

エッジ情報のガウス球上分布を用いた物体認識

恒川 法和 山下 淳 金子 透

静岡大学大学院 理工学研究科 機械工学専攻

〒432-8561 静岡県浜松市城北 3-5-1

あらまし 本研究では、任意形状の多面体物体を認識する手法を提案する。この手法では、画像より得られたエッジ情報等のガウス球上分布と物体の 3 次元モデルのガウス球上分布を照合することにより、物体の種類を特定し、その姿勢を求める。照合は 3 段階のステップで行う。1 次照合では、ガウス球上のエッジ情報分布を用いて姿勢候補を求める。2 次照合では、頂点間の情報を用いて姿勢候補の真偽を検証し、絞り込みを行う。3 次照合では、頂点情報を用いて 2 次照合で絞り込んだ姿勢候補の精度を向上させる。本手法では、エッジ情報は最低 2 本の直線部分が抽出されていればよいので、エッジの欠損や分断、ずれ等の誤差に強く、物体形状の欠損にも対応可能である。本手法の有効性について、シミュレーションにより検証した。

キーワード 物体認識, ガウス球, エッジ情報

Object Recognition Using Distributions of Edge Information on Gaussian Spheres

Norikazu Tsunekawa Atsushi Yamashita Toru Kaneko

Graduate School of Science and Engineering, Shizuoka University

3-5-1 Johoku, Hamamatsu-shi, Shizuoka 432-8561, Japan

Abstract We present a recognition method of polyhedral objects using distributions of edge information on Gaussian spheres. This method compares a distribution of edge vectors on a Gaussian sphere that is obtained from a camera image with that of 3-D object models in order to recognize the category of objects and to determine their orientations. The matching procedure has three steps. The first step searches candidates of category and orientation based on distributions of edge information on a Gaussian sphere. The second step ascertains the validity of candidates based on relationship concerning vertex information so as to find which is correct. The third step makes accuracy higher. The proposed method can recognize objects whose edges are partly lacked with image noise. Simulation results show the effectiveness of the method.

Keywords object recognition, Gaussian sphere, edge information

1 序論

3次元物体認識は自律的なロボットの視覚に欠かせない技術である。現状では、物体認識はあらかじめシステムが保持する物体モデルとの照合として捉えられており、高速性や信頼性の観点から、様々な要求に対応しにくい。そこで、任意物体を実時間で認識し、画像のノイズや類似した物体にも対応できる柔軟な照合手法の確立が求められている。

物体認識には、様々な手法が提案されている[1, 2, 3, 4, 5, 6]。例えば面の属性を用いた手法[1]では、3次元構造が得られるが、ノイズの影響を受けやすくなる。物体間の指示関係を利用した手法[2]では、限定したシーンを対象としており、様々なシーンでの物体同士の関係を求めることは困難である。2次元の画像情報を用いた固有空間法[3, 4]は、困難な3次元構造の抽出を必要としないが、大量データの学習を必要とし、処理時間がかかるという問題が残る。その中で、3次元のエッジ情報を用いたVVVシステム[5]は、ステレオ画像の入力から移動物体の追跡までをトータルに行うことができ、高速性や信頼性の観点から物体認識に適している。

そこで本研究では、エッジ等の3次元情報[5]を用いつつも、エッジの欠損や分断、ずれ等の誤差に強く、類似性を考慮して物体形状の欠損にも対応できる物体認識手法を提案する。また、物体を実時間で認識できるように高速化を図る。本手法は、任意形状の多面体を対象として、画像より得られたエッジ情報等のガウス球上分布とシステムが保持する物体の3次元モデルのガウス球上分布を照合することにより、物体の種類を特定し、その姿勢を求める。ガウス球上への分布では、物体の面の法線方向の分布を対応させる手法が一般によく知られている[6]。しかし物体が曲面のみの形状ではなく直線エッジが取れる場合、数が少ないエッジを用いたほうが処理時間は短くなる。これは面の法線方向を求めるには、処理時間がかかるという問題があるためである。

本手法の照合は、1次照合、2次照合、3次照合の3つのステップからなる。1次照合では、エッジの方向角を分布させたガウス球を用いて種類や姿勢候補を求める。2次照合では、頂点同士

の位置関係より得られる情報を用いて姿勢候補の真偽を検証し、絞り込みを行う。3次照合では、頂点情報を用いて2次照合で絞り込んだ姿勢候補の精度を向上させる。1次照合で用いるエッジ情報では、最低2本の直線部分が抽出されていればよい。そのため、ノイズ等のエッジの欠損や分断という誤差に強い。また、段階的に照合を行うことで、順に候補を絞り、探索の効率を図り、処理を速く行う。さらに各段階の照合に異なる幾何情報を用いることで、エッジの欠損、分断、ずれによる誤差や、物体形状の欠損がある場合でも最も類似する姿勢を検出することができる。

以下、2節で本方式の原理、3節でアルゴリズムについて説明する。4節でシミュレーション結果を示し、5節で結論を述べる。

2 認識方式

2.1 前提条件

本研究では、直線で構成される任意形状の種類を特定し、その姿勢を検出することが目的である。そこで、以下の前提を設ける。

認識対象の物体は、平面で構成される多面体である。

画像より特徴（エッジ情報、頂点の座標、頂点を構成するエッジの種類）が得られている。

照合に用いるモデルは、正面から見えない特徴も持つ。

ノイズ等の誤差としてはエッジの欠損や長さや方向角のずれを想定している。

また、画像より得られた特徴（以下では計測データと呼ぶ）の1つとして、エッジ方向角を用いるが、1本のエッジには2つの対称なエッジの方向角がある。本研究では、片方のエッジ方向角を使用して、両方の方向角の意味を持たせることとする。

2.2 ガウス球を用いた3次元記述

計測データのうち、エッジ情報としてエッジ方向角をガウス球上に分布させる。球上への分布と

は,各エッジの方向角を単位ベクトルに正規化し,その始点を半径1のガウス球の原点に一致させ,終点をガウス球面上にのせることである.例として,図1に直方体の場合のエッジ方向角及びそのガウス球上分布を示す.これにより,地球儀を回転するように照合を簡単に行うことができる.

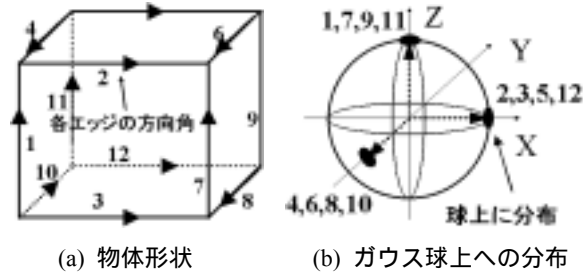


図1 エッジ方向角のガウス球上分布

2.3 頂点同士的位置関係

照合に用いる計測データとして,エッジ情報の他に頂点情報を用いる.これは,エッジ情報のみを用いた照合では,反転した物体(図2)やエッジ方向角が等しい物体(図3)のガウス球上分布が等しくなるため,同一の物体と認識する場合があるからである.

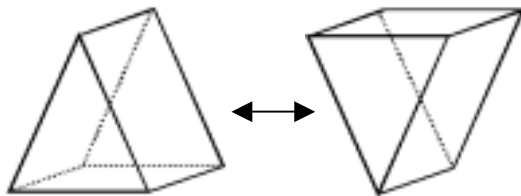


図2 誤認識する例1

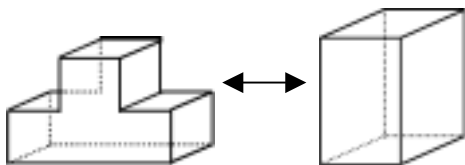


図3 誤認識する例2

そこで,計測データと物体モデルの間で対応が取れた頂点について,頂点同士的位置関係を考慮した単位ベクトル(以下では形状ベクトルと呼ぶ)を生成する.形状ベクトルは,頂点を構成する2本のエッジの方向角から得られる外積である.図4に単純な形状での頂点の形状ベクトルを示す.1つの頂点を構成するエッジが3本検出されたときは,その頂点の幾何学ベクトルは3本あり,2本しか検出されないときは,1本となる.

対応が取れた頂点の形状ベクトルを用いることで,より正確な照合を可能にする.

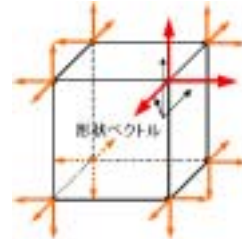


図4 形状ベクトル

3 認識アルゴリズム

本節では,段階的な照合を行うアルゴリズムについて説明する.本手法は,次に示す前処理と3つの照合からなる.

3.1 前処理

まず,計測データを照合に適した形に変換する前処理を行う.この前処理では,エッジ情報をガウス球上に分布する.さらにその分布点の中で,その近傍に存在する分布点を同一のものとして1つに統合する.以下にその手順を示す.

1. ガウス球上に分布した点が n 個あるとする.点 i ($1 \leq i \leq n$) から他の点 j ($1 \leq j \leq n$) 間での距離,すなわち

$$L_{i,j} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2 + (z_i - z_j)^2} \quad (1)$$

を求める.ここで x,y,z は分布点の X,Y,Z 座標を示す.

2. 得られた $L_{i,j}$ のうち, $L_{i,j} < \delta$ を満たす j を i と同一のものとして,1つにまとめる.ここで δ は近傍に存在する分布点を統合するための閾値である.

エッジ情報を統合することで,探索するエッジの数を減らし,処理時間を短縮させる.

3.2 エッジ方向角を用いた1次照合

1次照合は,複数の物体モデルと前処理で統合したエッジ情報よりなるガウス球上分布を照合し,姿勢候補を求める処理である.ただし,物体モデルと計測データの間でモデルの種類や分布点の正しい対応は分からないので,可能性がある

すべての組み合わせについて以下の処理を行う。

1. 物体モデルのガウス球上分布を計測データのガウス球上分布に合わせることを考える(図5)。まず物体モデルの1つの分布点が、計測データの1つの分布点と完全に一致する 3×3 回転行列 R_1 を求める。
2. 先ほど一致させた分布点以外の点を用いて、同様の作業を行い、回転行列 R_2 を求める。この際、誤差を完全に含んでいなければ、2つのガウス球上分布は完全に一致するが、誤差を含む場合にはその影響により、2つ目の分布点を一致させると1つ目に一致させた分布点は、多少ずれることがある。
3. 2回のガウス球の回転後、残りの計測データの分布点と、最も距離が近い物体モデルの分布点で対応を取る。
4. 対応する分布点を求めた結果、計測データのガウス球上分布と明らかに異なる分布を示す候補を省く。すなわち、

$$\frac{1}{d} \sum_{p=1}^d E_p < \theta \quad (2)$$

を満足するすべての物体モデルの姿勢を候補とする。ここで、 d は対応が取れた分布点の数、 p は対応する分布点番号、 E_p は対応する計測データと物体モデルの分布点間の直線距離である。 θ は、物体モデルの姿勢候補を省くための閾値で、0に近いほど、対応するガウス球上分布が一致することを示している。

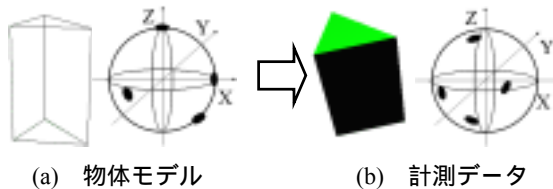


図5 物体モデルと計測データ

以上の処理により得られた各物体モデルの姿勢候補が、1次照合の結果となる。

3.3 形状ベクトルを用いた2次照合

2次照合は、1次照合で得られた k 個の各物体

モデルの姿勢候補 i ($1 \leq i \leq k$)の中から、各頂点の互いの位置関係より得られる形状ベクトルを用いて正しい候補に絞り込む処理である。頂点の形状ベクトルを用いるためには、計測データと物体モデルの間で頂点の対応を計算により求める必要がある。そこで、1次照合で求めた候補の頂点座標と計測データの頂点座標の間で距離が最小となるものを対応する頂点とする。対応が取れた計測データの h 個の頂点における形状ベクトル n_l と物体モデルの頂点における形状ベクトル b_l を比較し、一致する候補を選ぶ。その方法として、形状ベクトルによる姿勢候補 i の評価関数 P_i を用いる。評価関数 P_i は、

$$P_i = \frac{1}{h} \sum_{j=1}^h G_j \quad (3)$$

$$\text{ただし、} \quad G_j = \frac{1}{a_j} \sum_{l=1}^{m_j} (n_l \bullet b_l) \quad (4)$$

である。 j は計測データの頂点と対応する頂点番号、 G_j は頂点 j における形状ベクトルの一致度を示す評価関数、 a_j は頂点 j の最大形状ベクトル数、 m_j は頂点 j で得られた形状ベクトルの数、 l は頂点 j での対応する形状ベクトル番号、 \bullet は内積演算子である。形状ベクトル同士を比較する際に内積を用いることで、2つの形状ベクトルの一致度を-1.0から1.0と与えることができる。つまり、物体モデルと完全に一致する認識データに対しては、評価関数 P_i は1.0となり、形状が異なるとその分小さな値となる。得られた P_i のなかで、最も一致する候補 $\max\{P_i\}$ から順に幾つかの候補を残すことで、2次照合で誤認識を引き起こした場合にも対応することができる。

3.4 頂点の座標を用いた3次照合

3次照合は、2次照合で選出された物体モデルの姿勢を少しずつ回転させて微調整を行い、計測データに最も一致する姿勢を検出する処理である。ここでは、対応した頂点間の平均距離が最小となる候補を、回転行列 S を用いて X, Y, Z 軸回りに角度 α, β, γ ずつ回転して選ぶ。

以上の3段階の照合により得られた回転行列 R_1, R_2, S を掛けた行列 T ($T=SR_2R_1$)が計測デー

タと最も一致する物体モデルの姿勢を表し,認識処理が完了する.

4 シミュレーション

シミュレーションとして,物体モデルを回転させた任意形状の物体で認識を行った. 計算機は CPU: Pentium 500MHz, メモリ: 256MB, OS は Linux, プログラムに使用した言語は C 言語である. 3 次照合の角度 α, β, γ は, -5 度から $+5$ 度の間で 0.1 の分解能で行った.

また,あらかじめ登録した物体モデルは 6 種類とした(図 6).

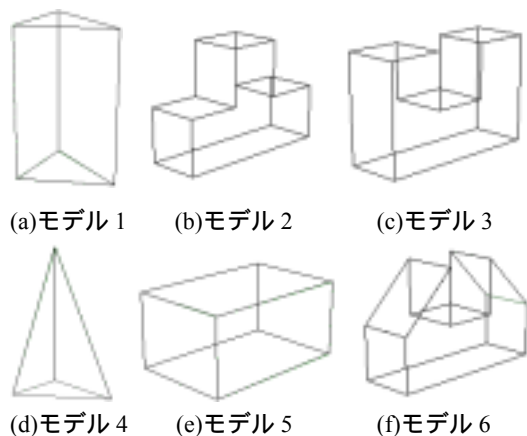


図 6 各物体モデル

4.1 誤差を含まない場合

計測データは,以下に示す 3 つの形状で行った(図 7). ここで,点線のエッジは画像から見えないので,その部分の計測データは与えられていない. なお,図 7 の(a),(b),(c)は,それぞれモデル 1,2,6 が回転したものである. 図 8 に各認識結果を示す. 図 8 (a)は,1 次照合での姿勢候補を省くための閾値 $\theta=0.1$ の時であり,1 次照合後の候補数は 212, 評価関数 $P_f=1.00$, 処理時間は 0.26 秒となった. 図 8 (b)は, $\theta=0.1$ の時であり,1 次照合後の候補数は 340, $P_f=0.77$, 処理時間は 0.41 秒となった. 図 8(c)は, $\theta=0.1$ の時であり,1 次照合後の候補数は 310, $P_f=0.89$, 処理時間は 0.55 秒となった. ここで,処理時間を照合ごとに考えた場合,データ 1~3 の平均処理時間は,前処理で 0.00 秒以下,1 次照合で 0.10 秒,2 次照合で 0.04 秒,3 次照合で 0.27 秒であった.

図 8 に示すように,誤差を含んでいないために

物体モデルと計測データは完全に一致した.ここで,物体モデルと完全に一致したにもかかわらず,データ 2,3 の評価関数が 1.0 とならなかったのは,計測データに画像から見えない頂点が存在するからである.

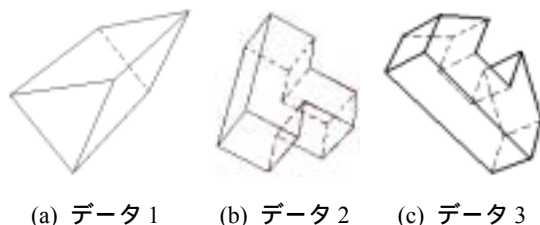


図 7 誤差を含まない計測データ

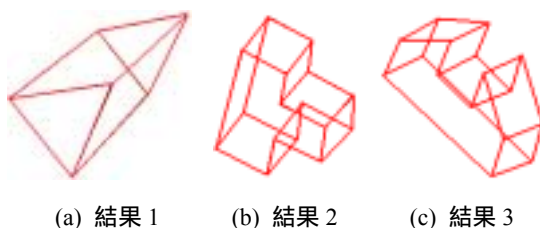


図 8 誤差を含まない計測データの認識結果

4.2 誤差を含む場合

計測時のノイズ等によりエッジの欠損やずれ,物体の欠陥が生ずる場合を想定し,以下に示す 2 つの形状を認識データとしてシミュレーションを行った. 図 9 (a)はデータ 2 の形状の頂点やエッジがずれて検出されたもので,図 9 (b)はデータ 1 の形状の頂点が 2 個所面取りされたものである. 図 10 に各認識結果を示す. 図 10 (a)は, $\theta=0.5$ の時であり,1 次照合後の候補数は 7994, $P_f=0.38$, 処理時間は 2.21 秒(前処理:0.00 秒以下,1 次照合:0.93 秒,2 次照合:0.97 秒,3 次照合:0.31 秒)となった. 図 10 (b)は, $\theta=0.1$ の時であり,1 次照合後の候補数は 304, $P_f=0.59$, 処理時間は 0.75 秒(前処理:0.00 秒以下,1 次照合:0.50 秒,2 次照合:0.03 秒,3 次照合:0.22 秒)となった.

図 10 に示すように,エッジのずれや物体に欠損がある場合でも正しい形状,もしくは最も類似する形状を認識することができた.ただし,図 10(a)の結果は,閾値 θ が 0.5 以上の場合であり,それ以下のときには誤認識を引き起こした.これは,エッジのずれが大きく,分布点の統合がうまくできなかったので,物体モデルと計測データの間で分布点の対応がとりにくかったこと,及びい

くつかの頂点で形状ベクトルが得られなかったことが原因である。

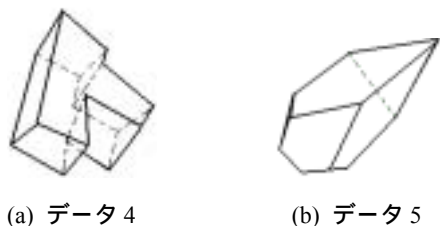


図9 誤差を含む計測データ

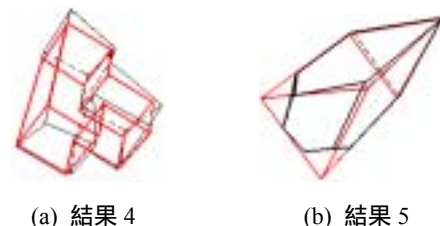


図10 誤差を含む計測データの認識結果

4.3 考察

誤差を含む場合について、1次照合での姿勢候補を省くための閾値 θ と処理時間の関係を示す(図11)。図11は計測データ4,5の10回のシミュレーション結果の平均を示したものである。なお、前処理については0.00秒以下であった。結果より、閾値が上がると処理時間、特に1次照合と2次照合の処理時間が上昇した。閾値が増すとその分1次照合の候補の数が増え、結果として1次照合にかかる処理時間が大きくなる。同様に1次照合の候補の数が増すと、候補の真偽を検証する2次照合の処理時間も大きくなる。

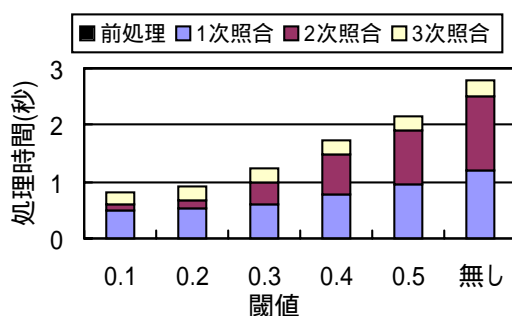


図11 閾値 θ と処理時間の関係

以上の結果をまとめると、認識結果に大きく影響を与えるパラメータは、処理時間を大きく左右する閾値 θ であることが分かった。シミュレシ

ョンでは、閾値が小さいと誤認識を起こす。これは、誤差が生じる実画像にも同様のことが言える。

5 結論

本研究では、ガウス球上分布を用いて多面体物体を認識する手法を提案した。本手法は誤差を含む場合でも認識処理が対応し、正しい物体の姿勢を求めることが確認された。ただし今回のアルゴリズムでは、閾値を試行錯誤的に決定していること、及び各照合に用いたパラメータの対応が不十分であるため、誤認識を引き起こしやすいこと等の問題が残る。

今後の課題は、さらに複雑な形状の認識や、上記の問題を解決するために、1次照合のガウス球上分布を統計的に統合して分布数を減らすこと、2次照合の頂点同士の位置関係をより詳細に定義すること、3次照合の微調整に頂点を含むエッジの点列を用いた照合を検討すること等が挙げられる。

参考文献

- [1] 脇迫仁, 鎌田清一郎, 川口英二: “距離画像処理による3次元物体検出システム”, 信学論(D-II), Vol.J77-D-II, No.7, pp.1282-1292, 1994.
- [2] 柳井啓司, 出口光一郎: “物体間の支持関係を利用した室内画像の認識”, 信学論(D-II), Vol.J84-D-II, No.8, pp.1741-1752, 2001.
- [3] 村瀬洋, S. K. Nayar: “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 -”, 信学論(D-II), Vol.J77-D-II, No.11, pp.2179-2187, 1994.
- [4] 友納正裕, 油田信一: “パラメータ空間分割による段階的モデルマッチングを用いた3次元物体認識”, 情処学 CV 研報 CVIM-125, pp.71-78, 2001.
- [5] 角保志, 富田文明: “ステレオビジョンによる3次元物体の認識”, 信学論(D-II), Vol.J80-D-II, No.5, pp.1105-1112, 1997.
- [6] 池内克史: “拡張ガウス像に基づく被写体いがり表現像から観測方向決定のための一手法”, 信学論(D), Vol.J66-D, No.5, pp.463-470, 1983.