

改良した GA ハーフトーン手法による高品質な二値化画像の生成 Generation of High Quality Halftone Image Using Improved GA-Based Image Halftoning Method

古屋 保[†] 森 邦彦[‡]
Tamotsu Furuya Kunihiko Mori

1. はじめに

プリンタや低階調のモノクロ液晶など、画像出力装置によってはその表現できる階調数が限られているものがあり、そのような装置において多階調の原画像を、できるだけ忠実に表示あるいは出力させる手法が必要である。レーザプリンタなどの印刷に利用されるハーフトーン手法は、原画像の多階調を白黒の二階調の粗密で疑似階調を表現する手法である。

一方、二値のハーフトーン画像から元のデジタル画像を復元する逆ハーフトーン手法がある。一般的には、人間の視覚システムであるローパスフィルタを利用することで、二値化による高周波ノイズを減少させ濃淡画像に復元するものである。この場合、ガウシアンフィルタのような単純なローパスフィルタにおいても、ハーフトーンノイズをかなり減らすことができるが、画像において重要なエッジ情報も失うことになる。

これまで、逆ハーフトーン手法においては、いくつかの研究結果が報告されている。例えば誤差拡散法による二値画像を復元対象としたものについては、ウェーブレット変換を用いたもの [1]、凸射影法を用いたもの [2]、そして、誤差拡散法の線形モデルによる逆コンポリューションを利用したもの [3] などがあり、これらの方法は良い結果を得ている。また、特定の二値化手法を復元対象としないものについては、参照テーブルを用いていくつかのビットパターンから理想的な濃度値を推定するルックアップテーブル法を用いたもの [4] や、遺伝的アルゴリズム (GA) を用いたもの [5] がある。

逆ハーフトーン手法は、復元対象となる二値画像自体が原画像の情報、特に階調解像度情報を持っていないため、ハーフトーン処理の問題と異なり、単純なフィルタでの高品質な濃淡画像への復元が困難である。しかし、誤差拡散法よりももっと高品質な二値化画像が生成できれば、単純なフィルタ処理による逆ハーフトーン手法でも、より

高品質な濃淡画像への復元が可能であると考えられる。

現在、ハーフトーン手法においては、Bayer などの組織的デザイン法 [6]、Jarvis ら [7] や Floyd ら [8] の誤差拡散法などが一般的に挙げられるが、原画像の階調表現に近づけるために最適なドットパターンを検索する手段として、GA を利用した二値化画像処理手法が Kobayashi ら [9]、およびその改良手法として、Myodo ら [10] により研究報告されている。この手法は、それまでの一般的な二値化手法と比べ、階調表現や空間解像度が優れ、高品質な二値化画像を生成することができる。しかし、その生成二値化画像を逆ハーフトーン処理によって復元濃淡化させたときに、階調変化が緩やかな領域において若干の荒さが目立ってしまう。

本論文では、この GA による二値化画像処理法 [9, 10] における評価関数を改良し、より原画像に近い高品質な二値化画像を生成するものである。また、生成二値化画像の客観的評価として、逆ハーフトーン処理を用いることで二値化画像を濃淡画像化し、その濃淡画像と原画像との PSNR 値で二値化画像の品質を評価する。その逆ハーフトーン処理として、GA による逆ハーフトーン処理手法 [5] の技術を利用する。

2. GA による二値化画像生成法

2.1 手法と処理手順

GA による二値化画像生成のアルゴリズムは以下に示す処理手順で行われる。

1. 初期個体集合の生成
原画像と同サイズの二値画像を $r \times r$ ピクセルのブロック (BLK) に分け、これを個体とし、ピクセルの値 $x(i, j)$ (0 or $1 : i, j = 0, 1, \dots, r - 1$) が遺伝子に相当しランダムに決定される。(図 1)
2. repeat
3. 各個体の評価および適応度を計算
4. 選択 (トーナメント戦略)
5. 交叉

[†] 鹿児島大学 学術情報基盤センター 学術情報処理研究部門

[‡] 鹿児島大学 大学院理工学研究科

6. 突然変異
7. エリートによる二値化画像を出力
8. **until** エリートの評価が 5 世代の間に改善しない場合は終了

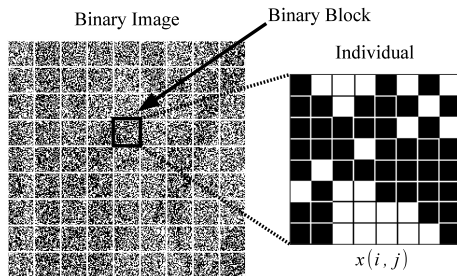


図 1 推定二値画像と個体表現

2.2 個体の評価法

個体を評価するにあたり、その二値化画像の階調表現、および空間解像度がどれだけ高いかが条件となる [9]. 階調解像度誤差 E_m による評価については、式 (1) のように定義される.

$$E_m = \frac{1}{r^2} \sum_{(i,j) \in BLK} |g(i,j) - \hat{g}(i,j)| \quad (1)$$

$g(i,j)$ ($0 \leq g(i,j) < M$) は、原画像の各ピクセルを示し、 M は階調数を示す. $\hat{g}(i,j)$ は、 $x(i,j)$ に対し、 5×5 のガウシアンフィルタ (図 2) を適用したものである. この平均誤差を階調表現誤差としている.

1	3	6	3	1
3	15	25	15	3
6	25	42	25	6
3	15	25	15	3
1	3	6	3	1

×1/254
図 2 5×5 ガウシアンフィルタ

各個体であるブロックにガウシアンフィルタをコンボリューションする際、Kobayashi ら [9] は独立したブロックとして扱っていたため、ブロック境界において情報量が不足し、特にブロックサイズを小さくした場合にブロックの影響によるアーティファクトなノイズが生じていたが、Myodo ら [10] により、対象ブロックの境界に前世代のエリート個体ブロックを隣接させることで、ブロック境界においても妥当な情報量でコンボリューションできるよう

改良され、その結果ブロックサイズを小さくしてもブロックノイズの影響がなく、またブロックサイズを小さくすることで探索空間が減少し、より早く収束できる結果となっている. (図 3)

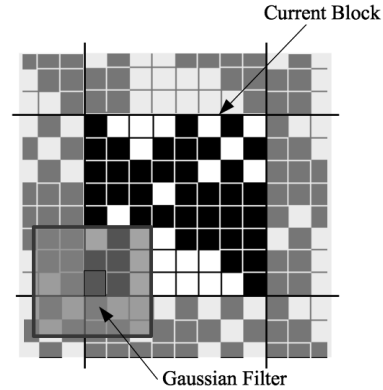


図 3 ブロック境界におけるコンボリューション処理

一方、空間解像度誤差 E_c による評価については、式 (2) のように定義されている.

$$E_c = \frac{1}{r^2} \sum_{(i,j) \in BLK} |G(i,j) - B(i,j)|, \quad (2)$$

$$G(i,j) = g(i,j) - \bar{g}(i,j),$$

$$B(i,j) = \left(x(i,j) - \frac{1}{2}\right)M$$

ここで、 $\bar{g}(i,j)$ は、原画像 $g(i,j)$ に対し 5×5 の平滑化フィルタ適用後の濃度値である.

以上、2つの評価値 E_m 、 E_c に対し、それぞれ重み係数 ω_m 、 ω_c を定め、 E_{max} はその個体集合の中で最も悪い評価値とすると、最終的に適合度の関数は式 (3) のようになる.

$$F = E_{max} - E_t, \quad (3)$$

$$E_t = \omega_m E_m + \omega_c E_c$$

2.3 その他の GA オペレーション

交叉処理については、2つの個体を決め、縦方向または横方向に 2 分割し、互いに入れ替えを行うという方法 [9, 10] を使用している (図 4). 分割方向および分割位置はランダムに求めている.

次に、突然変異処理については、個体内のある 1 ピクセル (0 or 1) の値を反転させる方法を使用している. これについても、どのピクセルの値を反転させるかはランダムに決めている.

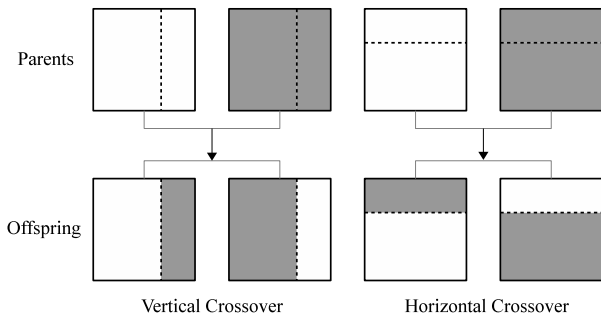


図 4 2 方向 (列方向および行方向) による交叉

3. 評価関数の改良

3.1 問題点

GA によるハーフトーン手法は、それまでの組織的ディザ法や誤差拡散法等と比較すると、アーティファクトが発生しない高品質な二値化画像生成することができる。しかし、逆ハーフトーン処理により復元濃淡化させたとき、真に暗い領域で明るいドットが生じたり、逆に真に明るい領域で黒いドットが生じたりして、いわゆるスポット的なノイズが目立ってしまう。これは GA 処理によりランダムにドットパターンを決定している関係上、必然的にある領域において不必要なドットやクラスタが生じてしまう場合があるからであり、これらの異物は評価関数処理でのガウシアンフィルタにより無視されてしまうからである。

3.2 新たな評価関数の提案

この問題を解決するために、我々は評価関数における誤差値 E_t の式において、新たな項である E_v を追加した、式 (4)

$$E_t = \omega_m E_m + \omega_c E_c + \omega_v E_v \quad (4)$$

項 E_v は、対象個体ブロックの注目画素の近傍領域 D (5×5 の領域) における局所分散値と、その対応する原画像ブロックの対応画素の近傍領域 D (5×5 の領域) における局所分散値の差分の平方根の平均値で、式 (5) により計算される。

$$E_v = \frac{1}{r^2} \sqrt{\sum_{(i,j) \in BLK} \left| \sigma_g^2(i,j) - \sigma_b^2(i,j) \right|}, \quad (5)$$

$$\sigma_g^2(i,j) = \frac{1}{D} \sum_{(k,l) \in D} (\overline{g(k,l)} - g(k,l))^2,$$

$$\sigma_b^2(i,j) = \frac{1}{D} \sum_{(k,l) \in D} (\overline{b(k,l)} - b(k,l))^2,$$

この時の近傍領域の決定の際も、式 (1) の $\hat{g}(i,j)$ の生成時と同様、個体ブロック境界の画素は、1つ前の世代のエリート個体の画素を採用していることにより、個体ブロック境界においても妥当な分散値を算出可能としている。

また、式 (1) の $\hat{g}(i,j)$ の生成時に使用するガウシアンフィルタは図 5 のカーネルを採用した。

0	3	5	3	0
3	14	24	14	3
5	24	39	24	5
3	14	24	14	3
0	3	5	3	0

×1/235

図 5 5×5 ガウシアンフィルタ GF_H

二値画像の局所分散値を原画像のそれに近づけることにより、画像の非エッジ領域 (平坦領域) において、比較的明るい部分に黒色のクラスタが、またその逆で、比較的暗い部分に白色のクラスタが発生するのを抑制することができる。しかし、本来、濃淡画像と二値画像では局所分散の性質が異なり、二値画像の局所分散が支配的になり影響が大きいため、評価関数 E_t の他の項よりも重みを小さくする必要がある。

重み係数 ω_c, ω_m については、これまでの先攻研究報告から最適値は、 $\omega_c = 0.8, \omega_m = 0.2$ となっているが、これに ω_v が加わることで変更が必要となる。今回は予備実験により、 $\omega_c : \omega_m : \omega_v = 0.4 : 0.5 : 0.1$ としている。

4. 二値画像評価のための逆ハーフトーン処理

二値化画像の品質は人間の視覚である程度は評価できるが、客観的に評価する手段は存在しない。そこで我々は、生成された二値化画像を逆ハーフトーン処理により復元濃淡化し、その多階調画像と二値化する前の原画像との PSNR 値で評価することにより、生成二値化画像がどれだけ原画像の階調表現に近いかが評価する。

ここで使用する逆ハーフトーン手法は、GA による逆ハーフトーン手法 [5] の過程で用いられる目標画像生成手法を利用する。その手法は、まず、生成された二値画像 $x(i,j)$ から、エッジ領域における復元画像 $h(i,j)$ 、非エッジ領域における復元画像 $f(i,j)$ 、およびその中間領域における復元画像 $m(i,j)$ を図 6 のように、二種類のガウシアンフィルタとのコンボリューションと、メディアンフィルタによって生成する。

次に、復元画素の注目画素がどの程度エッジ領域に属し

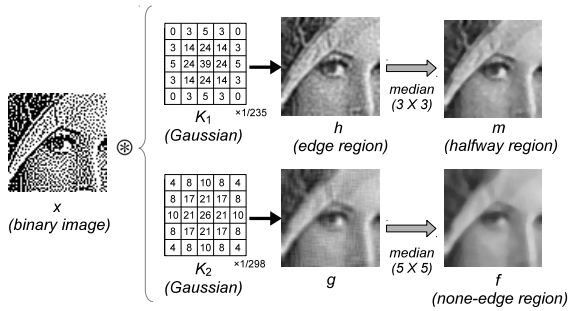


図 6 目標画像生成過程

ているかを判断するための指標として、画像 $m(i, j)$ から式 (6) よりエッジレベル $v(i, j)$ を算出する。

$$v(i, j) = \frac{\sqrt{\sigma_m^2(i, j)}}{\text{MAX}(\sqrt{\sigma_m^2(i, j)})}, \quad (6)$$

$$\sigma_m^2(i, j) = \frac{1}{D} \sum_{(i, j) \in D} \left(\overline{m(i, j)} - m(i, j) \right)^2$$

最後に、各領域における復元画像 $h(i, j)$, $m(i, j)$, $f(i, j)$ それぞれを、エッジレベル $v(i, j)$ により式 (7) のように配分加算して復元濃淡画像 $y(i, j)$ を得る。

$$y(i, j) = v(i, j)h(i, j) + (1 - v(i, j))l(i, j) \quad (7)$$

$$l(i, j) = \begin{cases} f(i, j) & \text{if } v(i, j) < THV \\ m(i, j) & \text{else} \end{cases}$$

5. 実験結果

原画像は、5 種類 (Lena, Peppers, Boat, Gold hill, Text, それぞれ、 512×512 ピクセル、グレースケール画像) を使用し、誤差拡散法、従来の GA ハーフトーン処理、および提案手法により二値化画像生成処理を行った。それぞれの GA パラメータは、個体数 100, 交叉率 1, 突然変異率 0.01 と、すべて同一にした。

提案手法により生成した二値化画像 (Lena) を図 7 に示す。

図 8 に、比較のため行った誤差拡散法、従来手法、および提案手法による二値化画像の一部を拡大したものをそれぞれ示す。誤差拡散法による二値化画像は独特のアーティファクトが存在するが、GA による両手法には存在せず原画像表現に近い画像を得ていることがわかる。

次に、提案手法により生成した二値化画像 (図 7) を逆ハーフトーン処理により多値化した復元濃淡画像を図 9 に示す。

エッジ部分がぼやけることなく、また階調変化が緩やかな領域においても荒さが目立つことなく表現されている。



図 7 提案手法による二値化画像 (Lena)

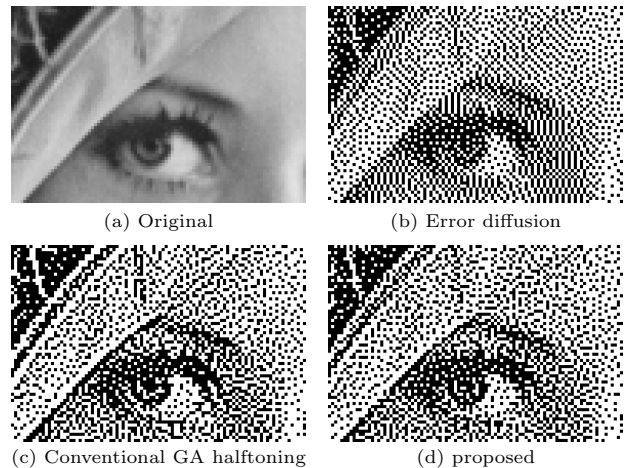


図 8 それぞれの手法による二値化画像処理結果 (a. 原画像, b. 誤差拡散法, c. 従来手法, d. 提案手法, それぞれ一部拡大)

図 10 に、図 8 と同様、それぞれの手法の二値化画像において逆ハーフトーン処理による復元濃淡画像の一部を拡大したものをそれぞれ示す。誤差拡散法二値化画像の復元画像は、完全にエッジがぼやけてしまっているが、GA による両手法はエッジ部分が比較的精细に表現されている。

従来手法、提案手法ともに復元画像結果は原画像に近い表現となっているが、PSNR 値で比較してみたところ、従来手法で 31.8[dB], 提案手法で 32.4[dB] であり、提案手法の復元画像の方が良い結果となっている (表 1)。従って、提案手法による二値化画像は従来手法によるものより高品質であるといえる。

提案手法は Text 画像を除いた全ての画像で一定の品質



図 9 提案手法による二値化画像 (Lena) の逆ハーフトーン処理による復元濃淡画像

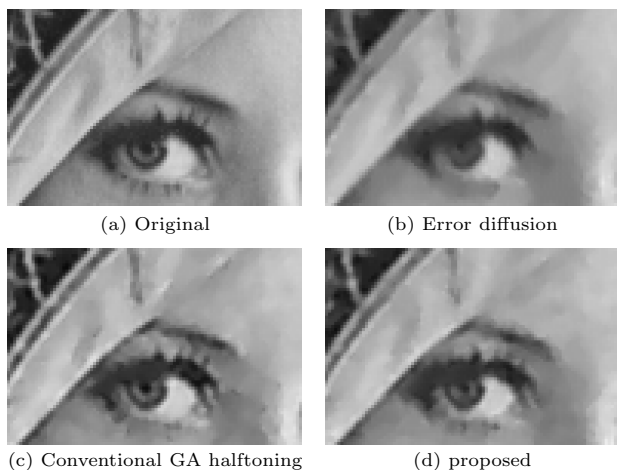


図 10 二値化画像逆ハーフトーン処理結果 (a. 原画像, b. 誤差拡散法, c. 従来手法, d. 提案手法, それぞれ一部拡大)

基準である 30[dB] を超えている。Text 画像の評価が良くないのは、元々モノクロ (黒, 白) の画像 (図 11) であり、これを逆ハーフトーン処理したときに、ガウシアンフィルタ処理過程で中間濃度値を生成してしまい、全体的にぼやけた画像に復元してしまうことに起因する。

また、従来手法と提案手法との品質の差を確認するため拡大した結果を図 12 に示す。

図 12 の従来手法の結果の丸で囲んでいる部分には、原画像には存在しないスポット的なノイズが発生している。一方、提案手法の方にはそのノイズを見つけにくい。これは、評価関数における誤差値 E_t の式 (4) において、今回我々が提案し追加した新たな項である E_v (式 5) が効果

表 1 生成二値化画像の品質評価 (逆ハーフトーン処理による復元濃淡画像の PSNR 値 [dB])

	誤差拡散法	従来手法	提案手法
Lena	31.2	31.8	32.4
Peppers	29.5	29.6	30.5
Gold hill	29.4	29.7	30.3
Boat	29.1	29.8	30.6
Text	24.0	24.0	24.0

Abstract

In this study, we propose a method to restore a continuous grayscale image from a binary image (black-and-white). It is easy to derive grayscale images from binary images.

図 11 Text 画像 (原画像)

を發揮していると考えられる。

そのスポットノイズの発生の違いが明確に分かる結果を図 13 に示す。誤差拡散法は GA と異なりランダムサーチ手法でないため、白黒の領域がはっきりしておりスポットノイズは発生していないが、エッジ部分の表現が他の結果と比較すると悪い。一方、GA による両手法は、誤差拡散法よりエッジの表現は良いが、従来手法においてはスポットノイズが多数発生している。提案手法にも発生は見受けられるが従来手法と比較すると格段に減少しているのが分かる。

6. おわりに

我々は、従来手法 GA ハーフトーン手法をもとに、シミュレーションを行い研究を進めてきた。そして、今回新たな評価関数を提案し、従来手法よりもスポットノイズの発生を抑制することによって、高品質な二値化画像が生成することができた。また、生成二値化画像の客観的評価として、逆ハーフトーン処理による復元画像での PSNR 値を使用した。その結果、見た目だけの判断ではなく数値的に評価を得ることができた。



(a) Conventional GA halftoning



(c) Proposed

図 12 GA による二値化画像の逆ハーフトーン処理結果 (a. 従来手法, b. 提案手法, それぞれ一部分拡大)

参考文献

- [1] et al. Z. Xiong. Inverse halftoning using wavelets. *IEEE Trans. Signal Processing*, Vol. 8, , Oct. 1999.
- [2] S. Hein and A. Zakhor. Halftone to continuous-tone conversion of error-diffusion coded images. *IEEE Trans. Image Processing*, Vol. 4, No. 2, pp. 208–216, 1995.
- [3] Alessandro Foi, et al. Inverse halftoning based on the anisotropic LPA-ICI deconvolution. *TICSP Workshop on SMMSP2004*, Sep. 2004.
- [4] M. Meşe and P.P. Vaidyanathan. Recent advances in digital halftoning and inverse halftoning methods. *IEEE Trans. of Circuits and Systems I*, Vol. 49, No. 6, pp. 790–805, Jun. 2002.
- [5] T. Furuya and K. Mori. Inverse halftoning image using genetic algorithms. *Journal of Signal Processing*, Vol. 13, No. 2, Mar. 2009.
- [6] B. E. Bayer. An optimum method for two-level rendition for continuous tone pictures. *ICC CONF.*

Abstr

In this study

(a) Error diffusion

Abstr

In this study

(a) Conventional GA halftoning

Abstr

In this study

(c) Proposed

図 13 画像 Text における二値化画像処理結果 (a. 誤差拡散法, b. 従来手法, c. 提案手法, それぞれ一部分拡大)

- [7] C. N. Judice J. F. Jarvis and W. H. Ninke. A survey of techniques for the display of continuous tone pictures on bilevel displays. *Computer Graphics and Image Processing*, pp. 13–40, 1976.
- [8] R. Floyd and L. Steinberg. An adaptive algorithm for spatial gray scale. *SID Digest of Tech. Papers*, Vol. 4, No. 3, pp. 36–37, 1975.
- [9] N. Kobayashi and H. Saito. Halftoning technique using genetic algorithm. *IEEE ICASSP'94*, 1994.
- [10] H. Aguirre E. Myodo and K. Tanaka. Inter-block evaluation method to further reduce evaluation numbers in ga-based image halftoning technique. *IEICE Trans. Fundamentals*, Vol. E87-A, No. 10, pp. 2722–2731, Oct. 2004.