

# パターン認識のための相対KL変換法の高精度化 Improvement of Relative Karhunen-Loève Transform Method for Pattern Recognition

鷲沢 嘉一<sup>†</sup>疋田 謙司<sup>‡</sup>田中 聡久<sup>†</sup>山下 幸彦<sup>†</sup>

Yoshikazu WASHIZAWA Kenji HIKIDA

Toshihisa TANAKA Yukihiko YAMASHITA

## 1. はじめに

パターン認識の代表的な類内特徴抽出法である CLAFIC (CLAss-Featuring Information Compression) 法 [1] は、カテゴリ  $i$  の入力パターンの部分空間への投影距離  $\|f - X_i f\|$  の 2 乗平均  $J_1$  が小さくなるように部分空間を決定する。即ち  $X_i$  のランクを固定して、

$$J_1[X_i] = E_{f \in \Omega_i} \|f - X_i f\|^2 \quad (1)$$

を最小にする。ここで  $f$  は入力パターンベクトル、 $X_i$  は類内特徴抽出作用素、 $\Omega_i$  はカテゴリ  $i$  に属するパターンの集合、 $E$  は平均操作を表す。

しかし、CLAFIC 法では部分空間を決定する際に自分のカテゴリ内の特徴だけを使い、他のカテゴリは全く考慮していない。パターン認識の観点から見た場合、自分のカテゴリのみに着目するのではなく、他カテゴリとの差異も考慮することにより高精度な認識が期待できる。この観点から相対 KL 変換 (RKLT: Relative Karhunen-Loève Transform) 法 [2], [3] が提案された。

本研究では、それらの識別性能を向上させるために、新たな識別規則や学習データの効果的な使用方法について提案し、認識実験によってその有効性を示す。

## 2. 相対 KL 変換

RKLT 法では、 $i$  番目のカテゴリに属する  $N$  次元パターンベクトル  $f$  に対し、そのカテゴリの部分空間への投影距離  $\|f - X_i f\|$  を小さくするだけでなく、雑音ベクトル  $n$  の影響  $\|X_i n\|$  が小さくなるように類内特徴抽出作用素  $X_i$  を決める。即ち  $X_i$  のランクを固定して、

$$J_2[X_i] = E_{f \in \Omega_i} \|f - X_i f\|^2 + \alpha E_n \|X_i n\|^2 \quad (2)$$

を最小にする。ただし  $\alpha$  は、他のカテゴリを抑制する度合いを調整するパラメータである。

## 3. 雑音ベクトル

パターン認識において RKLT 法の雑音とみなすものは他カテゴリのパターンである。しかしながら、他カテゴリのパターンの中には自カテゴリに近いパターンもあれば、雑音として考慮する必要のあまりない自カテゴリから遠いパターンも存在する。これらのパターンをすべて雑音と考えると  $n$  の分散が広がり、効果的に他カテゴリを抑制することができない。よって、従来法のようにすべての他カテゴリのパターンを均一に雑音とみなすことは効果的ではない。そこで以下の 3 通りの雑音を定義し、比較する。

1. 他カテゴリのパターンを均一に雑音と見做す。

2. CLAFIC 法を用い学習に使用したデータの認識実験をし、誤認識数と抑制の度合いを比例させる。雑音はそのカテゴリ内のすべてのパターンを用いる。

$$J_3[X_i] = E_{f \in \Omega_i} \|f - X_i f\| + \sum_{j=1}^L c_{ij} \alpha E_{g \in \Omega_j} \|X_i g\|^2 \quad (3)$$

ただし、 $L$  はカテゴリ数、 $c_{ij}$  はカテゴリ  $j$  のパターンをカテゴリ  $i$  と誤認識した数であり  $i = j$  のときは  $c_{ij} = 0$  である。

3. CLAFIC 法を用い学習に使用したデータを認識実験をし、カテゴリ  $j$  であるにもかかわらず、カテゴリ  $i$  ( $i \neq j$ ) と誤認識したものをカテゴリ  $i$  の雑音とする。

## 4. 相対 KL 変換の識別規則

部分空間法における識別規則は以下のように表される。

$$\|X_i f\|^2 > \|X_j f\|^2 \quad \forall j \neq i \implies f \in \Omega_i \quad (4)$$

式 (4) は、各カテゴリの部分空間へ射影したときの射影ベクトルの大きさが最大となるカテゴリに識別する規則である。これとは別に、投影距離を用いた識別規則

$$\|f - X_i f\|^2 < \|f - X_j f\|^2 \quad \forall j \neq i \implies f \in \Omega_i \quad (5)$$

も考えることができる。以下、式 (4)、式 (5) をそれぞれ識別規則 1, 2 とする。

CLAFIC 法においては  $X_i$  は正射影作用素であるので識別規則 1, 2 は同値である。しかし RKLT 法においては、これらは同値ではない。類内特徴抽出作用素がカテゴリ内の特徴を最も大きく抽出するカテゴリに識別するものが識別規則 1 であり、投影距離が最も小さくなる部分空間をもつカテゴリに識別するものが識別規則 2 である。しかしながら、理論的にどちらが有効であるかは分かっていない。

## 5. 計算機実験

### 5.1 実験データ

認識実験には、旧郵政省郵政研究所が作成し第 2 回文字認識コンテストの実験用に公開された、手書きアラビア数字の 2 値画像データを用いた。このデータ中から粗悪な文字を取り除き、0~9 のカテゴリについて各 2000 文字ずつ用意し、1000 文字を学習、残りの 1000 文字を認識に使用した。

<sup>†</sup>東京工業大学理工学研究科

<sup>‡</sup>(株)日本テキサス・インスツルメンツ

## 5.2 特徴抽出

特徴抽出には、加重方向指数ヒストグラム法及び変数変換を用いた [4]。以下に特徴抽出の手順を示す。

1. 切り出したデータから輪郭線を抽出する。
2. 輪郭線のチェインコードを4方向で求める。
3. 全体を7×7の区画に分割し、その領域内で方向ごとに局所方向ヒストグラムを求める。
4. 局所方向ヒストグラムに対し、方向別に2次元ガウスフィルタをかけ、64次元に次元縮小する。
5. データの各要素の数値を0.5乗し、ノルムを1に正規化する。

## 5.3 認識実験結果

各識別手法において $\alpha$ 、ランクを変化させたとき、最も認識率の高かったものとそのときの $\alpha$ 、ランクを表1に示す。

ここでRKLT1は3節で定義した雑音ベクトルの定義1を示す。以下2,3も同様である。また、表2に各識別規則における自カテゴリー*i*と他カテゴリーの評価基準の平均の比を示す。識別規則1では評価基準が最大のカテゴリー、識別規則2では評価基準が最小のカテゴリーに決定するので、識別規則1ではこの値が大きい程、識別規則2ではこの値が小さい程、他カテゴリーを抑制している。

表1: 認識実験結果

	識別規則1			識別規則2		
	Rate [%]	$\alpha$	Rank	Rate [%]	$\alpha$	Rank
CLAFIC	98.20	—	18	98.20	—	18
RKLT1	98.26	$10^{-4.5}$	19	98.32	$10^{-3.0}$	17
RKLT2	98.26	$10^{-4.5}$	19	98.31	$10^{-3.0}$	18
RKLT3	98.32	$10^{-4.5}$	18	98.30	$10^{-2.5}$	17

表2: 評価基準の平均の比

	識別規則1	識別規則2
CLAFIC	1.0371	0.1839
RKLT1	1.0383	0.1628
RKLT2	1.0389	0.1513
RKLT3	1.0382	0.1696

## 5.4 評価基準についての検討

表1よりRKLT1,2においては識別規則2を用いた場合の方が認識率が高いことがわかる。また、 $\alpha$ を比較すると識別規則2の方が大きな値となっている。これは式(2)の第2項による雑音の抑制が効果的であるためと考えられる。

図1にRKLT1においてランクが18のときの $\alpha$ と認識率の関係を示す。識別規則1においては $\alpha$ が $10^{-4}$ から $10^{-0.5}$ のとき認識率が急激に下がっているのに対し、識別規則2では識別規則1で減少に転じたあとも認識率が上昇している。以上の結果より識別規則2の方が高い認識率が期待できると思われる。

## 5.5 雑音ベクトルについての検討

認識結果では識別規則1のときはRKLT3が最も良い結果となっているが、識別規則2ではほとんど差がない。しかし表2ではRKLT2が最も他カテゴリーを抑制していることがわかる。

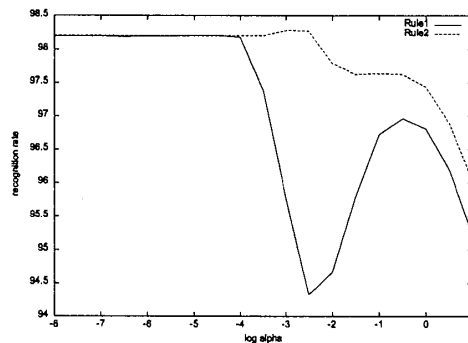


図1: パラメータ $\alpha$ と認識率の関係 RKLT1, Rank=18

## 6. まとめ

本論文では、RKLT法の識別規則、学習データの使用方法について提案し、実験を行った。その結果、RKLT法では識別規則2が、従来、部分空間法で用いられてきた識別規則1よりも良い結果を与えることが分かった。また、雑音の定義も学習サンプルの認識結果を用いた場合の方が良い結果を与えることが分かった。

また、近年SVMや部分空間法でカーネル関数を用いたパターン認識の研究が盛んに行われている [5], [6]。RKLT法についてもカーネル関数を用いることにより、より良い認識結果が期待できると思われる。これに関しては今後の課題とする。

## 参考文献

- [1] S. Watanabe and N. Pakvasa, "Subspace method in pattern recognition," Proc. 1st Int. J. Conf on Pattern Recognition, Washington DC, pp. 2-32, Feb. 1973.
- [2] Y. Yamashita and H. Ogawa, "Relative Kerhunen-Loève transform" IEEE Trans. Signal Processing, vol. 44, no. 2, Feb. 1996.
- [3] 池野 靖行, 山下 幸彦, 小川 英光 "相対KL変換法によるパターン認識," 信学論 (D-II), vol. J80-D-II, no. 2, pp. 541-547, Feb. 1997.
- [4] 若林 哲史, 鶴岡 信治, 木村 文隆, 三宅 康二, "特徴量の次元数増加による手書き数字認識の高精度化," 信学論, vol. J77-D-II, no. 10, pp. 2046-2053, Oct. 1994.
- [5] 前田 英作, 村瀬 洋, "カーネル非線形部分空間法によるパターン認識," 信学論, vol. J82-D-II, no. 4, pp. 600-612, Apr. 1999.
- [6] 津田 宏治, "ヒルベルト空間における部分空間法," 信学論, vol. J82-D-II, no. 4, pp. 592-599, Apr. 1999.