが必要となるが、従来、このような焦点のずれ

図 6 図 4(a) に対して正則化係数を変化させた復元画像
Restored Images of Fig.4(a) with several μ .

図 7 図 5(a) に対して正則化係数を変化させた復元画像
Restored Images of Fig.5(a) with several μ .

図 8 従来法による復元画像
Restored Images by Conventional Method.

た領域と焦点の合った領域とで構成される画像に対する劣化パラメータの推定法がないため、その復元処理時に用いる劣化パラメータとしては、図 4(a) に対しては設定値 $R = 2.5, \sigma_v^2 = 1.0$ を用い、図 5(a) に対しては本提案手法による推定値 $\hat{R} = 1.85, \hat{\sigma}_v^2 = 3.58$ を用いた。図 8(a),(b) では、焦点ずれ領域はよく復元されているが、焦点の合っている部分でのリングングが著しく、復元画像としては、不十分な画像であり、本提案手法の有効性が確認できる。

7. む す び

ポートレート写真のような焦点のずれた領域と焦点の合った領域とで構成される部分的な焦点ずれ画像に対して、その焦点ずれ領域を抽出し、復元を行う方法を述べた。抽出方法は、観測値差分フィルタの出力の局所相関が、焦点ずれ領域では大きく、焦点の合った領域では小さいことを利用した。また、実際の部分的な焦点ずれ画像に対する計算機実験において、本手法の有効性を示した。しかしながら、抽出した焦点ずれ領域の周辺部などにおいて、若干リ

ンギングが発生し、復元画像の画質を低下させているので、画像の位置により正則化オペレータを変えるような適応的な処理について今後検討したい。

〔文 献〕

- 1) A.M.Tekalp, H.Kaufman, and J.W.Woods: "Identification of Image and Blur Parameters for the Restoration of Noncausal Blurs" IEEE Trans. Account., Speech & Signal Process., **ASSP-34**, 4, pp.963-972 (Aug. 1986)
- 2) R.L.Lagendijk, J.Beimond, and D.E.Boeke: "Identification and Restoration of Noisy Blurred Image Using Expectation-Maximization Algorithm", IEEE Trans. Account., Speech & Signal Process., **ASSP-36**, 7, pp.1180-1191 (Jul. 1990)
- 3) R.L.Lagendijk, J.Biemond: "Iterative Identification and Restoration of Images", Kluwer Academic Publisher (1990)
- 4) 藤田和弘, 松田幸成, 吉田靖夫: "非一様平均画像モデルを基礎とした劣化画像パラメータの最尤推定", 信学論, **J77-D-II**, 4, pp.781-790 (Apr. 1994)
- 5) 藤田和弘, 阪本禎宏, 吉田靖夫: "非一様画像モデルを基礎とした運動劣化領域の抽出と復元", 信学論, **J75-D-II**, 3, pp.573-580 (Mar. 1992)
- 6) 藤田和弘, 中田武宏, 吉田靖夫: "非一様画像確率モデルに基づく焦点ずれ領域の抽出", 平成 6 年度電気関係学会関西支部連大, G338 (Nov. 1994)
- 7) 藤田和弘, 中田武宏, 椎木隆喜, 吉田靖夫: "非一様画像確率モデルに基づく焦点ずれ領域の抽出と復元", 第 26 回画像工学コンファレンス論文集, pp.63-66 (Dec. 1995)
- 8) 橋本正一, 齊藤英雄: "PSF のパラメータ分布を推定するシフトバリエーションなぼけ画像の復元法", 信学論, **J77-D-II**, 4, pp.719-728 (Apr. 1994)
- 9) 橋本正一, 齊藤英雄: "ウェーブレット変換を用いた劣化像の復元法", 第 25 回画像工学コンファレンス論文集, pp.83-86 (Dec. 1994)
- 10) J.C.Dunn: "A Fuzzy Relative of the ISODATA Process and Its Use in Detecting Compact Well-Separated Clusters", J.Cybernetics, **3**, 3, pp.32-57 (1973)
- 11) 広田薫ほか: "講座ファジィ10 ファジィ画像処理", 日刊工業新聞社 (1993)
- 12) 西川よし一, 三宮信夫, 茨木俊秀: "最適化", 岩波書店 (1992)
- 13) 茨木俊秀, 福島雅夫: "最適化プログラミング", 岩波書店 (1993)
- 14) 小倉久直: "確率過程論", コロナ社 (1980)
- 15) F.C.Jeng, J.W.Woods: "Inhomogeneous Gaussian Image Models for Estimation and Restoration", IEEE Trans. on Account., Speech & Signal Process., **ASSP-36**, 8, pp.1305-1312 (Aug. 1988)
- 16) R.L.Lagendijk, J.Biemond: "Iterative Identification and Restoration of Images", Kluwer Academic Publishers (1991)

- 17) 藤田和弘, 岩田収, 山本直子, 吉田靖夫: “エッジ適応型反復法による劣化画像の復元”, 映情学誌, **51**, 6, pp.910-916 (Jun. 1997)

ふじ た かずひろ
藤田 和弘 1986 年, 京都工芸繊維大学工学部電子工学科卒業. 1988 年, 同大学院修士課程修了. 同年, 同大学助手. 現在, 画像処理の研究に従事. 学術博士. 正会員.

た ぎ き と も こ
田崎 智子 1998 年, 京都工芸繊維大学工学部電子情報工学科卒業. 2000 年, 同大学院修士課程修了. 同年, 松下電器産業株式会社入社.

しい き た か よ し
椎木 隆喜 1996 年, 京都工芸繊維大学工学部電子情報工学科卒業. 同年, 東洋紡システムクリエイト入社.

よし だ や す お
吉田 靖夫 1962 年, 京都大学工学部電子工学科卒業. 1967 年, 同大学院博士課程修了. 同年, 京都大学工学部電子工学科助手. 1971 年, 岡山大学工学部電子工学科助教授. 1976 年, 京都工芸繊維大学工学部電子工学科助教授. 現在, 同大工学部電子情報工学科教授. 確率課程を基礎にした画像処理に興味を持つ, 工学博士. 正会員.