



## 擬似階調領域の識別法における一提案

富川 武彦\*・松尾 一寿\*\*

\* 神奈川県立大学電気工学科 〒243-02 厚木市下荻野 1030

\*\* 福岡工業大学情報工学科 〒811-02 福岡市東区和白東 3-30-1

(1990年3月7日受付, 1990年10月5日受理)

### An Approach to Region Segmentation of Pseudo Continuous Tone

Takehiko TOMIKAWA\* and Kazuhisa MATSUO\*\*

\* Faculty of Engineering, Kanagawa Institute of Technology,  
1030, Shimo-ogino, Atsugi, 243-02

\*\* Faculty of Engineering, Fukuoka Institute of Technology,  
3-30-1, Wajiro-higashi, Higashi-ku, Fukuoka 811-02

(Received March 7, 1990; Accepted October 5, 1990)

A region segmentation for document images by a simple labeling method is proposed. This segmentation scheme of bilevel representations utilizes 4-connected labeled areas as a measure of the discriminant classifier which does not depend on the geometric pattern structure. First, we will discuss the qualitative trend of pseudo continuous tone together with the behavior of bilevel components. Next, two identification approaches are studied; while one is based on pixel to pixel basis in a whole image plane, the other block to block basis in a sub-divided matrix successively. By applying proposed discriminant criterion to both the positive image and the negative image, the intended object at the beginning was considerably satisfied. Lastly, some experiments were made for confirmation of the system performance.

#### 1. ま え が き

擬似階調化された画像領域を量子化したり、再擬似化しようとする場合、入力系の周期性パターンに起因した干渉(モアレ)が起こりやすい<sup>1)</sup>。また、ファクシミリ通信において、文字や図形などの2値画像(以下、単純2値画像と呼ぶ)と擬似階調画像とが混在するような文書画像を入力する場合、分解能と階調再現性をともに満足させるような2値化手法を望むことは容易でない<sup>2)</sup>。すなわち、文書画像データ中から擬似階調領域を特定し、その属性に応じた処理方法を適用することが、画質改善、データ符号化効率の面で有意義となる。本論の目的は、擬似階調領域を識別することであるが、同一属性内における画質の再評価を行うことに重きを置いている。すなわち、画素の定常発生確率が一方的で隣接画素間の相関が強い部分は情報量が低く、単純2値画像の性質を帯びようになる。したがって、擬似階調領域内で黒点

または白点の占有率がきわめて高い部分を単純2値領域と見なすことにより、画質やデータ量を改善しうることが期待できる。具体的には、

- ・背景や輪郭線などの白/黒いずれかの面積率が極端に高い部分、
- ・画像取込み時における、光電変換系の解像度や量子化レベルに伴う劣化部分、
- ・2値化時のしきい値処理によるテクスチャー要素の併合や消失部分、

などが含まれる。ただし、写真部分を連続階調とみなした属性判定の手法に関しては既に報告してあるため<sup>3)</sup>、ここでは扱わないことにする。従来から提案されている識別方法を概観すると、原画像の幾何学的な構造情報を利用するものと、それ以外の情報を利用するものとに大別される。前者の例として網点の周期性を<sup>4)</sup>、また後者の例として濃度変化を<sup>5-7)</sup>、それぞれ利用したものなどが、すでに報告されている。識別システムの汎用性や柔

軟性を考慮すれば、後者のほうが望ましい。しかしながら、従来の方法は、網点または線画のみを対象としたもの、高精度の入力データを要求するもの、濃度レベルを直接にハードウェアで処理するものなど手法それぞれに付随した制限が課せられていた。一方、離散的な小領域の集合からなるという擬似階調の特徴を積極的に利用して、汎用ファクシミリ程度の単純な処理系で対処したいという要望がある。このような背景を考慮して、筆者らは入力画像の種類や構造情報への依存度が弱く、また、複雑さをあまり伴うことのない領域の識別法を試みてきた<sup>9)</sup>。ただし、前述の目的からここでは属性判定や領域の境界判定においてさほどの厳密さを要求しないものとする。なお、以下の実験でとくに断わりがなければ、評価用画像は、解像度8本/mm、量子化6bit/画素、サイズ256×256画素のスキュナ入力による2値化データとし、素材は、テストチャート、新聞および雑誌の中から適宜に抽出したものである(付録)。

## 2. 擬似階調パターン

ここで扱う擬似階調とは、連続階調を2値データの集合として擬似的に階調表現したもので、文字や図形などとは用途を異にする。一般的に、擬似化の手法は、

- a) 黒点サイズを一定として、その密度を変化させる、
- b) 黒点サイズを可変として、その密度も変化させる、
- c) 黒点の表示時間を動的に変化させる、

に大別される。たとえば、ディザ法や濃度パターン法はa)に、また、網点法やパルス幅変調法はb)に属する。これら各種の手法は、再現性や経済性、または、符号化効率の面で妥協しうる用途に応じて使い分けられる。なお、動画像に見られるc)は、本論の対象外とする。さて、擬似階調パターンに顕著な特徴として、

- ・小さな孤立領域が多い、

が挙げられる。また、この特徴から類推されることは、

- ・濃度変化が激しい、
- ・高い空間周波数成分が多い、

である。これらの特徴は、階調表現するために視覚系のもつローパス・フィルタ作用によるぼけ作用を利用している点において、擬似化の手法に共通したものといえる。

まず、上記の特徴について述べるため、4連結領域の面積に対するその出現頻度の一例をFig. 1に示す。ただし、縦軸の数値は、度数の常用対数をとったものである。図中の擬似階調(a)-(c)はそれぞれ、網点法、平均誤差最小法および組織的ディザ法の場合で、それぞれ

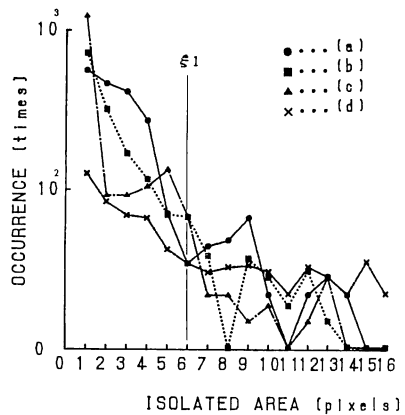


Fig. 1 Occurrence of 4-connected areas, (a) halftone, (b) minimized average error, (c) ordered dither, (d) fixed threshold.

画像データ 01-03 (付録) を用いた。また図中の(d)は、画像10を固定しきい値より2値化した場合である。これより、分布全体がラベル面積の小さいほうに集中していること、および、ラベル面積6より左側において、折れ線(a)-(c)は(d)よりも分布がかなり高くなっていることがわかる。すなわち擬似階調のパターンは、小さな孤立領域に対する出現頻度分布において単純2値のパターンとは別のクラスタに属していると考えられる。パターンの周期性やテクスチャーなどの幾何学的な構造情報に関しては、擬似階調の手法それぞれに依存したものであるため一定していない。したがって、手法の異なる擬似階調パターンに対して柔軟性ある識別システムとするためには、パターン形状を意識せずに済む離散的な小領域をいかに特徴量として反映させるかということが重要になる。そこで、複雑さを伴わない孤立領域の面積を定量評価の尺度としたパターンの識別方法を試みることにした。

次に、孤立領域と穴について触れる。擬似階調パターンの陽画とその反転パターン(陰画)との相違は、たんなる明暗としての意味をもっているにすぎず、たとえば網点では黒の面積率50%を境にして双対なパターンの関係になっている。この点に留意すれば、陽画における穴を擬似階調パターンの特徴量として採用するには、陰画における孤立領域を扱えばよいことになる。すなわち、

- ・陽画における孤立領域の特徴はそのまま陰画においても適用可、

といえる。ここでは、白黒を反転させて穴を孤立点に置き換えた処理を行うことにした。なお、本論で扱う孤立

領域とは、黒画素の有限な連結成分の集合体を意味し、その境界近傍に他の連結成分をもたないものをいう。本論における孤立領域は、4連結を用いたものであるが、これは、漢字などのストローク成分が4連結を、また、擬似階調成分が8連結をそれぞれ多く含む傾向があり、両者を区別するのに都合がよいという理由からである。

### 3. 識別アルゴリズム

小領域の孤立面積を手がかりとして、網点やディザといったパターンの種類に依存することなく、単純2値と擬似階調とを区別する方法を考える。前節で述べた擬似階調パターンの特徴および陰画への拡張を、孤立領域の形状に対して不変なラベル面積の問題に置き換えて、以下に論議する。その際、入力データ全域を処理単位とした非ブロック化の識別、および、入力データを細分化して局所的に逐次判定を行うブロック化の識別に分けて検討する。

#### 3.1 その1

以下で用いるラベル付けとは、パターンを構成する画素のトポロジカルな連結集団を代表させる一連の番号付けを意味する。まず、処理すべき入力画像全体をラベル付けした後に識別を行う非ブロック化の識別について述べる。擬似階調領域を識別するには、4連結ラベル付けされた画像データに対し、ラベル面積の上限( $\xi_i$ )を定めて、

```

 $\lambda := 1$ 
while (not end of label) do
  if  $S(\lambda) \leq \xi_i$  then found (pixels  $\in \lambda$ )
   $\lambda := \lambda + 1$ 
end while
  
```

(1)

のようにすれば、きわめて単純な操作となる。ただし、 $\lambda, S(\lambda)$  は、それぞれラベル、ラベル面積である。しかしこれだけでは、黒画素に対しての識別評価であり、白画素の情報を考慮していない。そこで、同一画面に対して、孤立領域と穴の双方にラベル付け操作を適用させることを考える。そして、孤立点と穴の両者の判定結果を統合させることにより、互いの判定もそれを補うことにする。これら一連の処理手順をまとめると、陽画 {ラベル付け/面積→識別} → 陰画 {ラベル付け/面積→識別} → 統合 → … となる。ここで、統合とは、陽画・陰画それぞれにおいて抽出した擬似階調領域群の論理和を意味する。ただし、抽出された小領域の集合は、離散的に散在しているため、単純2値や背景領域との区分境界を何らかの方法で明確にする必要がある。これは、近傍解析に

よる領域を吸収・合併する手段(たとえば、孤立点除去、または、膨張・収縮などを意味し、以下、同一化と呼ぶ)を用いることによってある程度は効果的に対処しうる。その理由は、一般の文書画像などにおいて、擬似階調領域がまとまった位置に、まとまった大きさとして配置されているという事実に基づいている。したがって、後処理は、… → 統合 → 同一化 → 最終結果の順で行う。後処理である同一化に関しては、一般的な手法<sup>9)</sup>であると同時に本論の付帯的な事項であるため、詳細に言及することは控える。

Fig. 1の分布を参考に  $\xi_i = 6$  と設定して、本アルゴリズムを実際の画像に適用させた例を Fig. 2 に示す。ただし、図(a)-(d)はそれぞれ陽画、陰画、陽画+陰画、同一化の順であり、画像データはフーリエ・スペクトルを調べた結果より周期性の曖昧な画像(02)を用いている。図より、陽画または陰画の一方だけの抽出結果では、擬似階調パターンを十分に捕えていないことがわかる。また図(d)は、後処理として、抽出領域の細分化を防ぐために拡張処理を施してお互いを連結させた後、ラベル面積80以下の孤立部分を近傍の属性と同一化した結果である。ここで、原画は全て擬似階調化が施されているにもかかわらず、出力結果では頭髮の一部が検出されていない。これは2.で触れたように黒の占有率が極端に高く、2値扱いと見なしてもよいと判断できる部分である。

本手法は、単純な処理で済む反面、ラベル付けそのも

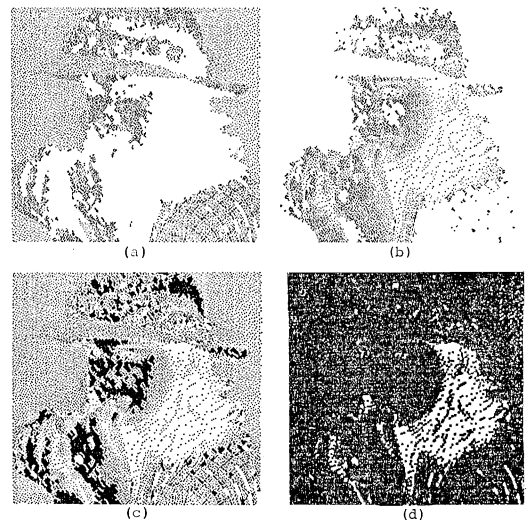


Fig. 2 Operative examples of algorithm 1, (a) positive, (b) negative, (c) positive+negative, (d) after treatment.

のが、図形の面積につれて増加する作業用テーブル処理や、仮ラベル付けの合流といった厄介で、しかも、図形の形状に依存する作業を強いられる処理系を含んでいる<sup>9)</sup>。その結果、システムのスループットを向上させるためには、ハードウェアを介した特殊なラベリング処理が要求され<sup>10)</sup>、パーソナル・コンピュータやファクシミリなどの簡易なシステムでは、自ずと処理範囲が限られてしまう。たとえば、新聞の内容をラベル付けする場合、一度に扱える最大の範囲を単位として紙面を分割処理する必要があり、その際、分割の境界部分から派生する余分な再ラベル付け作業の煩雑さから免れない。また、この方法は、処理過程の基本が画素単位に行われるといった、あまり効率的でない側面も持っている。総じて、アルゴリズムその1は、

- ・画像サイズに伴うラベル付けの処理範囲、
- ・画素単位のラベル付けに伴う識別境界、

に対する特別な考慮を必要とする。これに対して、画像の属性を識別する単位をあるまとまったブロックごとに逐次走査で行う方法について次節に述べる。

### 3.2 その2

上記その1が称して非ブロック化識別法であったのに対し、以下の内容はブロック化識別法についての内容である。画面をブロックごとに処理・判定することは、データサイズが大きくても逐次的な走査を行うことができ、ラベル付けが単純化されるといった利点をもっている。まず、ブロック・サイズを設定しておく必要があるが、その程度は入力系の解像度や識別用途により影響を受ける。ここでは、新聞等で使用頻度の高い2.6本/mmの斜交網による網点画像を解像度8本/mm程度で入力した場合を考える。まず、a) 網点の周期性を捉える、b) 文字の構成要素である点と網点要素とを区別しやすい、c) ハードウェアに適した逐次処理がしやすい、などを考慮すると1ブロック内の網点要素が2~3程度含まれることが望ましい<sup>5)</sup>。斜交角度を45°とした場合、網点周期は走査方向で網点要素2個分で4.4[画素]、網点要素3個分で6.5[画素]間隔となる。処理系を簡易にするためにはブロックを正方形として、サイズが2の乗数となる4×4[画素]、または8×8[画素]程度が妥当と思われる。ただし、8×8[画素]の正方ブロックとした場合には網点要素が5個以上含まれることになるため、ここでは1ブロック4×4[画素]を妥当値として用いることにする。以下、アルゴリズムの詳細を説明する。

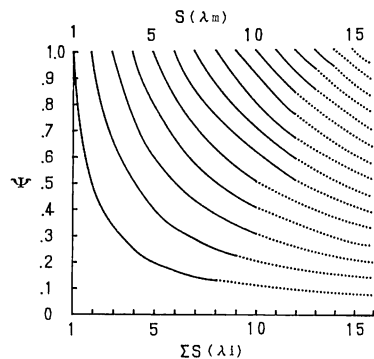
まず、ブロック内において、 $\{\lambda_1, \lambda_2, \dots\}$ ,  $\{S(\lambda_1), S(\lambda_2),$

$\dots\}$  をそれぞれ、ラベルおよびラベル面積の集合とすれば、

$$\Psi \equiv S(\lambda_m) / \sum_i S(\lambda_i), \quad (0 \leq \Psi \leq 1) \quad (2)$$

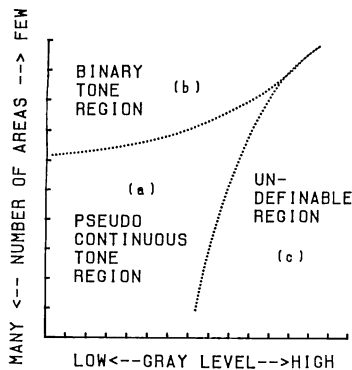
ただし、 $\sum_i S(\lambda_i) = 0$  のとき  $\Psi = 0$  とする、

なる評価関数 ( $\Psi$ ) が定義できる。ここで、 $S(\lambda_m)$  は、ブロック内における最大ラベル面積である。 $\Psi$  の範囲は、式より明らかに、 $(0 \leq \Psi \leq 1)$  となって規格化されることになる。式(2)の内容を説明するため、ブロックサイズ4×4[画素]における評価関数の値を Fig. 3 に示す(ただし、連続関数として表示してある)。図(a)の直角双曲線群は、横軸をブロック内の黒画素数  $S(\lambda_m)$  をパラメータとした  $\Psi$  の軌跡で、実線の部分が定義域となる。また、図(b)は、図(a)で示した2次元平面内を、領域分割したものであり、図(b)内の用語は、変量、および、式(2)の性質から解釈しうる意味付けを行ったものである。ここで、 $S(\lambda_m)$  はラベル面積の大小を、 $\sum_i S(\lambda_i)$  は濃淡の程度を、縦軸  $\Psi$  はラベル数の指標として捉えることができる。すなわち、式(2)は擬似階調パターンにおいて小さな、単純2値パターンにおいて1に近い大



(a) trajectories

SMALL <-- LABELED AREA --> LARGE



(b) attribute

Fig. 3 Trajectories of discriminant classifier.

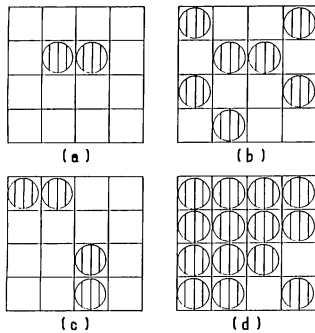


Fig. 4 Results of Eq. (2), (a) 2/7, (b) 2/2, (c) 2/4, (d) 13/14.

きな値をとることが予想される。また、式(2)において、ラベル面積をそのまま用いずに  $\sum_i S(\lambda_i)$  で除している理由は、2. で述べた擬似階調パターンの特徴を評価値としてより多く反映させたいためである。Fig. 4 の場合を例にとると、最大ラベル面積  $S(\lambda_m)$  の値は、(a) (b) 両者とも同じ2となるが、 $\Psi$  の値は、それぞれ(a) 2/2, (b) 2/7 となる。また、ラベル数を評価関数として用いるのであれば、(c) (d) 両者とも同じ2となるが、 $\Psi$  の値は、それぞれ (c) 2/4, (d) 13/14 となり、いずれの場合も  $\Psi$  を導入することによって孤立点の散在する特徴をより多く引き出すことが可能となる。したがって、非負のしきい値 ( $\xi_2$ ) を用いれば、

$$\begin{aligned} &\text{if } \Psi = 0 \text{ then 背景ブロック,} \\ &\text{else if } \Psi \leq \xi_2 \text{ then 擬似階調ブロック,} \\ &\text{else 単純2値ブロック} \end{aligned} \quad (3)$$

と判定できる。一方、Fig. 3 における左上は、ブロック内に小さな孤立領域が唯一つ存在するような場合で、ノイズ、擬似階調、単純2値いずれの成分に属するかが明らかでない部分である。そこで、“if  $\Psi = 1$  then...” の条件文を式(3)に付け加え、そのときのラベル面積を手がかりとした判定ルーチンを別途設ける方法も考えられる。しかしながら、ブロック化によって断片化された画素の連結成分が、識別として統計的な意味のある性質をもっているかどうかは明確でない。ゆえに、今回は、擬似階調成分が1ブロック内に2個以上散在していることを期待して、 $\Psi > \xi_2$  の場合はすべて、単純2値と判定することにした。ところで、ブロック化によって画素の連結性が断片化することを軽減するために、ブロックの外周を含めたラベル付けを考える。これは、Fig. 5 を例にとって説明すると、(a) のように本来は同一領域に属している画素であっても、(b) のように 4x4 のブロック化によって断片化される場合、ブロック周辺の画素連結

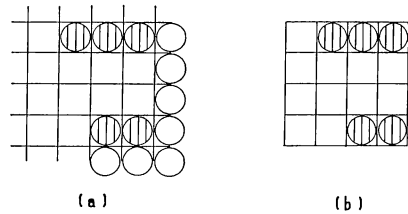


Fig. 5 Block labeling area, (a) with outer frame, (b) without outer frame.

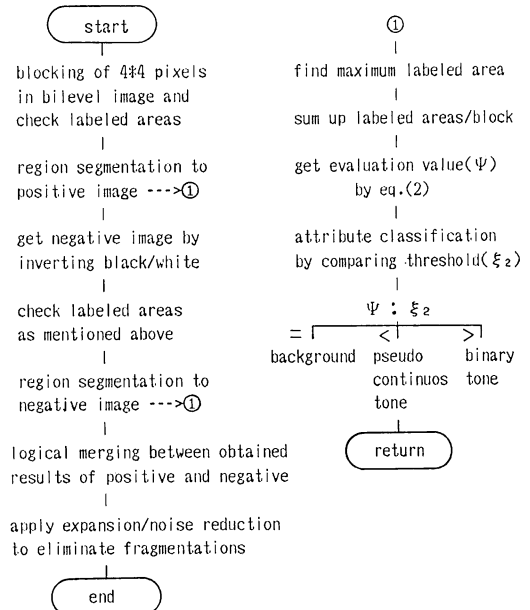


Fig. 6 Flow chart of algorithm 2.

も含めたラベル付けを行うことを意味する。その結果、外周を含めない場合の式(2)で示される双曲線を下限として、外周を含めた場合の  $S(\lambda_m)$  の値が大きくなって  $\Psi$  値が上方、すなわちより単純2値に近づく方向へ修正されるようになる。以下、本論で扱うブロック内のラベルは、本来、連結している成分をブロック化によって分離される悪影響を軽減するために、連結成分がブロックの2画素分外周へ及ぶ 6x6 [画素] の範囲まで考慮することにする。さて、前節のように、陰画においても陽画と同様な評価を適用させることを考えると、処理手順は、陽画 {ブロック化→ラベル付け/面積→識別} → 陰画 {ブロック化→ラベル付け/面積→識別} → ... となる。これら一連の処理を全てブロックについて逐次的に行い、後処理は 3.1 と同様に、... → 統合 → 同一化 → 最終結果とする (Fig. 6)。

次に、しきい値 ( $\xi_2$ ) を設定する問題が残っている。画像入力時の環境条件も許容しうような  $\xi_2$  の不偏値を

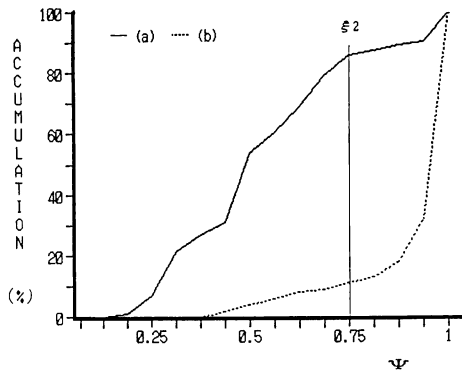


Fig. 7 Accumulated histogram of  $\Psi$ , (a) pseudo continuous tone, (b) binary tone.

一意に決めることはむずかしいため、代表的な標本データの傾向より、その値を推定することにした。Fig. 7は、式(3)における  $\Psi$  の出現頻度を累積ヒストグラムとして表した実測例である。ただし、出現頻度は陽画と陰画の合計をとり、 $\Psi=0$  の背景ブロックは省いてある。図(a)(b)はそれぞれ擬似階調 (01-06) および単純2値 (07-12) 6種類ずつの評価用画像 (付録) を用いた結果で、出現度数の平均値を示したものである。図中の(a)(b)を比較すると、後者は  $\Psi$  の小さい部分で度数が低く、逆に、 $\Psi=1$  付近での増加が著しい。属性の識別として、母集団の重複を許し、未知パターンの誤る確率を最小化する判別分析を用いて分類する方法が有力と思われる<sup>11)</sup>。しかしながら、散在的に発生するようなブロック誤りによって領域全体の判定が左右されるとは考えにくいこの種の識別目的のために、非線形の識別関数を導入してシステムのスループットを低下させることは好ましいことではなく、また、後処理におけるブロックの同一化操作そのものが、ある程度まとまりのある大きさで吸収・合併されるため、しきい値処理を複雑化する必要性が感じられないことから、 $\xi_2$  の設定をたんなる固定しきい値とした。そこで、単純2値の場合は、 $\Psi \times 16 < 15$  の累積度数が極端に低い反面、擬似階調の場合は、 $\Psi=0.75-0.81$  で80%以上の累積度数となり、傾斜が急変していないことから、この値を  $\xi_2$  の実験値として採用し、式(3)の判定を行うことにした。以上の内容を実際の擬似階調画像 (02) に適用させた例を Fig. 8に示す。ただし、図(a)-(c)はそれぞれ陽画、陰画、陽画+陰画の場合である。図より、陽・陰いずれか一方の処理では十分な検出を行っていないことが、また、図(c)は判定誤りなどで穴のあいたブロック状態となっていることがわかる。図(d)は、後処理として、図(c)の陽

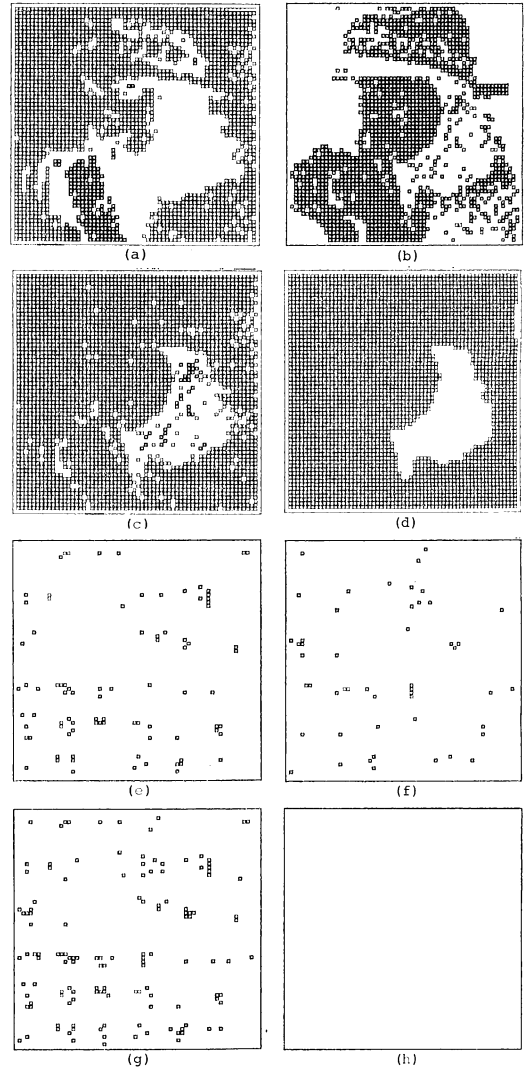


Fig. 8 Operative examples of algorithm 2, (a)-(d): pseudo continuous tone, (e)-(h): binary tone, (a)(e) positive, (b)(f) negative, (c)(g) positive+negative, (d)(h) after treatment.

画、陰画それぞれに対してひげの除去および、4連結しているブロック面積30以下の孤立部分を近傍の属性と同一化して得られた結果である。後処理に用いられている面積のしきい値に関しては、本研究を通して得た実験値であり明確な裏付けはできないが、視覚的に不自然さを感じさせない程度とした<sup>12)</sup>。実際には、光学系の倍率、解像度、符号化法、用途などの兼ね合いで決まるものと思われる。また、単純2値画像 (07) に適用させた例を Fig. 8 (e)-(h)に示す。図(e)-(h)はそれぞれ陽画、陰画、陽画+陰画、同一化後の結果を示したもので

ある。図(g)より、誤りブロックがかなり散在している様子から、擬似階調の一部であると誤解されがちであるが、4連結しているブロック面積は大きくともせいぜい6程度となっている点で Fig. 8(c) とは大きく異なる。さて、アルゴリズムその1, その2の出力結果である Fig. 2(d) と Fig. 8(d) とを比較してみると、識別境界や頭髮部分に差が見られるが、これは後処理を行う際に前者が画素単位に行っているのに対し、後者がブロック単位に行っていることによる。この種の相違はファクシミリ転送などにおける符号化の効率、すなわちデータ圧縮の程度となって現われるほか、再擬似化の際、単純2値扱いとなる領域(頭髮部分)に差が生じることになる。しかしながら、文章などの単純2値を擬似階調として誤る場合よりは実用面での影響は少ないと思われる。

#### 4. シミュレーション評価

前節で述べたブロック化による識別法の有効性を確認するため、実際の画像データによるシミュレーション実験を行った。ただし、1フレーム当り  $256 \times 256$  画素を入力換算すると  $32 \times 32 \text{ mm}^2$  程度の領域となるため、ここでは局所的に評価を行うものとする。テストチャート、新聞および雑誌の中から適宜に抽出した12枚(擬似階調6枚, 単純2値6枚)の画像に対し、1.で述べた入力系を介して得られた2値化後のデータ(付録)を評価用として使用した。その際、識別の良否を定量的に評価するためには、原画の属性を明確に定義してあることが前提条件となるが、本論のように、擬似階調内であっても単純2値の性質に近い部分を2値扱いとする判定法では、基準となる原画の属性区分を明確に類別することがむずかしい。そこで、誤読率に関して一応の目安を得るために黙視による評価も含めて、以下の検討を行う。まず、誤読率  $\varepsilon$  は次式に従うものとする。すなわち、

$$\varepsilon = (\text{誤ったブロック数}) / (\text{ブロック総数}) \quad (5)$$

ただし、(誤ったブロック数) = (検出したブロック数: 単純2値, 検出されなかったブロック数: 擬似階調) であり、ブロック総数は背景ブロックも含めた数である。Fig. 9は、ブロック化による識別法を実際の画像に適用させた誤読率  $\varepsilon$  の結果で、しきい値  $\xi_2 = 0.75$  とし、擬似階調画像(01-06)および単純2値(07-12)を用いた場合である。ここで、単純2値画像において誤読率  $\varepsilon$  が0付近になっているのは、同一化による誤りブロックが強制的に修正されたため、後処理にかなり依存した結果となっている。この例では、しきい値を  $\xi_2 = 0.81$

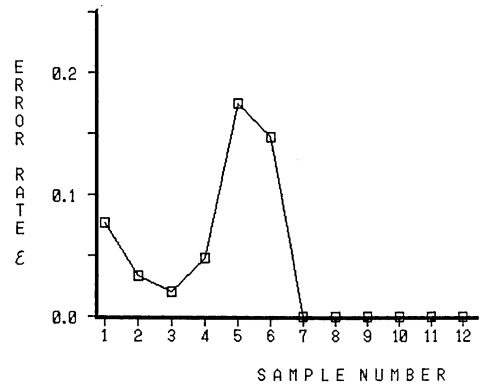


Fig. 9 Error rates.

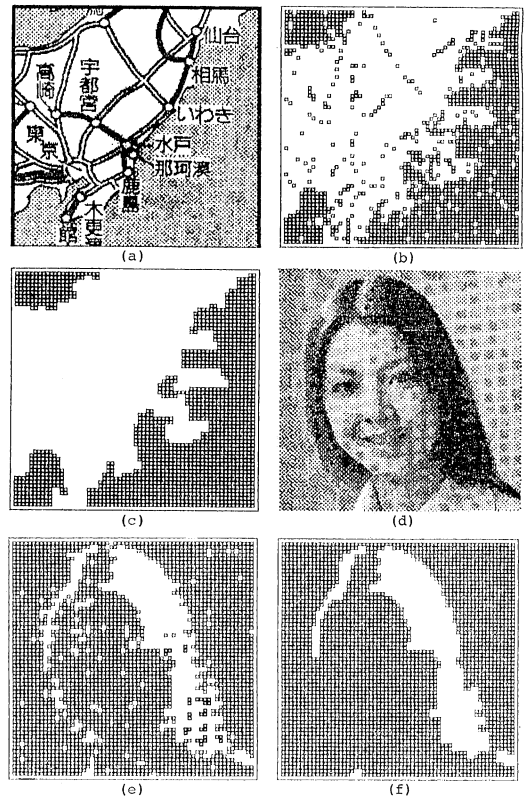


Fig. 10 Output examples, (a)-(c): mixed attribute, (d)-(f): moire distorted image, (b)(e) positive+negative, (c)(f) after treatment.

とした場合の誤読率  $\varepsilon$  と比較してみたが、ほとんど差が認められなかった。これは、しきい値  $\xi_2$  を決定する際に用いた  $\Psi$  の累積ヒストグラムが、 $\xi_2$  付近において穏やかな曲線傾斜を呈していたため、鋭敏な反応を示さなかったことによるものと思われる。概して、誤読率  $\varepsilon$  を

悪化させる要因として、擬似階調の場合は画像劣化に伴うぼけ、また単純2値の場合はノイズやブロック化に伴うラベルの断片化などが考えられる。上記の他にも、さらに6種類(13-18)の画像を追加して本アルゴリズムを適用させてみたが、特記すべき例外事項は見当たらなかった。Fig. 10(a)-(c)は擬似階調内に単純2値を含んでいる画像、図(d)-(f)はモアレ歪を含んだ網点画像の例で、それぞれ原画、陽画+陰画、同一化の出力結果である。今回の実験では、1ブロック4×4[画素]が入力画像の0.5×0.5mm<sup>2</sup>に相当する解像度として行った。当然、入力系の倍率が変われば、しきい値などのパラメータを再調整する必要があるが、ファクシミリを用いた入力系の場合は解像度が一定しているため、その必要がないと思われる。

### 5. む す び

ラベル面積を評価関数として利用した擬似階調領域の簡易な識別法を提案した。本手法は、パターン独自の構造に関する事前情報を用いていないため、網点に限らずディザなどの擬似階調パターンに対してもおおよその領域識別が可能である。その際、処理対象を陰画にまで拡張することで、判定誤りの軽減を図った。また、入力画像をブロック化せずに画素単位の処理を行う非ブロックの識別法、および、4×4のブロックを単位として逐次処理を行うブロック化識別法について検討した。現システムでの処理速度は、前処理および後処理において「分」のオーダーであり、ファクシミリ画像転送へ直ちに適用することはできない。したがって、実時間での応答を可能とするためにはハードウェア化に伴うコストの問題が生じるであろう。

本手法の特徴としては、

- a) パターンの構造情報を用いていない(画像の回転・移動・モアレ障害に対して影響を受けにくい)、
  - b) ブロック単位に符号化しやすい(アルゴリズムその2)、
  - c) アルゴリズムの内容が単純である。
- などである。一方、今後の課題としては
- d) 属性区分の明確な定義付け、
  - e) 誤読率の算出方法の妥当正、
  - f) 実用化への適応性、
- などに対する検討がある。

### 文 献

- 1) O. Bryngdahl: "Moire and higher grating harmonics," J. Opt. Soc. Am., **65** (1975) 685-694.
- 2) 鉄谷信二, 越智 宏: "2値画像と濃淡画像の混在する原稿の2値化処理法", 信学論, **J 67-B** (1984) 781-788.
- 3) 富川武彦, 松本欣二: "ラプラシアンヒストグラムに基づく画像の属性判定", TV 学誌, **41**(5) (1987) 53-60.
- 4) 高島洋典, 臼渕 徹: "文字・写真混在の網点化", 信学技報, **IE 83-67** (1983) 13-18.
- 5) 茨木 久, 小林 誠, 越智 宏: "網点写真の識別方法", 信学論, **J 70-B** (1987) 222-232.
- 6) H. Makino: "Representation and segmentation of document images," IEEE Int. Conf. Computer Vision & Pattern Recognition (1983) pp. 291-296.
- 7) W. Postl: "Half-tone recognition by an experimental text and facsimile workstation," IEEE Proc. 6th Int. Pattern Recognition (1982) pp. 489-491.
- 8) 富川武彦: "ラベリングに基づく擬似階調領域の一識別法", 電子情報通信学会論文誌, **J 71-D** (1988) 1848-1851.
- 9) A. Rosenfeld and A. C. Kak (長尾 真訳): デジタル画像処理 (近代科学社, 1978).
- 10) 奥山良幸, 小林芳樹, 藤原和紀: "ラスト走査形ラベリングの高性能化の検討", 信学技報, **PRU 87-32** (1987) 35-42.
- 11) R. O. Duda and P. E. Hart: *Pattern Classification and Scene Analysis* (Wiley Interscience, New York, 1973) pp. 24-30.
- 12) J. C. Stoffel and J. F. Moreland: "A survey of electronic techniques for pictorial image reproduction," IEEE Trans. Commun., **COM-29** (1981) 1898-1925.

### 付録 実験用画像データ

	入力画像	2値化手法	内容
01	テストチャート1	網点法	女性像
02	"	平均誤差最小法	"



Fig. A Original patterns (numbers 01, 02, 03, 07)



03	テストチャート1	組織的デイズ法	女性像	12	英字新聞	固定しきい値法	一般記事
04	雑誌	組織的デイズ法	"	13	テストチャート1	網点法	女性像
05	"	濃度パターン法	"	14	日本語新聞	網点/単純2値法	地図
06	"	サブマトリクス法	"	15	"	網点法	風景像
07	テストチャート2	固定しきい値法	漢字	16	"	"	"
08	"	"	図形	17	"	"	動物像
09	"	"	天気図	18	"	"	子供像
10	日本語新聞	"	求人欄	(ただし、テストチャート1, 2はそれぞれ電子写真学会 No. 2, 画像電子学会 No. 2 を用いた.)			
11	"	"	株式欄				