

テンプレートマッチングのための環状放射ネットワークモデル

渡邊 昌平 早瀬 光浩 加納 政芳

中京大学情報科学研究科

1 はじめに

動・静止画像からの物体認識は重要な要素技術であり、特にロボットビジョンの分野では、物体把持などのために、しばしばモデルベース手法が用いられる [1, 2, 3]. これは、ロボットビジョンでは、対象物体の形状を詳細に理解する必要はなく、物体の大まかな形状の理解と把持動作に必要な姿勢推定が重要になるからである.

そこで我々は、楕円をプリミティブ形状として、概括的な物体姿勢推定を行うことを考える. 本稿では、物体を表現する最適な楕円プリミティブを効率的に探索するための手法として、楕円を回転させたものを環状方向に、楕円の長短軸比を変化させたものを放射方向に配置し、それぞれを同心円状のネットワークとして接続するモデル（環状放射ネットワークモデル）を提案する. これまでにも、形状プリミティブをネットワーク上に接続し姿勢推定する方法が提案されている [3] が、このモデルでは、回転角・形状ともに同一なプリミティブがネットワーク内に複数存在するという問題がある. これに対し、提案モデルでは重なりの問題は発生しないため、従来のモデルと比較し、より正確で高速な物体の姿勢推定が期待できる.

2 環状放射ネットワーク

図1に環状放射ネットワークモデルの概念図を示す. 本節では、まず2.1節でモデル上に配置される無回転の楕円（楕円標準形）について説明し、2.2節で楕円の回転・接続を定義し、2.3節で放射方向の接続について述べる.

2.1 楕円標準形

i 番目の環に配置される楕円標準形（ i -楕円標準形）を次のように定義する.

$$\frac{x^2}{a^2} + \frac{y^2}{\sigma^2 a^2} = 1. \quad (1)$$

ただし、 σ は重なり率（後述）である（ $\sigma < 1$ ）. i -楕円標準形は、長径 $2a$ 、短径 $2a\sigma^i$ の楕円となり、外環ほど（ i が大きいほど）扁平率の高い楕円が配置される. また、その面積 S_i は、 $S_i = \pi a^2 \sigma^i$ であり、 i -楕円標準形と $\{i+1\}$ -楕円標準形を、重心を重ねて配置したときの重なり率 σ は i によらず一定となる.

$$\sigma = \frac{S_{i+1}}{S_i} = \text{一定} \quad (0 < \sigma < 1). \quad (2)$$

2.2 環状方向の接続

環 i において、配置される楕円数を N_i 、楕円の回転角を $\theta_i = \pi/N_i$ [rad]、 i -楕円標準形を ϑ [rad] 回転させた楕円を $o_i(\vartheta)$ とする. このとき、 N_i 個の楕円 $o_i(j\theta_i)$

A Radial-Ring Network Model for Template Matching
Shohei WATANABE, Mitsuhiro HAYASE and MASAYOSHI KANO
Graduate School of Computer and Cognitive Sciences, Chukyo University, 101 Tokodachi, Kaizu-cho, Toyota 470-0393, Japan
{h11018m, h10804d}@st.chukyo-u.ac.jp, mkanoh@sist.chukyo-u.ac.jp

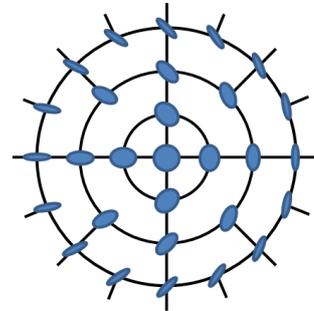


図1: 環状放射ネットワークモデルの概念図

($j = 0, \dots, N_i - 1$) において、 $o_i((j \bmod N_i)\theta_i)$ と $o_i(((j+1) \bmod N_i)\theta_i)$ を接続する. 具体的な N_i としては以下が考えられる.

$$N_i = \begin{cases} 1 & (i = 0) \\ N_1 & (i = 1) \\ N_1 2^{i-1} & (i \geq 2) \end{cases} \quad (3)$$

この例で、例えば $N_i = 4$ とすると、図1のように中心周りに4個の楕円が配置され、その後、順次、2の倍数で楕円数が増える環が構築される.

環 i における隣り合う楕円において、両楕円の重心を重ねて配置したときの共通面積 D_i は、以下の式で表現できる.

$$D_i = 2\sigma^i a (\pi - \arctan A_i - \arctan B_i). \quad (4)$$

ただし、

$$A_i = \sqrt{\frac{a^2}{r_i^2(\theta_i/2) \cos^2 \theta_i/2} - 1}, \quad (5)$$

$$B_i = \sqrt{\frac{a^2}{r_i^2((\pi-\theta_i)/2) \sin^2 \theta_i/2} - 1}, \quad (6)$$

$$r_i(\vartheta) = \frac{\sigma^i a}{\sqrt{(\sigma^{2i}-1) \cos^2 \vartheta + 1}}. \quad (7)$$

したがって、環 i における隣り合う楕円間の重なり率 δ_i は、以下の式で表される.

$$\delta_i = \frac{D_i}{S_i} \neq \text{一定} \quad (0 < \delta_i < 1) \quad (8)$$

2.3 放射方向の接続

環 i と環 $i+1$ において、同一角度だけ回転させた楕円が両環に存在すれば、それらの楕円の重なり率は σ となる. したがって、 N_i は2を底とする指数関数で表現されることが望ましい. そこで、 $N_i (i \geq 2)$ を、 $N_1 2^{x_i}$ で表現される関数とし、 $j\theta_i = k\theta_{i+1}$ なる楕円 $o_i(j\theta_i)$ 、 $o_{i+1}(k\theta_{i+1})$ を接続する. ただし、 x_i は、 $\sigma \leq \delta_i$ なる最小の整数とする.

x_i は1以上の整数であり、 i によって単調増加（ $x_i \leq x_{i+1}$ ）するものであれば定義上問題はない.

入力：対称図形 I
 出力：探索結果 t

1. begin
2. $o := t := o_0(0)$; % o は探索中の楕円
3. $L := \phi$; $M := o$; % L は探索候補, M は探索済集合
4. repeat
5. o に接続する楕円 v のうち, $v \notin M$ かつ $m_I(o) \leq m_I(v)$ なる楕円を L に追加;
6. $o = \arg \max_u m_I(u) | u \in L$;
7. if $m_I(t) < m_I(o)$ then $t := o$;
8. $L := L \setminus o$; $M := M \cup o$;
9. until $L \neq \phi$
10. end.

図 2: 探索アルゴリズム

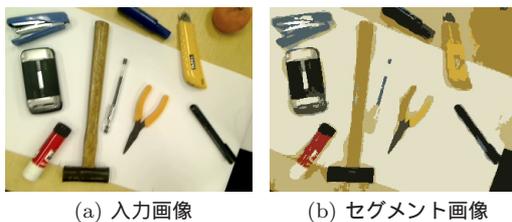


図 3: 対象図形の一例. (b) 内の全セグメントが探索の候補となる.

3 マッチングアルゴリズム

3.1 対象図形の正規化

環状放射ネットワークに配置される楕円は, すべて半径 a の円に内接する. これを考慮に入れつつ, 対象図形をスケールリングするために最小包含円 [4] を用いることを考える. 楕円プリミティブと対象図形のマッチングは両者の重心を重ね合わせることで行う. したがって, 対象図形を, その重心から最遠画素までの距離が a となるようにスケールすればよい.

3.2 探索

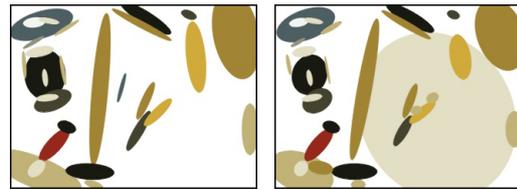
本稿では, 環状放射ネットワークの探索のために, 勾配法に基づく探索アルゴリズムを提案する. 図 2 にアルゴリズムを示す. 同図において, $m_I(o)$ は楕円プリミティブ o と対称図形 I とのマッチング率を求める関数である.

4 実験

ロボットの物体把持動作を考慮した実験を行う. 具体的には, 卓上の文具や工具などの各部位の姿勢推定を行った.

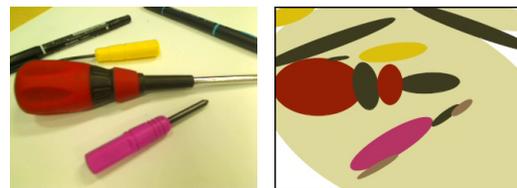
入力画像 (図 3(a)) を画像ピラミッド法によってセグメンテーションし (図 3(b)), その画像内の全セグメントを対象図形とした. また, 探索終了時において $m_I(t) < 0.5$ のセグメントは姿勢推定の対象外とした.

図 4 に, 姿勢推定結果を示す. 同図において, 従来モデルの結果は, 文献 [3] のアルゴリズムによるものである. 従来モデルでは, 楕円の扁平率とは無関係に同一角度で回転させてモデルを生成し, 姿勢推定を行っている (すなわち, 回転対称な楕円の数は, 不変としている). そのため, 扁平率の高い物体を認識する場合には大きな角度誤差が生じる. 実際に, 図 4 においても, 中央付近にあるハンマーの柄の推定角度には $5[\text{deg}]$ 程度の誤差が生じていた. 一方で提案手法の場合は $1[\text{deg}]$ 未満の誤差となっており, 正確な姿勢推定が行えてい



(a) 提案モデル (b) 従来モデル [3]

図 4: 図 3 に対する推定結果



(a) 入力画像 (b) 推定結果



(c) 入力画像 (d) 推定結果

図 5: 提案手法による推定結果例

るといえる. また, 物体を把持する際には, 扁平率の高い楕円プリミティブとマッチングする物体ほど, 正確な姿勢推定が要求されるが, 従来モデルでその精度を高める場合には, 扁平率の低いプリミティブまで不要に生成してしまう. これに対して, 本稿で提案するモデルでは, 扁平率にあわせて指数的にプリミティブ数を増加させているため, 少ないモデル数で高精度の姿勢推定が行える.

図 5 に, 他の画像の実験結果を示す. 同図からも, 提案モデルによって物体の大きかな姿勢が推定できていることが確認できる.

5 おわりに

本稿では, 楕円プリミティブを構成要素とする環状放射ネットワークと, その探索アルゴリズムを提案した. 今後, 本手法で得られた姿勢推定結果を用いて物体把持実験を行うこと, アルゴリズムの改良として文献 [5] の手法などを用いて楕円プリミティブの生成の高速化を図ることを考えている.

参考文献

- [1] 岡田 他: 自律ヒューマノイドにおけるタスクプランナのための実世界状態の視覚認識生成, ROBOVEC, 2P1-F21, 2008.
- [2] 岡田 他: 未知対象物把持のための適応形状モデルを用いた円柱プリミティブの視覚認識, ROBOVEC, 2A1-D21, 2008.
- [3] M. Hayase et al.: Posture Estimation of a Human Body from Thermal Images of 2D Appearance Models of 3D Ellipsoidal Model, JACH, 13(3), 172-177, 2009.
- [4] 菅原 他: 量子計算での幾何学データ処理, 情処研究報告 AL, 2001(43), 9-16, 2001.
- [5] 沼田 他: 三角関数の三項漸化式による傾斜楕円の高速生成法, 情処学論, 48(12), 4051-4058, 2007.