

로봇 운동을 위한 신경회로망 제어구조의 설계

A Design of Neural Network Control Architecture for Robot Motion

李 允 燮*, 具 泳 謨**, 趙 時 亨***, 禹 廣 芳§
 (Youn-Seop Lee, Young-Mo Koo, Si-Hyung Cho, Kwang-Bang Woo)

Abstract - This paper deals with a design of neural network control architectures for robot motion. Three types of control architectures are designed as follows : 1) a neural network control architecture which has the same characteristics as computed torque method 2) a neural network control architecture for compensating the control error on computed torque method with fixed feedback gain 3) neural network adaptive control architecture. Computer simulation of PUMA manipulator with 6 links is conducted for robot motion in order to examine the proposed neural network control architectures.

Key Words : · Computed Torque Method(토크오류산법)
 · Neural Network Control Architecture(신경회로망 제어구조)
 · Back-Propagation Neural Network(BP 신경회로망)

1. 서 론

신경회로망을 제어분야에 적용할 경우, 병렬처리에 의한 고속 실시간 제어, 적응학습능력에 의해 지속적인 성능개선, 제어환경변화에 대한 견고성, 제어될 플랜트나 환경 모델의 불필요, 명확한 제어법칙의 불필요, 신경회로망 일부 회로소자 고

장에 대한 견고성등에서 수학적 제어이론보다 중요한 실용적 장점이 있다.

이러한 신경회로망의 장점을 이용한 로봇트 제어는 다양한 방법으로 연구되고 있다. Miller[1]는 인간 소뇌의 동작을 모델화한 CMAC를 채택하여 로봇트 제어방법을 제시하였다. Josin[2]은 기존 제어기에 BP신경회로망 제어기를 추가하여 로봇트의 환경 또는 특성변화시에 대처할 수 있는 제어기를 구성하였다. Elsley[3]는 BP신경회로망 제어기에 역 자코비안을 학습시켜 로봇트를 제어할 수 있는 제어구조를 제시하였고, Sobajic[4]은 BP신경회로망을 이용하여 장애물이 있는 환경에서의 로봇트제어에 관해 연구하였다. Bassi[5]는

*正 會 員 : 公州大 理工大 電氣工學科 助教授·工博

**正 會 員 : 延世大 大學院 電氣工學科 博士課程

***正 會 員 : 韓國電力公社 서울研修院 配電教授室
 副教授·工博

§正 會 員 : 延世大 工大 電氣工學科 教授·工博

接受日字 : 1991年 6月 1日

1次修正 : 1992年 1月 23日

BP모델을 이용하여 최적의 카르테시안 궤적을 결정하여 위치제어하도록 하였다. Kawato[6]는 뇌의 중앙신경계를 모델화하여 케환오차에 의해 학습함으로써 로봇의 역동력학모델을 얻는 신경회로망을 제안하였다.

한편, 수학적 해석기법에 의한 로봇의 제어는 지난 수십년 동안 다양하게 이루어져 왔다. 그중, 산업계에서 그의 단순성때문에 다양한 제어방법과 결합되어 널리 사용되는 것이 PD(또는 PID) 제어기이다[7~10]. PD제어기를 사용하는 로봇 제어방법중 대표적인 한가지가 토오크계산법이다[9, 10]. 토오크계산법은 로봇의 동력학모델을 이용하여 로봇이 계획된 궤적을 추종할 수 있는 각 관절의 구동토오크를 계산하는 방법으로 동력학 모델을 완전하게 알고 있다면 훌륭한 제어성능을 나타낼 수 있으나 동력학 모델이 불확실하거나 미지인 경우등에 대해 그 성능을 유연하게 나타낼 수가 없다. 또한, 일정케환이득을 사용시에는 불일치 토오크를 발생하여 제어오차를 발생한다.

본 논문에서는 로봇 운동제어를 위하여 BP모델을 이용하고 토오크계산법을 기반으로, 첫째 정확한 로봇 동력학이 필요치 않고 토오크계산법에 의한 제어특성과 동일한 특성을 갖는 신경회로망 제어구조, 둘째 토오크계산법에서 일정케환이득 사용시 발생하는 제어오차를 보상하는 신경회로망 제어구조, 셋째 적응제어능력을 갖는 신경회로망 제어구조를 설계한다.

이상에서 제시된 로봇의 신경회로망 제어구조의 특성을 고찰하기 위해 6관절로 이루어진 PUMA 매니플레이터를 이용하여 로봇 운동제어를 컴퓨터 해석한다.

2. 토오크계산법에 의한 로봇제어

n 자유도를 갖는 로봇의 동력학 모델은 다음 식과 같이 표현된다.

$$T = M_a(q)\ddot{q} + V_a(q, \dot{q}) + G_a(q) \quad (1)$$

여기서, T 는 각 관절에 인가될 힘으로 $n \times 1$ 벡터, $M_a(q)$ 는 관성력 행렬로 대칭, 비정칙(Non-singular) $n \times n$ 행렬이며, $V_a(q, \dot{q})$ 는 원심력과 소용돌이력항으로 $n \times 1$ 벡터, $G_a(q)$ 는 중력항으로 $n \times 1$ 벡터, q 는 각 관절의 회전각으로 $n \times 1$ 벡터이다. 각 관절의 목표궤적 q_d 에 대해 제어입력 토오크는 식(2)와 같으며[11], 그 제어구조는 그림1과 같다.

여기서, $E = q_d - q$, K_p , K_v 는 비례, 미분 케환이

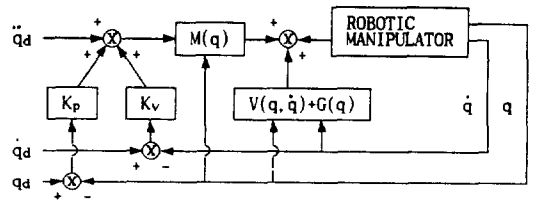


그림 1 토오크계산법에 의한 로봇 제어구조
Fig. 1 Robot control architecture of computed torque method

득행렬이다.

$$T = M_a(q)\{\ddot{q}_a + K_v\dot{E} + K_pE\} + V_a(q, \dot{q}) + G_a(q) \quad (2)$$

제어입력 토오크 식(2)에 의해 제어된 후 다음 샘플링 주기에서의 로봇의 동력학 모델을 식(3)이라고 하고 $M(q) = M_a(q) \cong M_c(q)$, $V_a(q, \dot{q}) \cong V_c(q, \dot{q})$, $G_a(q) \cong G_c(q)$ 및 $q_c \cong q$ 라 하면, 식(2)~(3)으로부터 식(4)의 오차방정식을 얻을 수 있다.

$$T = M_c(q)\ddot{q} + V_c(q, \dot{q}) + G_c(q) \quad (3)$$

$$M(q)[\ddot{E} + K_v\dot{E} + K_pE] = 0 \quad (4)$$

식(4)는 K_p , K_v 를 대각선 케환이득 행렬로 정의하면 완전 분해(decoupling)된 오차방정식이 되며, $M(q)$ 는 비정칙행렬이므로 식(4)의 특성방정식 근의 실수부가 음수가 되도록 K_p , K_v 를 선정하면 오차 E 는 점근적으로 0에 수렴하게 된다.

토오크 계산법에 의한 로봇 제어는 식(4)와 같이 비선형 항이 서로 상쇄될 수 있도록 정확한 로봇 동력학 모델을 요구한다는 것이 단점이며, 일정케환이득을 사용할 경우에는 식(4)는 다음 식과 같이 오차를 갖는 식으로 된다.

$$M(q)[\ddot{E} + K_v\dot{E} + K_pE] = H \quad (5)$$

여기서, H 는 제어오차를 유발하는 불일치토오크로 모든 시간 t 에 대해 $H \neq 0$ 이며, 이 경우 목표궤적과 실제어될 목표궤적간에 오차를 발생한다. 이 불일치토오크는 식(4)의 전개과정에서 각 로봇 계수들을 근사화하기 때문에 발생한다.

3. BP신경회로망

BP 신경회로망의 학습은 초기화를 위해 각 연결중값을 임의의 작은 값으로 선정하고, 입출력 패턴의 군을 기반으로 다음의 학습규칙에 의해 학습이 이루어진다.[12]

입력패턴이 입력단자로부터 전향전달되면, 각 단자의 활성값은 식(6)~식(8)의 활성함수에 의해 동적으로 결정된다.

$$\text{중간단자: } O_{pj} = \frac{1}{1 + \exp(-net_{pj})} \quad (6)$$

출력단자:

$$O_{pj} = 2 \cdot \beta_a \cdot \text{Range} \cdot \left\{ \frac{1}{1 + \exp(-net_{pj}/T)} - \frac{1}{2} \right\} \quad (7)$$

$$net_{pj} = \sum_i W_{ji} \cdot O_{pi} + \theta_j \quad (8)$$

여기서, O_{pi} 는 단자 i 의 활성값, W_{ji} 는 단자 i 와 j 간의 연결하중, θ_j 는 단자 j 의 문턱값, 수렴계수 β_a 는 $1 < \beta_a$ 인 상수, T 는 경사계수(temperature)이다. 식(6), 식(7)에 의한 학습오차는 식(9), 식(10)에 의해 결정된다.

$$\text{중간단자: } \delta_{pj} = O_{pj} \cdot (1 - O_{pj}) \sum_k \delta_{pk} \cdot W_{kj} \quad (9)$$

출력단자:

$$\delta_{pj} = \frac{2 \cdot \beta_a \cdot \text{Range}}{T} \cdot \left\{ \frac{1}{4} - \left(\frac{O_{pj}}{2 \cdot \beta_a \cdot \text{Range}} \right)^2 \right\} \cdot (t_{pj} - O_{pj}) \quad (10)$$

여기서, t_{pj} 는 출력패턴이다. 식(9), (10)에 의해 구해진 오차는 다음 규칙에 의해 각 단자간의 연결하중과 문턱치가 보정되도록 신경회로망을 통하여 후향전달된다.

연결하중의 보정:

$$W_{ji} \leftarrow W_{ji} + \Delta W_{ji} \quad (11)$$

$$\Delta W_{ji} \leftarrow \eta \cdot \delta_{pj} \cdot O_{pi} + \alpha \Delta W_{ji} \quad (12)$$

문턱값의 보정:

$$\theta_j \leftarrow \theta_j + \Delta \theta_j \quad (13)$$

$$\Delta \theta_j \leftarrow \eta \cdot \delta_{pj} + \alpha \Delta \theta_j \quad (14)$$

4. 토오크계산법 구현을 위한 신경회로망 제어 구조

수학적 해석기법의 토오크 계산법은 정확한 동력학모델을 이용하나, 정확한 동력학모델을 얻지 못하거나 전혀 미지인 경우 수학적 해석기법의 토오크계산법과 거의 동일한 특성을 갖는 제어구조를 신경회로망을 이용항 설계할 수 있다.

식(2)의 제어입력토포크는 다음의 두 식으로 분해할 수 있다.

$$T_e = M_a(q) [K_v \dot{E} + K_p E] \quad (15)$$

$$T_w = M_a(q) \ddot{q}_a + V_a(q, \dot{q}) + G_a(q) \quad (16)$$

식(15)는 목표궤적과 현재궤적간의 오차에 대한 제어입력토포크이며, 식(16)은 로봇의 동력학 모델이 된다. 여기서, 식(15)의 토오크는 PD제어

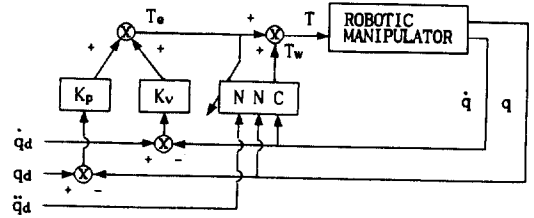


그림 2 토오크계산법을 구현한 신경회로망 제어 구조

Fig. 2 Neural network control aritecture for computed torque method

기에 의해, 식(16)의 토오크는 신경회로망제어기에 의해 각각 발생하도록 설계한다. 신경회로망제어기는 식(6)~(14)를 이용하여 로봇 동력학모델을 학습한다. 신경회로망제어기가 로봇의 동력학모델을 학습하여 제어기로서 작동할 때, 식(17)을 정의하면 T_e , T_w 가 상대적으로 T 보다 상당히 작기때문에 총제어입력토포크는 식(18)을 만족한다.

$$T_e = K_v \dot{E} + K_p E \quad (17)$$

$$T = T_e + T_w \cong T_e + T_w \quad (18)$$

식(16)은 \ddot{q}_a , q , \dot{q} 의 함수로 이를 신경회로망으로 구현하기 위해서는 입력단자에 식(16)의 변수가 되는 q_a , q , \dot{q} 를 연결하고 출력단자에 식(16)의 함수값이 되는 T_w 를 연결한다. 또한 이 신경회로망 제어기가 로봇의 동력학모델을 학습하기 위해서는 각 샘플링 주기에서의 오차 E 가 다음 샘플링 주기에서 0이 되도록 학습한다.

이와 같은 신경회로망제어구조는 그림2와 같다.

그림2의 제어구조에서의 오차방정식을 식(4)와 같이 유도하면 식(19)와 같다.

$$T = M_a(q) \ddot{q}_a + K_v \dot{E} + K_p E + V_a(q, \dot{q}) + G_a(q) \quad (19)$$

식(19)는 식(4)와 같이 완전 분해되지 않지만 오차 E 가 점진적으로 0에 수렴할 수 있는 궤환이득의 선정이 가능하다. 수학적 해석기법과 신경회로망으로 구현된 토오크계산법의 제어특성차이는 식(4)와 식(19)의 오차방정식의 수렴특성차이로 설명될 수 있다.

5. 토오크계산법의 제어오차 보상을 위한 신경회로망 제어구조

토오크계산법에서 일정계획이득을 사용할 경우 식(5)와 같이 목표궤적과 실제어될 궤적간에 대한 오차가 발생한다. 이 오차를 보상할 수 있는 신경회로망 제어구조를 설계한다.

제어시점과 다음 샘플링 주기의 로봇 동력학 모델을 식(20), 식(21)이라 한다.

$$T_i = M_i \ddot{q}_i + V_i + G_i \quad (20)$$

다음 샘플링 주기 :

$$T_{i+1} = M_{i+1} \ddot{q}_{i+1} + V_{i+1} + G_{i+1} \quad (21)$$

여기서 $M_i = M(q_i)$, $V_i = V(q_i, \dot{q}_i)$, $G_i = G(q_i)$ 이며, 목표궤적을 q_{di} 라 하고, $M_{i+1} \triangleq M(q_{i+1}) \triangleq M_i + \Delta M_{i+1}$, $V_{i+1} \triangleq V(q_{i+1}, \dot{q}_{i+1}) \triangleq V_i + \Delta V_{i+1}$, $G_{i+1} \triangleq G(q_{i+1}) \triangleq G_i + \Delta G_{i+1}$ 및 $q_{i+1} \triangleq q_i + \Delta q_{i+1}$ 이라 하면, 식(21)와 제어시점의 제어입력 토오크는 식(22), 식(23)와 같다.

$$T_{i+1} = M_{i+1} [\ddot{q}_i + \Delta \ddot{q}_{i+1}] + V_{i+1} + G_{i+1} \quad (22)$$

$$\begin{aligned} T_{CNT} &= M_i [\ddot{q}_d + K_v \dot{E} + K_p E] + V_i + G_i \\ &= M_{i+1} [\ddot{q}_d + K_v \dot{E} + K_p E] \\ &\quad - \Delta M_{i+1} [\ddot{q}_d + K_v \dot{E} + K_p E] \\ &\quad + V_{i+1} - \Delta V_{i+1} + G_{i+1} - \Delta G_{i+1} \end{aligned} \quad (23)$$

로봇가 오차없이 제어되기 위해서는 식(24)를 만족하여야 하며, 이 식은 식(22), 식(23)로부터 식(25)와 같이 유도된다.

$$\begin{aligned} T_{i+1} &= T_{CNT} \\ M_{i+1} [\ddot{E} + K_v \dot{E} + K_p E] &= \Delta M_{i+1} [\ddot{q}_d + K_v \dot{E} + K_p E] + \Delta V_{i+1} \\ &\quad + \Delta G_{i+1} - M_{i+1} \Delta \ddot{q}_{i+1} \end{aligned} \quad (25)$$

식(25)을 일정계획이득에 의해 제어오차를 유발하는 불일치토오크와 오차방정식으로 분해하면 식(26), 식(27)과 같이 된다.

$$\text{오차방정식 : } H = \ddot{E} + K_v \dot{E} + K_p E \quad (26)$$

불일치토오크 :

$$\begin{aligned} H &= M_{i+1}^{-1} [\Delta M_{i+1} (\ddot{q}_d + K_v \dot{E} + K_p E) + \Delta V_{i+1} \\ &\quad + \Delta G_{i+1}] - \Delta \ddot{q}_{i+1} \end{aligned} \quad (27)$$

식(27)에서 K_p, K_v 는 일정이득이므로 $H(t) \neq 0$ 이다. 토오크계산법에서 오차방정식이 식(4)와 같이 $H(t) \equiv 0$ 일때 오차가 점근적으로 0에 수렴한다는 것을 고려하면, 식(23)의 제어입력 토오크에 의해 제어될 때에는 $H(t) \neq 0$ 이 되어 제어목표 궤적과 실 제어될 궤적과는 식(27)의 제어입력 토오크만큼의 불일치가 발생한다. 이러한 제어입력의 불일치는 식(2)의 제어입력 토오크에 식(27)의 불

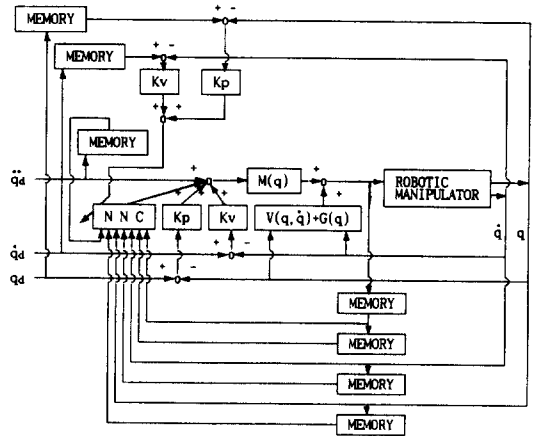


그림 3 토오크계산법의 제어오차 보상을 위한 신경회로망 제어구조 (I)

Fig. 3 Neural network control architecture (I) for compensating the control error on computed torque method

일치토오크를 추가하면 보상될 수 있으며, 보상된 제어입력 토오크는 식(28)와 같다.

$$T_{CNT, COM} = M_i [\ddot{q}_d + K_v \dot{E} + K_p E + H] + V_i + G_i \quad (28)$$

여기서, $M_{i+1} = M(q_{i+1})$, $\ddot{q}_{i+1} = f(q_{i+1}, \dot{q}_{i+1}, T_{i+1})$, $\Delta G_{i+1} = G_{i+1} - G_i = G(q_{i+1}) - G(q_i)$, $\Delta M_{i+1} = M_{i+1} - M_i = M(q_{i+1}) - M(q_i)$, $\Delta V_{i+1} = V_{i+1} - V_i = V(q_{i+1}, \dot{q}_{i+1}) - V(q_i, \dot{q}_i)$, $\Delta q_{i+1} = q_{i+1} - q_i = f(q_{i+1}, \dot{q}_{i+1}, T_{i+1}) - f(q_i, \dot{q}_i, T_i)$ 임을 고려하면, 불일치토오크(27)은 다음의 비선형함수로 표현할 수 있다.

$$H = T(q_i, \dot{q}_i, T_i, q_{i+1}, \dot{q}_{i+1}, T_{i+1}, \ddot{q}_d) \quad (29)$$

일정계획이득사용시 제어오차를 유발하는 불일치토오크 H 를 보상하기 위한 신경회로망 제어구조는 다음과 같이 구성될 수 있다.

식(29)의 비선형함수의 각 요소 ($q_i, \dot{q}_i, T_i, q_{i+1}, \dot{q}_{i+1}, T_{i+1}, \ddot{q}_d$)를 신경회로망제어기의 입력단자에 연결하고 신경회로망 출력이 불일치토오크를 출력하도록 신경회로망 제어기를 구현하고, 제어시점에서의 총 제어입력토오크에 의해 로봇트를 제어하고 다음 샘플링 주기에서의 제어오차가 "0"이 되도록 신경회로망제어기를 학습시키는 것으로 한다. 또한, 신경회로망제어기 학습시 각 관절과 각 속도의 제어오차와 신경회로망의 학습오차간의 상관관계는 다음 식과 같이한다.

$$\begin{aligned} \text{신경회로망 제어기의 학습오차} \\ = K_p [q_{di} - q_{i+1}] + K_v [\dot{q}_d - \dot{q}_{i+1}] \end{aligned} \quad (30)$$

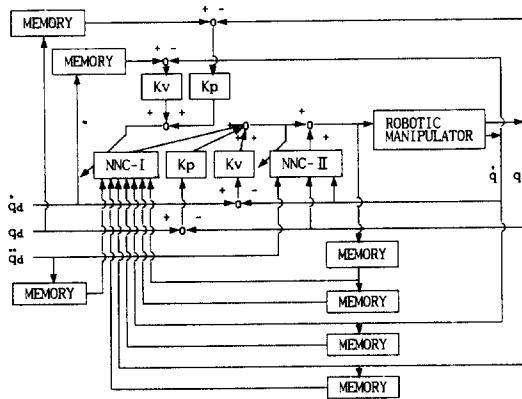


그림 4 토오르크계산법의 제어오차 보상을 위한 신경회로망 제어구조(II)

Fig. 4 Neural network control architecture (II) for compensating the control error on computed torque method

신경회로망의 출력을 얻을 때 제어시점과 제어된 후의 로봇 상태를 요구하게 되는데 이러한 문제는 불일치토오르크에 대해 1회 지연보상을 하여 해결한다. 즉, 신경회로망의 출력을 얻을 때 식(29) 대신에 식(31)을 이용한다.

$$H = T(q_{i-1}, \dot{q}_{i-1}, T_{i-1}, q_i, \dot{q}_i, T_i, \ddot{q}_{di-1}) \quad (31)$$

이상과 같은 토오르크계산법에 제어오차 보상을 위한 신경회로망 제어구조는 그림3과 같으며, 이를 그림2의 제어구조와 결합하면 그림4의 제어구조를 갖을 수 있다. 그림4의 제어구조는 계층적 학습구조에 의해 신경회로망이 학습되어 그림3의 제어구조보다 수렴특성, 학습내용이 나빠질 수 있다.

6. 신경회로망 적응제어구조

그림2의 제어구조에서의 신경회로망 제어기는 로봇의 역동력학만을 학습하고, 그림3과 그림4의 제어구조에서는 신경회로망제어기가 제어오차에 대한 보상만을 수행하거나 계층적 학습구조에 의해 학습능력의 저하를 초래할 수 있다. 이러한 관점에서 신경회로망 제어기가 로봇의 동력학모델뿐만 아니라 제어오차에 대한 적응능력을 갖을 수 있는 제어구조를 설계한다.

제어시점과 다음 샘플링 주기에서의 로봇 동력학모델을 식(20), 식(21)과 같다고 하자. 신경회로망 제어기에 의한 제어입력토오르크를 T_{NN} , PD 제어기에 의한 제어입력토오르크를 T_{PD} , 총 제어입

력토오르크를 T_{CNT} 라 하고 이들은 다음의 식으로 정의한다.

$$T_{NN} = f(\cdot) \quad (32)$$

$$T_{PD} = K_p E + K_v \dot{E} \quad (33)$$

$$T_{CNT} = T_{NN} + T_{PD} \quad (34)$$

여기서 $f(\cdot)$ 는 함수이며 그 함수의 변수는 아직 정의되지 않은 것을 의미한다.

제어시점에서 제어입력 토오르크 T_{CNT} 에 의해 제어된 후 다음 샘플링 주기에서의 정확한 제어를 위해 식(24)를 만족하여야 하며, 이 조건을 만족하기 위한 신경회로망제어기의 출력은 식(24), 식(32)~(34)로부터 식(35)로 유도된다.

$$f(\cdot) = M_{i+1} \ddot{q}_{i+1} + V_{i+1} + G_{i+1} - K_p E - K_v \dot{E} \quad (35)$$

식(35)의 각 요소, $M_{i+1} = M(q_{i+1})$, $V_{i+1} = V(q_{i+1}, \dot{q}_{i+1})$, $G_{i+1} = G(q_{i+1})$ 임을 고려할 때 식(35)은 식(36)의 비선형함수로 표현할 수 있다.

$$f(\cdot) = f(q_{i+1}, \dot{q}_{i+1}, \ddot{q}_{i+1}, T_{PD}) \quad (36)$$

여기서 신경회로망 제어기에 의해 제어오차 $e_{i+1} (= q_{i+1} - q_{di})$ 가 상당히 작은 값으로 제어된다면 식(36)은 식(37)과 같으며 또한 $E = q_{di} - q_i$ 이고 $T_{PD} = K_p E + K_v \dot{E}$ 임을 고려할 때 식(36)은 식(38)와 같다. g 는 함수이다.

$$f(\cdot) = f(q_{di} + e_{i+1}, \dot{q}_{di} + \dot{e}_{i+1}, \ddot{q}_{di} + \ddot{e}_{i+1}, T_{PD}) \cong f(q_{di}, \dot{q}_{di}, \ddot{q}_{di}, T_{PD}) \quad (37)$$

$$f(\cdot) = g(q_{di}, \dot{q}_{di}, \ddot{q}_{di}, q_i, \dot{q}_i) \quad (38)$$

신경회로망 적응제어구조는 다음과 같이 구성될 수 있다.

식(37)의 각 요소(q_{di} , \dot{q}_{di} , \ddot{q}_{di} , T_{PD}) 또는 (38)

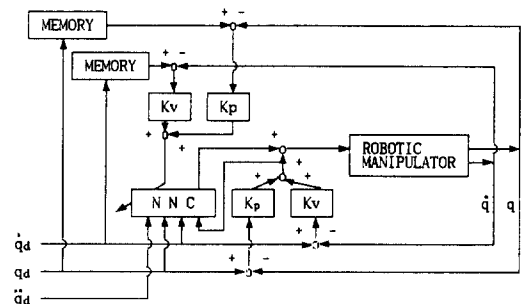


그림 5 로봇제어를 위한 신경회로망적응 제어 구조(I)

Fig. 5 Neural network adaptive control architecture (I) for robot motion

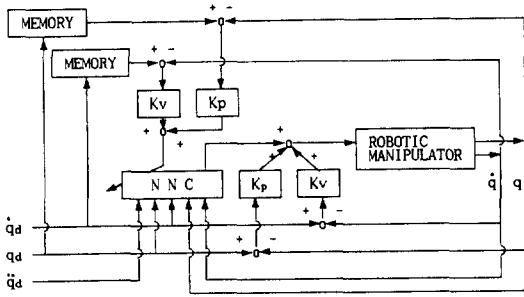


그림 6 로봇제어를 위한 신경회로망적용 제어 구조(II)

Fig. 6 Neural network adaptive control architecture(II) for robot motion

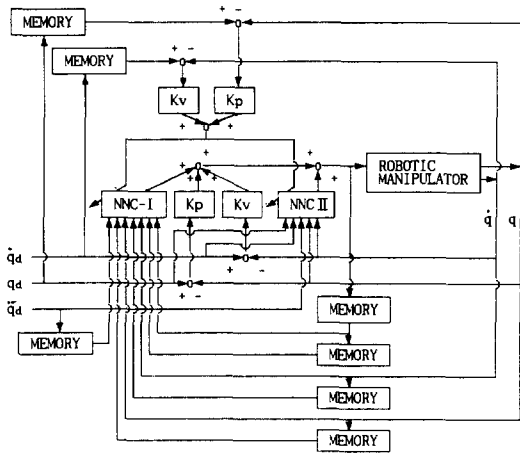


그림 7 로봇제어를 위한 신경회로망적용 제어 구조(III)

Fig. 7 Neural network adaptive control architecture(III) for robot motion

의 각 요소($q_{di}, \dot{q}_{di}, \ddot{q}_{di}, q_i, \dot{q}_i$)를 신경회로망 제어기의 입력단자에, 제어입력토크를 출력단자에 연결하여 신경회로망 제어기를 구현하고, 제어시점에서의 총 제어입력토크에 의해 로봇을 제어하고 다음 샘플링 주기에서의 제어오차가 "0"이 되도록 신경회로망제어기를 학습시키는 것으로 한다. 또한, 신경회로망제어기 학습시 각 관절과 각 속도의 제어오차와 신경회로망의 학습오차간의 상관관계는 식(30)과 같이 한다.

이상과 같은 신경회로망 적응제어구조는 식(37), 식(38)에 대해 각각 그림5와 그림6과 같이 구성된다.

그림6의 신경회로망제어구조는 일정계획 오차

득을 사용하는 경우이므로 그림3의 제어구조와 결합할 수 있으며 이의 제어구조는 그림7과 같다.

7. 컴퓨터 해석 및 결과고찰

7.1 궤적계획

로봇의 예제 작업계획은 각 관절이 표1의 계획된 시간에 계획된 위치에 있는 것으로 하였다. 각 시간간의 각, 각속도, 각가속도는 4-3-4관절계획[11]에 의해 하였다. 신경회로망 제어기는 학습된 상태에서 그 성능을 갖는다는 것을 고려하여 처음 1.5초 동안에는 정지된 상태로 계획하였다.

7.2 신경회로망제어구조의 제어특성

신경회로망 제어기는 수정된 Back-propagation 모델[12]을 사용하였으며, 각 신경회로망의 구조와 계수는 표2와 같다. 문턱값은 제안된 모든 제어구조에서 학습되도록 하였으며 그림3, 그림4의 NNC I 및 그림7의 NNC II에서는 제한오차 0에 대해 신경회로망 제어기의 출력값이 항상 0이 되도록 문턱값을 학습하지 않고 항상 0을 유지하도록 하였다. 각 신경회로망 제어구조를 이용하여 Armstrong[13]이 제안한 6관절 PUMA로 보트모델을 이용하여 시뮬레이션한 결과 각 제어구조의 제공근 제어오차는 표3과 같았다. 단, 신경회로망 제어기는 학습된 상태에서 그 성능을 갖는다는 것을 고려하여 초기 1.5[sec]동안의 오차는 제공근 제어오차 산정시 고려하지 않았다. 또한, 그림1, 그림2, 그림3, 그림6의 제어구조에 대한 각 관절 각, 각 관절각속도의 제어오차는 그림8과 그림9와 같다. 이 결과에서 다음과 같은 제어특성을 얻는다.

표 1 각 관절의 예제 작업 계획

Table 1 Example of Task planning of each joint

시간(sec) 위치 (degree)	0	1.5	3.0	5.5	8.0	9.5	11.0	13.0
관절1	0	0	30	-30	30	0	30	30
관절2	-10	-10	20	-30	20	-10	15	15
관절3	30	30	0	60	0	30	15	15
관절4	10	10	-50	10	70	10	-30	-30
관절5	0	0	60	0	-60	0	45	45
관절6	0	0	-60	60	-60	0	45	45

표 2 신경회로망 제어기의 구조와 학습계수

Table 2 Structure of neural network controller and factors for learning of neural network

제어구조	그림2	그림3	그림4		그림5	그림6	그림7	
			NNC I	NNC II			NNC I	NNC II
입력단자	18	42	42	18	24	30	42	30
중간계층	전 구조에서 4계층, 중간단자수=45, 10, 10, 45, 단, 그림4의 NNC I의 중간단자수는 20, 10, 10, 20으로 함.							
출력단자	전 구조에서 6							
학습율	전 구조에서 0.01 단, 그림4에서는 0.03							
모멘텀계수	전 구조에서 0.1							
출력범위	전 구조에서 150, 250, 80, 10, 10, 10(관절순)							
비례게환이득	전 구조에서 200, 200, 200, 60, 60, 60(관절순)							
미분게환이득	전 구조에서 100, 100, 100, 30, 30, 30(관절순)							
수렴계수(β_a)	전 구조에서 2							
경사계수	전 구조에서 150, 250, 80, 10, 10, 10(관절순)							

표 3 각 신경회로망 제어구조의 제곱근 제어오차

Table 3 Root mean square control error by each neural network control architecture

제어구조		관절 1	관절 2	관절 3	관절 4	관절 5	관절 6
RMS 제어오차 각	그림 1	0.2467182	0.2122236	0.2333396	0.3107322	0.3198404	0.4802057
	그림 2	0.2642151	0.2370044	0.2377454	0.3100661	0.3184898	0.4802516
	그림 3	0.0338492	0.0298527	0.0306459	0.0482728	0.0500102	0.0642141
	그림 4	0.0934920	0.1239054	0.0528956	0.0743241	0.0772438	0.1000094
	그림 5	0.0275538	0.0379440	0.0092855	0.0100660	0.0103287	0.0149753
	그림 6	0.0282224	0.0374931	0.0094866	0.0102927	0.0105688	0.0153282
	그림 7	0.0219139	0.0280527	0.0074205	0.0080446	0.0082639	0.0119917
RMS 제어오차 각속도	그림 1	0.4838750	0.3861239	0.3914247	0.6324543	0.6544349	0.8352251
	그림 2	0.5013521	0.5021150	0.4004495	0.6325458	0.6539251	0.8326061
	그림 3	0.1088620	0.0982673	0.0929108	0.1870544	0.1962474	0.2188393
	그림 4	0.4050708	0.6962046	0.1412247	0.2609088	0.2704048	0.2959922
	그림 5	0.1221494	0.1857866	0.0213958	0.0361406	0.0673894	0.0420043
	그림 6	0.1249590	0.1816185	0.0214374	0.0365006	0.0651622	0.0425226
	그림 7	0.1040680	0.1571745	0.0188495	0.0278767	0.0363718	0.0322162

주 : 단위는 degree

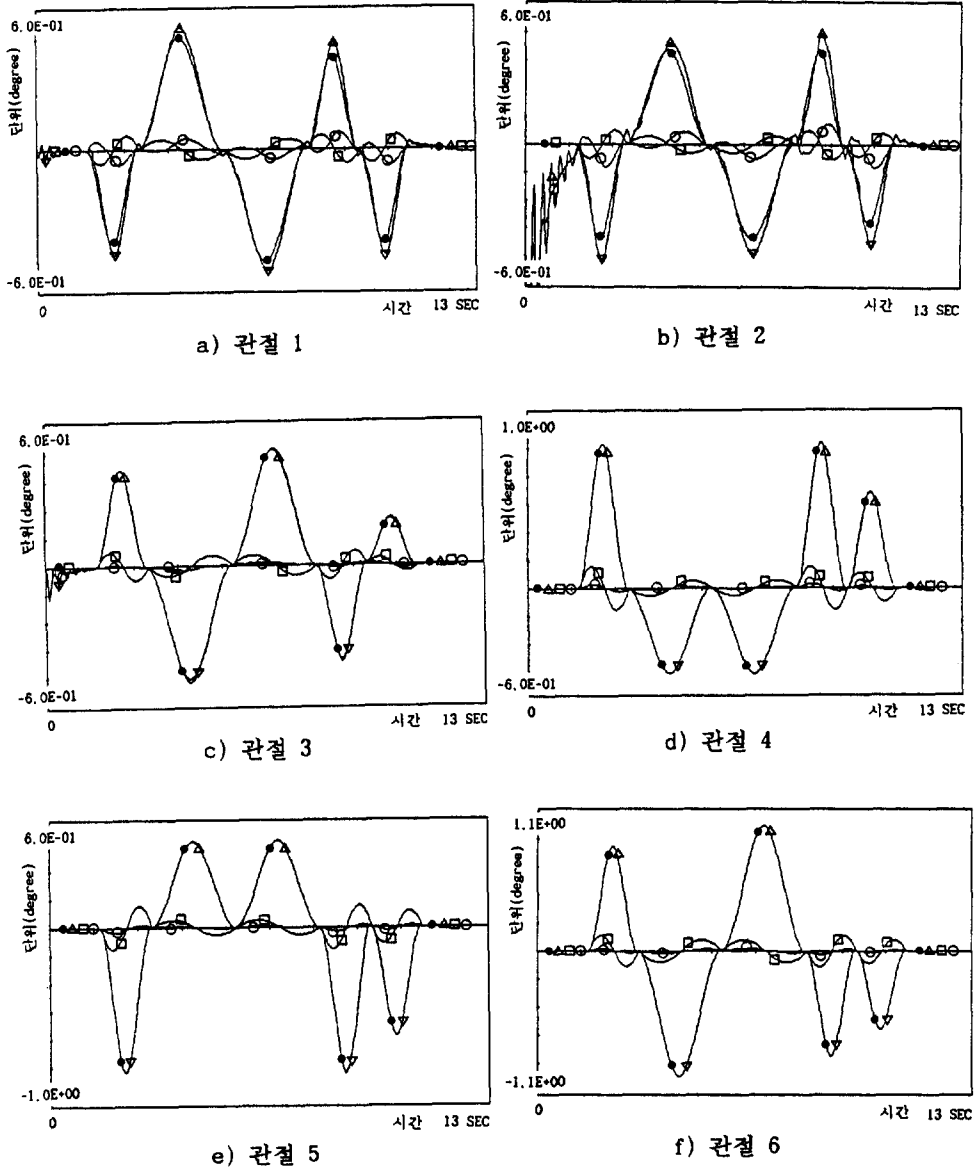


그림 8 각 제어구조(그림1: ●, 그림2: △, 그림3: □, 그림6: ○)에 의한 관절각 제어오차
 Fig. 8 Control error of angle by each control architecture
 (Fig 1: ●, Fig 2: △, Fig 3: □, Fig6: ○)

1) 수학적 해석기법의 토오크계산법(그림 1)과 신경회로망으로 구현된 토오크계산법(그림2)의 제어구조는 거의 동일한 특성을 갖음을 알 수 있다. 단지, 오차방정식, 식(4)와 식(10)의 수렴특성의 차이에 의해 약간의 오차가 발생하였다. 2) 신경회로망 적응제어구조(I)(그림5)와 신경회로망 적

응제어구조(II)(그림6)은 설계시 예견한 대로 그의 특성은 동일하다는 것을 알 수 있다. 표3의 10^{-4} (degree)단위의 오차는 신경회로망구조의 차이에 따른 학습오차이며 두 제어구조간 특성비교 시에는 무시될 수 있는 오차이다. 3) 제어오차보상을 위한 제어구조(II)(그림4)는 계층적 학습구

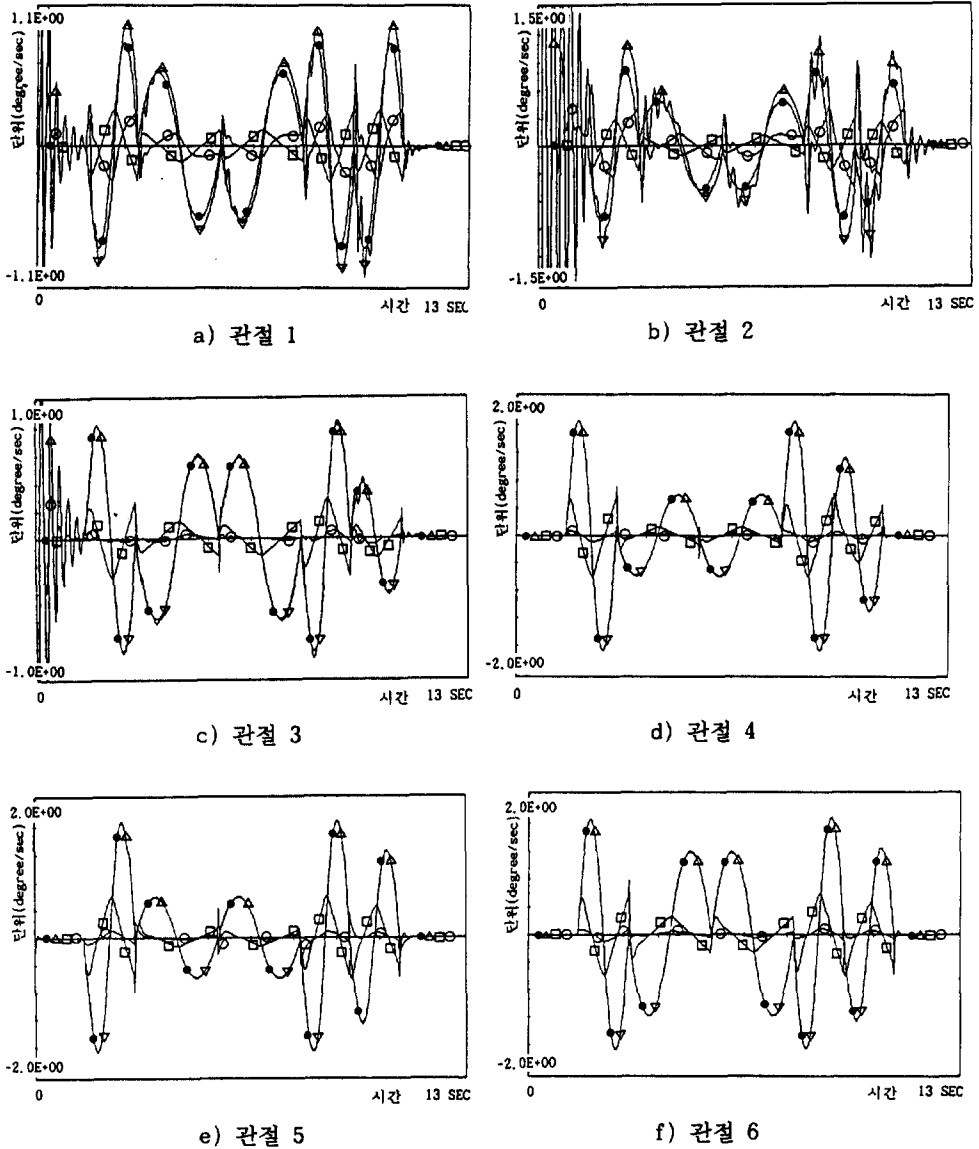


그림 9 각 제어구조(그림1: ●, 그림2: △, 그림3: □, 그림6: ○)에 의한 관절각 속도 제어오차

Fig. 8 Control error of angle velocity by each control architecture (Fig 1 : ●, Fig 2 : △, Fig 3 : □, Fig 6 : ○)

조에 의해 제어오차 보상을 위한 제어구조(II) (그림3)보다 제어특성이 나빠짐을 알 수 있다. 4) 신경회로망이 초기화된 상태에서 신경회로망제어기가 학습제어를 수행한 결과, 비교적 비선형성이 큰 1, 2, 3관절 특히 관절2에서 초기과도특성이 크

게 나타나고 선형성이 큰 4, 5, 6관절에서는 과도특성이 작음을 알 수 있었다. 즉, 비선형성이 큰 플랜트일수록 학습이 어려워짐을 알 수 있다. 5) 제안된 제어구조중 적응제어구조가 제어특성이 우수함을 알 수 있다.

8. 결 론

본 논문에서는 Back propagation 모델을 이용하여 6축 로봇트를 제어할 수 있는 3가지 신경회로망 제어구조를 다음과 같이 설계하였다: 1) 토오크 계산법에 의한 제어특성과 동일한 특성을 갖는 구조 2) 토오크계산법에서 일정계환이득 사용시 발생하는 제어오차를 보상하는 구조 3) 적응제어 능력을 갖는 구조.

6관절로 이루어진 PUMA 매니퓰레이터를 이용하여 각 제어구조간의 특성을 검토한 결과 다음의 특성을 얻었다. 첫째, 신경회로망을 이용하여 수학적 해석기법의 토오크계산법과 거의 동일한 특성을 갖는 제어구조를 설계하였다. 둘째, 신경회로망의 계층적 학습구조에서는 학습의 특성 및 성능이 저하될 수 있다. 셋째, 비선형성이 큰 플랜트일수록 학습이 어려워짐을 알 수 있다. 넷째, 특정한 로봇트의 동력학 모델에 대한 사전정보가 필요없이 다양한 로봇트시스템에 적용할 수 있는 일반적인 제어구조를 설계하였다. 다섯째, 신경회로망을 이용하여 복잡한 제어이론이 필요치 않고 향상된 제어성능이 다양한 로봇트제어구조 설계방법을 제시하였다. 여섯째, 신경회로망 세어기 설계시 수학적 근거를 이용하여 설계하고 그 결과가 이론에 타당함을 보여주었다.

참 고 문 헌

[1] W.T. Miller, F.H. Glanz and G. Kraft, "Application of a general learning algorithm to the control of robotic manipulator," The International Journal of Robotic Research, Vol. 6. No. 2, pp. 84~98, 1987

[2] G. Josin, D. Chatny and D. White, "Robot control using neural networks," IEEE 2nd Int. Conf on Neural Networks. (San Diego, CA, July 1988) Vol. 2, pp. 625~631, 1988

[3] R.K. Elsley "A learning architecture for control based on back-propagation neural network," IEEE 2nd Int. Conf on Neural Networks (San Diego, CA, July 1988) Vol. 2, pp. 587~594, 1988

[4] D.J. Sobajic "Intelligent control of the INTELLEDIX 605T Robot manipulator," IEEE 2nd Int. Conf. on Neural Network, San

Diego CA July, Vol. II, pp. 633~640, 1988.

[5] D.F. Bassi, G.A. Beaky "High precision position control by cartesian trajectory feedback and connectionist inverse dynamics feedforward," IEEE 3rd Int. Conf. on Neural Networks (Washington D.C. June, 1989) Vol. 2, pp. 325~337

[6] M. Kawato, Y. Uno, M. Isobe, and R. Suzuki, "Hierarchical neural network model for control voluntary movement with application to robotics," IEEE control systems magazine, pp. 8~16, pp. 8~16, April 1988

[7] Y.S. Luh, M. Walker and P. Paul, "Resolved acceleration control for mechanical manipulators," IEEE trans on automatic control, Vol. AC-25, No. 3, pp. 468~478, June, 1980

[8] S. Dubowsky, D.T. DesForges, "The application of model referenced, adaptive control to robotic manipulator," Journal of Dyn. System. Meas. Control, Vol. 101, pp. 193~200, 1979

[9] Y. Chen, "Replacing a PID controller by a Lag-lead compensator for a robot-A frequency response approach," IEEE trans on Robotics and automation, Vol. 5, No. 2, pp. 174 : 189, April, 1989

[10] P.K. Khosla, T. Kanade, "Real-time implementation and evaluation of computed-torque scheme," IEEE trans on robotics and automation, Vol. 5, No. 2, No. 2, pp. 245~253, April, 1989

[11] K.S. Fu, R.C. Gonzalez and C.S.G. Lee, "Robotics, control, sensing, vision and intelligence," McGRAW-HILL international editions, 1988

[12] 이윤섭, 우광방, "Back-propagation 방법의 수렴속도 및 학습정확도의 개선," 전기학회 논문지, 39권, 8호, pp. 856~867, 8월, 1990

[13] B. Armstrong, O. Knaib and J. Burdic, "The explicit dynamic model and inertial parameters of PUMA 560 arm," IEEE international conference on robotics and automation, 1986