

物体把持のための三次元物体情報抽出

竹内 卓哉[†] 渡部 広一[‡] 河岡 司[‡]

[†] [‡]同志社大学大学院工学研究科 〒610-0394 京都府京田辺市多々羅都谷 1-3
E-mail: [†] dtg0740@mail4.doshisha.ac.jp, [‡] {hwatabe, tkawaoka}@mail.doshisha.ac.jp

あらまし 人間をサポートするような知的なロボットが活動するためには、人のパートナーとして人間の命令を理解するコミュニケーション能力や自律行動能力が必要と考えられる。人間が得る情報の内、視覚による情報は7~8割を占めると言われている。そのため、自律行動能力を実現するためには、視覚から得た画像を理解する能力が必要である。例えば物体を把持するときには、視覚によって得た情報から物体がどのような位置にあるか、大きさはどのくらいであるか、向きはどのような方向を向いているかなど様々な情報を理解する必要がある。そこで、本研究では、物体を把持するという行為に着目し、境界評価値、遺伝的アルゴリズムを用い、把持に必要な物体情報を導き出す手法を提案する。

キーワード 物体把持, 三次元形状, 境界評価, 物体位置姿勢推定

The Method of extracting object's feature for holding

Takuya TAKEUCHI[†] Hirokazu WATABE[‡] Tsukasa KAWAOKA[‡]

[†] [‡] Graduate School of Engineering, Doshisha University

1-3 Miyakodani Tatara Kyotanabe-shi, Kyoto, 610-0394 Japan

E-mail: [†] dtg0740@mail4.doshisha.ac.jp, [‡] {hwatabe, tkawaoka}@mail.doshisha.ac.jp

Abstract In daily life, a communication skill to understand person's instruction and the autonomous action ability are necessary to achieve an intelligent robot that supports person. It is said that information from the sight will account for from 70 to 80 percent in information that man obtains. Therefore, the ability to understand the image obtained from the sight is necessary to achieve the autonomous action ability. For example, to hold the object it is necessary to understand various information by the sight, the size of object, the direction of object etc. Then, in this research, it pays attention to the act of holding the object, and it proposes the method for extracting object's information necessary for the holding.

Keyword Object Holding, Three Dimention Model, Boundary Evaluation, Object Pose Estimation

1. はじめに

日常生活において、人間をサポートするような知的なロボットが活動するためには、人間の命令を理解するコミュニケーション能力や自律行動能力が必要と考えられる。人間が得る情報の内、視覚による情報は7~8割を占めると言われている。そのため、自律行動能力を実現するためには、視覚から得た画像を理解する能力が必要である。例えば物体を把持するときには、視覚によって得た情報から物体がどの位置にあるか、物体の大きさ、向きはどの方向を向いているかなど様々な情報を理解する必要がある。現在、物体の位置姿勢推定の研究が多く行われているが、それらの多くが、把持対象物体の三次元モデルが既知であるという条件の下行われている。そこで、本研究では、半径や、幅、高さの情報が与えられていない球、円柱、直方体の基本形状物体に対し、把持に必要な物体情報を導き出す手法を提案する。本研究では、四眼カメラを用い、

得られた画像から把持対象物体を抽出し、その物体の三次元情報から、特徴点、相対的な位置情報、大きさ情報を導き出し、物体の把持につなげるということを目的としている。

2. 研究環境

本章では、本研究に用いる四眼カメラの構成を述べる。本稿では、実験環境として図1に示す四眼カメラステレオシステム Minibee(ViewPlus 社)というステレオカメラを使用した。Minibeeには二種類のステレオカメラが搭載されており、近距離用と遠距離用に対応して、ベースラインと焦点距離が選ばれており、お互いに補完しあいながら三次元計測が可能となっている。

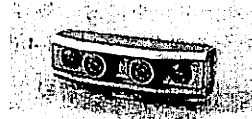


図1 四眼カメラ Minibee

3. 処理の流れ

本研究では、抽出する物体の画像上の一点、把持対象となる物体の抽象的な形状が既知であるということ、を前提条件とし、画像内から物体を切り抜き、位置、向き、大きさの特定をすることを目標としている。本研究では、具体的には球、円柱、直方体に対し把持情報を求め三次元空間へ復元することを目標としている。処理の流れを図2に示す。また、本研究で定義する物体の把持情報を表1に示す。

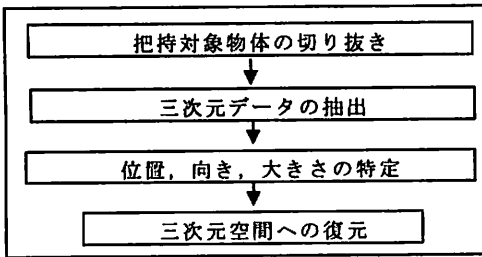


図2 処理の流れ

表1 物体把持情報

形状	特徴点				半径
球	中心点 (x_1, y_1, z_1)				r
円柱	底面中心 (x_1, y_1, z_1)	上面中心 (x_2, y_2, z_2)			r
直方体	特徴点1 (x_1, y_1, z_1)	特徴点2 (x_2, y_2, z_2)	特徴点3 (x_3, y_3, z_3)	特徴点4 (x_4, y_4, z_4)	

4. 把持対象物体の抽出

本研究では、把持対象物体の一点が既知であるということ、を前提条件とし、その点と周囲の画素との色の差を用い物体の抽出を行う。既知の一点を以降、探索開始点と呼ぶ。色差を計算する際には、 L^* 、 a^* 、 b^* 表色系を用いている。これ以降二次元画像に対する処理は、外側内側両セットの歪曲補正画像に対して行う。例として、以下に内側カメラセットから取得した画像に対しての処理を用いて説明する。四眼カメラにより得られた画像の探索開始点の r, g, b 色成分を抽出し、式(1)により L^* 、 a^* 、 b^* の値を求め、その値を L_1, a_1, b_1 とする。画像全体に対し、走査を行い、 L^* 、 a^* 、 b^* の値を求め、その値を L_2, a_2, b_2 とし、探索開始点の L_1, a_1, b_1 との色差を求めていく。色差は式(1)により求める。さらに探索開始点の八近傍の r, g, b 成分を抽出し、同様に色差を求めていく。探索開始点との色差および、八近傍点との色差を、 $D_1 \sim D_9$ とし $D < 50$ を満たす部分を物体領域とし抽出する。

$$D = \sqrt{(L_1 - L_2)^2 + (a_1 - a_2)^2 + (b_1 - b_2)^2} \quad (1)$$

D を色差とする

図3のサッカーボールに対し処理を行い、ラベリングにより連結成分を抽出すると図4のようになる。

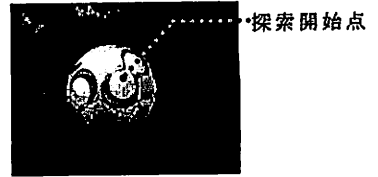


図3 入力画像例

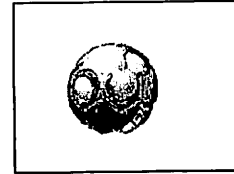


図4 物体領域抽出画像

5. 三次元データを用いた雑音除去

5.1. 三次元データの抽出

図1の四眼カメラにより得られた三次元点データを表2に、三次元空間にプロットした結果を、図5に示す。4章において説明した物体抽出処理を行った二次元画像データ(図4)と、三次元点データとの照合を取ることにより、物体の三次元点データを抽出することができる。物体の三次元点データのみを三次元空間にプロットした結果を図5に示す。

表2 三次元点データ

x	y	z	r	g	b	x	y
0.017	-0.05	0.321	30	32	22	174	80
0.018	-0.05	0.321	34	31	23	175	80
0.019	-0.05	0.322	33	29	23	176	80
0.02	-0.05	0.322	30	28	21	177	80
0.022	-0.05	0.322	30	25	23	178	80
0.023	-0.05	0.322	27	28	22	179	80

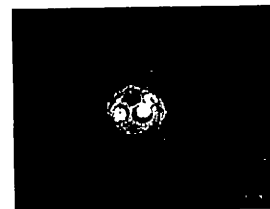


図5 三次元空間に復元した点データ

5.2. 距離情報を用いた雑音除去

物体との色情報が近い場合、色情報のみでの物体抽出は雑音や物体以外の情報を抽出してしまう。そのため、距離情報を用い、分離を行う。図6の画像に対し色情報を用い物体抽出、ラベリングを行うと図7のようになる。



探索開始点

図 6 入力画像

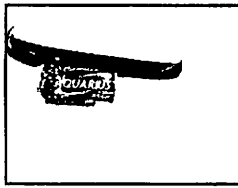


図 7 物体抽出後画像

図 7 内のキーボード部分は不要な情報となるため、距離情報を用い除去を行った。距離情報を用いた不要点の削除では、得られた物体までの点データをヒストグラム化し距離成分の分布により削除を行った。図 7 の例を用い、距離情報のヒストグラム化からの不要点の削除を説明する。図 7 の画像に対応する点データの距離情報を取得し、ヒストグラム化する。ヒストグラム内から度数最大となる距離情報を求め、Max_Distance とする。そして、Max_Distance/40 以上を満たす部分を抽出し、分離を行う。探索開始点の距離データを抽出し、分離された点集合の中から、その値を含む点集合を探索し、物体情報として抽出する。距離成分をヒストグラム化したものは、図 8 のようになる。図 6 での探索開始点までの距離は 0.331m であり、その点を含む点集合を求め、物体情報とし、その他の点集合を不要点とし削除する。不要点を削除した画像を図 9 に示す

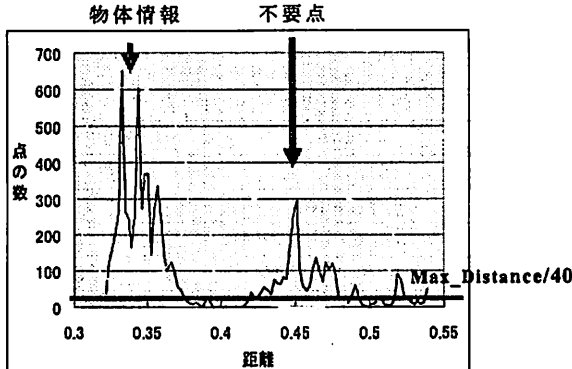


図 8 距離情報によるヒストグラム化

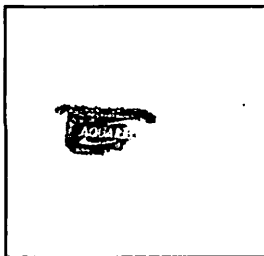


図 9 雑音除去後画像

6. 位置, 向き, 大きさの特定

本研究では、対象物体の抽象的形状が既知であることを前提条件とし、その物体の特徴点の位置, 向き,

大きさを特定する。その手法とし、境界評価関数を用いる。

6.1. 境界評価値

境界評価関数とは、指定した点が立体の内部にあるか外部にあるかを判定し、さらに境界表面からどれくらい離れているかを評価するための関数である。具体的には、物体を表すプリミティブを

$$P_j = \{(x, y, z) \in R^3 \mid f_j \leq 0 \ (j=1, 2, \dots, n_i)\}$$

とした場合、任意の点 (x, y, z) の境界評価値は

$$B_j(x, y, z) = \max_{j=1}^n f_j(x, y, z)$$

となる。境界評価値が負となる場合は物体内部、0 となる場合は物体表面、正となる場合は物体外部であることを示す。本研究では、内部や外部の判定ではなく、境界表面との距離を求めるため、絶対値を求め、境界評価値とし用いる。

6.2. 境界評価値を用いた位置, 向き, 大きさの推定

境界関数を用いた、位置, 向き, 大きさの特定では、各形状により、処理方法が異なるため、それぞれの処理について、物体の形状が球, 円柱, 直方体のそれぞれの場合に分けて、詳述する。

6.2.1. 球体に対する処理

(1) 球体の境界評価値の計算

仮のプリミティブの中心点を (x_s, y_s, z_s) , 半径を r_s とする。境界評価値を求める点を (x, y, z) とすると境界評価値を求める計算式は式 (2) のようになる。

$$B(x, y, z) = (x - x_s)^2 + (y - y_s)^2 + (z - z_s)^2 - r_s^2 \quad (2)$$

(2) パラメータの決定手法

点群データの個数を n 個とした場合、 n 個の内ランダムに 1000 個の点を抽出し、その点との境界評価値を求めていき、その和を求める。そして、プリミティブの中心点, 半径をパラメータとして、変更し、境界評価値の和を求めていき、最小の値となる時の中心点, 半径をプリミティブのパラメータとする。中心点, 半径を変更する際の探索幅, 探索範囲について説明する。まず図 10 の様に、 x 座標の最小値, 最大値 $(x_{\text{mini}}, x_{\text{max}})$, y 座標の最大値, 最小値 $(y_{\text{mini}}, y_{\text{max}})$ を求める。 z 座標に関しても同様に、最小値, 最大値 $(z_{\text{mini}}, z_{\text{max}})$ を求め、それらの値を探索範囲とする。次に、探索幅は探索範囲を 20 分割し探索幅とする。探索幅 x_d, y_d, z_d とすると

$$x_d = (x_{\text{max}} - x_{\text{mini}}) / 20$$

$$y_d = (y_{\text{max}} - y_{\text{mini}}) / 20$$

$$z_d = (z_{\text{max}} - z_{\text{mini}}) / 20$$

となる。また、この (x_d, y_d, z_d) の内、最も大きい値を r_d とし、 r の探索幅とする。探索範囲は表 3 のようになる。

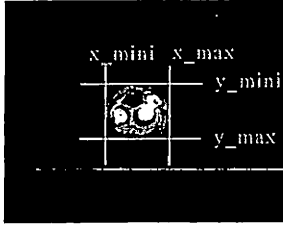


図 10 三次元空間に復元した画像 (正面)
表 3 各パラメータの探索範囲

パラメータ	探索範囲
x_s	$x_mini \sim x_max$
y_s	$y_mini \sim y_max$
z_s	$z_mini \sim 2 \times z_max$
r	$r_d \sim 10 \times r_d$

6.2.2. 円柱に対する処理手法

把持対象物体が円柱であった場合の処理手法に関して説明する。円柱の境界評価値の計算では、上面の中心座標 (x_1, y_1, z_1) 、底面の中心座標 (x_2, y_2, z_2) 、半径 r の7つのパラメータを用い探索を行うため、計算量が非常に大きくなってしまふ。そのため、本研究では、探索範囲を決定し、遺伝的アルゴリズムを用い、最適解を求める。

(1) 円柱の境界評価値の計算

円柱に関しては、球体と異なり、傾きにより境界評価値が変化するため、一つの数式では境界評価値を求めることができない。そのため、円柱底面中心と、円柱上面中心とを結んだベクトル及び、円柱底面から点までのベクトル、半径 r を用い、境界評価値を求める。仮の円柱プリミティブ E の底面の中心を点 a_1 、上面の中心を点 a_2 とし、その二点を結びベクトルを \vec{a} とする。また境界評価値を求める点を点 p とし、点 a_1 から点 p までのベクトルを \vec{b} とする。二つのベクトルのなす角を θ 、円柱の半径を r とする。図で表すと図11のようになる。各ベクトルの内積により場合分けを行い境界評価値を求める。

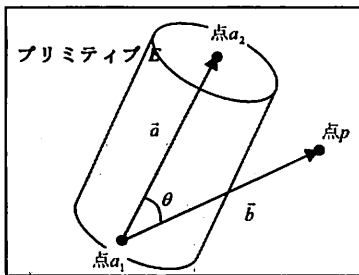


図 11 プリミティブ E と各ベクトル

(2) 遺伝的アルゴリズムの適用

円柱上面の中心座標 (x_1, y_1, z_1) 、底面の中心座標 (x_2, y_2, z_2) 、半径 r を遺伝子とし、適合度を求める。ここでは、点群データの内ランダムに1000点抽出した点とプリミティブとの境界評価値の和を適合度とし、適合度が0に近いものを最適解とする。遺伝子のパラメータを設定する際の、探索範囲について説明する。球体の探索範囲の決定と同様、点群データから、 x 座標の最小値 (x_mini) 、最大値 (x_max) 、 y 座標の最小値 (y_mini) 、最大値 (y_max) を求める。同様に、 z 座標に対しても、最小値 (z_mini) 、最大値 (z_max) を求める。次に、 $x_max - x_mini$ 、 $y_max - y_mini$ 、 $z_max - z_mini$ の内最大のものを d とする。そして、その値を用い探索範囲を決定する。各パラメータに対する探索範囲は、表4のようになる。また遺伝的アルゴリズムに用いたパラメータは表5のようになっている。

表 4 各パラメータの探索範囲

パラメータ	探索範囲
x_1, x_2	$x_mini \sim x_max$
y_1, y_2	$y_mini \sim y_max$
z_1, z_2	$z_mini \sim z_max + 1.2 \times (z_max - z_mini)$
r	$0.01 \sim d$

表 5 遺伝的アルゴリズムに用いたパラメータ

世代数	5000
個体数	50
変数の数	7
1変数あたりのビット数	5
トーナメント戦略	サイズ2
エリート保存	1個体
交叉数	20
突然変異率	10%

6.2.3. 直方体に対する処理

(1) 直方体の境界評価値の計算

把持対象物体が直方体である場合も、円柱同様、特徴点とベクトルを用い、境界評価値を求める。平行な平面の中心点、二点を結びベクトル $\vec{c}_1, \vec{c}_2, \vec{c}_3$ とする。このベクトルの始点を、それぞれ点 s_1, s_2, s_3 とする。境界評価値を求める点を点 C_p とし、各始点と C_p を結びベクトルをそれぞれ、 $\vec{v}_1, \vec{v}_2, \vec{v}_3$ とする。その関係を図で表すと図12のようになる。

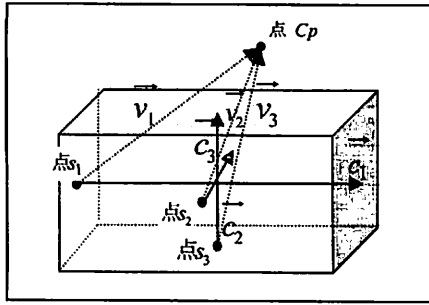


図 12 直方体プリミティブと各ベクトル

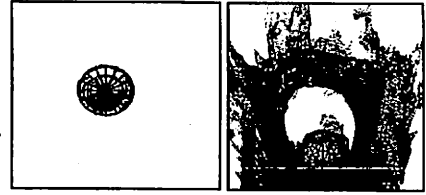


図 13 復元画像 (球)

7.2. 円柱の場合

図 7 のペットボトル画像に対し、6.2.2 章で述べた探索を行い、円柱のパラメータを求めた結果は $(0.171, 0.031, 0.365, 0.018, 0.04, 0.37, 0.038)$ となる。ペットボトルの点データと求めたパラメータに基づき、得られた円柱を三次元復元した画像および周りの環境とともに三次元復元した画像を図 14 に示す。



図 14 復元画像 (円柱)

7.3. 直方体の場合

図 15 のように、物体抽出が行われた箱の点データに対し、6.3.3 章で述べた探索を行い、直方体のパラメータを求めた結果 $(x_1, y_1, z_1, x_2, y_2, z_2, \theta_1, \theta_2, \theta_3)$ は $(0.056, -0.081, 0.345, 0.20, 0.02, 0.61, -2.74, -4.121, 0.00)$ となる。箱のデータと求めたパラメータに基づき得られた直方体を三次元復元した画像および周りの環境とともに三次元復元した画像を図 16 に示す。

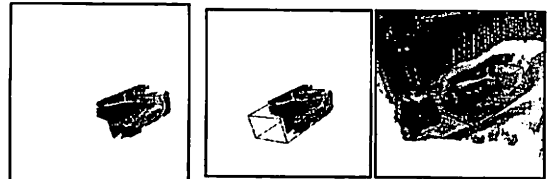


図 15 抽出処理後

図 16 復元画像 (直方体)

8. 実験

球、円柱、直方体の物体を大、小 2 種類ずつ、計 6 種類の物体に対し、向きを変え、各 10 回ずつ、全 60 回の実験を行った。実験では、画像からの切り抜きが成功したのに対し、特徴点の抽出を行った目視による評価を行った。実験に用いた物体を表 7 に示す。また実験に用いた物体のサイズを表 8 に示す。

表 7 実験に用いた物体

形状	サイズ小	サイズ大
球	蜜柑	バスケットボール
円柱	缶(350ml)	ゴミ箱(円柱形)
直方体	本	箱

(2) 遺伝的アルゴリズムの適用

直方体の任意の 1 点 (x_1, y_1, z_1) 、その点と対角にある点 (x_2, y_2, z_2) 、直方体の x, y, z 軸に関する傾き $(\theta_1, \theta_2, \theta_3)$ を遺伝子とし、適合度を求める。ここでは、点群データの内ランダムに 1000 点抽出した点とプリミティブとの境界評価値の和を適合度とし、適合度が 0 に近いものを最適解とする。探索範囲は、円柱での探索範囲と同じく、点データの x, y, z 座標の最小値、最大値を求め、それぞれ $x_mini, x_max, y_mini, y_max, z_mini, z_max$ とする。そして、遺伝的アルゴリズムによる探索を行う際の探索幅を x_d, y_d, z_d とし、

$$x_d = (x_max - x_mini) \times 1.21/32$$

$$y_d = (y_max - y_mini) \times 1.21/32$$

$$z_d = (z_max - z_mini) \times 1.21/32$$

とした。そしてこれらの値を用い、探索範囲を決定する。各パラメータに対する探索範囲は表 6 のようになる。また遺伝的アルゴリズムに用いたパラメータは円柱の時同様、表 5 の値を用いた。

表 6 各パラメータに対する探索範囲

パラメータ	探索範囲
x_1, x_2	$x_mini - x_d \times 16 \sim x_max + x_d \times 16$
y_1, y_2	$y_mini - y_d \times 16 \sim y_max + y_d \times 16$
z_1, z_2	$z_mini \sim z_max + 32 \times z_d$
$\theta_1, \theta_2, \theta_3$	$0 \sim 2\pi$

7. 三次元空間への復元

7.1. 球の場合

図 5 のサッカーボールに対し、6.2.1 章で述べた探索を行い、球のパラメータを求めた結果が $(x, y, z, r) = (-0.032, -0.001, 0.39, 0.098)$ となる。この値を用い、球を復元すると次のようになる。正面から見た画像、周りの物体も同時に復元した画像を図 13 に示す。

表 8 実験に用いた物体の大きさ

蜜柑	半径約 3.5
缶(350ml)	半径約 2.8 高さ約 12
本	約 4.5×16.1×22
バスケットボール	半径約 12
ゴミ箱(円柱形)	半径約 17.5 高さ約 40.2
箱	約 11×32×20

表 9 復元した際の誤差

物体	誤差(x,y,z)	誤差(r)
蜜柑	(0.5,0.5,0.8)	0.8
バスケットボール	(0.8,2.3,1.1)	1.5
缶	(2.1,3.0,2.0)	0.5
ゴミ箱	(5.2,2.9,6.1)	5.1
本	(3.2,2.2,3.2)	
箱	(3.1,3.0,2.3)	

9. 評価

評価は、三段階で行った。目視により特徴点が正しく復元が行われていると判断できれば○、大きさや大まかな位置はあっているが、角度がずれていると判断できる場合は△、大きくずれている場合は×とする。○、△、×の例を図 17、図 18、図 19 に表示する。球、円柱、直方体の精度を図 20 に示す。また○と判断された場合の特徴点および半径との誤差を表 9 に示す。直方体、円柱に関しては、特徴点が複数あるため、(x,y,z)座標の誤差は、各特徴点の誤差の平均を取ったものとなっている。



図 17 評価○の例

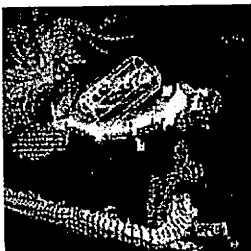


図 18 評価△の例



図 19 評価×の例

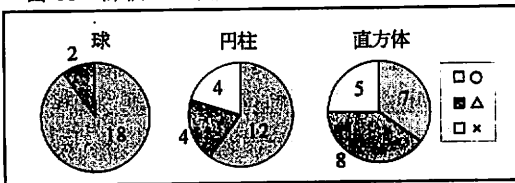


図 20 各物体の精度評価

10. 考察

球の復元においては 90%、円柱の復元においては 60%、直方体においては 35%の精度となった。円柱においては、図 18 のような主軸が少しずれてしまうような結果が多く見られた。取得できた点データが円柱面の一部に偏っていたためこのような結果となった。直方体においては、図 19 のような失敗例が見られた。直方体においては、探索するパラメータが多く、探索範囲も大きく取っていたためであると考えられる。本稿では、抽出した物体の点データのみを用い、特徴点の抽出を行っている。今後、把持対象物体の置かれている環境を考慮し、探索範囲の絞込み、位置姿勢の推定を行うことにより、精度が向上するのではないかと考えられる。また誤差は表 9 のようになっており、小さな物体に対しては、誤差は小さく、大きな物体に対しては、誤差が大きくなった。○の場合は、おおまかな把持動作方法を生成するための特徴点の抽出としては、有効な範囲での誤差ではないかと考えられる。

11. おわりに

本稿では、 $L^*a^*b^*$ 表色系を用いた物体抽出、距離ヒストグラムを用いた雑音除去、境界評価関数を用いた特徴点抽出方法を提案した。境界評価関数を用いた特徴点抽出方法を用いることにより、柔軟な把持動作生成につながると考えられる。

謝辞

本稿は文部科学省からの補助を受けた同志社大学の学術フロンティア研究プロジェクトにおける研究の一環として行った。

文献

- [1] 松尾和世司, 渡部広一, 河岡司, “自然言語理解 GA を用いた知的ロボットの行為作成方式”, 信学技報 vol.106,no.517,NLC2006-77,pp.25-30,2007.1.
- [2] 谷口慶治, 松浦弘毅, 岡崎耕三, 村本健一郎, 長谷博行, 渡辺弥寿夫, 梅田博之, 浅田勝彦, 若松秀俊, 仲野豊, 画像処理工学 (基礎編), 谷口慶治 (編), pp.99-100, (株) 共立出版, 東京, 1997.
- [3] 井上誠喜, “C 言語で学ぶ実践画像処理”, オーム社, 1999.
- [4] 高木幹雄, 下田陽久, “画像解析ハンドブック”, 東京大学出版会, 1991