

이산시간 궤환 시스템에 대한 반복학습제어 및 직접구동형 SCARA 로봇에의 응용

(Iterative Learning Control for Discrete-Time Feedback Systems and Its Application to a Direct Drive SCARA Robot)

呂成元*, 金在吾*, 黃健*, 金聖賢*, 金道鉉*, 安鉉植*

(Seong-Won Yeo, Jae-Oh Kim, Gun Hwang, Sung-Hyun Kim, Do-Hyun Kim, and Hyun-Sik Ahn)

요 약

본 논문에서는 이산시간 비선형 시스템에 대하여 기준입력 수정형 반복학습 제어법칙을 제안하고 출력오차의 수렴성을 증명한다. 제안된 학습제어 법칙은 궤환제어기와 적절히 결합되어 궤적제어시 고정밀도를 얻을 수 있으며 기존의 제어입력 수정형에 비하여 구현이 매우 용이하다. 2축 스카라형 직접구동형 로봇에 대하여 궤적 추종 및 주기적 외란 제거에 대한 컴퓨터 시뮬레이션 및 실험을 수행함으로써 제안된 학습법칙의 타당성 및 개선된 수렴성능을 확인한다.

Abstract

In this paper, we propose a reference input modification-type iterative learning control law for a class of discrete-time nonlinear systems and prove the convergence of the output error. We can get the high-precision in case of the trajectory control when the proposed control law is properly combined with a feedback controller, and we can easily implement the learning control law compared to the control input modification-type learning control law. To show the validity and the convergence performance of the proposed control law, we perform experimentations on the trajectory control and rejection of periodic disturbances for a 2-axis SCARA-type direct drive robot.

I. 서 론

공정자동화의 확산에 따라 산업용 로봇은 다양한 분야에서 널리 사용되고 있으며 점차 고정밀화, 고속화를 추구하고 있다. 기존의 산업용 로봇에서는 큰 토크를 얻기 위해 높은 기어비의 감속기를 사용함으로써 backlash 현상이 발생하게 되어 정밀도 향상에

어려움이 많았다. 따라서 감속기에 의한 단점을 제거하여 고속, 고정밀 제어가 가능한 로봇을 구성하기 위하여 로봇의 각 관절에 모터를 직접 연결시키는 직접구동형 로봇이 출현하게 되었다^[1]. 그러나 이러한 형태의 로봇은 기존의 로봇에 비하여 비선형성이 현저하게 증가하기 때문에 정확한 수학적 모델링을 요구하는 PD 제어, 토크 계산법 등의 방법으로는 기대한 성능을 얻기 힘들게 되었다.

또한 현재 사용중인 대부분의 산업용 로봇은 주어진 공간에서 지정된 임무를 반복적으로 수행하는 특징을 갖고 있으며, 특히 연속경로 제어의 경우에는 주

* 正會員, 國民大學校 電子工學科

(Dept. of Electronics Eng., Kookmin Univ.)

接受日子: 1997年4月21日 수정완료일: 1997年6月13日

어진 제재 전체에 걸쳐서 허용오차를 만족하여야 한다.

이러한 작업특성을 갖는 시스템의 경우에는 점근적 안정성만을 보장하는 대부분의 현대제어이론보다 유한한 시간구간 내에서 완전추종(perfect tracking)을 가능하게 하는 반복학습 제어가 매우 효과적이다^[2]. 즉, 로봇의 비선형성은 정확히 모델링하기 힘들기 때문에 기존의 수학적 모델링에 민감한 제어기로는 기대한 성능을 얻기 어려운 반면에 학습제어는 이러한 기존의 제어법칙에 비하여 모델링 불확실성에 둔감하며 반복시행을 함으로써 매우 높은 정밀도를 얻을 수 있다^[3] -[5].

본 논문에서는 비선형 시스템의 상대차수를 이용한 이산시간 기준입력 수정형 반복학습 제어법칙을 제시하고, 실시간 운영체제 및 단일 보드 컴퓨터를 중심으로 구성된 실시간 제어시스템을 이용하여 2축 SCARA형 로봇의 연속경로 추종제어 실험을 수행한다. 기존의 제어입력 수정형 반복학습 제어법칙을 적용하여 얻은 결과와 비교함으로써 기준입력 수정형 반복학습 제어법칙을 적용한 경우에서의 수렴성능이 개선됨을 보이고, 주기적 외란도 빠른 시행횟수내에 제거시킬 수 있음을 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 확인한다.

II. 문제설정 및 예비지식

본 논문에서는 폐환제어기가 설치되어 있는 시스템을 제어대상으로 하고, 시스템의 동작구간 전체에서 실제 출력이 원하는 출력을 허용오차이내로 추종하기 위한 반복학습 제어법칙의 설계를 목적으로 한다. 이것을 수식적으로 나타내면 다음과 같은 문제가 된다.

[문제] 원하는 출력제어 $y^d(i) \in R^m, i \in [0, M]$ 및 출력오차의 허용한계 $\varepsilon > 0$ 이 주어졌을 때

$$x(i+1) = f(x(i)) + G(x(i))u(i) \tag{1}$$

$$y(i) = h(x(i)) \tag{2}$$

로 표현되는 시스템의 출력 $y(i)$ 가

$$\|y^d(i) - y(i)\| \leq \varepsilon, \quad i \in [0, M] \tag{3}$$

을 만족하도록 제어입력 $u(i), i \in [0, M]$ 을 구하자.

여기서, $u = [u_1, \dots, u_m]^T \in R^m, x = [x_1, \dots, x_n]^T \in R^n,$

그리고 $y = [y_1, \dots, y_m]^T \in R^m$ 는 각각 제어 입력벡터, 시스템 상태벡터 및 시스템 출력벡터이다. 함수 $f(x) = [f_1(x), \dots, f_n(x)]^T \in R^n, G(x) = [g_{ij}(x)] \in R^{n \times m}$ 그리고 $h(x) = [h_1(x), \dots, h_m(x)]^T \in R^m$ 은 각각의 정의영역에서 해석적이다. 이 문제를 풀기 위하여 본 논문에서는 반복학습 제어법칙을 이용하려고 한다. 이 제어법칙은 최초의 제어입력을 출력오차를 이용하여 적절히 수정하는 과정을 지정된 시간 구간에서 반복함으로써 얻어지도록 한다. 본 논문에서 각 변수의 윗첨자는 반복학습의 시행 횟수를 나타낸다. 따라서, $u^k(i), x^k(i)$ 및 $y^k(i)$ 는 각각 k 번째 시행시 시간 i 에서의 입력, 상태 그리고 출력 벡터이다.

또 반복학습제어의 수렴성 해석에 필요한 비선형 이산시간 시스템 (1), (2)에 대한 상대차수의 정의는 다음과 같다.

[정의] 다입력 다출력 비선형 시스템 (1), (2)가 다음 조건 (i) 및 (ii)를 만족한다면, 시스템 (1)-(2)는 (x^0, u^0) 에서 상대차수 (r_1, \dots, r_m) 을 갖는다.

(i) 모든 $1 \leq l \leq m, j < r_l - 1$ 과 (x^0, u^0) 주위의 모든 (x, u) 에 대해서 $\partial/\partial u \{h_l \circ f^j(f(x) + G(x)u)\} = 0^T$ 이다. 여기서, 0 는 m 차 영벡터이다.

(ii) $m \times m$ decoupling 행렬

$$J(x, u) = \begin{bmatrix} \frac{\partial}{\partial u} h_1 \circ f^{r_1-1}(f(x) + G(x)u) \\ \vdots \\ \frac{\partial}{\partial u} h_m \circ f^{r_m-1}(f(x) + G(x)u) \end{bmatrix} \tag{4}$$

$(x, u) = (x^0, u^0)$ 에서 비특이이다.

위의 정의로부터 이산시간 시스템에 대한 상대차수는 연속시간 시스템에 대한 상대차수와 같은 개념임을 알 수 있다^[6].

본 논문에서 사용되는 몇가지 표기법은 다음과 같다. n 차 벡터 $x = [x_1, \dots, x_n]^T$ 에 대한 벡터 노름(vector norm)은 $\|x\| = \max_{1 \leq i \leq n} |x_i|$ 로 정의되며, $n \times m$ 행렬 $W = \{w_{ij}\}$ 에 대한 행렬 노름(matrix norm)은 $\|W\| = \max_{1 \leq i \leq n} (\sum_{j=1, m} |w_{ij}|)$ 로써 정의된다. 또 함수 $q: [0, M] \rightarrow R^m$ 에 대한 λ -노름은 $\|q(i)\|_\lambda = \sup_{i \in [0, M]} \lambda^i \|q(i)\|$ 와 같이 정의된다.

반복학습 제어법칙의 기본적인 형태는 다음과 같다.

$$u^{k+1}(i) = u^k(i) + S^k(i)e^k(i), \quad i \in [0, M] \quad (5)$$

여기서, $u^k(i)$ 는 제어입력, $S^k(i)$ 는 이득행렬 그리고 $e^k(i)$ 는 출력오차를 나타낸다. 위의 제어입력을 개루프 시스템의 제어입력으로 사용하는 연구가 활발히 진행되어 왔으며, 최근에는 페루프 시스템과 결합시켜 케환제어기의 장점을 이용하면서 제어 정밀도를 향상시키려는 연구가 시도되었다^{[8] [9]}. 그 기본적인 구성은 그림 1과 같으며 이러한 구성을 '제어입력 수정형 반복학습제어'라고 부른다. 그림 1에서 $u_{ff}^k(i)$ 의 계산식은 다음과 같다.

$$u_{ff}^{k+1}(i) = u^k(i) + S^k(i) \begin{pmatrix} \sum_{j=0}^i \gamma_{1j} e_1^k(i+j) \\ \vdots \\ \sum_{j=0}^i \gamma_{mj} e_m^k(i+j) \end{pmatrix}, \quad i \in [0, M] \quad (6)$$

그림 1과 같은 형태의 학습제어 시스템이 출력오차의 허용오차를 크게 줄일 수는 있으나 기존의 케환제어기와 제어대상 시스템간의 연결을 끊고 학습제어기의 출력을 부가해야 한다는 구현상의 문제점이 있다. 또한 실제 출력이 원하는 출력에 수렴하기 위해서는 많은 반복횟수가 필요하다는 단점이 있다. 따라서 본 논문에서는 기존의 케환 제어시스템 전체를 다시 새로운 제어대상 시스템으로 보고 반복학습 제어기를 설계하는 방법을 제시하고 그 수렴성을 보이고자 한다.

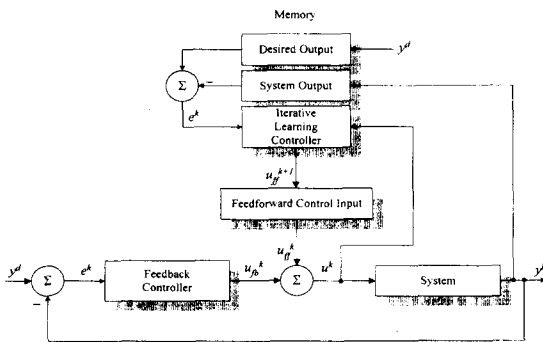


그림 1. 제어입력 수정형 반복학습 제어시스템의 구성
Fig. 1. Configuration of the control input modification-type iterative learning control system.

III. 기준입력 수정형 반복학습제어

본 절에서는 반복학습제어기를 이용하여 주어진 원

하는 출력을 적절히 수정한 후 이것을 새로운 기준입력으로 취급하는 제어 시스템을 구성함으로써 구현상의 편의성과 수렴성능의 개선을 동시에 얻으려고 한다. 제어 시스템의 구성은 그림 2와 같다.

다음과 같은 형태의 다입력 다출력 이산시간 비선형 시스템과 케환제어기를 고려한다.

$$x(i+1) = f(x(i)) + G(x(i))u_{fb}(i) \quad (7)$$

$$y(i) = h(x(i)) \quad (8)$$

$$z(i+1) = a(z(i)) + B(z(i))e_{fb}(i) \quad (9)$$

$$u_{fb}(i) = c(z(i)) + D(z(i))e_{fb}(i) \quad (10)$$

여기서 $u_{fb} = [u_{fb,1}, \dots, u_{fb,m}]^T \in R^m$, $x = [x_1, \dots, x_n]^T \in R^n$ 및 $y = [y_1, \dots, y_m]^T \in R^m$ 는 각각 케환 제어입력벡터, 시스템 상태벡터 그리고 시스템 출력벡터이다. 또한 $z \in R^p$, $e_{fb,l}^k(i) = u_{fb,l}^k(i) - y_l^k(i)$, $l = 1, \dots, m$ 그리고 $u = [u_1, \dots, u_m]^T \in R^m$ 은 각각 케환 제어기의 상태, 케환 오차 그리고 순방향(feedforward) 제어기(반복학습 제어기)의 출력이다. 함수 $f(x) = [f_1(x), \dots, f_n(x)] \in R^n$, $G(x) = [g_{ij}(x)] \in R^{n \times m}$, $h(x) = [h_1(x), \dots, h_m(x)] \in R^m$, $a: R^p \rightarrow R^p$ 및 $c: R^p \rightarrow R^m$ 은 각각의 정의영역에서 해석적이고, 함수 $B: R^p \rightarrow R^{p \times m}$ 와 $D: R^p \rightarrow R^{m \times m}$ 은 정의영역에서 부분적으로 연속이다.

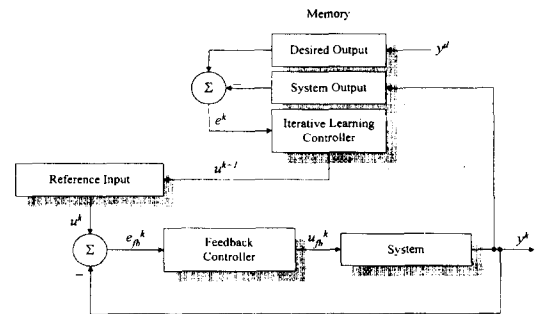


그림 2. 기준입력 수정형 반복학습제어 시스템의 구성
Fig. 2. Configuration of the reference input modification-type iterative learning control system.

시스템 (7)과 (8)에 대해서 다음과 같이 가정한다.

(가정1)

$$\Phi: (x(0), u(i), i \in [0, M]) \rightarrow (x(i), i \in [0, M]) \quad \text{및}$$

$$\Psi: (x(0), u(i), i \in [0, M]) \rightarrow (y(i), i \in [0, M]) \quad \text{라 하자.}$$

그러면 각각 고정된 $x(0)$ 에 대해서 상태사상 Φ 와 출력사상 Ψ 는 일대일 사상이다.

(가정2)

모든 $x \in R^n, u \in R^m$, 에 대하여 시스템 (7)과 (8)의 상대 차수(벡터)는 $\{r_1, \dots, r_m\}$ 이다.

(가정3)

$l=1, \dots, m$ 에 대하여

$$\frac{\partial^2}{\partial u_i \partial u_j} h_l \circ f^{r_l-1}(f(x) + G(x)u) = 0, \quad i, j = 1, \dots, m \quad (11)$$

이다.

(가정4)

시스템 (7), (8)의 함수 $f(\cdot), G(\cdot)$ 그리고 $h(\cdot)$ 는 R^n 에서 Lipschitz이다. 즉, $x', x'' \in R^n$ 에 대하여

$$\|f(x') - f(x'')\| \leq f_0 \|x' - x''\|, \quad (12)$$

$$\|G(x') - G(x'')\| \leq g_0 \|x' - x''\|, \quad (13)$$

$$\|h(x') - h(x'')\| \leq h_0 \|x' - x''\| \quad (14)$$

을 만족하는 상수 f_0, g_0 및 h_0 가 존재한다. 또 제환 제어기 (9), (10)의 함수 $a(\cdot), B(\cdot), c(\cdot)$, 그리고 $D(\cdot)$ 는 $z', z'' \in R^l$ 에 대하여,

$$\|a(z') - a(z'')\| \leq a_0 \|z' - z''\|, \quad (15)$$

$$\|B(z') - B(z'')\| \leq b_0 \|z' - z''\|, \quad (16)$$

$$\|c(z') - c(z'')\| \leq c_0 \|z' - z''\|, \quad (17)$$

$$\|D(z') - D(z'')\| \leq d_0 \|z' - z''\| \quad (18)$$

을 만족하는 상수 a_0, b_0, c_0 및 d_0 가 존재한다. 또한,

$$\|G(x(i))\| \leq M_g, \|h(x(i))\| \leq M_h, \quad \forall x \in R^n \quad \text{및} \quad \|B(z(i))\| \leq M_b, \|c(z(i))\| \leq M_c, \|D(z(i))\| \leq M_d, \quad \forall z \in R^l \text{이다.}$$

위의 (가정3)에 의해 (4)의 $J(x, u)$ 는 $J(x)$ 로 쓸 수 있다.

이제 시스템 (7)-(10)에 대하여 다음과 같은 형태의 반복학습 제어법칙을 고려한다.

$$u^{k+1}(i) = u^k(i) + S^k(i) \begin{bmatrix} \sum_{j=0}^{r_1} \gamma_1 e_1^k(i+j) \\ \vdots \\ \sum_{j=0}^{r_m} \gamma_m e_m^k(i+j) \end{bmatrix}, \quad i \in [0, M] \quad (19)$$

여기서, $S^k(i) \in R^{m \times m}$ 는 제한된 이득함수이고, $\gamma_{ij}, l=1, \dots, m, j=0, \dots, r_l$ 은 $\gamma_{lr} \neq 0, l=1, \dots, m$ 인

상수 이득이며 이들의 선정 조건은 [정리 1]에서 제시된다. 또 $e_i^k(i)$ 는

$$e_i^k(i) = y_i^d(i) - y_i^k(i), \quad i \in [0, N+r_{\max}] \quad (20)$$

이고 여기서, $r_{\max} = \max_{i=1, \dots, m} r_i$ 이다.

[정리 1] 제환 제어시스템 (7)-(10)에 대하여 주어진 학습법칙 (19)을 사용한다. 원하는 출력궤적 $y^d(i), i \in [0, N+r_{\max}]$, 가 추종 가능하고, 원하는 초기 상태 $x^d(0)$ 가 주어졌다고 가정하자. 또한 모든 k 에 대해서 $x^k(0) = x^d(0)$ 이고, 초기 제환 제어기상태가 $z^k(0) = 0$ 이라고 가정하자. $\Gamma = \text{diag}(\gamma_{1r_1}, \dots, \gamma_{mr_m})$ 라 하고, S^k 가

$$\|I - S^k(i)\Gamma(x^k(i))D(z^k(i))\| \leq \rho < 1, \quad i \in [0, M] \quad (21)$$

를 만족한다면 시간 $i \in [0, M]$ 에서의 출력오차는 $k \rightarrow \infty$ 일 때 영벡터로 수렴한다. 즉,

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \|e^k(i)\| = 0, \quad i \in [0, M] \quad (22)$$

이며 여기서, $e^k(i) = [e_1^k(i), \dots, e_m^k(i)]^T$ 이다.

[증명] 부록 1 참조

IV. 직접구동형 로봇트에의 적용

1. 직접구동형 2축 로봇트의 모델링 및 시뮬레이션
컴퓨터 시뮬레이션에 사용된 직접 구동형 2축 로봇트의 동력학 방정식은 다음과 같다^[10].

$$\mu(\theta) \ddot{\theta} + V(\theta, \dot{\theta}) + G(\theta) = \tau - F \quad (23)$$

여기서, $\mu(\theta)$ 는 2×2 질량 행렬, $V(\theta, \dot{\theta})$ 는 2×1 코리올리력 및 원심력 벡터, $G(\theta)$ 는 2×1 중력 벡터, θ 는 2×1 위치 벡터, τ 는 2×1 토크 벡터 및 F 는 2×1 쿠울롱 마찰력 벡터이다. $x_1(t) = \theta(t)$, $x_2(t) = \dot{\theta}(t)$, $x(t) = [x_1^T(t), x_2^T(t)]^T$, $u(t) = \tau(t)$ 그리고 $y(t) = \theta(t)$ 라 하면, (23)은 다음과 같은 상태방정식으로 정리된다.

$$\dot{x}(t) = \begin{bmatrix} \dot{x}_1(t) \\ \dot{x}_2(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I \\ 0 \end{bmatrix} - \mu^{-1}(x_1(t)) \begin{bmatrix} 0 \\ V(x_1(t), x_2(t)) + G(x_1(t)) + F \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ -\mu^{-1}(x_1(t)) \end{bmatrix} u(t) \quad (24)$$

$$y(t) = x_1(t) \tag{25}$$

(24), (25)을 Euler 방법을 이용하여 샘플링 타임 Δt 로 이산화 시키면

$$\begin{bmatrix} x_1(i+1) \\ x_2(i+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1(i) \\ x_2(i) \end{bmatrix} + \Delta t \begin{bmatrix} I & O \\ O & -\mu^{-1}(x_1(i)) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V(x_1(i), x_2(i)) + G(x_1(i)) + F \\ \mu^{-1}(x_1(i)) \end{bmatrix} u(i) \tag{26}$$

$$y(i) = x_1(i) \tag{27}$$

이 된다. 이산화된 시스템 (26), (27)는 (7), (8)와 같은 형태이므로, 본 논문에서 사용되는 반복학습 제어 법칙을 직접 적용할 수 있으며, 시스템 (26), (27)의 상대차수는 (2.2)임을 알 수 있다. 그리고 실제로는 관절 속도 $x_2(t) = \dot{\theta}(t)$ 가 유한 시간구간 $[0, T]$ 에서 무한한 값으로 발산하지 않기 때문에, 이산화된 로봇 머니플레이터는 (가정 4)를 만족한다.

제작된 직접구동형 2축 로봇의 외관은 그림 3과 같으며, 제원을 표 1에 나타냈다. 표 1에 기재된 파라미터 이외의 것들은 [10]에서 사용된 값들을 이용하였다.

표 1. 제작한 직접구동형 2축 로봇의 제원
Table 1. Parameters of a manufactured direct drive 2-axis robot.

기호	정의	값	단위
L1	Link 1과 link 2와의 축간 거리	0.37	m
L2	Link 2와 end effector와의 축간 거리	0.255	m
L3	Link 1의 축에서 질량중심까지의 거리	0.139	m
L4	Link 2의 축에서 질량중심까지의 거리	0.099	m
m1	Link 1의 질량	13.072	Kg
m2	Link 2의 질량	5.8744	Kg
m3	Motor 1의 질량	73	Kg
m4	Motor 2의 질량	14	Kg

반복학습 제어법칙을 이산시간 비선형 시스템에 대하여 적용한 시뮬레이션에서 사용된 원하는 위치계적은 다음과 같다.

$$y^d(0) = y^d(1) = 0, \tag{28}$$

$$y^d(i) = \begin{bmatrix} \theta_1^d(i) \\ \theta_2^d(i) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -3((i-1)\Delta t)^3 + 4((i-1)\Delta t)^2 \\ -3((i-1)\Delta t)^3 + 4((i-1)\Delta t)^2 \end{bmatrix}, i \in [2, M]$$

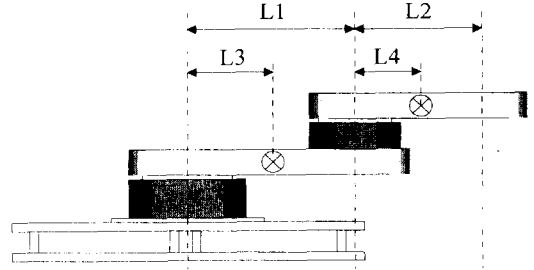


그림 3. 직접구동형 2축 로봇의 외관
Fig. 3. The appearance of a 2-axis direct drive robot.

먼저 제어입력 수정형 학습제어법칙을 적용한 경우를 조사해보고 기준입력 수정형의 경우와 비교하기로 한다. 제어입력 수정형의 경우에는 $\gamma_{10} = \gamma_{20} = 1$, $\gamma_{11} = \gamma_{21} = -2$, $\gamma_{12} = \gamma_{22} = 1$ 로 하고, 반복학습 제어법칙 (6)의 이득함수가 수렴조건을 만족하도록 $S^k(i) = (\alpha/\Delta t^2)\hat{\mu}(\theta^k(i))$ 으로 설정한다^[8]. 따라서 시스템 (26), (27)에 대하여 적용한 제어입력법칙은 다음과 같다.

$$u_i^{k+1}(i) = u^k(i) + \alpha \hat{\mu}(\theta^k(i)) \frac{e^k(i+2) - 2e^k(i+1) + e^k(i)}{\Delta t^2}, \forall i \in [0, M] \tag{29}$$

여기서, $e^k(i) = y^d(i) - y^k(i)$ 이고 $\hat{\mu}(\cdot)$ 는 모델링된 질량행렬, $t = i\Delta t, \Delta t = 0.01, \epsilon = 0.003$ [rad] 그리고 $\alpha = 0.9$ 이다. 실제 로봇 머니플레이터와의 모델링 오차를 고려하기 위하여 $\hat{\mu}(\cdot)$ 는 10%의 모델링 오차를 갖도록 설정하였다. 궤환 제어기는 PI 제어기를 사용하였으며, 사용된 PI 이득상수는

$$K_p = \begin{bmatrix} 30.61 & 0 \\ 0 & 0.17 \end{bmatrix}, K_i = \begin{bmatrix} 3.061 & 0 \\ 0 & 0.017 \end{bmatrix} \tag{30}$$

이다. 그림 4는 직접구동형 2축 로봇의 링크 2에 대한 시뮬레이션 결과로서 $k=15$ 일 때, 최대 허용오차 ϵ 을 만족하였으며, 그래프로 나타내지는 않았지만 링크 1의 수렴속도는 링크 2의 수렴속도보다 항상 빠르다.

기준입력 수정형 제어법칙의 수렴성능 분석을 위하여 동일한 원하는 출력계적 (28)과 γ_{ij} 를 사용하고, 반복학습 제어법칙 (19)의 이득함수가 수렴조건 (21)를 만족하도록 $S^k(i) = (\alpha/\Delta t^2)D^{-1}(z^k(i))\hat{\mu}(\theta^k(i))$ 와 같이 설정한다. 실제로 시스템 (26), (27)에 대하여 적용한 제어입력법칙은 다음과 같다.

$$u^{k+1}(i) = u^k(i) + \alpha D^{-1}(z^k(i)) \hat{\mu}(\theta_1^k(i)) \frac{e^k(i+2) - 2e^k(i+1) + e^k(i)}{\Delta t^2},$$

$$\forall i \in [0, M] \quad (31)$$

여기서, $\hat{\mu}(\cdot)$ 는 10%의 모델링 오차를 갖도록 설정하였고, 궤환 제어기는 PI 제어기를 사용하였으며, 사용된 PI 이득은 (30)과 같다. 최대 허용오차를 $\epsilon = 0.003$ [rad]으로 하였을 때, 그림 5는 직접구동형 2축 로봇의 링크 2에 대한 시뮬레이션 결과로서 $k=12$ 일 때, 최대 허용오차 ϵ 를 만족하는 것을 알 수 있으며, 제어입력 수정형 반복학습 제어법칙과 비교해서 수렴속도가 빠름을 시뮬레이션을 통하여 확인할 수 있다. 그림 5에서 그래프로 나타내지는 않았지만, 본 실험에서도 마찬가지로 링크 1의 수렴속도가 링크 2의 수렴속도보다 항상 빠르다.

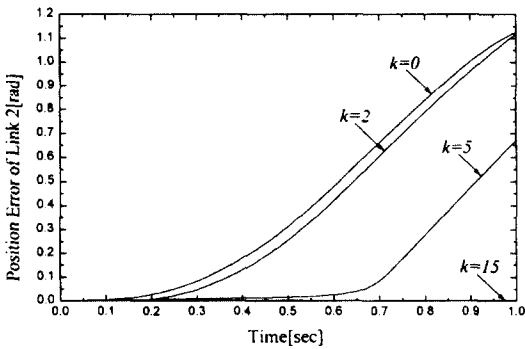


그림 4. 제어입력 수정형 반복학습 제어법칙의 시뮬레이션 결과

Fig. 4. Simulation results of the control input modification-type iterative learning control law.

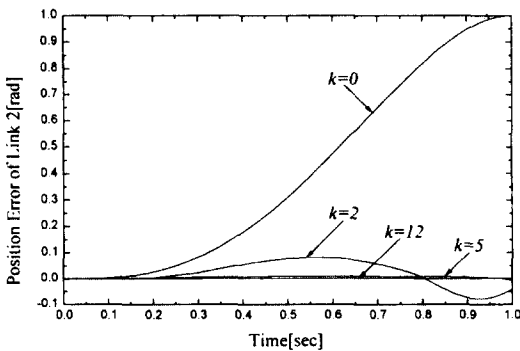


그림 5. 기준입력 수정형 반복학습 제어 법칙의 시뮬레이션 결과

Fig. 5. Simulation results of the reference input modification-type iterative learning control law.

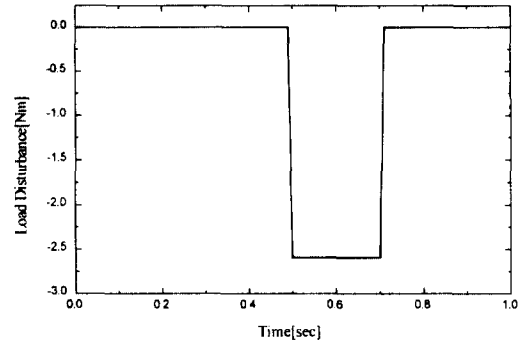


그림 6. 부하외란의 곡선

Fig. 6. Curve of load disturbance.

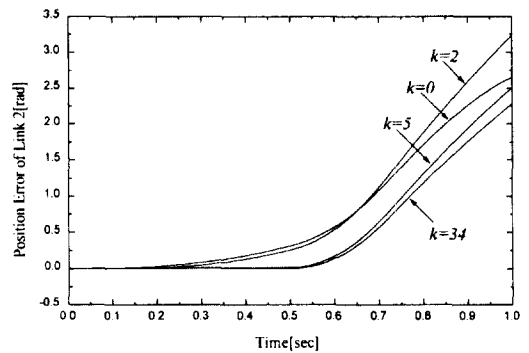


그림 7. 부하외란이 있는 경우의 제어입력 수정형 반복학습 제어법칙의 시뮬레이션 결과

Fig. 7. Simulation results of the control input modification-type iterative learning control law under a periodic load disturbance.

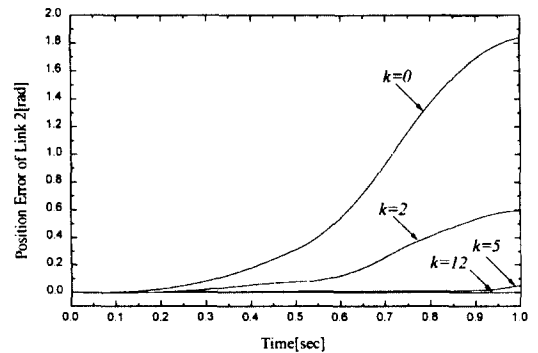


그림 8. 부하외란이 있는 경우의 기준입력 수정형 반복학습 제어법칙의 시뮬레이션 결과

Fig. 8. Simulation results of the reference input modification-type iterative learning control law under a periodic load disturbance.

또한 미지의 주기적인 부하의란이 있는 경우에 대하여 두 가지 종류의 학습법칙의 성능을 비교해 보기로 한다. 다음 그림 6과 같은 형태의 주기적인 부하가 로봇에 인가될 때, 위에서와 동일한 PI 제어기 이득상수 및 두 가지 반복학습법칙을 적용하고 그 결과를 고찰해보면 각각 그림 7 및 그림 8과 같다. 그림들로부터 제어입력 수정형의 경우에는 $k=34$ 일 때까지 최대 허용오차를 만족하지 못한 반면에, 기준입력 수정형의 경우에는 $k=12$ 일 때 주어진 최대 허용오차를 만족시킴을 볼 수 있다.

2. 실시간 제어시스템 및 실험결과

로봇의 연속 경로 추종 실험을 수행하기 위하여 구성된 실험 환경은 그림 9와 같다. 호스트 컴퓨터로서 Sparc II Workstation을 이용하고, 실시간 제어시스템은 실시간 운영체제인 VRTXsa를 탑재한 단일 보드 컴퓨터(VM 30), 아날로그 입력/출력 보드(VDAD), 호스트 컴퓨터와 단일 보드 컴퓨터간의 통신을 위한 보드(VCOM) 및 펄스 계수용 보드(PB_CNT) 등으로 구성되며 모든 보드는 VME bus를 사용하고 있다. 또 링크 구동형 모터로서 NSK사의 14형과 06형을 각각 링크 1 및 2에 장착시켜 사용한다.

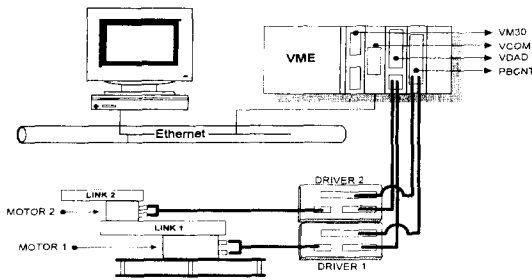


그림 9. 직접구동형 로봇에 대한 실시간 제어시스템의 구성

Fig. 9. Configuration of the real-time control system for a direct drive robot.

그림 10에 나타난 결과는 그림 9의 실시간 제어시스템에 제어입력 수정형 반복학습 제어법칙을 적용하여 얻은 실시간 실험 결과이다. 최대허용오차 $\epsilon=0.02$ [rad], 그리고 실험에 사용된 조건들은 앞 절에서 제시한 조건들과 동일하며 $k=99$ 에서도 최대허용오차를 만족하지 못했으며, 그림 10에 나타내지는 않았지만 링크 1의 수렴속도는 링크 2의 수렴속도보다 항상 빠르다.

동일한 실시간 제어시스템에 제안한 기준입력 수정형 제어법칙을 적용하여 실험한 결과를 그림 11에 나타내었다. 최대허용오차 $\epsilon=0.02$ [rad]으로 하였을 때, $k=43$ 에서 최대허용오차를 만족하였으며, 그림 11에 나타내지는 않았지만 링크 1의 수렴속도는 링크 2의 수렴속도보다 항상 빠르다.

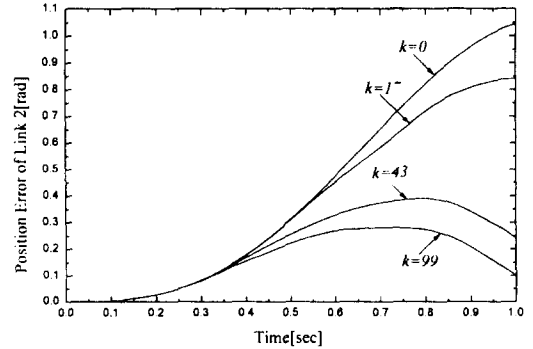


그림 10. 제어입력 수정형 반복학습 제어법칙의 실험 결과

Fig. 10. Experimental results of the control input modification-type iterative learning control law.

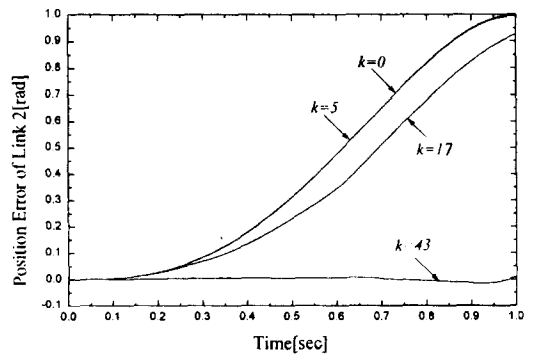


그림 11. 기준입력 변화형 반복학습 제어법칙의 실험결과

Fig. 11. Experimental results of the reference input modification-type iterative learning control law.

제안한 기준입력 수정형 반복학습 제어법칙과 제어입력 수정형 반복학습 제어법칙의 수렴성능을 비교하기 위하여 각 제어법칙을 적용한 실험에서 얻은 최대오차 노음을 반복횟수에 대하여 그림 12와 같이 나타내었다. 시뮬레이션 결과와는 횟수에서 큰 차이를 보이지만 수렴 경향으로부터 본 논문에서 제안된 기준입력 수정형 반복학습 제어법칙의 수렴속도가 매우 빠름

을 알 수 있다.

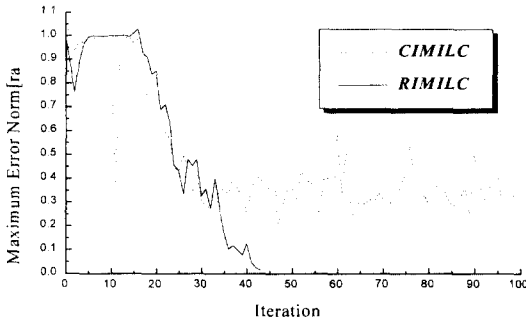


그림 12. 두 종류의 반복학습 제어법칙의 실험결과 비교
 Fig. 12. Comparison of two kinds of iterative learning control laws.

V. 결 론

본 논문에서는 직접구동형 2축 로봇트 머니플레이터의 정밀한 추종제어 및 주기적 부하외란의 효과적인 제거를 위하여 기준입력 수정형 반복학습 제어법칙을 이산시간 비선형 시스템에 대하여 제안하고, 실시간 제어시스템을 이용하여 직접구동형 로봇트의 연속경로 추종실험을 수행하였다. 기존의 제어입력 수정형 반복학습 제어법칙에 비하여 궤적추종성능이나 주기적 외란제거면에서 제안된 기준입력 수정형 제어법칙이 더욱 효과적임을 실험 및 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 각각 확인하였다.

※ 본 논문은 과학재단의 지원을 받아 수행되었음을 밝힙니다(과학재단 951-0914-050-1).

참 고 문 헌

[1] H. Asada and K. Youcef-Toumi, *Direct Drive Robots Theory and Practice*, The MIT Press, 1987.
 [2] S. Arimoto, S. Kawamura and F. Miyazaki, Bettering operation of robots by learning, *J. Rob. Syst.*, vol. 1, no. 2, pp. 123-140, 1984.
 [3] S.-R. Oh, Z. Bien and I. H. Suh, A Model Algorithmic Learning Method for Continuous-Path Control of a Robot Mani-

pulator, *ROBOTICA*, vol. 8, 1990.

[4] A. De Luca, G. Paesano and G. Ulivi, A Frequency-domain approach to learning control : implementation for a robot manipulator, *IEEE Trans. Electron.*, vol. 39, pp. 1-10, 1992.
 [5] S.-R. Oh, M.-S. Lim, H.-S. Ahn and K. B. Kim, Experimental study on iterative learning control algorithms for a direct drive robot arm, *Proc. of 1st Asian Contr. Conf.*, pp. 553-556, 1994.
 [6] A. Isidori, *Nonlinear Control Systems (2nd Ed.)*, Springer-Verlag, Berlin, 1989.
 [7] T.-J. Jang, H.-S. Ahn and C.-H. Choi, Iterative learning control for discrete-time nonlinear systems, *Int. J. Systems Sci.*, vol. 25, pp. 1179-1189, 1994.
 [8] Chong-Ho Choi, Tae-Jeong Jang and Hyun-Sik Ahn, Iterative learning control for discrete-time nonlinear systems with feedback, *Proc. of the Asian Control Conference, Tokyo*, pp. 235-238, 1994.
 [9] T.-J. Jang, C.-H. Choi and H.-S. Ahn, Iterative Learning Control in Feedback Systems, *Automatica*, vol. 31, no. 2, pp. 243-248, 1995.
 [10] C. G. Kang, W. W. Kao and M. Boals, Modelling Identification and Simulation of a Two Link SCARA Manipulator, *Symposiums on Robotics, ASME Winter Annual Meeting*, pp. 393-407, 1988.

[부록] 정리 1의 증명

제어입력 $u^d(\cdot)$ 와 상태 $x^d(\cdot)$ 가 원하는 출력궤적 $y^d(\cdot)$ 를 생성한다고 하자. (가정1)에 의하여 $u^d(\cdot)$ 와 $x^d(\cdot)$ 는 주어진 $y^d(\cdot)$ 에 대하여 유일하게 결정되며, (가정2)와 (가정3)에 따라, k 번째 반복시행시 출력 오차벡터의 l 번째 성분은 다음과 같다.

$$e_l^k(i+j) = h_l \circ f^j(x^d(i)) - h_l \circ f^j(x^k(i)), \quad 0 \leq j < r_l \quad (A.1)$$

$$e_l^k(i+r_l) = h_l \circ f^{r_l-1}(f(x^d(i)) + G(x^d(i))u_{r_l}^d(i)) - h_l \circ f^{r_l-1}(f(x^k(i)) + G(x^k(i))u_{r_l}^k(i)) \quad (A.2)$$

또한, 궤환오차는

$$e_{\beta,l}^k(i) = u_l^k(i) - y_l^k(i), \quad l = 1, \dots, m \quad (A.3)$$

이다. 시스템 (7)-(10)에 반복학습 제어법칙 (19)을 대입하고 (4)와 함께 (A.2) 및 (A.3)을 이용하여 정리하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} u^d(i) - u^{k+1}(i) &= u^d(i) - u^k(i) - S^k(i) \begin{bmatrix} \sum_{j=0}^{r_1} \gamma_{1j} e_1^k(i+j) \\ \vdots \\ \sum_{j=0}^{r_m} \gamma_{mj} e_m^k(i+j) \end{bmatrix} \\ &= [I - S^k(i)J(x^k(i))D(z^k(i))]u^d(i) - u^k(i) \\ &\quad - S^k(i) \Gamma [J(x^d(i)) - J(x^k(i))]D(z^k(i))u^d(i) \\ &\quad - S^k(i) \Gamma J(x^d(i)) [D(z^d(i)) - D(z^k(i))]u^d(i) \\ &\quad - S^k(i) \Gamma [J(x^d(i)) - J(x^k(i))]c(z^d(i)) \\ &\quad - S^k(i) \Gamma J(x^k(i)) [c(z^d(i)) - c(z^k(i))] \\ &\quad + S^k(i) \Gamma [J(x^d(i)) - J(x^k(i))]D(z^d(i))h(x^d(i)) \\ &\quad + S^k(i) \Gamma J(x^k(i)) [D(z^d(i)) - D(z^k(i))]h(x^d(i)) \\ &\quad + S^k(i) \Gamma J(x^k(i))D(z^k(i)) [h(x^d(i)) - h(x^k(i))] \\ &\quad - S^k(i) \begin{bmatrix} \sum_{j=0}^{r_1} \gamma_{1j} (h_1 \circ f^j(x^d(i)) - h_1 \circ f^j(x^k(i))) \\ \vdots \\ \sum_{j=0}^{r_m} \gamma_{mj} (h_m \circ f^j(x^d(i)) - h_m \circ f^j(x^k(i))) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (A.4)$$

함수 $f(x), G(x)$ 및 $h(x)$ 는 x 에서 해석적이므로, 함수 $J(x, u)$ 와 $h_l \circ f^j(x), l=1, \dots, m, j=1, \dots, r_l$ 은 연속이다. 그리고 (가정 2)에 따라, 다음을 만족하는 상수 m_1 과 m_2 가 존재한다.

$$\|J(x^d(i)) - J(x^k(i))\| \leq m_1 \|x^d(i) - x^k(i)\| \quad (A.5)$$

$$\left\| \begin{bmatrix} \sum_{j=0}^{r_1} \gamma_{1j} (h_1 \circ f^j(x^d(i)) - h_1 \circ f^j(x^k(i))) \\ \vdots \\ \sum_{j=0}^{r_m} \gamma_{mj} (h_m \circ f^j(x^d(i)) - h_m \circ f^j(x^k(i))) \end{bmatrix} \right\| \leq m_2 \|x^d(i) - x^k(i)\| \quad (A.6)$$

$\delta u^k(i) = u^d(i) - u^k(i), \delta x^k(i) = x^d(i) - x^k(i)$ 그리고 $\delta z^k(i) = z^d(i) - z^k(i)$ 라 하자. (A.5)와 (A.6)을 이용하여 (A.4)의 양변에 노음을 취하면

$$\|\delta u^{k+1}(i)\| \leq \rho \|\delta u^k(i)\| + d_1 \{\|\delta x^k(i)\| + \|\delta z^k(i)\|\} \quad (A.7)$$

이다. 여기서,

$$\begin{aligned} \rho &= \sup_{i \in \{0, \dots, N\}} [I - S^k(i) \Gamma J(x^k(i))D(z^k(i))], \\ m_{ud} &= \sup_{i \in \{0, \dots, N\}} \|u^d(i)\|, \\ d_1 &= \max \left\{ \sup_{i \in \{0, \dots, N\}} [\|S^k(i)\| \{ \| \Gamma \| m_1 M_d m_{ud} + \| \Gamma \| J(x^k(i)) \| M_d h_0 \right. \\ &\quad \left. + \| \Gamma \| m_1 M_c + \| \Gamma \| m_1 M_d M_h + m_2 \}], \right. \\ &\quad \left. \sup_{i \in \{0, \dots, N\}} [\|S^k(i)\| \Gamma \| [J(x^d(i)) \| d_0 m_{ud} + \| J(x^k(i)) \| c_0 + \| J(x^k(i)) \| d_0 M_h]] \right\} \end{aligned}$$

이다. 시스템 (7) - (10)에 대하여 정리하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} x^d(i+1) - x^k(i+1) &= \{f(x^d(i)) - f(x^k(i))\} + G(x^k(i)) \{c(z^d(i)) - c(z^k(i))\} \\ &\quad + \{G(x^d(i)) - G(x^k(i))\}c(z^d(i)) + G(x^k(i)) \{D(z^d(i)) - D(z^k(i))\}u^d(i) \\ &\quad + \{G(x^d(i)) - G(x^k(i))\}D(z^d(i))u^d(i) + G(x^k(i))D(z^k(i)) \{u^d(i) - u^k(i)\} \\ &\quad - G(x^k(i)) \{D(z^d(i)) - D(z^k(i))\}h(x^d(i)) \\ &\quad - \{G(x^d(i)) - G(x^k(i))\}D(z^d(i))h(x^d(i)) \\ &\quad - G(x^k(i))D(z^k(i)) \{h(x^d(i)) - h(x^k(i))\} \end{aligned} \quad (A.8)$$

$$\begin{aligned} z^d(i+1) - z^k(i+1) &= \{a(z^d(i)) - a(z^k(i))\} + \{B(z^d(i)) - B(z^k(i))\}u^d(i) \\ &\quad + B(z^k(i)) \{u^d(i) - u^k(i)\} - \{B(z^d(i)) - B(z^k(i))\}h(x^d(i)) \\ &\quad - B(z^k(i)) \{h(x^d(i)) - h(x^k(i))\} \end{aligned} \quad (A.9)$$

(A.8)과 (A.9)의 양변에 노음을 취한 후 합하면

$$\|\delta x^k(i+1)\| + \|\delta z^k(i+1)\| \leq d_2 \{\|\delta x^k(i)\| + \|\delta z^k(i)\|\} + m_r \|\delta u^k(i)\| \quad (A.10)$$

이 되고 여기서,

$$\begin{aligned} d_2 &= \max \{ f_0 + g_0 M_c + g_0 M_d m_{ud} + M_g M_d h_0 + g_0 M_d M_h + M_b h_0, \\ &\quad M_g c_0 + M_g d_0 m_{ud} + M_g d_0 M_h + a_0 + b_0 m_{ud} + b_0 M_h \}, \\ m_r &= M_g M_d + M_b \end{aligned}$$

이다. 모든 $k \geq 1$ 에 대하여 $x^d(0) = x^k(0), z^d(0) = z^k(0)$ 이므로,

$$\|\delta x^k(i)\| + \|\delta z^k(i)\| \leq \sum_{j=0}^{i-1} d_2^{i-j-1} m_r \|\delta u^k(j)\|, \quad i \in [1, N] \quad (A.11)$$

이다. (A.11)을 (A.7)에 대입하여 정리하면 다음과 같다.

$$\|\delta u^{k+1}(i)\| \leq \rho \|\delta u^k(i)\| + \sum_{j=0}^{i-1} d_1 d_2^{i-j-1} m_r \|\delta u^k(j)\|, \quad i \in [1, N] \quad (A.12)$$

(A.12)의 양변에 $\lambda^i (0 < \lambda < 1)$ 을 곱하고, λ -노음의 정의를 적용하면

$$\begin{aligned} \lambda^i \|\delta u^{k+1}(i)\| &\leq \rho \lambda^i \|\delta u^k(i)\| + d_3 m_r \sup_{i \in \{0, \dots, N\}} \left[\sum_{j=0}^{i-1} \lambda^{i-j} \left(\sup_{j' \in \{0, \dots, N\}} \lambda^{j'} \|\delta u^k(j')\| \right) \right] \\ &\leq \rho \lambda^i \|\delta u^k(i)\| + d_3 m_r \frac{\lambda(1-\lambda^N)}{1-\lambda} \|\delta u^k(i)\|, \quad i \in [1, N] \end{aligned} \quad (A.13)$$

이며 여기서, $d_3 = d_1 \sup_{i,j \in [1, N]} (d_2^{i-j-1})$ 이다. $\|\delta x^k(0)\| = 0$ 이기 때문에, (21)와 (A.7)로부터

(A.13)은 $i=0$ 에서도 만족한다. 그러므로 (A.13)에 λ -노음의 정의를 적용하면 다음과 같이 정리할 수 있다.

$$\begin{aligned} \|\delta u^{k+1}(i)\|_2 &\leq \left[\rho + d_3 m_r \frac{\lambda(1-\lambda^N)}{1-\lambda} \right] \|\delta u^k(i)\|_2 \\ &\leq \bar{\rho} \|\delta u^k(i)\|_2 \end{aligned} \quad (A.14)$$

여기서, $\bar{\rho} = \rho + d_3 m_r \{ \lambda(1-\lambda^N)/(1-\lambda) \}$ 이다. $\rho < 1$ 이기 때문에, $\bar{\rho} < 1$ 로 하는 $\lambda > 0$ 를 구할 수 있다. 따라

서, 모든 $i \in [0, M]$ 에 대하여 $k \rightarrow \infty$ 일 때 $\|\delta u^k(i)\|_2 \rightarrow 0$ 이고, λ -노음의 정의로부터 $k \rightarrow \infty$ 일 때 $\sup_{i \in [0, M]} \|\delta u^k(i)\| \rightarrow 0$ 을 보장한다. 또한 $k \rightarrow \infty$ 일 때 $\sup_{i \in [0, M]} \|x^d(i) - x^k(i)\| \rightarrow 0$, $\sup_{i \in [0, M]} \|z^d(i) - z^k(i)\| \rightarrow 0$ 임을 알 수 있다. 따라서, $\|e^k(i)\| = h_0 \|x^d(i) - x^k(i)\|$ 이므로 출력오차 $e^k(i)$ 는 모든 $i \in [0, M]$ 에 대하여 $k \rightarrow \infty$ 일 때 0으로 수렴한다.

저 자 소 개



呂成元(正會員)

1995년 국민대학교 전자공학과 졸업. 동대학원 석사(1997). 1997년 2월 ~ 현재 한연테크 부설연구소 근무. 관심분야는 인공지능.



金在 喆(正會員)

1993년 국민대학교 전자공학과 졸업. 동대학원 석사(1996). 1996년 2월 ~ 현재 삼성전자 소프트웨어 사업팀 근무. 관심분야는 인공지능, 음성인식.



黃 健(正會員)

1994년 국민대학교 전자공학과 졸업. 동대학원 석사(1996). 1996년 2월 ~ 현재 삼성중공업 건설기계 연구소 제어연구파트 근무. 관심분야는 비선형제어, 반복학습제어, 실시간제어, 견실제어.



金 聖 賢(正會員)

1996년 국민대학교 전자공학과 졸업. 1996년 3월 ~ 현재 동대학원 석사과정 재학중. 관심분야는 학습 제어, 음성인식.



金 道 鉉(正會員)

1967년 경북대학교 물리학과 졸업. 성균관대학교 경영대학원 석사(1972). 1974년 3월 ~ 1983년 2월 서울대학교 대학원 석사, 박사. 1977년 9월 ~ 1985년 2월 명지대학교 전자공학과 부교수. 1991년 8월 ~ 1993년 3월 국민대학교 전자계산소 소장, 전산정보원 원장. 1986년 3월 ~ 1993년 2월 대한전자공학회 편집의원, 협동이사, 편집위원장. 1994년 3월 ~ 1994년 12월 대한전자공학회 상임이사(교육). 1985년 3월 ~ 현재 국민대학교 전자공학과 교수. 1992년 3월 ~ 현재 대한전자공학회 평의원. 1994년 11월 ~ 현재 사단법인 자연보호 중앙협의회 학술위원. 1995년 1월 ~ 현재 대한전자공학회 이사(회원). 1993년 8월 ~ 1995년 7월 국민대학교 공과대학 학장. 1997년 1월 ~ 현재 대한전자공학회 부회장. 관심분야는 제어공학, 적응제어, Neuro-Fuzzy 제어, Chaos theory 등임.



安 鉉 植(正會員)

1982년 서울대학교 제어계측공학과 졸업. 동대학원 석사(1984). 동대학원 박사(1992). 1992년 3월 ~ 1993년 2월 한국과학기술연구원 선임연구원, 1993년 3월 ~ 현재 국민대학교 전자공학과 조교수. 1994년 1월 ~ 현재 대한전자공학회 논문지 편집위원. 관심분야는 지능제어 이론 및 응용, 공정제어 시스템, 사시 제어 시스템.