

설비시스템을 위한 궤환을 갖는 학습제어기 개발

(Development of Learning Controller with Feedback for Equipment Systems)

허 경 무*

(Kyung-Moo Huh)

요 약

본 논문에서는 외란이나 시스템의 파라미터 변동 및 불확실성 등이 존재하는 설비시스템을 강인하고 정밀하게 제어할 수 있도록 하기 위해 학습제어 기법을 적용하는데 있어서, 그 수렴 성능을 향상시키고 외란에 대한 시스템의 강인성을 증대시키며 아울러 시스템을 더욱 안정화시키기 위한 방법으로서 궤환을 갖는 반복 학습제어 알고리즘을 제안하고, 이 알고리즘에 의해 시스템 출력이 목표 출력에 수렴한다는 것을 증명해 보이며 수렴하기 위한 조건들을 제시한다. 제안된 알고리즘은 일반적인 형태의 2차 선형 시변 시스템에 대해 적용한 시뮬레이션을 통해, 기존의 알고리즘들을 적용했을 때의 결과보다 수렴 성능과 외란에 대한 강인성이 훨씬 향상되었음을 확인할 수 있었다.

Abstract

In this paper a second-order iterative learning control algorithm with feedback is proposed for use in real equipment systems requiring accurate and robust control. The convergence condition of the proposed algorithm is provided, and a simulation result is given to show the effectiveness of the proposed algorithm. It is shown that, by adding a feedback term in learning control algorithm, convergence speed, robustness to disturbances or system parameter variations can be improved.

1. 서 론

대부분의 설비시스템들은 복잡하면서도 빠른 동특성을 갖고 있기 때문에 만족스러운 성능을 낼 수 있는 실시간 제어기의 구현이 용이하지 않으며, 특히

여러가지 환경에 의한 외란이나 시스템 전달함수의 파라미터 변동, 그리고 시변특성 등을 지녔을 때에는 설비시스템을 정밀하고 강인하게 제어하기가 어렵다. 구체적으로 살펴 보면 부하 변동이 잦은 유도전동기의 속도 및 위치 제어시에는 부하 변동에 강인한 제어 구조이면서 정밀한 제어가 가능해야 하고, 위성 통신 설비를 위한 인공위성 추적 안테나 제어 시스템의 경우에는 바람에 의한 외란과 베어링

*정회원 : 단국대학교 전자공학과 조교수

접수일자 : 1998. 1. 9

및 공역학적 마찰로 인한 전달함수의 파라미터 변동이 존재하므로 이러한 시스템의 불확실성에도 불구하고 만족스러운 명령추종성을 가지는 강인한 제어 시스템의 설계가 요구된다. 또한 전력부하 설비 시스템에 장치하는 제어기의 성능도 제어대상의 변화에 민감하여 제어대상이 바뀔때마다 제어규칙을 조정해야 하고, 전기공사용 자동화 로봇의 정밀 제어시에도 부하 변동과 외력 및 주변 환경의 변화에 따른 능동적인 대처가 요구되는 등, 대부분의 실제 설비에 필요한 서보 시스템은 외란이나 시스템 파라미터의 불확실성 및 시변 특성에도 불구하고 만족스러운 명령추종성을 가지는 강인한 제어기의 설계를 요구한다. 이러한 제어상의 어려움을 해결하기 위한 방법으로서, 불확실한 동적 시스템을 매우 단순한 방법에 의해 정밀 제어할 수 있는 방법인 학습 제어 방법이 많이 연구되어 왔다.

이러한 학습제어 방법은 Uchiyama[1]가 처음에 제안하였고, 이를 보다 이론적으로 체계화하고 구체화시킨 것은 Arimoto[2]에 의해 이루어 졌다. 그 알고리즘의 형태는

$$u_{k+1}(t) = u_k(t) + \Gamma \frac{d}{dt} e_k(t) \quad (1)$$

로서, 이때 $u_k(t)$ 는 k번째 반복수행시의 제어 입력을 나타내고 $e_k(t)$ 는 시스템 출력 $y_k(t)$ 와 목표 출력 $y_d(t)$ 와의 차이인 출력 오차를 나타내며, Γ 는 학습 제어 계수이다. ($u_k(t)$, $e_k(t)$ 등의 표기에 있어서 k는 학습을 위한 것이고, t는 시간응답을 위한 것임.) 이와 같은 간단한 알고리즘을 불확실한 대상 시스템에 대해 계속 반복 적용시키면, 시스템 출력의 시간에 대한 미분치가 목표 출력의 시간에 대한 미분치에 수렴한다는 것이 증명되었다.

이 학습제어 방법은 이후 여러가지 방법으로 보다 개선시키고 이론적으로 확장되어 가고 있다. Gu와 Loh는 [6]에서 시간에 대한 미분기와 같은 비인과 연산을 피하기 위한 방법으로 디지털로 구현시 필요한 차등 연산을 사용하는 방법을 제안하였고 Oh, Bien, Suh는 [7]에서 학습제어 방법과 적응제어 구조를 결합한 식 (2)의 형태의 알고리즘을 제안하였

다.

$$u_{k+1}(t) = u_k(t) + [\widehat{B}_k^T \widehat{B}_k]^{-1} \widehat{B}_k(e_k(t) - \widehat{A}_k e_k(t)) \quad (2)$$

위에서 언급한 모든 알고리즘에 있어서는 제어입력 $u_{k+1}(t)$ 가 단지 k번째 반복시의 정보량($u_k(t)$, $e_k(t)$)만을 사용하여 구해지고 있는 반면에, Huh와 Bien은 [3]에서 더 많은 과거 정보들을 사용하여 $u_{k+1}(t)$ 를 얻도록 함으로써 제어 성능의 향상을 이룰 수 있는 방법을 제안하였다. 그러나 이들 모두의 알고리즘은 제어입력 $u_{k+1}(t)$ 가 과거의 데이터에 의해서만 결정되므로 기본적으로 개루프형이다.

본 논문에서는 외란이나 시스템의 파라미터 변동 및 불확실성 등이 존재하는 설비시스템을 강인하고 정밀하게 제어할 수 있도록 하기 위해 학습제어 기법을 적용하는데 있어서, 그 수렴 성능을 향상시키고 이미 학습된 정보를 잃어버리게 하는데 원인이 되는 외란에 대한 시스템의 강인성을 더욱 증대시키며 아울러 시스템을 더욱 안정화시키기 위한 방법으로서 궤환을 갖는 반복 학습제어 알고리즘을 제안한다. 그리고 제안한 알고리즘에 의해 시스템 출력이 목표 출력에 수렴한다는 것을 증명해 보이며 수렴하기 위한 조건들을 제시한다.

본문에서 사용되는 벡터 노름과 매트릭스 노름, lambda 노름은 다음과 같이 정의된다.

$$\|f\|_\infty = \max_{1 \leq i \leq r} |f^{(i)}|, \text{ when } f = (f^{(1)}, \dots, f^{(r)})$$

$$\|G\|_\infty = \max_{1 \leq i \leq r} \left\{ \sum_{j=1}^r |g^{(ij)}| \right\}, \text{ when } G = (g^{(ij)})$$

$$\|h(\cdot)\|_\lambda = \sup_{t \in [0, T]} e^{-\lambda t} \|h(t)\|_\infty \quad (3)$$

2. 설비시스템을 위한 궤환을 갖는 2차 반복 학습제어기

다음과 같이 선형 시변 시스템으로 표현되는 설비 시스템을 대상으로 하자.

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= A(t)x(t) + B(t)u(t), \quad x(0) = \xi^0 \\ y(t) &= C(t)x(t) + D(t)u(t) \end{aligned} \quad (4)$$

여기서 x 는 $(nx1)$ 의 상태 벡터이고 u 는 $(px1)$ 의 제어 벡터이며 y 는 $(mx1)$ 의 출력 벡터이다. 그리고 $A(t)$, $B(t)$, $C(t)$, $D(t)$ 는 각각 (nxn) , (npx) , (mxn) , $(m \times p)$ 의 시스템 파라미터들이다.

우리가 성취하고자 하는 목표 출력(desired output)을 $y_d(t)$, $0 \leq t \leq T$ 라하고, 허용오차 범위를 $\epsilon^* > 0$ 이라 하자. 이때 우리의 목적은 시스템 파라미터의 $A(t)$, $B(t)$, $C(t)$, $D(t)$ 값을 정확히 알지 못하는 상태에서, (4)의 출력 $y(t)$ 가 식(5)의 조건을 만족시키도록 하는 제어 입력 $u(t)$, $0 \leq t \leq T$ 를 구해내는 것이다.

$$E(y(t)) = \|y_d(t) - y(t)\| \leq \epsilon^*, \quad 0 \leq t \leq T \quad (5)$$

이에 대한 제어 기법으로서 다음과 같은 제한을 갖는 2차 반복 학습제어기를 제안한다.

$$u_{k+1}(t) = P_1 u_k(t) + P_2 u_{k-1}(t) + Q_1 e_k(t) + Q_2 e_{k-1}(t) + R e_{k+1}(t) \quad (6)$$

여기에서 $e_k(t) = y_d(t) - y_k(t)$ 이며, 위 알고리즘을 2차 반복 학습제어 알고리즘이라 부르는 이유는 시간 t 를 고정시켜 놓고 생각할 경우 반복횟수 k 에 대하여 2차 이산 방정식(2nd-order discrete equation)의 형태를 갖추고 있기 때문이다. 식 (6)의 제한을 갖는 2차 반복 학습제어기의 구조는 그림 1과 같다.

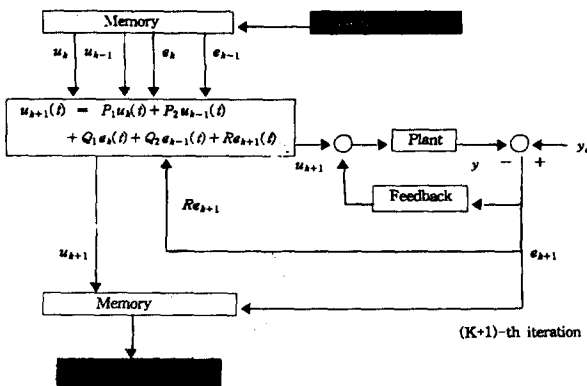


그림 1. 제한을 갖는 2차 반복 학습제어기의 구조
Fig. 1. Structure of second-order iterative learning controller with feedback

이제 본 논문에서 제안한 알고리즘이 반복횟수 k 가 증가함에 따라 시스템 출력이 목표 출력에 수렴하도록 보장한다는 것을 정리 1에서 보인다.

(정리 1)

선형 시변 시스템 (4)의 초기 상태를 $x(0) = \xi$ 로 알고 있다고 하고, 다음 두 개의 조건을 만족시키는 $(p \times p)$ 의 행렬 P_1 , P_2 와 $(p \times m)$ 의 행렬 Q_1 , Q_2 , R 이 존재한다고 하자.

$$(A1) \quad P_1 + P_2 = I$$

$$(A2) \quad \sup_{t \in [0, T]} \|(I + RD(t))^{-1}(P_1 - Q_1 D(t))\|_\infty + \sup_{t \in [0, T]} \|(I + RD(t))^{-1}(P_2 - Q_2 D(t))\|_\infty < 1$$

이때 주어진 목표 출력 $y_d(t)$, $0 \leq t \leq T$ 에 대해 식 (6)의 학습제어 알고리즘을 적용하면, 초기 입력 $u_0(t)$, $0 \leq t \leq T$ 를 연속함수로 선택하고 매 반복시마다의 초기 상태를 ξ 로 같게 했을 경우 반복횟수 k 가 증가함에 따라 모든 시간대 $t \in [0, T]$ 에서 출력 $y_k(t)$ 가 목표 출력 $y_d(t)$ 에 수렴한다.

(증명)

$$u_d(t) - u_{k+1}(t) = (P_1 - Q_1 D(t))(u_d(t) - u_k(t)) + (P_2 - Q_2 D(t))(u_d(t) - u_{k-1}(t)) - Q_1 C(t)(x_d(t) - x_k(t)) - Q_2 C(t)(x_d(t) - x_{k-1}(t)) - RC(t)(x_d(t) - x_{k+1}(t)) - RD(t)(u_d(t) - u_{k+1}(t)) \quad (7)$$

이 되고, 이 식을 정리한 후 노음을 계산하면 다음과 같은 부등식이 얻어진다.

$$\begin{aligned} \|u_d(t) - u_{k+1}(t)\|_\infty &\leq \\ &\| (I + RD(t))^{-1} (P_1 - Q_1 D(t)) \|_\infty \|u_d(t) - u_k(t)\|_\infty \\ &+ \| (I + RD(t))^{-1} (P_2 - Q_2 D(t)) \|_\infty \|u_d(t) - u_{k-1}(t)\|_\infty \\ &+ \| (I + RD(t))^{-1} Q_1 C(t) \|_\infty \|x_d(t) - x_k(t)\|_\infty \\ &+ \| (I + RD(t))^{-1} Q_2 C(t) \|_\infty \|x_d(t) - x_{k-1}(t)\|_\infty \\ &+ \| (I + RD(t))^{-1} RC(t) \|_\infty \|x_d(t) - x_{k+1}(t)\|_\infty \end{aligned}$$

$$\forall t \in [0, T] \quad (8)$$

가정에서 모든 k에 대해 $x_k(0) = x_d(0)$ 이 성립하므로 모든 시간대 $0 \leq t \leq T$ 에서 다음 관계가 성립한다.

$$\begin{aligned} & \|x_d(t) - x_k(t)\|_\infty = \\ & \left\| \int_0^t [(A(\tau)x_d(\tau) + B(\tau)u_d(\tau)) \right. \\ & \quad \left. - (A(\tau)x_k(\tau) + B(\tau)u_k(\tau))] d\tau \right\|_\infty \\ & \leq \int_0^t [a \|x_d(\tau) - x_k(\tau)\|_\infty + \\ & \quad b \|u_d(\tau) - u_k(\tau)\|_\infty] d\tau \quad (9) \end{aligned}$$

($a = \sup_{t \in [0, T]} \|A(t)\|_\infty, b = \sup_{t \in [0, T]} \|B(t)\|_\infty$)

이에 Bellman-Gronwall lemma[5]를 적용하면

$$\begin{aligned} & \|x_d(t) - x_k(t)\|_\infty \leq \\ & \int_0^t b \|u_d(\tau) - u_k(\tau)\|_\infty e^{a(t-\tau)} d\tau \quad (10) \end{aligned}$$

의 부등식이 얻어지며, 따라서 식 (8)과 (10)로부터 다음 관계가 얻어진다. 이때 식을 간단히 하기 위해 $u_d(t) - u_k(t)$ 를 $\delta u_k(t)$ 로 표기하며, λ -norm을 구하기 위해 $e^{-\lambda t}$ 를 곱한다.

$$\begin{aligned} e^{-\lambda t} \|\delta u_{k+1}(t)\|_\infty & \leq \\ & \|(I+RD(t))^{-1}(P_1-Q_1D(t))\|_\infty e^{-\lambda t} \|\delta u_k(t)\|_\infty \\ & + \|(I+RD(t))^{-1}(P_2-Q_2D(t))\|_\infty e^{-\lambda t} \|\delta u_{k-1}(t)\|_\infty \\ & + b \|(I+RD(t))^{-1}Q_1C(t)\|_\infty \int_0^t e^{-\lambda \tau} \|\delta u_k(\tau)\|_\infty e^{a(t-\tau)} d\tau \\ & + b \|(I+RD(t))^{-1}Q_2C(t)\|_\infty \int_0^t e^{-\lambda \tau} \|\delta u_{k-1}(\tau)\|_\infty e^{a(t-\tau)} d\tau \\ & + b \|(I+RD(t))^{-1}RC(t)\|_\infty \int_0^t e^{-\lambda \tau} \|\delta u_{k+1}(\tau)\|_\infty e^{a(t-\tau)} d\tau \\ & \leq l_1 \|\delta u_k(\cdot)\|_\lambda + l_2 \|\delta u_{k-1}(\cdot)\|_\lambda \\ & \quad + m_1 \int_0^t \|\delta u_k(\cdot)\|_\lambda e^{(a-\lambda)(t-\tau)} d\tau \\ & \quad + m_2 \int_0^t \|\delta u_{k-1}(\cdot)\|_\lambda e^{(a-\lambda)(t-\tau)} d\tau \\ & \quad + m_3 \int_0^t \|\delta u_{k+1}(\cdot)\|_\lambda e^{(a-\lambda)(t-\tau)} d\tau \quad (12) \end{aligned}$$

여기에서

$$l_i = \sup_{t \in [0, T]} \|(I+RD(t))^{-1}(P_i-Q_iD(t))\|_\infty,$$

$$m_i = \sup_{t \in [0, T]} b \|(I+RD(t))^{-1}Q_iC(t)\|_\infty, \quad (i=1,2)$$

$$m_3 = \sup_{t \in [0, T]} b \|(I+RD(t))^{-1}RC(t)\|_\infty$$

이다. 이로부터

$$\begin{aligned} & \|\delta u_{k+1}(\cdot)\|_\lambda \\ & \leq [l_1 + \frac{m_1}{\lambda-a}(1-e^{(a-\lambda)T})] \|\delta u_k(\cdot)\|_\lambda \\ & \quad + [l_2 + \frac{m_2}{\lambda-a}(1-e^{(a-\lambda)T})] \|\delta u_{k-1}(\cdot)\|_\lambda \\ & \quad + \frac{m_3}{\lambda-a}(1-e^{(a-\lambda)T}) \|\delta u_{k+1}(\cdot)\|_\lambda, \quad (13) \end{aligned}$$

되고, λ 가 충분히 클 경우 다음 식으로 나타낸다.

$$\begin{aligned} & \|\delta u_{k+1}(\cdot)\|_\lambda \\ & \leq \frac{l_1 + \frac{m_1}{\lambda-a}(1-e^{(a-\lambda)T})}{1 - \frac{m_3}{\lambda-a}(1-e^{(a-\lambda)T})} \|\delta u_k(\cdot)\|_\lambda \\ & \quad + \frac{l_2 + \frac{m_2}{\lambda-a}(1-e^{(a-\lambda)T})}{1 - \frac{m_3}{\lambda-a}(1-e^{(a-\lambda)T})} \|\delta u_{k-1}(\cdot)\|_\lambda \quad (14) \end{aligned}$$

여기에서 다음 관계가 성립한다고 가정할 때

$$\begin{aligned} & \frac{l_1 + \frac{m_1}{\lambda-a}(1-e^{(a-\lambda)T})}{1 - \frac{m_3}{\lambda-a}(1-e^{(a-\lambda)T})} + \\ & \frac{l_2 + \frac{m_2}{\lambda-a}(1-e^{(a-\lambda)T})}{1 - \frac{m_3}{\lambda-a}(1-e^{(a-\lambda)T})} < 1 \quad (15) \end{aligned}$$

k 가 증가함에 따라 $\|\delta u_k(\cdot)\|_\lambda$ 가 0으로 수렴한다는 것을 보이는 것은 그리 어렵지 않다. 즉 $w_{k+2} \leq r w_{k+1} + s w_k$ ($r, s > 0$)과 같은 성질을 갖는 nonnegative sequence $\{w_k\}, k=1,2,3,\dots$ 는 $r+s < 1$ 이면 항상 0으로 수렴한다는 사실로부터 쉽게 알 수 있다. 그런데 조건 (A2)로부터 $l_1+l_2 < 1$ 이므로

$\lambda > 0$ 를 충분히 크게 잡음으로써 항상 식(15)의 부등식이 성립할 수 있도록 할 수 있다. 따라서 k 가 커짐에 따라 $\|\delta u_k(\cdot)\|_\lambda$ 는 0으로 수렴하게 된다. 한편 $\|\cdot\|_\lambda$ 의 정의로부터

$$\sup_{t \in [0, T]} \|\delta u_k(t)\| \leq e^{\lambda T} \|\delta u_k(\cdot)\|_\lambda$$

의 관계가 성립하므로 결국 k 가 커짐에 따라 $\sup_{t \in [0, T]} \|\delta u_k(t)\|$ 가 0으로 수렴하게 된다. 이는 곧 k 가 커짐에 따라 모든 $t \in [0, T]$ 에서 $u_k(t)$ 가 $u_d(t)$ 로 수렴함을 의미하고, 이는 다시 식(10)에 의해 $x_k(t)$ 가 $x_d(t)$ 로 수렴함을 의미하며, 따라서 식(4)로부터 $y_d(t)$ 가 $y(t)$ 로 수렴함을 알 수 있다. (중명끝)

3. 시뮬레이션 결과 및 고찰

본 논문에서 제안한 제한을 갖는 2차 반복 학습제어 알고리즘과 기존의 학습제어 알고리즘들과의 성능을 비교하기 위하여, 기존의 학습제어 알고리즘 적용 예 [2,3] 들에서 사용되었던 다음의 선형 시변 시스템에 대하여 각각의 알고리즘을 적용시켜 시뮬레이션을 수행하고 그 결과를 살펴보기로 한다. 이 선형 시변 시스템은 일반적인 형태의 2차 시스템으로서 직류 전동기나 유도 전동기의 2차 모델, 또는 1차 모델의 전동기와 서보 제어기의 전체 시스템, 위성추적 안테나 제어 시스템, SCARA(Simplified Compliance Assembly Robot Arm) 형태의 전기 공사용 자동화 로봇 시스템 등에 모두 적용할 수 있는 2차 시스템 모델이다.

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1(t) \\ \dot{x}_2(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -(2+5t) & -(3+2t) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} u(t)$$

$$\begin{bmatrix} x_1(0) \\ x_2(0) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad 0 \leq t \leq 1 \quad (16-a)$$

$$y(t) = [0 \ 1] \begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \end{bmatrix} \quad (16-b)$$

이때 목표 출력 $y_d(t)$ 도 [2,3]에서와 같이

$$y_d(t) = 12t^2(1-t), \quad 0 \leq t \leq 1 \quad (17)$$

로 하기로 한다.

그런데 이 시스템에서는 동특성식(16-b)에 시스템 파라미터 $D(t)$ 항목이 없기 때문에 정리 1의 조건(A2)에 의한 학습제어 알고리즘 식(6)을 곧바로 적용할 수가 없다. 그렇지만 시스템 출력 방정식(16-b)와 목표출력 식(17)을 약간 변형함으로써 손쉽게 정리 1이 적용될 수 있는 등가의 출력식 및 목표 출력을 얻을 수 있다.

즉, 다음 시스템

$$\dot{x}(t) = A(t)x(t) + B(t)u(t)$$

$$\begin{bmatrix} x_1(0) \\ x_2(0) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (18-a)$$

$$\hat{y}(t) = \hat{y}(t) = \hat{C}(t)x(t) + \hat{D}(t)u(t) \quad (18-b)$$

$$(\hat{C}(t) = CA(t) = [-(2+5t) \ -(3+2t)],$$

$$\hat{D}(t) = CB(t) = 1)$$

$$\hat{y}_d(t) = y_d(t) = 12t(2-3t) \quad (19)$$

이 $u(0)=0$ 인 조건하에 식(16-a), (16-b), (17)과 등가 관계임을 쉽게 확인할 수 있다. 다시 말해서 식(18)의 출력 $\hat{y}_d(t)$ 를 식(19)의 목표 출력 $y_d(t)$ 로 가계하는 그 어떤 제어 방식도, 식(16)의 출력 $y(t)$ 를 식(17)의 목표 출력 $y_d(t)$ 로 가도록 한다는 점에서 서로 등가 관계가 성립한다고 할 수 있는 것이다.

이제 $\epsilon^* = 0.1$ 로 하고 모든 시간대에서 출력오차를 ϵ^* 내에 들도록 하기 위해 1차 및 2차 반복 학습제어, 그리고 제한을 갖는 2차 반복 학습제어의 세가지 알고리즘을 설계하여 식(18)과 (19)에 대해 원하는 성능이 나올때까지 계속 반복적으로 적용한다. 여기에서 Arimoto의 연구 [2]에서의 알고리즘은 위의 1차 반복 학습제어 알고리즘에 해당한다.

여기서 필요한 초기치들은 다음과 같이 한다.

$$u_{-1}(t) = u_0(t) = e_{-1}(t) = 0, \quad 0 \leq t \leq 1$$

각각의 학습제어기를 설계하는데 있어서, 제어대상 시스템의 동특성을 우리가 정확히는 모른다고 가정하고 진행한다. 그러나 제어 대상 시스템의 불확실성과 관련하여, 식(18-c)의 \hat{D} 에 대해 전혀 아무것도 모를 경우 알고리즘(6)에서의 제어 파라미터를 적절히 선택하기란 어려울지도 모른다. 본 적용예에

있어서는 \hat{D} 값을 실제 값 $\hat{D}(t)=1$ 의 절반인 0.5 정도로 추정하였다고 하자.

Arimoto[2]의 방법인 1차 반복 학습제어 알고리즘의 수렴조건은 $\|I-CB\Gamma\| < 1$ 과 같이 되므로, 이 방법에서 추정된 D 값에 대해 가장 빠른 수렴속도를 갖도록 학습제어계수 Γ 를 선택하면 $\Gamma=(CB)^{-1}$ 가 $(D)^{-1}=2$ 되며, 이때의 k 번째 수행시의 출력 $y_k(t)$ 는 그림 2와 같다. 이 그림으로부터 목표출력과 ϵ^* 이내의 출력오차를 유지하도록 하는데 23번의 수행이 필요함을 알 수 있다. 그리고 2차 반복 학습제어의 경우, D 의 추정치에 따라 가장 빠른 수렴성을 갖도록 제어 계수들을 선택하면 $P_1=0.8, P_2=0.2, Q_1=1.6, Q_2=0.4$ 가 되며, 이때의 출력 $y_k(t)$ 를 그려보면 그림 3과 같게 되는데 이로부터 ϵ^* 이내의 출력오차를 유지하도록 하는데 7번의 수행으로써 충분하다는 것을 알 수 있다. 그러나 본 논문에서 제안한 제환을 갖는 2차 반복 학습제어를 적용한 경우에는 그림 4의 결과와 같이 ϵ^* 이내의 출력오차를 유지하도록 하는데 단지 4번의 수행으로써 충분하다는 결과를 얻었다. 이 때 각 제어계수들은 $P_1=1.12, P_2=-0.12, Q_1=1.4, Q_2=-0.15, R=0.13$ 으로 선택되었다. 이는 1차 학습제어인 경우의 23번, 2차 학습제어인 경우의 7번에 비교하면 한결 더 좋아진 성능임을 알 수 있다.

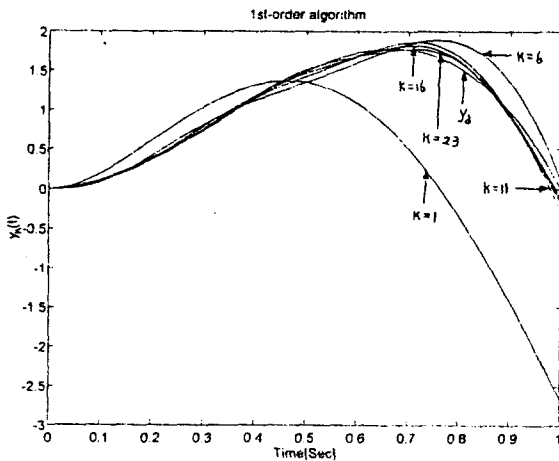


그림 2. 1차 반복 학습제어시 출력 추적 성능
Fig. 2. Output tracking performance by 1st-order iterative learning control

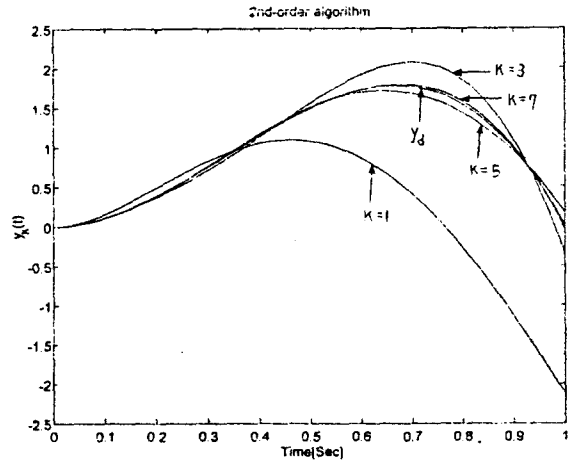


그림 3. 2차 반복 학습제어시 출력 추적 성능
Fig. 3. Output tracking performance by 2nd-order iterative learning control

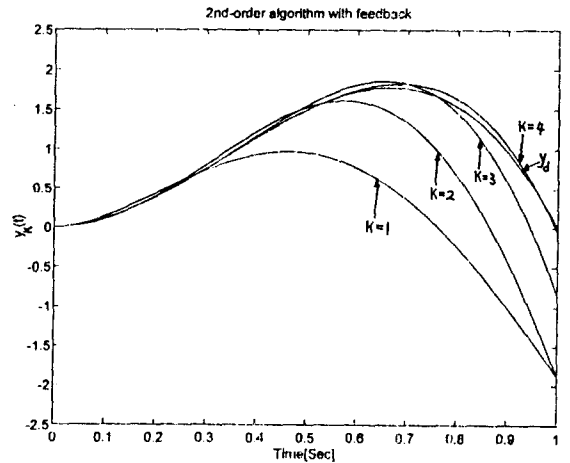


그림 4. 제환을 갖는 2차 반복 학습제어시 출력 추적 성능
Fig. 4. Output tracking perform. by 2nd-order iterative learning control with feedback.

그림 5와 그림 6은 학습제어가 충분히 이루어져 목표 경로에서 동작하고 있는 도중에, $t=0.3$ 에서 순간적으로 0.02초 동안 속도가 20만큼 감소될 정도의 외란이 가해졌을 때의 그 이후의 출력 결과 들이다. 그림 5는 2차 반복 학습제어($P_1=0.8, P_2=0.2, Q_1=1.6, Q_2=0.4$)의 경우로서 7번의 수행뒤에 다시 ϵ^* 이내의 출력오차를 유지할 수 있었음을 알 수 있

고, 그림 6은 궤환을 갖는 2차 반복 학습제어($P_1=1.12, P_2=-0.12, Q_1=1.4, Q_2=-0.15, R=0.13$)의 경우로서 5번의 수행뒤에 다시 ϵ^* 이내의 출력오차를 유지할 수 있었음을 알 수 있다.

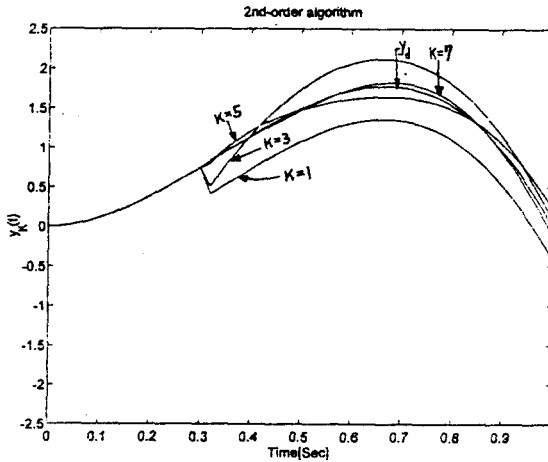


그림 5. 외란으로부터의 복구 특성(2차 반복 학습제어의 경우)
Fig. 5. Recovery from disturbance(2nd-order iterative learning control case)

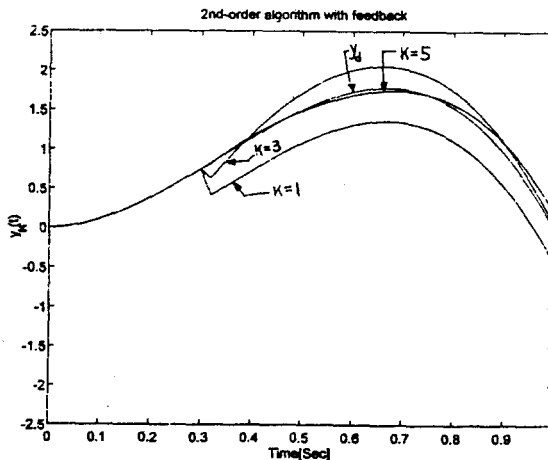


그림 6. 외란으로부터의 복구 특성(궤환을 갖는 2차 반복 학습제어의 경우)
Fig. 6. Recovery from disturbance(2nd-order iterative learning control with feedback case)

4. 결 론

본 논문에서는 설비 시스템을 위한 궤환을 갖는 새로운 학습제어 알고리즘을 제안하였고, 제안한 알고리즘의 수렴성의 증명 및 수렴 조건을 제시하였다. 특히 외란의 제거와 시스템의 안정화를 위하여 궤환 루프가 제어 시스템에 필요하다는 사실을 상기해 보면, 외란에 대한 강인성을 증대시키기 위한 궤환 항을 함께 고려함으로써 더 좋은 결과를 낼 수 있었음을 알 수 있다. 그리고 제안된 알고리즘은 일반적인 형태의 2차 선형 시변 시스템에 대해 적용한 시뮬레이션을 통해, 기존의 알고리즘들을 적용했을 때의 결과보다 수렴 성능과 외란에 대한 강인성이 훨씬 향상되었음을 확인할 수 있었다.

본 연구는 단국대학교 교내 연구비 지원에 의하여 수행되었음

참 고 문 헌

- [1] Uchiyama, M., "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.
- [2] Arimoto, S., Kawamura, S., and Miyazaki, F., "Bettering Operation of Robots by Learning", Journal of Robotic Systems, Vol. 1, No. 2, pp. 123-140, 1984.
- [3] Bien, Z., and Huh, K. M., "Higher-order Iterative Learning Control Algorithm", IEE Proceedings, Part. D, Vol. 136, No. 3, May, 1989.
- [4] Sugie, T., and Ono, T., "On a Learning Control Law", System and Control, Vol. 31, No. 2, Japan, pp. 129-135, 1987.
- [5] Lakshmikantham, V., and Leela, S., *Differential and Integral Inequalities - Vol.1*, Academic Press, pp. 37-41, 1969.
- [6] Gu, Y., and Loh, N., "Learning Control in Robotic Systems", Proc. IEEE International Symposium on Intelligent Control, Philadelphia, Pa. pp. 360-364, 1987.
- [7] Oh, S.R., Bien, Z., and Suh, I.H., "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.

◆ 著 者 紹 介 ◆

허경무(許慶茂) : 61페이지 참조