

## 2次元直交展開を利用した画像照合とその高速化

北海道大学大学院工学研究科 ○下野浩・近藤司・金子俊一・五十嵐悟

画像の情報を圧縮する手法の一つに、周辺固有ベクトルを用いて直交展開する方法がある。本研究では画像照合にこれを利用する方法を述べ、画像の回転変換に対してロバストかつ高速な照合手法を提案する。

## 1 2次元直交展開

大きさが  $m \times n$  画素の画像集合  $\{P(\theta)\}_{\theta=1}^{\theta}$  に対し列方向、行方向の相関を表す列-相関行列、行-相関行列の集合平均を

$$R_c = M(P^T(\theta)P(\theta)) \quad R_r = M(P(\theta)P^T(\theta)) \quad (1)$$

とする。ここで次の固有値問題

$$R_c \tilde{v}_i = \alpha_i \tilde{v}_i, \quad R_r \tilde{w}_j = \beta_j \tilde{w}_j \quad (2)$$

を解き、固有ベクトルを固有値の大きい順に並べたものを  $\tilde{v}_1, \tilde{v}_2, \dots, \tilde{v}_{r_m}$  ( $r_m$  は  $R_c$  のランク)  $\tilde{w}_1, \tilde{w}_2, \dots, \tilde{w}_{r_n}$  ( $r_n$  は  $R_r$  のランク) とする。任意の学習画像  $P(\theta)$  は次のように近似できる。

$$\hat{P}_{s,t}(\theta) = \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^l \lambda_{ij}(\theta) \tilde{v}_i \tilde{w}_j^T, \quad \lambda_{ij}(\theta) = \tilde{v}_i^T P(\theta) \tilde{w}_j \quad (3)$$

この近似は学習画像群に対してその平均2乗誤差

$$\varepsilon_{s,t}^2 = M \left\| \hat{P}_{s,t}(\theta) - P(\theta) \right\|^2 \quad (4)$$

を最小にしようという意味で最適な近似となっている。

## 2 手法の概要

物体認識のアルゴリズムは大きく分けて、学習段階、認識段階の2つのプロセスに分けることができる。

## 2.1 学習処理

適当な大きさのテンプレート画像を用意し、これに回転変換をあたえた画像群を学習画像群とする。輝度の正規化を行った学習画像群  $\{P(\theta)\}_{\theta=1}^{\theta}$  について展開係数  $\lambda_{ij}(\theta)$  を式(3)により計算し登録しておく。

## 2.2 認識処理

任意の位置にテンプレートを含む画像を対象画像  $Q$  とし、対象画像からテンプレートを抽出し、その位置と回転角度を推定する。対象画像の各位置  $(x, y)$  におけるテンプレートと同じ大きさの部分画像を  $Q(x, y)$  とする。対象画像に対して学習画像と同じく輝度の正規化を行った後、次のように近似し展開係数を求める

$$\hat{Q}_{s,t}(x, y) = \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^l \mu_{ij}(x, y) \tilde{v}_i \tilde{w}_j^T \quad (5)$$

$$\mu_{ij}(x, y) = \tilde{v}_i^T Q(x, y) \tilde{w}_j$$

各部分画像と全ての学習画像との距離を次式により測る。

$$D(x, y, \theta) = \sqrt{\sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^l \{\mu_{ij}(x, y) - \lambda_{ij}(\theta)\}^2} \quad (6)$$

次に、対象画像内で部分画像を走査し  $\min\{D(x, y, \theta)\}$  を満たす  $(x, y, \theta)$  を求めることによって、対象画像内での物体の位置  $(x, y)$  と角度  $\theta$  を検出する。

## 3 高速画像照合

## 3.1 展開係数算出の高速化

対象画像の大きさを  $M \times N$  ( $M > m, N > n$ ) とし、その部分画像の大きさをテンプレート画像と同じ  $m \times n$  の大きさとする。正規化された部分画像を  $Q(x, y)$  ( $x, y$  は画像の左上隅の画素の座標) とあらし、その成分を  $q(i, j)$  ( $i = x - x + n - 1, j = y - y + m - 1$ ) とあらし。

$$\hat{w}_i^T(x, y) = \tilde{v}_i^T Q(x, y) \quad (7)$$

とおくと次のように書ける。

$$\mu_{i,j}(x, y) = \hat{w}_i^T(x, y) \tilde{w}_j \quad (8)$$

$\hat{w}_i^T$  の各要素は  $\tilde{v}_i$  と  $Q(x, y)$  の各列のスカラ積で構成されている。したがって水平方向に一画素分移動して  $x = x + 1$  となったとき移動後の  $\hat{w}_i^T(x, y)$  の要素は

$$\hat{w}_{i,p}(x, y) = \hat{w}_{i,p+1}(x-1, y) \quad (p = 1 \sim n-1)$$

$$\hat{w}_{i,n}(x, y) = \tilde{v}_i^T \begin{bmatrix} q(x+n-1, y) \\ q(x+n-1, y+1) \\ \vdots \\ q(x+n-1, y+m-1) \end{bmatrix} \quad (9)$$

として求められ、式(8)を使って移動後の部分画像の展開係数が求められる。垂直方向に一画素分移動して  $y = y + 1$  となった場合は、次の関係式を利用することにより同様に展開係数を求める。

$$\hat{v}_j(x, y) = Q(x, y) \tilde{w}_j \quad (10)$$

$$\mu_{i,j}(x, y) = \tilde{v}_i^T \hat{v}_j(x, y) \quad (11)$$

$$\hat{w}_i^T(x, y) = \sum_{j=1}^l \mu_{ij}(x, y) \tilde{w}_j^T \quad (12)$$

以上の操作を繰り返すことによって効率よく部分画像の展開係数を求めることができる。図1に水平方向の移動の際の高速演算の概念を示す。

## 3.2 距離計算の高速化

(6)式では部分画像とすべての学習画像の距離計算を行っているが、これを学習画像間の距離を学習しておくことにより高速化する。Θ枚の学習画像群を正規化したものを

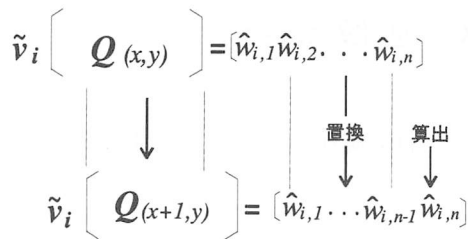


図1 展開係数の高速演算の概念図

$P(\theta)$ とし、画像間の距離はあらかじめ計算しておく。

$$D_{\theta, \theta'} = D_{\theta', \theta} = \sqrt{\sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^t \{\lambda_{ij}(\theta) - \lambda_{ij}(\theta')\}^2} \quad (13)$$

$(\theta = 1 \sim \Theta - 1, \theta' = \theta + 1 \sim \Theta)$

はじめに学習画像 $\theta$ と部分画像 $Q(x,y)$ との距離を求める。

$$D_{Q, \theta} = \sqrt{\sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^t \{\mu_{ij}(x, y) - \lambda_{ij}(\theta)\}^2} \quad (14)$$

これを最小距離として $D_{\min} = D_{Q, \theta}$ 、 $\theta_{\min} = \theta$ とする。次に別の $\theta$ について $\theta_{\min}$ との距離 $D_{\theta_{\min}, \theta}$ が判別式

$$D_{\theta_{\min}, \theta} < 2D_{\min} \quad (15)$$

を満たさない場合、 $Q(x,y)$ との距離が $D_{\min}$ 以下になる可能性はないので距離 $D_{Q, \theta}$ の計算を省略する。もし式(15)を満たせば式(14)により距離 $D_{Q, \theta}$ を計算する。

もし $D_{Q, \theta} \geq D_{\min}$ ならば $\theta_1 = \theta$ 、 $D_1 = D_{Q, \theta}$ とし $D_{Q, \theta} < D_{\min}$ ならば $D_1 = D_{\min}$ 、 $\theta_1 = \theta_{\min}$ 、 $D_{\min} = D_{Q, \theta}$ 、 $\theta_{\min} = \theta$ とし、次の新しい $\theta$ について式(15)による判定を行い、これを通過した $\theta$ について $\theta_1$ との距離 $D_{\theta_1, \theta}$ が次の判別式

$$|D_{\theta_1, \theta} - D_1| < D_{\min} \quad (16)$$

を満たさない $\theta$ は距離計算を省略する。式(16)を満たす $\theta$ については前と同様の処理をして最小距離の更新と次の判別式のための $\theta_2, D_2$ を求める。

(15), (16)により省略することができる領域は図2の斜線で示す領域となる。この処理を繰り返して、すべての $\theta$ について処理が終われば、そのときの $D_{\min}$ が最小距離、 $\theta_{\min}$ が照合角度となる。

また、対象画像全体にわたる最小距離とそれらを与える位置と角度を最初の部分画像について $D_c, x_c, y_c, \theta_c$ とし、各部分画像の処理が終了した時点ごとに $D_c, x_c, y_c, \theta_c$ を更新していけば、画像全体の走査が終わったときに照合結果としての照合位置 $(x_c, y_c)$ と照合角度 $\theta_c$ および最小距離 $D_c$ が求められる。

#### 4 実験

学習画像は $50 \times 50$ (pixel)のモノクロ8bit画像を10度ずつ回転させた36枚(図3参照)、対象画像は学習画像とは別に撮像した $300 \times 300$ (pixel)のモノクロ8bit画像(図4参照)を用いて認識実験を行った。表1に計算時間の結果を示す。高速化なし、ありともに位置、角度を正しく認識した。計算

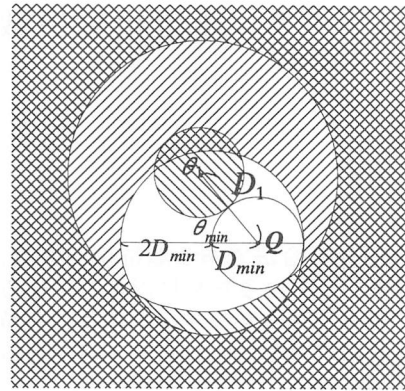


図2 距離計算が削除される領域



図3 学習画像群

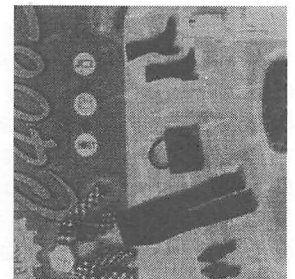


図4 対象画像

表1 計算時間の結果

手法	高速化なし		高速化あり	
	5	10	5	10
回数(s=t=)	5	10	5	10
学習時間(s)	1.98	1.92	1.96	2.02
認識時間(s)	157.84	278.19	17.22	79.70

時間は回数が5回の場合は約9分の1、10回の場合は約3分の1と高速化されている。5次に比べ10次の高速化の度合いが低いのは距離計算での高速化がそれほどなされていないためである。この部分の高速化については現在検討中である。

#### 5 むすび

学習画像(テンプレート画像の回転画像群)に基づく2次元直交展開を用いる画像照合法を提示した。展開係数の算出、及び距離計算に関する高速化アルゴリズムを示し、実験でその有効性を示した。

#### 参考文献

[1] 大津展之, 栗田多喜夫, 関田巖: "パターン認識", 朝倉書店, 1996.  
 [2] 村瀬洋, シュリー ナイヤー: "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-II, Vol.J77-D-II, No.11, pp.2179-2187, 1994.  
 [3] 小林武史, 金子俊一, 五十嵐悟: "画像の2次元直交展開に基づく物体認識に関する研究", 電子情報通信学会技術報告, PRMU99-215, 2000.  
 [4] 小林武史, 金子俊一, 五十嵐悟: "画像の周辺固有ベクトルによる2次元直交展開に基づく物体認識", 精密工学会誌, Vol.66, No.10, pp.1573-1577, 2000.