

퍼지 보상기와 자기구성 신경회로망을 이용한 매니플레이터의 역기구학 해에 관한 연구

A Study on the Solution of Inverse Kinematic of Manipulator using Self-Organizing Neural Network and Fuzzy Compensator

김동희*, 이수흠**, 신위재**

Dong-Hee Kim*, Soo-Heum Lee**, Wee-Jae Shin**

요 약

본 논문에서는 퍼지 보상기와 자기구성 신경회로망을 이용하여 3축 매니플레이터의 역 기구학 해를 구하는 방법을 제안한다. 가우시안 위치 함수를 활성화 함수로 사용하는 자기구성 신경회로망은 학습 시작시 1개의 은닉층 노드를 가지고 학습을 하면서 점차적으로 은닉층의 노드수를 증가시킴으로써 최적의 노드수를 얻을 수 있으며, 퍼지 보상기는 신경회로망의 양호한 학습비를 얻는다. 이와 같이 시스템을 구성하여 빠른 학습속도와 학습비의 개선 그리고 빠른 정상상태로의 수렴을 확인하였다.

Abstract

We obtain a solution of inverse kinematic of 3 axis manipulator by using a self-organizing neural network(SONN) with a fuzzy compensator. The self-organizing neural network using the gaussian potential function as the activation function has one hidden layer in the first learning time. The network obtains the optimal number of node by increasing the number of hidden layer node through the learning, and the fuzzy compensator has the optimal learning rate of neural network. In this results, we can confirmed that the learning rate is improved and the rapid convergence to the steady-state.

Keywords : Self-Organizing Neural Network(SONN), Gaussian Potential Function(RBF), Fuzzy Compensator

1. 서론

매니플레이터의 역 기구학 해를 구해야 하는 시스템은 대표적인 비선형 시스템이며 비선형 연립미분방정식의 해를 구하는 일반적인 방법은 없고, 대수적인 방법과 기하학적인 방법으로 해를 구할 수 있으나^{[1],[2],[3]} 대수적인 방법의 경우 매니플레이터의 구조에 따라 풀이법이 달라지고 많은 시간이 소요되며, 기하학적인 방법은 매니플레이터의 공간을 여러 개의 기하학적인 공간으로 나누어야 하는 등 직관적으로 해를 구해야 하는 경우가 많으며, 간단한 구조의 매니플레이터의 경우에만 그 풀이가 가능하다. 이에 따라 최근에는 신경회로망, 퍼지, 유전자 알고리즘과 같은 인공지능이론을^[4] 사용하여 매니플레이터 역 기구학의 해를 구하고자 하는 연구가^{[5],[6]} 진행되고 있으며 이러한 인공지능 제어기법은 보다 유연한 제어기설계를 도와주고 동적 플랜트가 보다 고차원이고 비선형일 때 효과적이다. 그 중에서 신경회로망을 이용한 역 기구

학 해를 구하는 여러 가지 방법이 제안되고 있으나 이들 대부분의 경우 신경회로망을 구성하는 여러 가지의 파라미터들이 설계자에 의해 고정됨에 따라 많은 시행착오를 경험해야 하고, 최적의 신경회로망 구조를 가지지 못하는 문제를^{[7],[8]} 안고 있다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 본 논문에서는 역전파 알고리즘을 기본으로 하여 은닉층 노드의 활성화 함수를 가우시안 위치함수(Gaussian Potential Function)로 사용하여 신경회로망의 학습을 진행함에 따라 가우시안 함수의 위치(Mean)와 모양(Variance)이 자동으로 조정되며 또한, 필요에 따라 노드를 자동 생성시키는 자기구성 신경회로망에 학습비를 양호하게 조정하기 위해 퍼지 보상기를 부가한 제어기를 이용하여 자유도가 3인 매니플레이터의 역 기구학 해를 구하는 새로운 방법을 제안한다.

II. 매니플레이터의 기구학

매니플레이터의 기구학은 직교좌표공간과 관절각과의 관계를 나타내는 것으로 크게 기구학과 역 기구학으로 나눌 수 있다. 그런데 일반적으로 매니플레이터를 제어할 경우 직교좌표공간이 주어지고 이에 따른 관절 각을 구하는 역 기구학을 사용하나 역 기구학의 해를 구하는 방법은 매우 까다롭고 어려움이 따른다.

1. 기구학

기구학은 관절각의 측정으로부터 매니플레이터 말단부의 직교 위치/방향을 계산하는 것으로 계산 알고리즘은 다음과 같다.

1. 매니플레이터를 원점 위치에 놓는다.
2. 각 관절에 좌표계를 지정한다.
3. 관절 변수로서 관절간의 회전 운동과 병진 운동을 나타낸다.
4. 각 관절의 동차변환행렬(A)을 정의한다.
5. 매니플레이터의 변환행렬 T_H^R 를 계산하기 위해 동차 변환행렬을 곱한다.

위의 순서5에서의 변환행렬을 구하는 식은 식 (1)과 같다.

$$T_H^R = T_1^R T_1^2 \dots T_{n-1}^n T_H^{n-1} = A_1 A_2 \dots A_{n-1} A_n \quad (1)$$

본 논문에서의 사용하는 매니플레이터는 그림 1과 같다.

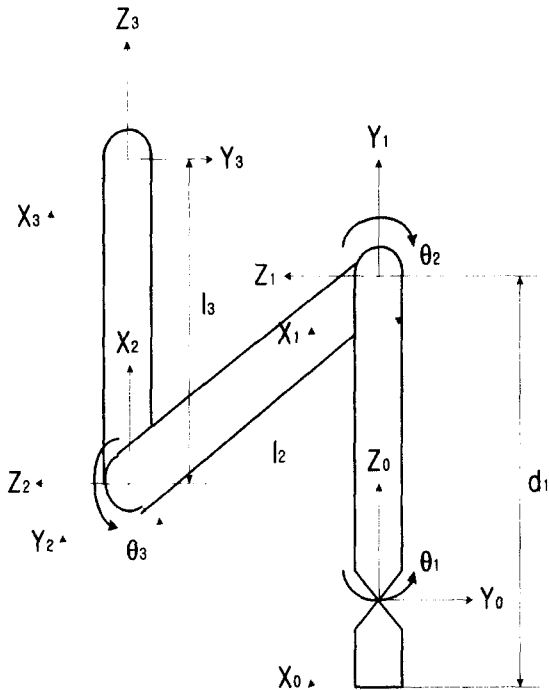


그림 1. 3 자유도를 가진 매니플레이터
Fig. 1. Manipulator with 3 D.O.F

그림 1의 매니플레이터의 관절은 모두 회전관절로 구성되었으며, 관절 1은 교차하는 축을 가진 회전관절인 제3형 관절이고 관절 2와 3은 관절 축간의 비틀림이 없는 평행한 회전관절인 제1형 관절로서 관절 변수는 표 1과 같다.

표 1. 3 자유도를 가진 매니플레이터의 링크변수
Table. 1. Link parameter of manipulator with 3 D.O.F

| 축 | θ | α | l | d |
|---|------------|----------|-------|-------|
| 1 | θ_1 | 90 | 0 | d_1 |
| 2 | θ_2 | 0 | l_2 | 0 |
| 3 | θ_3 | -90 | l_3 | 0 |

표 1에서 α 는 n-1축에서 n축으로의 뒤틀림 각도이고, l 은 x축과 평행한 관절길이, d 는 z축과 평행한 관절길이, θ 는 각각의 관절각을 의미하며, 그림 5의 매니플레이터를 알고리즘 1과 2에 따른 동차변환행렬은 식(2), (3), (4)와 같다.

$$A_1 = \begin{bmatrix} C_1 & 0 & S_1 & 0 \\ S_1 & 0 & -C_1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & d_1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$A_2 = \begin{bmatrix} C_2 & -S_2 & 0 & l_2 C_2 \\ S_2 & C_2 & 0 & l_2 S_2 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$A_3 = \begin{bmatrix} C_3 & 0 & S_3 & l_3 C_3 \\ S_3 & 0 & C_3 & l_3 S_3 \\ 0 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

식(2), (3), (4)를 이용하여 식 (1)을 계산하면 직교좌표에서의 X, Y, Z값은 식 (6), (7), (8)과 같다.

$$X = C_1(C_2(l_3 C_3 + l_2) - S_2 l_3 S_3) \quad (5)$$

$$Y = S_1(C_2(l_3 C_3 + l_2) - S_2 l_3 S_3) \quad (6)$$

$$Z = l_3(S_2 C_3 + C_2 S_3) + l_2 S_2 + d_1 \quad (7)$$

윗 식에서 C와 S는 COS와 SIN을 의미하며 첨자는 $\theta_1, \theta_2, \theta_3$ 를 의미한다.

2. 역 기구학

역 기구학은 직교 좌표계에서 매니플레이터 말단부 원하는 위치/방향이 주어지면 이를 얻기 위한 관절변수를 얻는 것을 말하며 대수적인 방법(경험적 해법), 기하학적 방법(반복적 방법)있으나 이 두 방법들은 매니플레이터의 구조나 해를 구하는 사람에 따라 해가 틀릴 수 있으며 해를 보장받지 못하는 경우도 종종 있다. 따라서 본 논문에서는 전문가의 지식을 데이터 베이스화 하여 문제를

해결하는 인공지능 방법 중 하나인 신경회로망에 퍼지 보상기를 부가하여 역 기구학의 해를 구하고자 한다.

Ⅲ. 가우시안 위치함수망

본 논문에서 제안하는 자기구성 신경회로망은 역전파 신경회로망 알고리즘을 기본으로 하며, 입력, 은닉, 출력 3개 층으로 이루어진다. 여기서 은닉계층의 신경망 활성화 함수는 가우시안 위치 함수를 사용하며 식 (8)과 같이 정의되어진다.

$$G(f) = G(x, p_i) = e^{-d(x, p_i)/2} \quad (8)$$

$$d(x, p_i) = d(x, m^i, K^i) = (x - m^i)^T K (x - m^i) \quad (9)$$

여기서 x 는 입력이고 m^i 와 K^i 는 i 번째 위치함수의 평균(Mean)벡터와 공분산(Covariance)의 역 벡터이다. 식 (9)는 식 (10)으로 다시 정의할 수 있다.

$$d(x, m^i, K^i) = \sum_j \sum_k k_{jk}^i (x_j - m_j^i)(x_k - m_k^i) \quad (10)$$

여기서 x_j 는 x 의 j 번째 원소이고, m_j^i 는 m^i 의 j 번째 원소이고, k_{jk}^i 는 K^i 의 (j,k) 원소다.

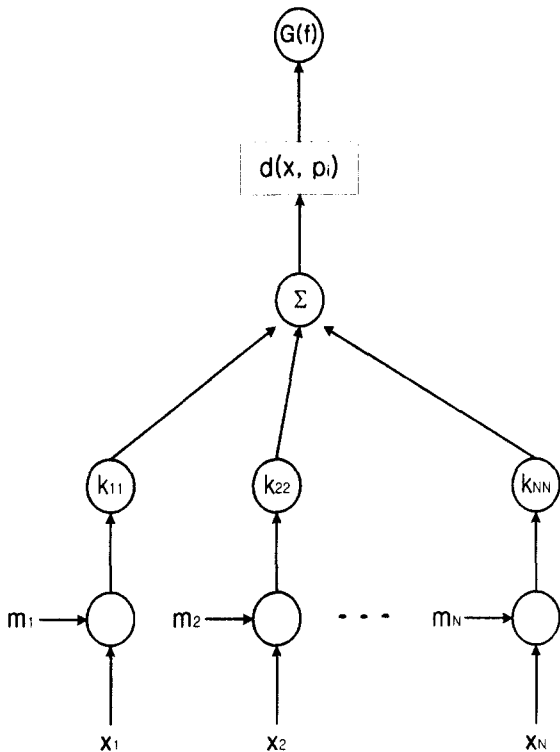


그림 2. 입력층과 은닉층과의 연결.

Fig. 2. Connection of input layer and hidden layer.

또한 k_{jk}^i 는 표준편차 σ_j^i 와 σ_k^i 그리고 상관계수 h_{jk}^i 로 표현하면 식 (11)과 같다.

$$k_{jk}^i = \frac{h_{jk}^i}{\sigma_j^i \sigma_k^i} \quad (11)$$

여기서 σ_j^i 와 σ_k^i 는 양의 실수이고 h_{jk}^i 는 j 와 k 가 같을 때 1이 된다. 따라서 식 (11)은 식 (12)와 같이 정의되어진다.

$$k_{jk}^i = \begin{cases} \frac{1}{\sigma_j^i} & \text{if } j = k \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (12)$$

본 논문에서 제안하고자 하는 신경회로망은 입력, 은닉, 출력 3가지 형태의 계층으로 구성되어 있는데 여기서 입력과 출력층은 선형 노드로 구성되어지고 은닉층은 가우시안 위치함수(Gaussian Potential Function)노드로 구성 되어지며 입력층과 은닉층과의 연결은 그림 2와 같이 연결되어지고, 은닉층과 출력층과의 연결은 그림 3과 같다.

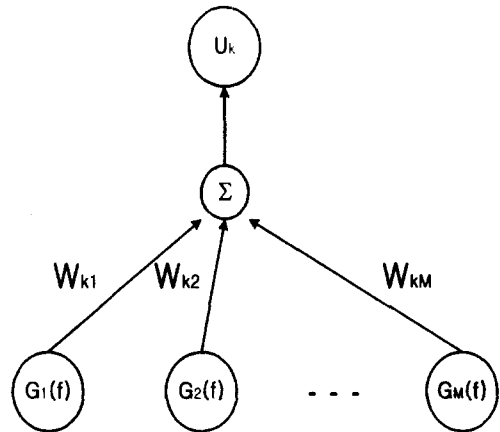


그림 3. 은닉층과 출력층간의 연결

Fig. 3. Connection of hidden layer and Output layer.

그림 3에서 U_k 는 식 (13)과 같다.

$$U_k = \sum_{i=1}^M W_{ki} G_i(f) \quad (13)$$

여기서 W_{ki} 는 가중치(Weight)이다

Ⅳ. 자기구성 신경망

신경회로망이 학습을 하는데 있어서 은닉층의 노드가 충분하지 못하거나 최적의 망 파라미터를 찾지 못한다면 원하는 성능을 발휘하지 못하게되는 경우가 종종 발생하게 된다. 따라서 최적의 노드수와 파라미터를 찾기 위해 수많은 시행착오를 겪어야 하는 문제점을 가지고 있다. 이러한 문제는 자기구성 학습을 통해 최적의 노드수와 파라미터를 발견함으로써 신경회로망 설계시간을 줄일 수 있으며, 제어대상의 상태가 변하거나 제어대상이 변화 하더라도 어려움 없이 대처할 수 있다.

본 논문에서 제안하는 자기구성 신경회로망은 입력공간에 의해 정의되어진 적응경계(accommodation boundary)에 의해 가우시안 위치함수들의 파라미터를 자동으로 조정하게 되는데 망의 파라미터의 조정과 노드수를 증가시키는 기본적인 방법은 입력된 새로운 표본이 적응경계 내에 존재한다면 새로운 은닉층의 노드를 생성하지 않고 가우시안 위치함수의 파라미터만 갱신하고, 적응경계 내에 존재하지 않는다면 새로운 가우시안 위치함수를 생성시킴으로서 최적의 파라미터와 은닉층의 노드수를 조정할 수 있다. 적응경계는 식 (14)와 같이 정의되어진다.

$$H_i(r_i) = \{x \mid d(x, m^i, K^i) \leq r_i^2\} \quad (14)$$

적응경계의 조정과 은닉층의 노드수를 증가시키는 규칙은 다음과 같다.

- 만약 (x_p, t_p) 가 현재 망의 적응경계 $H_i(r_i)$ 내에 위치한다면 단순히 가우시안 위치 함수의 파라미터만 갱신한다.
 - 만약 (x_p, t_p) 가 현재 망의 적응경계 $H_i(r_i)$ 내에 위치하지 않는다면 (x_p, t_p) 가 $H_i(r_i)$ 내에 위치하도록 새로운 가우시안 위치함수를 생성시킨다.
- 자기구성 신경회로망 학습알고리즘은 다음과 같이 구성하도록 한다.

1단계 : 초기화

- $i = 1, j = 1, p = 0$
(i:학습수, j:은닉층 노드 수 p:패턴수)
- 가우시안 위치함수 초기화
 - Mean : $m^j = x_p$ (x_p :입력표본)
 - Deviation : $K^j = \frac{1}{\sigma^2}$
 - Weight : $c_j = t_p$ (t_p : 설계값)

2단계 : 학습

- ① $p = p + 1$
- ② $G(f) = G(x, p_i) = e^{-d(x, p_i)/2}$
- ③ 만약 $|t_{pk} - G_{pk}(f)| > e_m$ 이면 새로운 은닉층 노드 생성
(e_m :오차여유, 은닉층 노드생성은 단계1의 방법과 동일하게 한다.)
- ④ 만약 $|t_{pk} - G_{pk}(f)| \leq e_m$ 이면 파라미터 갱신
- ⑤ 만약 모든 패턴에 대한 학습을 수행했으면 2단계의 ① 실행

단계3 : $i = i + 1$

단계4 : 학습결과가 만족이면 정지 그렇지 않으면 2단계 실행

- 파라미터 갱신규칙

$$n_j^{new} = n_j^{old} + \eta \Delta n_j \quad (15)$$

$$n_j \equiv [w_j^t, m_j^t, \sigma_j^t] \quad (16)$$

$$\Delta n_j \equiv [\Delta w_j^t, \Delta m_j^t, \Delta \sigma_j^t] \quad (17)$$

j번째 원소의 평균벡터의 갱신

$$\begin{aligned} \Delta m_{ji} &= -\frac{\partial E_p}{\partial m_j^i} \\ &= \sum_{t=1}^N k_{jt}^i (x_t - m_j^i) G_i(f) \\ &\quad + \sum_{k=1}^M (t_k - U_k) w_{ki} \end{aligned} \quad (18)$$

j번째 출력과 i번째 가우시안 위치함수 사이의 가중치 갱신

$$\Delta w_{ji} = -\frac{\partial E_p}{\partial w_{ji}} = (t_j - U_k) G_i(f) \quad (19)$$

j번째 원소의 표준편차 벡터의 갱신

$$\begin{aligned} \Delta \sigma_{ji} &= -\frac{\partial E_p}{\partial \sigma_j^i} \\ &= \sum_{t=1}^N k_{jt}^i \frac{(x_j - m_j^i)(x_t - m_t^i)}{\sigma_j^i} \\ &\quad + G_i(f) \sum_{k=1}^M (t_k - U_k) w_{ki} \end{aligned} \quad (20)$$

V. 퍼지 보상기

본 논문에서의 퍼지 보상기는 자기구성 신경회로망의 학습률을 자동 조정함으로서 최적의 학습률을 얻기 위하여 사용한다. 퍼지 보상기는 일반적으로 오차와 오차 변화분을 입력으로 하여 "IF ~ THEN ~"으로 이루어진 제어 규칙으로 추론하여 제어기의 출력을 계산하는 제어기로서 기본적인 퍼지 제어기의 구조는 그림 4와 같다.

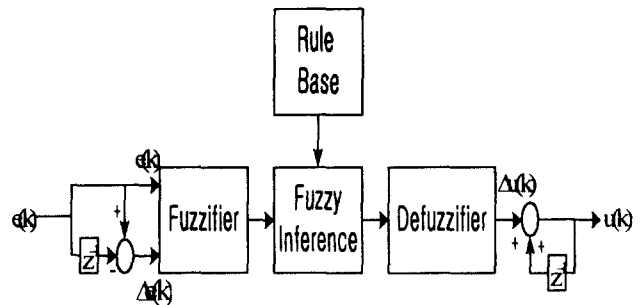


그림 4. 퍼지 제어기의 기본구조
Fig. 4. Basic structure of fuzzy controller.

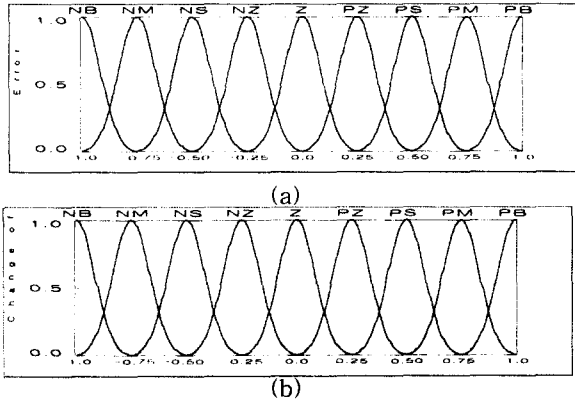


그림 5. 소속함수, (a) 오차, (b) 오차의 변화

Fig. 5. Membership function.(a)Error,(b)Change of Error.

퍼지화 과정은 오차와 오차 변화분을 입력으로 하여 언어변수에 대한 소속함수를 구한다. 일반적으로 소속함수는 삼각파에 의해 구하나 본 논문에서는 그림 5와 같이 가우시안 함수를 이용한다. 또한 언어변수는 9개(NB, NM, NS, NZ, Z, PZ, PS, PM, PB)를 사용한다.

퍼지 제어기의 추론규칙은 식 (21)과 같고 규칙의 수는 퍼지화의 입력변수의 언어변수의 제품으로 구성한다

IF U_1 is B_{11} AND U_2 is B_{12} THEN V is D_1
 ALSO

... (21)
 ALSO
 IF U_1 is B_{11} AND U_2 is B_{12} THEN V is D_2

여기서 U_1 은 오차, U_2 은 오차 변화분이고, B_{11} , B_{12} 는 오차와 오차 변화분에 대한 언어 변수를 의미한다. 그리고 V 와 D 는 출력과 출력의 언어변수를 의미하며, 본 논문에서 사용한 규칙은 표 2와 같다. 여기서 규칙의 결과가 모두 정(Positive)의 값을 가지는 것은 퍼지 보상기의 역할이 신경회로망의 학습률을 계산하는데 학습률은 정의 값을 가지기 때문이다.

표 2. 퍼지 규칙 테이블

Table 2. Fuzzy rules table.

| ΔE | NB | NM | NS | NZ | Z | NZ | NS | NM | NB |
|------------|----|----|----|----|----|----|----|----|----|
| NB | PB | PB | PB | PB | PB | PM | PS | PZ | Z |
| NM | PB | PB | PB | PB | PM | PS | PZ | Z | PZ |
| NS | PB | PB | PB | PM | PS | PZ | Z | PZ | PS |
| NZ | PB | PB | PM | PS | PZ | Z | PZ | PS | PM |
| Z | PB | PM | PS | PZ | Z | PZ | PS | PM | PB |
| PZ | PM | PS | PZ | Z | PZ | PS | PM | PB | PB |
| PS | PS | PZ | Z | PZ | PS | PM | PB | PB | PB |
| PM | PZ | Z | PZ | PS | PM | PB | PB | PB | PB |
| PB | Z | PZ | PS | PM | PB | PB | PB | PB | PB |

본 논문에서의 퍼지 추론은 Mamdani-type을^[9] 사용하며 추론 알고리즘은 다음과 같다.

1. 식 (22)을 이용한 입력값의 활성화 정도 계산
2. 식 (23)을 이용한 퍼지 출력변수의 소속함수 계산
3. 식 (24)을 이용한 추론 규칙에 따른 퍼지 출력 계산

$$\tau_i = B_{i1}(x_1) \wedge B_{i2}(x_2) \quad (22)$$

$$F_i(y) = \tau_i \wedge D_i(y) \quad (23)$$

$$F(y) = \bigvee_i F_i(y) = \bigvee_i (\tau_i \wedge D_i(y)) \quad (24)$$

식 (23), (24)에서 $F_i(y)$ 는 퍼지 출력이다.

비 퍼지화 과정은 무게중심법(COA)과 최대평균법(MOM) 중에서 본 논문에서는 식(25)와 같은 무게중심법을 사용한다.

$$y = \frac{\sum_{j=1}^n F(y_j)y_j}{\sum_{j=1}^n F(y_j)} \quad (25)$$

VI. 시뮬레이션

시뮬레이션은 그림 6과 같이 퍼지 보상기를 가진 자기구성 신경회로망 제어시스템을 구성하여 수행하였다.

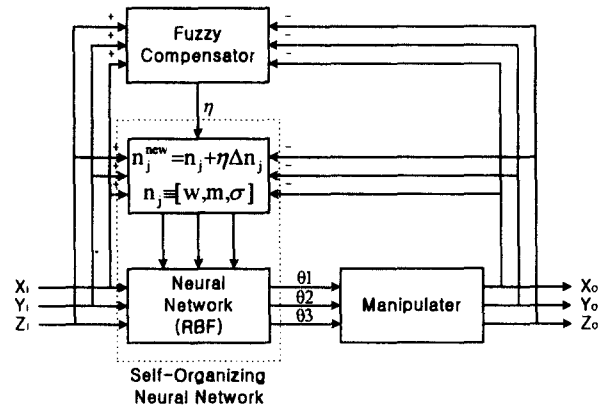


그림 6. 퍼지 보상기를 가진 자기구성 신경회로망 시스템

Fig. 6. Self-Organizing neural network system with fuzzy compensator.

그림6에서 자기구성 신경회로망은 역 기구학의 해를 구하며, 퍼지 보상기는 자기구성 신경회로망의 학습비(η)의 최적의 값을 구하며, 매니플레이터 부분에서는 정 기구학 알고리즘을 사용하여 자기구성 신경회로망의 계산결과를 확인하여 오차를 퍼지 보상기와 자기구성 신경회로망에 알려준다. 그림 6은 자기구성 신경회로망에 설계되어진 직교좌표상의 X_1, Y_1, Z_1 값을 입력하면 자기구성 신경회로망에서 매니플레이터의 각 관절각이 출력되고 이를 식 (5), (6), (7)을 이용하여 직교좌표상의 X_0, Y_0, Z_0 값을 계산하여 설계되어진 값과 비교하여 오차가 발생하면 이를 자기구성 신경회로망과 퍼지 보상기에 인가하여 퍼지 보상기의 출력 학습비에 의해 자기구성 신

경회로망의 가우시안 위치 함수의 파라미터나 은닉계층의 노드수를 증가시키도록 프로그램을 작성하였다.

시뮬레이션 수행은 학습비를 0.008, 0.02, 0.03으로 변화시킨 자기구성 신경회로망과 학습비를 퍼지 보상기에 의해 자동 조정하도록 한 퍼지 보상기를 가진 자기구성 신경회로망과의 시뮬레이션 결과를 비교 분석하였다.

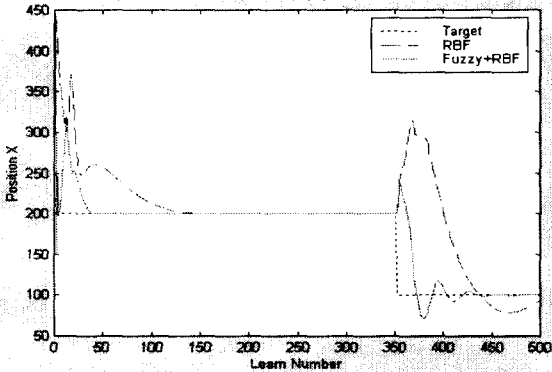


그림 7. X축에 대한 시뮬레이션 결과(학습비:0.008)
Fig. 7. Simulation result of X axis (η :0.008)

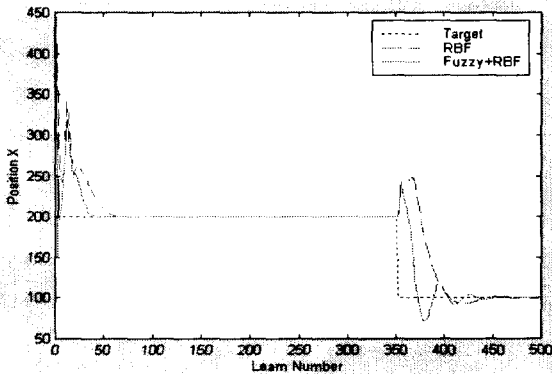


그림 8. X축에 대한 시뮬레이션 결과(학습비:0.02)
Fig. 8. Simulation result of X axis (η :0.02)

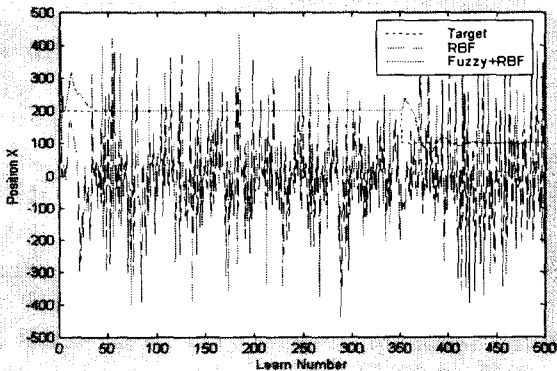


그림 9. X축에 대한 시뮬레이션 결과(학습비:0.03)
Fig. 9. Simulation result of X axis (η :0.03)

시뮬레이션 입력조건은 표 3과 같다.

표 3. 입력 좌표값

Table 3. Input coordinate values.

| 축 | 직교 좌표값(단위:mm) | |
|---|---------------|-----|
| | 단계1 | 단계2 |
| X | 200 | 100 |
| Y | 300 | 200 |
| Z | 400 | 300 |

표 3에서 단계1은 초기좌표이고, 단계2는 변화된 두 번째 좌표를 의미한다.

시뮬레이션의 결과를 종합하면 자기구성 신경회로망은 학습비를 크게 하면 정상상태 도달시간을 앞당길 수 있으나 너무 크게 할 경우 그림 9처럼 정상상태에 수렴하지 못하는 결과를 보이고 있다. 그러나 퍼지 보상기를 가진 자기구성 신경회로망은 오차와 오차 변화분의 상태에 따라 학습비를 조정함에 따라 그림 7과 8에서 보여주는 바와 같이 정상상태 도달 시간과 오버슈트 값이 적음을 보여주고 있으며 Y축과 Z축에 대한 시뮬레이션 결과는 X축의 결과와 같은 유형의 결과를 보였다.

표 4에서는 시뮬레이션 결과를 종합하여 보여주고 있으며, 시뮬레이션에 의해 계산되어진 역 기구학의 해는 표 5에서 보여주고 있다.

표 4. X축 시뮬레이션 결과

Table 4. Simulation results of X axis.

| | 학습비 | RMS오차 | 정상상태도달학습횟수 | |
|-----------|-------|-------|------------|-----|
| | | | 단계1 | 단계2 |
| RBF | 0.008 | 5.568 | 150 | 200 |
| RBF | 0.02 | 3.742 | 70 | 100 |
| RBF+Fuzzy | - | 2.449 | 40 | 100 |

표 5. 역 기구학의 해

Table 5. Solution of inverse kinematic

| | Theta 1 | Theta 2 | Theta 3 |
|------|---------|---------|---------|
| 단계 1 | 56.45 | 56.26 | -60.82 |
| 단계 2 | 63.21 | 82.41 | -120.32 |

VII. 결론.

본 논문에서는 매니플레이터의 역 기구학적인 해를 구하기 위해 신경회로망과 퍼지 보상기를 이용하여 양호한 제어 학습회수와 학습비를 생성시키는 방법을 제안하였다. 설계된 제어시스템의 시뮬레이션 결과인 그림7, 그림8에서 보는바와 같이 정상상태에 도달하는데 걸리는 학습회수는 퍼지 보상기를 가진 자기구성 신경회로망이 비교적 적고 양호한 학습비를 가지며 또한, 자기구성 신경

회로망은 작은 은닉계층 노드수(X:3,Y:1,Z:2)로 학습시간을 최소화 할 수 있음을 보여주며, 또한, 모든 파라미터가 자동으로 조정됨에 따라 초기조건 설정에 시간을 소모하여야 하는 제어기 설계상의 번거로움이 없어 더욱 간편함을 보여주고 있다.

접수일자 : 2001. 7. 9 수정완료 : 2001. 7. 18

Ⅶ. 참고문헌

[1] Johnj. Craig, "Introduction to Robotics: Mechanics and Control", Addison-Wesley, pp.113-151, 1989.
 [2] P. J. McKerrow, "Robot Engineering", Addison-Wesley, pp173-223, 1994.
 [3] F. ABDESSEMED, "A Two-Layer Robot Controller Design Using Evolutionary Algorithms", journal of Intelligent and Robotic Systems 30, pp.73-94. 2001
 [4] Sujhan Lee, Rhee M. Kil, "A Gaussian Potential Function Network With Hierarchically Self-Organizing Learning", Neural Networks Vol4, pp 207-224, 1991.
 [5] Joseph A. Driscoll, "Comparison of Neural Network Architectures for the Modeling of Robot Inverse Kinematics", Proceedings of the 2000 IEEE Southeastion , pp.44-51 , 2000.
 [6] Ki-Cheol Park, Pyung-Hun Chang, Seung- Ho Kim, "Characteristics of Optimal Solutions in Resolving Manipulator Redundancy under Inequality Constraints", Proceedings of the 1999 International Conference on Intelligent Robots and Systems - Volume 1 , pp.442-447 , 1999.
 [7] Howard DW, Zilouchian A, "Application of fuzzy logic for the solution of inverse kinematics and hierarchical controls of robotic manipulators", Journal of Intelligent & Robotic Systems , V.23 N.2-4 , pp.217-247 , 1998.
 [8] A.s.Morris, S.Khemaissia, "Stable and fast neuro-controller for robot arm movement", IEE proc.-control Theory Appl, Vol.142, pp.378-384, 1995
 [9] Ronald R. Yager, Dimitar P. Filev, "Essential of Fuzzy Modeling and Control", Jhon Wiley & Sons, Inc., pp117 -129, 1994.



김동희(Dong-Hee Kim)

正會員

1991년 경남대학교 전자공학과

1993년 경남대학교

전자공학과(공학석사)

1997년 경남대학교

전자공학과 박사수료

1996년 3월~현재 남해전문대학 전자통신과 조교수

관심분야 : 지능형제어, 로봇제어, 마이크로프로세서



이수흠(Soo-heum Lee)

正會員

1969년 영남대 전기공학과

1975년 영남대 전기공학과(공학석사)

1987년 경북대 전자공학과(공학박사)

2000년~현재 한국신호처리·시스템

학회 수석부회장

현재 경남대학교 전기전자공학부 교수

관심분야 : 제어시스템, 지능시스템, 회로 및 시스템



신위재(Wee-jae Shin)

正會員

1975년 동아대학교 전자공학과

1979년 동대학원 전자공학과(공학석사)

1989년 동대학원 전자공학과(공학박사)

1996년-1997년 대한전자공학회

부산경남 지부장

1998년-1999년 대한전자공학회 학술위원

1998년 일본 Kyushu 대학원 객원교수

2000년~현재 한국신호처리·시스템학회 부회장

1983년~현재 경남대학교 전기전자공학부 교수

관심분야 : 시스템지능제어 및 자동화, 신호처리