

외부입력이 존재하는 비선형 시스템의  
반복학습제어 알고리즘에 관한 연구

○장황석\* 임미섭\*\* 임준홍\*\*  
\*한양대학교 대학원 기전공학과 \*\*한양대학교 대학원 전자공학과

Iterative Learning Control Algorithm for a class of  
Nonlinear System with External Inputs

H.-S. Jang\* M.-S. Lim\*\* J.-H. Lim\*\*  
\*Hanyang UNIV. graduate school Mechatronics Eng.  
\*\*Hanyang UNIV. graduate school Electronics Eng.

In this paper, an iterative learning control algorithm is presented for a class of nonlinear systems which have external inputs or disturbances. The acceleration of error signal is used to update the next control signal. It is shown that the overall errors can be determined so that the overall errors are convergent.

제1장 서론

반복학습제어는 유한한 시간구간에서, 적절한 초기 입력을 시스템에 인가하고 그때의 출력을 원하는 출력과 비교함으로써 오차를 구한 다음, 이 오차를 다음 번의 반복 작업시 입력으로 이용함으로써 원하는 출력을 추종하도록 하는 방법이다. 이 제어방법을 이용하면 반복작업에 대하여 외부입력이 존재하는 경우나 시스템 모델링의 오차를 포함하고 있는 경우에도 충분한 학습과정을 통하여 매우 정밀한 추종제어가 성취될 수 있음이 보여졌다. 과거 이 반복학습제어 방법은 선형시스템을 중심으로 많은 연구가 진행되었으나 최근 비선형 시스템을 중심으로 활발한 연구가 진행되고 있다.

비선형 시스템에 대한 반복학습제어는 Hauser [2]에 의해서 체계적으로 연구되기 시작하였다. 이후 Arimoto[3]는 P형 반복학습제어기를 이용하여 초기상태의 오차가 존재하더라도 위치 및 속도의 평등 유계성이 보여짐을 증명하였다. 그 후 Sugie와 Ono[7]는 Arimoto[1] 등의 알고리즘을 기초한 또 다른 비선형 시스템에 대한 알고리즘을 제안하였다. 또한 Hwang[8] 등은 비선형 시스템을 위모델을 이용하여 제어하는 알고리즘을 제안하였다.

그러나 실제 산업공정에 사용되는 로봇들은 비선형 시스템인 뿐만 아니라 외부입력이 존재하는 시스템이다. 외부입력이 존재하는 시스템의 예로서는 Duffing System을 들 수 있다. 이 Duffing System은 대표적인 카오스 시스템으로도 잘 알려져 있다. 또 다른 예로는 마모나 기계과손으로 인하여 일정한 외부 입력이 계속해서 인가되는 경우를 들 수 있다. 이러한 시스템에 대하여 Heinzinger[4] 등은 초기치 오차와 외부입력이 존재하는 비선형 시스템에 대하여 반복학습제어를 이용하여 원하는 출력을 허용된 오차이내로 추종할 수 있음을 증명하였고, Ahn[5]은 상대좌수 개념을 이용한 제어기를 사용함으로써 반복학습제어로서 적용 가능한 비선형 시스템의 범위를 확장시켰다.

그러나 Heinzinger[4] 등이 제시한 방법을 사용할 때, 그 방법을 사용할 수 없는 비선형 시스템이 존재하였고, Ahn[5]이 제안한 방법은 증명시 시간에 대하여 고려치 않았음이 발견되었다.

본 논문에서는 Heinzinger[4] 등이 제시한 방법으로 적용할 수 없는 비선형 시변 시스템에 대하여, 적용 가능한 알고리즘을 제안한다. 또 모델의 각 상태에 대해서 시간까지 고려하여 수렴성을 증명하고, 수렴할 충분한 조건을 제시한다.

제2장 비선형 시스템의 반복학습제어

본 논문에서는 외부입력이 있는 비선형 시스템을 대상으로하여 기존의 제안된 알고리즘의 문제점을 밝히고 이에대한 개선된 알고리즘과 수렴성을 해석한다.

제어 대상 시스템은 아래와 같은 외부입력이 있는 비선형 시변 시스템이다.

$$\dot{x}(t) = f(x(t), t) + B(x(t), t) u(t) + W(t) \quad (1)$$

$$x(0) = g(x(0), t) \quad (2)$$

식(1)과(2)에서  $t \in [0, T]$ ,  $x \in R^n$ ,  $u \in R^m$ ,  $y \in R^m$  이고, 함수  $f: R^n \times [0, T] \rightarrow R^n$ 와  $B: R^n \times [0, T] \rightarrow R^{n \times m}$ 은 주어진 시간 구간  $t$ 에 대하여 piecewise continuous이다. 그리고  $g: R^n \times [0, T] \rightarrow R^n$ 은  $x$ 와  $t$ 에 대하여 2번 연속 미분가능하고, 편 미분으로  $g_x(\cdot, \cdot)$ 와  $g_t(\cdot, \cdot)$ 와  $h_x(\cdot, \cdot)$ 와  $h_t(\cdot, \cdot)$ 를 가진다. 그리고 입력  $u: [0, T] \rightarrow R^m$ 는 반드시 연속인 필요는 없다고 가정한다. 또 다음과 같은 성질을 가진다.

위의 시스템에 대해서 Heinzinger 등이 제시한 학습 제어법칙을 적용한 경우에 출력오차의 수렴성을 보장하기 위한 충분조건은

$$\| (1 - \eta) I - L_r g_x B_r \| < 1, 0 \leq r \leq 1 \quad (3)$$

이다. 여기서  $L_r$ 는 이득함수이며  $g_x$ 는

$$g_x \triangleq \frac{\partial}{\partial x} g(x, t) \Big|_{x=x_{i,t}} \quad (4)$$

와 같이 정의하였다.

이때  $g_x B_r$ 가 '0'이 되는 시스템이 존재하고,  $r$ 는 실제로 출력오차를 '0'으로 수렴시키기 위해서는  $r = 0$ 이 되어야 하므로 이때는 수렴할 충분조건을 구할 수 없다. 그 예로 다음과 같은 duffing equation을 들 수 있다.

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} x \\ \dot{x} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{x} \\ -\beta \dot{x} - \rho_1 x - \rho_2 x^3 + a \cos(\omega t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} u(t) \quad (5)$$

$$y = [1 \ 0] \begin{bmatrix} x \\ \dot{x} \end{bmatrix} \quad (6)$$

여기서  $g_x$ 는  $[1 \ 0]$ 이므로  $g_x B_r = 0$ 이 된다.

제3장 새로운 반복학습제어 알고리즘

3.1 학습제어법칙

상기의 문제점을 해결하기 위해 다음과 같은 학습제어법칙을 제안한다.

$$u_{i+1}(t) = u_i(t) + L(\ddot{y}_d(t) - \ddot{y}_i(t)) \quad (7)$$

여기서  $L: R^m \times [0, T] \rightarrow R^{m \times m}$ 은 이득함수이며 유한한 값이다. 이 학습제어법칙을 사용할 경우 다음과 같은 충분조건을 만족할 경우 수렴성을 보장함을 보일 수 있다. 즉,

$$\| I - L_r h_x B_r \| < 1 \quad (8)$$

이다. 여기서  $h_x$ 는

$$h_x \triangleq \frac{\partial}{\partial x} \left( \frac{\partial}{\partial x} K(x, t) \Big|_{x=x_{i,t}} + \frac{\partial}{\partial t} K(x, t) \Big|_{x=x_{i,t}} \right) \Big|_{x=x_{i,t}} \quad (9)$$

와 같이 정의한다.

사용한 학습제어법칙을 블록 선도로 나타내면 다음과 같다.

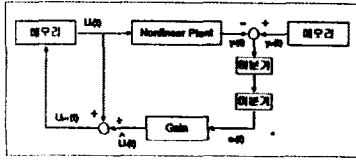


그림 1 반복학습제어 알고리즘

그림 1에서  $i$ 는 현재 반복시행을 나타내고  $y_d(t)$ 는 원하는 경로함수이며,  $u_d(t)$ 는  $i$ 번째 반복시행시의 입력함수,  $y_i(t)$ 는  $i$ 시행시의 상태 출력을 나타낸다. 그림 1에서 보듯이 다음번 반복시행시의 입력함수  $u_{i+1}(t)$ 는 현재의 반복시행시 사용된 입력  $u_d(t)$ 와 출력오차에 의해 계산된  $\hat{u}_d(t)$ 와의 합에 의해 만들어지며 이 값은 메모리에 입력되어 다음번 반복시행시 사용하게 된다.

### 3.2 수렴성 해석

▶ 정리 : 식(1), (2)와 같은 시스템에 대하여 다음과 같은 가정 1, 2, 3 이 성립한다고 가정한다.

◎가정 1 : 함수  $f(\cdot, \cdot)$ ,  $B(\cdot, \cdot)$ ,  $g_1(\cdot, \cdot)$  와  $g_2(\cdot, \cdot)$  와  $h_1(\cdot, \cdot)$  와  $h_2(\cdot, \cdot)$ 는 시간 구간  $[0, T]$ 에서  $x$ 에 대하여 uniformly globally Lipschitz이다. 즉,  $\|f(x_1, t) - f(x_2, t)\| \leq k_f \|x_1 - x_2\|$ ,  $\forall t \in [0, T]$  이고,  $k_f < \infty \in R(k \in \{f, B, g_1, g_2, h_1, h_2\})$ 이다.

◎가정 2 :  $B(\cdot, \cdot)$ 와  $g_1(\cdot, \cdot)$ 와  $h_1(\cdot, \cdot)$ 는  $R^n \times [0, T]$ 에서 유한한 값이다.

◎가정 3 : 모든 함수는 측정가능하고 적분가능하다고 가정한다.

학습제어법칙이 식(7)과 같이 주어졌을 때 이득함수가 식(8)을 만족하도록 선택되어지면 시행을 충분히 반복함에 따라 출력오차는 영으로 수렴한다.

▶ 증명 : 시스템 식(1), (2)에 대하여  $i$ 번째 시행시의 출력오차를

$$e_d(t) = y_d(t) - y_i(t), t \in [0, T]$$

라고 정의하고 아래와 같은  $\lambda$ -norm을 정의하자.

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

위의 정의로부터 각 norm에 대해 다음과 같은 관계식이 성립함을 알 수 있다.

$$\|f(\cdot)\|_\lambda \leq \|f\|_\infty \leq e^{-\lambda t} \|f\|_\lambda, \lambda > 0 \quad (10)$$

증명시 수식의 간결한 표현을 위해 다음과 같은 용어를 사용한다.

$$k_f \triangleq \frac{\partial}{\partial x} f(x, t) \Big|_{x=x_i, t}$$

$$k_g \triangleq \frac{\partial}{\partial t} g(x, t) \Big|_{x=x_i, t}$$

$$f_i \triangleq f(x_i(t), t)$$

$$u_i \triangleq u_i(t)$$

$$B_i \triangleq B(x_i(t), t)$$

$$g_{v_i} \triangleq \frac{\partial}{\partial x} g(x, t) \Big|_{x=x_i, t}$$

$$g_{t_i} \triangleq \frac{\partial}{\partial t} g(x, t) \Big|_{x=x_i, t}$$

$$f_d \triangleq f(x_d(t), t)$$

$$u_d \triangleq u_d(t)$$

$$B_d \triangleq B(x_d(t), t)$$

$$\dot{y}_i \triangleq g_{v_i}(f_i + B_i u_i + w_i) + g_{t_i}$$

$$\dot{y}_d \triangleq g_{v_d}(f_d + B_d u_d) + g_{t_d}$$

$$h_{v_i} \triangleq \frac{\partial}{\partial x} h(x, t) \Big|_{x=x_i, t}$$

$$h_{t_i} \triangleq \frac{\partial}{\partial t} h(x, t) \Big|_{x=x_i, t}$$

$$h_{v_d} \triangleq \frac{\partial}{\partial x} h(x, t) \Big|_{x=x_d, t}$$

$$h_{t_d} \triangleq \frac{\partial}{\partial t} h(x, t) \Big|_{x=x_d, t}$$

시스템 식(1)과 (2), 그리고 학습제어법칙 식(7)을 사용하면 다음과 같은 수식이 얻어진다.

$$\begin{aligned} u_d - u_{i+1} &= u_d - u_i - L[\hat{y}(t) - \dot{y}(t)] \\ &= [I - L(h_{v_i} B_i)](u_d - u_i) \\ &\quad + L[(h_{v_d} - h_{v_i})(f_d + B_d u_d) \\ &\quad + h_{v_i}(f_d - f_i) + (B_d - B_i)u_d \\ &\quad + w_i] + (h_{t_d} - h_{t_i}) \end{aligned} \quad (11)$$

$k_{h_v}$ ,  $k_{h_t}$ ,  $k_f$ ,  $k_B$ ,  $k_{g_v}$ ,  $k_{g_t}$ ,  $k_w$ ,  $k_2$ 를 각각  $h_v(\cdot, \cdot)$ ,  $h_t(\cdot, \cdot)$ ,  $f(\cdot, \cdot)$ ,  $B(\cdot, \cdot)$ ,  $g_v(\cdot, \cdot)$ ,  $g_t(\cdot, \cdot)$ ,  $w(\cdot, \cdot)$ ,  $k(\cdot, \cdot)$ ,  $K(\cdot, \cdot)$ ,  $K(\cdot, \cdot)$ ,  $g_1(\cdot, \cdot)$ ,  $g_2(\cdot, \cdot)$ 에 대한 Lipschitz constant 라고 하고, 양변에 norm을 취하고, norm 성질과 Lipschitz conditions를 이용하여 (11)식을 정리하면

$$\begin{aligned} \|u_d - u_{i+1}\| &\leq \| [I - L h_{v_i} B_i] \| \|u_d - u_i\| \\ &\quad + \|L\| [\|h_{v_d} - h_{v_i}\| \|f_d + B_d u_d\| \\ &\quad + \|h_{v_i}\| (\|f_d - f_i\| + \|B_d - B_i\| \|u_d\| \\ &\quad + \|w_i\|) + \|h_{t_d} - h_{t_i}\| \end{aligned} \quad (12)$$

이 된다.

다음과 같은 기호를 정의하고 식(12)를 다시 정리하면 식(13)과 같이 된다.

$$b_d \triangleq \sup_{t \in [0, T]} \|f_d + B_d u_d\|$$

$$b_{u_d} \triangleq \sup_{t \in [0, T]} \|u_d\|$$

$$b_L \triangleq L \text{에 대한 norm bound}$$

$$b_{h_v} \triangleq h_v(\cdot, \cdot) \text{에 대한 norm bound}$$

$$b_w \triangleq w_i(t) \text{에 대한 norm bound}$$

$$\rho \triangleq \|I - L h_{v_i} B_i\|$$

$$\begin{aligned} \|u_d - u_{i+1}\| &\leq \rho \|u_d - u_i\| \\ &\quad + b_L [k_{h_v} \|x_d - x_i\| b_d \\ &\quad + b_{h_v} (k_f \|x_d - x_i\| + k_B \|x_d - x_i\| b_{u_d} \\ &\quad + b_w) + k_{h_t} \|x_d - x_i\| \end{aligned} \quad (13)$$

$k_1$ 을 다음과 같이 정의하면

$$\begin{aligned} k_1 &\triangleq b_L [k_{h_v} b_d + b_{h_v} (k_f + k_B b_{u_d}) + k_{h_t}] \\ \|u_d - u_{i+1}\| &\leq \rho \|u_d - u_i\| + k_1 \|x_d - x_i\| + b_L b_{h_v} b_w \end{aligned} \quad (14)$$

이 된다.

이제  $\|x_d - x_i\|$ 에 대해서 정리하면,

$$\begin{aligned} \|x_d - x_i\| &= \|x_d(0) - x_i(0)\| \\ &\quad + \left\| \int_0^t (f_d + B_d u_d) - (f_i + B_i u_i) dt \right\| \\ &\leq \|x_d(0) - x_i(0)\| + \int_0^t (k_f + k_B b_{u_d}) \|x_d - x_i\| \\ &\quad + b_h \|u_d - u_i\| dt \end{aligned} \quad (15)$$

이 된다.

(여기서  $b_h \triangleq B(\cdot, \cdot)$ 에 대한 norm bound)

$k_3$ 와  $\delta x_i$ 를 다음과 같이 정의하자.

$$k_3 \triangleq k_f + k_B b_{u_d}$$

$$\|\delta x_i\| \triangleq \|x_d - x_i\|$$

기본적인 적분 부등식[6]에 의해서 다음과 같이 정리될 수 있다.

$$\|\delta x_i\| \leq \|\delta x_i(0)\| e^{k_3 t} + \int_0^t e^{k_3(t-\tau)} b_h \|u_d(\tau) - u_i(\tau)\| d\tau \quad (16)$$

이것은 식(13)에 대입하고  $\delta u_i$ 를 아래와 같이 정의하면

$$\begin{aligned} \delta u_i &\triangleq u_d - u_i \\ \|\delta u_{i+1}\| &\leq \rho \|\delta u_i\| + k_1 b_h \int_0^t e^{k_1(t-\tau)} \|\delta u_i\| d\tau \\ &\quad + k_1 \|\delta x_i(0)\| e^{k_1 t} \\ &\quad + k_1 b_w \int_0^t e^{k_1(t-\tau)} d\tau + b_L b_{h_v} b_w \end{aligned} \quad (17)$$

와 같이 정리된다.

$\lambda$ -norm을 취하기 위해서 양변에  $e^{-\lambda t}$ 를 곱하고, 이때  $k_4$ 는 아래와 같이 정의하고  $\lambda > k_4$ 라고 가정한다. (17)식을 정리하면 최종적으로 (19)식을 얻을 수 있다.

$$k \triangleq \max(k_1 b_n, k_2)$$

$$|\delta u_{i+1}| \leq \left[ \rho + \frac{k}{\lambda - k} (1 - e^{-(\lambda - k)\tau}) \right] |\delta u_i| + k_1 |\delta x(0)| + \frac{k_2 b_n}{\lambda - k} (1 - e^{-(\lambda - k)\tau}) + b_i b_n b_n \quad (18)$$

$$|\delta u_{i+1}| \leq \bar{\rho} |\delta u_i| + k_1 |\delta x(0)| + k_2 b_n \quad (19)$$

$$\left( \text{여기서 } \bar{\rho} \triangleq \rho + \frac{k}{\lambda - k} (1 - e^{-(\lambda - k)\tau}) \right)$$

$$k_1 \triangleq b_i b_n + \frac{k_2}{\lambda - k} (1 - e^{-(\lambda - k)\tau})$$

$$|\delta u_{i+1}| \leq \bar{\rho} |\delta u_i| + \varepsilon \quad (20)$$

식(18)에서  $\rho < 1$  이 되도록  $L$  을 선택하면  $\bar{\rho} < 1$  을 만족하도록 하는  $\lambda$  가 일 충분히 큰  $\lambda$  를 항상 찾을 수 있으므로  $i \rightarrow \infty$  한 때 따라  $u_i$  는  $(\frac{1}{1-\bar{\rho}})\varepsilon$  의 반경내에서  $u_a$  로 수렴한다. 즉

$$\lim_{i \rightarrow \infty} \sup |\delta u_i| \leq \left( \frac{1}{1-\bar{\rho}} \right) \varepsilon$$

이 된다.

(증명끝)

#### 제 4 장 시뮬레이션 및 분석

위에서 얻은 결과를 확인하기 위한 시뮬레이션은 수행한다. 예제로 다음과 같은 비선형 시스템인 duffing equation 을 사용하였다. duffing equation 은 카오스 현상을 나타내는 대표적인 시스템으로도 잘 알려져 있다.

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} x \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\rho z - \rho_1 z - \rho_2 z^3 + a \cos(\omega t) \\ z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} u(t)$$

$$y = [1 \ 0] \begin{bmatrix} x \\ z \end{bmatrix}$$

위의 시스템에서  $a_x B_1 = 0$  이지만  $k_x B_1 = 4$  임을 알 수 있으므로 위의 수렴조건을 사용할 수 있다.

$$|1 - L_j k_x B_1| < \rho < 1$$

$$0 < L < 0.5$$

따라서 이득함수인  $L$  값을  $0 < L < 0.5$  인 값으로 선택해 주면 수렴성을 보장할 수 있다.

원하는 출력을 duffing equation 2-period 근사적으로 두고, 유한시간구간을 2 [sec] 라고 했을 때 시뮬레이션 결과는 그림2와 같다. 시뮬레이션 결과를 통해서 반복시행에 따라  $y_i(t)$  가 평등하게  $y_a(t)$  로 수렴하는 경향을 볼 수 있다. 이 시뮬레이션은 초기치 오차를 0 으로 두고, 외부입력이 없다고 가정하고 시뮬레이션한 것으로 증명에서 보인 것처럼 초기치 오차와 외부입력이 없는 경우에는 원하는 제어를 완전하게 수행함을 알 수 있다.

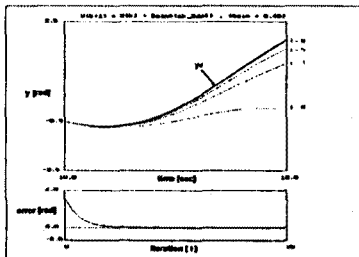
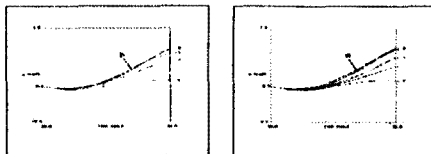


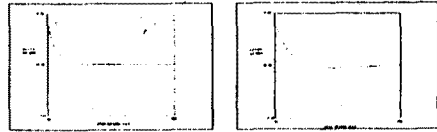
그림 2 duffing equation 에 대한 시뮬레이션

그림 3은 본 논문에서 제안한 방법과 Heinzinger 등이 제시한 방법을 서로 비교한 것이다.



(a)

(b)



(c) (a), (c) 본 논문의 방법

(b), (d) Heinzinger의 방법

그림 3 position 출력에 대한 시뮬레이션

이 예제에서 이들은 수렴 조건을 만족하는 값인 0.49로 두었으며 유한시간구간을 2 [sec] 로 두었다. 그리고 원하는 출력 값은 duffing equation 2주기 근사적으로 두었다. (a)와 (b)는 출력을 나타낸 것이고, (c)와 (d)는 제 시행시 최대오차를 나타낸 것이다. 그림 3에서, 보는 것처럼 본 논문에서 제안한 방법을 사용하였을 때, 더 빠른 시간안에 오버슈트 없이 원하는 출력에 평등하게 수렴하는 것을 볼 수 있다.

#### 제 5 장 결론

본 논문에서는 Heinzinger 등이 제시한 방법으로 적용할 수 없는 비선형 시변 시스템에 대하여, 그 문제점을 제시하고 적용 가능한 알고리즘을 제안하였다. 또 모델의 각 상태에 대해서 시간까지 고려하여 수렴성을 증명하였고, 수렴성을 보장하기 위한 충분조건을 유도하였다. 또한 비선형 시스템에 대한 시뮬레이션을 통하여 제안된 알고리즘의 타당성을 보였으며, 충분조건이 만족되는 경우에는 오차가 평등하게 영으로 수렴하는 것을 확인할 수 있었다. 특히 제어대상으로 대표적인 카오스 시스템인 duffing equation 을 사용함으로써 카오스 시스템에 대한 제어 가능성도 함께 보았다. 또한 본 논문에서 제시한 방법은 Heinzinger 등이 제시한 방법으로 적용할 수 있는 비선형 시변 시스템에 대해서도 동일하게 적용할 수 있으므로 Heinzinger 등이 제안한 알고리즘을 포함한다고 볼 수 있다. 추후 연구 과제로는 더욱 일반적인 반복학습제어 알고리즘에 대하여 더 연구되어야 하며, 반복학습제어를 카오스 시스템 제어에 적용한 연구가 더 필요하다고 생각된다.

#### 참고 문헌

- [1] 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.
- [2] J. E. Hauser, "Learning control for a class of nonlinear systems", in Proc. 26th IEEE Conf. Decision Contr., pp. 859-860, 1987.
- [3] S. Arimoto, "Robustness of P-type learning control with a forgetting factor for robotic motions" in Proc. 29th IEEE Conf. Decision Contr., pp. 2640-2645, 1990.
- [4] G. Heinzinger, Dan Fenwick, Brad Paden, and Fumio Miyazaki, "Stability of Learning Control with Disturbances and Uncertain Initial Conditions" IEEE TRANSACTIONS ON AUTOMATIC CONTROL, VOL. 37, NO.1, JANUARY 1992.
- [5] 안현식 "비선형 시스템의 반복학습제어" 박사학위논문, 서울대학교 대학원 제어계측공학과, 1992년 2월.
- [6] T.M. Flett : Differential Analysis. Cambridge University Press, 1980.
- [7] T.Sugie and T.One, "On a Learning Control Law", System and Control Vol. 31, No. 2, pp 129 -135, 1987
- [8] 황동환, 변승남, 오상복, "비선형 시스템의 반복 학습제어 알고리즘에 관한 연구", 전기학회 논문집, 42권 10호 1993년 10월.