

—修士学位論文—

視空間における
逆運動学の線形近似式を用いた
手先位置推定に関する研究

A Study on Hand Position Estimation
Using Linear Approximation Expression
of Inverse Kinematics in Visual Space

平成 23 年度

三重大学大学院 工学研究科
博士前期課程 電気電子工学専攻
近藤 秀映

目次

第 1 章 緒言	1
第 2 章 視空間の概要と逆運動学の線形近似	5
2.1 カメラとマニピュレータのモデル	5
2.2 視空間	6
2.3 視空間と作業空間の関係	8
2.4 関節空間と作業空間の関係	8
2.5 視空間における逆運動学の線形近似	10
第 3 章 視空間における手先位置推定	14
3.1 画像特徴量及び視空間座標の時間関係	14
3.2 視空間における手先位置推定	15
第 4 章 手先位置推定のシミュレーション	17
4.1 シミュレーション条件	17
4.2 シミュレーション結果及び考察	19
第 5 章 近似係数パラメータに対するオンラインキャリブレーション ...	23
5.1 オンラインでのキャリブレーションの必要性	23
5.2 係数パラメータのキャリブレーション	24
第 6 章 キャリブレーションを付加した 手先位置推定のシミュレーション	27
6.1 シミュレーション条件	27
6.2 シミュレーション結果及び考察	28
第 7 章 結言	31
付録	32
A 線形ビジュアルサーボ	32
参考文献	33

謝 辞	35
論文目録	36

記号表

W	作業座標系を表す添字
C	カメラ座標系を表す添字
M	マニピュレータ座標系を表す添字
I	画像座標系を表す添字
\boldsymbol{p}	マニピュレータの手先の位置ベクトル
\boldsymbol{I}_n	$n \times n$ の単位行列
\hat{x}	x の推定値
$a \equiv b$	a を b と定義する

第1章

緒言

ロボットに求められる役割が変化してきたと言われるようになってすでに久しい[1]. 少品種大量生産から多品種変量生産への移行により, さらに高度な技能やフレキシブルな生産形態への対応が求められている. またさらに, 非製造業向けの社会支援や特殊環境下での作業が期待されるようになり, 従来の工場内などロボットに対して整備された環境ではなく, 未知環境やダイナミックに変化する環境での作業が求められている. 具体的には, 社会支援用途としてリハビリテーション支援などの福祉・医療分野や, 教育・アミューズメント分野などで注目されている[2]. また特殊環境下での用途としては, 原子力プラントや宇宙, 深海などの, 人間が行くことが出来ない危険が伴う環境での作業が注目されている.

従来の工場内などの整備された環境においては, ロボットは事前に教示された情報と自身の内界センサの情報のみで作業を行うことができた. また, 外界センサを持っていたとしても自律的な行動のためではなく, 遠隔操作などのための外界センサであることが多かった. しかし今, ロボットに期待されているのは整備されていない環境下での自律的な行動である. ロボットは外界センサにより周囲の環境の情報を取り込み, その情報を元に自律的に, かつ, 環境の変化に対して柔軟に行動することが求められる.

自身の情報を得るための内界センサに対して, 自身と環境との相対情報を得るための外界センサには, 6軸力覚センサや触覚センサなどの力センサや, レーザや超音波などを用いた距離センサなどがある. 外界センサの中でも, カメラなどの視覚センサは非接触で大量の情報を得ることが出来るため, 周囲の環境の情報を得るのに有用である. 視覚センサを用いたロボットの制御法の一つに, ビジュアルサーボがある. 本研究ではこのビジュアルサーボについて研究を行っている.

視覚センサを用いたビジュアルフィードバック制御の中でも, 環境を認識してからおもむろに動き出す“見てから動く”静的なビジュアルフィードバックに対して, ビジュアルサーボはフィードバックループに直接視覚センサを組み込み, 周囲の状態を観測しながら反射的に反応する“見ながら動く”動的なビジュアル

フィードバックである[3]。これは、計測処理、軌道計画、アクチュエータ制御が全て並列して動作するという特徴を持つ。

ビジュアルサーボの一手法として線形ビジュアルサーボという定数行列からなる線形近似式に基づき構成されるビジュアルサーボが提案されている[4][5]。これは、視空間座標という両眼視差と視線方向により定められる座標系において、カメラとマニピュレータの配置を人間の上肢を模擬したハンドアイシステムにすると、視空間座標におけるマニピュレータの手先位置から関節角度への逆運動学が線形変換により近似できる性質[6]があることを利用している。また、画像特徴量を状態量とする特徴ベース法でありながら、従来必要であったマニピュレータの関節角度の変位と画像上の手先位置の変位を関連付ける画像ヤコビ行列の代わりに近似係数行列を用いて構成され、画像座標と直結した3次元座標（視空間座標系）と関節座標系との線形結合に基づくため軌道の予測が容易な手法である。

しかし、ビジュアルサーボには問題点として、画像処理による画像データの時間遅れと画像処理サンプリング周期とロボットの制御周期が異なるという点が挙げられる。一般的な画像処理装置を用いた場合、画像処理サンプリング周期はロボットの制御周期より長く、さらに制御入力に用いられる画像データには画像処理周期の時間分すでに遅れがあるため、遅れがある画像データをビジュアルサーボに用いると制御性能の劣化に繋がる。上記の問題により、高速・高精度なロボットの制御を実現することは難しい。

上記の問題へ対応するための研究は大きく二つに分けられる[7]。一つは画像処理サンプリング周期の短い画像処理装置を開発する、ハードウェア的アプローチである。他方は対象やロボットの運動が持つ拘束条件を利用して画像処理による遅れを補償し、内部のサーボループに適切な指令を加えるソフトウェア的アプローチである。

前者については、石川らはロボット制御に対して十分なサンプリング周期である1msの高速なビジョンシステムを開発し、高性能なビジュアルサーボを実現している[8]。この種のアプローチは画像処理の遅れという問題に対する本質的な解決法であり、将来的には高速な画像処理装置を用いたビジュアルサーボが主流になると考えられる。石川らの他に大明ら[9]も高速度カメラとFPGAを用いて高速な画像処理システムを開発しており、高速画像処理装置を用いた研究は広がりつつある。しかしこれらの装置は高コストであり普及しておらず、まだ一般的な画像処理装置とは言い難い。

一般的な画像処理装置を用いてソフトウェア的にアプローチする方法としては、マニピュレータの手先位置や移動物体の位置を推定する手法が提案されている[10][11][12]。[10]ではマニピュレータの手先の画像特徴量の時間遅れに対し、内部の関節角度情報とカメラとマニピュレータの幾何学的関係である画像ヤコビ行列

を用いて、画像平面上の手先の画像特徴量を推定することで画像処理による時間遅れを補償している．[11]では、未知の運動をする物体に対して、画像処理中は等速度運動している、という仮定を用いて物体の画像特徴量を推定することで、対象物体の特徴量の時間遅れを補償している．また、[12]では画像ヤコビ行列内のパラメータに含まれキャリブレーション誤差を定数倍と仮定して、簡易なモデルに対しオンラインでキャリブレーションすることによりキャリブレーション誤差による推定精度の劣化を抑制している．ただし、上記の推定法は、特徴ベース法に対する手法であり、マニピュレータ等に関する画像ヤコビ行列を用いるため、そのままでは線形ビジュアルサーボには適用できない．

そこで、本研究では、上記の推定法による遅れ補償を線形ビジュアルサーボに適用するため、線形近似式に基づいてマニピュレータの手先位置を推定し遅れを補償する手法を提案する．本推定法は、視空間における逆運動学の線形近似式に基づき、近似係数行列の逆行列とマニピュレータの関節角度の変位から視空間における手先位置を推定することにより画像処理遅れを補償する．これにより、線形ビジュアルサーボに対する画像処理遅れを補償することができる．

ただし、推定に用いている近似係数はロボットパラメータにキャリブレーション誤差が存在しない時の視空間の手先位置から最小二乗法を用いて算出した値を用いているため、近似誤差やキャリブレーション誤差により推定精度が劣化する．そのため、線形近似行列の逆行列内の係数パラメータをオンラインで常にキャリブレーションすることにより推定精度の劣化を抑制する．

以上より、画像処理による画像データの時間遅れを補償することができ、一般的な画像処理装置を用いて高精度な線形ビジュアルサーボが実現できる．本論文では、図 1.1 に示す人間の上肢を模擬したハンドアイシステムに対し、提案手法を用いた視空間における手先位置と遅れがない真値を比較し、真値に近い手先位置が得られることをシミュレーションで確認し、また、キャリブレーションを付加することにより推定精度の劣化を抑制できることを確認する．

本論文の構成は以下の通りである．第 2 章で、視空間についての基本的概念と視空間、作業空間、関節空間との関係について説明し、視空間におけるマニピュレータの手先位置と関節角度の逆運動学の線形近似性について述べる．第 3 章で、線形近似式に基づく視空間での手先位置推定を説明する．第 4 章で、視空間における手先位置推定を付加することによる視空間での手先位置の推定効果について検討した．第 5 章で、推定に用いている近似係数行列の逆行列内の係数パラメータに対するオンラインキャリブレーションについて述べる．そして、第 6 章で、キャリブレーションを付加することによって視空間における手先位置推定の推定精度の劣化を抑制できることを確認した．

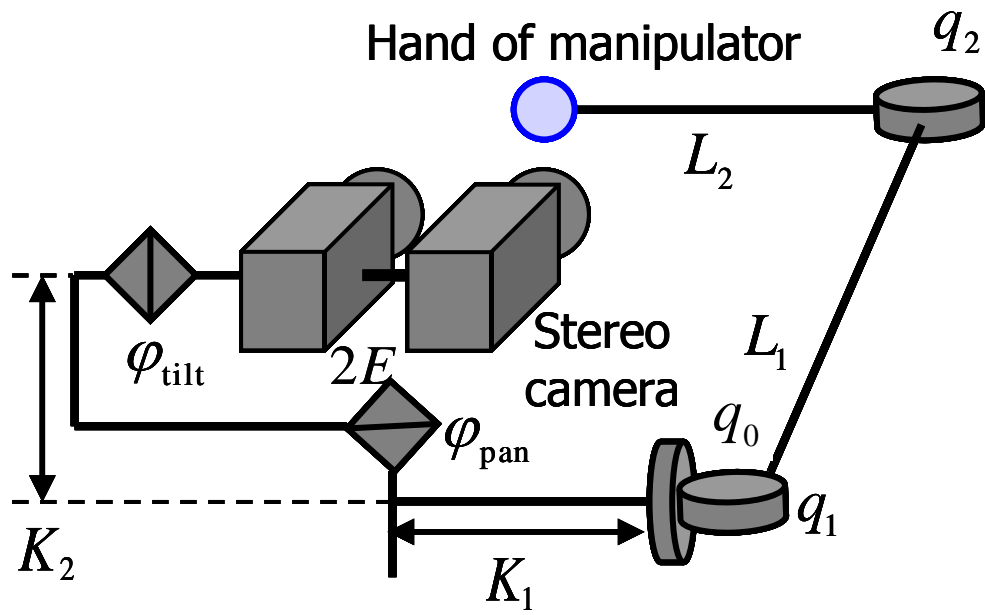


図 1.1 上肢型ハンドアイシステム
Fig.1.1 Upper-limbs type hand eye system

第2章

視空間の概要と逆運動学の線形近似

本章では視空間の概要と視空間における逆運動学の線形近似について述べる．視空間の概要として，人間の上肢を模擬したハンドアイシステムを説明し，視空間，作業空間，関節空間の変換について説明する．そして，視空間における手先位置から関節角度への逆運動学の線形近似性について述べる．

2.1 カメラとマニピュレータのモデル

本研究では，図 2.1 に示すようなカメラとマニピュレータの配置を人間の上肢を模擬したハンドアイシステムを用いる．

カメラは水平方向（Pan）と垂直方向（Tilt）に回転可能なステレオカメラを用いる．ステレオカメラのモデルは図 2.2 のように定められる．マニピュレータは肩関節に 2 自由度，肘関節に 1 自由度持つ 2 リンク 3 自由度の回転関節型である．図 2.1 において，マニピュレータの関節角度 q_0, q_1, q_2 はマニピュレータを含む平面上で定まる角度である． L_1 と L_2 はリンク長を表わし， K_1 と K_2 はマニピュレータの肩関節からステレオカメラの中心までの長さを表わす．また，視空間座標 γ, θ, δ は視線を含む平面上で定める角度である．マニピュレータのリンク長の長さとカメラに対する配置は，成人男性の眼と腕を参考に表 2.1 のように定めた．

図 2.1, 2.2 に示す各座標系は以下の通りである．

- ${}^W\Sigma$ 作業座標系：基準となる 3 次元上の座標系．ステレオカメラの基線長 $2E$ の中心を原点とする．
- ${}^C\Sigma$ カメラ座標系：ステレオカメラの基線長 $2E$ の中心を原点とする 3 次元上の座標系．本論文での「奥行き」とは， CY 方向の距離である．
- ${}^M\Sigma$ マニピュレータ座標系：作業座標系の原点から Z 軸下向きに K_2 だけ移動した点を原点とする 3 次元上の座標系．

${}^I\Sigma$ 画像座標系：画像平面の中心を原点とする 2 次元の座標系．水平方向を X 軸，垂直方向を Z 軸とする．

2.2 視空間

視空間は，両眼により注視を行っている際に輻輳角 γ と視線方向角 θ ， δ から定められる座標系であり，人間の空間知覚に関する座標系として，生理学の分野で用いられている（図 2.1 参照）．

図 2.2 に示すステレオカメラモデルにおいて，左右のカメラ各々の水平方向の回転角度をそれぞれ α_L と α_R とし，垂直方向の回転角度 φ_{tilt} とした時，画像平面上に投影されたマニピュレータの手先の画像特徴量 $({}^I p_L^x, {}^I p_L^z)$ ， $({}^I p_R^x, {}^I p_R^z)$ は次式のように視空間座標における手先位置 $\mathbf{v}_p = (\gamma_p, \theta_p, \delta_p)^T$ に変換される．

$$\mathbf{V}_p = \begin{bmatrix} \gamma_p \\ \theta_p \\ \delta_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_L - \alpha_R \\ (\alpha_L + \alpha_R)/2 \\ \varphi_{\text{tilt}} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} ({}^I p_L^x - {}^I p_R^x)/f \\ ({}^I p_L^x + {}^I p_R^x)/2f \\ ({}^I p_L^z + {}^I p_R^z)/2f \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

ここで， f はカメラの焦点距離を表わす．また， ${}^I p_L^x, {}^I p_R^x, {}^I p_L^z, {}^I p_R^z \ll f$ ， $\tan^{-1}({}^I p_L^x/f) \cong {}^I p_L^x/f$ 等の仮定を行っている．

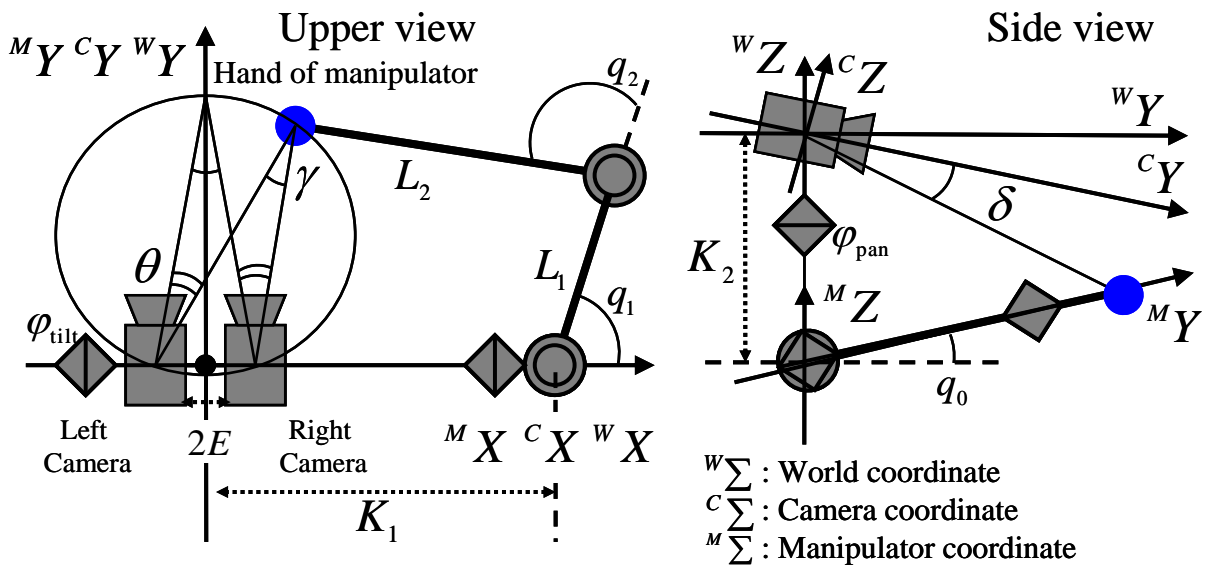


図 2.1 上肢型ハンドアイシステムにおける視空間
Fig.2.1 Visual space of upper-limbs type hand eye system

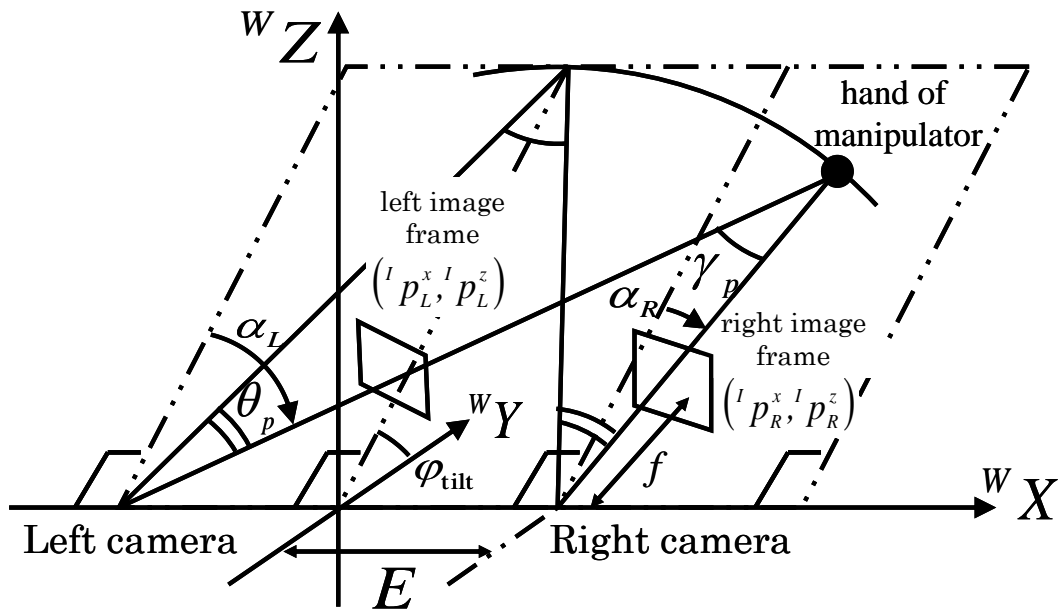


図 2.2 ステレオカメラモデル
Fig.2.2 Model of stereo cameras

表 2.1 ロボットパラメータ

Table.2.1 Robot parameters

Base-line length ($2E$)	[m]	0.07
Link length (L_1 , L_2)	[m]	(0.25 , 0.38)
Camera position (K_1 , K_2)	[m]	(0.20 , 0.20)

2.3 視空間と作業空間の関係

図 2.1 において，カメラの水平方向の回転角 φ_{pan} を正面向き（ $\varphi_{\text{pan}} = 0$ [deg]）に固定した時，視空間座標における手先位置 \mathbf{v}_p は次式により作業座標系 ${}^w\mathbf{p} = ({}^w x_p, {}^w y_p, {}^w z_p)$ に変換される．

$$\begin{aligned} {}^w x_p &= E \sin(2\theta_p) / \sin(\gamma_p) \\ {}^w y_p &= {}^w \bar{y}_p \cos(\delta_p) \\ {}^w z_p &= {}^w \bar{y}_p \sin(\delta_p) \end{aligned} \quad (2.2)$$

$$\text{ただし, } {}^w \bar{y}_p = E \{ \cos(\gamma_p) + \sin(2\theta_p) \} / \sin(\gamma_p)$$

また，この逆変換は次式で示される．

$$\begin{aligned} \gamma_p &= \tan^{-1} \left\{ ({}^w x_p + E) / {}^w \bar{y}_p \right\} - \tan^{-1} \left\{ ({}^w x_p - E) / {}^w \bar{y}_p \right\} \\ \theta_p &= \left[\tan^{-1} \left\{ ({}^w x_p + E) / {}^w \bar{y}_p \right\} + \tan^{-1} \left\{ ({}^w x_p - E) / {}^w \bar{y}_p \right\} \right] / 2 \\ \delta_p &= -\tan^{-1} ({}^w z_p / {}^w y_p) \end{aligned} \quad (2.3)$$

$$\text{ただし, } {}^w \bar{y}_p = \sqrt{{}^w y_p^2 + {}^w z_p^2}$$

2.4 関節空間と作業空間の関係

図 2.1 に示すマニピュレータの順運動学と逆運動学を次式に示す．

順運動学

$$\begin{aligned} {}^w x_p &= L_1 \cos(q_1) + L_2 \cos(q_1 + q_2) + K_1 \\ {}^w y_p &= {}^w \tilde{y}_p \cos(q_0) \\ {}^w z_p &= {}^w \tilde{y}_p \sin(q_0) - K_2 \end{aligned} \quad (2.4)$$

$$\text{ただし, } {}^w \tilde{y}_p = L_1 \sin(q_1) + L_2 \sin(q_1 + q_2)$$

逆運動学

$$\begin{aligned}
q_0 &= \tan^{-1}(\hat{z}_p / \hat{y}_p) \\
q_1 &= \tan^{-1}(\hat{y}_p / \hat{x}_p) - \tan^{-1}(\sqrt{d} / \hat{x}_p^2 + \hat{y}_p^2 + L_1^2 - L_2^2) \\
q_2 &= \tan^{-1}(\sqrt{d} / \hat{x}_p^2 + \hat{y}_p^2 - L_1^2 - L_2^2)
\end{aligned} \tag{2.5}$$

ただし, ${}^w\hat{x}_p = {}^w x_p - K_1$

$${}^w\hat{y}_p = \sqrt{{}^w y_p^2 + {}^w\hat{z}_p^2}$$

$${}^w\hat{z}_p = {}^w z_p + K_2$$

$$d = ({}^w\hat{x}_p^2 + {}^w\hat{y}_p^2 + L_1^2 + L_2^2)^2 - 2\{({}^w\hat{x}_p^2 + {}^w\hat{y}_p^2) + L_1^4 + L_2^4\}$$

ここで, 図 2.1 におけるロボットを用いて, 関節角度 q_0 を水平 ($q_0=0[\text{deg}]$) に固定した時, マニピュレータの手先が作業座標系 wX - wY 平面 (${}^wY=K_2$) に描く軌跡 ($20 < q_1 < 60$, $60 < q_2 < 100[\text{deg}]$) を作業座標に投影すると図 2.3 のようになり, 作業空間と関節空間との変換は非線形となる.

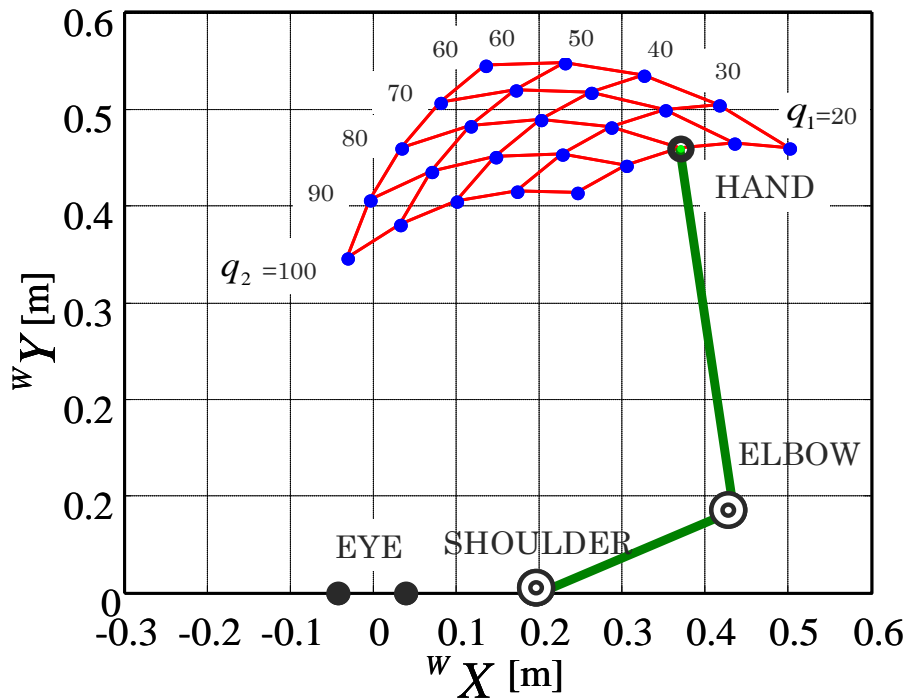


図 2.3 手先の作業空間への投影図

Fig.2.3 Projection hand position to world space

2.5 視空間における逆運動学の線形近似

本節では，視空間におけるマニピュレータの手先位置と関節角度に関する逆運動学の線形近似について述べる．

図 2.3 に示した手先の軌跡を(2.3)式を用いて視空間に投影したものを図 2.4 に示す．図 2.4 より，作業空間に投影された軌跡に比べて直線的な変化をしており，視空間と関節空間は線形変換に近い関係性を持つことが確認できる．そこで，同領域において，作業空間から関節空間への変換と，視空間から関節空間への変換を(2.6)式，(2.7)式の線形近似式を用いてそれぞれの近似を行い，それらの線形性を比較する．

作業空間から関節空間

$$\begin{aligned} q'_1 &= A_1^w x_p + B_1^w y_p + C_1 \\ q'_2 &= A_2^w x_p + B_2^w y_p + C_2 \end{aligned} \quad (2.6)$$

視空間から関節空間

$$\begin{aligned} q'_1 &= A_1 \gamma_p + B_1 \theta_p + C_1 \\ q'_2 &= A_2 \gamma_p + B_2 \theta_p + C_2 \end{aligned} \quad (2.7)$$

ここで， q'_1 ， q'_2 は線形近似式から求められた近似関節角度で， A_1 ， A_2 ， B_1 ， B_2 ， C_1 ， C_2 は近似係数を表わす．

線形近似式における近似係数は，図 2.3，2.4 において関節角度を 5×5 に等分割し格子点を用いて関節角度誤差が最小になるように作業空間及び視空間それぞれの手先位置と関節角度から最小二乗法によって算出した．

線形近似の結果は図 2.5，2.6 に示す．実線を基準となる手先の軌跡であり，破線が線形近似式より得られた関節角度による手先の軌跡となる．

これらより，視空間から変換した方が基準となる手先の軌跡に近い軌跡が得られていることが確認できる．近似精度を比較するために(2.8)式に定義する関節誤差二乗和 SSD を求めた．結果を，表 2.2 に示す．

$$SSD = \Sigma \{ (q'_1 - q_1)^2 + (q'_2 - q_2)^2 \} \quad (2.8)$$

ただし,

q'_1, q'_2 – 線形近似により算出した関節角度

q_1, q_2 – 逆運動学により算出した関節角度

表 2.2 より, 視空間における近似角度の誤差は作業空間に比べ小さいことが確認できる. よって, 視空間における線形近似式から得られる近似関節角度の方が, 近似精度が良いことが確認できる.

また, 図 2.1 より 3 次元において視空間座標 δ_p と肩関節角度 q_0 が(2.2)式と(2.5)式の幾何学的関係から次式のように線形近似することが出来る.

$$q'_0 = D_0 \delta_p + C_0 \quad (2.9)$$

以上をまとめると, (2.2)式と(2.5)式による視空間から関節空間への変換は次式により線形近似することが可能である.

$$\begin{aligned} \mathbf{q}' &= \mathbf{R}\mathbf{V}_p + \mathbf{C} \\ \begin{bmatrix} q'_0 \\ q'_1 \\ q'_2 \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} 0 & 0 & D_0 \\ A_1 & B_1 & 0 \\ A_2 & B_2 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \gamma_p \\ \theta_p \\ \delta_p \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} C_0 \\ C_1 \\ C_2 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (2.10)$$

1 章で紹介した線形ビジュアルサーボは(2.10)式に基づいて構成されたビジュアルサーボである(付録 A 参照). また, 提案する遅れ補償は(2.10)式に基づき行う.

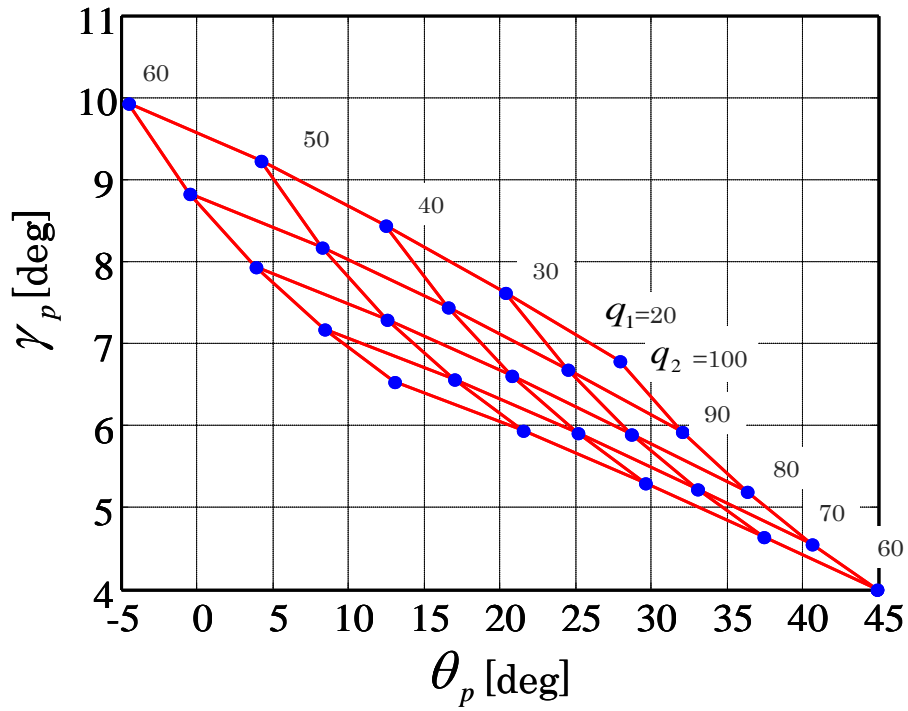


図 2.4 手先の視空間への投影図

Fig.2.4 Projection hand position to visual space

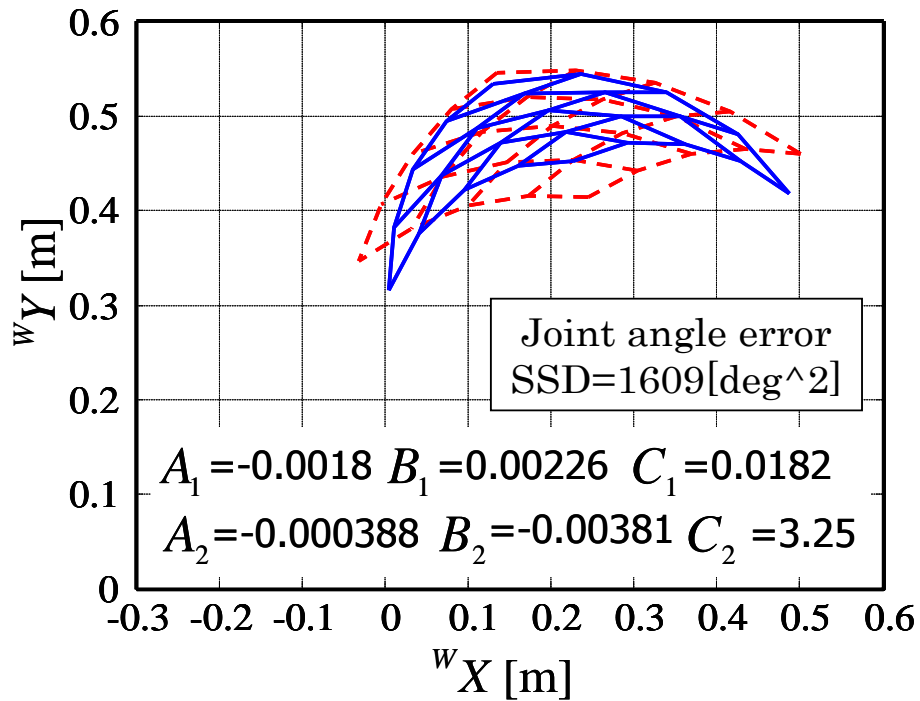


図 2.5 作業空間における線形近似式による手先位置

Fig.2.5 Hand position from linear approximation expression on world space

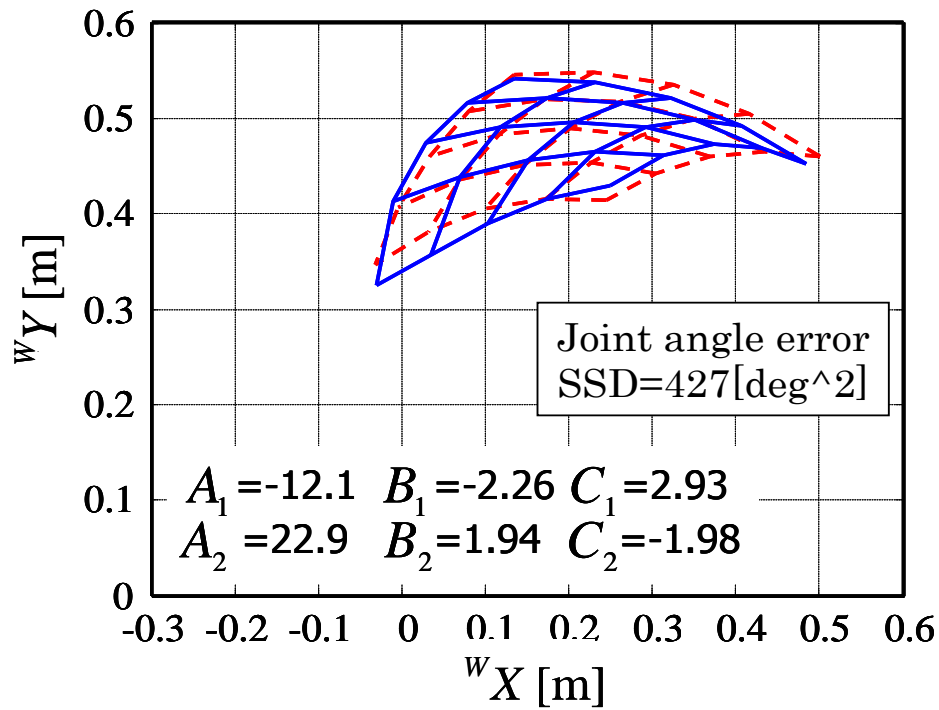


図 2.6 視空間における線形近似式による手先位置

Fig.2.6 Hand position from linear approximation expression on visual space

表 2.2 作業空間と視空間の SSD（近似結果）の比較

Table2.2 Comparison of SSD (approximation results) of world space and visual space

World space	[deg ²]	1609
Visual space	[deg ²]	427

第3章

視空間における手先位置推定

本章では提案手法である視空間における手先位置推定について述べる．まず，画像特徴量及び視空間座標の時間関係について述べた後，提案手法の具体的な説明をする．

3.1 画像特徴量及び視空間座標の時間関係

本研究では，図 3.1 の画像特徴量の時間関係に基づき，視空間における手先位置を推定する．

図 3.1 において添字 i は i 番目の画像処理周期を表わす．図 3.1 において，現在の時刻 t で得られる手先の画像特徴量（画像データ） ${}^i p(t)$ は，画像特徴量に取り込まれて画像処理を経て得られるまでに実際の値から画像処理周期分遅れている．さらにそこから次の処理が終わるまで 1 周期同じ値を出力し続けるため，結果として現在得られている画像特徴量 ${}^i p(t_i)$ は実際の値から 1～2 周期分遅れていることになる．

ここで，画像特徴量の時間遅れ ΔT を図 3.1 より以下のように定義する．

$$\Delta T \equiv t - t_{i-1} \quad (3.1)$$

画像処理が長いのは，撮像素子のメカニズムやフレームのキャプチャや 2 値化等の画像処理に起因する問題である．

視空間における手先位置 V_p を ΔT だけ遅れた画像特徴量 ${}^i p(t_i)$ から (2.1) 式より算出した場合， ΔT だけ遅れた視空間での手先位置 $V_p(t_i)$ が求まる．そして，線形ビジュアルサーボに ΔT だけ遅れた手先位置 $V_p(t_i)$ を用いた場合，制御性能の劣化に繋がるため，遅れの補償が必要となる．

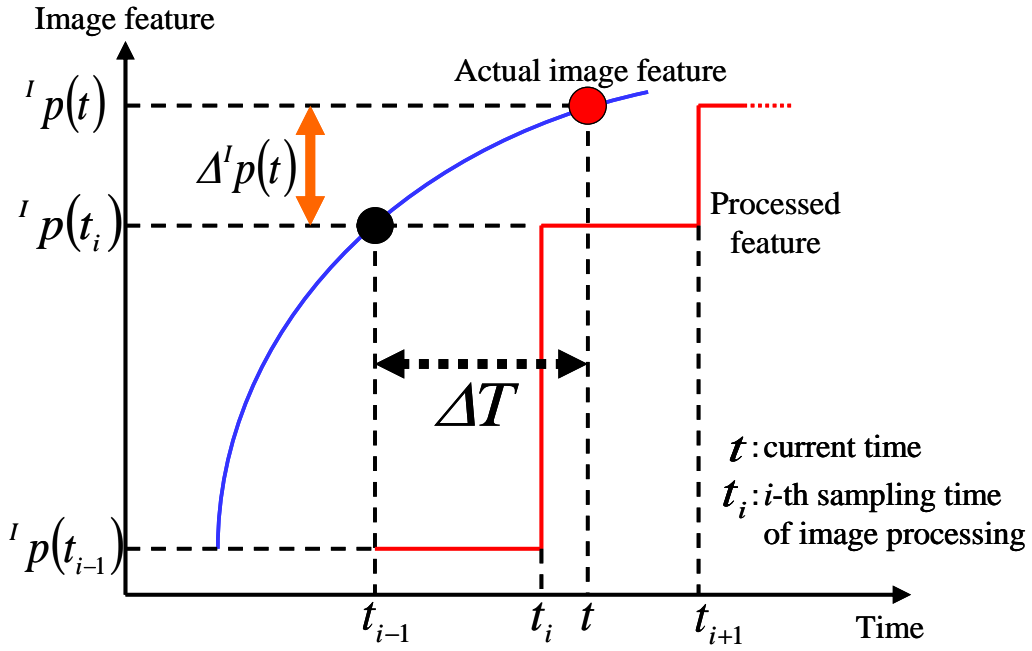


図 3.1 画像特徴量の時間関係
Fig.3.1 Time sequence of image feature

3.2 視空間における手先位置推定

視空間におけるマニピュレータの手先位置推定は(2.10)式のマニピュレータの視空間における手先位置から関節角度への逆運動学の線形近似式に基づいて行う。まず、(2.10)式を次式のように変換する。

$$\mathbf{V}_p'(t) = \mathbf{R}^{-1}(\mathbf{q}(t) - \mathbf{C}) \quad (3.2)$$

上式で得られる手先位置 $\mathbf{V}_p'(t)$ は現在の時刻 t におけるマニピュレータの関節角度 $\mathbf{q}(t)$ から線形近似式の逆変換に基づいて得られた現在の時刻 t での視空間における近似推定手先位置 $\mathbf{V}_p'(t)$ である。(3.2)式から、時刻 $t_{i-1} \sim t$ 間に变化したマニピュレータの関節角度の変位 $\Delta \mathbf{q}(t)$ からその間の手先位置の変位 $\Delta \hat{\mathbf{V}}_p(t)$ を次式のように算出することができる。

$$\begin{aligned} \Delta \hat{\mathbf{V}}_p(t) &= \mathbf{V}_p'(t) - \mathbf{V}_p'(t_{i-1}) \\ &= \mathbf{R}^{-1}(\mathbf{q}(t) - \mathbf{C}) - \mathbf{R}^{-1}(\mathbf{q}(t_{i-1}) - \mathbf{C}) \\ &= \mathbf{R}^{-1} \Delta \mathbf{q}(t) \end{aligned} \quad (3.3)$$

$$\Delta \mathbf{q}(t) = \mathbf{q}(t) - \mathbf{q}(t_{i-1}) \quad (3.4)$$

ここで、 $\hat{\cdot}$ は推定値を表す.

(3.3)式のように関節角度の変位 $\Delta \mathbf{q}(t)$ より得られた視空間における手先位置の推定変位 $\Delta \hat{\mathbf{V}}_p(t)$ を, ΔT だけ遅れた画像特徴量から得られた視空間における手先位置 $\mathbf{V}_p(t_i)$ に加えることにより, 画像処理遅れのない視空間における手先位置を推定する.

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{V}}_p(t) &= \mathbf{V}_p(t_i) + \Delta \hat{\mathbf{V}}_p(t) \\ &= \mathbf{V}_p(t_i) + \mathbf{R}^{-1} \Delta \mathbf{q}(t) \end{aligned} \quad (3.5)$$

従来の画像特徴量推定は画像ヤコビ行列内にマニピュレータの関節角度が含まれるため, それらの検出角度に絶対角度誤差 (オフセット誤差) が含まれる場合, 推定精度が劣化してしまう. しかし, 本推定法は, 線形近似式に基づき係数行列 \mathbf{R} の逆行列と関節角度の変位 $\Delta \mathbf{q}(t)$ から手先の推定変位 $\Delta \hat{\mathbf{V}}_p(t)$ を求めているため, マニピュレータの絶対角度誤差の影響を受けにくい手法である. 図 3.3 に手先位置推定のブロック図を示す.

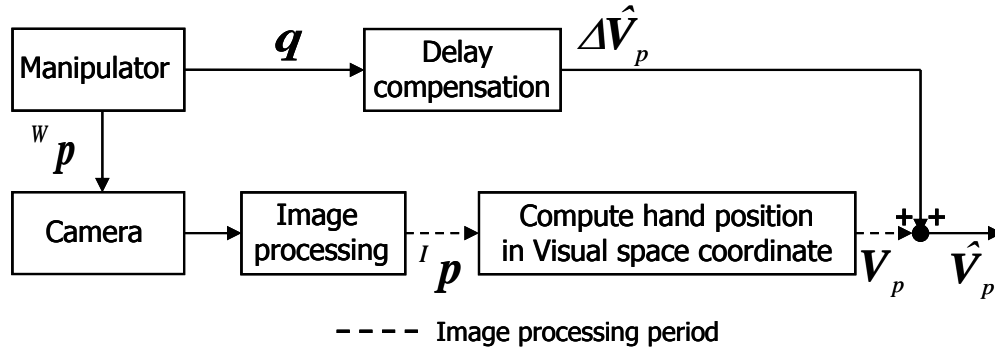


図 3.2 提案する手先位置推定

Fig.3.2 Proposed hand position estimation

第4章

手先位置推定のシミュレーション

視空間における手先位置推定の効果を確認するためのシミュレーションを行い、視空間において推定された手先位置と遅れがない時の手先位置（真値）を比較した。また、キャリブレーション誤差による影響、及びマニピュレータの動作範囲による手先位置推定への影響を確認した。ここで、キャリブレーション誤差とは、内部パラメータとして、カメラの焦点距離や撮像中心の位置、外部パラメータとしてカメラと撮像対象との3次元上の相対的位置姿勢やマニピュレータのリンク長等を言う。

4.1 シミュレーション条件

シミュレーションでは、表 2.1 に示したパラメータを持つ図 1.1 の人間の上肢を模擬したハンドアイシステムを用いて行った。また、シミュレーションパラメータを表 4.1 に示す。マニピュレータは肩関節を水平に固定（ $q_0 = 0$ [deg]）し、作業座標系 wX - wY 平面の二次元平面を $\varphi_{\text{pan}} = 0$ [deg]、 $\varphi_{\text{tilt}} = 45$ [deg] の姿勢で固定した並行ステレオカメラ（ $\alpha_L = \alpha_R = 0$ [deg]）の左右の画像平面内に常に写るように動作させた。また、線形近似係数は次式の値を用いた。

$$\begin{aligned} \Delta \hat{\mathbf{V}}_p &= \mathbf{R}^{-1} \Delta \mathbf{q} = \begin{bmatrix} A_1 & B_1 \\ A_2 & B_2 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \Delta q_1 \\ \Delta q_2 \end{bmatrix} \\ \begin{bmatrix} \Delta \hat{\gamma}_p \\ \Delta \hat{\theta}_p \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} -1.60 & -1.45 \\ 6.03 & 0.71 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \Delta q_1 \\ \Delta q_2 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (4.1)$$

この線形近似係数は、2.3 節～2.4 節の運動学からマニピュレータの関節角度（ $q_0 = 0$, $q_1 = 40, 45, \dots, 60$, $q_2 = 110, 115, \dots, 130$ ）とその関節角度から得られた視

空間における手先位置 \mathbf{V}_p から(2.10)式の線形近似式に基づき最小二乗法から関節角度誤差が最小になるように算出した値である．ここで，現状では，関節角度 q_1 と q_2 のみを制御しているため，付録 A において，関節 q_1 と q_2 の関節速度指令値を生成するのに必要となる視空間における手先位置 γ_p と θ_p のみを推定している．

また，マニピュレータは以下の4つの条件で動作させた．

<条件 1>

マニピュレータの関節角度 q_1 ， q_2 に次式のように与え動作させた．

$$\begin{aligned} q_1 &= 45 + (-5.0) \cdot \sin\left(\frac{\pi}{6}t\right) \\ q_2 &= 115 + (-5.0) \cdot \sin\left(\frac{\pi}{6}t\right) \end{aligned} \quad (4.2)$$

<条件 2>

条件 1 の動作範囲において，関節角度 q_1 ， q_2 の検出角度にオフセット誤差として+10[deg]を与えて動作させた．

<条件 3>

条件 1 の動作範囲において，リンク長 L_1 ， L_2 とカメラの配置位置 K_1 に誤差として-0.05[m]を与えて動作させた．

<条件 4>

マニピュレータの関節角度 q_1 ， q_2 に次式のように与え動作させた．

$$\begin{aligned} q_1 &= 45 + (-5.0) \cdot \sin\left(\frac{\pi}{6}t\right) \\ q_2 &= 125 + (-5.0) \cdot \sin\left(\frac{\pi}{6}t\right) \end{aligned} \quad (4.3)$$

表 4.1 シミュレーションパラメータ

Table.4.1 Simulation parameters

Size of image plane	[pixel ²]	640×480
Focal length (f)	[mm]	0.008
Image processing period (with delay)	[ms]	50.0

4.2 シミュレーション結果及び考察

条件 1～4 の各推定結果を示す．視空間における手先位置の各シミュレーション結果を図 4.1～4.4 に示す．

図 4.1 より，視空間における手先位置推定を付加することにより，遅れが存在する時の手先位置は，真値に近い手先位置が得られていることが確認できる．

また，図 4.2 より，関節角度 q_1 と q_2 にオフセット誤差が含まれたとしても，オフセット誤差が含まれない時と同等の推定結果を示していることが確認できる．これは，画像ヤコビ行列のような関節角度情報が含まれる幾何学的関係を用いず，視空間における手先値推定が(3.5)式に示すような，線形近似式に基づき係数行列の逆行列と関節角度変位のみで構成されているため，関節角度等の絶対角度誤差の影響を受けにくい手法となっているからである．以上より，手先位置推定により真値に近い手先位置が得られることが確認できた．

しかし，図 4.3 及び図 4.4 より，マニピュレータのリンク長 L_1 ， L_2 とカメラの配置位置 K_1 に誤差が含まれる場合やマニピュレータの動作範囲によって，推定精度が劣化することが確認できる．これについては，図 4.5 の視空間における手先位置の推定誤差からも確認できる．これは，提案手法で用いている近似係数は，図 2.3 におけるロボットパラメータにパラメータ誤差が含まれない時の視空間における手先位置から最小二乗法によって算出した値を用いている．そのため，リンク長などに誤差が含まれると，誤差が含まれたロボットに対応した近似係数でないため，近似精度が劣化してしまい，これが結果として推定精度の劣化に繋がってしまう．また，視空間における手先位置推定の推定変位は，線形近似式の逆変換から得られた近似手先位置の近似変位であるため，近似誤差が含まれてくる．そのため，関節角度から得られる近似手先位置によって，近似誤差の影響が大きくなり，推定精度が劣化してしまうと考えられる．以上より，リンク長の誤差やマニピュレータの動作位置によって推定精度が劣化してしまう．

そのため，近似係数行列 \mathbf{R} の逆行列内の係数パラメータをキャリブレーションすることにより推定精度の劣化を抑制する必要がある．

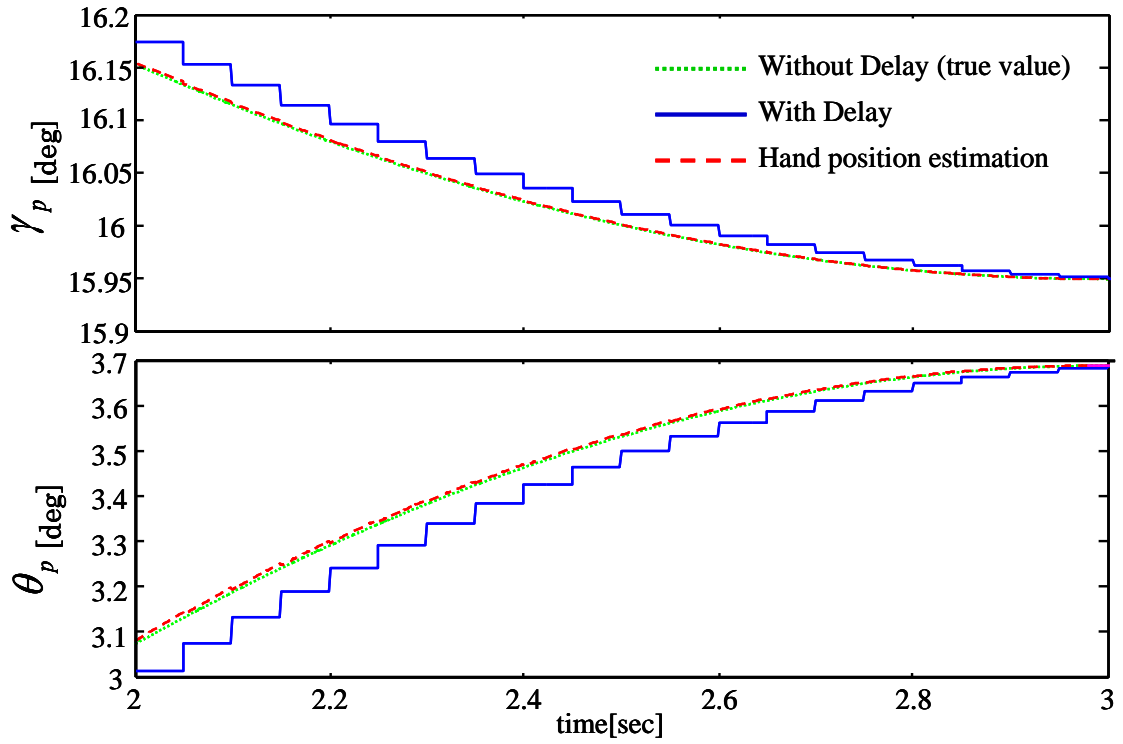


図 4.1 条件 1 における手先位置推定
Fig.4.1 Hand position estimation on condition 1

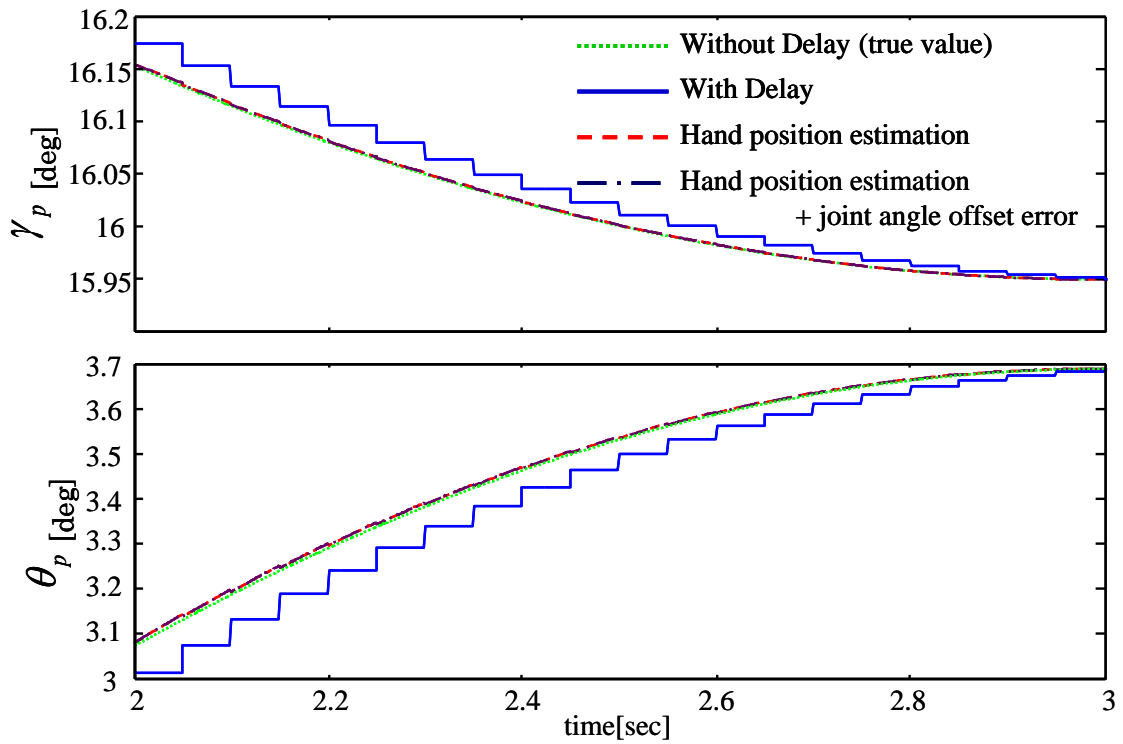


図 4.2 条件 2 における手先位置推定
Fig.4.2 Hand position estimation on condition 2

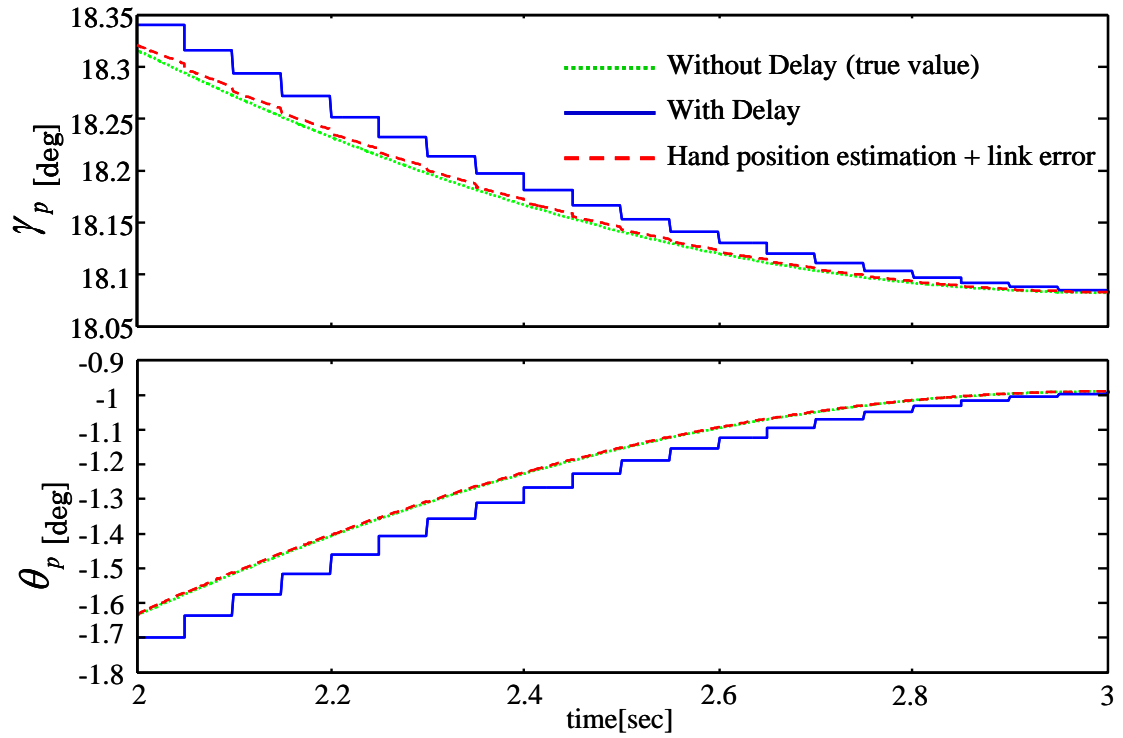


図 4.3 条件 3 における手先位置推定

Fig.4.3 Hand position estimation on condition 3

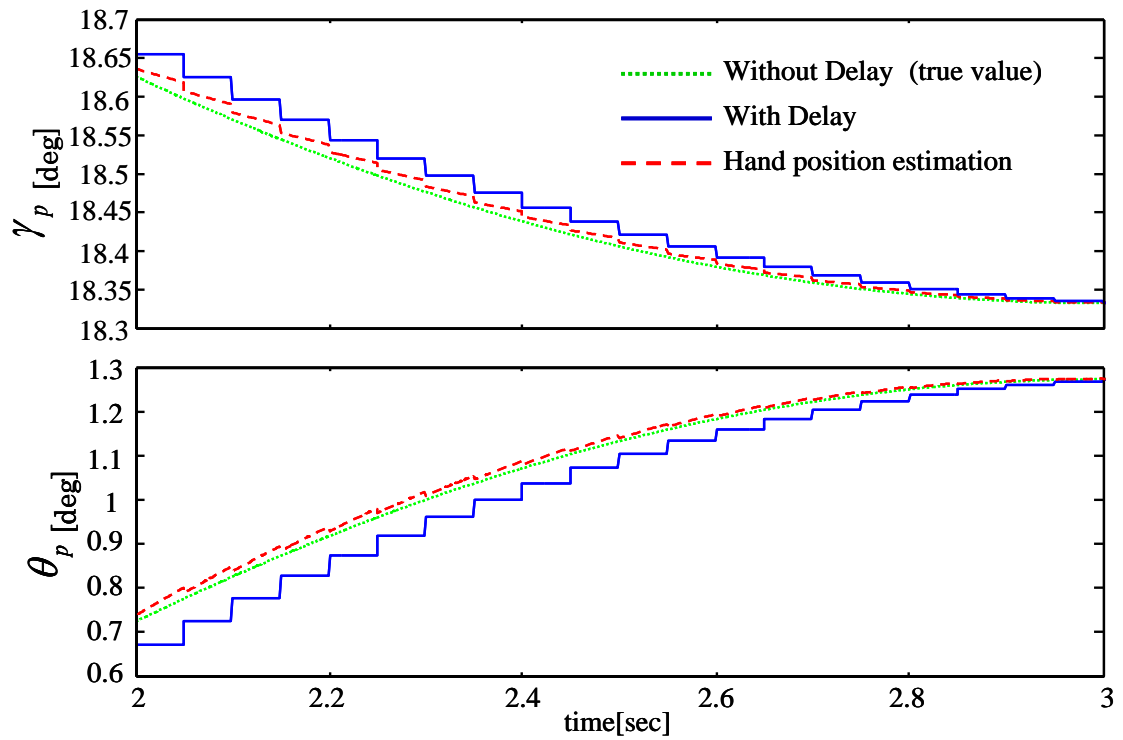


図 4.4 条件 4 における手先位置推定

Fig.4.4 Hand position estimation on condition 4

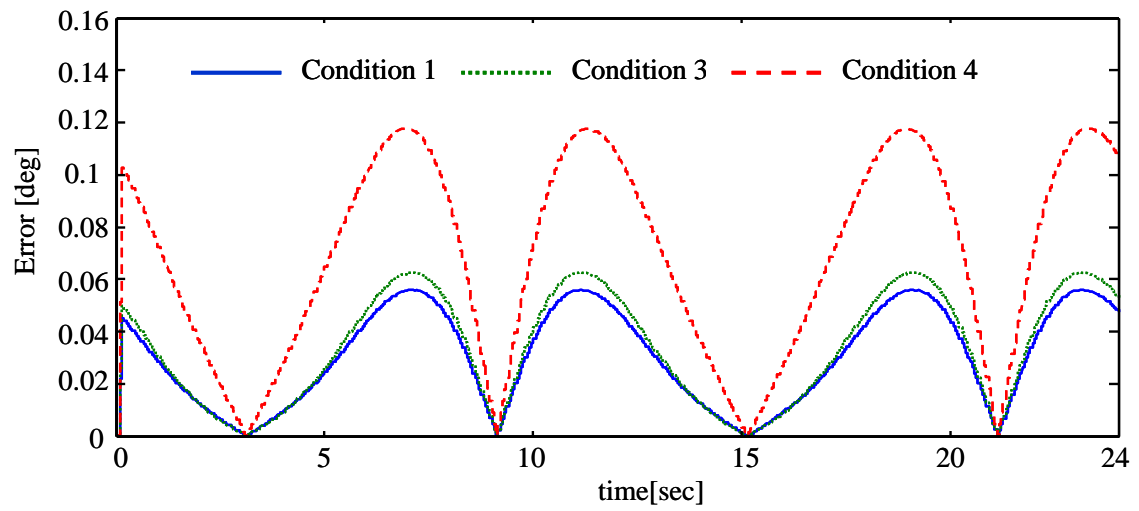


図 4.5 視空間における手先位置の推定誤差
Fig.4.5 Estimation error of hand position in visual space

第5章

近似係数パラメータに対する オンラインキャリブレーション

本章は推定に用いている近似係数行列の逆行列内の係数パラメータに対するキャリブレーション手法について説明する．まず，係数パラメータに対するオンラインキャリブレーションの必要性について述べ，キャリブレーションにおけるパラメータ更新則について説明する．

5.1 オンラインでのキャリブレーションの必要性

前章で確認したように，マニピュレータのリンク長の誤差や動作範囲により視空間におけるマニピュレータの手先位置推定の精度が劣化する場合が存在する．これは，視空間における手先位置推定の精度は線形近似係数 \mathbf{R} の精度に依存するため， \mathbf{R} の近似精度や近似係数を算出する時に用いるロボットパラメータ（リンク長）に誤差が含まれると推定精度が劣化する．従って，手先位置推定に用いる近似係数行列 \mathbf{R} の逆行列内の係数パラメータをキャリブレーションすることにより推定精度の劣化を抑制する．

キャリブレーションは，マニピュレータの動作に合わせ，動作に適した近似係数をその都度オフラインで設定すれば十分であると考えられる．しかし，そのためには複数の動作に適した近似係数を複数求める必要があり手間がかかる．そこで，オンラインでのキャリブレーションを行う．これにより，あらかじめ近似係数を求める必要がなくなり，その都度推定誤差を小さくする近似係数が求まる．以上より，オンラインでその都度係数パラメータをキャリブレーションしていくことにより推定精度の劣化を抑制する．

5.2 係数パラメータのキャリブレーション

まず, (4.1)式における線形近似係数 \mathbf{R} の逆行列を次式のように定義する.

$$\mathbf{R}^{-1} = \begin{bmatrix} A_1 & B_1 \\ A_2 & B_2 \end{bmatrix}^{-1} = \begin{bmatrix} R_{11}^{\text{inv}} & R_{12}^{\text{inv}} \\ R_{21}^{\text{inv}} & R_{22}^{\text{inv}} \end{bmatrix} = \mathbf{R}^{\text{inv}} \quad (5.1)$$

逆行列 \mathbf{R}^{inv} 内の係数パラメータをオンラインでキャリブレーションすることにより, 推定精度の劣化を抑制する.

i 番目の画像処理サンプリング周期における推定誤差 $\mathbf{e}(t_i)$ を次式のように定義する.

$$\begin{aligned} \mathbf{e}(t_i) &= \begin{bmatrix} e_\gamma(t_i) \\ e_\theta(t_i) \end{bmatrix} = \hat{\mathbf{V}}_p(t_{i-1}) - \mathbf{V}_p(t_i) \\ &= \Delta \hat{\mathbf{V}}_p(t_{i-1}) - \Delta \mathbf{V}_p(t_i) \end{aligned} \quad (5.2)$$

ここで, (5.2)式の $\Delta \hat{\mathbf{V}}_p$ は以下のように変換できる.

$$\begin{aligned} \Delta \hat{\mathbf{V}}_p(t_{i-1}) &= \begin{bmatrix} \Delta \hat{\gamma}_p(t_{i-1}) \\ \Delta \hat{\theta}_p(t_{i-1}) \end{bmatrix} = \mathbf{R}^{\text{inv}} \Delta \mathbf{q}(t_{i-1}) \\ &= \begin{bmatrix} R_{11}^{\text{inv}} \Delta q_1(t_{i-1}) + R_{12}^{\text{inv}} \Delta q_2(t_{i-1}) \\ R_{21}^{\text{inv}} \Delta q_1(t_{i-1}) + R_{22}^{\text{inv}} \Delta q_2(t_{i-1}) \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \boldsymbol{\psi}_\gamma^T(t_{i-1}) \Delta \mathbf{q}(t_{i-1}) \\ \boldsymbol{\psi}_\theta^T(t_{i-1}) \Delta \mathbf{q}(t_{i-1}) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (5.3)$$

ここで, $\boldsymbol{\psi}$ はそれぞれ以下のように表わされる.

$$\boldsymbol{\psi}_\gamma = \begin{bmatrix} R_{11}^{\text{inv}} & R_{12}^{\text{inv}} \end{bmatrix}^T \quad (5.4)$$

$$\boldsymbol{\psi}_\theta = \begin{bmatrix} R_{21}^{\text{inv}} & R_{22}^{\text{inv}} \end{bmatrix}^T \quad (5.5)$$

(5.3)式のモデルに基づいて、勾配法を用いてオンラインで $\boldsymbol{\psi}_\gamma$ と $\boldsymbol{\psi}_\theta$ を更新していくことで係数パラメータのキャリブレーションを行う．推定誤差 \mathbf{e} の二乗を評価関数として γ_p と θ_p のそれぞれについて、(5.1)式を各成分に分解して、次式のように定義する．

$$\begin{aligned} E_\gamma(t_i) &= \frac{1}{2} (e_\gamma(t_i))^2 \\ &= \frac{1}{2} (\Delta \hat{\gamma}_p(t_{i-1}) - \Delta \gamma_p(t_i))^2 \\ &= \frac{1}{2} (\boldsymbol{\psi}_\gamma^T \Delta \mathbf{q}(t_{i-1}) - \Delta \gamma_p(t_i))^2 \end{aligned} \quad (5.6)$$

$$\begin{aligned} E_\theta(t_i) &= \frac{1}{2} (e_\theta(t_i))^2 \\ &= \frac{1}{2} (\Delta \hat{\theta}_p(t_{i-1}) - \Delta \theta_p(t_i))^2 \\ &= \frac{1}{2} (\boldsymbol{\psi}_\theta^T \Delta \mathbf{q}(t_{i-1}) - \Delta \theta_p(t_i))^2 \end{aligned} \quad (5.7)$$

これらの評価関数が小さくなるように、評価関数の勾配をとって画像処理周期毎に $\boldsymbol{\psi}_\gamma$ 、 $\boldsymbol{\psi}_\theta$ を更新していく．

$$\Delta \boldsymbol{\psi}_\gamma(t_i) = -\mathbf{G} \frac{\partial E_\gamma(t_i)}{\partial \boldsymbol{\psi}_\gamma(t_i)} = -\mathbf{G} \Delta \mathbf{q}(t_i) e_\gamma(t_i) \quad (5.8)$$

$$\Delta \boldsymbol{\psi}_\theta(t_i) = -\mathbf{G} \frac{\partial E_\theta(t_i)}{\partial \boldsymbol{\psi}_\theta(t_i)} = -\mathbf{G} \Delta \mathbf{q}(t_i) e_\theta(t_i) \quad (5.9)$$

$$\boldsymbol{\psi}_\gamma(t_{i+1}) = \boldsymbol{\psi}_\gamma(t_i) + \Delta \boldsymbol{\psi}_\gamma(t_{i+1}) \quad (5.10)$$

$$\boldsymbol{\psi}_\theta(t_{i+1}) = \boldsymbol{\psi}_\theta(t_i) + \Delta \boldsymbol{\psi}_\theta(t_{i+1}) \quad (5.11)$$

ここで、 \mathbf{G} は、 $\mathbf{G} \equiv G \mathbf{I}_2$ ($G > 0$)となるような対角定数ゲイン行列である． G の値が更新の速度を決定する．

以上のように、(5.8)～(5.11)式で求めた逆行列 \mathbf{R}^{inv} の要素 $\boldsymbol{\psi}$ を(3.5)式の視空間における手先位置推定に用いることにより推定誤差を低減し、推定精度の劣化を

抑制する. キャリブレーションを付加した手先位置推定のブロック図を図 5.1 に示す.

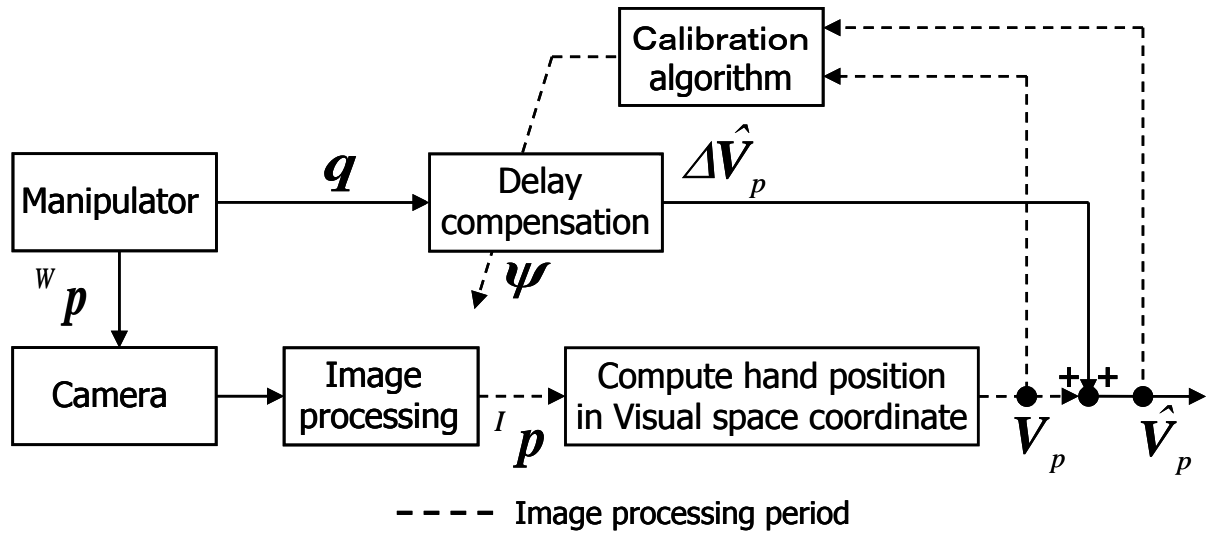


図 5.1 キャリブレーションを付加した手先位置推定

Fig.5.1 Hand position estimation with calibration

第6章

キャリブレーションを付加した 手先位置推定のシミュレーション

オンラインキャリブレーションを付加した時の手先位置推定のシミュレーションを行った.

6.1 シミュレーション条件

シミュレーション条件は4章と同じ条件で行った. キャリブレーションの対象である初期の線形近似係数(6.1)式は(4.1)式と同じ値を用いて, 画像処理周期50[ms]毎に更新する. また, マニピュレータの関節角度 q_1 , q_2 には(6.2)式の4章の条件4で推定精度が劣化した時の動作範囲でマニピュレータを動作させ, リンク長 L_1 , L_2 とカメラの配置位置 K_1 に $-0.05[\text{m}]$ の誤差を与えた.

$$\mathbf{R}^{-1} = \begin{bmatrix} R_{11}^{\text{inv}} & R_{12}^{\text{inv}} \\ R_{21}^{\text{inv}} & R_{22}^{\text{inv}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_1 & B_1 \\ A_2 & B_2 \end{bmatrix}^{-1} = \begin{bmatrix} -1.60 & -1.45 \\ 6.03 & 0.71 \end{bmatrix}^{-1} \quad (6.1)$$

$$\begin{aligned} q_1 &= 45 + (-5.0) \cdot \sin\left(\frac{\pi}{6}t\right) \\ q_2 &= 125 + (-5.0) \cdot \sin\left(\frac{\pi}{6}t\right) \end{aligned} \quad (6.2)$$

6.2 シミュレーション結果及び考察

シミュレーション結果を図 6.1～6.3 に示す.

図 6.1 より, キャリブレーションを付加していない場合に比べ, 視空間における手先位置推定にキャリブレーションを付加した場合, 推定手先位置は真値に近い手先位置を得られていることが確認できる.

また, 図 6.2 に示す γ_p と θ_p それぞれの推定誤差 e_γ と e_θ に関して, キャリブレーションを付加することにより, 推定誤差を低減することができていることが確認できる. これは, 図 6.3 のような更新された係数パラメータを視空間での手先位置推定に用いることによって推定誤差が低減できていると言える.

以上より, 近似係数行列 \mathbf{R} の逆行列内の係数パラメータをオンラインでキャリブレーションすることで, 推定誤差を低減でき, 推定精度の劣化が抑制できることが確認できた.

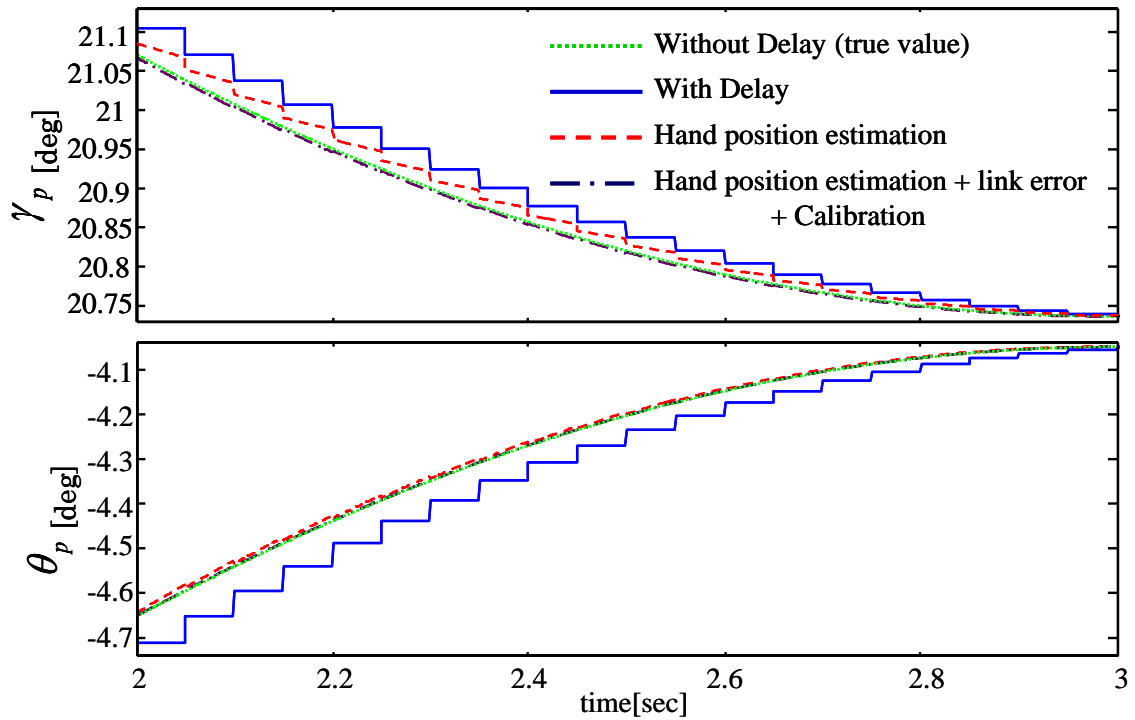


図 6.1 手先の視空間座標
Fig.6.1 Hand position of the Visual Space

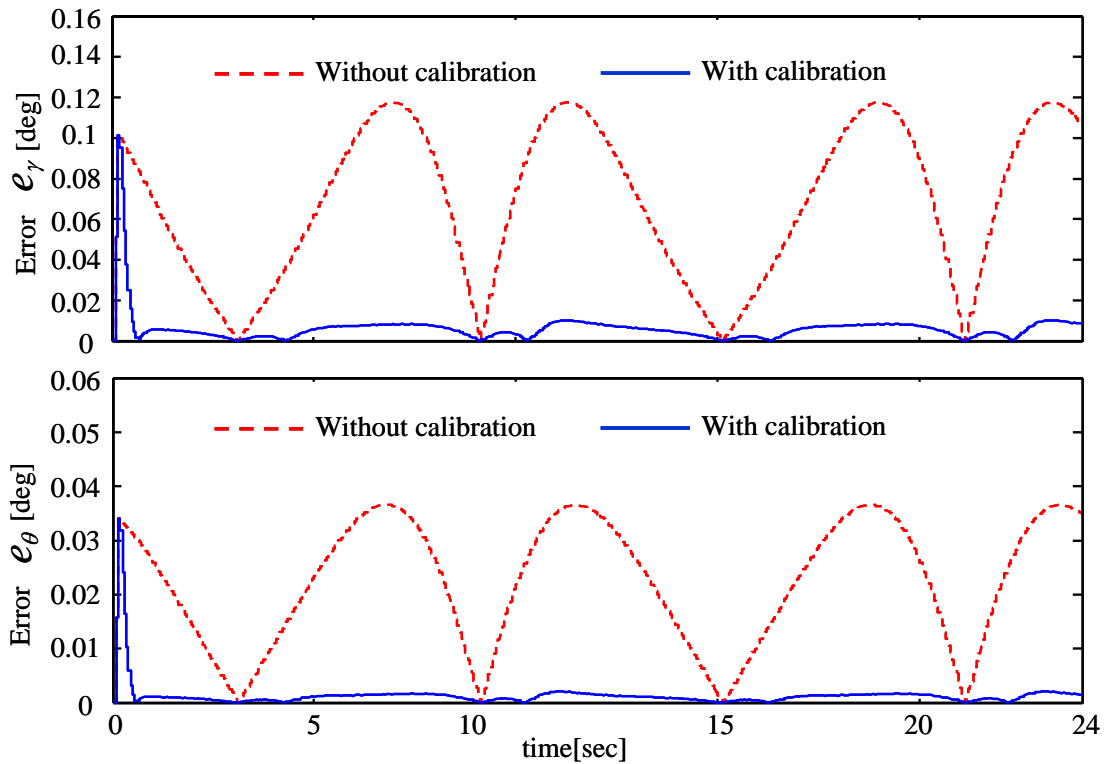


図 6.2 視空間における手先位置の推定誤差
Fig.6.2 Estimation error of hand position in visual space

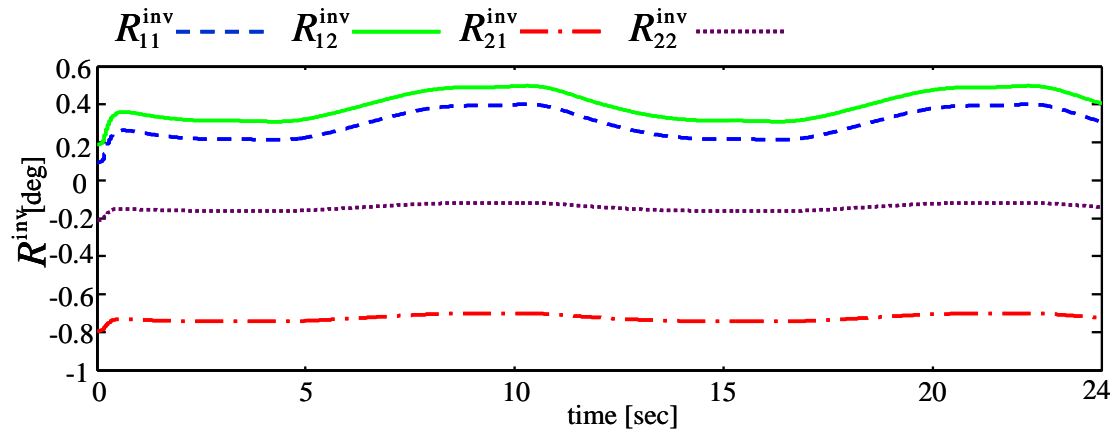


図 6.3 係数パラメータ
Fig.6.3 Coefficient parameter

第7章

結言

本研究では、ビジュアルサーボの問題点である画像処理による画像データの時間遅れに対し、線形ビジュアルサーボに適用した画像処理遅れ補償法として、視空間における手先位置と関節角度の逆運動学の線形近似式に基づき、視空間での手先位置を推定する手法を提案した。

これは、特徴ベース法に対し提案された画像特徴量推定に用いられている画像ヤコビ行列の代わりに、線形近似式における近似係数行列の逆行列を用いて関節角度の変位から視空間における手先位置を推定する。また、本推定法は画像ヤコビ行列を用いないため、マニピュレータの関節角度の絶対角度誤差の影響を受けにくい手法となっている。

また、推定変位の近似誤差やマニピュレータのリンク長の誤差による推定精度の劣化に対し、手先位置推定を用いている係数行列の逆行列内の係数パラメータをオンラインでキャリブレーションする手法を提案した。

シミュレーションによって、提案した視空間における手先位置推定によって、画像処理遅れがない真値に近い手先位置を得ることができ、また、近似係数行列の逆行列内の係数パラメータのオンラインキャリブレーションを付加することにより推定誤差を低減でき、推定精度の劣化を抑制できることを示した。

今後の課題は、線形ビジュアルサーボ（付録 A）に提案手法を適用することが挙げられる。また、今回用いた線形近似係数はカメラが正面（ $\varphi_{pan}=0[\text{deg}]$ ）を向いている事を前提として得られた値を用いており、シミュレーションにおいてもカメラの姿勢は $\varphi_{pan}=0[\text{deg}]$ と固定した状態で行っているため、結果として手先位置を推定出来ていたが、カメラの回転角度 φ_{pan} 、 φ_{tilt} を回転させた場合固定した時と同じように推定できるとは限らない。そのため、カメラの回転を考慮した線形近似係数を用いた推定・キャリブレーションを考える必要がある。

付録

A. 線形ビジュアルサーボ

線形ビジュアルサーボは，視空間における手先位置から関節角度への逆運動学の線形近似式に基づき構成されるビジュアルサーボである．

サーボ式は，2.5 節の(2.10)式に基づき次式のように構成される．

$$\dot{\mathbf{q}} = -\lambda \mathbf{R}(\mathbf{V}_p - \mathbf{V}_d) \quad (\text{A.1})$$

ここで， $\dot{\mathbf{q}}$ は関節角速度指令値であり， \mathbf{V}_d は目標視空間座標， λ はゲインを表わす．さらに，式(A.1)式に(2.1)式を代入すると，次式のようなビジュアルサーボを構成できる．

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{q}} &= -\lambda \mathbf{R} \begin{bmatrix} \left\{ \left({}^I p_L^x - {}^I p_R^x \right) - \left({}^I p_{Ld}^x - {}^I p_{Rd}^x \right) \right\} / f \\ \left\{ \left({}^I p_L^x + {}^I p_R^x \right) - \left({}^I p_{Ld}^x + {}^I p_{Rd}^x \right) \right\} / 2f \\ \left\{ \left({}^I p_L^z + {}^I p_R^z \right) - \left({}^I p_{Ld}^z + {}^I p_{Rd}^z \right) \right\} / 2f \end{bmatrix} \\ &= -\lambda \mathbf{R} \mathbf{T} (\mathbf{I} - \mathbf{I}_d) \end{aligned} \quad (\text{A.2})$$

$$\mathbf{T} = \begin{pmatrix} 1/f & -1/f & 0 & 0 \\ 1/2f & 1/2f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1/2f & 1/2f \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{I} = \left({}^I p_L^x, {}^I p_R^x, {}^I p_L^z, {}^I p_R^z \right)^T$$

参考文献

- [1] 松日楽信人，大明準治：“わかりやすいロボットシステム入門”，オーム社（2003）
- [2] “ロボットに関する特許出願技術動向調査”，特許庁（2002）
<http://www.jpo.go.jp/shiryou/index.htm>
- [3] 橋本浩一：“視覚と制御”，SICE 制御部門大会前日のワークショップ，pp.37-68（2001）
- [4] 満田隆，丸典明，富士川和延，宮崎文夫：“逆運動学の線形近似に基づくビジュアルサーボ”，日本ロボット学会誌，Vol.14, No.5, pp.743-750（1996）
- [5] 満田隆，丸典明，富士川和延，宮崎文夫：“視空間を用いたビジュアルサーボイング”，計測自動制御学会論文集，Vol.33, No.1, pp.35-41,（1997）
- [6] 満田隆，丸典明，富士川和延，宮崎文夫：“視空間を用いた逆運動学の線形近似”，日本ロボット学会誌，Vol.14, No.8, pp.1145-1151,（1996）
- [7] 石川正俊：“ビジュアルサーボイングの現状と将来”，計測と制御，Vol.40, No.9, pp.615-617（2001）
- [8] 中坊嘉宏，石川正俊：“1ms 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）
- [9] 大明準治：“1000fps 高速度画像処理のアクティブカメラへの応用ー通常照明・複雑背景での非特定移動物体トラッキングー”，日本ロボット学会誌，Vol.23, No.3, pp.252-285（2005）
- [10] 駒田諭，吉田将也，堀孝正：“推定画像特徴量を用いたロボットのビジュアルサーボ”，電学論 D，Vol.123, No.10, pp.1200-1205（2003）

-
- [11] D.Nishio, M.Nkamura, S.Komada, and J.Hirai: “Tracking of Moving Object by Manipulator Using Estimate Image Feature and Its Error Correction on Image Planes” , in Proc. International Workshop on Advanced Motion Control, pp.653-657 (2004)
- [12] 金原一史, 駒田諭, 平井淳之: “画像特徴量推定のための簡易なオンラインキャリブレーションを用いたビジュアルサーボ”, 電気学会産業計測制御研究会 (2006-3 静岡)

謝辞

本論文は、筆者の三重大学大学院工学研究科 博士前期課程電気電子工学専攻
在学中における研究活動の成果をまとめたものであります。

本研究の遂行および本論文の作成にあたり、熱心な御指導と適切な御意見を賜
りました三重大学教授工学博士 平井淳之先生に深く感謝いたします。また先生
には機会のある度に技術者、研究者、そして社会人の先輩として貴重な御意見を
頂き、併せてこの場を借りて感謝いたします。

本研究の遂行および本論文の作成にあたり、適切な御指導と御助言を頂きまし
た同大学准教授 駒田諭先生に深く感謝いたします。

また日頃から本研究の遂行および学生生活において、貴重な御意見を頂きまし
た同大学准教授 弓場井一裕先生、同大学技術職員 中村勝氏に深く感謝いたし
ます。

本論文の作成にあたり、査読頂き貴重な御意見を頂きました同大学教授 石田
宗秋先生に深く感謝いたします。

本研究の遂行にあたり、ビジュアルサーボ及び自律移動ロボットグループの先
輩として貴重な御指導を頂きました同大学院卒業生 木下弘輔氏、山口敦由氏に
感謝いたします。

研究室の同期として時には切磋琢磨し合い、時には互いを励まし合い、また時
には馴れ合いながら研究を遂行してきた大原一真君、川北将大君、北村政仁君、
近藤啓介君、寺田真也君、長坂太朗君、丹羽弘樹君、森翔太君、山本真資君に深
く感謝いたします。

同じ研究グループとして協力し合った、朴木豊氏、寺田光博君、橋本賢人君に
感謝します。皆様の今後の活躍を心より期待しております。

また、何かと至らない自分を受け入れ、多くの御協力を頂き、学部から大学院
までの三年間の研究生活を充実したものにしてくれた電機システム研究室の皆さ
んに深く感謝いたします。電機システム研究室の更なる発展を心より願っており
ます。

最後に、大学院まで進学する機会を与えて下さり、さらには何一つ不自由なく
学生生活を送らせて頂いた両親に心から感謝いたします。

論文目録

- [1] Hideaki Kondo, Satoshi Komada, and Junji Hirai : “Delay Compensation of Hand Position of Manipulators Using Linear Approximate Expression of the Inverse Kinematics in Visual Space”, International Symposium for Sustainability by Engineering at MIU, (2011-12) AO-8, pp.30--33

- [2] 近藤 秀映, 橋本 賢人, 駒田 諭, 平井 淳之 : “視空間における逆運動学の線形近似式を用いた手先位置推定”, 平成 23 年度三重地区計測制御研究会講演会 講演論文集, RC-09, (2011.12)

- [3] 近藤 秀映, 駒田 諭, 平井 淳之 : “視空間における逆運動学の線形近似式を用いた手先位置推定に関する研究”, 電気学会産業計測制御研究会 (2012-3) (予定)