

複数モデルと相関演算による手の実時間認識

7D-1

廣田和也† 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

これまで、相関演算をフレームレートで行うハードウェア装置を開発し物体認識を行ってきたが、画像の回転移動、形の変化などにより安定した認識が困難であった [1]。そこで、多数のモデル画像とのマッチングで得られた相違度を単に比較するのではなく、これらの相違度の集合から KL 変換により抽出した特徴量を基に認識を行う手法を考える。本論文では、KL 変換を用いた手法について述べ、実験結果と共に本手法の性能について考察する。

2 システム構成

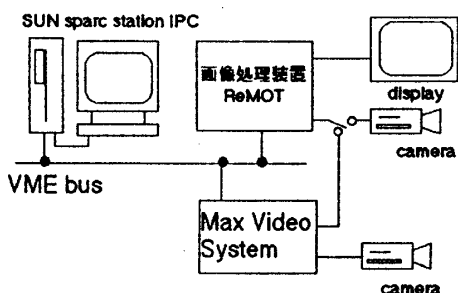


図1: システム構成

図1に示すように、VMEバスを介して接続されている画像処理装置（ReMOT-M, Max Video）と SUN sparc station を中心に構成されている。Max Video で画像信号処理を、ReMOT-M で相関演算を実時間で行い、演算結果のみをホストコンピュータが処理する。本システムを用いることで実時間での認識を可能とする。

A Real Time Recognition of the Hand shapes with the correlations of many models

Kazuya HIROTA† Chil-Woo LEE‡ Gang XU† Saburo TSUJII†

†Faculty of Engineering Science, Osaka University

‡Laboratories of Image Information Science and Technology

3 KL 変換特徴を用いた手形状認識

一般にパターンの特徴度を要素にした行列を用いて KL 変換を行う手法が知られているが、本研究では、多数のモデル画像とテンプレートマッチングにより得られた相違度を要素に持つ行列を KL 変換して求めた特徴量ベクトル間の類似度により認識を行う。

n 枚のモデル画像を M_1, M_2, \dots, M_n とする。全ての M_1, \dots, M_n に対して全ての M_1, \dots, M_n とテンプレートマッチングを行って得られた相違度を、

$$d_i = \{d_{i1}, d_{i2}, \dots, d_{in}\}, i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

とし、相違度行列を

$$D = (d_1, d_2, \dots, d_n)^T \quad (2)$$

とする。相違度行列 D の共分散行列 Σ_X から得られた固有ベクトル $\{\varphi_i\}, i = 1, 2, \dots, m$ (対応する固有値が $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_m$ となる) によりモデル M_k に対する特徴量

$$y_k(i) = (x_k, \varphi_i) \quad (3)$$

が得られる。この特徴量を要素に持つ特徴量ベクトル

$$y_k = (y_{k1}, y_{k2}, \dots, y_{km}), k = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

を用いて認識を行う。

認識するテスト画像 T とモデル画像 M_k とのテンプレートマッチングで得られた相違度ベクトル d_{test} に対して、上記と同様にして特徴量ベクトル y_{test} を求める。ここで、特徴量ベクトルの各要素は、

$$y_{test}(i) = (d_{test}, \varphi_i), i = 1, 2, \dots, m \quad (5)$$

となる。

テスト画像から得られた特徴量ベクトル y_{test} とモデル画像からの特徴量ベクトル y_k との類似度

$$sim_k(y_{test}, y_k) = \frac{(y_{test}, y_k)}{\|y_{test}\| \|y_k\|} \quad (6)$$

が最大となるモデルに識別する。

3.1 手形状認識実験

アルファベットの指文字は26種類あるが、今回は、図2に示すa~gの7種類に対して、それぞれ41枚のモデル画像を用いて、モデル画像とは別の287枚(各41枚)ずつのテスト画像に対して実験を行い、本手法の性能を評価した。背景に黒色の布をひき撮像した画像に対して閾値処理をし手領域を切り出してから輝度値変化を吸収するために正規化を行った画像(図2)を用いて実験を行った。



図2: 指文字のモデル画像(左上から順に a,b,c,~,g)

指文字は類似しているものが幾つかあるので、相違を明確にするために、テスト画像が指文字aとb、aとc、…、fとgというように2種類ずつのカテゴリ間のどちらに属するかにより得点を与え、その累積点数によって認識を行う。例えば、指文字aとbなら、82枚の画像から得られる相違度を上述したKL変換の手法で特徴量ベクトルを求め、テスト画像から得られる特徴量ベクトルに近い方のカテゴリ(指文字)に得点を与える。残りの指文字aとc、…、fとgに対しても同様に得点を与え、得られた総得点が最大のカテゴリを認識モデルとする。

本実験では、固有値の累積寄与率が90%以上となる7個の固有値に対する特徴量を用いて特徴量ベクトルを生成した。図3にモデル画像とテスト画像より生成した特徴量の第1、2成分を示す。また、テンプレートマッチングの最小相違度を用いて認識した結果と、本手法を用いて認識した結果および誤認識したモデルを表1に示す。

指文字	手法A(%)	手法B(%)	誤認識(%)
a	90.2	100	-
b	85.4	100	-
c	100	100	-
d	92.7	100	-
e	100	100	-
f	100	97.6	d(2.5)
g	85.4	63.4	d(36.6)

表1: 指文字a~gの認識率、手法Aはテンプレートマッチングのみ、手法BはKL変換を用いた本手法、誤認識は手法Bに対する誤認識率と誤ったモデル

本実験は同一人物による指文字に対して、7種類の

指文字を認識行ったが、明らかに異なるモデルは認識可能であるが、類似する特徴をもつモデルは誤認識している。これからわかるように、相違度によって類似するモデルを識別するには限界がある。相違度を用いた認識は、使用するモデル画像によって大きく左右されるため、今後、モデル画像の選定方法や数について考慮する必要がある。

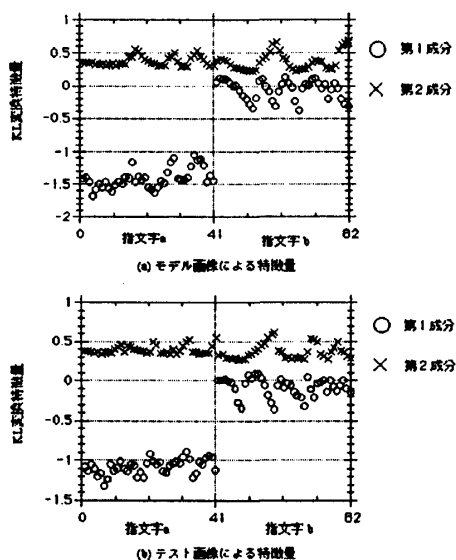


図3: (a) 指文字aとbのモデル画像82枚から得られた第1、第2固有値に対する特徴量、(b) 指文字aとbのテスト画像82枚から得られた第1、第2固有値に対する特徴量

4 おわりに

多数のモデル間の相違度をKL変換して得られる特徴量ベクトルをもちいて7種類の指文字を認識する実験を行い、本手法の性能を評価した。今後、モデル画像の数や選定方法、評価基準の改善を行い実験を続けていく。

参考文献

- [1] 廣田 和也ほか' 相関法を用いた実時間物体追跡システムの製作(2)' 第48回情報処理学会講演論文集1994
- [2] 村瀬 洋ほか' 2次元照合による3次元物体認識—パラメトリック固有空間法—' 電子情報通信学会論文誌 D-2 pp.2179-2187 1994