

# マルチレートビジュアルサーボイング系における 目標値の適応予測

○吉田将智\*, 渡部慶二\*\*, 村松鋭一\*\*, 有我祐一\*\*, 遠藤茂\*\*

○Masatomo Yoshida\*, Keiji Watanabe\*\*, Eiichi Muramatsu\*\*, Yuuiti Ariga\*\*,  
Sigeru Endou\*\*

\*山形大学大学院理工学研究科, \*\*山形大学工学部

\* \*\* Yamagata University

キーワード: 適応予測(Adaptive Prediction), ビジュアルサーボイング(Visual Servoing), マルチレートサンプリング(Multi-rate Sampling), 離散時間2自由度サーボ系(Digital Two-Degree-of-Freedom Servo Systems)

連絡先: 〒992-0037 米沢市城南4-3-16 山形大学 工学部 応用生命システム工学科 渡部研究室  
吉田将智, Tel.:(0238)24-5898(内線11), E-mail: g03227@dipfr.dip.yz.yamagata-u.ac.jp

## 1. はじめに

ビジュアルサーボイングとは、カメラセンサによる視覚情報を運動制御に有効活用するサーボシステムである。ビジュアルサーボイングの実験装置を、Fig.1に示す。これは、

- 1) 左右に動く目標ターゲットをカメラセンサで捉える。
- 2) 取得した画像情報から得た偏差と台車の現在位置から目標値を生成する。
- 3) 生成した目標値を制御系に用いて、台車を目標ターゲットの動きに追従させる。

という処理をする。

この系は、制御対象の出力を測定するエンコーダカウンタ(サンブラ), 制御対象を操作するD/A OUT(ホールド), 離散時間補償器のサンプリング周期 $T_s$ には制約がないが、目標値生成のために用いるカメラセンサ(サンブラ)のサンプリング周期 $T_r$ には、画像処理に時間がかかるなどの理由によりあまり短くできない制約がある。よって、 $T_s$ と $T_r$ が混在するマルチレートサンプリングとなる。

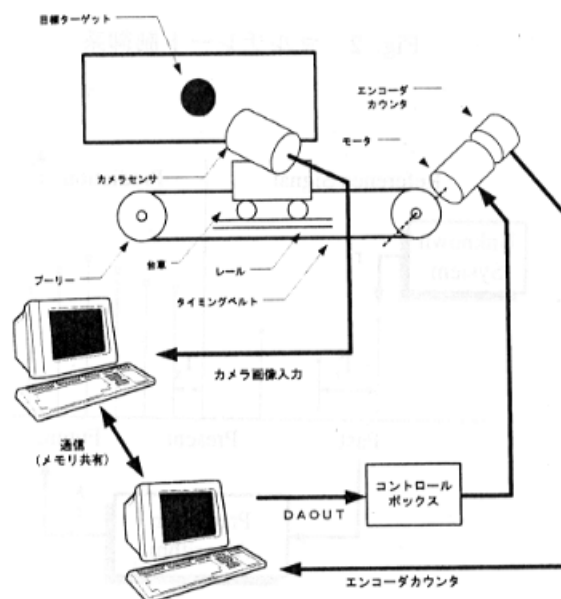


Fig. 1 ビジュアルサーボイングの実験装置

## 2. 問題設定

ビジュアルサーボイングの系をFig.2のような制御系で構成する。

図中の $G_c[z_s]$ は離散時間補償器,  $G_p(s)$ は制御対象の台車である. また $S(T_s)$ は周期 $T_s$ のエンコーダカウンタ(サンプラ)を,  $H(T_s)$ は周期 $T_s$ のD A O U T(ホールド)を表す. 目標値 $r[k]$ はカメラセンサからの視覚情報と制御対象の位置情報から生成した周期 $T_r(> T_s)$ の離散時間目標値である.  $P$ は予測器で, 制御系が周期 $T_s$ で動作するため, 周期 $T_r$ の $r[k]$ を周期 $T_s$ の $\hat{r}[k]$ に変換させる機能をもつ.

予測器 $P$ の構成は, Fig.3の予測アルゴリズムの構成に相当する. Fig.3は, 過去のデータのサンプリング周期より短いインターバル $T_s$ で, 未来の予測値( $\hat{r}[k+1], \hat{r}[k+2], \dots$ )を出力するアルゴリズムである.

本稿では, 予測器 $P$ の設計と離散時間補償器 $G_c[z_s]$ の設計を考える. なお, 目標ターゲットの動作に関して, 目標値発生モデルの次数は即知だがパラメータは未知であるとする.

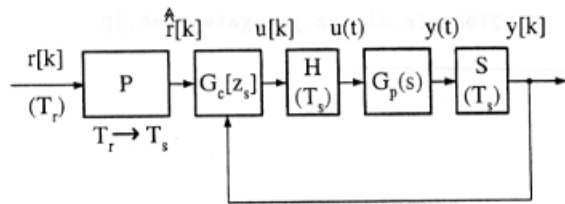


Fig. 2 マルチレート制御系

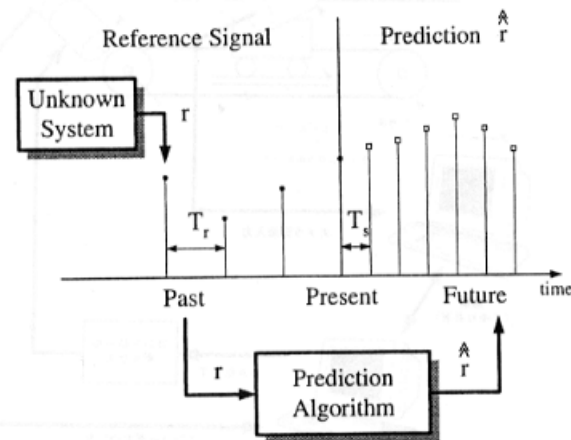


Fig. 3 予測アルゴリズムの構成

## 3. 予測器の設計

離散時間目標値は, サンプリング周期 $T_r(> T_s)$ で得られる. この離散時間目標値を, 予測器を用いてサンプリング周期 $T_r$ から $T_s$ に変換することを考える. 本稿で用いる予測器は, 文献[1]の適応同定則を用いた予測法で構成する.

ここで, 予測器を構成するにあたり, つぎの目標値発生モデルを導入する. 目標値 $r(t)$ は線形時不変システム

$$\begin{aligned} \dot{x}_r(t) &= A_c x_r(t) \\ r(t) &= C_c x_r(t) \end{aligned} \quad (1)$$

の出力として発生されるものとする. ここで $x_r(t)$ の次元は既知で $n$ 次とする.  $A_c$ と $C_c$ は値が未知の行列とし,  $A_c$ は虚軸上に固有値をもつとする.

このとき,  $r(t)$ はサンプリング周期 $T_r$ でサンプリングすると,  $r[k]$ という離散時間目標値を得られる. (1)式より $r[k]$ は,

$$\begin{aligned} x_d[k+1] &= \exp(A_c T_r) x_d[k] \\ r[k] &= C_c x_d[k] \end{aligned} \quad (2)$$

というシステムの出力として表される. (2)式のシステムは一般性を失うことなく, つぎの可観測正準形式でパラメトライズされる.

$$x_r[k+1] = A_r x_r[k] \quad (3)$$

$$r[k] = C_r x_r[k] \quad (4)$$

ただし,

$$A_r = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 & -a_1 \\ 1 & 0 & \dots & 0 & -a_2 \\ 0 & 1 & \dots & 0 & -a_3 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 1 & -a_n \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$C_r = [0 \ 0 \ \dots \ 0 \ 1] \quad (6)$$

$A_r$ の要素 $\theta = \{a_1, a_2, a_3, \dots, a_n\}$ は未知パラメータである. なお, 目標値 $r[k]$ の波形を決めるパラメータは,  $A_r$ の要素の未知パラメータ $\theta$ 及び状態量の初期値 $x_r[0]$ である.

### 3.1 適応予測

適応予測のアルゴリズムは, Fig.4のように

- 1) サンプリング周期 $T_r$ の目標値の未知パラメータと状態量 $\hat{x}_r[k]$ の適応推定.

- 2) 予測モデルを用いた未来値予測. (予測したサンプリング周期 $T_s$ の目標値を出力)

の2段階で構成される.

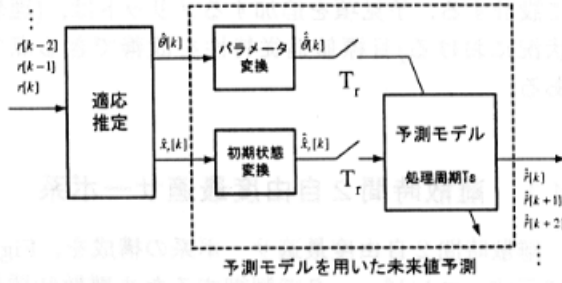


Fig. 4 適応予測

### 3.1.1 適応推定: サンプリング周期 $T_r (> T_s)$ の目標値の未知パラメータと状態量の推定

サンプリング周期 $T_r$ の離散時間目標値の推定モデルを,

$$\hat{x}_r[k+1] = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 & -\hat{a}_1 \\ 1 & 0 & \dots & 0 & -\hat{a}_2 \\ 0 & 1 & \dots & 0 & -\hat{a}_3 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 1 & -\hat{a}_n \end{bmatrix} \hat{x}_r[k] \quad (7)$$

$$\hat{r}[k] = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 & 1 \end{bmatrix} \hat{x}_r[k] \quad (8)$$

で表す. ここで, (5), (6)式の未知パラメータ, 状態量を推定すること考える. 適応推定は, 目標値推定, 適応同定則, 状態推定則で構成される. これらの設計法を以下に示す.

まず目標値推定について考える. 目標値の推定は,

$$\hat{r}[k] = \hat{\theta}^T[k] \xi[k] + \xi_0[k] \quad (9)$$

$$\hat{\theta}[k] = \begin{bmatrix} \hat{a}_1[k] & \hat{a}_2[k] & \dots & \hat{a}_n[k] \end{bmatrix}^T \quad (10)$$

$$\xi[k] = \begin{bmatrix} \xi_1[k] & \xi_2[k] & \dots & \xi_n[k] \end{bmatrix}^T \quad (11)$$

で構成される.  $\hat{\theta}[k]$ は未知パラメータ $\theta$ の推定値である.  $\xi_i[k] (i = 0, 1, 2, \dots, n)$ は,

$$\begin{cases} \hat{x}_i[k+1] = (A_0 - L_0 C_r) \hat{x}_i[k] + L_i r[k] \\ \xi_i[k] = C_r \hat{x}_i[k] \end{cases} \quad (12)$$

で表される. なお,  $A_0$ は,

$$A_0 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 1 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 1 & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

で,  $L_i (i = 1, 2, \dots, n)$ は,

$$L_1 = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix}^T$$

$$L_2 = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix}^T$$

$\vdots$

$$L_n = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & -1 \end{bmatrix}^T$$

(13)

である. なお,  $L_0$ は $A_0 - L_0 C_r$ の固有値が単位円に存在するような行列である. 以上, (9), (12)式から目標値を推定できる.

つぎに適応同定則を考える. 未知パラメータの推定値 $\hat{\theta}[k]$ を更新する適応同定則は,

$$\hat{\theta}^T[k] = \hat{\theta}^T[k-1] + \alpha \xi[k] \varepsilon[k] \quad (14)$$

で構成される. ただし $\alpha$ は正の定数であり,

$$\varepsilon[k] = r[k] - \hat{r}[k] \quad (15)$$

である. この適応同定則を導入することで, (9)式で得られる $\hat{r}[k]$ は $k \rightarrow \infty$ とともに $\hat{r}[k] \rightarrow r[k]$ となる. また(14)式で更新される $\hat{\theta}[k]$ は $k \rightarrow \infty$ とともに $\hat{\theta}[k] \rightarrow \theta$ となる.

最後に, 状態推定則について考える. 状態量は,

$$\hat{x}_r[k] = \sum_{i=1}^n \hat{a}_i \hat{x}_i[k] + \hat{x}_0[k] \quad (16)$$

で推定できる.  $k \rightarrow \infty$ のとき $\hat{x}_r[k] \rightarrow x_r[k]$ となる.

### 3.1.2 予測値出力: サンプリング周期 $T_s$ の目標値の予測モデルを用いた未来値予測

本節では, 予測モデルを用いて未来値を予測するアルゴリズムを構成する.

まず, 前節までの手法により(7), (8)式の未知パラメータ, 初期状態量が推定できているとする. ここで, 周期 $T_s$ (ただし $T_s < T_r$ )の離散時間目標値の

予測モデルが

$$\hat{\mathbf{x}}_r[k+1] = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 & -\hat{a}_1 \\ 1 & 0 & \dots & 0 & -\hat{a}_2 \\ 0 & 1 & \dots & 0 & -\hat{a}_3 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 1 & -\hat{a}_n \end{bmatrix} \hat{\mathbf{x}}_r[k] \quad (17)$$

$$\hat{r}[k] = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 & 1 \end{bmatrix} \hat{\mathbf{x}}_r[k] \quad (18)$$

で構成されるとする。上式のパラメータ  $\hat{\theta}[k] = \{\hat{a}_1, \hat{a}_2, \dots, \hat{a}_n\}$  および時刻  $k$  での初期値  $\hat{\mathbf{x}}_r[k]$  を,  $\hat{a}_i (i=1, 2, \dots, n)$  および  $\hat{\mathbf{x}}_r[k]$  から変換して与えることができれば, サンプル周期  $T_s$  の離散時間目標値の予測モデルを用いて,  $\hat{r}[k], \hat{r}[k+1], \hat{r}[k+2], \dots$  を予測できる。よって, 初期状態およびパラメータの変換方法を以下に示す。なお本稿では,  $T_r/T_s$  が2以上の整数  $m$  となることを仮定する。

まず初期状態変換について考える。現在時刻を  $t = T_r k$  とする。時刻  $T_r(k+1), T_r(k+2), \dots, T_r(k+\bar{n})$  での  $\hat{r}$  と  $\hat{r}$  の値に着目し, それらが一致することを式で表すと,

$$\hat{\mathbf{F}} \hat{\mathbf{x}}_r[k] = \hat{\mathbf{F}} \hat{\mathbf{x}}_r[k] \quad (19)$$

となる。ただし

$$\hat{\mathbf{F}} = \begin{bmatrix} C_r \hat{A}_r^{1m} \\ C_r \hat{A}_r^{2m} \\ \vdots \\ C_r \hat{A}_r^{\bar{n}m} \end{bmatrix}, \quad \hat{\mathbf{F}} = \begin{bmatrix} C_r \hat{A}_r^1 \\ C_r \hat{A}_r^2 \\ \vdots \\ C_r \hat{A}_r^{\bar{n}} \end{bmatrix}$$

である。 $\bar{n} > n$  で,  $\hat{\mathbf{F}}$  が列フルランクのとき, (19) 式の最小2乗解が

$$\hat{\mathbf{x}}_r[k] = (\hat{\mathbf{F}}^T \hat{\mathbf{F}})^{-1} \hat{\mathbf{F}}^T \hat{\mathbf{F}} \hat{\mathbf{x}}_r[k] \quad (20)$$

として得られる。上式を  $\hat{\mathbf{x}}[k]$  から  $\hat{\mathbf{x}}_r[k]$  への変換式として目標値予測に用いる。

つぎにパラメータ変換について考える。(7)式および(17)式の特性多項式に関して

$$\begin{aligned} & z^n + \hat{a}_n z^{n-1} + \dots + \hat{a}_2 z + \hat{a}_1 \\ &= (z - \exp(j\omega_1 T_r)) (z - \exp(-j\omega_1 T_r)) \\ &\dots (z - \exp(j\omega_\ell T_r)) (z - \exp(-j\omega_\ell T_r)) \quad (21) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & z^n + \hat{a}_n z^{n-1} + \dots + \hat{a}_2 z + \hat{a}_1 \\ &= (z - \exp(j\omega_1 T_s)) (z - \exp(-j\omega_1 T_s)) \\ &\dots (z - \exp(j\omega_\ell T_s)) (z - \exp(-j\omega_\ell T_s)) \quad (22) \end{aligned}$$

が成り立つ(ただし次数  $n$  が奇数の場合は,  $(z-1)$  の項をそれぞれに含む)。上の2式を満たすようにすれば,  $\hat{a}_1, \hat{a}_2, \dots, \hat{a}_n$  から  $\hat{a}_1, \hat{a}_2, \dots, \hat{a}_n$  を求められる。

## 4. 離散時間補償器の設計

サーボ系の設計法としては最適サーボ系などがある[2]。今回は, この最適サーボ系に予見項を追加した2自由度最適サーボ系を, 離散時間領域にて設計する。予見項を追加するメリットは, (理想状況における)目標値追従特性を改善できる点である。

### 4.1 離散時間2自由度最適サーボ系

離散時間2自由度最適サーボ系の構成を, Fig.5に示す。コンピュータで制御するため離散時間信号と連続時間信号が混在するハイブリッド型の系を考えることになる。目標値には, 目標ターゲットの位置情報が入ってくる。

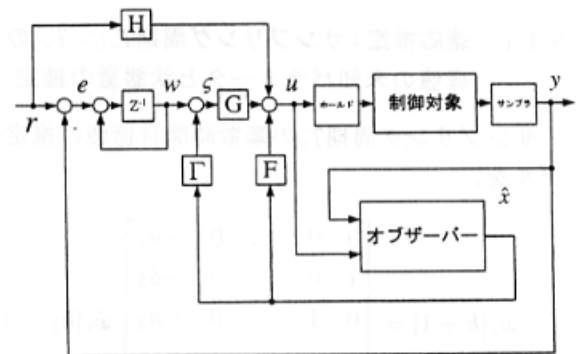


Fig. 5 離散時間2自由度最適サーボ系

Fig.5におけるのそれぞれの記号の意味は以下のとおりである。

- $H$  予見項(フィードフォワードゲイン)
- $G$  積分ゲイン
- $F$  状態フィードバックゲイン
- $\Gamma$  補正ゲイン

以下, 設計の概要を示す。理論的詳細に関しては, 文献[3][4]を参照にした。

#### 4.1.1 制御対象のモデリング・離散化

制御対象のモデリングは, 周波数応答法を用いる。具体的には, 運動方程式から伝達関数モデルを求め, そのパラメータをゲイン特性から推定するグレイボックスのシステム同定をした。

得られた制御対象の伝達関数モデルは, 状態空間モデルに変換し, さらに離散時間領域で設計す

るため、つぎのような離散時間状態方程式に等価変換する.

$$x[k+1] = A_d x[k] + B_d u[k] \quad (23)$$

$$y[k] = C_d x[k] \quad (24)$$

#### 4.1.2 状態フィードバックゲイン

状態フィードバックゲインの評価は、最適レギュレータで行った。ただし、評価関数は、制御系のサンプル点間の応答を考慮するため、連続時間評価関数を離散化したつぎのものを用いる[1][5].

$$J = \sum_{k=0}^{\infty} \{x[k]^T Q x[k] + 2x[k]^T S u[k] + u[k]^T R u[k]\} \quad (25)$$

#### 4.1.3 オブザーバー

制御対象の観測できない状態量を予測型同次元オブザーバーを用いて推定した。なお、オブザーバーゲインの設定は極配置法で行った。

#### 4.1.4 補正ゲインと予見項

補正ゲインは、

$$\Gamma = C_d [(A_d + B_d F) - I]^{-1} \quad (26)$$

で算出する。また予見項は、

$$H = \{C_d [I - (A_d + B_d F)]\}^{-1} \quad (27)$$

で算出する。

#### 4.1.5 積分ゲイン

積分ゲインは、最適レギュレータの離散時間評価関数を用いて設計した。離散時間評価関数の一般式は、

$$J = \sum_{k=0}^{\infty} \{x[k]^T Q x[k] + u[k]^T R u[k]\} \quad (28)$$

である。状態フィードバックゲインに用いた評価関数との違いは、 $S$ に関するクロス・タームがない点である。今回の設計法は、1型最適サーボ系のような拡大系を考えなくてよいため、状態フィードバックゲインとは独立して設計できる。

## 5. シミュレーション

今回の設計法の有効性をシミュレーションから確認する。

目標値(目標ターゲットの軌道)は、

$$r(t) = \alpha \sin(\omega t + \beta) + \gamma \quad (29)$$

とする。ただし、 $\alpha = 0.20$ ,  $\omega = 11.31$ ,  $\beta = 0.17$ ,  $\gamma = 0.10$ であり、これらの値は未知とする。

なお、制御系のサンプリング周期 $T_s$ は0.01[sec]で、目標値のサンプリング周期 $T_r$ は0.1[sec]に設定した。

### 5.1 目標値の適応予測

(29)式の $r(t)$ は、(1)式を3次とすると発生できる。そこで、(3),(4)式(サンプリング周期0.1[sec])の状態空間表現を、

$$\mathbf{x}_r[k+1] = \begin{bmatrix} 0 & 0 & -a_1 \\ 1 & 0 & -a_2 \\ 0 & 1 & -a_3 \end{bmatrix} \mathbf{x}_r[k] \quad (30)$$

$$r[k] = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{x}_r[k] \quad (31)$$

と表し、適応同定則を用いて未知パラメータ $a_1 = -1$ ,  $a_2 = 1.85$ ,  $a_3 = -1.85$ を推定する。 $L_0$ は、 $A_0 - L_0 C$ の極が0.003, 0.002, 0.001となるものを選び、(14)式の $\alpha$ は100とした。

$\hat{\theta}[k]$ と、それを用いて算出した $\omega$ の推移をFig.6に示す。 $\omega$ の値が真値に近づいていることを確認できる。

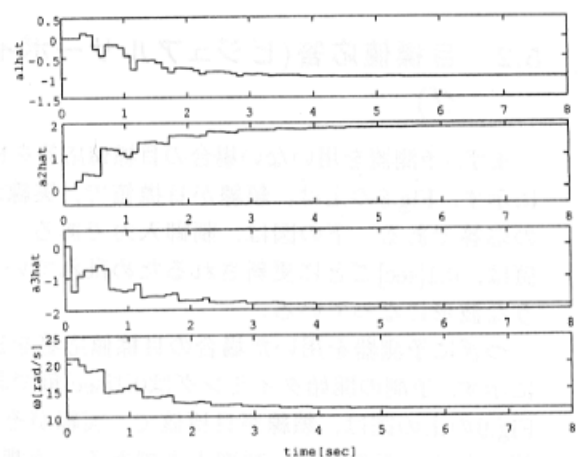


Fig. 6  $\hat{a}_1, \hat{a}_2, \hat{a}_3$ および $\omega$ の推定値

つぎにサンプリング周期0.1[sec]で目標値を測定するとし、周期0.01[sec]での未来の離散時間目標値の予測を行う。

周期 0.01[sec]の予測モデルである(17),(18)式は

$$\hat{\mathbf{x}}_r[k+1] = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & -2\cos(0.01\omega) - 1 \\ 0 & 1 & 2\cos(0.01\omega) + 1 \end{bmatrix} \hat{\mathbf{x}}_r[k]$$

$$\hat{r}[k] = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \hat{\mathbf{x}}_r[k]$$

となる。(20)式で現在の状態量 $\hat{\mathbf{x}}_r[k]$ を与えて、サンプリング周期0.01[sec]の目標値を $\hat{r}[k]$ として予測する。時刻5.0[sec]を現在として未来値を予測し、その予測結果をFig.7に示す。○印は未来の予測値 $\hat{r}[k], \hat{r}[k+1], \hat{r}[k+2], \dots$ で、鎖線は実際の目標値信号 $r(t)$ である。Fig.7を見ると、サンプリング周期0.01[sec]で離散時間目標値を良好に予測できている。

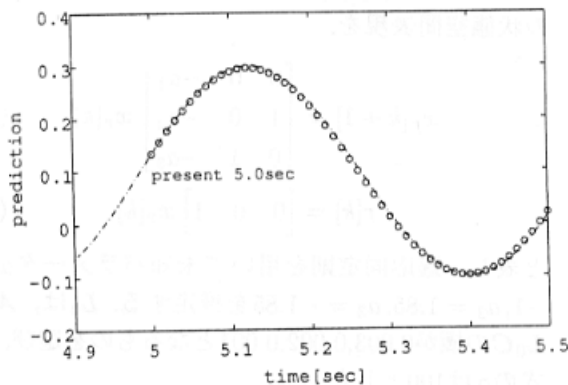


Fig. 7 目標値の適応予測(インターバル0.01[sec])

## 5.2 目標値応答(ビジュアルサーボイング)

まず、予測器を用いない場合の目標値応答をFig.8に示す。Fig.8の上は、鎖線が目標値で、実線がその応答である。下の図は、制御入力である。目標値は、0.1[sec]ごとに更新されるため乱れているような波形になっている。

つぎに予測器を用いた場合の目標値応答をFig.9に示す。予測の開始タイミングは0.1[sec]毎である。Fig.9の上の図は、鎖線が目標値で、実線がその応答である。下の図は、制御入力である。予測値に対して追従させるため、未知パラメータが収束するまでは意図しない応答だが、未知パラメータが収束してからは良好な応答をしている。

最後に、予測器を用いる場合と用いない場合の応答の比較をFig.10に示す。時間は、未知パラメータの推定値が収束しているときである。実線が予

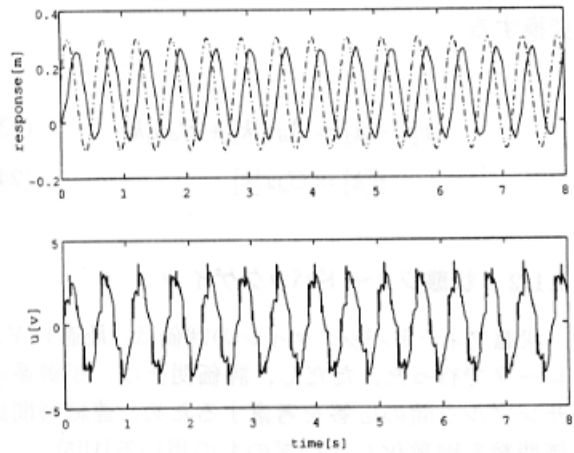


Fig. 8 正弦波応答(予測器なし)

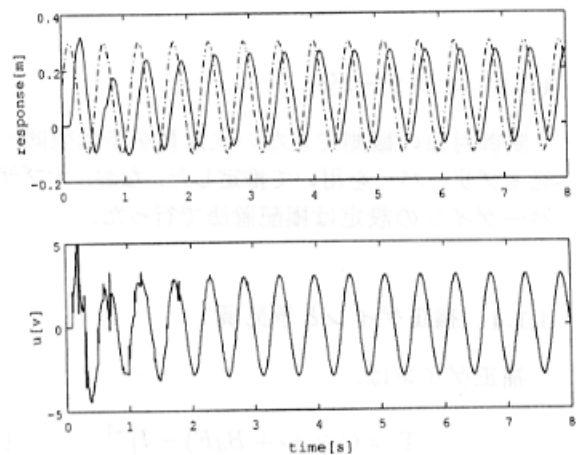


Fig. 9 正弦波応答(予測器あり)

測器を用いた場合で、点線が予測器を用いない場合である。鎖線は目標値である。予測器を用いると応答の位相が回復し、制御入力の波形が改善されている。

## 6. おわりに

本稿では、適応則を用いた予測器で離散時間目標値のサンプリング周期を変換し、その予測した目標値に対して追従することを考えた。適応則を用いるため、目標値のパラメータが未知でも予測が可能である。

予測器を用いると、用いない場合に比べて、目標値応答の位相が回復し、制御入力の波形が改善できる。しかし、未知パラメータの推定値が真値に漸近していないときの予測値は信頼できないた

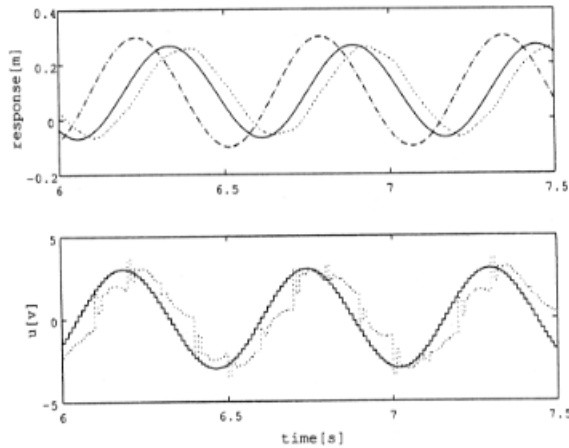


Fig. 10 正弦波応答(予測器有無で比較)

め、注意が必要である。よって実機に応用するときは、例えば、目標値の未知パラメータの推定値が収束しているときにだけ予測器を用いるように、Fig.11のような切り替えるアルゴリズムを追加するのもいいかもしれない。

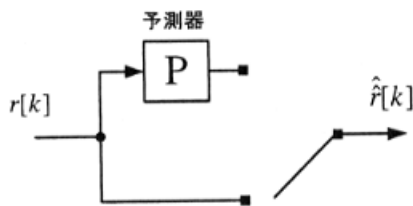


Fig. 11 予測器の切り換え

今後の課題は、

- 定常偏差の改善①: 予測モデルを一巡伝達関数に含めた補償器の設計法
- 定常偏差の改善②: 上記の補償器の安定性解析(補償器が可変になる)
- 目標値の適応予測: 実機への応用

である。

## 参考文献

- 1) 吉田, 村松, 渡部, 有我: 離散時間サーボ系における目標値の適応予測, 第33回制御理論シンポジウム(2004年11月10~12日)にて発表予定
- 2) 美多, 原, 近藤: 基礎デジタル制御, コロナ社, 1988

- 3) SICEセミナー「実践的な制御理論」テキスト; pp45-79, 期日: 2003年12月4日~5日, 会場: 東京大学工学部
- 4) 萩原, 一木, 金星, 福光, 荒木: デジタル型2自由度LQIサーボ系一設計法とその空気圧シリンダの位置決め制御への応用, システム制御情報学会論文誌, Vol.11, No.2, pp.51-60, 1998
- 5) 萩原: デジタル制御理論入門, コロナ社, 1999