

2L-8

動的な次元圧縮を行った線型空間に
フィッシャーの方法を適用する手法高田直樹 亀山博史 内藤正史 大西和彦
グローリー工業株式会社 技術研究所

1. はじめに

線形判別法はその簡便さのためにパターン認識の応用例に広く使われてきた。しかし、手書き文字の認識では、手書き変動の多様性と類似性により、線形分離不可能な場合がある。したがって、手書き文字認識に線形判別法を適用するには非線形的な要素を取り入れる工夫が必要となる。そこで本研究では、入力データの近傍の二次統計量を考慮して特徴選択を行い、得られた線形部分空間にフィッシャーの方法[1]を適用する手法を提案する。提案手法では局所的に次元圧縮を行うため、線形分離不可能な場合にも対応することが可能になる。本稿では、手書きカタカナを用いた実験を行い提案手法の有効性を示す。

2. 2クラスに対する線形判別法

フィッシャーの線形判別法は N 次元から1次元への変換 A を用いて射影された1次元空間で識別する方法である。この A はクラス内分散に対するクラス間分散の比を最大にするような変換であり、陽に解析的に求められる。

2クラスの場合、 A は $A = S_w^{-1}(m_1 - m_2)$ となる。 m_i はクラス C_i の平均パターン、 S_w はクラス内変動行列 $S_w = \sum_{i=1,2} \sum_{x \in C_i} (x - m_i)(x - m_i)'$ である。

3. 提案手法

N 次元の特徴ベクトル x に対してフィッシャーの方法にとって重要な成分を動的に選択する。この特徴選択では、3.1節で述べる局所累積寄与度に最大値を与える成分の組を選ぶ。これによって得られる線形部分空間にフィッシャーの方法を適用する。

3.1 局所累積寄与度

2クラスの平均をそれぞれ $u = (u_1, \dots, u_N), v = (v_1, \dots, v_N)$ 、変換行列を $A = (a_1, \dots, a_N)$ とする。平均パターンの A による射影を考えた時、射影軸上で $A'(u-v)$ に対して $a_i(u_i - v_i)$ がどれくらいの割合で寄与しているかという意味で、 i 成分の寄与度を定める。

$$\kappa^i = |a_i(u_i - v_i)| / \sum_{i=1}^N |a_i(u_i - v_i)| \cdots (1)$$

$\{\kappa^i\}_{i=1}^N$ から任意に m 個を取り出したものの総和を累積寄与度 $K(m)$ と呼び、 m を固定した時に $K(m)$ を最大にするものを最大累積寄与度 $K^*(m)$ とする。ここに、 $K^*(m)$ は κ^i を大きいものから順に m 個取り出したものの総和と等しくなる。

次に、特徴ベクトル x の近傍での累積寄与度を考える。ユークリッド距離空間で x の近傍にあるプロトタイプのうち、カテゴリーが C_1, C_2 であるものの平均を $u' = (u'_1, \dots, u'_N), v' = (v'_1, \dots, v'_N)$ とする。(1)式に x の近傍パターンの分布の影響を、パラメータ α ($0 \leq \alpha \leq 1$)の重みをもって付加する。すなわち局所的な各成分の寄与度を、

$$\kappa_{local}^i = \frac{\{(1-\alpha)|a_i(u_i - v_i)| + \alpha|a_i(u'_i - v'_i)|\}}{\sum_{i=1}^N \{(1-\alpha)|a_i(u_i - v_i)| + \alpha|a_i(u'_i - v'_i)|\}} \cdots (2)$$

と定めることにする。また、局所的な影響を考えない場合と同様に、任意の κ_{local}^i の m 個の和を局所累積寄与度 $K_{local}(m)$ と呼び、 $K_{local}(m)$ の最大値を $K_{local}^*(m)$ とする。

3.2 特徴選択

前節で述べた局所累積寄与度に基づいて以下の操作i)、ii)により特徴選択を行う。

i) $\epsilon > 0$ に対して $|u'_i| + |v'_i| > \epsilon$

となる成分 i を抽出する。抽出された成分の個数を N' とする。

ii) (i)で抽出された N' 個の成分に対して、 $K_{local}(m)$ を最大にする m 個の κ_{local}^i に対応する x の成分を選択する。

上記の操作i)は x の近傍パターンが小さい成分を除くことにより、3.3節の A_s が安定して求まるようになる操作である。

3.3 フィッシャーの方法の適用

特徴選択 S を行った空間において、フィッシャー比が最大になるような1次元へ射影する変換 A_s を求める。識別関数 $h(x_s)$ を次のように定める。ただし、 x_s は x から特徴選択したものである。クラス全体の平均を A_s により射影したものを \bar{m}_1, \bar{m}_2 とすると、 $w = (\bar{m}_1 + \bar{m}_2)/2$ 、 $h(x_s) = A_s' x_s - w$ と書ける。 $h(x_s) > 0 \rightarrow x_s \in C_1, h(x_s) < 0 \rightarrow x_s \in C_2$ と識別規則が決定する。

Dynamic feature selection for Fisher's linear discriminant.

Naoki Takata, Hirofumi Kameyama, Seishi Naitou,

Kazuhiko Ohnishi

Technology Research Laboratory, Glory Ltd., 1-3-1 Shimoteno,

Himeji-Shi, Hyogo-Ken, 670-8567, Japan.

E-mail: takada@lab.glory.co.jp

4. 文字認識処理

処理手順は図1に示すように、特徴抽出後、大分類を行い、選ばれた2つのカテゴリーに対して、詳細判定を行う。詳細判定において本提案手法を用いる。

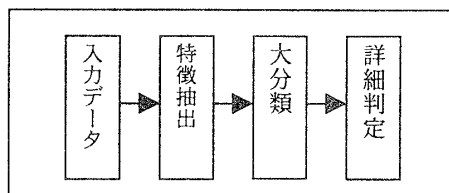


図1 文字認識処理

大分類ではラベル付き標本辞書の各プロトタイプの特徴ベクトルと入力データの特徴ベクトルとのユークリッド距離を求め、距離が近いものから上位15位までのプロトタイプを選ぶ。それらのラベルを参照してカテゴリーを2つに絞る。詳細判定において、提案手法を適用する。

5. 実験

手書きカタカナを収録したデータベース ETL-5 を使用して認識実験を行った。各カテゴリー約2400文字をテストデータと学習データに二分した。特徴量として輪郭方向によるもの(200次元)を使用した。大分類処理で参照するラベル付き標本辞書については、そのサイズの約70%を、学習データから任意抽出することにより初期標本辞書として作成し、残り30%を追加学習により作成した。追加する条件を以下に示す。

- (1) $\bar{m}_1 > \bar{m}_2$ $h(x_s) < (\bar{m}_1 - \bar{m}_2)/2$ かつ $h(x_s) > (\bar{m}_2 - \bar{m}_1)/2$
- (2) $\bar{m}_1 < \bar{m}_2$ $h(x_s) < (\bar{m}_2 - \bar{m}_1)/2$ かつ $h(x_s) > (\bar{m}_1 - \bar{m}_2)/2$

実験はリジェクトなしで行った。ただし、“エ”は含まない。3.1節で述べた局所累積寄与度を算出するにあたっての近傍パターンとして、 x に最も近い15個のプロトタイプを対象とした。

実験1: ラベル付き標本辞書のプロトタイプの個数を13,631に固定して、次元数 m と最大局所累積寄与度および誤認識率の関係を調べた。

図2にその結果を示す。次元数が $m=98$ のとき誤認識率は最も小さくなり、そのときの最大局所累積寄与度は0.95であった。次元数が10~60では、次元数の増加とともに誤認識率が単調に減少した。

実験2: 標本辞書のサイズを変えて提案手法 ($\alpha=0, 0.5, 1$) の誤認識率を調べた。次元数は $m=98$ とした。また $\varepsilon=2$ とした。図1の詳細判定において特徴選択を行わずに2クラス間に線形判別法を適用した方法での誤認識率も調べた。

図3にその結果を示す。特徴選択をしない手法よりも特徴選択を行う提案手法の方が、実験したすべ

での標本辞書サイズにおいて誤認識率は最も小さくなった。

また、 α による誤認識率への影響として、 $\alpha=0.5$ のときすべての辞書サイズにおいて、 $\alpha=0$ および $\alpha=1$ のときより誤認識率が小さかった。このことにより、クラス全体にわたる2次統計量と、入力パターン近傍での統計量との両方を考慮して選択された特徴量で線形判別を施すことが有効であることが示された。

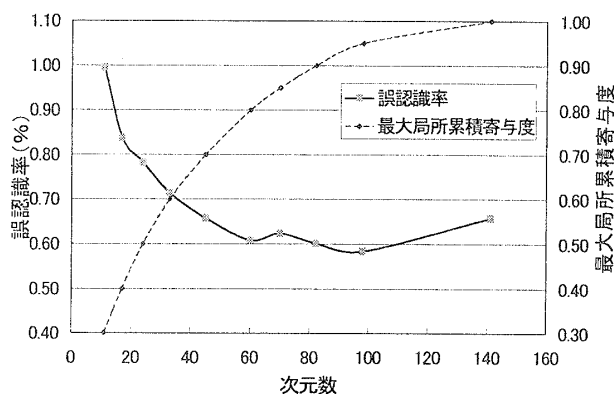


図2 次元数と最大局所累積寄与率ならびに誤認識率の関係

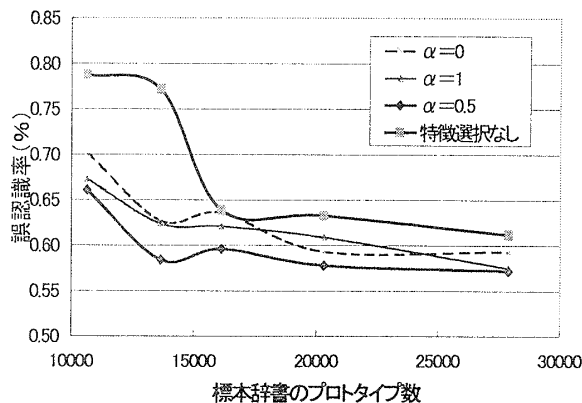


図3 標本辞書サイズと誤認識率の関係

6. まとめ

本稿では、入力特徴ベクトルの近傍の2次統計量を考慮した最大局所累積寄与度に基づいて、特徴の選択を行い、得られた特徴空間にフィッシャーの方法を適用する手法を提案した。手書きカタカナを用いた実験により、本手法の有効性が示された。しかし、手書きカタカナのみで効果を確認したに過ぎず、他の字種においても確認する必要がある。

参考文献

- [1] 石井健一郎・上田修功・前田英作・村瀬洋：パターン認識，オーム社，1998