



線素分析による図形認識法*

周 藤 安 造**

Abstract

In picture recognition, edge extraction is the most basic and significant process. If a picture is recorded as a sufficiently thinned line graph, information quantity is greatly reduced, and effective geometrical properties are preserved. Further, a line graph involves a merit in which its structure analysis is comparatively easy.

This paper proposes a method to recognize a binary picture by transforming the picture into a line graph and topologically analyzing the line graph. That is, a segment composing the line graph, which involves a direction property and a connection property, is defined as line element. Structure in line graph is analyzed by the line elements, and feature values, depending on line elements, are extracted.

Also, the localness of picture computation, based on line element analysis, is evaluated and an efficient picture recognition system is realized.

Finally, in order to verify the usefulness of this proposition, computer simulation experiment is performed.

1. ま え が き

図形認識において、輪郭線の抽出はもっとも基本的でかつ重要な処理のひとつとされている¹⁾。一般的な図形について輪郭線を抽出し、それを十分細線化した線図形として記録すると、図形固有の有効な情報について保存される反面、不要な情報が削除でき、記憶容量の大幅な節約となる。

また、図形を線図形化した場合、その幾何学的な構造の解析も容易となる。

そこで、本論文では一般的な二値図形を線図形表示し、その構造を位相幾何学的に解析することによって図形認識する方法について提案する。そのために、まず一定の方向性と連結性を備えた単位線分を線素として定義し、本提案における重要な概念とする。次に、このようないくつかの線素によって線図形の位相幾何

学的な構造を分析し、図形の認識に有効な特徴値を抽出するためのアルゴリズムを導く。本特徴抽出アルゴリズムには、図形を多項式展開して記述し、その係数集合をパターンの特徴値として抽出する方法²⁾を応用している。

また、線素による図形分析におけるデータ処理効率を、適用する線素パターンの長さによって評価し、効果的な図形認識システムを実現する。

最後に、本提案の有効性と実用性について検証するために、計算機シミュレーションを行う。

なお、一般的な図形に対する輪郭線の抽出およびその細線化処理については、すでにいくつかの有効な手法が開発されており³⁾⁻⁶⁾、本提案において扱う二値図形は、これらの手法によって十分に細線化された線図形に変換されているものとする。

2. 記法と諸定義

線素による図形分析にもとづく特徴抽出アルゴリズムを導くための準備として、以下にいくつかの記法と

* Picture Recognition Method using Line Element Analysis by Yasuzo SUTO (System Engineering Dept. Electronic Computer Division, Tokyo Shibaura Electric Co., Ltd.).

** 東京芝浦電気(株)電子計算機事業部システム技術部

定義を与える。

まず、線図形の存在する図形空間 U を M 行 N 列の二次元空間として表わす。このような $(M \times N)$ 配列を構成する要素を絵素 $X_{i,j}$ で与え、次のような二値関数 $f(X_{i,j})$ を定義する。

絵素 $X_{i,j}$ が黒のとき $f(X_{i,j})=1$,

絵素 $X_{i,j}$ が白のとき $f(X_{i,j})=0$ 。

今後、二値関数 $f(X_{i,j})$ の値が1となる絵素 $X_{i,j}$ を記号 $x_{i,j}$ で、0となる絵素を記号 $\bar{x}_{i,j}$ でそれぞれ表わすことにする。

また、線図形を

$$L_s' = \{X_{i,j} | X_{i,j} = x_{i,j}\}$$

$$1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N$$

$$L_s' \subset U$$

として定義し、パターンのカテゴリーを $s=1, 2, \dots, \alpha$, 各カテゴリーに属する個々の線図形を $t=1, 2, \dots, \beta_s$ で表わし、線図形全体を $\{L_s'\}$ で与えることにする。

さらに、線図形 L_s' の各カテゴリーの生起確率を $p(s)$, 線図形 S が与えられたとき t が生起する確率を $p(t|s)$ とし、次の関係を導く。

$$\sum_{s=1}^{\alpha} p(s) \sum_{t=1}^{\beta_s} p(t|s) = 1. \quad (1)$$

3. 線素の定義

図形を格子点空間において表現すると、基準座標点 (i, j) を中心とした近傍絵素間の方向性は Fig. 1 に示す 8 パターンが考えられる。一方、近傍絵素同志の規則的な連結の仕方には、Fig. 2 に示す 2 パターン、すなわち方向性 1, 3, 5, 7 にもとづく辺による連結(辺連結)と方向性 2, 4, 6, 8 にもとづく格子点による連結(点連結)がある。線素はこのようないずれかひとつの方向性および連結性を備えた絵素の連(run)として定義される。すなわち、便宜上 Fig. 2 の格子点空間の座標表示において、方向性 1 と 3 を正の方向とし、方向性 1, 2, 3, 4 で全方向性を代表させ、線素パターン

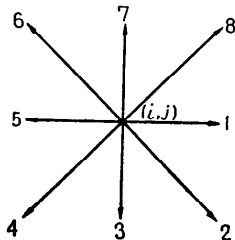


Fig. 1 Direction patterns of line graph

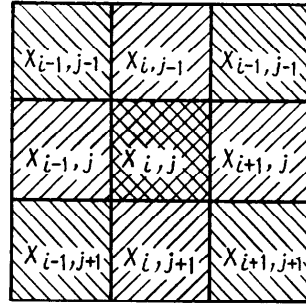


Fig. 2 Connection patterns of neighboring pixels

を次のような絵素 $X_{i,j}$ の連として与える。

① 方向性 1 の線素パターン

$$\bar{x}_{i,j} x_{i+1,j} \dots x_{i+v-1,j} \bar{x}_{i+v,j}$$

② 方向性 2 の線素パターン

$$\bar{x}_{i,j} x_{i+1,j+1} \dots x_{i+v-1,j+v-1} \bar{x}_{i+v,j+v}$$

③ 方向性 3 の線素パターン

$$\bar{x}_{i,j} x_{i,j+1} \dots x_{i,j+v-1} \bar{x}_{i,j+v}$$

④ 方向性 4 の線素パターン

$$\bar{x}_{i,j} x_{i-1,j+1} \dots x_{i-v+1,j+v-1} \bar{x}_{i-v,j+v}$$

また、これらの線素パターンを図で示すと Fig. 3 のようになる。このように線素パターンは両端点のみが必ず 0 (白)となる連結したセグメントとするが、一般的に次の記号

$$r(\mu, d)$$

で与えることにする。

ここで

μ : 線素パターンの連の長さ、すなわち線素パターンを構成する絵素の個数。ただし、 $\mu = \nu + 1$ でかつ $\mu \geq 3$ 。

d : 線素パターンの方向性。

$$1 \leq d \leq 4$$

とする。

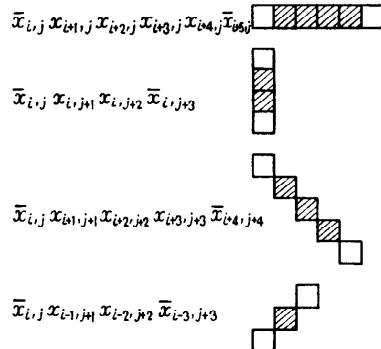


Fig. 3 Line element examples

なお、連の長さを μ^0 までとした場合の全線素パターンの個数 n^0 は

$$n^0 = (\mu^0 - 2) \times 4 \text{ (方向性)} \quad (2)$$

で求められ、一般に線素パターンの個数 n は μ に比例してふる。

4. 構造分析と特徴抽出

4つの方向性と2つの連結性を備えたいくつかの線素パターン

$$r(\mu, d) \quad \mu \geq 3, d = 1, 2, 3, 4$$

によって線図形 L_i' の位相幾何学的なデータ構造を分析し、線図形が保有する線分方向性と連結性にもとづく特徴値の抽出を試み、線図形 L_i' を構成する直線部、曲線部および分岐点、端点、屈折点などの特徴を求める。

そのために、まず十分細線化された線図形 L_i' におけるデータ構造は、ある定まった方向性と連結性を有する単位線分すなわち線素パターンから構成されているものとし、その構成成分を線素パターン $r(\mu_1, d_1), r(\mu_2, d_2), \dots$ で与え、線図形 L_i' を

$$L_i' = \{r(\mu_k, d_k)\} \quad k = 1, 2, \dots \quad (3)$$

で表わす。

次に、線図形 L_i' の特徴を線図形に含まれる(3)式的全線素パターンの個数に対応させて抽出することを考え、各 $r(\mu_k, d_k)$ を線図形 L_i' の特徴系とし、これを簡単に $r_{\mu d}$ で表わし、その集合を R とする。そして、任意の図形 L_i' を $r_{\mu d} \in R$ で多項式展開して、線図形を記号 $\hat{\mu}_n$ によって

$$L_i' \hat{\mu}_n = \sum_{\mu} \sum_{d} a_{\mu d} r_{\mu d} \quad (4)$$

として記述する。ここで $\hat{\mu}_n$ は一般に線図形 L_i' が連の長さ μ_n までの線素パターン、すなわち特徴系によって近似して記述できることを示す記号とする。

(4)式において、 $a_{\mu d}$ は $r_{\mu d}$ に対する特徴係数として求められ、これが線素パターンの個数に相当し、仮定により線図形 L_i' の保有する特徴を示すパラメータとなるが、今後これらの特徴係数をベクトル

$$A = (a_{\mu_1 d_1}, a_{\mu_2 d_2}, \dots, a_{\mu_n d_n}) \quad (5)$$

で与えることにする。

また、(1)式から特徴系 $r_{\mu d}$ に対する特徴量をその係数の二乗平均すなわち

$$a_{\mu d} = \sum_{s=1}^{\alpha} p(s) \sum_{t=1}^{\beta_s} p(t|s) a_{\mu d}^{st} \quad (6)$$

で定義し、特徴系評価の目安とする²⁾。

ここで、Fig. 4 の典型的な線図形 A, B, C につい

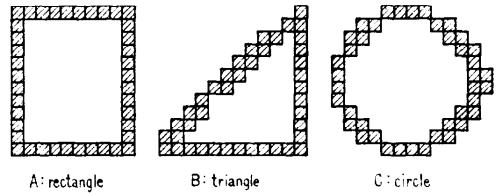


Fig. 4 Thinned line graphs

Table 1 Number of line elements holding in three line graphs; rectangle, triangle and circle

連	方向性 d	線素パターン $r_{\mu d}$	線素パターンの個数 (特徴係数 $a_{\mu d}^{st}$)		
			矩形	三角形	円
3	1	$\bar{x}_i, jx_{i+1}, j\bar{x}_{i+2}, j$	20	11	8
	2	$\bar{x}_i, jx_{i+1}, j+1x_{i+2}, j+2$	36	34	22
	3	$\bar{x}_i, jx_i, j+1x_{i+2}, j+2$	16	12	12
	4	$\bar{x}_i, jx_{i-1}, j+1x_{i-2}, j+2$	36	18	22
4	1	$\bar{x}_i, jx_{i+1}, jx_{i+2}, j\bar{x}_{i+3}, j$	0	9	12
	2	$\bar{x}_i, jx_{i+1}, j+1x_{i+2}, j+2x_{i+3}, j+3$	2	3	2
	3	$\bar{x}_i, jx_i, j+1x_{i+2}, j+2x_{i+3}, j+3$	0	7	9
	4	$\bar{x}_i, jx_{i-1}, j+1x_{i-2}, j+2x_{i-3}, j+3$	2	1	2
5	1	$\bar{x}_i, jx_{i+1}, jx_{i+2}, jx_{i+3}, j\bar{x}_{i+4}, j$	0	0	0
	2	$\bar{x}_i, jx_{i+1}, j+1x_{i+2}, j+2x_{i+3}, j+3x_{i+4}, j+4$	0	0	1
	3	$\bar{x}_i, jx_i, j+1x_{i+2}, j+2x_{i+3}, j+3x_{i+4}, j+4$	0	1	0
	4	$\bar{x}_i, jx_{i-1}, j+1x_{i-2}, j+2x_{i-3}, j+3x_{i-4}, j+4$	0	0	1
6	1	$\bar{x}_i, jx_{i+1}, jx_{i+2}, jx_{i+3}, jx_{i+4}, j\bar{x}_{i+5}, j$	0	0	2
	2	$\bar{x}_i, jx_{i+1}, j+1x_{i+2}, j+2x_{i+3}, j+3x_{i+4}, j+4x_{i+5}, j+5$	0	0	0
	3	$\bar{x}_i, jx_i, j+1x_{i+2}, j+2x_{i+3}, j+3x_{i+4}, j+4x_{i+5}, j+5$	0	0	1
	4	$\bar{x}_i, jx_{i-1}, j+1x_{i-2}, j+2x_{i-3}, j+3x_{i-4}, j+4x_{i-5}, j+5$	0	1	0

て $\mu=3, 4, 5, 6$ までの全線素パターンによって図形分析した結果を Table 1 に示す。この結果から、たとえば円 $L_i'(C)$ は(4)式にもとづいて

$$L_i'(C) \hat{\mu}_n = 8r_{31} + 22r_{32} + 12r_{33} + 22r_{34} + 12r_{41} + 2r_{42} + 9r_{43} + 2r_{44} + r_{52} + r_{54} + 2r_{61} + r_{63}$$

と記述でき、特徴係数ベクトル

$$A = (8, 22, 12, 22, 12, 2, 9, 2, 0, 1, 0, 1, 2, 0, 1, 0)$$

を求めることができる。

一方、(4)式を

$$L_i' \hat{\mu}_n = \sum_{\mu} \sum_{d} a^{(1)}_{\mu d} r^{(1)}_{\mu d} + \sum_{\mu} \sum_{d} a^{(2)}_{\mu d} r^{(2)}_{\mu d} + \sum_{\mu} \sum_{d} a^{(3)}_{\mu d} r^{(3)}_{\mu d} + \dots \quad (7)$$

と分解し、線図形 L_i' の特徴をたとえば(7)式の右辺第1項で端点、第2項で分岐点、第3項で直線部等に対応させれば、それぞれの特徴係数の集合 $\{a^{(1)}_{\mu d}\}$, $\{a^{(2)}_{\mu d}\}$, $\{a^{(3)}_{\mu d}\}$ で線図形の各特徴の情報量が把握できることになる。

なお、(4)式において特徴係数のベクトル A を求めることが本提案における最終的な目的となるが、これについては6.線素パターンのサーチ・アルゴリズム

μで述べる。

5. 図形判別

線素パターン $r(\mu, d)$, すなわち特徴系 $r_{\mu d}$ に対応して求まる特徴係数 $a_{\mu d}''$ が線図形の特徴を示す有効なパラメータとなり得ることを検証する目的でパラメータ集合 $\{a_{\mu d}''\}$ にもとづく線図形 L_i' の判別を行う。図形判別には、いろいろな方法があるが、ここでは(図形判別が主目的でない)便宜上最も一般的な線形判別関数法を適用する。

すなわち、次の関数

$$f(A) = WA + C \quad (8)$$

を与え、

$$W = (w_{\mu d_1}, w_{\mu d_2}, \dots, w_{\mu d_n})$$

$$A = (a_{\mu d_1}'', a_{\mu d_2}'', \dots, a_{\mu d_n}'')$$

とするが、ここで C は定数とする。

また、 W の各要素 $w_{\mu d}$ は $a_{\mu d}''$ に対応した重み係数である。いま、簡単のために2つのカテゴリからなる線図形パターン L_1, L_2 について考えれば、各 $w_{\mu d}$ は特定な n 個のパラメータ $\{a_{\mu d}''\}$ を与え、 $f(A)$ の値を計算し、適当な閾値 θ によって $f(A) > \theta$ ならパターン L_1 , $f(A) \leq \theta$ ならパターン L_2 となる確率が最も高くなるように決められているものとする。このような関数 $f(A)$ によって図形判別した場合に、一定の図形認識率が得られれば、特徴係数 $a_{\mu d}''$ は十分に線図形 L_i' の幾何学的な属性を抽出するパラメータとなり得るものであると判定できるが、これについては計算機シミュレーションを行い明確にする。

6. 線素パターンのサーチ・アルゴリズム

特徴係数 $a_{\mu d}''$ は線図形に含まれる線素パターン $r(\mu, d)$ の個数に対応して求まるが、ここでは $a_{\mu d}''$ を抽出するためのアルゴリズムおよびそのアルゴリズムにおけるデータ処理の局所性について考察する。

線素は Fig. 5 に示すように格子点空間の座標 (i, j) を中心に4つの方向性、すなわち方向性1, 2, 3, 4に向

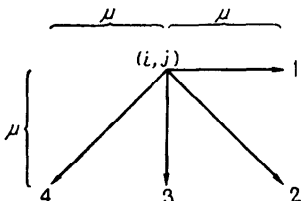


Fig. 5 Search direction patterns of line element

かって絵素をサーチしていくことによって抽出できる。その場合、線素の始点となる端点座標 (i, j) における絵素 $X_{i,j}$ は必ず $\bar{x}_{i,j}$ (白い絵素) で、かつ少なくともひとつの方向性1, 2, 3, 4に対して連結する(連結の仕方は2パターン)近傍絵素が1 (黒い絵素) でなければ、線素のサーチは行われない。

さて、Fig. 6 に示すように連結する近傍絵素にひとつでも1 (黒)があれば、その方向性パターンにそって黒の続く絵素の連をサーチする。このような線素のサーチ・アルゴリズムは各方向性ごとに0 (白)となる絵素が見つかるまで続けられるが、その場合あらかじめ設定されている線素の連の長さ μ の上限値で押えられる。

したがって、線素の抽出アルゴリズムにおけるデータ処理の効率は、線素の連の長さ μ に依存するため、その上限値が小さければサーチ・アルゴリズムが簡単になりそれだけ処理効率を上げるうえで有効となる。

一方、(2)式によって線素パターンの個数、すなわち特徴パラメータ $a_{\mu d}''$ の個数 n は線素の連の長さ μ によって決まるから、 μ は次で述べる図形判別において得られる図形認識率にも直接関係する。このよう

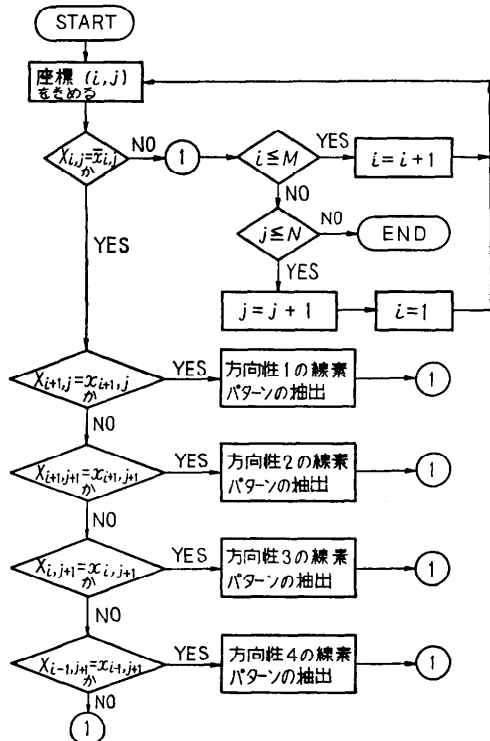


Fig. 6 Line element search algorithm

に、 μ の上限値はデータ処理の効率および図形認識率を決める重要な要因となるが、線素の連の長さ μ (一般には特徴パラメータ数 n) とデータ処理効率および図形認識率には、Fig. 7 に示すような関係があり、 μ の設定は処理効率、認識率の両面から考察されねばならない。

本提案では、あらかじめ一定の満足すべき図形認識率を与えておき、それが得られるための最小の μ を求めるという方法を採用するが、詳しくは次章で述べる。

7. 連の長さ μ

線素分析による特徴抽出アルゴリズムにおいて、線素の連の長さ μ を大きくすれば、特徴パラメータ $a_{\mu d}''$ の個数 n が増え、一般に図形の認識は容易になる。これは、(4)式において特徴パラメータ $a_{\mu d}''$ の個数 n を増やせばそれだけ線図形 L_i' がより正確に記述できるということに相当している。

すなわち

$$L_i' \mu_0 a_{31}'' r_{31} + a_{41}'' r_{41} + \dots + a_{\mu_0 d}'' r_{\mu_0 d} \quad (9)$$

$$L_i' \mu_1 a_{31}'' r_{31} + a_{41}'' r_{41} + \dots + a_{\mu_1 d}'' r_{\mu_1 d} \quad (10)$$

において、 $\mu_0 < \mu_1$ なら、(9)式より(10)式の方がその線図形の記述においてより正確であるといえる。

しかし、特徴パラメータ $a_{\mu d}''$ によって図形判別した際、一定以上にパラメータの個数 n を増やしてもデータ処理の効率低下に見合うほどの認識率が得られなくなるという一般的な性質がある。このような点から、データ処理の効率と図形認識率との関係について考察することは、実際の図形認識システムにおいて重要となる。そこで、線素の連の長さ μ を本アルゴリズムにもとづくデータ処理の局所性を評価する変数として扱い、変数 μ によって図形認識率を求める関数を

$$p = g\{(f(A), \mu)\} \quad (11)$$

で定義する。

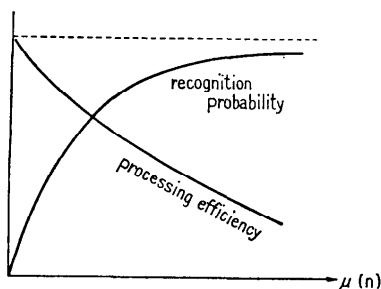


Fig. 7 Relationship between recognition probability and processing efficiency as regards μ .

ここで、 g は連の長さ μ までの線素によって抽出された特徴パラメータ $a_{\mu d}''$ と線形判別関数 f にもとづいて図形判別した際に得られる認識率 p を求める関数である。

いま、実際の図形認識システムにおいて十分に満足すべき図形認識率を仮りに記号 p^* で与えれば、それに対応する必要かつ最小な連の長さは

$$\min\{g(f(A), \mu) \geq p^*\} = g(f(A), \mu^*) \quad (12)$$

によって μ^* として求めることができる。

したがって、一般的(12)に式に適当な図形認識率 p^* が与えられれば、関数 g によりそれに対応する線素の連の長さが求まり、線素分析による特徴抽出アルゴリズムにおけるデータ処理の局所性が評価でき、効率的な図形認識システムを実現するうえで有効となる。

8. 計算機シミュレーション

本アルゴリズムの有効性と実用性を検証するために、計算機シミュレーションを行う。計算機シミュレーションは、本アルゴリズムの医用画像処理への適用として、線図形化された白血球の核図形に対する

① 特徴抽出

② 判別

を試みる。本シミュレーションにおいて対象とする白血球パターンは、リンパ球と単核白血球でこれらの核図形は予め前処理が加えられ、十分細線化された線図形に変換されている。

8.1 シミュレーションの手順

計算機シミュレーションは2つのフェーズからなる。まず、フェーズ1において白血球核組織の線図形データをいくつかの線素パターンによって分析し、その特徴を簡単な数値パラメータとして抽出する。結果は抽出した順にリストに出力する。

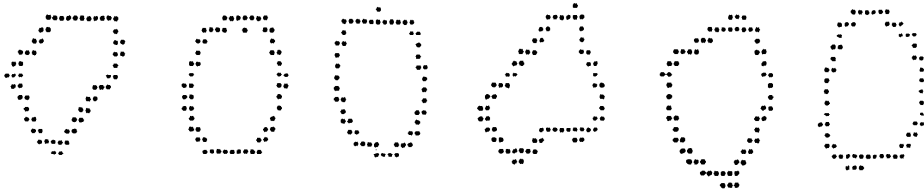
一方、フェーズ2は図形判別のためのシミュレーションで、フェーズ1の結果にもとづいて線図形データ(リンパ球と単核白血球)を2つのパターンに判別する。図形判別には、 $\mu=3, 4, \dots$ に対応した特徴パラメータが順次与えられ、図形認識率が計算され、リストに出力される。

8.2 線図形データと線素パターン

本シミュレーションに与える線図形データは、41件のリンパ球(Lymphocytes)と35件の単核白血球(Monocytes)で、その一部をFig. 8(次頁参照)に示している。

一方、線素パターンの個数については、今回は $\mu=$

Lymphocytes



Monocytes

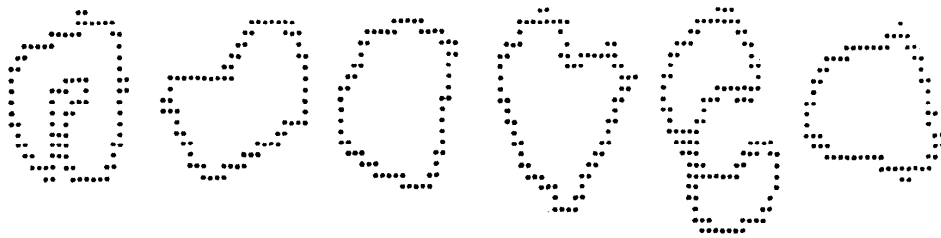


Fig. 8 Line graph samples for white cell nuclear picture

10 までの 32 個としている。

なお、図形空間 U は (72×72) の絵素の配列で与えられている。

8.3 シミュレーションの結果と評価

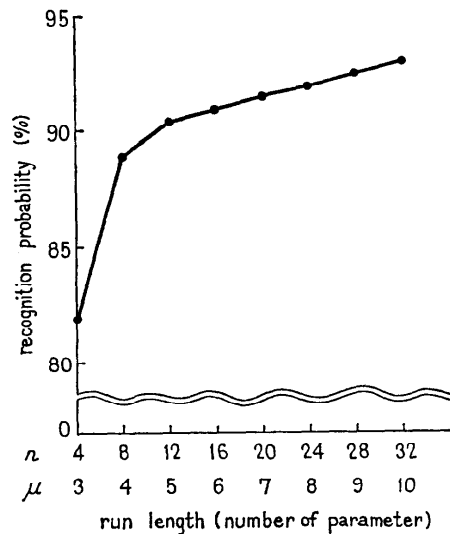
8.3.1 フェーズ 1

32 個の線素パターンによって線図形 L_i の存在する図形空間 U (72×72) を分析し、特徴系 $r_{\mu d}$ に対応する特徴係数パラメータ $a_{\mu d}^{(i)}$ が抽出された結果を Table 2 (次頁参照) に示す。Table 2 において、41 件のリンパ球と 35 件の単核白血球について、各 $a_{\mu d}^{(i)}$ に対する平均値を $\bar{a}_{\mu d}^{(1)}, \bar{a}_{\mu d}^{(2)}$ 、そのバラツキ (標準偏差) を $s^{(1)}_{\mu d}, s^{(2)}_{\mu d}$ でそれぞれ与えている。ここで、各種標準偏差が小さく、かつ平均値の差の絶対値が大きい $a_{\mu d}^{(i)}$ ほど特徴パラメータの性能としてすぐれているといえるが、その目安を有効度で与えている⁷⁾。

今回のシミュレーションにおいては、Table 2 に示すように μ の値を大きくすると相対的にその有効度が低下するという傾向があり、 μ が 6 以上になるとそれが特に顕著になっている。このような傾向は μ の上限値を低く押えるのに好都合で、6. および 7. で述べたように局所的なデータ処理にもとづく図形認識法を実現するうえできわめて有効となってくる。

8.3.2 フェーズ 2

フェーズ 1 で抽出した特徴係数パラメータ $\{a_{\mu d}^{(i)}\}$

Fig. 9 Relationship between recognition probability and run length μ

と線形判別関数モデル $f(A)$ によるリンパ球と単核白血球の判別結果を Fig. 9 に示す。この図において、図形判別に適用した特徴パラメータの個数 n とそれに対応する線素の連の長さ μ および(11)式によって得られた認識率の変化が与えられており、 $\mu=5$ でその認識率は 90% 以上となり、 $\mu \geq 6$ では認識率の上昇は

Table 2 Average and standard deviation for parameter $\alpha_{\mu d^{11}}$ of lymphocytes and monocytes

連 μ	方向性 d	リンパ球 平均値 $\alpha_{\mu d^{11}}$	単核球 平均値 $\alpha_{\mu d^{21}}$	リンパ球 標準偏差 $\sigma_{\mu d^{11}}$	単核球 標準偏差 $\sigma_{\mu d^{21}}$	有効度
3	1	10.52	13.03	3.49	4.72	31.
	2	29.33	39.71	7.23	8.12	68.
	3	10.10	14.61	3.23	5.35	53.
	4	26.31	33.84	5.79	6.17	63.
4	1	10.69	14.06	2.58	3.32	57.
	2	4.71	8.35	2.02	3.53	66.
	3	10.60	14.61	2.65	3.80	62.
	4	5.00	8.97	2.84	3.67	61.
5	1	2.29	4.00	1.52	2.22	46.
	2	1.55	2.52	1.13	1.26	40.
	3	2.86	3.87	1.28	2.39	28.
	4	1.55	2.32	1.17	1.74	27.
6	1	0.93	1.52	1.13	1.09	26.
	2	1.17	1.35	1.01	0.98	9.
	3	0.76	1.06	0.91	0.96	16.
	4	1.10	1.61	0.76	1.33	25.
7	1	0.48	1.00	0.71	1.00	31.
	2	0.74	0.90	0.66	0.83	11.
	3	0.52	0.71	0.71	0.94	11.
	4	0.64	0.52	0.76	0.68	9.
8	1	0.50	0.55	0.59	0.62	4.
	2	0.26	0.32	0.45	0.54	6.
	3	0.69	0.58	0.75	0.76	7.
	4	0.17	0.58	0.38	0.72	38.
9	1	0.36	0.32	0.58	0.65	3.
	2	0.05	0.13	0.22	0.34	15.
	3	0.17	0.42	0.38	0.56	27.
	4	0.14	0.23	0.42	0.50	9.
10	1	0.43	0.81	0.59	0.83	27.
	2	0.07	0.06	0.26	0.36	1.
	3	0.38	0.81	0.54	0.87	30.
	4	0.10	0.16	0.30	0.45	9.

ゆるやかとなる。すなわち(13)式において p^* を90%とすれば、 $\mu^*=5$ となる。

以上の結果は、 μ が6以上になると特徴パラメータの有効度が急激に低下してしまうというフェーズ1の結果を反映しているものと判断できる。

したがって、今回の計算機シミュレーションにおいては、Fig. 8 に示すように比較的その形状が類似し、判別が困難と思われるパターンを選んだにもかかわらず、 $\mu=5$ までの十分局所的な線素パターン12個でか

なりの認識率を得ることができたといえる。

なお、本シミュレーションは TOSBAC-5600 モデル140 によって行われたが、76 件の白血球分類に要したフェーズ1、フェーズ2のプロセス・タイムは平均30秒であった。

9. むすび

一定の方向性と連結性を備えた局所的な線素パターンを定義し、これによって線図形のデータ構造を分析すれば、その幾何学的な特徴が認識できることを示し、さらにアルゴリズムの有効性を計算機シミュレーションによって明確にした。

本アルゴリズムは二値図形に対する形状認識、線図形の認識および構造分析の他に、手書き文字の認識等に適用できると考えられが、個々の問題ごとに妥当な線素の連の長さの上限値が設定されねばならない。なお、線分の結合状態の複雑な線図形パターンおよび文字パターンに対しては、いくつかの方向性を同時に備えた線素を定義する方がより有効になるものと思われる。

参 考 文 献

- 1) 長尾, 金出: パターン認識における縁・線の抽出, 電子通信学会誌, Vol. 55, No. 12, pp. 1618~1629 (1972).
- 2) たとえば富田, 野口, 大泉: Karhunen-Loève 直交系による特徴抽出論, 電子通信学会論文誌, Vol. 53-C, No. 12, pp. 897~903 (1970).
- 3) A. Rosenfeld: Picture processing by computer, Academic Press, New York (1969).
- 4) 横井, 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, 電子通信学会論文誌, Vol. 56-D, No. 11, pp. 662~669 (1973).
- 5) 坂井, 長尾, 松島: 電子計算機による濃淡図形の処理—2枚の写真の同形変換係数の決定, *ibid.*, Vol. 55-D, No. 2, pp. 122~129 (1972).
- 6) 田村: 図形の細線化についての比較研究, イメージプロセッシング研資料, 75, pp. 1~12 (1975).
- 7) 周藤: 図形認識における特徴抽出の—方法, 情報処理, Vol. 16, No. 5, pp. 401~409 (1975).
(昭和50年8月27日受付)
(昭和50年12月25日再受付)