

## I-49 パターンカテゴリ列挙値表現法とパターン認識法

Pattern category enumeration expression method and pattern recognition method

劉 紹明†

Shaoming Liu

## 1. まえがき

本研究では、パターンカテゴリの表現法及びパターンの比較方法に着目して、パターンカテゴリの分布によく近似できるカテゴリ列挙値表現法、及びその表現法に基づくパターン間の類似度を提案する。また、13種類のマルチ印刷文字サンプル(471万)を用いて提案方法の機能検証実験を行う。

## 2. 従来技術と問題点

パターンカテゴリの分布を如何に表現するかはパターン認識分野における大きな問題である<sup>(1)</sup>。従来技術における基本的な方法として、カテゴリに属している学習サンプルの平均ベクトルでカテゴリを代表する方法がある。パターンを比較する尺度はこれまで数多く提案されており、代表的なものとして、シテブロック距離<sup>(2)</sup>、ユークリッド距離<sup>(2)</sup>、重み付きユークリッド距離<sup>(2)</sup>、投影距離<sup>(3)</sup>などが挙げられる。従来技術には、次の2つの特徴がある。

- ① 代表パターン(複数可)でパターンカテゴリを表す。
- ② パターンと代表パターン間の距離(類似度)を用いて入力された未知パターンを比較する。

従来技術では、標準パターンの認識範囲が比較的大きく、よく重なるので、認識精度に影響を与えるという問題が生じる。

## 3. 問題を解決するアプローチ

従来技術の問題点を解決するために、本研究では、人がものを想起するとき想起された情報からどのような情報が脳に記憶されているかを仮定し、その仮定を用いた新しいパターンカテゴリの表現方法及び認識方法を提案する。

人間の記憶は、記憶対象の概念、名前とともに事象の各特徴及び特徴量の範囲も記憶していると考えられる。例えば、“リンゴ”を思い出すとき、“色は赤い、黄色い或いは青いなどがあり、黒ではないこと；味は甘い、甘酢っぱいなどがあり、辛くはないこと；重さが150グラム位～450グラム位；”などが自然に思い出される。つまり、人間は学習するとき、学習対象の各特徴量を取って、各特徴及び特徴量の変化範囲を記憶していると考えられる。勿論、人間は連想という機能を持っているので、未学習のリンゴも認識できる。これは未学習のリンゴが学習したリンゴに似ているからである。上記の分析により、次のパターンカテゴリ表現方法を提案する。

## 3.1 パターンカテゴリの列挙値表現法

上記の分析を用いて、パターンカテゴリの閾値表現法を提案した<sup>(4)</sup>。閾値表現法はカテゴリ内に属しているすべての学習サンプルから、特徴量の各次元毎に、次元の値の最

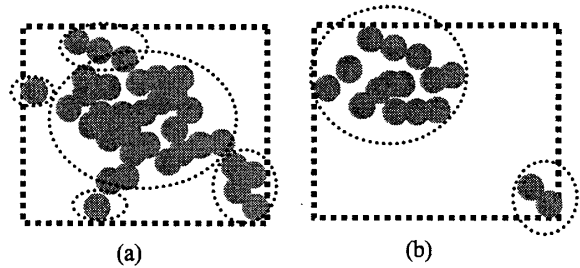


図1 (a) サンプルの固まりが大きく離れていない場合、  
(b) サンプルの固まりが大きく離れている場合

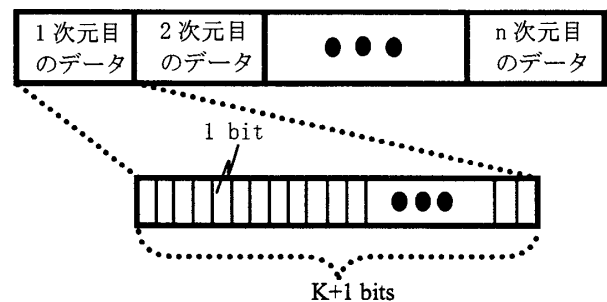


図2 カテゴリ代表のデータ構造

小値及び最大値を求め、求められた各次元の最小値と最大値ベクトルを該パターンカテゴリの代表とする。

パターンサンプルの分布の固まりが大きく離れていない場合には、図1(a)に示すようにカテゴリ閾値表現法によるカテゴリ代表がパターンカテゴリの分布をよく近似することができ、認識範囲が比較的小さい。つまり、カテゴリ閾値表現法はサンプルの分布の固まりが大きく離れていないパターンカテゴリの認識に非常に有効である。しかし、図1(b)のようにパターンサンプルの分布の固まりが大きく離れている場合には、カテゴリ閾値表現法によるカテゴリ代表がパターンカテゴリの分布をよく近似することができないうし、認識範囲が大きくなり、認識率に影響を与える。そこで、サンプルの分布の固まりが大きく離れているパターンカテゴリの認識に対応できるカテゴリ表現法を次のように提案する。パターンカテゴリのすべての学習サンプルの特徴量から、次元毎に次元のとりうる値を列挙し、列挙した各次元の値を変換して該パターンカテゴリの代表とする。カテゴリ代表は、図2に示すようにn次元のベクトルで表現し、ベクトルの各要素はK+1個のビットで表す。ここで、Kは特徴量の各次元の有り得る値の中で一番大きい値である。列挙したi次元の値 $\{v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{is}\}$ の変換については、カテゴリ代表のi次元の第 $v_{ij}+1$ ビットの値を“1”(j=1, 2, ..., s)に、その以外のビットの値を“0”に変換する。

上記パターンカテゴリ表現法を列挙値表現法と呼び、列挙値表現法の作成方法から分かるように、パターンカテゴリ代表はn次元空間の中にパターンカテゴリに属している

† 富士ゼロックス(株) ITメディア研究所  
Information Media Lab., Fuji Xerox Co., Ltd.

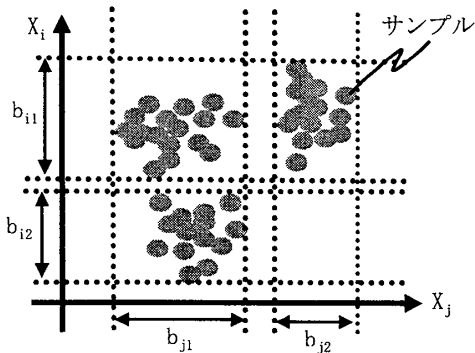


図3  $X_1$  と  $X_j$  次元の位置範囲

すべての学習サンプルが各次元毎に現れる位置の範囲を示している。例えば、図3はパターンカテゴリに属しているすべての学習サンプルが  $i$  次元  $X_i$  と  $j$  次元  $X_j$  に現れる位置範囲を示している。ここで、 $b_{i1}$ ,  $b_{i2}$  は  $x_i$  次元の位置範囲であり、 $b_{j1}$ ,  $b_{j2}$  は  $x_j$  次元の位置範囲である。各次元に現れる位置範囲は連続の場合もあるし、離散の場合もある。

### 3.2 パターンの比較方法

本節では、提案したパターンカテゴリの列挙値表現法を用いてパターン認識を行うときに、パターンの比較尺度を提案し、提案した類似度の計算法を示す。

#### 類似度

入力された未知パターンと提案したパターンカテゴリの列挙値表現法で作成したカテゴリ代表間の類似度(今後、列挙値類似度と呼び)の計算について、入力された未知パターン  $X=(x_1, x_2, \dots, x_n)$  と認識辞書に格納しているパターンカテゴリ代表  $C(p)=(c_1(p), c_2(p), \dots, c_n(p))$  間の類似度  $S(X, C(p))$  は次のように計算される。ここで、 $c_i(p)$  は  $p$  のカテゴリ代表の  $i$  次元のデータを表す。

$$S(X, C(p)) = \frac{\sum_{j=1}^n g(x_j, c_j(p))}{n}$$

ここで、

$$g(a, b) = \begin{cases} 1, & \text{if } b \text{ の } a \text{ ビット目の値} = 1 \\ 0, & \text{if } b \text{ の } a \text{ ビット目の値} = 0 \end{cases}$$

関数  $g()$  の定義から分かるように、入力された未知文字パターン  $X$  の  $j$  次元の値  $x_j$  はカテゴリ代表の  $j$  次元の列挙値に入ると、類似度がすこし高くなる。逆に、入力された未知文字  $X$  の  $j$  次元の値  $x_j$  はカテゴリ代表の  $j$  次元の列挙値以外に入ると、類似度がすこし低くなる。すべての次元に対して、 $g()=1$  なら、類似度=1 であるので、カテゴリに属しているすべての学習サンプルと該パターンのカテゴリ代表間の類似度は同じであり、“1” である。つまり、入力された未知パターンが認識範囲に入ると、類似度=1 と保証される。従って、カテゴリに属しているすべての学習サンプルと該パターンのカテゴリ代表間の類似度は同じであり、“1” である。認識するとき、未知パターン  $X$  がパターンカテゴリ代表で示すパターン  $P$  の認識範囲に入ると、 $S(X, C(P))=1$  になり、パターン  $P$  が認識の結果として出力される。これは従来技術で実現できなかった部分である。

### 4. 活字文字サンプルを用いた機能確認実験

実験対象：実験に使用した文字カテゴリの範囲は J I S 漢

字第一水準、記号など合わせて 3455 個文字であり、文字フォントは石井中明朝体など合計 13 種類である。特徴量：本実験では、411 次元の複合特徴量(124 次元のペリフェラル特徴量+62 次元のストローク特徴量+225 次元のメッシュ特徴量)で文字パターンを表現する。

#### 機能検証実験 1 とその結果

提案したカテゴリ表現法及びカテゴリ閾値表現法を用いて、カテゴリの認識範囲の平均重なり具合を求めた。表 1 は機能検証実験 1 の結果である。

平均重なり数 =  $\Sigma$  (文字カテゴリ  $p$  の認識範囲と重なっている文字カテゴリ数) / 総文字カテゴリ数

表 1 認識範囲の重なり数

	平均重なり数
閾値表現法	113.36
列挙値表現法	89.62

#### 機能検証実験 2 と実験結果

本研究で提案した認識方法の有効性を検証するために、提案した列挙値類似度及び従来の閾値類似度を用いて、学習サンプル(249 万)と未学習のテストサンプル(222 万)の認識実験を行った。実験方法として入力された文字パターンを全文字カテゴリ代表と比較して正解を求める総当たり法を採用した。表 2 は実験の結果を表している。ここで、認識率は正しく認識されたサンプル数のテストの総サンプル数に対する割合とする。また、実験に使用したコンピューターはパーソナルコンピューター(CPU: Pentium 450, OS: NT4.0)であり、使用した言語は VC++ であった。実験の結果から分かるように、提案手法の認識時間は閾値類似度の認識時間とほぼ同じであるが、提案手法の認識率は閾値類似度の認識率よりそれぞれ 1.4(学習)と 1.7 ポイント(未学習)上回った。

表 2 実験結果

	学習	未学習	時間
閾値類似度	98.4%	97.4%	17ms
列挙値類似度	99.8%	99.1%	21ms

### 5. まとめ

本研究では、パターンカテゴリの列挙値表現法及びパターンとカテゴリ代表間の類似度を提案し、活字文字サンプルを用いて機能検証実験を行った。閾値類似度認識法と比較すると、列挙値類似度認識法の認識時間は同レベルであるが、認識率は 1.7 ポイント上回った。

### 6. 参考文献

- [1]. 小川 英光：“パターン認識・理解の新たな展開—挑戦すべき課題—”，電子情報通信学会，1994。
- [2]. 安居，長尾：“画像の処理と認識”，昭晃堂，1992。
- [3]. 池田，田中，元岡：“手書き文字認識における投影距離法”，情処論，vol.24, no.1, pp.106-112, 1983。
- [4]. 劉：“パターンカテゴリ閾値表現法とパターン認識法”，情報科学技術フォーラム 2002, 2002(投稿済)。