福山大学工学部紀要
第22巻第1号1998年9月

しきい値選定法を用いた2値画像の復元

尾関 孝史* 小林 富士男*

Restraction of Defocused Binary Image Using a Thresholding Method

Takashi OZEKI* Fujio KOBAYASHI*

ABSTRACT

In this paper, the restoration problem of blurred images is treated. Blurred images are supposed to be expressed by the point spread function with Gauss distribution. Moreover, we suppose that the original image of each blurred image is a binary image. To restore blured images under these conditions, we introduce a new functional which evaluates binary degree of images. This evaluation functional is defined by using Otsu's method which is the technique of making to binary of the gray scale image. This evaluation functional takes minimum value 0 when the object image is a binary image, and takes maximum value 1 at a uniform image. Therefore, this functional took minimum value at the original image. If we use this evaluation functional, we can restore the original image from a blurred binary image.

キーワード： 画像復元，ぼけ画像，２値化，ガウス分布，判別分析法

Keywords: Restraction of Image, Defocused Image, Binarization, Gaussian Distribution, Otu's Method

1. まえがき

2値画像は情報を表現する重要な方法であり，画像処理において，大変重要な位置を占めている．しかし，2値画像をディジタルカメラやイメージスキャナで撮像すると，しばしば焦点ずれが起こり，ぼけて濃淡画像になってしまう．本論文ではこのようなぼけた2値画像の復元問題を取り扱う．ただし，本論文で取り扱うぼけ画像は，ガウス分布状の点広がり関数を用いて表される場合を想定している．ガウス分布はその標準偏差がわかれば一意に決定してしまうため，このぼけ画像の復元は1変数の推定問題と考えられる．テレビカメラを用いて画像を撮像するときの焦点ずれを解消する方法として，入力画像の高周波成分が最大になるように焦点の自動調整を行なう方法が知られている [1]．しかし，この方法を，本論文で扱うぼけ画像に適用しようとすると，正しい標準偏差よりも大きな値を推定してしまい，復元画像に多くの雑音が発生してしまう．また，劣化画像の別の復元方法としてウィナーフィルタ [2,3] がある．この方法は，劣化画像に含まれる性質の既知であるランダム雑音を利用して，周波数領域で画像を復元する．しかし，この方法は，ランダム雑音の性質が未知の場合は使用できないという欠点をもっている．また，小林ら [4] は非常に弱いぼけオペレータに対する復元オペレータを作成し，これをぼけ画像に反復作用させて，原画像を復元する方法を提案している．しかし，この方法では未知の標準偏差を推定してはいないため，復元オペレータを何回，原画像に作用すれば良いのかわからないという問題点がある．そこで，本論文では，復元する画像を2値画像に限定することによって，この問題点を解決する．まず，大津の判別分析法 [5–8] を用いて画像の2値度を評価する汎関数を定義する．次に，この評価汎関数を利用して，復元オペレータの反復の終了を自動的に判定する方法を提案する．

*情報処理工学科

2. ぼけオペレータ

2次元画像で，焦点が合った画像を $f(x_1, x_2)$ とする．実際には，撮像のとき焦点ずれが起こり，光電面にできる像はぼやける．このぼけ画像を $g(x_1, x_2)$ とすると，2つの画像のあいだには以下の関係が成り立つ．

$$g(x_1, x_2) = \int_{-\infty}^{\infty}\int_{-\infty}^{\infty} h(x_1-y_1, x_2-y_2) f(y_1, y_2)\, dy_1\, dy_2 \quad \cdots (1)$$

ここで，$h(x_1, x_2)$ はぼけを表す点広がり関数であり，理想的な状態においては，

$$h(x_1, x_2) = \frac{1}{2\pi\tau^2} \exp\left(-\frac{x_1^2 + x_2^2}{2\tau^2}\right) \quad \cdots\cdots\cdots\cdots (2)$$

とガウス分布になる．上式で，τは標準偏差であり，ぼけの程度を表している．

式 (1) をディジタル画像に適用すると

$$g(i,j) = \sum_k \sum_l h(i-k, j-l) \cdot f(k,l) \quad \cdots\cdots\cdots (3)$$

となる．ここで，$h(i,j)$ は

$$h(i,j) = \int_{i-1/2}^{i+1/2}\int_{j-1/2}^{j+1/2} h(x_1, x_2)\, dx_1\, dx_2 \quad \cdots\cdots (4)$$

で与えられる．ガウス分布の性質により，$h(i,j)$ は i,jの絶対値が非常に大きければほとんど0に等しくなる．そこで，適当な整数 $M > 0$ を定め，$|i|, |j| > M$では0とみなすと式 (3) の $h(i,j)$ は，$(2M+1) \times (2M+1)$ の行列からなるぼけオペレータとなる．例えば，$M = 1$, $\tau = 0.3$ とするとぼけオペレータは

$$h(i,j) = \begin{bmatrix} 0.002321 & 0.043532 & 0.002321 \\ 0.043532 & 0.816586 & 0.043532 \\ 0.002321 & 0.043532 & 0.002321 \end{bmatrix} \quad (5)$$

となる．

3. 復元オペレータ

本章では，前章で定義されたぼけオペレータによって，ぼかされた画像を復元する復元オペレータを定義する．

デルタ関数を式 (4) と同様にディジタル化すると

$$\delta(i,j) = \begin{cases} 1 & i = j = 0 \text{のとき} \\ 0 & \text{その他} \end{cases} \quad \cdots\cdots\cdots\cdots (6)$$

と表される．

もし，ぼけオペレータ $h(i,j), (-M \le i,j \le M)$ とオペレータ $r(i,j), (-K \le i,j \le K)$ の畳み込みが

$$\begin{aligned} h * r(i,j) &= \sum_{k=-K}^{K}\sum_{l=-K}^{K} h(i-k, j-l) \cdot r(k,l) \\ &= \delta(i,j) \quad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots (7) \\ &(-K - M \le i,j \le K + M) \end{aligned}$$

を満たせば，畳み込みの結合法則と交換法則により

$$\begin{aligned} r * g &= r * \{h * f\} \\ &= \{r * h\} * f \\ &= \{h * r\} * f \\ &= \delta * f \\ &= f \quad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots (8) \end{aligned}$$

が成立する．従って，オペレータ rは h の逆オペレータとなる．ところが，連立1次方程式 (7) を満たす逆オペレータ $r(i,j)$ は存在しない．そこで，逆オペレータの近似解として

$$\sum_{k=-K}^{K}\sum_{l=-K}^{K} h(i-k, j-l) \cdot r(k,l) = \delta(i,j) \quad \cdots\cdots (9)$$
$$(-K \le i,j \le K)$$

を満たす $r(i,j)$ を復元オペレータと呼ぶことにする．特に，点広がり関数がガウス分布で与えられるぼけオペレータのとき，連立1次方程式 (9) の係数行列は対角優位となるため，復元オペレータは存在する．例えば，式 (5) のぼけオペレータに対する $K = 2$ の復元オペレータ $r(i,j)$ は

$$\begin{bmatrix} 0.000010 & -0.000189 & 0.003530 & -0.000189 & 0.000010 \\ -0.000189 & 0.003540 & -0.066222 & 0.003540 & -0.000189 \\ 0.003530 & -0.066222 & 1.238692 & -0.066222 & 0.003530 \\ -0.000189 & 0.003540 & -0.066222 & 0.003540 & -0.000189 \\ 0.000010 & -0.000189 & 0.003530 & -0.000189 & 0.000010 \end{bmatrix}$$

となる．

4. 判別分析法とその性質

本章では濃淡画像を対象領域と背景に2値化する判別分析法とその性質に関して述べる．この判別分析法は5章で，ぼけ画像のぼけ度τを推定するときに用いられる．

4.1 判別分析法

判別分析法 [5,6] は大津により提案された2値化のための自動しきい値選定法で，分離されるクラスの濃度レベルでの分離度を最大とする手法である．更に，この手法は原濃淡画像の最小2乗近似の意味で最適なしきい値選定法になっており，Lloyd によって提案された平均2乗誤差を最小にするスカラー量子化 [9] と同じものでもある．判別分析法は多値化にも拡張可能だが，以下では2値化に限定して説明する．

与えられた濃淡画像 $g(x_1,x_2)$ が $0,1,\cdots,L-1$ の L 階調で表現されているとする．そして，2 値化のしきい値 $k(0 \leq k \leq L-1)$ を用いて濃淡画像を C_1（黒）と C_2（白）の 2 つのクラスに分割する．すなわち，

$$C_1 = \{(x_1,x_2)|g(x_1,x_2) < k\} \quad \cdots\cdots (10)$$

$$C_2 = \{(x_1,x_2)|g(x_1,x_2) \geq k\} \quad \cdots\cdots (11)$$

のように各画素を分離する．また，しきい値 k でのクラス間分散 $\sigma_B^2(k)$，クラス内分散 $\sigma_W^2(k)$ はそれぞれ

$$\sigma_B^2(k) = \omega_1(k)\{\mu_1(k)-\mu\}^2 + \omega_2(k)\{\mu_2(k)-\mu\}^2 \quad \cdots (12)$$

$$\sigma_W^2(k) = \omega_1(k)\sigma_1^2(k) + \omega_2(k)\sigma_2^2(k) \quad \cdots\cdots (13)$$

で与えられる．ここで，$\omega_1(k)$ 及び $\omega_2(k)$ はクラス C_1 及び C_2 の生起確率であり，

$$\omega_1(k) + \omega_2(k) = 1 \quad \cdots\cdots (14)$$

が成立する．また，$\mu_1(k)$ 及び $\mu_2(k)$ はそれぞれクラス C_1 及び C_2 の平均で，μ は画像全体の平均を表し k の値に関係なく一意に決まる．これらの間には

$$\omega_1(k)\mu_1(k) + \omega_2(k)\mu_2(k) = \mu \quad \cdots\cdots (15)$$

の関係がある．そして，$\sigma_1^2(k)$ 及び $\sigma_2^2(k)$ はそれぞれ，クラス C_1 及びクラス C_2 の分散で，σ^2 は画像全体の分散を表す．

判別分析法では最適なしきい値をクラス間分散とクラス内分散の比（以下，判別基準と呼ぶ）

$$\lambda(k) = \left[\frac{\sigma_B^2(k)}{\sigma_W^2(k)}\right] \quad \cdots\cdots (16)$$

が最大になるように定める．ここで，クラス間分散，クラス内分散，分散の間には

$$\sigma_B^2(k) + \sigma_W^2(k) = \sigma^2 \quad \cdots\cdots (17)$$

の関係があるため，判別基準の式 (16) は $\sigma_W^2(k)$ を消去して

$$\lambda(k) = \left[\frac{\sigma^2}{\sigma^2 - \sigma_B^2(k)}\right] - 1 \quad \cdots\cdots (18)$$

となる．このため $\lambda(k)$ を最大にするしきい値 k はクラス間分散 $\sigma_B^2(k)$ を最大にするしきい値 k に等しい．

4.2 反転画像と判別分析法

2 値画像は背景に対象物が表現されている画像である．従って，画像の反転によって画像から得られる情報に変化は生じないはずである．そこで，以下では原画像の判別分析法によるしきい値と原画像を反転した画像（以下，反転画像と呼ぶ）の判別分析法によるしきい値の関係を調べる．

原画像の濃度ヒストグラムを $h(i), (i=0,1,\cdots,L-1)$ とすると反転した画像のヒストグラム $\tilde{h}(i)$ は

$$\tilde{h}(i) = h(L-1-i) \quad (i=0,1,\cdots,L-1) \quad \cdots (19)$$

の関係がある．これから，反転画像の平均 $\tilde{\mu}$ は

$$\begin{aligned}\tilde{\mu} &= \frac{\sum_{i=0}^{L-1} i \cdot \tilde{h}(i)}{\sum_{i=0}^{L-1} \tilde{h}(i)} \\ &= \frac{\sum_{i=0}^{L-1} (L-1-i) \cdot h(i)}{\sum_{i=0}^{L-1} h(i)} \\ &= L-1-\mu \quad \cdots\cdots (20)\end{aligned}$$

が成立する．同様にして，反転画像のクラス $\tilde{C}_1$ の生起確率 $\tilde{\omega}_1(k)$ 及びクラス $\tilde{C}_2$ の生起確率 $\tilde{\omega}_2$ は

$$\tilde{\omega}_1(k) = \omega_2(L-1-k) \quad \cdots\cdots (21)$$

$$\tilde{\omega}_2(k) = \omega_1(L-1-k) \quad \cdots\cdots (22)$$

の関係がある．また，反転画像のクラス $\tilde{C}_1$ の平均 $\tilde{\mu}_1(k)$ 及びクラス $\tilde{C}_2$ の平均 $\tilde{\mu}_2$ は

$$\tilde{\mu}_1(k) = L-1-\mu_2(L-1-k) \quad \cdots\cdots (23)$$

$$\tilde{\mu}_2(k) = L-1-\mu_1(L-1-k) \quad \cdots\cdots (24)$$

となる．従って，式 (12) から反転画像のクラス間分散 $\tilde{\sigma}_B^2(k)$ は

$$\begin{aligned}\tilde{\sigma}_B^2(k) &= \omega_2(L-1-k)\{\mu_2(L-1-k)-\mu\}^2 \\ &\quad +\omega_1(L-1-k)\{\mu_1(L-1-k)-\mu\}^2 \\ &= \sigma_B^2(L-1-k) \quad \cdots\cdots (25)\end{aligned}$$

となる．この結果，原画像の判別分析法による最適しきい値を k^* とすると，反転画像の判別分析法による最適しきい値は $L-1-k^*$ で与えられる．かくして以下の定理を得る．

定理 4.1 原画像の判別分析法によるクラス分割を C_1, C_2，反転画像の判別分析法によるクラス分割を $\tilde{C}_1, \tilde{C}_2$ とすると

$$\tilde{C}_1 = C_2 \quad \cdots\cdots (26)$$

$$\tilde{C}_2 = C_1 \quad \cdots\cdots (27)$$

が成り立つ．また，原画像での最適しきい値を k^*，反転画像での最適しきい値を $\tilde{k}^*$ とすると，

$$\tilde{k}^* = L-1-k^* \quad \cdots\cdots (28)$$

が成立し，反転画像での判別基準 $\tilde{\lambda}(T)$ に対して

$$\tilde{\lambda}(\tilde{k}^*) = \lambda(k^*) \quad \cdots\cdots (29)$$

が成立する．

この定理から，画像の反転に関して判別分析法によるクラス分割は不変であることがわかる．

4.3 一次変換と判別分析法

画像をぼけオペレータでぼかしたり，逆オペレータで復元したりすると，画像の濃度レベルが必ずしも $0,1,\cdots,L-1$ の L 階調にはならない．そこで，画像の濃度に一次変換を行い，濃度レベルが L 階調になるように正規化する必要がある．本節では，正規化が判別分析法にどのような影響を起こすかを調べる．

正規化によって，濃度は必ずしも整数値にはならない．そこで，以下では濃度は連続値を取るものとして議論する．濃度 x の画素を一次変換により $ax+b$ の画素に濃度変換を行う．ここで，$a>0$ と仮定する．始めに，原画像の濃度ヒストグラムを $h(x)$, $(x\in[0,L-1])$ とすると一次変換した画像（以下，一次変換画像と呼ぶ）のヒストグラム$\tilde{h}(x)$ は

$$\tilde{h}(x)=h\left(\frac{x-b}{a}\right)\qquad(b\le x\le a(L-1)+b)\quad\cdots(30)$$

と表される．これから，一次変換画像の平均$\tilde{\mu}$は原画像の平均μを用いて

$$\begin{aligned}\tilde{\mu}&=\frac{\int_b^{a(L-1)+b}x\cdot\tilde{h}(x)\,dx}{\int_b^{a(L-1)+b}\tilde{h}(x)\,dx}\\&=\frac{\int_0^{L-1}(ax+b)\cdot h(x)\,dx}{\int_0^{L-1}h(x)\,dx}\\&=a\mu+b\quad\cdots\cdots(31)\end{aligned}$$

が成立する．同様にして，一次変換画像のクラス$\tilde{C}_1$の生起確率$\tilde{\omega}_1(k)$ 及びクラス$\tilde{C}_2$の生起確率$\tilde{\omega}_2$は

$$\tilde{\omega}_1(k)=\omega_1\left(\frac{k-b}{a}\right)\quad\cdots\cdots(32)$$

$$\tilde{\omega}_2(k)=\omega_2\left(\frac{k-b}{a}\right)\quad\cdots\cdots(33)$$

と得られる．また，一次変換画像のクラス$\tilde{C}_1$の平均$\tilde{\mu}_1(k)$及びクラス$\tilde{C}_2$の平均$\tilde{\mu}_2$は

$$\tilde{\mu}_1(k)=a\mu_1\left(\frac{k-b}{a}\right)+b\quad\cdots\cdots(34)$$

$$\tilde{\mu}_2(k)=a\mu_2\left(\frac{k-b}{a}\right)+b\quad\cdots\cdots(35)$$

となる．従って，式 (12) から一次変換画像のクラス間分散$\tilde{\sigma}_B^2(k)$ は

$$\begin{aligned}\tilde{\sigma}_B^2(k)&=a^2\omega_1\left(\frac{k-b}{a}\right)\left\{\mu_1\left(\frac{k-b}{a}\right)-\mu\right\}^2\\&\qquad+a^2\omega_2\left(\frac{k-b}{a}\right)\left\{\mu_2\left(\frac{k-b}{a}\right)-\mu\right\}^2\\&=a^2\sigma_B^2\left(\frac{k-b}{a}\right)\quad\cdots\cdots(36)\end{aligned}$$

となる．また，一次変換画像の分散$\tilde{\sigma}^2$は

$$\begin{aligned}\tilde{\sigma}^2&=\frac{\int_b^{a(L-1)+b}(x-\tilde{\mu})^2\cdot\tilde{h}(x)\,dx}{\int_b^{a(L-1)+b}\tilde{h}(x)\,dx}\\&=a^2\sigma^2\quad\cdots\cdots(37)\end{aligned}$$

となる．以上のことから，以下の定理を得る．

定理 4.2 原画像の判別分析法によるクラス分割を C_1,C_2，一次変換画像の判別分析法によるクラス分割を$\tilde{C}_1,\tilde{C}_2$とすると

$$\tilde{C}_1=C_1\quad\cdots\cdots(38)$$

$$\tilde{C}_2=C_2\quad\cdots\cdots(39)$$

が成り立つ．また，原画像での最適しきい値を k^*，一次変換画像での最適しきい値を$\tilde{k}^*$とすると，

$$\tilde{k}^*=ak^*+b\quad\cdots\cdots(40)$$

が成立し，一次変換画像での判別基準$\tilde{\lambda}(T)$ に対して

$$\tilde{\lambda}(\tilde{k}^*)=\lambda(k^*)\quad\cdots\cdots(41)$$

が成立する．

この定理から，画像の一次変換に関して判別分析法によるクラス分割は不変であることがわかる．また，$a<0$ の場合は前節の反転画像の場合を考慮すれば，定理 4.2 において，原画像と一次変換画像の間で 2 つのクラス C_1 と C_2が入れ替わる以外は同様の結果が得られる．

5. ぼけパラメータの推定方法

もし，点広がり関数 $h(x)$ の標準偏差τの値が既知であれば，第 3 章で述べた復元オペレータを用いて，ぼけ画像の復元ができる．しかし，一般にτの値は未知である．そこで，本章ではぼけた 2 値画像を判別分析法を利用して復元する方法を述べる．

復元対象が 2 値画像であるため，復元画像$\hat{f}$の 2 値画像の程度を計る評価汎関数として

$$B[\hat{f}]=\frac{\sigma^2[\hat{f}]-\sigma_B^2[\hat{f}]}{\sigma^2[\hat{f}]}\quad\cdots\cdots(42)$$

を導入する．ここで$\sigma^2[f]$ は画像 fの濃度ヒストグラムに関する分散であり，$\sigma_B^2[f]$ は画像 fに対して判別分析法を行ったときの最適なしきい値 kでのクラス間分散を表す．この評価汎関数は任意の画像に対して $0\le B[f]\le 1$ が成立する．fが 2 値画像のとき最小値 0 を取り，一様画像のとき最大値 1 を取る．この評価汎関数は判別分析法での評価式 (18) と本質的には同じである．しかし，評価式 (18) は 2 値画像に対して発散するため，評価汎関数 $B[f]$ の方がより取扱い易いものとなっている．本論文で，この評価汎関数を採用した理由は 2 つある．第 1

の理由は，この評価汎関数が判別分析法の評価関数と同様に，画像の濃度に関する一次変換に対して不変量となることである．従って，原画像の撮像の際の光の強度や光源の方向による影響がない．また，この不変性により復元オペレータを作用した後で，画像の濃度の正規化を行うことができる．第2の理由は，以下による．Lloydの最適量子化器 [9] に従って，画像 fの濃度ヒストグラムを N点で量子化したときのひずみを $D_N[f]$ としたとき，$D_1[f]=\sigma^2[f]$ および $D_2[f]=\sigma^2[f]-\sigma_B^2[f]$ が成立する．従って，

$$B[f]=\frac{D_2[f]}{D_1[f]} \qquad \cdots\cdots (43)$$

が成立する．このことは評価汎関数 $B[f]$ は画像 fが2値画像に近いほど，そして，一様画像でないほど小さな値になることを意味する．このため，評価汎関数 $B[f]$ は，2値画像をぼかした画像がぼけが大きいほど一様画像に近くなる現象をうまく捉えていると言える．

そこで，ぼけた2値画像を以下の方法で復元することにする．始めに，ぼけ度τを小さな値から徐々に大きくして復元オペレータを作成していき，評価汎関数 $B[f]$ ができるだけ小さくなるような画像を求める．次に，この画像を判別分析法で2値化して復元画像とする．この際，論文 [4] にあるように，復元オペレータは異なるぼけ度τごとに作成しなくてもよい．小さなτに対する復元オペレータを1度求めて，それを繰り返しぼけ画像に適用すると効率がよい．

6. 計算機シミュレーション

本章では，前章で提案したぼけ画像の復元法を計算機上に実装し，実際に画像の復元を行なった結果を述べる．

図1　福山大学校章の原画
Fig.1 Original Image of Emblem of FUKUYAMA Univercity.

図1は福山大学の校章を縦463×横436のディジタル画像で表現したものである．この原画像を$\tau=10.0$の点広がり関数でぼかした画像が図2である．

図2　$\tau=10.0$の場合の福山大学校章のぼけ画像
Fig.2 Defocused Image of Emblem with $\tau=10.0$.

図3はこの画像に対して，ぼけの復元を行なわずに判別分析法を用いて2値化した画像である．2値画像の復元に失敗している．

図3　図2のぼけ画像を判別分析法で2値化した画像
Fig.3 Binary Image of Defocused Emblem Fig.2 using Otsu's Method.

そこで，$\tau=10.0$でぼかされた画像から始めて$\tau=0.5$の復元オペレータをぼけ画像に繰り返し適用した．表1は各復元段階の画像の2値度を計る汎関数 $B[f]$ による評価値と，その時点の画像に対して判別分析法を用いて2値化した画像と原画像（$\tau=0.0$）の白黒が異なる総画素数 n，($0\le n\le 463\times 436$) を表している．

表1によると，ぼけ度が減少するに従って評価汎関数の値も減少する．しかし，復元オペレータをぼけ画像に作用し過ぎてぼけ度が負になると評価汎関数は増加し始

める．従って，評価汎関数の値が減少している間は復元オペレータを作用しても良いことがわかる．また，各復元段階のぼけ画像に対して判別分析法で 2 値化した画像と 2 値原画像の間の反転した総画素数も $\tau = 0.0$ の復元画像が一番少ない．以上のシミュレーション結果により，評価汎関数 $B[f]$ の有効性が確かめられた．

表 1　ぼけの度合と評価汎関数の値の関係
Table1　Relationship between blurred degree and evaluation functional.

ぼけ度 τ	評価汎関数値 $B[f]$	白黒反転 画素数
10.0	0.274435	31735
9.0	0.268595	30387
8.0	0.261905	28751
7.0	0.254038	26939
6.0	0.245132	24940
5.0	0.234379	22409
4.0	0.219782	18955
3.0	0.197952	6945
2.0	0.167288	9600
1.0	0.089782	935
0.0	0.000000	0
−1.0	0.601889	45523
−2.0	0.624359	49269

7.　むすび

本論文では，ガウス分布状の点広がり関数で表現されるぼけ画像の復元問題を取り扱った．通常，ぼけ画像はぼけの程度が不明なため，何か特別な条件設定がなければ，原画像を復元することは困難である．そこで，本論文では原画像を 2 値画像と限定し，画像の 2 値画像度を評価する汎関数を導入することで原画像の復元を可能とした．この評価汎関数は濃淡画像の 2 値化手法である判別分析法を利用して定義される．計算機シミュレーションでこの評価汎関数と 2 値画像のぼけ度の関係を調べた結果，原画像が唯一の極小値を取ることが示された．この結果，この評価汎関数を用いれば，ぼけた 2 値画像の復元が可能であることが確認できた．

今後の課題として，ぼけた多値画像の復元問題が考えられる．本論文は原画像を 2 値画像と限定し，画像の復元を行った．判別分析法は画像の多値化を行うことができることを考えると，本論文の手法を拡張して，ぼけた多値画像の復元を行うことも可能であろう．

謝辞　貴重な画像データを提供して下さった本学卒業生，浅原知行氏（現（株）アイテック）に深く感謝いたします．

参考文献

[1] 石田順一，藤村安志：山登りサーボ方式によるテレビ　カメラの自動焦点調整，ＮＨＫ技術研究，**17**，pp.21-37，(1965).

[2] H. C. Andrews and B. R. Hunt: Digital Image Restration, Prentice-Hall, pp126-146, (1977). Pattern Recognition, **19**, pp.41-47, (1986).

[3] 長尾　真：パターン情報処理，コロナ社，pp.36-40，(1983).

[4] 小林富士男，坪井　始，田中始男，美咲隆吉：直接処理法によるぼけ画像の復元，画像電子学会誌，**22**，pp.247-254，(1993).

[5] 大津展之：判別および最小 2 乗基準に基づく自動しきい値選定法，電子通信学会論文誌，**J63-D**，pp.349-356，(1980).

[6] 大津展之，栗田多喜夫，関田　巌：パターン認識，朝倉書店，pp.65-97，(1996).

[7] J. Kittler and J. Illingworth: Minimum Error Thresholding, Pattern Recognition, **19**, pp.41-47, (1986).

[8] P. K. Sahoo, S. Soltani, A. K. C. Wong and Y. C. Chen: A Survey of Thresholding Techniques, Computer Vision, Graphics, and I,age Processing, **41**, pp.233-260, (1988).

[9] 笠原正雄，田中初一：ディジタル通信工学，昭晃堂，pp.12-16，(1992).