マルチレートサンプリング学習サーボ方式の提案*

後 藤 誠**・上 田 英 司**

Proposal of Multirate Sampling Learning Servo System*

Makoto GOTO** and Eiji UEDA**

A new learning servo system with a multirate sampling learning compensator is proposed. It reduces memory size remarkably, compared with the conventional learning servo system, and is especially suitable for a commercial application. The developed learning compensator includes two samplers and a digital filter in the input part of it. The first sampler and the digital filter operate at short sampling intervals. The second sampler samples the output of the digital filter at long sampling intervals. The proposed multirate sampling learning servo system achieves excellent robustness to disturbances by using small memory size, and is verified by applying it to a speed and phase control system of a DC motor.

1. まえがき

近年, PID 制御系の限界を超える高性能な制御方法として, 所定の動作パターンを繰り返して試行することにより高精度な追従動作を行なう繰り返し制御系^{1)~4)}や学習制御系^{5), 6)}や反復制御系⁷⁾(以下, これらを総称して学習サーボ方式と呼ぶ)が提案され, 注目を集めている。学習サーボ方式では, メモリに蓄積・保存された時系列情報を逐次修正・学習しながら利用する新しい補償器(以下, これを学習補償器と呼ぶ)が使用されている。この学習補償器は, 特定の制御対象だけに限定されるものではなく, PID 補償器(比例・積分・微分補償器)と同様な応用範囲の広い補償器である。とくに, 学習補償器が周期関数の発生機構になっていることから, 内部モデル原理によって周期的な目標入力に高精度に追従したり, 周期的な外乱信号の影響を大幅に低減・除去することができる⁴⁾。そのため産業用ロボットの目標経路追従動作^{1), 5)~7)}や電源回路のリップル除去⁸⁾やモータの回転むらの除去⁹⁾などへの応用が検討されている。

また, 著者の一人は, 学習サーボ方式の外乱抑制特性

について検討し, 学習効果を確保しながらもその悪化の度合いを低減した多重周期学習補償器を提案した¹⁰⁾。

学習サーボ方式では, 時系列情報を蓄積・利用することにより高性能化をはかっているため, 多くのメモリを使用する。また, 多重周期学習補償器では, 多重度に比例してメモリ数が増加する。

そこで, 学習サーボ方式のメモリ数を削減する方法について検討し, 学習効果や外乱抑制特性をほとんど劣化させることなく, メモリ数を大幅に削減した新しい学習補償器(以下, これをマルチレートサンプリング学習補償器またはMRS学習補償器と呼ぶ)を開発した。今回このMRS学習補償器を使用したマルチレートサンプリング学習サーボ方式を提案する。

本論文では

- (1) 従来の学習サーボ方式の構成を説明し, その外乱抑制特性と学習メモリ数について考察する。
- (2) 新提案のマルチレートサンプリング学習サーボ方式の構成を説明し, その外乱抑制特性と安定性を解析し, 学習メモリ数の削減について考察する。
- (3) サンプリングの位置を変えた変形例を示す。
- (4) これらの学習サーボ方式をモータの速度・位相制御装置に応用し, 上記の解析結果を実験確認する。

2. 従来の学習サーボ方式

2.1 構成

Fig. 1 に多重周期学習を含んだ従来の学習補償器 (図

* 原稿受付 1990, 11, 24

** 松下電器産業(株) 映像研究所 Image Technology Research Lab., Matsushita Electric Industrial Co., LTD.; 1006, Kadoma, Kadoma-city, Osaka 571, JAPAN

Key Words: learning servo, iterative learning compensator, multirate sampling, robustness to disturbances, speed control.

示の破線部分)を用いた従来の学習サーボ方式の一般的な構成を示す。学習補償器を除いた構成を基本制御系と呼ぶ。ここでは、議論を簡単にするために、基本制御系は単位フィードバック系とし、制御対象の伝達関数 $A(s)$ は

$$|A(j\omega)| > 1 \quad (f < f_p) \quad (1)$$

とする。また、学習補償器は直結帰還路に並列に設けた。

Fig. 2 に学習補償器を実現するハードウェアの構成例を示す。A/D 変換器は、学習サンプリング時間 T ごとに偏差信号 e をサンプリングする。CPU は ROM プログラムにしたがって動作し、RAM メモリに保存されていた時系列学習値から学習出力値を作り、偏差信号値と学習出力値を加算した新しい学習値を RAM メモリに保存する。また、学習出力値を D/A 変換器に出力する。

Fig. 1 の従来の学習補償器の伝達関数 $W(z)$ は、

$$W(z) = \sum_{n=1}^N W_n \cdot z^{-nL} \quad (2)$$

である。ここに、

$$\sum_{n=1}^N W_n = 1 \quad (3)$$

$$z = \exp(sT) \quad (4)$$

$$L = L_i / T \quad (5)$$

であり、 N : 多重度 (正の整数)、 W_n : 正の係数 ($n = 1, \dots, N$)、 L_i : 基本学習時間長である。また、 $F(z)$ は学習の安定化フィルタ (ローパスフィルタ) であり、 $H(s)$ は D/A 変換器によるホールド要素

$$H(s) = (1 - z^{-1}) / (sT) \quad (6)$$

である (サンプリングとホールドの動作をまとめた伝達関数)。Fig. 3 にホールド要素 $H(s)$ の周波数特性を示す (横軸を T により正規化)。利得 $|H(s)|$ は高周波領域まで平坦であるが、位相 $\angle H(s)$ が遅れていることがわかる。

なお、Fig. 1 の各信号は目標入力信号 r 、出力信号 y 、偏差信号 e 、制御信号 c 、制御対象入力信号 x 、外乱信号 d 、学習入力信号 i 、時系列学習信号 m 、学習出力信号 g 、補償器出力信号 h であり、外乱信号 d は制御対象 $A(s)$ に加わる各種の外乱を入力側に換算したものである。

2.2 外乱抑制特性と学習効果

〔定義〕 外乱信号 d から出力信号 y への伝達関数の絶対値を外乱抑制特性と定義する。

これより、外乱抑制特性が小さい程、出力信号 y が外乱信号 d の影響を受けない高性能な制御系といえる。従来の学習サーボ方式の外乱抑制特性は、近似的に、

$$B_c(s) \approx B(s) \cdot C_c(z) \quad (f < f_p) \quad (7)$$

$$B(s) = \frac{A(s)}{1 + A(s)} \quad (8)$$

$$C_c(z) = 1 - F \cdot W \quad (9)$$

Fig. 1 Conventional learning servo system with a conventional learning compensator

Fig. 2 Hardware of a learning compensator

Fig. 3 Frequency characteristics of $H(s)$

となる (付録1 参照). ここで

$B(s)$: 学習補償器のない場合の外乱抑制特性

$C_c(z)$: 学習補償器の影響項

である.

学習周波数群を

$$f_k = k/L_t \quad (k=0, 1, \dots) \quad (10)$$

とおくとき, (2)~(5) 式より

$$W(z) = 1 \quad (f=f_k) \quad (11)$$

である. 安定化フィルタ $F(z)$ はローパスフィルタであり,

$$F(z) \approx 1 \quad (f < f_p) \quad (12)$$

にしている. したがって, (7), (9), (11), (12) 式より

$$B_c(s) \approx 0 \quad (f=f_k) \quad (13)$$

となる (付録2 参照). これより, 学習サーボ方式では, 「学習周波数 f_k の外乱信号 d が入力されても出力信号 y に影響しない」というすぐれた効果 (学習効果) が得られる.

2.3 学習メモリ数

従来の学習サーボ方式では, 伝達関数 $W(z)$ の最大遅延時間が NL 個の学習サンプリング時間分に相当することから, 時系列学習値を保存するために必要な学習メモリ数 M_c は,

$$\begin{aligned} M_c &= N \cdot L \\ &= N \cdot L_t / T \end{aligned} \quad (14)$$

となる.

学習サーボ方式の応用展開をはかるときに, 学習メモリ数を少なくすることは非常に重要である. 学習メモリ数が十分少なければ, たとえば, Fig. 2 の CPU, ROM, RAM, A/D, D/A を集積回路化した 1 チップマイクロプロセッサにより学習補償器を実現することも可能になり, 各種の民生機器も含めて応用範囲が格段に広がる.

学習メモリ数を少なくするには, (14) 式より

- L_t を小さくする.
- N を小さくする.
- T を大きくする.

の三つの方法がある. 基本学習時間長 L_t は学習周波数 f_k に関係し, 多重度 N は外乱抑制特性の悪化の許容値に関係し, これらは応用システムによって決定される. したがって, 学習メモリ数 M_c を減少させるためには, 学習サンプリング時間 T を大きくするしか方法がない.

しかしながら, 多くの制御系において, T を大きくすると低周波領域の偏差信号 e の変動が大きくなり, サー

ボ性能の劣化を生じる. この原因は, 外乱信号 d や目標入力信号 r に含まれる高周波成分が学習サンプリングによって低域に折り返され, 制御系に悪影響を生じたものであることがわかった. また, T を大きくするとホールド要素 $H(s)$ の位相遅れが大きくなり, 制御系の安定度は悪化する.

従来の学習サーボ方式では, 折り返し歪の影響を避け難く, 学習サンプリング時間 T を大きくできないために, 学習メモリ数を十分に少なくすることができなかった.

3. 新提案の学習サーボ方式

3.1 構成

Fig. 4 に新開発の MRS 学習補償器 (図示の破線部分) を用いたマルチレートサンプリング学習サーボ方式の一般的な構成を示す. MRS 学習補償器は, 入力側に短いサンプリング時間 T_a のサンプラーとローパス形の入力フィルタ $V(z_a)$ を設け, その後に学習サンプリング時間 T の再サンプリングを行なう. 各サンプリング時間の関係は,

$$T = Q \cdot T_a \quad (15)$$

$$z = z_a^Q \quad (16)$$

である. ここに, Q : レート値 (2 以上の適当な整数) である. また, 学習補償器の出力側に, T_a の時間間隔で位相進みを行なわせる合成要素 $D(z_a)$ を設けている.

3.2 外乱抑制特性と学習効果の確認

マルチレートサンプリング学習サーボ方式の外乱抑制特性は, 近似的に次のようになる (後述の (29) 式が成立している場合).

$$B_g(s) \approx B(s) \cdot C_g(z_a) \quad (f < f_p) \quad (17)$$

$$C_g(z_a) = 1 - F \cdot W \quad (18)$$

Fig. 4 Proposed learning servo system with a developed MRS learning compensator

ここに,

$C_g(z_a)$: MRS 学習補償器の影響項

である。(18) 式が (9) 式と一致していることから, マルチレートサンプリング学習サーボ方式においても, 前述の学習効果が得られている。

3.3 安定性の考察

制御対象 $A(s)$ は連続系, MRS 学習補償器は離散系であることから, マルチレートサンプリング学習サーボ方式は連続系と離散系が混在した制御系になっている。このような制御系の厳密な安定条件を求めることは非常に難しい。ここでは, 近似的に離散系の伝達関数をそのまま連続系の伝達関数 (s 領域の関数) として扱えるものと仮定し, 従来から連続系で広く利用されている安定判別の考え方を適用して, 実際の設計に向けた簡単な安定化の条件を求め, マルチレートサンプリング学習サーボ方式の設計指針を得る (参考文献 10) の 4.1 参照)。

Fig. 4 のループ伝達関数は,

$$T(s) = A \cdot \left(1 + \frac{V \cdot F \cdot W \cdot D \cdot H}{1 - F \cdot W} \right) \quad (19)$$

となる。したがって, 学習サーボ方式の極は, 次式の根と一致する。

$$1 + T(s) = 0 \quad (20)$$

(20) 式に (19) 式を代入して式変形すると, 制御系の極が次の 2 式の根に一致することがわかる。

$$1 + A(s) = 0 \quad (21)$$

$$1 - F \cdot W \cdot E = 0 \quad (22)$$

ここに,

$$E(s) = \frac{1 + A \cdot (1 - V \cdot D \cdot H)}{1 + A} \quad (23)$$

である。(21) 式の根は基本制御系の極である。これより, 次の 2 条件が成立すれば, マルチレートサンプリング学習サーボ方式を安定化できると考えられる。

〔条件 1〕基本制御系が安定である。すなわち, $A(s)$ が不安定極 (実部の非負の極) をもたない。

〔条件 2〕次の不等式が成立する。

$$\sup_{\omega} |F \cdot W \cdot E| < 1 \quad (24)$$

すなわち, (22) 式は不安定極を根にもたない。

さて, (2) ~ (4) 式より次式が成立する。

$$|W(z)| \leq 1 \quad (\text{at any } \omega) \quad (25)$$

(23), (24), (25) 式より, 条件 2 は次のように変形できる。

〔条件 2'〕次の不等式が成立する。

$$|F| \cdot |1 + A \cdot (1 - V \cdot D \cdot H)| < |1 + A| \quad (\text{at any } \omega) \quad (26)$$

以上の議論から, 条件 1 と条件 2 (条件 2') を満たすように基本制御系および MRS 学習補償器を設計するならば, マルチレートサンプリング学習サーボ方式を安定に動作させることができると考えられる。

3.4 安定化フィルタの必要条件¹⁰⁾

低周波領域において学習効果を確保するために

$$|F(z)| \approx 1 \quad (27)$$

にし, 高周波領域において条件 2' を満たすために

$$|F(z)| < 1 \quad (28)$$

にする必要がある。

3.5 入力フィルタと合成要素とホールド要素の関係

(26), (28) 式より, 低周波領域において

$$V \cdot D \cdot H \approx 1 \quad (f < f_p) \quad (29)$$

にするならば, 条件 2' を簡単に満たすことができる。

(29) 式は絶対値と位相の二つの関係式に分離できる。

$$|V| \cdot |D| \cdot |H| \approx 1 \quad (f < f_p) \quad (30)$$

$$\angle V + \angle D + \angle H \approx 0 \quad (f < f_p) \quad (31)$$

まず, 絶対値の関係式 (30) について考える。通常, 学習サンプリング周波数 ($1/T$) は十分高くとられるので,

$$1/T \gg f_p \quad (32)$$

$$|H| \approx 1 \quad (f < f_p) \quad (33)$$

である。したがって,

$$|V| \cdot |D| \approx 1 \quad (f < f_p) \quad (34)$$

となる。

次に, 位相の関係式 (31) について考える。条件 2' が $|1 + A \cdot (1 - V \cdot D \cdot H)|$ と $|1 + A|$ の比較になっていることから, $V \cdot D \cdot H$ の位相は安定性に強く関係している。MRS 学習補償器では, 入力フィルタ $V(z_a)$ をディジタルフィルタにより構成しているので, 線形位相遅れの FIR 形ローパスフィルタを採用することができる。たとえば, $(2V+1)$ 次の FIR フィルタにより

$$V(z_a) = \sum_{m=0}^{2v} V_m \cdot z_a^{-m} \quad (35)$$

とし, 係数 V_m を

$$V_m = V_{2v-m} \quad (m=0, \dots, v) \quad (36)$$

とすれば, 位相遅れは次のようになる。

$$\angle V = -v\omega T_a \quad (37)$$

また、ホールド要素 $H(s)$ の位相遅れは線形であり、

$$\angle H = -\omega T/2 \quad (38)$$

である。したがって、合成要素 $D(z_a)$ を

$$\angle D = -(\angle V + \angle H) = (v + Q/2)\omega T_a \quad (39)$$

にするならば、(31) 式を簡単に満たすことができる。

MRS 学習補償器では、学習出力信号 g をあらかじめ先行して計算しておき、 T_a 時間ごとの適当なタイミングに補償器出力信号 h として出力できるので、(39) 式を満たす合成要素 $D(z_a)$ を簡単に実現できる。なお、Fig. 1 の従来の学習補償器では、ホールド要素 $H(s)$ の位相遅れの適切な補償が難しいことを指摘しておく。

3.6 最適な入力フィルタと合成要素

最適な入力フィルタ $V(z_a)$ の条件は、次のようになる。

(V1) 学習の折り返し歪の原因となる $1/2T$ 以上の周波数では、大きな減衰特性にする（ローパスフィルタ）。

(V2) 低周波領域において、できるだけ高い周波数まで $|V(z_a)|$ を平坦にする ((39) 式)。

(V3) 線形位相遅れにする。

FIR フィルタにより入力フィルタ $V(z_a)$ を構成するならば、上記の条件を簡単に満たすことができる。Fig. 5 に 17 次の FIR フィルタによる $V(z_a)$ の周波数特性例を示す（横軸を T_a により正規化）。 $1/10T_a$ 以上の周波数領域において -40 (dB) 程度の減衰特性が得られている。

また、最適な合成要素 $D(z_a)$ の条件は、次のようになる。

(D1) $V(z_a)$ や $H(s)$ の位相遅れを補償するように、適切な位相進みを行なう ((31) 式)。

(D2) 低周波領域での $|D(z_a)|$ を平坦にする ((30) 式)。先行した学習出力信号 g を補償器出力信号 h として早めに出力することにより、上記の条件を満たした合成要素 $D(z_a)$ を簡単に実現できる。

3.7 学習メモリ数の削減

マルチレートサンプリング学習サーボ方式では、学習サンプリングによる折り返し歪の影響を十分に低減できるため、学習サンプリング時間 T を大きくできる。その結果、従来の学習サーボ方式に比較して学習メモリ数を大幅に削減できる。たとえば、従来の学習補償器の T と MRS 学習補償器の T_a が等しいものとすれば、その学習メモリ数 M_i は従来の学習メモリ数 M_c の Q 分の 1 に減少する。すなわち、

$$M_i = M_c / Q \quad (40)$$

になる。

3.8 処理手順の改善

MRS 学習補償器では、従来の学習補償器に比較して、入力フィルタ $V(z_a)$ や合成要素 $D(z_a)$ の計算が増えている。そのため CPU の計算時間が足らなくなる恐れがある。そこで、マルチレートサンプリングの特徴を活かして、必要な計算処理を分割し、 T_a 時間内の処理量を少なくするように改善した。Fig. 6 にフローチャートを示す。

(F1) T_a のタイミングを検出する。

(F2) 偏差信号 e をサンプリング入力し、補償器出力信号 h を D/A 変換器に出力する。

(F3) Q を法として、変数 I をカウントアップする。

(F4) I が所定値 I_0 のときに、準備しておいた学習出力信号 g を新しい補償器出力信号 h にする ($D(z_a)$ の処理)。

Fig. 5 Frequency characteristics of $V(Z_a)$

Fig. 6 Flowchart of the MRS learning compensator

- (F5) 所定の個数の偏差信号 e を時系列順に保存する。
 (F6) I の値に応じて次の各処理を行ない、F1に復帰する。
 a) F5の時系列信号を用いて、 $V(z_a)$ の計算をする。
 b) 学習出力信号 g と学習入力信号 i を合成した時系列学習信号 m および $W(z)$ の計算をする。
 c) $F(z)$ の計算をする。
 d) 先行する複数個の学習出力信号 g を準備する。

なお、F6のa)～d)の処理は、Fig.4の各伝達関数を実現できるならば、適当に入れ換えたり、さらに細分化することができる。また、この処理手順の改善により、サンプリング時間 T_a 内の処理を大幅に減少できるので、処理能力の低い低速のCPUを用いてMRS学習補償器を構成することも可能になる。

4. 提案方式の変形例

4.1 構成

Fig.7にマルチレートサンプリング学習サーボ方式の変形例を示す。短いサンプリング時間 T_a のサンプラーが出力信号 y をサンプリングするようにし、偏差信号 e と補償器出力信号 h を加算した後にD/A変換器によるホールド要素 $H_d(s)$ を通るようにしている。その伝達関数は、

$$H_d(s) = (1 - z_a^{-1}) / (sT_a) \quad (41)$$

である。また、変形したMRS学習補償器(図示の破線部分)の出力側のホールド要素 $H_d(z_a)$ はデジタル的なホールドを行ない、その伝達関数は、

$$H_d(z_a) = \frac{1}{Q} \cdot \left(\sum_{m=0}^{Q-1} z_a^{-m} \right) \quad (42)$$

である。その他の構成については、Fig.4と同様である。なお、実際の応用では、このような構成になることが多いことを指摘しておく(後述の速度・位相制御装置)。

4.2 外乱抑制特性と学習効果の確認

変形例の外乱抑制特性は、近似的に次のようになる(3.2と同様)。

$$B'_g(s) \cong B'(s) \cdot C'_g(z_a) \quad (f < f_p) \quad (43)$$

$$B'(s) = \frac{A}{1 + A \cdot H_a} \quad (44)$$

$$C'_g(z_a) = 1 - F \cdot W \quad (45)$$

ここで

$B'(s)$: 学習補償器のない場合の外乱抑制特性

$C'_g(z_a)$: 変形したMRS学習補償器の影響項

である。(45)式が(9)式と一致していることから、マルチレートサンプリング学習サーボ方式の変形例におい

ても前述の学習効果が得られている。

4.3 安定性の考察

3.3議論と同様にして、次の条件1bと条件2b(条件2b)を満たすように設計するならば、Fig.7の変形例を安定に動作させることができると考えられる。

[条件1b] 変形した基本制御系が安定である。すなわち、

$$1 + A \cdot H_a = 0 \quad (46)$$

の根が不安定極でない。

[条件2b] 次の不等式が成立する。

$$\sup_{\omega} |F \cdot W \cdot E_b| < 1 \quad (47)$$

ここに、

$$E_b = \frac{1 + A \cdot H_a \cdot (1 - V \cdot D \cdot H_d)}{1 + A \cdot H_a} \quad (48)$$

である。

条件2bは次のように変形できる。

[条件2b] 次の不等式が成立する。

$$|F| \cdot |1 + A \cdot H_a \cdot (1 - V \cdot D \cdot H_d)| < |1 + A \cdot H_a| \quad (\text{at any } \omega) \quad (49)$$

これらの条件により、安定化フィルタ $F(z)$ 、入力フィルタ $V(z_a)$ 、合成要素 $D(z_a)$ には、3.4～3.6と同様な関係式が得られる [$H(s)$ を $H_d(z_a)$ に置換]。

5. 速度・位相制御装置への応用

5.1 実験装置の構成

Fig.8に実験装置の構成を示す。16ビットマイクロプロセッサとインターフェイス回路を使用して検出器や学習補償器を構成し、従来の学習補償器やMRS学習補償

Fig.7 Another proposed learning servo system with a modified MRS learning compensator

器を簡単に変更・実験できるようにした。

つぎに、その動作について簡単に説明する。直流モータに周波数発生機 (FG) を取り付け、モータの回転速度に比例した周波数の FG 信号を得る。速度検出器は FG 信号の周期に比例した速度デジタル値に変換する。位相検出器は FG 信号を使用して等価的な回転位相信号を作りだし、その回転位相信号と基準周波数信号を位相比較し、両者の位相差に応じた位相差デジタル値を得る。マイクロプロセッサは、速度デジタル値と位相差デジタル値を FG 信号の到来ごとに入力し、両者を合成した合成誤差値 (偏差信号) を演算する。ソフトウェアによって構成された学習補償器の動作にしたがって、合成誤差値を学習演算し、学習結果を時系列信号としてメモリに格納保存する。合成誤差値と補償器出力値を加算合成し、その合成出力を D/A 変換器に出力して制御信号を得る。駆動器は制御信号に比例した電流を供給し、直流モータを回転駆動する。

5.2 外乱抑制特性の測定方法

モータの速度・位相制御装置における外乱抑制特性は、外乱トルクに対する速度変動の比である。実際の測定では、発振器を使って単一周波数 f の電流外乱を混入させ、等価的に外乱トルクを発生させる。このときの速度変動 (周波数 f) を検出し、次式により外乱抑制特性を計算する。

$$\text{外乱抑制特性} = \frac{\text{速度変動値}}{\text{外乱トルク換算値}} \quad (50)$$

5.3 測定結果

5.3.1 実験条件

モータの慣性モーメントは $J = 10^{-5} (\text{kgm}^2)$ 、FG 信号によるサンプリング時間は $T_d = 0.93 (\text{msec})$ 、モータの 1 回転当たり 714 回の検出を行なう。

(1) 従来の学習補償器

各種の定数設定は、 $T = T_d$ 、 $L_t = 714T (L = 714)$ 、 $N = 2$ 、 $W_1 = 0.5$ 、 $W_2 = 0.5$ 、 $M_c = 1428$ (学習メモリ数) にした。また、安定化フィルタ $F(z)$ は 7 次の FIR フィルタを使用した。なお、学習出力は位相進み要素を通して出力するようにした。

(2) MRS 学習補償器

各種の定数設定は、 $T_a = T_d$ 、 $T = 7T_a (Q = 7)$ 、 $L_t = 102T (L = 102)$ 、 $N = 2$ 、 $W_1 = 0.5$ 、 $W_2 = 0.5$ 、 $M_t = 204$ (学習メモリ数) にした。また、安定化フィルタ $F(z)$ は 5 次の FIR フィルタ、入力フィルタ $V(z_a)$ は 17 次の FIR フィルタ (Fig.5 参照)、合成要素 $D(z_a)$ は適当な位相進み要素を使用した。なお、学習メモリ数 M_t は従来のメモリ数 M_c の 7 分の 1 に削減されている。

5.3.2 外乱抑制特性の実測

Fig.9 (a) に従来の学習補償器を用いた場合の外乱抑制特性 (実測) を示し、Fig.9 (b) に MRS 学習補償器を用いた場合の外乱抑制特性 (実測) を示す (測定は 0.15Hz 刻み)。両者を比較すると、MRS 学習補償器の学習メモリ数が 7 分の 1 に削減されているにもかかわらず、外乱抑制特性はほとんど同じである。とくに、応用上重要な低周波領域では全く同じといえる。

5.3.3 学習効果と折り返し歪の確認

Fig.10 に速度変動のスペクトル分析を示す。Fig.10 (a) は学習補償器のない場合、Fig.10 (b) は MRS 学習補償器を用いた場合である。MRS 学習補償器の学習効果により 10~20dB の改善がはかられ、速度変動に非常に小さい良好な制御性能を得た。

Fig.8 Speed and phase control system of a DC motor

Fig.9 Robustness to disturbances (experimental results)

Fig. 10 Speed fluctuation (experimental results)

Fig. 11 に従来の学習補償器において学習サンプリング時間を7倍にした場合の速度変動のスペクトル分析を示す。折り返し歪の影響により低周波領域に非常に大きな速度変動成分が生じ、学習補償器のない場合 (Fig. 10 (a)) よりも速度変動が悪化している。また、学習サンプリング周波数近傍に外乱トルクを加え、低周波領域に折り返えされた周波数成分が生じることを確認した。

5.4 外乱抑制特性シミュレーション

離散系の伝達関数を s 領域の関数として扱って (3.3, 4.3 参照), 学習サーボ方式の外乱抑制特性のシミュレーションを行なった。Fig. 12 (a) に従来の学習補償器を用いた場合の外乱抑制特性を示し, Fig. 12 (b) に MRS 学習補償器を用いた場合の外乱抑制特性を示す。Fig. 12 (a), (b) のシミュレーション結果は, Fig. 9 (a), (b) の実測結果と極めてよく一致している。

これより, 離散系の伝達関数を近似的に s 領域の関数として取り扱う方法は, 離散系と連続系が混在する制御系の実践的な設計手法として有効であると考えられる。

6. むすび

本論文では, 学習補償器を用いた学習サーボ方式のメモリ数の削減について検討した。その結果, 従来の学習補償器において学習サンプリング時間を大きくする方法では, 折り返し歪の影響が生じ, 制御性能の大幅な劣化を生じることがわかった。そこで, このような点を改良

Fig. 11 Speed fluctuation by using the conventional learning compensator with a long sampling period T (experimental result)

Fig. 12 Robustness to disturbances (simulation results)

するために, 学習効果や外乱抑制特性をほとんど劣化させることなく, 学習メモリ数を大幅に削減したマルチレートサンプリング学習補償器 (MRS 学習補償器) を開発し, この MRS 学習補償器を用いたマルチレートサンプリング学習サーボ方式を提案した。マルチレートサンプリング学習サーボ方式とその変形例の構成について説明し, それらの安定性と各種フィルタの最適条件を考察した。また, マルチレートサンプリングの特徴を活かして処理手順の改善を施し, 各サンプリング時間当たりの処理量を大幅に低減した新しい処理手順を示した。さらに, これらの学習補償器をモータの速度・位相制御装置に応用し, その有効性を実験確認した。

MRS 学習補償器は, 学習メモリ数が少なく, 各サンプリング時間内における処理量も少なくできることから, 簡単なハードウェアによって実現できる。たとえば,

CPU, ROM, RAM, インターフェイス回路を集積回路化した1チップサーボプロセッサによって, MRS 学習補償器を構成することも可能である。したがって, 低コストに高性能な制御性能が得られることから, 各種の機器に広く応用されていくことが期待できる。なお, 新提案のマルチレートサンプリング学習サーボ方式を民生用・業務用 VTR やビデオムービー (カメラ一体型 VTR) のキャプスタン制御に応用し, VTR の高性能化・高機能化やムービーの小型軽量化をはかっている。

参 考 文 献

- 1) 内山：試行による人工の手の高速運動パターンの形成；計測自動制御学会論文集, Vol. 14, No. 6, pp. 706~712 (1978)
- 2) 井上, 中野ほか：陽子シンクロトロン電磁石電源の繰り返し運転における高精度制御；電気学会論文誌, Vol. C-100, No. 7, pp. 234~240 (1980)
- 3) 井上, 中野ほか：プレイバックサーボ系の高精度制御；電気学会論文誌, Vol. C-101, No. 4, pp. 89~96 (1981)
- 4) 中野, 原：繰り返し制御系の理論と応用；システムと制御, Vol. 30, No. 1, pp. 34~41 (1986)
- 5) 川村, 宮崎, 有本ほか：二足歩行ロボットの学習制御；第12回制御理論シンポジウム資料, pp. 107~110 (1983)
- 6) 川村, 宮崎, 有本：学習制御方式のシステム論的考察；計測自動制御学会論文集, Vol. 21, No. 5, pp. 445~450 (1985)
- 7) 美多, 加藤, 青木：反復制御とロボットアームの軌道制御への応用；計測自動制御学会論文集, Vol. 21, No. 11, pp. 1223~1230 (1985)
- 8) 向田, 松島, 美多：内部モデル原理による電源回路のリップル除去制御；信学会技法, PE81-29 (1982)
- 9) 小林, 原, 田中, 中野：繰り返し制御を応用したモータの回転むら低減法；電気学会論文誌, Vol. D-107, No. 1, pp. 29~34 (1987)
- 10) 後藤, 松林, 宮崎, 川村, 有本：繰り返し形学習補償器を用いた制御系の外乱抑制特性の考察と多重周期学習補償器の提案；システムと制御, Vol. 31, No. 5, pp. 367~374 (1987)

付 録

【付録1】(7)~(9) 式の導出

Fig. 1 のループ伝達関数は

$$T(s) = A \cdot \left(1 + \frac{F \cdot W \cdot H}{1 - F \cdot W} \right) \quad (A1)$$

となる。外乱抑制特性は, 次のように計算される。

$$\begin{aligned} B_c &= \frac{y}{d} = \frac{A}{1+T} \\ &= \frac{A}{1+A \cdot \left(1 + \frac{FWH}{1-FW} \right)} \\ &= B \cdot C_c \cdot G_c \end{aligned} \quad (A2)$$

ここに,

$$B = \frac{A}{1+A} \quad (A3) \text{ [(8) 式]}$$

$$C_c = 1 - FW \quad (A4) \text{ [(9) 式]}$$

$$G_c = \frac{1}{1 - \frac{FW \cdot [1+A \cdot (1-H)]}{1+A}} \quad (A5)$$

である。

低周波領域 ($f < f_p$) において, 下記の関係が成立する。

(1) ($f < f_p$) において

$$|A| \gg 1 \quad (A6)$$

である。

(2) 通常, 学習サンプリング周波数 ($1/T$) は

$$1/T \gg f_p \quad (A7)$$

であるから,

$$H \approx 1 \quad (f < f_p) \quad (A8)$$

である。

(3) 安定化フィルタ $F(z)$ および学習伝達関数 $W(z)$ は

$$|FW| \leq 1 \ll |1+A| \quad (A9)$$

である。

(A6)~(A9) 式を (A5) 式に代入すると,

$$G_c \approx 1 \quad (f < f_p) \quad (A10)$$

となる。したがって, (A10) 式を (A2) 式に代入すると,

$$B_c \approx B \cdot C_c \quad (f < f_p) \quad (A11) \text{ [(7) 式]}$$

を得る。

【付録2】(11), (13) 式の導出

f_k を (10) 式とすれば,

$$\begin{aligned} z^{-nL} &= \exp(-nLj2\pi f_k T) \\ &= \exp(-j2\pi nk) \\ &= 1 \end{aligned} \quad (A12)$$

となる。(A12), (3) 式の関係を考慮して, 周波数 f_k における $W(z)$ を計算すると

$$\begin{aligned} W(z) &= \sum_{n=1}^N W_n \\ &= 1 \quad (f = f_k) \end{aligned} \quad (A13) \text{ [(11) 式]}$$

となる。

安定化フィルタ $F(z)$ は (12) 式の関係にある。

(12), (A13) 式を (9) に代入すれば,

$$\begin{aligned} C_c(z) &\approx 1 - FW \\ &\approx 0 \quad (f = f_k) \end{aligned} \quad (A14)$$

となり, (A14) 式を (7) 式に代入すれば,

$B_c(s) \approx 0 \quad (f=f_k) \quad (A15) \text{ [(13) 式]} \quad (C4) \text{ アナログフィルタでは実際的には Fig. 7 の制御系を構成できない.}$
 を得る.

【付録 3】アナログフィルタとの比較

マルチレート化したデジタルフィルタ $V(z_a)$ の代わりに、ローパス形のアナログフィルタに置き換えることが考えられる。しかしながら、アナログフィルタを使用する場合には、下記の欠点があり、好ましい特性を得ることが困難である。

- (C1) 急峻なアナログローパスフィルタを導入しにくいので、低域からフィルタによる減衰を行なわせる必要があり、学習効果の得られる帯域（学習帯域）が狭くなる。
- (C2) アナログフィルタの位相遅れは非線形であり、その位相遅れの補償が難しい。その結果、高域での外乱抑制特性にピークが生じ易く、学習帯域を広くし難い。
- (C3) 学習サンプリング時間ごとの位相進み補償しかできないので、上記 (C2) の欠点が発生し易い（設計条件によっては、制御系の安定化が困難になる）。