

## 불확실한 시스템의 학습제어 및 플레이 백 서보시스템에의 응용

### A Learning Control Method for a Class of Uncertain Systems and Its Application to Play-Back Servo Systems

金光培\* · 吳尙錄\*\* · 安鉉植\*\*\* · 崔翼\*\* · 高明三§  
(Kwang-Bae Kim · Sang-Rok Oh · Hyun-Sik Ahn · Ick Choy · Myoung-Sam Ko)

#### 요 약

본 논문에서는 불확실성이 존재하는 시스템의 효과적인 제어를 위하여 새로운 형태의 반복 학습 제어 방법을 제안하였다. 제시된 방법은 “모델 연산제어”的 개념을 시간을 고정시키고 반복 시퀀스에 대해 적용함으로써 다음 시행시의 입력을 과거 시행시 기억된 데이터를 이용하여 스스로 생성해내도록 하였다. 제안한 방법의 유효성을 보이기 위해 학습제어 알고리즘을 영구자석식 동기기를 사용한 플레이 백 시스템에 적용하여 컴퓨터 시뮬레이션을 행한 결과 주기적인 외부 부하 특성을 갖는 경우에도 좋은 성능을 얻을 수 있었다.

**Abstract-** As a means of controlling a plant whose dynamics is not fully known, an iterative learning control method is proposed in this paper. The proposed method employs the structure of the “model algorithmic control” in constituting the iterative sequence with the time frozen, and the next control sequence is synthesized by utilizing the memorized past control functions. We will show that especially in the case of linear periodic time varying system with periodic disturbances, the proposed learning method is convergent under a rather weak condition. To show the validities of the proposed method, the algorithm is applied to play-back servo system using permanent magnet synchronous motor drive system, and via simulation, it is demonstrated that the method yields a good performance even in the presence of the external load disturbances.

\*正會員: KIST 制御시스템 研究室 室長

\*\*正會員: KIST 制御시스템 研究室 先任研究員·  
工博

\*\*\*正會員: KIST 制御시스템 研究室 研究員  
§正會員: 서울大 工大 制御計測工学科 教授·  
工博

接受日字: 1990年 1月 15日

1次修正: 1990年 5月 11日

#### 1. 서 론

제어시스템을 설계하기 위해서는 우선 제어하려는 시스템의 수학적 모델링이 선행되어야 하는데, 만일 제어 대상에 대한 모델링이 정확하다면 이를 위한 제어 시스템의 설계는 이미 잘 알려진 방법

을 이용하여 쉽게 설계할 수 있다. 그러나 실제로는 측정 불가능하거나 생략된 매개 변수들, 또는 외란이나 잡음등으로 인하여 제어 대상에 대한 완벽한 모델링은 불가능하며 어떤 형태로든 불확실성(uncertainty)이 존재하게 된다. 이러한 불확실성이 포함된 시스템을 제어하는 방법중의 하나로서 학습제어 방법이 제시되었다.

학습제어 방법은 크게 나누어 [1] (1) 단일 시행 학습 제어 시스템(one-trial learning control system)과 (2) 반복 학습 제어 시스템(iterative learning control system)으로 나눌 수 있다. 기존의 적응 제어 시스템은 전자의 대표적인 예로 볼 수 있는데 이러한 경우 학습의 목표는 기준치에 도달하도록 하는 조절(regulation) 목표가 대부분이다. 그러나 이와 같은 적응 제어 시스템의 목표는 한번의 시행으로 달성되어야 하므로 이를, 예를 들어 미지의 다이내믹스를 갖는 로보트 머니플레이터의 제어에 이용할 경우 한점에서 다른점으로 머니플레이터를 움직이는 위치 제어에는 적용할 수 있으나, 동작 구간 전구간내에서 주어진 오차 한계를 만족하면서 원하는 궤적을 추적하는 경로 제어에는 사용할 수 없다. 왜냐하면 기존의 적응 제어 시스템은 점근 수렴성만을 보장하므로 초기 상태나 중간의 동작은 제어할 수 없기 때문이다. 더구나 만일 시스템이 시간에 대해 빠른 시정수를 갖고 변화하거나 시스템 모델링의 불확실성의 정도가 상대적으로 상당히 크다면 이와 같은 기존의 적응 제어 방법으로는 원하는 제어 목적을 달성할 수 없게 된다.

이러한 문제를 풀기위한 한 방법이 반복 학습 제어 방법으로서, 같은 작업의 반복을 통해 얻어진 데이터를 이용하여 제어 목적을 달성할 수 있는 제어 입력을 스스로 생성해 내는 형태를 갖는다. 이러한 반복 학습 제어 방법은 형태상으로 보아 응용에 있어서 약간의 제한을 있으나 특정한 공간에서 반복 작업을 수행하고 있는 산업용 로보트나, 어떤 정지 상태에서 시작하여 일정한 패턴의 운전을 한 후 최초의 정지 상태로 복귀하는 동작을 반복하도록 하는 기준 입력이 가해지는 소위 “Play-Back서보시스템”을 이용한 공작 기계등에 대해서는 효과적으로 응용할 수 있다.

Uchiyama[2]에 의해 처음으로 제시된 학습 제어의 개념은 그뒤 Arimoto[3]등에 의해 좀더 세련된 이론으로 발전하였는 바 이들의 소위 “Betterment Process”는 출력오차의 미분값에 적당한 이득을 곱하여 그전 입력값에 더한 값을 새

로운 입력 값으로 하는 식의 간단한 알고리즘으로서, 제시한 알고리즘에 의해 출력의 미분값이 원하는 기준 출력의 미분 값으로 수렴하기 위한 충분 조건을 아울러 제시하였다. 그러나 수렴 조건을 만족시키는 이득을 정하기 위해서는 시스템의 다이내믹스를 정확히 알아야 하는 단점을 갖고 있어 실제로 정확히 모델링하기가 상당히 어려운 로보트 머니플레이터나 부하의 변화등에 의한 외란이 심한 전동기의 경우 이득 변수를 정하는데 문제점을 갖고 있다[4].

본 논문에서는 불확실성이 포함된 시스템의 서보 제어를 위하여 임의의 주기적인 기준입력에 대하여 놓은 정확도를 갖고 추종할 수 있는 새로운 형태의 반복 학습제어 방법을 제안하고, 제안한 방법이 수렴하기 위한 충분조건을 제시하기로 한다. 또한 제안한 방법의 응용을 위하여 각종 공작 기계의 Feed구동, 산업용 로보트 등에 널리 사용되는 영구 자석식 동기 전동기(PMSM : Permanent Magnet Synchronous Motor)를 이용한 Play-Back서보시스템에 대한 시뮬레이션을 통해서 그 타당성을 보이기로 한다. 본 논문에서 사용하는 기호들을 다음과 같이 정의한다.

$B^T$  : 행렬  $B$ 의 전치행렬

$\|f\|_\infty$  : 벡터  $f = (f_1, f_2, \dots, f_n)$   $\mathcal{D}$ 의 최대 노름(maximum norm)으로서

$$\|f\|_\infty = \max_{1 \leq i \leq n} |f_i|$$

$\|G\|_\infty$  : 행렬  $G = (g_{ij})$ 의 최대 노름(maximum norm)으로서

$$\|G\|_\infty = \max_{1 \leq i \leq n} \left\{ \sum_{j=1}^m |g_{ij}| \right\}$$

$\|h(\cdot)\|_\lambda$  : 연속함수  $h : [0, T] \rightarrow \mathbb{R}^n$ 의  $\lambda$ -norm으로서

$$\|h(\cdot)\|_\lambda = \sup_{t \in [0, T]} e^{-\lambda t} \|h(t)\|_\infty$$

## 2. 문제의 설정 및 제어 방법의 제시

다음과 같은 선형 주기성 시변 시스템을 생각한다.

$$\dot{x}(t) = A(t)x(t) + B(t)u(t) + D(t), \quad x(0) = \xi^0 \quad (1)$$

$$y(t) = Cx(t)$$

여기서  $x(t) \in \mathbb{R}^{n \times 1}$ 는 시스템 상태 벡터,  $u(t) \in \mathbb{R}^{m \times 1}$ 는 제어 입력 벡터,  $D(t) \in \mathbb{R}^{n \times 1}$ 는 주기성

시변 벡터,  $y(t) \in R^{p \times 1}$ 는 출력 벡터이고  $A(t) \in R^{n \times n}$  와  $B(t) \in R^{n \times m}$ 는 미지의 파라미터를 포함하는 연속함수이며  $C \in R^{p \times n}$ 는 상수행렬이다. 또한 위 시스템은 정해진 주기  $T$ 에 대하여  $A(t+T)=A(t)$ ,  $B(t+T)=B(t)$  및  $D(t+T)=D(t)$ 를 만족하는 주기함수라고 가정한다. 이제 (1)식으로 주어진 시스템에 대하여 다음과 같은 문제를 다루고자 한다.

#### 〈문제〉

원하는 출력  $y^d(t)$ ,  $t \in [0, T]$ 와 출력오차의 허용한계  $\epsilon > 0$ 이 주어졌을 때 (1)식의 출력  $y(t)$ 가

$$\|y^d(t) - y(t)\|_\infty \leq \epsilon, \quad t \in [0, T] \quad (2)$$

를 만족하도록 하는 제어입력  $u(t)$ ,  $t \in [0, T]$ 를 구하자.

위와 같은 문제를 풀기 위하여 전술한 바 기존의 적용제어 방법으로는 (2)식의 상태 부등 제약 조건을 전 구간  $t \in [0, T]$ 에서 만족할 수 없을 뿐 아니라 일반적으로 파라미터의 불확실성이 존재하는 경우에는 더우기 해를 구하기 어렵게 된다. 따라서 본 논문에서는 위의 〈문제〉에 대한 해를 구하기 위하여 반복 학습제어 알고리즘을 제안하고 알고리즘의 수렴성을 위한 충분조건을 유도하기로 한다. 우선 (1)식의 시스템 파라미터  $A(t)$ 와  $B(t)$ 를 적당한 방법에 의하여 각각  $A^M(t)$ 와  $B^M(t)$ 로 모델링했다고 하자. 여기서  $A^M(t)$ 와  $B^M(t)$ 에는 모델링 오차 등에 의한 불확실성이 존재하게 된다. 이때  $B^M(t)$ 가 입력의 차원에 해당하는 랭크(rank)를 가질 경우  $B^M(t)$ 의 가상 역행렬(Pseudo-Inverse Matrix)이 항상 존재하는데 이를  $B^{M+}$ 라고 하면

$$B^{M+}(t) = (B^M(t)B^M(t))^{-1}B^M(t) \quad (3)$$

가 된다. 이제 모델링된 파라미터들을 이용하여 다음과 같이 반복학습제어 알고리즘을 제시한다. 여기서  $k$ 는 반복지수를 표현한다.

#### 〈반복 학습 제어 알고리즘〉

원하는 출력  $y^d(t)$ , 허용오차 한계  $\epsilon > 0$ 이 주어졌을 때 초기 시행시의 입력  $u_0(t)$ 를 임의의 값으로 하고  $x_0^L(t) = x_0(t)$ ,  $t \in [0, T]$ 라고 하자. 반복지수  $k$ 를 0으로 한다.

$$\text{스텝1: } e_k(t) = y^d(t) - y_k(t) \quad (4)$$

를 계산한다. 여기서  $y_k(t)$ 는 제어입력  $u_k(t)$ 를 인가했을 때의 출력이다.

스텝2:  $\|e_k(t)\| \leq \epsilon$ 이면  $u_k(t)$ 를 출력하고 기억시킨다.

$\|e_k(t)\| > \epsilon$ 이면 다음스텝으로 간다.

스텝3:  $x_{k+1}^L(t) = x_k^L(t) + S e_k(t) \quad (5)$   
를 계산한다. 여기서  $S \in R^{n \times p}$ 는 가중행렬이다.

스텝4:  $u_{k+1}(t) = B^{M+}(t)(\dot{x}_{k+1}^L(t) - A^M(t)x_{k+1}^L(t)) \quad (6)$

를 계산한다.

스텝5:  $k=k+1$ 으로 하고 스텝 1로 간다.

상기의 알고리즘은 [5]에서 제안한 모델연산제어 (model algorithmic control)의 단일 스텝 폐루프 예측(one-step closed loop prediction)의 개념을 응용한 것으로서 [5]에서 제안된 알고리즘은 시간축에 대하여 계산하는 것인데 반하여 본 논문의 알고리즘은 시간축의 한 점을 고정시키고 동작이 반복되는 반복시퀀스 축에 대하여 계산하는 것이다[6].

제시한 학습알고리즘에 의해 반복지수  $k$ 가 증가함에 따라 즉, 동작을 반복함에 따라 시스템 (1)의 출력  $y(t)$ 가 원하는 출력  $y^d(t)$ 를 동작 전구간 동안 허용오차 한계내에서 추종한다는 것을 다음의 정리 1에 보였다.

정리 1. (1)식으로 주어진 선형 주기성 시변 시스템에 (4)-(6)식으로 주어진 반복 학습 제어기를 적용시키고 매 반복 시행시 초기치가 (1)식의 초기치와 같다고 가정하자. 즉,

$$x_k(0) = x(0) = \xi^0, \quad k=0, 1, 2, \dots \quad (7)$$

이때 (5)식의 가중행렬  $S$ 를

$$\|I - B^{M+}(t)SCB(t)\|_\infty < 1, \quad t \in [0, T] \quad (8)$$

이 되도록 선택하면 동작을 반복함에 따라 (1)식의 출력은 원하는 출력을 전 구간 허용오차 한계내에서 추종한다. 즉,

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \|e_k(t)\|_\infty = 0, \quad t \in [0, T] \quad (9)$$

증명: 원하는 출력  $y^d(t)$ 를 발생시킬 때의 상태 벡터를  $x^d(t)$ , 제어입력을  $u^d(t)$ 라고 하자. 이때 (3)-(6)식으로부터

$$\begin{aligned} & u^d(t) - u_{k+1}(t) \\ &= u^d(t) - B^{M+}(t)(\dot{x}_{k+1}^L(t) - A^M(t)x_{k+1}^L(t)) \\ &= u^d(t) - B^{M+}(t)\{x_{k+1}^L(t) - A^M(t)x_k^L(t) - A^M(t) \\ &\quad SC(x_d(t) - x_k(t))\} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= u^d(t) - u_k(t) - B^M(t)SCA(t)(x^d(t) - x_k(t)) \\
&\quad - B^{M+}(t)SCB(t)(u^d(t) - u_k(t)) \\
&\quad + B^{M+}(t)A^M(t)SC(x^d(t) - x_k(t)) \\
&= (I - B^{M+}(t)SCB(t))(u^d(t) - u_k(t)) \\
&\quad - B^{M+}(t)(SCA(t) - A^M(t)SC)(x^d(t) \\
&\quad - x_k(t)), \quad t \in [0, T]
\end{aligned} \tag{10}$$

식 (10)의 양변에 노음(norm)을 취하면 다음과 같은 부등식이 얻어지며

$$\begin{aligned}
&\|u^d(t) - u_{k+1}(t)\|_\infty \\
&\leq \|I - B^{M+}(t)SCB(t)\|_\infty \|u^d(t) - u_k(t)\|_\infty \\
&\quad + \|B^{M+}(t)(SCA(t) - A^M(t)SC)\|_\infty \\
&\quad \|x^d(t) - x_k(t)\|_\infty
\end{aligned} \tag{11}$$

식(7)로 부터  $x^d(0) = x_k(0)$ ,  $k = 0, 1, 2, \dots$ 이 성립하므로 다음 관계식이 성립한다.

$$\begin{aligned}
&\|x^d(t) - x_k(t)\|_\infty = \left\| \int_0^t \{(A(s)x^d(s) + B(s) \right. \\
&\quad \left. u^d(s)) - (A(s)x_k(s) + B(s)u_k(s))\} ds \right\|_\infty \\
&\leq \int_0^t (\|A(s)\|_\infty \|x^d(s) - x_k(s)\|_\infty \\
&\quad + \|B(s)\|_\infty \|u^d(s) - u_k(s)\|_\infty) ds
\end{aligned} \tag{12}$$

식(12)에 Bellman-Gronwall Lemma[7]를 적용하면

$$\begin{aligned}
&\|x^d(t) - x_k(t)\|_\infty \leq \int_0^t \|B(s)\|_\infty \|u^d(s) - \\
&u_k(s)\|_\infty e^{a(t-s)} ds
\end{aligned} \tag{13}$$

여기서  $a = \|A(t)\|_\infty$

식(11)과 식(13)으로부터  $\delta u_k(t) = u^d(t) - u_k(t)$ 라 할 때 다음의 관계가 주어진다.

$$\begin{aligned}
&\|\delta u_{k+1}(t)\|_\infty \leq \|I - B^{M+}(t)SCB(t)\|_\infty \cdot \|\delta u_k(t)\|_\infty \\
&\quad + \|B^{M+}(t)(SCA(t) - A^M(t)SC)\|_\infty \\
&\quad \int_0^t \|B(s)\|_\infty \|\delta u_k(s)\|_\infty e^{a(t-s)} ds
\end{aligned} \tag{14}$$

식(14)에 양함수(positive function)  $e^{-\lambda t}$  ( $\lambda > 0$ ,  $\lambda \neq a$ )를 곱하면 다음식이 성립한다.

$$\begin{aligned}
&e^{-\lambda t} \|\delta u_{k+1}(t)\|_\infty \\
&\leq \|I - B^{M+}(t)SCB(t)\|_\infty e^{-\lambda t} \|\delta u_k(t)\|_\infty \\
&\quad + \|B^{M+}(t)(SCA(t) - A^M(t)SC)\|_\infty \|B(t)\|_\infty \\
&\quad \int_0^t e^{-\lambda s} \|\delta u_k(s)\|_\infty e^{(a-\lambda)(t-s)} ds, \quad t \in [0, T]
\end{aligned} \tag{15}$$

여기서  $\lambda$ 를 충분히 크게 하면 (8)식으로부터

$$\begin{aligned}
\rho &= \|I - B^{M+}(t)SCB(t)\|_\infty + \|B^{M+}(t)(SCA(t) \\
&\quad - A^M(t)SC)\|_\infty \cdot \|B(t)\|_\infty \left( \frac{1 - e^{(a-\lambda)T}}{\lambda - a} \right) < 1, \\
t &\in [0, T]
\end{aligned} \tag{16}$$

이 성립한다. 따라서

$$\|\delta u_{k+1}(t)\|_\infty \leq \rho \|\delta u_k(t)\|_\infty, \quad 0 \leq \rho < 1 \tag{17}$$

즉,

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \|\delta u_k(t)\|_\infty = 0, \quad t \in [0, T] \tag{18}$$

또한  $\|\cdot\|_\infty$ 의 정의를 이용하면

$$\sup_{t \in [0, T]} \|\delta u_k(t)\|_\infty \rightarrow 0 \text{ as } k \rightarrow \infty \tag{19}$$

즉,

$$u_k(t) \rightarrow u^d(t) \text{ as } k \rightarrow \infty \text{ and } t \in [0, T] \tag{20}$$

따라서 (13)식으로부터

$$x_k(t) \rightarrow x^d(t) \text{ as } k \rightarrow \infty \text{ and } t \in [0, T] \tag{21}$$

가 되므로

$$y_k(t) \rightarrow y^d(t) \text{ as } k \rightarrow \infty \text{ and } t \in [0, T] \tag{22}$$

즉,

$$\lim_{k \rightarrow \infty} |e_k(t)|_\infty = 0, \quad t \in [0, T] \tag{9}$$

(증명 끝)

### 3. Play-Back 서보 시스템에의 적용

본 절에서는 PMSM(여기서는 영구자석이 회전자의 표면상에 붙어있는 surface-mounted PMSM임)을 사용한 Play-Back 서보 시스템에 앞에서 제시한 반복 학습 제어 알고리즘을 효과적으로 적용하는 방법에 대하여 고찰해보고 시뮬레이션을 통하여 알고리즘의 타당성을 보이겠다. 먼저 회전자 기준축에 대한 PMSM 고정자축  $d$ - $q$  변환식은 다음과 같다.[8]

$$\begin{aligned}
v_d &= r_s i_d + \frac{d}{dt} \lambda_d - \omega_r \lambda_q, \\
v_q &= r_s i_d + \frac{d}{dt} \lambda_q - \omega_r \lambda_d, \\
\lambda_d &= L_d i_d + \Phi, \quad \lambda_q = L_q i_q, \\
T_e &= \frac{3}{2} \frac{P}{2} \Phi i_q
\end{aligned} \tag{23}$$

PMSM인 경우  $i_d = 0$ 로 하고  $i_q$ 가 회전자 영구자석의 자속( $\Phi$ )과 공간적으로 90도의 위상관계를 갖도록 field-orientation 시켜주면 이때 최대 토크/전류의 운전 상태에 있게 되며 상위 제어기로부터의 전류지령  $i_q^*$ 를 순시적으로 추종하게 되면 고정자축의 전기적 다이내믹스가 제거되는 효과를 가져오게 되어 기계적 방정식은 다음과 같이 직류모터와 같은 형태가 된다.

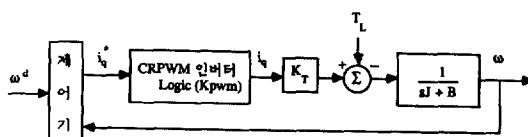


그림 1 PMSM 서보 시스템의 블록선도  
Fig. 1 Block Diagram of PMSM Servo System

$$J\ddot{\omega} + B\dot{\omega} + T_L = K_T i_q \quad (24)$$

여기서  $J$  : 관성모멘트

$B$  : 마찰계수

$T_L$  : 부하토크

$K_T$  : 토크상수 ( $= 3P\Phi/4$ )

전류를 순시적으로 제어하기 위하여 고이득의 CRPWM(Current Regulated Pulse Width Modulation)인버터를 사용하여 여기서는 3-independent 히스테리시스 제어기로써 구성하였다. 이와 같이 CRPWM인버터로 구동되는 PMSM서보시스템의 블록 선도는 그림 1과 같다.

그림 1과 같은 PMSM서보시스템의 제어기로는 흔히 PI(Proportional and Integral)제어기를 사용하고 있는데 모델링 오차나 외란이 있는 경우, 시스템의 출력특성이 원하는 특성을 갖도록 설계된 PI제어기의 이득상수를 정하기는 쉬운 문제가 아니며 또한 PI제어기를 갖는 PMSM서보시스템의 경우 정상상태에서의 점근적 수렴 특성은 얻을 수 있으나 주어진 기준입력을 전구간 허용오차내에서 추종하기는 불가능하다. 그러나 연속경로제어에 사용되는 로보트 머니퓰레이터나 수치공작기계의 요구되는 특성은 점근적 수렴특성보다는 동작하는 전구간동안 기준궤적을 허용오차내에서 추종하여야 하는 바, 본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위한 한 방법으로서, 기존의 PI제어기를 갖는 PMSM서보시스템에 대하여 주어진 기준궤적을 전구간 허용오차내에서 추종하도록 하는 부가 입력을 반복학습제어기로서 제시하기로 한다. 그림 2에 PI제어기를 갖는 PMSM에 학습제어 시스템을 부가한 개념도를 보였다.

그림 2에서 전류제어가 이상적으로 이루어졌을 경우 CRPWM인버터의 이득  $K_{pwm}$ 을 1로 놓을 수 있으므로 (24)식 및 그림 2로부터 시스템 다이내믹스를 구해 보면 (25)식과 같다.

$$\begin{bmatrix} \dot{\omega} \\ \dot{z} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{B+K_T K_P}{J} & \frac{K_T K_I}{J} \\ -1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega \\ z \end{bmatrix}$$

표 1 영구자석식 동기전동기의 규격  
Table 1 Spec. of the PMSM

정격토크 : 2.6N·m	$r_s : 2.14\Omega$
정격속도 : 3000rpm	$L_a : 4.2mH$
정격전류 : 5.1A	$\Phi : 0.17Wb$
극 수 : 4	$J : 3.64 \times 10^{-4} N\cdot m\cdot s^2$

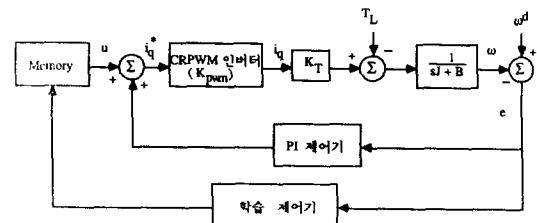


그림 2 PI-controlled PMSM의 학습제어시스템  
Fig. 2 Block Diagram of the Proposed Learning Control System of PI-Controlled PMSM

$$+ \begin{bmatrix} \frac{K_T}{J} \\ 0 \end{bmatrix} u + \begin{bmatrix} -\frac{1}{J} T_L + \frac{K_T K_P}{J} \omega^d \\ \omega^d \end{bmatrix} \quad (25)$$

여기서,  $\omega(0) = \omega^0$ ,  $z(0) = 0$

$$z = \int_0^t (\omega^d - \omega) dt$$

$K_p$  : PI제어기의 비례 이득 상수

$K_I$  : PI제어기의 적분 이득 상수

본 논문에서는 표1과 같은 사양의 PMSM을 이용한 Play-Back서보 시스템에 대하여 시뮬레이션을 행하였는데 모델링 오차에 대하여 고려를 위하여  $J$ 의 모델링된 값  $J^M$ 을  $0.5J$ 로 하였고 다른 파라미터들은 정확히 모델링되었다고 가정하였다. 또한 모델링된 값을 이용하여 시스템(25)의 특성근이  $-100, -100$ 에 위치하도록 비례이득  $K_p$  및 적분이득  $K_I$ 를 구하였다.

또한 원하는 속도제적  $\omega^d(t)$ ,  $t \in [0, 1.0]$ 를 그림 3의 절선과 같이 주었고 허용 오차의 한계를 15[rpm]으로 하였다. 시스템(25)에 대하여 정리 1의 충분조건(8)식은  $S = [s_1, s_2]^T$ 로 하였을 때 다음과 같이 된다.

$$\left\| 1 - \frac{(K_T/J)}{(K_T^M/J^M)} s_1 \right\|_\infty < 1 \quad (26)$$

여기서  $K_T^M$ 은  $K_T$ 의 모델링된 값이다.

가중행렬  $S$ 를  $S = [1.0, 0]^T$ 으로 설정하면 (26)식을 만족하며 초기 시행 입력  $u_0(t)$ 은

$$u_0(t) = 0, t \in [0, 1.0]$$

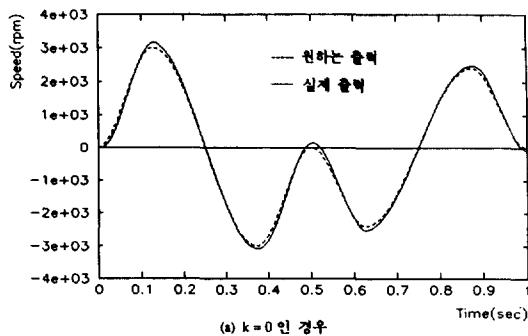
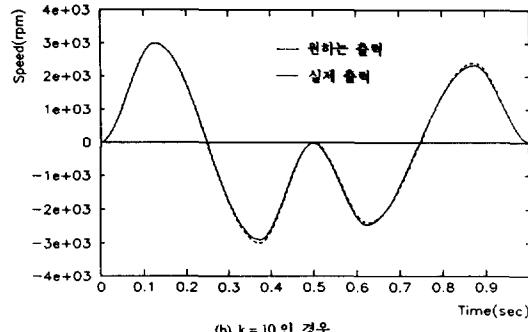
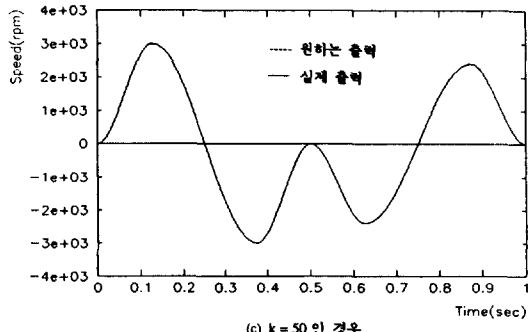
(a)  $k = 0$  인 경우(b)  $k = 10$  인 경우(c)  $k = 50$  인 경우

그림 3 출력파형(무부하인 경우)

Fig. 3 Output trajectories by the proposed method without load disturbance

으로 하였고 전류제어기의 히스테리스 밴드폭은 0.5 [amp] (약 0.1 p.u.)이다.

이상의 값들로부터 제시한 반복학습제어 알고리즘을 적용한 결과를 그림 3과 그림 4에 보였다. 그림 3에서 점선은 원하는 출력파형이고 실선은 실제 출력파형을 나타내는데 그림 3(a)는  $k=0$ 인 경우로서 학습제어기의 초기입력을 0으로 하였기 때문에 PI제어기만으로 제어되는 경우와 동일하다.  $k=10$ 인 경우와  $k=50$ 인 경우의 출력파형을 각각 그림 3(b), 그림 3(c)에 보였는바, 본 논문

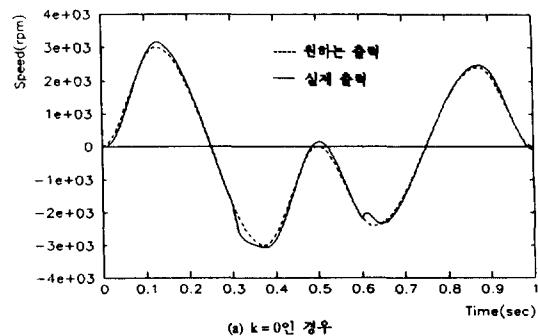
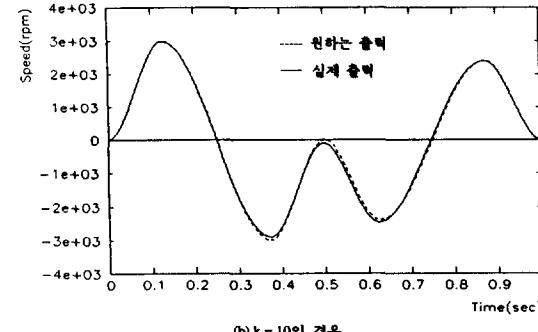
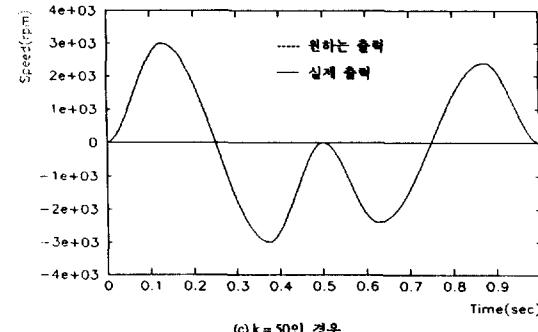
(a)  $k = 0$  인 경우(b)  $k = 10$  인 경우(c)  $k = 50$  인 경우

그림 4 출력파형(주기적인 부하인 경우)

Fig. 4 Output trajectories by the proposed method with periodic load disturbance

에서 제시한 알고리즘에 의해 시스템의 출력이 원하는 출력파형에 빠르게 수렴함을 볼 수 있다. 또한 주기적인 부하조건이 있는 경우를 고려하기 위하여  $t=0.3T[\text{sec}]$ 에서부터  $t=0.6T[\text{sec}]$ 까지 정격부하가 주기적으로 인가되었을 때의 시뮬레이션 결과를 그림 4에 보였는데 무부하인 경우와 유사한 경향을 확인할 수 있다. 위의 두 경우에 대하여 반복시행에 따른 최대오차의 크기를 그림 5에 나타내었는데 두 경우 모두  $k$ 가 증가함에 따라 오차가 감소함을 볼 수 있고 60회 이상인 경우 항

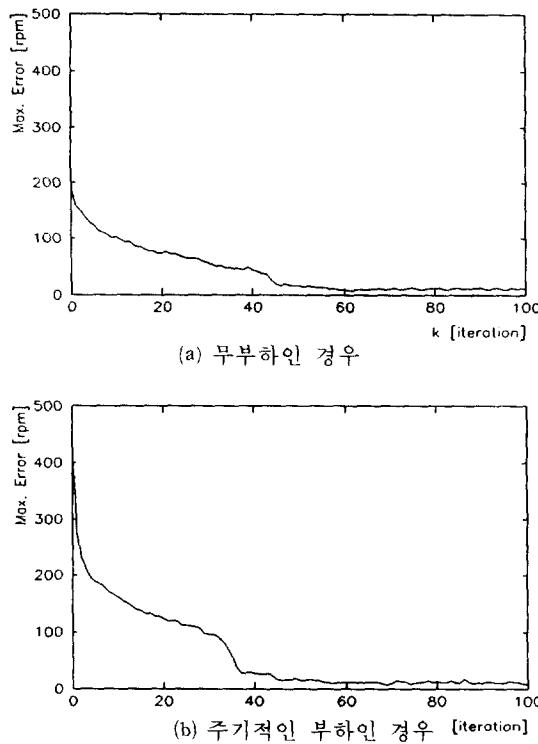


그림 5 반복 시행에 따른 최대 출력오차  
Fig. 5 Iteration vs. sup-norm of output error

상 주어진 허용오차 한계인 15[rpm]내에서 추종 함을 알 수 있다.

#### 4. 결 론

본 논문에서는 불확실성이 존재하는 시스템의 효과적인 제어를 위해 모델연산제어의 개념을 응용한 새로운 형태의 반복학습 제어방법을 제안하였고 제안된 알고리즘이 수렴하기 위한 충분 조건을 아울러 제시하였다. 또한 제안된 알고리즘의 실제적인 응용을 위해 Play-Back 서보 시스템의 기준 궤적 추종 성능을 향상 시키기 위하여 기준의 PI제어기에 반복 학습제어기를 부가한 새로운 형태의 서보 시스템을 제안하였고 모델링 오차가 있는 경우 설계된 PI제어기를 갖는 영구자석식 동기전동기의 구동 시스템에 적용하였다. 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 모델링 오차나 주기성 외란이 있는 경우에도 반복시행을 함으로써 동작구간 전구간 동안 시스템의 출력이 원하는 기준궤적을 허용오차한계내에서 추종함을 보였다. 제안된 알고

리즘은 산업현장에서 많이 볼 수 있는 산업용 로보트나 NC공작기계와 같은 Play-Back 서보시스템에 적용하여 성능향상을 얻을 수 있다고 사료된다. 앞으로 본 논문에서 제시된 방법의 실험을 통한 응용 가능성 연구와 수령 속도의 개선, 토크 제한 조건이 있는 경우 등에 관한 연구가 지속되어야 하겠다.

#### 참 고 문 현

- [1] J.G. Carbonnel, R.S. Michalski, and T.M. Mitchell, "An Overview of Machine Learning," *Machine Learning*, Springer-Verlag, Berlin Heidelberg, New York, pp. 3-23, 1984.
- [2] M. Uchiyama, "Formulation of High-Speed Motion Pattern of a Mechanical Arm by Trial," *Trans. Society of Instrument and Control Engineers of JAPAN*, Vol. 14, No. 6, pp. 706~712, 1978.
- [3] S. Arimoto, S. Kawamura, and F. Miyazaki, "Bettering Operation of Robots by Learning," *Journal of Robotic Systems*, Vol. 1, No. 2, pp. 123~140, 1984.
- [4] S.-R. Oh, Z. Bien, and I.H. Suh, "An Iterative Learning Control Method with Application for the Robot manipulator," *IEEE Journal of Robotics and Automation*, Vol. 4, No. 5, pp. 508~514, 1988.
- [5] R. Rouhani and R.K. Mehra, "Model Algorithmic Control (MAC):Basic Theoretical Properties," *Automatica*, Vol. 18, No. 4, pp. 401~414, 1982.
- [6] S.-R. Oh, Z. Bien, and I.H. Suh, "A Model Algorithmic Learning Method for Continuous-Path Control of a Robot Manipulator," accepted for publication at *ROBOTICA*
- [7] V. Lakshmikantham and S. Leela, *Differential and Integral Inequalities* Vol. 1, New York, NY : Academic Press, pp. 37~41, 1969.
- [8] D.W. Novotny and R.D. Lorenz, *Introduction to Field Orientation and High Performance AC Drives*, IEEE Industry Applications Society, 1985.