

# 方向ヒストグラムと自己回帰モデルを利用したパターン照合

北海道大学大学院工学研究科 ○ 橋本 進 金子 俊一 五十嵐 悟

## 要旨

方向ヒストグラムと自己回帰モデルを用いた画像照合のための手法を提案し、その有効性を検証する。本手法では回転不变な画像照合法である方向ヒストグラムに自己回帰モデルを組み合わせることによって処理の高速化を図る。その結果、方向ヒストグラムのみによる照合と同様の結果を得ることができ、ヒストグラム分解能を高めたときの計算時間短縮を行った。

## 1 はじめに

画像照合を用いた物体検出においては、対象となる物体が回転していた場合でも正確に検出できることが望まれる。そのためには画像の回転に関して不变なテンプレート照合法を用いる必要があり、そのような手法の一つに方向ヒストグラム (Orientation Histogram Intersection:OHI) [1][2] がある。方向ヒストグラムは明度値の方向微分値を投票することによってできるヒストグラムを利用した照合法であり、このヒストグラムのスペクトル変化が画像の回転に対して不变となる性質を利用していている。しかしながら照合する際には、ヒストグラムをデータ領域の数だけずらしながら照合しなければならないために多大な計算コストを必要としてしまう。一方、自己回帰モデル (Autoregressive Model:ARM) [3] は離散的な点列をモデル化するための一手法であり、多くの点からなる点列を任意の数のパラメータへと変換するが、求まるパラメータは点列の回転に関して不变な値となる。本研究は方向ヒストグラムを離散的な点列と見なし、これを自己回帰モデルに当てはめることによって方向ヒストグラムによる画像照合の高速化を目的とする。

## 2 方向ヒストグラム

画像上の各画素において明度変化が最大となる角度を  $\phi(i, j)$  とする。方向ヒストグラムはそれぞれの画素がもつ  $\phi(i, j)$  の値をヒストグラムとして投票することによって得られる。画像上の各画素における明度値を  $f(i, j)$  とすると、その画素における明度変化は下式のような方向微分によって与えられる。

$$\nabla f(i, j) = \frac{\partial f(i, j)}{\partial x} \vec{i} + \frac{\partial f(i, j)}{\partial y} \vec{j} \quad (1)$$

これより、 $\phi(i, j)$  は下式で表される。

$$\phi(i, j) = \arctan \left( \frac{\partial f(i, j)}{\partial x} / \frac{\partial f(i, j)}{\partial y} \right) \quad (2)$$

$2\pi$  を  $N$  等分したそれぞれの区間をデータ領域とするヒストグラムに対して、 $\phi(i, j)$  を投票することにより方向ヒストグラムが得られる。このようにして得られた方向ヒストグラムは、画像が回転した場合、ヒストグラムのスペクトル変化が保存されたまま、回転角分だけ横にずれた形状となる。従って、OHIによって照合を行う際は、ヒストグラムを横方向にずらしながら照合を行う必要がある。

## 3 自己回帰モデル

### 3.1 自己回帰モデルの定義

自己回帰モデルは閉じた輪郭上で等角度おきにとられた点列をモデル化するための手法であり、 $m$  次のモデルではある点をその  $m$  個前までの点の線形和で近似するモデルである。 $xy$  座標上の点列を  $(x_i, y_i)(i = 0, 1, \dots, N - 1)$  とし、その原点との距離を  $r_i = \sqrt{x_i^2 + y_i^2}$  とすると、 $m$  次の自己回帰モデルは下式によって定義される。

$$\hat{r}_i = \sum_{j=1}^m \theta_j r_{i-j} \quad (3)$$

このとき、 $\theta_k$  は自己回帰係数と呼ばれ、平均 2 乗誤差

$$\epsilon^2(m) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} |\hat{r}_i - r_i|^2 \quad (4)$$

が最小となるように決定される。結果として得られる自己回帰係数は次式で表される。

$$\begin{bmatrix} \theta_1 \\ \theta_2 \\ \vdots \\ \theta_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \rho_0 & \rho_1 & \dots & \rho_{m-1} \\ \rho_1 & \rho_0 & \dots & \rho_{m-2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_0 & \rho_1 & \dots & \rho_0 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \rho_1 \\ \rho_2 \\ \vdots \\ \rho_m \end{bmatrix} \quad (5)$$

ただし、 $\rho_j$  は次式で与えられる。

$$\rho_j = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} r_i r_{i-j} \quad (6)$$

### 3.2 距離尺度

本研究では異なる点列に対して算出された自己回帰係数間の距離尺度として、尤度比距離を用いる。2つの点列  $r^{(a)}$ ,  $r^{(b)}$  に関する自己回帰係数をそれぞれ  $\theta^{(a)}$ ,  $\theta^{(b)}$  とする。点列  $r^{(a)}$  に自己回帰係数  $\theta^{(a)}$  および  $\theta^{(b)}$  を当てはめたときのそれぞれの平均 2 乗誤差を  $\epsilon_{a|a}^2$ ,  $\epsilon_{a|b}^2$  のように表すと尤度比距離  $Dsl(a, b)$  は下式により定義される。

$$Dsl(a, b) = \frac{1}{2} \left\{ \ln \frac{\epsilon_{a|b}^2}{\epsilon_{a|a}^2} + \ln \frac{\epsilon_{b|a}^2}{\epsilon_{b|b}^2} \right\} \quad (7)$$

尤度比距離は点列に対して自己回帰係数をあてはめた際の誤差に基づく距離尺度となっている。

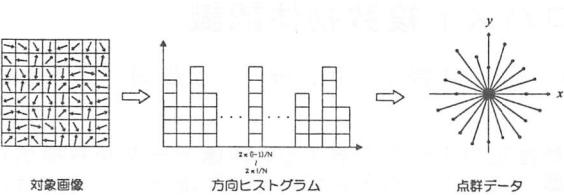


図 1: 点群データの取得

## 4 照合アルゴリズム

本研究では、画像から得られた方向ヒストグラムを自己回帰モデルを用いることによって照合する。その際に方向ヒストグラムから以下のようにして点群データを得る。方向ヒストグラムのデータ領域の数を  $N$  としたときに  $i$  番目の柱を、その高さが原点からの距離であり、 $x$  軸とのなす角が  $2\pi i/N$  である点へ変換する。図 1 にこの流れを示す。本研究ではこのようにして得られた点群データを前に示した尤度比距離を用いて照合する。

## 5 実験

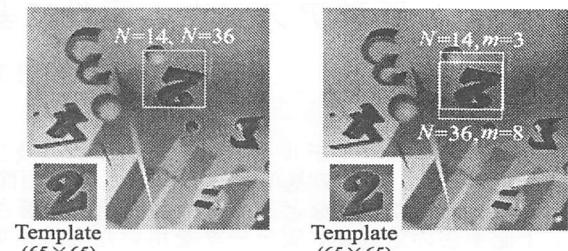
方向ヒストグラムのデータ領域数  $N$  の値を  $N = 14$  とした場合と  $N = 36$  とした場合の 2 通りの場合について、OHI による照合と ARM による照合の結果を図 2 に示す。図中の  $N$  は方向ヒストグラム作成時のデータ領域の数を表し、 $m$  は自己回帰モデルの次数を表す。また、表 1 に計算時間を、図 3 に相関特性を示す。図 3 は相関値を濃淡画像として表したものであり、相関の高い位置ほど白に近い色で表した。

表 1 より、 $N = 14$  では計算時間はほぼ変わらなかったが、 $N = 36$  とヒストグラムの分解能を上げた場合にはほぼ 3 分の 2 となり、計算時間が短縮されていることがわかる。OHI では方向ヒストグラムどうしの相関をとる際にヒストグラムをずらしながらみなければならぬために照合のための計算が  $N^2$  のオーダーで増加する。それに対して ARM を用いた場合には計算回数は次数である  $m$  の 2 乗に比例して増加するので、ヒストグラムの分解能を上げるほど計算時間が短縮されることになる。

しかしながら、図 3 より ARM を用いた照合では OHI による照合に比べて照合位置付近における相関値の差が小さいことがわかる。これは、正解位置付近では方向ヒストグラムの形状の違いが部分的な違いでしかないために、点群データのモデル化の際に自己回帰モデルによってその違いが緩和されてしまうためであると推測される。また、図 3 (b-2) に見られるように ARM による照合では  $N$  や  $m$  といったパラメータの値により、正解位置付近以外の場所においても高い相関を示す場合がある。これもモデル化の際に点群データの違いが自己回帰モデルによって緩和されてしまうことが原因であると考えられる。

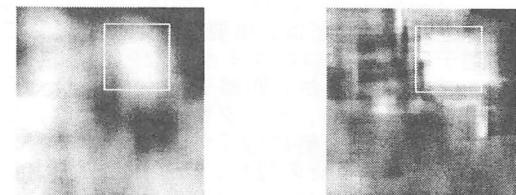
## 6 まとめ

方向ヒストグラムと自己回帰モデルを用いた画像照合のための手法を提案し、自己回帰モデルの導入による計算時間の短縮を示した。また、今後の課題

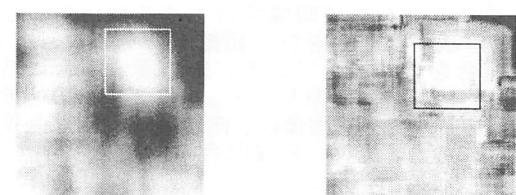


(a) OHI による照合 (b) ARM を用いた照合

図 2: 照合結果 ( $250 \times 250$ )



(a-1) OHI による照合  
( $N = 14$ ) (b-1) ARM を用いた照合  
( $N = 14, m = 3$ )



(a-2) OHI による照合  
( $N = 36$ ) (b-2) ARM を用いた照合  
( $N = 36, m = 8$ )

図 3: 相関特性

表 1: 計算時間

	$N = 14$	$N = 36$
OHI	0.36 sec	0.97 sec
ARM	0.36 sec	0.65 sec

CPU:Pentium III 700MHz

として自己回帰モデルを用いることによっておこる相関値のぼけを改善する必要がある。

## 参考文献

- [1] W. T. Freeman and M. Roth.: "Orientation histograms for hand gesture recognition.", Technical Report 94-03, Mitsubishi Electric Research Labs., 201 Broadway, Cambridge, MA 02139, 1994
- [2] Farhan ULLAH, Shun'ichi KANEKO and Satoru IGARASHI: "Object Search Using Orientation Histogram Intersectoron", FCV200:6th Korea-Japan Joint Workshop on Computer Vision, Jan. 21-22, 2000, Nagoya, Japan
- [3] 大津展之, 栗田多喜夫, 関田巖:『パターン認識理論と応用』, 朝倉書店, 1996 年