

多面体認識のための能動的視方向選択アルゴリズム

橋本礼児^{*†} 服部数幸[†] 佐藤幸男[†]

本論文は距離画像を多数の視方向から観測できる条件のもとで適当な視方向を能動的に選択して多面体を認識するアルゴリズムについて述べている。モデルは3次元的な面関係グラフによって記述される。距離画像は観測視方向が変化しても対象物の絶対的な位置や大きさを計測できることから、入力対象を同様に面関係グラフとして記述し、モデルのグラフとの間で部分グラフマッチングを図って認識を行っている。その結果、認識対象モデルが一意に決定できない場合は候補モデル間で特徴の差を呈する視方向を検索し、そこに視点を移動して再び認識を試みている。論文では多面体認識のためのモデルの記述方法およびマッチング手法について述べ、さらに視方向選択のための姿勢変換法と視方向決定アルゴリズムについて述べている。これらの方法は計算機シミュレーションによる実験によって動作が確認された。

Active Viewpoint Selection Algorithm for Polyhedral Object Recognition

REIJI HASHIMOTO,^{†*} KAZUYUKI HATTORI[†] and YUKIO SATO[†]

A method for polyhedral object recognition with an active vision system is described. The vision system equips a rangefinder and takes range maps for 3D objects from actively selected viewpoints. The models are described by 3D attributed graphs. Since a range map represents absolute location and size of an object surface, the subgraph matching is effectively applied between an object graph of model and a scene graph obtained from the range map. If one of the models was not uniquely assigned, the major feature differences among models are searched and the expected viewpoint is calculated to retry the recognition. In the paper the methods are presented for model description, graph matching, pose estimation, and viewpoint selection. Some computer simulated experimental results are indicated and discussed.

1. ま え が き

コンピュータビジョンの基本的な課題の一つは物体形状に関する3次元情報をそれより次元の低い画像情報からいかにして獲得するかにある。このような課題は本質的には不良設定問題であり、任意の視方向から観測された画像情報だけで対象を一意的に決定することは基本的には不可能である。アスペクトグラフ^{1),2)}あるいはキャラクタースティックビュー³⁾に基づく認識方法はこの点を考慮したモデルベースの物体認識法であり、位相的に形状の異なる多方向の投影像の集合を各モデルごとに用意し、入力された画像とそれらとの間でマッチングを図って認識を試みるものである。すなわち入力像のアスペクトと同一のアスペクトを呈

するモデルが唯一に限定されたとき、対象物はそのモデルとして同定されることになる。しかしながら位相的に同型であっても観測方向によって面や線の形状は変化することから、マッチングを常に正しく実行することは困難である。

このような問題の主因の一つは物体の投影像そのものを入力対象としている点にある。すなわち濃淡情報から対象物の面や頂点などの特徴を抽出し、パターンの構造を2次元的に記述するため、投影像が変化したとき、それが3次元的な形状の差によるものか、あるいは観測方向の差によるものかを知ることができない。これに対処する一つの方策は画像入力機器として一般のビデオカメラでなく、レンジファインダを利用することである。レンジファインダで観測される距離画像はカメラから対象点までの距離をデータとして保持することから、たとえ観測方向が変化したとしても対象点の絶対的な空間座標を得ることができ、面や頂点の3次元空間中の位置や形状を観測方向に依存せずに取得できる特長がある。したがって、このような距

[†] 名古屋工業大学工学部電気情報工学科
Department of Electrical and Computer Engineering,
Faculty of IneeringEng, Nagoya Institute of
Technology

* 現在 (株)キャノン
Canon Inc.

離画像を利用する場合はモデルは3次元モデルとして記述することが有用である。なぜならば認識対象物体の距離画像は観測方向にかかわらず3次元モデルの一部に対応するはずだからである。

仮に距離画像を利用したとしても同一のアスペクトを呈するモデルが複数存在する場合は、ある方向からの投影像だけで認識が成功するとは限らない。モデル間の差を表現する特徴が常に観測できるように認識に先だって物体の姿勢を設定できるのでなければ、この問題を回避することは一般的には不可能である。したがって本質的には視点が固定された受動的な視覚ではなく、人間の視覚のように能動的に視点あるいは視方向を選択的に移動するいわゆるアクティブビジョン⁴⁾の概念が有用である。ただしその実現には無作為的に視方向を変化させるのではなく、認識のためにはどの方向に視方向を移動すれば認識が成功するかを機械が知ることが必要である。

以上の諸課題を解決する一つの方法はレンジファインダを入力機器として備え、その視点および視方向を能動的に選択するアルゴリズムを機械がもつことであろう。Fan ら⁵⁾はモデルを4方向から得られる距離画像でとらえ、特徴をグラフ構造で記述した。そして入力された距離画像から得られたグラフとの間でマッチングを行い認識を試みている。これは距離像を有効に利用した認識手法の一つであるが、視方向の移動については考慮していない。従来、レンジファインダは大型で計測に時間がかかることから、視点や視方向を移動するレンジファインダ・システムへの期待はうすかったが、近年高速な距離画像撮影を実現するレンジセンサ⁶⁾や通常のビデオカメラを利用しながら小型かつ高速な測定を実現したレンジファインダ⁷⁾が開発されている。本論文は距離計測技術のこのような要素技術の進展を背景としたものであり、能動的に視点および視方向を選択しながら多面体を認識するアルゴリズムについて述べるものである。

2. 多面体認識アルゴリズム

本論文で述べる多面体認識アルゴリズムの認識戦略はおおまかにふたつのモジュールに分けられる。一つはある視方向から計測された距離画像から物体の形状の特徴を抽出し、モデルマッチングにより認識を行う認識モジュールであり、もう一つは単一の視方向からの観測のみでは完全な認識が行えないことを判断し、認識を成功させるための新たな視方向を決定する視方

向選択モジュールである。

本論文は認識アルゴリズムではなく、視方向選択アルゴリズムの提案を主たる目的としている。その方法は距離画像から得られる面情報を用い、物体を3次元モデルとして記述することを基本としている。そこで認識モジュールではこの視方向選択モジュールとの整合性を考慮して Fan ら⁵⁾および Kim ら⁸⁾の方法を参考としたアルゴリズムを採用することにする。このアルゴリズムではモデル物体とシーン物体の両者とも面の関係グラフで表す。シーン物体がモデルと同一である場合にはシーンのグラフはモデルの部分グラフとして表現されるので、部分グラフマッチングにより認識候補が選択できる。

認識モジュールで得られた認識候補の数をみて一意な結果が得られない場合、視方向選択モジュールが新たな視方向を決定する。この視方向は認識候補として得られた複数個のモデルの不可視面を比較し、その中で最も大きな面積をもつ面を観測できるように決定する。

本章では、2.1 節で物体の記述法について述べる。2.2 節では単一視方向からの認識アルゴリズムを、2.3 節では得られた認識候補(仮説モデルとよぶ)の検証と新視方向の決定アルゴリズムについてそれぞれ述べる。

2.1 シーンとモデルの記述

本多面体認識アルゴリズムではシーン物体とモデル物体の記述に同一構造の面関係グラフを用いる。これは図1に示すように、物体の面をグラフのノードに、面と面の隣接関係(境界)をアークに置き換えたものである。グラフのノードとアークはそれぞれ面と境界の幾何学的特性に対応して以下に示す属性値を保持している。

a. ノードの属性

- (1)面積, (2)法線ベクトル, (3)重心, (4)周囲長, (5)隠蔽の度合, (6)領域の輪郭頂点の3次元座標, (7)領域の輪郭頂点の2次元座標

b. アークの属性

- (1)隣接の種類
- (2)隣接する2面間の角度

ノードの属性のうち、(5)の隠蔽の度合は(被隠蔽境界の長さ)/(周囲長)で定義される。また、(7)の2次元座標とは、そのノードを表す面を含む平面上での各頂点の座標を意味する。アークの属性のうち、(1)の隣接の種類は境界の種類を示し、ジャンプエッ

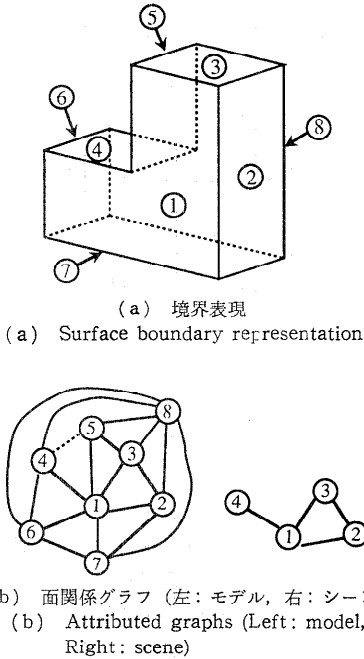


図 1 境界表現データと面関係グラフ
Fig. 1 Surface boundary representation and attributed graphs.

ジ、凸の屋根型エッジ、凹の屋根型エッジの3種類を持つ。

シーンのグラフはシーンの距離画像を領域分割し、各領域ごとにラベル付けを行った結果から生成する。このとき、領域の面積の不足により幾何学的特徴の信頼性が低い領域は背景と同様に取り扱われ、グラフの生成には寄与させないこととした。また、一般にシーン中には複数の物体が含まれているので、それらを個々の物体に分割して各物体ごとにグラフを生成する。個々の物体への分割はジャンプエッジの属性をもつアークを利用できる。なぜならジャンプエッジは物体表面に不連続な部分が存在することを示しているの、ジャンプエッジの属性をもつエッジは異なった物体の境界である可能性が高く、ジャンプエッジをアークとして連結しないことにより個々の物体のグラフに分割することができる。このグラフをオブジェクトグラフと呼ぶ。

一方、モデルのグラフはあらかじめ与えられた物体の形状データから生成する。形状データは頂点の3次元座標と、それらを結んでえられるエッジで表現される境界表現形式で与えられており、これからモデルのグラフを生成する。

2.2 初期視方向からの仮説の生成

ある単一の視方向から得られたオブジェクトグラフとモデルグラフ集合の間のマッチングで得られる適合モデルから、そのモデルがシーン中の物体と同一のアスペクトを与えるような姿勢変換を計算する。ここで、マッチングにより得られたシーン物体とモデルの整合性とその姿勢変換の組を仮説とよぶ。これは受動的認識において得られる認識結果そのものである。3次元物体にはある視方向からは同一のアスペクトを与える物体が存在するので、あるオブジェクトグラフに対して二つ以上のモデルが同時にマッチングすることがあり得る。そのためこの仮説は必ずしも一つだけ生じるとは限らない。

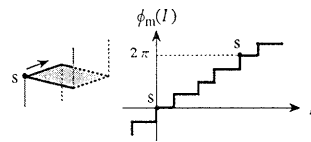
シーン中の物体の可視面数はそれに対応するモデルの面数より必ず少ない。したがってシーン中の物体の面関係グラフは必然的に対応するモデルグラフの部分グラフとなる。このことからマッチングはオブジェクトグラフとモデルグラフの部分グラフマッチングの問題に置き換えることができる。

グラフマッチングについて述べる前にマッチングの基本となる整合性を定義しておく。

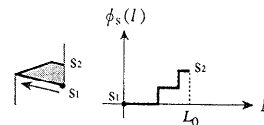
2.2.1 整合性の定義

(a) ノードの整合性

シーンの i 番目のノード s_i とモデルの j 番目のノード m_j は、 s_i の面積が m_j の面積以下であるときノード整合であるという。ただし、隠蔽の度合いがあらかじめ設定したしきい値より小さいときのみ、面の形状の情報が隠蔽により失われてないものとして2次元頂点座標を用いて面の形状の比較を行う。面の形状の比較は図2に示すような偏角関数を使用する。偏角関



(a) モデルの面と偏角関数
(a) Angular bend function for a model surface



(b) シーンの面と偏角関数
(b) Angular bend function for a scene surface

図 2 面の偏角関数
Fig. 2 Angular bend function.

数とは、任意の始点 s における接線と境界上の点 p における接線とのなす角度 ϕ を始点からの輪郭の弧長 l を変数として表した関数である。シーン物体のある面の始点は観測点に最も近い頂点あるいは端点を選ぶ。 l は面の内部領域を右手にみながら移動する方向を正とする。モデル物体のある面の偏角関数を $\phi_m(l)$ 、シーン物体のある面の偏角関数を $\phi_s(l)$ とおく。モデルの面は隠蔽の影響を受けないため、偏角関数は図 2 (a) に示すように面境界線の全周に渡って値が存在する。一方、シーン物体の面は隠蔽によって偏角関数の値が存在しない区間が生じる場合がある (図 2 (b))。このような偏角関数を用いて、二つの面間の形状の相異度 E を以下のように定義する。

$$E = \frac{1}{L_0} \min_{\alpha} \int_0^{L_0} |\{\phi_m(l+\alpha) - \phi_m(\alpha)\} - \phi_s(l)|^2 dl$$

ここで、 L_0 はシーン物体面の境界線の s_1 より s_2 に到る弧長である。したがって、偏角関数の定義域は $[0, L_0]$ となる。モデル物体とシーン物体は同一の大きさであるため、定義から明らかのようにここでは全周の大きさの正規化は行っていない。

このようにして得られた E の値があらかじめ設定したしきい値以下ならば二つの面は整合とする。ただし、 L_0 があまりに小さい場合は E は意味を持たないので形状比較は実行しない。

(b) アークの整合性

シーンの i 番目と k 番目のノード間のアーク $u_{i,k}$ とモデルの j 番目と l 番目のノード間のアーク $v_{j,l}$ は、次の条件をすべて満たすときにアーク整合であるという。

- (1) シーンのノード s_i とモデルのノード m_j がノード整合
- (2) シーンのノード s_k とモデルのノード m_l がノード整合
- (3) $(u_{i,k}$ のエッジの種類) = $(v_{j,l}$ のエッジの種類)
- (4) $|(u_{i,k}$ の二面角) - $(v_{j,l}$ の二面角)| < (許容値)

(c) 局所整合性

シーンの p 番目のノード s_p は次の条件をすべて満たすときにモデルの q 番目のノード m_q と局所整合であるという。

- (1) s_p と m_q がノード整合
- (2) s_p の隣接ノード s_k にノード整合なノード m_i が存在し、 m_i が m_q に隣接
- (3) シーンのアーク $s_{p,k}$ とモデルのアーク $m_{q,i}$ がアーク整合

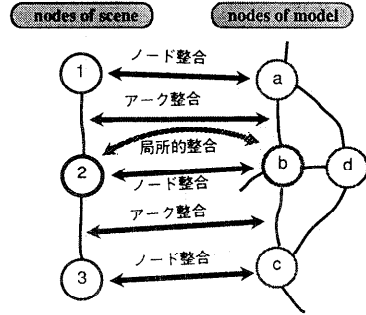


図 3 整合性の概念
Fig. 3 Concept of local matching.

(4) 以上の条件が s_p の隣接ノードすべてについて満足される。

図 3 に局所整合の概念図を示す。

ただし、ここで述べた各整合性はその可能性のみを論じており、すべての場合を網羅しているわけではない。また、定義では矛盾の有無は確認できないが、矛盾を生じる組み合わせは後述のマッチングにおいて排除されるので特に考慮していない。

2.2.2 マッチングアルゴリズム

モデルグラフに対するオブジェクトグラフのマッチングは部分グラフマッチング法によって実現される。単純に総当たり法を用いてマッチングを行った場合、グラフが複雑になるにつれて計算時間が指数関数的に増加する。そこで本方法では不適合な仮説を除去する能力は低くても計算時間が少ない手続きから、徐々に能力が高く計算コストも高い手続きを用いて認識候補を絞り込んでいく。図 4 にマッチングの流れ図を示す。マッチングは四つの手続きで行われる。

(a) フィルタモジュール

三段階の手続きによって、適合度の低い仮説モデルの除去を行う。

フィルタ 1: グラフの主な属性値 (ノード数, アーク数, ノードの最大次数) についてオブジェクトグラフとモデルグラフを比較する。すべての属性につい

表 1 ノードの割付整合表
Table 1 Assignment-consistency table of nodes.

		model node					
		a	b	c	d	e	f
scene node	1	1	0	1	1	1	1
	2	1	0	1	1	1	1
	3	1	0	1	1	1	0
	4	0	1	0	0	0	0

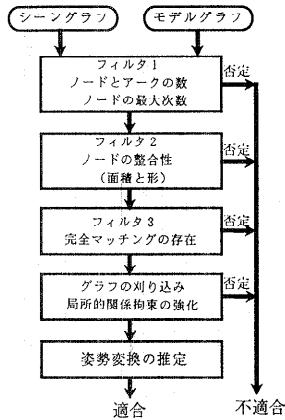


図4 マッチングの流れ図
Fig. 4 Matching flow chart.

て、オブジェクトグラフでの属性値がモデルグラフでの属性値以下であれば適合とする。

フィルタ 2: オブジェクトグラフとモデルグラフのすべてのノードを比較して整合性を計算し、その結果から表1に示すノード割付の整合表を生成する。割付整合表の i 行 j 列の要素はオブジェクトグラフのノード i とモデルグラフのノード j との整合性を表しており、値が1であれば整合、0であれば不整合である。これはオブジェクトグラフのノードとモデルグラフのノードをノード集合とし、それらの間のノード整合をアーク集合とする二部グラフマッチングの隣接行列による表現である。二部グラフとはノードの各要素が互いに素な二つの集合に分けられ、これらの集合の各要素がアークによって連結されたグラフである。フィルタ2はオブジェクトグラフのすべてのノードについて整合するノードがモデルグラフに存在するならば、つまり割付整合表のすべての行に値1の要素が少なくともひとつ存在するならば適合とする。

フィルタ 3: オブジェクトグラフがモデルグラフの部分グラフであるならばオブジェクトグラフのノードの集合とモデルグラフのノードの集合の間に二部グラフの完全マッチングが存在するはずである。割付整合表は前述したように二部グラフの隣接行列による表現であるから、割付整合表に対して二部グラフマッチングアルゴリズムを適用し、完全マッチングの存在を確認する。完全マッチングが少なくともひとつ存在すれば適合とする。

(b) 刈り込みモジュール

フィルタモジュールによって適合と判定された仮説

はグラフの構造に関してまだ何ら考慮されていない。オブジェクトのノード s とモデルのノード m の局所的整合性は、 s と m の隣接ノードの集合 $\Gamma(s)$ と $\Gamma(m)$ の間に $\Gamma(s)$ から $\Gamma(m)$ に向かう1対1包含的割付関係が存在する場合に確立される。つまり、 $\Gamma(s)$ と $\Gamma(m)$ をノード集合、 $\Gamma(s)$ と $\Gamma(m)$ の間のノード整合性をアーク集合とする二部グラフに二部グラフマッチングを行い、完全マッチングが存在すれば局所的整合とする。

ここでグラフの局所的整合性を適合度とした離散的弛緩法⁹⁾をグラフマッチングに適用し、グラフの構造に関する拘束条件を導入する。離散的弛緩法では適合度を適合あるいは不適合の2値で表現しており、必ず収束することが証明されている⁹⁾。弛緩法によって局所的な拘束を繰り返し適用し、全体に伝播させることにより大域的に矛盾のない解を求めることができる。

割付整合表に離散的弛緩法を適用し、オブジェクトグラフのノード s とモデルグラフのノード m の整合に対応している割付整合表中の値1の各要素につきノード s とノード m の局所的整合性を計算した結果が不整合であれば適合度を0に更新するという手続きを表に変化がなくなるまで繰り返す。こうして矛盾を生じるマッチングを除去して最後には全体的に矛盾の生じない可能なマッチングを得る。

2.2.3 姿勢変換の計算

マッチングにより確立されたオブジェクトグラフのノードとシーングラフのノードの一対一対応の組から姿勢変換行列の計算を行う。姿勢変換行列は回転行列 R と平行移動ベクトル T で構成され、オブジェクトとモデルの姿勢変換はオブジェクトおよびモデルの点をそれぞれ $P_s, P_m \in R^3$ とすると、

$$P_s = R \cdot P_m + T$$

で与えられる。この R と T は、原理的にはそれぞれ対応する点が得られれば容易に計算可能である。しかし、実際には特徴点の正確な対応付けが隠蔽のために困難であったり、ノイズのために正確な値が得られない等の問題を伴う。そこで、ここでは回転行列 R と移動ベクトル T の計算を別々に行うことで対処した。回転行列 R は、比較的安定に求めることが可能である面の法線ベクトルを用いて計算し、その後推定された回転行列 R と重心の組みから移動ベクトル T を求める。

2.3 仮説の検証と新たな視方向の決定

前節で述べた手順にしたがって生成された仮説が0

個であった場合、適合するモデルが発見できなかったとされる。これは、情報の不足により誤りかモデルに存在しない未知の物体が呈示された場合が考えられる。仮説が1個であり、仮説生成段階における誤りが無い場合は認識は成功したとされる。仮説が2個以上存在した場合は情報不足により正しくないモデルを十分に排除できなかった可能性がある。この場合、選ばれた複数のモデルのAspect集合に交差部分が存在し、オブジェクトのAspectが偶然その交差部分に含まれたことも考えられることから、視方向を変更して再度認識を試みる。

2.3.1 視方向の選択

問題を簡単にするためにシーンに呈示されたオブジェクトが1個であり、かつ適合する仮説モデルが $M1$ と $M2$ の2個である場合について論じる。

物体の3次元の構造とAspectの関連について考えると、「物体のAspectが共通ならば3次元の構造が共通である」はずである。ここで、この対偶を考えると、「物体の3次元の構造が共通でないならばAspectは共通でない」となる。選択すべき視方向は二つのモデル $M1$ 、 $M2$ に共通でないAspectを与える視方向であるから、二つのモデル間で3次元の構造が異なる部分を確認できる視方向を選択すれば良い。本手法では最も単純な方法としてモデルグラフ同士でノードを比較し、対応の存在しないノードを観測できる方向を選択する。対応の存在しないノードはマッチングの初期の段階で用いられている割付整合表ですべて0の行あるいは列に対応するノードである。このようなノードは複数存在しうるが、本手法では視方向を変更し、観測面を増やすことによってそのようなノードを減少させる戦略をとる。これらのノードのうち、隠蔽や面抽出の際のノイズによる影響を受けにくく、さらに安定に形状の特徴を得られるものから減少させることが必要である。本手法ではそのようなノードとして面積最大の面に対応するものを選択し、それを観測するように視点を移動する。そして、その面の重心を面の法線方向から見込む視方向を第1の候補とする。しかし、実際には法線方向ではなく隣接した他の面の情報も用いられるような視方向を選択した方がよいと思われるが、ここでは処理の単純化のためにとりあえず法線方向を選択することとした。

同様に、面積の大きい順番に第2、第3の候補が選ばれる。

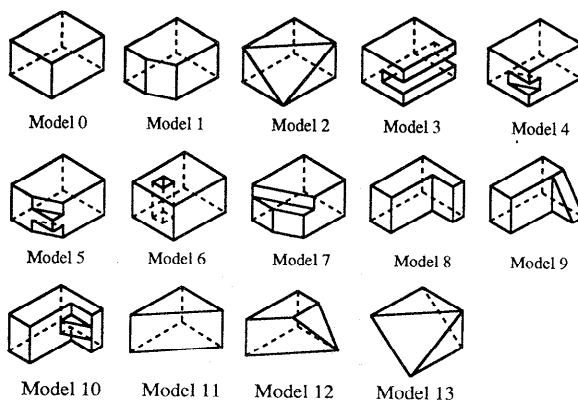


図5 登録されたモデル
Fig. 5 Prestored models.

2.3.2 新たな視方向からの仮説の検証

以上のようにして選ばれた視方向から再度認識を行い、その結果が競合したモデルのどちらか一方を仮説として出力すれば認識は成功、終了する。ここでもまたあいまいな仮説を生じた場合は先に選択した第2候補の視方向から再度認識を試みる。なお、試行の回数には上限を設け、上限に達しても認識が終了しない場合にはオブジェクトは不適合とされる。

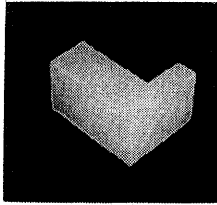
3. 認識実験

3.1 実験方法

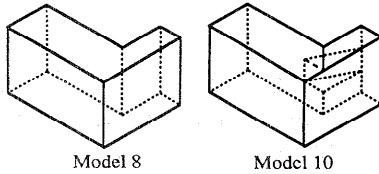
前章までで提案した能動的認識アルゴリズムを検証するため、提案アルゴリズムをワークステーション上に構築し、認識実験を行った。実験には実際の物体を撮影したシーンを用いるのではなく、計算機上に構築された人工モデルから合成されたシーンを用いた。

実験は以下の手順で行った。

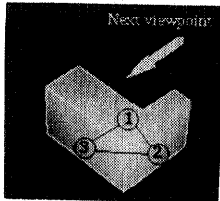
- (1) 計算機上に登録されたすべての人工モデルのモデルグラフを作成。
- (2) 境界表現されたある人工モデルを計算機上で空間に適当に配置。
- (3) そのモデルを認識対象として、ある視方向から観測した距離画像を生成。ただし、認識の失敗により2度目以降の認識を行う場合は視方向選択モジュールの指示する視方向からとする。
- (4) 合成距離画像を認識モジュールに入力し、仮説を生成。
- (5) 仮説生成結果が分析され、生成仮説が唯一の場合は認識終了。生成仮説が複数の場合は新



(a) 入力距離画像
(a) Input range image



Model 8 Model 10
(b) 候補モデルの境界線
(b) Surface boundaries of candidate models



(c) 次期視方向
(c) Next view direction generated from Table 3

図 6 入力画像と第 1 視方向候補
Fig. 6 Input range image and next view direction.

表 2 提示物体に適合したモデル
Table 2 Assignment-consistency tables for matched models to scene object.

- (1) シーンとモデル 8 との割付整合表
(1) Assignment-consistency table between scene graph and model 8.

		model node							
		a	b	c	d	e	f	g	h
scene node	1	0	1	0	0	0	0	0	0
	2	0	0	0	0	0	0	0	1
	3	0	0	0	0	0	0	1	0

- (2) シーンとモデル 10 との割付整合表
(2) Assignment-consistency table between scene graph and model 10.

		model node											
		a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l
scene node	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	2	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
	3	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0

表 3 モデルの比較により生成された候補視方向
Table 3 Candidate view direction estimated from model 8 and 10.

- (1) モデル 8 とモデル 10 との割付整合表
(1) Assignment-consistency table on comparison between model 8 and model 10.

		model 10 node										
		a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k
model 8 node	a	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0
	b	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0
	c	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	d	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	e	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	f	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
	g	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	h	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0

- (2) 面積の大きさにより順序づけされた次期観測面
(2) Surface normal which has maximum area is selected to the next view direction.

ノード	g	h	l
面積	2.00	2.24	11.0
候補	3番目	2番目	1番目

表 4 新たなシーンとモデルの適合
Table 4 Matching between model 10 and the next scene.

		model 10 node											
		a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l
scene node	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	2	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
	3	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
	4	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1

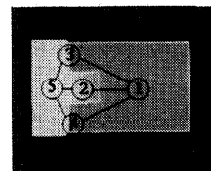
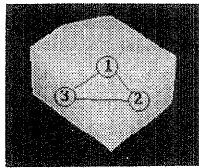


図 7 第 1 候補視方向からの観測距離画像
Fig. 7 Input range image observed from next view direction.

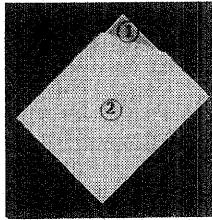
たな視方向が指示され(3)へ戻る。

今回、実験に使用したモデルは図 5 に示す 14 種であり、このモデル集合には同一のアスペクトを生じる組み合わせが含まれている。さまざまな組み合わせで実験可能であるが、ここでは二つの場合について述べる。

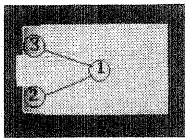
実験 1: 同一のアスペクトをもつ物体モデル 8 とモ



(a) 初期入力画像
(a) First image



(b) 第1候補視方向からの入力像
(b) Range image observed from 2nd view direction



(c) 第2候補視方向からの入力像
(c) Range image observed from 3rd view direction

図8 2回の視点移動で認識成功した例
Fig. 8 Example of succeeded recognition by two viewpoint movings.

デル 10 を用いて初期視方向に同一アスペクトを観測する方向を与える。初期視方向での認識ではあいまいな仮説モデルが生成され、認識モデルを一意に定めることはできないが、視点移動によって認識が成功するはずである。

実験2：モデル 1，モデル 7 と同一のアスペクトをもつモデル 5 を同一アスペクトが生じる視方向から観測する。

以上二つの実験の結果を次に述べる。

3.2 実験結果

実験1：入力シーンを図 6 (a) に示す。この入力から生成された仮説として表 2 を得た。表 2 ではモデル 8 とモデル 10 の二つを仮説モデルとしており (図 6 (b) 参照)，当初の予想どおりあいまいな仮説が得られた。そこで、次にモデル 8 とモデル 10 を比較し、新たな視方向の選択を行った結果が表 3 である。第 1 の視方向としてモデル 10 のノード 11 を正面から見る方向 (図 6 (c)) が選択され、この視方向から生成

された入力画像およびグラフを図 7 に、新たに生成された仮説を表 4 に示す。この仮説集合では、モデル 10 に対する仮説のみが生成されているため、認識は成功したとされ、処理は完了する。

実験2：入力シーンを図 8 (a) に示す。この入力からは認識結果をモデル 1, 5, 7 のいずれかに限定することは不可能であるので視方向の変更を行う。第 1 候補視方向からの観測画像は同図 (b) である。このとき画面中の二つの面はジャンプエッジによって接合している。したがって本アルゴリズムではこの二つの面は異なる物体として解釈され、この視方向からの認識は失敗する。次に第 2 候補視方向に視点を移動し、認識を試みる (同図 (c))。これによりシーン中の物体はモデル 5 であると同定され、認識は成功、終了する。

以上から本アルゴリズムが能動的視点移動を用いて多面体を認識する際に有効であることが確認できた。

4. むすび

本論文では能動的な多面体認識アルゴリズムを提案し、その検証として計算機上でシミュレーションを行った。

提案アルゴリズムは距離画像を入力として、モデルに基づいた多面体の認識が可能である。シーン中のオブジェクトおよびモデルは同一の面関係グラフで記述され、部分グラフマッチングにより仮説を生成する。オブジェクトのアスペクトが複数モデルのアスペクト集合の重なり部分に含まれる場合、仮説はあいまいとなる。あいまいな仮説を検証するために本手法は能動的に視方向を変更して再度認識を行うための視方向選択アルゴリズムを含んでいる。計算機シミュレーションでは、このようなあいまいな仮説を実際に生成するような入力を与え、本手法の有効性を確認した。今回はシミュレーションのみであったが、実際の距離画像を入力に用いての実験も行う予定である。そのためには自由に視点や視方向を変更できるほど小型軽量なレンジファインダが必要となるが、筆者らが開発した Cubicscope⁷⁾はこの要求に合致している。したがってこれをロボットマニピュレータの先端に装置することによって能動的な視方向選択機能を備えたアクティブビジョンが実現すると期待される。

参考文献

- 1) Koenderink, J. J. and van Doorn, A. J.: The Singularities of the Visual Mapping, *Biological Cybernetics*, Vol. 24, pp. 51-59 (1976).

- 2) Koenderink, J. J. and van Doorn, A. J.: The Internal Representation of Solid Shape with Respect to Vision, *Biological Cybernetics*, Vol. 32, pp. 211-216 (1979).
- 3) Chakravarty, I. and Freeman, H.: Characteristic Views as a Basis for Three-dimensional Object Recognition, *Proc. of the SPIE Conference on Robot Vision*, Vol. 336, pp. 37-45 (1982).
- 4) Aloimonos, J., Weiss, I. and Bandopadhyay, A.: Active Vision, *Int. J. Comp. Vision I*, pp. 333-356 (1987).
- 5) Fan, T. J., Medioui, G. and Nevatia, R.: Recognizing 3-D Objects Using Surface Description, *IEEE Trans. PAMI*, Vol. 11, No. 11, pp. 1140-1157 (1989).
- 6) Kanade, T., Gruss, A. and Carley, L. R.: A Very Fast VLSI Rangefinder, *Proc. 1991 IEEE Int. Conf. Robotics and Automation*, pp. 1322-1326 (1991).
- 7) 服部数幸, 佐藤幸男・スキャン式等号式法による小型高速レンジファインダ, 電子情報通信学会論文誌, Vol. J76-D-II, No. 8, pp. 1528-1535 (1993).
- 8) Kim, W. Y. and Kak, A. C.: 3-D Object Recognition Using Bipartite Matching Embedded in Discrete Relaxation, *IEEE Trans. PAMI*, Vol. 13, No. 3, pp. 224-251 (1991).
- 9) Rosenfeld, A., Hummel, R. A. and Zucker, S. W.: Scene Labeling by Relaxation Operations, *IEEE Trans. SMC*, Vol. SMC-6, No. 6, pp. 420-433 (1976).

(平成4年12月15日受付)

(平成5年5月12日採録)



橋本 礼児

1990年名古屋工業大学工学部電気情報工学科卒業。1992年同大学院修士課程修了。現在キャノン株式会社に勤務。在学中は3次元物体の計測と認識の研究に従事。電子情報

通信学会会員。



服部 数幸

1992年名古屋工業大学工学部電気情報工学科卒業。現在同大学院博士前期課程(電気情報工学専攻)在学中。3次元物体の計測と認識に関する研究に従事。電子情報通信学

会会員。



佐藤 幸男 (正会員)

1975年慶応義塾大学工学部電気卒業。1980年同大学院博士課程修了。同年東京農工大学工学部電子助手。1983年名古屋工業大学工学部電気講師, 1985年より同大電気助教授。1986~87年カリフォルニア大学サンタバーバラ校客員準教授。1987~88年南カリフォルニア大学客員研究員。現在名古屋工業大学工学部電気情報助教授。3次元物体の計測と認識, オンライン文字認識, 画像解析とパターン情報処理の研究に従事。工学博士。電子情報通信学会, IEEE 各会員。