

連想処理によるパターン生成の一手法

1P-7

*永井隆弘 **李七雨 *徐剛 *辻三郎

*大阪大学基礎工学研究科

**（財）イメージ情報科学研究所

1. はじめに

連想記憶モデルは分散かつ多重記憶モデルであり、記憶されたパターンの一部をキーとして全体パターンを発生することが可能である。これに関して、1970年ごろ中野[1], Kohonen[2], Anderson[3]の研究以来、様々な変形アルゴリズムが提案され、最近その応用も活発に研究されている。本稿では計算コストが小さく、非線形の要素を含まない割と古典的な理論の一つであるKohonenの連想記憶理論[4]を用いた顔パターンの連想処理実験とその評価に関して述べる。

2. Kohonenの直交学習と連想記憶

すべてのパターンをベクトル表現した時、任意の入出力写像、つまり入力パターン $x^{(i)}$ から出力パターン $y^{(i)}$ への写像

$$\begin{aligned} Y &= [y^{(1)} \dots y^{(m)}], X = [x^{(1)} \dots x^{(m)}] \\ Y &= MX \end{aligned} \quad (1)$$

を満たす行列 M は最小2乗の意味で近似的に、Moore-Penrose型一般逆行列 X^+ を用いて

$$\hat{M} = Y X^+ \quad (2)$$

と表現できる。キーパターン x の写像

$$\hat{x} = \hat{M}x = Y X^+ x \quad (3)$$

は、A) Grevilleの定理、B) Gram-Schmidtの直交化、いずれによっても逐次的に計算でき、これを「直交学習」と呼ぶ。

同じパターンへの写像、すなわち $y=x$ の場合を自己連想写像と呼ぶ。計算方法は次のようになる。

最初のパターンは最初の直交ベクトルとする。

$$\hat{x}^{(1)} = x^{(1)} \quad (4)$$

つぎの直交ベクトルは先に記憶した直交ベクトルすべてに対し直交するように逐次計算する。

$$\hat{x}^{(k)} = x^{(k)} - \sum_{i=1}^{k-1} \frac{(x^{(k)}, \hat{x}^{(i)})}{\|\hat{x}^{(i)}\|^2} \hat{x}^{(i)} \quad (5)$$

m 個学習後のキーパターン x の写像 \hat{x} は

$$\hat{x} = x - \hat{x}^{(m)} (= X X^+ x) \quad (6)$$

となり、記憶パターン $x^{(1)} \dots x^{(m)}$ の張る空間への

キーパターン x の直交射影を計算している。つまり、 \hat{x} は記憶パターンの最良線形結合となり、最小2乗の意味で x に近似する。

異なるパターンへの写像 $y \neq x$ の場合は x の直交計算と並行して、 y の直交計算を行う。

$$\bar{y}^{(k)} = y^{(k)} - \sum_{i=1}^{k-1} \frac{(x^{(k)}, \bar{x}^{(i)})}{\|\bar{x}^{(i)}\|^2} \bar{x}^{(i)} \quad (7)$$

$$\hat{y} = y - \bar{y}^{(m)} \quad (8)$$

Kononenによる直交学習は、一般化逆行列の理論をそのまま連想記憶の一手法として取り込んだものである。これは記憶パターンを互いに無相関な直交ベクトルに符号化して蓄えるものであり、記憶パターンの数だけ必要なMemory量が単調増加する欠点がある。

3. 実験と評価

時系列の画像からほぼ正面を向いている顔を探索するタスクを考える。これは顔パターンを用いたテンプレートマッチング方法で実現できるが、顔画像は濃淡の変化が少ない代わりに動きによって全体の構造は多様に変わるため、使用中のテンプレートを状況に応じてダイナミックに更新する必要がある。固定のテンプレートを用いたとき目立つエラーは、濃淡値が一様である壁のようなところにテンプレートが固着してしまうことである。この現状を防ぐため顔モデルの中に直流成分の高い壁を模した一様な濃度パターンを記憶させる。

正面顔をスキャナーで取り込んで切り出して正规化した128*128の濃淡画像6枚一様濃淡画像を使用した。直交学習は左上から右へ順に行っている。

(クラス0からクラス6) キーパターンの記憶パターン $x^{(i)}$ との類似度(match)は i 番目の要素が1でそれ以外は0となる出力パターン $y^{(i)}$ の最適推定パターン $\hat{y}^{(i)}$ の i 番目の要素値となる。



図1 使用したパターン

A method on pattern generation using associative processing

*Takahiro Nagai **Chil-Woo Lee *Gang Xu

*Saburo Tsuji

*Faculty of Engineering Science, Osaka University

**Laboratories of Image Information Science and Technology

3. 1 雜音

キーパターン全体に対して確率的雑音がのったとき、直交射影の意味で雑音のノルムは減少する。実験では土255/4の範囲で一様雑音を加えている。

1) 顔パターンのみ

クラス0の顔に雑音をのせたものをキーとしてあたえた。想起画像のSN比は10.8。

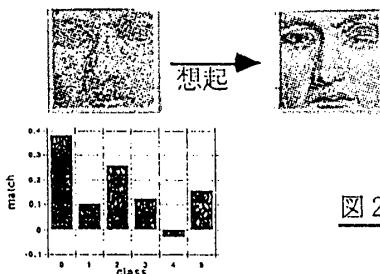


図2 雜音抑制と連想識別

2) 一様パターンを入れた場合

キーパターンを表現するのにまず直流成分としての一様パターンが占めるので、不必要的近似化によるクラス間干渉を減少させる効果がある、と考えられる。1) の時と比較して類似度の高い第1／第2番目のクラス間類似比は5.0倍となっている。しかし、想起画像のSN比は10.3で1) より落ちる。

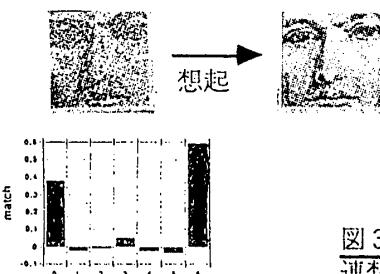


図3 雜音抑制と連想識別

3. 2 オクルージョン

記憶パターンにオクルージョンがある場合の復元の保証はない。特にオクルージョン領域の濃淡分布が元の顔とまったく異なると想起の質に大きな影響を与える(SN比=6.8)。また、べき等であるはずの直交射影の計算はリハーサルによって全く別のパターンに変化することがある。



1回 20回

図4 オクルージョンの想起への影響

3. 3 文脈による想起の影響

同じデータセットを記憶する場合、新しい直交ベクトルを張れる間は連想結果が学習順序に依存しないという利点をもつことがわかる。学習順を図1と逆にした結果を示す。(対応するクラスは図1の逆)。

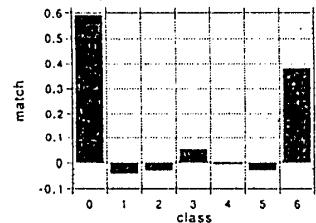


図5 学習順を変えた時の連想識別

3. 4 向きの異なる顔の空間的重複

正面以外の向きの顔を記憶させたあと、図6の正面を向いた顔をキーとした。顔の濃淡パターンの空間的重複がそのまま連想識別の結果に表われている、といえる。回転した顔は、同一人物、目を中心とした同サイズで切り出したものを7枚使用している。SN比は10.1で、3.1の確率ノイズ程度の復元能力を示している。

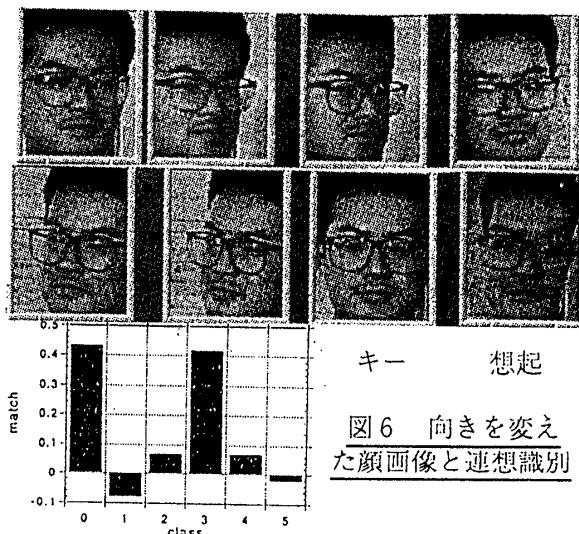


図6 向きを変えた顔画像と連想識別

4. おわりに

Kononenの一般逆行型連想記憶のパターン処理特性の基礎実験を行った。今後、情報圧縮を行う恒等写像砂時計型ネットワークの解析と、その情報圧縮表象(中間層ユニット出力と中間層との結合重み)の制御によるパターン生成問題について検討する予定である。

参考文献

- [1] 中野：アソシアトロンとその応用、電子通信学会シンポジウム論理研究会資料、IT69-27, 1969
- [2] Kohonen,T. : Correlationmatrix memories, IEEE Trans., C-21, 353-359, 1972
- [3] Anderson,J.A. : A simple neural network generating an interactive memory, Math. Bioscience, 14, 197-220, 1972
- [4] T.Kohonen 中谷訳：システム論的連想記憶、サイエンス社