

エピポーラ拘束に基づく他者視野の復元による模倣

吉川 雄一郎 浅田 稔

yu1@er.ams.eng.osaka-u.ac.jp

大阪大学 工学研究科 知能・機能創成工学専攻

〒 565 大阪府吹田市山田丘 2-1

我々はロボットの認知発達過程を、ヒトとのインタラクションを通じた非言語コミュニケーションから言語的コミュニケーションに至る過程と見なし、そのための基礎的な研究として本稿では、行動の理解の第一歩である模倣を工学的に実現する手法を提案する。認知発達の観点から、環境の内部表現を学習し、模倣行動を獲得していくことがのぞまれるため、ロボットが自身のセンサー・アクチュエータ空間の写像をベースとした模倣を扱う。エピポーラ拘束に基づき、他者視野を復元して得た目標軌道を適応型ビジュアルサーボによって追従することで模倣行動を実現する。また実機を用いた実験によって手法の有効性を検証し、今後の展望を述べる。

模倣学習, エピポーラ幾何, 認知発達ロボティクス

Imitation by reconstruction of demonstrator's view based on stereo epipolar constraint

Yuichiro Yoshikawa, Minoru Asada

Department of Adaptive Machine Systems

Osaka University, 2-1, Yamadaoka, Suita, Osaka 565-0821, Japan

We regard the cognitive development process for robots as the one from non-verbal communication to verbal one through the various interactions with human beings. As the first step of the fundamental study for such a process, this paper presents a method of imitation learning by observation towards motion understanding. The method consists of a desired trajectory generator which utilizes the stereo epipolar constraint to map the observed motion into its own motion trajectory on its stereo image planes, and the adaptive visual servoing which produces the motion to follow the generated trajectory. The experimental results and future work are given.

imitation learning, stereo epipolar constraint, cognitive developmental robotics

1 緒言

ロボットと人間が同じ環境内で共生していくためには、何らかのコミュニケーション手段が必要である。我々は、ロボットの認知発達 [1] の過程を、ヒトとのインタラクションを通じた非言語コミュニケーションから言語的コミュニケーションに至る過程と見なし、そのための基礎的な研究を行っている。我々は、ロボットが自身のセンサー・アクチュエータ空間の写像をベースとして、環境の内部表現を学習し、行動を獲得することが、ロボットの認知発達の問題に繋がると考えている。

Asada et al.[2] は、ロボット同士の協調行動学習問題で、自分が行動を起こすことが、相手へのメッセージ送信であり、相手の行動を観察する事が、メッセージの受け取りと考えることによって、相互に観察・行動を繰り返すことで非言語的コミュニケーションが成立しているを見なしている。自身の行動に対する相手の行動を予測することで、目的の協調行動を実現しているが、コミュニケーションの明示的な意図は含まれていない。

最近サル脳の運動前野 (F5) において発見されたミラーニューロン [3] は他者の特定の行動を観察したときに発火し、かつ観察した他者の行動と同じ行動を自分が実行したときにも発火するニューロンである。行動の観察と自分の行動の実行とのリンクが見られることから、他者の行動を自分で再現してみることが他者行動の理解の第一歩であると考えられる。つまり他者行動の理解は、観察した他者行動を自分で再現し、再現された行動の目的を理解し、他者行動の意図を推測するという過程によって成立するものと考えられる。

このように他者行動の理解の第一歩として、観察した他者の行動を再現できる模倣の能力が必要となる。また観察した他者行動の理解は、再現した行動の意図を自分自身が知っているときのみ可能であるため、他者の行動と一致した自分の行動のレパートリーを持つ必要がある。これは他者の行動を模倣して自分の行動レパートリーとして獲得することで可能になる。このように模倣は他者の行動を理解するという意味でも必要になる。

本研究では、他者行動の理解を目指し、ロボットの模倣行動の実現について述べる。ロボットの模倣を扱った従来研究として、宮本、川人 [4] は最適化

規範に基づき、観察した行動の軌道から抽出した軌道の経由点で行動を表現し、この経由点を制御変数としてタスクレベル学習が可能であることを示した。しかし経由点は世界座標系で表現されているため、模倣される側 (呈示者) と模倣する側 (模倣者) の位置関係が既知である必要があった。また 6 次元軌道 (位置, 姿勢) を実現するための運動学も既知である必要がある。

また, Kuniyoshi et al.[5] は、再利用可能なタスク学習の手法として模倣をとりあげている。あらかじめ用意した行動と環境のモデルに基づき、シンボリックなレベルで観察した行動の理解を行って、異なる環境、異なる初期条件の下で再利用可能なタスク表現が獲得可能であることを示した。

以上のように従来研究では、他者との位置関係、運動学、環境や行動のモデルという環境の内部表現が既知であるという条件での行動の獲得を行っていたが、我々は、ロボットが自身のセンサー・アクチュエータ空間の写像をベースとして、環境の内部表現を学習し、行動を獲得することが、ロボットの認知発達の問題に繋がると考えているため、環境の内部表現の学習を含めた模倣を扱う。

本稿では、そのような初期段階の模倣の工学的な実現手法を提案する。行動をセンサ空間 (画像平面) で定義し、観察した他者の行動をエピポラ幾何に基づいて、自分自身を観察する画像平面上に写像して等価な行動の軌道を生成し、適応型ビジュアルサーボを用いて自己の行動に変換することによって模倣行動を実現する手法を提案し、実験によって、その有効性を検証する。

2 タスクの設定

模倣ロボットが呈示ロボットのマニピュレータの示す動作を観察し、その動作を模倣ロボット自身のマニピュレータによって再現するというタスクを与える (Fig.1)。このときの呈示ロボットのマニピュレータの手先の軌道と同じ軌道を、自身のマニピュレータによって再現する模倣者の行動を模倣行動と呼ぶ。

ここで以下のような仮定を置く。

- 学習ロボットは自身の運動学パラメータ、カメラパラメータについての知識を持たない。

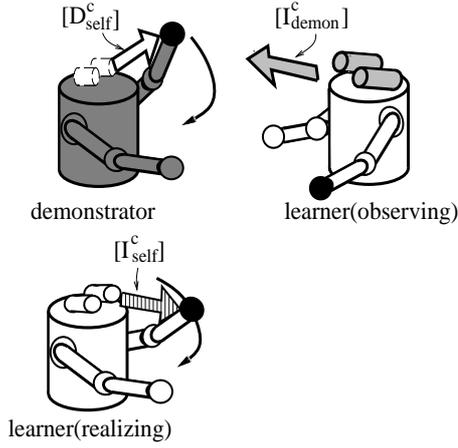


Fig.1 An outline of an imitation. $[I_{self}^c]$ ($[D_{self}^c]$) means self-observing view of imitator(demonstrator). $[I_{demon}^c]$ means view of observing demonstrator.

- 学習ロボットと呈示ロボットは身体構造が同じであり、各部の対応を知っている。

模倣行動の実現は、

- ステレオカメラによる観察 ($[I_{demon}^c]$)
- 観測される他者行動をエピポーラ拘束に基づいて、模倣者の自己観察視野 ($[I_{self}^c]$) へ復元
- 適応型ビジュアルサーボに基づく自己観察視野に復元された軌道の追従による模倣行動の実現

という3つの要素によって行う。ただし”[*]”は視野の画像系列の表記であり、” $c = l, orr$ ”はステレオカメラの左右を決める表記。

3 エピポーラ幾何

3次元空間の同一点が異なる視点の画像 $[i], [j]$ 上の点 p_i, p_j に投影されているとき、空間中の注視点と両カメラのレンズ中心(焦点)が形成する平面をエピポーラ平面と呼び、エピポーラ平面と両像平面との交線を対応するエピポーラ線(太線)と呼ぶ(Fig.2)。全てのエピポーラ線は一点で交わり、その点をエピポールという。

このとき対応点 p_i, p_j には次式の関係が成り立つ。ただし p_i, p_j は座標の同次座標表示である。

$$p_i^T {}^i F_j p_j = 0 \quad (1)$$

$$p_i = [X_i \ Y_i \ 1]^T \quad p_j = [X_j \ Y_j \ 1]^T \quad (2)$$

ここに ${}^i F_j$ は 3×3 エピポーラ幾何を表す fundamental matrix であり、カメラの外部変数、内部変数が含まれる。

3.1 エピポーラ幾何を利用した対応点の写像

任意の異なる2つの視野の画像系列 $[i], [j]$ のエピポーラ幾何 ${}^i F_j$ が既知であるとする。3次元空間の点 P の画像系列 $[i]$ への投影点 p_i が既知であれば、画像系列 $[j]$ 上の対応点 p_j はエピポーラ幾何 ${}^i F_j$ によって導かれるエピポーラ線 (${}^i l_j$) 上に限定される(Fig.2)。

さらに $[i], [j]$ と異なる視野の画像系列 $[k]$ を考え、 $[k]$ と $[j]$ のエピポーラ幾何が既知であるとする。3つの画像系列 $[i], [j], [k]$ の視点のレンズ中心が一直線上になければ、画像系列 $[i], [k]$ 上の投影点 p_i, p_k からそれぞれのエピポーラ幾何によって画像系列 $[j]$ に導かれるエピポーラ線は一点で交わる。この交点が画像系列 $[j]$ 上の対応点 p_j となる(Fig.2)。

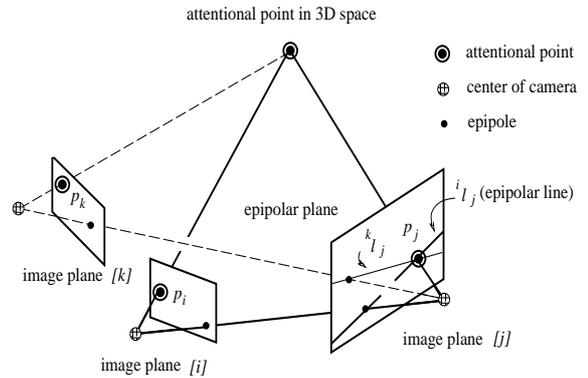


Fig.2 a mapping based on stereo epipolar constraints

3.2 エピポーラ幾何の推定

2つの画面系列間のエピポーラ幾何は、両方の画像系列に対応の取れる点が8点以上投影されていれば推定することができる[6]。画像上の点とその点に対応するエピポーラ線とのユークリッド距離 (Fig.3) の自乗和の最小化を最適規範として、画像上に対応点の与えられた2つの視点の画像系列 $[i], [j]$ 間のエピポーラ幾何 iF_j を推定する[7]。

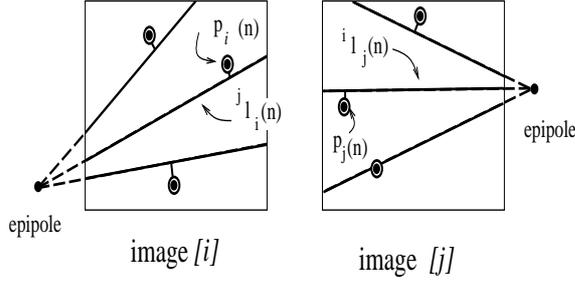


Fig.3 Method of estimating epipolar constraint, based on minimizing Euclidean distance between an image point and corresponding epipolar line.

画像系列 $[i], [j]$ 上の対応が取れている N 個の画像点をそれぞれ $p_i(n), p_j(n), (n = 1 \dots N)$ と表し、そのそれぞれが対応するエピポーラ線を $l_i(n), l_j(n)$ と表す。[i] 上の $p_i(n)$ と $l_j(n)$ とのユークリッド距離と [j] 上の $p_j(n)$ と $l_i(n)$ とのユークリッド距離の自乗和の N 点の総和は

$$C = \sum_n^N \left(\frac{(p_i(n)^T F_j p_j(n))^2}{l_{n_1}^2 + l_{n_2}^2} + \frac{(p_j(n)^T F_i p_i(n))^2}{l'_{n_1}{}^2 + l'_{n_2}{}^2} \right) \quad (3)$$

$$\Rightarrow \sum_n^N \omega_n^2 (p_i(n)^T F_j p_j(n))^2$$

と表せる。ここで

$$\omega_n = \left(\frac{1}{l_{n_1}^2 + l_{n_2}^2} + \frac{1}{l'_{n_1}{}^2 + l'_{n_2}{}^2} \right)^{1/2} \quad (4)$$

$$l_n = F p_i \equiv [l_{n_1}, l_{n_2}, l_{n_3}]^T, \quad (5)$$

$$l'_n = F^T p_j \equiv [l'_{n_1}, l'_{n_2}, l'_{n_3}]^T \quad (6)$$

である。 F 行列の要素のひとつをスケーリングファクターとして定め、式 (3) を重みつき最小自乗法に

よって解く。 ω_n が F 行列の関数であるので、まず $\omega_n = 1$ として F 行列を求め、求めた F 行列を用いて ω_n を計算し再び F 行列を推定する、これを繰り返すと真の解に近づく。

4 エピポーラ幾何に基づく他者視野の復元

模倣者の呈示者を眺める視野 $[I_{demon}^c]$ 上に呈示者の行動の軌道が観察されている。この軌道と等価な軌道を自分自身の身体を觀察する視野 (自己觀察視野) $[I_{self}^c]$ 上に生成して、模倣行動の目標軌道とする (Fig.4)。

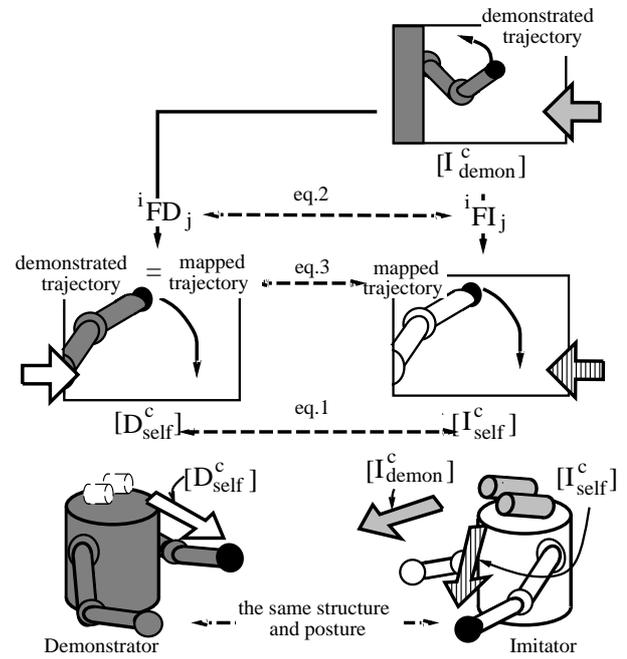


Fig.4 Outline of method for generating desired trajectory.

仮定より模倣者と呈示者の身体構造は同じであり、その初期姿勢も同じであると仮定する。模倣者が觀察して得る2つの画像 (呈示者を觀察する画像 $[I_{demon}^c]$ と模倣者自身を觀察する画像 $[I_{self}^c]$) は、画像に同じ形状のものが投影されているとみなすことができ、身体上の点を画像の対応点とすることができるため、エピポーラ拘束 (iF_j) が推定可能である (i, j はカメラの左右を決定する表記)。したがって3.1節の手

法を用いて，呈示者を観察して得た画像 $[I_{demon}^c]$ 上の呈示者の行動の軌道を模倣者自身を観察する画像 $[I_{self}^c]$ に写像することができる (Fig.5) .

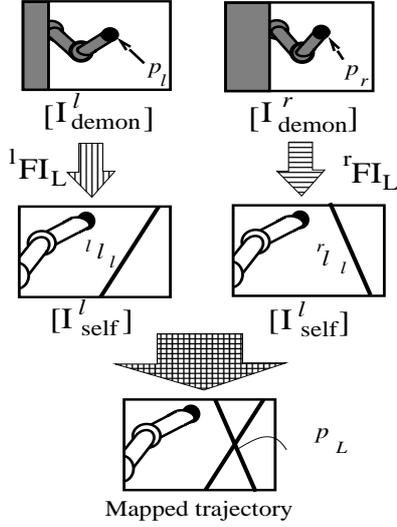


Fig.5 Mapping observed trajectory($[I_{demon}^c]$) on learner's image of self-observing($[I_{self}^c]$).

呈示者の自己観察視野 (他者視野) $[D_{self}^c]$ を想定する．仮定より呈示者と模倣者の身体構造と姿勢が同じであるため，呈示者の自己観察と模倣者の自己観察は同じ構造物を同じ見方で眺める視野とみなすことができる．したがって，呈示者の自己観察視野 $[I_{self}^c]$ と模倣者の自己観察視野 $[D_{self}^c]$ の画像は合同である (Fig.4,eq1) .

このことから，呈示者の自己観察視野 $[D_{self}^c]$ と模倣者の呈示者観察視野 $[I_{self}^c]$ の間のエピポーラ拘束 (iFD_j) は，先ほど推定した模倣者の自己観察視野 $[I_{self}^c]$ と模倣者の呈示者観察視野 $[I_{demon}^c]$ の間のエピポーラ拘束 (iFI_j) と一致する (Fig.4,eq2) . したがって同様の写像によって，呈示者の自己観察視野 $[D_{self}^c]$ に生成した軌道は，模倣者の自己観察視野 $[I_{self}^c]$ に生成した軌道と合同になる (Fig.4,eq3) .

呈示者の自己観察と模倣者の自己観察は同じ見方であるため，両者の合同な画像上の軌道を実現すると3次元空間で合同な軌道が得られる．呈示者の自己観察視野に生成した軌道は呈示者の行動そのものであるから，模倣者の自己観察視野へ写像した軌道は模倣行動の目標軌道となる．

4.1 適応型ビジュアルサーボ [8] に基づく目標軌道の実現

4節で生成した軌道を実現するために，適応型ビジュアルサーボを用いる．ロボットシステムの運動を記述するシステム記述変数ベクトル $\theta \in \mathbb{R}^n$ ，注視対象の画像上での特徴量を $x \in \mathbb{R}^m$ とすると運動のシステムは次式のように表せる．

$$\dot{x} = x(\theta) \quad (7)$$

上式を微分すると

$$\dot{x} = J(\theta)\dot{\theta} \quad (8)$$

$J(\theta)$ は画像特徴量速度とシステム記述変数速度の間の関係を記述するヤコビ行列である．

サンプリング時間 T が十分短く，その間ヤコビ行列 J が一定とみなせると仮定して $u = T\dot{\theta}$ とし上式を離散化すると，

$$x(k+1) = x(k) + J(k)u(k) \quad (9)$$

ヤコビ行列 J の第 i 行ベクトルを j_i^T とすると

$$\{j_i(k+1)^T - j_i(k)^T\}u(k+1) = \{x(k+2) - x(k+1) - J(k)u(k+1)\}_i \quad (10)$$

これを満たす j_i^T で重みづけされた変化率が最小になる推定値 \hat{j}_i^T を外挿によって求めることとし，また外乱等による影響を考慮し， $\|u\| = 0$ のときにも右边が発散しないように，推定則を次式のように定める．

$$\hat{j}_i(k+1) - \hat{j}_i(k) = \frac{\{x(k+1) - x(k) - \hat{J}(k)u(k)\}_i}{\rho_i + u(k)^T W_i(k)u(k)} W_i(k)u(k) \quad (11)$$

ここで $W_i(k)$ は $\hat{j}_i(k)$ の変化に対する重み行列であり，共分散行列をとる． ρ_i は右边が発散しないための正の数であり， ρ_i の範囲を $0 < \rho_i \leq 1$ と限定すると，この推定則は最小二乗法となる．つまりこの推定則は最小二乗法を内包していることになる．

ヤコビ行列の推定値 \hat{J} を用いることにより，画像特徴量 $x(k)$ を与えられた目標値 $x_d(k)$ に追従させるビジュアルサーボ系を構成する．式 (9) より，サーボ系として，

$$u(k) = \hat{J}(k)^+ \{x_d(k+1) - x_d(k)\}$$

$$\begin{aligned}
& + \{I_n - \hat{J}(k)^+ \hat{J}(k)\} k_r \\
& + K \hat{J}(k)^T \{x_d(k+1) - x(k)\} \quad (12)
\end{aligned}$$

を得る．ここで $\hat{J}(k)^+$ は行列 $\hat{J}(k)$ の疑似逆行列， I_n は $n \times n$ の単位行列， K は正定ゲイン行列である．

この制御則の右辺第 1, 2 項は，ヤコビ行列が十分に推定されているときには，注視対象の画像特徴量を，与えられた目標値に追従させることのできるフィードフォワード項である．右辺第 2 項はシステムの冗長性を表す項であり， k_r はその冗長性を記述する項である．これに対して右辺第 3 項は，フィードバック項であり，閉ループシステムの安定性を保証する項である．

5 実験

5.1 実験システム

動作を呈示する呈示ロボットおよび模倣行動を行なう模倣ロボットとして，7 自由度マニピュレータ PA10 を用いる．模倣ロボットは可動式のステレオカメラヘッドに取り付けられた SONY 製のカメラ (CCB-EX37) を有し，呈示ロボットと自分自身を観察することができる．そのときの呈示ロボットを観察する視野の画像系列を $[l], [r]$ ，自身観察視野の画像系列を $[L], [R]$ とする (Fig.6)．

ステレオカメラからの画像はフィールド多重化回路により，偶数ラインと奇数ラインに別々に入れることで一枚の画像 (640 [pixel] \times 480 [pixel]) に合成され，富士通製のトラッキングモジュールに送られる．このトラッキングモジュールは前もって与えられた画像テンプレートと，現在の画像の相関を取ることによって，そのテンプレートと相関がもっとも高い画像が現在の画像平面上のどこにあるかを検出できる．これを用いて 33 [msec] の周期で画像上の特徴を追跡することができる．このトラッキングモジュールによって得られた座標はターゲットコンピュータ (OS:VxWorks) に送られ，計算が行なわれる．

呈示ロボットと動作ロボットの PA10 は別々のターゲットコンピュータからリアルタイムネットワーク (アーケネット, 2.5Mbps) を介して，それぞれのロボットコントローラに制御量が送られ駆動される．ロボットコントローラはターゲットコンピュータにマニピレータの関節角度を返す．制御プログラムはホスト

コンピュータ (IBM Think Pad) 上の Tornado によって開発し，イーサネット経由でターゲットコンピュータ上で実行される．本稿では手先をひねる動きの自由度 1 つと手先の姿勢の 2 つの自由度を固定して 4 自由度をマニピュレータが持つ自由度としている．

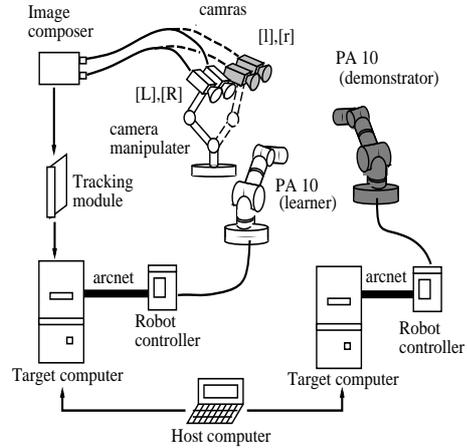


Fig.6 a setup of experiment

5.2 エピポーラ幾何の推定

仮定した模倣者と呈示者の身体構造の合同性に対する知識を利用して，それぞれの画像上の対応点を得る．両方のロボットの手先をトラッキングして， $[L], [R], [l], [r]$ の 4 つの視点に対応する画像点 (p_L, p_R, p_l, p_r) を得る．これを用い 3.2 節の手法により，画像系列 $[L], [R]$ と $[l], [r]$ のエピポーラ幾何 (${}^lF_L, {}^rF_L, {}^lF_R, {}^rF_R$) を推定する．ここでは初期姿勢として 73 点の対応点を与えた．

iF_j の重みつき最小自乗推定の残差の自乗の平均値と標準偏差を Table.1 に示す．式 (1) はおよそ 10^0 のオーダーであるので十分な精度の推定がなされていると考えられる．

Table 1 residuals of estimating F matrix

	average	standard deviation
lF_L	0.000203	0.000269
rF_L	0.000219	0.000347
lF_R	0.000216	0.000313
rF_R	0.000229	0.000412

5.3 呈示軌道の写像

呈示ロボットに三角形を描くような関節角の目標値を与え、制御して行動を呈示する。模倣ロボットは呈示ロボットの行動を観察し、66 [msec] のサンプリング周期で画像系列 $[l], [r]$ に軌道を得る。その軌道のシーケンスを約 200 [msec] ごとに示す (Fig.7,(a),(b))。

5.2 節で推定したエピポーラ幾何と 4 節の手法を用いて、観察して得た画像系列 $[l], [r]$ 上の呈示軌道を自身観察視野の画像系列 $[L], [R]$ に写像した。

写像の精度評価のため、呈示ロボットに与えた関節角目標値と制御を同様に学習ロボットにも与え、画像系列 $[L], [R]$ に模倣行動の真の目標軌道を観測しておく。写像して生成した軌道 (丸)、模倣行動の真の目標軌道 (四角形) のシーケンスを約 200 [msec] ごとに示す (Fig.7,(c),(d))。5.2 節の推定誤差、画像の量子化誤差のため、写像して生成した軌道は真の模倣行動の軌道と比べ、スムーズでなく、多少のズレを含んでいるが、概形はとらえられている。

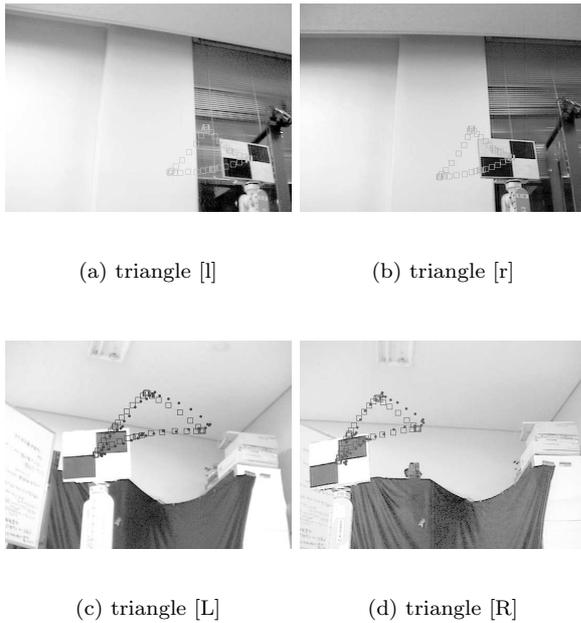


Fig.7 observed trajectories in the view of $[l]$ and $[r]$, translated trajectories (•) and true trajectories (□) in the view of $[L]$ and $[R]$

5.4 目標軌道の実現

5.3 節で得た目標軌道を実現するため、適応型ビジュアルサーボ系を構成する。画像特徴量を画像系列 $[L], [R]$ の手先の座標 $x = [X_L, Y_L, X_R, Y_R]^T$ とし、5.3 節で得た目標軌道を画像特徴量の目標値 x_d とする。模倣ロボットの可動な関節は呈示ロボットと同じく、第 1 軸、第 2 軸、第 4 軸、第 6 軸とし、その関節角 $u = [\theta_1, \theta_2, \theta_4, \theta_6]^T$ をシステム記述変数とする。4.1 節の式 (13) のシステムの冗長性を表す第 2 項を無視すると、サーボ系は

$$u(k) = \hat{J}(k)^+ \{x_d(k+1) - x_d(k)\} + K\hat{J}(k)^T \{x_d(k+1) - x(k)\} \quad (13)$$

となる。ここで K は正定ゲイン行列である。ヤコビ行列の初期値を

$$\hat{J}(0) = \begin{bmatrix} 10.0 & 0.0001 & 0.0001 & 10.0 \\ 0.0001 & -10.0 & 10.0 & 0.0001 \\ 10.0 & 0.0001 & 0.0001 & 10.0 \\ 0.0001 & -10.0 & 10.0 & 0.0001 \end{bmatrix}, \quad (14)$$

と適当に定め、式 (11) の忘却率を $\rho = 0.998$ としヤコビ行列の推定を行なう。

画像特徴量の目標値は呈示軌道の観察と同じサンプリング周期 (66[msec]) で更新し、5.3 節で生成した目標軌道を実現する。実現した軌道 (realized) を 5.3 節の写像して生成した軌道 (to be imitated), 真の模倣行動の軌道 (true) と共に Fig.8 に示す。

Fig.8 より、目標軌道に近い軌道が実現されている。また生成した目標軌道が粗く振動しているのに対し、実現した軌道は滑らかな軌道を生成している。

6 結言

本稿では、ロボットの認知発達のための基礎的な研究として、行動の理解の第一歩である模倣を工学的に実現する手法を提案した。エピポーラ拘束に基づき、他者視野を復元して得た目標軌道を適応型ビジュアルサーボによって追従することで模倣行動が実現できることを示した。

本稿で説明した手法では、他者との同一身体構造、並びに部位の対応付けが既知の下で、他者視野を復元したが、認知発達の観点から考えると、「模倣」自体は本能的に存在するとしても、対応付け既知の仮

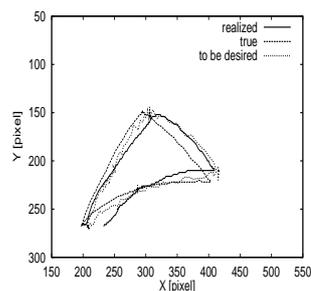
定を強すぎるように感じられる。換言すれば、「対応付けが分かること」と「模倣できること」はかなり近いことを意味していると考えられる。このような観点から、今後の課題としては以下が挙げられる。

1. 自身の身体イメージの表現の獲得
2. 観察した他者の身体と自身の身体表現との対応付け
3. 基本行動(行動プリミティブ)の表現並びに獲得(模倣対象の定義及び実現と等価)
4. 行動プリミティブの豊富化による行動レパートリーの獲得と精錬化
5. 行動レパートリーから行為記述への抽象化

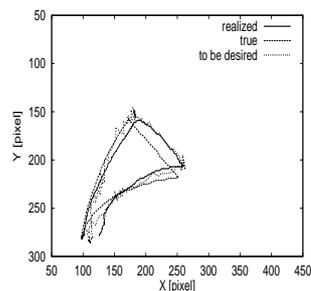
この内、1, 2, そしておそらく3あたりは、同時発生的に学習されるのではと考えており、現在、その学習機構を検討中である。

参考文献

- [1] 浅田稔, 石黒浩, 國吉康夫. 認知ロボティクスを目指すもの. 日本ロボット学会誌, Vol. 17, No. 1, pp. 2-6, 1999.
- [2] M. Asada, E. Uchibe, and K. Hosoda. Cooperative behavior acquisition for mobile robots in dynamically changing real worlds via vision-based reinforcement learning and development. *Artificial Intelligence*, Vol. 110, pp. 275-292, 1999.
- [3] Giacomo Rizzolatti and Micheal A Arbib. Language within our grasp. *TINS*, Vol. 21, No. 5, pp. 188-194, 1998.
- [4] 宮本弘之, 川人光男. 作業レベルのロボット学習のための見まねによる教示. 電子情報通信学会論文誌, Vol. J81-D-II, No. 10, pp. 2401-2410, 1998.
- [5] Y.Kuniyoshi, M.Inaba, and H.Inoue. Learning by watching: Extracting reusable task knowledge from visual observation of human performance. *IEEE Trans. on R & A*, Vol. 10, No. 6, pp. 799-821, 12 1994.
- [6] H. C. Longuet-Higgins. A computational algorithm for reconstructing a scene from two projections. *Nature*, Vol. 293, pp. 133-135, 1981.
- [7] 徐剛, 辻三朗. 3次元ビジョン. 共立出版, 1998.
- [8] 細田耕, 浅田稔. 構造やパラメータに関する先験的な知識を必要としないフィードフォワード補償器を持つ適応型ビジュアルサーボ系の構成. 日本ロボット学会誌, Vol. 14, No. 2, pp. 313-319, 1996.



(a) [L]



(b) [R]

Fig.8 Comparing trajectories. “realized” is realized imitation, “true” is true imitation, and “to be imitated” is generated desired trajectory.