

三次元回転不変量を用いた物体認識

王志聯 吳海元 塩山忠義

京都工芸繊維大学大学院工芸科学研究科
〒606-8585 京都市左京区松ヶ崎御所海道町

E-mail: {wuhy,shioyama}@ipc.kit.ac.jp

回転不変量を用いたアプローチにより、3次元物体を認識する手法について述べる。2台のカメラを用い、左右2枚の実画像から特徴点を抽出する。エピポーラ制約を利用して、左右画像の特徴点对応付けを行う。対応付けられた特徴点の3次元座標を平行ステレオ法により計算する。更に重心回りの3次元回転不変量を計算する。これにより、各モデルに関する辞書を作成し、未知物体に関する3次元回転不変量と辞書を照合することにより、未知物体を認識する。

物体認識 回転不変量 エピポーラ制約 特徴点对応付け

Object Recognition Based on 3D Moment Invariants

Zhilian WANG, Haiyuan WU, Tadayoshi SHIOYAMA

Department of Mechanical and System Engineering

Kyoto Institute of Technology

Matsugasaki, Sakyo-ku, Kyoto, 606-8585, Japan

E-mail:{wuhy,shioyama}@ipc.kit.ac.jp

This paper presents a method for object recognition based on 3D moment invariants. By using epi-polar constraint, the feature point correspondence between right image and left one which are taken by stereo cameras are performed. Then, 3D coordinates of feature points can be estimated. Finally, 3D moment invariants are constructed and an unknown object is recognized by matching its 3D moment invariants and those of model objects.

Object recognition 3D Moment invariants Epi-polar constraint Feature point correspondence

1 はじめに

3次元物体認識はコンピュータビジョンにおける重要な研究課題である。3次元物体認識の研究のアプローチの一つに、2次元的数据を用いる appearance-based アプローチがある [1] [2]。この手法では、すべての方向から観測される2次元情報に基づくモデル作成が必要となる。実際には、観測方向が離散であり、このような離散的なモデル構成では、テストデータとの照合において、誤差が生じる可能性がある。それを克服するのに、いろいろな方向から画像を撮らなければならないため、多大の記憶容量が必要となり、また計算量も膨大となる。一方、3次元的数据を用いる認識手法も提案されている。この手法のうち、距離画像を用いるアプローチがある [3] [4]。距離画像は物体の面に関する密な3次元情報を含むが、距離画像を得るためには、レーザレンジファインダなどの特殊な装置を使わなければならない。また、両眼立体視が奥行知覚の有効な手段であるため、画像の視差を利用して3次元情報を復元するステレオ法がある [5] [6]。本研究では、ステレオ法を用いている。

本研究では、回転不変量を用いたアプローチにより、多面体を認識する手法を提案する。2台のカメラを用い、左右2枚の実画像から特徴点を抽出する。エッジボラ制約を利用して、左右画像の特徴点对付けを行う。対応付けられた特徴点の3次元座標を平行ステレオ法により計算する。更に重心回りの3次元回転不変量を計算する。これにより、各モデルに関する辞書を作成し、未知物体に関する3次元回転不変量と辞書を照合することにより、未知物体を認識する。

本手法による物体認識法は、回転不変量を用いているので、可視特徴点が変わらない範囲で回転しても物体の回転不変量が不変であるから、辞書の容量が少なくなるとともに認識時間を短縮できるという特長を持つ。

2 3次元回転不変量による認識の原理

回転不変量とは、回転運動に対しての不変特微量である。シーンの中の物体の重心まわりで回転不変量を構成すれば、同一物体であればカメラ座標系のどこに物体があっても、姿勢が異なっても回転不変量は同じになる。本研究では、この回転不変量を利用して物体の認識の評価尺度として3次元回転不変量を用いた手法を提案

する。二次元画像から推定された未知物体の各特徴点の三次元座標と、モデル物体の特徴点の三次元座標から、それぞれに関して重心まわりでモーメントを計算し、回転不変量を構成する。この回転不変量を利用して未知物体の認識を行う。

2.1 3次元モーメント回転不変量の構成

3次元物体の密度関数 $\rho(x, y, z)$ の $p = (i + j + k)$ 次のモーメントは次式で定義される。

$$M_{ijk} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} x^i y^j z^k \rho(x, y, z) dx dy dz$$

ただし、物体の重心に原点が一致するような座標系 (x, y, z) が設定されるものとする。

空間周波数ベクトル $\vec{u} = (u_1, u_2, u_3)^T$ は球面極座標 $(r = 1, \xi, \eta)$ を用いて次式で定義される。

$$\vec{u} = (\sin\xi\cos\eta, \sin\xi\sin\eta, \cos\xi)^T, 0 \leq \xi \leq \pi, 0 \leq \eta \leq 2\pi$$

また、 u_1, u_2, u_3 の次数 p の単項を並べたベクトル \mathbf{u} 、その次数に対応するモーメントにより構成されるベクトル \mathbf{m} を次式によって定義される。

$$\begin{aligned} \mathbf{u} &= (u_1^p, u_2^p, u_3^p, \dots, u_1^i u_2^j u_3^k, \dots)^T, p = i + j + k \\ \mathbf{m} &= (M_{p00}, M_{0p0}, M_{00p}, \dots, \frac{p!}{i!j!k!} M_{ijk}, \dots)^T \end{aligned}$$

\mathbf{u} を単位ベクトルと仮定すると調和多項式ベクトル \mathbf{y} は球面調和関数 Y_ℓ^m , ($m = -\ell, -\ell + 1, \dots, \ell - 1, \ell$) に一致する。 \mathbf{y} は次式で定義される。

$$\mathbf{y} = (Y_p^p, \dots, Y_p^{-p}, Y_{p-2}^{p-2}, \dots, Y_{p-2}^{-p+2}, \dots, Y_\ell^m, \dots)^T \quad (1)$$

ここで ℓ のとりうる最小値は、 p が偶数のとき 0、奇数のとき 1 である。このとき、式 (1) を満たす正則な複素行列 A が存在する。

$$\mathbf{u} = A\mathbf{y}$$

$$A = (A_{ijk, \ell m}), i + j + k = p, \ell = p, p - 2, \dots, \ell_0$$

$$\begin{aligned} \ell_0 &= 0 \text{ for even } p \\ &= 1 \text{ for odd } p \end{aligned}$$

$$m = -\ell, -\ell + 1, \dots, \ell - 1, \ell$$

$$A_{ijk,lm} = \int_0^{2\pi} \int_0^\pi [Y_\ell^m(\xi, \eta)]^* u_1^i u_2^j u_3^k \sin\xi d\xi d\eta$$

ただし、 $[Y_\ell^m(\xi, \eta)]^*$ は $Y_\ell^m(\xi, \eta)$ の複素共役数である。
モーメント形式 \mathbf{u} を次式によって定義される。

$$\nu = A^\dagger \mathbf{m}$$

$$\nu = (\nu_p^p, \dots, \nu_p^{-p}, \nu_{p-2}^{p-2}, \dots, \nu_{p-2}^{-p+2}, \dots, \nu_\ell^m, \dots)^T$$

ただし、 A^\dagger は A の転置複素共役行列である。

複素モーメントの組合せによって合成複素モーメント [8] を次のように定義される。

$$\nu(\ell, \ell')_j^k = \sum_{m=-\ell}^{\ell} \langle \ell, m, \ell', k-m | \ell, \ell', j, k \rangle \nu_\ell^m \nu_{\ell'}^{k-m}$$

$$-j \leq k \leq j, j = |\ell - \ell'|, \dots, \ell + \ell'$$

ここでは $\ell = \ell', j=k=0$ の場合、Clebsch-Gordon 係数 [8] は

$$\langle \ell, m, \ell, -m | \ell, \ell, 0, 0 \rangle = (-1)^{\ell-m} (2\ell+1)^{-1/2}$$

となる。合成複素モーメント $\nu(\ell, \ell')_0^0$ を用いて $j=k=0$ となるように絶対不変量を構成することができる。

2.2 複素 2 次モーメントを用いた三次元回転不変量

2 次の特徴量では、次式のように表される。

$$I_2 = \nu(2, 2)_0^0$$

$$= \frac{16\pi}{45\sqrt{5}} [M_{200}^2 M_{020}^2 M_{002}^2 M_{200} M_{020} M_{020} M_{002}$$

$$- M_{002} M_{200} + 3(M_{110}^2 + M_{011}^2 + M_{101}^2)] \quad (2)$$

各モーメントは定義に従い以下のように表される。

$$M_{200} = \sum_{i=1}^N x_i^2 \quad M_{020} = \sum_{i=1}^N y_i^2$$

$$M_{002} = \sum_{i=1}^N z_i^2 \quad M_{110} = \sum_{i=1}^N x_i y_i$$

$$M_{101} = \sum_{i=1}^N x_i z_i \quad M_{011} = \sum_{i=1}^N y_i z_i$$

ここで (x_i, y_i, z_i) は i 番目の特徴点の三次元座標である。

2.3 複素 3 次モーメントを用いた三次元回転不変量

3 次の特徴量では、次式のように表される。

$$I_3 = \frac{1}{\sqrt{7}} [2\nu_3^{-3} \nu_3^3 - 2\nu_3^{-2} \nu_3^2 + 2\nu_3^{-1} \nu_3^1 - (\nu_3^0)^2] \quad (3)$$

$$\nu_3^3 = \sqrt{\frac{\pi}{35}} [-M_{300} + 3M_{120} + j(M_{030} - 3M_{210})]$$

$$j = \sqrt{-1}$$

$$\nu_3^2 = \sqrt{\frac{6\pi}{35}} [M_{201} - M_{120} - 2jM_{111}]$$

$$\nu_3^1 = \frac{\sqrt{3\pi}}{5\sqrt{7}} [M_{300} + M_{120} - 4M_{102}$$

$$+ j(M_{030} + M_{210} - 4M_{012})]$$

$$\nu_3^0 = \frac{2\sqrt{\pi}}{5\sqrt{7}} [2M_{003} - 3M_{201} - 3M_{021}]$$

$$\nu_3^{-1} = \frac{\sqrt{3\pi}}{5\sqrt{7}} [-M_{300} - M_{120} + 4M_{102}$$

$$+ j(M_{030} + M_{210} - 4M_{012})]$$

$$\nu_3^{-2} = \sqrt{\frac{6\pi}{35}} [M_{201} - M_{120} - 2jM_{111}]$$

$$\nu_3^{-3} = \sqrt{\frac{\pi}{35}} [M_{300} - 3M_{120} + j(M_{030} - 3M_{210})]$$

二次の場合と同様に、各モーメントは以下のように得られる。

$$M_{300} = \sum_{i=1}^N x_i^3 \quad M_{030} = \sum_{i=1}^N y_i^3$$

$$M_{003} = \sum_{i=1}^N z_i^3 \quad M_{210} = \sum_{i=1}^N x_i^2 y_i$$

$$M_{201} = \sum_{i=1}^N x_i^2 z_i \quad M_{102} = \sum_{i=1}^N x_i z_i^2$$

$$M_{120} = \sum_{i=1}^N x_i y_i^2 \quad M_{021} = \sum_{i=1}^N y_i^2 z_i$$

$$M_{012} = \sum_{i=1}^N y_i z_i^2 \quad M_{111} = \sum_{i=1}^N x_i y_i z_i$$

2.4 複素 4 次モーメントを用いた三次元回転不変量

4 次の特徴量では、次式のように表される。

$$I_4 = \nu(4, 4)_0^0$$

$$= \frac{1}{3} [2\nu_4^{-4} \nu_4^4 - 2\nu_4^{-3} \nu_4^3 + 2\nu_4^{-2} \nu_4^2 - 2\nu_4^{-1} \nu_4^1 + (\nu_4^0)^2] \quad (4)$$

$$\nu_4^4 = \sqrt{\frac{2}{315}} [M_{400} - 6M_{220} + M_{040} + 4j(M_{310} - M_{130})]$$

$$\nu_4^3 = 4\sqrt{\frac{1}{315}} [-M_{301} + 3M_{121} - j(3M_{211} + M_{031})]$$

$$\nu_4^2 = 2\sqrt{\frac{2}{2205}} [-M_{400} + 6M_{202} + M_{040} - 6M_{022}$$

$$- 2j(M_{310} + M_{130} - 6M_{112})]$$

$$\nu_4^1 = 4\sqrt{\frac{1}{2205}} [3M_{301} + 3M_{121} - 4M_{103}$$

$$+ j(3M_{211} + 3M_{031} - 4M_{013})]$$

$$\begin{aligned} \nu_4^0 &= \frac{2}{35}M_{400} + \frac{12}{105}M_{220} - \frac{48}{105}M_{202} + \frac{2}{35}M_{040} \\ &\quad - \frac{48}{105}M_{022} + \frac{16}{105}M_{004} \\ \nu_4^{-1} &= 4\sqrt{\frac{1}{2205}}[-3M_{301} - 3M_{121} + 4M_{103} \\ &\quad + j(3M_{211} + 3M_{031} - 4M_{013})] \\ \nu_4^{-2} &= 2\sqrt{\frac{2}{2205}}[-M_{400} + 6M_{202} + M_{040} - 6M_{022} \\ &\quad + 2j(M_{310} + M_{130} - 6M_{112})] \\ \nu_4^{-3} &= 4\sqrt{\frac{1}{315}}[M_{301} - 3M_{121} - j(3M_{211} + M_{031})] \\ \nu_4^{-4} &= \sqrt{\frac{2}{315}}[M_{400} - 6M_{220} + M_{040} - 4j(M_{310} - M_{130})] \end{aligned}$$

二次の場合と同様に、各モーメントは以下のように得られる。

$$\begin{aligned} M_{400} &= \sum_{i=1}^N x_i^4, M_{310} = \sum_{i=1}^N x_i^3 y_i, M_{301} = \sum_{i=1}^N x_i^3 z_i \\ M_{220} &= \sum_{i=1}^N x_i^2 y_i^2, M_{211} = \sum_{i=1}^N x_i^2 y_i z_i, M_{202} = \sum_{i=1}^N x_i^2 z_i^2 \\ M_{130} &= \sum_{i=1}^N x_i y_i^3, M_{121} = \sum_{i=1}^N x_i y_i^2 z_i, M_{112} = \sum_{i=1}^N x_i y_i z_i^2 \\ M_{103} &= \sum_{i=1}^N x_i z_i^3, M_{040} = \sum_{i=1}^N y_i^4, M_{031} = \sum_{i=1}^N y_i^3 z_i \\ M_{022} &= \sum_{i=1}^N y_i^2 z_i^2, M_{013} = \sum_{i=1}^N y_i z_i^3, M_{004} = \sum_{i=1}^N z_i^4 \end{aligned}$$

2.5 物体認識のための評価量

2,3,4 次の回転不変量を用いた認識のための評価量を次式で定義する。

$$E_n \equiv c_1 \frac{|I_2^{(n)} - I_2|}{I_2^{(n)}} + c_2 \frac{|I_3^{(n)} - I_3|}{I_3^{(n)}} + c_3 \frac{|I_4^{(n)} - I_4|}{I_4^{(n)}} \quad (5)$$

この評価量を最小にするモデルを未知物体のモデルとして認識する。ここで、 $I_2^{(n)}, I_3^{(n)}, I_4^{(n)}$ は n 番目の照合モデルのそれぞれ 2、3、4 次モーメントから構成される回転不変量であり、 I_2, I_3, I_4 は未知物体のそれである。また、 c_1, c_2, c_3 は重み定数である。一般に、高次のモーメントほどノイズの影響を受けるので、ここでは 2、3、4 次モーメントだけを用いる。

3 3次元回転不変量を用いた物体認識の手順

3.1 3次元回転不変量を用いた物体認識の流れ

物体認識の流れを図 1 に示す。辞書作成過程において、各モデルについて 30 度毎の方向から、2 台のカメラを用

い、左右 2 枚の実画像から特徴点を抽出する。エピソード制約を利用して、左右画像の特徴点对応付けを行う。対応付けられた特徴点の 3 次元座標を平行ステレオ法により計算する。更に重心回りの 3 次元回転不変量を計算し、各モデルに関する辞書を作成する。辞書中の各モデルの各姿勢に対して、認識の評価量を計算し、評価量を最小にするモデルを未知物体のモデルとして認識する。

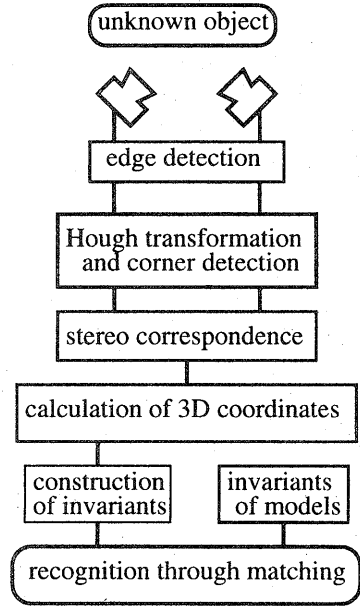


図 1: The process of object recognition.

3.2 ピンホールカメラモデルによるキャリブレーション

まず、ズームレンズによる焦点距離の変化と透視投影の消失点の特性から画像中心を求める方法によって、画像光軸が一定の場合には、焦点距離を変化させた画像の特定の点(最低 2 点)の軌跡の交点から容易に画像中心を求めることができる。

次に、カメラのレンズの中心が原点に対応し、レンズの光軸が Z 軸に対応するカメラ座標系を設定し、また、カメラとは独立に対象の位置、形状など外部の世界に基づいたワールド座標系を設定する。ワールド座標をカメラ 1 座標とカメラ 2 座標に変換するには、回転行列をそれぞれ R_1, R_2 、並進ベクトルをそれぞれ T_1, T_2 とする。焦点距離はそれぞれ f_1, f_2 とする。単一の平面上の点を使ってキャリブレーション [9] を行い、カメラ 1 のパラメータ R_1, T_1, f_1 とカメラ 2 のパラメータ R_2, T_2, f_2 が求まる。

3.3 エッジ抽出と細線化

SUSAN オペレータ [10] を用いてエッジ抽出・細線化を行う。図 2 は左右の原画像であり、図 3 はエッジ抽出と細線化を行った後の左の画像である。

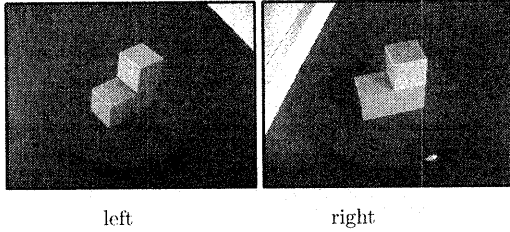


図 2: Original image.

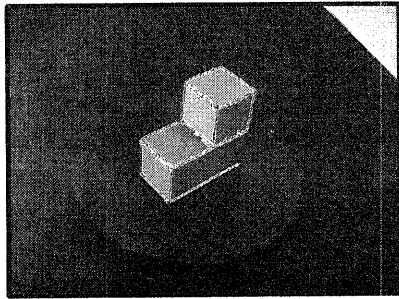


図 3: Image result of edge extraction.

3.4 直線の抽出

左右画像に Hough 変換を施す。その際、次の条件を同時に満たすものを抽出する。

- Hough 空間 (ρ, θ) 座標での度数が閾値以上であること。
- 5×5 画素の 25 近傍で度数が最大であること。
- 隣接する直線の ρ, θ を ρ_i, θ_i と ρ_j, θ_j とすると、
 - * $|\rho_j - \rho_i| \geq \epsilon_\rho$ または $|\theta_j - \theta_i| \geq \epsilon_\theta$ であること。
 - * さもなければ、 $|\rho_j - \rho_i| \leq \epsilon_\rho$ 且つ $|\theta_j - \theta_i| \leq \epsilon_\theta$ の場合、度数を調べ、より高い方の直線を抽出する。
 - * $\theta_i \leq \epsilon_\theta$ または $\theta_j \geq 180 - \epsilon_\theta$ 、且つ $|\rho_j + \rho_i| \leq \epsilon_\rho$ の場合、度数を調べ、より高い方の直線を抽出する。

図 4 は Hough 変換によって抽出された直線を示す画像である。

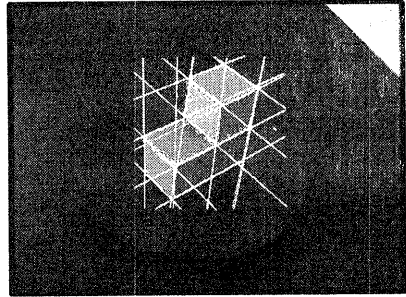


図 4: Lines extracted by Hough transformation.

3.5 コーナーの抽出

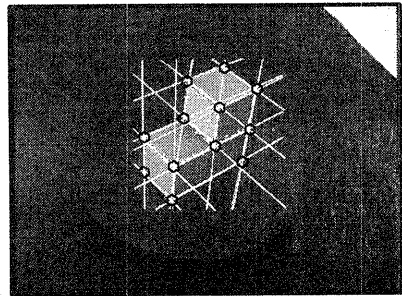


図 5: Results of corner detection.

Hough 変換による、直線を抽出し、あらゆる交点が求まる。このとき、次の条件を満たすものをコーナーとして抽出する。

- 直線の交点を境にして、直線の側と他方の側の明度差が閾値以上である場合。

図 5 にコーナー抽出結果の例を示す。

3.6 ステレオ対応付け

図 6 のようにカメラ 1、カメラ 2 座標系とワールド座標系を結びつける回転行列を R_1, R_2 とし、並進ベクトルを T_1, T_2 とする。このとき、カメラ 1 座標系での座標 P_1 とカメラ 2 座標系での座標 P_2 とワールド座標系での座標 P_w との関係はそれぞれ次のように与えられる。

$$P_1 = R_1 P_w + T_1, \quad (6)$$

$$P_2 = R_2 P_w + T_2 \quad (7)$$

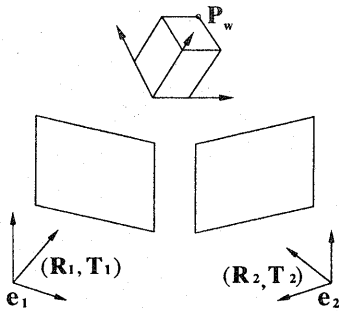


図 6: World coordinate system and camera coordinate systems.

カメラ 1 座標系での座標 P_1 をカメラ 2 座標系での座標 P_2 と表すと

$$P_2 = R_2 R_1^{-1} P_1 + T_2 - R_2 R_1^{-1} T_1 \quad (8)$$

となる。

対応付けでは、平行ステレオを扱うため、次式のようにあらかじめ計算によって画像を変換する。 P'_1 は変換した後の座標である。

$$P'_1 = R_2 R_1^{-1} P_1 \quad (9)$$

カメラ 2 に関するカメラ 1 のレンズ中心を $T(t_x, t_y, t_z)$ とする、カメラの移動量を表すベクトル T を基線ベクトルと呼ぶ。次式のように与えられる。

$$T = T_2 - R_2 R_1^{-1} T_1 \quad (10)$$

P_1 のカメラ 1 の画像上での点 $p_1(x_1, y_1; f_1)$ が式 (9) の変換後に $p'_1(x'_1, y'_1; f'_1)$ になるとする。基線ベクトル T の平行ステレオでは点 p'_1 に対応する点を通るカメラ 2 の画像上のエピ極線を示すベクトル m は次のように与えられる。

$$m \equiv T \times (x'_1, y'_1; f'_1)^T \quad (11)$$

但し、記号 \times は外積を表す。ここで、 m はカメラ 2 の中心とエピ極線を含む平面の法線ベクトルである。点 p'_1 と対応している点を通るエピポーラ線の方程式は

$$(t_y f'_1 - t_z y'_1) x + (t_z x'_1 - t_x f'_1) y + (t_x y'_1 - t_y x'_1) f_2 = 0 \quad (12)$$

となる。カメラ 2 へのすべての特徴点の投影像とこのエピポーラ線の距離を計算し、距離が最も近い点に対応する点とする。図 7 はカメラ 1 のすべての特徴点に対応しているエピポーラ線をカメラ 2 の画像に示している。

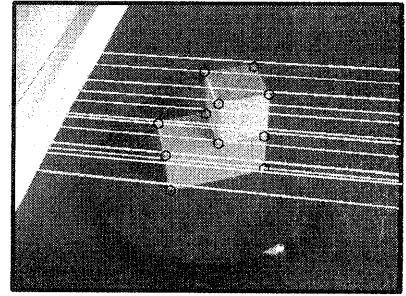


図 7: Epipolar lines.

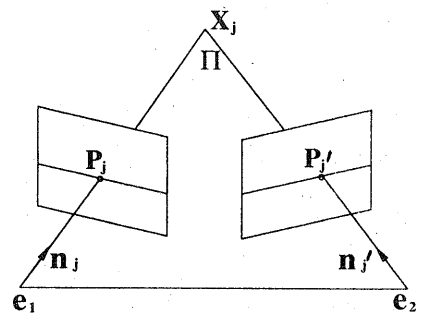


図 8: Stereo and epi-polar constraint.

3.7 三次元復元 [11]

式 (6) と式 (7) を用いて、カメラのレンズ中心を e_1, e_2 とし、画像上の特徴点はすべてワールド座標系で表記されているとする。

図 8 に示すように、シーン中の点 X_j のカメラ 1 とカメラ 2 への投影像を $P_j, P_{j'}$ をする。カメラレンズ中心 e_i と点 P_j を結ぶ空間直線

$$\begin{aligned} x &= e_i + t \frac{P_j - e_i}{\|P_j - e_i\|} \\ &= e_i + t n_j. \end{aligned} \quad (13)$$

を視線と呼ぶことにする。 t は奥行きパラメータである。また、 n_j は、カメラレンズ中心から画像上の特徴点への単位ベクトルである。 $P_j, P_{j'}$ に対する 2 視線は点 X で交わるので、4 点 $e_1, e_2, P_j, P_{j'}$ は同一平面上 Π にのっている。さらに、カメラ 1 からカメラ 2 への並進ベクトルを $t_{12} = e_2 - e_1$ とする。画像上の特徴点 P_j と $P_{j'}$ が対応しているとする、2 視線の交点を求めることができる。つまり、点 X_j の三次元座標を求めることができる。

2 視線の方程式を

$$x_1 = e_1 + tn_j \quad (14)$$

$$x_2 = e_2 + sn_{j'} \quad (15)$$

とすると、 $x_1=x_2$ となる t, s が存在する。したがって、式 (14) と式 (15) より、

$$Ay = t_{12}. \quad (16)$$

を得る。ただし、 $A = (n_j, n_{j'})$ 、 $y = (t, s)^T$ である。行列 A が 3×2 行列であることから、

$$y = (A^T A)^{-1} A^T t_{12} \quad (17)$$

と y を求めることができる。式 (17) を式 (14),(15) に代入すると、

$$x_1 = e_1 + \frac{t_{12}^T n_j - n_j^T n_{j'} t_{12}^T n_{j'}}{1 - (n_j^T n_{j'})^2} n_j \quad (18)$$

または、

$$x_2 = e_2 + \frac{t_{12}^T n_{j'} - n_{j'}^T n_j t_{12}^T n_j}{1 - (n_j^T n_{j'})^2} n_{j'} \quad (19)$$

となる。本研究では、点 X_j の三次元座標を

$$x = \frac{1}{2}(x_1 + x_2) \quad (20)$$

により求める。

4 認識実験

4.1 実験環境

まずビデオカメラ (SONY DCR-VX1000) 2 台を用いて取り込んだ映像を、キャプチャーボード (SONY DVBK-W2000) により 640×480 (pixel) の画像にキャプチャーする。撮影環境を図 9 に示す。

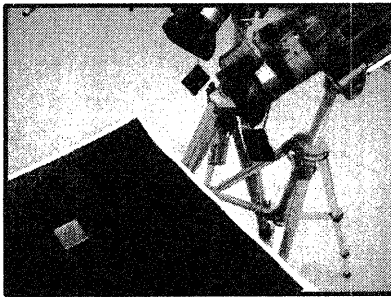
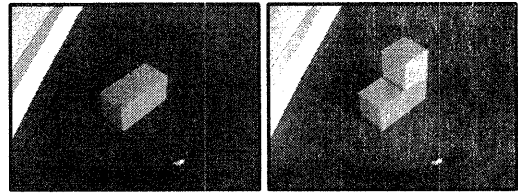


図 9: Experimental environment.

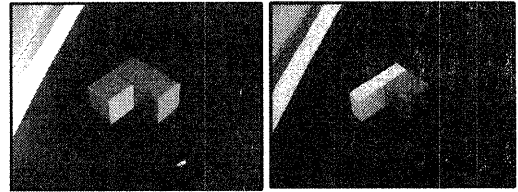
4.2 実験方法

本手法の有用性を確認するために、実験を行った。まず、モデル物体としては図 10 に示すような 5 種類のモデルを用いた。辞書作成において 5 種類の各モデルについて、天頂角 54 度、30 度毎の方位角 ($0^\circ, 30^\circ, 60^\circ, \dots, 330^\circ$) でステレオ撮影した。未知物体として、5 種類のモデルの一つを選びだし、それを辞書作成時の方位角とは異なる三つの方向で捉えた画像をテスト画像とした。すなわち、計 15 のテスト画像について認識実験を行った。本実験では、式 (5) の重み定数 c_1, c_2, c_3 をすべて 1 と設定した。未知物体観測する時の天頂角は辞書作成時と同じ 54 度とした。



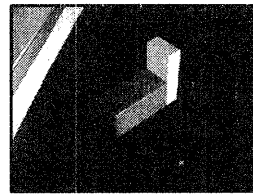
Model 1

Model 2



Model 3

Model 4



Model 5

図 10: 5 types of model.

4.3 実験結果

認識実験結果を表 1 ~ 5 に示す。表の第 1 列の数値はテスト物体の撮影方位角を示す。第 $(i+1)$ 列、 $i = 1, 2, \dots, 5$ の数値はテスト物体と候補モデル i と照合した時の評価

量 (5) の最小値を表す。例えば表 1 においてテスト物体としてモデル 1 の 130 度の方位角から撮った場合、Model 1 と照合した時の評価量の最小値が 0.59、Model 2 と照合した時の評価量の最小値が 1.19 であることを示す。実際に正しい対応モデル 1 と照合した時の評価量が他と比べて小さくなっていることがわかる。このように回転不変量を用いる物体認識の提案手法により、正しく認識できることが分かった。

表 1: Distance for model 1

pose	model1	model2	model3	model4	model5
130	<u>0.59</u>	1.19	1.45	0.74	1.23
170	<u>0.53</u>	0.95	2.83	0.69	1.67
340	<u>0.98</u>	2.47	8.54	4.17	10.42

表 2: Distance for model 2

pose	model1	model2	model3	model4	model5
25	4.52	<u>0.52</u>	0.94	0.54	1.67
165	18.09	<u>0.73</u>	0.85	4.06	1.09
200	11.03	<u>0.54</u>	1.84	0.75	1.38

表 3: Distance for model 3

pose	model1	model2	model3	model4	model5
40	5.53	1.95	<u>0.43</u>	4.29	0.67
110	10.56	2.37	<u>0.89</u>	3.09	1.34
280	8.36	5.32	<u>0.72</u>	4.13	2.04

表 4: Distance for model 4

pose	model1	model2	model3	model4	model5
70	0.88	0.64	5.29	<u>0.27</u>	0.73
100	0.45	0.47	0.58	<u>0.33</u>	0.66
170	0.63	1.04	0.64	<u>0.23</u>	0.50

表 5: Distance for model 5

pose	model1	model2	model3	model4	model5
50	2.76	1.85	2.10	2.46	<u>0.51</u>
170	0.74	0.91	0.68	0.53	<u>0.33</u>
210	1.87	1.68	1.42	1.51	<u>0.58</u>

5 終わりに

本研究では、回転不変量を利用して物体の認識の評価尺度として三次元回転不変量を用いた手法を提案した。回転不変量を用いることにより、可視特徴点が変わらない範囲に辞書を一つだけ作れば良いことで、辞書の容量が少なくなるため、認識時間を短縮できる利点がある。提案したアルゴリズムの性能を実画像を用いた実験によって、良好な認識結果が得られることが分かった。

参考文献

[1] H.Murase and S.K.Nayar: "Visual Learning and Recognition of 3-D objects from Appearance", In-

ternational Journal of Computer Vision, Vol.14, pp. 5-24,1995.

- [2] G.Taubin: "Estimation of Planar Curves, Surfaces, and Nonplanar Space Curves Defined by Implicit Equations with Applications to Edge and Range Image Segmentation", IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.13, No.11, 1991.
- [3] D.J.Kriegman and J.Ponce: "On Recognizing and Positioning Curved 3-D objects from Image Contours", IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.12, No.12, pp. 1127-1137, 1990.
- [4] 角保志, 河井吉浩, 吉見隆, 富田文明: "セグメントベースステレオによる自由曲面体の認識". 電子情報通信学会論文誌, Vol.J81-D-II, No.2, pp. 285-292. 1998
- [5] 石山豊, 他: "セグメントベースステレオにおける対応候補探索" 信学技報, PRMU96-136, pp. 57-64. 1997
- [6] 植芝俊夫, 他: "セグメントベースステレオにおける対応パスの探索", 信学技報, PRMU96-137, pp. 65-72, 1997
- [7] T.Shioyama, H.Y.Wu and M.Yamazoe: "Object Recognition Based on 3-D Moment Invariants from Monocular Intensity Image", The 11th Scandinavian Conference on Image Analysis, pp. 635-642, 1999.
- [8] C.H.Lo and H.S.Don: "3D Moment Forms: Their construction and Application to Object Identification and Positioning", IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.11, No.10, pp. 1053-1064, 1989.
- [9] R.Y.Tsai: "A Versatile Camera Calibration Technique for High-accuracy 3D Machine Vision Metrology using Off-the-Shelf TV Cameras and Lenses", IEEE Journal of Robotics and Automation, Vol. RA-3, No.4, pp. 323-344, 1987.
- [10] S.M.Smith and J.M.Brady: "SUSAN- A New Approach to Low Level Image Processing", International Journal of Computer Vision, Vol.23, No.1, pp. 45-78,1997.
- [11] 川本一彦, 上野知己, 井宮淳: "空間直線決定のためのハフ変換", 信学技報, PRMU 98-212, pp. 149-155, 1999
- [12] 金谷健一: 画像理解-3次元認識の数理, 森北出版, 1990