

濃淡図形の細線化アルゴリズムの比較について

成瀬 正 鳥脇 純一郎 福村 晃夫
名古屋大学工学部

1. まえがき

濃淡画像の画像処理において、与えられた画像を所望の情報を含む線図形に変換することがしばしば行われる。これは、画像処理過程で極めて重要な位置を占める処理であるため、多種類の方法が提案されているが、すべての入力画像と処理目的に対処しうる理想的な方法はまだ知られておらず、従って、実際の応用に際しては適当な手法を選択することが必要になる。それゆえ、既存の手法を比較検討して各々の特徴を明確にしておくことが重要であるが、そのような検討はこれまで部分的になされてきたにすぎない^{(1),(2),(3),(4)}。そこで、本文では濃淡画像を線図形に変換する諸方法（以下簡単のため細線化法とかく）の性質の比較検討を試みる。

ところで、二値図形の細線化の方法の比較に関しては既に田村による詳細な報告があるが^{(5),(6)}、濃淡画像を対象とする場合は、次に述べるように問題の性質が二値図形の場合とかなり異なってくる。すなわち、まず、濃淡画像自体が多く情報をもつため、細線化法も異なった発想に基づくものが生じて多彩となる。（たとえば、連結数⁽⁷⁾、交差数⁽⁸⁾のような基本的概念が見出しにくい。）従って、既存の方法の多くがまだ基本的な考え方の提案の段階にあって二値図形の場合のように細部まで改善がなされていない。さらに対象となる画像の種類や処理目的も多様であって（たとえば、二値図形処理の場合の文字認識のような）標準的な処理対象や処理目的を設定しにくい。それゆえ本研究では、各種手法の発想（あるいは基本的考え方）の相違と、それに基づく性質の相違の考察に重点をおく。また、必要に応じて適当に選択された濃淡画像の処理結果の定量的比較も行なう。

以下、まず2で細線化の諸方法の概観と、本文で検討する具体的な細線化法の説明を与える。次いで3で細線化アルゴリズムの中で重要な役割を果たす画像の重みつき距離変換の基礎的性質を述べた後、4において各種アルゴリズムの比較結果を、実験結果も含めて詳しく述べる。

2. 細線化の方法

2.1 細線化法の概説

前述のように、濃淡画像の処理の目的は多様であり、それに対応して変換された線図形のもつべき情報（すなわち、どのような線図形を抽出すべきか）もまた変化に富むが、次の二つの場合が恐らく大部分を占めると思われる。

(1) 入力画像中に注目する特定の対象物（図形）が存在する場合—対象物の輪郭線、または芯線に対応する線図形。（例、胸部X線像における肋骨像異常陰影等。）

(2) 入力画像中に特定の対象物をもたない場合—入力画像の構造を表わす線図形（尾根線、谷線等）（例、地形図）

そして、(1)の場合には適当な前処理によって、線図形が抽出されるべき点とその近傍とで濃度値が大きい値、その他は小さい値をとるような画像を入力画像からつくり出すことを前提とすれば、直観的には、濃淡画像の細線化としては、与えられた画像から濃度分布のつくる曲面の尾根筋に当たるような自然な（well-behaviorな）曲線を抽出する機能を考えればよいであろう。

さて、標準化された画像上で細線化を実行することは、各標本素に対して、それが抽

出される線図形上にあるとみなされるか否か(いわば標本点の状態)を判定することでもある。そして、この判定のために局所情報(その点の近傍で画面全体に比べて十分小さい領域から得られる情報)および大局的情報(局所情報の場合と比べて十分広い領域から得られる情報)としてどのようなものを用いるかによって、種々の細線化の方法が工夫される(表1)。このような情報の主なものとして次のものがあげられる。

- (1) 局所情報: 濃度の極値性(方向つき), 連結数および曲率係数, 距離変換の値。
- (2) 大局的情報: 線図形を含む領域の形状, 距離変換, 抽出点の隣接関係(抽出された線の連結性, 滑らかさ等), その他適当な評価関数。

これらの中で、局所情報は明らかと思われ、大局的情報について、少し補足しておく。大部分の方法においては、線図形を含むとみなされる領域を予め定め、線図形はその中から抽出される。この領域の作り方は、画面全体に対するしきい値処理で、ある値以上の濃度を持つ部分を抽出する場合(しきい値処理)と、各標本点を局所情報で分類した後同一種類の点の集まりとして領域をつくる場合(clustering)がある。この領域のアルゴリズム上での意義は様々で、単に領域の外からは線を抽出しないという消極的なものから、領域の形を積極的に利用するものまである。一元評価関数による方法というのは、適当に設定された(線図形としての良々の尺度を示す)評価関数を最適化する標本点の組を求めようとするもので、この関数自体が局所情報と大局的情報の組合せになっている。上記(1)(2)の組合せと対応する主要な方法を表1に示す。

さて次に、これらの方法の中から以下に述べる方針に沿って、いくつかの方法を選別し、本文の検討の対象とする。まず標本点の方法⁽⁹⁾は、いわば標本点画像を対象とするという理由から除く^(*)。またclusteringによる領域生成を用いる諸方法^{(10), (11), (12)}は、厳密に細線化するために、二値図形細線化の方法を併用する、いわば二種以上の細線化の合成とみなされるため除外する。さらに、評価関数を用いる方法は、実際には抽出される点の隣接関係を大局的情報として用いる近跡型アルゴリズムに帰着される。従って、表1で残された手法の典型的なものとして、GWD⁽¹³⁾, WPM⁽¹⁴⁾

表1 濃淡画像の細線化法の分類 (各方法とも代表的なもの、または本文で後に用いるものをあげるにせよ)

局所情報 \ 大局的情報	無	clusteringによる領域生成	しきい値処理による領域生成			評価関数
			GWD [†]	領域の形状	隣接関係の論理条件	
極値性	標本点 ⁽⁹⁾	Johanson ^{** (10)}	/	鹿野 ⁽³⁾ 多数	小柳 ⁽¹⁶⁾ 阿部 ⁽¹⁵⁾ 鹿野 ⁽²⁾	Montanari ⁽¹⁷⁾ Fu ⁽¹⁸⁾
連結数 曲率係数	/	鳥飼 ^{*(12)}	/	横井 ⁽⁴⁾ Hilditch ⁽⁵⁾	/	/
GWD [†]	/	/	Levi ^{†† (GWS)^{†† (13)}}	/	/	/
			鹿野 ^{††† (WPM)^{††† (14)}}	/	/	/

† 重みつき距離 (Grey Weighted Distance)

* 可変局所領域を積極的に用いる。

†† 重みつきスケルトン (Grey Weighted Skeleton)

** 実際には、厳密に線図形に変換するところ

††† Wave Propagation Method

またはいつていふこと。

~~~~~ : 本文での検討に用いる手法

(\*) 一般に連続関数に対して考えられた方法を標本点画像処理に移行する作業は自明でない。特に上記の方法では標本点画像の1階, 2階の偏導関数の定義と雑音除去の前処理に工夫を要する。

極値抽出法<sup>(2)</sup>, 横井らの方法<sup>(3)</sup>, 阿部らの方法<sup>(5)</sup>, を選んで検討の対象とする。

## 2.2 本文で扱う細線化法

こゝでは本文で考察の対象とする細線化法を, やや詳しく説明する。

### (1) 極値抽出型(並列型)<sup>(2)</sup> (Ridge Extraction - Parallel Type, REP)

|    |    |    |
|----|----|----|
| P1 | P8 | P7 |
| P2 | P0 | P6 |
| P3 | P4 | P5 |

点  $P_0$  とその近傍の 8 点  $P_1, P_2, \dots, P_8$  (図 1) の値をそれぞれ  $x_1, x_2, \dots, x_9$  とする。(以下  $A \cap B$  は  $A$  と  $B$  が同時に成立すること,  $A \cup B$  は  $A$  と  $B$  の少なくとも一方が成立することを意味する。)

$$(1). \{(x_p > x_2) \cap (x_p > x_6)\} \cup \{(x_p > x_8) \cap (x_p > x_4)\}$$

ならば  $P_0$  は抽出点とする。

$$(2). \{(x_p = x_2) \cap (x_p > x_6)\} \cup \{(x_p > x_2) \cap (x_p = x_6)\} \cup \{(x_p = x_8) \cap (x_p > x_4)\} \cup \{(x_p > x_8) \cap (x_p = x_4)\}$$

図 1. 点  $P_0$  とその近傍

ならば  $P_0$  は抽出点の可能性ありとして (3) を調べる。

(3). (1) または (2) を満足する点で  $x_i = 1$ , その他の点で  $x_i = 0$  とする。(  $\bar{x}_i = 1 - x_i$  とする)

$$(i) (x_1 \vee x_7 \vee x_8) (x_3 \vee x_4 \vee x_5) \vee (x_1 \vee x_2 \vee x_3) (x_6 \vee x_7 \vee x_8) = 1$$

$$(ii) x_2 \bar{x}_6 (x_1 x_3 \bar{x}_5 \bar{x}_7 \vee x_1 x_4 \bar{x}_7 \vee x_3 \bar{x}_5 x_8) \vee x_4 \bar{x}_8 (\bar{x}_1 x_3 x_5 \bar{x}_7 \vee \bar{x}_1 x_3 x_6 \vee x_2 x_5 \bar{x}_7) \vee \bar{x}_2 x_6 (\bar{x}_1 \bar{x}_3 x_5 x_7 \vee \bar{x}_1 x_4 x_7 \vee \bar{x}_3 x_5 x_8) \vee x_4 x_8 (x_1 \bar{x}_3 \bar{x}_5 \bar{x}_7 \vee x_1 \bar{x}_3 x_6 \vee x_2 \bar{x}_5 x_7) = 0$$

上記 (i), (ii) の式を共に満たすならば  $P_0$  を抽出点とする。

この方法は, 尾根線状の点を抽出する最も基本的(直接的)な方法とみられる。(但し, 抽出条件の細部には他の多くの変形が考えられる。) 文献(10), (11)も基本的にはこれと同様であり, 濃度値の極値性に注目するとすれば, 基本的にこのようになる。但し, この方法では大局的情報は隣接関係に関するごく簡単な条件があるのみで, 条件(3)を外すと局所情報のみとなり, また, 連結領域の存在は, その外部への線抽出を禁止するという消極的の拘束のみで本質的でない。

### (2) 尾根線抽出(追跡型)<sup>(15)</sup> (Ridge Extraction - Sequential Type, RES)

概略については付録参照<sup>(\*)</sup>。この方法は線を一方から追って行く(追跡)手順に特徴があり, 線の滑らかさに関する条件を利用し易い。前述のように構成される評価関数の最大化(最小化)を計算するやり方も, 動的計画法を用いた多くの手法も, 結局はこの種の方法に帰着する。なお個々の条件の細部には色々な変形があり得よう。連結領域の意義は(1)と同様消極的なものではない。

### (3) 芯線抽出<sup>(3)</sup> (Thinning, TH)

連結領域を縁から順に削って行く<sup>(3), (8)</sup>。但し, 削除すべき点の選択に濃度値の情報を利用する。この型の例として, こゝでは横井らによる方法を用いる<sup>(3)</sup>。但しこれも細部まで洗練されているわけではなく, 部分的改善の余地は少なくない。詳細は文献(3)にゆずる。連結領域の存在が本質的に必要である。

### (4) 重みつきスケルトン<sup>(13)</sup> (Grey Weighted Skeleton, GWS)

二値図形の帯格線(skeleton)を求める手順に濃度値の利用を組み入れたもの。後述の如く直接に細線化を意図したものでなく線巾が1になる所まで2になり, 厳密な細線化はできない。詳細は3で改めて述べる。連結領域は本質的に必要である。

### (5) Wave Propagation Method<sup>(14)</sup> (WPM)

上記GWSを求める重みつき距離変換(Grey Weighted Distance Transformation, GWD)とそれを定めるminimal pathの情報<sup>(13)</sup>を組み合わせて, GWSに対応する位置に線巾1で連結性のよい曲線の抽出を意図したもの。基本的にはGWSと同様の性格を

(\*) 本方法は静岡大学阿部圭一助教授の南条による。

もつが、最初から細線化を意図して開発されたものであるため、抽出線の性質は GWS より良い。詳細は文献(14)にゆずる。連結領域は本質的に必要である。

### 3. 重みつき距離変換の性質

前章で述べたように本文で考察の対象とされる諸方法のうち GWS, WPM は本質的に重みつき距離変換 (GWD) を伴い、また TH, RES も入力画像の性質を well-behaved にするために、前処理として GWD の採用をすすめている。<sup>13)</sup> 本節では、以下の説明に必要な記号の定義と GWD の性質を述べておく。

[定義 1]  $i$  行  $j$  列標本点の濃度値が  $f_{ij}$  で与えられる標本化された画像を  $F = \{f_{ij}\}$  で表わす。  $i$  行  $j$  列標本点を単に点  $(i, j)$  または要素  $(i, j)$  とかく。特に  $f_{ij} \geq 0$  for all  $(i, j)$  のとき  $F$  を正值画像とよぶ。以下特に断らない限り、本文では正值画像のみを扱う。

[定義 2] 画像  $F = \{f_{ij}\}$  において、 $f_{ij} = 0$  となる点  $(i, j)$  の集合を "0 値成分" とよび  $F_0$  で表わす。  $f_{ij} > 0$  となる点  $(i, j)$  の集合は、要素間の連結関係によって同値類に分けられる。<sup>14)</sup> 各同値類を連結成分 (connected component) または、濃炭連結成分とよぶ。

[定義 3] 正值画像  $F = \{f_{ij}\}$  に対して次の式で定義される画像を  $F$  の二値化画像と呼び、 $F_B = \{f_{bij}\}$  で表わす。  $f_{bij} = 1$  ( $f_{ij} > 0$  のとき),  $= 0$  ( $f_{ij} = 0$  のとき)。  $F_B$  の連結成分を  $F$  の連結成分と区別して二値連結成分とよぶ。

[定義 4] 画像  $F = \{f_{ij}\}$  から次の式に従って導かれる画像  $D = \{d_{ij}\}$  を、 $F$  の重みつき距離変換 (Grey Weighted Distance Transformation) とよび、GWD とかく。

$$d_{ij} = \min_{\{(i_r, j_r)\}} (f_{i_0, j_0} + f_{i_1, j_1} + \dots + f_{i_n, j_n})$$

ただし、 $\{(i_r, j_r)\}$  は、 $(i_0, j_0) \in F_0$ ,  $(i_n, j_n) = (i, j)$  かつ  $|i_r - i_{r-1}| + |j_r - j_{r-1}| = 1$  (4 近傍型) ( $\max(|i_r - i_{r-1}|, |j_r - j_{r-1}|) = 1$  (8 近傍型)) ( $r = 1, 2, \dots, n$ ) を満たす任意の有限標本点列である。また、 $d_{ij}$  を与える有限標本点列  $\{(i_r, j_r)\}^*$  を点  $(i, j)$  に至る minimal path,  $\{(i_r, j_r)\}^*$  中の要素の個数  $n$  をこの minimal path の長さという。特に、点  $(i, j)$  を通って他の点  $(i', j')$  に至るいかなる minimal path も存在しないとき、点  $(i, j)$  は  $D$  の minimal path の終点であるという。さらに与えられた画像  $F$  から重みつき距離変換を求める操作も GWD 変換といい、 $D = \text{dist}(F)$  とかく。

さて、GWD 変換には次のような性質がある。

[性質 1] 任意の画像  $F$  に対し、ある正の整数  $N$  が存在し、 $n \geq N$  なるすべての  $n$  (有限) に対して、 $D_F^{(n)} = \text{dist}^{(n)}(F)$  の minimal path の終点の集合  $E_F^{(n)}$  は、 $F$  の二値化画像  $F_B$  に GWD 変換を施した画像  $D_B = \text{dist}(F_B)$  の minimal path の終点の集合  $E_B$  を含む。すなわち  $E_B \subseteq E_F^{(n)}$ 。但し  $D_F^{(1)} = \text{dist}(F)$ ,  $D_F^{(n)} = \text{dist}^{(n)}(F) \equiv \text{dist}(D_F^{(n-1)})$  for  $n \geq 2$  を意味する。特に  $F$  が二値画像ならば  $N = 1$  である。

この性質からわかるように、GWD の適用は原画像に含まれる濃度値の情報を失わせる効果があり、従って、画像の濃炭情報を重視するときは、GWD を多用することは好ましくない。このことに関連してつぎの定義をしておく。

[定義 5] 濃炭画像  $F$  が本質的に二値であるとは、 $D_F^{(1)} = \text{dist}(F)$  の minimal path の終点の集合  $E_F^{(1)}$  がその二値化画像  $F_B$  の minimal path の終点の集合  $E_B$  を含むことをいう。すなわち  $E_B \subseteq E_F^{(1)}$

すなわち、画像が本質的に二値であるとは、画像の持つ濃炭情報が少ないことを意味する。

[性質2] 任意の画像Fから得られるGWDTでは、4並傍型、8並傍型共に、Fを  
除いて隣接する $3 \times 3 (=9)$ 点がすべて等しい値をとることはない。さらに4並傍  
型ではある点とその上下左右の4点がすべて同じ値になることはない。

以上の証明は紙数の関係で省略する。

性質2からGWDTには隣接 $3 \times 3$ 点が同一濃度値をもつという意味で局所的に完  
全に平坦な部分はないことになり、GWDTの細線化が非常にやり易くなる。  
前処理としてGWDTが用いられる理由は主としてこの利点にある。但し、性質2  
後半は、GWS(4並傍型)では直交する連続直線の交差部が適確に抽出できない原因  
となる。さらにGWDTにはランダム雑音低減の効果もある。<sup>(1)</sup> GWDTは上記の  
ような長所短所をもつものであるが、細線化に際しては性質2とランダム雑音抑制  
の効果が活用される。

#### 4. 細線化法の比較実験

##### 4.1 細線化機能の評価項目

二値図形の細線化アルゴリズムの機能評価に際して考察すべき項目は、文献(9)に  
述べられ、文献(5)でも用いられているが、ここでは濃淡画像の処理に特有な性質を考  
慮して、以下のような評価項目を設定する。

(1) 線中：抽出線の線中が1であること。 (2) 線の位置：抽出線は尾根線上  
にあること。 (3) 連結性：尾根線に明確な切れ目がない限り対応する抽出線は  
連結していること。 (4) 安定性(1)：抽出線は濃度のランダム変動(濃度雑  
音)に影響されないこと。 (5) 安定性(2)：抽出線は領域の境界のランダムな  
変動(形状雑音)に影響されないこと。 (6) 回転の影響：抽出線は入力画像の  
回転の影響を受けないこと。 (7) 処理時間：濃度レベル数や細線化処理対象領  
域の大きさに無関係で、かつ高速であること。 (8) 記憶容量：入力画像と同じ大  
きさの配列の必要個数。 さらに各手法の特徴を明確にするために以下の二項  
目も調べる。 (9) 各手法による抽出結果間の一致度：抽出点の一致度によつて  
各手法の類似性を調べる。 (10) 二値図形との比較：濃淡画像とその二値化図形  
の抽出線の相違を比較して各手法における濃淡情報の反映のされ方を調べる。

##### 4.2 実験方法

試料画像として次のようなものを適宜使用する。

試料A、(理想図形)：直線、L字形、分岐、交差を含む幾何学図形。濃度レベル数4  
(0~3)、線中5および6、大きさは $60 \times 80$ 。本質的二値図形と考えられる。

試料B、(一般濃淡図形)：肉撮撮影胸部X線写真に血管影識別用差分型フィルタ  
を施し、しきい値処理で濃淡連結成分をつくらせたもの。濃度レベル数114(0~113)

大きさは $60 \times 128$

これらの画像を前記各方法で処理し、その結果を評価し、あるいは相互に比較する。  
但し、GWS、WPMは必然的にGWDTを伴うため処理結果の相互比較の条件を統一す  
る意味でRES、REP、THの場合も、前処理としてGWDTを行つた結果に適用するよう  
にした。(図2) 各細線化法はFORTRANサブルーチンの形で実現され、計算機シ  
ステムFACOM 230-60、FACOM 230-38で実現された。

##### 4.3 実験結果と考察(I)

前節の実験の結果に対する実験者の主観評価を要約して表2に示す。また、  
細線化の結果の一部を図4に示す。以下、各項目についてやや詳しく述べる。

●線中：GWSではほとんどいふところ線中2になる他は、このアルゴリズムとも  
ほぼ線中1である。RES、THでは4連結と8連結の区別が可能である。但し、

4連結の場合のTHは原理的に不自然な結果を与える場合がある(図3)。WPMはほとんど線巾1であるが、4連結と8連結は混合している。

●線の位置: GWDTの後では、RESを除いてすべて、抽出線はGWDTの尾根線にある。RESでは、抽出線の方向や階層からの条件から、部分的に尾根線からずれることがある。

●連結性: THとRESでは原理的に保証され、かつ4連結、8連結の別も指定可能である。ただし、THにおいては、連結領域内に極大実が1実しかないとき、抽出線はその1実に縮退する<sup>(†)</sup>。その他のアルゴリズムでは連結性の保証はないが、GWS、WPMは実験的におおむね良好である。REPでは連結性はほとんど考慮されない。

●安定性(1)(図5, 図6): GWS, WPMが良い。これは、GWDTの平滑化作用によって *minimal path* の終実という情報が濃度雑音に対してかなり安定であることを示すものと考えられる。REP, RESは局所的な濃度情報を用いているため、GWDTの平滑化効果にもかかわらず、GWS, WPMよりは雑音の影響を受けやすくなる。THは雑音によって濃度の凹みができるると凹みの内側は原理的に細線化しない。但し、GWDTにより、このような濃度の凹みは解消される。

●安定性(2)(図7): 各アルゴリズムとも形状雑音による影響は受けにくい。THは形状雑音で生じた極大実につながる偽尾根線を抽出する(図8)。

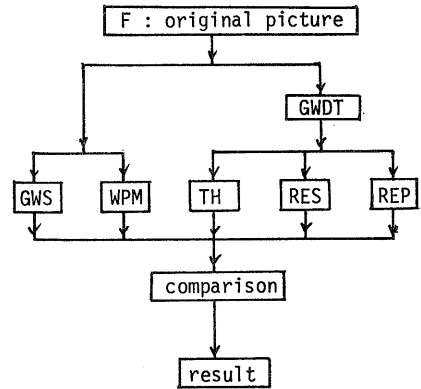


図2. 比較過程の flow chart



図3. 濃度分布が図のような場合TH(4連結)では○と□が抽出実となる。

表2. 実験結果

|        | GWS | WPM | TH | REP | RES |
|--------|-----|-----|----|-----|-----|
| 線巾     | X   | ○   | ○  | △   | ◎   |
| 線の位置   | ◎   | ◎   | ○  | ○   | X   |
| 連結性    | △   | △   | ◎  | △   | ◎   |
| 安定性(1) | ○   | △   | △  | △   | X   |
| 安定性(2) | ○   | ○   | ○  | △   | ○   |
| 回転の影響  | △   | ○   | ○  | ◎   | ◎   |
| 処理時間   | ○   | ○   | X  | ○   | X   |
| 記憶容量*  | 2   | 3   | 1  | 1   | 2** |

\* 入力画像を保存しないとした場合の必要圧縮回数

\*\* さらに1/4に減らすことが可能

◎: 非常に良い, ○: 良, △: 普通, X: やや劣る。

(†) これはここで用いたアルゴリズムが極大実間をつなぐ尾根線を抽出するという方針で作製されているためであり、改善は可能である。

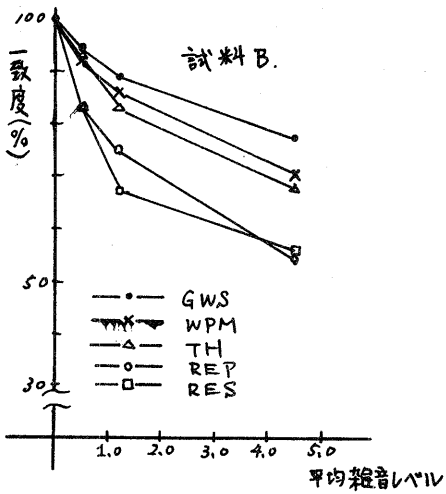


図5 濃淡雑音による一緻度の変化  
(一様雑音の場合)

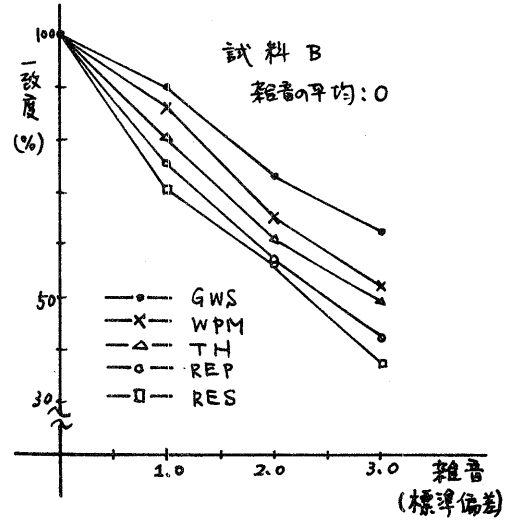


図6 濃淡雑音による一緻度の変化  
(正規雑音の場合)

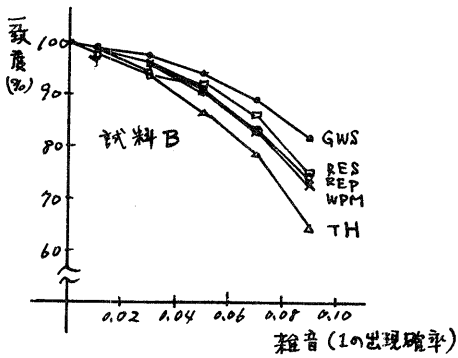


図7. 形状雑音による一緻度の変化  
(0,1)雑音

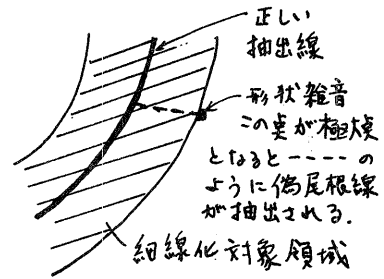


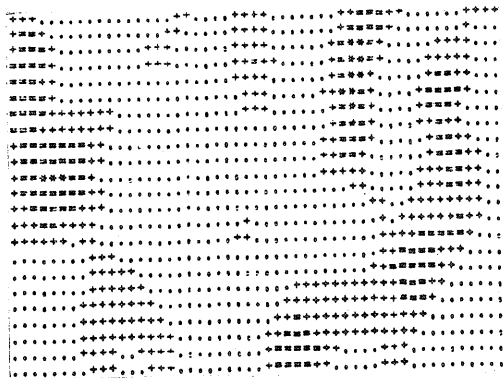
図8 THにおける形状雑音の影響

|     | 試料A            | 試料B            |
|-----|----------------|----------------|
| GWS | 0.49           | 0.51           |
| WPM | 0.66           | 0.58           |
| TH  | 1.07<br>(1.47) | 1.65<br>(2.08) |
| REP | 0.42<br>(0.82) | 0.26<br>(0.69) |
| RES | 0.76<br>(1.16) | 0.85<br>(1.28) |

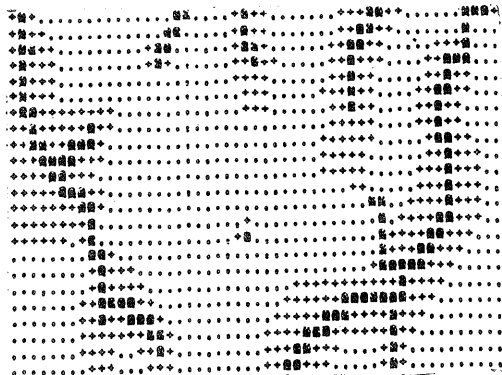
表3. 処理時間。  
処理対象領域-素あたりの処理時間を示す。(単位ms)  
( )内はGWSのT時間を加えた場合。FACOM 230-60による。

| アルゴリズムA \ アルゴリズムB | GWS  | WPM  | TH   | REP  | RES  |
|-------------------|------|------|------|------|------|
| GWS               | 1.00 | 0.92 | 0.60 | 0.60 | 0.34 |
| WPM               | 0.62 | 1.00 | 0.55 | 0.57 | 0.83 |
| TH                | 0.53 | 0.57 | 1.00 | 0.76 | 0.46 |
| REP               | 0.41 | 0.42 | 0.38 | 1.00 | 0.70 |
| RES               | 0.32 | 0.38 | 0.43 | 0.29 | 1.00 |

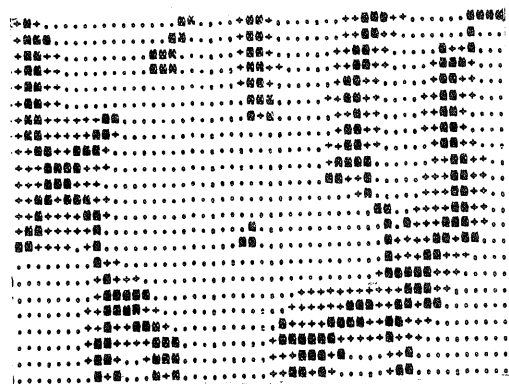
表4. アルゴリズム間の一緻度(ρ) (表下部)  
表上部 上段は  $|F_A \cap F_B| / |F_A|$ , 下段は  $|F_A \cap F_B| / |F_B|$  をあらわす。(試料B)



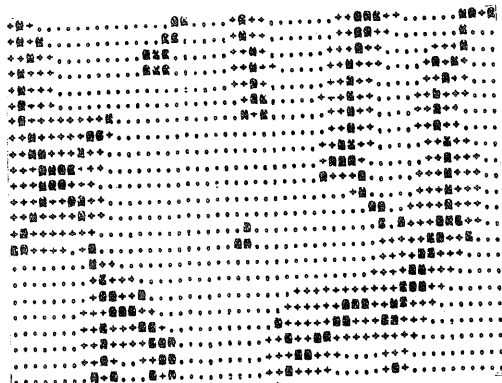
(a) original picture



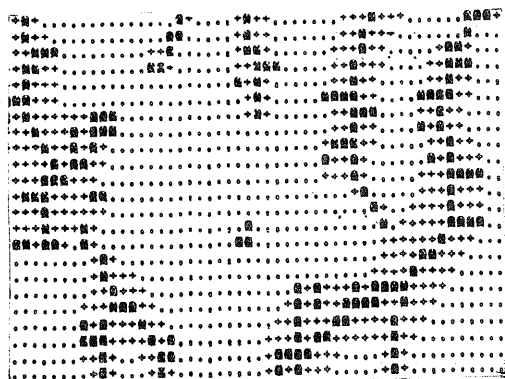
(b) TH



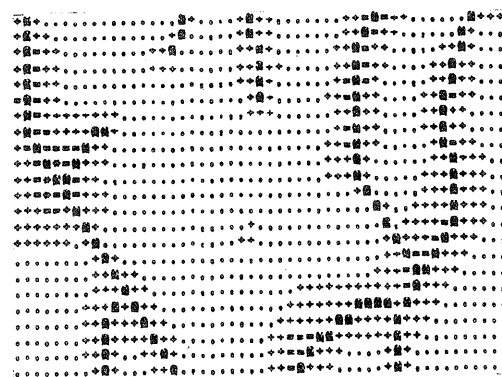
(c) GWS



(d) WPM



(e) REP



(f) RES

図4 実験結果(試料画像の一部) (⊙:抽出点, ⊙以外の部分が細線化対象領域)

- ・回転の影響: ここでは45°の回転のみを考慮する。理想図形を用いて各アルゴリズムで実験した結果,GWSを除いて良好であった。GWS(8近傍型)では,45°方向に抽出される線は一見線中4の如き印象を与えるため評価がやや低い。
- ・処理時間(表3): THは細線化過程の反復回数が濃度レベル数と領域の中に依存するため,全処理時間も対象図形に依存する。また,RESはback tracking(付録ステップ(6))の回数に依存するため,やはり対象図形に依存する。他のアルゴリズムは,等価的には1画面の走査回数が1回で3×3局所領域の演算であるから,その演

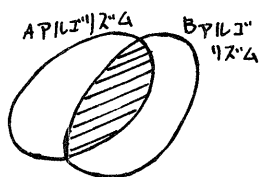


算の複雑さに依存する。また、細線化すべき領域以外の部分は処理しなくてよいという意味では、どの方法の処理時間も対象図形に依存する。

・アルゴリズム間の一致度(表4)：アルゴリズムA, Bで抽出された線図形上の点の集合を $F_A, F_B$ , 集合 $F_A$ の点の個数を $|F_A|$ とがくとき、一致度 $P$ を

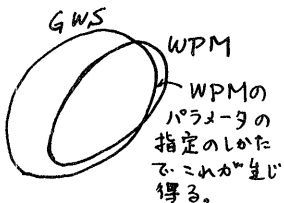
$$P = |F_A \cap F_B| / (|F_A| + |F_B| - |F_A \cap F_B|)$$

で定義する。表4からもわかるように、各アルゴリズム間の一致度は図9のような関係になる。これから各アルゴリズムともそれぞれ独自の特徴を持っていることが知られる。ただしWPMの結果は、特殊なパラメータの設定の場合を除いて、GWSに含まれる。(実質的にGWSを細めた形になる。)



大半のアルゴリズム

(a)



GWSとWPM

(b)

図9 Venn図によるアルゴリズム間の一致度の説明

|     | 試料A  | 試料B  |
|-----|------|------|
| GWS | 0.91 | 0.48 |
| WPM | 0.94 | 0.48 |
| TH  | 0.95 | 0.57 |

表5. = 値図形との比較(一致度 $P$ ). (REP, RESは=値図形に対応するアルゴリズムがないので除く)

#### 4.4 実験結果と考察(II) —— 二値図形細線化との比較 ——

濃淡画像 $F$ とその二値化画像 $F_0$ とに、それぞれの細線化アルゴリズムを適用して得られた結果において、いかに程の差異が見出されるかは興味ある問題である。ここでは、この問題に関する実験結果を示す。但し、この場合、二値化図形の細線化法の選別が問題になる。本文の方針から、①同一方法を両者に適用可能なもの—WPM, GWS, および②二値濃淡図形の両者に共通する基本的な考え方に基づく、相対した処理方法が存在するもの—TH(文献(3)と(7)), を採りあげて実験の対象とした。抽出された線図形の比較は先に定義した一致度 $P$ によった。(表5)

試料Aは前述のように本質的に二値と考えられるから両者で一一致する部分は極めて大きい。ここで両者に相違を生じるのは、GNDTの *minimal path* の終末が両者で部分的に異なるためである。一方試料Bに対しては、 $F$ と $F_0$ の処理結果にはかなりの差が生じる。両者のいずれがより適当であるかは処理の目的にも依存するため、一概には言えないが、原画像の尾根線に近いという観点からは、濃淡情報を用いる方がよいと思われる。ここで用いた方法にも改善の余地が残されているが、上記の相違はそれによるものではなく、やはり濃度値の情報の有無に基づくものと思われる。一方、輪郭線抽出等では、前処理によって本質的に二値であるような(またはそれに近い)濃淡連結成分を生成できるならば、細線化に際しては濃淡情報を用いなくてもよいであろう。

また、性質1により、一般にGNDTを繰返し実行すると、その結果は次第に本質的=値図形に近づく傾向があるが、上記の試料Bの結果によれば、一回のGNDTでは濃度情報はまだ著しく失われることはないようである。なお、本節で扱った問題については、その他にも興味深い結果が得られているが、紙数の制限のため別の機会にゆずる。

#### 5. むすび

本文では、濃淡画像の細線化アルゴリズムとして、これまでに提案されている重要なものを比較し、各々の性格を明らかにした。濃淡画像の細線化の方法は、二値図形の場合の諸方法のように細部まで洗練されてはおらず、基本的な考え方の提案にとどまるものが多い。従って、本文における検討も、各方法の基本方針に基づく性格の相違に重点をおいている。適当な試料画像を用いた実験では、各種方法に共通して抽出される稜の割合は30~60%であり、各方法による抽出結果にはかなりの相違がみられる。このことから、応用に際しては手法の選取が重要な点があるが、現段階では明確な指針はなく、結局は予備的な実験の結果をみて良好なものを選ぶことになる。そのためには、各方法について基本的なアルゴリズムは容易に利用できるように用意されているのが望ましい。

ところで、本報告では検討された点から問題として(1)尾根線の厳密な定義(標本化画像上)とその抽出法、(2)濃淡図形と対応する二値化図形の細線化の結果の比較(濃度レベル数削減の効果等)、(3)GWDTの性質、(4)他の諸方法—とくに文献(12)の方法等—との比較、等が残されている。これらの一部については、本文では割愛した多くの結果が得られており、別の機会に報告の予定である。

なお本文で実際に用いたプログラムの詳細も紙面の都合を省略するが、それらはすべて全国共同利用名古屋大学大型計算機センターの画像処理用ライブラリSLIPの一部として登録されており、大学の研究者は上記センターにて利用可能<sup>(20)</sup>。(付録に該当プログラム名を示す。)

終りに、日頃御指導賜ゆる本学本為波雄教授に深謝する。また静岡大学阿部圭一助教授にはRESのプログラムを提供頂いたのみでなく、同氏の研究室における研究成果に基づいて多くの有益な御討論を頂いたことを附記し、厚く御礼申し上げる。さらに御討論頂く研究室の皆様へ感謝する。なお本実験には名古屋大学大型計算機センター、並びに名古屋大学情報工学科計算機を利用した。

#### (参考文献)

- (1) 末永, 鳥脇, 福村 "濃淡図形処理のための差分型線型フィルタについて" 信学論(D), 57-D, 3, PP.119-126, (Mar. 1974)
- (2) 鳥脇 "図形パターン認識について(その2)" 名古屋大学大型計算機センターニュース, 3, 5, PP.366-373, (Oct. 1972)
- (3) 榎井, 鳥脇, 福村 "濃淡図形における特徴稜の抽出と細線化の方法" 信学論(D), 58-D, 10, PP.601-608, (Oct. 1975)
- (4) J.R. FRAM, E.S. DEUTSCH "On the quantitative evaluation of edge detection scheme and their comparison with human performance" IEEE Trans. C, C-24, 6, PP.616-628 (Jun. 1975)
- (5) 田村 "図形の細線化についての比較研究" 情報学会イマジングプロセッシング研究会資料1, PP.1-12 (Jun. 1975)
- (6) 田村 "細線化法についての諸考察" 信学会PRL研資, PRL75-66, PP.49-56, (Dec. 1975)
- (7) 榎井, 鳥脇, 福村 "標本化された二値図形のトポロジカルな性質について" 信学論(D), 56-D, 11, PP.662-669 (Nov. 1973)
- (8) C.J. Hilditch "Linear Skeleton from Square Cupboards" Machine Intelligence IV, B. Meltzer & D. Michie, Eds. University Press, Edinburgh, PP.403-420, (1969)
- (9) 橋本, 片山, 伊藤, 鶴見 "曲面の本構造線" 信学会PRL研資, PRL72-138, pp.1-10 (Mar. 1973)
- (10) E.A. Johnston, A. Rosenfeld "Digital detection of pits, peaks, ridges and ravines" IEEE Trans. SMC, SMC-5, 4, PP.472-480 (Jul. 1975)
- (11) T.K. Peucker, P.H. Douglas "Detection of surface specific points by local parallel processing of discrete terrain elevation data" Computer Graphics and Image processing, 4, PP.375-387 (1975)
- (12) 鳥脇, 福村 "標本化された濃淡画像の構造情報抽出の方法" 信学会PRL研資 PRL76-15, PP.21-30 (May. 1976)
- (13) G. Levi, U. Montanari "A grey-weighted Skeleton" Inf. & Cont. 17, PP.62-91 (Aug. 1970)
- (14) 豊野, 鳥脇, 福村 "濃淡図形処理のためのWave Propagation methodの諸変形について" 信学論(D), 56-D, 9, PP.515-522, (Sept. 1973)
- (15) 阿部 圭一 信
- (16) 鳥脇, 小柳, 福村 "雑音を伴う連続濃度図形から曲線と識別する方法" 情報処理, 11, 7, PP.388-399 (Jul. 1970)
- (17) U. Montanari "Optimization methods in image processing" in Information Processing 74, North-Holland Publishing Co., PP.727-732 (1974)
- (18) Y. P. Chien, K.S. Fu "A decision function method for boundary detection" Computer Graphics and Image processing, 3, 2, PP.125-140 (June 1974)
- (19) A. Rosenfeld "Picture processing by computer" Academic Press, New York (1969)
- (20) 鳥脇 "画像処理のソフトウェアについて—プログラムライブラリ—SLIPの解説(その1)" 名古屋大学大型計算機センターニュース, 6, 2, PP.103-145 (May 1975)

(付録1) RESの概略(近傍領域の記号は図1参照。また、添字の計算はすべてmod 8で行われ、その値が0のときは8とする。)

ステップ°1 : (初期条件) 点  $P_0$  を通る直線上の隣接2点の濃度値が  $(x_p > x_i) \cap (x_p > x_{i+4})$ ,  $(x_p > x_i) \cap (x_p > x_{i+2})$ ,  $(x_p > x_i) \cap (x_p > x_{i+4})$  のいずれかを満たすとき  $C_i(P_0) = 1$  とする ( $i=1, 2, 3, 4$ )。そして  $\sum_{k=1}^4 C_k(P_0) \geq 3$  を満たす点を出発点とする。出発点が見つからなければ終了。

ステップ°2 : ステップ°1 を満たす点  $P_0$  の隣接点  $P_j$  で  $C_k(P_j) = 1$  または  $C_k(P_0') + C_k(P_n') + C_k(P_{n+2}') + C_k(P_{n+4}') \geq 2$  なる点を探す。ここで、 $P_0'$  は  $P_j$  点の  $k$  方向と直交する隣接点である。条件を満たす点があれば「ステップ°1へ、なければ「ステップ°3へ。

ステップ°3 : ステップ°2, ステップ°4, ステップ°5, ステップ°7 を定められた方向  $n$  ( $\overrightarrow{P_0 P_n}$ ) にたいし、 $P_n$  がステップ°2 の条件式を満たすならば、その点を抽出候補点としこのステップ°を繰り返す、満たさなければ「ステップ°4へ。

ステップ°4 : ステップ°3 で与えられた方向へ2~3歩先をみて、その点かステップ°2 の条件を満たせばその点を抽出候補点として「ステップ°3へ、満たなければ「ステップ°5へ。

ステップ°5 : 追跡方向を変える。変更可能な方向はステップ°3 で与えられた方向から  $\pm 45^\circ$  とする。そしてその方向を新しい方向として隣接点かステップ°2 の条件を満たせば「ステップ°3へ、満たなければ「ステップ°6へ。

ステップ°6 : back tracking を行う。そして「ステップ°5へ。back tracking 回数があるしきい値を越えたら「ステップ°7へ。

ステップ°7 : 出発点へやはり最初の方角から  $180^\circ$  回転した方向を追跡方向とし「ステップ°3へ。

ステップ°8 : 以上のようにして得られた追跡点の個数がある値以上ならばそれらを抽出点とする。つまり、画面上のすべての可能な出発点から、上記手順で曲線を抽出する。

(付録2) 本文中用いたアルゴリズムに対応する SLIP のサブルーチン名

- (1) REP ---- RIDG1I , (2) RES ---- RIDG3I , (3) TH ---- THIN2I  
 (4) GWS ---- RIDG2I , (5) WPM ---- WPM2I