

固有空間法による視覚サーボにおける Interaction Matrix の動的な構成

野口 崇 出口 光一郎

東京大学工学部

固有空間法による視覚サーボにおいてカメラの動作空間と固有空間の積空間を考えると、カメラの位置・姿勢と画像の相互の拘束は曲面として表される。よって、あるカメラ位置におけるカメラの位置・姿勢の変化と画像の変化との関係は、この曲面のある点における傾きで表される。本論文では、この傾き (Interaction Matrix としてその係数が与えられる) を、経路上の各点でカメラの軌跡およびカメラの動きに伴ない観測された画像の変化をもとに動的に計算する方法を示す。画像で与えたゴールまでカメラを動かす実験を、傾きが一定としてカメラの運動を制御した場合と、傾きを動的に計算した場合で行ない、両者を比較する。

Dynamic Calculation of Interaction Matrix in Visual Servoing Using Eigenspace Method

Takashi Noguchi and Koichiro Deguchi

Faculty of Engineering, University of Tokyo,
Bunkyo-ku, Tokyo, Japan

We have proposed the visual servoing using eigenspace method, where an image can be considered as a single point in the eigenspace. A camera pose mutually constrains the image by a surface in their product space. This paper presents how to estimate the normal vector of the surface, which is related to the Interaction Matrix, online from the sequence of images and camera trajectories. The experiment is done on a robot arm mounting a camera. The results with proposed dynamic method is shown to be much improved compared with those by the previous method.

1 はじめに

視覚サーボ (visual servoing) とは、フィードバックループにカメラなどの視覚センサを組み込んで、ロボットアーム等の運動を制御する方法である。視覚サーボは通常、目標とする画像が得られるようにカメラの位置・姿勢を制御することを目的とする。特にロボットアーム可動部自身にカメラを搭載する方法は、「ロボットアームと対象との相対的な位置関係で制御が実現される」ことが大きな利点である。本論文では、もし、ある設定された位置・姿勢 (ゴールと呼ぶ) にロボットアームがあったとするとこのような画像が得られるであろうという画像 (ゴール画像) を与えて、任意の初期位置から視覚情報のみをもとにロボットアームをゴールへ導く制御方法について考える。

視覚サーボの各手法は、目標値入力の方法によって位置ベース法と特徴ベース法とに大きく分かれる。特徴ベース法は Weiss らによって提案された [1]。画像から抽出した特徴量とカメラの動きとを直接に関係づけるため、位置ベース法よりもノイズに強いという特長を持つ。最近の研究の主流はこの特徴ベース法である。特徴量の選択については Weiss ら [1] や Feddema ら [3] が考察を行っており、主要な制御方法については一般化逆行列による方法 [2]、LQ 法 [4] などがある。

しかしこれら従来の研究の多くは、対象が単純なプリミティブの集合として表現されていること、カメラの運動に伴って変化していく画像間で特徴の対応が完全に付くことを仮定している。しかし、実画像を扱う場合これらの仮定が成り立たないことが多く、特徴の抽出自体が困難なこともある。

このような問題に対処すべく著者らは固有空間法による視覚サーボを提案した [7]。固有空間法 [5][6] を用いることで、対象の 3 次元特徴が 2 次元画像の集合でコンパクトに表現でき、特徴の対応付けを行なうことなくカメラの位置情報を得ることが可能になった。

固有空間による視覚サーボにおいて、カメラの撮影条件を表わす空間と固有空間の積空間を考えると、この空間ではカメラの撮影条件と画像の可能な組み合わせが曲面 (一般には多様体) で表わされる。この曲面の傾きを利用することで、カメラをゴールへ導くことができる。本論文では、カメ

ラの現在の位置における曲面の傾き (Interaction Matrix) を、カメラの軌跡とカメラの動きに伴い観測された画像の変化から推定する方法を示す。

これまでも Interaction Matrix の推定法は提案されている。例えば Weiss ら [1] はシステムが線形で 1 入力 1 出力であるとみなし、推定を行なっている。その他の研究もシステムになんらかの仮定を置くものが多い。本論文では、カメラの位置・姿勢と画像の拘束を表す曲面の性質を利用した、システムに依存しない Interaction Matrix の推定法を示す。

2章で固有空間法による視覚サーボを説明し、3章で Interaction Matrix の推定について述べる。4章では実験結果を報告する。

2 固有空間法による視覚サーボ

2.1 画像とカメラの位置・姿勢の関係

ここでは、ロボットアームの先端にカメラが搭載されているものとし、カメラの撮影条件をベクトル w で表わすことにする。一般的には、カメラの位置 (x, y, z) と姿勢 $(\theta_x, \theta_y, \theta_z)$ を合わせた 6 次元ベクトルである。さらに、照明、カメラの内部パラメータなどを表わす要素を必要に応じて付け加えるものとする。一方、画像は画素値を要素とするベクトル x で表わすことにする。

また撮影対象は静止しており、対象の形状、対象の表面の反射率、照明条件、カメラの内部パラメータなどが変化しない場合を考える。このときカメラの位置・姿勢 w と画像 x の間には相互に拘束が存在し、このことは x と w がある種の方程式

$$\begin{cases} f_1(x, w) = p_1 \\ f_2(x, w) = p_2 \\ \vdots \\ f_L(x, w) = p_L \end{cases} \quad (1)$$

を満たすということと概念的には等価である。ここでベクトル $p = (p_1, p_2, \dots, p_L)^T$ は、一般に configuration と呼ばれる量である。各成分 $p_i (i = 1, 2, \dots, L)$ は、ある物体に関する画像の不変特徴量ともみなせる。

画像 x が N 次元のベクトルであるとする。 N は画像の縦横のサイズを m, n とすると $m \times n$ と

いう非常に大きい数であり、冗長な情報が多く含まれており、有効な情報を保持しつつ画像の次元を圧縮することが重要になる。視覚サーボにおいては、画像のカメラ位置による違いが最も重要な情報である。違うカメラ位置であっても、同じシーンを撮影すると似た画像が得られるから、似ているたくさんの画像からなる画像集合があったとき、その似ている画像の集合としての全体の特徴をコンパクトに表現するとともに、その画像集合の中での違いを強調して表現しなければならない。これを実現するために固有空間法を用いる。次節でその固有空間法を解説する。

2.2 固有空間法

前節と同様、1枚の画像をベクトル \mathbf{x} で表わす。ただし $\|\mathbf{x}\| = 1$ とする。 n 枚の画像集合 $\{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n\}$ から平均画像 \mathbf{c} を計算する。

$$\mathbf{c} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i. \quad (2)$$

行列 X を

$$X \equiv [\mathbf{x}_1 - \mathbf{c}, \mathbf{x}_2 - \mathbf{c}, \dots, \mathbf{x}_n - \mathbf{c}] \quad (3)$$

とおくと、この画像集合の共分散行列 Q は

$$Q \equiv \frac{1}{n} X X^T \quad (4)$$

で与えられる。固有値問題

$$Q \mathbf{e}_i = \lambda_i \mathbf{e}_i \quad (5)$$

を解き、固有ベクトルに対応する固有値の大きい順に $\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \dots, \mathbf{e}_M$ ($\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_M$) と $M (< n)$ 個取る。但し $\|\mathbf{e}_i\| = 1$ とする。これらの固有ベクトルは互いに直交し、この画像集合に属する画像 \mathbf{x} は、固有ベクトルとの内積

$$\mathbf{a}_i = (\mathbf{x} - \mathbf{c}, \mathbf{e}_i) \quad (6)$$

を用いて

$$\hat{\mathbf{x}} = \sum_{i=1}^M \mathbf{a}_i \mathbf{e}_i + \mathbf{c} \quad (7)$$

と展開できる。

これは画像 \mathbf{x} の画像集合 $\{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n\}$ に関する KL (Karhunen-Loève) 展開と呼ばれるものである。

固有空間とは $\{\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \dots, \mathbf{e}_M\}$ の張る空間を言う。この空間は、KL 展開の性質から、与えられた画像集合を最小二乗誤差の意味で最もよくその内部に含む M 次元の空間となっている。もとの画像 \mathbf{x} が N 次元のベクトルであったとすると、近似した画像 $\hat{\mathbf{x}}$ は M 次元のベクトル

$$\mathbf{a} = (a_1, a_2, \dots, a_M)^T \quad (8)$$

で表現できる。絵画素数 N に対して $M \ll N$ である \mathbf{a} で十分よい近似ができ、画像の次元を大幅に圧縮したことになる。

2.3 固有空間表現とカメラの運動

前節によって、高次元のベクトルである画像 \mathbf{x} を、低次元のベクトル \mathbf{a} で表現する方法を得た。以後 \mathbf{a} を画像を表現するベクトルとして用いる。画像 \mathbf{a} に対して 2.1 節の (1) 式に相当する拘束は、やはり概念的に関数群 $g = (g_1, g_2, \dots, g_L)^T$ を用いて

$$g(\mathbf{a}, \mathbf{w}) = p \quad (9)$$

と書き直せる。しかも \mathbf{a} は、画像のカメラ位置による違いをよく保存している。ここで、カメラの位置姿勢 \mathbf{w} と画像 \mathbf{a} の積空間 $\mathbf{w}-\mathbf{a}$ 空間を考える。すると (9) 式はこの空間中のある曲面 (多様体) π を表現するものである (図 1)。今、ある

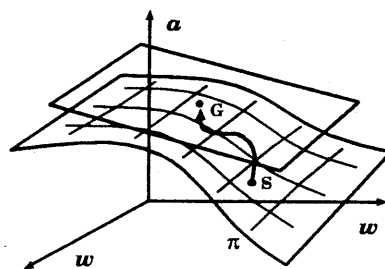


図 1: Surface π in $\mathbf{w}-\mathbf{a}$ space.

初期位置で画像を得たとする。これは図 1 では曲面 π 上の 1 点 S で表わされる。また、ゴールの画像とカメラの位置が、 π 上の点 G で表わされているとする。この時、視覚サーボの問題は、点 S から π 上の経路を通して G へ到達する問題と解釈できる。

ここで、この関数群 g あるいは曲面 π はあくまで概念的なもので、これらを直接に取り扱うことはしない。そのかわり、その曲面の接平面に注目する。(9) 式を微分すると

$$\frac{\partial g}{\partial \mathbf{a}} d\mathbf{a} + \frac{\partial g}{\partial \mathbf{w}} d\mathbf{w} = 0 \quad (10)$$

を得る。つまり、

$$\begin{aligned} d\mathbf{a} &= -\left(\frac{\partial g}{\partial \mathbf{a}}\right)^{-1} \left(\frac{\partial g}{\partial \mathbf{w}}\right) d\mathbf{w} \\ &= -\left(\frac{\partial \mathbf{a}}{\partial \mathbf{w}}\right) d\mathbf{w} \end{aligned} \quad (11)$$

である。

$$L^T \equiv -\left(\frac{\partial \mathbf{a}}{\partial \mathbf{w}}\right) \quad (12)$$

とおくと、この行列 L^T は視覚サーボの分野では *Interaction Matrix*[2], *Image Jacobian* などと呼ばれる行列に相当する。これは、カメラを微小量動かしたとき、画像がどのように微小変化するかを結びつけるものである。以下でもこれにならない、 L^T を用いる。すると(11) 式は

$$d\mathbf{a} = L^T d\mathbf{w}, \quad (13)$$

さらに行列 L^T の一般逆行列 L^{T+} を用いると

$$d\mathbf{w} = L^{T+} d\mathbf{a} \quad (14)$$

となる。(13),(14) 式は、あるカメラの位置・姿勢における、カメラの微小運動と画像の微小変化の関係を示す式である。この式は \mathbf{w} - \mathbf{a} 空間において、ある点における曲面 π の接平面を表わしており、その接平面の傾きを *Interaction Matrix* が表わしていると考えることができる。図1にはゴールにおける *Interaction Matrix* が表わす平面を示してある。

2.4 カメラの運動の制御

カメラの運動の制御には "look and move" と呼ばれる実現が容易な静的な制御方法を用いる。3章の *Interaction Matrix* の推定、4章の実験もこの枠組で話を行なうが、動的な方法に拡張することも可能である。

ゴールの近傍でカメラを動かすことを考える。つまりゴール画像を \mathbf{a}_G 、カメラが撮影している

現在の画像を \mathbf{a} としたとき、ゴール画像との差 $\mathbf{a} - \mathbf{a}_G$ が小さいものとする。また L^T のかわりに、ある推定値 \hat{L}^T を用いて、(14) 式を

$$\Delta \mathbf{w} = \hat{L}^T (\mathbf{a} - \mathbf{a}_G) \quad (15)$$

と近似する。 $\Delta \mathbf{w}$ はカメラの位置・姿勢のゴールの位置・姿勢との差を推定したものとなっている。したがって、

1. 現在の位置・姿勢で画像 \mathbf{x} を撮影し、(6),(8) 式により固有空間での表現 \mathbf{a} を得る。(look)
2. (15) 式により、ゴールの位置・姿勢との差 $\Delta \mathbf{w}$ を推定する。
3. $-\kappa \Delta \mathbf{w}$ だけカメラを動かす (κ :定数, $0 < \kappa < 1$). (move)

を繰り返すことにより、カメラをゴールまで到達させることができる。

以下において、収束性すなわち、1.~3. を繰り返してゴールへ収束できるかを考察しておく。(15) 式および上に述べた手順1.~3. を用いて制御を行なうことは、連続時間では

$$\dot{\mathbf{w}} = -k \hat{L}^T (\mathbf{a} - \mathbf{a}_G) \quad (k: 正定数) \quad (16)$$

で制御を行なうことに相当する。ここで $\dot{\mathbf{w}}$ は \mathbf{w} の時間微分である。ある関数

$$V \equiv \frac{1}{2} \|\mathbf{a} - \mathbf{a}_G\|^2 \quad (17)$$

の時間微分を考えると(13),(16) 式より

$$\begin{aligned} \dot{V} &= -(\mathbf{a} - \mathbf{a}_G)^T \dot{\mathbf{a}} \\ &= -(\mathbf{a} - \mathbf{a}_G)^T L^T \dot{\mathbf{w}} \\ &= -k(\mathbf{a} - \mathbf{a}_G)^T L^T \hat{L}^T (\mathbf{a} - \mathbf{a}_G) \end{aligned} \quad (18)$$

となる。もしも推定した *Interaction Matrix* \hat{L}^T が真の *Interaction Matrix* L^T と一致するならば、 $\dot{V} < 0$ となり、ゴールからの偏差が0に近づく。なぜなら L^T の列ベクトルによって張られる空間を $S(L^T)$ と表すと、 $L^T L^{T+}$ は $S(L^T)$ への直交射影行列なので 0 でない任意のベクトル $\xi = \xi_1 + \xi_2, \xi_1 \in S(L^T), \xi_2 \in S(L^T)^\perp$ に対して $\xi^T L^T L^{T+} \xi = \xi_1^T \xi_1 > 0$ が成り立つからである。

しかし L^T をあらかじめ知ることは一般には困難なので、精度良く L^T を推定することが必要となる。次の章でその *Interaction Matrix* の推定について述べる。

3 Interaction Matrix の推定

この章では、カメラの位置・姿勢と画像の相互の拘束を表す曲面を利用した Interaction Matrix の推定法を示す。

3.1 推定される Interaction Matrix の満たすべき条件

前節と同様、画像を M 次元のベクトル \mathbf{a} カメラの位置・姿勢を W 次元のベクトル \mathbf{w} で表す。Interaction Matrix L^T の (i, j) 成分を l_{ij} と表すことにすると (13) 式は

$$d\mathbf{a}_i = l_{i1}d\mathbf{w}_1 + l_{i2}d\mathbf{w}_2 + \dots + l_{iW}d\mathbf{w}_W \quad (i = 1, 2, \dots, M) \quad (19)$$

と書ける。ある i についての式だけに着目し

$$\mathbf{l}^T \mathbf{m} = 0 \quad (20)$$

と書き直す。ここで $\mathbf{l} // (l_{i1}, l_{i2}, \dots, l_{iW}, -1)^T$, $\mathbf{m} // (d\mathbf{w}_1, d\mathbf{w}_2, \dots, d\mathbf{w}_W)^T$ であり $\|\mathbf{l}\| = \|\mathbf{m}\| = 1$ と正規化した。(20) 式は、図 1 の w - \mathbf{a} 空間の部分空間である w - \mathbf{a}_i 空間において、カメラと画像の軌跡 \mathbf{m} は \mathbf{l} を法線ベクトルとする曲面上にあることを示している。

2.4節の手順 1.~3. を 1 ステップとして離散時間 t における \mathbf{l} を \mathbf{l}_t , \mathbf{m} を \mathbf{m}_t と表すことにする。1 ステップに動くカメラの移動量が微小であれば曲面の法線 \mathbf{l}_t はなめらかに変化する。したがって \mathbf{l}_t は \mathbf{m}_t と直交するだけでなく、 $\mathbf{m}_{t-1}, \mathbf{m}_{t-2}, \dots$ の順で垂直に近いことが期待される。そこで $\rho (0 < \rho < 1)$ をパラメータとして関数

$$J(\mathbf{l}) \equiv \|\mathbf{l}^T \mathbf{m}_t\|^2 + \rho \|\mathbf{l}^T \mathbf{m}_{t-1}\|^2 + \rho^2 \|\mathbf{l}^T \mathbf{m}_{t-2}\|^2 + \dots + \rho^{\tau} \|\mathbf{l}^T \mathbf{m}_{t-\tau}\|^2 + \dots \quad (21)$$

を $\|\mathbf{l}\| = 1$ の条件下で最小化する \mathbf{l} を \mathbf{l}_t の推定値 $\hat{\mathbf{l}}_t$ として用いることにする。

3.2 Interaction Matrix の推定則

$\|\mathbf{l}\| = 1$ の条件下で (21) 式を解くには、ラグランジュ乗数 λ を用い改めて関数 J を

$$J(\mathbf{l}, \lambda) \equiv \|\mathbf{l}^T \mathbf{m}_t\|^2 + \rho \|\mathbf{l}^T \mathbf{m}_{t-1}\|^2 + \rho^2 \|\mathbf{l}^T \mathbf{m}_{t-2}\|^2 + \dots + \rho^{\tau} \|\mathbf{l}^T \mathbf{m}_{t-\tau}\|^2 + \dots - \lambda (\|\mathbf{l}\|^2 - 1) \quad (22)$$

とし、行列 M_t を

$$M_t \equiv \mathbf{m}_t \mathbf{m}_t^T + \rho \mathbf{m}_{t-1} \mathbf{m}_{t-1}^T + \rho^2 \mathbf{m}_{t-2} \mathbf{m}_{t-2}^T + \dots + \rho^{\tau} \mathbf{m}_{t-\tau} \mathbf{m}_{t-\tau}^T + \dots \quad (23)$$

と定義する。そして $\frac{\partial J}{\partial \mathbf{l}} = 0, \frac{\partial J}{\partial \lambda} = 0$ とおくと

$$M_t \mathbf{l} = \lambda \mathbf{l}, \quad \|\mathbf{l}\| = 1 \quad (24)$$

という固有値問題が得られる。

\mathbf{l} が (24) 式を満たすとき $J = \lambda$ となるから、最小固有値 λ_{\min} に対応する固有ベクトル \mathbf{l} が、求めるべき推定値 $\hat{\mathbf{l}}_t$ となる。 M_t はステップごとに

$$M_t = \mathbf{m}_{t-1} \mathbf{m}_{t-1}^T + \rho M_{t-1} \quad (25)$$

と更新すればよい。

行列 M_t は非負定値なので、 $\lambda_{\min} \geq 0$ が唯一存在すれば $\hat{\mathbf{l}}_t$ も一つに決めることができる。 ρ を小さくした場合、 M_t がフルランクでなくなる可能性が高く、 $\lambda_{\min} = 0$ に対応する固有ベクトルが複数存在することになる。このときは

$$\hat{\mathbf{l}}_t = \frac{(I - M_t^+ M_t) \mathbf{l}_{t-1}}{\|(I - M_t^+ M_t) \mathbf{l}_{t-1}\|} \quad (26)$$

と取ることにする。

4 実験

今回の実験は

- 固有空間法による視覚サーボによって、カメラの位置・姿勢 (平行移動と回転運動) をどの程度の精度で実現できるか
- 前章で述べた手法によって推定した Interaction Matrix を用いた制御則で、どのような制御がなされるのか

を確かめることを目的とした。

実験に用いたロボットアームには CCD カメラが搭載されており、ロボットアームの固定されている台に設定した直交座標系において、6 自由度の制御を行なった。ロボットアームの制御点における位置・姿勢を表すベクトルは

$$\mathbf{w} = (x, y, z, \omega_x, \omega_y, \omega_z)^T \quad (27)$$

である。 $\omega_x, \omega_y, \omega_z$ はそれぞれ x 軸, y 軸, z 軸回りの回転を表す。カメラの実際の位置・姿勢は厳密には w とは異なるわけであるが、カメラの位置・姿勢を制御点の位置・姿勢 w と同一視することにした。画像は画素数 64×64 の濃淡画像を用い、静止物体を撮影対象とした。

実験はゴールの位置・姿勢において得られるであろう画像（ゴール画像）を与え、その画像の情報だけをもとに、ゴールの位置・姿勢へロボットアームを導くというものである。

今回は、固有空間の計算にあらかじめゴールの近傍で撮影された画像集合を用いた。この処理について 4.1.1 節で示す。また Interaction Matrix を固定した制御を行なった場合 (case 1) と、3 章の方法で Interaction Matrix を動的に推定して制御を行なった場合 (case 2) との対比のため、case 1 の実験に用いる Interaction Matrix としてゴールの近傍における Interaction Matrix の平均を計算した。この計算を 4.1.2 節に示す。比較実験の詳細と実験結果を 4.2 節に示す。

4.1 固有空間および Interaction Matrix の計算

4.1.1 固有ベクトルの計算

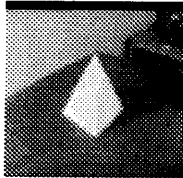


図 2: Goal image.

図 2 にゴール画像を示す。この画像を得る位置を仮に $w_G = (0, 0, 0, 0, 0, 0)^T$ とすると、 $w_i = (\Delta x_i, \Delta y_i, \Delta z_i, \Delta \omega_{x_i}, \Delta \omega_{y_i}, \Delta \omega_{z_i})^T$ ($i = 1, 2, \dots, 216$) の点で画像の撮影を行なった。ただし、 $\Delta x_i, \Delta y_i, \Delta z_i$ は $-10, 0, 10$ [mm] のいずれかの値を、 $\Delta \omega_{x_i}, \Delta \omega_{y_i}, \Delta \omega_{z_i}$ は $-2, 2$ [deg] のどちらかの値をとる。全ての組合せが $3^3 \cdot 2^3 = 216$ 枚あり、画像集合を撮影したカメラの位置・姿勢の中心がゴールのカメラの位置・姿勢になっている。これらの画像集合から (5) 式を解いて得られた固有

ベクトルを固有値の大きい順に 6 つ、固有値を値の大きい順に 18 個、それぞれ図 3, 図 4 に示す。

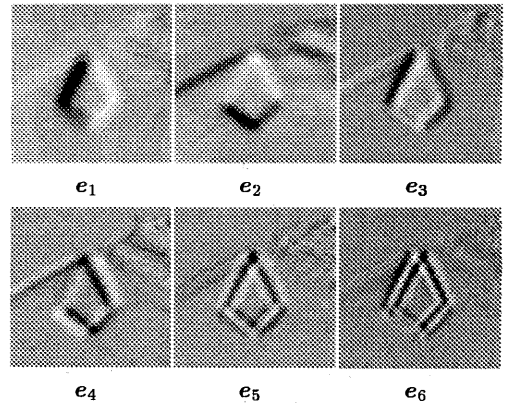


図 3: Eigen vectors.

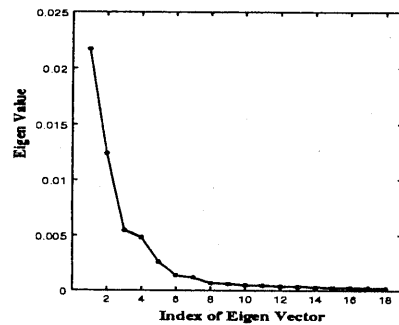


図 4: Eigen values.

4.1.2 Interaction Matrix の計算

カメラの位置・姿勢 w_i で撮影された画像 x_i を、図 3 の固有ベクトル $\{e_1, \dots, e_M\}$ により KL 展開した結果得られる固有空間表現を a_i とする。このとき w_i から、ある Interaction Matrix L^T によって推定される画像の推定値 \hat{a}_i は

$$\hat{a}_i = L^T(w_i - w_G) + a_G \quad (28)$$

と書ける。ここで a_G は図 2 のゴール画像の固有空間表現である。このとき推定誤差の総和は

$$Error_{total} = \sum_{i=1}^{216} \|\hat{a}_i - a_i\|^2 \quad (29)$$

となるので (29) 式を最小にするような L^T を、ゴール近傍における平均 Interaction Matrix L_G^T とした。これは、 w - a 空間において、曲面 π にゴールの近傍で平面を最小二乗で当てはめたことに相当する。

固有ベクトル e_j についての当てはめ誤差 $Error_j$ はベクトル $\hat{a}_i - a_i$ の第 j 成分の二乗の、画像 i に関する和であるから、(29) 式は

$$Error_{total} = \sum_{j=1}^M Error_j \quad (30)$$

と書ける。この $Error_j$ を a_i の第 j 成分の分散 (= 固有値 λ_j) で規格化した量 $\sqrt{\frac{Error_j}{\lambda_j}}$ を図 5 に示す。ある固有ベクトルについての当てはめ誤差が特に

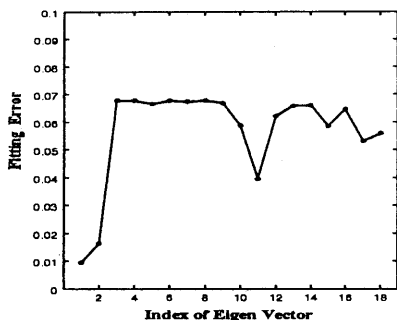


図 5: Fitting error.

大きな値を示しているわけではないので、ゴールの近傍で実験を行なう場合、 M 次元で固有空間を構成する際固有ベクトルを固有値の大きい順に M 個取ることが妥当であると考えられる。

4.2 カメラの運動の制御および実験結果

次の二つの場合で実験を行なった。

case 1 カメラの位置・姿勢にかかわらず、4.1節で計算したゴール近傍における平均 Interaction Matrix L_G^T を用いて制御を行なう場合

case 2 カメラの位置・姿勢に応じて、3章で提案した方法で Interaction Matrix を逐次推定して制御を行なう場合

case 1 は (15) 式において \hat{L}^T の代わりに L_G^T を用いて

$$\Delta w = L_G^T (a - a_G) \quad (31)$$

とフィードバックしていることに相当し、case 2 は (15) 式そのままの形でフィードバックしていることになる。case 2 ではパラメータを $\rho = 0.2$ とし、 L^T の初期値に L_G^T を用いた。またどちらの場合も、1 ステップにカメラが動く量を $\|-\kappa \Delta w\| < \text{定数}$ となるように動的に κ を調節した。カメラの初期位置は、ゴールを $w_G = (0, 0, 0, 0, 0, 0)^T$ としたとき $w = (-10, -10, -10, -2, -2, -2)^T$ に設定した。

実験結果を図 6,7 に示す。固有空間の次元 M を 6, 9, 12, 15, 18 に取った場合を示してある。図 6 は画像の誤差 $\|a - a_G\|$ 、図 7 は位置の誤差 $\|(x, y, z)^T\|$ と姿勢の誤差 $\|(\omega_x, \omega_y, \omega_z)^T\|$ である。図 6,7 における case 2 の A, B, C 点における画像を図 8 に示す。

4.3 考察

図 6,7 より、case 1 と case 2 を比較すると、Interaction Matrix を推定する case 2 の方が画像もカメラの位置・姿勢もゴールに近づいていることがわかる。また case 2 では固有空間の次元を小さく取っても、ゴール画像へ収束している様子が読み取れる。

ただし case 2 でさえ、カメラの位置・姿勢の誤差は初期状態からさほど減っていないように見えるが、画像の誤差が 0 に近づいていることからわかる通り、ゴール画像に近づくようにカメラは位置と姿勢を互いに補正し合って動いている。

5 おわりに

固有空間法による視覚サーボにおいて、カメラの撮影条件を表す空間と固有空間の積空間の中で、カメラの位置・姿勢の画像の相互の拘束を表す曲面の傾き (Interaction Matrix) を観測されたカメラの動きから推定する方法を示した。また提案した推定法を用いた実験により、カメラを動かす範囲が微小であっても、Interaction Matrix を動的に推定することの重要性を示唆する結果が得られた。

今後は推定則におけるパラメータ ρ に関する考察や、他の推定則との比較実験、固有空間法によるカメラの位置・姿勢の制御の精度についての考察に取り組む予定である。

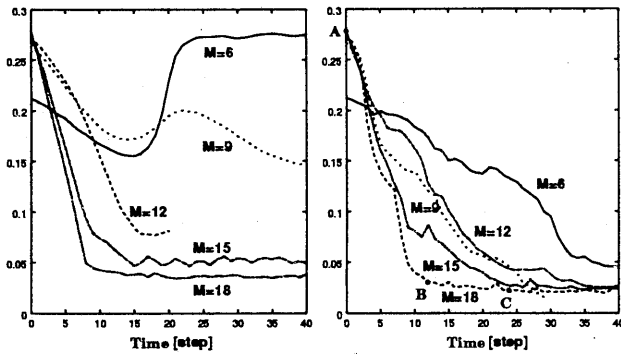


図 6: Image error. (left:case 1, right:case 2)

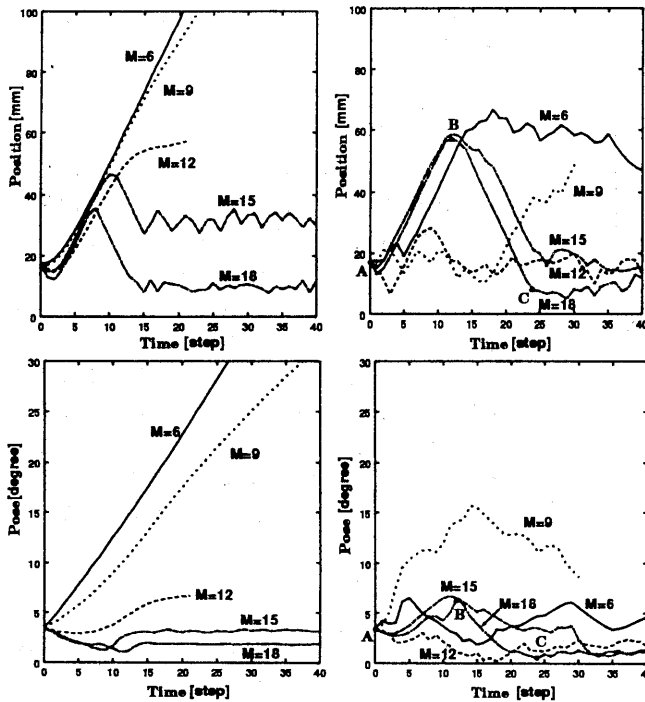


図 7: Error of camera position (upper) and camera pose (lower). (left:case 1, right:case 2)

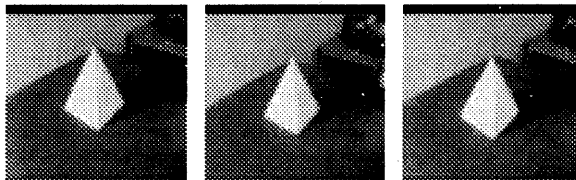


図 8: Images taken at A,B,C in Fig.6, Fig.7.

参考文献

- [1] Lee E.Weiss, Arthur C.Sanderson, Charles P.Neuman, Dynamic Sensor-Based Control of Robots with Visual Feedback, *IEEE Journal of Robotics and Automation*, Vol.RA-3, No.5, pp.404-417, 1987.
- [2] Bernard Espiau, François Chaumette and Patrick Rives, A New Approach to Visual Servoing in Robotics, *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, Vol.8, No.3, pp.313-326, 1992.
- [3] John T.Feddema, C.S.George Lee and O.Robert Mitchell, Feature-based Visual Servoing of Robotic Systems, In *Visual Servoing*, K.Hashimoto ed., World Scientific, pp.105-138, 1993.
- [4] Koichi Hashimoto and Hidenori Kimura, LQ Optimal and Nonlinear Approaches to Visual Servoing, In *Visual Servoing*, K.Hashimoto ed., World Scientific, pp.165-198, 1993.
- [5] H.Murase and S.K.Nayar, Learning and Recognition of 3D Objects from Appearance, In *Proc. of IEEE Workshop on Qualitative Vision*, pp.39-50, 1993
- [6] 村瀬洋, S.K.Nayar, パラメトリック固有空間法による3次元物体の認識とスポッティング, 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU'94) 講演論文集 II, pp.49-56, 1994.
- [7] 野口崇, 出口光一郎, 固有空間法による画像特徴の対応付けを必要としない視覚サーボ手法, 情報処理学会研究会報告 CV-92-2, pp.9-16, 1995.