

다층 신경 회로망을 이용한 굴삭기의 위치 제어

서삼준*, 권대익*, 서호준*, 박기태*, 김동식**

*고려대학교 전기공학과 **순천향대학교 제어계측공학과

The Position Control of Excavator's Attachment using Multi-layer Neural Network

Sam-Joon Seo*, Dai-Ik Kwon*, Ho-Joon Seo*, Gwi-Tae Park*, Dong-Sik Kim**

*Dept. of Electrical Eng., Korea University

**Dept. of Instrumentation Eng., Soonchunhyang University

Abstract -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. Since the neural network can model an arbitrary nonlinear mapping, it was used as a commanded feedforward input generator. A PD feedback controller is used in parallel with the feedforward neural network to train the system. The neural network was trained by the current state of the excavator as well as the PD feedback error. By using the BP network as a feedforward controller, no a priori knowledge on system dynamics is need. Computer simulation results demonstrate such powerful characteristics of the proposed controller as adaptation to changing environment, robustness to disturbances and performance improvement with the on-line learning in the position control of excavator attachment..

1. 서 론

건설 중장비는 공사가 대형화되고 공기 단축, 원가 절감 및 품질 향상의 필요에 따라 그 중요도가 증가되고 있으며, 인간의 힘에 의한 시공이 불가능하거나 위험한 작업을 할 경우 그 역할이 더욱 중요시 되고 있다.

기계 자체가 움직이면서 작업하는 건설 중장비는 작업 환경이나 조건, 대상물이 상당히 변화하기 때문에 각 동작의 최적 조건인 조작은 속련된 전문가의 직감과 경험에 의존할 수밖에 없다. 그러나, 건설 중장비의 기술자 부족은 심각하여 건설 현장에서 쉽게 볼 수 있는 유압 파워 쇼ベル은 대강 조작할 수 있는데 3~5년 걸리는 것으로 속도도가 요구되며, 다른 건설 중장비도 비슷한 상황이다. 또한, 건설 중장비는 작업 환경이 열악하고, 사용 조건이 가혹하고, 현장 조건이 다양하여 장비가 가동되는 현장은 위험도가 높은 장소가 많아 기계의 전략, 전도, 충돌에 의한 인명 사고와 기계의 이상에 의한 재해의 발생 빈도가 높은 실정이다.

따라서, 미묘한 조작을 직감과 경험에 의존하지 않고 조작이 간편하여 초심자도 쉽게 조작할 수 있고, 단순 반복 작업과 복합 작업을 자동화시켜 사람의 조작량을 경감할 수 있는 건설 중장비의 자동화에 관한 연구가 적극적으로 추진되고 있는 실정이다.[1]~[4]

건설 중장비 중 굴삭기는 인간의 팔과 유사한 구조를 가지고 있으며 다기능성과 경제성등의 장점으로 많이 사용되고 있는 실정이며 앞으로도 사용 비중이 증가할 것으로 예상된다.

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. 따라서, 수학적 모델의 이론적 해석을 이용하기 보다 운전 특성과 성능 시험을 통한 제어기의 설계와 다양한 작업 환경에 대해서도 견실한 제어 성능을 보장하는 제어기가 요구되고 있다.

최근에 수학적 모델이 불필요하고 숙련자의 복잡한 작업 지식을 표현할 수 있는 능력이 있으며 언어적 제어 규칙만으로 기존의 제어기보다 성능이 우수한 퍼지 제어 기법을 굴삭기의 작업 장치 위치 제어에 적용한 연구들이 발표되고 있다.[5]~[7] 그러나, 이러한 퍼지 제어 기법은 제어 규칙 설계에 많은 시간이 필요할 뿐만 아니라 좋은 성능을 가지는 제어기를 설계하기 위해서는 멤버쉽 함수, 퍼지 집합의 수, 입출력 이득의 선정에 많은 어려움이 따르는 단점을 가지고 있다.[8][9]

인간의 학습 기능을 수학적인 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 않는다는 등의 많은 장점을 가지고 있어 여러 분야에 응용되고 있는 실정이다.[10]

따라서, 본 논문에서는 굴삭기 작업장치의 위치 제어에 적합한 신경 회로망 제어기를 구성하고 온라인 학습 알고리즘을 제안하고자 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 굴삭기 시스템을 모델링 하기 위해 LAGRANGE 운동 방정식을 이용하여 굴삭기 작업장치의 동특성식을 유도하고 유량을 입력으로 하는 공급 토크 방정식을 유도한다. 3장에서는 제안한 신경 회로망 제어기의 구조와 학습 알고리즘에 대해서 설명하고 4장에서는 일정각 굴삭 작업에 제안한 제어기를 적용하여 컴퓨터 시뮬레이션을 수행하였고 5장에서는 결론을 실었다.

2. 시스템 모델링

2.1 굴삭기 작업장치의 운동 방정식

굴삭기의 작업장치는 봄(Boom), 암(Arm), 버켓(Bucket)의 3관절 구조로 구성되어 있으며 유압 실린더에 의해 봄, 암, 버켓의 위치 $\theta_1, \theta_2, \theta_3$ 가 각각 제어된다. 그림 1에 굴삭기의 전체 관절의 모양과 무게 중심을 나타내었다. 여기서, G_i 는 봄($i=1$), 암($i=2$), 버켓($i=3$)의 무게 중심이다. 본 논문의 모델링에서 굴삭기의 본체는 강체로 보고 관절의 모양과 마찰은 무시하며 굴삭기 전체의 선형(Swing)은 고려하지 않는다고 가정한다.

여기서,

$L_i =$ 길이

$m_i =$ 질량

$I_i =$ 중심의 관성모멘트

$O_i = I_i / G_i$ 의 길이

$\delta_i =$ 회전 중심을 연결한 축으로부터 중심의 이동각

이다.

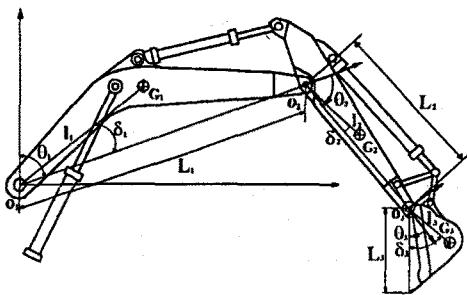


그림 1. 굴삭기 작업장치의 파라미터들
Fig. 1. Parameters of excavator's attachment

먼저, 굴삭기 작업 장치의 동특성식을 구하기 위해서, O-X_{OX}방향의 단위 벡터를 i_i ($i=1,2,3$), OG방향의 단위 벡터를 i'_i ($i=1,2,3$)로 하고, $i_i \cdot i'_i$ 에 수직한 벡터를 j_i , j'_i 로 정의하면 봄, 암, 버켓의 무게 중심 위치 n_i 는 아래와 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} r_1 &= l_1 i'_1 \\ r_2 &= L_1 i_1 + l_2 i'_2 \\ r_3 &= L_1 i_1 + L_2 i_2 + l_3 i'_3 \end{aligned} \quad (21)$$

식 (21)에서 무게 중심 위치 n_i 의 미분과 대입하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \dot{r}_1 &= l_1 \dot{\theta}_1 j_1' \\ \dot{r}_2 &= L_1 \dot{\theta}_1 j_1 + l_2 (\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2) j_2' \\ \dot{r}_3 &= L_1 \dot{\theta}_1 j_1 + L_2 (\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2) j_2 + l_3 (\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2 + \dot{\theta}_3) j_3' \end{aligned} \quad (22)$$

$$\begin{aligned} \dot{r}_1 \cdot \dot{r}_1 &= l_1^2 \dot{\theta}_1^2 \\ \dot{r}_2 \cdot \dot{r}_2 &= L_1^2 \dot{\theta}_1^2 + l_2^2 (\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2)^2 \\ &\quad + 2L_1 l_2 \dot{\theta}_1 (\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2) \cos(\theta_2 - \delta_2) \\ \dot{r}_3 \cdot \dot{r}_3 &= L_1^2 \dot{\theta}_1^2 + L_2^2 (\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2)^2 \\ &\quad + l_3^2 + 2L_1 L_2 \dot{\theta}_1 (\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2) \cos \theta_2 \\ &\quad + 2L_1 l_3 \dot{\theta}_1 (\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2 + \dot{\theta}_3) \cos(\theta_2 + \theta_3 - \delta_3) \\ &\quad + 2L_2 l_3 (\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2) (\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2 + \dot{\theta}_3) \cos(\theta_3 - \delta_3) \end{aligned} \quad (23)$$

따라서, 시스템의 전체 운동 에너지는 다음과 같다.

$$T = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^3 m_i \dot{r}_i \cdot \dot{r}_i + \frac{1}{2} I_1 \dot{\theta}_1^2 + \frac{1}{2} I_2 (\dot{\theta}_1^2 + \dot{\theta}_2^2) + \frac{1}{2} I_3 (\dot{\theta}_1^2 + \dot{\theta}_2^2 + \dot{\theta}_3^2) \quad (24)$$

$$T = \frac{1}{2} \theta^T J(\theta) \dot{\theta} \quad (25)$$

여기서, Inertia 항은 다음과 같이 표현된다.

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

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

$$\begin{aligned} a_1 &= a_2 + m_1 l_1^2 + m_2 L_1^2 + m_3 L_1^2 + I_1 \\ a_2 &= a_3 + m_2 l_2^2 + m_3 L_2^2 + I_2 \\ a_3 &= m_3 l_3^2 + I_3 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} c_1 &= m_2 L_1 l_2 \cos(\theta_2 - \delta_2) \\ c_2 &= m_3 L_1 L_2 \cos \theta_2 \\ c_3 &= m_3 L_1 l_3 \cos(\theta_2 + \theta_3 - \delta_3) \\ c_4 &= m_3 L_2 l_3 \cos(\theta_3 - \delta_3) \end{aligned}$$

또, 시스템의 전체 위치 에너지는 다음과 같이 구할 수 있다

$$V = m_1 l_1 g \cos(\theta_1 - \delta_1) + (m_2 + m_3) L_1 g \cos \theta_1 + m_2 l_2 g \cos(\theta_1 + \theta_2 - \delta_2) + m_3 L_2 g \cos(\theta_1 + \theta_2 + \theta_3 - \delta_3) \quad (26)$$

공급되는 토크를 $\tau = [\tau_1 \ \tau_2 \ \tau_3]^T$ 라 하면 LAGRANGE 운동 방정식은 다음과 같다.

$$\frac{d}{dt} \frac{\partial T}{\partial \dot{\theta}_i} - \frac{\partial T}{\partial \theta_i} + \frac{\partial V}{\partial \theta_i} = \tau \quad (i=1,2,3) \quad (27)$$

(2.1)식과 (2.2)식을 (2.3)식에 대입하면 다음과 같이 된다.

$$J(\theta) \ddot{\theta} + h(\theta, \dot{\theta}) + g(\theta) = \tau \quad (28)$$

여기서, $h(\theta, \dot{\theta})$ 는 Coriolis 力과 원심력에 의한 항, $g(\theta)$ 는 중력항을 나타낸다.

계산 결과 각각의 항은 다음과 같이 표현된다.

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

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

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

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

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

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

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

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

$$g_1 = -m_1 l_1 g \sin(\theta_1 - \delta_1) - (m_2 + m_3) L_1 g \sin \theta_1 - m_2 l_2 g \sin(\theta_1 + \theta_2 - \delta_2) - m_3 L_2 g \sin(\theta_1 + \theta_2) - m_3 L_2 g \sin(\theta_1 + \theta_2 + \theta_3 - \delta_3)$$

$$g_2 = -m_2 l_2 g \sin(\theta_1 + \theta_2 - \delta_2) - m_3 L_2 g \sin(\theta_1 + \theta_2) - m_3 L_2 g \sin(\theta_1 + \theta_2 + \theta_3 - \delta_3)$$

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

2.2 공급 토크 방정식

작업장치를 구동하는 유압 시스템은 그림 2에 나타낸 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 봄, 암, 버켓을 각각 제어한다. V_n 은 유압 펌프에 연결된 릴리프 밸브이고 저압측에 공급하는 유량의 압력을 일정하게 유지한다. 또한, 실린더의 저압측은 주 제어 밸브 V_c 에 의해 릴리프 밸브 V_n 에 연결되어 저압측 유량을 일정하게 유지하는 역할을 한다. 유압 실린더 1은 봄을 지지하기 위해 아래측이 고압측이 되고 유압 실린더 2은 암 또는 버켓의 중력을 견디기 위해 부하측이 고압측이 되어 있다.

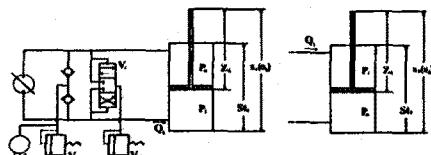


그림 2. 굴삭기의 유압 회로
Fig. 2. Hydraulic circuit of excavator

실제 굴삭기에서는 일가련 진동에 의해 비례 제어 밸브의 스플 위치가 제어되고 다시 이에 따라 주 제어 밸브의 스플 위치가 제어되고 형성된 유로에 의해 유압 실린더가 제어되는 구조로 되어 있으나 본 논문에서는 비례 제어 밸브는 1차 지연 동특성 방정식으로 모델링 될 수 있고 기계적 시정수에 의해 시간 지연이 적으므로 주 제어 밸브의 유량을 제어 입력으로 하여 공급 토크 방정식을 유도한다.

$$G_i(\theta_i) = \begin{cases} G_i(\theta_i)[r_i A_i P_i - A_i P_0 - D_i H_i(\theta_i) \dot{\theta}_i] & (i=1) \\ G_i(\theta_i)[r_i A_i P_0 - A_i P_i - D_i H_i(\theta_i) \dot{\theta}_i] & (i=2,3) \end{cases} \quad (2.9)$$

여기서, $D_i H_i(\theta_i) \dot{\theta}_i$ 는 각 실린더의 마찰력이고 봄, 암, 버켓의 link gain은 다음과 같다.[11]

$$G_1(\theta_1) = \frac{r_1}{F_1} = -\frac{l_{11}l_{12}\sin(\pi - \theta_1 + \delta_{11} - \delta_{12})}{x_1(\theta_1)} \quad (2.10)$$

$$H_1(\theta_1) = \frac{\dot{x}_1(\theta_1)}{\dot{\theta}_1} = -\frac{l_{11}l_{12}\sin(\pi - \theta_1 + \delta_{11} - \delta_{12})}{x_1(\theta_1)} \quad (2.11)$$

$$G_2(\theta_2) = H_2(\theta_2) = -\frac{l_{21}l_{22}\sin(\pi + \theta_2 - \delta_{21} - \delta_{22})}{x_2(\theta_2)} \quad (2.12)$$

$$H_3(\theta_3) = -\frac{l_{31}l_{32}\sin\psi_1}{2x_3(\theta_3)}(1 + \frac{l_{34}\cos\psi_3}{l_{32}\cos\psi_4}) \quad (2.13)$$

$$G_3(\theta_3) = x_3(\theta_3)\sin(\psi_4 + \psi_5) \quad (2.14)$$

$$\tau_3 = x_3(\theta_3)F_3\sin(\psi_4 + \psi_5) \quad (2.15)$$

$$x_3^2(\theta_3) = l_{32}^2 + l_{34}^2 - 2l_{32}l_{34}\cos(\psi_1 + \delta_{31}) \quad (2.16)$$

또한, 각 유압 실린더의 압력·유량 특성으로부터 다음과 같은 관계식을 얻을 수 있다.

$$\beta V_i(\theta_i) \dot{P}_i = Q_i - \alpha(P_i - P_0) - r_i A_i H_i(\theta_i) \dot{\theta}_i \quad (i=1) \quad (2.17)$$

$$\beta V_i(\theta_i) \dot{P}_i = Q_i - \alpha(P_i - P_0) + A_i H_i(\theta_i) \dot{\theta}_i \quad (i=2,3) \quad (2.17)$$

식(2.17)의 두번째 항은 고압측으로부터 저압측으로의 유의 누출을 나타내는 항이고, 유압 실린더의 고압측 유의 채적은 다음과 같다.

$$V_i(\theta_i) = \begin{cases} r_i A_i [x_i(\theta_i) - z_i] & (i=1) \\ A_i [S_i + z_i - x_i(\theta_i)] & (i=2,3) \end{cases} \quad (2.18)$$

위의 식들에서 사용된 기호는 다음과 같다.

$x_i(\theta_i)$ =유압 실린더의 길이

S_i =유압 실린더의 스트로크 길이

z_i =유압 피스톤 길이

A_i =유압 실린더의 Load축 단면적

$r_i A_i$ =유압 실린더의 Bottom축 단면적

P_i =고압측의 유압

P_0 =저압측의 유압

Q_i =펌프 토큐 유량

$G_i(\theta_i)$ =힘 F_i 에서 관절 Torque τ_i 로의 Link gain

$H_i(\theta_i) = \dot{\theta}_i$ 에서 유압 실린더의 속도 $\dot{x}_i(\theta_i)$ 에의 Link gain

g =중력 가속도

β =유압유의 압축율

D_i =유압 실린더의 마찰계수

α =유압류의 누출 정수

굴삭기의 전체 동특성식을 보면 먼저 인가된 유량에 의해 (2.18)식에 따라 입력이 변화되고, 변화된 압력을 link gain에 의해 공급 토큐로 변환되고 이 토큐에 의해 굴삭기 작업장치의 위치가 변화하게 된다.

3. 신경회로망을 이용한 굴삭기의 위치 제어

3.1 제어기의 기본 구조

그림 4에 신경 회로망을 이용한 굴삭기의 위치 제어기의 전체 블록 선도를 나타내었다. So는 측정된 굴삭기의 위치와 속도 신호이고, Si는 원하는 궤적 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 다이나믹스로 부터 필요한 토크를 얻지만 본 논문에서는 다중 신경 회로망을 사용해서 임의의 입력 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 역동학식을 모델링하면 임의의 상태에 있는 굴삭기를 다른 상태로 이동하는데 필요한 유량을 발생시킬 수 있다. 굴삭기의 동역학식을 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.

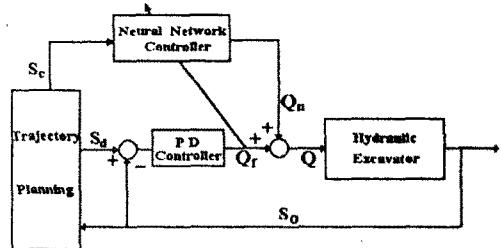


그림 4. 신경 회로망을 이용한 제어기의 블록선도

Fig. 4. Block diagram of neural network controller

여기서,

$S_c(\cdot)$: 측정된 관절 위치 (θ_c)와 속도 ($\dot{\theta}_c$)

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

$S_o(\cdot)$: 신경 회로망의 입력

Q_f : PD 보조 제어기의 출력

Q_u : 신경 회로망의 출력

Q : 굴삭기의 제어 입력이다.

3.2 Trajectory Planning

개별 계획 부분에서는 원하는 관절 채적(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.

$$S_c = (\theta_c, \dot{\theta}_c, \ddot{\theta}_c) \quad (3.1)$$

$$\theta_c(t + \Delta t) = \theta_c(t) \quad (3.2)$$

$$\dot{\theta}_c(t + \Delta t) = \dot{\theta}_c(t) \quad (3.2)$$

$$\ddot{\theta}_c(t + \Delta t) = \ddot{\theta}_d(t) \quad (3.2)$$

3.3 학습 알고리즘

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

PD 보조 제어기의 출력과 신경 회로망의 출력은 각각 식(3.3)과 식

PD 보조 제어기의 출력과 신경 회로망의 출력은 각각 식(3.3)과 식(3.4)과 같다.

$$Q_f = K_p(\theta_d - \theta_o) + K_v(\dot{\theta}_d - \dot{\theta}_o) \quad (3.3)$$

$$o_k = slope \cdot net_k + bias \quad (3.4)$$

출력층과 은닉층에서의 연결강도의 변화량을 구하면 다음과 같은 식으로 유도된다.

$$\Delta w_b = \eta \cdot slope \cdot (K_p(\theta_{dk} - \theta_{ok}) + K_v(\dot{\theta}_{dk} - \dot{\theta}_{ok})) \cdot o_i \quad (3.5)$$

$$\Delta w_h = \eta \cdot \sum_k \cdot slope \cdot (K_p(\theta_{dk} - \theta_{ok}) + K_v(\dot{\theta}_{dk} - \dot{\theta}_{ok})) \cdot w_{hk} \cdot f'(net_k) \cdot o_i \quad (3.6)$$

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 일정각 굴삭작업에 적용하여 컴퓨터 시뮬레이션을 수행하였다. 시뮬레이션에 사용된 굴삭기의 파라미터는 아래와 같다.

$$L_1=564\text{cm}, L_2=303\text{cm}, L_3=129\text{cm}$$

$$m_1=1,260\text{kg}, m_2=638\text{kg}, m_3=562\text{kg}$$

$$I_1=3.10 \times 10^8 \text{kg} \cdot \text{cm}^2, I_2=2.06 \times 10^7 \text{kg} \cdot \text{cm}^2, I_3=6.75 \times 10^6 \text{kg} \cdot \text{cm}^2$$

$$l_1=309\text{cm}, l_2=89\text{cm}, l_3=72\text{cm}$$

$$\delta_1=10.8^\circ, \delta_2=16.4^\circ, \delta_3=30.0^\circ$$

$$S_1=132\text{cm}, S_2=160\text{cm}, S_3=93\text{cm}$$

$$z_1=193\text{cm}, z_2=222\text{cm}, z_3=154\text{cm}$$

$$A_1=138\text{cm}^2, A_2=75\text{cm}^2, A_3=83\text{cm}^2$$

$$r_1A_1=266\text{cm}^2, r_2A_2=154\text{cm}^2, r_3A_3=138\text{cm}^2$$

$$P_r=91\text{N/cm}^2, \beta=6.0 \times 10^{-6}\text{cm}^2/\text{N}$$

$$D_1=D_2=D_3=33\text{N} \cdot \text{s}/\text{cm}, \alpha=5.0 \times 10^{-2}\text{cm}^5/\text{N} \cdot \text{s}$$

사용된 신경 회로망의 구조는 입력층 유니트 9개, 첫번째 중간층 20개, 두번째 중간층 10개, 출력층 3개로 구성하였으며 신경 회로망 학습 시 사용된 파라미터는 표4.1에 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 봄, 암, 베켓의 초기 위치는 $\theta_1=55^\circ, \theta_2=45^\circ, \theta_3=50^\circ$ 로 하고 지면 저항력을 $c_1=1000\sin(t), c_2=4000\cos(t)$ 로 하여 시뮬레이션을 수행하였다.

그림 4.1, 4.2는 PD 보조 제어기만으로 제어했을 경우 봄, 암의 웅답을 나타내고 그림 4.3, 4.4는 한번 학습한 신경 회로망의 웅답을 나타내었다. PD 보조 제어기만으로 제어했을 경우 보다 학습을 통하여 오차가 어느 정도 줄게됨을 알 수 있다.

그림 4.5, 4.6은 10번 학습후 신경 회로망의 웅답을 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 기관 오차가 감소하는 방향으로 학습하여 제어에 필요한 대부분의 유량을 발생시킨다. 따라서, 이 계획 오차의 감소를 통해 신경 회로망이 굴삭 기의 동특성식을 잘 학습하고 있음을 알 수 있다. 그림 4.9은 학습 횟수에 따른 궤적의 RMS 오차를 보여준다. 학습 횟수가 증가함에 따라 RMS 오차가 점점 감소하다 어느 영역에 도달하면 포화되는 양상을 보인다.

인다.

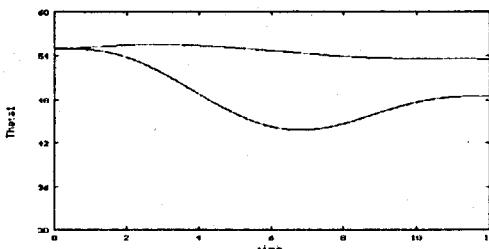


그림 4.1 봄의 궤적(PD 제어기)
Fig. 4.1 Trajectory of boom(PD controller)

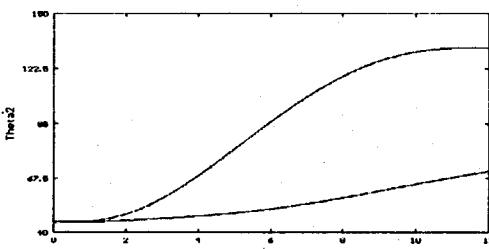


그림 4.2 암의 궤적(PD 제어기)
Fig. 4.2 Trajectory of arm(PD controller)

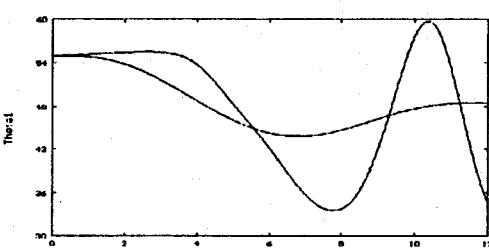


그림 4.3 봄의 궤적(1회 학습후 신경 회로망 제어기)
Fig. 4.3 Trajectory of boom(NN after first learning)

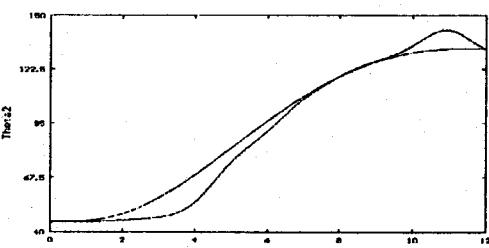


그림 4.4 암의 궤적(1회 학습후 신경 회로망 제어기)
Fig. 4.4 Trajectory of arm(NN after first learning)

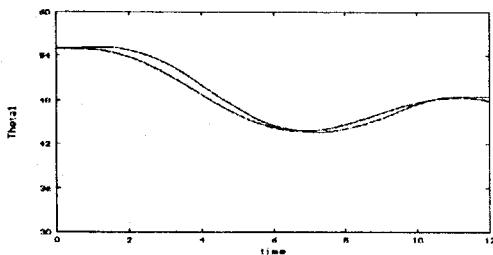


그림 4.5 봄의 궤적(10회 학습후 신경 회로망 제어기)
Fig. 4.5 Trajectory of boom(NN after 10th learning)

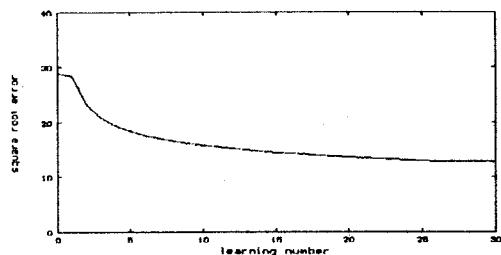


그림 4.9 학습 횟수에 따른 RMS 오차
Fig. 4.9 RMS error by learning number

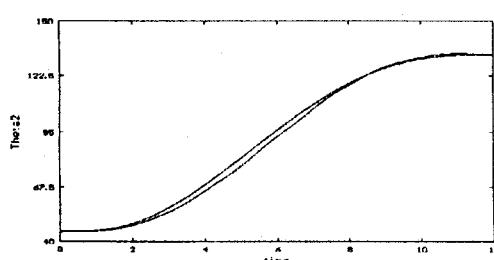


그림 4.6 암의 궤적(10회 학습후 신경 회로망 제어기)
Fig. 4.6 Trajectory of arm(NN after 10th learning)

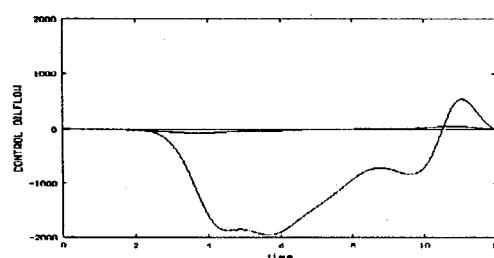


그림 4.7 제어 입력의 비교(1회 학습)
Fig. 4.7 Comparision of control input(first learning)

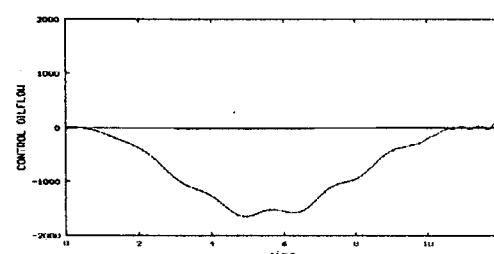


그림 4.8 제어 입력의 비교(10회 학습)
Fig. 4.8 Comparision of control input(10th learning)

5. 결 론

본 논문에서 굴삭기의 작업장치의 위치를 제어하기 위해 오차 역전과 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 별도로 PD 캐릭터 제어기를 사용되었다. 신경 회로망은 PD 캐릭터 오차와 굴삭기의 현재 상태에 의해 학습되어진다. 전방향 제어기로서 신경 회로망이 사용되기 때문에 시스템의 동특성에 대한 사전 지식이 필요없고 온라인으로 학습되어진다.

굴삭기 작업 장치의 일정과 굴삭 작업 제어에 대한 컴퓨터 시뮬레이션 결과들이 변화하는 작업환경에 대한 적응 능력, 외관에 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, pp.33-34, 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 Dejian 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", 한국자동제어학술회논문집, 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