

수직다물체시스템의 반복정밀도 향상에 관한 연구

이수철[#], 박석순^{*}

Research for Improvement of Iterative Precision of the Vertical Multiple Dynamic System

Soo Cheol Lee[#] and Seok Sun Park^{*}

ABSTRACT

An extension of interaction matrix formulation to the problem of system and disturbance identification for a plant that is corrupted by both process and output disturbances is presented. The learning control develops controllers that learn to improve their performance at executing a given task, based on experience performing this task. The simplest forms of learning control are based on the same concept as integral control, but operating in the domain of the repetitions of the task. This paper studies the use of such controllers in a decentralized system, such as a robot moving on the vertical plane with the controller for each link acting independently. The basic result of the paper is to show that stability and iterative precision of the learning controllers for all subsystems when the coupling between subsystems is turned off, assures stability of the decentralized learning in the coupled system, provided that the sample time in the digital learning controller is sufficiently short. The methods of learning system are shown up for the iterative precision of each link.

Key Words : Iterative precision(반복정밀도), Decentralized learning control(분산학습제어), Learning control gain(학습조절자), Vertical multiple dynamic system(수직다물체시스템)

1. 서론

산업현장에서 사용하는 대부분의 자동화 장치는 초기 프로그램에 의하여 일정한 운동을 반복하도록 제작되어 있다. 하지만 일반적으로 연속적인 반복 운동은 누적오차에 의하여 원하는 궤적에서 어느 정도를 벗어나는 운동을 행할 수 있고, 이는 정확성에 의해서 품질이 좌우되는 생산 현장의 하나의

문제점으로 남아 있다. 이러한 문제점을 극복하기 위하여 운동의 시작점과 끝점 등에 센서를 설치하여 시작점과 끝점을 매번 조정하는 방법과 일정한 시간이 지난 후에 교정하여 사용하는 방법 등을 사용하고 있다. 하지만 이러한 방법은 생산과 관련이 없는 곳에 시간을 투자함으로써 인하여 생산성을 떨어뜨리는 요인으로 작용하고, 특히 특정 범위를 지정하여 관리되는 오차를 제때에 발견하지 못한다면

[†] 접수일: 2003년 10월 1일 ; 게재승인일: 2004년 2월 20일

[#] 대구대학교 자동차산업기계공학부

Email : sclee@daegu.ac.kr Tel. (053) 850-6671

^{*} 영남대학교 대학원

제품의 하자에 따른 큰 손실을 볼 수도 있을 것이다. 또한 요즘과 같이 인간의 신체 교정 또는 재활을 위하여 개발되어 사용되고 있는 장치 등에서 이러한 문제점이 발생한다면 큰 문제가 아닐 수 없다. 그러므로 본 연구에서는 반복되어 운동하는 수직다물체시스템의 이러한 문제점을 극복할 수 있는 분산학습제어기¹⁻⁶를 도입하여 동일작업의 반복시 발생하는 시스템의 에러를 최소화 할 수 있는 학습방법과 안정성 및 반복정밀도를 연구하고자 한다.

2. 대상시스템

2.1 시스템 구성

본 논문에서 사용된 시스템은 재활공학에서 다루게 되는 의지와 의족을 고려한 것이다⁷⁻¹⁰. 이들 중 대표적인 기구로서 Fig.1과 같이 4개의 링크로 구성되어 있고, 하부에 2개의 동력원을 구비하고 있어 끝점(p)을 원하는 형태의 궤적을 따라 움직이게 할 수 있다. 이와 같은 형태의 메카니즘은 동력원인 모터의 설치를 하부(o)에 할 수 있어 모터 질량에 따른 가반하중의 손실을 줄일 수 있다는 장점으로 수직형 산업용 로봇 등에 많이 활용되고 있다. 또한 이러한 구조는 서로 상관관계가 있는 링크 구조를 잘 조합함으로써 디커플 가속도 운동방정식을 생성할 수도 있도록 설계, 제작할 수 있어 커플되어 있는 다중의 서브시스템을 제어함에 따른 여러가지 어려움을 극복할 수 있어 유용하다.¹¹

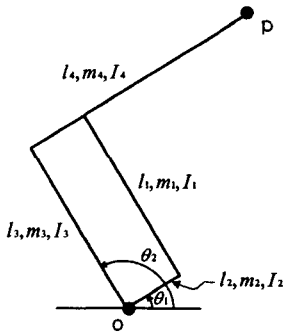


Fig. 1 Schematic diagram of the mechanism

2.2 운동방정식

본 논문에서는 Euler-Lagrange 방법¹¹으로 운동방정식을 유도했고 결과는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} d_{11}\dot{\theta}_1 + d_{12}\dot{\theta}_2 + g_1 &= \tau_1 \\ d_{21}\dot{\theta}_1 + d_{22}\dot{\theta}_2 + g_2 &= \tau_2 \end{aligned} \quad (1)$$

여기서, $d_{11} \sim d_{22}$ 는 관성항으로 식(2)와 같고 g_1 과 g_2 는 중력항으로 식(3)과 같다.

$$\begin{aligned} d_{11} &= I_2 + I_4 + (m_1 + m_2)l_2^2 + m_4l_4^2 \\ d_{12} = d_{21} &= (m_1l_1l_2 + m_4l_3l_4)\cos(\theta_1 - \theta_2) \\ d_{22} &= I_1 + I_3 + m_1l_1^2 + (m_3 + m_4)l_3^2 \end{aligned} \quad (2)$$

$$\begin{aligned} g_1 &= g(2m_2l_2 + m_4l_4)\cos\theta_1 \\ g_2 &= g(m_1l_1 + 2m_3l_3)\cos\theta_2 \end{aligned} \quad (3)$$

식(2)와 식(3)에서 사용된 재료의 물성치는 Table 1에 정리하였고, $g = 980[\text{cm/s}^2]$ 이다.

Table 1 Material properties used for calculation

Property	Unit	Symbol	Value
length	cm	l_1, l_3	25.2
		l_2	7.6
		l_4	30.7
mass	kg	m_1, m_3	5e-5
		m_2	5e-4
		m_4	1e-4
inertia moment	kg·cm ²	I_1, I_3	1.0600e-3
		I_2	2.6467e-3
		I_4	3.1500e-3

3. 적분형 기법의 분산학습제어

3.1 분산학습제어

다수의 서브시스템으로 구성된 시스템이 서로 연결된 형태를 수학적으로 표기하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} x_i(k+1) &= \sum_{j=1}^s A_{ij}(k)x_j(k) + B_i(k)u_i(k) + w_i(k) \\ y_i(k+1) &= C_i(k+1)x_i(k+1) \end{aligned} \quad (4)$$

여기서, i 와 j 는 해당 시스템과 다른 시스템 번호를 나타내고 있다. $w_i(k)$ 는 외란이나 매반복시 똑같이 발생하는 forcing function이다. 그리고, 학습제어문제에서는 매반복시 같은 초기조건이 발생되고, forcing function은 목표궤적과 관련하여 매반복시 같은 값으로 발생된다. 따라서, 초기항과 forcing function term은 상쇄되고 다음과 같은 형태로 표현 할 수 있다.

$$\delta_j y_i = P_i \delta_j u_i \quad (5)$$

여기서, δ_j 는 반복 j 와 반복 $j-1$ 에서 특성치의 차이를 나타낸다. 그리고, y 와 u 는 출력과 입력의 시간대별 정보(time history)이다.

$$\begin{aligned} y &= [y^T(1) \quad y^T(2) \quad \dots \quad y^T(p)]^T \\ u &= [u^T(0) \quad u^T(1) \quad \dots \quad u^T(p-1)]^T \end{aligned} \quad (6)$$

여기서, p 는 이산화계수(number of time steps)의 최종수치이고, P 는 시스템계수의 집합체로서 시스템의 특성을 대변하게 된다. P 는

$$\begin{bmatrix} C(1)B(0) & 0 & \dots & 0 \\ C(2)A(1)B(0) & C(2)B(1) & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ C(p)(\prod_{i=1}^{p-1} A(i))B(0) & C(p)(\prod_{i=2}^{p-1} A(i))B(1) & \dots & C(p)B(p-1) \end{bmatrix}$$

이고, product notation은 왼쪽의 큰 값에서 오른쪽의 작은 값으로 적산되는 것을 나타낸다. 그리고,

$$\delta_j y = -\delta_j e \quad (7)$$

이다. 여기서 해당시스템 i 의 제어규칙은 다음과 같이 표기할 수 있다.

$$\delta_j u_i = L_i e_i^{j-1} \quad (8)$$

여기서,

$$L_i = \begin{bmatrix} \phi_{i1}(1) & 0 & \dots & 0 \\ \phi_{i2}(1) & \phi_{i1}(2) & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \phi_{ip}(1) & \phi_{ip-1}(2) & \dots & \phi_{i1}(p) \end{bmatrix} \quad (9)$$

이고, ϕ_i 는 각 시간대의 학습제어이득이다.

3.2 분산학습제어의 안정한계

식(5)(7)(8)를 이용하면 독립된 시스템에 학습제어가 적용된 error history를 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$e_i^r = (E_i)^r e_i^0 \quad (10)$$

여기서, $E_i = I - P_i L_i$ 이고 독립된 시스템 i 의 zero tracking error를 확보하기 위한 안정성 조건은 다음의 모든 eigenvalues λ_i 가 만족되어야 한다.

$$\begin{aligned} |\lambda_i(I - (C_i(k+1)B_i(k))\phi_{i1}(k+1))| < 1 \\ k = 0, 1, 2, \dots, p-1 \end{aligned} \quad (11)$$

설계조건은 시스템 특성의 하나인 B matrices와 측정과 관련한 C matrices를 알아야 하며, 이 상태에서 식(11)을 만족하는 학습제어량(learning control gain)인 ϕ 를 적절히 결정하여야 한다.

4. 모의실험

4.1 목표궤적

실험에서 사용하게 될 특정궤적을 생성하기 위해서 또는 현실적인 메카니즘의 구성을 위해서 Fig. 1에서 나타난 θ_1 과 θ_2 의 영역설정이 필요하다. 여기서, $\theta_1 = 0^\circ$, $\theta_2 = 90^\circ$ 일 때를 기구의 원점(home-position)으로 설정하였고 $\theta_1 = -30^\circ \sim 30^\circ$, $\theta_2 = 60^\circ \sim 120^\circ$ 로 영역의 한계를 주었다. 이때 p 점의 최대 작업영역(work-space)은 Fig. 2의 빗금선과 같고 빗금선 속의 진한 원은 본 실험에서 반복시키고자 하는 반지름이 50mm인 원호 궤적이고 x 축, y 축의 수치는 Fig. 1에서 o 점을 기준으로 p 점의 상대거리를 나타낸다. Fig. 3의 (a)와 (b)는 Fig. 2에서 나타난 원의 궤적을 나타내기 위한 θ_1 과 θ_2 의 각도의 변화를 시간의 경과에 따라 나타낸 결과로서 목표궤적이 된다. 여기서 사용한 수식은 각 경로 구간의 처음과 마지막에서 위치와 속도 및 가속도를 지정하여야 하기 때문에 식(12)와 같은 5차 다

항식을 사용하였다.

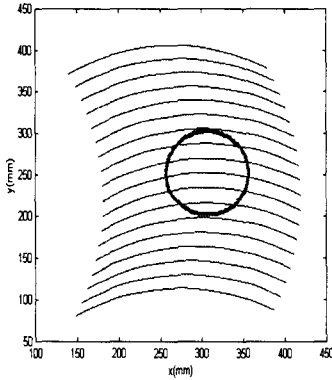


Fig.2 Work-space and desired trajectory

$$\theta(t) = a_0 + a_1 t + a_2 t^2 + a_3 t^3 + a_4 t^4 + a_5 t^5 \quad (12)$$

여기서, 구속조건은 다음과 같이 주어진다.

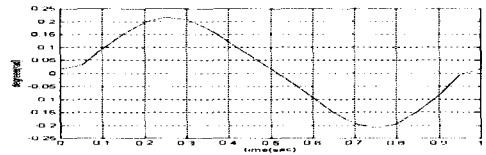
$$\begin{aligned} \theta_0 &= a_0 \\ \theta_f &= a_0 + a_1 t_f + a_2 t_f^2 + a_3 t_f^3 + a_4 t_f^4 + a_5 t_f^5 \end{aligned} \quad (13)$$

$$\begin{aligned} \dot{\theta}_0 &= a_1 \\ \dot{\theta}_f &= a_1 + 2a_2 t_f + 3a_3 t_f^2 + 4a_4 t_f^3 + 5a_5 t_f^4 \end{aligned} \quad (14)$$

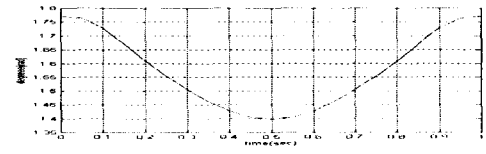
$$\begin{aligned} \ddot{\theta}_0 &= a_2 \\ \ddot{\theta}_f &= 2a_2 + 6a_3 t_f + 12a_4 t_f^2 + 20a_5 t_f^3 \end{aligned} \quad (15)$$

식(13)의 θ_0 과 θ_f 는 Fig. 2와 3의 궤적을 나타내기 위해 역기구학(inverse kinematics)을 통하여 계산된 수치를 사용하였고 식(13)의 θ_0 과 θ_f 는 사용하고 자 하는 모터의 성능을 고려하여 최대 1 [rad/s]를 사용하였다. 또한 식(14)의 $\dot{\theta}_0$ 과 $\dot{\theta}_f$ 는 지정된 구간의 처음과 마지막에서 0 [rad/s²]가 되도록 하였다. 그리고 전체 궤적의 유연한 함수를 얻기 위해 θ_1 은 5구간, θ_2 는 3구간으로 나누었다. 이러한 과정을 통하여 각 구간에서의 미지수는 식(16) 행렬식에 의해서 구할 수 있다.

$$\begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ a_2 \\ a_3 \\ a_4 \\ a_5 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & t_f & t_f^2 & t_f^3 & t_f^4 & t_f^5 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 2t_f & 3t_f^2 & 4t_f^3 & 5t_f^4 \\ 0 & 0 & 2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 2 & 6t_f & 12t_f^2 & 20t_f^3 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \theta_0 \\ \theta_f \\ \theta_0 \\ \theta_f \\ \dot{\theta}_0 \\ \dot{\theta}_f \end{bmatrix} \quad (16)$$



(a) θ_1



(b) θ_2

Fig. 3 Desired trajectory in Joint space

4.2 PD제어기 설계

실험에 사용한 운동방정식은 식(1)과 같고 각 서브시스템의 모터에 부가되는 토크(torque)를 다음과 같이 정의한다.

$$\begin{aligned} \tau_1 &= K_{p1}(\theta_1^* - \theta_1) + K_{v1}(\dot{\theta}_1^* - \dot{\theta}_1) \\ \tau_2 &= K_{p2}(\theta_2^* - \theta_2) + K_{v2}(\dot{\theta}_2^* - \dot{\theta}_2) \end{aligned} \quad (17)$$

여기서, K_{p1} , K_{v1} , K_{p2} , K_{v2} 는 PD제어기이다.

먼저 시스템의 특성을 검토하기 위해 단위궤환 제어(unit feedback)만을 하였을 경우 극점을 살펴보면,

$$p_i = [\pm 4.9580e-001i, \pm 3.8941e-001i]$$

로서 극점이 허수축에 분포되어 시스템이 계속적으로 요동하게 될 것을 예측할 수 있다. 하지만 분산학습제어를 적용하기 위해서는 시스템의 안정성을 확보하여야 하므로 PD제어를 하였다.

K_{p1} , K_{v1} , K_{p2} , K_{v2} 은 각각 3600, 100, 1800,

126.25사용하였고 이때 극점은

$$p_i = \begin{bmatrix} -1.2037e+001 \pm 2.6260e+001i \\ -9.9960e+000 \pm 1.3767e+001i \end{bmatrix}$$

로서 극점이 좌반평면(LHP : left half plane)에 위치하여 수렴할 수 있는 안정성을 확보하였다. 이러한 PD제어 결과를 Fig. 4에 나타내었다. Fig. 4에 나타난 결과는 Fig. 3에서 제시한 각 축의 원하는 위치계적과 모의실험을 통해 발생한 계적과의 차이를 나타낸 것이다.

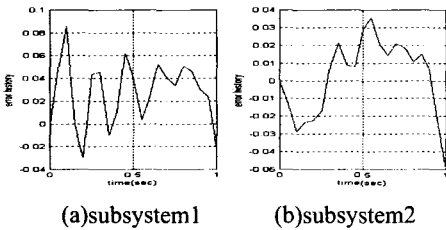


Fig. 4 Position error with PD control

4.3 상태방정식

분산제어를 위해 토크에 분산제어량 u_1 , u_2 를 추가하여 정리하면 식(18)과 같다.

$$\begin{aligned} \tau_1 &= K_{p1}(\theta_1^* - \theta_1) + K_{v1}(\dot{\theta}_1^* - \dot{\theta}_1) + u_1 \\ \tau_2 &= K_{p2}(\theta_2^* - \theta_2) + K_{v2}(\dot{\theta}_2^* - \dot{\theta}_2) + u_2 \end{aligned} \quad (18)$$

$\varepsilon\theta_1 = \theta_1^* - \theta_1$, $\varepsilon\theta_2 = \theta_2^* - \theta_2$ 이라 하고, $\varepsilon\theta \approx 0$ 로 가정하여 $\cos \varepsilon\theta \approx 1$ 로 근사화하여 선형화 하였다. 식(18)을 식(1)과 조합하면

$$\begin{aligned} d_{11}\varepsilon\dot{\theta}_1 + d_{12}\varepsilon\dot{\theta}_2 &= -K_{v1}\varepsilon\theta_1 - K_{p1}\varepsilon\theta_1 + u_1 + w_1 \\ d_{22}\varepsilon\dot{\theta}_2 + d_{21}\varepsilon\dot{\theta}_1 &= -K_{v2}\varepsilon\theta_2 - K_{p2}\varepsilon\theta_2 + u_2 + w_2 \end{aligned} \quad (19)$$

이다. 여기서,

$$\begin{aligned} w_1 &= d_{11}\ddot{\theta}_1^* + d_{12}\ddot{\theta}_2^* + g_1(\theta_1^*) \\ w_2 &= d_{21}\ddot{\theta}_1^* + d_{22}\ddot{\theta}_2^* + g_2(\theta_2^*) \end{aligned} \quad (20)$$

이다. 이러한 것을 종합하여 상태행렬로 표현하기 위해 상태벡터를 $x = [\varepsilon\theta_1 \ \varepsilon\dot{\theta}_1 \ \varepsilon\theta_2 \ \varepsilon\dot{\theta}_2]^T$ 라 놓으면 상태변수 형태의 운동방정식은

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= A_c x(t) + B_c u(t) + w_c(t) \\ y(t) &= C x(t) \end{aligned} \quad (21)$$

이다. 여기서,

$$A_c = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ -\frac{K_{p1}d_{22}}{\nabla q} & -\frac{K_{v1}d_{22}}{\nabla q} & \frac{K_{p2}d_{12}}{\nabla q} & \frac{K_{v2}d_{12}}{\nabla q} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ \frac{K_{p1}d_{21}}{\nabla q} & \frac{K_{v1}d_{21}}{\nabla q} & -\frac{K_{p2}d_{11}}{\nabla q} & -\frac{K_{v2}d_{11}}{\nabla q} \end{bmatrix}$$

$$B_c = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ \frac{d_{22}}{\nabla q} & -\frac{d_{12}}{\nabla q} \\ 0 & 0 \\ -\frac{d_{21}}{\nabla q} & \frac{d_{11}}{\nabla q} \end{bmatrix}$$

$$w_c = \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{(w_1 d_{22} - w_2 d_{12})}{\nabla q} \\ 0 \\ \frac{(-w_1 d_{21} + w_2 d_{11})}{\nabla q} \end{bmatrix}$$

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

여기서, $\nabla q = d_{11}d_{22} - d_{12}d_{21}$ 이다. 여기서 상태행렬 A_c 를 이산화하고 2.2절에서 나타낸 물성치를 대입하여 이산화 상태행렬 A 와 B 를 수치적으로 나타내면

$$A = \begin{bmatrix} 3.7780e-001 & 2.0620e-002 & 2.7971e-002 & 2.5895e-003 \\ -1.6986e+001 & -9.4034e-002 & 4.3577e-001 & 5.8535e-002 \\ 5.5941e-002 & 2.8093e-003 & 7.4787e-001 & 2.7659e-002 \\ 8.7155e-001 & 8.0151e-002 & -8.0293e+000 & 1.8470e-001 \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} 1.7283e-004 & -1.5539e-005 \\ 4.7183e-003 & -2.4210e-004 \\ -1.5539e-005 & 1.4007e-004 \\ -2.4210e-004 & 4.4607e-003 \end{bmatrix} \quad (22)$$

이다.

4.4 학습방법의 비교 선정

본 절에서는 분산학습제어 학습방법을 2가지 방법(개별학습과 동시학습)으로 실험하였고, 각 경우에 대한 시간영역의 반응인 error histories와 반복영역에서의 반응으로 나타내었다. 실험 시 샘플링시간은 0.05초로 하였고 학습조절자 $\Gamma = CB\psi$ 로 정의하고 경험상 $\Gamma = 0.66$ 로 사용하였으며 각 서브시스템 별로 반복횟수 $p=20$ 으로 하였다. 여기서, 서브시스템1은 θ_1 을 나타내고 서브시스템2는 θ_2 를 나타낸다. 그리고, 반복영역에서 위치에러의 추이를 살펴보기 위해서 매반복시 각 시간대 위치에러 절대값의 합(Summation of Absolute Position Error : SAPE)을 다음과 같이 정의하여 매 반복시 관찰하였다.

$$SAPE = \sum_{k=1}^p |e_i^j(k)|$$

여기서, i =number of subsystem,
 j =number of repetition 이다.

방법1 : 개별학습

개별학습의 순서는 서브시스템1을 먼저 20회 반복하여 학습하고 이 때 서브시스템2는 학습시키지 않는다. 서브시스템1의 학습이 끝나면 곧 서브시스템2의 학습을 시작하고 이 때 역시 서브시스템1은 작동되지 않도록 해놓은 상태의 학습방법이다. 결국 학습의 횟수는 각 서브시스템별로 20회이므로 40회가 되는 것이다. 결과는 Fig. 5-1와 같고 Fig. 5-2은 그림을 살펴보면 반복횟수 20회까지는 서브시스템1의 에러가 0에 수렴해 가는 것을 알 수 있다. 이때 서브시스템2는 학습하지 않기 때문에 20회까지는 Fig. 5-2 (b)와 같이 에러가 발생하지 않는 것이 당연하다. 그러나, 서브시스템2가 학습할 때 서브시스템1에 영향을 주어 학습효과를 나쁘게 하는 것을 알 수 있는데 이는 시스템 커플링(coupling)의 영향으로 볼 수 있다.

방법2 : 동시학습

동시학습의 경우는 서브시스템1과 서브시스템2가 동시에 순차적으로 연산되며 전체 반복횟수는 각 서브시스템별로 20회 설정되어 총 40회의 반

복계산을 행한다. 반복 시의 에러는 Fig. 6-1과 같고 Fig. 6-2에서 SAPE로 살펴보면 10회 반복까지는 PD 제어의 에러보다 증대되고 있지만 그 후로는 지속적으로 에러가 감소하여 마지막 반복 시까지는 0에 수렴해 나감을 알 수 있다.

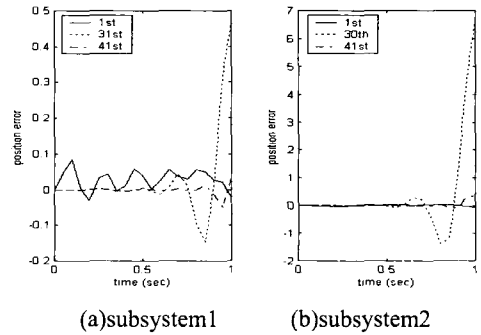


Fig. 5-1 Position error histories

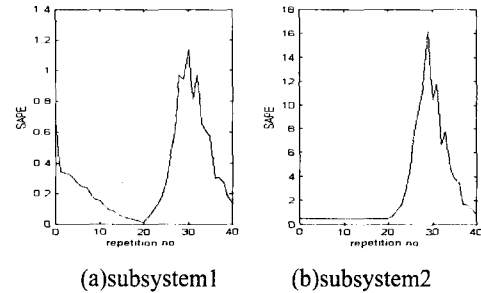


Fig. 5-2 Summation of absolute position error

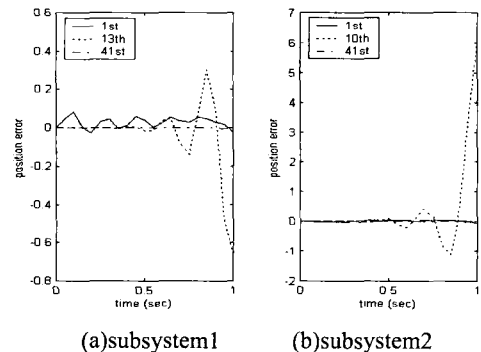


Fig. 6-1 Position error histories

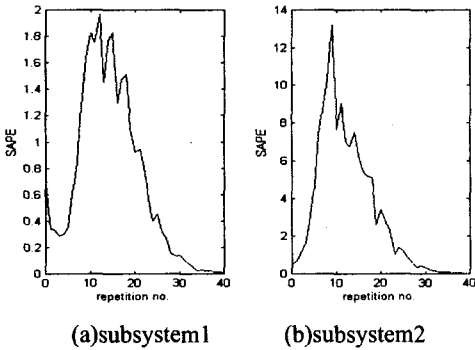


Fig. 6-2 Summation of absolute position error

지금까지 2가지의 학습방법에 대한 실험을 하였다. 2가지 방법 중 동시학습의 결과가 우수함을 알 수 있다. 하지만 동시학습을 반복연산 시간 측면에서 고려하면 예러의 수렴성은 개별학습에 비하여 뛰어나지만 학습시간이 증대될 것이다. 그러므로 일반적으로는 동시학습을 사용하되 학습시간을 고려하여 개별학습을 사용하는 것도 무난하리라 생각된다.

4.5 학습조절자의 비교 분석

본 절에서는 학습조절자 Γ 의 변화에 따른 예러의 수렴성을 비교 검토하였다. 학습방법은 4.1절에서 결과에 따라 동시학습방법을 채택하였다.

먼저 방법1에서는 학습조절자 $\Gamma=0.9$ 로 한 경우이다. 결과는 Fig. 7과 같고 반복횟수가 증가함에 따라 각 서브시스템의 예러가 15회까지는 증가하지만 22회부터는 빠르게 예러가 0에 수렴하였다. 이는 비록 수렴에 대한 응답성은 빠르지만 예러 최대치의 크기가 너무 크기 때문에 시스템의 액츄에이터에 무리를 줄 수 있다. 방법2는 $\Gamma=0.7$ 의 경우로 $\Gamma=0.9$ 에 비해 예러의 최대치는 크게 줄었지만 경향은 비슷하다. 마지막으로 방법3은 $\Gamma=0.1$ 로 하였을 경우인데 예러의 크기가 반복횟수의 증가에 따라 크게 순차적으로 줄어드는 것을 알 수 있다. 결론적으로 학습조절자 Γ 의 크기가 클수록 최종반복구간의 SAPE는 작게되지만 중간반복구간에서의 SAPE의 값이 커짐을 알 수 있다. 이러한 큰 SAPE의 수치는 실제 구동장치의 액츄에이터에 부가되는 임

력치에 영향을 미치므로 이러한 점을 고려하여 학습조절자 Γ 를 적절하게 선택하여야 함을 의미한다.

방법1 : $\Gamma=0.9$ 의 경우

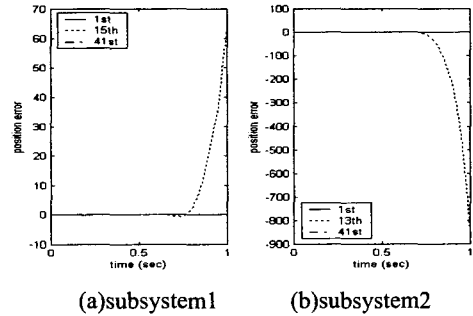


Fig. 7-1 Position error histories

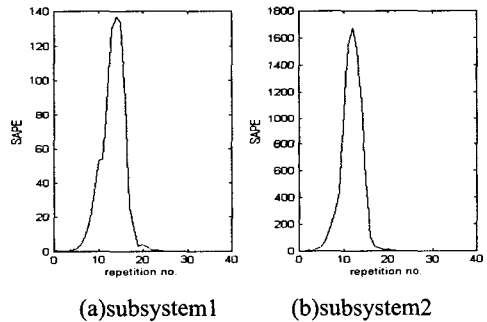


Fig. 7-2 Summation of absolute position error

방법2 : $\Gamma=0.7$ 의 경우

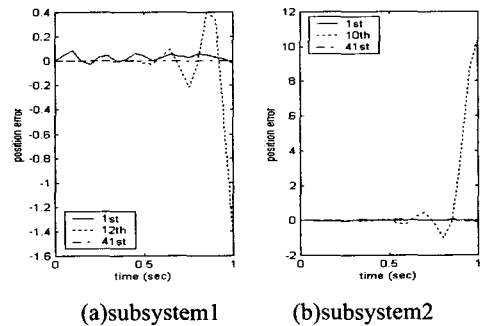


Fig. 8-1 Position error histories

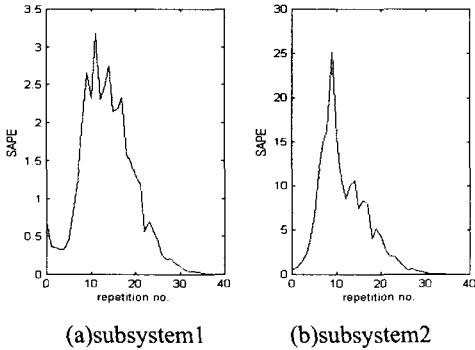


Fig. 8-2 Summation of absolute position error

방법3 : $\Gamma=0.1$ 의 경우

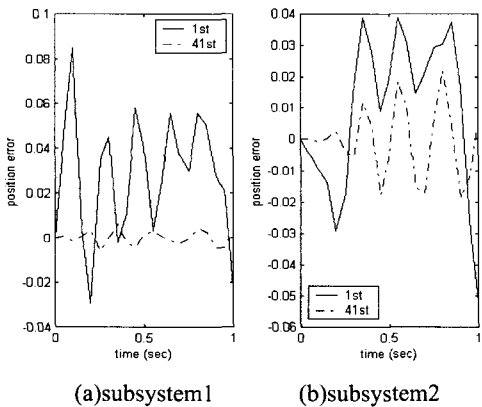


Fig. 9-1 Position error histories

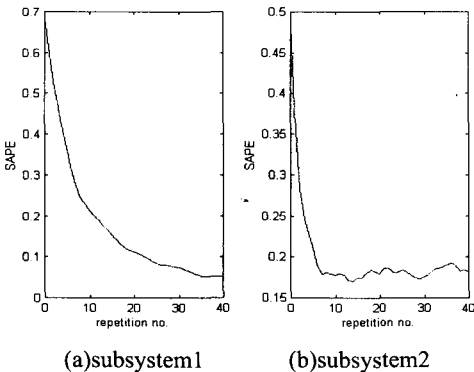


Fig. 9-2 Summation of absolute position error

Table 2는 학습조절자의 변경에 따른 결과를 조합하여 수치로 나타낸 것이고, Fig. 10은 각 반복시의 절대위치에러의 합을 서브시스템별로 조합한 결과이다. Table 2에서 각 서브시스템의 max.와 min.은 각 서브시스템 총 40회의 반복 시 발생하는 에러의 적산 중에서의 최대값과 최소값을 의미한다. 실제로 선택된 학습조절자를 사용하여 반복학습을 시킬 경우에는 최종 반복 학습 시의 SAPE가 중요한 인자가 된다. 하지만 Table 2에서 나타난 min.의 값이 일반적으로는 최종 반복 학습 시의 SAPE지만 Table 2에서는 약간의 차이를 보임을 알 수 있다.

Table 2 Numerical data of SAPE

Γ	subsystem1		subsystem2	
	max.	min.	max.	min.
0.1	6.8326e-001	5.2807e-002	4.8577e-001	1.7086e-001
0.3	6.8326e-001	7.9252e-002	5.3668e-001	2.1076e-001
0.5	6.8326e-001	3.6803e-002	2.1987e+000	9.8006e-002
0.7	3.1796e+000	4.2878e-003	2.5185e+001	8.9057e-003
0.9	1.3673e+002	1.0077e-005	1.6757e+003	1.3895e-005

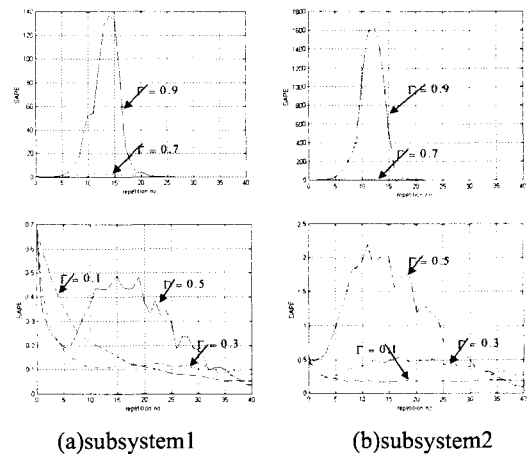


Fig. 10 Summation of absolute position error

Table 2에서 나타난 것을 Fig. 10으로 살펴보면 학습조절자 $\Gamma=0.1$ 의 경우에 SAPE의 Overshoot가 발

생하지 않고 0에 수렴해 감을 알 수 있다.

5. 결론

본 논문에서 수직다물체시스템의 학습방법 측면에서 연구하여 보면, 개별학습시 발생하는 문제점으로 해당시스템을 학습할 때 다른 시스템은 불안정하였다. 이를 극복할 수 있는 방법으로 동시학습을 제안하게 되었으며 이는 두 시스템 모두 안정적으로 매반복시 목표계적으로 수렴하였다. 그리고, 학습조절자를 연구한 결과, 크기가 작을수록 상대적으로 좋은 결과를 얻을 수 있다. 후반부 반복영역대에서 상대적으로 느린 수렴을 보이고 있으나, 반복영역에서 과도한 overshoot가 없어 대상시스템을 제어함에 있어 보다 안정적인 수렴행상을 갖을 수 있어 실제 시스템에 적용시 보다 좋은 결과를 얻을 수 있을 것으로 본다.

후 기

이 논문은 2002학년도 대구대학교 학술연구비의 부분적인 지원에 의한 논문임.

참고문헌

1. Arimoto, S., Kawamura, S., and Miyasaki, F., "Bettering Operation of Robots by Learning," *Journal of Robotic Systems*, Vol. 1, No. 2, pp. 123-140, 1984.
2. Middleton, R. H., Goodwin, G. C., and Longman, R. W., "A Method for Improving the Dynamic Accuracy of a Robot Performing a Repetitive Task," *International Journal of Robotics Research*, Vol. 8, No. 5, pp.67-74, 1989.
3. Phan, M. and Longman, R. W., "A Mathematical Theory of Learning Control for Linear Discrete Multivariable Systems," *Proceedings of the AIAA/AAS Astrodynamics Conference*, Minneapolis, Minnesota, pp. 740-746, 1988.
4. Lee, S., Longman, R. W., and Phan, M., "Linear Decentralized Learning Control," Paper No. 91-447, *Proceedings of the AAS/AIAA Astrodynamics Specialist Conference*, Durango,

- Colorado, *Advances in the Astronautical Sciences*, 1991.
5. Lee, S., "Precision of Iterative Learning Control for the Multiple Dynamic Subsystems," *J. of the KSPE*, Vol. 18, No. 3, pp.131-142, 2001.
6. Lee, J., Oh, C., and Kim O., "A learning control algorithm for noncircular cutting with lathe", *J. of the KSPE*, Vol. 2, No. 6, 1995.15.
7. Yum Y., "Bio-Robots and Intelligent Prosthetics," *J. of the KSPE*, Vol. 17, No. 11, pp.36-42, 2000.
8. Kim, S., Jung, S., Ryu, D., Choi, K., and Kim, B., "Development of the Pneumatic Manipulator of Gait Rehabilitation Robot using Fuzzy Control," *J. of the KSPE*, Vol. 17, No. 12, pp.169-175, 2000.
9. Shin, H., Kang, C., Jung, S., and Kim, S., "Force Control of an Arm of Walking Training Robot Using Sliding Mode Controller," *J. of the KSPE*, Vol. 19, No. 12, pp.38-44, 2002.
10. Shin H., Choi, S. and Kim S., "Position and Vibration Control of Flexible 2-Link Robot Arm Using Piezoelectric Actuators and Sensors," *J. of the KSPE*, Vol. 17, No. 11, pp.206-212, 2000.
11. 강철구, 권인소, 윤중선, 정완균 공역, *Spong and Vidyasgar* 원저, "로봇 동역학과 제어", 회중당, 1994