

ノイズに強い細線化法

奥村 晃 塩山 忠義

京都工芸繊維大学 機械システム工学科

文字を認識する際、文字を構成するストロークの太さは認識には何ら寄与しないため、細線化は文字認識において重要な1つの処理過程である。本論文では、文字の濃淡画像に対する新しい細線化法を提案する。本アルゴリズムはボケ変換に対する絶対不変特徴から構成されるノイズに対して頑強な特徴量を用いている。ガウスノイズを付加した画像に本アルゴリズムを適用したところ、標準偏差が2.3未満のガウスノイズに対して満足な結果が得られた。この標準偏差の上限が良く知られた Salari and Siy の方法の場合の値より大きく、本アルゴリズムがノイズに対して強いことがわかった。

NOISE RESISTIVE THINNING ALGORITHM

Akira Okumura Tadayoshi Shioyama

Dept. of Mechanical and System Engineering, Kyoto Institute of Technology

Matsugasaki, Sakyo-ku, Kyoto 606, Japan

In this paper, we propose a new noise resistive thinning algorithm for gray-scale images containing linelike objects such as characters. The motivation of the subject studied here is based on the fact that the thickness of strokes which constitute the linelike objects, generally does not contribute to the recognition. The algorithm uses the noise resistive feature which is constructed from the invariants for blurring transformation. The algorithm is applied to noisy images which are produced by adding the Gaussian noise to the original clean images. From the experimental results, it is found that the proposed algorithm provides satisfactory results for images with Gaussian noise of standard deviation less than 2.3. The upper bound of the standard deviation is greater than that of 0.9 in case of the well-known Salari and Siy algorithm.

1. はじめに

文字を認識する場合、文字のストロークの太さは認識に何ら寄与しない、そのため、文字認識においては文字の太さに関する規格化を行なう細線化処理を施すプロセスが重要となる。一方、認識対象となる入力画像は必ずしも明瞭なものではない。たとえば多数回に渡り、コピーされた文字画像は文字線がかけたり、文字線以外の部分に斑点が付いたりすることがある。このように明瞭な原画像にノイズが重畳した画像に対しては通常極端に認識率が低下する。ノイズが重畳した質の悪い画像に対しても高い認識率を得たい、という実的な要請に応えるために、本論文ではノイズに強い細線化法を提案する。濃淡画像に対する細線化法として Salari and Siy の方法[1] や阿部・水谷の方法[2] があるが本論文では、ボケ変換 (Blurring Transformation) に対して絶対不変な特徴量を用いたノイズに強い細線化法を提案し、その方法を文字に適用した結果を従来の方法と比較して示す。

2. ボケ変換に対する絶対不変特徴量

2次元座標 $r=(x, y)$ におけるパターンの濃度を $f(r)$ とする。ボケ変換はパターン $f(r)$ と正規分布関数 $N(r; 0, \Sigma)$ との畳込み積分*で表わされるが共分散行列 Σ は $\Sigma = \sigma^2 I$ (I は単位行列) と対角標準化でき、 $\sigma^2 = 2b$ とおくと、ボケ変換 $T(b)$ は次の様に表わされる。

$$\begin{aligned} T(b)f(r) &= N(r; 0, 2bI_n) * f(r) \\ &= \int N(a; 0, 2bI_n) f(r-a) da \\ &= \int \frac{1}{(4\pi b)^{n/2}} e^{-a \cdot a / 4b} f(r-a) da \end{aligned}$$

ここで、 n は r の次元数を表わし、今の場合 $n=2$ である。この変換 $T(b)$ の共役生成素 r^* (無限小作用素) はラブラシアン Δ であることが示される。線形不変特徴量の理論[3]から絶対不変特徴量 ψ は

$$r^* g(r) = \Delta g(r) = 0$$

を満たす $g(r)$ を用いて、

$$\psi = \int g(r) f(r) dr$$

で与えられる。次の様に表わされる M_k 、 M_k^* が絶対不変特徴量であることが示される。

$$\begin{aligned} M_k &= \sum_{s=0}^{[k/2]} (-1)^s C_{2s}^k m_{k-2s, 2s} \\ M_k^* &= \sum_{p=0}^{[(k-1)/2]} (-1)^p C_{2p+1}^k m_{k-2p-1, 2p+1} \end{aligned}$$

ここに $[x]$ はガウス記号、 C_k^p は2項係数、また m_{pq} はパターン $f(r)$ の (x_0, y_0) 回りのモーメント

$$m_{pq} = \int (x-x_0)^p (y-y_0)^q f(x, y) dx dy \quad (p+q \geq 0)$$

である。4次までの具体例は以下の様になる。

次数	M_k	M_k^*
0	m_{00}	0
1	m_{10}	m_{01}
2	$m_{20} - m_{02}$	$2m_{11}$
3	$m_{30} - 3m_{12}$	$3m_{21} - m_{03}$
4	$m_{40} - 6m_{22} + m_{04}$	$4m_{31} - m_{13}$

$M_k = m_{00}$ は絶対不変特徴量なので

$$\tilde{m}_{pq} = m_{pq} / m_{00}$$

に関しても議論は同様となる。

3. 細線化の処理手順

図1に示すような手順で細線化を行なう。以下に順を追って説明する。

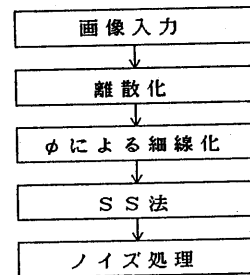


図1 本手法の細線化処理手順

3. 1 離散化

256段階のグレースケールで入力した画像の濃度

レベルを10段階に離散化した。10段階にした理由は以下のとおりである。

まず、背景の濃度値を便宜上0とするのに都合が良い。(本実験では入力画像の背景の濃度は2であり、10段階の場合の0レベルの範囲は0~25となる)。また数字の大小で濃度の高低を表わすのに便利である。

3. 2 不変特徴量を用いた評価関数 ϕ による細線化
離散化処理を施された画像に対して以下に示す方法で2. で求めた絶対不変特徴量から構成された評価関数 ϕ (例えば $\phi = \sqrt{\tilde{m}_{10}^2 + \tilde{m}_{01}^2}$)による細線化を行なう: パターン $f(r)$ の注目点 (x_0, y_0) を中心とする5×5の領域において

$$m_{pq} = \sum_{i=-2}^2 \sum_{j=-2}^2 i^p j^q f(x_0+i, y_0+j)$$

を計算して求めた ϕ の値が

$$|\phi| > \varepsilon$$

を満たすなら注目点は中心線に属しないとみなし削除する。ここで ε は評価関数 ϕ のとり値の領域を2つに分割するための閾値であり、4. 2で述べる判別分析法[4]により求められる値である。

- a. 処理方式: ラスタスキャン型並列処理
- b. 処理回数: 画面を一度だけスキャンする。
- c. 処理領域: 全ての非零濃度の画素で5×5マスキで処理する。

ただし、画像の最初と最後の2行、2列における濃度値は強制的に0とし、ラスタスキャンはその内部のみで行なう。

3. 3 SS法

評価関数 ϕ によって細線化された画像に対して、以下に示すSS法を適用する[1]。

SS法 まず画像にCGDT(The Contextual Gray Distance Transform)を施す。この処理は画像の尾根線を強調するもので、画像のパターンの濃度を $f(i, j)$ とするとCGDTを施された画像CGDT(i, j)は次の様に定義される。

$$CGDT(i, j) = \min[g_1(i, j), g_2(i, j)]$$

$$g_1(i, j) = \min [g_1(i-1, j-1), g_1(i-1, j), g_1(i-1, j+1), g_1(i, j-1)] * (ave/max)^2 + f(i, j)$$

(正方向にラスタスキャン)

$$g_2(i, j) = \min [g_2(i+1, j+1), g_2(i+1, j), g_2(i+1, j-1), g_2(i, j+1)] * (ave/max)^2 + f(i, j)$$

(逆方向にラスタスキャン)

$$ave = [f(i, j-1) + f(i, j+1) + f(i-1, j) + f(i+1, j)] / 4$$

max=濃度のヒストグラムにおいて濃度0以外でのピークの濃度

ただし最初と最後の1行、1列で g_1, g_2 は0とする。

CGDTを施された画像をラスタ走査し、以下の全ての条件を満たす画素 N_0 を除去していく。ただし、「並列判定」と記された条件では、現ラスタ走査開始直前の画像に対して条件を適用し、「逐次判定」と記された条件では、現ラスタ走査において既に除去された画素を0-画素とした画像に対し条件を適用する。「並列+逐次判定」は両者を組合わせた条件である。このラスタ走査による画素の除去を、除去される画素が無くなるまで繰り返す。

[条件1] N_0 はその4近傍に値0の画素をもつ。

(並列判定)

[条件2] N_0 はその8近傍において極大点でない。

(逐次判定)

[条件3] N_0 は端点でない。(並列判定)

[条件4] N_0 の削除によって、その8近傍内の任意の画素間の4連結性を変えない。

(並列判定)

[条件5] N_0 の削除によって、その8近傍内の任意の画素間の4連結の強さを弱めない。

(並列判定)

[条件6] 等しい値を持つ幅2の尾根線を保存するための付加条件。(並列+逐次判定)

[条件7] 対角要素の4連結性を保存するための付加条件。(並列+逐次判定)

ここで「画素 P_0, P_1 間の4連結の強さ」は P_0, P_1 を結ぶ4連結パスを $L(P_0, P_1)$ とすると

$$\max [\min \{ \text{パス} L(P_0, P_1) \text{中の画素の濃度値} \}]$$

$$L(P_0, P_1)$$

で定義される。

条件6, 7を詳しく以下に述べる。

[条件6] 既走査の4連結点が削除されている場合、並列画面においてその削除点のみを削除しても注目点の4連結数が1であること。

[条件7] 既走査の8近傍内の非4近傍点が削除されている場合、並列画面においてその削除点のみを削除しても次の条件 a), b)のいずれかが満たされること。

- a) 注目点の連結数が1であること。
- b) 削除点の4近傍で注目点の4近傍に属する連結点の4連結数が全て1であること。

図2に具体的な例を示す。また端点、極大点は次の様に定義する。

端点: 注目点の4近傍の非零濃度の画素数が1個(連結点と呼ぶ)でその連結点の4近傍の非零濃度の画素数が2個であるとき、注目点を端点とする。

極大点: 注目点の濃度値がその全ての8近傍の濃度値よりも大きいとき、注目点を極大点とする。

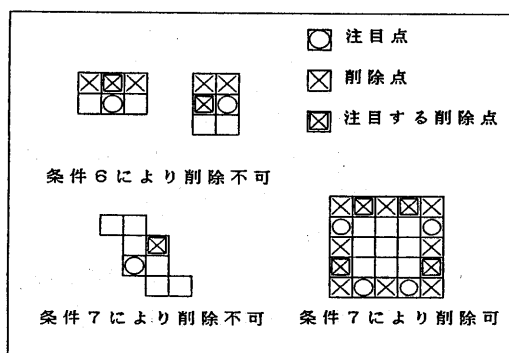


図2 条件6, 7の適用例

3. 4 ノイズ処理

ノイズ画像を細線化した後、文字線以外の背景に粒子状のノイズが残る。このような明らかにノイズとみなされる文字線以外の非零画素を除くために次のノイズ処理を行なう。

ノイズ処理: 非零濃度の画素に対してその連結成分内の画素数を数え、それが閾値よりも小さい場合、ノ

イズとみなし削除する。

閾値は細線化図形の大きさによって決定する必要があるが、本実験では58×58の画像で表現し、ノイズがない場合の細線化結果の連結成分数は、38～146の間にあり閾値を25とした。

4. 細線化の結果と考察

4. 1 評価関数φの選択

評価関数φによる細線化を行なう場合、φの値が、文字線の中心線部分において小さく、中心線から離れるに従って大きくなることが望ましい。

このような分布特徴を持つφを選択するために、図3に示す基本的な4つのパターンについて、次のφの値の分布特性を図4～6に示す。

$$\phi = |m_{10}| + |m_{01}| \quad (1)$$

$$\phi = |\tilde{m}_{10}| + |\tilde{m}_{01}| \quad (2)$$

$$\phi = \sqrt{\tilde{m}_{10}^2 + \tilde{m}_{01}^2} \quad (3)$$

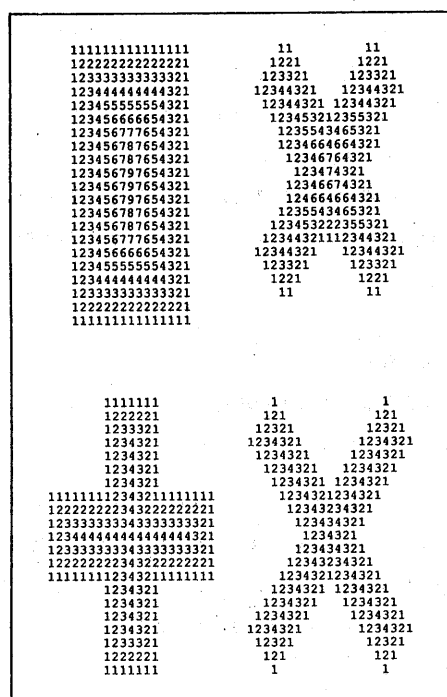


図3 基本パターン

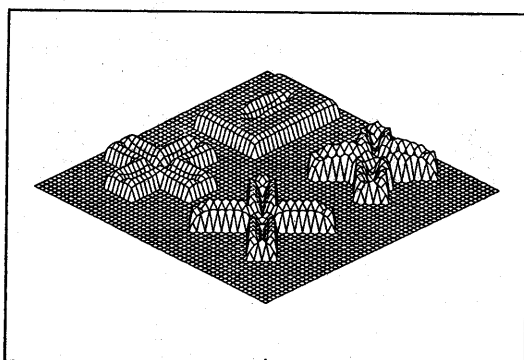


図4 式(1)の ϕ の分布特性

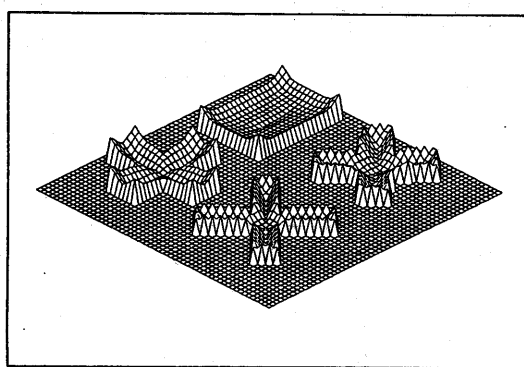


図5 式(2)の ϕ の分布特性

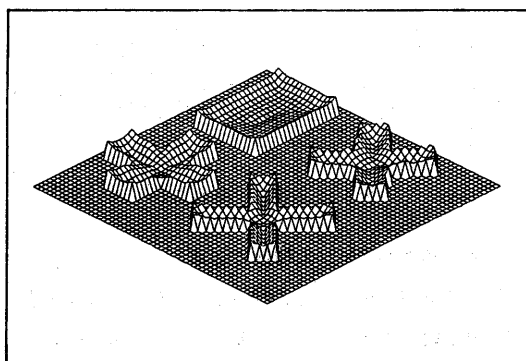


図6 式(3)の ϕ の分布特性

ここで1次モーメントで構成される評価関数 ϕ を考慮したのは2次以上のモーメントで構成される ϕ の値の分布特性が非常に複雑な形となり評価関数として不適切であるためである。図4-6において、直線の交点が1画素に対応する。図4では図5、6と比較して高さ方向を30分の1にして表示している。

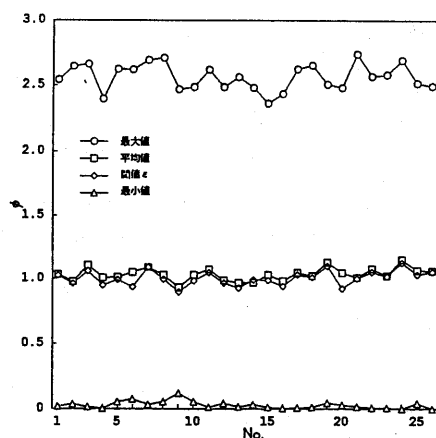


図7 式(2)の ϕ の値

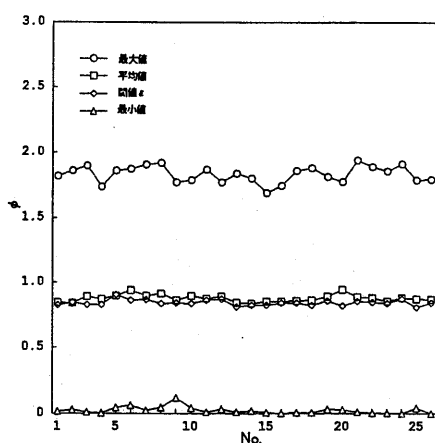


図8 式(3)の ϕ の値

図4の分布特性においては、基本パターンの周辺部は角の部分など中心線部分に属さない部分で ϕ の値が小さいので、もし、間値が高いと周辺部がとり残される可能性がある。また、図5と図6を比較すると後者の方が周辺部での ϕ の値のバラツキが小さい。次節で述べるように間値の安定性においても式(3)の ϕ が優れていることから、式(3)の ϕ が評価関数として適しているため、本手法において、この ϕ を採用する。

4. 2 間値 ε の決定

図7、8にそれぞれ式(2)の ϕ 、式(3)の ϕ の文字画像に対する最大値、最小値、平均値および間値 ε を示す。横軸の1~26は $A=1, \dots, Z=26$ を表

す。各文字画像に対する閾値は、 ϕ の文字画像での最大値と最小値を300クラスに等分割し、それぞれのクラスの代表値としてクラスの中央値を用い、判別分析法を適用して求めた。図7、8を比較した場合、後者の方の閾値が文字の変化に対して安定であることが分かる。従って、式(3)の ϕ に対する図8の閾値の26文字に対する平均を本手法における閾値 ε とする。

即ち

$$\varepsilon = 0.85$$

とする。

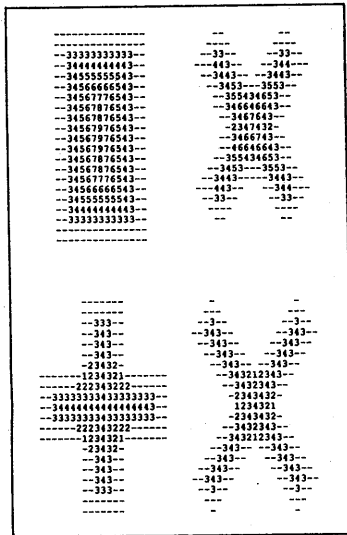


図9 ϕ の結果

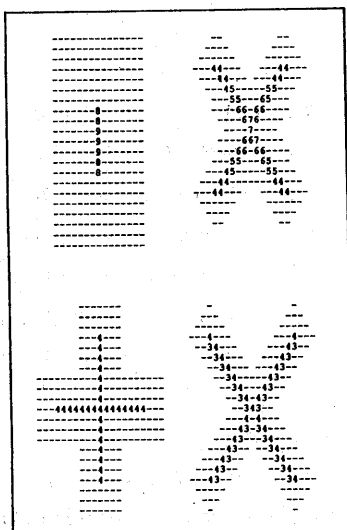


図10 細線化結果



図11(a) 入力画像

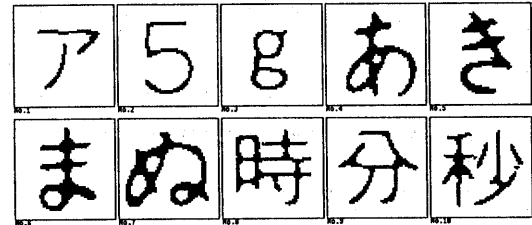


図11(b) ϕ の結果

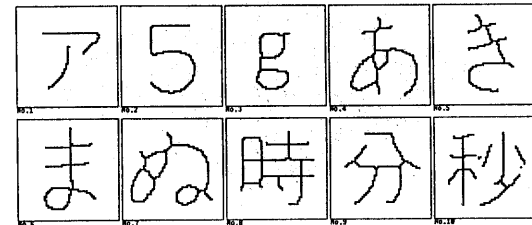


図11(c) 本手法

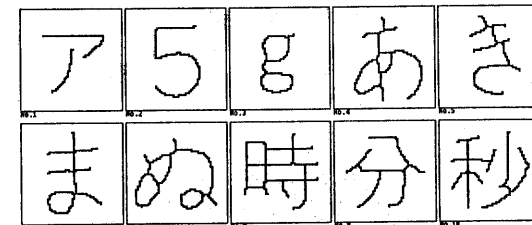


図11(d) SS法

4. 3 基本パターンの細線化結果

図3の基本パターンを式(3)の ϕ を用いて細線化した結果を図9に示す。これを更にSS法で細線化した結果を図10に示す。基本パターンをSS法のみで細線化した結果も図10と同じになった。ただし、この実験ではCDGTは行わなかった。

4. 4 英字、数字、かな、漢字の細線化結果

図11(a)に示す入力図形を ϕ により細線化した結果を図11(b)に示す。ここで白は零濃度を示し、黒は非零濃度を示す。本手法の最終結果を図11(c)に

示す。また比較のため、入力図形をSS法のみで細線化した結果を図11(d)に示す。このようにノイズの無い入力図形に対しては、本手法、SS法の両者の結果においては大差はない。

4.5 ノイズを付加した文字に対する細線化結果

ノイズ付加は離散化した 58×58 の画像に対して行った。ボックス・ミュラーの方法[4]で平均0、標準偏差 σ の正規乱数を全ての画素において発生させ、その小数部分を切り捨てた値を濃度値に加えた。ただし、加えた結果0~9の範囲外の値になるときは上限または下限の値にした。

以下においては本手法と比較するため、平滑化を行なったSS法を用いる方法(以下、SSS法と呼ぶ)の結果も示す。ノイズ処理は全ての方法に適用する。平滑化処理は次のような方法で行なった。

平滑化処理: 全画面をラスタスキャンし、注目点を中心とする 3×3 マスク内の濃度値の平均値を注目点の濃度値とする。

本手法、SS法、SSS法で細線化処理した結果をそれぞれ図12(b),(c),(d)に示す。

画像にノイズが加わるとその細線化結果に様々な影響を及ぼし、文字線が劣化を受ける。例えば、中心線がずれたり、枝状のノイズ(ヒゲ)が生じたり、ノイズにより発生した穴やブリッジによって原画像のオイラー数が変化したりする。それらの中でも最も発生しやすく、また発見しやすい、ヒゲの発生を劣化の評価基準とし、それが発生する σ について調べた。

本実験ではヒゲを次の様に定義した。

ヒゲ: 理想的な中心線から長さ3以上の枝がでている場合それをヒゲとする。

乱数の種(初期値)を10通り変化させて、細線化を行い、ヒゲが発生する σ の値の最小値をそれぞれの細線化法で比較すると、本手法では $\sigma = 2, 3$ 、SS法では $\sigma = 0, 6$ 、SSS法では $\sigma = 0, 9$ であった。

図13(a),(b),(c)にそれぞれ本手法、SS法、SSS法における削除画素数の配分(割合)を示す。図からSSS法はSS法に比べてヒゲの発生限界が大

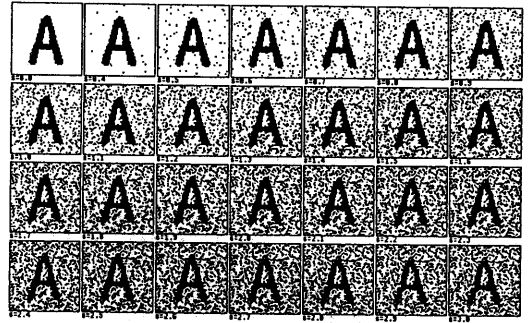


図12(a) 入力画像

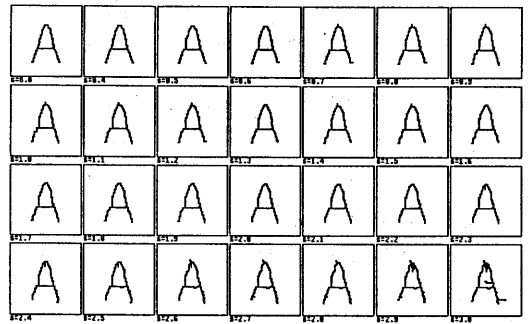


図12(b) 本手法

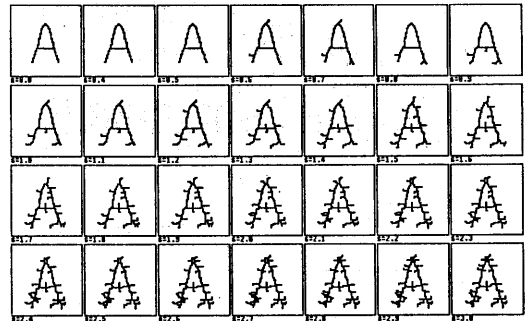


図12(c) SS法

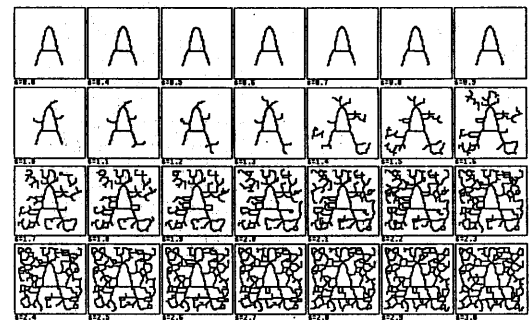


図12(d) SSS法

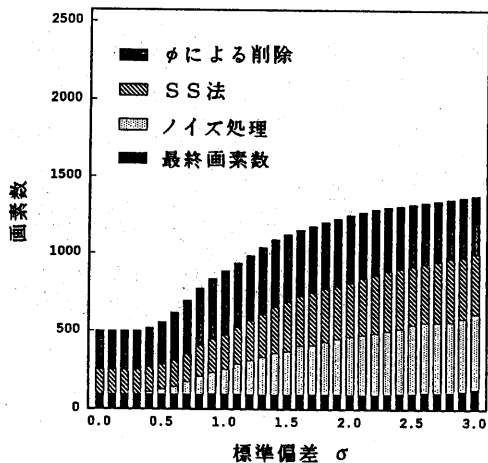


図 13 (a) 本手法での削除画素数

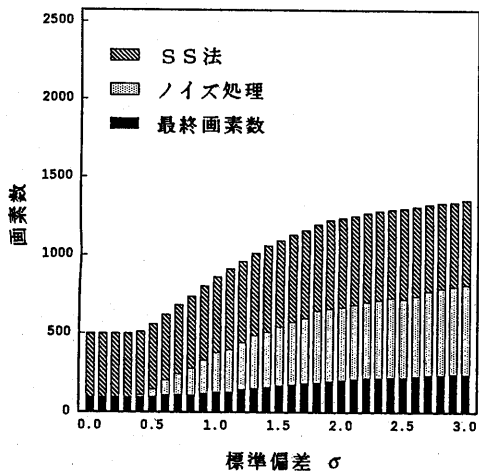


図 13 (b) SS法での削除画素数

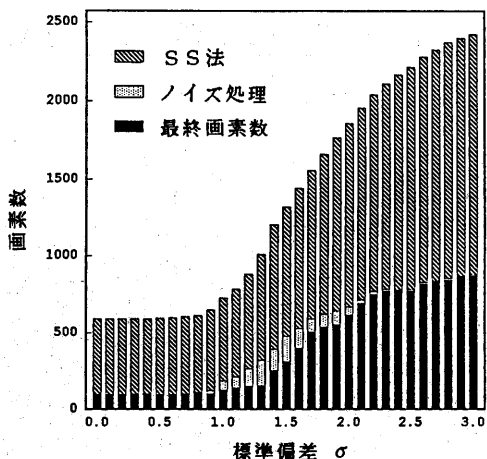


図 13 (c) SSS法での削除画素数

きくなるが σ が大きくなると平滑化を行うことによってかえって非零濃度の画素数が多くなり、もとの図形の形自体を変えてしまい実用的でなくなることがわかる。また最終的に残る画素数が σ に対して安定していることが望ましいが本手法が最も優れていることがわかる。

5. 結論

ノイズに対して強い細線化法を得るために、ボケ変換に対して絶対不変な特徴量から細線化のための評価関数を構成した。この評価関数を用いた細線化法でガウスノイズを加えた画像の細線化実験を行った結果、従来の細線化法としての Salari and Siy の方法で細線化したものよりもノイズ状の枝の発生を抑えることができた。

参考文献

- [1] E. Salari and P. Siy "The Ridge-Seeking Method for Obtaining the Skeleton of Digital Images", IEEE Trans. on SMC, Vol. SMC-14, pp. 524-528 (1984)
- [2] 阿部圭一 水谷富由樹, "逐次判定条件と並列判定条件を組み合わせた濃淡画像の細線化法", 情報処理学会第37回(昭和63年後期)全国大会, 3V-5, pp1547-pp1548
- [3] 大津展之 "不変特徴抽出の理論" 電子通信学会誌 1986, Vol. 69, No. 8, pp. 831
- [4] 津田孝夫 "モンテカルロ法とシミュレーション", 培風館, 1969