

複数視点からのコニックを基準にした不変量を用いた物体認識

高 永 治[†] 久 野 義 徳[†]
三 浦 純[†] 白 井 良 明[†]

本論文では weak perspective を仮定して、2 枚の画像からコニックを基準にして不変量を求める手法を提案する。画像中のコニックを 3 次元空間上の円が投影されたものと仮定することにより、コニックのみを基準にして 1 点に対し二つの不変量が求まる。またコニックと 1 点を基準にすることにより、他の点に対し三つの不変量が求まる。従来のコーナ等の特徴点を基準とする方法では、物体認識の際、誤った候補も多数選出する可能性が大きくなるのが問題となる。ここで提案する不変量ではこの問題に対処でき、効率的な物体認識が可能となる。ここでは不変量の計算方法と、それを利用した物体認識の方法について述べる。

Object Recognition Using Conic-Based Invariants from Multiple Views

OSAMU TAKAE,[†] YOSHINORI KUNO,[†] JUN MIURA[†]
and YOSHIAKI SHIRAI[†]

Geometric invariants from multiple views provide useful information for 3D object recognition. This paper presents two methods of calculating conic-based invariants to improve efficiency in recognition. When we can find a corresponding pair of conics that are derived from a circle in 3D, we can get two invariants for a point. If we obtain a corresponding point pair in addition to the conic pair, we can get three invariants for another point. We present an object recognition method using these invariants. Experimental results confirm the usefulness of the method.

1. ま え が き

3 次元物体は見る方向により画面上で見え方が変化する。もし物体の見かけの変化に対し変化しないものがあれば、物体認識に有効な情報となる。

3 次元空間上の平面を透視投影して画像を得ることは、もとの平面に対しては射影変換になる。射影変換に対しては cross ratio 等の不変量が知られている。そこで平面上の対象物や対象物上のある平面に対して、このような不変量を物体モデルとして物体認識を行う方法が提案されている¹⁾。

平面上等の拘束が不要な 3 次元の不変量があれば、さらに物体認識に有効な情報となる。これには空間の点の組に対する不変量などが考えられる。しかし 1 枚の画像については、このような不変量は存在しないことが証明されている²⁾。

そこで複数の画像を用いて不変量を求めることが考

えられている。weak perspective を仮定すると、2 枚もしくはそれ以上の画像を用いて 3 次元の不変量を求めることができる^{3),4)}。複数の画像で対応が求まった 5 点に対しては、三つの不変量が存在する。これは 4 点を基準にして残りの 1 点の相対的な位置を表したとき、その点の座標値が不変量になっていると考えることができる。

Vinther と Cipolla⁵⁾はこれを利用した物体認識を提案している。このとき物体は点の集合として表され、それぞれの点は他の 4 点を基準にしたときの不変量で表される。基準となる 4 点には多くの組合せが考えられるが、認識を行う際に、どの点を基準にとって不変量を計算すればよいのか決め難い。そこですべての組合せについての不変量を計算し、物体名と基準点の取り方を一つの要素として不変量のハッシングテーブルを作成しておく。認識の際、適当な 4 点を基準にして不変量を計算し、それをハッシングテーブル上で投票することにより、対象としている物体名と基準点の取り方を求めている。これは Lamdan ら⁶⁾が 1 枚の画像について行った geometric hashing の複数視点不変量

[†] 大阪大学
Osaka University

への拡張と考えられる。

この方法ではハッシングテーブルが大きくなるのも問題ではあるが, Grimson ら⁷⁾の指摘したように, 誤った候補も多数選出する可能性が大きくなるのが問題となる。基準点の組合せの数が大きくなると, それに対して計算される多数の不変量の間に類似のものが多くなる。特に実際の画像から認識を行う場合は不変量の計算誤差を見込まなければいけないので, それを考慮すると, 類似の不変量を持つ場合が増大し, 投票により対象物候補が多数選出されてしまうため, 認識の能率に支障をきたす。

この問題を解決し, 効率的な物体認識を実現するために, ここでは点の組合せでなく, より複雑な特徴の利用を提案する。複雑な特徴を不変量を求める基準とすることにより, 基準となる組合せを少なくすることができる。

このような物体の特徴量として, コニック⁸⁾があげられる。本研究では weak perspective の仮定のもと, このコニックを基準にして不変量を求める手法を提案する。画面上のコニックを空間上の円が投影されたものと仮定すると, そのコニックのみを基準にして, 1 点に対する不変量が二つ求まる。またコニックと 1 点を基準にして, 他の点に対する三つの不変量が求まる。

ここでは以上の不変量の求め方と実際に不変量を求めた結果, また物体認識への利用法について述べる。

2. 複数視点からの 3 次元アフィン不変量

weak perspective を仮定すると, 2 枚以上の画像から 3 次元の不変量を求めることができる。図 1 のように点 $X_i, i = 0, \dots, 4$ が与えられたとき三つの不変量が求められる³⁾。コニックを基準にした不変量について述べる前に, 複数視点からの 3 次元アフィン不変量について簡単に述べておく。

X_4 は $E_i = X_i - X_0, i = 1, 2, 3$ を基準にして次のように X_0 と E_i の組合せで表される。

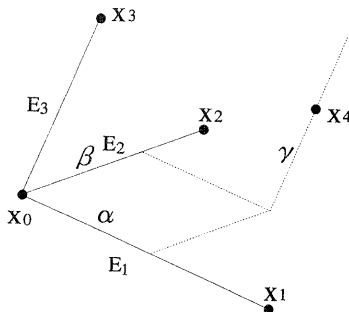


図 1 4 点による基準
Fig. 1 Affine basis.

$$X_4 = X_0 + \alpha E_1 + \beta E_2 + \gamma E_3 \quad (1)$$

3 次元上の点 X_4 の, 画像上の点 u_4 への weak perspective による投影は式 (2) で表すことができる。

$$u_4 = u_0 + \alpha e_1 + \beta e_2 + \gamma e_3 \quad (2)$$

ここで u_0 は X_0 の, e_1, e_2, e_3 は基準ベクトル E_1, E_2, E_3 の画面上での位置を表す。

(α, β, γ) の値は投影された画面上でも保存されるため, これらの値はカメラの視点によらない不変量であるといえる。

式 (2) は次のように表される。

$$\begin{bmatrix} u_4 - u_0 \\ v_4 - v_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} e_{1u} & e_{2u} & e_{3u} \\ e_{1v} & e_{2v} & e_{3v} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \\ \gamma \end{bmatrix} \quad (3)$$

ここで (u, v) はベクトルの x, y 成分を表す。

式 (3) は三つの未知数を持つ二つの連立方程式であり解くことができない。そのため 1 枚の画像からでは不変量 (α, β, γ) の値は求めることができない。しかし, 画面間で点の対応が求まっている 2 枚以上の画像があれば同様の方程式が得られ, 三つの不変量を求めることができる。

3. コニックを基準にした不変量

人工物の多くは円形部分をその一部に持っている。円形部分は画像上では楕円, 一般にはコニックに投影される。よってコニックは点, 直線に次いで重要な画像特徴といえることができる。このコニックを基準にして不変量を求めることを考える。

3.1 コニックを基準にした不変量

画像上のコニックを空間上の円が投影されたものと仮定したとき, 2 枚の画像からコニックのみを基準にして, 1 点に対する二つの不変量を求めることができる。

3 次元空間上に円を考え, この円を不変量を求める基準にすることを考える。円の中心点を X_0 とする。第一画面上で, 円が投影されたコニックの長, 短軸の端点の 3 次元上での点を X_1, X_2 とする。また, X_0 を通る円を含む平面に垂直な直線上に, X_0 との距離が円の半径に等しい点 X_3 をとる。このとき, 図 2 のような基準座標を考えることができる。

この基準座標を用いて, 空間上の点 X_4 は次のように (r, θ, z) によって表される。

$$X_4 = X_0 + r \cos \theta E_1 + r \sin \theta E_2 + z E_3 \quad (4)$$

ここで $E_i = X_i - X_0$ である。

X_4 の, 画像上の点 u_4 への weak perspective による投影は式 (2) 同様, 次のように表すことができる。

$$\begin{bmatrix} u_4 - u_0 \\ v_4 - v_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} e_{1u} & e_{2u} & e_{3u} \\ e_{1v} & e_{2v} & e_{3v} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r \cos \theta \\ r \sin \theta \\ z \end{bmatrix} \quad (5)$$

u_0, u_4 は X_0, X_4 の画面上の点を表し、 e_1, e_2, e_3 は E_1, E_2, E_3 の画面上のベクトルを表す。 u_0 はコニックの中心と一致する。 e_3 はコニックの中心から短軸に沿って伸びる、長さ $\sqrt{(|e_1|^2 - |e_2|^2)}$ のベクトルとなる。

また第2画面上で、円が投影されたコニックの長、短軸の端点の3次元上の点を X'_1, X'_2 とし、点 X_4 を (r, z, θ') を用いて次のように表す。

$$X_4 = X_0 + r \cos \theta' E'_1 + r \sin \theta' E'_2 + z E_3 \quad (6)$$

ここで $E'_1 = X'_1 - X_0, E'_2 = X'_2 - X_0$ である。

これはまた、下のように書くことができる。

$$\begin{bmatrix} u'_4 - u'_0 \\ v'_4 - v'_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} e'_{1u} & e'_{2u} & e'_{3u} \\ e'_{1v} & e'_{2v} & e'_{3v} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r \cos \theta' \\ r \sin \theta' \\ z \end{bmatrix} \quad (7)$$

式 (5)、式 (7) により (r, z, θ, θ') の値を導くことができる。 θ, θ' は視点により変化するが、 r, z は物体の見かけの形状に依存せず、不変量として用いることができる。

式 (5) は式 (8) の形で表せる。

$$a_1 = br \sin \theta + c_1 z$$

$$a_2 = br \cos \theta + c_2 z \quad (8)$$

$b \neq 0$ のときこの式から θ を消去すると

$$\frac{(a_1 - c_1 z)^2 + (a_2 - c_2 z)^2}{b^2} = r^2 \quad (9)$$

同様に式 (7) は

$$\frac{(a'_1 - c'_1 z)^2 + (a'_2 - c'_2 z)^2}{b'^2} = r^2 \quad (10)$$

と表せる。式 (9)、式 (10) から r を消去すると

$$Az^2 - 2Bz + C = 0 \quad (11)$$

の形で書け、 $A \neq 0$ のとき

$$z = \frac{B \pm \sqrt{B^2 - AC}}{A} \quad (12)$$

$$r = \frac{\sqrt{(a_1 - c_1 z)^2 + (a_2 - c_2 z)^2}}{b} \quad (13)$$

と (r, z) を求めることができる。このように (r, z) の組は2組求まる。このうちの1組が不変量になっている。これは空間の円は画面上では2通りの解釈ができるために生じるもので、どちらの組が正しいかを式の上から判別することはできない。ただしこの不変量を物体認識に用いる際には、解の一つが対象物モデルとして登録されたデータと一致するかを調べる使い方をするので、複数の解が出ることは特に問題とはならない。また通常二つの画面間のカメラの向きの変化はそれほど大きくないと仮定して、画面上で e_3 を同じ向きにとっている。これを逆方向にも取ると、さらに二つの (r, z) の組が求まることになる。

3.2 コニックと1点を基準にした不変量

画面上のコニックを空間上の円が投影されたものと仮定したとき、コニックと1点を基準にして、他の点に対する三つの不変量を求めることができる。

図2の基準座標より、円を含む平面に X_4 からおろした垂線の足を X_5 とする。また、 X_5 を円の中心を中心に90度回転させたものを X_6 とする。前節において、 (r, z, θ, θ') が求まっているとき、 X_5, X_6 はそれぞれ以下のように表される。

$$\begin{aligned} X_5 &= X_0 + r \cos \theta E_1 + r \sin \theta E_2 \\ &= X_0 + r \cos \theta' E'_1 + r \sin \theta' E'_2 \end{aligned} \quad (14)$$

$$\begin{aligned} X_6 &= X_0 - r \sin \theta E_1 + r \cos \theta E_2 \\ &= X_0 - r \sin \theta' E'_1 + r \cos \theta' E'_2 \end{aligned} \quad (15)$$

このとき、図3のように、 X_0, X_4, X_5, X_6 によって構成される新たな基準座標系をとることができる。

この座標系を用いることにより、点 X_7 は式 (1) 同様、以下のように表される。

$$X_7 = X_0 + \alpha E_4 + \beta E_5 + \gamma E_6 \quad (16)$$

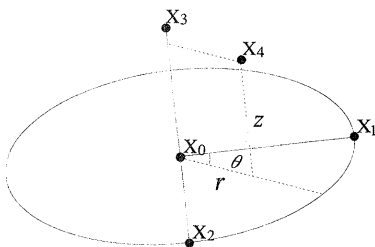


図2 コニックを用いた基準
Fig. 2 Conic basis.

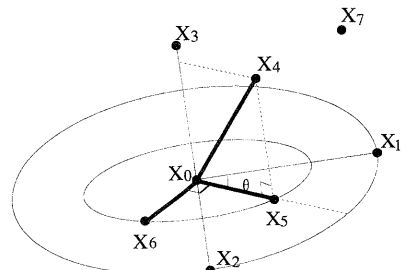


図3 コニックと1点を用いた基準
Fig. 3 Conic and point basis.

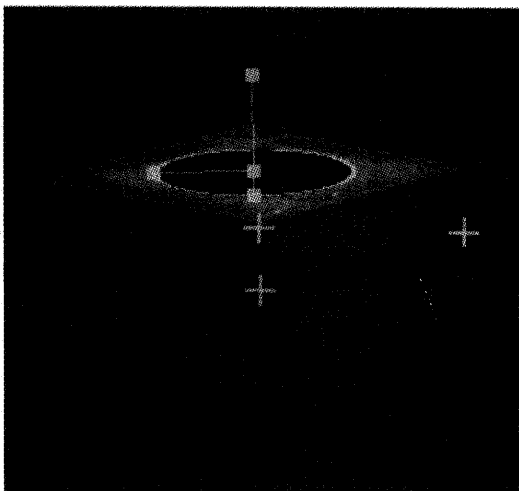


図4 実験画像例

Fig. 4 Test object for invariant calculation.

ここで $E_i = X_i - X_0, i = 4, 5, 6$ である。

この式は画面上で次のように表される。

$$\begin{bmatrix} u_7 - u_0 \\ v_7 - v_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} e_{4u} & e_{5u} & e_{6u} \\ e_{4v} & e_{5v} & e_{6v} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \\ \gamma \end{bmatrix} \quad (17)$$

この式を第1, 第2画面に用いることにより, 点 X_7 の不変量 (α, β, γ) を求めることができる。

3.3 実画像による実験

実際の3次元物体で上の手法を確かめる。weak perspectiveの仮定を実現するため, 30 cm 程度の物体に対しカメラの距離を3 m 程度にした。

図4は円を一部に持った3次元物体の画像(256×240画素, 256階調)の例である。画面上のコニックを円が投影されたものと仮定し, 2枚の画像からコニックを基準にして物体のコーナ1, 2, 3の不変量 (r, z) を求める。2枚の画像でコーナ1, 2, 3のそれぞれの位置は手で与える。コニックについてはエッジ画像の楕円部分を抽出し, くりこみ法⁹⁾によりコニックを当てはめ, 計算に用いている。図中の白い四角は求めた基準座標, 十字はコーナ1, 2, 3を表す。図4のような画像を5枚用意し, そのうちの2枚を選んで不変量を求めた。計算結果を表1に示す。ここで (r, z) は2組求まるが正しい方のみを表示している。

また, コニックと1点を基準にして他の点の不変量 (α, β, γ) を求める。ここではコニックとコーナ1を基準にして, コーナ2, 3の不変量を求めた。計算結果を表2に示す。

表1, 2において画像の組合せによらず, 不変量が

表1 円と仮定したコニックを基準にした不変量 (r, z) Table 1 Invariants (r, z) based on a conic.

	コーナ1	コーナ2
真の値	(2.00, -0.75)	(2.00, 0.00)
画像1, 2	(1.93, -0.75)	(1.87, -0.12)
画像1, 3	(2.08, -0.73)	(1.99, -0.09)
画像1, 4	(2.00, -0.74)	(2.02, -0.09)
画像1, 5	(2.11, -0.72)	(2.08, -0.08)

表2 コニックと1点を基準にした不変量 (α, β, γ) Table 2 Invariants (α, β, γ) based on a conic and a point.

	コーナ2	コーナ3
画像1, 2	(0.93, 0.00, 0.13)	(-1.01, 1.04, 0.91)
画像1, 3	(0.89, 0.00, 0.11)	(-1.03, 1.02, 0.93)
画像1, 4	(0.85, 0.00, 0.13)	(-1.00, 1.11, 0.91)
画像1, 5	(0.88, 0.01, 0.09)	(-0.98, 1.05, 0.94)

求まっていることが分かる。

4. 不変量を用いた3次元物体の認識

提案した不変量を用いた物体認識法について述べる。

前提として, 異なる方向からの2枚の物体の画像が与えられたとき, それから物体を認識することを考える。カメラパラメータなどはわからず, 画像間には拘束がないものとする。

物体認識はモデルの推定と検証の二つの段階よりなる。始めにコニックのみを基準にした不変量を用いてモデルの推定を行い, それからコニックと1点を基準にした不変量を用いて候補モデルの検証を行う。

モデルの推定の段階では, 1組の画像のコニックと特徴点を組合せて不変量 (r, z) を求め, 同一の不変量を持つモデルをモデルベース中から探索して対象物の候補とする。画面間でコニックは画像上に多数検出されることはあまりなく, 2枚の画像間の対応も付けやすい。そこでははじめはコニックだけを基準にして特徴点の不変量を求め, 候補をしばらく込む。

検証の段階では, 候補モデルを求めたコニックと特徴点の組に対し, 今度はそれらを基準にして候補となったモデルを画像上に逆投影し検証を行う。二つの不変量の場合は3次元空間上で円上に曖昧さが残るが, 三つの不変量を用いることによりその曖昧さをなくし検証の精度を向上することができる。

4.1 モデル登録

物体を認識する前段階として, モデルベースに対象物体の不変量を登録する。

モデル登録は物体の3Dモデルは用いず, 物体の画像の組から不変量を求めることによって行う。それぞれの画像からコニックを取り出し, 特徴点の位置と画

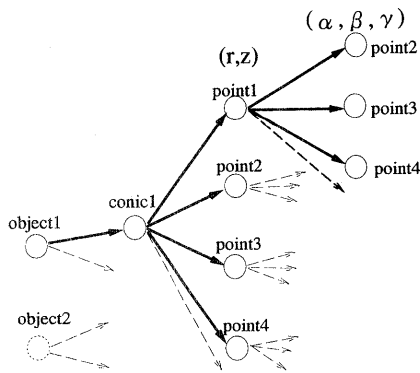


図5 モデルベース
Fig. 5 Model base.

像間の対応を指定することによって不変量を計算し、モデルベースに自動で登録する。

モデルベースには各物体について、コニックを基準としたそれぞれの特徴点の不変量 (r, z) 、またそれぞれの特徴点に対しコニックとその特徴点を基準とした他の点の不変量 (α, β, γ) が登録される (図5)。

通常一組の画像からでは物体に見えない部分が存在するため、モデルを完全に登録することはできない。また求めた不変量には誤差が含まれる。そのため数組の画像から不変量を求め、それらを平均することによってより正確にモデルを登録する。

4.2 特徴量検出

原画像にラプラシアン・ガウシアンオペレータを用いて抽出したエッジ画像からコニック、特徴点を検出する。物体の特徴点としてはコーナを想定し、物体の直線部分の交点を検出する。

エッジ画像を曲率の大きい部分で切り離し、セグメントに分割する。それぞれのセグメントについてコニックを当てはめ、パラメータの似ているコニックを併合してゆく。そのなかでセグメント全体に良く当てはまるものを信頼性の高いコニックとして検出する。また曲率が小さく、一定以上の長さのセグメントを線分セグメントとする。このセグメント、またはその延長部分の交点を物体の特徴点として抽出する。

4.3 コニック、特徴点の対応付け

画面間で検出されたコニック、特徴点の対応付けを行う。

一般にコニックが画像中から検出される数は少ないため、画面間での組合せの数もあまりない。そこでコニックに関しては画面間のすべての組合せを考える。

特徴点については第1画面上で特徴点を選択し、第2画面上のすべての特徴点との組合せを考える。特徴点の選択には、コーナである信頼性が高い点として3

本以上の線分が交差してできる点、その中でもより長い線分から構成される交点を優先的に選ぶ。

4.4 モデルの推定

選択されたコニック、特徴点の組に対するモデルを推定する。

2枚の画像のコニック、特徴点の組に対し、これらが画像間に対応すると仮定して不変量 (r, z) を求める。不変量が求まるとモデルベースから近い不変量を持つモデルを探索する。モデルベース中をすべて探索するのは時間がかかるため、前もって不変量のテーブルを作っておく。このテーブルは (r, z) をインデックスとし、物体番号、基準となるコニック、不変量を求めた点の番号によって次式のように構成される。

$$H(r, z) = (\text{Object}, \text{Basis}, \text{Point}) \quad (18)$$

これにより求めた不変量に対応する候補モデルを即座に探索することができる。

モデルベース中に当てはまるモデルがないときは特徴点の対応が間違っているものとして別のコニック、特徴点の対応付けを行う。

4.5 候補モデルの検証

前節で推定された物体の候補モデルについて検証を行う。

候補モデルを求めたコニックと特徴点の組に対し、今度はそれらを基準にして候補モデルの他の特徴点の画像上での位置を推定する。モデルベースには、コニックとその特徴点を基準とした他の点の不変量 (α, β, γ) が登録されている。この特徴点の画像上での推定位置 (u, v) は式 (17) 同様以下のように表すことができる。

$$\begin{bmatrix} u - u_0 \\ v - v_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} e_{4u} & e_{5u} & e_{6u} \\ e_{4v} & e_{5v} & e_{6v} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \\ \gamma \end{bmatrix} \quad (19)$$

それぞれの推定位置に対し、画像上に特徴点が存在するかどうかを調べ、これらが一定以上の割合で存在するとき、画像上の物体は候補となったモデルとする。

このとき推定位置に特徴点が存在すると判定する際の、位置ずれの許容範囲が問題となる。この許容範囲が小さいと、特徴点の推定位置のずれ等により当てはまる物体が検出されないことがある。逆にこれが大きいと他の物体と誤認識する可能性がある。推定位置の誤差は、一般に推定位置がコニックの中心から遠ざかる程大きくなる。そこでコニックの中心からの距離に比例して位置ずれの許容範囲を大きくすることにする。

5. 実験

9種類の簡単な積木について物体認識の実験を行っ

た。物体の例を図6に示す。また同様に、より複雑な物体の組に対しても実験を行った。物体の例を図7に示す。

あらかじめ物体の不変量をモデルベースに登録しておく。

異なる視点から2枚の画像(256×240画素, 256階調)を入力する。この例を図8に示す。前処理としてコニック特徴点を検出する。処理の結果を図9に示す。原画像からエッジ画像を抽出し(図9(a)), この画像からコニックと線分セグメントを検出し(図9(b)(c)), 線分セグメントの交点として特徴点を抽出する(図9(d))。図9(d)では通常の特徴点は十字形で示して

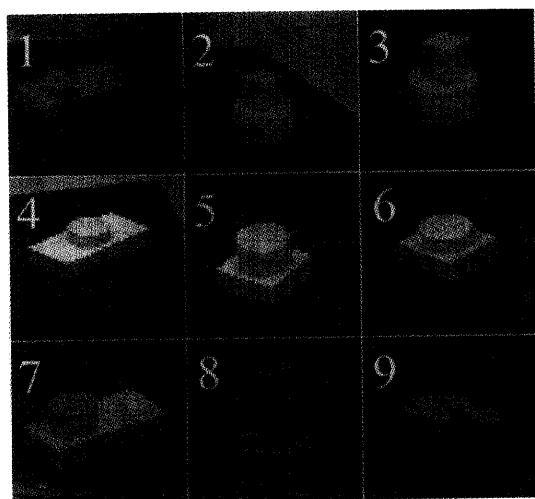


図6 物体例1

Fig. 6 Test object set 1.

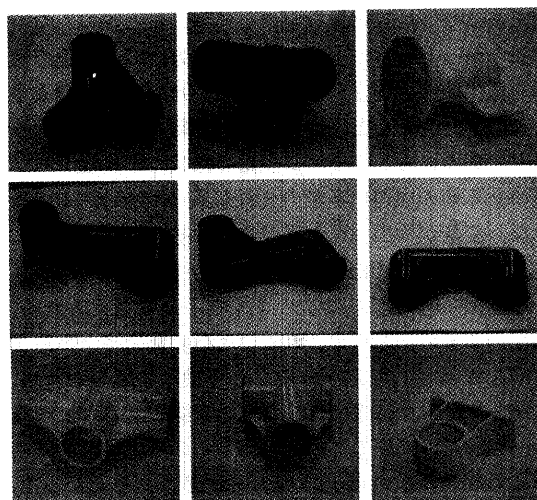


図7 物体例2

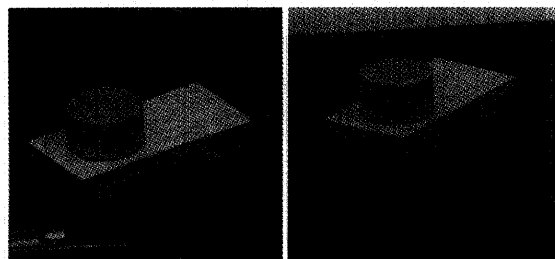
Fig. 7 Test object set 2.

いる。またコーナである可能性が高い点として、3本以上の線分の交点に対しては四角形で表示してある。

第1画面, 第2画面からコニックと特徴点を選択し, コニックを基準にして特徴点の不変量(r, z)を求める。この不変量に対し, 似た不変量を持った点を含むモデルをデータベースから探索する。探索されたモデルに対し画像上の物体がそのモデルかどうかの検証に入る。

選択されたコニック, 特徴点を基準として, モデルベースに登録された不変量(α, β, γ)を用いて候補となったモデルの特徴点の画面上の推定位置を求める。これを図10(a)に示す。基準となった点を十字形で表し, 推定位置を四角形で表している。

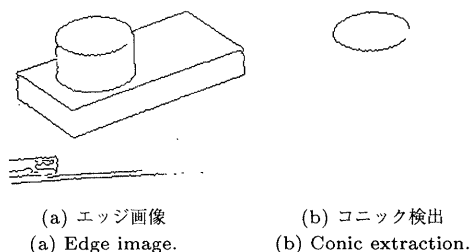
推定されたモデルの点と画面上の特徴点と比較する。



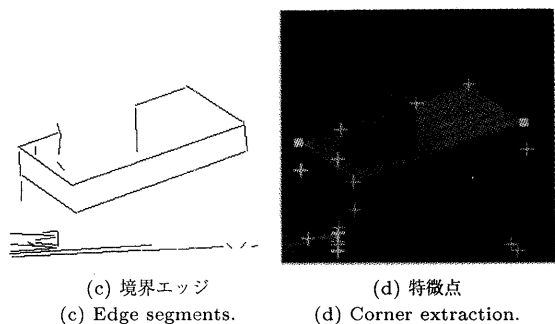
(a) 第1画面 (b) 第2画面
(a) First image. (b) Second image.

図8 原画像

Fig. 8 Multiple views of the object.



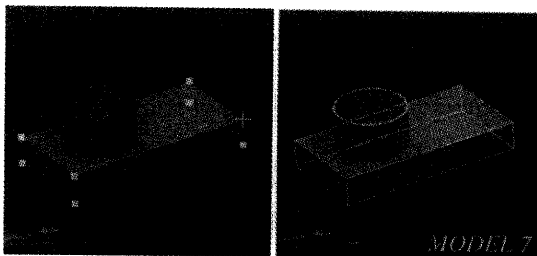
(a) エッジ画像 (b) コニック検出
(a) Edge image. (b) Conic extraction.



(c) 境界エッジ (d) 特徴点
(c) Edge segments. (d) Corner extraction.

図9 特徴量の検出

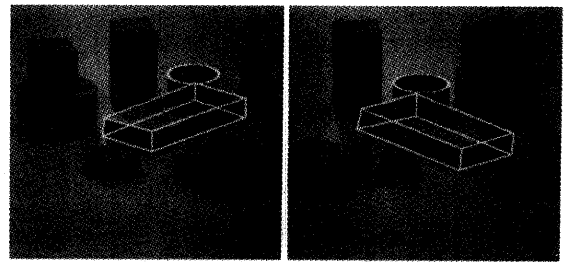
Fig. 9 Feature extraction.



(a) 検証
(a) Verification.
(b) 認識結果
(b) Recognition result.

図 10 検証と実験結果

Fig. 10 Verification and recognition results.



(a) 実験結果 1
(a) Result 1.
(b) 実験結果 2
(b) Result 2.

図 12 1枚のみの画像を用いた物体認識

Fig. 12 Object recognition from a single view.

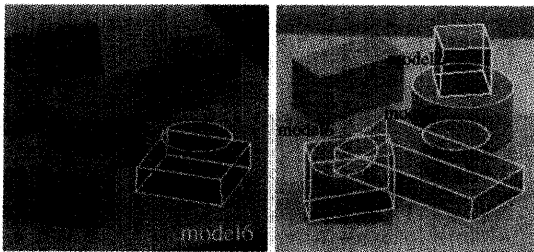


図 11 複数の物体が存在するときの実験例

Fig. 11 Object recognition results in multiple object cases.

推定位置に特徴点がある割合で存在するとき、画像の物体は検証していたモデルと判断する。認識の結果を図 10 (b) に示す。

また複雑な背景下や複数の物体が存在するときの実験例を図 11 に示す。

それぞれの物体の組について、各物体で 10 回ずつ、計 180 回、視線を変えた画像を用いて実験を行い、正しく認識することに成功した。認識時間は SPARCstation10 で画像処理・特徴抽出に 20 秒、モデルベースの探索による認識が 1 秒程度であった。

6. 1 枚のみの画像を用いた物体認識

認識の際、入力する 2 枚の画像のうち 1 枚にモデル登録に使用した画像を利用すると、1 枚の画像を入力するだけで物体を認識することができる。

この場合モデルベースには各物体ごとに不変量の他に、モデル登録に使用したうちの 1 枚の画像の特徴量の位置を記憶しておく。認識では 1 枚の画像から不変量の基準特徴点と他の特徴点を検出し、モデルベース中の登録されている物体一つ一つについて特徴量の位置を 1 枚の画像として認識を行う。

この方法はモデル登録の際の 1 枚の画像の特徴量をテンプレートにした、不変量を用いたテンプレート

マッチングともいえる方法である。モデルの数に比例して探索時間が増えるという欠点はあるが、対象物候補がある程度しぼれる応用には有効な方法である。例えば、指定した物体を画像中から検出するような問題に応用が可能である。

そこで 3 次元物体の検出の実験を行った。モデルベースには物体のモデルが一つ登録され、画面上からその物体を検出する。図 12 に結果例を表す。指定した物体が他の物体の中から検出されている。

7. 考 察

以上のように、認識実験の結果、提案手法の有効性が確認できた。今回の方法では、geometric hashing のように投票を行わず、一つのコニックで決まる不変量を 1 点について求めたら、すぐにテーブルを参照して候補を選出している。これは基底のとり方の数が少数に限定されているために可能になっている。今回の実験のように、対象物体数が 10 個程度ならこれで十分であるが、対象物体数がさらに増えると類似した不変量を持った場合が多くなり、この方法では複数の候補を選出する可能性が大きくなる。ただし、このようなことが起きるかどうかはモデル登録のときに分かることである。もし、モデル登録の際に、不変量テーブルのある値の周辺に多数の登録があった場合、このような不変量が検出された場合に取り扱いに注意するように、あらかじめ決めておくことができる。

取り扱い方としては次のようなことが考えられる。現在のままの方法だと、類似した不変量を持つ物体すべてを候補として、それに対して検証の処理を行い、もっともデータに当てはまるものを選択することになる。しかし、検証のコストは大きいので、多数の候補がある場合は、この方法は効率が悪い。したがって、このような場合には、他の特徴点についても不変量を求め、その結果をテーブル上に投票することにより、

候補を絞り込めばよい。どの程度に絞り込めばよいかは、初期段階の不変量検出のコストと、検証のコストのトレードオフで定めればよい。これは Kuno ら¹⁰⁾が提案した、証拠集めのコストと、検証のコストを比較して、後者が小さくなったら、ボトムアップの証拠集めの処理から、トップダウンの検証に切替える方法と同様の考えである。

今後は多数の物体の認識を考え、上記のような改良を検討していきたい。

8. ま と め

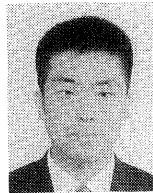
本論文では weak perspective を仮定して、2 枚の画像からコニックを基準にして不変量を求める手法を提案した。画像中のコニックを円と仮定することにより、そのコニックのみを基準にして特徴点に対する二つの不変量が求まる。またコニックと点を基準にすることにより他の点に対する三つの不変量が求まる。この手法を用いて効率的に物体を認識する方法を提案した。

参 考 文 献

- 1) Forsyth, D., Mundy, J.L., Zisserman, A., Coelho, C., Heller, A. and Rothwell, C.: Invariant Descriptors for 3-D Object Recognition and Pose, *IEEE Trans. PAMI*, Vol.13, No.10, pp.971-991(1991).
- 2) Barrett, E.B., Brill, M.H., Haag, N.N. and Payton, P.M.: Invariant Linear Methods in Photogrammetry and Model-Matching, *Geometric Invariance in Computer Vision*, chapter 14, pp.277-292, MIT Press (1992).
- 3) Mundy, J.L. and Zisserman, A., eds.: *Geometric Invariance in Computer Vision*, MIT Press (1992).
- 4) Koenderink, J.J. and Van Doorn, A.J.: Affine Structure from Motion, *Opt. Soc. Am. A*, Vol.8, No.2, pp.377-385 (1991).
- 5) Vinther, S. and Cipolla, R.: Towards 3D Object Model Acquisition and Recognition Using 3D Affine Invariants, *Technical Report CUED/F-INFENG/TR136*, University of Cambridge (1993).
- 6) Lamdan, Y. and Wolfson, H.J.: Geometric Hashing: A General and Efficient Model-Based Recognition Scheme, *Proc. 2nd ICCV*, pp.238-248 (1988).
- 7) Grimson, W.E.L. and Huttenlocher, D.P.: On the Sensitivity of Geometric Hashing, *Proc. 3rd ICCV*, pp.334-338 (1990).
- 8) Kanatani, K.: *Geometric Computation for Machine Vision*, chapter 8, pp.228-277, Oxford Science Publications (1993).
- 9) 岩崎利夫, 丸山 保, 金谷健一: くりこみ法によるコニック当てはめ, 情報処理学会研究会資料 CV79-4, pp.25-32 (1992).
- 10) Kuno, Y., Ikeuchi, K. and Kanade, T.: Model-Based Vision by Cooperative Processing of Evidence and Hypotheses Using Configuration Spaces, *Proc. SPIE*, Vol.938, pp.444-453 (1988).

(平成 6 年 11 月 4 日受付)

(平成 7 年 1 月 12 日採録)



高永 治

1970 年生。1993 年大阪大学工学部電子制御機械工学科卒業。1995 年大阪大学大学院工学研究科電子制御機械工学専攻修了。同年三洋電機(株)入社。在学中コンピュータビジョンの研究に従事。



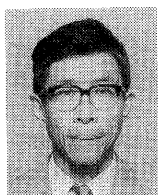
久野 義徳(正会員)

1954 年生。1977 年東京大学工学部電気工学科卒業。1982 年同大大学院博士課程修了。工学博士。同年(株)東芝入社, 総合研究所(現在, 研究開発センター)勤務。1993 年大阪大学工学部電子制御機械工学科助教授。1987-88 年カーネギーメロン大学計算機科学科客員研究員。コンピュータビジョン, ロボットビジョンの研究に従事。電子情報通信学会, 日本ロボット学会, 人工知能学会, IEEE 会員。



三浦 純(正会員)

1962 年生。1984 年東京大学工学部機械工学科卒業。1989 年東京大学大学院工学系研究科情報工学専攻修了。工学博士。同年, 大阪大学工学部電子制御機械工学科助手。知能ロボットの研究に従事。1994-95 年, CMU 客員研究員。日本ロボット学会, 人工知能学会, 電子情報通信学会, IEEE, AAAI 各会員。



白井 良明 (正会員)

1964 年名古屋大学工学部機械工学科卒業。1969 年東京大学大学院工学系博士課程修了。工学博士。同年電子技術総合研究所入所。ロボットの目の研究に従事。この間 1971 年から 1972 年 MIT の AI ラボ客員研究員。1985 年制御部部長。1988 年大阪大学工学部教授。コンピュータビジョン、自律知能ロボットなどの研究に従事。著書「人工知能」(岩波), 「Three Dimensional Computer Vision」(Springer) など。
