

二値線図形に対する画質判定と雑音除去法†

美濃導彦^{††} 坂井利之^{††}

現実世界に存在する文書には、種々の品質がある。これらの文書を処理するためには、その画質を判定しそれぞれに応じた雑音除去を行わなければならない。本論文では、対象を二値の線図形に限定した場合の画質の判定法と雑音除去法について述べている。対象画像が十分に細かくサンプリングされている場合は、 3×3 の単位メッシュで観測すると、そのうちに起こりうる白黒パターンは、理論的にたかだか66個(合法パターン)となる。入力画像に対して合法パターンの統計をとり、これに基づいて統計的手法により画質の判定を行う。画質は、以後の処理の方向づけのためには、“汚染”(黒く汚れている)・“良質”・“かすれ”(線が細く途切れている)の3種類で十分である。判定の後、“良質”を除く画像に対しては雑音除去の処理を行う。二値の画像を 3×3 の単位メッシュに固定分割し、個々の単位メッシュが合法パターンのみからなる画像(シンボル表記画像)上で、線を受理するオートマトンを構成し、線幅を推定する。この推定値に基づいて、“汚染”画像の場合は、黒画素を除去し、“かすれ”画像の場合は、黒画素を付加するように雑音除去処理を施す。実験の結果、この適応的な雑音除去処理法の有効性・高速性を確認したが、完全な雑音除去のためには線よりも少し高いレベルの知識が必要と思われる。

1. まえがき

オフィスオートメーションが、本来の意味で発展するためには、種々の品質の画像が処理の対象とならなければならない。実際、事務所や工場などに存在している文書は、コピーの繰返しや汚れなどのため品質がかなり低下している。また、新聞紙面なども紙の質が悪く裏の印刷が透き通って見える。これらの画像も処理の対象にするためには、入力装置における二値化部分の前処理¹⁾だけでは不十分で、入力された二値画像に対して雑音除去の処理を施さなければならない。

よく知られている種々の雑音除去方式²⁾は、主として入力装置で混入してくる雑音を対象としている。これに対して、われわれは装置に入れる前の入力画像そのものに含まれている雑音をも処理の対象とする。すなわち、紙の質が悪く入力時に“地”の部分に混入する雑音、汚れ・しみなどをもともと含んだ画像、文字がうすくかすれている画像、反対に文字がにじんでつぶれている画像などを処理しようとする立場である。

画質の低下には、二つの方向がある。一つは、品質のよい画像が黒のより多い画像に偏ってゆく方向(“地”の部分の雑音・文字のつぶれなど、以後“汚染”と呼ぶ)、他の一つは、白のより多い画像に偏ってゆ

く方向(全体にコントラストが悪く、文字や線がかすれてしまう状態、以後“かすれ”と呼ぶ)である。

対象画像を二値の線図形(筆点の軌跡からなる図形、文字・グラフ・図面など)に限定すれば、その生成条件を先験知識とした新しい画像表現が可能である。これは MOLD 理論(Mesh Oriented Line Drawings' Theory)³⁾と呼ばれ、サンプリング間隔が線の太さに対して十分細かければ、二値の線図形が 3×3 の単位メッシュで定義された66個の合法パターンのみで記述できることを示している。

ここで行う雑音除去は、この MOLD 理論を利用する。まず、合法パターンが局所的に正しい線を表現していることを利用して画質の判定を行う⁴⁾。すなわち、その後の処理を黒画素を増やす方向に進める“かすれ”画像と、白画素を増加させる方向に進める“汚染”画像、白黒を対称に扱う“良質”画像に大きく分類する。次に、その判定に基づいてそれぞれの画質に応じた処理を施し、MOLD 理論によるシンボル表記画像に変換する。その上で“線”を形式的に検査するオートマトンを利用して対象画像に含まれている線の線幅を推定し、それぞれの画質に応じた処理を行う。最後に、MOLD 理論による合法シンボル表記画像へ変換し雑音除去を終了する。

2. MOLD 理論³⁾

二値の線図形は自然画像と違って人工的に生成された画像(筆点の連続的な軌跡として生成される)であ

† Classification of the Image Quality and Noise Removal Method for Bi-level Line Drawings by MICHHIKO MINOU and TOSHIYUKI SAKAI (Department of Information Science, Faculty of Engineering, Kyoto University).

†† 京都大学工学部情報工学科

り、強い拘束条件をもっている。この拘束条件を単位メッシュにおいて表現することを考えたのが MOLD 理論である (全体的な概念図を図 1 に示す)。

ファクシミリなどにより入力された二値の線図形に含まれている線は、デジタル幾何学²⁾において定義されるようなデジタル弧⁴⁾にはならない。これらの

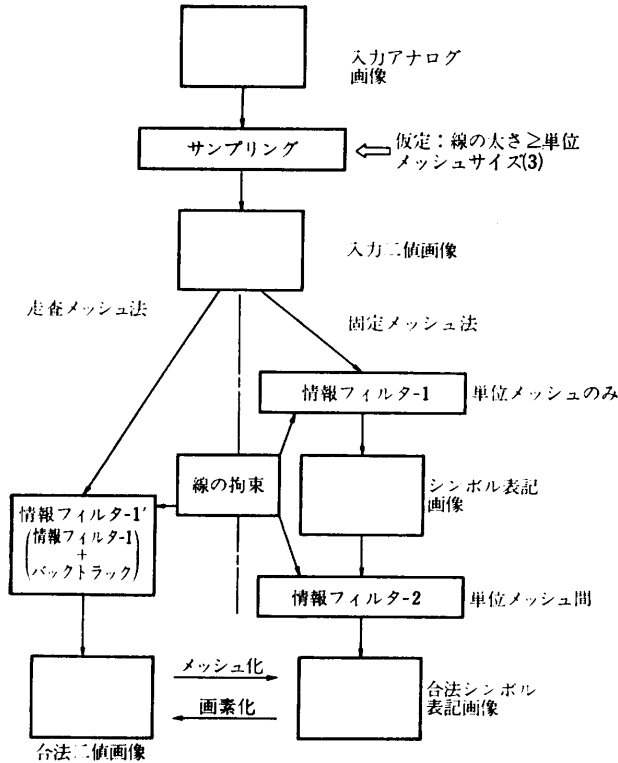


図 1 MOLD 理論の概念図
Fig. 1 Schema of MOLD theory.

線は幅をもつ現実的な線である。MOLD 理論では対象とする線をデジタル線³⁾と呼ぶ。デジタル線は、画素集合 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ で次の 2 条件を満たす。

$$\textcircled{1} \quad \forall p_i \in P \text{ に対して, } \exists p_r, p_s \text{ s. t. } p_r, p_s \in E_{p_i}^4 \text{ かつ } p_r \in E_{p_i}^8$$

ただし、 $E_q^4(E_q^8)$: 画素 q の 4 (8) 隣接点の集合

② P の補集合も ① の条件を満たす。

アナログ世界における線は、サンプリング間隔を十分細かくして離散化すれば、必ずデジタル線になる。必要十分条件は、サンプリング定理で定まるサンプリング間隔の半分以下の間隔で離散化することである。

デジタル線を単位メッシュ (一般的には $m \times m$ の正方形の窓, MOLD 理論では、種々の考察の結果 3×3 に固定する) で観測すれば、そのなかに起こりうる白黒パターンは限定される。すなわち、対象がデジタル線であるという拘束に合致するパターン (これを合法パターンと呼ぶ) とそれ以外のパターンに分割できる。これは、“線” という先験知識、あるいはそれを生成する際の拘束条件が、入力画像の処理上である種のフィルタの役割を果たしうると考えられる。これは一種の情報フィルタとなる。デジタル線の太さが単位メッシュサイズより大きければ、合法パターン集合が具体的に定まる。 3×3 の単位メッシュに対しては、合法パターンが 66 個決まる (図 2)。

デジタル線の太さが単位メッシュサイズより大きいという仮定が充たされている場合、理論的には尖点の部分を除いて非合法パターンは起こらない。現実に

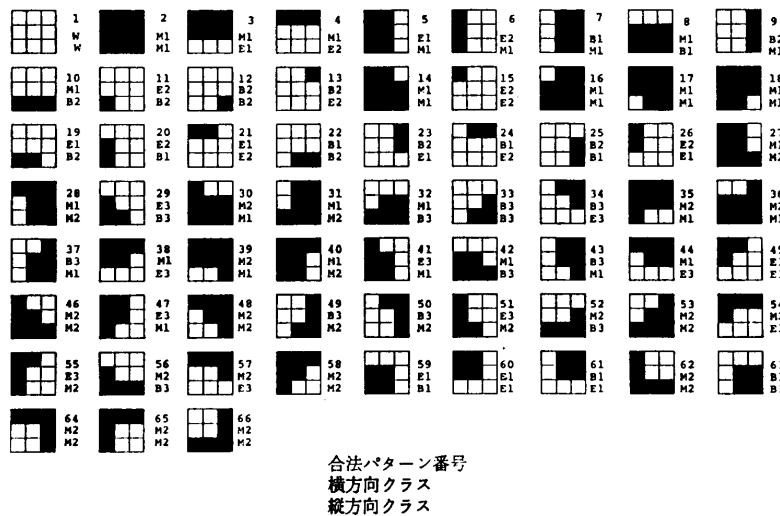
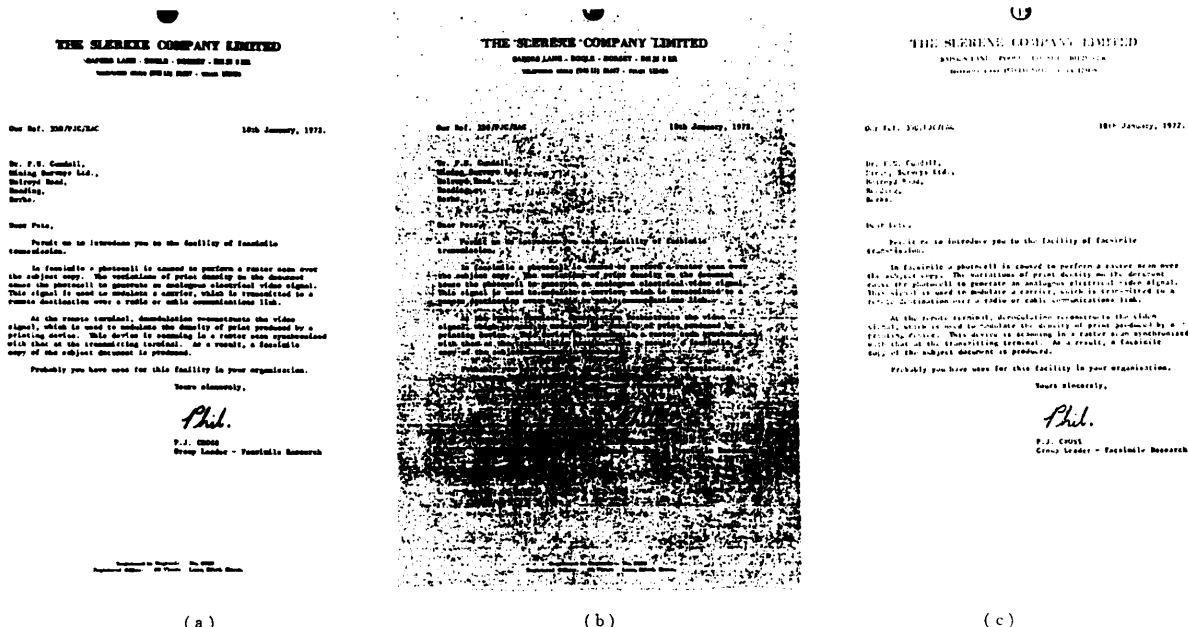


図 2 合法パターンの例

Fig. 2 Legal patterns for the 3×3 unit meshes.



(a)

(b)

(c)

図3 画質の例

(a) “良質” 文書, (b) “汚染” 文書, (c) “かすれ” 文書

Fig. 3 Example of image qualities.

(a) “good” document, (b) “stained” document, (c) “blurred” document

あるデータ (CCITT のファクシミリ用テスト原稿 No. 1, No. 2) をファクシミリ高品質モードで入力し, 3×3 の窓を 1 画素単位で移動させて統計をとった結果, 合法パターン 66 個の出現の累積率は全体の 99% 以上の値を示した. 最も頻度の高いオール白のパターン (図 2 の 1 番のパターン, 以後 W パターンと呼ぶ) を除外した場合でも 95% 以上の累積率があった.

このことを考慮すれば, 対象となる二値の線図形のある固定位置における分割によって生ずる 3×3 のメッシュにおいて, いずれの単位メッシュも合法パターンのみからなるように変換した画像 (シンボル表記画像と呼ぶ) を作成しても画質はほとんど変わらないと思われる. シンボル表記画像への変換は, 変換表により行う. すなわち, 単位メッシュ内に非合法パターンが現れた場合, それをあらかじめ定められた合法パターンに置き換える. このときに, 対象画像の画質に関する情報があれば, 変換表を画質に応じて適応的に選択できる. この結果, シンボル表記画像への変換が局所的な雑音除去能力をもつ.

シンボル表記画像では, 固定分割であるから, 分割の仕方により単位メッシュに非合法パターンが生ずることがある. 換言すれば, この固定メッシュを画素単位でシフトしたような場合に非合法パターンが許容されている. そこでこの固定分割は変化させないで, し

かも合法パターンの単位メッシュ (シンボルと呼ぶ) 間の接続関係を規定することにより, 対象画像からすべての非合法パターンを除去した画像 (合法シンボル表記画像と呼ぶ) を作成する*. このときも, 対象画像の画質に応じて変換表が必要である. 合法シンボル表記画像は, “線” という先験知識により構成され, 非合法パターンを排除する一種の情報フィルタの出力であり, MOLD 理論の最終結果である. 画質は原画とほぼ同程度であるが, 蓄積に必要なメモリ容量は $7/9$, 情報量では 67% 程度に圧縮されている.

3. 画質の判定⁴⁾

3.1 特徴パラメータ

MOLD 理論に基づいて二値の線図形を合法シンボル表記画像へ変換してゆく過程では, 対象画像の画質に関する情報が必要である. ところが, 1 枚の画像は全体的に “汚染” したり, “かすれ” たりしていることもあるが, 一般的にはある部分領域だけの画質が落ちていると考えなければならない. したがって, 画質の判定は, できるだけ小さな領域で行う必要がある. 今回は A4 サイズ (ファクシミリ高品質モードで入力した場合 $1,728 \times 2,352$ 画素) の画像の約 60 分の

* 単位メッシュ間の接続関係を満たせばすべての非合法パターンが除去できることは文献⁷⁾で示されている.







パラメータ番号	内容	パラメータ番号	内容
1	合法パターン比率	11	合法パターン規則2
2		14	
		15	合法パターン規則3
3		18	
		19	合法パターン規則4
4	オール黒パターン頻度順位	22	
5	Wパターン連続度比 (走査方向)		
6	Wパターン連続度比 (空間内)	23	合法パターン規則5
7	合法パターン規則1		
		10	





図4 特徴パラメータ
Fig. 4 Feature parameters.

1に当たる 255×255 画素(合法パターン 3×3 のため)の大きさで実験を行う。

二値画像が、“汚染”・“良質”・“かすれ”のどの状態であるかという問題は、概念的なものでありその判断の基準は明確ではない。しかし、画質の境界近辺の画像は、どちらに分類されてもそれほど大差はないと思われるので、ここでは画質の判定基準を“汚染”の場合は線図形(絵)に対して“地”となる広義の紙質による雑音、“かすれ”の場合は線の欠け・途切れに置く。各画質の例を図3に示す。

入力された未知画像に対して、3×3の窓を1画素単位で移動させて取得した統計に基づいて、画質判定のための特徴パラメータを26個定義した(図4参照)。

1番目のパラメータは、合法パターンの全パターンに対する比率であり、対象画像内に含まれるデジタル線の割合を表す。Wパターンを除外することにより、対象画像内の線の量に依存しないパラメータとなる。

2, 3番目のパラメータは、対象画像内に含まれている黒画素のまとめ具合を示す。“かすれ”た画像では、分母のパターン( または  90°の回転4種類すべてを含む)が減少し、分子のパターン( または )が増加するので、このパラメータの値

が極端に大きくなる。

4番目のパラメータは、オール黒のパターンの出現頻度が合法パターン出現順位の何位であるかの値である。このパラメータは対象画像に含まれる線の長さ・太さと関係がある。

5, 6番目のパラメータは、Wパターンの連結性を示す。5番目はWパターンが30個走査線方向に連続して出現する比率、6番目はWパターンが空間的に連結した15×15個の領域を占める比率である。ここで、30・15という数値は予備実験を参照し経験的に定めた。これらの比率は、対象画像内に含まれる線の量に依存するが、“汚染”画像の場合は本来“地”の部分に雑音が入ってくるため、これらの値が大きくなる。

7~26番目のパラメータは、合法パターンの関係規則に基づいている。すなわち、対象を周囲がWパターンである合法シンボル表記画像とすれば、図4の7~26欄の分子の合法パターンの出現頻度の合計と分母のそれとは正確に一致し、その値は1になる。合法パターンの方向を考えれば、それぞれの関係規則について4種類ずつ存在するので、計20個のパラメータとなる。これらのパラメータは、良質画像を画質の低下した画像から区別する能力が高い。

これら26個のパラメータの評価基準として、次式で示すような画質クラス間での分散に対する画質クラス内での分散の比(F比)を考える。

k番目の特徴パラメータのF比は、次式で与えられる。

$$F_k = \frac{\frac{1}{m} \sum_{r=1}^m (\bar{X}_r(k) - \bar{X}(k))^2}{\frac{1}{(n-1)m} \sum_{r=1}^m \sum_{j=1}^n (X_{r,j}(k) - \bar{X}_r(k))^2}$$

ただし

$X_{r,j}(k)$: クラスrのj番目のサンプルのk番目の特徴パラメータ

$\bar{X}_r(k)$: クラスr内の平均値

$\bar{X}(k)$: 全クラスに対する平均値

n: 各クラスのサンプル数

m: クラスの数

図3に示した3種類の画像と同程度の画質の画像をそれぞれ約100枚サンプル画像として生成し、それから図4の26個のパラメータを計算した。これをもとに上式によりF比を計算した結果を表1に示す。F比は画質3クラス(良質, 汚染, かすれ)全体を一挙に

表 1 特徴パラメータの F 比
Table 1 F ratio for feature parameters.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
汚-良-か	0.7464	0.2288	0.1949	1.0753	0.7230	0.6438	0.6651	0.3686	0.3103	0.8805	1.1367	1.1535	1.0862
良-汚	1.0528	0.1506	0.2211	0.0060	0.5717	0.7000	0.1191	0.1906	0.0618	0.2148	2.3934	2.0640	2.0714
良-か	1.1321	0.3320	0.2219	1.1681	0.0236	0.0026	0.6544	0.2957	0.2648	0.7791	0.8154	0.7839	1.0002
か-汚	0.0019	0.0679	0.0705	0.9026	0.9524	0.9617	0.4099	0.2579	0.2084	0.5705	0.1345	0.2038	0.0638

	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26
汚-良-か	1.2213	1.0035	0.9428	1.0530	0.8777	0.7413	0.4437	0.4509	0.4149	0.6003	0.5853	0.6909	0.7360
良-汚	2.1334	1.5398	1.4996	1.5543	1.3927	0.2417	0.1970	0.2132	0.2678	0.7593	0.7906	0.6191	0.8780
良-か	0.9450	1.3434	1.2441	1.4457	1.1576	0.6502	0.3717	0.3892	0.3458	0.8355	0.7711	0.9737	1.0814
か-汚	0.1919	0.0025	0.0015	0.0051	0.0003	0.4783	0.2969	0.2918	0.2775	0.0262	0.0503	0.1325	0.0642

汚：汚染 良：良質 か：かすれ

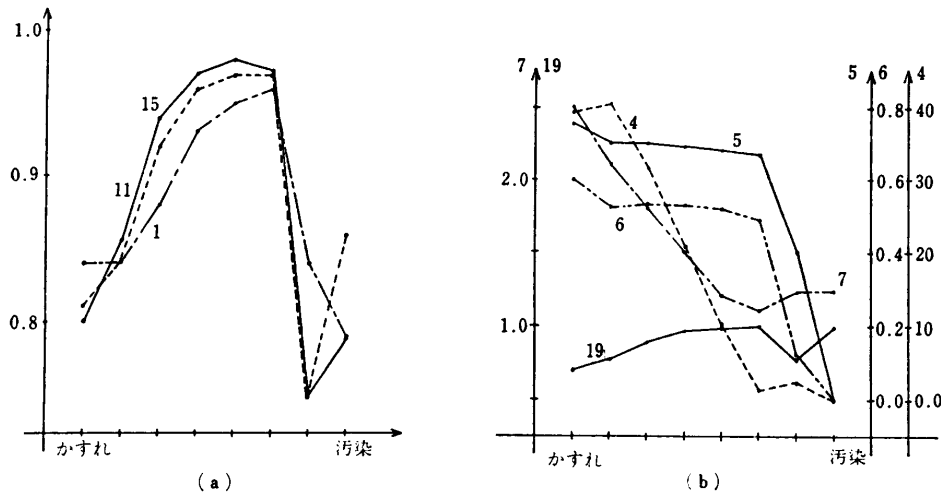


図 5 特徴パラメータの変動
(a) 良質 vs 汚染・(汚染・かすれ) かすれ, (b) 汚染 vs かすれ
Fig. 5 Transition of feature parameters as the image qualities.
(a) good vs stained and blurred, (b) stained vs blurred

分類しようとした場合と、任意の2クラスの組み合わせで分類する場合の計4種類計算した。

表1から明らかなように、“良質”画像を画質の低下した画像から区別するのに有効なパラメータは、1・11~14・15~18の9個である。“汚染”と“かすれ”を区別するのに有効なパラメータは、4・5・6・7~10・19~22の11個である。そこで、画質を“かすれ”から“汚染”へ段階的に変化させた8枚の画像サンプルを作成し、それぞれのクラス約100枚から特徴パラメータを計算した。有効であると判断されたパラメータが、画質に応じてどのように変化するかを調べるために、八つのクラスでのパラメータの平均値を図5にグラフで示した。(a)が“良質”を他から区別するパラメータで“良質”(中央)付近で極値をとっている。

(b)は“汚染”と“かすれ”を区別するパラメータで、単調減少関数も含まれていて、“汚染”(右端)と“かすれ”(左端)間でパラメータの差が大きいことがわかる。

パラメータ 11~14・15~18の合法パターン関係規則には、パターン・パターンが含まれているため、画質の低下を検出するのに効果があると考えられる。すなわち、画質が低下すると上記の二つのパターンの増加が激しくなる⁵⁾。

“汚染”と“かすれ”の統計で最も大きな差異は、パターンとパターンで、これらのパターンは“かすれ”画像では極端に少なくなる⁵⁾。これらのパターンを含む合法パターン関係規則(パラメータ

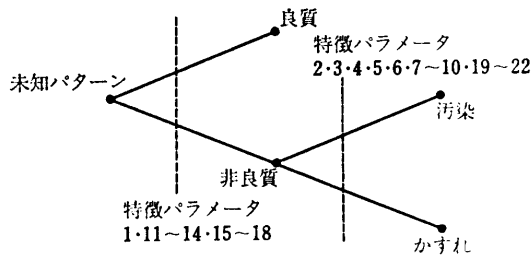


図 6 分類の手法
Fig. 6 Method of classification.

7~10・19~22) が、“汚染”と“かすれ”を区別するのに有効であるのはこのことによると考えられる。

3.2 画質判定実験と結果

図 5 のグラフより、画質の判定を優先順位をつけずに 3 クラスを一挙に扱うよりも、2 段階に分けて判定するほうが有利であることは明らかである。すなわち、図 6 に示すようにまず“良質”かどうかを判定し、次に“汚染”か“かすれ”かを判定する。また、画質が“汚染”から“かすれ”へ連続的に変化することを考えれば、その中間にある“良質”を先に分離することは、次の段階での“汚染”と“かすれ”の判定に対してたいへん有利である。

F 比を計算したときの統計から各クラスの標準パラメータを作成した。未知パターンが入力されたとき、まず図 4 に示した 26 個の特徴パラメータを計算し、“良質”の標準パターンとの距離を計算する。距離はユークリッド距離とマハラナビス距離の平均を用いている。各特徴パラメータごとに計算された距離を F 比に基づいて荷重平均して、“良質”らしさをファジー値で評価する。これを、あらかじめ経験的に定められた閾値と比較することにより、“良質”かどうかの判定を行う。次に“良質”でないと判定された未知パターンに対して、“汚染”・“かすれ”の標準パターンとの距離を同一の方法で評価し、“汚染”か“かすれ”かを判定する。

判定誤りは、“良質”を他と区別する判定では、それほど悪影響を及ぼさない。しかし、“汚染”・“かすれ”の判定での誤りは致命的である。したがって、後半の判定では、拒否率を高くして判定誤りを防止する。

実験のためのシステムは、サイクルタイム 650 ns のパナファコム U300 計算機システム（主記憶容量 64 K バイト）上で FORTRAN を用いて作成した。対象となる画像はファクシミリより入力され DISK 上に蓄積される。1 枚の画像の判定に要する時間は約 80 秒である。

表 2 分類実験結果
Table 2 Result of classification of image qualities.

		実験システムの画質判定			
		かすれ	良質	汚染	拒否
未知パターン	かすれ	36	1	0	8
	良質	0	53	0	4
正解	汚染	4	0	43	16

実験データは、標準パターン作成時に用いた画像をファクシミリより再入力し、切り出し場所をかえて 145 サンプル、他の画像 20 サンプルの計 165 枚とした。画質判定実験結果を表 2 に示す。正解は人間が決定した。このシステムは、表 2 より認識率 96.4%、拒否率 17% となり、以後の処理の方向づけとしては十分利用できることが確認できる。

誤判定のほとんどは、①対象画像内に含まれている線が少ない場合と、②線が細かくて合法パターンで表現できない場合に起こっている。拒否は、“汚染”・“かすれ”の判定部分で大部分が起こっている。

4. 線幅の推定

4.1 線を受理するオートマトン^{5),6)}

図 2 に示した合法パターンの中で W パターンを除く 65 個は、 3×3 のメッシュの上下、左右の構造を考えると大きく三つのグループに分類できる。合法パターンは 3×3 の正方形の単位メッシュ内で定義されているので、接続関係は縦方向と横方向で存在するが、横方向を例にして述べる。

65 個の合法パターンのなかで、 W パターンの右隣りに存在することがデジタル線の条件に反していない合法パターンの集合を B' 、左隣りに存在することが条件に反していない合法パターンの集合を E' とする。65 個の合法パターンはすべてどちらかの集合に含まれる。 $B' \cdot E'$ から次の三つの集合を定義する。

$$M = B' \cap E'$$

$$B = B' - M$$

$$E = E' - M$$

B (Beginning)・ M (Middle)・ E (Ending) は、合法パターン 65 個の集合を直和分割する。それぞれに含まれる要素数は、 $16 \cdot 33 \cdot 16$ となる。デジタル線は横方向に少なくとも 2 画素必要であるので、 $B \cdot E$ の集合はさらに三つに細分できる。すなわち、単独でも正しいデジタル線となれる I 類、単独で正しい白い隙間となれる II 類、その他の III 類である。 M には隙間の要素はないので、単独で正しいデジタル線とな

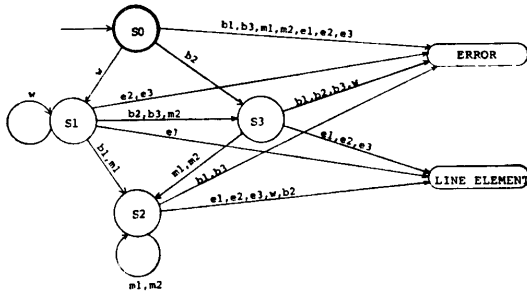


図7 “線”を受取るオートマトン状態遷移図
Fig. 7 State transition diagram of the automaton accepting the “line”.

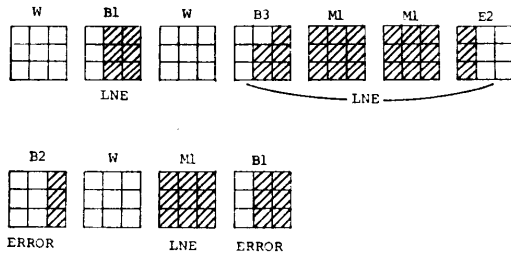


図8 オートマトン判定の例 (横方向)
Fig. 8 Examples of acceptance sequences of the automaton (horizontal direction)

るI類とその他のII類の二つに細分できる。

以上をまとめると、図2に示した66個の合法パターンは、Wパターンと $B1 \cdot B2 \cdot B3 \cdot M1 \cdot M2 \cdot E1 \cdot E2 \cdot E3$ の九つの集合に直和分割できる。

縦方向に対してもまったく同様に九つの集合に直和分割できる。図2には、各合法パターンが属する集合を併記してある。上段が横方向に対する集合、下段が縦方向に対する集合である。

これらの分類をもとに縦方向・横方向で連続するシンボルの系列を検査し、対象がデジタル線であるかどうかを調べる有限状態オートマトンを考える。その状態遷移図を図7に示す。このオートマトンは、シンボル表記画像に対して動作する。すなわち、縦・横方向で連続するシンボル(単位メッシュ内の合法パターン)の属する集合 ($m1 \cdot e2$ など、小文字で表記する)により状態遷移をする。

このオートマトンが受理した系列を線要素と呼ぶ。これは、線の形式のチェック(構文レベル)であり、デジタル線であれば必ずこの形式を満たしているが、線要素であってもデジタル線の一部であるとは限らない。したがって、このオートマトンによりエラーと判定された箇所は、雑音かまたは雑音のためにゆがんだ信号であると考えられる。図8にシンボル系列に対

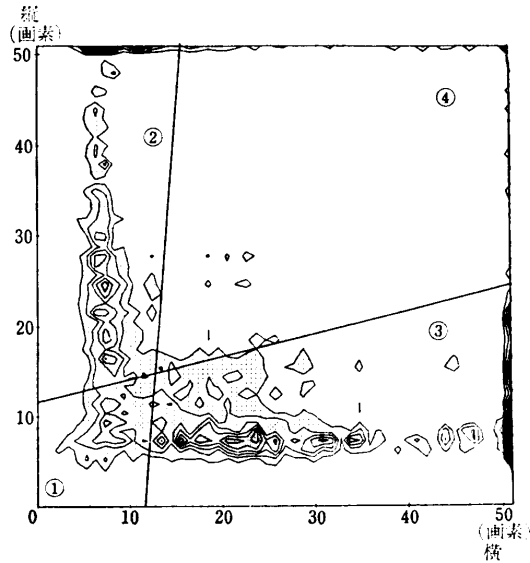


図9 線幅の二次元ヒストグラム
Fig. 9 2-dimensional histogram for “line” width.
して受理(LNE)・エラー(ERROR)の例を示した。

4.2 線幅の推定

オートマトンが受理した線要素がもつ幅は、その系列が含むシンボルの種類により簡単に計算できる。たとえば図8には三つの線要素があるが、1番目の幅は2画素、2番目が9画素、3番目が3画素である(幅は最大値で計算する)。CCITTのファクシミリ用テスト原稿No.2(手書き図面)の良質な画像に対して、それに含まれる線要素の幅を計算し、線要素に含まれるシンボルすべてにその幅の値を割り当てた。この結果、各シンボルはそれが属する縦・横方向の線要素の幅をもつ。この全画面に対して縦方向・横方向の幅をそれぞれ縦軸・横軸にとった座標上で二次元のヒストグラムを計算した。この結果を図9に示す。図9では、濃度の濃いところが頻度の高いところを表している。

この図から、線が四つに大分類できることがわかる。すなわち、縦横両方向とも短い斜線・点の領域①、縦方向が長く横方向が短い縦線の領域②、横方向が長く縦方向に短い横線の領域③、両方向とも長い交点の領域④の四つである。これらの分類は、本来は二次元平面そのものを対象に行うべきであるが、図9より縦・横方向の一次元ヒストグラムで独立に分割しても十分近似できることがわかる。

図10にCCITT No.5(図入仏文)のなかから切り出した文字領域(255×255画素)に対して、横方向のヒストグラムを示す。“汚染”・“かすれ”画像に対

るヒストグラムはややゆがんでくるが、最初の有意な谷を線幅の推定値としても問題はないことがわかる。水平・垂直線に対する線幅は、最初の有意な山である

と考えられるが、“汚染”画像では都合が悪い。ここで、推定した線幅は、その約 $\sqrt{2}$ 倍程度である。ここまでの処理は、U300 で約 80 秒で終了する。

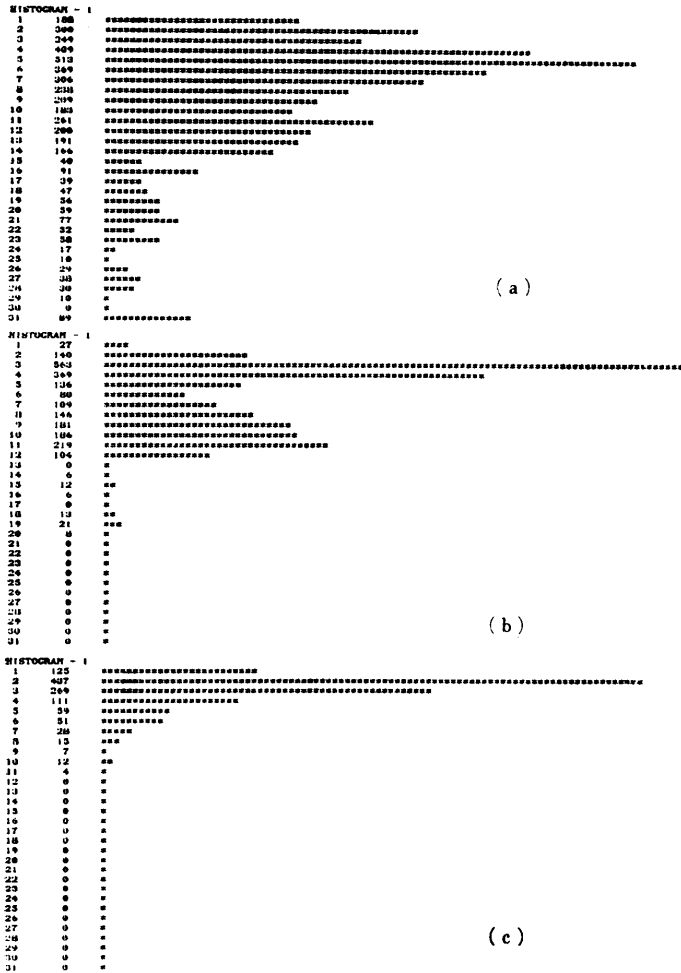


図 10 線幅のヒストグラム
(a) “汚染”, (b) “良質”, (c) “かすれ”
Fig.10 Histograms for “line” width.
(a) “stained”, (b) “good”, (c) “blurred”

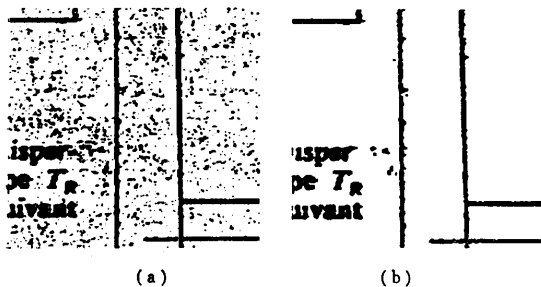


図 11 “汚染”画像に対する処理例
(a) 原画, (b) 処理結果
Fig.11 Result for “stained” document.
(a) original, (b) result

5. 雑音除去方式

5.1 “汚染”画像に対する処理

図 11(a) に CCITT No.5 (図入仏文) から切り出した原画 (“汚染”と判定されたもの) を示す。この画像に対して、線要素の幅のヒストグラム(a)と前述のオートマトンによって受理されなかったシンボル系列の幅のヒストグラム(b)を図 12 に示す。

“汚染”画像の場合は、“地”の部分に孤立的な雑音が多いが、これらのほとんどは“線”として受理されない。したがって、図 12(b) のヒストグラムの最初の谷の値を信号と雑音を区別する閾値 T_E として推定し、図 12(a) のヒストグラムより求められた線幅推定値 T_w とともに以後の処理で利用する。

まず、縦または横方向の幅の少なくとも一方が T_E 以下のシンボルを除去する。この処理だけでは、比較的大きな孤立点は除去できないので、縦・横両方向とも T_w 以下のシンボルで、その 4 隣接点に縦線・横線・交点のないものは除去する。これらの処理は、すべてシンボル単位の処理であり、高速である。この処理だけでは、線の付近に削りカスが残る。

これらの雑音を除去し、MOLD 理論による知識表現へ変換するために、これを走査メッシュ法³⁾により合法シンボル表記画像に変換して最終結果とする (図 11(b)).

5.2 “かすれ”画像に対する処理

図 13(a) に “かすれ”と判定された原画を示す。“かすれ”画像の場合は、オートマトンにより受理されなかった系列に対して黒画素を付加し、線を太くしてゆく必要がある。

次に、線の途切れに対処するために、①ある線要素の始まりと別の線要素の終りが 4 隣接の意味で隣接していること、②両方の線要素の方向(縦方向の線幅と横方向の線幅の比率)が一致していることの二つの条件が満たされている場合は、あらかじめ定められたシンボルに置き換えることにより、線を連結させる。

この後、“汚染”画像の場合と同様に、走査メッシュ法により合法シンボル表記画像に変換し、最終結果と

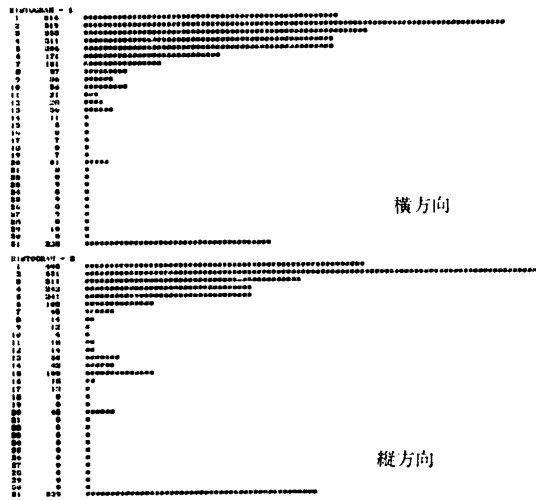


図 12(a) 線幅ヒストグラム
Fig.12(a) Histogram for "line" width.

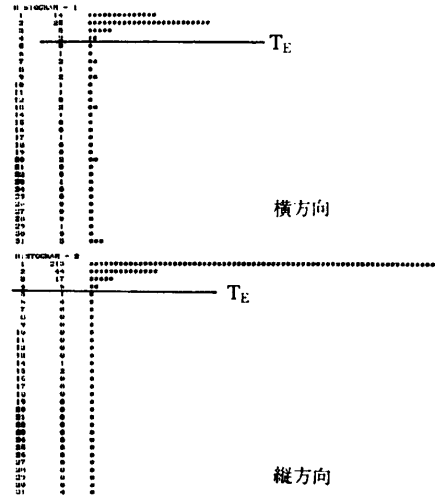


図 12(b) エラーシンボルヒストグラム
Fig.12(b) Histogram for error symbols.

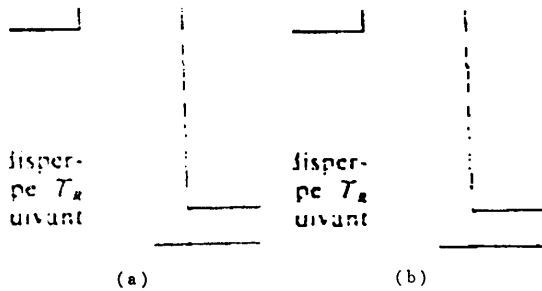


図 13 “かすれ” 画像に対する処理例
(a) 原画, (b) 処理結果
Fig.13 Result for “blurred” document.
(a) original, (b) result

する (図 13(b)).

ここでの処理は、前述の U300 で約 70 秒要する。

6. む す び

種々の品質の文書を計算機で扱うためには、雑音除去の問題が重要となる。画質の低下には二つの方向があるため、それぞれの場合に応じた雑音除去法が必要である。

本論文で述べた雑音除去方式の特徴は次の 4 点に要約できる。

- (1) 処理はすべて MOLD 理論に基づくシンボル表記画像上で行うため、高速である。また、この画像では、“線” という知識を効率よく表現できる。
- (2) 信号を雑音から分離するのに用いた知識は、『対象画像が“線” から構成されている』というものだけである。したがって、文字・グラフ・図面などすべての線図形に対して適用できる。

- (3) 処理の前に入力画像の画質を判定し、以後の処理をその判定結果に基づいて進める。
- (4) 対象画像を観測し、それに含まれる線幅情報に基づいた処理を行う。

これらの特徴のため、この方式は線図形処理の前処理として広く適用できる。その結果は、通信における情報圧縮にもそのままの形で適用できる。これにより MOLD 理論による二値線図形の表現法の有効性が確認された。

結果の画像には、まだ少し雑音が残っている。これらを完全に除くためには、“線” よりもう少し高いレベルの知識が必要で、これらの知識がどの程度 SN 比の改善につながるかを、今後、調べてゆく予定である。

参 考 文 献

- 1) 樋野, 東田, 大田, 坂井: 尾根点・谷点に基づく線図形の二値化方式, 第 24 回情報処理学会全国大会, 4E-1(1982).
- 2) Rosenfeld, A. and Kak, A. C.: *Digital Picture Processing*, Academic Press, New York(1976).
- 3) 美濃, 坂井: MOLD 理論—二値線図形の一記述法一, 信学技報, IE 81-81(1981).
- 4) 美濃, 坂井: 二値画像の画質判定, 情報処理学会, コンピュータビジョン研究会資料(1982).
- 5) 坂井利之: パターン理解システムの体系的研究, 文部省科学研究費研究成果報告書 (1981).
- 6) 美濃, 坂井: 二値線図形における雑音除去方式, 第 24 回情報処理学会全国大会, 4E-2(1982).
- 7) 美濃導彦: MOLD 理論 第 73 回京都大学情報工学研究談話会資料 (1982).

(昭和 57 年 7 月 2 日受付)

(昭和 57 年 9 月 6 日採録)