

# 移動マニピュレータに搭載するための三次元小型物体の把持計画

山崎 公俊 (筑波大) 友納 正裕 (筑波大) 坪内 孝司 (筑波大) 油田 信一 (筑波大)

## A Grasping Planning for Picking up an Unknown 3D Object for a Mobile Manipulator

\*Kimitoshi Yamazaki, Masahiro Tomono, Takashi Tsubouchi and Shin'ichi Yuta  
(University of Tsukuba)

**Abstract**— This paper describes a grasp planning for a mobile manipulator which working in real environment. Mobile robot studies so far that manipulate an object in real world almost use some constraints such as an arranged tag on an object or an object model which is given to the robot in advance. The authors aim to develop a mobile manipulator that can acquire an object model through video images and can manipulate the object. In this approach, the robot can manipulate an unknown object autonomously. A grasp planning proposed in this paper can find a stable grasp pose from the automatically generated model by virtue of dealing with the redundant data and the shape error of the object. Experiments show the effectiveness of the proposed method.

**Key Words:** Grasping, Mobile Manipulator, 3D Surface Model, Oriented Points

### 1. はじめに

本論文では、実環境で動作する移動マニピュレータ (Fig.1) のための物体把持手法について述べる。

家庭やオフィスで動作する移動ロボットに、物体の運搬などの作業を行わせることは、極めて有用である。このような作業を自律的行わせるならば、ロボットには、操作物体の位置・形状・姿勢といった情報を取得するための、センシング機能を持たせる必要がある。その方法として、1) 物体のモデルをあらかじめ与える<sup>7)</sup>、2) 物体に ID タグ<sup>2)</sup> や QR コード<sup>5)</sup> を付加する、などがある。従来研究では、これらの前提のもとでセンシングを行い、搭載したハンドで物体を操作する移動ロボットが実現されている。

本研究では、ロボットに物体の事前知識を持たせず、物体にタグなどを付加しない場合でも、把持・運搬作業が可能なロボットシステムの実現を目指す。ロボット視覚により物体の形状をその場で獲得して、把持するアプローチをとる。この理由は、環境中を自由に移動できるロボットにとって、操作対象となりうる物体が多く存在するためである。従来方法では、ロボットに操作させる物体を新たに加えたいとき、物体の形状や把持箇所、それに対する動作などを人手で与える必要があった。多くの物体が存在する実環境において、この作業は大きな負担になりうる。

本研究のアプローチをとる場合、ロボットには、物体のモデルを自動で生成する機能や、物体の把持方法を自動で決定する機能が必要になる。特に把持計画では、ロボットが自動生成したモデルを利用し、物体の把持位置や、ロボットハンドの把持姿勢を自動で決定しなければならない。このとき、得られたモデルが必ずしも正確であるとは限らないため、モデルが正確に与えられることを前提とした既存の把持計画手法では不十分である。本論文では、ロボットが自動獲得した必ずしも正確でない物体モデルを入力とした把持計画手法を提案する。また、実機実験を行いその有効性を示す。

本研究での物体把持は、カメラをロボットに搭載して物体の三次元形状モデルを獲得し、そのモデルを元に把持計画を立て把持する、という流れで行う。三次元形状モデルの獲得には、多視点画像から SFM (Structure From Motion) を行い、密な三次元形状を復元する手法



Fig.1 A mobile manipulator

<sup>12)</sup> を用いる。この手法は、マーカや物体形状の事前知識を与えることなしに、ロボットに搭載したカメラから、物体のモデルを密な三次元点群として獲得できる。

把持計画では、自動生成したモデルを入力として物体の把持箇所を見つける。ここでは、三次元モデルのデータ量の多さと、形状誤差が問題となる。そこで、モデルのデータを把持計画のための voxel 形式に整理しなおすことで、データ量の削減と誤差の平均化を行い、この問題を解決する。把持姿勢は、ハンドと物体の接触面積が大きいこと、重力が物体に及ぼすモーメントの影響が少ないこと、把持姿勢に誤差が入った場合にその姿勢を修正しやすいことを評価基準として決める。以上より、物体を安定して把持できる効率的な把持計画を実現する。

以下では、2章で関連研究について述べ、3章で本研究の問題設定と方針について述べる。4章では、自動生成した三次元モデルを基にした把持計画手法を提案する。5章では、提案手法を実装した実験結果を示す。6章はまとめである。

## 2. 関連研究

### 2.1 物体を操作する移動ロボット

Miuraら<sup>7)</sup>は、サービスロボットの実現例として、冷蔵庫から缶を運搬し、人間に受け渡す動作を実現した。そこでは、画像により缶のモデルをあらかじめ与えていた。Petterssonら<sup>10)</sup>は、実環境で動作する移動マニピュレータシステムを構築した。そこでは、持ち運ぶ物体は単純な形状であるとし、モデルを事前に与えることで、物体の発見・把持・運搬といった一貫した作業を実現した。本研究で目指すロボットシステムは、物体モデルの生成自体もロボットが自動で行うため、これらの研究と比べ、物体の種類を特定せずに運搬作業などを行えるものである。

### 2.2 物体の把持計画

センサから得た情報を物体操作に利用する研究は現在までに多くあり<sup>4)</sup>、ひとつの典型例はBin Pickingである。Bin Pickingでは、CADモデルなどの物体に関する事前知識をあらかじめ与え、センサデータとモデルとの照合により得た物体の姿勢から、物体把持を行う<sup>11)</sup>。この技術は、工場内に据え付けられたマニピュレータに、限られた種類の物体操作を行わせる目的で主に利用される。この場合、物体は既知なためモデルを事前に与えることができる。Bin Picking以外の分野でも、様々な形状で与えられた正確なモデルに対し、把持計画を行う手法が提案されている<sup>1)6)</sup>。本研究では、物体モデルはロボットが自動生成するので、モデル自体に誤差が含まれる。そのため、誤差に頑強なモデル表現や、そのモデルに対する把持計画手法が必要である。

物体の事前知識がない状態から把持計画を行うアプローチも存在する<sup>9)</sup>。Moralesら<sup>8)</sup>は、物体を撮影したカメラ画像から物体の輪郭を抽出し、その輪郭に対して締め付け把持が可能な箇所を探すことで、把持計画を行っている。このアプローチは基本的に二次元情報から行われるものであり、平面的な形状(planer object)とみなせない物体に対しては、適用が難しい。本研究では、モデルが三次元形状で与えられ、把持計画はその三次元形状に対して行われる。このとき、物体の形状には特に制約がない。

## 3. 問題設定とアプローチ

### 3.1 移動マニピュレータによる物体把持

#### 3.1.1 ハンド

把持を行うハンドは、移動マニピュレータに搭載することから、小型・軽量な機構で構成できる平行二指ハンドとする。また、指の接触面に3~5mm厚のスポンジを取り付けることで、把持動作時に、スポンジの変形により接触面積を広くとれるようにする。

本研究では、物体モデルの形状誤差や、ハンドの位置決め誤差などの要因で、想定した状態と実際の把持状態が異なることが多い。そこで、上述のハンドにより接触面積をなるべく多く確保し、把持の安定性を高める。また、ハンドと物体の接触面の形状が若干異なっている場合にも、ハンドを物体形状になじませることで、安定した把持を行う。

#### 3.1.2 運搬動作

物体の運搬作業は、以下の流れで行う。

1. 机の上に置かれた物体を人間が運搬対象として指示し、ロボットに物体の位置を教える。

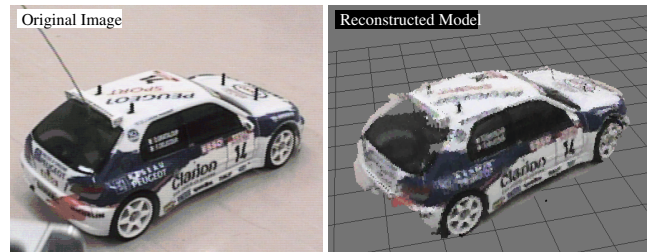


Fig.2 Image based 3D modeling

2. マニピュレータの手先に搭載したカメラを利用して物体の三次元モデルを自動生成する。
3. 生成したモデルから把持計画を立て、マニピュレータで物体を掴みあげる。
4. 物体を目的の場所へ運搬し、置く。

本研究の三次元モデリング手法では、物体の形状に関する制限は特に設けなくて良い。ただし、物体の位置は、ロボットが手先のカメラを利用して、物体をほぼ全周囲から観察できる範囲内とする。また、複数の物体が近接したり重なり合っている状況は想定しない。物体の大きさは片手に収まる程度とする。

本論文は、主として3.に関するものである。

### 3.2 三次元形状モデル

三次元モデルの獲得には、多視点画像から密な三次元形状を復元する手法<sup>12)</sup>を用いる(Fig.2)。この手法のおおまかな手順を述べる。まず画像中のテクスチャの強い小領域から「特徴点」を抽出し、画像間の特徴点の推移を記録する。ここから、物体の疎な形状とカメラの姿勢変化をSFM(Structure from Motion)で得る。次に、撮影位置に近い2枚の画像をひとペアとし、画像間で共通して存在する特徴点を調べる。これらの特徴点から、各画像内で三角パッチを構成し、この領域の三次元位置をステレオ復元により求める。これを多数の画像ペアで繰り返し、全ての結果を統合することで、三次元モデルを得る。

この方法では、特徴点の追跡誤差や、復元手法で用いている線形近似の影響により、復元形状が歪んだり、局所的に形状誤差が大きくなることがあるが、おおむね10~15cm程度の物体のモデルを、5mm以内の形状誤差で獲得できる。

### 3.3 課題とアプローチ

本研究での把持計画は、入力された物体の三次元モデルに対し、移動マニピュレータが取りうる姿勢で物体の把持位置を見つけることである。

本研究での把持計画の課題として、

- データ量の多い三次元モデルからいかに効率よく把持姿勢を見つけるか
- 誤差を含みうる三次元モデルに対し安定した把持姿勢をいかに生成するか

がある。ここでは、処理負担が少なく、多少の誤差を許容できる把持計画に重きをおく。把持の探索空間を削減したのちに、把持の安定度を考慮しながら探索を行うことで、効率的に把持計画を行う。本論文では以下のアプローチを提案する。

- モデルのデータをvoxel形式に変換することで、冗長なデータの削減と、モデル誤差の平均化を図る
- 把持姿勢の安定度を

1. ハンドと物体モデルの接触面積が、所定の閾値以上であるか
2. 物体の把持位置が、重力によって物体に生じるモーメントに対して、バランスの取れた位置にあるか

から算出し、評価の良いものを選ぶ

以上より、把持の事前知識がなく、誤差を含む冗長なモデルを入力とした場合でも、安定した把持姿勢を得ることが期待できる。

また本研究では、把持計画の結果を利用して把持に至るまでに、ロボットの移動を含む場合がある。このとき、マニピュレータを机上に固定した場合と比べて手先姿勢に誤差が含まれやすい。そのため、誤差があった場合にそれを修正可能な把持姿勢を選択するべきである。この解決法として、車体移動による手先の誤差を確率モデルを用いて見積り、マニピュレータがその誤差を補正しやすいかどうかの評価基準を加える。

#### 4. 把持計画

本章では、データ量が多い物体モデルに対して、効率的に把持姿勢を決定でき、モデルの誤差に頑強な把持計画手法を提案する。なお、本研究での姿勢とは、位置と方向成分を合わせた状態量を意味する。

##### 4.1 定式化

本研究では、「把持の安定度」を、以下の3つの評価関数の和で定義する。この和  $F$  が小さくなるほど、良い把持姿勢とする。

$$F = w_1 F_1(P_1, \xi) + w_2 F_2(P_1, \xi) + w_3 F_3(P_1, \xi, \eta) \quad (1)$$

$P_1$  はハンドの片方の指平面の中心であり、物体との接触点である。 $\xi$  はハンドの姿勢であり、 $\eta$  は移動ロボットの位置である。 $w_i$  は重み係数である。

$F_1(\cdot)$  はハンドと物体の接触面積に関する評価関数であり、ハンドが物体と多く接する把持姿勢ほど、小さな評価値を示す。 $F_2(\cdot)$  は把持における物体の重力バランスに関する評価関数であり、重力が物体に及ぼすモーメントが小さいほど、小さな評価値を示す。 $F_3(\cdot)$  は移動マニピュレータの把持姿勢に関する評価関数であり、手先の誤差を修正しやすい把持姿勢ほど、小さな評価値を示す。 $F_1(\cdot) \sim F_3(\cdot)$  の具体的な定義は、4.3節~4.5節に示す。本研究において「最良の把持姿勢を見つけること」とは、 $F$  を最小化する  $P_1, \xi, \eta$  を求めることである。本論文では、 $F_1(\cdot), F_2(\cdot)$  を決定付けるパラメータ  $(P_1, \xi)$  の求め方について詳しく述べる。

$F_3(\cdot)$  は、 $P_1, \xi$  に加え、ロボットの位置  $\eta$  もパラメータに持つ。一般には、ロボットの現在位置から  $\xi$  までの移動計画も必要になるが、本論文では考えない。

##### 4.2 把持のためのモデル表現

物体モデルは、ロボットがセンサデータから自動で生成したものである。このモデルは密な点群データであり、様々な形状を表現できる反面、データ量が冗長で、形状は誤差を含む。本研究では、物体モデルを voxel 集団で表現した方向付き点群に変換することで、式(1)の算出を効率化する。

###### 4.2.1 方向付き点群

方向付き点群は、物体の復元形状を構成する三次元点、物体表面に対する法線成分を持たせたものである。ロボットに搭載したカメラや LRF などから得たデータ

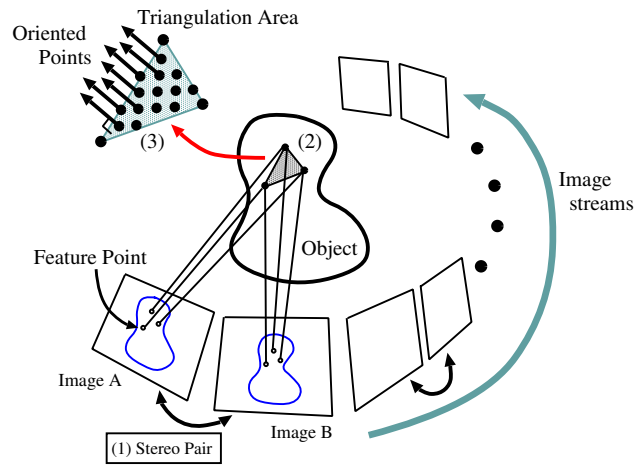


Fig.3 Surface model reconstruction

より、比較的容易に生成できる利点がある。このモデル表現法は、Ikeuchi ら<sup>3)</sup>の提案した needle diagram と同様であり、従来、物体形状の位置合わせや物体の姿勢認識に利用されている。

多視点画像から方向付き点群を獲得する手順は、以下のとおりである。まず、物体を周囲から撮影した多視点画像のうち、撮影位置に近い二枚の画像をひとペアとし、そのペア内に共通して存在する特徴点を調べる (Fig.3,(1))。これらの特徴点のうち、各画像内で近傍に位置する三点の特徴点を選び、三角パッチを構成する (Fig.3,(2))。この三角パッチの領域を点の集まりとし、それぞれの点の三次元位置を求める。このとき、三角パッチの法線成分をそれぞれの三次元点に付加する (Fig.3,(3))。以上の処理を多数の画像ペアで繰り返し、すべての復元点を三次元空間に統合する。この結果、近似誤差を含む点群により、物体表面が 10mm 程度の厚みをもつ状態で、物体モデルが得られる。最終的な方向付き点の個数は、10,000 ~ 30,000 程度となる。

この復元処理は高速に実行できるため、移動ロボットへ搭載するのに適しているが、一方で、形状モデルを三角パッチの集合体として獲得しているため、各ペアごとの復元結果が線形近似誤差を含むといった問題がある。そのため、形状に厚みを持たせた状態で方向付き点群を獲得することで、物体表面の真値が厚みの内部に含まれるようにしておく。

###### 4.2.2 voxel 空間への統合

方向付き点群を voxel 空間に統合し、voxel 集団として再構成する。voxel のサイズは、把持動作においてハンドが許容できる誤差から、一辺 5 ~ 10mm 程度とする。この統合処理の過程で、データ量の削減と誤差の平均化を行う。

統合までの手順は以下のとおりである。まず、4.2.1 で獲得した形状モデルの厚みをとる。これは、厚みの中央値を算出し、新しい方向付き点をその中央部分に代入することで行う。具体的には、モデルの表面部分から方向付き点をひとつ選び、その方向成分に沿った幅 5mm 程度の円筒領域を定義する。その領域に収まる方向付き点を、それらの中央値の方向付き点と置きかえる。方向成分については、探索で見つかった全ての方向成分の平均値として求める。この平均化処理は、方向成分の誤差を軽減化する効果がある。次に、この方向付き点群を、一辺 5 ~ 10mm に設定した voxel 集団に

投票する。ひとつの voxel に複数の点が投票された場合は、投票された点の方向成分の平均値を求め、ひとつの voxel がひとつの方向成分を持つようにする。

以上より、形状モデルは数百程度の voxel 集団として得られる。厚みをとる処理に加え、形状モデルを把持に適した精度の voxel 集団に統合することで、点の数を減らし、誤差の軽減化とデータ量の削減を実現する。

上述の手順で得た形状モデルは、中身が空洞の表面モデルである。提案手法では、物体に働くモーメントを把持の安定性評価に利用するため、モデルの体積を知ることが必要である。そこで以下の手順で体積を求める。まず、方向付き点を統合して得た voxel 集団に外接する直方体をなす別の voxel 空間を定義する。この voxel 空間を、物体モデルの voxel に接するまで、その外側から削る。最終的に残った領域の voxel 数を計算することで、体積を求める。

### 4.3 接触面積の評価

式 (1) の評価関数  $F_1(P_1, \xi)$  は、ハンドと物体の接触面積から算出する。評価関数を式 (2) のように定義する。所定の閾値以上の接触面積が得られれば良い評価値が一定値で得られるが、接触面積が閾値  $S_0$  以下の場合、評価値を指数的に大きくする。

$$F_1(P_1, \xi) = \begin{cases} 1 & (if S(P_1, \xi) \geq S_0) \\ exp(S_0/S(P_1, \xi)) & (if S(P_1, \xi) < S_0) \\ \infty & (if S(P_1, \xi) = 0) \end{cases} \quad (2)$$

本研究では、モデルが voxel 集団という離散的なデータの集合で表現されている。これには、物体形状の複雑さに関係なく、ハンドに近接する voxel を調べれば、接触面積の近似解が簡便に得られる利点がある。

$F_1(P_1, \xi)$  の値を求めるには、物体と片方の指の接触位置  $P_1$  を決め、もう一方の指の接触状態を調べる。具体的には、物体モデルから順番に選んだ voxel の位置に、その方向成分と指平面の中心 ( $P_1$ ) が垂直に交わるように接触させ、同時にもう一方の指平面を反対側から物体に接触させる。このとき、それぞれの指平面に接する voxel 数の合計を、接触面積  $S(P_1, \xi)$  とする。ハンドと voxel が接するか否かの閾値は、物体モデルの形状誤差や、ハンドの接触面が変形可能な量の見積もりから決定する。ただし、反対側の指に接触する voxel が存在しなかったり、存在しても二指の距離が所定の閾値を超える場合や、 $P_1$  の voxel の法線と反対側の指が接する voxel の法線がほぼ逆向きでない、などが起こった場合、 $F_1(P_1, \xi)$  を  $\infty$  とする。

この処理を、指平面を  $P_1$  の法線方向周りに所定の刻み幅で回転させた後にまた行うことで、一つの voxel について複数回の把持姿勢探索を行う。

### 4.4 把持状態の力学的評価

式 (1) の評価関数  $F_2(P_1, \xi)$  は、把持姿勢  $\xi$  について、重力により物体に生じるモーメントから算出する。モーメントは、物体領域を占有している voxel の位置と数から、容易に算出できる。

得られた把持姿勢に対して、ハンドと重力方向のベクトルから得られる平面で物体を切り分け、これらを領域  $u, v$  とする。領域  $u, v$  によるモーメントの差の絶対値が所定の閾値以下であれば、良い評価を与えるが、各領域のモーメントの差が閾値  $M_0$  以上の場合、評

価値を指数的に大きくする。

$$F_3(P_1, \xi) = \begin{cases} 1 & (if M \geq M_0) \\ exp(M) & (if M < M_0) \\ \infty & (if m(u) = 0 \text{ or } m(v) = 0) \end{cases} \quad (3)$$

ただし、

$$M = K \frac{|m(u) - m(v)|}{m(u) + m(v)} \quad (4)$$

ここで、 $m(x)$  は重力が領域  $x$  に及ぼすモーメント、 $K$  は正の定数である。式 (4) で正規化を行う理由は、領域  $u, v$  のモーメントの総和が、物体の大きさや形状によって変わるためである。

把持の評価には force-closure などの平衡条件を考慮する方が厳密であるが、本研究では以下の理由で、上述の基準から把持姿勢を評価する。まず、物体の材質や詳細な重さなどが分からないため、物体とハンドの間に生じる摩擦が定義しづらいことがある。この場合、force-closure が成り立つことを示すのは難しい。一方で、本研究では挟み込みによる面接触で把持を行うため、重力バランスをよく保つような接触位置を選べば、安定した把持は十分期待できる。

### 4.5 マニピュレータの姿勢評価

ロボット台車が移動すると、実際のロボットの位置と、ロボットが推定した自己位置の間で誤差が生じる。また、物体モデルをロボットが自動生成するため、その位置決めにも誤差が生じる。このような場合、ロボットの手先は、想定した把持姿勢に到達できない可能性がある。式 (1) の評価関数  $F_3(P_1, \xi, \eta)$  は、この誤差が手先姿勢に与える影響を、マニピュレータの各関節をどの程度動かせば補正できるかの見積もりにもとづいて決定する。

$$F_3(P_1, \xi, \eta) = \begin{cases} S_q(E_r) & \mathbf{q} \text{ is solved} \\ \infty & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

$\mathbf{q}$  は、マニピュレータの関節変数ベクトルであり、把持姿勢  $f(P_1, \xi)$  に対して逆キネマティクスを解くことで得る。この解がない場合、 $F_3(P_1, \xi, \eta) = \infty$  とする。 $E_r$  は、手先姿勢の誤差分布である。これは、台車が目標位置  $\eta$  に移動した後の推定位置誤差と、物体モデルの位置決め誤差から得られる分布である。 $S_q(E_r)$  は、手先の誤差を補正するためのマニピュレータの動作量を定量的に評価する関数であり、各関節の動作量が小さいほど良い評価が得られる。

本論文では、紙数の都合により  $F_3(P_1, \xi, \eta)$  の詳細は割愛する。5章の実験で用いるロボットシステムでは、マニピュレータは机上に固定し、 $F_3(P_1, \xi, \eta)$  については逆キネマティクスの解が得られるかだけを考慮する。さらに、手先は5自由度であり三次元物体の把持にとって次元が足りないため、 $F_1(P_1, \xi)$ 、 $F_2(P_1, \xi)$  から得た  $\xi$  に近い姿勢で逆キネマティクスが解ければ、解ありとする。そうでなければ、 $F_3(P_1, \xi, \eta) = \infty$  とする。

## 5. 実験

### 5.1 システム構成

マニピュレータとして、Neuronics 社製の KatanaII(HD-6M) を使用した。KatanaII は、5つの関節を持つアームと、開閉機構を有する二指ハンド

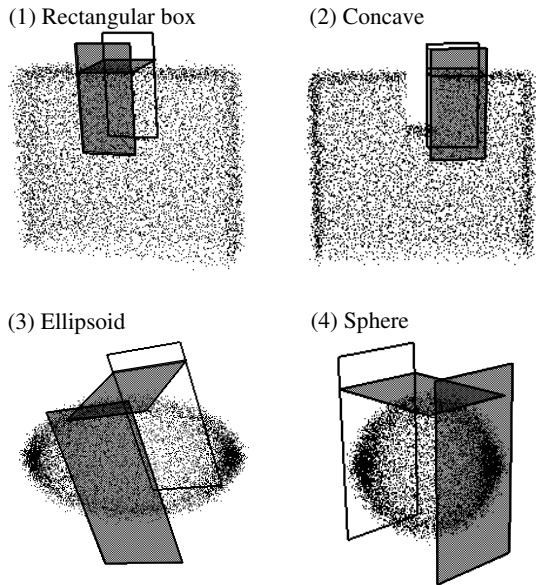


Fig.4 Grasp planning with some series of shape

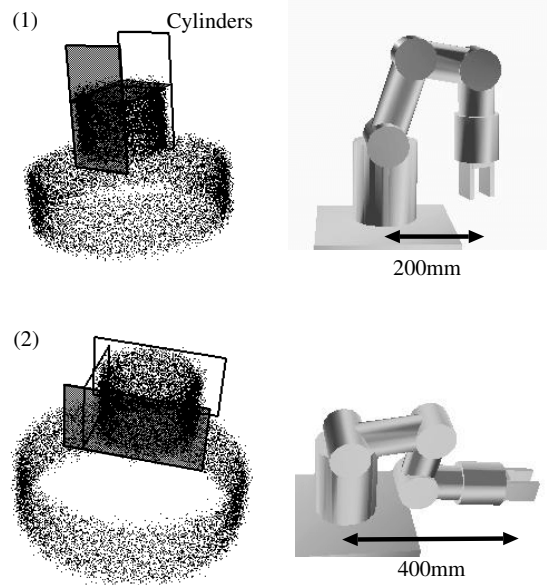


Fig.5 Grasp planning with different object position

で構成される。重量は 5kg と軽量であり、移動ロボットへの搭載に適している。

マニピュレータの動作命令や把持計画は、シリアル通信を介して接続したデスクトップ PC(Pentium IV 2.8GHz) で行った。

## 5.2 シミュレーション

計算機上で生成したモデルについて、把持計画の有効性を調べた。ハンドは長さ 60mm、幅 30mm の大きさで、最大開き幅は 50mm とした。モデルには、それぞれの方向付き点の位置・方向成分に  $2.5\sigma=5\text{mm}$ 、 $2.5\sigma=10$  度となるような正規分布の誤差を加えた。ただし、 $2.5\sigma$  より大きな誤差は加えないようにした。ここでは、把持の安定度の評価値  $F$  を、 $F_1$ 、 $F_2$  から算出した。

Fig.4 は、数種類の形状モデルに対して、物体をロボットの前 200mm に設置したときに得られた把持姿勢である。Fig.4(1) は 120x30x60mm の直方体のモデルであり、Fig.4(2) は (1) の直方体の中央に、幅 20mm 高さ 25mm の凹みをつけたモデルである。この他にも、楕円体、球などの物体に対して、把持姿勢を見つけることができた (Fig.4,(3)(4))。Fig.5 は、同じ物体を異なる位置に設置した例である。直径が 40mm と 100mm の円筒を重ね合わせた形状モデルに対し、それぞれの設置位置に対して把持姿勢が見つかることができた。Table.1 は、モデルごとの把持計画の結果を表している。本手法では、処理時間は voxel 数に依存する。voxel の大きさは、ハンドの許容誤差から 5~10mm 程度に決まるため、処理時間は物体の大きさに比例して増大する。一方で、物体形状の複雑さはあまり関係しない。以上より、提案手法は、誤差を含む形状モデルを基に大まかだが安定した把持を行いたい目的に適している。

Fig.6、Fig.7 は、Fig.4 の直方体と凹物体の把持計画について、y 軸の座標値と、評価値  $F$  との関係を表したものである。Fig.6 は形状に誤差がない場合、Fig.7 は形状モデルに誤差を加えた場合を示している。ここでは、鉛直方向から掴む把持姿勢についての結果のみを表示した。直方体を上から掴むとき、Fig.4(1) では中央が一

	Box	Ellipse	Sphere	Cylinders
Oriented points	8400	10000	10000	21600
Voxels	515	107	77	264
time[s]	3.25	0.97	0.88	1.53

Table 1 Simulation Result

番安定な把持位置だが、Fig.4(2) では、中央はハンドと接触できる面積が少ないため、その両隣が安定である。評価関数の値は、形状に誤差があった場合 (Fig.7) でも、凹みの影響をほぼ反映していることが判る。

## 5.3 自動生成モデルに基づく物体把持

実画像から生成したモデルを入力して、把持計画と把持動作を行った。対象物は、高さ 90mm、最大径 40mm のプラスチック容器 (Fig.8) である。形状モデル生成はオフラインで行い、約 4000 点の方向付き点群を得た。

Fig.9(1) は、接触面積とモーメントの評価から、安定と判断された把持候補の例である。様々な候補が得られていることが分かる。Fig.9(2) は、Fig.10(1) のように物体をマニピュレータの 200mm 前方に設置したときに選出された把持姿勢である。Fig.10 は、把持計画の結果を基に物体を把持している様子である。物体の設置位置の違いによって異なる把持姿勢が選出され、安定して把持できることを確認した。この把持計画に要した処理時間は、0.9sec であった。

## 6. まとめ

本論文では、ロボットが自動生成した物体の三次元モデルを入力とした、物体の把持計画手法を提案した。また、本手法により、物体の掴みあげができることを確認した。提案手法では、データ量が多く、形状に誤差を含むうるモデルに対して、物体モデルを方向付きの voxel 集団に変換し、それぞれの voxel に対して把持姿勢探索を行うことで、安定した把持姿勢を効率的に決定できる。

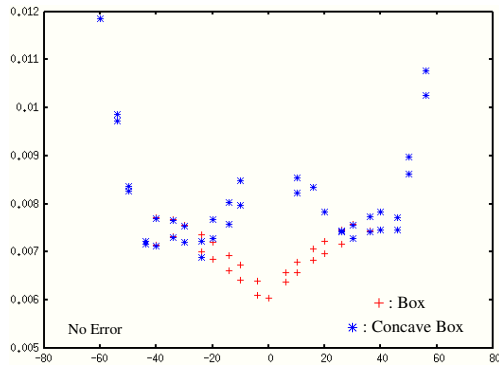


Fig.6 Simulation result

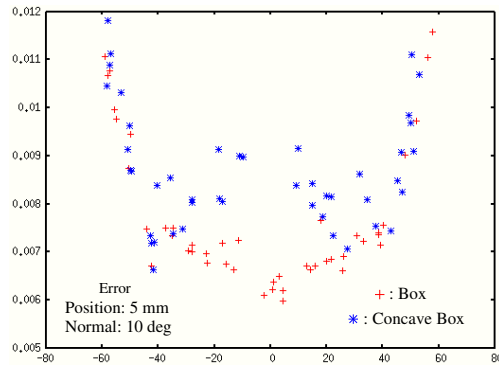


Fig.7 Simulation result

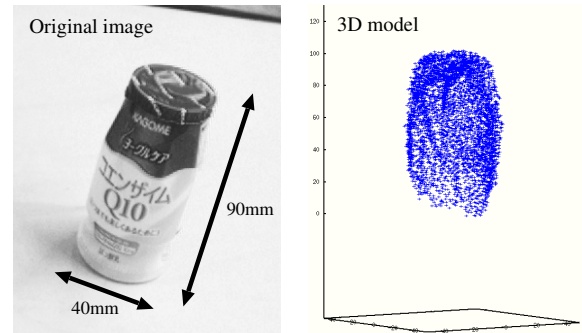


Fig.8 Target object

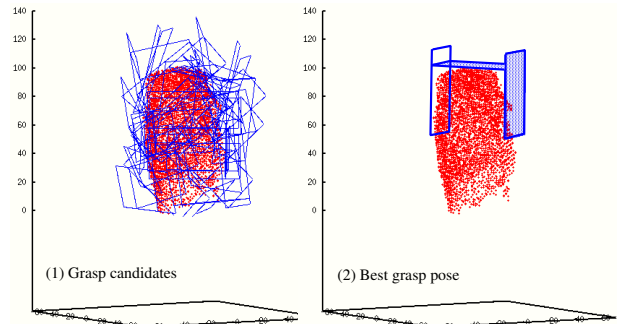


Fig.9 Grasp planning result

今後の課題として、把持姿勢の探索処理の効率化と、評価関数  $F_3(P_1, \eta, \xi)$  を把持計画に加えることがある。また、提案手法を移動マニピュレータに搭載し、形状モデルの自動獲得と連携する。

#### 参考文献

- 1) Ch. Borst, M.Ficher and G. Hirzinger: "A Fast and Robust Grasp Pranner for Arbitrary 3D Objects", Proc. 1999 IEEE Int. Conf. Robotics and Automation, pp.1890–1896, 1999.
- 2) N. Y. Chong and K. Tanie: "Object Directive Manipulation Through RFID", Proc. Int. Conf. on Control, Automation, and Systems, Gyeongju, Korea, Oct. 22-25, 2003.
- 3) K. Ikeuchi, H.K. Nishihara, K.P. Horn and S.Nagata: "Determining Grasp Configurations using Photometric Stereo and the PRISM Binocular Stereo System", The Int. Journal of Robotics Research, Vol. 5, No. 1, pp.46–65, 1986.
- 4) 稲葉: 把握のためのロボットビジョン, 日本ロボット学会誌, Vol.11, No.7, pp.947–952, 1993.
- 5) R. Katsuki, J. Ohta, T. Mizuta, T. Kito, T. Arai, T. Ueyama and T. Nishiyama: "Design of Artificial Marks to Determine 3D Pose By Monocular Vision", Proc. 2003 IEEE Int. Conf. Robotics and Automation, pp.995–1000, 2003.
- 6) A.T. Miller, S. Knoop, H.I.Christensen and P.K. Allen: "Automatic Grasp Planning Using Shape Primitives", Proc. 2003 IEEE Int. Conf. Robotics and Automation, pp.1824–1829, 2003.
- 7) J. Miura, Y. Shirai and N. Shimada: "Development of a Personal Service Robot with User-Friendly Interfaces", 4th Int. Conf. on Field and Service Robotics, pp.293–298, 2003.
- 8) A. Morales, G. Recatala, P.J. Sanz and A.P. Pobil: "Heuristic Vision-Based Computation of Planner Antipodal Grasps on Unknown Objects", Proc. 2001 IEEE Int. Conf. Robotics and Automation, pp.583–588, 2001.

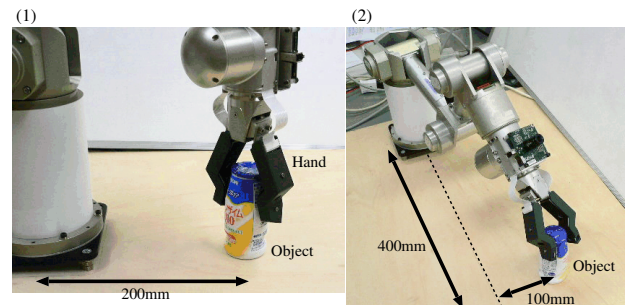


Fig.10 Grasp planning result

- 9) D. Perrin, O. Masoud, C.E. Smith and N. P. Papanikolopoulos: "Unknown Object Grasping Using Satisfical Pressure Models", Proc. 2000 IEEE Int. Conf. Robotics and Automation, pp.1054–1059, 2000.
- 10) L.Petersson, P. Jensfelt, D.Tell, M.Strandberg, D. Kragic and H.I. Christensen: "Systems Integration for Real-World Manipulation Tasks", Proc. 2002 IEEE Int. Conf. Robotics and Automation, pp.2500–2505, 2002.
- 11) K. Rahardja and A. Kosaka: "Vision-Based Bin-Picking: Recognition and Localization of Multiple Complex Objects Using Simple Visual Cues", in 1996 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Osaka, Japan, November", 1996.
- 12) K.Yamazaki, M.Tomono, T.Tsubouchi and S.Yuta: "3-D Object Modeling by a Camera Equipped on a Mobile Robot" Proc. of ICRA2004, pp.1399–1405, 2004.