

Evolution Strategy와 신경회로망에 의한 로봇의 가변PID 제어기

論 文
48A - 8 - 13

A Variable PID Controller for Robots using Evolution Strategy and Neural Network

—崔相九*·金賢植**·朴晉玄***·崔榮奎§
(Sang-Gu Choi · Hyun-Sik Kim · Jin-Hyun Park · Young-Kiu Choi)

Abstract - PID controllers with constant gains have been widely used in various control systems. But it is difficult to have uniformly good control performance in all operating conditions. In this paper, we propose a variable PID controller for robot manipulators. We divide total workspace of manipulators into several subspaces. PID controllers in each subspace are optimized using evolution strategy which is a kind of global search algorithm. In real operation, the desired trajectories may cross several subspaces and we select the corresponding gains in each subspace. The gains may have large difference on the boundary of subspaces, which may cause oscillatory motion. So we use artificial neural network to have continuous smooth gain curves to reduce the oscillatory motion. From the experimental results, although the proposed variable PID controller for robots should pay for some computational burden, we have found that the controller is more superior to the conventional constant gain PID controller.

Key Words : PID controller, Evolution Strategy, Artificial Neural Network

1. 서론

현재 산업 현장에서 사람의 접근이 어려운 작업환경이나 생산 시스템의 자동화, 조립공정등에 산업용 로봇의 이용이 증가되고 있다. 로봇은 복잡하고 다양한 형태의 작업을 자동적으로 반복 수행할 수 있으므로 생산성 향상과 생산 비용의 절감 효과 등을 얻을 수 있다. 그런데 실제 다관절 로봇 매니플레이터는 큰 비선형성으로 인한 복잡한 동특성을 갖고 있고, 로봇 매니플레이터의 정확한 파라미터들을 얻기도 어렵다. 그러나 이런 로봇의 특성에도 불구하고 산업 현장에서는 제어기 설계의 단순성과 비용 절감의 이유로 일정 이득 PID 제어 방식을 채택하고 있으므로, 로봇 매니플레이터의 동특성이 비선형적으로 광범위하게 변하는 경우에 적절한 이득과 성능을 얻기 어렵다. 따라서 제어 시스템의 환경 조건에 따른 적절한 PID 제어기 이득을 최적으로 선정하는 방법들이 연구되어 왔다[1~7].

PID 제어기의 이득 선정은 1942년 Ziegler-Nichols가 PID 제어 이득의 최적 선정에서 감도 영향을 고려하면서 완성한 한계 감도법을 기초로 여러 가지 방법이 연구되어 왔다[7].

최근에는 지능 제어 이론인 퍼지 알고리즘이나 신경회로망을 이용하여 PID 제어기 이득을 선정하거나 계획하는 방식이 많이 연구되고 있다[4~6]. 그러나 퍼지알고리즘을 이용한 방식은 간단한 PID 제어기의 구현을 위하여 복잡한 퍼지 규칙을 선정하거나 퍼지 추론을 행하여야 하며, 신경회로망을 이용하여 직접 제어기 이득을 선정하는 경우 역시 많은 학습 시간이나 복잡한 연산이 요구된다. 그러므로 일반적인 PID 제어기의 장점인 간단한 구조의 제어기 설계가 어렵게 되는 단점이 있다.

한편, 60년대 중반부터 지속적으로 연구가 진행되어 온 진화알고리즘(Evolutionary Algorithm)은 최적화 문제에 있어서 매우 유용한 기법으로서 자연선택의 원리를 모방한 탐색알고리즘이며, 여러 해를 동시에 탐색하는 전역 탐색 방법이므로 국부수렴의 가능성이 매우 작게 된다[8, 9]. 진화알고리즘의 일종인 진화전략(Evolution Strategy)은 Rechenberg에 의해 개발되어 Schwefel에 의하여 크게 발전되었으며, 이런 진화 전략은 유전 알고리즘과는 달리 부호화(coding) 과정이 필요없이 실제의 값으로 구성된 벡터를 염색체로 사용하고, 돌연변이 연산만을 사용하는 특징이 있다. 진화전략을 비롯한 진화 알고리즘은 파라메타의 연속성이나, 미분치의 존재성, 탐색 방법에 필요한 보조적인 정보 또한 불필요하므로 제어기의 최적화와 관련하여 많이 사용되고 있다[9].

본 연구에서는 로봇 매니플레이터의 제어에 있어서 간단하면서도 우수한 성능을 갖는 가변 PID 제어기를 구성하고자 한다. 현재 일반적으로 사용되는 로봇의 제어기는 일정 이득의 PID 제어기이다. 일정이득 PID 제어기의 경우 로봇 매니플레이터의 전체 작업공간에 대해서 정밀한 제어성능을 균일하게

* 正 會 員 : 現代重工業 産業技術研究所 研究員
** 正 會 員 : 國防科學研究所 研究員
*** 正 會 員 : 晉州産業大 産業自動化工學科 專任講師 · 工博
§ 正 會 員 : 釜山大 電氣工學科 教授 · 工博
接受日字 : 1998년 10월 15일
最終完了 : 1999년 7월 5일

일기 힘들다. 따라서 본 연구에서는 로봇 매니플레이터가 작업할 공간 전체를 몇 개의 소영역으로 분할하여 각 소영역에서 PID 제어를 설계한다. 각 소영역에서 최적화 알고리즘의 일종인 진화 전략을 사용하여 특정한 학습계획에 대해 PID 제어기 이득을 최적화 한다. 그리고 해당 소영역에서 학습계획보다 저주파의 일반계획에서 제어특성이 나빠지지 않는다는 사실을 다변수 제어 시스템 주파수응답으로 보인다. 그런데 각 소영역에서 최적화된 이득들로 이루어진 PID 제어기의 경우 분할된 소영역의 경계면에서는 이득 변화가 크게 발생하여 제어 성능이 저하될 수 있다. 이러한 큰 이득 변화의 문제를 일반화 기능이 우수한 신경회로망을 사용하여 보간(interpolation)함으로써 제어기의 큰 이득 변화를 막고 평활화하여 제어 성능을 향상시킬 수 있다. 앞에서 제안된 방법을 SCARA 로봇에 대하여 실험하였고 그 결과를 통해서 제안된 제어기의 유용성을 보이고자 한다.

2. 작업영역 분할에 의한 로봇 매니플레이터의 제어기 설계

2.1 제어기의구성

로봇 매니플레이터의 동력학식을 각 관절 단위로 비연성(decoupled)의 SISO 시스템으로 보고 각 관절별로 독립된 형태의 PID 제어기를 구성한다. PID 제어기는 구조가 간단하고 견실한 성능으로 인해 여러 산업 분야에서 널리 사용되고 있는 대표적인 제어기이다. 그런데 주어진 제어 시스템에서 최적의 성능을 갖는 PID 제어 이득값을 찾는 것이 쉽지 않다. 그리고 PID 제어 이득을 일정하게 고정하였을 경우에 로봇 매니플레이터와 같이 작업 영역에 따라 동특성이 크게 변화하는 경우에 좋은 성능을 기대하기 어렵다. 따라서 본 논문에서는 로봇 매니플레이터의 전체 작업 영역을 몇 개의 소영역으로 분할하고, 각각의 소영역 안에서 PID 제어기의 최적 이득을 구한다. 로봇 매니플레이터가 실제 운동할 때에는 여러 개의 작업 소영역을 통과하게 되는데, 이때의 PID 제어 이득은 해당 소영역의 최적 이득으로 결정되며 통과하는 소영역이 바뀔 때 마다 최적 이득값도 바뀌게 된다. 그림 1은 2자유도 로봇의 경우에 작업 공간 분할의 예를 보여 주고 있으며 θ_1 와 θ_2 는 관절각을 나타낸다.

그리고 각 소영역의 궤적 추종을 위한 PID제어기를 식(1)과 같이 구성한다.

$$\tau_j(k) = K_p e_j(k) + K_i T_s \sum_{i=0}^k e_j(i) + \frac{K_d}{T_s} [e_j(k) - e_j(k-1)] \quad (1)$$

단, T_s 는 샘플링 시간을 나타내고 $\tau_j(k)$ 는 j번째 관절의 입력 토크를 나타내며 $e_j(k)$ 는 k번째 샘플링시간에서 j번째 관절의 위치오차이고, K_p , K_i , K_d 는 각각 j번째 관절의 비례, 적분, 미분 이득값이다.

그리고 각 소영역에서 구성된 PID 제어기의 이득을, 최적화 알고리즘의 일종인 진화전략을 사용하여 영역별로 최적화 한다.

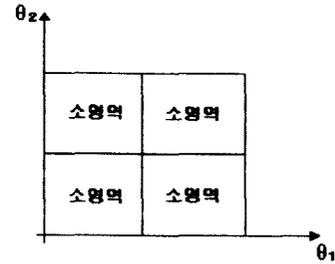


그림 1 작업 영역 분할의 예
Fig. 1 Example of division in workspace

2.2 진화 전략에 의한 제어기 이득 최적화

본 논문에서는 진화 전략을 사용하여 최적화 과정을 수행하며, 여러 개의 자손을 생성함으로써 전역적 탐색 능력을 강화하고 항상 최대 적합도(fitness)의 개체를 다음 세대에 생존시켜 나감으로써 빠른 수렴 특성을 얻게 하였다.

그리고 진화 전략의 자손 세대를 만들기 위한 돌연 변이 연산식은 아래의 식(2)와 같고 평균이 0 이고 표준편차가 σ 인 가우시안 랜덤변수를 사용하여 새로운 자손을 생성한다.

$$x' = x + N(0, \sigma) \quad (2)$$

단, x : 이전 세대의 탐색 파라미터 벡터

x' : 다음 세대의 탐색 파라미터 벡터

$N(0, \sigma)$: 평균이 0 이고 표준편차가 σ 인 가우시안 랜덤벡터

자손세대중에서 적합도 함수값이 큰 개체(individual)일수록 다음 세대에서 부모로 살아남을 확률이 커진다. 적합도 함수는 최적화 과정에서 중요한 척도가 되므로, 원하는 개체가 선택되게끔 적합도 함수를 적절히 선택해야 한다.

로봇 매니플레이터의 학습 궤적 추종을 위한 제어기 이득의 최적화를 수평형 로봇에 대하여 설명하면 다음과 같다. 그림 2에 수평형 2축 로봇이 나타나 있으며 X와 Y는 직각 좌표축을 나타내고, θ_1 과 θ_2 는 각각 1축의 관절각과 2축의 관절각을 나타낸다. 그림에서 알 수 있듯이 θ_1 은 수평형 로봇의 형태(configuration)와 무관하고 θ_2 만이 관계되므로 로봇의 동역학식에 관련된 파라미터들이 θ_2 에만 지배되어, θ_2 에 대해서 소영역으로 나누어 준다. 그림 2 (b)에서 소영역의 갯수가 3인 경우를 나타내고 각 소영역에서 PID 제어 이득을 최적화 하기 위한 학습경로를 원으로 설정하였다. 각 소영역에서 나타낸 경로를 최대 속도로 회전하는 학습 궤적에 대하여 진화 전략을 사용하여 각각의 제어기 이득을 최적화한다. 이 때 각각 소영역의 제어기 이득을 한 개의 개체로서 식 (3)과 같이 구성한다.

$$a_l = (K_{p1}, K_{i1}, K_{d1}, K_{p2}, K_{i2}, K_{d2}) \quad (3)$$

단, K_{p1}, K_{i1}, K_{d1} 는 l 번째 개체 a_l 에 대한 소영역에서의 첫 번째 관절 PID 제어기의 이득이고 K_{p2}, K_{i2}, K_{d2} 는 두 번째 관절 PID 제어기의 이득을 나타낸다.

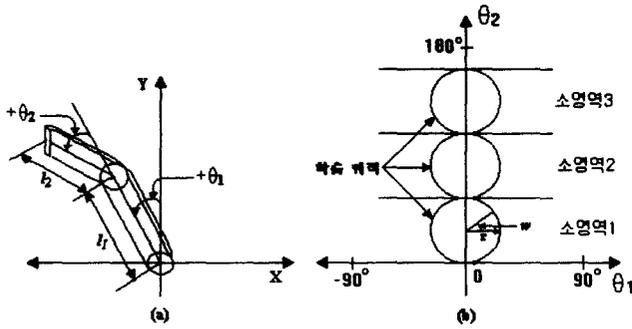


그림 2 (a) 2축 수평형 로봇 (b) 작업 영역의 분할
Fig. 2 (a) Two-link horizontal robot (b) Division of workspace

본 연구에서 1 번째 개체에 대한 적합도 함수는 식 (4)와 같이 시간축에 대한 위치추적 오차의 제곱의 합을 모든 관절에 대하여 합한 것으로 하였다.

$$f(a_j) = \frac{1}{1 + \eta \sum_{j=1}^2 \left(\sum_{k=0}^N e^2_j(k) \right)} \quad (4)$$

단, $e_j(k)$ 는 k번째 샘플링 시간에서의 j번째 관절의 위치추적 오차를 나타내며, N은 전체 시간샘플링 횟수이고, η 는 상수값이다.

선택과정은 엘리트즘(elitism)을 사용하여 적합도 값이 가장 높은 개체를 다음 세대에서 선택하여 빠른 수렴 특성을 보이도록 하였다. 그리고 진화전략의 개체수는 5개로 하였으며, 세대수는 19세대이다. 그림 3 에서 최적이득을 구하기 위한 적합도 함수의 변화추이를 나타내었고, 그림 4 와 5 에서 각각 1 축과 2 축의 비례이득의 변화 추이를 나타내었으며, 이득들이 일정한 값으로 수렴함을 알 수 있다. 적분이득과 미분이득도 비슷한 변화추이를 보여 준다.

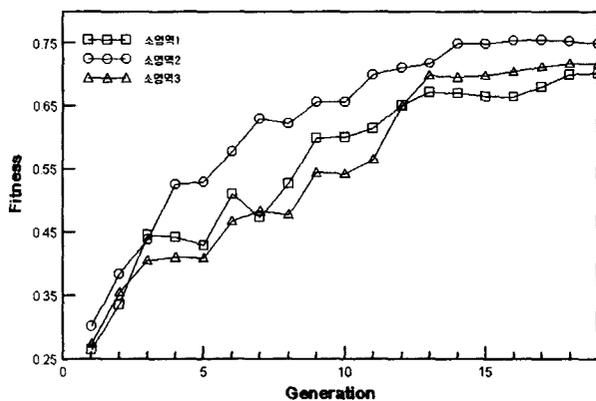


그림 3 최대 적합도 함수의 변화추이
Fig. 3 Trend of maximum fitness

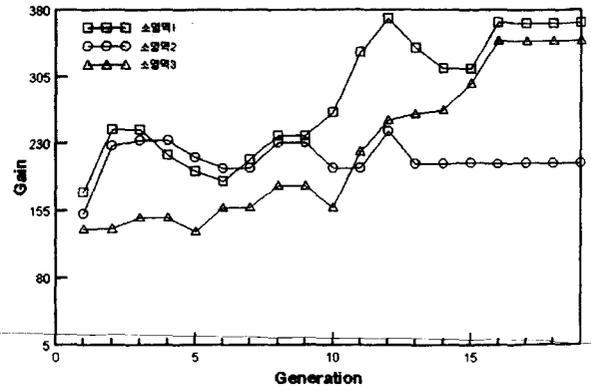


그림 4 비례이득의 변화추이 (1축)
Fig. 4 Trend of the proportional gain (joint 1)

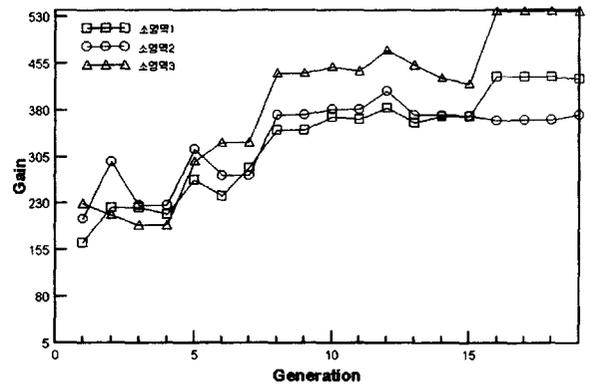


그림 5 비례이득 변화 추이 (2축)
Fig. 5 Trend of the proportional gain (joint 2)

2.3 제어 시스템의 명령 추종성

각 영역에서 원으로 표현된 학습 궤적에 대하여 진화전략으로 최적화한 제어기 이득이 그 영역의 다른 궤적에 대해서도 적절한 이득인지의 여부를 확인해 보아야 한다. 본 논문에서는 제어시스템의 주파수 응답특성을 분석하여, 학습궤적의 주파수보다 낮은 다른 궤적들에서 제어 시스템의 추종특성이 학습궤적에서의 그것보다 나빠지지 않는다는 사실을 파악하고자 한다. 주파수 응답 특성을 분석하기 위해서 우선 로봇 매니플레이터 동력학 방정식의 선형화 과정이 필요하고 또한 로봇 매니플레이터는 다변수 시스템이므로 다변수 제어 시스템의 주파수 응답을 구해야 한다. 이 경우 다변수 제어 시스템의 특이값(singular value)이 사용된다[10].

2.3.1 로봇 매니플레이터의 선형화

그림 2 와 같은 2 자유도 로봇 매니플레이터에 대한 동력학 방정식을 Lagrangian formulation을 이용하여 구하면 다음의 식 (5)와 같다[11].

$$\tau = D(\theta) \ddot{\theta} + H(\theta, \dot{\theta}) \quad (5)$$

$$\text{단, } \tau = \begin{bmatrix} \tau_1 \\ \tau_2 \end{bmatrix}, \quad \theta = \begin{bmatrix} \theta_1 \\ \theta_2 \end{bmatrix}$$

$$D(\theta) = \begin{bmatrix} \frac{1}{3} m_1 l_1^2 + \frac{1}{3} m_2 l_2^2 + m_2 (l_1^2 + l_1 l_2 \cos \theta_2) & \frac{1}{3} m_2 l_2^2 + \frac{1}{2} m_2 l_1 l_2 \cos \theta_2 \\ \frac{1}{3} m_2 l_2^2 + \frac{1}{2} m_2 l_1 l_2 \cos \theta_2 & \frac{1}{3} m_2 l_2^2 \end{bmatrix}$$

$$H(\theta, \dot{\theta}) = \begin{bmatrix} -m_2 l_1 l_2 \sin \theta_2 \dot{\theta}_1 \dot{\theta}_2 - \frac{1}{2} m_2 l_1 l_2 \sin \theta_2 \dot{\theta}_2^2 \\ \frac{1}{2} m_2 l_1 l_2 \sin \theta_2 \dot{\theta}_1^2 \end{bmatrix}$$

위에서 τ_i 는 i 번째 관절토크이고, θ_i 는 i 번째 관절각이며, l_i 는 i 번째 링크의 길이, m_i 는 i 번째 링크의 질량이다.

식(5)의 로봇 매니퓰레이터의 동역학 방정식에서 상태를 $x = [\theta_1, \dot{\theta}_1, \theta_2, \dot{\theta}_2]^T$ 로 정의하면 식(6)과 같은 일반적인 비선형 상태방정식으로 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} \dot{x} &= f(x, u) \\ y &= g(x, u) \end{aligned} \quad (6)$$

단, $u = \tau$ 이고 $y = [\theta_1, \theta_2]^T$ 이다.

위의 비선형 상태 방정식을 평형상태 $[x_0, u_0]^T$ 에서 선형화된 상태방정식으로 나타내면 식(7)과 같다.

$$\begin{aligned} \delta \dot{x} &= A \delta x + B \delta u \\ \delta y &= C \delta x + D \delta u \end{aligned} \quad (7)$$

여기서

$$A = \left. \frac{\partial f}{\partial x} \right|_{[x_0, u_0]}, \quad B = \left. \frac{\partial f}{\partial u} \right|_{[x_0, u_0]}$$

$$C = \left. \frac{\partial g}{\partial x} \right|_{[x_0, u_0]}, \quad D = \left. \frac{\partial g}{\partial u} \right|_{[x_0, u_0]}$$

로봇 매니퓰레이터의 평형상태 $[x_0, u_0]^T$ 가 $[0, 0]^T$ 인 경우에 위의 행렬들을 구하면 다음과 같다.

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}, \quad D = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$B = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ \frac{1}{3} m_2 l_2^2 & -(\frac{1}{3} m_2 l_2^2 + \frac{1}{2} m_2 l_1 l_2) \\ 0 & 0 \\ -(\frac{1}{3} m_2 l_2^2 + \frac{1}{2} m_2 l_1 l_2) & (\frac{1}{3} m_1 l_1^2 + \frac{1}{3} m_2 l_2^2 + m_2 l_1^2 + m_2 l_1 l_2) \end{bmatrix}$$

2.3.2 제어 시스템의 주파수 응답 특성

위에서 구해진 상태공간식에서 다변수 시스템에 대한 주파수 응답과 성능을 전달함수행렬(transfer function matrix)의 특이값으로 나타내고자 한다. 다변수 피드백제어 시스템에서 주파수 응답을 알아보기 위하여 그림 6과 같은 시스템을 고찰한다.

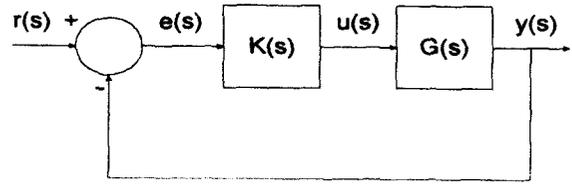


그림 6 다변수 피드백 제어시스템
Fig. 6 Multi-variable feedback control system

위에서 $r(s)$ 는 명령입력 벡터이고, $G(s)K(s)$ 는 루프 전달함수행렬이며, 감도 전달함수행렬은 다음 식과 같이 정의한다.

$$S(s) = (I + G(s)K(s))^{-1} \quad (9)$$

제어 시스템의 명령추종 성능을 높이기 위해서 출력 $y(t)$ 가 입력 $r(t)$ 에 최소의 오차로 추적(tracking)하기를 원한다. 이를 주파수역에서 표현하면 식(10)과 같다.

$$e(j\omega) = r(j\omega) - y(j\omega) = S(j\omega)r(j\omega) \quad (10)$$

이때 추적오차의 크기 $\|e\|$ 는 식(11)과 같다.

$$\|e\| < \sigma_{\max}[S(j\omega)] \|r\| \quad (11)$$

명령추종성을 위해서 추적오차의 크기 $\|e\|$ 가 관심 주파수대역에서 적정수준으로 작아야 한다. 그런데 로봇의 1축과 2축의 제어가 각각 PID 제어방식이므로 $K(s)$ 는 식(12)와 같고, 소영역 1에서의 $G(s)$ 는 식(8)을 이용하여 구하면 식(13)과 같다.

$$K(s) = \begin{bmatrix} \frac{sK_{p1} + K_{i1} + K_{d1}s^2}{s} & 0 \\ 0 & \frac{sK_{p2} + K_{i2} + K_{d2}s^2}{s} \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$G(s) = \begin{bmatrix} \frac{\frac{1}{3} m_2 l_2^2}{s^2} & -\frac{(\frac{1}{3} m_2 l_2^2 + \frac{1}{2} m_2 l_1 l_2)}{s^2} \\ -\frac{(\frac{1}{3} m_2 l_2^2 + \frac{1}{2} m_2 l_1 l_2)}{s^2} & \frac{(\frac{1}{3} m_1 l_1^2 + \frac{1}{3} m_2 l_2^2 + m_2 l_1^2 + m_2 l_1 l_2)}{s^2} \end{bmatrix} \quad (13)$$

이때의 감도 전달함수행렬 $S(j\omega)$ 의 특이값 형상은 그림 7과 같다. 같은 방법으로 하여 소영역 2와 3에서의 특이값 형상을 그림 8, 9와 같이 각각 나타낼 수 있다. $S(j\omega)$ 의 특이값이 저주파에서 작으며 고주파쪽으로 갈수록 증가하다가 포화되는 양상을 보여주고 있다. 이러한 그림들로부터 학습제적의 주파수를 시스템이 허용하는 최대 주파수로 선택하되 추적오차가 최소화 되도록 제어기 이득을 적절히 선택한다면, 그 주파수보다 낮은 주파수에서 로봇이 제어될 때 추적오차는 학습제적에서의 오차보다 커지지 않는다는 사실을 알 수 있다. 즉 특정한 학습제적에서 선정된 제어기 이득

으로 일반계적(주파수는 학습계적보다 낮음)에서 제어하여도 추적오차가 적정수준이내가 됨을 알 수 있다.

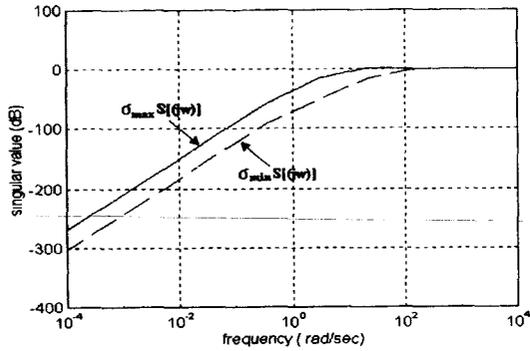


그림 7 소영역 1에서 감도 전달함수행렬의 특이값 형상
Fig. 7 Singular values of sensitivity transfer function matrix in the subspace 1

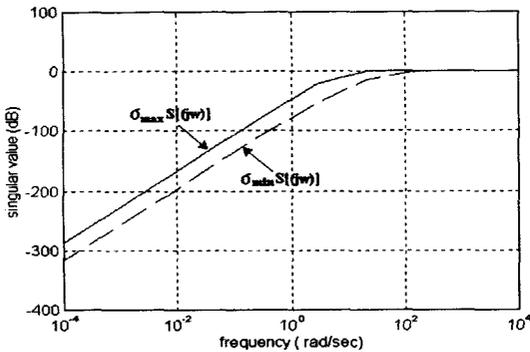


그림 8 소영역 2에서 감도 전달함수행렬의 특이값 형상
Fig. 8 Singular values of sensitivity transfer function matrix in the subspace 2

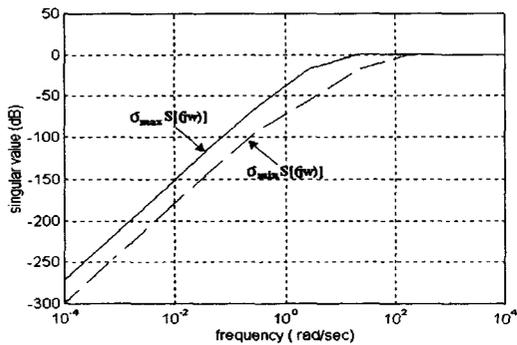


그림 9 소영역 3에서 감도 전달함수행렬의 특이값 형상
Fig. 9 Singular values of sensitivity transfer function matrix in the subspace 3

3. 신경회로망에 의한 PID제어기 설계

본 연구에서는 로봇 매니퓰레이터의 전체 작업 공간을 몇 개의 소영역으로 분할하였으며 분할된 각 소영역에서 학습계적에 대한 최적 이득을 구하고, 구한 이득이 각 소영역을 대

표할 수 있는지를 다변수 제어 시스템의 주파수 특성 분석으로 검증할 수 있었다. 그런데 각 소영역별로 구한 최적 이득은 영역의 경계면에서 큰 차이를 가질 수 있다. 경계면에서 이득 차이가 클 경우 계적 제어시 이득의 큰 변화를 야기하여 제어 성능을 나쁘게 할 수 있다. 그러므로 본 절에서는 신경회로망을 이용하여 이득이 연속적으로 부드럽게 변화하게 하여 이러한 문제를 완화시킨다.

신경회로망의 학습데이터로는 2.2절에서 진화전략을 사용하여 구한 최적화 된 제어기 이득값들을 이용한다. 따라서, 표 1과 같이 입력층에는 로봇 매니퓰레이터의 2번째 축의 관절각을 입력으로 하고 출력층의 출력은 각 해당 소영역에서 최적화된 PID 제어기 이득값으로 하며, 2축의 움직임의 각도에 대하여도 대칭성을 이용하여 양의 각도에서와 동일한 제어기 이득을 사용하여 신경회로망을 학습시킨다.

여기서 신경회로망의 학습에 입력층 노드(node)는 한 개로, 은닉층은 한 개의 층으로 구성하고 노드는 7개로 구성하여 출력층의 노드는 6개로 하여 학습시켰다. 따라서 학습된 신경회로망으로부터 제어이득을 실시간으로 계산할 때에 매 샘플링 시간마다 49회의 곱셈과 13회의 덧셈이 실행되어야 하나 본 연구에서와 같이 DSP 시스템을 사용할 경우 계산량이 크게 문제되지 않는다. 이렇게 학습된 신경회로망은 각 소영역이 바뀌는 경계면에서의 이득이 갑작스럽게 변화하는 것을 방지하므로, 이득이 급격히 변화하여 발생하는 제어문제를 완화시킬 수 있다.

표 1 학습 데이터
Table 1 Learning data

입력층	출력층					
θ_2	K_{p1}	K_{i1}	K_{d1}	K_{p2}	K_{i2}	K_{d2}
$110^\circ \leq \theta_2 \leq 120^\circ$	345.73	321.95	3.00	537.70	84.34	6.02
$64^\circ \leq \theta_2 \leq 74^\circ$	207.81	1582.15	6.30	371.01	859.46	4.47
$18^\circ \leq \theta_2 \leq 28^\circ$	365.04	207.20	5.34	429.58	204.21	4.64

그림10은 학습된 신경회로망에 의해서 나타나는 이득값들의 변화를 보여주고 있다. 이득값들이 급격하게 변하지 않고 연속적으로 변하는 것을 알 수 있다.

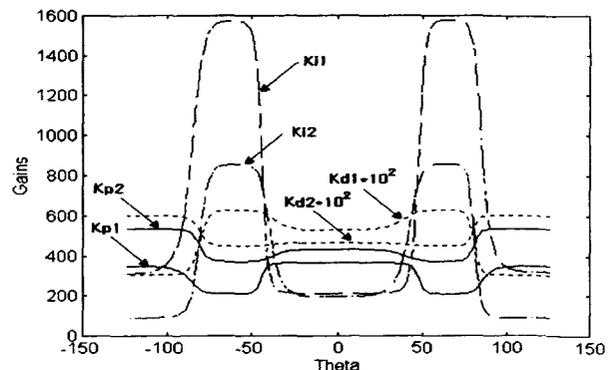


그림 10 신경회로망에 의한 이득곡선
Fig. 10 Gain curves based on neural network

실험에 사용된 제어기는 아래의 그림 11의 블록선도와 같이 구성하여 SCARA 로봇에 적용하였다.

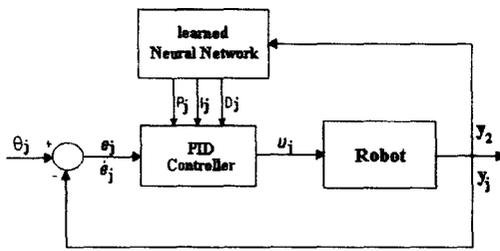


그림 11 제어시스템 블록선도
Fig. 11 Block diagram of control system

4. 로봇 매니플레이터의 궤적제어실험

4.1 실험장치

로봇의 각 관절을 동시 제어하기 위해서 전체 시스템을 다음과 같이 구성하였다.

앞에서 제안한 제어기의 제어알고리즘을 TMS320C40 DSP 시스템에서 C언어로 구현하여 실시간으로 처리하였으며, TMS320C40 칩은 275 MOPS(millions of operations per second)의 처리능력과 32 비트 floating point 곱셈 연산이 가능하여 실시간 적용이 용이하다. 계산량이 많은 제어알고리즘의 처리는 DSP가 담당하고, PC는 제어프로그램 및 데이터를 처리하여, PC의 계산적 부담을 줄였다. 전체 제어 시스템의 하드웨어 구성도는 그림 12와 같다.

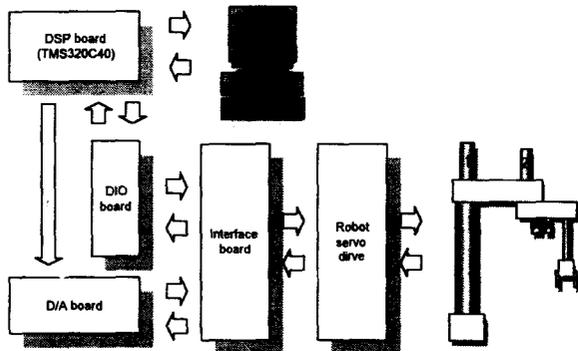


그림 12 하드웨어 구성도
Fig. 12 Hardware schematic diagram

4.2 로봇 매니플레이터의 궤적 추종 실험

본 연구의 궤적 추종 실험은 SCARA 로봇의 1축과 2축에 대하여 실시하였다. 궤적 추종 실험시 샘플링 주기는 5msec이다. 로봇의 1축의 길이 l_1 는 0.35[m]이고 질량 m_1 은 10.7[kg]이며, 2축의 길이 l_2 는 0.26[m], m_2 는 9.65[kg]이다. 로봇 매니플레이터가 각각의 소영역에서 적용해야 할 PID 이득값을 얻기 위해 그림 2와 같은 학습 궤적을 주어 각 영역에 대하여 진화전략을 사용하여 PID 이득을 최적화하였다.

그리고 실제 각 영역에서 최적화는 그림 3, 4, 5와 같이 진행되었고 그 때의 이득값은 표1과 같이 얻어졌다. 이렇게 얻어진 각 영역의 이득으로 로봇 매니플레이터의 궤적제어를 실시하였고, 궤적명령은 그림 13과 14와 같이 주어 각 영역이 다 통과되도록 하였다.

그림 13, 14에서 점선은 궤적명령이고 실선은 신경회로망으로 제어이득을 그림 10과 같이 보간하여 궤적제어를 실행하였을 때의 결과적인 궤적 추종곡선이다. 그림 15에서 18까지는 일정이득, 소영역별 일정이득 및 신경회로망으로 보간한 이득의 경우에 대한 추적오차 그래프들이다. 본 실험에서 사용한 일정이득은 $K_{p1}=207.81$, $K_{i1}=1582.15$, $K_{d1}=6.3$ 이고, $K_{p2}=307.01$, $K_{i2}=859.46$, $K_{d2}=4.47$ 이다. 소영역별 일정이득값들은 표 1과 같이 주어지되, 소영역 1은 $0^\circ \leq \theta_2 \leq 46^\circ$ 이고, 소영역 2는 $46^\circ \leq \theta_2 \leq 92^\circ$ 이며, 소영역 3은 $92^\circ \leq \theta_2 \leq 138^\circ$ 이다. 신경회로망으로 보간한 이득곡선은 그림 10과 같다.

그림 15와 16에서 일정이득의 경우와 소영역별 일정이득의 경우에 관절별로 추적오차를 나타내었다. 일정이득의 경우, 1축 관절에서의 최대오차가 0.029 rad 정도이고 2축 관절에서의 최대오차가 0.017 rad 정도인데 반해, 소영역별 일정이득의 경우 1축 관절에서의 최대오차가 0.024 rad 정도로 감소되었고 2축 관절에서의 최대오차도 0.014 rad 정도로 감소되었으며 진동하는 정도도 많이 감소되었다.

그림 17와 18에서는 소영역별 일정이득과 신경회로망에 의한 보간이득 경우의 관절별 추적오차를 나타내었다. 소영역별 일정이득의 경우보다 신경회로망에 의한 보간이득의 경우, 1축 관절에서의 최대오차가 26% 정도 감소하였고, 2축 관절에서의 최대오차는 50% 정도 감소하여 훨씬 더 정밀한 위치제어가 이루어짐을 확인할 수 있었다.

표 2는 일정이득, 소영역별 일정이득 그리고 신경회로망에 의한 보간이득의 최대오차를 정리하여 나타내었다.

신경회로망으로 보간 이득을 실시간으로 구하기 위해서 매 샘플링 주기마다 49회의 곱셈과 13회의 덧셈을 실행하여야 하나, 본 논문에서 사용한 DSP인 TMS320C40에서 1.6 msec 정도의 시간이 걸리므로 5 msec의 샘플링 주기와 비교하여 볼 때 크게 문제되지 않는다.

결과적으로 본 논문에서 제안한 신경회로망을 이용한 가변 PID 제어기를 사용하는 경우, 일반적인 일정이득의 PID 제어기에 비해 추적오차의 크기와 진동현상을 크게 줄임으로써 본 제어방식의 유용성을 확인할 수 있었다.

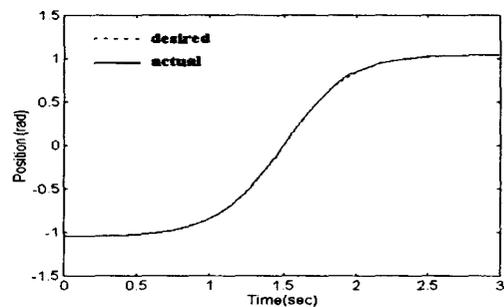


그림 13 위치 궤적 추종 (관절 1)
Fig. 13 Position trajectory tracking (Joint 1)

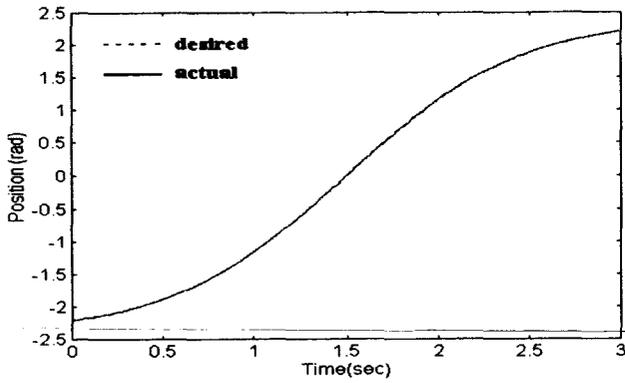


그림 14 위치 궤적 추종 (관절 2)
Fig. 14 Position trajectory tracking (Joint 2)

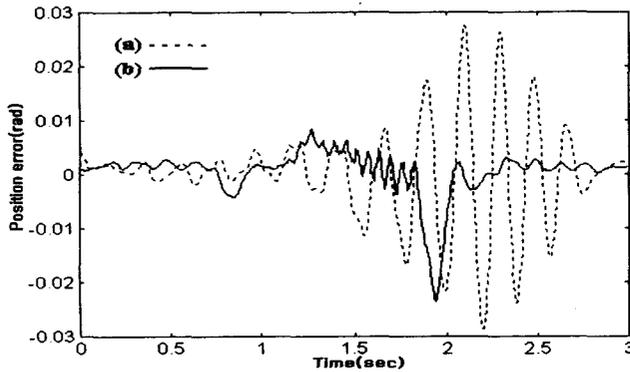


그림 15 관절 1의 추종오차
(a) 일정 이득의 경우 (b) 소영역별 일정이득의 경우
Fig. 15 Tracking errors of the joint 1
(a) Case of fixed gains
(b) Case of piecewise constant gains

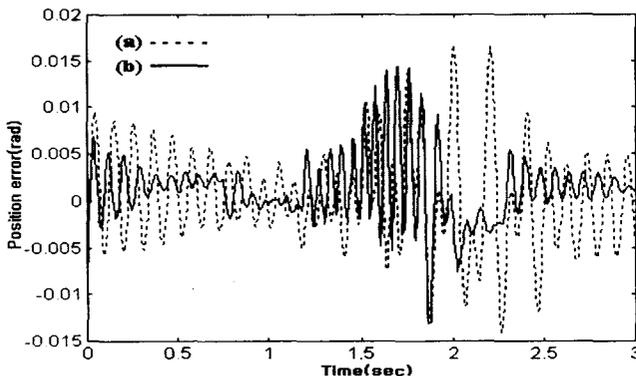


그림 16 관절 2의 추종오차
(a) 일정 이득의 경우 (b) 소영역별 일정이득의 경우
Fig. 16 Tracking errors of the joint 2
(a) Case of fixed gains
(b) Case of piecewise constant gains

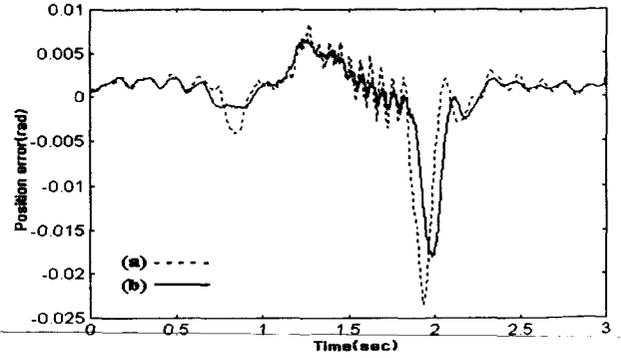


그림 17 관절 1의 추종오차 (a) 소영역별 일정이득의 경우
(b) 신경회로망에 의한 보간 이득의 경우
Fig. 17 Tracking errors of the joint 1
(a) Case of piecewise constant gains
(b) Case of interpolated gains with neural network

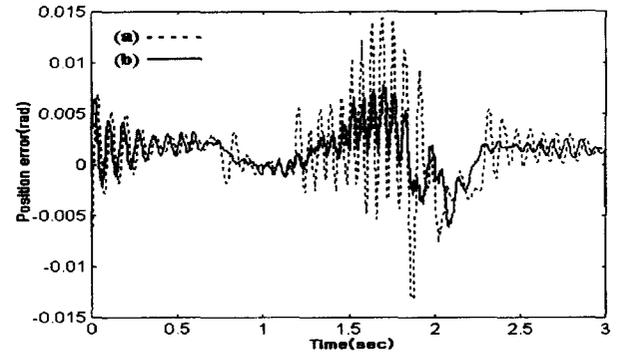


그림 18 관절 2의 추종오차 (a) 소영역별 일정이득의 경우
(b) 신경회로망에 의한 보간 이득의 경우
Fig. 18 Tracking errors of joint 2
(a) Case of piecewise constant gains
(b) Case of interpolated gains with neural network

표 2 제어기의 오차
Table 2 Errors of the controllers

제어 이득의 종류		최대오차 (rad)	비고
일정이득	1축	0.029	일정이득은 3개의 소영역중 2번째 영역의 이득을 사용
	2축	0.017	
소영역별 일정이득	1축	0.024	일정이득의 추적오차에 비하여 오차의 크기가 많이 줄어듦
	2축	0.014	
신경회로망에 의한 보간이득	1축	0.018	일정이득 및 소영역별 일정이득에 비하여 오차의 크기가 현저히 줄어들며, 진동 폭도 감소
	2축	0.008	

5. 결론

본 연구에서는 일반적으로 로봇 매니퓰레이터의 궤적제어시에 사용되는 일정이득 PID 제어기의 단점을 보완하기 위하여 가변 PID 제어기를 제안하였다. 일정이득의 제어기는 로봇의 작업공간 전체에 대한 궤적제어시 좋은 성능을 균일하게 얻기 어렵다. 그러므로 로봇의 전체 작업공간을 분할하여 각각의 소영역에서 적절한 PID 제어기 이득값을 진화전략으로 최적화하였다. 그리고 이렇게 최적화된 이득이 그 영역의 대표되는 이득임을 다변수 제어시스템의 명령추종성 분석을 통하여 파악할 수 있었다. 또한 운동궤적이 여러 소영역을 가로질러 갈 때에, 일정이득에 의한 궤적제어 보다 각각 소영역을 대표하는 이득으로 이득변화를 실시하여 궤적 제어를 하면 궤적 추종의 정확성은 향상되었으나 이득변화 부분에서 이득값의 갑작스러운 변화로 말미암아 추적오차의 크기가 비교적 컸으며, 신경회로망을 사용하여 연속적으로 이득이 변화하도록 하여 제어하였을 경우 추적오차의 크기 및 진동성분이 많이 감소하는 결과를 얻을 수 있었다. 즉 제안된 가변 PID제어기는 이득값의 적절한 변화로 제어성능을 향상 시킴으로써 그의 유용성을 확인 할 수 있었다.

참 고 문 헌

- [1] F. L. Lewis, C. T. Abdallah and D. M. Dawson, *Control of Robot Manipulators*, Macmillan Publishing Company, 1993.
- [2] Mark W. Spong and M. Vidyasagar, *Robot Dynamics and Control*, John Wiley & Sons, 1989.
- [3] S. Matsumura, S. Omata and H. Higasa, "Tuning of PID gains for speed control of electric vehicle testing system," *Proceedings of International Conference on Neural Information Processing*, pp. 1657-1662, 1994.
- [4] J. S. Taur and C. W. Tao, "Design and analysis of region-wise linear fuzzy controllers," *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern.*, Vol. 27, No. 3, June, 1997.
- [5] Z. Y. Zhao, M. Tomizuka, and S. Isaka, "Fuzzy gain scheduling of PID controllers," *IEEE Trans., Syst., Man, Cybern.*, vol. 23, pp. 1392-1398, Sept/Oct. 1993.
- [6] S. Tan, C. C. Hang and J. S. Chai, "Gain scheduling : from conventional to neuro-fuzzy," *Automatica*, Vol. 33, No. 3, pp. 411-419, 1997.
- [7] G. F. Franklin, J. D. Powell and M. L. Workman, *Digital Control of Dynamic System*, Addison-Wesley, 1990.
- [8] David E. Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, Addison-Wesley, 1989.
- [9] Zbigniew Michalewicz, *Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs*, Springer-Verlag, 1994.
- [10] William S. Levine, *The Control Handbook*, IEEE Press, 1995.
- [11] K. S. Fu, R. C. Gonzalez and C. S. G. Lee, *Robotics Control, Sensing, Vision and Intelligence*, McGraw-Hill, 1987.

저 자 소 개



최 상 구 (崔 相 九)

1971년 2월 2일생. 1996년 동아대 공대 전기공학과 졸업. 1998년 부산대 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1998~현재 현대중공업 산업기술연구소 연구원.

Tel : 052-230-3214

e-mail : lst673@chollian.net



김 현 식 (金 賢 植)

1972년 2월 7일생. 1994년 부산대 공대 전기공학과 졸업. 1996년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1998년 동 대학원 박사수로. 1998년~현재 국방과학연구소(ADD) 연구원.

Tel : 0591-751-3386

e-mail : hskimm@sunam.kreonet.re.kr



박 진 현 (朴 晋 玄)

1967년 3월 2일생. 1992년 부산대 공대 전기공학과 졸업. 1994년 동 대학원 졸업(석사). 1997년 동 대학원 전기공학과 졸업(공학박). 1997년~1999년 부산정보대학 전기전자계열 전임강사. 1999년~현재 전주산업대학교 산업자동화공학과 전임강사.

Tel : 0591-751-3386

e-mail : jh-park@cjcc.chinju.ac.kr



최 영 규 (崔 榮 奎)

1957년 6월 18일생. 1980년 서울대 공대 전기공학과 졸업. 1982년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 졸업(석사), 1987년 동 대학원 전기 및 전자공학과 졸업(공학박). 1990~1991년 CALTECH Visiting Scholar.

1986년~현재 부산대학교 전기공학과 교수. 1998년~현재 University of Southwestern Louisiana의 교환교수.

Tel : 051-510-2371

e-mail : ykichoi@hyowon.pusan.ac.kr