

# 直交射影子を用いた形状パターン認識の検討

富 川 武 彦・森 雄 二\*

A Study of Shape and Pattern Recognition  
by Orthogonal Projection

Takehiko TOMIKAWA and Yuji MORI

## Abstract

Shape and pattern recognition as an application of Associative Memory is Proposed. This identification scheme utilizes the square norm of the residual vector as a discriminant classifier. First, each sequential number must be superimposed over the input patterns at the memorizing process. Then, we can obtain the parabolic trajectory of the residual norm at the recalling process. The vertex of this parabolic trajectory specifies one of the memorized patterns. Some experiments are made for confirmation of this system performance with the size of  $16 \times 16$  [pixels/frame], levels of 8 [bits/pixel], and 12 samples of traffic-control signs.

## 1. ま え が き

生体の脳における情報の処理過程は通常の計算機のそれとは異なっているが、連想記憶によりモデル化しようとする意義は大きい<sup>(1)-(5)</sup>。既に、記銘と想起の機能を持った連想記憶の動作、想起能力の定性的な検討、シミュレーション評価などの報告がある<sup>(6)(7)</sup>。市川らは、具体的な応用面の一つとしてオンライン文字認識を試みている<sup>(8)</sup>。一般に、パターン認識は、2 値化、細線化などの付随的な前処理を含み、手法に強く依存した特徴抽出が不可欠となっている。このような、論理指向でしかも逐次過程とは別の観点から、並列分散型の認識を行いたいという考えは自然である。以上の点を踏まえ、本稿は射影行列から導びかれる残差の二乗成分に着目した形状パターン認識について検討したものである。2. では連想記憶の直交射影子について、3. では放物線軌跡を利用した認識方法について、4. では具体的なシミュレーション評価について述べる。

## 2. 連想記憶の概念

連想記憶の数理モデルとして、線形部分空間への射影ベクトルに基づく直交変換が知られている<sup>(9)</sup>。これらの定性的な概念や正規直交基底を逐次的に構成する Gram-Schmidt 変換については多書に譲るとして、ここでは直交正射影子に関する部分を中心に述べる (Fig. 1 参照)。

$\mathcal{L}$  を  $N$  個の一次独立なベクトル  $\mathbf{x}^{(i)} (i=1, 2, \dots, N)$  によって張られる線形部分空間、また、 $\mathcal{L}^\perp$  を  $\mathcal{L}$  の直交補空間とすると、任意の  $M \times M$  次元列ベクトル  $\mathbf{y}$  に対して、

$$\mathbf{y} = \tilde{\mathbf{y}} + \hat{\mathbf{y}} \quad (\mathbf{y} \in \mathcal{L}, \tilde{\mathbf{y}} \in \mathcal{L}^\perp) \quad (1)$$

なる形で一意的に表わすことができる。ここで、ベクトル  $\tilde{\mathbf{y}}$  を  $\mathbf{y}$  の  $\mathcal{L}$  上への正射影といい、 $\hat{\mathbf{y}}$  を  $\mathcal{L}$  の直交成分、すなわち、残差成分という。一方、 $\mathcal{L}^\perp$  への正射影  $Q$  を用いれば  $\tilde{\mathbf{y}}$  は、

$$\tilde{\mathbf{y}} = \mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}} = Q\mathbf{y} \quad (2)$$

という射影分解の形で与えられる。想起過程は、入力ベクトル  $\mathbf{y}$  の正射影による線形変換によって  $\mathbf{y}$  と各  $\mathbf{x}^{(i)}$  とを比較する過程と考えられるが、本稿ではこれを残差ベクトルの二乗ノルム  $\|\tilde{\mathbf{y}}\|^2$  の最小化問題と

昭和 63 年 9 月 30 日受理

\* 日本電気セキュリティシステム

† 想起、記銘などの人工知能に関する用語は、本文中にそのまま用いた。(説明は省略)

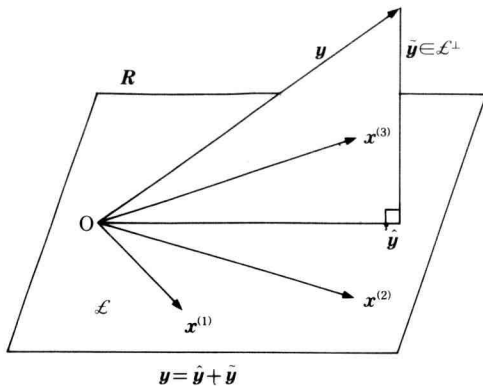


Fig. 1. Orthogonal Projection

$R$  : Euclidean Space     $y$  : Cue Vector  
 $\mathcal{L}$  : Subspace of  $R$      $\hat{y}$  : Projected Vector  
 $x^{(i)}$  : Storage Vector     $\tilde{y}$  : Residual  $x - \hat{x}$

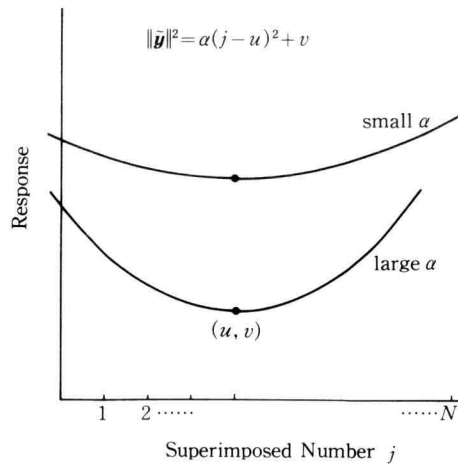


Fig. 2. Square Norm of Residual Vector

して扱っている。

### 3. パターン認識への応用

まず,  $N$  個の記録パターン・ベクトル  $x^{(i)}$  ( $i=1, 2, \dots, N$ ) を作る。これはパターンを構成する画素の数だけ異なる次元を持つ空間内に存在する  $m$  個の一次独立なベクトルである。各ベクトルの成分要素の値は、対応するパターンを描いたときの各画素の階調レベルを表わすものとする。但し、この中の(例えば)末尾要素だけは特別扱いをして、そこには各パターン・ベクトルの識別番号  $i$  ( $i=1, 2, \dots, N$ ) を埋め込んでおく。次にこのパターン・ベクトルの辞書をひくための直交正射影子  $Q$  を求めておく必要がある。これは次式の漸化式により逐次的に構成することができる<sup>(9)</sup>。すなわち、

$$Q^{(0)} = I$$

$$Q^{(i)} = Q^{(i-1)} - \{Q^{(i-1)} x^{(i)} (Q^{(i-1)} x^{(i)})^t\} / \|Q^{(i-1)} x^{(i)}\|^2 \quad (3)$$

となる。但し、 $I$  は単位行列を、添字  $t$  は行列の転置を表わす。

次に、想起すべきパターンを求めるための入力パターン・ベクトルを  $y$  とし、この末尾要素には連番 1~ $N$  の中のある一つの番号  $j$  を書き込み、こうしてできたパターン・ベクトルを  $y^{(j)}$  とする。これに (3) 式より得られた直交正射影子  $Q^{(N)}$  を作用させて生ずる

残差ベクトル  $Q^{(N)} y^{(j)}$  を作り、その二乗ノルム  $\|y\|^2 = \|Q^{(N)} y^{(j)}\|^2$  を求める。これは、入力パターンベクトルの末尾要素に書き込んだ番号  $j$  の関数となり、その軌跡は  $j$  の値に対して放物線を描くことになる。そして、想起パターンとこの末尾要素の値  $j$  との両方が、上記のある記録パターン・ベクトルとその末尾要素の値まで含めて一致したときに両者の類似度は最大となり、上記二乗ノルムは最小となる。従ってこれは、 $\|y\|^2$  を評価関数としてその  $j$  の値を変化したときの最小値を求める頂点探索問題に置き換えることができる。具体的には  $\|y\|^2 = \alpha(j-u)^2 + v$  と置いたとき、例えば、ある  $j_1, j_2, j_3$  の3点より擬似頂点  $(u, v)$  を求めれば良い。但し、 $\alpha$  は二次形式の係数である。Fig. 2 は残差の二乗ノルムの軌跡を例示したものである。尚、放物線の頂点における曲率が小さく、入力パターン・ベクトル  $y$  がどの類に属するか明確ではない場合を考慮する必要がある。すなわち、閾値  $Th$  による決定規則を、

if  $\alpha < Th$  then {棄却}

else {頂点に対応する記録パターンに決定}

として棄却域を設ければ良い。記録および想起過程をフローチャートとして Fig. 3 に示す。

### 4. シミュレーション評価

評価用データとして交通標識に採用されている警戒標識を用いた。これは、交通標識を自動認識すること

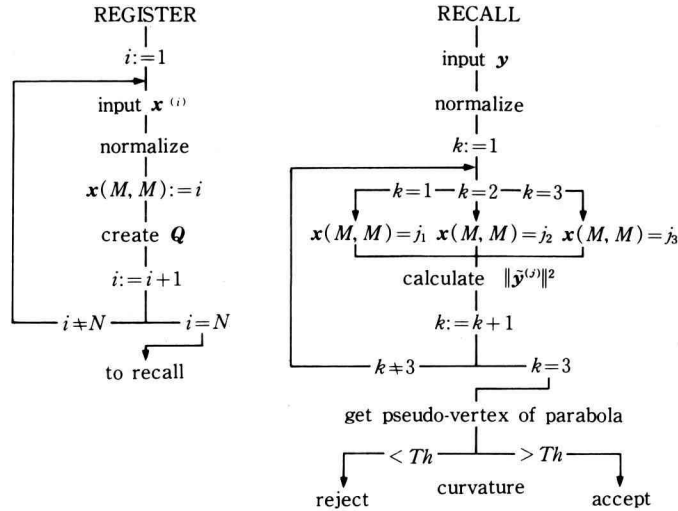


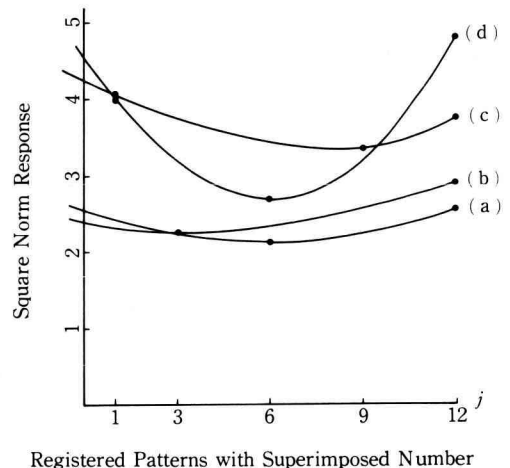
Fig. 3. Flow of Register/Recall

により、運転者の疲労を軽減させたいという意図からである。但し、今回は単なる手法の効果を確認する目的であるため、色情報を用いずパターン・サイズ  $16 \times 16$  [pixel], 階調レベル 8 [ビット/pixel] の入力環境下で得た 12 種類の警戒標識パターンを用いることにした (Fig. 4)。従って、

$$\begin{aligned}
 N &= 12, M \times M = 16 \times 16 \\
 \mathbf{x} &= \{\mathbf{x}^{(i)} \mid i \in (1, 2, \dots, N)\} \\
 \mathbf{x}^{(i)} &= \{\mathbf{x}_j \mid (0 \leq \mathbf{x}_j \leq 255) \text{ かつ } j \in (1, 2, \dots, M^2)\}
 \end{aligned}
 \quad (4)$$

となる。但し、前処理としてパターン要素の階調のレベルを 0 から 1 の範囲に正規化し、パターンの重心の位置を座標 (8, 8) となるように平行移動した。また、入力パターンには、記憶パターンの中から任意に選んで一様乱数を混入させたものを用いた。但し、パターンの回転はないものと仮定してある。

Fig. 4 は、ノイズを含ませた入力パターンに、(3) 式に従って構成した直交正射影を作用させた結果である。ここで、横軸は記憶パターン順に、入力パターン・ベクトルの末尾要素に埋め込んだ数値  $j$  を、また縦軸はこの  $j$  を埋め込まれた入力パターン・ベクトルに対する残差の二乗ノルムをそれぞれ表わしている。図中、曲線 (a), (b), (d) は #6 のテストパターンを、また (c) は #9 を用いたもので、(a), (b) は 10% の、また (b), (c) は 20% の一様乱数を重畳させたものである。曲線 (a), (b) において、前者の頂点は正解を示しているが、



Registered Patterns with Superimposed Number  
Fig. 4. Simulation Results of Parabolic Trajectories

後者のそれはノイズの増加により #3 のパターン位置で最小値となっている。同じ条件でパターン #9 を用いた曲線 (c) の場合は、頂点付近の曲率が小さく、パターン間の分離度が低いながらも正解であった。この原因として、パターン #1~#3, #6 の 4 種類は、70% 近く共通要素を持った類似性の強い内容であるが、#9 のパターンは異質である点が挙げられる。いずれの場合も、識別関数である放物線の頂点を明確に特定し難い結果となっている。一方、曲線 (d) は、原データ全てにラプシアン操作を施した場合で、前述の曲線よ

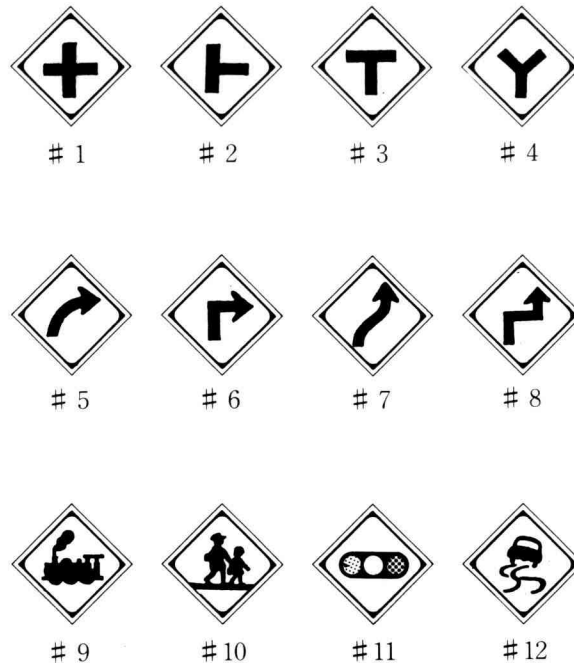


Fig. A. Input Sample Patterns

り改善されているのが判る。これは、 $16 \times 16$ の粗い分解能においてすべてベタ塗りに相当する直流成分を除去し、形状輪郭部を重み付けした効果が識別能力を助長したものと思われる。今回用いたラプラシアンは、座標  $(i, j)$  における濃度レベルを  $g(i, j)$  とすれば、

$$\nabla^2 g(i, j) = g(i, j) - \frac{1}{5} [g(i+1, j) + g(i-1, j) + g(i, j) + g(i, j+1) + g(i, j-1)] \quad (5)$$

に従った4連結近傍の差分として得たものである。

尚、識別関数の識別能力が二次曲線の頂点付近における曲率に依存していることは明らかである。従って、識別能力の目安を3.で述べた係数  $\alpha$  で見積るならば、誤りの生じた曲線(b)は  $\alpha \approx 0.02$ 、また(5)式を施した曲線(d)は  $\alpha \approx 0.12$  という結果であった。今回の如く限られた条件下において棄却域を定めるのであれば、 $\alpha$  の閾値として  $Th \approx 0.05$  程度を適用できる。

## 5. ま と め

自己想起形連想記憶を用いた形状認識について考察した。予め、記銘パターンに埋め込んだ連番を、想起

時に残差ベクトルの二乗ノルムが描く放物線軌跡として利用した識別法を提案した。本手法の特徴としては、

- ・識別に要するシステム・パラメータが唯一つである、
  - ・識別関数である放物軌跡が容易に算出できる、
  - ・濃淡データの2値化、細線化、特徴抽出などの厄介な処理を軽減できる、
- などが挙げられる。一方、今後の課題としては、
- ・記銘パターン数の上限、
  - ・回転、位置ずれ、幾何歪などの影響、
  - ・色情報の利用、
  - ・学習機能の効果、

などに対する定量評価の検討が挙げられる。

本手法は、類似パターンを同一クラスタとした大分類への応用や、重なりのある3次元物体の2次元データからの分離などへの応用などが期待できる。尚、本稿の主要部分は、1987年度および1988年度の卒業研究に基づいたものである。最後に、本論をまとめるに当たり細部にまでわたる多くの有益な指摘と助言を寄せられた本学情報工学科の内野俊治教授に深謝します。

## 参 考 文 献

- 1) T. Kohonen, "Correlation Matrix Memories", IEEE Trans. on Computers, vol. C-21, No. 4, p. 353-p. 359 (1972).
- 2) K. Nakano, "Association-A model of Associative Memory", IEEE Trans. on S.M.C vol. SMC-2, No. 3, p. 381-p. 388 (1972)
- 3) 福島, 「時間空間パターンの連想形記憶」, 信学論, vol. 56-D, No. 7, p. 401-p. 407 (1973)
- 4) T. Kohonen, "Representation of Associated Data by Matrix Operators", IEEE Trans. on Computers, vol. C-22, No. 7, p. 701-p. 702 (1973)
- 5) T. Kohonen, "An Adaptive Associative Memory Principle", IEEE Trans. on Computers, vol. C-23, No. 4, p. 444-p. 445 (1974)
- 6) 小林他「連想記憶の諸形式」, 信学技報, MBE 75-21, p. 1-p. 12 (1975)
- 7) 鳥岡他「連想記憶に関するパターンの諸性質」, MBE76-3, p. 25-p.33 (1976)
- 8) 市川, 吉田「ある連想モデルによる手書き文字の認識」, 信学論, vol. 59-D, No. 1, p. 17-p. 24 (1976)
- 9) T. Kohonen, "Self-Organization and Associative Memory", Chap. 2 and 7, Springer-Verlag (1987).