

## カメラ位置姿勢制御を用いたモデルベース物体認識

非会員 西川 昇 (大阪府立大学工学部情報工学科)  
非会員 大西 正輝 (大阪府立大学工学部情報工学科)  
非会員 松本 拓矢 (大阪府立大学工学部情報工学科)  
非会員 泉 正夫 (大阪府立大学工学部情報工学科)  
正員 福永 邦雄 (大阪府立大学工学部情報工学科)

## Object Recognition Based on Camera Control

Noboru Nishikawa, Non-member, Masaki Onishi, Non-member, Takuya Matsumoto, Non-member, Masao Izumi, Non-member, Kunio Fukunaga, Member (Osaka Prefecture University)

This paper proposes a robust object recognition system based on camera control. The objective of our system is to seek the optimum camera position where the unknown object can be recognized clearly. We define a *degree of recognition-ambiguity* based on basic probabilities that is calculated by using an input image and model images generated from object model data. Our active vision system makes an act plan iteratively so as to decrease the *degree of recognition-ambiguity* and controls the camera to move to the optimum position. Our proposed active method is able to recognize the object more accurately than conventional passive methods which analyze only a given input image. Experimental results show effectiveness of our approach.

キーワード：アクティブビジョン，モデルベース物体認識，基本確率，認識曖昧度，行動計画

## 1. まえがき

コンピュータビジョンの研究において代表的な研究分野の一つであるモデルベース物体認識は、知能ロボットの視覚システムの構築などにおいて重要視され、これまでに数多くの研究が行なわれてきた。しかし、従来の物体認識の多くは、固定されたカメラから得られる入力画像を用いて認識を行なうパッシブビジョンに基づく認識であるため、データベースの中に類似した形状のモデルが存在する際には、認識困難に陥るなどの問題が残されていた。この問題を解決する手法として、アクティブビジョンという概念が注目されている<sup>(1)</sup>。アクティブビジョンとは、画像の解析を行なう際に、単に入力画像を解析するだけでなく、解析が容易になるように自律的にカメラを制御することである。つまり1枚の画像に含まれている情報には限りがあるため、より多くの情報を得るために、能動的にカメラを移動制御することである。

近年、ロボティクスにおける視覚システムの構築を主目的とした研究が盛んに行なわれており、アクティブビジョンに基づく視覚システムに関する研究が数多く報告されて

いる<sup>(2)-(8)</sup>。アクティブビジョンの最初の代表的な手法はAloimonos<sup>(2)</sup>が提案したものであり、その後ステレオ視を用いた手法<sup>(3)-(5)</sup>や対象とする物体を注視し続ける手法<sup>(6)</sup>、また特徴的な見え方を探索する手法<sup>(7)</sup>、さらにはレンジファインダを用い、安定した特徴が得られるように視点を移動させる手法<sup>(8)</sup>などが提案されている。

本稿では工場内などでの物品の識別や搬送を行なうロボットの視覚を想定したアクティブビジョンを用いたモデルベース物体認識を提案する。まず、単眼で取り込んだ入力画像上に現れる2次元投影像から物体を認識・識別するときの曖昧度として認識曖昧度を定義する。次に、この認識曖昧度が減少するように視点を移動することにより、信頼性の高い認識結果を得る。最後に実環境での実験を行ない、本手法の有効性を確認している。

## 2. 物体の位置・姿勢推定

2.1 位置・姿勢パラメータ 本手法では、図1に示すようにワールド座標系、カメラ座標系、モデル座標系の3つの座標系によってシーンの3次元空間を表現する。シーン空間を統括する座標系として、ワールド座標系

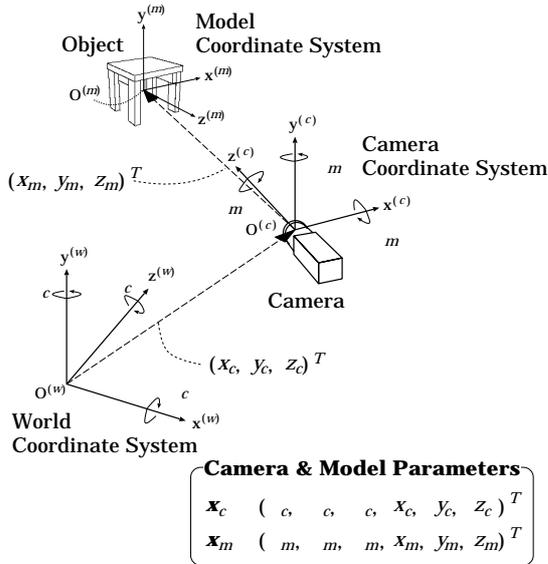


図1 カメラおよびモデルパラメータ  
Fig. 1. Camera and model parameters.

$O^{(w)}-x^{(w)}y^{(w)}z^{(w)}$  を設定する．ワールド座標系は  $y^{(w)}$  軸を床と垂直に， $x^{(w)}-z^{(w)}$  平面を床と水平に設定する．カメラ座標系  $O^{(c)}-x^{(c)}y^{(c)}z^{(c)}$  は，カメラの視点を座標系の原点とし，その視線方向が正方向となるようにカメラの光軸を  $z^{(c)}$  軸にとる．また， $x^{(c)}-y^{(c)}$  平面は  $z^{(c)}$  軸に垂直である．モデル座標系  $O^{(m)}-x^{(m)}y^{(m)}z^{(m)}$  は，モデル物体の中心を原点とした座標系で，モデルデータを表現するために用いる．モデルデータは，モデル座標系におけるモデル物体の頂点の3次元座標を面単位で表した3次元モデルデータによって記述している．

ここでワールド座標系に対するカメラパラメータ  $x_c$  を次式により定義する．

$$\mathbf{x}_c \equiv [\theta_c \varphi_c \rho_c x_c y_c z_c]^T \quad (1)$$

このパラメータによってワールド座標系に対するカメラの位置  $x_c, y_c, z_c$  および各軸に関してどれだけ回転しているかを表す姿勢  $\theta_c, \varphi_c, \rho_c$  が決定される．同様に，カメラ座標系に対するモデル物体の位置と姿勢を表すモデルパラメータ  $x_m$  を次式で定義する．

$$\mathbf{x}_m \equiv [\theta_m \varphi_m \rho_m x_m y_m z_m]^T \quad (2)$$

カメラおよびモデル物体の位置・姿勢は，これらの6次元パラメータによって一意に決定される(図1)．

2.2 物体認識処理 物体認識処理には位置・姿勢推定手法として提案されているエッジポテンシャル画像のマッチングに基づく手法<sup>(9)</sup>を用いる．この手法では，CCDカメラによって撮影された濃淡画像からエッジを抽出した入力エッジ画像とモデルから生成したモデルエッジ画像を用いて画像間パターンマッチングを行なう．エッジ画像を用い

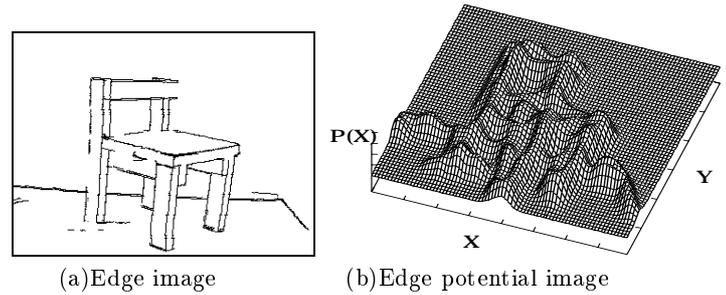


図2 エッジポテンシャル画像の例  
Fig. 2. Example of edge potential image.

たパターンマッチングは，光源の種類や位置の影響を受けにくく比較的高速な処理を行なうことができる反面，画像レベルのマッチングが困難であるためエッジにポテンシャルを導入する．エッジポテンシャルは，次式により定義する．

$$P(X_i) = \max_j \left[ \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{\|X_i - X_j\|}{2\sigma^2}\right) \cdot eg(X_j) \right] \dots\dots\dots (3)$$

ここで， $X_i \equiv [X_i \ Y_i]^T$  は画素を表す．また， $\sigma$  はエッジポテンシャルの広がりを表す定数であり， $eg(X_j)$  は，エッジ画像(エッジ点の画素値:1，それ以外の画素値:0)を表している．図2(a)のエッジ画像から生成したエッジポテンシャル画像の例を3次元表現で図2(b)に示す．式(3)で得られる入力エッジポテンシャル画像  $P_I(X)$  と，3次元モデルデータおよび位置・姿勢パラメータ  $x_m$  から生成されるモデルエッジポテンシャル画像  $P_M(X, x_m)$  を用い，これらの画像間の類似性を表す評価関数を次式で定義する．

$$S(x_m) = \sum_i \{P_I(X_i) - P_M(X_i, x_m)\}^2 \dots\dots\dots (4)$$

評価関数  $S(x_m)$  は  $P_I(X)$  と  $P_M(X, x_m)$  が類似するほど小さな値を取り， $S(x_m)$  を最小とする位置・姿勢パラメータ  $x_m$  が，対象物体の位置・姿勢を表すと考えられる．

### 3. 基本確率による認識情報

入力画像上に現われた認識対象物体について，各モデル物体のどの物体であるかを判定するための認識情報を前章で求めた位置・姿勢推定の結果を用いて算出する．認識情報の表現法として，曖昧さを表現することのできる基本確率を用いる．

議論を単純化するために認識対象モデルとして，まず3つのモデル集合  $\mathcal{M} (= \{M_1, M_2, M_3\})$  の場合を想定し，その後一般化する．ある入力パターンとモデル  $M_1, M_2, M_3$  のパターン間の類似度を  $s_j (j = 1, 2, 3)$  と仮定する．ま

た，入力パターンとモデル  $M_i, M_j$  に共通する特徴，入力パターンと3つのモデル  $M_i, M_j, M_k$  に共通する特徴との類似度をそれぞれ  $s_{ij}, s_{ijk} (i, j, k = 1, 2, 3)$  と仮定する．このとき，各モデル間の類似度の関係は，図3のように図示することができる<sup>(10)</sup>．また，モデル  $M_i$  のみの認識情報を  $b_i \equiv b(M_i)$ ，モデル  $M_i$  か  $M_j$  かどちらか判別できない認識情報を  $b_{ij} \equiv b(M_i, M_j)$ ， $M_i, M_j, M_k$  のいずれとも判別できない認識情報を  $b_{ijk} \equiv b(M_i, M_j, M_k)$  とする．このように表した  $b_i, b_{ij}, b_{ijk}$  を基本確率と呼び， $b_i$  に対する  $\{M_i\}$ ， $b_{ij}$  に対する  $\{M_i, M_j\}$ ， $b_{ijk}$  に対する  $\{M_i, M_j, M_k\}$  を基本確率に対する焦点要素と呼ぶ．基本確率は認識対象物体がその焦点要素であるすべてのモデルのうちのどれかである確率を表す<sup>(11)</sup>．

上述の3つのモデルの例では，図3より類似度  $s_1$  は基本確率を用いて式(5)で表すことができる．また，同様にしてすべての類似度と基本確率の関係を表すことができる．

$$s_1 = b_1 + b_{12} + b_{13} + b_{123} \dots (5)$$

$$s_2 = b_2 + b_{12} + b_{23} + b_{123} \dots (6)$$

$$s_3 = b_3 + b_{13} + b_{23} + b_{123} \dots (7)$$

$$s_{12} = b_{12} + b_{123} \dots (8)$$

$$s_{23} = b_{23} + b_{123} \dots (9)$$

$$s_{13} = b_{13} + b_{123} \dots (10)$$

$$s_{123} = b_{123} \dots (11)$$

一般的には，モデル数を  $m$  とするとき，類似度  $s_m$  および基本確率  $b_m$  は，それぞれ式(12)，(13)のように表わすことにする．

$$s_m = [s_1 \dots s_m \quad s_{12} \dots s_{m-1 \ m} \dots s_{12\dots m}]^T \dots (12)$$

$$b_m = [b_1 \dots b_m \quad b_{12} \dots b_{m-1 \ m} \dots b_{12\dots m}]^T \dots (13)$$

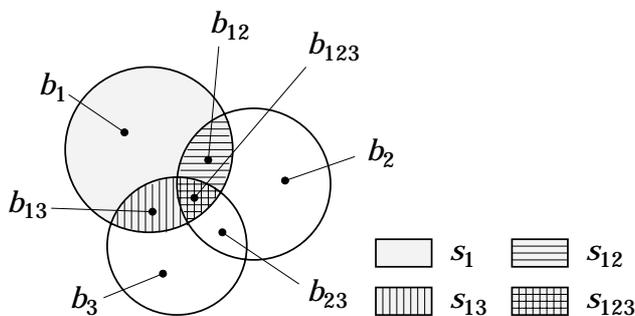


図3 基本確率

Fig. 3. Basic probability assignment.

ここで，行列  $R_m$  を，その要素  $R_{ij}$  が  $s_m$  の  $i$  番目の要素  $s_{i_1 i_2 \dots i_p}$  と  $b_m$  の  $j$  番目の要素  $b_{j_1 j_2 \dots j_q}$  において， $\{i_1, i_2, \dots, i_p\}$  の要素すべてが  $\{j_1, j_2, \dots, j_q\}$  に含まれていれば  $R_{ij}=1$ ，その他の場合は0となるように定義すると，基本確率は式(14)から求めることができる<sup>(10)</sup>．

$$b_m = \frac{1}{T_m} (R_m^{-1} s_m) \dots (14)$$

なお， $T_m$  は正規化定数である．

次に，式(12)で表される類似度を求める方法について考える．類似度は入力画像と各モデルエッジポテンシャル画像の重なり度合をもとに計算する．まず，入力-モデル  $M_i$  間の類似度  $s_i$  を次式により定義する．

$$s_i = \sum [P_I(X) \cdot P_{M_i}(X)] / T_P \dots (15)$$

$$T_P \equiv \sum [P_I(X)^2] \dots (16)$$

式(15)，(16)および以下の式(17)，(18)において，総和記号  $\sum$  は入力エッジ画像上のエッジ点に関してのみ評価した総和を表している．この定義において，類似度  $s_i$  は，両画像間の相互相関値を求めているものであり，その最大値は1.0になるように正規化している．次に，式(17)を用いて，入力画像と「モデル  $M_i$  画像とモデル  $M_j$  画像」に共通に現れる特徴画像との類似度  $s_{ij} (i \neq j)$  を定義する．

$$s_{ij} = \sum [\{s_i \cdot P_I(X)\} \cdot P_{M_j}(X)] / T_P \dots (17)$$

ここで， $\{s_i \cdot P_I(X)\}$  は，入力エッジポテンシャル画像からモデル  $M_i$  に関する特徴を抽出した画像成分であり，類似度  $s_{ij}$  は，この画像成分とモデル  $M_j$  との類似度を定義したものである．また，入力画像と3つのモデル  $M_i, M_j, M_k$  に対するモデル画像との間の類似度  $s_{ijk}$  を次式によって定義する．

$$s_{ijk} = \sum [\{s_{ij} \cdot P_I(X)\} \cdot P_{M_k}(X)] / T_P \dots (18)$$

同様にして，算出されるすべての類似度  $[s_1 \ s_2 \ \dots \ s_{12\dots m}]^T$  を用いて，式(14)からすべての基本確率  $[b_1 \ b_2 \ \dots \ b_{12\dots m}]^T$  を求めることができる．

基本確率は，事象の集合に対して確率を割り当てているため，このままの形で最終的な認識を行なうのは困難である．そこで，基本確率から妥当な認識結果を決定するために，基本確率のうち複数の事象に確率を割り当てている部分を均等に分配する次式を用いて最終的な認識確率を求める．対象物体がモデル  $M_i$  である認識確率を  $R_{M_i}$  とし，

$$R_{M_i} = \sum_{M_k \in \mathcal{M}_k} \frac{b(M_k)}{|\mathcal{M}_k|} \dots (19)$$

で定義する<sup>(12)</sup>． $\mathcal{M}_k$  はモデルの集合を表し， $b(M_k)$  は焦点要素を  $\mathcal{M}_k$  としたときの基本確率，また  $|\mathcal{M}_k|$  はモデル集

合の焦点要素数を表す。次に  $m$  個のすべてのモデルに対して認識確率を求め、昇順にソートし  $M_{t_1}, M_{t_2}, \dots, M_{t_m}$  の結果を得たとする (ただし  $R_{M_{t_1}} \geq R_{M_{t_2}} \geq \dots \geq R_{M_{t_m}}$ )。ここで、最も類似したモデル  $M_{t_1}$  と次に類似したモデル  $M_{t_2}$  の認識確率の差  $R_{M_{t_1}} - R_{M_{t_2}}$  が大きいほど、信頼性の高い認識が行なえていると考え、この差がしきい値  $\eta$  を越えたときに認識を終了する。

$$R_{M_{t_1}} - R_{M_{t_2}} > \eta \dots\dots\dots (20)$$

4. カメラの移動制御

4.1 認識曖昧度 前章で述べたように基本確率は認識対象物体が焦点要素に含まれているモデルのうちのいずれかである確率を表す。したがって、対象物体に対しての認識結果がモデル  $M_{t_1}$  であるが、他の物体とも類似しており2位以下のモデル  $\{M_{t_2} \dots M_{t_m}\}$  ではないと断定的に認識・識別できない場合は、焦点要素に要素  $M_{t_1}$  を含み、焦点要素数が2以上の基本確率が大きくなる。反対に容易に特定のモデル物体であると認識できる状態に近づくと、これらの基本確率は小さくなると考えられる。そこで、本研究では認識の曖昧性を表す認識曖昧度  $A$  を基本確率の和によって次式で定義する。

$$A = \sum_{(|M_k| \geq 2) \wedge (M_{t_1} \in M_k)} b(M_k) \dots\dots\dots (21)$$

認識曖昧度  $A$  は、一位の認識候補  $M_{t_1}$  を焦点要素に含み、焦点要素数が2以上の基本確率の和で与えられるとしている。対象物体の識別が困難になるほど認識曖昧度  $A$  は増加し、認識が容易になるほど  $A$  は減少することになる。したがって、本研究では認識曖昧度  $A$  が減少するように、カメラの視点を変えていくことで、より信頼性の高い認識を行なうことができると考える。

認識曖昧度  $A$  は、基本確率の和として定義している。基本確率は、カメラの位置・姿勢パラメータ  $x_c$  を決定することで一意に決まるため、認識曖昧度は  $x_c$  の関数と考えることができる。

また、対象物体への注視行動によってカメラの姿勢は常に物体の中心を見るように拘束すると、カメラの位置を決定することで姿勢を一意に定めることができる。そこで認識曖昧度  $A$  はカメラの位置パラメータの関数と考えることができ、

$$A \equiv A(x_{cp}) \dots\dots\dots (22)$$

と表現することができる。ただし  $x_{cp}$  は、カメラの位置パラメータを表し、

$$x_{cp} = [x_c \ y_c \ z_c]^T \dots\dots\dots (23)$$

である。

4.2 行動計画 認識曖昧度  $A(x_{cp})$  が減少するようにカメラの視点を移動する。カメラ位置が  $x_{cp}$  にあるとき、新たな視点へのカメラの移動方向  $d = [d_x, d_y, d_z]^T$  を次式によって求める。

$$d = -\varepsilon \frac{\partial A(x_{cp})}{\partial x_{cp}} \dots\dots\dots (24)$$

ここで  $\varepsilon$  は、カメラの移動距離を決める定数である。この方法は、最急降下法により認識曖昧度  $A(x_{cp})$  を最小化するものであり、実際の計算では、認識結果から疑似的に生成した入力画像を用いて、差分近似を行なっている。

現在のカメラの位置パラメータを  $x_{cp}^{(k)}$  とすると、新たなカメラ位置  $x_{cp}^{(k+1)}$  は、式(24)を用いて次式により求めることができる。

$$x_{cp}^{(k+1)} = x_{cp}^{(k)} + d \dots\dots\dots (25)$$

また、カメラの姿勢については、対象物体の中心を注視するように定める。式(25)に基づき、認識曖昧度の減少する方向へカメラを移動して再び認識を行なう。この処理を繰り返すことによって、対象物体をより認識しやすい視点にカメラを移動し、信頼性の高い物体認識を行なう。

5. 認識実験

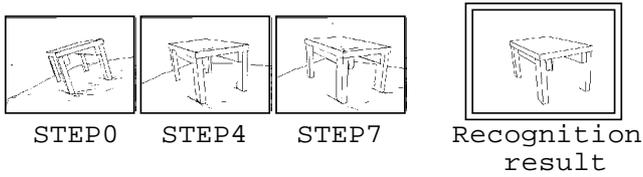
本手法の有効性を確認するために、CCDカメラを取り付けたロボットアームを用いて、実環境での実験を行なっ



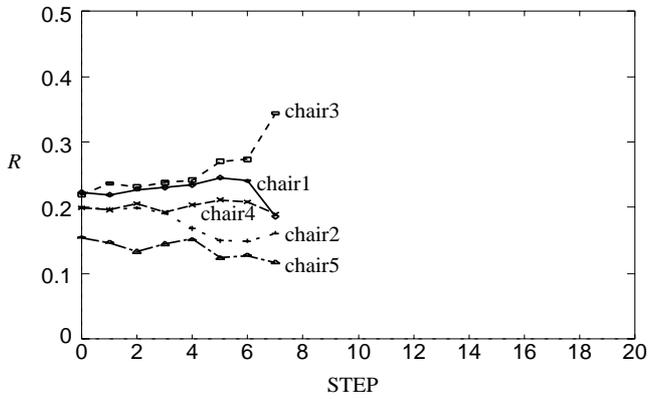
図4 ロボットアームによる実環境実験  
Fig. 4. Experimental scene using a robot arm.



図5 モデル物体  
Fig. 5. Model objects.



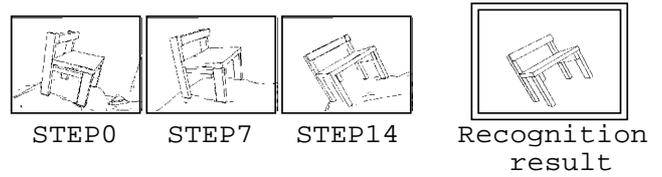
(a)Change of input image at each step.



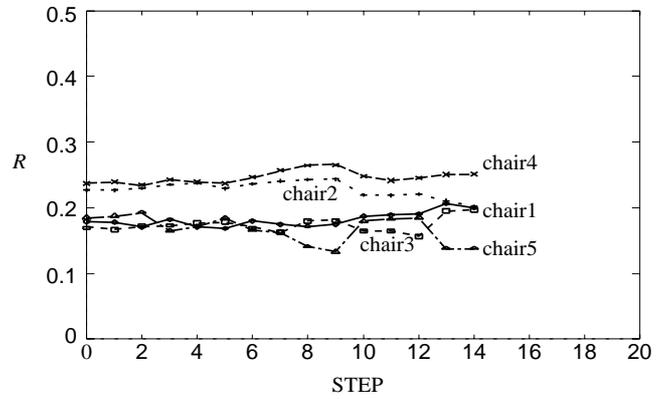
(b)Change of evaluation value  $R$  at each step.

図 6 実験結果 -chair3-

Fig. 6. Experimental result -chair3-



(a)Change of input image at each step.



(b)Change of evaluation value  $R$  at each step.

図 7 実験結果 -chair4-

Fig. 7. Experimental result -chair4-

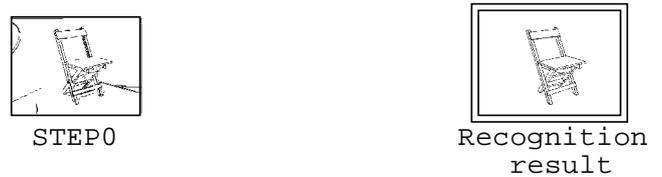
た(図 4)．本実験では認識対象物体として，図 5 に示す 5 種類の椅子を用いた．chair1～chair4 は，形状が比較的類似しており chair1 と chair3，および chair2 と chair4 は，それぞれ互いに座面の幅のみ異なる．

本実験では， $640 \times 480$  画素で構成される入力画像を用い，入力画像中には認識対象物体が 1 つしか存在しないと仮定している．また，使用するカメラの焦点距離は既知であるとする．諸定数の値は，それぞれ  $\eta = 0.05$  (式 (20))， $\sigma = 1.2$  (式 (3))  $\varepsilon = 35000$  (式 (24)) とする．すべての実験において認識処理の最大反復 STEP 数を 20 と定め，STEP20 までに式 (20) による収束条件を満たした場合は，その時の STEP 数を最終 STEP とし，収束しなかった場合は STEP20 を最終 STEP とする．

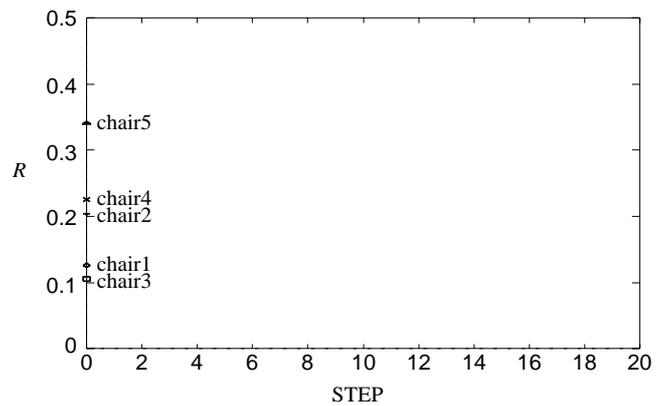
これらの条件のもとで，人の目から見て認識困難な視点を中心に 25 種類の実験を行なった．実験結果の例を図 6，図 7，図 8 に示す．それぞれ，(a) には各ステップにおける入力画像および最終ステップでの認識結果を示し，また (b) には認識確率  $R$  の変化を示す．

図 6，図 7 は本手法が有効に働き，アクティブビジョンによって信頼性の高い認識を行なうことができた例である．認識曖昧度が減少する方向に視点を移動させることで，認識確率が向上している．図 6 では，初期ステップにおいては誤認識をおこしているが，カメラを移動することによって最終的には正しい認識結果を得ることができている．

信頼性の高い認識を行なうことのできる入力画像には 1 位のモデル物体にのみ存在する特徴を十分多く含んでおり，



(a)Change of input image at each step.



(b)Change of evaluation value  $R$  at each step.

図 8 実験結果 -chair5-

Fig. 8. Experimental result -chair5-

本手法を適用することによって認識の曖昧さを減少させ，より信頼性の高い認識を行なうことができるようになった．

また，図 8 は視点の移動を行なう必要のない場合の認識結果の例である．chair5 は他のモデルと形状が大きく異なる

るため視点の移動を行わなくても、信頼性の高い認識結果を得ることができると考えられる。

今回行った 25 種類の実験のうち 15 例は認識曖昧度を減少させる方向にカメラを移動させることで、認識の信頼性が向上し、STEP20 以内で収束条件を満たした。一方 3 例は認識を正しく行なうことはできたが、信頼性の顕著な向上は見られず、STEP20 以内で収束条件を満たさなかった。これは、背景などの影響で単純に認識曖昧度が減少せず、値が振動したためと思われる。また、STEP0 で収束条件を満たしたものが 7 例あった。いずれの実験においても、正しい認識結果を得ることができている。

## 6. 考 察

認識曖昧度を基準としたアクティブビジョンに基づく本認識手法について検討する。

- (1) 異なった物体でも同一アスペクト図(同一透視図)が現れている状態を認識曖昧度と呼ぶ数値で表し、認識曖昧度を基本確率で求める方法を明らかにした。また認識曖昧度は見え方の同一性を有効に反映していることを実験により確かめた。
- (2) 認識曖昧度を減少させる方向に視点を動かすことによって、より信頼性の高い認識・識別を行なうことが可能である。つまり本手法を用いることによって、物体の識別および物体の位置・姿勢を求めることができる。この事実は生産現場におけるベルトコンベア上にある工業部品などの識別、さらにはその物体の位置・姿勢推定値を用いて、ロボットアームで選別するなどの問題に応用できると考えられる。
- (3) 認識対象物体として 5 つの椅子をモデルとした。これらは構造は同一であるが幅だけが異なるものや、一つのモデルの中に他のモデルが部分構造になっているものなど、モデルの中で認識曖昧度が大きくなる対象を選んだ。また、モデル物体数を増加させ形状が異なる物体の数が増えても本手法は有効に動作すると考えられる。一方、類似した形状のモデル物体数が増加したときには、人間でも識別が困難である。本実験はこの種の問題の基本的な実験であると考えられる。
- (4) モデルベース物体認識は、対象とする物体の形状があらかじめ与えられていることが前提であり、その意味では一般性が乏しい。しかし、実験例に示したような部品識別や工場内の物品をロボットで移動させるなどの場合には有効である。特に本手法は認識・識別だけでなく、同時に物体の位置・姿勢を求めることも考慮すると上述の状況に有効であると考えられる。

- (5) 認識曖昧度を減少させるときに、解析的な手法を用いているため、局所最適解に陥る可能性がある。この解決法の一つとして入力画像の解像度をボケフィルタで低下させた状態でまず最適値を求め、次に少し解像度を上げて最適値を求める方法が考えられる。このように解像度を順次上げることで多くの場合、局所最適解を避けられることが確かめられている<sup>(9)</sup>。それでも不可能なときにはランダムに視点を変化させることにより対応することになる。
- (6) 能動的な手法であるため処理速度の高速性が要求される。現在、ワークステーション(SUN Sparc Station 2 Mem 32Mb)を用いて実験した状態では 20 ステップまで移動するのに数十秒程度の時間を要する。本手法では基本確率をすべてのモデル物体を対象として求めているが、類似度が上位のものに限るなどアルゴリズムの改善、さらにはハードウェア機能の向上を考えれば実時間応答は可能であると考えられる。

## 7. む す び

本論文では、カメラを能動的に制御するアクティブビジョンに基づくモデルベース物体認識手法を提案した。能動的に移動可能なカメラを用いた認識システムを想定し、新たに定義した認識曖昧度を減少させる基準をもとに、物体認識、行動計画、カメラの移動、物体認識の処理を反復して行ない、より認識に適した位置にカメラを移動することで、物体の位置や姿勢の状態に依存しない信頼性の高い物体認識を行なうシステムを構築する手法を明らかにした。

ロボットアームを用いて実環境下において実験を行ない、本認識手法の有効性を確認した。今後残された問題としては、各種の固定しているパラメータを動的に変化させる手法などがあげられる。

謝辞 本研究の実験装置の一部の作成に関して、本学工学部生産技術センター北浦堅一講師他職員一同にご協力戴きました。お礼申し上げます。なお、本研究は大阪ガスグループ福祉財団の助成によるものです。

(平成 9 年 2 月 3 日受付, 平成 9 年 8 月 8 日再受付)

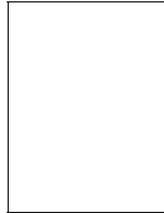
## 文 献

- (1) 石黒義徳: “アクティブビジョン-歴史と展望-”, 人工知能学会誌, vol.10, no.4, pp.493-499, 1995.
- (2) J. Aloimonos, I. Weiss, and A. Bandyopadhyay: “Active vision”, Int. J. Comput. Vision, vol.1, no.4, pp.333-356, 1988.
- (3) Wolfgang M. Theimer, Hanspeter A. Mallot: “Phase-Based Binocular Vergence Control and Depth Reconstruction Using Active Vision” Comput. Vision Graph. Image Proc.: Image Understanding, vol.60, no.3, pp.343-358, Nov. 1994.
- (4) E. Grosso, M. Tistarelli: “Active/Dynamic Stereo Vision”,

IEEE Trans. Pattern Anal. & Machine Intell., vol.17, no.11, pp.1117-1128, 1995.

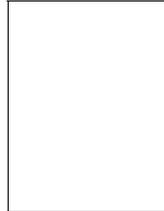
- (5) 西川敦, 小川晋平, 丸典明, 宮崎文夫: “アクティブなステレオ視からの隠れ情報に基づく面構造の復元”, 信学論 (D-II), vol.J79-D-II, no.2, pp.153-164, 1996.
- (6) 菅井賢, 堀洋一, 小笠原司, 築根秀男: “ロボットマニピュレータを用いた構造的トラッキングによる能動視覚システム”, 日本ロボット学会誌, vol.13, no.3, pp.411-419, 1995.
- (7) 宮脇一路, 李仕剛, 石黒浩, 辻三郎: “移動ロボットの能動的視覚によるカメラ運動の制御と物体/環境認識への応用”, 情処学論, vol.34, no.10, pp.2202-2211, 1993.
- (8) 橋本礼児, 服部数幸, 佐藤幸男: “多面体認識のための能動的視方向選択アルゴリズム”, 情処学論, vol.34, no.10, pp.2193-2201, 1993.
- (9) 山根定章, 泉正夫, 福永邦雄: “モデルベースに基づく物体の位置・姿勢推定”, 信学論 (D-II), vol.J79-D-II, no.2, pp.165-173, 1996.
- (10) 山根定章, 青木啓志, 泉正夫, 福永邦雄: “基本確率割当てに基づくモデルベース物体認識”, 信学論 (D-II), vol.J77-D-II, no.11, pp.2247-2254, 1994.
- (11) 石塚満: “Dempster-Shafer の確率理論”, 信学論, vol.66, no.8, pp.900-903, 1983.
- (12) 松山隆司, 栗田充隆: “Dempster-Shafer の確率モデルに基づくパターン分類”, MIRU '92, pp.1-9-1-16, 1992.

泉 正 夫 (非会員) (非会員) 昭 58 阪府大・工・電気卒・昭



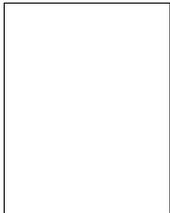
60 同大学院博士前期課程了。同年シャープ(株)入社。平 2 より阪府大・工・電気助手。現在同情報助教授。画像認識・理解に関する研究に従事。電子情報通信学会, 情報処理学会, システム制御情報学会, IEEE 各会員。工博。

福 永 邦 雄 (正員) 昭 42 阪府大・工・電気卒。昭 44 同大



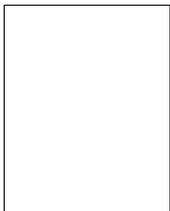
大学院修士課程了。同年同大・工・電気助手。現在同大・工・情報教授。統合化認識システム, グラフ理論とその応用などの研究に従事。情報処理学会, 人工知能学会, システム制御情報学会, IEEE 各会員。工博。

西 川 昇 (非会員) 平 8 阪府大・工・電子卒。現在同大



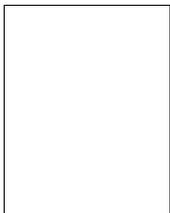
大学院博士前期課程在学中。コンピュータビジョンに関する研究に従事。

大 西 正 輝 (非会員) 平 9 阪府大・工・情報卒。現在同大



大学院博士前期課程在学中。ロボットビジョンに関する研究に従事。電子情報通信学会, 日本ロボット学会各学生会員。

松 本 拓 矢 (非会員) 平 6 阪府大・工・電気卒。平 8 同大



大学院博士前期課程了。現在(株)日立製作所勤務。在学中, コンピュータビジョンに関する研究に従事。