

ワイヤハーネス部品の教示軌道追従のためのビジュアルサーボ

Visual Servo for Taught Path Tracking of Wire Harness Components

○森田賢*, 鏡慎吾*, 橋本浩一*, 小菅一弘**

○Masaru Morita*, Shingo Kagami*, Koichi Hashimoto*, Kazuhiro Kosuge**

*東北大学 大学院情報科学研究科,

**東北大学 大学院工学研究科

*Graduate School of Information Sciences, Tohoku University,

**Graduate School of Engineering, Tohoku University.

キーワード : 教示・再生法 (teaching-playback method), 画像ベースビジュアルサーボ (image-based visual servo), 物体認識 (object recognition), 軌道計画 (path planning), ティーチ・バイ・ショーイング (teach by showing) 非線形最適化 (non-linear optimization)

連絡先 : 〒 980-8579 仙台市青葉区荒巻字青葉 6-6-01

東北大学大学院情報科学研究科 橋本・荒井研究室 / 鏡研究室

森田賢, Tel.: (022)795-7021, Fax.: (022)795-7019, E-mail: morita(at)ic.is.tohoku.ac.jp

1. はじめに

自動車や電機・電子産業を中心とした製造業分野の成長や人手不足を背景に 1980 年代以降産業用ロボットが導入され, 溶接, 塗装, 機械加工, 組み立てといった作業の自動化は実用レベルに達している. これらの作業の多くでは教示再生方式が採用されているが, ロボットは繰り返し精度は良いが絶対精度はあまり良くないため高精度なキャリブレーションを要する場合が多くシステム導入の上での障害の一つとなっている. また, 目で見て確認品が行うような複雑な工程については人の手で行われている場合が多いのも現状である.

我々はそのような作業の中から配線作業の際にハーネスのワイヤ部分を把持してシャーシの

穴に配線用ハーネス部品を通すような作業に注目した. 柔軟なワイヤを把持してのハンドリングではロボットとハンド間の相対位置が定まらず従来の手法では実現が難しい. そこで我々は, ロボットの軌道ではなく部品自体の軌道を画像により教示しておき, 再生時に画像ベースビジュアルサーボによって部品が目標軌道を追従するようにロボットを制御するシステムを提案する.

また, 教示の際には複数毎の画像を撮影するだけという簡易な方法をとる. 軌道教示を画像によって行う点で類似のアプローチをとるものとして, 教示点において LED 指示棒を光らせ画像を撮影するといった簡易な教示方法が提案されている¹⁾. この手法ではステレオ法によって指示棒の 3 次元位置を推定し軌道計画を立てているため, 事前の正確なキャリブレーション

が必要となる。我々は正確なキャリブレーションを必要としない画像ベース制御を採用することでハードウェアの設置が容易となるシステムの実現を目指す。

更に、画像空間上で教示軌道に沿ってロボットを制御する方法についても述べる。関連研究として、初期位置と単一の目標位置間の時間依存軌道を一度3次元空間上で生成し、それを投影した目標画像を連続的に切り替えることで大域的収束性を高める手法が提案されている²⁾、時間依存しない手法として、複数毎の目標画像間の補間目標画像を現在の画像情報と組み合わせる方法も提案されている³⁾。

これらに対し、我々の手法では教示画像を複数枚登録しそれら全てを順に通過するような時間依存の目標軌道生成を行う。

対象とする部品も実際の産業現場での使用を想定してマーカのついていないものを対象とする。

以上を統合し、画像ベース法のモデル化誤差に対するロバスト性と簡易な教示法を特徴としたユーザにとって導入しやすいロボットシステムの実現を目指すことが本研究の狙いである。

2. 座標系

本章では本論文中で使用する座標系について定める。扱う空間は3次元直交座標系の空間とする。本研究ではFig. 1に示す透視投影モデルに基づいた2台のカメラ画像の解析を行っている。 Σ_W をワールド座標系とし、 Σ_C 、 Σ_{C^*} を2つのカメラの座標系とし、 Σ_P 、 Σ_{P^*} を2つのカメラのピクセル座標系とする。ワールド座標系で表現した3次元上の点 \mathbf{q} を2つのカメラで撮影した際に画像上にできる像をそれぞれ $\mathbf{m} = [u \ v]^T$ 、 $\mathbf{m}^* = [u^* \ v^*]^T$ とする。 \mathbf{q} と \mathbf{m} の関係を透視投影モデルに従って、

$$w\tilde{\mathbf{m}} = \mathbf{P}\tilde{\mathbf{q}} \quad (1)$$

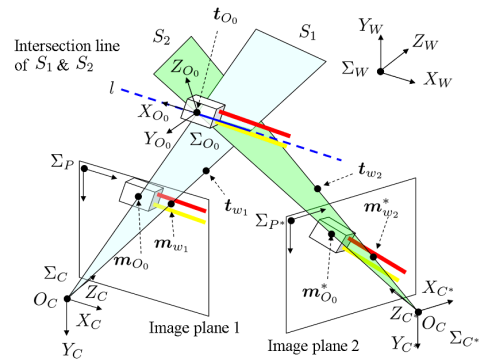


Fig. 1 カメラの透視投影モデル及び物体認識の際における非線形最適化の初期値計算方法。

と表す。ここで文字の上の $\tilde{\cdot}$ はそのベクトルの最後に値1を持つ成分を加えて同次座標系で表現したものとする。 w は左辺の第3成分を1にする定数項、 \mathbf{P} は

$$\mathbf{P} = \mathbf{A} \begin{bmatrix} {}^C\mathbf{R} & {}^C\mathbf{t} \end{bmatrix} \quad (2)$$

で与えられる透視投影行列である。ここで \mathbf{A} はカメラ1の内部パラメータ行列で、 ${}^C\mathbf{R}$ 、 ${}^C\mathbf{t}$ はそれぞれカメラ1のカメラ座標系からワールド座標系への姿勢及び位置の変化を表現したものである。カメラ2についても同様に表現できる。

また、 Σ_O 、 Σ_H をそれぞれ部品の座標系とロボットハンドの座標系として使用する。

3. 教示画像からの軌道計画と再生

3.1 教示画像の撮影及び物体認識

まず教示フェーズでは環境に設置されたカメラを用いて教示画像を撮影する。ここでは、教示者が手にハーネスを持って、通過させたい複数の位置で画像を撮影することを想定する。2台のカメラで撮影した教示画像の例をFig. 2に示す。

カメラ1と2による N 組の教示画像の中からコネクタの位置3自由度、姿勢3自由度を含む6自由度パラメータベクトル $\mathbf{p}_O(n)$ ($n = 1, \dots, N$)を認識する。ただし、 N は教示画像のセット数、 n は教示画像のセット番号とする。ここで認識方法は任意であり、軌道計画及び再生には依存し

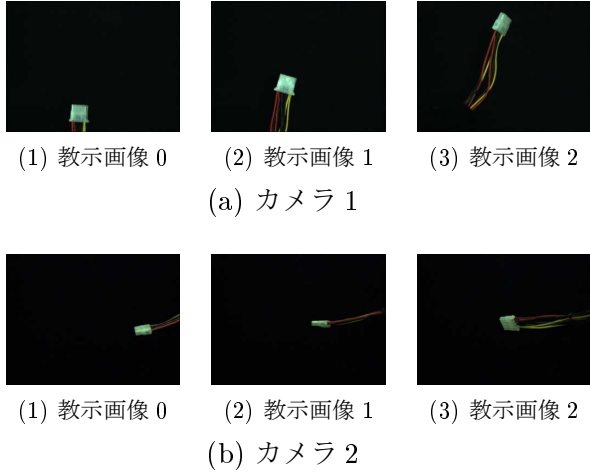


Fig. 2 教示画像の撮影例.

ない. そこで, 本章は以後位置・姿勢パラメータは任意の方法で推定済みとして議論を進め, 本研究で用いた姿勢推定方法は次章で述べる.

3.2 部品の軌道補間及び軌道計画

教示画像から推定した物体の3次元位置・姿勢パラメータ間の軌道をパラメトリックスプラインによって滑らかに補間する. なお, \mathbf{p}_O の各成分 $p_{O(i)}$ ($i = 1, \dots, 6$) について独立に補間を行う.

更に, ロボットが急激に動き出したり止まったりすることで激力が発生するのを防ぐために加減速を考慮した起動計画を立てる. 本研究では時間に対する位置の5次補間を行った. また, 時刻 t に物体の取るべき位置を時間に関する関数 $p(t)_{O(i)}$ とし, 開始時間を t_0 , 終了時間を t_{end} としたとき, この5次補間の境界条件は,

$$\begin{aligned} \mathbf{p}_O(t_0) &= \mathbf{p}_O^{(1)} & \mathbf{p}_O(t_{\text{end}}) &= \mathbf{p}_O^{(N)} \\ \dot{\mathbf{p}}_O(t_0) &= \mathbf{0} & \dot{\mathbf{p}}_O(t_{\text{end}}) &= \mathbf{0} \\ \ddot{\mathbf{p}}_O(t_0) &= \mathbf{0} & \ddot{\mathbf{p}}_O(t_{\text{end}}) &= \mathbf{0} \end{aligned} \quad (3)$$

とした.

3.3 画像ベースビジュアルサーボによる再生

一般的なビジュアルサーボの制御則は

$$\dot{\mathbf{p}}_H(t) = -\lambda \mathbf{J}_{\text{img}}^+ (\mathbf{s}(t) - \mathbf{s}^*) \quad (4)$$

で与えられる⁵⁾. ここで λ は正のスカラーゲイン, $\dot{\mathbf{p}}_H(t)$ はロボットハンドの速度であり, K を画像特徴量ベクトルの次元数とすると, $\mathbf{J}_{\text{img}}^+ \in (R^{6 \times K})$ は画像ヤコビアン $\mathbf{J}_{\text{img}} \in (R^{K \times 6})$ の擬似逆行列, $\mathbf{s}^* \in (R^K)$ は目標画像の画像特徴量そして $\mathbf{s} \in (R^K)$ は現在画像の画像特徴量である.

ここで, 画像ヤコビアン \mathbf{J}_{img} とは,

$$\mathbf{J}_{\text{img}} = \frac{\partial \mathbf{s}}{\partial \mathbf{p}_H} \quad (5)$$

で定義される. すなわち, ロボットの手先の運動と画像上での見え方の変化の関係を表す行列である. 実際にロボットのコントローラに指令値を送る際には $\dot{\mathbf{p}}_H(t)$ をロボットヤコビアンを用いて各関節の回転角速度に変換する.

本研究でもこの式に基づいた制御を行うが, 目標画像特徴量と画像ヤコビアンが時系列に変化すること, 軌道計画に基づいたフィードフォワード項を加えている点が異なる. 具体的には

$$\dot{\mathbf{p}}_H(t) = \dot{\mathbf{p}}_H^{\text{ff}}(t) - \lambda \mathbf{J}_{\text{img}}^+(t) (\mathbf{s}(t) - \mathbf{s}^*(t)) \quad (6)$$

で与えられる速度制御を行う. 画像特徴量の取り方は次章で述べる物体認識の際と同じく画像の画素値を用いる. 詳細については次章で述べる.

ここで, 本研究で使用する画像ヤコビアン $\mathbf{J}_{\text{img}}(t)$ について説明する. このヤコビアンを書き換えると, 合成関数の微分により

$$\mathbf{J}_{\text{img}}(t) = \frac{\partial \mathbf{s}(t)}{\partial \mathbf{p}_H} = \frac{\partial \mathbf{s}(t)}{\partial \mathbf{p}_O} \frac{\partial \mathbf{p}_O}{\partial \mathbf{p}_H} \quad (7)$$

となる. $\frac{\partial \mathbf{s}(t)}{\partial \mathbf{p}_O}$ は対象物体の運動に対する画像上の見え方の変化を表すヤコビアンである. このヤコビアンは目標軌道上でのパラメータ周りの数値微分によって計算する. 理由は複雑なCADモデルの画像上の見え方を解析的に導出することが困難なためである.

$\frac{\partial \mathbf{p}_O}{\partial \mathbf{p}_H}$ はロボット手先と対象物体の間のヤコビアンである. 今回用いるようなテクスチャが少なくかつマーカの無い物体の位置・姿勢をリア

ルタイムに導出することは困難なので、ロボットの初期位置における物体の相対位置を固定値として採用する。これは不正確なモデル化ではあるが、画像ベース法では画像を制御偏差にしているのので有る程度のモデル化誤差があっても画像上では同じ見え方になるように収束することを期待している。

4. 物体の位置・姿勢認識

本研究では生産現場での導入を考え、部品にはマーカをつけずに画像から位置・姿勢の認識を行う。ただし、部品の3Dモデルは既知とする。本章で説明する物体位置・姿勢推定の目的は物体の位置・姿勢パラメータ \mathbf{p}_O を利用して生成した目標画像特徴量 \mathbf{s}^* と現在画像特徴量 $\mathbf{s}(\mathbf{p}_O)$ との誤差をとった評価関数 $E(\mathbf{p}_O)$ を最小化する部品の位置・姿勢パラメータ \mathbf{p}_O を推定することである。すなわち、

$$\hat{\mathbf{p}}_O = \arg \min_{\mathbf{p}_O} E(\mathbf{p}_O) \quad (8)$$

なる非線形最小化問題を解くことである。本手法においては、目標画像として実画像、現在画像特徴量としてモデル投影画像を用いる。最適化の評価関数 $E(\mathbf{p}_O)$ は(9)式のように差分2乗和(SSD)の形をとる。

$$E(\mathbf{p}_O) = \frac{1}{2} \|\mathbf{e}(\mathbf{p}_O)\|^2 = \sum_{k=1}^K e_{(k)}^2(\mathbf{p}_O) \quad (9)$$

ここで

$$\mathbf{e}(\mathbf{p}_O) = \mathbf{s}(\mathbf{p}_O) - \mathbf{s}^*, \quad (10)$$

$$e_{(k)}(\mathbf{p}_O) = s_{(k)}(\mathbf{p}_O) - s_{(k)}^* \quad (11)$$

である。本研究では非線形最適化問題でよく用いられるレーベンバーグ・マーカート法⁴⁾を用いる。

またここではカメラを2台の画像マッチングを行うため、事前の正確なカメラキャリブレーションが必要となる。同時に、ビジュアルサーボを行う際にも同じカメラパラメータを使用する

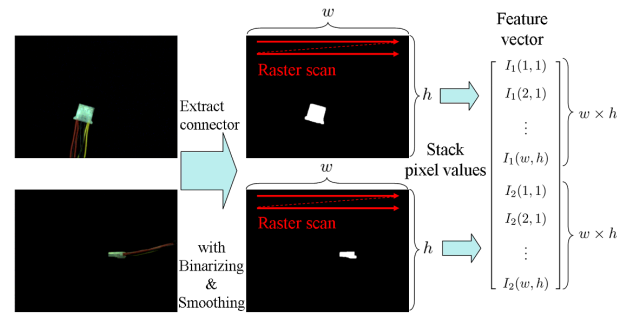


Fig. 3 画像特徴量ベクトルの作成方法。

必要があることが注意点となる。ただし、画像ベース法ではロボットとカメラ間のキャリブレーション誤差にはロバストなのでこれらのキャリブレーションについては厳密に行う必要は無い。

4.1 画像特徴量の選定

3Dモデルと画像特徴量間のマッチングによりマーカレスな物体の認識をする際に利用される代表的な特徴量として特徴点やエッジが挙げられる^{6) 7)}。しかし、今回対象とするような半透明コネクタについては、照明条件の影響でエッジ検出が不安であること、コネクタ自体にテクスチャが少なく特徴点のマッチングが難しいことが問題となる。

このような場合には、疎な画像特徴ではなく画像の画素値そのものを特徴量にするような手法が有効であり、近年注目されている。例として、ESM⁸⁾のように、画像間SSD(Sum of Squared Differences)のマッチングにより対象物の平面的なパラメータ推定を行う方法が挙げられる。そこで本研究でも画像同士のマッチングを取る方針をとる。具体的には、Fig. 3に示すように、コネクタ部分のみを抽出した画像の画素値をラスタ順に並べたものを画像特徴量ベクトルとして採用する。

画像中のコネクタ部分の抽出では背景差分法を用い、それに2値化および平滑化処理を施す。これは対象とするコネクタが半透明であり照明条件により画像の見え方が大きく変化してしま

うため 2 値化によってこの影響を小さくすることを目的としている。平滑化を行う理由は、単純な 2 値化画像を用いた場合に最適化計算に必要な微分計算に悪影響を及ぼすためである。

ここでビジュアルサーボの再生時に関する注意点を述べる。前章で述べた画像・部品間のヤコビアン $\frac{\partial s(t)}{\partial p_o}$ をここで述べた画像特徴量によって目標値周りの数値微分で求めると、現在の画像上の部品位置が目標の部品位置と重なる必要性が出てくる。ヤコビアンが目標値周りでしか有効にならないため、現在部品位置が目標部品位置と重ならない場合には、何も撮影していない画像を現在画像としていることと等しくなってしまうためである。

4.2 初期値の決定方法

撮影画像から対象物体の位置・姿勢パラメータを大まかに推定したものの最適化の初期値とし、非線形最適化によってより正確なパラメータ推定を行う。ここではその初期値の計算方法を Fig. 1 に従って述べる。

本研究では 2 台のカメラで部品を撮影しているので、ステレオビジョンによって初期位置を計算する。この点を t_{O_0} とする。画像上の対応点としては、カメラ 1 ピクセル平面上のコネクタ重心 m_{O_0} とカメラ 2 ピクセル平面上のコネクタ重心 $m_{O_0}^*$ を使用する。

続いて、初期姿勢の決定には今述べた物体の 3 次元位置の情報に加え、画像上のワイヤの位置情報 m_{w_1} , $m_{w_2}^*$ を用いる。ここでワイヤ位置とは、画像上コネクタ重心位置周辺の注目領域内で抽出したワイヤ領域の重心位置をとるものとする。ピクセル座標系で表現した m_{w_1} , $m_{w_2}^*$ から、ワールド座標系へ変換した t_{w_1} , t_{w_2} は、(1) 式の透視投影の逆変換により求められる。ただし定数倍の不定性があるので、(1) 式の w には 0 ではないある値を当てはめておく。これにより t_{w_1} , t_{w_2} は各カメラ座標系の原点と画像上

ワイヤ位置を通過する直線上のある 1 点を表すことになる。

先に求めたコネクタの初期位置 t_{O_0} , Σ_{C_1} の原点 O_{C_1} , カメラ 1 画像上ワイヤ位置 t_{w_1} の 3 点を通る平面を S_1 とし、カメラ 2 についても同様に t_{O_0} , O_{C_2} , t_{w_2} を通る平面を S_2 とする。この 2 平面が交差する直線を l とすると、コネクタの中心位置とワイヤを通る方向と一致する。コネクタの座標系 Σ_{O_0} においてワイヤが突出する方向に相当する X_{O_0} 軸の方向が l と一致するように初期姿勢を設定する。

しかし、ここまでの情報のみでは X_{O_0} 周りの回転方向の姿勢について判断することが難しい。そこで、 X_{O_0} 周りには様々な回転量の初期姿勢から最適化を行い、スコアの良いものを候補とする方針をとる。以下にその手順を説明する。まず、 X_{O_0} に対して直交する 2 軸 Y_{O_0} , Z_{O_0} を適当に設定し、これを基準となる座標系 Σ_{O_0} とする。更に X_{O_0} 軸周りに $\Delta\theta$ だけ回転させた座標系を $\Sigma_{O_0}^{\Delta\theta}$ とする。本研究では $\Delta\theta$ を 30° ずつ回転させた計 12 種類の姿勢を最適化の初期姿勢として採用した。これは経験的に設定した値である。

4.3 候補パラメータからの最終値決定

前節の方法で姿勢推定をした場合、正しく収束した姿勢と X_{O_0} 周りに反転するような姿勢で収束した場合とでは 2 値画像上での見え方がほとんど等しくなるため、ここまで使用した画像特徴量だけではこの判別は難しい。

以下に、Fig. 2 の教示画像 1 を例にこの現象を説明する。これら教示画像に対して最適化を行い、望ましい姿勢に収束したパラメータでモデルを再投影したものを Fig. 4 (b)、これに対して反転した姿勢で収束したパラメータでモデルを再投影したものを Fig. 4 (c) に示す。いずれも先端のコネクタ部分については、画像上での見え方がほとんど等しくなっている様子が確認できる。この場合、上記最適化の評価関数値も



(1) カメラ 1 (2) カメラ 2
(a) 望ましい姿勢で収束した場合.



(1) カメラ 1 (2) カメラ 2
(b) 望ましい姿勢に反転した姿勢で収束した場合.

Fig. 4 教示画像 1 を対象として最適化終了時のスコアが良くなる姿勢の組み合わせ.

ほぼ近い値をとるため、別の情報でこの姿勢を区別する必要がある。そこで、コネクタ重心位置周辺のワイヤの色ヒストグラムを比較することでこれらの姿勢の判定を行う。

Fig. 5 にヒストグラムの計算方法の図を示す。カメラ 1 の画像を例に、コネクタ重心位置 m_{O_0} を通る水平線をとる。 m_{O_0} 周辺の画素を探索し探索対象の色の画素を見つけたら、 m_{O_0} とその画素を通る直線をとる。これら 2 直線のなす角を ϕ とし、該当するビンに投票する。今回用いるワイヤ色である赤色と黄色について、注目領域内の画素全てに対してこの処理を施す。モデル画像については、仮想的な直線ワイヤを付加した上で投影し同様にヒストグラムを計算する。この過程を図で示したものを Fig. 6 示す。

ヒストグラムの比較方法として EMD(Earth Mover's Distance)⁹⁾ を用いた。前節の最適化において良いスコアで収束した各パラメータについてヒストグラムを計算し、実画像のヒストグラムを EMD で比較する。そして候補の中から EMD スコアが最も良い値をパラメータを最終的な推定値と選定する。

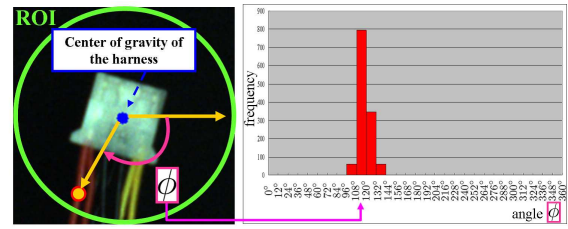
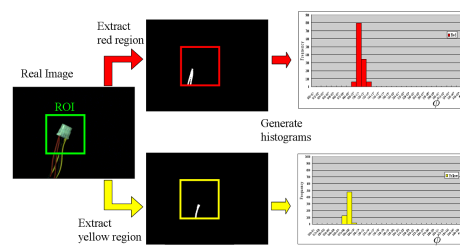
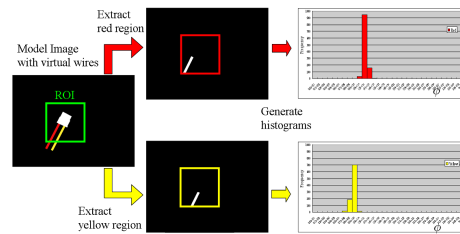


Fig. 5 色ヒストグラムの作成方法.



(a) 実画像の場合



(b) モデル画像の場合

Fig. 6 実画像とモデル画像に対する各ワイヤ色のヒストグラムを作成する様子.

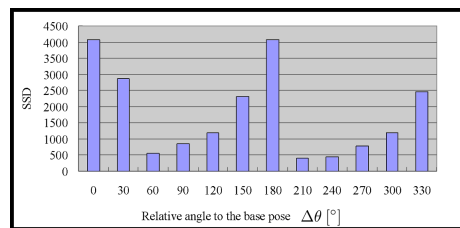


Fig. 7 教示画像 1 を対象とした各初期回転角度に対する最適化終了時の SSD.

4.4 部品の位置・姿勢推定実験

Fig. 2 に示す教示画像に対して位置・姿勢推定を行った実験結果をここに記す。コネクタはパソコンの電源配線で標準的に用いられる Molex 8981 シリーズのリセプタブルハウジングを使用した。

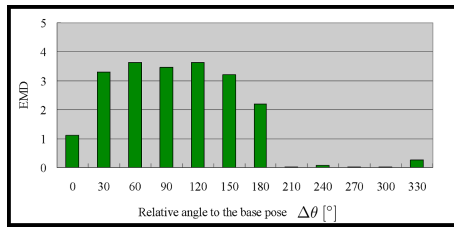


Fig. 8 教示画像 1 を対象とした各初期回転角度に対する実画像とモデル画像間 EMD.

4.4.1 非線形最適化による位置・姿勢推定

Fig. 7 に Fig. 2 の教示画像 1 について最適化を行った結果のグラフを示す. 横軸は, 最適化前における基準姿勢 Σ_{O_0} からの初期回転角度 $\Delta\theta$ を表す. 縦軸は, 最適化終了時の評価関数値 $E(\hat{p}_O^k) (k = 1, \dots, 12)$ を表す. この中から候補となるパラメータを選定する方法については, 各画像について $E(\hat{p}_O^k) (k = 1, \dots, 12)$ の最小値と中間値との平均を取った値を閾値とし, 評価関数値がこれを下回るものとした. この閾値の取り方は経験的に定めたものである. このうちの例として, 初期回転角度 $\Delta\theta = 60^\circ$ から最適化を行った結果の画像が Fig. 4 (c) であり, 初期回転角度 $\Delta\theta = 210^\circ$ から最適化を行った結果の画像が Fig. 4 (b) と対応している.

4.4.2 ワイヤ色ヒストグラムの比較による推定値の決定

前節で推定した全てのパラメータを用いてモデルを投影した画像と対応する実画像に対して EMD によるワイヤ色ヒストグラム比較を行った結果を Fig. 8 に示す. 横軸は最適化前における基準姿勢 Σ_{O_0} からの初期回転角度 $\Delta\theta$ を表す. 縦軸は実画像とモデル画像間の EMD スコアを表す. ワイヤ色の配置が近い姿勢において小さい EMD スコア をとることが確認できる.

上記最適化の段階で候補として選定した姿勢のうち, 最小のスコアをとったものは教示画像 2 では $\Delta\theta = 210^\circ$ のときであった. Fig. 4 で確認できる通り, 実画像との画像の見え方からも

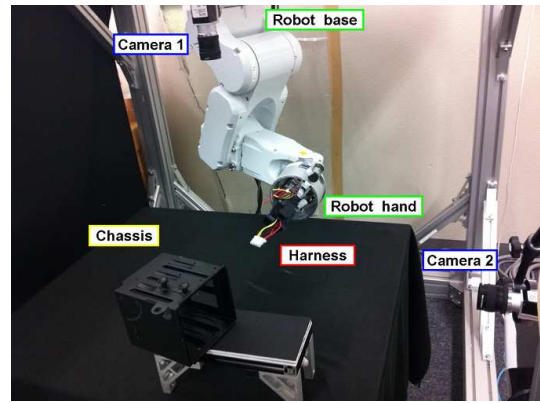


Fig. 9 実験システム.

ワイヤ色の配置順が一致しているものを識別できていることを示している.

5. 実験

5.1 システム構成

本実験システムは Fig. 9 に示すように, 天吊単腕ロボット, ハンド, カメラ 2 台, マーカレスハーネス部品, 穴を通す対象であるシャーシからなる.

カメラは BASLER 社製 ace シリーズ acA640-100gm/gc を 2 台使用した. ハーネスは Molex 社製 8981 シリーズのリセプタブルハウジングを使用した. ハーネスには太いワイヤと細いワイヤが取り付けられているものを使用した. シャーシは一般的な PC から取り出したものを使用した.

5.2 実験内容

第 2 章, 第 3 章の手法に従って予め計画した軌道に従い, 画像ベースビジュアルサーボによりハーネスの先端部をシャーシの穴に通す実験を行った. 部品は予め把持させ, 軌道計画は部品の初期位置からシャーシの穴の直前の位置まで行い, 最終位置で部品位置が収束したところで計画済みの速度フィードフォワード項の最終値の並進方向にロボットを直進させ部品を穴に通過させる. これは今回の実装においては簡

単化のため、穴を通過させる際にシャースによってコネクタが隠れてしまう問題を回避するべく採用したものである。このため穴に入れられる側のシャースの位置は教示時から動かないことを前提とする。

2台のカメラの内部パラメータ及びカメラ間の外部パラメータは正確にキャリブレーション済みである。ロボットとカメラ間の外部パラメータキャリブレーションを行った。本実験は次の3つの条件で行った。

1. 太いワイヤと細いワイヤを把持しハーネス先端がほとんど振動しないような状況下での実験。
2. 太いワイヤを一本把持しハーネス先端が小さく振動するような状況下での実験。
3. 細いワイヤを一本把持しハーネス先端が大きく振動するような状況下での実験。

条件1, 2, 3の順にハーネス先端の動きが大きくなるような設定になっている。

5.3 結果と考察

条件1について計画軌道に従ってビジュアルサーボを行った様子を撮影した連番画像を Fig. 10 に示す。これらの連番画像は実画像と目標画像をアルファブレンドしたものである。ただし、目標画像のコネクタ領域は緑色に塗りつぶしている。条件1において両カメラ画像でコネクタの目標軌道を追従している様子を示している。軌道追従ビジュアルサーボから最終的にハーネスを穴に通すまでの作業を撮影したものを Fig. 11 に示す。

また、条件3について計画軌道に従ってビジュアルサーボを行った様子を撮影した連番画像を Fig. 12 に示す。途中で目標軌道から外れている様子が確認された。これはワイヤ部分が細いため先端の位置が変動したことが理由と考えられる。先端部の目標位置と現在位置がずれている間は(6)式に示す制御則のフィードフォワード項が正しく機能していない状態になっている。そのため、この瞬間本来は軌道追従が失敗して

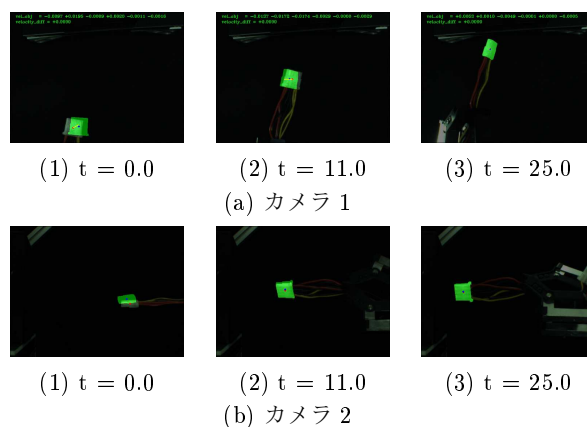


Fig. 10 条件1における実験連続画像。

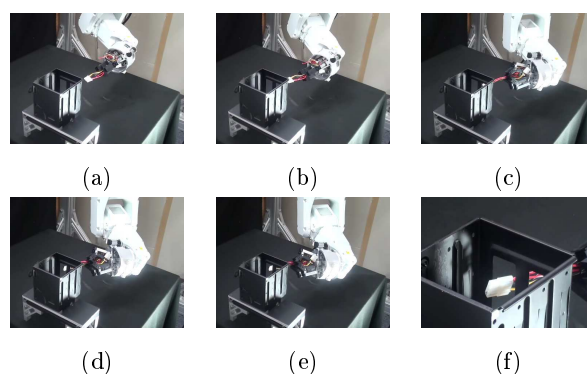


Fig. 11 条件1における全作業の連続画像。

いるのだが、Fig. 12 ではこの後偶然目標と現在の画像上部品位置が再度重なり目標軌道に復帰した様子をで示している。このような追従の失敗を防ぐ方法として、画像上コネクタの重心位置を画像特徴量に含め、目標と現在のコネクタ位置が重なるような制御をすることが挙げられる。

条件1, 2, 3において、時間に対して(9)式の評価関数の値をグラフに示したものを Fig. 13 に示す。目標が最高速度に達する時刻の周辺で誤差が大きくなる傾向を示している。さらに、条件1, 2, 3の順にその誤差が大きくなる様子を示している。

条件1, 2, 3について目標軌道と実際に通過した軌道をグラフに示したものを Fig. 14 に示す。ここで、実際に通過した軌道は2カメラの画像上のコネクタ位置からステレオビジョンによって3次元位置復元したものである。条件1,

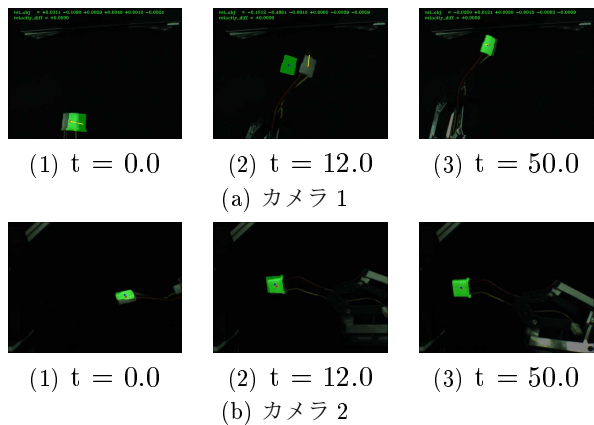


Fig. 12 条件3における実験連続画像.

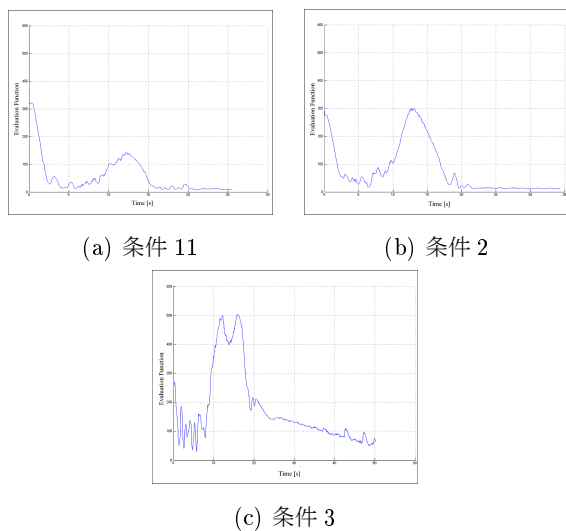


Fig. 13 時間に対する評価関数値.

2, 3 の順に目標軌道からのずれが大きくなる様子を示している。

条件 1, 2, 3 について並進と回転の速度指令値を時間に対してプロットしたものを Fig. 15 に示す。いずれも最終的に 0 に収束する様子が確認できる。並進成分については振動が見られた。これは現状のシステムにおけるメラのフレームレートが 15 [fps] であることが原因として考えられ、今後画像処理時間を最適化することで改善可能である。また、条件 1, 2, 3 の順に振動が大きくなる様子を示している。これはハーネス先端位置の変化の影響と考えられる。

上述した内容をまとめると、条件 3 のような状況では、部品の位置変動や画像ヤコビアン

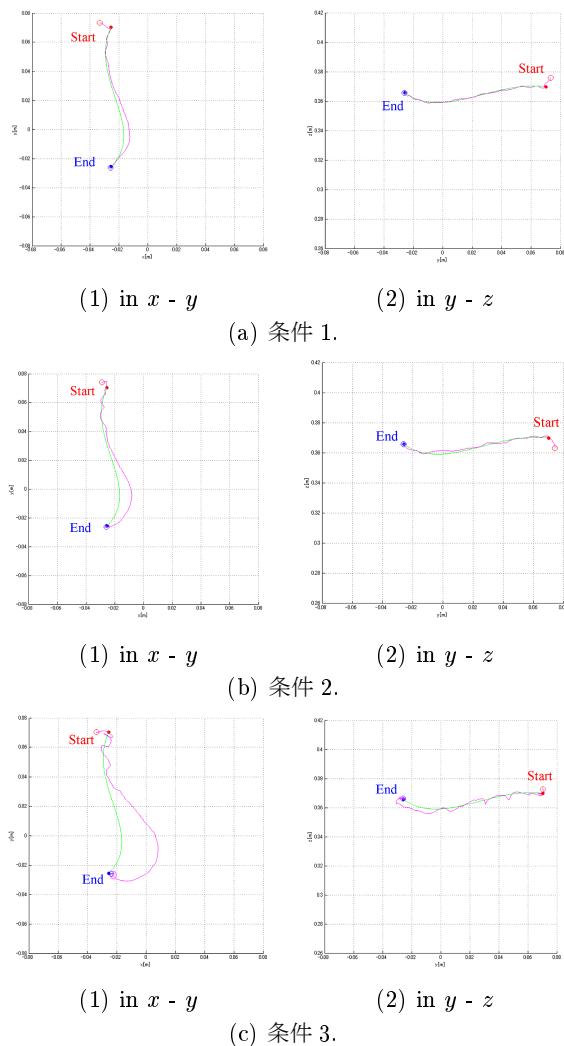


Fig. 14 ハーネス先端の目標と実際の軌道.

誤差が大きくなり、期待通りの動作が難しくなっていることを示している。条件 3 における追従失敗の大きな原因は追従の途中における目標と現在の部品位置が画像上で重ならないことである。したがって、フレームレートを大きくしてずれが大きくなる前にフィードバックをかけること、制御量にハーネス先端部の画像上重心位置情報を用いて追従を継続することで追従失敗の問題の解決が期待できる。

6. おわりに

本研究では、予め教示された計画軌道に追従するように、ハーネス部品のワイヤ部を把持し

てハンドリングをする手法を提案した. 画像ベースビジュアルサーボにより, キャリブレーションが不正確でかつロボットとの相対位置関係が不定でかつマーカレスな部品の軌道追従制御を, ハーネス先端位置が大きく振動しない場合において実現した. ハーネス先端位置が大きく振動する場合の対策として, カメラのフレームレートを大きくすること, 画像上コネクタの重心位置を利用した制御が挙げられる. また, 本実験では穴を入れる対象であるシャーシは教示時から固定されていることが前提にする必要があった. 将来的には, 組み付け対象となるモジュールにもビジュアルサーボを行うことで解決可能である. 他の展望としては, ハーネス部品がハンドリング中にハーネス先端部の位置・姿勢が大きく変化する場合への適用や, 部品をシャーシへ入れる際のオクルージョンの問題の解決が挙げられる.

参考文献

- 1) 濱田航一, 米澤浩, 飯田勝久, 樋口伸夫, 井田勝久: 千手観音モデルによるロボット制御セル生産システムの進化, 計測自動制御学会 第10回 システムインテグレーション部門講演会 (SI2009), 2009.
- 2) Y. Mezouar and F. Chaumette: Path planning for robust image-based control, IEEE Transaction on Robotics and Automation, Vol. 18, no. 4, pp. 534–549, 2002.
- 3) A. Cherubini and F. Chaumette: Visual navigation with a time-independent varying reference, IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robotics and Systems, pp. 5968–5973, 2009.
- 4) 金谷健一: これなら分かる最適化数学 基礎原理から計算手法まで, 共立出版, 2005.
- 5) F. Chaumette and S. Hutchinson: Visual Servo Control Part I: Basic Approaches, IEEE Robotics and Automation Magazine, 13(4): pp. 82–90, 2006.
- 6) H. Bay, A. Ess, T. Tuytelaars and L. V. Gool: SURF: Speeded Up Robust Features, Computer Vision and Image Understanding (CVIU), Vol. 110, No. 3, pp. 346–359, 2009.

- 7) B. Espiau, F. Chaumette and P. Rives: A New Approach to Visual Servoing in Robotics, IEEE Transaction on Robotics and Automation, Vol. 8, No. 3, pp. 313–326, 1992.
- 8) S. Benhimane, E. Malis: Real-time image-based tracking of planes using Efficient Second-order Minimization, IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, vol. 1, pp. 943–948, Sendai, Japan, October 2004.
- 9) Y. Rubner, C. Tomasi, L. J. Guibas: The Earth Mover’s Distance as a Metric for Image Retrieval. Technical Report STAN-CS-TN-98-86, Department of Computer Science, Stanford University, 1998.

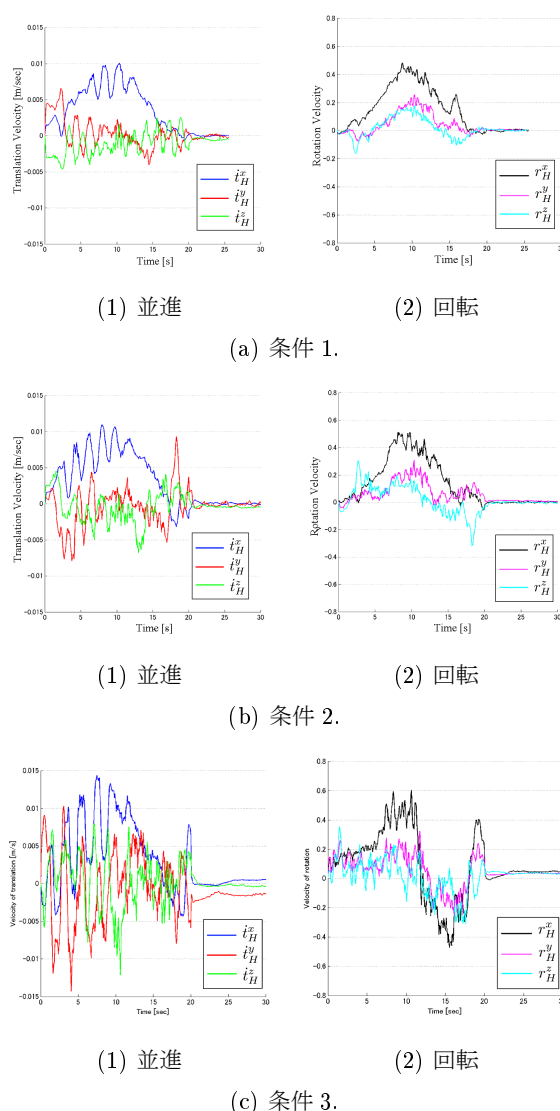


Fig. 15 時間に対する速度指令値.