

# クォータニオンを用いたフィードフォワード オンラインポーズ遺伝的認識法

宋 薇\*<sup>1</sup> 見 浪 護\*<sup>1</sup> 青 柳 誠 司\*<sup>2</sup>

## Feedforward On-line Pose Evolutionary Recognition Based on Quaternion

Wei Song\*<sup>1</sup>, Mamoru Minami\*<sup>1</sup> and Seiji Aoyagi\*<sup>2</sup>

This paper presents an on-line pose measurement method of a 3D object. The proposed method utilizes an on-line evolutionary search technique of the genetic algorithm (GA) in pattern recognition and a fitness evaluation based on matching input dynamic images with stereo models whose poses are expressed by unit quaternion. To improve the dynamics of recognition, a motion-feedforward compensation method is proposed for the hand-eye system by predicting target object's motion in camera frame induced by the hand-eye motion through the kinematic calculation of robot's motion. The effectiveness of the proposed method is confirmed by simulation experiments.

**Key Words:** Pose Measurement, Unit Quaternion, GA, Motion-feedforward Compensation

### 1. 緒 言

物体認識を応用するロボットビジョンの分野では、ビジュアルサーボと呼ばれる画像処理結果をロボットのフィードバック情報として用いる運動制御が最近注目されている [1]~[4]。ビジュアルサーボはフィードバックループ内部に視覚センサを含むため、視覚センサの認識時間の遅れが問題となる。この時間遅れを防ぐため、物体の運動モデルと非線形オブザーバを導入することによって、物体の運動を予測する手法 [5] が提案されたが、認識誤差がゼロ近くまで減少するまでにある程度の時間がかかるという問題は残っている。この方法は、動力学モデルに誤差が含まれる実際のビジュアルサーボ系では、制御系が不安定になる可能性がある。また、オブザーバを用いると、高次の運動モデルに対して演算量が多くなるという欠点もある。Luca らは非線形オブザーバを用いて、既知のカメラの運動からカメラから対象物までの距離 “Z” 値を推定する方法を提案した [6]。しかし、初期時刻では正しく推定できず、ある時間経過の後 “Z” 値の推定誤差は次第に減少する。また、この方法は単眼を用いるため既知のカメラの運動による移動視が必要であり、ハンドが動かないカメラ固定の状態では “Z” 値を推定できない。一方、一般的な CCD カメラのサンプリング周期は 33 [ms]、関節サーボ系のサンプリング周期は 1 [ms] 程度とこれらの間には大きな

差がある。サンプリング周期が 1 [ms] と非常に高速な画像処理を行うことができるビジョンチップを用いると予測や補償などを用いなくても、高速移動物体の追従が可能になる [7] [8]。しかし、この高速ビジョンシステムは高価である。

画像による三次元位置/姿勢計測を行う方法は、大きく二つの手法に分けられる。一つは、画像中の幾何学的特徴、例えば点、線、エッジなどの領域を抽出して、これの対応づけにより三次元計測を行う特徴量ベース手法であり、今までにステレオ対応点探索処理に関して様々な手法が提案されている [9] [10]。欠点としては左右カメラ画像内の対応点の認識が困難な場合があり、計測誤差の発生原因となる。一方、対象物形状を利用したモデルと画像との照合による計測手法がある。これは、物体の姿勢変化などによる画像中の物体形状に対し、同一物体の多くの姿勢に基づく写真画像を多数教示しておき、どの写真画像が入力画像と一致するかを決定するという手法で、アピランスペース手法と呼ばれる。特徴モデルを用意する必要がなく、左右画像の対応点問題も発生しない。また、幾何学的に複雑な形状の認識なども容易に行うことができるという特徴から近年、アピランスペースでの物体認識が盛んに行われている [11] [12]。しかし、この手法は大きなメモリを必要とし、マッチングに時間がかかるので、速く効率的な計測をすることができない。アピランスペース手法と似た方法ではあるが、より計算時間を少なくすることができるモデルベース手法がある。対象物に基づいて作成したモデルと画像との照合による三次元認識を行う手法である [13] [14]。

本研究では、複眼を持つハンドアイマニピュレータが運動中に対象物の三次元位置/姿勢を認識するとき、認識の時間遅

原稿受付 2008 年 1 月 27 日

\*<sup>1</sup>福井大学

\*<sup>2</sup>関西大学

\*<sup>1</sup>University of Fukui

\*<sup>2</sup>Kansai University

■ 本論文は学術性で評価されました。

れを減少させ、認識ダイナミクスを改善するための Motion-FeedForward (MFF) と呼ぶ補償方法を提案する。ビジュアルサーボ時のロボットの動きを認識部にフィードフォワードすることによって、認識系はハンドアイの位置/姿勢の運動に影響されないという特徴を持つ。MFF を用いて、物体の真の運動とハンドアイが動くことによる相対的な運動を計測部が区別することができるため、文献 [6] と異なり初期時刻からロボットの動きによって発生する対象物の画像内の見かけ上の運動を予測できる。この MFF 補償法は、非線形オブザーバの推定システムに組み込むことで、ハンドアイの動視点による影響を静視点での推定特性に向上させる可能性を持っている。

本報での三次元計測手法はモデルベース手法に含まれる [15] [16]。特徴量ベース手法と違い左右画像の対応点を探索する必要はない。本研究では、クォータニオンを用いて対象物や立体モデルの姿勢を表す。クォータニオンは、オイラー角やアングル/アクシス表現の特異姿勢問題を解決できる姿勢表現で、ビジュアルサーボの安定性の証明に有効である [17]。クォータニオンで表された対象物の三次元ポーズの候補は、遺伝的アルゴリズム (GA) の遺伝子として表現される。遺伝子はモデルと入力画像の相関関数を適合度として最適化することで進出し、入力画像中の対象物とモデルのポーズが一致していく。

GA は収束するまでにある程度の時間を必要とするため、一般には実時間処理が必要なオンライン計測には用いられてこなかった。この GA のリアルタイム性の問題に対し、“1-Step GA” を適用する。筆者らは泳ぐ魚をロボットにより捕獲する研究事例より “1-Step GA” を用いた実時間認識が可能であることを示した [18]。

一方、従来画像マッチングによる位置・姿勢計測はマッチングを評価する正定値関数のテーラー展開を用い、その線形近似により最適化を行い計測していた [19]~[23]。この場合、解近傍領域で近似が正当化される範囲でのみ計測可能であるという制約を伴っていた。つまり単峰性が保証される領域内での最適化による計測であった。これに対して本報の “1-Step GA” による最適化は多峰性関数に対しても有効であり、単峰性を制約条件としない。

## 2. 姿勢の数式による表現

ここでは、クォータニオンを用いた姿勢表現について述べる。三次元空間における姿勢表現はいくつもの方法が考えられている。その最もよく知られ用いられているものが、Euler angles である。オイラー角は最少変数で姿勢を表現できるものの、表現上の特異姿勢が同様に存在するという重大な欠点がある。

四つのパラメータ、すなわち正規化された回転軸  $\mathbf{k}$  とその回りの回転角  $\theta$  で姿勢を表す方法がある。これは、angle/axis 表現と呼ばれる。この方法は、回転軸  $\mathbf{k}$  と回転角  $\theta$  で表した姿勢と回転軸  $-\mathbf{k}$  と回転角  $-\theta$  で表した姿勢が一致する。また、 $\theta = 0$  のとき、 $\mathbf{k}$  は不定となる。これらの任意性は姿勢制御の安定性の解析に不都合であり、ビジュアルサーボに不向きである。

上記の問題を解決する姿勢表現が、Quaternion (4 元数) である。この Quaternion の利点から、三次元剛体の姿勢制御やロボットマニピュレータ制御などに適応する研究が盛んに行わ

れている [24]~[26]。以下では、本報で用いる基礎式を述べる。

Quaternion は angle/axis 表現の  $\mathbf{k}(\|\mathbf{k}\| = 1), \theta$  を用いて、次のように定義される。

$$\mathbf{Q} = \{\eta, \boldsymbol{\epsilon}\}, \quad (1)$$

$$\eta = \cos \frac{\theta}{2}, \quad \boldsymbol{\epsilon} = \sin \frac{\theta}{2} \mathbf{k}, \quad (2)$$

式 (2) より、 $\eta$  と  $\boldsymbol{\epsilon}$  は次のユニットクォータニオン条件を満たす。

$$\eta^2 + \boldsymbol{\epsilon}^T \boldsymbol{\epsilon} = 1 \quad (3)$$

式 (3) に示すように  $\boldsymbol{\epsilon}$  から  $\eta$  を導出できるため、姿勢を表す独立変数は  $\boldsymbol{\epsilon}$  だけである。angle/axis 表現と違い、回転軸  $\mathbf{k}$  と回転角  $\theta$  で表したクォータニオンと回転軸  $-\mathbf{k}$  と回転角  $-\theta$  で表したものは一致し、angle/axis 表現の任意性は解決されている。また、 $\theta = 0$  のとき、 $\boldsymbol{\epsilon} = \mathbf{0}, \eta = 1$  となり、 $\mathbf{k}$  が不定となった angle/axis の問題は解消されており、クォータニオンを用いるとき  $\pi < \theta < \pi$  の範囲で表現上の特異姿勢の問題はない。

クォータニオンに対応する回転行列  $\mathbf{R}$  は次のように表される [17]。

$$\mathbf{R}(\eta, \boldsymbol{\epsilon}) = (\eta^2 - \boldsymbol{\epsilon}^T \boldsymbol{\epsilon}) \mathbf{I} + 2\boldsymbol{\epsilon} \boldsymbol{\epsilon}^T + 2\eta \mathbf{S}(\boldsymbol{\epsilon}) \quad (4)$$

ここで、 $\mathbf{I}$  は  $3 \times 3$  の単位行列である。記号  $\mathbf{S}(\cdot)$  は、ベクトルの外積演算を行列で表現している。

一方、任意の回転行列  $\mathbf{R} = \{R_{i,j}\}, (i, j = 1, 2, 3)$  に対応するクォータニオンは次のように表される。

$$\eta = \frac{1}{2} \sqrt{1 + R_{11} + R_{22} + R_{33}} \quad (5)$$

$$\boldsymbol{\epsilon} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} \text{sgn}(R_{32} - R_{23}) \sqrt{R_{11} - R_{22} - R_{33} + 1} \\ \text{sgn}(R_{13} - R_{31}) \sqrt{R_{22} - R_{33} - R_{11} + 1} \\ \text{sgn}(R_{21} - R_{12}) \sqrt{R_{33} - R_{11} - R_{22} + 1} \end{bmatrix} \quad (6)$$

さらに、クォータニオンの時間微分と角速度ベクトル  $\boldsymbol{\omega}$  との間には以下のような関係が成立する [17]。

$$\dot{\eta} = -\frac{1}{2} \boldsymbol{\epsilon}^T \boldsymbol{\omega} \quad (7)$$

$$\dot{\boldsymbol{\epsilon}} = \frac{1}{2} (\eta \mathbf{I} - \mathbf{S}(\boldsymbol{\epsilon})) \boldsymbol{\omega} \quad (8)$$

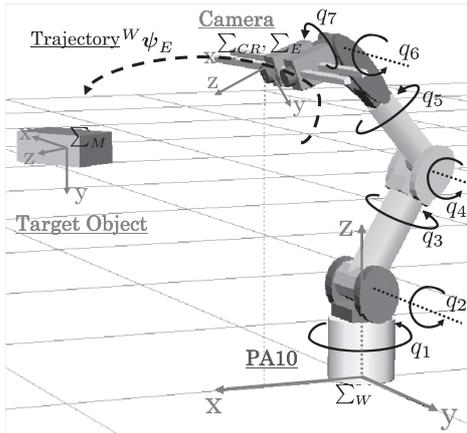
## 3. ロボットアーム (PA10) のダイナミクス

ここでは、4 章で提案する Motion-Feedforward (MFF) 法の効果を確認する準備のため、マニピュレータのロボットのダイナミクスとハンドの軌道追従制御系を記述しておく。

本報で使用するマニピュレータは三菱重工製ロボットアーム (PA10) のモデルである。Fig. 1 に示すように、ロボットの基準座標系  $\Sigma_W$ 、ハンドの手先座標系  $\Sigma_E$ 、右のカメラの座標系を  $\Sigma_{CR}$ 、物体の座標系  $\Sigma_M$  と定義する。 $\Sigma_E$  と  $\Sigma_{CR}$  は一致すると仮定する。まだ次章以後で用いるロボット手先の位置/姿勢、

**Table 1** Object/end-effector's pose definitions

Desired end-effector's trajectory in $\Sigma_W$ :	${}^W\psi_{Ed}(t) = [{}^Wx_{Ed}, {}^Wy_{Ed}, {}^Wz_{Ed}, {}^W\epsilon_{1Ed}, {}^W\epsilon_{2Ed}, {}^W\epsilon_{3Ed}]^T$
End-effector's pose in $\Sigma_W$ :	${}^W\psi_E(t) = [{}^Wx_E, {}^Wy_E, {}^Wz_E, {}^W\epsilon_{1E}, {}^W\epsilon_{2E}, {}^W\epsilon_{3E}]^T$
Object's pose in $\Sigma_{CR}$ :	${}^{CR}\psi_M(t) = [{}^{CR}x_M, {}^{CR}y_M, {}^{CR}z_M, {}^{CR}\epsilon_{1M}, {}^{CR}\epsilon_{2M}, {}^{CR}\epsilon_{3M}]^T$
Individual of GA in $\Sigma_{CR}$ when not using MFF:	${}^{CR}\hat{\psi}_{M,GA,j}^i$ , i: generation, j: individual
Detected object's pose in $\Sigma_{CR}$ by "1-step GA":	${}^{CR}\hat{\psi}_M(t) = [{}^{CR}\hat{x}_M, {}^{CR}\hat{y}_M, {}^{CR}\hat{z}_M, {}^{CR}\hat{\epsilon}_{1M}, {}^{CR}\hat{\epsilon}_{2M}, {}^{CR}\hat{\epsilon}_{3M}]^T$
Individual of GA in $\Sigma_{CR}$ when using MFF:	${}^{CR}\hat{\psi}_{M,GA,j}^{i*}$ , i: generation, j: individual
Detected object's pose in $\Sigma_{CR}$ by "MFF + 1-step GA":	${}^{CR}\hat{\psi}_M^*(t) = [{}^{CR}\hat{x}_M^*, {}^{CR}\hat{y}_M^*, {}^{CR}\hat{z}_M^*, {}^{CR}\hat{\epsilon}_{1M}^*, {}^{CR}\hat{\epsilon}_{2M}^*, {}^{CR}\hat{\epsilon}_{3M}^*]^T$

**Fig. 1** Visual servo system of PA-10

物体の位置/姿勢に関するパラメータの定義を **Table 1** に示す。ロボットアーム全体は7自由度であり、運動方程式は

$$M(q)\ddot{q} + h(q, \dot{q}) + g(q) = \tau, \quad (9)$$

と表される。ここで、 $q$  は関節角度  $q = [q_1, q_2, \dots, q_7]^T$ 、 $\tau$  は関節駆動トルク  $\tau = [\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_7]^T$ 、 $M(q)$  はロボットアームの慣性行列、 $h(q, \dot{q})$  は遠心力・コリオリ力に関するベクトル、 $g(q)$  は重力ベクトルである。

$\tau$  はPD制御による決定される。

$$\tau = D_p(q_d - q) + D_d(\dot{q}_d - \dot{q}), \quad (10)$$

ここで、 $D_p$  はバネ定数、 $D_d$  は粘性抵抗を表す行列である。

手先の目標軌道  ${}^W\psi_{Ed}(t) = [{}^W\mathbf{r}_{Ed}, {}^W\boldsymbol{\epsilon}_{Ed}]^T$  と定義し (Table 1 参照)、 ${}^W\psi_{Ed}(t), t \in [0, T]$  が与えられた場合に、実現する関節変数  $q_d(t)$  を逆運動学問題を用いて解く。

$$q_d(t) = f^{-1}({}^W\psi_{Ed}(t)). \quad (11)$$

手先目標速度  ${}^W\dot{\psi}_{Ed}(t)$  を実現する関節速度  $\dot{q}_d(t)$  はヤコビ行列を用いて式

$$\dot{q}_d(t) = J^+(q) {}^W\dot{\psi}_{Ed}(t). \quad (12)$$

で求められる。ここで  $J^+(q) = J^T(JJ^T)^{-1}$  である。

#### 4. "1-step GA" による実時間認識

基準座標系  $\Sigma_W$  から対象物に固定した座標系  $\Sigma_M$  へのベク

トルを  $\Sigma_W$  で表したものを  ${}^W\mathbf{r}_M$ 、同様に  $\Sigma_W$  から右カメラ座標系  $\Sigma_{CR}$  へのベクトルを  ${}^W\mathbf{r}_{CR}$  とする。また  $\Sigma_{CR}$  から  $\Sigma_M$  へのベクトルを  $\Sigma_{CR}$  で表したものを  $\mathbf{r}_M$  とする。またその姿勢を  $\boldsymbol{\epsilon}_M$  と表す。位置・姿勢をまとめて  $\boldsymbol{\psi}_M = [\mathbf{r}_M^T, \boldsymbol{\epsilon}_M^T]^T$  と表す (Table 1 参照)。表記を簡潔にするため、以後左上添え字のない変数は  $\Sigma_{CR}$  を基準に表しているものとする。

認識対象物の正確な形状情報が認識系に与えられているとき、位置・姿勢  $\boldsymbol{\psi}_M$  に存在する対象物モデルと入力画像との相関関数を  $S(\boldsymbol{\psi}_M)$  と表す [15] [16]。  $\boldsymbol{\psi}_M$  を変数とするとき、時刻  $t$  における相関  $S(\boldsymbol{\psi}_M(t))$  の最大値を与える  $\boldsymbol{\psi}_M^{max}$  は、

$$\boldsymbol{\psi}_M^{max}(t) = \left\{ \boldsymbol{\psi}_M(t) \mid \max_{\boldsymbol{\psi}_M(t) \in L} S(\boldsymbol{\psi}_M(t)) \right\} \quad (13)$$

と表される。  $L$  は  $\boldsymbol{\psi}_M(t)$  が取り得る位置・姿勢空間である。次に時刻  $t$  に GA によって求められた  $j$  番目の遺伝子  $\boldsymbol{\psi}_{M,GA,j}(t)$  ( $j = 1, 2, \dots, p$ ) のなかで最大の  $S$  を与える遺伝子  $\boldsymbol{\psi}_{M,GA}^{max}(t)$  を

$$\boldsymbol{\psi}_{M,GA}^{max}(t) = \left\{ \boldsymbol{\psi}_{M,GA,j}(t) \mid \max_{\boldsymbol{\psi}_{M,GA,j}(t) \in L} S(\boldsymbol{\psi}_{M,GA,j}(t)) \right\} \quad (14)$$

と表す。GAの進化計算では  $S(\boldsymbol{\psi}_{M,GA,j}(t))$  を  $j$  番目の遺伝子の適合度関数として用いている。時刻  $t$  の  $S$  の最大値を与える  $\boldsymbol{\psi}_M^{max}(t)$  と GA の最大値を与える  $\boldsymbol{\psi}_{M,GA}^{max}(t)$  との差を  $\delta\boldsymbol{\psi}(t) = \boldsymbol{\psi}_M^{max}(t) - \boldsymbol{\psi}_{M,GA}^{max}(t)$  と表し、 $\Delta S(\delta\boldsymbol{\psi}(t))$  を次式で定義する。

$$\Delta S(\delta\boldsymbol{\psi}(t)) = S(\boldsymbol{\psi}_M^{max}(t)) - S(\boldsymbol{\psi}_{M,GA}^{max}(t)) \quad (15)$$

このとき、式 (13) (14) より  $\Delta S(\delta\boldsymbol{\psi}(t)) \geq 0$  であることは自明であるが、さらに [仮定 (1)]:  $S(\boldsymbol{\psi}_M(t))$  は  $\delta\boldsymbol{\psi}(t) = \mathbf{0}$  のときのみ  $\Delta S(\delta\boldsymbol{\psi}(t)) = \mathbf{0}$  が成立する分布であることを仮定する。これは、認識モデルを正確に作成すること、相関関数  $S$  を注意深く作成すること、画像計測に適した証明条件を用意すること、さらに認識対象物の形と似ている形状の物体をカメラ撮像範囲に配置しないなどに注意すれば、仮定 (1) は実現可能である [18]。

さらに [仮定 (2)]:  $S(\boldsymbol{\psi}_M^{max}(t))$ 、 $S(\boldsymbol{\psi}_{M,GA}^{max}(t))$  が時間  $t$  に関して微分可能であり、

$$\dot{S}(\boldsymbol{\psi}_{M,GA}^{max}(t)) > \dot{S}(\boldsymbol{\psi}_M^{max}(t)), \quad (16)$$

が成り立つことを仮定する。これは時変分布関数のピークの移動速度より GA のピークへの収束速度が速いという条件である。この条件の成立に関して、相関関数  $S(\boldsymbol{\psi}(t))$  の分布形状、対象物の移動速度、画像計測コンピュータの計算速度、カメラ動画画像の入力速度、GA のパラメータの設定などが  $\dot{S}(\boldsymbol{\psi}_{M,GA}^{max}(t))$ 、 $\dot{S}(\boldsymbol{\psi}_{M,GA}^{max}(t))$  に関係している。ここでは対象物の想定される移動速度を上回る計算能力を持つコンピュータを使用することを前提とし仮定 (2) は実現できるものとする。また静止画が与えられるとき  $\dot{S}(\boldsymbol{\psi}_{M,GA}^{max}(t)) = 0$  であるから、式 (16) より  $\dot{S}(\boldsymbol{\psi}_{M,GA}^{max}(t)) > 0$  であり、これは GA が単調に収束することを意味する。本報では GA の進化はエリート保存戦略を採用していることで正当化される。仮定 (2) が成立するとき式 (15) より  $\Delta \dot{S}(\delta\boldsymbol{\psi}(t)) \leq 0$  である。

したがって仮定 (1)、仮定 (2) が成立するとき  $\Delta S(\delta\boldsymbol{\psi}(t))$  はリアプノフ関数であり、 $\delta\boldsymbol{\psi}(t) = \mathbf{0}$  は位置・姿勢空間  $L$  において漸近安定である。このとき

$$\boldsymbol{\psi}_{M,GA}^{max}(t) \longrightarrow \boldsymbol{\psi}_M^{max}(t) \quad (t \longrightarrow \infty) \quad (17)$$

であるため、実時間最適化が可能なが分かる。このときある有界な時刻  $t$  においては  $\boldsymbol{\psi}_{M,GA}^{max}(t)$  は最適解  $\boldsymbol{\psi}_M^{max}(t)$  のある近傍

$$\delta\boldsymbol{\psi}(t) = \boldsymbol{\psi}_M^{max}(t) - \boldsymbol{\psi}_{M,GA}^{max}(t) \leq \epsilon, \quad (\epsilon > 0) \quad (18)$$

に存在することが保証される。上式のように実時間画像計測において、計測誤差がある値  $\epsilon$  以下であることを保証し、GA の収束を待つことなく時刻  $t$  の准最適解  $\boldsymbol{\psi}_{M,GA}^{max}(t)$  を時刻  $t$  の実時間最適化問題の解として取り扱う手法を「1-step GA」と呼んでいる。筆者らの今までの研究で「1-step GA」により実時間最適化問題を解くことで、画像より対象物の位置・姿勢を計測し続けることができることは確認されており [16] [18]、上記仮定 (1)、仮定 (2) が実現可能な仮定であると考えている。

## 5. Motion-Feedforward (MFF) 法

カメラ座標系  $\Sigma_{CR}$  で表した対象物の位置  $\mathbf{r}_M$  はカメラの位置  ${}^W\mathbf{r}_{CR}$  と対象物の位置  ${}^W\mathbf{r}_M$  によって次式で表される。

$$\mathbf{r}_M = \mathbf{R}_W(\mathbf{q})({}^W\mathbf{r}_M - {}^W\mathbf{r}_{CR}(\mathbf{q})). \quad (19)$$

式 (19) を時間について微分すると

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{r}}_M &= \mathbf{R}_W(\mathbf{q})({}^W\dot{\mathbf{r}}_M - {}^W\dot{\mathbf{r}}_{CR}) + \mathbf{S}(\boldsymbol{\omega}_W) \\ &\quad \mathbf{R}_W(\mathbf{q})({}^W\mathbf{r}_M - {}^W\mathbf{r}_{CR}(\mathbf{q})). \end{aligned} \quad (20)$$

次に回転速度に関して、 $\Sigma_W$  から見たカメラ座標系  $\Sigma_{CR}$ 、物体座標系  $\Sigma_M$  の角速度を  ${}^W\boldsymbol{\omega}_{CR}$ 、 ${}^W\boldsymbol{\omega}_M$  とするとき

$$\boldsymbol{\omega}_M = \mathbf{R}_W(\mathbf{q})({}^W\boldsymbol{\omega}_M - {}^W\boldsymbol{\omega}_{CR}). \quad (21)$$

姿勢速度  $\dot{\boldsymbol{\epsilon}}_M$  と回転角速度  $\boldsymbol{\omega}_M$  との関係は式 (8) より

$$\dot{\boldsymbol{\epsilon}}_M = \frac{1}{2}[\eta_M \mathbf{I} - \mathbf{S}(\boldsymbol{\epsilon}_M)]\boldsymbol{\omega}_M \quad (22)$$

となる。

カメラの速度はヤコビ行列  $\mathbf{J}(\mathbf{q}) = [\mathbf{J}_P^T(\mathbf{q}), \mathbf{J}_O^T(\mathbf{q})]^T$  を用いて表現できる。ここで、手先の並進速度と関節速度との関係を表したヤコビ行列の上 3 行を  $\mathbf{J}_P(\mathbf{q})$ 、手先の回転角速度と関節速度との関係を表したヤコビ行列の下 3 行を  $\mathbf{J}_O(\mathbf{q})$  と表現する。このとき、次式が成り立つ。

$${}^W\dot{\mathbf{r}}_{CR} = \mathbf{J}_P(\mathbf{q})\dot{\mathbf{q}}, \quad (23)$$

$${}^W\boldsymbol{\omega}_{CR} = \mathbf{J}_O(\mathbf{q})\dot{\mathbf{q}}, \quad (24)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{S}(\boldsymbol{\omega}_W) &= -\mathbf{R}_W(\mathbf{q})\mathbf{S}({}^W\boldsymbol{\omega}_{CR}){}^W\mathbf{R}_{CR}(\mathbf{q}) \\ &= -\mathbf{R}_W(\mathbf{q})\mathbf{S}(\mathbf{J}_O(\mathbf{q})\dot{\mathbf{q}}){}^W\mathbf{R}_{CR}(\mathbf{q}). \end{aligned} \quad (25)$$

式 (25) の導出については付録 1 に示した。式 (23)~(25) を用いて式 (20) (22) を書き直すと、カメラから見た対象物の速度/姿勢速度は、

$$\begin{aligned} \dot{\boldsymbol{\psi}}_M &= \begin{bmatrix} \dot{\mathbf{r}}_M \\ \dot{\boldsymbol{\epsilon}}_M \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} -\mathbf{R}_W(\mathbf{q})\mathbf{J}_P(\mathbf{q}) + \mathbf{R}_W(\mathbf{q}) \\ \mathbf{S}({}^W\mathbf{R}_{CR}(\mathbf{q})\mathbf{r}_M)\mathbf{J}_O(\mathbf{q}) \\ -\frac{1}{2}[\eta_M \mathbf{I} - \mathbf{S}(\boldsymbol{\epsilon}_M)]\mathbf{R}_W(\mathbf{q})\mathbf{J}_O(\mathbf{q}) \end{bmatrix} \dot{\mathbf{q}} \\ &\quad + \begin{bmatrix} \mathbf{R}_W(\mathbf{q}) & 0 \\ 0 & \frac{1}{2}[\eta_M \mathbf{I} - \mathbf{S}(\boldsymbol{\epsilon}_M)]\mathbf{R}_W(\mathbf{q}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} {}^W\dot{\mathbf{r}}_M \\ {}^W\boldsymbol{\omega}_M \end{bmatrix} \\ &= \mathbf{J}_M(\mathbf{q}, \boldsymbol{\psi}_M)\dot{\mathbf{q}} + \mathbf{J}_N(\mathbf{q}){}^W\dot{\boldsymbol{\phi}}_M \end{aligned} \quad (26)$$

で表される (付録 2 参照)。上式は、カメラ座標内に表れる物体の速度の運動学であり、ダイナミクスは含んでいない。式 (26) を用いれば、 $\Sigma_{CR}$  から見た対象物の速度/姿勢速度  $[\dot{\mathbf{r}}_M^T, \dot{\boldsymbol{\epsilon}}_M^T]^T$  とマニピュレータの関節速度  $\dot{\mathbf{q}}$  の関係が  $\mathbf{J}_M(\mathbf{q}, \boldsymbol{\psi}_M)$  で、対象物の実際の速度/角速度  $[{}^W\dot{\mathbf{r}}_M^T, {}^W\boldsymbol{\omega}_M^T]^T$  との関係が  $\mathbf{J}_N(\mathbf{q})$  でそれぞれを区別して表現できる。

ここで、 ${}^W\dot{\boldsymbol{\phi}}_M$  を推定することは対象物の運動の推定であり重要であるが、対象物の運動を支配する方程式の推定と本質的に等価であり、ここでは議論しない。これに対し、 $\dot{\mathbf{q}}$  は容易に観測可能であり、 $\mathbf{J}_M(\mathbf{q}, \boldsymbol{\psi}_M)\dot{\mathbf{q}}$  によって生じる影響を補償して認識特性を改善することは、現実的であり有効である。以下では式 (26) の右辺第二項を無視した次式について考える

$$\dot{\boldsymbol{\psi}}_M = \mathbf{J}_M(\mathbf{q}, \boldsymbol{\psi}_M)\dot{\mathbf{q}}. \quad (27)$$

式 (27) より  $\dot{\mathbf{q}}$  を用いて画像中の対象物の動きを予測することができるが、以下に問題点について考察する。式 (27) より  $\mathbf{J}_M$  は  $\mathbf{q}, \boldsymbol{\psi}_M$  の関数であることが分かる。 $\mathbf{q}$  の観測は容易であり、誤差を含まないと考えられることができるが、 $\boldsymbol{\psi}_M(t)$  は  $\Sigma_{CR}$  で表された対象物の時刻  $t$  における位置/姿勢であり、「1-Step GA」によりモデルベーストマッチングを行うことで得られた三次元計測 [15] [16] の結果、推定できる量である。このため誤差を含む観測結果であることを表現するため  $\hat{\boldsymbol{\psi}}_M$  と表し、 $\mathbf{J}_M$  は  $\hat{\mathbf{J}}_M(\mathbf{q}, \hat{\boldsymbol{\psi}}_M)$  と表す。

以上より、時刻  $(t + \Delta t)$  の対象物の位置/姿勢を

$$\hat{\boldsymbol{\psi}}_M(t + \Delta t) = \hat{\boldsymbol{\psi}}_M(t) + \hat{\mathbf{J}}_M(\mathbf{q}(t), \hat{\boldsymbol{\psi}}_M(t)) \dot{\mathbf{q}}(t)\Delta t. \quad (28)$$

と予測することができる。右辺第一項の基準点という意味でも、第二項の増分という意味でも、観測結果  $\hat{\psi}_M$  が予測位置/姿勢に影響を与えることが分かる。この結果は、 $\hat{\psi}_M(t)$  の推定誤差が  $\Delta t$  秒後の時刻  $t + \Delta t$  の位置/姿勢計測の誤差生成要因となり、計測誤差が指数関数的に増大する可能性を示している。式 (27) は解析的に得られた運動学関係式であるため、上記の好ましくない結果は三次元位置/姿勢計測のなかに含まれる難しさと考えることができる。この問題点に関して、本報の推定値  $\hat{\psi}_M(t)$  に基づいた観測は、“1-Step GA” 実時間遺伝的認識法 [18] を用いているため、ヒューリスティックな探索も含まれている。これにより、上記の誤差の連鎖の悪循環を立ち切ることができ、推定を正確に保つことができる可能性がある。

本研究における GA の個体の位置/姿勢情報を表す遺伝子情報  $\hat{\psi}_{M,GA,j}^i$  ( $i$ : 世代数,  $j$ : ある個体) を下のように示す。

$$\underbrace{01 \cdots 01}_{12\text{bit}} \underbrace{00 \cdots 01}_{12\text{bit}} \underbrace{11 \cdots 01}_{12\text{bit}} \underbrace{01 \cdots 01}_{12\text{bit}} \underbrace{01 \cdots 11}_{12\text{bit}} \underbrace{01 \cdots 10}_{12\text{bit}}$$

$\hat{\psi}_{M,GA,j}^i$  ( $j = 1, 2, \dots, 30$ ) の 30 個の遺伝子のなかで最大の適合度を与える遺伝子を  $\hat{\psi}_M^i$  と表す。 $\hat{\psi}_M^i$  が現在の真値  $\psi_M(t)$  の最も正確な測定値である。

ここでは、後のシミュレーションでの結果を分かりやすくするため、予測に基づいて進化した遺伝子を  $\hat{\psi}_{M,GA,j}^{*i}$  と表し、予測を用いないときの  $\hat{\psi}_{M,GA,j}^i$  と区別する。同様に予測を用いる場合の 30 個遺伝子のなかで最大の適合度を与える遺伝子を  $\hat{\psi}_M^{*i}$  と表し、予測を用いない場合の  $\hat{\psi}_M^i$  と区別する。こ

れを用いると、式 (28) は

$$\underline{\hat{\psi}}_{M,GA,j}^{*i+1} = \hat{\psi}_{M,GA,j}^{*i} + \hat{J}_M(q(t), \hat{\psi}_{M,GA,j}^{*i}) \dot{q}(t) \Delta t. \quad (29)$$

と表される。“1-Step GA” の進化のオペレーションを  $\hat{\psi}_{M,GA,j}^i \rightarrow \hat{\psi}_{M,GA,j}^{i+1}$  の矢印で表す。これに対して、MFF 認識法の GA の進化は式 (29) で与えられる予測位置/姿勢  $\hat{\psi}_{M,GA,j}^{*i+1}$  に基づき、 $\hat{\psi}_{M,GA,j}^{*i+1} \rightarrow \hat{\psi}_{M,GA,j}^{*i+1}$  と表される。 $\hat{\psi}_{M,GA,j}^{*i+1}$  の遺伝子のなかで最大の適合度を与える遺伝子は  $\hat{\psi}_M^{*i+1}$  である。

MFF 予測法を使う認識システムを Fig. 2 に示す。式 (29) を用いて予測したカメラ座標内の対象物の運動速度で GA の個体全体をカメラ速度を補償する方向に動かすことで、カメラの動きによる認識への影響を抑える。“1-Step GA” では、同じ遺伝子が動画像に対して進化する。しかし、“MFF+1-Step GA” (MFF 予測法を使う認識法) では、画像フレーム間の“1-Step GA” の進化の間にハンドの運動が画像中の対象物の運動に与える影響を反映させるフィードフォワード計算が入り、付加されている。いずれの場合においても、同じ遺伝子が進化を続ける。

## 6. シミュレーション

### 6.1 シミュレータの作成

マニピュレータの運動は、Table 2 のパラメータを用い、式 (9) の運動方程式を時間刻み幅 0.002 [s] で数値積分して生成する。この順動力学計算はニュートンオイラー法を用いた逆動力学計算を利用することで式 (9) を陽に求めることなく得ることができる [27]。コントローラは式 (10) の PD 制御であり、ゲインは  $D_p = [500, 500, 400, 250, 150, 150, 150]^T$ ,  $D_d = [10, 10, 8, 5, 3, 3, 3]^T$  と与えた。PA10 のリンク長、重心位置、質量、リンク慣性に関する物理パラメータを Table 2 に示す。

表示には、“OpenGL”と呼ばれる三次元グラフィックスを用いた。Fig. 3 (a) に作成した表示画面を示す。PA10 の手先にステレオカメラを取り付け、対象物を観測する。対象物は、各面に赤、緑、青の色を持ち、大きさは 100 [mm] × 150 [mm] × 250 [mm] に設定した長方体である。ステレオカメラは、SONY 製のカメラ CCD-TRV86 (撮影素子: 1/6 インチ CCD, 焦点距離:  $f = 3.6$  [mm], 視野角:  $\alpha = 38$  [deg]) と一致するように設定する。Fig. 3 (a) にシミュレータシステムの各座標関係を示す。

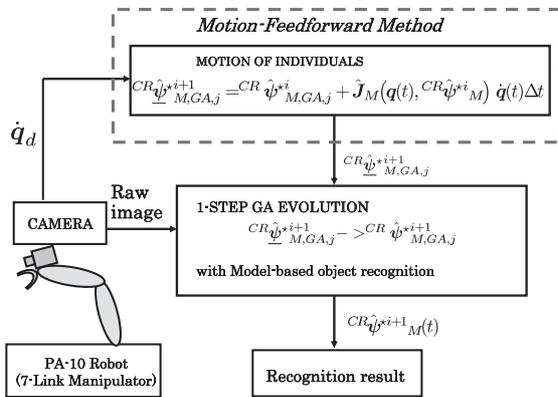
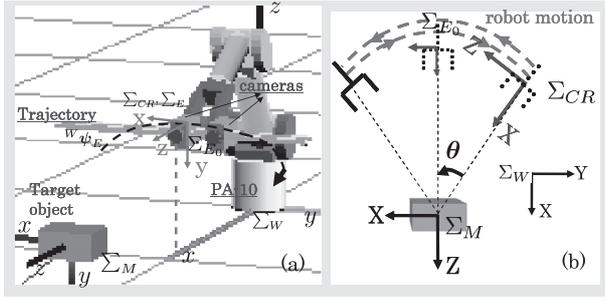


Fig. 2 Feedforward recognition system

Table 2 Physical parameters of the PA-10

Joint	Base	Link1	Link2	Link3	Link4	Link5	Link6	Link7
Length [m]	0.200	0.115	0.307	0.143	0.225	0.245	0.080	0.020
Center of mass [m]	0.0750	-0.0518	0.0633	0.0536	0.0461	0.0803	-0.0186	0.0040
mass [kg]	3.04	9.78	8.41	3.51	4.31	3.45	1.70	0.36
Inertia moment								
$I_{xx}$ [kgm <sup>2</sup> ]	N/A	$1.23 \times 10^{-2}$	$6.86 \times 10^{-2}$	$3.70 \times 10^{-2}$	$2.79 \times 10^{-2}$	$4.07 \times 10^{-2}$	$1.09 \times 10^{-2}$	$2.50 \times 10^{-3}$
$I_{yy}$ [kgm <sup>2</sup> ]	N/A	$6.36 \times 10^{-2}$	$6.86 \times 10^{-2}$	$2.62 \times 10^{-2}$	$2.79 \times 10^{-2}$	$5.83 \times 10^{-3}$	$1.09 \times 10^{-2}$	$2.50 \times 10^{-3}$
$I_{zz}$ [kgm <sup>2</sup> ]	N/A	$1.23 \times 10^{-1}$	$1.19 \times 10^{-2}$	$3.70 \times 10^{-2}$	$6.48 \times 10^{-3}$	$4.07 \times 10^{-2}$	$6.97 \times 10^{-4}$	$1.74 \times 10^{-4}$



**Fig. 3** (a) Simulation experiment system created by OpenGL  
(b) Coordinate systems of simulation experiment

**Table 3** GA Parameters

Population size	30 individuals
Selection rate	0.5
Crossover	Two-point
Mutation rate	0.10
Elitist model	yes

製作したシミュレータでは GA 一世代の進化は約 0.14 [s] しかかっているが、33 [ms] で完了することを仮定する。GA の遺伝子の数を増やすことで、最適化の速度を上げる方法も考えられるが、これは GA の進化に要する計算時間の増加をもたらすため計測時間遅れが増加し、むだ時間の増大によって制御系の安定性が損なわれる可能性がある。進化時間の短縮は、実機の制御では複数のコンピュータを並列に用いることで、GA 一世代の進化を 33 [ms] 以下に減少させることを想定している。GA のパラメータを **Table 3** に示す。

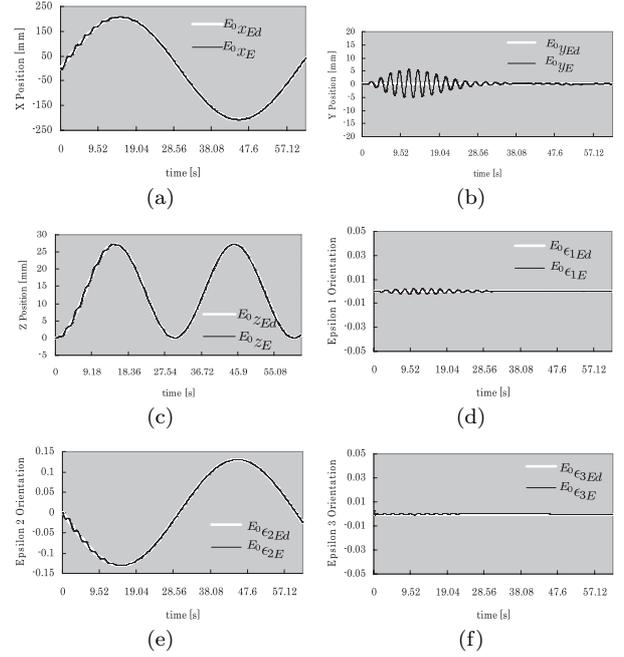
ここでは手先にカメラを装着したマニピュレータがあらかじめ設定した目標軌道上を動きながら、対象物を認識するシミュレーションを行い、提案したフォータニオンを用いた MF 実時間認識方法の有効性について確認する。マニピュレータは、Fig. 3 (b) に示すように往復並進/回転運動という目標軌道を設定する。ハンドの手先の初期位置の座標系  $\Sigma_{E_0}$  は  $\Sigma_W$  に固定されている。ここで  $\Sigma_{E_0}$  から  $\Sigma_W$  への同次変換行列  ${}^W T_{E_0}$  は

$${}^W T_{E_0} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 918 \\ -1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 & 455 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (30)$$

と設定する。  $\Sigma_{E_0}$  で表したハンドの手先の目標軌道は

$$\begin{cases} E_0 x_{Ed}(t) = d * \sin \theta_d(t) \\ E_0 y_{Ed}(t) = 0 \\ E_0 z_{Ed}(t) = d - d * \cos \theta_d(t) \\ E_0 \epsilon_{1Ed}(t) = 0 \\ E_0 \epsilon_{2Ed}(t) = \sin \frac{\theta_d(t)}{2} \\ E_0 \epsilon_{3Ed}(t) = 0 \end{cases} \quad (31)$$

となる。ハンドの手先と対象物の目標距離  $d = 800$  [mm]、ハンドの手先の回転目標角度  $\theta_d(t) = 15 \sin(\omega t)$  [deg] と設定し、 $\omega$  はマニピュレータの角周波数である。式 (31) より式 (30)



**Fig. 4** Desired hand trajectory  ${}^{E_0} \psi_{Ed}(t)$  and the actual trajectory  ${}^{E_0} \psi_E(t)$  with dynamics,  $\omega = 0.105$  [rad/s]

を用いることで、 $\Sigma_W$  で表したハンドの手先の目標軌道は

$${}^W T_{Ed}(t) = {}^W T_{E_0} {}^{E_0} T_{Ed}(t). \quad (32)$$

となる。**Fig. 4** に 2 章で説明した PD 制御による  $\Sigma_{E_0}$  で表したハンドの手先の目標軌道  ${}^{E_0} \psi_{Ed}(t)$  と実際の手先軌道  ${}^{E_0} \psi_E(t)$  を示す ( $\omega = 0.105$  [rad/s])。マニピュレータのダイナミクスのため実際の手先軌道には振動がある。Fig. 4 (d) より  $\Sigma_E$  の  $x$  軸回りの姿勢  $\epsilon_1$  が  $\pm 0.005$  程度振動していることが分かる。この振動はカメラ座標  $\Sigma_{CR}$  内では上下方向に  $\pm 13.5$  [mm] の振幅の見かけ上の運動を発生させる。さらに (b) に示す  $\Sigma_E$  の  $y$  方向 (この方向は Fig. 3 より  $\Sigma_W$  の  $z$  軸方向を意味する) の  $\pm 5$  [mm] 程度の振動を加えると、振幅  $\pm 18.5$  [mm]、周期 2.4 [s] の見かけ上の対象物の運動が発生する。この運動はマニピュレータのダイナミクスが作り出した偽の対象物の運動である。

対象物はハンドの手先の初期位置/姿勢での  $\Sigma_{CR}$  内に  $\psi_M(0) = [0, 155$  [mm], 800 [mm], 0, 0, 0] $^T$  に設定した。本シミュレーションでは対象物が  $\Sigma_W$  内で静止していることを仮定している。

## 6.2 誤差の評価

GA の適合度  $F$  の  $i$  世代の最大値を  $F_M^i$  とし、時刻を  $t_1, t_2, \dots, t_n$  と定める。このとき

$$\bar{F} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n F_M^i (\hat{\psi}_M^i(t_i)) \quad (33)$$

を適合度の時間平均値と定義する。また、探索された対象物の位置/姿勢  $\hat{\psi}_M^i$  と、真の位置/姿勢  $\psi_M$  との差を認識の位置/姿勢誤差  $\Delta \psi_M$  と定義し、 $\Delta \psi_M = [\psi_M^T - \hat{\psi}_M^{iT}]^T = [\Delta x_M, \Delta y_M, \Delta z_M, \Delta \epsilon_{1M}, \Delta \epsilon_{2M}, \Delta \epsilon_{3M}]^T$  と表す。位置/姿勢の誤差の rms 値 (root-mean-square value)  $\Delta \tilde{\psi}_M$  は、

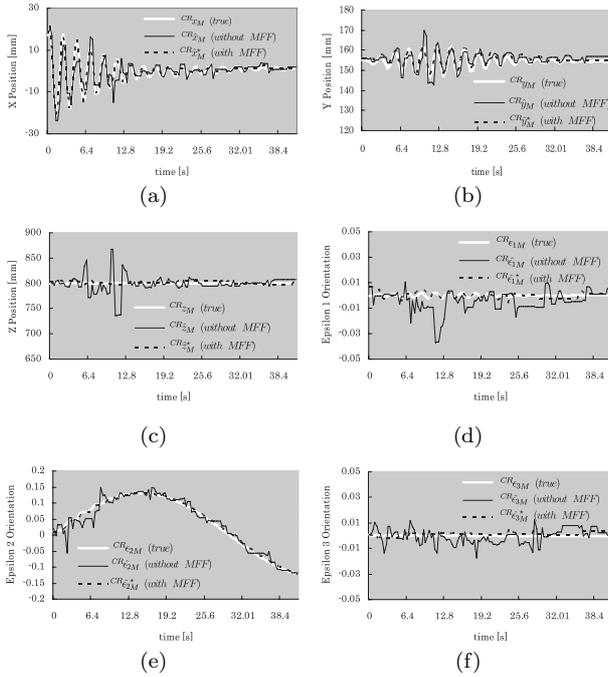


Fig. 5 Comparison of the recognition by “1-step GA”  $\hat{\psi}_M$  and by “MFF + 1-step GA”  $\hat{\psi}^*_M$  under  $\omega = 0.105$  [rad/s]

$$\Delta\tilde{\psi}_M = [\Delta\tilde{x}_M, \Delta\tilde{y}_M, \Delta\tilde{z}_M, \Delta\tilde{\epsilon}_{1M}, \Delta\tilde{\epsilon}_{2M}, \Delta\tilde{\epsilon}_{3M}]^T, \quad (34)$$

$$\Delta\tilde{p}_M = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\Delta p_M(t_i))^2}, (p = x, y, z, \epsilon_1, \epsilon_2, \epsilon_3). \quad (35)$$

と定義する。

本シミュレーションでは0[s]から40[s]までの各世代の最大適合度の時間平均値  $\bar{F}$  と位置/姿勢の誤差の rms 値  $\Delta\tilde{\psi}_M$  を用いて認識性能を評価する。クォータニオンで姿勢を表すとき、変数  $\epsilon_1, \epsilon_2, \epsilon_3$  は比を表しているため、単位は無次元である。さらに  $\|\epsilon\|$  は  $\eta$  に依存しているため他の表現に比べて姿勢の定量的評価が難しい。そこで参考のために変換の一例をあげておく。対象物が  $x$  軸回りに角度 1[deg] で回転した姿勢はクォータニオンで表すと  $\epsilon_1 = 0.008, \epsilon_2 = 0, \epsilon_3 = 0$  になる。

### 6.3 シミュレーション

上述の目標軌道でマニピュレータの角周波数  $\omega = 0.105, 0.157, 0.314$  (すなわち、周期  $T = 60$  [s],  $40$  [s],  $20$  [s]) を与えた。この条件でマニピュレータを動かすときに、ハンド・アイ・カメラから見た対象物の位置/姿勢  $\psi_M(t)$  を測定する。測定性能を MFF 予測法を使う認識法 (“MFF + 1-step GA”) と使わない認識法 (“1-Step GA”) と比較する。ここで、 $t = 0$  のとき探索対象物位置/姿勢が既知であると仮定する。

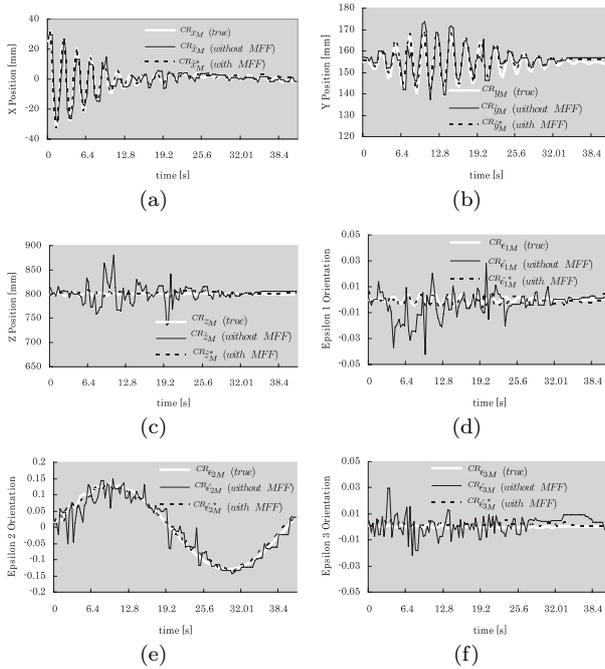
Fig. 5 はマニピュレータの角周波数を  $\omega = 0.105$  [rad/s] と設定した場合の “1-step GA” と “MFF + 1-step GA” で比較する結果を示した。ここでは、 $\Sigma_{CR}$  で表した対象物の真値は  $\psi_M$ 、 “1-step GA” で認識した対象物の位置/姿勢は  $\hat{\psi}_M$ 、 “MFF +

Table 4 Conclusion of simulations

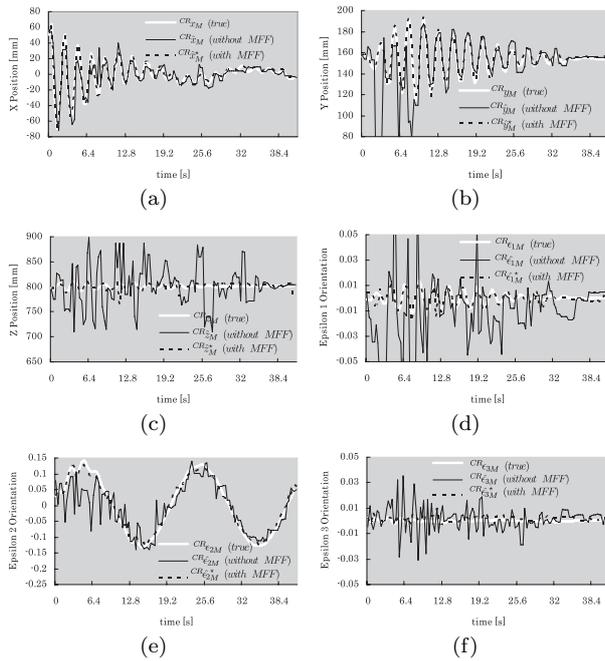
$\bar{F}, \Delta CR\tilde{\psi}_M$		$\omega$ [rad/s]		
		$\omega = 0.105$	$\omega = 0.157$	$\omega = 0.314$
1-step GA	$\bar{F}$	0.8026	0.7371	0.6280
	$\Delta CR_{\tilde{x}_M}$ [mm]	3.1742	3.4841	7.6398
	$\Delta CR_{\tilde{y}_M}$ [mm]	3.5439	4.4271	21.7151
	$\Delta CR_{\tilde{z}_M}$ [mm]	14.9828	17.1283	33.8106
	$\Delta CR_{\tilde{\epsilon}_{1M}}$	0.0188	0.0251	0.0494
	$\Delta CR_{\tilde{\epsilon}_{2M}}$	0.0203	0.0323	0.0656
	$\Delta CR_{\tilde{\epsilon}_{3M}}$	0.0053	0.0072	0.0091
MFF + 1-step GA	$\bar{F}$	0.9806	0.9764	0.9733
	$\Delta CR_{\tilde{x}_M}$ [mm]	0.6235	1.49	1.5601
	$\Delta CR_{\tilde{y}_M}$ [mm]	1.16	1.712	1.7493
	$\Delta CR_{\tilde{z}_M}$ [mm]	2.8536	5.5322	5.281
	$\Delta CR_{\tilde{\epsilon}_{1M}}$	0.0075	0.008	0.0086
	$\Delta CR_{\tilde{\epsilon}_{2M}}$	0.0091	0.0092	0.0098
	$\Delta CR_{\tilde{\epsilon}_{3M}}$	0.0022	0.002	0.0029

1-step GA” で認識した対象物の位置/姿勢は  $\hat{\psi}^*_M$  と表す。ロボットマニピュレータのダイナミクスのため実際の手先軌道には振動がある。Fig. 4 に示すように、目標軌道  ${}^{E_0}\psi_{Ed}$  を与えるとき、実際の手先軌道  ${}^{E_0}\psi_E$  が 0[s] – 30[s] の間に周期約 2[s] のハンド過渡応答が見られる。そのため、カメラから見た対象物も 0[s] – 30[s] の間に振動を発生している。Fig. 5 の白い線で表した  $\psi_M$  はこの振動を示している。ダイナミクスの影響による不規則運動する対象物の認識は難しい。Fig. 5 に示した “1-step GA” による認識した  $\hat{\psi}_M$  と “MFF + 1-step GA” で認識した  $\hat{\psi}^*_M$  と比較すると、真値  $\psi_M$  に追従しているのは MFF 法を用いた  $\hat{\psi}^*_M$  であり、 “1-step GA” のみの  $\hat{\psi}_M$  は大きな誤差を含んでいる。また  $\hat{\psi}^*_M$  の結果は周期約 2[s] のロボットハンドの過渡応答の影響を減少させ、ほぼ真値と一致している。対象物は  $\Sigma_{CR}$  の  $z$  軸の 800 [mm] 程度のところに置いているので、 $z$  軸の認識分解度が  $x, y$  軸より低いという理由で、 $z$  の方向の誤差が  $x, y$  方向より大きい。Fig. 5 の条件の 3D ポーズ計測誤差の rms 値を Table 4 の  $\omega = 0.105$  の列にまとめている。この結果より MFF を用いるほうが明らかに誤差が少ない。つまり、ハンド・アイ・カメラを用いる認識はハンドの運動からの影響を受けなく、カメラが動いても、ロボスト認識できると確認した。

次にマニピュレータの角周波数を  $\omega = 0.157$  [rad/s],  $\omega = 0.314$  [rad/s] とそれぞれ設定する。マニピュレータの手先の運動は速ければ速いほどカメラから見る対象物の振動が大きくなる (Fig. 6 と Fig. 7 に示した)。“1-step GA” 認識法と “MFF + 1-step GA” 認識法と比較すると、“1-step GA” 認識法だけを用いた認識は、ダイナミクスの振動がある場合認識のずれが大きくなって、対象物を追従するのが難しくなる。特に、Fig. 7 に示す  $\omega = 0.314$  [rad/s] の場合は 0 – 25 [s] の間にダイナミクスの振動が大きすぎて対象物を認識できない状態になった。それは GA の認識速度がカメラから見た対象物の速度より遅くなるのが理由であると考えられる。しかし、“MFF + 1-step GA” 認識法を用いると、マニピュレータの運動速度が速くなり、そのためダイナミクスの振動が大きくなっても、ダイナミクスから認識への影響を補償して安定して認識できると示した。



**Fig. 6** Comparison of the recognition by “1-step GA”  $\hat{\psi}_M$  and by “MFF + 1-step GA”  $\hat{\psi}^*_M$  under  $\omega = 0.157$  [rad/s]



**Fig. 7** Comparison of the recognition by “1-step GA”  $\hat{\psi}_M$  and by “MFF + 1-step GA”  $\hat{\psi}^*_M$  under  $\omega = 0.314$  [rad/s]

Table 4は異なるハンド周期運動の角周波数  $\omega$  でのシミュレーションの  $\bar{F}$  と  $\Delta\tilde{\psi}_M$  を計算してまとめた結果である。MFFを用いない“1-step GA”だけで認識する場合はマンピュレータの角周波数  $\omega$  は  $0.105$  [rad/s] から  $0.314$  [rad/s] まで増加するとともに、各世代の最大適合度の平均値  $\bar{F}$  は小さくなって、位置／姿勢の誤差の rms 値  $\Delta\tilde{\psi}_M$  は大きくなる。最大位置誤差の rms

値は約  $33$  [mm]、最大姿勢誤差の rms 値は約  $8$  [deg] になってしまう。つまり、認識の性能はだんだん低くなる。“1-step GA + MFF”を用いるとき、マンピュレータの運動速度が速くなくても、 $\bar{F}$  と  $\Delta\tilde{\psi}_M$  はあまり変化せず、高い  $\bar{F}$  と低い  $\Delta\tilde{\psi}_M$  を維持することができる。これにより提案した MFF 認識方法の有効性を確認した。

## 7. 結 論

本研究では、動画像中から対象物の位置／姿勢 6 変数を同時に認識することを目的として、モデルベーストマッチング法と GA およびクォータニオンを用いた三次元位置／姿勢計測法を提案した。さらに、マンピュレータの手先に CCD カメラが装着されるアイ・イン・ハンドシステムで、マンピュレータのダイナミクスが対象物認識に与える影響を解析し、これを抑えるために MFF 認識方法を提案し、その有効性を示した。

将来的には、実際にロボットマンピュレータによる対象物（六変数）へのビジュアルサーボを行いたい。MFF 認識法を用いることでロボットが物体の真の運動と自分の動きから発生する相対的な運動を区別でき、安定な認識性能を得ることで、安定な 3D ポーズビジュアルサーボの実現に向けた研究を進めたい。

## 参 考 文 献

- [1] S. Hutchinson, G. Hager and P. Corke: “A Tutorial on Visual Servo Control,” IEEE Trans. on Robotics and Automation, vol.12, no.5, pp.651–670, 1996.
- [2] P.Y. Oh and P.K. Allen: “Visual Servoing by Partitioning Degrees of Freedom,” IEEE Trans. on Robotics and Automation, vol.17, no.1, pp.1–17, 2001.
- [3] E. Malis, F. Chaumette and S. Boudet: “2-1/2-D Visual Servoing,” IEEE Trans. on Robotics and Automation, vol.15, no.2, pp.238–250, 1999.
- [4] P.K. Allen, A. Timchenko, B. Yoshimi and P. Michelman: “Automated Tracking and Grasping of a Moving object with a Robotic Hand-Eye System,” IEEE Trans. on Robotics and Automation, vol. 9, no. 2, pp.152–165, 1993.
- [5] 橋本, 木村: “ビジュアルサーボイング—非線形オブザーバアプローチ—”, 日本ロボット学会誌, vol.13, no.7, pp.986–993, 1995.
- [6] A. De Luca, G. Oriolo and P. R. Giordano: “On-line Estimation of Feature Depth for Image-Based Visual Servoing Schemes,” IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation (ICRA2007), 2007.
- [7] 中坊, 石川: “1 ms 高速ビジョンを用いたビジュアルサーボイング”, 計測と制御, vol.40, no.9, pp.636–640, 2001.
- [8] 石井, 石川: “1 ms ビジュアルフィードバックシステムのための高速対象追跡アルゴリズム”, 日本ロボット学会誌, vol.17, no.2, pp.195–201, 1999.
- [9] 石川, 角, 富田: “ステレオビジョンによる三次元物体の三次元運動追跡”, 日本ロボット学会誌, vol.18, no.2, pp.213–220, 2000.
- [10] 中坊, 並木, 石井, 石川: “2 台の高速ビジョンを用いた 3D トラッキング”, 機械システム制御シンポジウム講演論文集, pp.78–81, 2002.
- [11] S. Niyogi and W.T. Freeman: “Example-based head tracking,” Technical Report TR96-34, MERL Cambridge Research, 1996.
- [12] L. Masson, M. Dhome and F. Jurie: “Robust Real Time Tracking of 3D Objects,” Proc. 17th IEEE Int. Conf. on Pattern Recognition, 2004.
- [13] S. Yamane, M. Izumi and K. Fukunaga: “A Method of Model-Based Pose Estimation,” IEICE, vol.J79-D-2, no.2, pp.165–173, 1996.
- [14] F. Toyama, K. Shoji and J. Miyamichi: “Pose Estimation from a Line Drawing Using Genetic Algorithm,” IEICE, vol.J81-D-2,

- no.7, pp.1584–1590, 1998.
- [15] W. Song, Y. Mae and M. Minami: “Evolutionary Pose Measurement by Stereo Model Matching,” *Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics*, vol.9, no.2, pp.150–157, 2005.
- [16] W. Song, M. Minami, Y. Mae and S. Aoyagi: “On-line Evolutionary Head Pose Measurement by Feedforward Stereo Model Matching,” *IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation (ICRA)*, pp.4394–4400, 2007.
- [17] B. Siciliano and L. Villani: *Robot Force Control*. Kluwer Academic Publisher, 1999.
- [18] H. Suzuki and M. Minami: “Visual Servoing to catch fish Using Global/local GA Search,” *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, vol.10, issue 3, pp.352–357, 2005.
- [19] S. Baker and I. Matthews: “Equivalence and efficiency of image alignment algorithms,” *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.1090–1097, 2001.
- [20] H.Y. Shum and R. Szeliski: “Construction of panoramic image mosaics with global and local alignment,” *International Journal of Computer Vision*, vol.16, no.1, pp.63–84, 2000.
- [21] E. Mails: “Improving vision-based control using efficient second-order minimization techniques,” *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp.1843–1848, 2004.
- [22] S. Benhimane and E. Mails: “Real-time image-based tracking of planes using efficient second-order minimization,” *Proceedings of IEEE/RSJ Conference on Intelligent Robot and Systems*, pp.1090–1097, 2004.
- [23] Y. Keller and A. Averbuch: “Fast motion estimation using bidirectional gradient methods,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol.13, no.8, pp.1042–1054, 2004.
- [24] S. Caccavale, C. Natale, B. Siciliano and L. Villani: “Six-DOF Impedance Control BAsed on Angle/Axis Representations,” *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, vol.15, no.2, 1999.
- [25] B. Xian, M.S. de Queiroz, D. Dawson and I. Walker: “Task-Space Tracking Control of Robot Manipulators via Quaternion Feedback,” *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, vol.20, no.1, 2004.
- [26] J.T.-Y. Wen and K. Kreutz-Delgado: “The attitude control problem,” *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, vol.39, pp.1148–1163, 1991.
- [27] 美多勉, 大須賀公一: *ロボット制御工学入門*. コロナ社, 1989.

### 付録 A. 式 (25) の導出

二つの座標系  $\Sigma_A, \Sigma_B$  を考え,  $\Sigma_B$  の  $\Sigma_A$  に対する角速度  ${}^A\boldsymbol{\omega}_B$  とし,  $\Sigma_A$  の  $\Sigma_B$  に対する角速度  ${}^B\boldsymbol{\omega}_A$  とする. ここに  ${}^A\boldsymbol{\omega}_B$  と  ${}^B\boldsymbol{\omega}_A$  の関係を導く.

回転行列  ${}^A\mathbf{R}_B$  は下式を満たす.

$${}^A\mathbf{R}_B {}^B\mathbf{R}_A = \mathbf{I}, \quad (\text{A.1})$$

式 (A.1) を時間について微分して, 式

$$\frac{d}{dt}({}^A\mathbf{R}_B) {}^B\mathbf{R}_A + {}^A\mathbf{R}_B \frac{d}{dt}({}^B\mathbf{R}_A) = \mathbf{0}. \quad (\text{A.2})$$

を得る.  $\Sigma_B$  で表した任意ベクトル  ${}^B\mathbf{p}$  に対して  $({}^A\mathbf{R}_B {}^B\mathbf{p})$  の時間微分を考えると

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt}({}^A\mathbf{R}_B) {}^B\mathbf{p} &= {}^A\boldsymbol{\omega}_B \times ({}^A\mathbf{R}_B {}^B\mathbf{p}) \\ &= \mathbf{S}({}^A\boldsymbol{\omega}_B) {}^A\mathbf{R}_B {}^B\mathbf{p}. \end{aligned} \quad (\text{A.3})$$

よって,

$$\frac{d}{dt}({}^A\mathbf{R}_B) = \mathbf{S}({}^A\boldsymbol{\omega}_B) {}^A\mathbf{R}_B. \quad (\text{A.4})$$

を得る. 同様に,

$$\frac{d}{dt}({}^B\mathbf{R}_A) = \mathbf{S}({}^B\boldsymbol{\omega}_A) {}^B\mathbf{R}_A. \quad (\text{A.5})$$

を得る. 式 (A.4) (A.5) を式 (A.2) に代入すると

$$\mathbf{S}({}^A\boldsymbol{\omega}_B) = -{}^A\mathbf{R}_B \mathbf{S}({}^B\boldsymbol{\omega}_A) {}^B\mathbf{R}_A. \quad (\text{A.6})$$

を得る. 式 (A.6) は  ${}^A\boldsymbol{\omega}_B$  と  ${}^B\boldsymbol{\omega}_A$  の関係を示した.

### 付録 B. 式 (26) の導出

まず式 (23) (25) を式 (20) に代入すると

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{r}}_M &= \mathbf{R}_W(\mathbf{q})({}^W\dot{\mathbf{r}}_M - \mathbf{J}_P(\mathbf{q})\dot{\mathbf{q}}) \\ &\quad + [-\mathbf{R}_W(\mathbf{q})\mathbf{S}(\mathbf{J}_O(\mathbf{q})\dot{\mathbf{q}}) {}^W\mathbf{R}_{CR}(\mathbf{q})] \\ &\quad \mathbf{R}_W(\mathbf{q})({}^W\mathbf{r}_M - {}^W\mathbf{r}_{CR}(\mathbf{q})). \end{aligned} \quad (\text{B.1})$$

を得る. 式 (19) より

$${}^W\mathbf{r}_M - {}^W\mathbf{r}_{CR}(\mathbf{q}) = {}^W\mathbf{R}_{CR}(\mathbf{q})\mathbf{r}_M \quad (\text{B.2})$$

が成立する.  ${}^W\mathbf{R}_{CR}(\mathbf{q})\mathbf{R}_W(\mathbf{q}) = \mathbf{I}$  と式 (B.2) を用いて式 (B.1) は

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{r}}_M &= \mathbf{R}_W(\mathbf{q})({}^W\dot{\mathbf{r}}_M - \mathbf{J}_P(\mathbf{q})\dot{\mathbf{q}}) \\ &\quad - \mathbf{R}_W(\mathbf{q})\mathbf{S}(\mathbf{J}_O(\mathbf{q})\dot{\mathbf{q}})({}^W\mathbf{R}_{CR}(\mathbf{q})\mathbf{r}_M). \end{aligned} \quad (\text{B.3})$$

になる. (B.3) は

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{r}}_M &= \mathbf{R}_W(\mathbf{q})({}^W\dot{\mathbf{r}}_M - \mathbf{J}_P(\mathbf{q})\dot{\mathbf{q}}) \\ &\quad + \mathbf{R}_W(\mathbf{q})\mathbf{S}({}^W\mathbf{R}_{CR}(\mathbf{q})\mathbf{r}_M)\mathbf{J}_O(\mathbf{q})\dot{\mathbf{q}}. \end{aligned} \quad (\text{B.4})$$

となる. 式 (B.4) の右辺は  ${}^W\dot{\mathbf{r}}_M$  の項と  $\dot{\mathbf{q}}$  の項を区別して表すため, 式 (B.4) を

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{r}}_M &= \mathbf{R}_W(\mathbf{q}){}^W\dot{\mathbf{r}}_M + [-\mathbf{R}_W(\mathbf{q})\mathbf{J}_P(\mathbf{q}) \\ &\quad + \mathbf{R}_W(\mathbf{q})\mathbf{S}({}^W\mathbf{R}_{CR}(\mathbf{q})\mathbf{r}_M)\mathbf{J}_O(\mathbf{q})]\dot{\mathbf{q}}. \end{aligned} \quad (\text{B.5})$$

と表す.

次に式 (21) を式 (22) に代入すると

$$\begin{aligned} \dot{\boldsymbol{\epsilon}}_M &= \frac{1}{2}[\eta_M\mathbf{I} - \mathbf{S}(\boldsymbol{\epsilon}_M)] \\ &\quad \mathbf{R}_W(\mathbf{q})({}^W\boldsymbol{\omega}_M - {}^W\boldsymbol{\omega}_{CR}(\mathbf{q})) \end{aligned} \quad (\text{B.6})$$

を得る. 式 (24) を上式に代入すると

$$\begin{aligned} \dot{\boldsymbol{\epsilon}}_M &= \frac{1}{2}[\eta_M\mathbf{I} - \mathbf{S}(\boldsymbol{\epsilon}_M)] \\ &\quad \mathbf{R}_W(\mathbf{q})({}^W\boldsymbol{\omega}_M - \mathbf{J}_O(\mathbf{q})\dot{\mathbf{q}}) \end{aligned} \quad (\text{B.7})$$

になる. 式 (B.6) の右辺を  ${}^W\boldsymbol{\omega}_M$  の項と  $\dot{\mathbf{q}}$  の項を区別して表すと

$$\begin{aligned} \dot{\boldsymbol{\epsilon}}_M &= \frac{1}{2}[\eta_M\mathbf{I} - \mathbf{S}(\boldsymbol{\epsilon}_M)]\mathbf{R}_W(\mathbf{q}){}^W\boldsymbol{\omega}_M \\ &\quad - \frac{1}{2}[\eta_M\mathbf{I} - \mathbf{S}(\boldsymbol{\epsilon}_M)]\mathbf{R}_W(\mathbf{q})\mathbf{J}_O(\mathbf{q})\dot{\mathbf{q}} \end{aligned} \quad (\text{B.8})$$

となる. 式 (B.5) と (B.8) をまとめると式 (26) を得る.



宋 薇 (Wei Song)

2003年北京信息科技大学電子情報工学科卒業、2006年福井大学大学院知能システム工学専攻修士課程修了。2009年福井大学大学院システム設計工学博士課程修了。博士(工学)、画像認識、ビジュアルサーボイング等の研究に従事。IEEEなどの会員。  
(日本ロボット学会正会員)



青柳誠司 (Seiji Aoyagi)

1986年東京大学工学部精密機械工学科卒業。1988年同修士課程修了。同年金沢大学工学部機械システム工学科助手、1995年同助教授。1996年関西大学工学部管理工学科助教授、2003年同教授。現在同大学システム理工学部機械工学科教授。2002年度米国カリフォルニア工科大学 Visiting Researcher。

ロボット用センサ・アクチュエータ、ロボット制御、マイクロマシン等の研究に従事。2002年ファナック FA ロボット財団論文賞受賞。博士(工学)、精密工学会、日本機械学会、電気学会、IEEE等の会員。  
(日本ロボット学会正会員)



見浪 護 (Mamoru Minami)

1979年大阪府立大学航空工学科卒業、1981年大阪府立大学航空工学専攻修士課程修了。1993年金沢大学大学院自然科学研究科博士課程修了。博士(工学)。1994年福井大学工学部機械工学科助教授、2002年同知能システム工学科教授。現在に至る。ロボットの力学、拘束運動、力制御、移動マニピュレータの制御、画像認識、ビジュアルサーボイング等の研究に従事。日本機械学会、計測自動制御学会、IEEEなどの会員。  
(日本ロボット学会正会員)