論文2002-39SC-5-1

단일 입출력 비선형 시스템에 대한 확장된 직접학습제어

(Extended Direct Learning Control for Single-input Single-output Nonlinear Systems)

朴 重 泯 *, 安 鉉 植 *, 金 道 鉉 *

(Joong-Min Park, Hyun-Sik Ahn, and Do-Hyun Kim)

요 약

본 논문에서는 주어진 작업을 반복적으로 수행하는 시스템을 효과적으로 제어하기 위하여 확장된 형태의 직접학습제어방법을 제안한다. 직접학습제어는 기존의 반복학습제어에서, 원하는 출력에서의 작은 변화에 대해서도 학습과정을 처음부터 다시 수행해야 한다는 단점을 극복하기 위해 제안되었다. 이미 학습되어 있는 출력궤적과 특별한 비례(proportional)관계를 갖는 새로운 원하는 출력궤적이 주어졌을 때 직접학습제어를 이용하면 다시 반복학습과정을 수행할 필요없이 원하는 제어입력을 직접 구할 수 있다. 우선, 대부분의 기존의 직접학습제어방법은 단일 입출력 비선형 시스템의 상대차수가 1인 경우에만 적용 가능함을 보이고, 시스템의 상대차수에 대한 정보를 이용하여 상대차수가 1이상인 비선형 시스템에 적용할 수 있는 확장된 형태의 직접학습제어를 제안한다. 또한, 상대차수가 2이상인 임의의 비선형 시스템에 대하여 컴퓨터 모의실험을 수행하고 제안된 직접학습제어방법의 타당성 및 성능을 확인한다.

Abstract

In this paper, an extended type of a direct learning control(DLC) method is proposed for the effective control of systems which perform a given task repetitively. DLC methods have been suggested to overcome the defects of iterative learning control, the learning process should be resumed from the beginning even if a slight change occurs in the desired output pattern. If a given desired output trajectory is "proportional" to the output trajectories which are learned previously, we can obtain the desired control input directly without the iterative learning process by using the DLC. First, most existing DLC methods are shown to be applicable only to single-input single-output systems with the relative degree one and then, an extended type of DLC is proposed for a class of nonlinear systems having the relative degree more than or equal to one by using the known relative degree of a nonlinear system. By the simulation results for the arbitrary nonlinear system with the relative degree more than one, the validity and the performance of the proposed DLC method are examined.

Keyword : Direct learning control, Iterative learning control, Relative Degree, Nonlinear Systems.

* 正會員, 國民大學校 電子情報通信工學部

(School of Electrical Engineering, Kookmin University)

接受日字:2001年9月10日, 수정완료일:2002年6月25日

I. 서 론

실제 산업공정에서 로봇 매니퓰레이터 및 수치제어 기계등에 요구되는 작업들의 특성은 일반적으로 주어

진 임무를 반복적으로 수행하는 것으로서 특정한 시간구간 전체에서 실제 출력궤적이 원하는 출력궤적을 정밀하게 추종(tracking)할 것이 요구된다. 이와 같이 주어진 작업을 반복적으로 수행하는 시스템을 효과적으로 제어하기 위한 방법으로서 반복학습제어(iterative learning control)가 제안되었다[1-3]. 반복학습제어방법은 제어대상 시스템에 대하여 유한한 시간구간에서 임의의 원하는 출력 및 출력 오차에 대한 허용한계가 지정되었을 때, 출력 오차를 이용하여 그 시간구간에서의 제어입력을 반복적으로 갱신하여 출력 오차가 구간내의 모든 시간에서 허용한계를 만족하게 되면 그 때의 제어입력을 저장시켜 사용하는 방법이다. 반복학습제어방법은 제어대상 시스템의 정확한 수학적 모델을 요구하지 않으면서 정밀제어가 가능하다는 점에서 장점을 갖고 있으나 제어 대상 시스템에 실제로 반복학습제어를 적용할 때 몇 가지 문제점도 갖고 있다. 기본적으로 반복학습제어는 원하는 출력과 실제 출력사이의 오차가 허용오차 한계에 도달할 때까지 많은 반복시행을 요구한다. 또한, 제어목적의 변경으로 인하여 원하는 출력이 다소 변화되었을 때 기억되어 있는 제어입력을 직접 수정하지 못하고, 처음부터 반복시행을 다시 수행해야만 한다.

이와 같은 단점을 개선하기 위하여 직접학습제어방법이 제안되었다[4-5]. 이 제어방법은 새로 주어진 원하는 궤적이 이미 저장된 기준 궤적과 어떤 특별한 관계를 갖는 경우에 적용할 수 있으며 다음과 같은 조건을 가정하고 있다. 기존에 학습이 수행된 출력 궤적과 새로 주어진 원하는 출력 궤적 사이에는 비례("proportional") 관계를 가져야 한다는 것이다. 즉, 출력 궤적들이 크기 스케일링(magnitude scaling) 또는 시간 스케일링(time scaling)을 통하여 동일한 패턴으로 만들어질 수 있다. 또한, 두개 이상의 출력 궤적들에 대하여 반복학습을 통해 얻어진 각각의 제어입력이 미리 저장되어 있는 상태를 가정한다. 이와 같은 가정하에서, 새로 주어진 출력에 대응되는 원하는 제어입력은 또 다시 반복학습을 수행하지 않고 미리 저장되어 있는 제어입력 패턴들을 적절히 조합하여 직접 생성할 수 있다는 것이다. 실제로 직접학습제어는 미리 계산되는 계수 행렬을 저장된 제어입력 패턴들에 적절히 곱해줌으로써 원하는 제어입력을 직접 찾을 수 있으므로 단순히 반복학습제어만을 이용하는 경우에 비하여 빠른 시간에 원하는 제어입력을 효과적으로 찾을 수 있다.

그러나 기존의 직접학습제어방법에서는 제어입력의 존재성을 증명하기 위하여 제어입력 행렬과 출력 행렬의 곱이 비특이(nonsingular) 해야 한다는 가정을 필요로 하고 있는데, 이 가정은 선형 시스템의 경우에는 입출력 전달함수의 분모다항식과 분자다항식의 차수 차이 즉, 상대차수가 1인 경우에 해당한다는 것이 최근에 발표되었다[6]. 즉, 시스템의 상대차수가 2이상인 경우에는 직접학습제어를 적용할 수 없는 것이다. 대표적인 제어 대상 시스템인 DC 모터 시스템이나, 로봇 매니퓰레이터 등에서 시스템 입력을 토크로, 시스템 출력을 위치(또는 각 위치)로 하였을 때 입출력 전달함수의 상대차수가 2인 것을 쉽게 보일 수 있다. 따라서 이와 같은 전형적인 제어 시스템에서 기존의 직접학습제어를 적용할 수 없는 것이다.

본 논문에서는 우선, 기존의 직접학습제어가 적용될 수 있는 비선형 시스템은 상대차수가 1인 경우로 한정되는 것을 단일입력 단일출력 비선형 시스템에 대하여 보인다. 또한, 시스템 출력의 고차도함수와 상대차수의 관계를 이용하여 제어대상 시스템의 상대차수에 대한 정보를 이용한 직접학습제어방법을 제안함으로써 임의의 상대차수를 갖는 비선형 시스템에 대해서 직접학습제어방법을 적용할 수 있도록 한다. 또한, 컴퓨터 모의실험을 통하여 제안된 직접학습제어방법의 타당성 및 수렴 성능을 확인한다.

Ⅱ. 비선형 시스템에 대한 직접학습제어

본 절에서는 우선, 소위 affine형의 비선형 시스템에 대해서 기존의 직접학습제어[4-5]에서의 가정이 제어 대상 비선형 시스템에 어떤 제약조건을 부여하는지 고찰하고 이러한 제약조건을 완화시킬 수 있는 확장된 직접학습제어방법을 제안한다.

다음과 같은 형태의 단일입력 단일출력 비선형 시스템을 고려한다.

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= f(x(t)) + g(x(t))u(t) \\ y(t) &= c^T x(t) \end{aligned} \tag{1}$$

여기서 $x(t) \in R^n$는 상태벡터, $u(t)$와 $y(t)$는 각각 스칼라 입력과 출력이다. 함수 $f(\cdot) \in R^n$와 $g(\cdot) \in R^n$는 정의구역에서 해석적(analytic)이다. 최근에 Xu[5]는 시스템 (1)과 같은 단일입력 단일출력 시스템의 경우에는

$g(x(t))$가 상수 행렬이고, $c^T g(x(t))$가 영이 아니어야 한다는 가정하에 DLC 법칙을 제안하였다. 그러나 이러한 가정은 실제로 매우 제한적인 시스템만을 취급하게 된다. 그 제한조건을 찾기 위하여 우선 몇 가지 기호를 정의한 후, 비선형 시스템의 상대차수에 대한 정의를 고려하기로 한다.

함수 φ의 벡터 $f=[f_1, f_2, .., f_n]^T$에 따른 도함수(the derivative of φ along f)를 다음과 같이 정의한다.

$$L_f\varphi(x)=\frac{\partial\varphi}{\partial x}f(x)=\sum_{i=1}^{n}\frac{\partial\varphi}{\partial x_i}f_i(x) \tag{2}$$

여기서 $x=[x_1, .., x_n]^T$이다. 또한, 함수 φ에 대하여 먼저 벡터 f에 따른 도함수를 구한 후, 다시 벡터 g에 따른 도함수를 구한 것을 다음과 같이 나타내기로 한다.

$$L_g L_f\varphi(x)=\frac{\partial(L_f\varphi)}{\partial x}g(x) \tag{3}$$

함수 φ가 f에 따라 j번 미분된 것을 $L_f^j\varphi(x)$로 나타내고, $L_f^0\varphi(x)=\varphi(x)$라고 가정한다. 이제, 비선형 시스템 (1)의 상대차수는 다음 관계식을 만족하는 q로 정의된다[7].

$$L_g L_f^k(c^T x)=0,\ 0\le k\le q-2 \tag{4}$$

$$L_g L_f^{q-1}(c^T x)\ne 0. \tag{5}$$

따라서 비선형 시스템의 상대차수가 2이상이면, 항상 $L_g L_f^0(c^T x)=c^T g=0$이 되어, Xu[4-5]의 가정이 만족되지 않으므로 직접학습제어를 적용할 수 없다. 그러나 실제로 대표적인 제어 대상 시스템들은 시스템 입출력간의 상대차수가 2이상인 경우가 많다. 예를 들면, DC 모터 또는 로봇 매니퓰레이터를 생각해 볼 때, 시스템의 입력을 토크로, 시스템의 출력을 위치(또는 각위치)로 하였을 때 이러한 시스템들의 상대차수는 2임을 쉽게 알 수 있다. 따라서 본 논문에서는 이와 같이 상대차수가 2이상인 전형적인 제어 대상 시스템에도 적용이 가능하도록 기존의 직접학습제어를 확장시킨 방법을 제안한다.

비선형 시스템 (1)의 상대차수가 q일 때, 출력방정식을 연속적으로 미분하면서 위의 관계식 (4)-(5)를 고려하면, 출력의 고차 도함수는 다음과 같이 계산된다.

$$y^{(i)}(t)=L_f^i(c^T x),\ 0\le i\le q-1 \tag{6}$$

$$y^{(q)}(t)=L_f^q(c^T x)+L_g L_f^{q-1}(c^T x)\cdot u(t). \tag{7}$$

여기서 $y^{(i)}(t)$는 $y(t)$의 i차 고차도함수이다. 이와 같이 상대차수는 입력의 직접전달항이 발생하도록 하기 위하여 출력을 미분해야 하는 횟수에 해당하며, 이러한 성질은 선형 시스템의 상대차수와 동일한 의미를 갖는다.

이제 직접학습제어를 이용하여 추종이 가능한 출력 궤적들의 특성을 정의하고 제어 입력의 존재를 증명하기 위하여 필요한 가정을 나타내면 각각 다음과 같다.

정의 1 : 만약 한 궤적 $y_i(t_i),\ t_i\in[0,T_i]$와 다른 궤적 $y(t),\ \ t\in[0,T]$ 사이에 $t_i=\rho_i(t)=p_i t$ 및 $\rho_i(0)=0$, $\rho_i(T)=T_i$의 관계가 성립하면, 궤적 $y_i(t_i)$가 다른 궤적 $y(t)$에 시간 스케일링에 의해 비례("proportional in time scales") 하다고 한다.

가정 1 : 이미 학습에 사용되었던 $l(l\ge 2)$개의 출력 궤적 $y_i(t_i), t_i\in[0,T_i]$이 있고, 이 궤적을 생성할 수 있는 제어입력 프로파일 $u_i(t_i)$가 반복학습을 통하여 구해져서 저장되어 있다. 또 이미 학습에 사용되었던 y_i와 $y_j\ (i\ne j)$에 대하여 $p_i\ne 0$및 $p_j\ne 0$($i,j=1,..,N$)이 성립한다.

Xu[5]는 위의 정의 1에서 크기 스케일링에 대한 비례관계(proportional in magnitude scaling)도 고려하였으나, 본 논문에서는 우선 시간 스케일링에 대한 비례관계가 있는 경우에 대하여 상대차수를 고려한 직접학습제어를 제안하고자 한다.

이제, 본 논문에서의 제어문제를 정의하면 다음과 같다.

기존의 출력 궤적들과 시간 스케일링에 의한 비례관계를 갖는 원하는 출력 궤적 $y_d(t_d)$, $t_d\in[0,T_d]$이 주어졌을 때, 원하는 제어입력 프로파일 $u_d(t_d)$를 이전에 저장된 제어입력 프로파일 $u_i(t_i), t_i\in[0,T_i]\ (i=1,\cdots,l)$

로부터 직접적으로 구하자.

다음 정리에서는, 원하는 출력 궤적이 주어졌을 때, 이 궤적을 생성할 수 있는 원하는 제어입력을 시스템 상대차수 정보를 이용함으로써 이전에 저장되어 있는 입력 프로파일로부터 직접적으로 구할 수 있음을 보이기로 한다. 여기서 미리 저장되어 있는 입력 프로파일들은 다른 형태의 출력 궤적에 대응되는 것들이나 위의 제어문제의 정의에 따라 그 궤적들은 새로 주어진 궤적과 비례 관계가 있다.

정리 : 비선형 시스템 (1)의 상대차수가 q일 때, 원하는 출력 궤적 $y_d(t_d)$, $t_d \in [0,T_d]$를 생성할 수 있는 원하는 제어입력 프로파일 $u_d(t_d)$는 미리 저장되어 있는 $u_i(t_i)$로부터 다음과 같이 직접 구해진다.

$$u_d(t_d) = [I \quad I]W^{\#}\bar{u}_l \tag{8}$$

여기서 $W^{\#} = (W^T W)^{-1}W^T$, $\bar{u}_l = [u_1^T(t_1), \cdots\cdots, u_l^T(t_l)]^T$

및 $W = \begin{bmatrix} p_1^{-q} & 1 \\ p_2^{-q} & 1 \\ \vdots & \vdots \\ p_l^{-q} & 1 \end{bmatrix}$ 이다.

증명 : 비선형 시스템의 상대차수가 q일 때, 원하는 제어입력은 식 (7)을 이용하여 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$u(t) = [L_g L_f^{q-1}(c^T x(t))]^{-1}\left[y^q(t) - L_f^q(c^T x(t))\right],$$

$$t \in [0,T] \tag{9}$$

또한, 새로운 출력 궤적 $y_d(t_d)$, $t_d \in [0,T_d]$에 대하여, 원하는 제어입력의 형태를

$$u_d(t_d) = [L_g L_f^{q-1}(c^T x_d(t_d))]^{-1}\left[\frac{d^q y_d(t_d)}{dt_d{}^q} - L_f^q(c^T x_d(t_d))\right],$$

$$t_d \in [0,T_d] \tag{10}$$

와 같이 나타낼 수 있다. 만약 시스템의 모델링 불확실성이 존재하지 않는다면, 위와 같이 원하는 제어입력을 정확하게 구할 수 있으나 실제로는 $f(\cdot)$, $g(\cdot)$및 c 에 있는 모델링 불확실성 때문에 식 (10)으로부터 $u_d(t_d)$를 직접 구할 수는 없다.

이제 기존에 학습에 사용되었던 $y_i(t_i), t_i \in [0,T_i]$, $i = 1,2,\ldots,l$ 및 각각에 대응되는 입력 프로파일 $u_i(t_i)$ 사이에는 다음 관계식이 성립함을 알 수 있다.

$$u_i(t_i) = [L_g L_f^{q-1}(c^T x_i(t_i))]^{-1}\left[\frac{d^q y_i(t_i)}{dt_i{}^q} - L_f^q(c^T x_i(t_i))\right]. \tag{11}$$

또한, $t_i = \rho_i(t_d)$이 성립하므로, $y_d(t_d)$를 t_d에 대하여 미분하면,

$$\frac{dy_d(t_d)}{dt_d} = \frac{dy_i(t_i)}{dt_i}\cdot\frac{d\rho_i(t_d)}{dt_d} = \frac{dy_i(t_i)}{dt_i}p_i \tag{12}$$

이 되며, 여기서 $p_i = \dfrac{d\rho_i(t_d)}{dt_d}$ 이다. 미분을 계속하면,

$$\frac{d^q y_d(t_d)}{dt_d^q} = \frac{d^q y_i(t_i)}{dt_i{}^q}p_i{}^q \tag{13}$$

이 얻어진다. 또, $y_i(t_i) = y_d(t_d)$로부터 $x_i(t_i) = x_d(t_d)$임을 이용하면, 식 (11)로부터 다음 식이 구해진다.

$$u_i(\rho_i(t_d)) = [L_g L_f^{q-1}(c^T x_i(t_i))]^{-1}\left[\frac{d^q y_d(t_d)}{dt_d{}^q}p_i^{-q} - L_f^q(c^T x_d(t_d))\right] \tag{14}$$

따라서, $d_1(x_d(t_d)) = [L_g L_f^{q-1}(c^T x_i(t_i))]^{-1}\dfrac{d^q y_d(t_d)}{dt_d{}^q}$ 및 $d_2(x_d(t_d)) = -[L_g L_f^{q-1}(c^T x_i(t_i))]^{-1}\, L_f^q(c^T x_d(t_d))$라고 정의하면, 다음 행렬식과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{bmatrix} p_1{}^{-q} & 1 \\ p_2{}^{-q} & 1 \\ \vdots & \vdots \\ p_l{}^{-q} & 1 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} d_1(x_d(t_d)) \\ d_2(x_d(t_d)) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_1(\rho_1(t_d)) \\ u_2(\rho_2(t_d)) \\ \vdots \\ u_l(\rho_l(t_d)) \end{bmatrix} \tag{15}$$

즉, $Wd = \bar{u}_l$이 되고, 여기서 $d = [d_1^T(x_d(t_d)), d_2^T(x_d(t_d))]^T$이다. 가정 1로부터 $W^T W$는 가역(invertible)이므로, 식 (15)로부터 d를 구할 수 있다. 또한, 식

(10)으로부터, 다음 관계식이 성립된다.

$$d_1(x_d(t_d)) + d_2(x_d(t_d)) = [L_g L_f^{q-1} h(x_d(t_d))]^{-1}$$

$$\left[\frac{d^q y_d(t_d)}{dt_d{}^q} - L_f^q h(x_d(t_d))\right] = u_d(t_d) \tag{16}$$

이제 식 (15)와 식 (16)을 조합하면, 식 (8)에 나타낸 바와 같이 $u_d(t_d)$를 구할 수 있다.

∇∇∇

위 정리의 결과가 선형 시스템에 대한 직접학습제어[6]를 특별한 경우로서 포함하는 것을 보이기 위하여 다음과 같은 형태의 선형 단일입력 단일출력 시스템을 고려한다. 여기서 이 시스템의 상대차수를 q라고 정의한다.

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= Ax(t) + bu(t) \\ y(t) &= c^T x(t), \end{aligned} \tag{17}$$

위 시스템에서, 출력의 고차 도함수를 식 (7)을 이용하여 구해보면, 다음과 같은 식이 얻어지며,

$$y^{(m)}(t) = c^T A^m x(t) \quad , \quad 0 \le m \le q-1$$

$$y^{(q)}(t) = c^T A^q x(t) + c^T A^{q-1} bu(t) \tag{18}$$

이 식은 참고문헌[6]의 식 (4)와 같은 형태가 됨을 알 수 있다. 따라서, 본 논문에서 얻어진 비선형 시스템에 대한 직접학습제어가 선형 시스템에 대한 경우를 완전히 포함하고 있음을 알 수 있다.

또한, 모델링 불확실성이 존재하더라도 시변이 아니면, 식 (8)에서 구한 제어입력은 정확히 원하는 제어입력임에 틀림없다. 왜냐하면, 미리 저장되어 있는 입력 프로파일들은 모델링이 아닌 실제 시스템에 대하여 반복학습 과정을 통하여 구해진 것이기 때문이다.

이와 같이 본 논문에서는 직접학습제어방법을 임의의 상대차수를 갖는 비선형 시스템으로 확장하여 제안하였다. 제안된 방법은 시스템의 상대차수에 대한 정보가 원하는 제어입력을 찾는데 필수적임을 보였으며 임의의 상대차수를 갖는 시스템에 대하여 서로 다른 형태의 출력 궤적과 이에 일치하는 이전 제어입력 프로파일로부터 원하는 제어입력을 직접적으로 구할 수 있음을 보였다.

Ⅲ. 모의실험 및 결과

앞 절에서 제안된 확장된 직접학습제어방법을 단일입출력 비선형 시스템에 적용하고 Matlab 소프트웨어를 이용한 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 그 효용성을 검토한다.

다음과 같은 형태의 비선형 시스템을 고려한다. 이 시스템의 출력 행렬과 제어입력 행렬의 곱은 영이므로, Xu[4-5]의 직접학습제어는 적용할 수 없다.

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= \begin{bmatrix} x_2(t) \\ -x_1(t)x_2(t) - 2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} u(t) \\ y(t) &= \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix} x(t) \end{aligned} \tag{19}$$

또한, 이 시스템에 대하여 다음 관계식이 성립하므로,

$$L_g(c^T x) = c^T g = 0 \tag{20}$$

$$L_g L_f(c^T x) = L_g(c^T f) = 1 \ne 0 \tag{21}$$

식 (4)-(5)를 이용하면 이 시스템의 상대차수는 2임을 쉽게 알 수 있다.

이 시스템에 대하여 이미 학습이 수행되었던 출력 궤적들이 다음과 같다고 가정한다.

$$\begin{aligned} & y_1 = [1 - \cos(2\omega t_1)], \ \ \omega = 2\pi, \ \ t_1 \in [0, 0.25] \ , \\ & t_1 = \frac{1}{2} t_d \end{aligned} \tag{22}$$

$$\begin{aligned} & y_2 = [1 - \cos(\frac{1}{2}\omega t_2)], \ \ \omega = 2\pi, \ \ t_2 \in [0, 1] \\ & t_2 = 2t_d \ , \end{aligned} \tag{23}$$

또, 원하는 궤적이 다음과 같이 주어졌을 때,

$$y_d = [1 - \cos(\omega t_d)] \ \ \omega = 2\pi \ \ t_d \in [0, 0.5] \tag{24}$$

각 궤적 사이의 시간 스케일링은 $t_1 = \frac{1}{2} t_d$, $t_2 = 2t_d$ 임을 알 수 있다. 즉, 이전에 저장된 기준 궤적이 원하는 궤적과 "proportional" 관계가 성립하므로, 본 논문에서 제시된 직접학습제어방법을 적용할 수 있다. 이제 원하는 제어입력은 식(8)을 이용하여 다음과 같이 구할 수 있으며, 여기서 궤적 y_1, y_2에 대응되는 제어입력 프

로파일 u_1, u_2는 간단한 형태의 반복학습제어법칙을 통해서 얻은 것이다[8-9]. 또한, 허용 오차의 한계는 $\varepsilon = 0.03$ 으로 설정하였다.

$$u_d = [I \quad I] W^{\#} \bar{u}_l,$$

$$= [I \quad I] \begin{bmatrix} (\frac{1}{2})^{-2} & 1 \\ (2)^{-2} & 1 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} u_1(t_1) \\ u_2(t_2) \end{bmatrix} = 0.2u_1(t_1) + 0.8u_2(t_2)$$

이와 같이 구해진 원하는 제어입력을 시스템 (19)에 인가하였을 때 그림 1과 같은 출력을 얻을 수 있다. 그림 2는 직접학습제어방법에 의해 생성된 제어입력을 시스템에 인가 하였을 때의 출력과 원하는 출력사이의 오차를 나타낸다. 출력 오차가 허용오차의 한계 이내에 있음을 알 수 있다. 또한, 기존의 입력 프로파일을 얻을 때 출력오차에 대한 허용오차의 한계를 줄임으로써 반복학습과정 횟수를 증가시키면, 그림들에서 나타난 출력 오차의 크기는 크게 줄어들 수 있다.

만약 실제 실험 환경에서 모델링 오차가 존재하여 출력 오차가 허용오차의 한계를 만족하지 못한다면 직접학습제어를 통하여 구한 제어입력을 초기입력으로 하여 반복학습제어를 수행함으로써, 기존의 반복학습제어과정을 처음부터 시행하는 것보다 훨씬 더 적은 횟수의 반복시행으로 정밀한 추종제어를 수행할 수 있을 것이다. 이 경우에는 직접학습제어방법이 반복학습제어의 적용상 어려운 문제 중의 하나인 적절한 초기입력을 찾는 효과적인 방법이 될 수 있다.

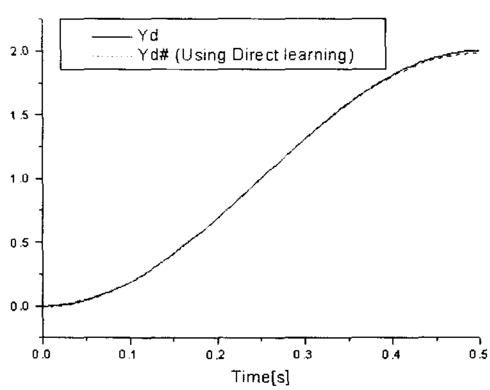


그림 1. 원하는 궤적 (y_d)과 제안된 직접학습제어를 적용한 경우의 출력($y_d^{\#}$)

Fig. 1. Desired output trajectory (y_d) and the actual trajectory using the proposed direct learning control ($y_d^{\#}$).

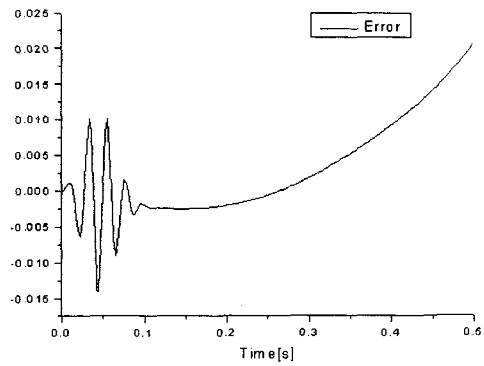


그림 2. 출력 궤적 오차

Fig. 2. Output Trajectory error.

Ⅳ. 결 론

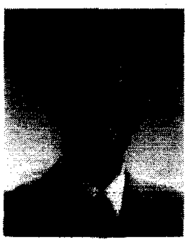
본 논문에서는 시스템의 상대차수가 1인 비선형 시스템에만 적용 가능한 기존의 직접학습제어방법의 한계를 극복할 수 있는 확장된 개념의 직접학습제어방법을 제안하였다. 제안된 방법에서는 임의의 상대차수를 갖는 시스템에 대해서 그 시스템의 상대차수 정보를 이용함으로써 기존의 저장된 제어입력 프로파일로부터 직접적으로 새로운 원하는 제어입력을 구할 수 있게 되었다. 또한, 기존의 방법이 적용될 수 없는 상대차수가 2인 비선형 시스템에 대해서 컴퓨터 모의실험 결과를 제시하여 본 논문에서 제안된 방법의 타당성을 검증하였다. 직접학습제어를 이용하였을 때의 추종정밀도는 기본적으로 기존의 반복학습제어를 통하여 얻어진 제어입력들에 크게 좌우되지만, 직접학습제어를 통하여 구한 제어입력을 새로운 출력 궤적에 대한 반복학습제어의 초기입력으로 사용하면, 훨씬 적은 수의 반복학습과정을 통해서 원하는 추종 정밀도를 얻을 수 있다. 즉, 직접학습제어는 최선의 반복제어 초기입력을 찾는데 효과적으로 사용될 수도 있다.

참 고 문 헌

[1] S. Arimoto, S. Kawamura, and F. Miyazaki, "Bettering operation of robots by learning," J. Rob. Syst., vol. 1, no. 2, pp. 123-140, 1984.

[2] S.-R. Oh, Z. Bien, and I.-H. Suh, "An iterative learning control method with application to robot manipulator," IEEE. J. Robotics Automat., vol. 4, no. 5, pp. 508-514, 1988.
[3] T.-Y. Kuc, J. S. Lee, and K. Nam, "An iterative learning control theory for a class of nonlinear dynamic systems," Automatica, vol. 28, no. 6, pp. 1215-1221, 1992.
[4] J.-X. Xu, "Direct learning of control efforts for trajectories with different time scales," IEEE Trans. Automat. Contr., vol. 43, no. 7, pp. 1027-1030, 1998.
[5] J.-X. Xu and T. Zhu, "Dual-scale direct learning control of trajectory tracking for a class of nonlinear uncertain systems," IEEE Trans. Automat. Contr., vol. 44, no. 10, pp. 1884-1888, 1999.
[6] H.-S. Ahn, "Extended direct learning control of systems with arbitrary relative degree," Electronics Letters, vol. 36, no. 14, pp. 1248-1250, 2000.
[7] A. Isidori, Nonlinear Control Systems (2^{nd} Ed), Springer-Verlag, Berlin, 1989.
[8] 여성원, 비선형 시스템의 수렴속도 개선을 위한 반복학습제어에 관한 연구, 국민대학교 석사학위 논문, 1997
[9] H.-S. Ahn, C.-H. Choi, and K.-B. Kim, "Iterative Learning Control for a Class of Nonlinear Systems," Automatica, vol. 29, no. 6, pp. 1575-1578, 1993.
[10] MATLAB User' s Manual, Math Works, 2000.

저 자 소 개

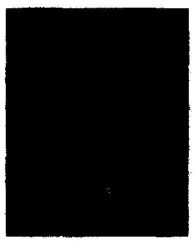


朴 重 泯(正會員)

1999년 3월 : 국민대학교 전자공학과(학사). 2001년 8월 : 국민대학교 대학원 전자공학과(석사). 2001년 9월 ~ 현재 : 한국수력원자력(주) 울진원자력 본부 제1발 계측제어부 제어기술과 근무. <주관심분야 : 비선형제어, 반복학습제어, 직접학습제어, 로봇 매니퓰레이터제어>

安 鉉 植(正會員) 第38卷 SC編 第1號 參照

현재 : 국민대학교 전자공학부 부교수



金 道 鉉(正會員)

1967년 2월 : 경북대학교 사범대학 물리학과(이학사). 1972년 2월 : 성균관대학교 경영대학원 정보처리학과(경제학석사). 1976년 2월 : 서울대학교 전자공학과(공학석사). 1983년 2월 : 서울대학교 대학원 전자공학과(공학박사). 1991년 8월 ~ 1993년 3월 : 국민대학교 전산정보원 원장. 1993년 8월 ~ 1995년 7월 : 국민대학교 공과대학 학장. 2000년 1월 ~ 2000년 12월 : 대한전자공학회 회장. 1985년 3월 ~ 현재 : 국민대학교 공과대학 전자정보통신공학부 교수. <주관심분야 : 적응제어, 슬라이딩 모드 제어, 퍼지 및 신경망 이론 및 응용, 전자식 경락진단 시스템>