'89 韓國自動制御學術會議論文集 1989. 10. 27~28

역모델 급수전개에 의한 학습제어기 설계

Learning controller design based on series expansion of inverse medol

°고경철* 박희재* 조형석*
(K.C. Koh, H.J. Park H.S. Cho)

*한국 과학기술원 생산공학과

ABSTRACT In this paper, a simple method for designing iterative learning control scheme is proposed. The proposed learning algorithm is designed based on series expansion of inverse plant model. The proposed scheme has simple structure and fast convergency so that it is suitable for implementing it on conventional micro processor based controllers. The effectiveness of the proposed algorithm is investigated through a series of computer simulations.

1. 서 론

학습(Learning)능력은 인간이 보유하고있는 가장 뛰어난 능력의 하나로써, 지능화된 로봇에 부여해야할 필수적인 것이라 할 수있다. 이러한 학습의 원리를 제어알고리즘에 적용하는 것은 그것이 갖고있는 효과이외에도 인공지능모델에 한걸음 접근한다는 측면에서 의미가 있다. 현재 까지 산업용로봇의 운동제어에 있어, 이러한 반복 학습제어방식을 이용한 궤적추종 오차를 줄이기 위한 여러 연구가 있었다.([1]-[8]) 제어시스템에 있어 기본적인 요구조건중의 하나는 측정할 수 없는 외란에도 불구하고 기준입력에 대한 정상상태의 오차가 없도록 하는 것이며, 그 기준입력이나 제어시스템이 받는 외란이 반복적일때, 반복 학습제어를 적용할수 있다. 즉 산업용 로봇이 반복작업을 할 때나 NC기계등이 반복적 명령을 수행할 때가 그 예이다.

현재 이러한 반복 학습제어 (iterative learning control) 의 연구에 대한 동향은 크게 두가지로 분류된다.[10] 그 하나는 제어하고자하는 플랜트의 과거 반복시에 얻은 입출력 정보만을 필요로 하는 오차 근거 학습(Error-based learning) 기법으로써, Arimoto등[3]이 그원형을 제시하였고 Kawamura등[4]은 L2-Sense에서의 수렴성을 보장하는 조건을 구하였고, 이를 확장하여 로봇제어의 응용을 검토하였다.[5] Togai등[6]은 수렴성을 빠르게 하는 학습제어 게인을 구하는 방법에 관해 연구하였고, Mita등[7]은 보상기를 첨가하는 문제를 다루었다. 또한 Hara등[8]은 학습제어의 일종인 반복제어의 개념을 도입하여 그 안정성의 조건을 제시한 바 있다. 이러한 방향과는 달리 플랜트 모델에 대한 정보를 이용하는 모델 근거 학습 (Model based learning)기법으로써, S.R.Oh등[9]은 플랜트의 역모델의 구조를 갖는 학습제어알고리즘과 비선형 플랜트의 반복적 변수추정 (Iteration-wise parameter estimation) 알고리즘을 제시하였고, H.J.Park등[10]은 이를 이산시스템에 대해 고찰 한 바 있다. 그밖에 Tomizuka등[11]의 , ARMA 형태로 표현되는 이산시스템에 대해, ZPETC의 기법을 도입한 역모델의 반복제어방식에 관한 연구가 있다.

이러한 서로 다른 두가지 접근방법들은 각기 장단점을 지니고 있다. 오차근거 학습방식은 그 구조가 간단한 반면, 수렴성이 느리며, 적절한 학습게인을 설정하기 쉽지않은 단점이 있고, 플랜트의 동특성에 따라 보상기를 첨가해야만 수렴성을 보장받을 수 있는 경우가 있으며, 이경우 정상상태 오차를 유발할 가능성이 있다.[7] 반면 모델근거 학습방식 은 게인 설정에 어려움이 없고, 수렴성이 매우 개선되는 장점이 있으나, 미지의 플랜트모델에 적용할 경우, 모델을 구하기위한 매개변수 추정이 필요하고, 플랜트가 고차의 복잡한 모델일 경우, 완전한 역모델을 이용하는 학습제어방식은 구조가 복잡해지며, 이를 실현할때 실시간 처리에 문제가 있다.

따라서 본 연구에서는 이러한 모델근거 학습제어방식의 하나로써, 역모델의 급수전개를 이용한 학습 제어방식을 제시하고자 한다. 이는 이전 반복작업의 오차및 오차의 1차, 2차,3차등의 차분들을 이용하는 방식으로, 그 구조는 오차근거 학습방식을 고차로 확장한 형태가 되고, 각 학습게인의 결정은 플랜트모델이나 변수추정을 통해 구하는 모델근거 학습방식의 기법을 이용하는 것이다. 기본적인 아이디어는 수렴성이 좋은 최적의 학습제어 게인은 제어하고자 하는 플랜트 모델과 밀접한 관계를 지닌다는 가정에서 출발하였으며, 그 수렴성과 구조의 단순성은 상호 모순적이므로 학습제어의 찻수를 결정하는데 일종의 Trade-off가 있을 수 있다는 것이다. 따라서 본 논문에서는 이산선형시스템에 대한 학습제어기 설계에 있어서, 이러한 수렴성과 구조의 복잡성을 적절히 만족하는 학습제어기의 설계방법을 제시하고자 하며, 그러한 개념위에서 설계되는 학습제어 효과를 전산모사 실험을 통해 분석하고자 한다.

2. 궤적추종 제어기의 설계

궤적 추종문제 (Tracking problem)는 플랜트가 원하는 시변 입력궤적을 잘 추종하도록 제어입력을 발생시키는 문제이다. 플랜트의 역 모델(Inverse model)을 갖는 직렬보상기 (Feedforward compensator)를 원하는 입력 신호와 제어입력신호 사이에 놓으면, 원하는 궤적을 완전하게 추종하는(Perfect tracking) 플랜트 출력을 얻을 수있다. 그러나, 이 방법은 두가지 이상적인 가정을 전제로 하는데, 그 하나는 플랜트의 정확한 모델을 안다는 것이고, 나머지 하나는 플랜트 출력이 전혀 외란의 영향을 받지 않는다는 것이다. 그러나 실제적 응용문제에 있어 이러한 가정들이 위배 되기

때문에 위와 같은 단순한 직렬 보상방법에 적응성을 필요로 한다. 이러한 적응성은 자기동조를 이용한 적응직렬보상 (Adaptive feedforward compensation) 방식이나, 반복학습 제어기법의 추가로 얻을 수 있다. 특히 궤적추종입력이 반복적인 주기를 갖고있거나, 반복적인 작업을 되풀이 하는 시스템에 있어서 학습제어의 채택은 아주 간단한 알고리즘만으로 직렬보상기가 갖고있는 문제를 해결할 수 있다. Arimoto등[3]은 Betterment process 에서 다음식으로 표현되는 학습제어 알고리즘을 제시한 바 있다.

$$U_{i+1}(t) = U_i(t) + \Gamma \dot{E}_i(t) \qquad (1)$$

이 경우 항상 각 Iteration마다 초기치가 항상 같아야 한다는 조건과 플랜트를 상태방정식으로 표현할 때, CB가 항상 Full rank 이어야 한다는 제약조건이 있다. Kamura등[5]은 로봇의 위치제어에 적용하기위한 식(1)을 아래와 같이 확장하여

$$U_{i+1}(t) = U_i(t) + \Gamma \dot{E}_i(t) + \Phi E_i(t) \qquad (2)$$

이의 안정성및 수렴성을 보장하기 위한 일반적인 방법을 제시하였다. 이는 오차근거 학습방식의 기본적 구조이며, 이경우 적절한 Γ과 Ψ의 선택만으로 학습제어에 의한 완전추종 (Perfect tracking) 을 실현할수가 있는 것이다. 그러나 이때 , 경우에 따라 수렴성을 보장하는 Γ와 Ψ의 조합이 존재하지 않을 수도 있다. 모델근거 학습제어방식[9],[11]은 학습 제어기를 역모델에 근거한 구조로 하므로써 이러한 학습제어 계인선택의 어려움을 해결하고, 수렴성을 매우 개선 하였다. 이러한 모델근거 학습제어의 특징은 궤적추종제어를 위한 직렬보상기(Feedforward controller)를 그대로 학습제어 알고리즘으로 이용하였다는 점이다. 만약 보다 추종 성능이 좋은 직렬보상기에 근거하여 설계된 학습제어기는 보다 신속한 수렴성을 갖게 된다는 가정이 성립한다면, 이 직렬보상과 모델근거 학습제어는 서로 상호 보완적이라는 의미를 둘 수 있다. 다시 말해 직렬보상기가 갖는 문제점, 모델의 변수추정 오차(Model mismatch)로 인한 추종에러(Tracking error)를 학습제어기가 갖는 추종에러의 0의 수렴성으로 해결 할 수 있으며, 그 수렴속도는 직렬보상기의 제어변수를 학습제어 계인으로 선택함으로 써, 수렴가능성만 보장 받는 다면, 다른 어떤 계인보다도 빠른 수렴성능을 얻을 수 있는 것이다.

3. 역모델의 급수전개를 이용한 직렬보상기의 설계

이전의 연구에서 K.C.Koh등[12]은 플랜트의 역모델을 $(1-Z^{-1})$에 대해 Talyor 급수 전개를 하여, 그중 N차 항까지만의 합을 전달함수로하는 직렬보상기를 채택하여 추종제어 (Tracking Control)에 이용하면 N차 다항식의 입력곡선에 대해서도, 플랜트의 출력은 정상상태의 오차를 포함 하지 않으며, 그 차수를 증가시킬수록 추종에러를 점차 줄일 수 있음을 제시한 바 있다. 이를 요약해보면 다음과 같다.

제어대상은 선형시불변 이산시스템으로 한정하여, 다음과 같은 z-변환식으로 표현 할 수 있다.

$$Y(z)/U(z) = z^{-d}B(z^{-1})/A(z^{-1}) \triangleq G(z^{-1}) \qquad (3)$$

여기서 Y(z)와 U(z)는 각각 플랜트의 출력과 제어입력이고 d는 지연값 (Delay) 이며 $A(z^{-1})$와 $B(z^{-1})$는 다음식으로 표현된다.

$$A(z^{-1}) = 1 + a1z^{-1} + \cdots + anz^{-n} \qquad (4)$$
$$B(z^{-1}) = b0 + b1z^{-1} + \cdots + bmz^{-m} \quad (b0 \neq 1) \qquad (5)$$

이 때 시간지연을 제외한 플랜트 전달함수의 역을 $(1-z^{-1})$에 대해 무한차수로 급수 전개를 하면 다음과 같다.

$$A(z^{-1})/B(z^{-1}) = c0 + c1(1-z^{-1}) + c2(1-z^{-1})^2 + \cdots \qquad (6)$$

여기서 ci (i=0,1,$\cdots\infty$) 는 플랜트의 변수 ai(i=1,$\cdots n$)와 bi(i=0,1,$\cdots m$) 로부터 구해지는 값으로 Talyor 법칙을 이용하여 다음과 같이 구해진다.

$$Ci = \frac{(-1)^i}{i!}\left[\frac{d^i}{(dz^{-1})^i}\left[\frac{A(z^{-1})}{B(z^{-1})}\right]\right]_{z=1} \qquad (7)$$

그리고 직렬보상기를 아래식의 전달함수를 갖도록 설계한다.

$$C(Z^{-1}) = c0 + c1(1-z^{-1}) + \cdots + cN(1-z^{-1})^N \qquad (8)$$

이러한 방식의 직렬보상방식의 특징은 근사적 플랜트역모델의 전달함수형태를 갖도록 하여, 구조를 단순화 하면서도, 고차의 궤적입력에 대한 정상상태 오차가 없는 추종성능을 얻을 수 있다는 것이다. 또한 궤적추종성능이 그 보상기의 찻수(N)를 크게 할수록 그보상기의 전달함수 $C(Z^{-1})$은 $[G(z^{-1})]^{-1}$ 에 가까이 가므로, 추종오차를 거의 0에 보낼수있는 완전추종제어기 (Perfect tracking controller)가 되며, N을 작게하면 $[G(z^{-1})]^{-1}$의 형태에 비해 (플랜트가 고차인경우) 구조의 단순성이 좋아지는 반면, 추종오차는 그만큼 커지게(물론 정상상태 오차는 0 이 되지만) 된다.

4. 제안 된 학습제어기의 구조

전장에 제시한 직렬보상기의 전달함수 $C(z^{-1})$를 그대로 학습제어기의 알고리즘으로 이용하면, 다음식으로 표현할 수있다.

$$U_{i+1}(k) = U_i(k) + c0e_i(k+d) + c1\Delta e_i(k+d) + \cdots cN\Delta^N e_i(k+d) \qquad (9)$$

여기서 $U_i(k)$와 $U_{i+1}(k)$는 각각 i번째와 i+1번째 반복시의 제어입력이고, $e_i(k+d)$는 i번째 반복시의 추종오차로써 다음 식으로 표현된다.

$$e_i(k+d) = yd(k+d) - y_i(k+d) \qquad (10)$$

그리고 Δ는 다음의 식으로 표현되는 오퍼레이터이다

$$\Delta^i e(k) = \begin{cases} e(k)-e(k-1) & i=1\text{일 때} \\ \Delta^{i-1}e(k) - \Delta^{i-1}e(k-1) & i>1\text{일 때} \end{cases} \qquad (11)$$

즉 여기서 제안된 학습제어기의 구조는 PD^N 구조를 하는 Error based learning 의 형태가 되며, 그 계인들 ci(i=0~N)는 식 (7)을 이용하여 플랜트 모델로 부터 구해진다.

이때 플랜트의 모델을 모르는 경우, 아래와 같이 역모델의 급수전개식을 추정플랜트로 하는 직접 매개변수 추정 (Direct parameter estimation)방식을 이용하여, 직접 그계인(ci)들을 구할수 있다.

$$\hat{u}(k) = \hat{\theta}^T(k)\,\varphi(k) \qquad (12)$$

$$\hat{\theta}^T(k) = [\hat{c0}(k), \hat{c1}(k), \ldots, \hat{cN}(k)]$$

$$\varphi(k) = [y(k+d), \Delta y(k+d), \ldots, \Delta^N y(k+d)]$$

주어진 y(k)에 대해, 이러한 추정플랜트로 부터 계산된 $\hat{u}(k)$와 실제 플랜트의 제어입력 u(k) 와의 차이를 최소화 하도록 $\hat{C}_i$을 반복적 최소자승법 (Iterative Least Squre Method)을 통해 구한다. 이 방법은 추정플랜트의 (j>N)의 항이 매개변수 $\hat{C}_i$ 의

추정에 거의 영향을 미치지 않는다는 가정이 포함되므로, 근사적인 방법이라 할수 있으나, N이 실제플랜트의 변수들의 갯수보다 작을 경우 그 구조가 간단하여 매개변수 추정을 실시간으로 처리할 때 매우 유리함을 알 수있다.

여기서 남은 문제는 어떻게 N 을 적절히 선택하는가 하는것이다. 미리 예측하여 볼수 있듯이 N = 1 일때는 마차 Kawamura등이 제안한 학습제어의 형태가 되며, 그 이상일때는 PD , PD^2 ,… 의 형태가 되는 고차의 학습제어가 된다. 이때 학습제어의 안정성을 보장할 수 있는 N의 최소값은 대상프랜트의 동특성에 따라 결정되며, 그 안정성을 알아보는 방법은 다음장에서 검토하기로 한다.

5. 학습제어기의 안정성

제안된 학습제어 알고리즘을 다시 표현하면 다음과 같다.

$$U_{i+1}(z) = U_i(z) + C(z^{-1})E_i(z+d) \qquad (13)$$

이러한 적분의 형태가 자동으로 추종에러 E(z)를 0으로 수렴할 조건은 $C(z^{-1})$의 찻수 N을 결정하는 데 필요하며, 적절한 $C(z^{-1})$의 선택이 수렴속도및 안정성을 좌우하게 된다. Kawamura[4]는 연속시스템(Continuous system)에 대해, L2-sense에서의 수렴조건을 Learning Circle로써 표현한 바 있다. 따라서 본 장에서는 다음과 같은 안정한 SISO의 이산제어 시스템에 대하여

$$Y(z) = G(z^{-1})U(z) \qquad (14)$$

다음과 같은 일반적 형태의 이산 학습제어기를 적용할 때의 안정성을 판단하는 방법을 고찰 하여 본다.

$$U_{i+1}(z) = U_i(z) + L(z^{-1})E_i(z) \qquad (15)$$
$$E_i(z) = Yd(z) - Y_i(z) \qquad (16)$$

여기서 i는 학습제어의 반복 횟수를, $L(z^{-1})$는 학습제어기의 Pulse 전달함수를 각각 나타낸다. 식(14)로 표현되는 시스템에 식(15)를 사용한 학습제어기를 적용할 때, 이 학습제어 시스템의 안정성의 조건을 다음의 정리로 표현 할 수있다.

정리: 주어진 대상시스템 $G(z^{-1})$에 대하여, 아래의 조건을 만족하도록 $L(z^{-1})$를 설계하면, Uniform한 수렴성을 보장한다.

조건: $$\sup_{0<w<\pi} \left\| 1-L(e^{jw})G(e^{jw}) \right\| < 1 \qquad (17)$$

증명: 식(16)에서 i+1번째의 오차는

$$E_{i+1}(z) = Yd(z) - Y_{i+1}(z)$$
$$= Yd(z) - G(z)U_{i+1}(z) \qquad (18)$$

로 표현되고, i+1과 i번째의 오차의 차이를 구하면,

$$E_{i+1}(z) - E_i(z) = -G(z^{-1})(U_{i+1}(z) - U_i(z)) \qquad (19)$$

가 된다. 여기에 식(15)를 대입하여 정리하면 다음과 같다.

$$E_{i+1}(z) = (1 - L(z^{-1})G(z))E_i(z) \qquad (20)$$

식(20)의 양변에 Norm을 취하면 다음과 같다.

$$\|E_{i+1}(z)\| = \|1-L(z^{-1})G(z^{-1})\| \cdot \|E_i(z)\| \qquad (21)$$

식(21)을 고찰하면,

$$\|1 - L(z)G(z)\| < 1 \qquad (22)$$

조건 (22)를 만족하면 오차의 Norm은 반복횟수를 더해갈 수록 작아짐을 알 수 있고 (22)의 조건을 이산시스템의 주파수 분석에 따른 복소수 평면상에서 볼 때, $L(e^{jw})G(e^{jw})$는 (1,0)을 중심으로 하고, 반경을 1로하는 단위원(Learning circle)내에 있어야 한다는 것을 의미한다. 이는 연속시스템에서의 안정성조건과 같은 결론임을 알 수 있다.

6. 전산 시뮬레이션 결과및 토의

6.1 플래트 모델의 선정

본 논문에서 고찰한 학습제어 알고리즘의 효과를 알아 보기 위해, 일련의 전산 시뮬레이션을 수행하였다. 예로 선택한 플랜트의 전달함수는 아래와 같은 1차 지연을 갖는 선형 2차 시스템으로 하였다.

$$G(z) = \frac{z^{-1}(1.245E\text{-}2 + 1.114E\text{-}2\, z^{-1})}{1 - 1.70409\, z^{-1} + 0.72767\, z^{-2}} \qquad (23)$$

이는 실제 앤코더를 이용한 디지탈 DC서보 모터의 위치제어 시스템을 모델링한 결과이며, 따라서 입력과 출력의 단위는 엔코더의 카운트값이 된다.

6.2 직렬보상기의 게인 추정

이러한 플랜트에 대해, 식(7)을 이용하여 직렬 보상기의 게인을 3차까지 계산하면 표.1의 첫째 컬럼과 같다.

i	True Ci	Esimated $\hat{C}i$
C0	1	0.99997
C1	11.019	11.01931
C2	36.058	36.00136
C3	17.029	17.06580

Table.1 Results of Ci & $\hat{C}i$

그러나 이 값들은 플랜트의 전달함수를 완전하게 알 때만 구할 수 있으며, 실제로는 해당플랜트의 전달함수를 정확히 안다는 것은 쉽지 않은 일이다. 따라서 앞서 제시한 변수추정 알고리즘(12)을 이용하여, 플랜트의 입출력 데이타로부터 구해보기로 한다. 입력궤적은 아래식으로 계산되는 160개의 데이타를 사용하였으며, 학습 제어시 이 주어진 궤적을 반복하는 것으로 하였다.

$$yd(k) = 0 \qquad 1<k<30 \qquad (24)$$
$$= 750(1-\cos(\pi/50(k-30))) \qquad 30<k<130$$
$$= 0 \qquad 130<k<160$$

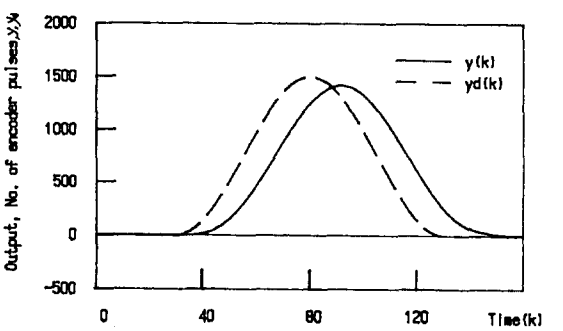

Fig.1 Tracking simulation of the plant

그림.1은 (24)식의 입력(점선)에 대한 (23)식의 플랜트 출력(실선)을 보여주고 있으며, 이로부터 추정된 계인의 결과는 표.1의 두번째 컬럼과 같다. 이를 계산된 결과와 비교하면, 거의 정확하게 추정되었음을 알 수 있다.

6.3 학습제어기의 차수설정

앞서 우선 3차까지의 직렬보상 계인들을 고려하였으나, 이를 학습 계인들로 이용할 때, 그 안정성을 보장하는 최소의 찻수를 알 필요가 있다. 이는 식(17)의 조건을 이용하여, 주파수 영역에서 $G(e^{-j\omega})C(e^{j\omega})$의 Nyquist Plot이 Learning Circle내에 있는 가를 조사한다. 그림.2는 $C(z^{-1})$의 찻수(N)를 0차에서 3차까지 변화시켰을 때의 각각의 $G(e^{-j\omega})C(e^{j\omega})$의 Nyquist선도를 그려본 결과이며, 이를 통해 찻수(N)가 0차인 경우 즉 P-구조의 학습제어방식으로는 안정성을 얻을 수 없다는 것을 예측할 수 있다. 즉 찻수가 1이상이어야 한다는 제약조건이 나오는데, 이 조건은 주어진 플랜트의 동특성에 관련된다. 즉 플랜트가 빠른 동특성을 갖을 수록 안정한 최소 찻수는 작아지고, 느릴 수록 커지는 경향을 알 수 있었다. 그리고 일단 안정한 최소의 찻수를 알아 내면, 그 이상의 찻수도 모두 안정해지며, 그 상대적 안정성이 찻수를 늘릴 수록 좋아짐을 알 수있었다. 그러나 이들은 모사실험들을 통해 얻은 귀납적 결론들일 뿐이며, 일반적인 증명은 앞으로의 과제이다. 상대적 안정성은 이론적으로 그림 2.의 Nyquist Plot이 학습원의 중심점에 가까울 수록 보장되므로, 찻수를 늘릴 수록 빠른 수렴성을 얻을 수 있다는 것은 찻수가 클 수록 $C(z^{-1})$가 $G(z^{-1})$의 역(Inverse)에 근접한다는 사실로 설명될 수 있다.

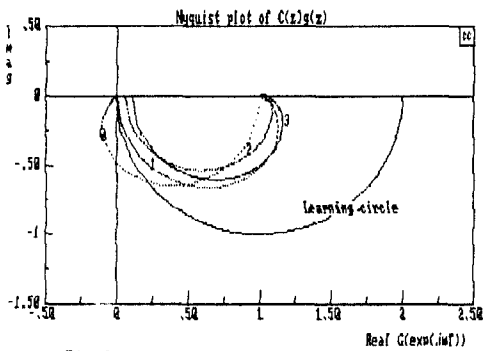

Fig.2 Stability check by learning circle

6.4 전산 모의 실험 결과

그림.3은 0차에서 3차까지의 학습제어를 주어진 식(23)의 프랜트에 대한 학습제어 시뮬레이션한 결과이다. 여기서 사용한 계인은 추정계인을 사용하였고, 반복 궤적은 식(23)을 이용하였다. 그림에서 수평축은 반복횟수이고, 수직축은 아래식으로 표현되는 추종오차의 성능지수이다.

$$J_{err} = \sum_{k=1}^{160} |(e(k))| \qquad (25)$$

이 결과를 보면 반복횟수를 무한히 증가하면 J_{err}가 0으로 수렴함을 알 수 있고, 학습제어기의 찻수를 증가시킬 수록 수렴속도가 빨라짐을 알 수 있다. 그리고 찻수가 2이상에서는 그다지 수렴성의 개선이 급격히 둔화 됨을 알 수 있고, 따라서 본장에서 예로한 플랜트의 적절한 학습제어기의 찻수는 2차라고 말할 수 있다. 이는 상당히 의미있는 결과인데, 주어진 시스템의 동특성에 영향을 미치는 찻수와 일치함을 보여주고 있다.

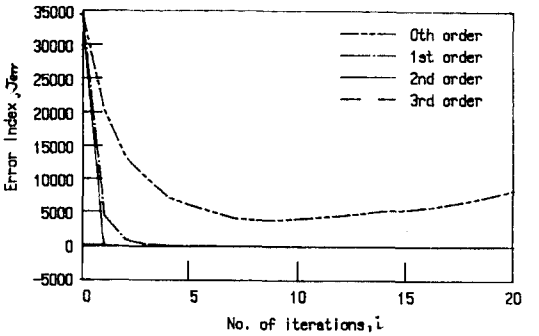

Fig.3 Learning simulation results on order,N

6.5 학습계인의 최적성 검토

그림.4와 그림.5는 학습계인들을 역모델 급수전개에 근거한 값으로 선정하였을 경우와, 조건(17)을 만족하는 범위내의 다른 계인으로 하였을 경우, 학습제어의 성능의 차이를 알아보기 위한 전산 모의 결과이다. 그림.4는 1차 학습제어를 적용할 때, C1을 1에서 20까지 변화시켜 본 결과이고 그림.5는 C2를 1에서 70까지 변화시켜 보았을 때 오차의 수렴성을 보여준다. 이 결과를 분석하면, 역모델 급수전개에 근거한 학습계인들이 수렴성이 좋은것으로 평가되며, 거의 최적의 값들이라는 것을 확인할 수 있다.

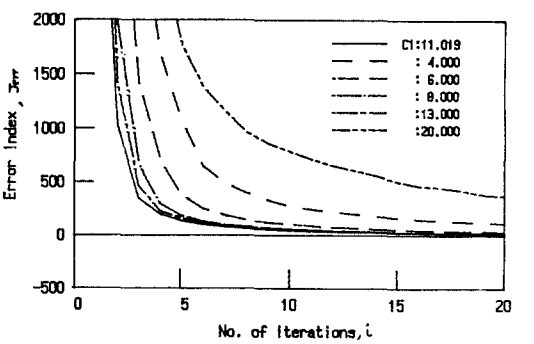

Fig.4 Learning simulation results on C1's

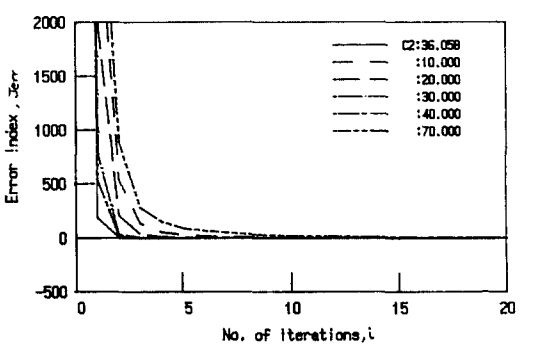

Fig.5 Learning simulation results on C2's

7. 결론

본 연구에서는 이산시스템에서 PD^N 형태의 고차 학습제어 알고리즘을 설계할 때, 각각의 계인들의 부최적값들을,대상플랜트의 역 모델을 $(1-z^{-1})$에 대해 급수전개를 하여 표현할 때, 그 각각의 계수들로부터 구할 수 있다는 사실을 전산모의 실험을 통해 검증하였고, 또한 그찻수를 높일 수록 수렴성이 점차

개선 됨을 확인하였다. 이렇게 설계된 알고리즘의 특징은 높은 수렴성능과 비교적 간단 학습구조를 갖고있어, 실용적이라 말할수 있다. 그러나 이를 수학적으로 해석을 통해 일반화시키는 것이 앞으로 남은 과제이며, 현재는 이를 모터의 위치제어에 적용하는 실험을 진행하고 있다.

참고 문헌

[1]S.Kawamura, et.al.,"Intelligent control of robot motion based on learning method", Int. Sym. on Intelligent control,1887

[2]T.Omata, et.al.,"Nonlinear repetitive control with appliation to trajectory control of manipulator", J. of Robotic systems, vol.4,1987

[3]S. Arimoto, S.Kawamura, et.al., "Bettering operation of robots by learning", J.of Roboticsystems,1-2,1884

[4]S. Kawamura, et.al.,"Iterative learning control for robotic system",Proc. IECON'84

[5]S. Kawamura, S. Miyazaki, et.al., "Application of learning method for dynamic control of robot manipulator",Proc of 24th IEEE CDC, 1985

[6]M. Togai, O. Yamano, et.al., "Learning control and its optimality:..", Proc. of 24th IEEE CDC, 1985

[7]T. Mita, E. Kato, et.al.,"Iterative control and its application to motion control of robot arm",Proc. of 24th IEEE CDC, 1985

[8]S. Hara, et.al.,"Stability of Repetitive Control systems", Proc. of 24th IEEE CDC, 1985

[9]S. R. Oh, Z. N. Bien, et.al.,"An iterative learning control method with application for the robot manipulator", IEEE, J. of Rob. and Aut. Vol.4, No.5,Oct.,1988

[10]H. J. Park, H. S. Cho, et.al.,"A learning control algorithm for the linear discrete system", 1988 KACC, Vol.1

[11]M. Tomizuka, et.al.,"Discrete Time domain analysis and synthesis on repetitive controller",1988 ACC, Vol.2

[12]K. C. Koh and H. S. Cho, "Design of feedforward controller for trajectory tracking based on steady state analysis:..", submitted to IFAC'90, 11th World Congr. on Aut. Con.,1989