

多面体の見えと特徴点对応を判定する行列の 自己遮蔽に対する拡張

野 寄 貴 志[†] 坂 本 博 康^{††}

3次元モデルベースビジョンの単眼視法では、モデルと観測画像の間で特徴点对応を決定することが重要な問題である。この問題の解法として、筆者らは行列を用いて物体の見え(アスペクト)と特徴点对応を判定する方法を提案している。本論文ではこの方法を、多面体の自己遮蔽にともなって起こる次の2つの問題に対処できるように拡張する：(1) カメラの光軸と物体の面の一致により遮蔽が起こる場合の特徴点抽出失敗の問題、(2) 一般の多面体の凹の部分における遮蔽の問題。これらの問題は、アスペクトの境界部分を別の新たなアスペクトと考えることと、特徴点座標の部分空間の次元を上げることによって解決される。合成画像と実画像による実験で、提案法の有効性を明らかにする。

Extensions of Identifier Matrices for Aspect and Feature Point Correspondences to Self-occlusion of Polyhedra

TAKASHI NOYORI[†] and HIROYASU SAKAMOTO^{††}

It is one of the most important issues of three-dimensional model based computer vision from monocular images to determine feature point correspondences between the models and observed images. The authors of the present paper have proposed a method which employs identifier matrices for the feature point correspondences and aspect of the object in the images. In this paper, the method is extended for the following two problems which are accompanied with two types of self-occlusion of polyhedra : (1) failures in feature point detection where optical axis of the camera is coplanar with one or more faces of polyhedron, (2) self-occlusion of concave polyhedron. The problems are resolved by regarding a region of aspect boundary as a new distinct aspect and by raising dimensions of feature point coordinates' subspace. Numerical experiments using synthetic images and real images show the validity of the proposed method.

1. はじめに

物体認識をはじめとするコンピュータビジョンの一手法として、3次元(3D)モデルベースの手法がある。3Dモデルに基づく単眼視法を用いると、1台の撮像装置により比較的少ない計算量で画像の処理を行うことができるが、画像と3Dモデル間の正しい特徴点对応を決定する必要がある。

この特徴点对応を求めるために、従来は組合せ最適化法などの手法が用いられることが多かった。文献1)、2)では入力画像とモデル間の特徴点对応付けのために、両者の特徴の定性的(位相幾何的)な隣接グラフのマッチング法を用いている。また、文献3)では3D不変量空間内に不変量光線を描き、モデルに対応した

カメラの光軸を求めることで物体の位置や姿勢を推定している。文献4)では姿勢空間の各辞書姿勢を、画像の局所特徴から算出される不変量の集合によって記述し、これを用いた姿勢推定法を提案している。

著者らは、観測画像の見え方(アスペクトと呼ぶ)と特徴点对応を、行列により高速に判定し、これから物体の反復的姿勢推定法における初期姿勢を得る手法を提案した⁵⁾。ここでは、凸多面体におけるシルエット画像の外周頂点のみを利用することにより、画像処理の効率化を図っている。この判定行列はUllmanの2D画像の線形結合法⁶⁾を応用したものである。

この判定行列は、観測誤差の影響を減らすために、直交射影の判定行列、および一般固有ベクトルによる判定行列へと改良された⁷⁾。後者の改良では、図1の矢印に示すような透視投影画像の非線形歪成分を含む観測誤差の相関を利用し、判定の誤り率を大幅に低減した。さらに、透視投影の非線形歪誤差の縦横座標間の相関を同時に利用することで、この判定法の誤り率

[†]九州芸術工科大学大学院

Graduate School of Design, Kyushu Institute of Design

^{††}九州大学大学院芸術工学研究院

Faculty of Design, Kyushu University

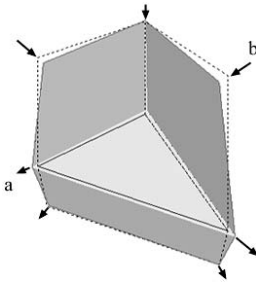


図 1 直交投影画像 (黒い点線) に対する透視投影画像 (陰影付きの面と白線) の非線形歪成分 (矢印)

Fig. 1 Perspective image (shaded planes with white lines) with its nonlinear distortion components (arrows) compared to weak perspective image (black lines).

をいっそう低減できた⁸⁾。本論文ではこの判定行列をさらに拡張する。

本判定法は、線形な投影変換の零空間を利用する一種の部分空間法であり、起こりうるすべてのアスペクトと特徴点对応に対してそれぞれ 0 値をとる不変量を導入するとともに、透視投影の非線形歪の影響をできるだけ受け難いように、零空間内の基底を選んでいる⁹⁾。

アスペクトの概念は Koenderink らにより、アスペクトの遷移 (隣接) 関係を記録したアスペクトグラフとして導入された^{10),11)}。さらに、アスペクトグラフは多面体や曲面に対して^{12),13)}、あるいは階層的なアスペクトグラフ^{14),15)}へと拡張されている。本論文では以下に述べる拡張のため、アスペクトの隣接部の境界を新たなアスペクトと見なす。

本論文では、多面体が自身の他の部分を隠す自己遮蔽について、文献 8) の判定行列を 2 通りに拡張する¹⁶⁾。まず、カメラの光軸と物体の面が一致するとき起こりやすい特徴点の抽出失敗に対処する。次に、本方法では従来、3D モデル上の固定特徴点を利用し、凸多面体だけを判定の対象としていたが、本文では一般の多面体に対象範囲を拡張する¹⁷⁾。

本論文の 2 章では、判定行列の作成法と拡張方法を説明する。3 章では物体モデルのアスペクトを解析する方法を述べる。4 章で数値実験の結果を、5 章で残された問題点を示し、6 章で全体をまとめる。

2. アスペクトと特徴点对応の判定行列

ここでは、観測画像のアスペクトと特徴点对応を判定する行列の構成法と拡張法を説明する。本判定法では、一般の多面体のシルエット画像における外周上の頂点を特徴点として使用する。なぜなら、物体と背景の色は異なることが多いため、物体の外周を取り出す

処理は内側のエッジ抽出処理より比較的容易であり、また、内部のエッジの抽出や位相幾何学的解析も不要となるため、処理の高速化が期待できる。さらに、特徴点の組合せアルゴリズムを単純化でき、組合せ数も減らすことができる。この章ではまず、これまでの判定行列の作成法を示し、その問題点について述べる。次に、本論文で新たに行う 2 種類の拡張を説明し、その判定行列の作成法を示す。

2.1 縦横座標の同時判定行列⁸⁾

2.1.1 直交射影の判定行列

対象物体のあるアスペクトについて、3D モデルを 3 つの異なる視点から観測した直交投影画像 (基底画像) を生成し、そのシルエット画像の外周上にある N 個の特徴点を正しく対応付けた座標ベクトルを \hat{x}_k , \hat{y}_k ($k = 1, 2, 3$) とおく。また、全要素が 1 のベクトルを \hat{x}_4 , \hat{y}_4 とすると、Ullman の 2D 画像の線形結合法を応用し⁶⁾、次のような判定行列を構成できる。

$$L = X_0 X^{-1}. \quad (1)$$

これらの行列はすべて $2N \times 2N$ で、

$$X = \begin{bmatrix} x_1, \dots, x_4, 0, 0, 0, 0, u_9, \dots, u_{2N} \\ 0, 0, 0, 0, y_1, \dots, y_4 \end{bmatrix}, \quad (2)$$

$$X_0 = [0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, u_9, \dots, u_{2N}]. \quad (3)$$

ここで、 x_k , y_k ($k = 1, \dots, 4$) はそれぞれ \hat{x}_k , \hat{y}_k を正規直交化したものである。また、 u_9, \dots, u_{2N} は、 X の左から 8 本の列ベクトルすべてに直交し、かつ互いに正規直交となる任意の $2N \times 1$ ベクトルである。

式 (1) の L は直交射影行列の条件を満たすので、これを直交射影の判定行列と呼ぶ。物体の任意の姿勢における線形な投影画像の特徴点ベクトル $w = [x', y']'$ ($'$ は転置) が、上の基底画像と同じアスペクトおよび特徴点对応であるか否かを、次式により判定できる。

$$\|Lw\| = 0. \quad (4)$$

対象物体の 1 面のみが可視であり、特徴点座標が 3D 空間を張らない場合は、2 枚の基底画像と平行移動成分により同様に判定行列を構成できる。

対象となる全物体の全アスペクトについて、各シルエット画像の外周上の特徴点のみを用いて判定行列を準備しておく。観測画像の特徴点をこの判定行列に巡回シフトしながら掛けることにより、特徴点の組合せ数をなるべく抑えた効率の良い判定を実行できる。

ここで、実際の観測画像の特徴点座標 $w = [x', y']'$ を、線形なカメラの特徴点座標 w と、透視投影の非線形歪やノイズ成分による誤差 Δw の和と見なす。すると式 (4) より、実際の評価基準 A は次のようになり、 A の最小値により判定できる。

$$A = \sqrt{\|\mathbf{L}\bar{\mathbf{w}}\|^2} = \sqrt{\|\Delta\mathbf{w}'\mathbf{L}'\mathbf{L}\Delta\mathbf{w}\|^2}. \quad (5)$$

直交射影の判定行列では、誤差成分 $\Delta\mathbf{w}$ のため、判定誤りが起こりやすくなる。この誤判定は次項の手法により減少できる。

2.1.2 一般固有ベクトルによる判定行列

特徴点の観測誤差 $\Delta\mathbf{w}$ は、数種類の統計的性質に区分される。観測誤差のうち、ランダムノイズに起因するものは通常無相関かつ均一分布である。他方、図 1 の矢印で表される透視投影の非線形歪の誤差は、アスペクトごとに特有であり、各特徴点ごとに不均一な分散と相関を持つ。この相関には、縦横座標それぞれのものに加え、縦横座標間の相関もある。これらを利用して、判定行列を以下のように改良する。ここでは、式 (1) における L の退化次数が 8 の場合における改良法を示すが、退化次数が 6 の場合 (1 面のみが可視の場合) も同様に改良できる。

誤差の共分散行列を $R_{\Delta\mathbf{w}} = E(\Delta\mathbf{w}\Delta\mathbf{w}')$ とおき、正定値と仮定する (E は平均値を表す)。このとき、2 つの行列 $L_w = L'L$ と $R_{\Delta\mathbf{w}}$ に対する一般固有値問題を変形した固有方程式、

$$R_{\Delta\mathbf{w}}L_w\mathbf{s}_i = \mu_i\mathbf{s}_i, \quad (i = 1, 2, \dots, 2N), \quad (6)$$

において、 $\{\mu_i\}$ は非負の一般固有値であり、 $R_{\Delta\mathbf{w}}L_w$ の退化次数と同個数の 0 値をとる。上式の解 $\{\mathbf{s}_i\}$ のノルムを $\mathbf{s}_i'R_{\Delta\mathbf{w}}^{-1}\mathbf{s}_i = 1$ により正規化し、縦方向に並べた行列を S とおき、 $T = S^{-1}$ とする。ただし、0 固有値に対しては計算精度が低下し、複素共役の一般固有値・固有ベクトルが数値計算で得られることも多い。その場合は補正を要する。 T と S により、 $R_{\Delta\mathbf{w}}$ と L_w はそれぞれ次のように対角化される。

$$TR_{\Delta\mathbf{w}}T' = I, \quad (7)$$

$$S'L_wS = \text{diag}(\mu_1, \dots, \mu_{2N-8}, \underbrace{0, \dots, 0}_{8 \text{ zeros}}). \quad (8)$$

ここで、 $\text{diag}(\cdot)$ は対角行列、 I は単位行列を表す。さらに式 (8) より、

$$L_w = T'\text{diag}(\mu_1, \dots, \mu_{2N-8}, \underbrace{0, \dots, 0}_{8 \text{ zeros}})T, \quad (9)$$

となる。ここで、式 (7) のように無相関化・正規直交化された誤差は等しい重みで評価したほうがよいので、式 (9) の非零の一般固有値をすべて 1 に置換し、

$$\tilde{L}_w = T'\text{diag}(\underbrace{1, \dots, 1}_{2N-8 \text{ ones}}, \underbrace{0, \dots, 0}_{8 \text{ zeros}})T, \quad (10)$$

のように変形する。さらに $\tilde{L}_w = \tilde{L}'\tilde{L}$ とおけば、

$$\tilde{L} = \text{diag}(\underbrace{1, \dots, 1}_{2N-8 \text{ ones}}, \underbrace{0, \dots, 0}_{8 \text{ zeros}})T, \quad (11)$$

が改良された判定行列となる。 \tilde{L} により誤判定が減

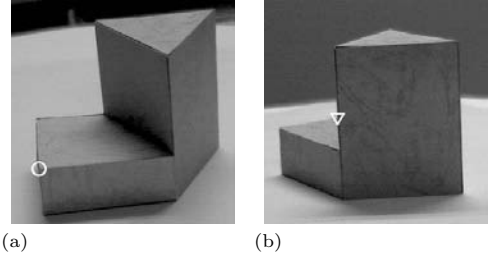


図 2 2 種類の自己遮蔽の実画像。(a) アスペクト境界による自己遮蔽、(b) 凹の部分で起きる自己遮蔽
Fig. 2 Real images of two kinds of self-occlusion. (a) Self-occlusion at aspect boundary, (b) Self-occlusion of concave polyhedron.

るとともに、0 要素の分だけ演算量を減らすこともできる。

2.2 従来法における問題点

2.2.1 特徴点の抽出失敗

図 2 (a) のような実画像から特徴点を抽出する場合、物体左側の面がカメラの光軸と一致した状態であるため、内部のエッジが抽出できないと印の頂点の抽出にしばしば失敗する。このような状態を物体の面の可視・不可視が切り換わるアスペクトの境界と呼び、自己遮蔽の一種と見なした。この特徴点の抽出失敗に対処するため、図 2 (a) のようなアスペクトを境界アスペクトとして、これに対応した判定行列を構成する。

2.2.2 一般の多面体における問題点

一般の多面体は凹の部分を持つことがあり、物体自身が他の部分を隠す自己遮蔽が起こりうる。たとえば、図 2 (b) では、自己遮蔽により画像上の印で示すエッジどうしの交点が特徴点として検出される。しかも、この交点はカメラの移動によって物体のエッジ上を移動する。この移動がエッジ上のみで起こる線形的な移動であることに着目し、判定行列を作成する。この拡張により、移動する特徴点も判定処理に組み込んで、自己遮蔽をとまう一般の多面体を判定することができる¹⁷⁾。

2.3 本論文における判定行列の拡張法

2.3.1 境界アスペクトの場合

2.2.1 項で述べたように、境界アスペクトでは特徴点の抽出失敗が起こりやすい。そこで、観測画像において次の 2 種類の境界アスペクトを考える。まず 1 つ目は図 2 (a) のように、面の可視・不可視が切り換わるものである。もう 1 つは、光軸と物体の辺が一致し、複数の面の可視・不可視が切り換わるものである。この例を図 3 (a), (b), (c) の物体モデルの合成画像で示す。図 (a) は通常のアスペクトである。この図の面 (4-5-6-7-8) が光軸と接する境界アスペクトを図 (b) に

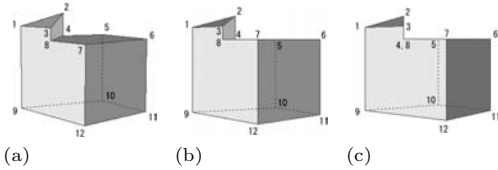


図 3 2 種類の境界アスペクトの例 (合成画像)。(a) 通常のアスペクト, (b) 光軸と面が一致, (c) 光軸と辺が一致
 Fig. 3 Two kinds of boundary aspect (synthesized images). (a) Ordinary aspect, The optical axis is (b) coplanar with a face, or (c) coplanar with an edge.

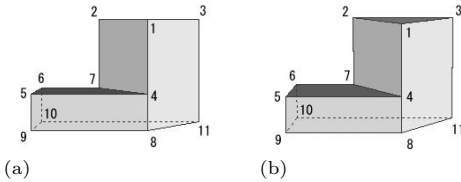


図 4 通常のアスペクトと同一の外周頂点順を持つ境界アスペクトの例。(a) 境界アスペクト, (b) 通常のアスペクト
 Fig. 4 An example of boundary aspect whose circumferential vertices has the same order as of ordinary aspect. (a) Boundary aspect, (b) Ordinary aspect.

示す。ここでは頂点 5, 7 の抽出に失敗しやすい。図 (c) は、図 (a) の辺 (4-8) が光軸と一致する境界アスペクトを示している。ここでは頂点 3, 5, 7 の抽出に失敗しやすい。このような特徴点の抽出失敗に対処するために、この 2 種類の境界アスペクトのすべてを対象物体の 3D モデルから見つけ出し、抽出に失敗しやすい頂点を除外した判定行列を作成する。

ここで、境界アスペクトにおける判定行列を作成する必要のない場合も存在する。たとえば、図 4 (a) に示す面 (1-2-3) に関する境界アスペクトでは、図 (b) と同じ外周頂点順を持つので、通常の (境界でない) アスペクトにおける判定行列を利用できる。図 4 の物体では 120 個の境界アスペクトが見つかるが、そのうち実際に判定行列を作成したのは半数の 53 個である。

2.3.2 一般の多面体における自己遮蔽の場合

一般の多面体では図 2 (b) に示すような自己遮蔽が起り、図中の印がカメラの位置によって移動する特徴点として検出される。この場合、エッジの交点の数だけ特徴点座標が張る線形部分空間の自由度 (次元) が増える。図 5 (a), (b), (c) は、凹の部分で起きる自己遮蔽の例を合成画像で示している。図 (a) では 1 つ、図 (b), (c) では 2 つのエッジ交点がある。ただし、図 (c) のように平行な 2 本のエッジが他の 1 本と交差している場合、自由度は 1 しか増えない。自由度が増えた数だけ式 (2) の基底画像の数を増し、判定行列を構成すれば、移動する特徴点も含めた判定が可能

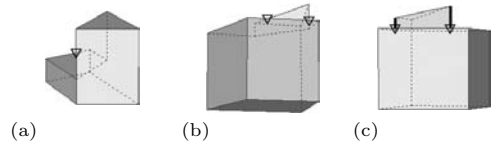


図 5 凹の部分で起きる自己遮蔽の例。(a) エッジの交点が 1 つ, (b) 2 つ, (c) 2 本の平行なエッジ (太線) が他の 1 本と交差
 Fig. 5 Self-occlusion of concave polyhedron. When (a) a pair of edges overlaps, (b) two pairs do, (c) two parallel edges (thick line) overlap with the other edge.

となる。2.1.1 項の従来の判定行列における基底画像の枚数は 3 だが、一般の多面体における基底画像の枚数 M は (3 + 自由度の増加数) となる。

判定行列を構成するためには、特徴点の数 N と基底画像の数 M の関係は $N > M$ でなければならない。実際、エッジ交点の数が増えると、同時に特徴点の数も増えるため、 $N > M$ の関係は普通満たされる。

このような基底画像を用いて 2.1.1 項の直交射影の判定行列を構成し、2.1.2 項の改良により一般固有ベクトルの判定行列を構成した。

3. 3D モデルのアスペクト解析法

ここでは、対象となる 3D モデルのアスペクト解析法を通常の (従来の) アスペクト, 境界アスペクト, 一般の多面体におけるアスペクトの順に述べる。

これらのアスペクト解析の結果から、各アスペクトに対して、特徴点識別番号の並び (外周上右回り順), 特徴点の個数, 代表的な視点 (観測球上の緯度, 経度, 距離), および観測頻度 (出現確率) をまとめてデータのリストを作成し、判定時に利用する。

以下では、数値モデルが与えられた場合を想定するが、実体モデルの場合は、まず数値モデルへ変換して利用の方が望ましい。なぜなら、実体モデルの実画像処理によるアスペクト解析には、大がかりな撮影装置と多数の画像処理の膨大な計算量を必要とするからである。

3.1 従来のアスペクトの解析

3D モデルを半径 R [cm] の観測球の中心に置き、その球面上に均一に分布する十分多数 (約 2,600 個) の観測点からカメラを中心に向着透視投影画像を生成する。対象物体を凸多面体と仮定すれば、この画像における面の可視・不可視を調べるによりアスペクトを決定できる。観測球の半径 R は 28 ~ 135 cm まで 5 段階で動かす。

3.2 境界アスペクトの解析

前節の方法では境界アスペクトを検出できない。そこで、2.3.1 項で述べたようなカメラの光軸と物体の

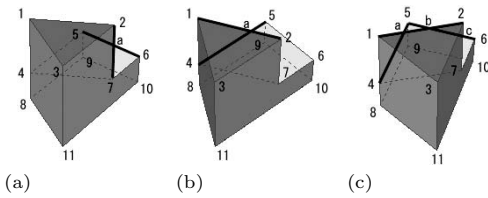


図 6 同じ面の可視性を持ち、外周頂点順が異なるアスペクトの例
Fig. 6 An example set with the same face visibility but with different circumferential vertex orders.

面が接する場合 (1), あるいは光軸と物体の辺が一致する場合 (2) については, それぞれ次のような方法で境界アスペクトの解析を行う.

- (1) 物体の各面を回転・平行移動し, 観測球の赤道面上に置く. その後, カメラを赤道上で動かせば, 各面における境界アスペクトをすべて検出できる.
- (2) 上と同様に物体の各辺を回転・平行移動し, 観測球の赤道面上に置く. その後, 物体の辺の延長線と赤道が交わる 2 点から観測し, 各辺における境界アスペクトをすべて検出する.

上記の処理を, 観測球の半径を前節の 5 段階で動かしながら, 対象物体のすべての面と辺について実行し, 2 種類の境界アスペクトをすべて検出する. その後, 2.3.1 項の図 4 の説明で述べたような同じ外周頂点順を持つアスペクトがないかを検証し, 異なる頂点順のアスペクトのみを前述のリストに追加しておく. 境界アスペクトを新たに加えるため, アスペクトの総数は従来の約 2 倍となるが, アスペクトの総数が増えても本判定法では誤判定率があまり増えず, 境界アスペクトもかなり正確に判定できる.

3.3 一般の多面体における解析

一般の多面体では, 3.1 節の凸多面体における面の可視性を用いたアスペクト解析に加え, さらに, 2D 画像上でのエッジの交差性を調査して, アスペクトを解析する. 具体的には, 図 6 (a), (b), (c) のように同じ可視面を持つが, エッジが交差する場所が異なる場合について, 画像上でのエッジの交差性から外周頂点の順番を求め, アスペクトを決定する.

4. 数値実験

4.1 実験に用いたモデル

数値実験のために, 図 7 に示すような 6 種類のモデルを用意した. 図 (a)–(d) を順番にモデル 1, 2, 3, 4, 図 (e), (f) をモデル a, b と呼ぶ. モデル 1–4 とモデル a, b とでは観測される外周頂点数の範囲が完全に分離しているため, 2 つのグループで別々に実験を行う.

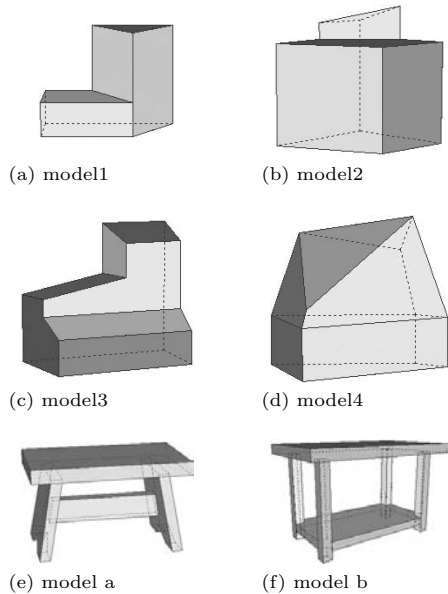


図 7 実験に用いたモデルの合成画像
Fig. 7 Models employed in numerical experiments.

モデル 1, 2, 3 は凹の部分を持つ多面体であり, 境界アスペクトと凹の部分で 2 種の自己遮蔽が生じる. また, モデル 4 は凸多面体なので, 境界アスペクトだけが起きる. モデル 1–4 は, 異なる視点から異なるアスペクトを得るために, なるべく非対称で特殊な形状とした. たとえば対称な立方体の場合, 各面を区別しない場合のアスペクト数は 3 である. しかし, 面を区別するとアスペクト数は 26 となる. 本判定法では, 面をその形状だけで区別している. モデル a, b は複雑な形状を持つ多面体であり, 境界アスペクトと凹の部分で 2 種の自己遮蔽が起こる.

実験に用いた各モデルの寸寸法とその頂点, 面, 辺の数, および自由度の最大増加数を表 1 に示す. また, 各モデルから検出されたアスペクトの個数を表 2 に示す. モデル 1–4 の形状は比較的単純だが, 非対称で特殊な形状であるため, 多数の異なるアスペクトを持つ. 一方, モデル a, b は複雑な形状を持つが, 対称性やテーブルの通常の使用状態における画像のみを判定対象としたため, アスペクト数はそれほど多くはない.

4.2 誤差の共分散行列の計算

2.1.2 項で用いた誤差の共分散行列を作成するため, 2.1.1 項の直交射影の判定行列 L を利用する. L は任意の線形なカメラ画像が張る線形部分空間の直交補空間への直交射影行列であり, 透視投影の非線形歪成分を正確に抽出できる. 半径 $R=35$ [cm] の観測球面

表 1 実験用モデルの寸法
Table 1 Dimensions of models.

model	1	2	3	4
最大/最小の奥行 [cm]	4/4	7/5	5/5	6/2
高さ [cm]	6	8	8	6
幅 [cm]	7	9	9	9
頂点の数	11	12	16	12
面の数	8	8	10	11
辺の数	15	18	24	21
自由度の最大増加数	3	3	4	0

model	a	b
最大/最小の奥行 [cm]	11/1.4	9.6/7.2
高さ [cm]	11.5	10
幅 [cm]	19.7	16
頂点の数	44	64
面の数	26	40
辺の数	66	96
自由度の最大増加数	6	6

表 2 物体のアスペクトの個数
Table 2 Numbers of aspects.

model	1	2	3	4
総数	123	163	279	226
境界アスペクトの数	53	76	127	97
凹で起きる自己遮蔽の数	77	96	202	0
2つの自己遮蔽の数	99	132	248	97
自己遮蔽でない数	24	31	31	129

model	a	b
総数	264	78
境界アスペクトの数	77	21
凹で起きる自己遮蔽の数	78	86
2つの自己遮蔽の数	263	78
自己遮蔽でない数	1	0

上に、3.1 節と同じ約 2,600 個の視点を置き、各視点においてロール角を $k\pi/16$ [rad] ($k = 0, \dots, 31$) に設定し、透視投影画像を合成する。その特徴点座標に L を掛けて誤差 Δw を求め、アスペクトごとにその共分散行列を計算した。その対角項に、ノイズによる均一分散の無相関誤差成分として 3 画素相当 (全画面 640×480 画素) の定数を加え、 $R_{\Delta w}$ の推定とした。これらの誤差成分は、画像面上の成分だけを持つ。

さらに、 $R = 35$ [cm] の観測球では見つからないアスペクトについては、 $R = 28$ [cm] の観測球と同様に $R_{\Delta w}$ を推定する。それでも観測されないアスペクトについては無相関成分のみの対角行列とした。

4.3 合成画像による実験

4.3.1 実験方法

実験用の画像は次のように合成する。半径 $R = 28, 35, 50, 80, 135$ [cm] の観測球面上の 3.1 節と同様な約 2,600 個の観測点について、その緯度と経度にそれぞれ分散 0.5 度の無相関正規乱数を加え、ロール角を範囲 $[0, 2\pi]$ の一様乱数で与えて透視投影画像を合成



図 8 境界アスペクトの範囲。(a) 上面が不可視 (下限), (b) 光軸と一致 (中央), (c) 可視 (上限)

Fig. 8 Range of boundary aspect. (a) Upper face is invisible (lower limit), (b) Aspect boundary, (c) Visible (upper limit).

する。ただし、カメラの焦点距離 f を $f = 1/R$ として、 R によらない画像のサイズを得た。その外周頂点の座標を求め、0-3 画素相当の標準偏差を持つ無相関正規乱数の付加ノイズを加えて特徴点座標とした。また、実験に用いるすべてのアスペクトについて、あらかじめ判定行列を準備しておく。

各観測画像について、その外周頂点数 N と同じ大きさを持つ $N \times N$ の判定行列に特徴点座標を巡回シフトしながらすべて掛け、式 (5) の判定基準 A を求める。その最小値から第 2 位までを記録し、その 2 個に対する判定行列と観測画像が正しい特徴点对応となる時、その結果を正答とする。第 2 位までを記録する理由は 4.3.3 項で述べる。

4.3.2 特徴点抽出失敗の生成

合成画像ではすべての特徴点を計算できるので、次のような方法により特徴点抽出失敗の状態を模擬的に生成した。

図 8 (a), (b), (c) はそれぞれ、上の面が可視、光軸と一致、不可視の状態を表している。本実験ではアスペクト境界上で特徴点の抽出に失敗しやすい状態を、図中の面の可視幅 (図中の縦棒の長さ) で判断する。この縦棒の長さの最大値が一定範囲内であれば、図 (a), (c) の状態を図 (b) と同じ境界アスペクトと見なす。本実験では、この可視幅の範囲を 0-3 画素相当の長さで動かした。この範囲のことを、今後は境界アスペクトの範囲と呼ぶ。合成画像のすべての可視面について境界アスペクトの範囲内にある面を探し、その面上で抽出失敗が起きたとして実験に用いる。

4.3.3 判定結果

ここでの実験結果のグラフは、縦軸に誤判定率、横軸にカメラと物体の距離を明示している。実験では各グループのモデルの判定行列を統合し、グループ内の物体の識別と特徴点对応を判定する。

まず始めに、モデル 1-4 の結果を示す。グラフの各データ点は、4 つモデルをそれぞれ全周から見た約 2,600 枚、合計約 10,400 枚の合成画像における平均値である。

図 9 の破線は式 (5) の判定基準 A の最小値を正答

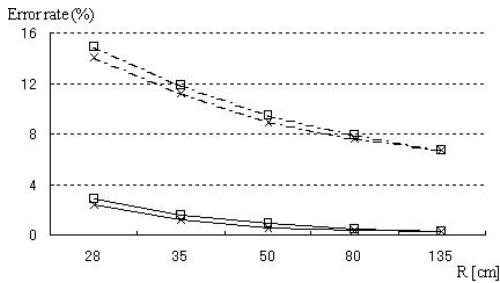


図9 境界アスペクトを考慮しない場合(×点)と考慮する場合(○点)の比較。破線：判定基準Aの最小値だけを正答とするとき、実線：Aの第2位までを正答とするとき

Fig.9 Comparison between conventional method (×) where boundary aspects are not involved and the proposed method (○) which identifies boundary aspects. Broken lines: the minimum of the evaluation factors A is not correct, Real lines: two minimum evaluation factors do not contain the correct answer.

とするときの、実線は第2位までの最小値を正答とするときの、誤判定率を表す。付加ノイズを0、境界アスペクトの範囲は1画素相当とした。また、図中の×点は従来の(境界アスペクトを考慮しない)判定結果、○点は本判定行列(境界アスペクトを考慮する)による結果を示す。

図では、カメラと物体の距離が近いほど誤判定率が大きい。これは、この距離が近いほど非線形歪が大きくなり、判定結果に悪影響を与えるためである。また、図の実線は破線より約1/4まで誤判定率が低下している。これは、ある画像とその鏡像における不確定性(視覚のNecker反転に相当)のため、最小値とその次の判定基準Aが比較的近い値をとり、正答が第2位の最小値となる場合が少なくないからである。判定の実用的な範囲を誤判定率が5%以下までとするならば、実線の横軸の全範囲で実用的だといえる。これ以降は、最小値から第2位までに正答を含む場合の結果のみを示す。

2.1.1 項の直交射影の判定行列は、この不確定性を原理的に判別できない。2.1.2 項の判定行列は、透視投影画像における非線形歪の共分散行列の情報により、かなり判別が可能となる⁷⁾。

図より、境界アスペクトを加えない場合(×印)に比べて、本拡張法(○印)は、アスペクトの総数が2倍程度増えるにもかかわらず、ほぼ同程度の誤判定率を得た。したがって、本判定法は境界アスペクトも有効に判定できる優れた方法であることが分かった。

図10は、境界アスペクトの範囲を0-3画素相当の範囲で動かしたときの誤判定率を示している。境界アスペクトの範囲を3画素(×点)にすると、実験に用

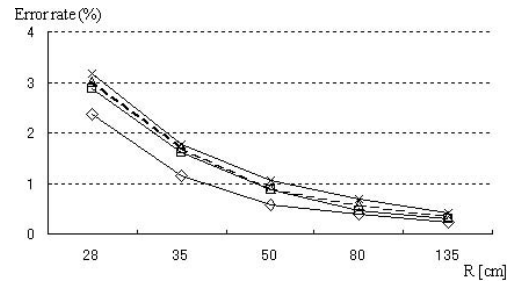


図10 境界アスペクトの範囲を変えたときの比較。範囲(画素相当): 0(○), 1(□), 2(◇), 3(×)

Fig.10 Comparison between different ranges of boundary aspect. The ranges are equivalent to: 0(○), 1(□), 2(◇), 3(×) [pixel].

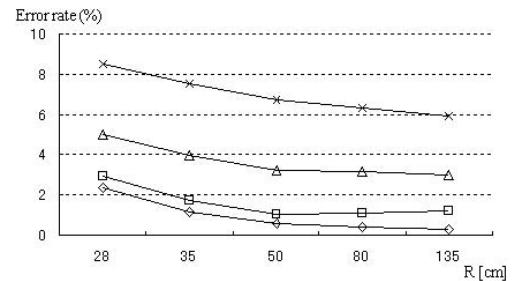


図11 ノイズを変えたときの比較(モデル1-4)。ノイズの標準偏差(画素相当): 0(○), 1(□), 2(◇), 3(×)

Fig.11 Comparison between different strength of noises (model1-4). The noises have standard deviation of: 0(○), 1(□), 2(◇), 3(×) [pixel].

いた合成画像のうち境界アスペクト画像の占める割合は半分程度まで増加するが、本判定法はこの場合も正しく判定できることが分かる。

図11は、特徴点座標への付加ノイズを0-3画素相当で動かしたときの誤判定率を示す。ただし、境界アスペクトの範囲は1画素相当とした。誤判定率の許容範囲を5%以下とするならば、図より付加ノイズが2画素相当までで実用的な判定が行える。付加ノイズを3画素相当加えると物体画像がかなりひずみ、誤判定率も上昇する。

次に、モデルa, bの結果を示す。グラフの各データ点は、各モデルについて約1,500枚ずつ、合計約3,000枚の合成画像における平均値である。図12は、境界アスペクトの範囲を1画素相当として、付加ノイズを0-3画素相当としたときの誤判定率を示している。この2つの物体は、モデル1-4と比べて約2-3倍ほど大きく、透視投影の歪も大きくなるので、誤判定率が高くなる。しかし、カメラと物体の距離が50cm以上ならば、実用的な判定が可能だといえる。

また、各モデルごとに判定行列を分けた実験も行っ

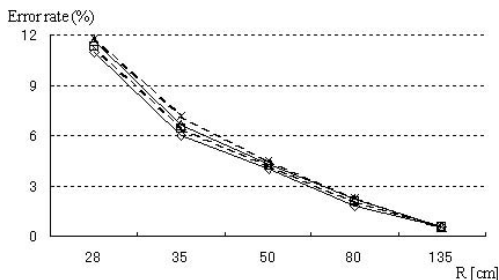


図 12 ノイズを変えたときの比較 (モデル a, b). ノイズの標準偏差 (画素相当): 0 (○), 1 (□), 2 (◇), 3 (×)

Fig. 12 Comparison between different strength of noises (model a, b). The noises have standard deviation of: 0 (○), 1 (□), 2 (◇), 3 (×) [pixel].

た. その結果は文献 8) の結果とよく一致する.

4.4 実画像による実験

4.4.1 実験方法

ここでも図 7 のモデルを用いる. モデル 1-4 (図 (a)-(d)) ではレザック紙で制作した模型, モデル a, b (図 (e), (f)) では市販の木製の机を回転台の上に置き, 約 35 cm の距離からビデオカメラで撮影する. このとき, 天井にある通常の蛍光灯の照明に加え, 補助の蛍光灯照明を, 図 (a)-(d) の模型ではカメラの左側方に 1 台, 図 (e), (f) では左右側方に 2 台用いた. 各モデルにつき 100 枚ずつ, 計 600 枚の実画像を実験に用いる.

各画像から物体外周 (シルエット) 上の特徴点座標を抽出するプログラムを作成した. ここでは, 物体は単色であり背景の色から孤立しているという前提の下で, 標準的な画像処理手法 (RGB-HSV 変換, ソーベル演算子によるエッジ抽出, ハフ変換による直線抽出, など) を組み合わせ, 閾値などの設定を除き次の手順で自動的に特徴点を抽出する. まず, 色の輪郭から概略の物体外周を求め, 外周近傍のエッジ情報だけにハフ変換を行う. 最大のハフ変換係数を持つエッジから開始し, 左右方向へ順次エッジを接続しながら特徴点座標を出力する.

このプログラムで処理したモデル 1-4 の画像をそれぞれ図 13 (a)-(d) に示す. この画像はそれぞれ左側面, 左側面, 上面, 右側面が視線と一致する境界アスペクトである. 特に, 図 (c) の上辺 印の頂点は, その左右側面の明度差が小さく, 手動検出でも見逃されやすい. 図より, ランダム誤差成分の標準偏差は平均的に 1-2 画素以下で見られる. 一方, 図 (b) の左下の頂点では, 左側面の複数のエッジをハフ空間内で分離失敗したため, 5 画素の誤差を生じた. この図から, 人間の視覚など高度な特徴点抽出法によっても検出失

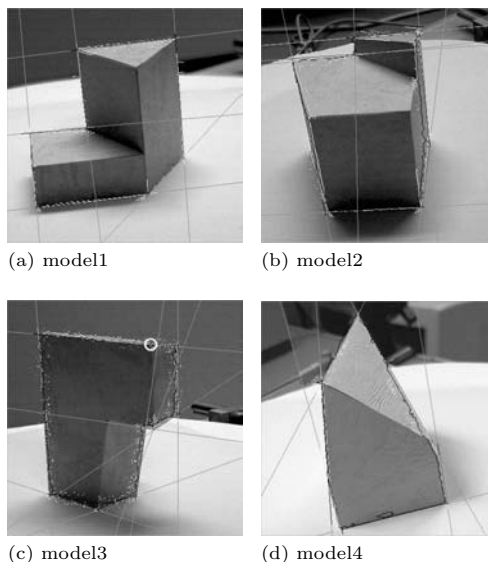


図 13 実画像からのエッジと特徴点の抽出例

Fig. 13 Edge and feature point detection in real images.

表 3 実画像による誤判定率 (%)

Table 3 Misidentification rates (%) for real images.

実験の種類	判定行列	最小値	第 1,2 最小値
モデル 1-4 の識別 と特徴点对応付け	分割	14.0	2.50
	統合	17.5	4.25
モデル a, b の識別 と特徴点对応付け	分割	14.0	2.00
	統合	14.0	3.00

敗が起こる場合に対して, 本論文で提案する判定行列の拡張は有用であることが分かる. また, 4.3.1 項のランダム付加誤差の強度 (0-3 画素相当) は合理的な値であることが分かる.

しかし本プログラムの性能は現在まだ低く, モデル 1-4 の画像の 2, 3 割でしか成功していない. また, モデル a, b の画像では薄い木口の線分が多数存在することや, 強い陰影により前述の物体色の前提が壊れることが多く, 本プログラムはまだ改良の必要がある. 特徴点を自動抽出できない画像では, 画像上のマウスの手動指定によりその座標を求めた.

4.4.2 実験結果

表 3 に実画像による実験の結果を示す. 4.3 節と同様に, モデル 1-4 と a, b の 2 グループに分け, 各モデルの観測画像と判定行列を分割した実験と, 統合した実験を比較した. 後者はグループ内の物体の識別と特徴点对応を同時に行う実験であり, 前者に比べてアスペクトの総数が 4 倍または 2 倍程度増えるので, 誤判定率も増加する. 各グループの統合の実験で, A の最小から 2 位までの誤判定率がともに 5% 以下の低い

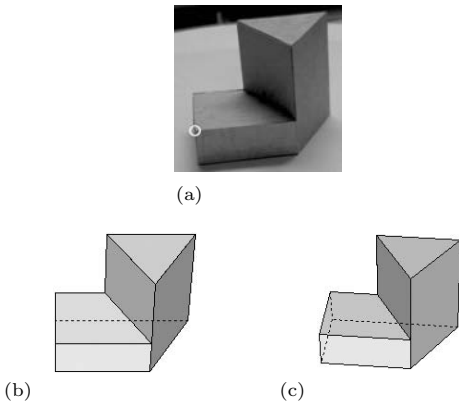


図 14 境界アスペクトにおける判定結果 . (a) 実画像 , (b) 点の抽出に失敗した場合 , (c) 成功した場合
 Fig.14 Results at aspect boundary. (a) Real image, (b) A case of failure of point detection, (c) A case of succeeded detection.

値を得た . この結果は合成画像の結果とよく一致する . 次に , 実画像による判定結果の具体例を図示する .

図 14 (a) , (b) , (c) は , 境界アスペクトの結果である . 図 (a) が実験に用いた実画像であり , 印の頂点の抽出に失敗しやすい . 頂点抽出に失敗したデータによる判定結果は図 (b) の合成画像であり , 成功したデータによる判定結果は図 (c) となる .

図 15 (a)–(d) は凹の部分の自己遮蔽が起こる場合の例を示し , 図中の 印は画像上のエッジ交差点を表している . 各図はそれぞれ 2 , 3 , 4 , 6 個のエッジ交差点を持つので , 同数だけ基底画像を増やして作った判定行列により正しく判定された .

図 16 (a) , (b) , (c) は境界アスペクトと凹の部分の自己遮蔽が同時に存在する場合の結果を示す . 図 (a) が実験に用いた実画像であり , 図中の 印はそれぞれ図 14 , 図 15 と同じ意味の頂点である . 頂点 () の抽出に失敗した場合の判定結果を図 (b) , 成功した場合を図 (c) で示す .

以上のように , 境界アスペクトの特徴点抽出失敗に対してもかなり正確に判定ができ , 一般の多面体についても正しく判定できた . さらに , 一般の多面体において 2 種類の自己遮蔽が同時に起こる場合でも , 本判定法はかなり正確な判定が可能であることが分かった .

5. 考 察

本論文では上記のような判定行列の改良を行い , 十分高い正答率を得た . ここでは , なお誤判定を起こす原因や , その対策を考える .

5.1 誤差共分散モデルの不一致

2.1.2 項の一般固有ベクトルによる判定行列の作成

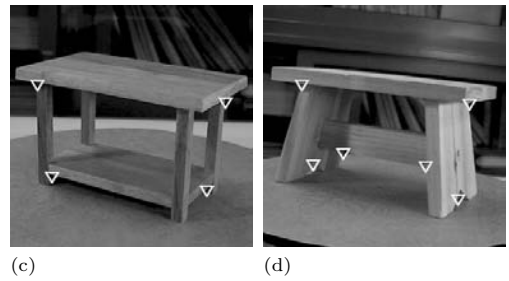
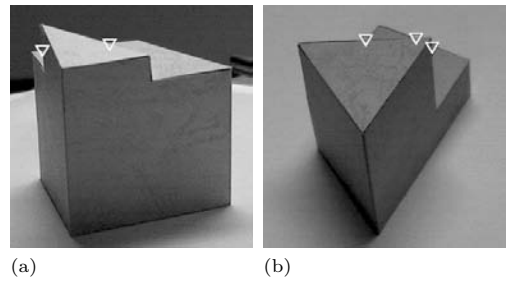


図 15 凹の部分の自己遮蔽が起こる場合
 Fig.15 Self-occlusion of concave polyhedron.

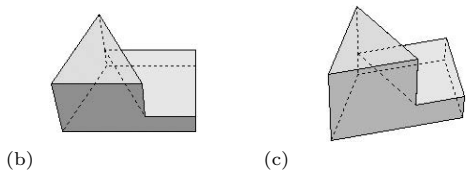
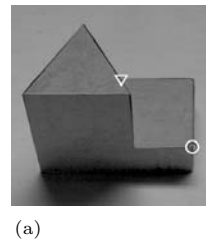


図 16 2 種類の自己遮蔽が同時に起こる場合 . (a) 実画像 , (b) 点の抽出に失敗した場合 , (c) 成功した場合
 Fig.16 Two kinds of self-occlusion occur simultaneously. (a) Real image, (b) A case of failure of point detection, (c) A case of succeeded detection.

時に用いた誤差の共分散行列は , 各アスペクト画像の標本平均値として推定される . したがって , 観測画像がアスペクトの代表的な視点から大きくずれると , 誤判定が起こりやすい . この誤りを減らす一手段として , 一般固有ベクトル (斜交系) による判定行列を直交系¹⁸⁾ による判定行列へ変更することを試みている .

5.2 他の誤差成分と検出の誤り

本判定法では , 画像処理による特徴点抽出の誤差と透視投影の非線形歪誤差の 2 種類の誤差への対策を導入した . そのほかにもレンズの収差などの誤差を本判

定法に組み込めば、その影響を低減可能である。

しかし、実用上で最大の誤判定の原因は、画像の特徴点検出の失敗や存在しない特徴点の誤検出であろう。ある物体の認識や復元のために、特徴点を過不足なく抽出できたか否かを判定することは、実際に困難な問題である。本論文の手法は、逆説的ではあるが、特徴点検出の成否を確認する手段としての可能性もあると思われる。特徴点検出失敗や誤検出、および測定座標誤差の場合で、式(5)などの特性がいかに異なるかを調べ、上の可能性を探る必要がある。

6. おわりに

3D モデルベースビジョンにおける単眼視画像から、行列を利用してアスペクトと特徴点对応を効率良く決定する手法を2種類の自己遮蔽について拡張し、その有効性を実験により明らかにした。多数のアスペクトを持つ6種類の物体の合成画像と実画像を用いた数値実験の結果、実用上十分高い正答率で境界アスペクトにおける特徴点の抽出失敗にも対処でき、一般の多面体の物体認識と特徴点对応の判定を行うことができた。

今後は、5章で述べた改善点を実現するとともに、本判定行列を3D形状復元法と組み合わせ、モデルを用いない手法へと拡張することを計画している。

参考文献

- 1) Lowe, D.G.: Fitting Parameterized Three-Dimensional Models to Images, *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, Vol.13, No.5, pp.441-450 (1991).
- 2) 洪海ほか：回転行列の正規直交性拘束を用いた多面体物体の同定, 信学論(D-II), Vol.J72-D-II, No.3, pp.404-415 (1989).
- 3) Weiss, I. and Ray, M.: Model-Based Recognition of 3D Objects from Single Images, *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, Vol.23, No.2, pp.116-128 (2001).
- 4) 尺長 健, 池内克史, 金出武雄: 不変量地図による3次元物体記述と物体認識, 信学論(D-II), Vol.J80-D-II, No.6, pp.1466-1474 (1997).
- 5) 坂本博康ほか: アスペクト判定行列を用いた単一画像への3Dモデル当てはめ, 信学論(D-II), Vol.J82-D-II, No.11, pp.2165-2168 (1999).
- 6) Ullman, S. and Basri, R.: Recognition by Linear Combination of Models, *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, Vol.13, No.10, pp.992-1006 (1991).
- 7) 坂本博康: 行列によるアスペクト判定法の改良, 信学論(D-II), Vol.J83-D-II, No.2, pp.645-652 (2000).

- 8) 坂本博康, 野寄貴志, 太田諦二: 縦横座標の相関を用いる物体の見えと特徴点对応の判定行列, 映情学論, Vol.57, No.1, pp.149-152 (2003).
- 9) 坂本博康: 信号の2次形式に対する最適な線形変換, 信学論(A), Vol.J-77A, No.5, pp.741-749 (1994).
- 10) Koenderink, J.J. and van Doorn, A.J.: The singularities of the visual mapping, *Biol. Cybernet.*, Vol.24, pp.51-59 (1976).
- 11) Koenderink, J.J. and van Doorn, A.J.: The internal Representation of solid shape with respect to vision, *Biol. Cybernet.*, Vol.32, pp.211-216 (1979).
- 12) Bowyer, K.W. and Dyer, C.R.: Aspect graphs: An introduction and survey of recent results, *Int. J. Imaging Syst. Technol.*, Vol.2, pp.315-328 (1990).
- 13) Young, T.Y.: Handbook of Pattern Recognition and Image Processing: Computer Vision, Vol.2, Academic Press, Inc., California (1994).
- 14) Dickinson, S.J., Pentland, A.P. and Rosenfeld, A.: 3-D shape recovery using distributed aspect matching, *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, Vol.14, No.2, pp.174-198 (1992).
- 15) 守田 了, 川嶋稔夫, 青木由直: シルエットに基づく階層的アスペクトグラフ, 信学論(D-II), Vol.J76-D-II, No.9, pp.1886-1893 (1993).
- 16) 野寄貴志, 坂本博康: 物体の見えと特徴点对応を判定する行列の自己遮蔽に対する拡張, 情報処理学会研究報告, 2002-CVIM-134-4, pp.25-32 (2002).
- 17) Sakamoto, H.: A generalization of Ullman's linear combination method of 2-D aspect images and its application to model based vision, *Proc. Int. Tech. Conf. Circuits/Systems, Computers & Commun.*, Vol.2, pp.848-851 (1996).
- 18) 坂本博康: 信号の2次形式の平均誤差に対する最適直交変換, テレビ誌, Vol.48, No.7, pp.914-921 (1994).

(平成15年3月24日受付)

(平成15年9月9日採録)

(担当編集委員 守田 了)



野寄 貴志

2001年九州芸術工科大学画像設計学科卒業。同年、同大学大学院博士前期課程入学、現在博士後期課程在学中。コンピュータビジョンの研究に従事。



坂本 博康（正会員）

1977 年九州工業大学大学院修士
課程修了．同年同大学工学部助手．

1986 年九州芸術工科大学に勤務，
2003 年九州大学大学院芸術工学研
究院教授．信号のデジタル化や変

換，コンピュータビジョン，画像計測の研究等に従事．
博士（工学）．
