

## Evolution Strategy와 신경회로망에 의한 로봇의 가변 PID 제어기

### A Variable PID Controller for Robots Using Evolution Strategy and Neural Network

최상구\*, 김현식\*, 박진현\*\*, 최영규\*

\* 부산대학교 전기공학과 (Tel: +82-051-510-1445; Fax: +82-051-513-0212; E-mail: ykicho@hyowon.ac.kr)

\*\* 부산전문대학 전자과 (Tel: +82-051-330-7201; Fax: +82-051-341-3630; E-mail: jhpark@baekyang.pusan-c.kr)

**Abstract** In this paper, we divide total workspace of robot manipulator into several subspaces and construct PID controller in each subspace. Using Evolution Strategy, we optimize the gains of PID controller in each subspace. But the gains may have a large difference on the boundary of subspaces, which can cause bad oscillatory performance. So we use Artificial Neural Network to have continuous gain curves through the entire subspaces. Simulation results show that the proposed method is quite useful.

**Keywords** Evolution Strategy, Artificial Neural Network, PID controller

#### 1. 서론

현재 산업현장에서는 산업용 로봇의 이용이 더욱 증가되고 있다. 실제 다관절형 로봇 매니퓰레이터의 경우 복잡한 동특성(3)을 갖지만 산업현장에서는 PID 제어기를 널리 사용하고 있다. 그러나 PID 제어기의 경우 적절한 제어기 이득 선택이 어렵고 비효율적인 단점이 있다. 특히 로봇 매니퓰레이터의 작업공간이 넓은 경우 전체 영역을 고려한 제어기의 적절한 이득을 구하는 것 또한 쉬운 일이 아니다.

본 연구에서는 로봇 매니퓰레이터가 작업할 공간 전체를 몇 개의 소공간으로 분할하고 각각 소공간에서의 PID 제어기를 구성하였다. 그리고 각 소공간에서의 PID 제어기 이득 선택을 효율적으로 해결하기 위해 최적화 알고리즘의 일종인 진화 전략(Evolution Strategy)을 사용하여 제어기 이득을 최적화하였다. 그러나 최적화된 이득으로 구현된 PID 제어기의 경우 분할된 소공간의 경계면에서 이득 변화가 크게 발생하여 제어 성능을 저하 시키므로 이러한 큰 이득 변화의 문제를 일반화 기능이 우수한 신경회로망(1)을 사용하여 interpolation 함으로써 해결하였다. 그리고 위에서 설명된 방법을 수평 4관절 SCARA 로봇의 1축과 2축에 대해서 시뮬레이션 결과를 보였다.

#### 2. 작업영역 분할에 의한 로봇 매니퓰레이터의 제어기 설계

##### 2.1 PID 제어기 설계

로봇 매니퓰레이터의 동력학식을 각 관절 단위로 비연성의 SISO 시스템으로 보고, 각 관절별로 독립적 형태의 PID 제어기를 구성한다. 그러나 일정이득의 PID 제어기는 로봇 매니퓰레이터의 전체 작업영역에 대하여 좋은 성능을 기대하기는 어려우므로 작업영역을 그림 1과 같이 분할하여 제어기를 구성한다.

각 소공간에 대해서 PID 제어기를 식(1)과 같이 구성한다.

$$e_i'(k) = K_p^i e_i'(k) + K_I^i T_s \sum_{j=0}^k e_i'(k) + \frac{K_d^i}{T_s} [e_i'(k) - e_i'(k-1)] \quad (1)$$

단,  $T_s$ 는 샘플링 시간,  $e_i(k)$ 는  $k$  스텝시간에서 위치오차이며  $j$ 는 관절번호를 뜻하고,  $i$ 는 분할된 영역의 번호를 나타낸다.

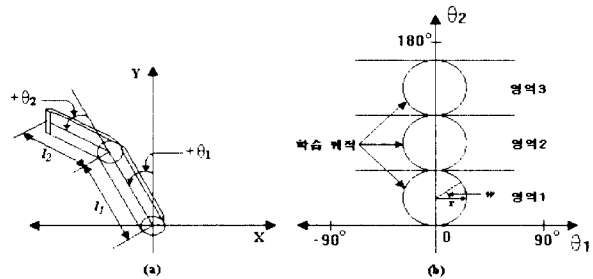


그림 1. (a) 2축 수평 로봇 (b) 작업 영역의 분할

Fig. 1. (a) Two-link robot (b) Division of workspace

제적추종을 위한 제어기의 적절한 이득 선정은 각 분할된 영역에서 그림 1 (b)와 같이 나타낸 경로를 최대속도로 회전하는 학습 궤적에 대해서 진화전략을 사용하였다. 진화전략에서 자손세대를 만들기 위한 돌연변이 연산은 식(2)와 같고 각각의 소구간의 이득을 한 개의 개체로서 식(3)과 같이 구성하였다.

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

단,  $x$  : 이전 세대의 탐색 파라미터  
 $x'$  : 다음 세대의 탐색 파라미터  
 $\sigma$  : 표준편차

$$\text{Individual } k = a_k(K_{k,p1} \ K_{k,i} \ K_{k,d1} \ K_{k,p2} \ K_{k,i2} \ K_{k,d2}) \quad (3)$$

단,  $K_{k,p1}$ ,  $K_{k,i}$ ,  $K_{k,d1}$ ,  $K_{k,p2}$ ,  $K_{k,i2}$ ,  $K_{k,d2}$  는  $k$  개체에 대한 비례, 적분, 미분 제어요소이다.

그리고  $i$  번째 개체에 대한 적합도 함수는 식 (4)와 같다.

$$\Phi(a_i) = \frac{1}{1 + \sum_{k=0}^N \eta e^2 a_i(k)} \quad (4)$$

단,  $e_{ai}(k)$ 는 k 스텝시간에서의 오차를 나타내며,  $\eta$ 는 상수값이다.

그리고 선택과정은 엘리트즘(elitism)을 사용하였다.

## 2.2 다변수 제어시스템의 명령추종성 분석

각 영역의 학습제적에 대하여 진화전략으로 구한 이득이 그 영역의 다른 제적에 대해서도 적절한 이득인지 확인해 보아야 한다. 그러므로 제어 시스템의 주파수응답 특성을 분석하여 학습제적의 주파수보다 낮은 기타 제적에서의 추종특성이 학습제적에서의 추종 특성보다 나쁘지 않다는 사실을 파악한다. 이런 주파수 응답 특성의 분석을 위해서는 우선 로봇 매니플레이터에 대한 선형화 과정이 필요하고 또한 다변수 제어시스템의 주파수 응답을 구해야 한다. 이 경우 특이값 및 특이값 분해(singular value decomposition) 개념이 요구된다[5,7].

### 2.2.1 로봇 매니플레이터의 선형화

그림 1 (a)의 로봇 매니플레이터의 1축과 2축에 대한 동역학 방정식을 나타내면 식(5)과 같다.

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

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

$$H(\theta, \dot{\theta}) = \begin{bmatrix} -m_2 l_1 l_2 \sin \theta_2 \dot{\theta}_1 \dot{\theta}_2 - \frac{1}{2} m_2 l_1 l_2 \sin \theta_2 \dot{\theta}_1^2 \\ \frac{1}{2} m_1 l_1 l_2 \sin \theta_2 \dot{\theta}_1^2 + \frac{1}{4} m_2 l_1 l_2 \sin \theta_2 \dot{\theta}_1 \dot{\theta}_2 - \frac{1}{4} m_2 l_1 l_2 \sin \theta_2 \dot{\theta}_1^2 \end{bmatrix}$$

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

일반적인 상태 방정식 형태는 식(6)과 같다.

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

비선형 상태 방정식을 평형상태  $(x_0, u_0)$ 에서 상태 공간 식으로 나타내면 식(7)과 같다.

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

여기서

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

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

로봇 매니플레이터의 평형상태를 (0,0)라 두고 계산한 결과는

다음과 같다.

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

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

### 2.2.2 다변수 주파수응답

다변수 피드백 제어시스템에서 주파수 응답역 성능을 알아보기 위하여 그림 2와 같이 구성한다.

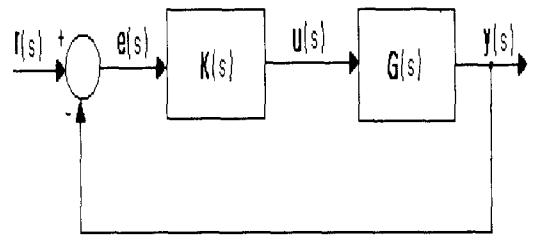


그림 2. 피드백 제어시스템

Fig. 2. Feedback control system

여기서  $r(s)$  : 명령입력 벡터

$T(s) = G(s)K(s)$  : 루프 TFM

$S(s) = (I + T(s))^{-1}$  : 감도 TFM

$C(s) = (I + T(s))^{-1} T(s)$  : 폐루프 TFM

단,  $S(s) + C(s) = I$

제어시스템이 명령추종 성능을 좋게하기 위해서는 TFM의 특이값이 아래의 조건 식(8),(9)와 같아야 된다.

$$\sigma_{\max}(S(j\omega)) \ll 1, \quad \omega \in \Omega_r \quad (8)$$

혹은

$$\sigma_{\min}(T(j\omega)) \gg 1, \quad \omega \in \Omega_r \quad (9)$$

본 연구에서는 사용된 시스템에 대한 전달함수 행렬을 구한 식이 (10)과(11)이고, 그림 3,4,5는 다변수 제어시스템의 감도 TFM의 특이값 형상을 나타낸 것이다. 여기에서 기준 주파수  $\Omega_r$ 보다 낮은 주파수에서 추종특성은 더 좋아짐을 확인 할 수 있다.

$$K(s) = \begin{bmatrix} \frac{sK_{p1} + K_{i1} + K_{d1}s^2}{s} & 0 \\ 0 & \frac{sK_{p2} + K_{i2} + K_{d2}s^2}{s} \end{bmatrix}, \quad (10)$$

$$G(s) = \begin{bmatrix} \frac{\frac{1}{3} m_2 l_2^2}{s^2} & \frac{-(\frac{1}{3} m_2 l_2^2 + \frac{1}{2} m_2 l_1 l_2)}{s^2} \\ \frac{-(\frac{1}{3} m_2 l_2^2 + \frac{1}{2} m_2 l_1 l_2)}{s^2} & \frac{(\frac{1}{3} m_1 l_1^2 + \frac{1}{3} m_2 l_2^2 + m_2 l_1^2 + m_2 l_1 l_2)}{s^2} \end{bmatrix} \quad (11)$$

#### 4. 실험 장치 및 시뮬레이션

실제 실험을 위한 전체 시스템의 구성은 다음과 같다. 제안한 제어기를 turbo C-언어로 TMS320C40(DSP board)에서 구현하였고, 로봇으로부터의 위치신호와 서보드라이브로 전송되는 여러 가지 서보신호는 TMS320C40과 fully compatible한 PC/32DIO card를 사용하여 전송하였으며, D/A전류명령 또한 TMS320C40과 fully compatible한 16CH card를 사용하여 전송하였다.

그림 8은 실제 실험을 위한 하드웨어 구성도이다.

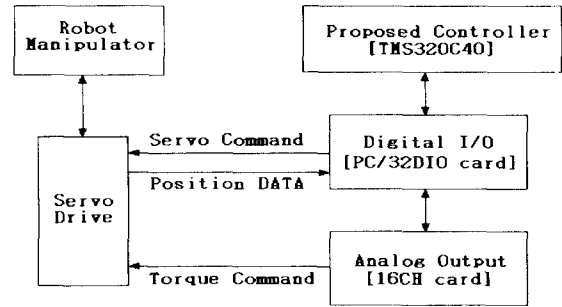


그림 7. 하드웨어 구성도

Fig. 7. Hardware schematic diagram

시뮬레이션에서 사용된 2관절 로봇 매니퓰레이터의 동력학식은 (5)와 같다. 로봇 매니퓰레이터가 각각 소공간에서 통과해야 할 관절 좌표계 학습제적은 그림 1에 나타내었다. 이 경우 각 링크에 대한 PID 이득을 진화전략으로 최적화 시켰고 진화전략의 해집단의 크기는 8개로 하였다. 이렇게 얻어진 각 영역의 이득으로 그림 8,9와 같이 로봇 매니퓰레이터 작업 공간상에서 각 링크에 대한 임의의 궤적을 주어 궤적 제어를 실시하였다.

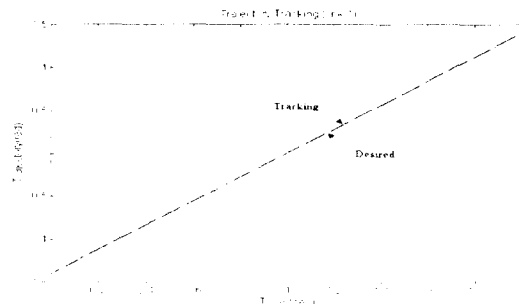


그림 8. 위치 궤적 추종 (링크 1)

Fig. 8. Position trajectory tracking (link 1)

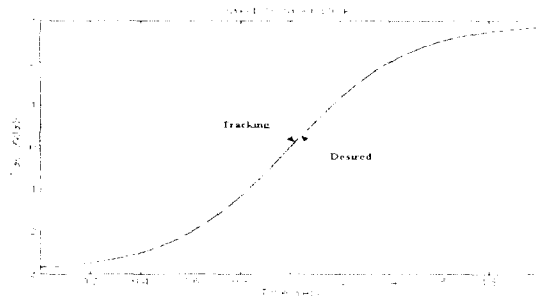


그림 9. 위치 궤적 추종 (링크 2)

Fig. 9. Position trajectory tracking (link 2)

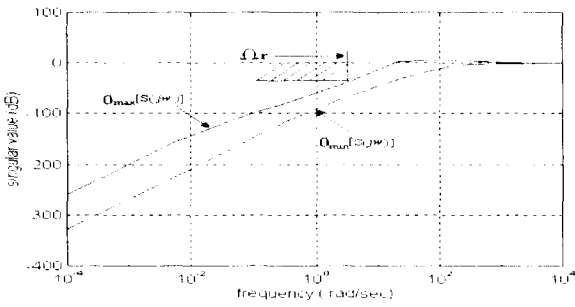


그림 3. 영역 1의 특이값 형상 ( $\Omega_r=3.14$ )

Fig. 3. Singular value of subspace 1

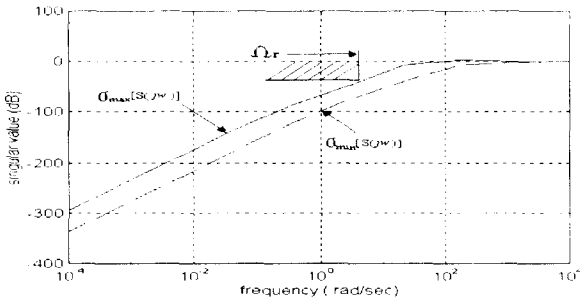


그림 4. 영역 2의 특이값 형상 ( $\Omega_r=3.14$ )

Fig. 4. Singular value of subspace 2

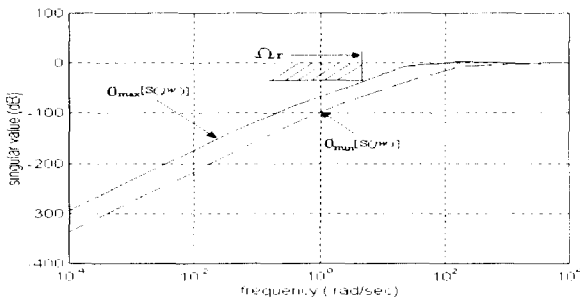


그림 5. 영역 3의 특이값 형상 ( $\Omega_r=3.14$ )

Fig. 5. Singular value of subspace 3

#### 3. 신경회로망에 의한 PID제어기의 설계

각 소영역이 바뀌는 경계면에서 이득의 차이는 제어성능에 큰 영향을 미치므로 이런 이득의 변화를 일반화 기능이 뛰어난 신경회로망을 사용하여 interpolation 함으로써 해결하고자 한다. 본 연구에서 사용된 제어기의 시스템 블록선도는 그림 6과 같다.

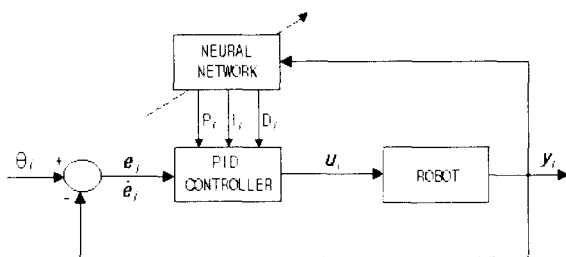


그림 6. 제어시스템 블록선도

Fig. 6. Block diagram of control system

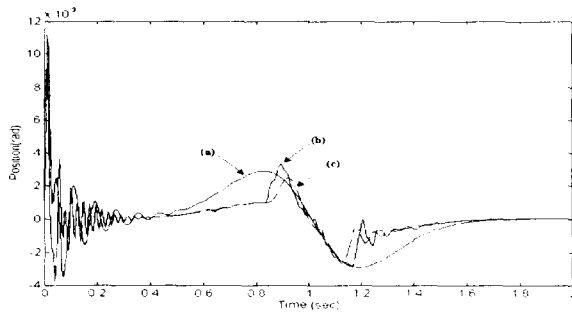


그림 10. 링크 1의 오차 (a) 일정 이득 (b)구간별  
일정 이득 (c) 신경회로망에 의한 보간 이득

Fig. 10. The error of link 1 (a) Fixed gains (b) Piecewise constant gains (c) Interpolated gains with ANN

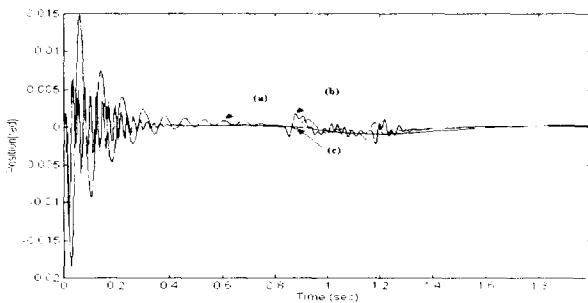


그림 11. 링크 2의 오차 (a) 일정 이득 (b)구간별  
일정 이득 (c) 신경회로망에 의한 보간 이득

Fig. 11. The error of link 1 (a) Fixed gains (b) Piecewise constant gains (c) Interpolated gains with ANN

## 5. 결론

본 연구에서는 로봇의 작업공간을 분할하여 소공간에서 적절한 PID 제어기 이득값을 진화전략으로 최적화 하였다. 그리고 시뮬레이션 결과에서 일정이득에 의한 궤적 제어 보다 각각 소공간의 이득 변화를 실시하여 궤적 제어시 궤적 추종의 정확성은 향상 되었으나 이득 변화 부분에서 오차의 변화를 볼 수 있었다. 이를 신경회로망을 이용한 PID 제어기를 사용하여 이득 변화에 의한 오차의 변동을 감소 시키는 결과를 얻을 수 있었다.

## 참고문헌

- [1] Chin-Teng Lin and C.S.George Lee, *Neural Fuzzy Systems*, Prentice-Hall, 1996.
- [2] J.S.Taur and C.W.Tao "Design and Analysis of Region-Wise Linear Fuzzy Controllers," *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern.*, vol.27, pp.526-532, June, 1997.
- [3] K.S.Fu, R.C.Gonzalez and C.S.G. Lee, *Robotics Control, Sensing, Vision, and Intelligence*, McGraw-Hill, 1987.
- [4] 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.
- [5] William S. Levine, *The Control Handbook*, IEEE Press, 1996.
- [6] 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.