

신경 회로망을 이용한 유압 굴삭기의 일정각 굴삭 제어

A Constant Angle Excavation Control of Excavator's Attachment using Neural Network

서삼준, 서호준*, 박귀태*, 김동식**

*고려대학교 전기공학과 (Tel: 926-6448; Fax: 923-1325; E-mail: ssj@eeserver.korea.ac.kr)

**순천향대학교 제어계측공학과(Tel: (0418)530-1370; E-mail: dongsik@asan.sch.ac.kr)

Abstracts To automate an excavator the control issues resulting from environmental uncertainties must be solved. In particular the interactions between the excavation tool and the excavation environment are dynamic, unstructured and complex. In addition, operating modes of an excavator depend on working conditions, which makes it difficult to derive the exact mathematical model of excavator. Even after the exact mathematical model is established, it is difficult to design of a controller because the system equations are highly nonlinear and the state variable are coupled.

The objective of this study is to design a multi-layer neural network which controls the position of excavator's attachment. In this paper, a dynamic controller has been developed based on an error back-propagation(BP) neural network.

Computer simulation results demonstrate such powerful characteristics of the proposed controller as adaptation to changing environment, robustness to disturbancen and performance improvement with the on-line learning in the position control of excavator attachment..

Keywords Neural Network, Excavator, Attachment, Hydraulic system

1. 서 론

건설 중장비 중 굴삭기는 다기능성과 경제성 등의 장점으로 많이 사용되고 있는 실정이며 앞으로도 사용 비중이 증가할 것으로 예상되며 특히 유압 굴삭기의 경우 건설 중장비 생산액의 60% 이상을 차지할 정도로 비중이 높아 자동화를 위한 연구가 적극 추진되고 있다.[1]

이러한 굴삭기는 작업 조건에 따라 시스템의 구동 특성이 다양하여 그 특성을 정확히 묘사하는 수학적 모델을 세우기 어렵고, 수학적 모델을 세웠다 할지라도 비선형성과 시스템 상태 변수간의 연관성(coupling)이 강하여 이론적 해석을 통한 현대 제어 이론의 적용이 곤란하다. 또한 작업 환경에 따라 외란이 다양하게 변하고, 제어 입력의 영점 좌우의 제어 특성이 상이하여 실제 산업 현장에 많이 사용되고 있는 PID 제어기의 적용에도 어려움이 있다. 반면, 굴삭기는 숙련된 운전자에 의해 수학적 모델과 이론적 해석 없이도 다양한 작업 환경과 비선형적 제어 특성에도 불구하고 훌륭히 제어되고 있다.[2]-[4]

최근에 인간의 학습 기능을 수학적 모델로 표현한 신경 회로망은 비선형 시스템의 특성을 근사화 할 수 있으며 병렬계산 처리가 가능하여 실시간 제어가 가능하고 대규모 병렬성과 학습 능력에 의해 플랜트의 수학적 모델이 필요하지 않으며, 플랜트나 주위 환경이 변화하는 경우에도 학습에 의해 적응할 수 있으며, 학습에 의해 제어 성능이 점점 더 향상되고, 정보의 분산 저장으로 일부 소자가 고장난 경우에도 제어 성능이 크게 나빠지지 않는다는등의 많은 장점을 가지고 있어 여러 분야에 응용되고 있는 실정이다.[5]-[6]

따라서, 논문에서는 수학적 모델이 불필요하고 기존의 제어기보다 성능이 우수한 신경 회로망을 이용하여 고도의 숙련도가 요구되는 굴삭기 작업장치의 일정각 굴삭작업에 적용하여 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 그 유용성을 입증하고자 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서 굴삭기 작업장치의

운동 방정식과 유압 시스템의 동특성식을 모델링하고 3장에서는 고도의 숙련도가 요구되는 일정각 굴삭작업에 신경 회로망을 적용하여 컴퓨터 시뮬레이션을 수행하여 유용성을 입증하였고, 4장에서는 결론 및 추후 연구 과제에 대하여 기술하였다.

2. 시스템 모델링

2.1 굴삭기 작업장치의 운동 방정식

굴삭기의 작업장치는 붐(Boom), 암(Arm), 버킷(Bucket)의 3관절 구조로 구성되어 있으며 유압 실린더에 의해 붐, 암, 버킷의 위치 $\theta_1, \theta_2, \theta_3$ 가 각각 제어된다.

본 논문의 굴삭기 작업장치 모델링에서 굴삭기의 본체는 강체로 보고 관절의 모양과 마찰은 무시하며 굴삭기 전체의 선회(Swing)는 고려하지 않는다고 가정한다. 그림 1에 굴삭기 작업장치의 파라미터들을 표시하였다.

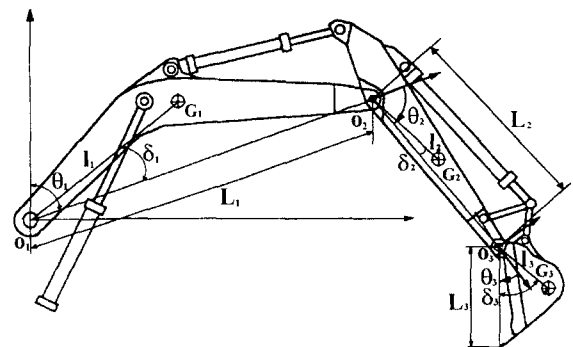


그림 1. 굴삭기 작업장치의 파라미터들
Fig.1. Parameters of excavator's attachment

굴삭기 작업장치의 운동 방정식을 유도하기 위하여 붐, 암, 버킷의 무게중심을 구하고 각각의 미분과 내적을 구하면 시스템 전체의 운동 에너지와 위치 에너지를 구할 수 있다.

LAGRANGE 방정식을 이용하여 굴삭기 작업장치의 운동 방정식을 구하면 식(1)과 같이 나타낼 수 있다.[8]

$$J(\theta)\ddot{\theta} + h(\theta, \dot{\theta}) + g(\theta) = \tau \quad (1)$$

여기서, $J(\theta)$ 는 Inertia 항, $h(\theta, \dot{\theta})$ 는 Coriolis 힘과 원심력에 의한 항, $g(\theta)$ 는 중력항, τ 는 작업장치에 공급되는 토크를 각각 나타낸다.

계산 결과 각각의 항은 다음과 같이 표현된다.

$$J(\theta) = \begin{bmatrix} J_{11} & J_{12} & J_{13} \\ J_{21} & J_{22} & J_{23} \\ J_{31} & J_{32} & J_{33} \end{bmatrix}$$

$$\begin{aligned} J_{11} &= a_1 + 2c_1 + 2c_2 + 2c_3 + 2c_4 \\ J_{12} &= J_{21} = a_2 + c_1 + c_2 + c_3 + 2c_4 \\ J_{13} &= J_{31} = a_3 + c_3 + c_4 \\ J_{22} &= a_2 + 2c_4 \\ J_{23} &= J_{32} = a_3 + c_4 \\ J_{33} &= a_3 \end{aligned}$$

$$c_1 = m_2 L_1 l_2 \cos(\theta_2 - \delta_2)$$

$$c_2 = m_3 L_1 L_2 \cos \theta_2$$

$$c_3 = m_3 L_1 l_3 \cos(\theta_2 + \theta_3 - \delta_3)$$

$$c_4 = m_3 L_2 l_3 \cos(\theta_3 - \delta_3)$$

$$a_1 = a_2 + m_1 l_1^2 + m_2 L_1^2 + m_3 L_1^2 + I_1$$

$$a_2 = a_3 + m_2 l_2^2 + m_3 L_2^2 + I_2$$

$$a_3 = m_3 l_3^2 + I_3$$

$$h(\theta, \dot{\theta}) = [h_1, h_2, h_3]^T \quad g(\theta) = [g_1, g_2, g_3]^T$$

$$h_1 = -(s_1 + s_2 + s_3)(2\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2)\dot{\theta}_2 - (s_3 + s_4)(2\dot{\theta}_1 + 2\dot{\theta}_2 + \dot{\theta}_3)\dot{\theta}_3$$

$$h_2 = (s_1 + s_2 + s_3)\dot{\theta}_1^2 - s_4(2\dot{\theta}_1 + 2\dot{\theta}_2 + \dot{\theta}_3)\dot{\theta}_3$$

$$h_3 = (s_3 + s_4)\dot{\theta}_1^2 + s_4(2\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2)\dot{\theta}_2$$

$$s_1 = m_2 L_1 l_2 \sin(\theta_2 - \delta_2)$$

$$s_2 = m_3 L_1 L_2 \sin \theta_2$$

$$s_3 = m_3 L_1 l_3 \sin(\theta_2 + \theta_3 - \delta_3)$$

$$s_4 = m_3 L_2 l_3 \sin(\theta_3 - \delta_3)$$

$$g_1 = -m_1 l_1 g \sin(\theta_1 - \delta_1) - (m_2 + m_3) L_1 g \sin \theta_1$$

$$-m_2 l_2 g \sin(\theta_1 + \theta_2 - \delta_2) - m_3 L_2 g \sin(\theta_1 + \theta_2)$$

$$-m_3 l_3 g \sin(\theta_1 + \theta_2 + \theta_3 - \delta_3)$$

$$g_2 = -m_2 l_2 g \sin(\theta_1 + \theta_2 - \delta_2) - m_3 L_2 g \sin(\theta_1 + \theta_2)$$

$$-m_3 l_3 g \sin(\theta_1 + \theta_2 + \theta_3 - \delta_3)$$

$$g_3 = -m_3 l_3 g \sin(\theta_1 + \theta_2 + \theta_3 - \delta_3)$$

2.2 유압 시스템 모델링

굴삭기의 유압 시스템은 유압 펌프, 비례 제어 밸브, 주 제어 밸브, 유압 실린더와 보조 밸브류로 구성이 되어 있다. 유압 펌프는 두개의 가변 용량형 피스톤 펌프로서 디젤 엔진에 의해 구동된다. 각각의 펌프는 자기 압력과 상대 압력과 회로로부터의 파일럿 압력에 의해 사판각, 즉 토출 유량이 제어된다. 주 제어 밸브는 방향 제어 밸브로서 붐, 암, 버킷을 각각 제어한다. 주 제어 밸브는 비례 제어 밸브로부터의 파일럿 압력에 의해 스톱의 위치가 제어되고 유로가 형성된다. 유압 실린더는 편로드 복동 실린더로서 2개의 붐 실린더, 1개의 암 실린더와 1개의 버킷 실린더가 사용된다. 그리고, 유압 펌프의 사판각 제어용 파일럿 압력 형성과 유량 합류를 위한 로직 밸브, 회로 보호를 위한 릴리프 밸브, 유량의 역류 방지를 위한 체크 밸브 등의 보조 밸브류가 사용된다.

유압 시스템의 모델링에 있어서 다음과 같은 가정을 하였다.

- (1) 공동현상(cavitation)은 발생하지 않는다.
- (2) 유압유의 밀도와 온도는 일정하다.
- (3) 귀환 압력(return pressure)은 대기압과 같다.

2.2.1 비례 제어 밸브

비례 제어 밸브는 제어 전류에 상응한 압력을 출력하여 주 제어 밸브의 스톱 변위를 변화시키는 역할을 한다. 비례 제어 밸브의 수학적 모델은 구성 부품의 동적 모델링을 통하여 기술될 수 있으나 실제 시스템에서는 보통 구성 부품의 제원이 잘 알려져 있지 않으므로 근사적으로 특성 곡선을 사용함으로써 모델을 단순화시킬 수 있다. 본 연구에서는 제어 전류로부터 주 제어 밸브의 스톱 변위까지를 시상수 τ 의 1차 지연 요소로 아래와 같이 모델링 하였다.

$$\frac{X}{I} = \frac{K_c}{\tau s + 1} \quad (2)$$

여기서,

I : 제어 전류(mA)

X : 주 제어 밸브의 스톱 변위

τ : 시정수(0.03sec)

Kc : 비례 이득

2.2.2 주 제어 밸브

주 제어 밸브는 중립 위치(neutral position)에서 바이패스(bypass)회로를 갖는 3 위치 4 유로(three position four way) 방향 제어 밸브가 사용된다. 방향 제어 밸브의 유량 배분은 스톱 변위(spools displacement)에 따른 개구 면적(opening area) 특성에 좌우되며 굴삭기의 특성에 맞게 비선형적으로 구성되어 있다.

비선형 개구 면적 특성은 부하의 자중에 의한 자유 낙하와 공동현상(cavitation)의 방지 및 작동기들의 동시 조작시 적절한 유량 배분을 위하여 작동기들의 부하 특성으로부터 결정된다. 이러한 의도적인 비선형성은 사람이 제어할 경우 좋은 성능을 보일 수 있으나 일반적인 제어기에 의한 제어의 경우 비선형성을 모두 고려할 수 없으므로 제어에 어려움이 따른다.

따라서, 본 연구에서는 이론적 해석의 편리성을 위하여 주 제어 밸브의 개구 면적은 비례 제어 밸브의 스톱 변위에 비례한다고 가정하기로 한다.

2.2.3 제어 밸브와 유압 실린더의 모델링

작업장치를 구동하는 유압 시스템은 그림 2에 나타난 것과 같이 유압 펌프, 주 제어 밸브, 유압 실린더와 보조 밸브류로 구성되어 있다. 유압 펌프는 가변 용량형 피스톤 펌프로서 디젤 엔진에 의해 구동되고 주 제어 밸브는 방향 제어 밸브로서 붐, 암, 버킷을 각각 제어한다.

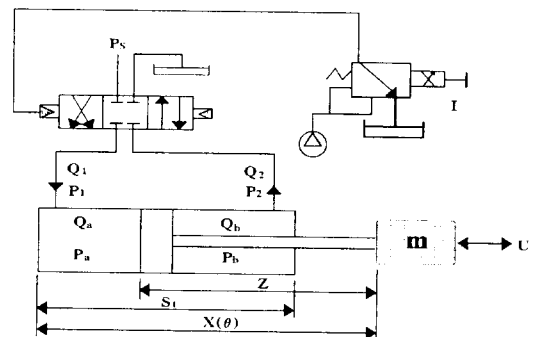


그림 2. 굴삭기의 유압 회로
Fig.2. Hydraulic circuit of excavator

굴삭기 작업장치에 공급되는 토크 방정식은 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\tau_i = G_i(\theta_i) [r_i A_i P_m - A_i P_n - D H_i(\theta_i) \dot{\theta}_i] \quad i = 1, 2, 3 \quad (3)$$

여기서,

$G_i(\theta_i)$: 유압 실린더에서 발생한 힘에서 관절 토크로의 Link gain

$H_i(\theta_i)$: 관절의 각속도에서 유압 실린더의 속도에서의 Link gain

P_{ia} : 고압측의 유압

P_{ib} : 저압측의 유압

A_i : 유압 실린더의 Load측 단면적

$r_i A_i$: 유압 실린더의 Bottom측 단면적

D_i : 유압 실린더의 마찰계수

$D_i H_i(\theta_i) \dot{\theta}_i$: 각 유압 실린더의 마찰력

유압 실린더의 압력·유량 특성으로부터 다음과 같은 관계식을 얻을 수 있다. 여기서는 봄의 경우에만 고려하기로 한다. 압과 버켓의 경우에도 비슷한 방법으로 구할 수 있다.

1) 봄 팽창의 경우

$$Q_a = K_f X \sqrt{P_s - P_a} = r_1 A_1 \dot{x}(\theta) + \beta V_a \frac{dP_a}{dt} - \alpha (P_a - P_b) \quad (4)$$

$$Q_b = K_f X \sqrt{P_b} = A_1 \dot{x}(\theta) - \beta V_b \frac{dP_b}{dt} - \alpha (P_a - P_b) \quad (5)$$

2) 봄 수축의 경우

$$Q_a = K_f X \sqrt{P_a} = r_1 A_1 \dot{x}(\theta) - \beta V_a \frac{dP_a}{dt} - \alpha (P_a - P_b) \quad (6)$$

$$Q_b = K_f X \sqrt{P_s - P_b} = A_1 \dot{x}(\theta) + \beta V_b \frac{dP_b}{dt} - \alpha (P_b - P_a) \quad (7)$$

여기서,

α : 유압유의 누출 정수

β : 유압유의 압축률

V_a, V_b : 유압 실린더의 유의 체적

또한, 유압 실린더의 체적은 다음과 같이 각각 구할 수 있다.

$$V_{ai}(\theta_i) = r_i A_i [x_i(\theta_i) - z_i] \quad (i=1,2,3) \quad (8)$$

$$V_{bi}(\theta_i) = A_i [S_i + z_i - x_i(\theta_i)] \quad (i=1,2,3) \quad (9)$$

여기서,

$x_i(\theta_i)$: 유압 실린더의 길이

S_i : 유압 실린더의 스트로크 길이

z_i : 유압 피스톤 길이

V_{ai} : 유압 실린더의 Bottom측 유의 체적

V_{bi} : 유압 실린더의 Load측 유의 체적

3. 신경 회로망을 이용한 일정각 굴삭 제어

3.1 제어기의 기본 구조

그림 3에 신경 회로망을 이용한 굴삭기의 위치 제어기의 전체 블록선도를 나타내었다. S_o 는 측정된 굴삭기의 위치와 속도 신호이고, S_d 는 원하는 궤적의 위치와 속도 신호이다.

신경 회로망은 전방향 제어기로 동작하도록 학습되며 고정 이득을 갖는 PD 제어기는 보조 제어기로 작동된다. 일반적으로, 전방향 제어기는 위치와 속도 그리고 가속도로 구성된 원하는 상태의 값을 입력으로 하여 역 다이내믹스로 부터 필요한 토크를 얻지만 본 논문에서는 다층 신경 회로망을 사용해서 임의의 입출력 사이의 비선형 함수 관계를 모델링 함으로 해서 필요한 유량을 발생시킨다. 신경 회로망은 입력층과 두개의 은닉층, 출력층으로 구성된 3층 구조를 가진다.

2장에서 유도된 굴삭기의 운동 방정식에 나타난 것과 같이 유량은 위치, 속도, 가속도와 비선형 함수 관계이다. 따라서, 신경 회로망의 임의의 함수를 모델링하는 특성을 이용하여 굴삭기의 역동력학식을 모델링하면 임의의 상태에 있는 굴삭기를 다른 상

태로 이동하는데 필요한 유량을 발생시킬 수 있다. 굴삭기의 역역학식을 전혀 모른다고 가정하여 신경 회로망은 초기에 임의의 작은 연결강도를 가지고 학습이 진행됨에 따라 PD 보조 제어기의 오차 출력을 감소하는 방향으로 연결강도를 변화시켜 학습 초기에는 굴삭기 제어에 필요한 대부분의 유량은 고정 이득을 갖는 보조 제어기에 의하여 공급되며 학습이 진행됨에 따라 대부분의 유량이 신경 회로망에 의해 공급되어 보조 제어기는 매우 적은 오차에 대한 보상만을 한다.

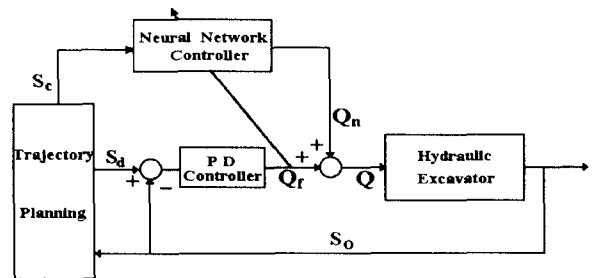


그림 3. 신경 회로망을 이용한 제어기의 블록선도
Fig.3. Block diagram of neural network controller

여기서,

$S_o(t)$: 측정된 관절 위치 (θ_o)와 속도 ($\dot{\theta}_o$)

$S_d(t)$: 원하는 관절 위치 (θ_d)와 속도 ($\dot{\theta}_d$)

$S_c(t)$: 신경 회로망의 입력

Q_f : PD 보조 제어기의 출력

Q_n : 신경 회로망의 출력

Q : 굴삭기의 제어 입력 이다.

3.2 Trajectory Planning

궤적 계획 부분에서는 원하는 관절 궤적(4-3-4 Trajectory Planning)을 발생시켜 PD 제어기에 인가하고 측정된 굴삭기 작업장치의 위치와 속도를 이용하여 신경 회로망의 입력 신호를 발생하는 역할을 담당한다. 또한, 신경 회로망의 입력을 다음과 같이 인가한다.

$$S_c = (\theta_c, \dot{\theta}_c, \ddot{\theta}_c) \quad (10)$$

$$\begin{aligned} \theta_c(t + \Delta t) &= \theta_o(t) \\ \dot{\theta}_c(t + \Delta t) &= \dot{\theta}_o(t) \\ \ddot{\theta}_c(t + \Delta t) &= \ddot{\theta}_d(t) \end{aligned} \quad (11)$$

3.3 학습 알고리즘

제어시 필요한 입력의 영역을 모르는 경우에 출력단 PE의 활성화 함수를 임의의 기울기를 갖는 선형 함수를 사용함으로써 적당한 활성화 영역을 선정할 수 있고, 이에 따라 PE사이의 연결강도의 조종이 용이하여지기 때문에 출력단의 활성화 함수로 선형함수를 사용하였고 그외의 층에서는 단조 증가하며 미분 가능한 sigmoid 함수를 사용하였다.

PD 보조 제어기의 출력과 신경 회로망의 출력은 각각 식 (12)와 식 (13)과 같다.

$$Q_f = K_p(\theta_d - \theta_o) + K_v(\dot{\theta}_d - \dot{\theta}_o) \quad (12)$$

$$o_k = slope \cdot net_k + bias \quad (13)$$

출력층과 은닉층에서의 연결강도의 변화량을 구하면 다음과 같은 식으로 유도된다.

$$\Delta w_{kj} = \eta \cdot slope \cdot (K_p(\theta_{dk} - \theta_{ok}) + K_v(\dot{\theta}_{dk} - \dot{\theta}_{ok})) \cdot o_j \quad (14)$$

$$\Delta w_{ji} = \eta \cdot f'(net_j) \cdot (K_p(\theta_{dk} - \theta_{ok}) + K_v(\dot{\theta}_{dk} - \dot{\theta}_{ok})) \cdot o_i \quad (15)$$

위에서 구한 연결강도 변화량은 PD 보조 제어기의 출력이 0이 되도록 학습된다. 그러므로 학습 초기에는 제어 입력의 대부분이 보조 제어기에 의해 인가되고 학습이 진행됨에 따라 신경 회로망에 의해 대부분의 입력이 발생되어 보조 제어기는 매우 작은 오차에 대한 보상만을 한다.

4. 컴퓨터 시뮬레이션

제안한 신경 회로망 제어기를 이용하여 굴삭기 작업장치의 일정한 굴삭작업에 적용하여 컴퓨터 시뮬레이션을 수행하였다. 시뮬레이션에 사용된 굴삭기의 파라미터는 아래와 같다.

$L_1=564\text{cm}, L_2=303\text{cm}, L_3=129\text{cm}$
 $m_1=1,260\text{kg}, m_2=638\text{kg}, m_3=562\text{kg}$
 $I_1=3.10 \times 108\text{kg} \cdot \text{cm}^2, I_2=2.06 \times 107\text{kg} \cdot \text{cm}^2, I_3=6.75 \times 106\text{kg} \cdot \text{cm}^2$
 $l_1=309\text{cm}, l_2=89\text{cm}, l_3=72\text{cm}$
 $\delta_1=10.8^\circ, \delta_2=16.4^\circ, \delta_3=30.0^\circ$
 $St_1=132\text{cm}, St_2=160\text{cm}, St_3=93\text{cm}$
 $z_1=193\text{cm}, z_2=222\text{cm}, z_3=154\text{cm}$
 $A_1=138\text{cm}^2, A_2=75\text{cm}^2, A_3=83\text{cm}^2$
 $r_1A_1=266\text{cm}^2, r_2A_2=154\text{cm}^2, r_3A_3=138\text{cm}^2$
 $P_0=91\text{N/cm}^2, \beta=6.0 \times 10^{-6}\text{cm}^2/\text{N}$
 $D_1=D_2=D_3=33\text{N} \cdot \text{s/cm} \quad \alpha=5.0 \times 10^{-2}\text{cm}^3/\text{N} \cdot \text{s}$

사용된 신경 회로망의 구조는 입력층 유닛 9개, 첫번째 중간층 20개, 두번째 중간층 10개, 출력층 3개로 구성하였으며 신경 회로망 학습시 사용된 파라미터는 표 4.1에 도시하였다.

표 4.1 컴퓨터 시뮬레이션에 사용된 파라미터들
Table 4.1 Used parameters in computer simulation

파라미터	값	파라미터	값
학습율	0.88	K_p	100
모멘트 항	0.7	K_v	10
slope	0.006		
bias	0.5		

작업 경사각은 30° , 굴삭 길이 4m, 굴삭 시간 12sec, 샘플링 시간은 0.02sec로 선정하고 붐, 암, 버켓의 초기 위치는 $\theta_1=55^\circ, \theta_2=45^\circ, \theta_3=50^\circ$ 로 하고 지면 저항력은 $d_1=1000\sin(t), d_2=4000\cos(t)$ 로 하여 시뮬레이션을 수행하였다.

그림 4.1, 4.2는 PD 보조 제어기만으로 제어했을 경우 붐, 암의 응답을 나타내고 그림 4.3, 4.4는 한번 학습한 신경 회로망의 응답을 나타내었다. PD 보조 제어기만으로 제어했을 경우 보다 학습을 통해 오차가 어느 정도 줄어줄 것을 알 수 있다.

그림 4.5, 4.6은 10번 학습후의 신경 회로망의 응답을 나타내었다. 처음 학습한 경우 보다 학습을 통하여 원하는 궤적에 접근함을 알 수 있다.

그림 4.7, 4.8은 1회 학습시와 10회 학습시의 신경 회로망과 PD 제어기의 입력을 비교하였다. 시간이 경과함에 따라 신경 회로망은 귀환 오차가 감소하는 방향으로 학습하여 제어에 필요한 대부분의 유량을 발생시킨다. 따라서, 이 귀환 오차의 감소를 통

해 신경 회로망이 굴삭기의 동특성식을 잘 학습하고 있음을 알 수 있다. 그림 4.9는 학습 횟수에 따른 궤적의 RMS 오차를 보여준다. 학습 횟수가 증가함에 따라 RMS 오차가 점점 감소하여 어느 영역에 도달하면 포화되는 양상을 보인다.

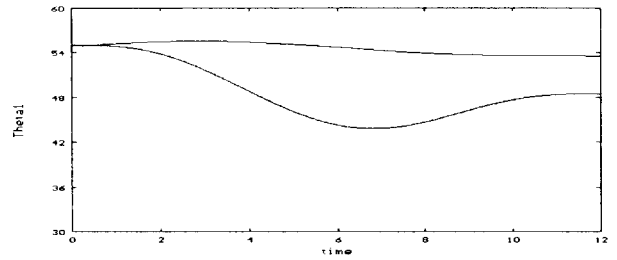


그림 4.1 붐의 궤적(PD 제어기)
Fig. 4.1 Trajectory of boom(PD controller)

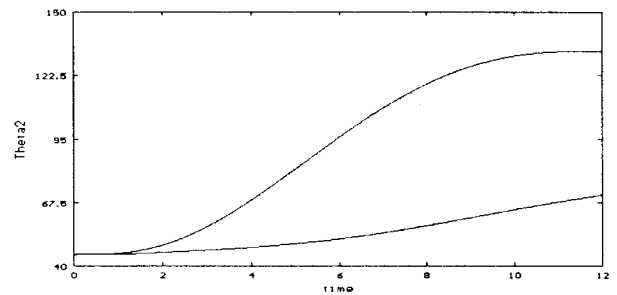


그림 4.2 암의 궤적(PD 제어기)
Fig. 4.2 Trajectory of arm(PD controller)

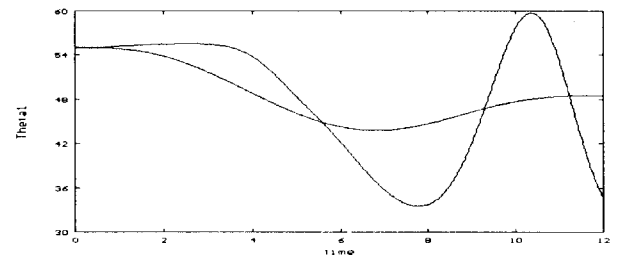


그림 4.3 붐의 궤적(1회 학습후 신경 회로망 제어기)
Fig. 4.3 Trajectory of boom(NN after first learning)

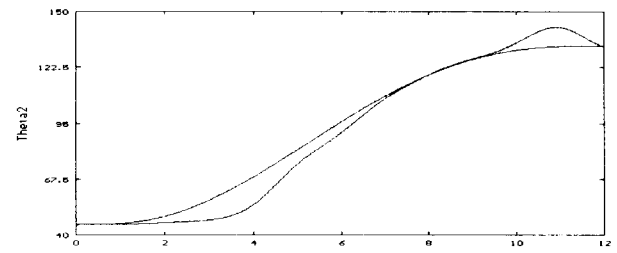


그림 4.4 암의 궤적(1회 학습후 신경 회로망 제어기)
Fig. 4.4 Trajectory of arm(NN after first learning)

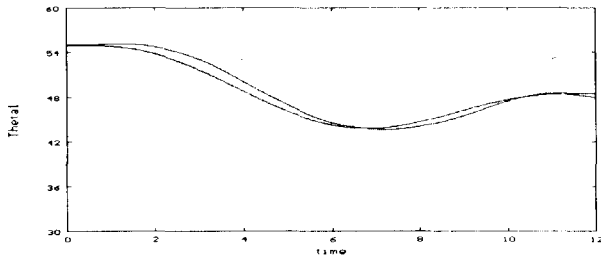


그림 4.5 붐의 궤적(10회 학습후 신경 회로망 제어기)
Fig. 4.5 Trajectory of boom(NN after 10th learning)

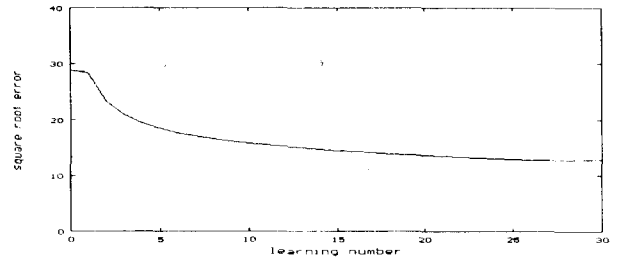


그림 4.9 학습 횟수에 따른 RMS 오차
Fig. 4.9 RMS error by learning number

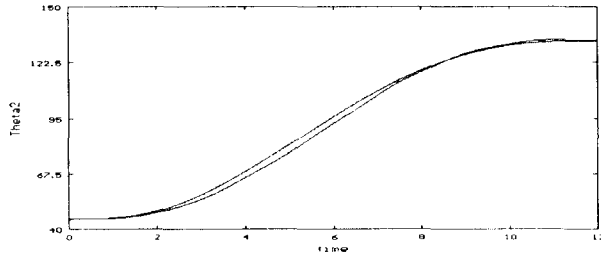


그림 4.6 암의 궤적(10회 학습후 신경 회로망 제어기)
Fig. 4.6 Trajectory of arm(NN after 10th learning)

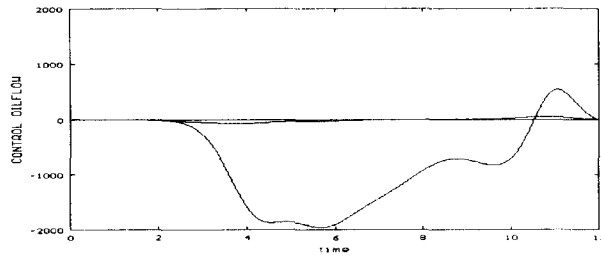


그림 4.7 제어 입력의 비교(1회 학습)
Fig. 4.7 Comparison of control input(first learning)

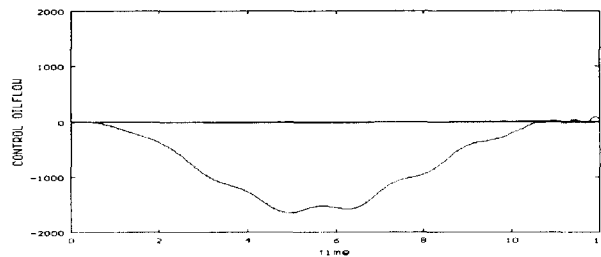


그림 4.8 제어 입력의 비교(10회 학습)
Fig. 4.8 Comparison of control input(10th learning)

5. 결 론

본 논문에서 굴삭기의 작업장치의 위치를 제어하기 위해 오차 역전파 학습 알고리즘에 근거한 다층 신경 회로망을 구성하였다. 신경 회로망은 임의의 비선형 사상을 모델할 수 있기 때문에 전방향 입력 발생기로 사용하였다. 또한, 시스템의 동특성을 학습하기 위한 전방향 신경 회로망과 병렬로 PD 궤환 제어기를 사용되었다. 신경 회로망은 PD 궤환 오차와 굴삭기의 현재 상태에 의해 학습되어진다. 전방향 제어기로서 신경 회로망이 사용되기 때문에 시스템의 동특성에 대한 사전 지식이 필요없고 온라인으로 학습되어진다.

굴삭기 작업 장치의 일정각 굴삭 작업 제어에 대한 컴퓨터 시뮬레이션 결과들이 변화하는 작업환경에 대한 적응 능력, 외란에 대한 강인성, 온라인 학습에 의한 성능 개선 등의 우수성을 입증되었다.

추후 연구 과제로는 제안된 신경 회로망 제어기를 실제 굴삭기 제어에 적용하여 타당성을 검증하는 것이다.

참고 문헌

- [1] J. Chiba, "토목건설기계의 자동제어", 계측과 제어, 제21권, 제8호, 1982
- [2] "Telerobotic excavator operates in hazardous environments", Hydraulics & Pneumatics, pp33-34, 1991
- [3] H. Nakamura & Matsuzaki, "Automation in construction machinery", Hitachi 평론, Vol. 57, No. 3, 1975
- [4] N. Kimura, H. Araya, M. Kakuzer, "Automatic control system for hydraulic excavator", kobe steel engineering reports, Vol. 37, No. 2, 1987
- [5] Paul J.A. Lever, Fei-Yue Wang and Deqian Chen, "A fuzzy control system for an automated mining excavator", Proceedings IEEE Robotics and Automation, pp.3284-3289, 1994
- [6] T. Terano et al, "Fuzzy control bulldozer", ENGINEERING, IFSA(Brussels), pp.219-222, 1991
- [7] 이 시천, 이 교일, "퍼지제어를 이용한 굴삭기 작업장치 위치제어에 관한 연구", 한국자동제어학회논문집, pp.1183-1187
- [8] B. Kosko, "Neural Networks and Fuzzy Systems", Prentice-Hall, 1992
- [9] M.Jamshidi, N.Vadiee and T.Ross, "Fuzzy Logic and Control", Prentice-Hall, 1993
- [10] M. Gupta and H. Rao, "Neuro-Control Systems". IEEE press, 1994
- [11] T. Morita, Y. Sakawa, "Modeling and control of a power shovel", 계측자동제어학회논문집, Vol. 22, No. 1, 1986