

パラメータ設計を用いた錠剤識別系の構築

富 安 寛[†] 若 松 健 司[†] 荒 川 弘 熙[†]

現在市販されている錠剤・カプセル剤は6~7千種類にも及ぶ。これら薬剤の人間による鑑別業務は負担が非常に大きく、病院の医薬品情報業務の30~40%をも占めている。本論文では、この鑑別業務の負担の軽減を指向した、画像認識技術を用いた錠剤識別システムについて述べる。錠剤識別システムにおいては、各病院で扱う錠剤の種類が異なり、さらに頻繁に更新される。そこで、錠剤の種類に依存しない画像特徴を用いて識別系を構築することが、汎用性・拡張性の観点からも有利である。したがって本稿では、各画素の濃淡値情報をそれぞれ各成分とした特徴ベクトルに対し主成分分析を施して統計的に次元圧縮を行い、この新たな特徴ベクトルを用いて最短距離識別法により識別系を構築する。その際に、パラメータ設計技法であるタグチメソッドによって、錠剤種類・撮影状況の変動によらず安定した識別系を設計する手法を提案する。提案した識別系による実験・考察によってその有効性を示す。

Construction of a Tablet Identification System using Parameter Design Method

HIROSHI TOMIYASU,[†] KENJI WAKAMATSU[†] and HIROKI ARAKAWA[†]

A Total 6,000 to 7,000 kinds of pharmaceutical tablet and capsule are new commercially available in the Japanese market. Tablet and capsule identification accounts for the 30-40% of the work related to manage drug information. To reduce the pharmacist's burden, we developed an automatic tablet identification system. Since targets of this system may change, the system must be easy to reconfigure. We developed a flexible identification system using statistical features based on pixel intensity. We optimized this system using Taguchi-Method and confirmed its feasibility.

1. ま え が き

現在、国内で市販されている薬剤は1万種類を越え、錠剤・カプセル剤だけでも6~7千種類に及ぶ。これらの銘柄を識別し、その薬効・副作用などを把握すること(薬剤鑑別業務)は、薬剤を生産する技術者はもちろん、これを販売・処方する薬剤師、あるいはこれを用いて患者に薬物医療を施す医師、さらにこれを服用する患者にとって非常に重要なことである¹⁾。

例えば1日に大量の薬剤を扱う病院では以下のような場合に薬剤鑑別業務の要求が発生する。

1. 患者が以前服用していた薬剤を医師に持ち込む場合に医師から鑑別依頼が発生するケース
2. 服用する薬剤の説明が医師から十分に与えられない場合に患者から鑑別依頼が発生するケース

現在は上記要求に対し、薬剤師が銘柄名を識別し、医薬品集を検索して薬効を得る、という手順で対応し

ている。しかし与えられる薬剤の中には、銘柄名が記載されたシートで包装されていないものも多い。この場合薬剤師は錠剤・カプセル剤の表面に記された簡略な識別コード・外観・色を参考に銘柄名を判定する。しかし、前述したように錠剤・カプセル剤の種類は非常に多く、同様の外観を持つ錠剤・カプセル剤も存在するため、視覚による銘柄名の判定は非常に困難な作業になる。

以上のような要因から、薬剤鑑別業務は非常に膨大な作業量となり、医薬品情報業務のうち30~40%をも占めている。そのため、従来より薬剤鑑別業務の負担の軽減を目的とした薬剤銘柄識別方法の提案が世界的に行われており²⁾、日本でも銘柄名識別のための対話式の簡易なコンピュータシステムが実験的に運用されてきた^{2),3)}。これらは、対象錠剤・カプセル剤から人間がその特徴を抽出し、それをキーワードに、登録されている錠剤・カプセル剤を検索し、候補を表示するというものである。

しかし対話式のシステムでは人間の視覚に頼ることになるので、負担の軽減を図る抜本的な対策にはならない。この問題を解決するためには、人間の視覚に代

[†] NTT データ通信株式会社技術開発本部
Research and Development Headquarters, NTT
DATA COMMUNICATIONS SYSTEMS Corporation

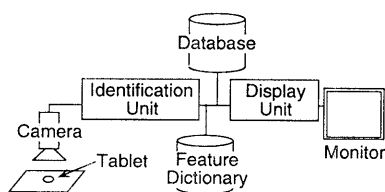


図 1 錠剤識別システム

Fig. 1 Tablet identification system.

わるセンサを用いて錠剤・カプセル剤の表面を読みとり、自動的にその銘柄を識別することが必要である。

一方、各種工業分野ではカメラから入力された製品の画像を自動的に識別し、検査を行う画像識別システムが導入されている^{4),5)}。これらのシステムは画像処理技術とパターン識別技術によって実現されており、工場の生産ラインにおける製品の形状・欠陥の検査システムや OCR などで早くから実用化されている。特に生産ラインの全自動化が早くから進められているプリント基板や鉄鋼の生産ラインにおいては、これら識別システムは必要不可欠なものとなっている。筆者らはこれら画像識別システムを参考に画像処理技術とパターン識別技術を適用した錠剤識別システムの検討を始めた⁶⁾⁻⁸⁾。

錠剤識別システムは図 1 に示すように、カメラ、錠剤識別系、候補錠剤表示系、辞書、薬効情報を蓄積したデータベースで構成され、次のような過程を経て錠剤銘柄名の識別を行う。

1. オペレータは設置した錠剤をカメラで撮影し、識別対象錠剤画像としてシステムに入力する。
2. 入力錠剤画像に画像処理・特徴抽出を施し、事前に作成した識別辞書を検索して、対象錠剤に近い特徴を持つ錠剤銘柄を数種類候補として得る。
3. 得られた候補錠剤銘柄に相当する錠剤画像を対象錠剤から近い順に表示する。同時にデータベースを検索し、薬効・副作用等を表示する。
4. オペレータは候補錠剤画像を目視で確認し、目的の錠剤銘柄を選択する。

本論文ではこの錠剤識別システムの中核をなす錠剤識別系についての検討結果について述べる。筆者らは、錠剤識別系構築にあたり、まずアルゴリズムの大枠を決定し、具体的なパラメータについてはタグチメソッドによる最適化によって設計する方法をとった。以下、2章で識別系の前提条件について検討を行い、濃淡値情報を用いた最短距離識別法にもとづく錠剤識別アルゴリズムを提案する。3章では、タグチメソッ

ドによる識別系の最適化について述べ、最後に4章で、設計されたパラメータについて検討し、構築された識別系の考察を行う。

2. 画像認識を用いた錠剤識別

2.1 識別系の前提条件

上記錠剤識別システムを実際に病院の薬局で運用する場合、識別対象である錠剤が新薬の発売・旧薬の統廃合で年々種類が変化することや病院によってその構成が異なることなどを考慮する必要がある。

そこで筆者らは、次の2つの条件を満たすような錠剤識別系を構築することを目的とした。

- (1) 錠剤種類(カテゴリ)の変動に対して安定した識別系
- (2) システムで規定できない撮影状況の変動に対して安定した識別系

具体的に(1)の錠剤種類の変動には、大きさ、形状、色、表面の識別コードの種類があり、同様に(2)の撮影状況の変動には、カメラに対する錠剤の位置、カメラに対する錠剤の向き、画像上のノイズがある。

これらの変動を考慮した上で、性能目標を次のように設定した。本システムがオペレータの介入を前提としており、運用時には画面上に候補画像を表示することから、より高い候補順位に正解が挙がるような、すなわち、識別洩れの少ない識別系が望ましい。そこで1画面中に表示可能な第五候補までに正解候補が挙がる識別率、すなわち第五候補までの累積識別率100%を目標とした。

次に検討を行った錠剤識別系の詳細を述べる。

2.2 濃淡値情報を用いた最短距離識別法にもとづく錠剤識別アルゴリズム

これまで、各種画像識別システムにおいて様々なパターン識別手法が検討されてきた。例えば OCR ではパターンマッチング法、統計的識別法、構造解析法などの手法が検討されている⁹⁾。本論文の錠剤識別系では実現が簡単で、かつ、良好な結果が得られるパターンマッチング法に属する最短距離識別法を用いることにした。最短距離識別法では、対象未知パターンから複数の特徴を抽出し、その特徴によって構成される特徴ベクトル \vec{X} と参照パターンの特徴ベクトル \vec{M} との距離、

$$L = \|\vec{X} - \vec{M}\| \quad (1)$$

に基づいて識別が行われる。

最短距離識別法を用いた従来の識別システムでは、対象に依存した長さ・面積などの幾何特徴によって特

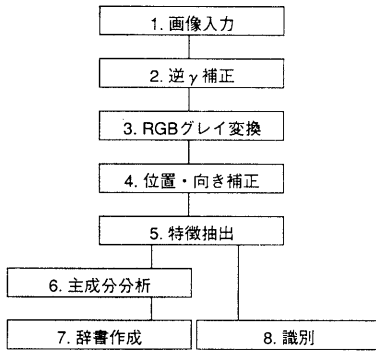


図 2 錠剤識別アルゴリズム

Fig. 2 Tablet identification algorithm.

特徴ベクトルを構成するのが一般的である。ところがこれらの特徴を抽出するためのアルゴリズムは、その対象、特に形状に依存してしまう。したがって前節で述べたように対象錠剤が多種多様であり、また今後カプセル剤も扱うことを考えると汎用性・拡張性に欠け、本識別系には適していない。筆者らが以前報告した錠剤識別系^{6),7)}においても、長さ・識別コード形状など対象に依存した幾何特徴を用いていたため、汎用性・拡張性に欠けており、識別率も43%しか得られなかった。

そこで、本論文では錠剤パタンの特徴ベクトルとして、錠剤画像の $N \times M$ 画素の各濃淡値を要素とした濃淡値ベクトル、

$$\vec{G} \equiv (g_1, g_2, g_3, \dots, g_{N \times M}) \quad (2)$$

を用いる。ここで g_i は各画素の濃淡値を表している。濃淡値情報は錠剤の種類にかかわらず、一様な処理によって抽出できるため本識別系の狙いに整合する。さらにこの濃淡値ベクトルに対し主成分分析を施して統計的に次元圧縮を行う。最終的には有意な主成分を要素として構成される特徴ベクトル \vec{G}' によって錠剤パタンを表現する。

以上述べた濃淡値情報を用いた最短距離識別法にもとづく錠剤識別系を構築する。アルゴリズムは、図2の処理フローが示すように学習（辞書作成）を目的とした場合と、識別を目的とした場合に処理が分かれる。次に処理フローの各処理について説明する。

1. 画像入力

NTSC-TV カメラで錠剤を撮影し、AD 変換を行って 512×432 のデジタル RGB 画像として入力する。

2. 逆 γ 補正

NTSC-TV カメラで撮影された画像に施されて

いる γ 補正の影響を除去するために、

$$E' = E^\gamma$$

の処理を RGB それぞれに施す。ここで γ の値が大きくなるほど、画像のコントラストが大きくなる。

3. RGB グレイ変換

計算機で計算可能な情報量に削減するために、24 bit/pixel の RGB 画像を 8 bit/pixel のグレイ画像に変換する。

4. 位置・向き補正

本識別系が各画素の濃淡値のマッチング、すなわち画像を重ね合わせた時の一致の度合で識別を行うことを考慮して位置と向きの補正を行う。まず、しきい値処理によって画像から錠剤領域を抽出する。次に錠剤領域を小領域に分割し、各小領域に CEV (Contrast Estimate Value) に基づいた動的2値化処理¹³⁾を施し、錠剤領域より識別コード領域を抽出する。この時、識別コード領域を整形するために領域の拡大縮小処理を行う。最後に、こうして得られた識別コード領域の2次元モーメント最大の方向を画像のX軸と一致させるよう画像全体をアフィン変換によって回転させる。同時に錠剤領域の重心を画像中心に一致させる。

5. 特徴抽出

ここでは、まず画像から錠剤を含む矩形領域を切りだし、この矩形領域を $N \times M$ 個の小領域に分割する。次に各小領域で統計的代表値を算出し、式(2)の濃淡値ベクトル \vec{G} を得る。

6. 主成分分析

全カテゴリの学習パタンから得られた濃淡値ベクトルに対し主成分分析を行い、主成分ベクトルに変換するための固有ベクトル $\vec{l}_1, \vec{l}_2, \vec{l}_3, \dots, \vec{l}_{N \times M}$ を得る。

7. 辞書作成

濃淡値ベクトル \vec{G} は、6で得られた固有ベクトルによって主成分ベクトル、

$$\vec{G}' \equiv (\vec{G} \cdot \vec{l}_1, \vec{G} \cdot \vec{l}_2, \vec{G} \cdot \vec{l}_3, \dots, \vec{G} \cdot \vec{l}_{N \times M}) \quad (3)$$

に変換される。全カテゴリの学習パタンに対しこの変換を施し、各カテゴリごとの複数学習パタンから得られる \vec{G}' を平均して参照ベクトル \vec{G}_r を作成し、識別時に使用する辞書とする。ただし、この時すべての主成分数 $N \times M$ を用いるのではなく、主成分の累積寄与率を参考にして、第一主

成分から任意の数の有意な主成分のみを使用する。

8. 識別

7と同様に未知パタンの濃淡値ベクトルを主成分ベクトル \vec{G}' に変換し、各参照ベクトル \vec{G}_r との距離計算を行う。この時距離関数には次式で表される距離を用いる。

$$L = \left\{ \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2} (g'_i - g_{r,i})^2 \right\}^{1/2} \quad (4)$$

ここで n は使用主成分数、 σ_i^2 は各主成分のカテゴリ内分散である。こうして得られる距離 L を全カテゴリで比較し、最も近い距離を持つカテゴリに相当する錠剤を正解とする。

3. パラメータ設計

2.2節で述べたアルゴリズムの各処理にはそれぞれ値・手法がパラメータとしてあり、最終的な識別系の性能はこのパラメータの組合せによって左右される。そのため2.1節で述べた前提条件を満たすように識別系の各パラメータを設計する必要がある。

そこで筆者らはタグチメソッドによるパラメータ設計を行った。タグチメソッドとは、実験計画法の応用として知られる系の安定性を重視したパラメータ設計技法である¹⁰⁾。これまでにソフトウェアのパラメータ最適化にも有効であることが報告されている¹²⁾。タグチメソッドの特徴は設計対象のパラメータ（制御因子）とは別に、変動する要因（誤差因子）を実験において積極的に振り、その変動の中で最も安定した系をなすようにパラメータを設計するところにある。系の安定性はタグチメソッドで定義されている SN 比¹¹⁾で評価する。

以下にパラメータ設計実験の手順を述べる。

3.1 因子・水準の決定

3.1.1 制御因子

まず識別系の各処理の中で、設計対象となる制御因子（パラメータ）を8個選択し、さらにその制御因子のとり得る水準（値・手法）を設定する。制御因子については筆者らのこれまでの検討から、値や手法の変更が容易であり識別性能に与える影響が大きいものを選択した。水準については既存手法や筆者らのこれまでの検討から最適であると考えられる値・手法を含む2個または3個を設定した。選択した制御因子と水準を表1に示す。

ここでDの水準のうち、差分最小法とゼロ点法につ

表 1 制御因子と水準
Table 1 Control factors and levels.

内側制御因子	第1水準	第2水準	第3水準
A. 距離関数	分散で正規化する	分散で正規化しない	—
B. r 補正	$r=1.0$	$r=1.6$	$r=2.2$
C. RGB グレイ変換	Rのみ	Gのみ	(彩度) ² + (明度) ²
D. CEV 閾値決定法	判別分析法	差分最小法	ゼロ点法
E. 領域拡張回数	0回	3回	6回
F. 入力次元数 $N \times M$	56×48	36×30	28×24
G. 代表値決定法	平均値	中央値	最頻値
H. 使用主成分数	累積寄与率45%	累積寄与率70%	累積寄与率95%

いて説明する。差分最小法は領域のCEVのヒストグラムにおいて頻度の差分が最も大きく変化する値を閾値とし、ゼロ点法は頻度がゼロとなる値を閾値とする手法である。

また、Gの代表値決定法は2.2節の5における各小領域の代表値の算出法についてである。

3.1.2 誤差因子

次に2.1節で述べた錠剤種類の変動と撮影状況の変動を誤差因子として設定する。

まず錠剤種類の変動を設定するために本設計実験では表2のような様々な錠剤を扱うことにした。次に撮影状況によって生じる錠剤の向きや位置の変動を与え

表 2 対象とした錠剤
Table 2 Tablets.

形状	色	識別コード	サンプル数
円形	白色	刻印	212種類
円形	白色	プリント	92種類
円形	白色	なし	10種類
円形	有色	刻印	44種類
円形	有色	プリント	31種類
円形	有色	なし	14種類
非円形			33種類
計			436種類

表 3 誤差因子と水準
Table 3 Error factors and levels.

外側誤差因子	第1水準	第2水準	第3水準
I. 学習時画質	良	標準	悪
J. 識別時画質	良	標準	悪
K. 学習パターン数	3	2	1
L. 対象領域サイズ	300×300	512×432	100×100

表 4 $L_{18} \cdot L_9$ 直交表
Table 4 $L_{18} \cdot L_9$ Orthogonal array.

No.	誤差因子 L_9								No.										SN 比 η_c [dB]				
	制御因子 L_{18}									I	J	K	L	1	2	3	4	5		6	7	8	9
	A	B	C	D	E	F	G	H															
1	1	1	1	1	1	1	1	1	-24.7	-25.3	-42.3	-35.2	-24.9	-24.6	-25.1	-35.7	-23.1	-34.6					
2	1	1	2	2	2	2	2	2	-40.9	-15.9	-39.3	-31.8	-2.6	-8.6	-17.0	-32.1	-8.4	-34.3					
3	1	1	3	3	3	3	3	3	-40.8	-42.8	-45.6	-44.3	-43.7	-41.6	-44.5	-40.6	-41.6	-43.2					
4	1	2	1	1	2	2	3	3	-38.9	-41.9	-45.3	-43.8	-43.0	-40.5	-43.8	-41.6	-39.5	-42.5					
5	1	2	2	2	3	3	1	1	-26.5	-27.2	-37.6	-32.3	-26.4	-24.7	-27.8	-32.1	-27.3	-31.3					
6	1	2	3	3	1	1	2	2	-17.5	-21.4	-40.9	-35.1	-24.5	-26.5	-27.5	-34.0	-27.2	-33.5					
7	1	3	1	2	1	3	2	3	-9.9	-25.2	-43.6	-34.8	-25.8	-7.6	-26.2	-28.3	-24.6	-34.9					
8	1	3	2	3	2	1	3	1	-29.2	-28.4	-39.1	-32.8	-29.8	-26.9	-28.3	-32.5	-29.2	-32.6					
9	1	3	3	1	3	2	1	2	-25.5	-28.8	-40.9	-35.5	-32.6	-30.1	-29.9	-35.2	-30.0	-34.5					
10	2	1	1	3	3	2	2	1	-23.9	-24.1	-42.6	-36.3	-23.8	-25.4	-25.6	-35.9	-25.0	-34.9					
11	2	1	2	1	1	3	3	2	-11.5	-29.3	-37.4	-32.3	-26.2	-14.0	-16.9	-32.1	-9.3	-30.6					
12	2	1	3	2	2	1	1	3	-19.2	-25.3	-42.6	-39.4	-17.1	-21.1	-24.7	-36.3	-22.4	-35.5					
13	2	2	1	2	3	1	3	2	-13.8	-13.6	-42.4	-36.1	-10.8	-11.4	-13.3	-35.3	-10.4	-34.4					
14	2	2	2	3	1	2	1	3	-21.5	-22.0	-39.2	-32.5	-27.6	-24.7	-26.2	-33.9	-23.7	-32.1					
15	2	2	3	1	2	3	2	1	-27.1	-29.2	-40.3	-34.6	-28.2	-24.7	-28.9	-33.2	-26.0	-33.3					
16	2	3	1	3	2	3	1	2	-26.2	-26.6	-42.2	-39.6	-18.4	-26.1	-18.6	-36.2	-15.0	-35.4					
17	2	3	2	1	3	1	2	3	-21.9	-27.1	-38.8	-33.3	-23.9	-26.3	-28.2	-32.8	-26.3	-31.9					
18	2	3	3	2	1	2	3	1	-30.4	-30.4	-40.5	-35.6	-32.2	-30.5	-30.1	-35.5	-31.9	-34.6					

るために、各カテゴリ5パターンずつ、それぞれカメラに対する向きと位置をランダムにして撮影した。

さらに表3に示す誤差因子を設定した。撮影時に生じる画像上のノイズは学習パターンと未知パターンの画質として誤差因子に与える。水準はノイズ除去を施した良、撮影したままの標準、ノイズを故意に与えた悪の3つを設定した。その他の誤差因子として学習パターン数と、2.2節の5における切り出す矩形領域のサイズを設定した。

3.2 直積実験

表4に示すように L_{18} 直交表に制御因子、 L_9 直交表に誤差因子を割りつける。A~Lは因子、1~3までの数値は水準を示している。この直交表によって決定される制御因子、誤差因子の水準の162通りの組合せでそれぞれ識別系を構築し、全162回の識別実験を行う。1回の識別実験では表2に示す436種類の錠剤を、学習用として各3パターン、未知用として各2パターン用いる。

3.3 SN比の算出

各実験において、未知パターンの正解候補順位を $x_{c,e,n}$ とする。ここで、 c は制御因子のパラメータセット1~C (C=18)、 e は誤差因子のパラメータセッ

ト1~E (E=9)、 n は未知パターン番号1~N (N=872)である。 $x_{c,e,n}$ は小さい値ほど望ましいので、次に示すタグチメソッドで定義されている望小特性におけるSN比の計算式でSN比 η を求める。

$$\eta_{c,e} = -10 \log \frac{\sum_{n=1}^N x_{c,e,n}^2}{N} \tag{5}$$

$$\eta_c = -10 \log \frac{\sum_{e=1}^E \sum_{n=1}^N x_{c,e,n}^2}{E \times N} \tag{6}$$

$\eta_{c,e}$ は各実験の錠剤種類の変動に対する安定性を表している。さらに η_c は直交表に割り付けた誤差因子I~Lの変動についても考慮して、最終的に錠剤種類の変動と撮影状況の変動の2つに対する安定性を表している。タグチメソッドではこのSN比が大きいほど、条件の変動に対して安定した識別系であることを意味する。

3.4 最適パラメータの選択

最後に各制御因子の最適水準を選択するために、表4の L_{18} 直交表で、各因子ごとに同じ水準を持つパラメータセットの η_c の総和を求める。例えば、Bの第1水準については以下のように求める。

$$B1 = \frac{1}{6} (\eta_1 + \eta_2 + \eta_3 + \eta_{10} + \eta_{11} + \eta_{12}) = -35.5 \tag{7}$$

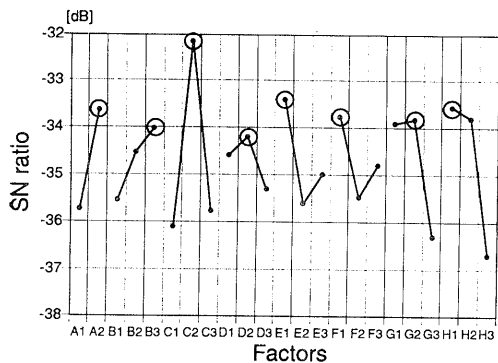


図 3 要因効果図
Fig. 3 Factorial effects.

この結果を要因効果図として図 3 に示す。

図 3 において、各因子ごとに SN 比が最も高い水準を最適なものとして選択する。その結果、表 1 の A₂, B₃, C₂, D₂, E₁, F₁, G₂, H₁ を最適な水準として選択した。

4. 考 察

4.1 使用主成分に関する考察

前章で得られたパラメータセットにおける使用主成分に関する考察を行う。

図 3 によると、使用する主成分数は表 1 の H₁、累積寄与率 45% までが最適と評価された。しかし、ほとんどの場合第 1 主成分のみで累積寄与率が 90% に達しており、正確な主成分数を累積寄与率で決定することはできなかった。そこで、使用主成分数の変化に伴う識別率・SN 比の変化について検討を行った。この時、他のパラメータについては前章で選択された水準に固定した。その結果を図 4 に示す。

使用する主成分数を増加させると第 10 主成分までは識別率・SN 比ともに向上が見られるが、それ以降の主成分を用いると低下する。通常、文字認識などではカテゴリ分類に不必要な情報、すなわち背景をあらかじめ除去した 2 値データに対して主成分分析を行うため、用いる主成分数を増加させると識別率は向上する。しかし、本論文で対象としている背景情報も含んだ多値データの場合、寄与率の低い主成分にはカテゴリの種類に関する情報がなく、背景のノイズに関する情報のみが含まれることになる。そのため、寄与率の低い主成分まで用いると、識別能力が低下することになる。

これを目視検証するための各主成分の固有ベクトル

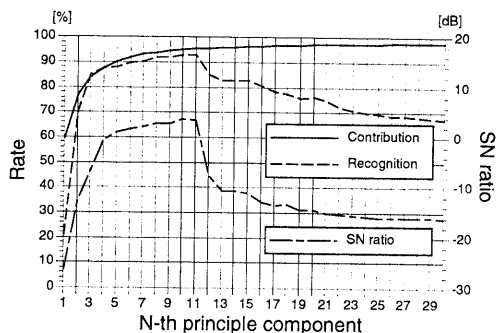


図 4 使用主成分変化に伴う識別率・SN 比の変化
Fig. 4 Recognition rate & SN ratio with increase of principle component.

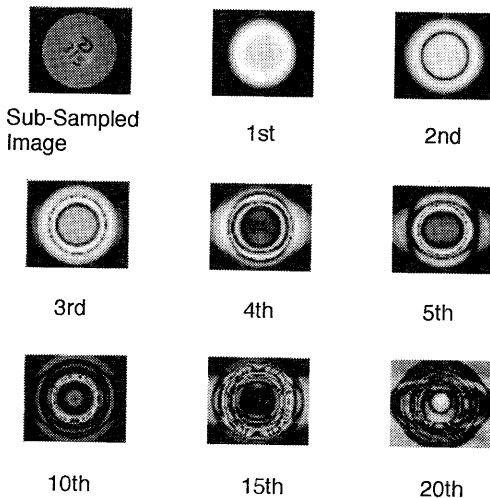


図 5 主成分画像
Fig. 5 Principle component images.

から作成した基底画像を図 5 に示す。寄与率の高い主成分画像は錠剤の領域に値が集中しており、錠剤に関する情報を表していることがわかる。一方、寄与率の低い主成分画像では錠剤領域外の周辺領域に関する情報を表すようになる。

以上のことから、主成分は図 4 において識別率・SN 比ともに最高値を得る第 10 主成分までを用いれば良いことがわかった。

また背景のノイズを取り除くことで、より正確にカテゴリ情報を反映した主成分が得られることが推測される。今回提案したアルゴリズムではノイズ除去についての検討はなされていないため、この点については今後検討が必要である。

表 5 設計されたパラメータ
Table 5 Designed parameters.

制御因子	設計前	設計後
A. 距離関数	分散で正規化する	分散で正規化しない
B. r 補正	$r=1.0$	$r=2.2$
C. RGB グレイ変換	(彩度) ² + (明度) ²	Gのみ
D. CEV 閾値決定法	判別分析法	差分最小法
E. 領域拡張回数	3回	0回
F. 入力次元数 $N \times M$	56×48	56×48
G. 代表値決定法	平均値	中央値
H. 使用主成分数	累積寄与率95%	第10主成分まで
L. 対象領域サイズ	512×432	300×300

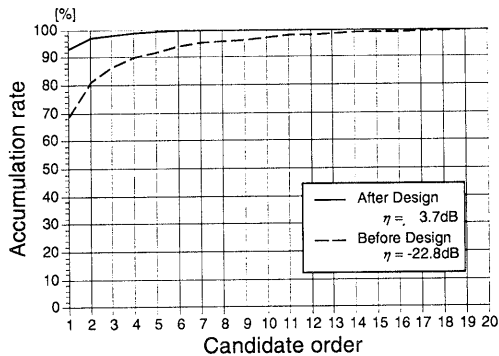


図 6 累積識別率
Fig. 6 Accumulation rate.

4.2 識別系の評価

前章と前節の結果から、表 5 に示すように制御因子を最終的に決定した。パラメータ設計前に筆者らが予備実験で用いていたパラメータセットについても合わせて示す。

この設計後のパラメータの有効性を確認するための識別実験を行った。ここで誤差因子に関しては、本識別系の一般的な使用条件を考慮し、表 3 の I_2, J_2, K_1, L_1 を用いた。対象錠剤はパラメータ設計実験で用いたものと同じである。

その結果を、図 6 に示す。比較のために同条件で行ったパラメータ設計前の識別結果についても合わせて示す。確認実験の結果、パラメータ設計前の SN 比 -22.8 dB に対して SN 比 3.7 dB が得られ、より安定した識別系が構築できたことを示している。累積識別率については、実線がパラメータ設計後、破線がパラメータ設計前を示している。第一候補が正解と

なる錠剤は 93.1%、第五候補までに正解が含まれる錠剤は 99.3% となり、設計前に比べ識別率も向上し、設定した目標もおおむね達成することができた。

次に、構成した識別系の撮影状況の変動に対する安定性について述べる。

撮影状況の変動は図 2 の前処理部分、すなわち 1~5 によって吸収される。そしてその結果は特徴空間におけるカテゴリの分離の良さに反映される。そこで、前処理を施した結果得られる特徴ベクトルによって構成される特徴空間で、カテゴリの分離の良さを定量的に評価することによって、撮影状況の変動に対する安定性を評価する。

まず評価値 E を次の式で定義する。

$$E = \frac{\sum_{c=1}^C (\bar{q}_c - \bar{q})^2}{\frac{1}{J \times N \times M} \sum_{c=1}^C \sum_{j=1}^J \sum_{i=1}^{N \times M} (g_{c,j,i} - \bar{q}_{c,i})^2} \quad (8)$$

分子はカテゴリ間の変動を表し、分母はカテゴリ内の変動を表す。ここで、 $C, J, N \times M$ はカテゴリの総数、パタンの総数、パタンの画素数である。また $g_{c,j,i}$ はカテゴリ c の j 番目のパタンの i 番目の画素の濃淡値、 \bar{q}_c は各カテゴリの全パタンの全画素についての平均濃淡値、 \bar{q} は全カテゴリ、全パタンの全画素についての平均濃淡値、 $\bar{q}_{c,i}$ はカテゴリ c 内の i 番目の画素の平均濃淡値をそれぞれ表す。

評価値 E は同一カテゴリ内の画像の濃淡値の差が小さく、かつカテゴリ間の濃淡値の差が大きいほど大きい値をとり、特徴空間においてカテゴリの分離が良いことを近似的に表す。

E をパラメータ設計後の前処理で得られる特徴空間について求めた。また比較のために処理前の原画像、パラメータ設計前の前処理で得られる特徴空間についても同様に E を求めた。画像はパラメータ設計実験で用いた錠剤画像を用いた。それぞれの値を図 7 にグラフとして示す。

図 7 より、パラメータ設計後の E が最も大きい値をとり、撮影状況の変動を最も良く吸収していることがわかる。

次に、構築した識別系の錠剤種類に対する安定性について述べる。

錠剤種類に対する安定性を確認する識別実験を行うため、まず新規に 1000 種類の錠剤を 10 パターンずつ撮影した。次にその中から無作為に錠剤を抽出して 100 カテゴリ、200 カテゴリ、300 カテゴリ、~1000 カテ

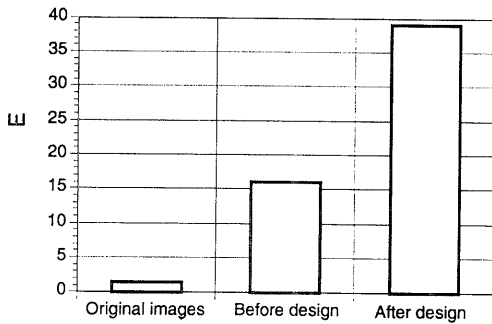


図7 パラメータ設計前後における評価値 E
Fig. 7 E before and after design.

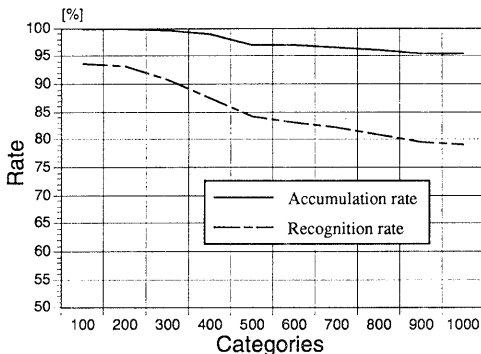


図8 カテゴリ数増加に伴う識別率の推移

Fig. 8 Recognition rate with increase of categories.

ゴリとカテゴリ数を変化させて識別実験を行い、Leave-one-out 法¹⁴⁾で識別率を求めた。カテゴリ数の変化に伴う識別率、第五候補までの累積識別率の推移を図8に示す。

カテゴリ数の増加に伴い識別率、累積識別率共に低下する。しかし第五候補までの累積識別率の推移は、識別率の低下に比べ緩やかであり、錠剤種類の変動に対して、識別漏れの少ない識別系となっていることがわかる。

5. むすび

本論文では、現在の医薬品鑑別業務の負担を軽減するための錠剤識別システムについて検討し、その中核となる錠剤識別系を提案した。従来の工業分野で用いられている識別系では対象に依存した主観的な幾何特徴が用いられていたが、汎用性・拡張性を考慮し、濃淡値情報を用いた最短距離識別法にもとづく錠剤識別系を構築した。

また、識別系をインプリメントする際に、タグチメ

ソッドによるパラメータ設計を行い、錠剤種類・撮影状況の変動に対し安定な識別系となるよう各パラメータを設計した。

さらに、得られた識別系について2.1節の2つの条件に対する考察を行い、実際にその条件を満たしていることを確認した。今後の課題として、4.1節で述べたノイズ除去を含めた前処理の検討がある。また、図8からもわかるように、さらに錠剤種類を増加させた際には、同様の形状を持つ錠剤が増加することから、識別率が低下する。これに対して同じ方法で対応できるかどうかは今後の検討課題である。同様の検討課題として、カプセル剤に対応した識別系の構築も必要であると思われる。その他の課題としては、運用面の問題として、各病院で用いる錠剤に対してのカスタマイズ方法の確立がある。筆者らは、本システムの実用化に向けて研究を続けており、これらの課題についてはまた別の機会に報告することとしたい。

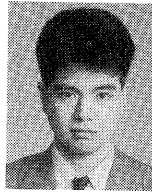
謝辞 本研究に際して、ひとかたならぬ御協力を頂いた関東通信病院の小宅正先生、橋本ひろ美先生に感謝するとともに、本研究を進めるにあたり、御指導いただいたNTTデータ通信(株)前開発本部長田中義昭氏に感謝いたします。

参考文献

- 1) 北澤式文：医薬品の識別の現状と問題点，月刊薬事，Vol. 31, No. 11, pp. 23-25 (1989)。
- 2) 石島正之：言語表現による識別選定に関する一考察，第11回医療情報学連合大会論文集，pp. 587-588 (1991)。
- 3) 丁元鎮，原明宏，高橋寛，折井孝明，佐谷圭一：マルチメディアを用いた患者教育・薬剤鑑別システム，第11回医療情報学連合大会論文集，pp. 587-588 (1991)。
- 4) 田村秀行：コンピュータ画像処理：応用実践編，総研出版 (1990)。
- 5) 目視検査の自動化技術調査委員会：画像処理による目視検査の自動化事例集，新技術コミュニケーションズ (1991)。
- 6) 橋本ひろ美，小宅正，内山俊郎，富安寛，工藤明彦，岡田英樹：画像処理による錠剤・カプセル鑑別システムの開発，日本薬学会第112年会講演要旨集4，p. 265 (1992)。
- 7) Hashimoto, H., Oyake, T., Uchiyama, T., Tomiyasu, H., Wakamatsu, K., Kudou, A. and Okada, H.: Development of the Differentiation System for Tablets and Capsules by Image Processing, 52nd International Congress of F. I. P., abstracts, p. 78 (1992)。
- 8) 若松健司，富安寛，岡田英樹，橋本ひろ美，

- 小宅 正：画像認識技術を用いた錠剤識別システム，第12回医療情報学連合大会論文集，pp. 381-384 (1992).
- 9) 橋本新一郎(編)：文字認識概論，電気通信協会(1982).
- 10) 立林和夫：品質工学をどう説明するか(1)～(5)，品質工学(1993-1～1994-2).
- 11) 田口玄一：品質工学講座1～7，日本規格協会(1990).
- 12) 金山憲司：車両番号認識のシステムアーキテクチャと田口法によるプレート部抽出の高速化について，信学論(D-II)，Vol. J72-D-II, No. 6, pp. 873-879 (1989).
- 13) 塩 昭夫：情景中文字検出のための動的2値化処理法，信学論(D)，Vol. J71-D, No. 5, pp. 863-873 (1988).
- 14) ラッセンブルック：判別分析，現代数学社(1979).

(平成5年12月6日受付)
(平成6年9月6日採録)



富安 寛 (正会員)

1967年生。1990年筑波大学第三学群基礎工学類物理工学専攻卒業。同年NTT通信(株)入社。現在、同社情報科学研究所において、画像認識の研究開発に従事。



若松 健司

1966年生。1989年東京大学工学部電子工学科卒業。1991年同大学大学院工学系研究科電子工学専攻修士課程修了。同年NTTデータ通信(株)入社。現在、情報科学研究所において、画像認識の研究開発に従事。



荒川 弘熙 (正会員)

1946年生。1969年北海道大学工学部電気工学科卒業。1971年同大学大学院工学研究科電気工学専攻修士課程修了。同年日本電信電話公社武蔵野電気通信研究所入所。現在、NTTデータ通信(株)技術開発本部マルチメディア技術センタ所長。電子情報通信学会，IEEE各会員。