

## 局所的な隠蔽・照明反射・複雑背景に対処するアピアランスベースの 3次元物体認識

草地 良規<sup>†</sup>      鈴木 章<sup>†</sup>      荒川 賢一<sup>†</sup>

<sup>†</sup> NTT サイバースペース研究所 〒239-0847 横須賀市光の丘 1-1  
{kusachi.yoshinori, suzuki.akira, arakawa.kenichi}@lab.ntt.co.jp

### あらまし

アピアランスベースの物体認識においては、対象の隠蔽、照明光の全反射、複雑な背景などによって、観測パターンの特徴が欠損し、かつ雑音が付加され、識別率が低下するという課題がある。本研究では、学習パターンに不定次元を付与することで、特徴欠損/雑音付加の伴う画像を表現し、そのパターン分布を主成分によりモデル化する。そのモデルと入力画像を部分空間法により比較することで識別する。部分空間法における共分散行列は、学習パターンのみを用いて求めることができる。実物体を用いた検証実験を行い、提案手法の妥当性を確認した。

### キーワード

アピアランスベース, 特徴欠損, 雑音付加, 部分空間法, 隠蔽, 全反射, 複雑背景

## Appearance Based 3D Object Recognition Robust against Local Occlusion, Specular Reflection, and Complex Background

Yoshinori Kusachi<sup>†</sup>      Akira Suzuki<sup>†</sup>      Kenichi Arakawa<sup>†</sup>

<sup>†</sup> NTT Cyber Space Laboratories 〒239-0847 1-1 Hikarinooka Yokosuka-Shi  
{kusachi.yoshinori, suzuki.akira, arakawa.kenichi}@lab.ntt.co.jp

### Abstract

A novel appearance based method for object recognition is proposed, which is robust against occlusion, specular reflection, and complex background. Our method uses a subspace method basically, and in this paper, we describe that co-variance matrix for a large number of images, added to original images with all considerable noises, is calculable with just original images. Experimental results showed our method marked high recognition rates for severely damaged images with occlusion, specular reflection, and complex background.

### Key Words

Appearance, Occlusion, Specular reflection, Complex background, Subspace method, Noises, Destroyed patterns

## 1. はじめに

オブジェクト認識技術は、文字や顔、人物を対象によく研究されている[1,2]が、制限のない実環境下での実現は困難である。撮影環境を制限/制御することにより多くのシステムが実用化されているが、今後はこの制限を緩和することが望まれる。

撮影環境の中でも、他物体による隠蔽、照明光の全反射、複雑背景を許容する環境は、特徴の欠損のみならず、雑音が付加されるため、未だ困難な課題である。

この課題に対するアプローチは大きく分けて特徴点抽出に基づく方法[5]とアピアランススペースの方法[4]の2つの方法に分類される。

山口らは、定義された特徴点を抽出し、その特徴点に関連づけられた局所的なパターンと局所画像との類似度を投票することにより、隠蔽にロバストな識別方法を提案している[5]。しかし、対象画像中に特徴点の存在を前提としているため、対象依存性が強い。また、隠蔽するもの自体や複雑背景内に定義された特徴が多数含まれる場合は、原理的に適用困難である。

アピアランススペースの手法で、複雑な背景に対処する方法として、学習画像より背景部位を抽出し、背景領域を除いて学習する村瀬らの方法があるが、隠蔽や全反射には対応できていない[6]。また、見え方により輪郭形状が大きく変化する物体には不向きである。出口らは物体の局所的なパターンを利用して識別を行っている[7]。しかし、局所的なパターンは、識別に十分な情報を含んでいない場合が多々あり、識別系が不安定となる。

本研究では、局所的なパターンを用いずに、全体的なパターンを用いて、隠蔽/全反射/複雑背景を許容する3次元物体識別法を提案する。学習画像に不定次元を付与することで、特徴欠損/雑音付加の伴う画像を表現し、パターン分布を主成分によりモデル化する。そのモデルと入力画像を部分空間法により比較することで識別する。本手法では、部分空間法における共分散行列は、特徴欠損/雑音付加の伴う画像を生成せずに、学習画像のみを用いて求めることができる。

以下、2章で部分空間法の概要を説明し、3章で提案手法である不定次元を許容する部分空間法を説明する。4章で正規化を行う場合の拡張法を述べ、5章で実験結果について報告する。6章でまとめおよび今後の課題を述べる。

## 2. 部分空間法の概要

部分空間法は、識別対象の学習パターンが複数ある場合に、学習パターンの分布をモデル化し、入力ベクトルとモデルの距離を計算して、入力ベクトルのカテゴリを識別する方法である[3]。

部分空間法には、CLAFIC法と投影距離法があり、その違いは、後者が主成分分析を行う前に学習パターンの平均を引く点である。ここでは、投影距離法についてのみ説明する。

投影距離法では、カテゴリ  $c$  の学習パターンの共分散行列  $\Sigma_c$  を求め、それを主成分分析する。共分散行列は、以下の式で定義される。

$$\Sigma_c = \frac{1}{N} \sum_{\vec{v} \in V} (\vec{v}_n - \tilde{v})(\vec{v}_n - \tilde{v})'$$

ただし、カテゴリ  $c$  の学習パターンをベクトル  $\vec{v}_n$ 、 $V$  は  $\vec{v}_n$  の集合、 $n$  は学習パターン番号であり、学習パターン数を  $N$  として、 $1 \leq n \leq N$  である。また、 $\vec{v}_n$  の平均をベクトル  $\tilde{v}$  で表す。

次に、求められた共分散行列  $\Sigma_c$  を主成分分析し、主成分ベクトル  $\vec{u}_1, \vec{u}_2, \dots, \vec{u}_k, \dots, \vec{u}_K$  を得る（固有値の大きさ順に並べている）。ただし、 $K$  は学習パターンの次元数であり、 $1 \leq k \leq K$  である。

上記主成分を用いて入力ベクトルを識別する。カテゴリ  $c$  のモデルと入力ベクトル  $\vec{x}$  の距離を以下の式で定義する。

$$l_c = |\vec{x} - \tilde{v}|^2 - \sum_{k=1}^{K'} \{\vec{u}_k \cdot (\vec{x} - \tilde{v})\}^2$$

ただし、 $K'$  は固有値の寄与率により算出するか、システム設計者により定められる正整数であり、 $K' < K$  である。距離が一番小さいカテゴリを求め、入力ベクトル  $\vec{x}$  をそのカテゴリと判定する。

画像認識においては、画像を 1 ベクトルとみなすことで部分空間法を適用できる。学習パターンと入力パターンの 1 対 1 照合を行うテンプレートマッチングと比べて、特徴次元を圧縮し、計算コストを削減できるという利点がある。

### 3. 不定次元を許容する部分空間法

例えば図 1 のような物体画像（原画像）を探索により識別することを考える。探索の過程で切り出された対象は、上下左右からの把持や蛍光灯の全反射（鏡面反射）、複雑なテクスチャ背景などによって、一部の領域に特徴欠損/雑音付加が発生する。

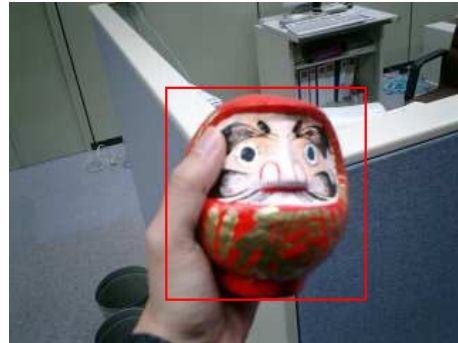


図 1 隠蔽を伴う物体画像

提案する不定次元を許容する部分空間法では、このように欠損した入力ベクトルを含めて識別対象とする。図 2 のように、特徴欠損/雑音付加画像は、学習パターンの周辺に分布している。この分布を主成分でモデル化し、部分空間法により識別を行う。

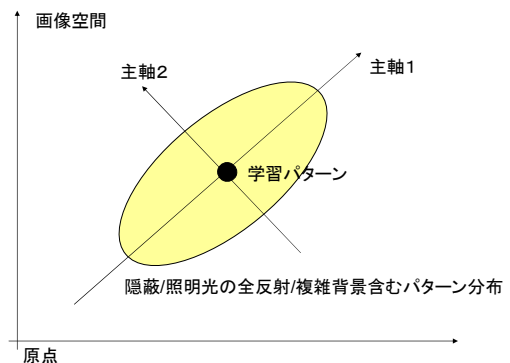


図 2 特徴欠損/雑音付加されたパターン分布

まず、3.1 において、これらの特徴欠損次元の表現方法である、不定次元を含む特徴ベクトルについて述べ、3.2 において、不定次元を含む特徴ベクトル群に対する共分散行列を求める方法について述べる。また、3.3 において、特徴ベクトル正規化への対処方法を示す。

### 3.1. 不定次元の導入

本稿では，特徴ベクトルの値として，どのような値が入力されてもよいとする「不定値」を“\*”として表記する．また，その次元を「不定次元」と呼ぶ．すると，不定次元を含む  $G$  次元の特徴ベクトルは，以下のように表記できる．

$$\vec{v}_* = (v_{*0}, \dots, *, \dots, v_{*G})$$

不定次元を含む画像の例を図3に4枚示す．例えば，不定次元数を  $d$ ，各画素の値が 0～255 の濃淡画像と考えると，不定次元を含む画像は，おのおの  $255^d$  の画像集合と考えることができる．

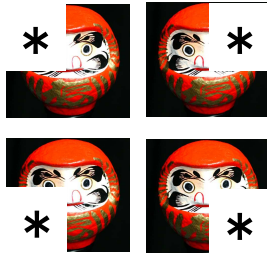


図3 不定次元を含む画像例

### 3.2. 不定次元を有する特徴ベクトル群の共分散行列

$G$  次元の不定次元を含む特徴ベクトルが  $Q$  個あるとし，

$\vec{v}_{*q} = (v_{*q1}, \dots, v_{*qg}, \dots, v_{*qG})$  と定義する

$(1 \leq g \leq G, 1 \leq q \leq Q)$ ．また，各画像の不定次元数を  $d_q$ ，不定値\*の最大値を  $w_{\max}$ ，

最小値を  $w_{\min}$ ，刻み数を  $w_{\text{step}} - 1$ ，不定次元

元値の順列を  $w_r = w_{\min} + \frac{r(w_{\max} - w_{\min})}{w_{\text{step}} - 1}$ ，

$r = 0 \dots w_{\text{step}} - 1$ ，不定次元での値  $w_r$  の生

起確率を  $p(w_r)$  とする．

ここで，共分散行列の各行列要素  $c(i, j)$  に

着目すると， $c(i, j) = \frac{m(i, j) - \frac{s(i)s(j)}{N}}{N-1}$  と式変形

できる．ただし， $\vec{v}_n$  の  $i$  次元要素を  $v_{ni}$  とし

て， $m(i, j) = \sum_{n=1}^N v_{ni} v_{nj}$ ， $s(i) = \sum_{n=1}^N v_{ni}$  である．

不定次元を含む特徴ベクトル群に対して， $N, s(i), m(i, j)$  の項は，以下の式で求めることが可能である．

$$N = \sum_{q=1}^Q w_{\text{step}}^{d_q}$$

$$s(i) = \sum_{q=1}^Q s_q(i)$$

ただし，

$$s_q(i) = \begin{cases} v_{qi} w_{\text{step}}^{d_q} & (v_{qi} \neq *) \\ \sum_{r=1}^{w_{\text{step}}} w_r p(w_r) w_{\text{step}}^{d_q} & (v_{qi} = *) \end{cases}$$

$$m(i, j) = \sum_{q=1}^Q m_q(i, j)$$

ただし，

$$m_q(i, j) =$$

$$\begin{cases} v_{qi} v_{qj} w_{\text{step}}^{d_q} & (v_{qi} \neq *, v_{qj} \neq *) \\ \sum_{r=1}^{w_{\text{step}}} v_{qi} w_r p(w_r) w_{\text{step}}^{d_q} & (v_{qi} \neq *, v_{qj} = *) \\ \sum_{r=1}^{w_{\text{step}}} v_{qj} w_r p(w_r) w_{\text{step}}^{d_q} & (v_{qi} = *, v_{qj} \neq *) \\ \sum_{r=1}^{w_{\text{step}}} \sum_{r'=1}^{w_{\text{step}}} w_r p(w_r) w_{r'} p(w_{r'}) w_{\text{step}}^{d_q} & (v_{qi} = *, v_{qj} = *) \end{cases}$$

上式において， $w_{\text{step}}^{d_q}$  は非常に大きくなる

場合があり，実装の際には，オーバフローを避けるために，適宜，

$$\hat{s}(i) = \frac{s(i)}{w_{\text{step}}^{d_q}}, \hat{m}(i, j) = \frac{m(i, j)}{w_{\text{step}}^{d_q}}$$

等と変形してから，共分散行列を求める．

#### 4. 特徴ベクトルの正規化への対応

本章では、特徴ベクトルの大きさを正規化する場合に拡張する。画像認識においては、画像ベクトルの大きさの正規化は環境光による明るさ変動を吸収するのに効果的であり、広く用いられる手段である[8]。以下の式のように学習パターンを正規化してから部分空間法を適用する。ただし、 $S$  を正規化係数とする。

$$\vec{v}'_n = \frac{S}{|\vec{v}_n|} \vec{v}_n$$

しかし、3章で述べた方法では、辞書生成の際に、学習パターンを正規化し、不定次元を付与した画像（図 4-a）と、実際にノイズが混入された対象画像を正規化した画像ベクトル（図 4-b）は、包含関係にないため、この辞書では識別に失敗する可能性がある。

そこで、図 4-c のように、辞書生成の際に、原画像を小さく（ $S' < S$ ）正規化し、不定次元を付与する。この画像ベクトル（図 4-c）は、図 4-b の画像ベクトルと包含関係にあるため、識別に成功できる可能性がある。

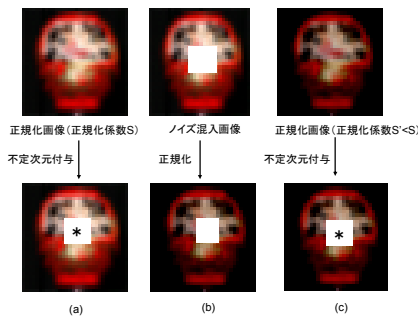


図 4 正規化におけるノイズの影響

具体的には、図 5 に示すように、画像ベクトルの正規化係数を複数考慮した分布を求め、その共分散行列を主成分分析する。

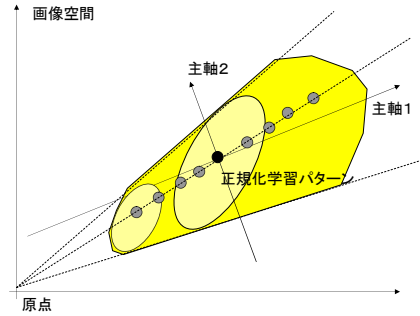


図 5 正規化係数を複数考慮した分布

求めたい共分散行列を

$$c'(i, j) = \frac{m'(i, j) - \frac{s'(i)s'(j)}{N}}{N-1} \text{ とすると,}$$

$$N = \sum_{q=1}^Q (S_{step} + 1) w_{step}^{d_q}$$

$$s'(i) = \sum_{q=1}^Q s'_q(i)$$

$$\text{ただし, } s'_q(i) = \sum_{t=0}^{S_{step}} s_q(i) S_t$$

$$m'(i, j) = \sum_{q=1}^Q m'_q(i, j)$$

$$\text{ただし, } m'_q(i, j) = \sum_{t=0}^{S_{step}} m_q(i, j) S_t^2$$

となり、共分散行列  $c'(i, j)$  を求めることができる。ただし、正規化した特徴ベクトルの共分散行列を  $c(i, j) = \frac{m(i, j) - \frac{s(i)s(j)}{N}}{N-1}$ 、最小

パワー倍率を  $S_{min}$ 、最大パワー倍率を  $S_{max}$ 、

刻み数を  $S_{step}$ 、倍率順序を

$$S_t = S_{min} + \frac{t(S_{max} - S_{min})}{S_{step}}, t=0 \sim S_{step}, \text{ と}$$

する。

## 5. 不定次元を許容する部分空間法の検証 実験

本章では，3次元物体を撮影し，その姿勢を推定する課題を想定し，提案手法の妥当性を検証する．

図6のようにオブジェクトを垂直軸方向-90度から90度まで，水平軸方向40度から-20度まで回転させ，各10度間隔で133枚撮影し，これを学習パターンとして利用した．

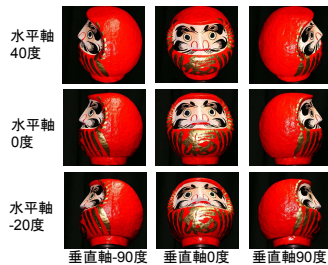


図6 オブジェクトの学習パターン

比較従来法としては，パラメトリック固有空間法を用い，固有空間内でのNN法によりパラメータを推定した．寄与率は99.9%とした．ただし，評価には学習パターンにノイズを付与した画像を用いたため，パラメータ変化に伴う補間はいらない．また，各主成分の次元の値が0である次元を排除して正規化を行った．

### 5.1. 実験1：物体上部での全反射

本実験では，物体の上方向からの照明光の全反射を想定した学習を行い，従来法との精度比較を行う．

学習パターンを図7-aのように16分割し，4パターンのマスク画像(例：図7-b)を生成した．マスク画像の黒い領域を不定次元とし，各学習パターンに対して4枚の不定次元を含む画像を生成した．

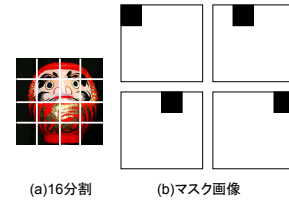


図7 不定次元の設定

学習パターンは， $32 \times 32 = 1024$ 次元であり，不定次元は各64次元である．また，

$$w_{\max} = 255, \quad w_{\min} = 0, \quad w_{\text{step}} = 256,$$

$$p(w_r) = \frac{1}{256} \text{ (一様分布と仮定)}, \quad S = 100,$$

$$S_{\min} = 0.5, \quad S_{\max} = 2.0, \quad S_{\text{step}} = 15 \text{ とした.}$$

上記の設定に従い，133個の部分空間を生成した．部分空間の次元数は5に設定した．

評価用パターンとして，図8のように，領域選択パターンとして上部各1領域を選択した4パターン，テクスチャパターンとして白色格子と白色面の2パターンの，合計8パターンを用意した．本パターンを全133枚に適用して識別実験を行った識別の結果を図8に示す．

	左	左中	右中	右
白色格子パターン				
従来法	100%	94.0%	94.7%	100%
提案法	100%	97.0%	95.5%	100%
白色面パターン				
従来法	100%	91.0%	85.7%	100%
提案法	99.2%	95.5%	88.8%	100%

図8 識別結果

従来手法において，“左”および“右”パターンの識別率が 100%となっているのは，撮影されたオブジェクトの該当次元の変化が小さく，各主成分の該当次元の値が 0 になっているためである。

“左中”および“右中”パターンにおいて，従来手法よりも提案手法の識別率が高く，提案手法の妥当性を実験的に確認した。提案手法で 100%の識別率を実現できない要因は，各画像が似ているため，不定次元を定めると各画像を分離できなくなるためと考えられる。

## 5.2. 実験 2：物体の隠蔽（微分画像による実験）

物体識別においては，原画像そのものを利用するよりも，微分画像を用いたほうが有利になる場合がある[2,9]。本実験では，原画像に横方向微分結果と縦方向微分結果を組み合わせた微分画像（例：図 9）を利用し，物体の隠蔽を想定した課題において，提案手法の妥当性を検証する。

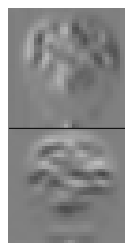


図 9：垂直 0 度，水平 0 度の画像の微分画像例（上部：横方向微分結果，下部：縦方向微分結果）

学習パターンを図 7-a のように 16 分割し， ${}_{16}C_2 = 120$  パターンのマスク画像(図 10)を生成した。マスク画像の黒い領域を不定次元とし，各学習パターンに対して 120 枚の

不定次元を含む微分画像を生成した。微分オペレータにはソーベルオペレータを利用した。学習パターンは， $32 \times 32 \times 2 = 2048$  次元であり，不定次元は各 256 次元である。また，各パラメータは実験 1 と同様のものを用いて部分空間を求めた。また，識別には，寄与率 95%を用いた。

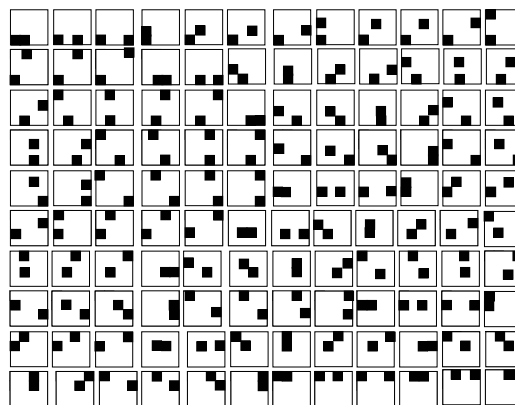


図 10 マスク画像

テストパターンとして，図 11 のように，領域選択パターンとして上下左右の 2 領域を選択した 4 パターン，テクスチャパターンとして白色格子と白色面の 2 パターンの，合計 8 パターンを用意した。本パターンを全 133 枚に適用して識別実験を行った結果を図 11 に示す。

	下	左	右	上
<b>白色格子パターン</b>				
従来法(原画像)	94.0 %	97.7 %	77.4 %	81.2 %
従来法(微分画像)	100 %	100 %	100 %	89.5 %
提案法(微分画像)	100 %	100 %	99.3 %	98.5 %
<b>白色面パターン</b>				
従来法(原画像)	60.2 %	73.7 %	49.6 %	59.4 %
従来法(微分画像)	100 %	100 %	100 %	97.7 %
提案法(微分画像)	100 %	100 %	100 %	99.3 %

図 11 識別結果

従来法（原画像）においては，特に白色面パターンにおいて識別精度が低い．正規化による変動の影響が大きくなるためと考えられる．従来法（微分画像）で高い識別率が実現できるのは，微分画像においてはノイズの混入量が相対的に下がるためと考えられる．また，白色格子の“上”パターンで他に比べて識別率が低くなる要因は，“上”領域が固有空間に変換する際に重要視され，かつノイズの量が白色よりも大きいためと考えられる．

提案法は，全パターンにて高い識別率が得られた．また，従来法に比べて，白色格子の“上”パターンにおいて識別率を9%程度改善でき，提案手法の妥当性が実験的に示された．“右”パターンにおいて識別率が低下する要因は，実験1と同様，不定次元を定めた結果，部分空間同士が重なるためと考えられる．

## 6. おわりに

アピアランススペースの物体認識においては，対象の隠蔽，照明光の全反射，複雑な背景などによって，観測パターンの特徴が欠損し，かつ雑音が付加され，識別率が低下するという課題があった．本稿では，不定次元を画像ベクトルに導入することで，特徴欠損/雑音付加画像を表現し，部分空間法を適用する方法を提案した．実験によって，対象の隠蔽，照明光の全反射に対しての妥当性を確認した．

提案法は，さまざまなパラメータによって変化するオブジェクト画像に容易に適用可能である．部分空間法の利点である計算量削減効果が期待でき，すべての学習パターンを必要とするテンプレートマッチング

に比べて有利である．今後は，さらに多くの条件にて撮影した物体の識別実験を行うとともに，複雑背景への適用実験を行い，従来手法との性能比較を行う予定である．

### 【参考文献】

- [1] G. Nagy, “Twenty year of Document Image Analysis in PAMI”, *IEEE Trans. on PAMI*, vol.22, No.1, pp. 38-61, 2000
- [2] 高橋 裕子, 田中 久子, 鈴木 章, 塩 昭夫, 大塚 作一, “多値テンプレートマッチングを用いたナンバープレート認識法 —雑音抑制フィルタと文字配置規則の効果的利用—”, 電子情報通信学会 D-II, Vol. J87-D-II, No.7 pp.1451-1461, 2004年7月.
- [3] E. Oja, “Subspace Methods of Pattern Recognitions,” Research Studies Press, 1983.
- [4] 村瀬 洋, シュリー ナイヤー, “2次元照合による3次元物体認識 —パラメトリック固有空間法—”, 電子情報通信学会 D-II, Vol. J77-D-II, No.11 pp.2179-2187, 1994年11月.
- [5] 山口修, 福井和広, “パターンハッシング—部分画像と不変量索引を用いた分散アピアランスモデル—”, MIRU2002, II-187-II-191, 2002年7月.
- [6] 村瀬 洋, シュリー ナイヤー, “多重解像度と固有空間表現による3次元物体のイメージスポッティング”, 情処学論, Vol.36, No.10 pp.2234-2243, 1995年
- [7] 大場 光太郎, 池内 克史, “局所固有空間手法による金属物体の安定認識”, 電子情報通信学会 D-II, Vol. J80-D-II, No.12 pp.3147-3154, 1997年12月.
- [8] 坂上 文彦, 尺長 健, “正規化固有空間への部分射影問題とその解法”, CVIM 2003年1月, pp155-162
- [9] 金 珍祐, 岡崎 耕三, 佐藤 嘉伸, 田村 進一, “エッジ画像のボカシ処理によるパラメトリック固有空間での3次元物体姿勢推定”, 電学論 C, 119-2, 平成11年