

# 外輪郭の構造分析に基づく高独自線素対を用いた3次元物体認識手法に関する研究

情報科学研究科 情報科学専攻 H11214M 柴田悠太郎 指導教員：橋本学 教授

## 1. はじめに

工場の生産ラインでは更なる自動化が求められており、人間の視覚機能の一部を機械に置き換えようとする動きが加速している [1].

3次元物体認識の主要アプローチの一つとしてモデルベース物体認識がある。この手法の代表例として、距離画像から得られる輪郭とその点からの法線方向の内部データ点を特徴量とする DGI 法 [2] があるが、学習姿勢と輪郭点の多さに起因する処理コストが問題である。また、これらの手法に共通して、3次元照合のためには距離画像取得のための特別な3次元センサが必須である。

もう一つのアプローチとして、アピアランスベース手法がある。この手法の代表例として、主成分分析の考え方を応用したパラメトリック固有空間法 (PES 法) [3] や Estimation-by-Completion 法 (EbC 法) [4] があるが、入力画像をそのつど新たな空間に投影する必要があるため、このための処理時間がかかるという問題がある。特徴点ベースの手法として、SIFT や SURF をアピアランスベース手法に適用する手法 [5] があるが、対象物体にテクスチャが存在することを前提としなければならない。学習画像からエッジを抽出し、離散的な方向属性を持つ直線で表現して Chamfer Matching に応用する手法 [6] があるが、対象物体のエッジ形状が複雑になることでデータ量の増加が懸念される。また、アピアランスベース手法を実システムに適用する場合には、対象物体に関する多視点学習画像の取得のために、例えば複数の回転ステージから構成される撮影装置が必要であり、画像取得の時間と、その煩雑さも課題となっている。

そこで本研究では、通常のカメラによる入力画像を用いるアピアランスベース物体認識手法をベースに、照合時間の短縮と、学習データの事前準備作業の効率化の2つの課題を解決する手法の提案を目的とする。

本論文では、対象物体輪郭の局所的な接続構造を分析し、物体形状を特徴づけているユニークな線素対を抽出して照合に用いるアピアランスベース物体認識手法を提案する。そこで本研究では、照合時間の課題を物体外輪郭の部分的な情報を効率よく抽出することによってこの問題を解決する。

次に、学習データの事前準備の効率化に関しては、生成型学習の考え方を適用する。提案手法は外輪郭情報を用いるため、3次元モデルからの事前のモデル生成もきわめて容易である。

## 2. 基本アプローチ

本研究における基本アプローチは、3つある。1つめは、対象物体に関する多視点画像群を容易に取得することである。対象物体に関する多視点の学習画像群の取得には、画像取得の時間と場所の準備などの観点から撮影装置を必要としない、自動的かつ高速な方法を用いることが望ましい。そこで、PC 内の仮想的な環境で複数のパラメータを設定し、投影面に3次元モデルを投影してさまざまな画像を生成する方法である生成型学習の考え方を適用する。

2つめは、物体の姿勢変化に対して比較的敏感に変動する情報を用いることである。アピアランスベース手法の学習画像群・入力画像間の照合に用いるデータ要素としては、姿勢変化に伴う3次元的な見えの変化が大きいだけでなく、照明外乱に対して抽象化され、しかもデータ量が少ないことが望ましい。対象物体の姿勢変化に対して比較的敏感に変動する情報として外輪郭が適切であると考えられる。アピアランスベース手法においては姿勢推定の高精度化が期待でき、さらにエッジは照明変動に対して抽象化された情

報であるため、外乱にも安定していると考えられる。

3つめは、独自性の高い情報を優先的に選択して照合の効率化を図ることである。対象物体に関する外輪郭を用いることで、学習画像のデータ量を大幅に減らし、効率的に照合することが可能である。しかしアピアランスベースの手法は、事前に多量の学習画像を準備する必要があるため、学習画像から得られるすべての輪郭点を用いることは、認識時の処理速度を考慮すると実用的ではない。したがって、誤照合を起こしにくく、独自性の高い線素対のみを使用することを考える。本論文における線素対とは、外輪郭の局所的な要素である線素を組み合わせたもののことである。ここで本研究における独自性とは、外輪郭の局所的な形状のユニークな度合いを表す指標である。

## 3. 提案アルゴリズム

本研究では照合に使用する線素対を選択的に抽出し、照合に適用する。すなわち、物体全体からみて形状的な独自性が高い線素対を優先的に用いることによって誤った姿勢との誤照合の低減を図る。

図1に提案手法のブロック図を示す。まず、学習プロセスは、生成型学習によって多視点の学習画像群を取得し、輪郭追跡によって輪郭画像群を生成する。それぞれの輪郭画像から輪郭点列を短く分割した線素群を抽出し、それを組み合わせることで線素対を生成する。さらに、独自性が高い線素対のみを抽出し、選択された線素対をテーブルに登録して学習データベースを作成する。次に、認識プロセスでは、入力画像からエッジ検出をおこない、エッジ画像を生成する。エッジ画像に対して距離変換処理をおこない距離変換画像を作成する。このようにして得られた距離変換画像を利用して線素対を抽出し、学習データベースと照合して姿勢を推定する。

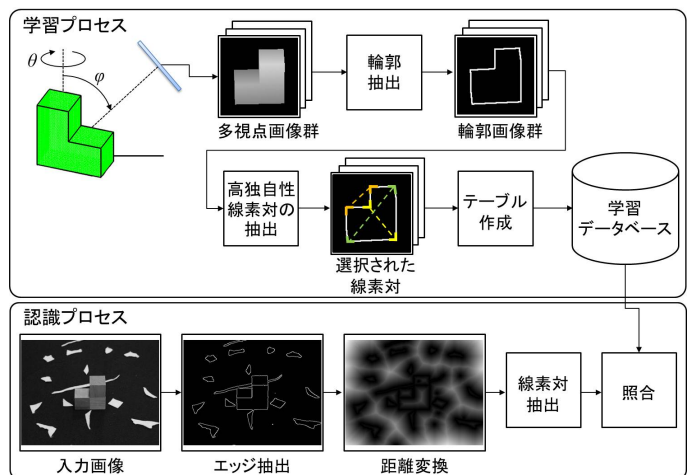


図1 提案アルゴリズムの構成

本研究では、形状的な独自性が高い線素対の選択に確率分析を適用する。形状共起ヒストグラムは、図2のように、外輪郭から抽出した線素を結合して線素対を生成し、線素対の各線素の中間点から始点の方向および中間点から終点の方向の4つの方向と各線素の中間点を結ぶ直線との4つの角度の発生頻度を、すべての線素対で求め、図2のような線素対の角度パラメータ  $a_1, a_2, a_3, a_4$  をそれぞれのインデクスとする4次元マトリクス上に並べたものである。ここで、 $h$  の値の総和が1になるように式 (1) で正規化する。 $K$  は離散的な角度パラメータの数であり、4次元形状共起ヒ

ストグラムのそれぞれの軸のセル数となる。そして、各線素対の対象物体全体における発生確率  $P_h$  を計算し、発生確率  $P_h$  が低い、すなわち独自性が高い線素対のみを照合に用いることで効率的に照合する。線素対の照合には、形状共起ヒストグラムの生成で用いたすべての角度パラメータを線素対の特徴ベクトルとして適用する。

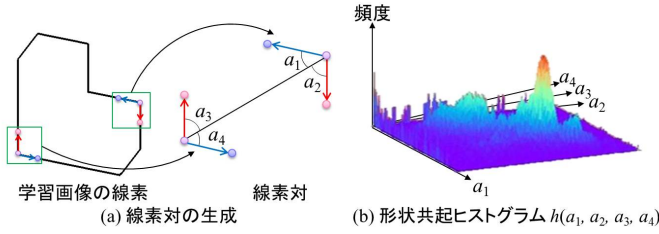


図2 形状共起ヒストグラムの生成の模式図

$$P_h(a_1, a_2, a_3, a_4) = \frac{h(a_1, a_2, a_3, a_4)}{\sum_{a_1=0}^{K-1} \sum_{a_2=0}^{K-1} \sum_{a_3=0}^{K-1} \sum_{a_4=0}^{K-1} h(a_1, a_2, a_3, a_4)} \quad (1)$$

#### 4. 実験結果と考察

比較手法としてパラメトリック固有空間法 (PES 法) [3], Estimation-by-Completion 法 (EbC 法) [4] との認識成功率を比較した。図3に実験に用いた各180枚のテスト画像の例を示す。図3(a)(b)は、パラメトリック固有空間法 (PES 法) と提案手法で用いたテスト画像であり、図3(c)(d)は、Estimation-by-Completion 法 (EbC 法) のためにそれぞれ図3(a)(b)の物体部分を切り出した画像である。図4の学習画像は、 $0 \leq \theta < 360$  の範囲を2度ピッチ、 $\phi = 38$  で生成した180枚を用いた。ただし、パラメトリック固有空間法 (PES 法) および Estimation-by-Completion 法 (EbC 法) は、学習画像として180枚の2次元濃淡画像を用いた。エッジ検出で用いたCanny法のしきい値として、強いエッジの初期検出のためのしきい値  $th_{canny1} = 150$ , エッジ同士を接続するためのしきい値  $th_{canny2} = 50$  とした。表1は、認識成功率の比較結果である。対象物体の外形を確実に囲えたものを認識成功とした。表1より提案手法の認識成功率は、従来手法であるPES法やEbC法の認識成功率を上回っていることが確認できた。図5に提案手法の認識結果の例を示す。この図から提案手法が対象物体を正確にとらえることができることを確認した。

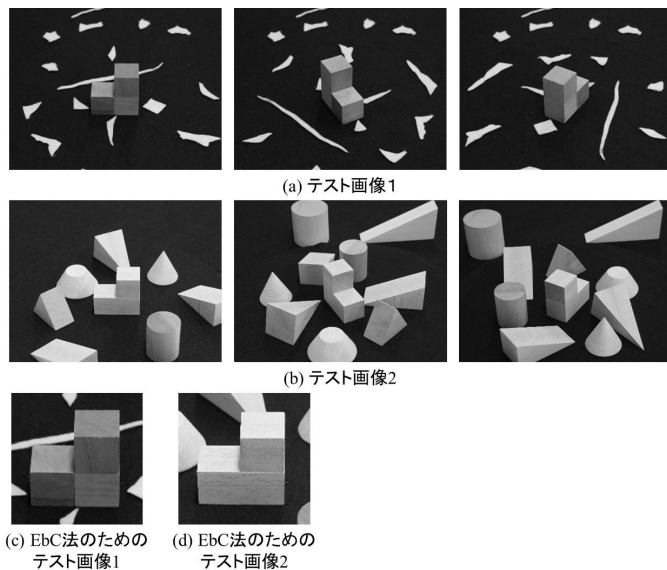


図3 従来手法との比較に用いたテスト画像の例

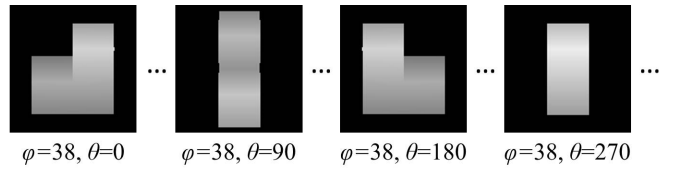
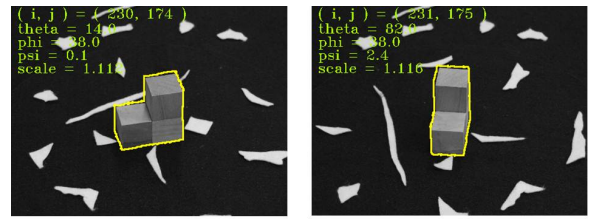


図4 学習画像の例

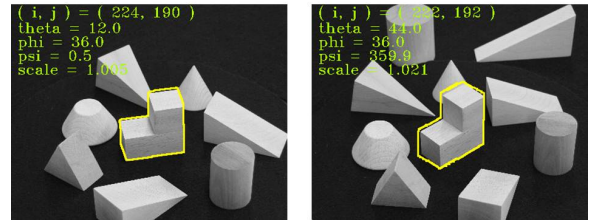
表1 従来手法との認識成功率の比較結果

手法	データ数	認識成功率 [%]	
		テスト画像1	テスト画像2
PES 法	50 次元	86.7	51.7
EbC 法	-	43.9	25.6
提案手法	50 線素対	96.7	91.6

(CPU : Intel ®CORE™i7, メモリ : 8GB)



(a) テスト画像1の認識結果



(b) テスト画像2の認識結果

図5 従来手法との比較実験の認識結果の例

#### 5. おわりに

本研究では、対象物体輪郭の局所的な接続構造を分析し、物体形状を特徴づけている独自性の高い線素対を抽出して照合に用いるアピアランスベース物体認識手法を提案した。実画像180枚に対する実験結果から、認識成功率94.2%、処理時間12.8secを達成した。従来のパラメトリック固有空間法 (PES 法) と比較して認識率を25.0%向上し、処理時間を17倍高速化した。実験により、本手法の有用性を確認した。

#### 参考文献

- [1] 田中ら, “次世代のセル生産を実現するロボット知能化技術の開発”, ロボット, No.191, pp.35-40, (2009).
- [2] A. Adàn, P. Merchan and S. Salamanca, “3D scene retrieval and recognition with Depth Gradient Images”, Pattern Recognition Letters, Vol.32, pp.1337-1353, (2011).
- [3] H. Murase et al., “Visual learning and recognition of 3-D objects from appearance”, International Journal of Computer Vision, Vol.14, No.1, pp.5-24, (1995).
- [4] 木村ら, “単位円特徴量を用いた高速でコンパクトな三次元物体認識”, 信学論 (D), Vol.J93-D, No.11, pp.2505-2515, (2010).
- [5] F. Viksten et al., “Comparison of Local Image Descriptors for Full 6 Degree-of-Freedom Pose Estimation”, Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation(ICRA), pp.1139-1146 (2009).
- [6] M.Y. Liu et al., “Fast Directional Chamfer Matching”, CVPR, Vol.13, No.18, pp.1696-1703, (2010).