

동적 신경회로망을 이용한 비선형 크레인 시스템의 위치제어

論 文
56-5-22

Position Control of Nonlinear Crane Systems using Dynamic Neural Network

韓承勳* · 曹賢哲** · 李權純†
(Seong Hun Han · Hyun Cheol Cho · Kwon Soon Lee)

Abstract - This paper presents position control of nonlinear three-dimensional crane systems using neural network approach. Such crane system generally includes very complicated characteristic dynamics and mechanical framework such that its mathematical model is expressed by strong nonlinearity. This leads difficulty in control design for the systems. We linearize the nonlinear system model to construct PID control applying well-known linear control theory and then neural network is utilized to compensate system perturbation due to linearization. Thus, control input of the crane system is composed of nominal PID and neural output signals respectively. Our method illustrates simple design procedure, but system perturbation and modelling error are overcome through a neural compensator. As well, adaptive neural control is constructed from online learning. Computer simulation demonstrates our control approach is superior to the classic control systems.

Key Words : Recurrent neural network, Nonlinear crane systems, Online learning

1. 서 론

산업현장에서 무거운 물체를 이송하는데 널리 사용되고 있는 크레인 시스템은 주위의 작업환경에 따라 크레인을 이송하는 트롤리(Trolley)의 이동속도, 운반하고자 하는 물체의 무게 및 이송거리의 변화에 의한 흔들림과 이에 따른 위치오차가 발생하고 있다. 이런 현상들은 작업현장의 생산성 및 작업성을 크게 감소시키고 있다. 특히, 항만에서는 풍력에 의한 스프레더의 흔들림으로 시설물과의 충돌 및 시설물이나 운반물체의 손상을 초래한다. 이러한 피할 수 없는 이송물의 움직임(Load Swing)을 제어하기 위하여 고급 제어 이론들이 적용되고 있지만, 실제 산업현장에서는 숙련자의 기술에만 의존하고 있다.

Mita와 Kanai는 일정한 로프 길이에 대해서 궤도차 이송 구간을 가속-최대정속-감속의 3구간으로 나누고, 가감속이 끝난 시점에서 흔들림 각도가 0이 되도록 경계조건을 설정하여 시간 최적제어를 개발하였다 [1]. Ohnishi는 이송물의 흔들림을 억제하는 개루프(Open-loop) 제어 알고리즘을 제안하여 보다 간단한 구조에도 불구하고 보다 나은 제어 성능을 선보였다 [2]. Sakawa와 Shindo는 시간 최적제어 대신 컨테이너의 이동궤적을 5부분으로 나누고 각 구간에서의 흔들림 각이 최소가 되도록 최적 궤적을 생성하고 이들이 각각 주어진 경계조건들을 만족하도록 하는 최적의

속도기준입력을 만들고 운전자가 이 속도기준입력만 추종하도록 하는 방법을 제안하고 있다 [3]. 그러나 이 방법에는 외란 발생 시 운전자가 이를 매번 제어기를 보정해야 하고, 시간최적제어보다는 이송시간이 많이 걸린다는 단점이 있다. 홍금식 등은 일정 로프 길이에 대한 속도패턴 4가지와 로프 길이가 변하는 경우에 속도패턴 한 가지를 비교분석하고 있다 [5]. Ridout은 트롤리 모터의 입력전압과 위치출력, 이에 따른 부하 흔들림의 동특성을 이용하여 선형 피드백 제어 시스템을 구성하였다 [6]. Yu 등은 시스템 섭동에 기초한 비선형 제어법을 제안하였으며, 이 방법은 단지 이송물의 질량이 큰 경우에만 효과적으로 적용할 수 있다 [7]. Moustafa와 Abou-El-Yazid은 이송물의 호이스팅 움직임을 위한 크레인 제어 시스템의 안정성에 대하여 연구하였다 [8]. 정승현과 박정일은 천장기중기의 퍼지제어기를 소개하고 있으며 [9], 이호훈은 천장기중기의 위치 서보제어에 대한 새로운 기법을 제안하고 있다 [10].

대부분의 크레인 제어는 단지 크레인과 호이스팅만의 움직임들을 고려한 2차원 시스템에 중점을 두고 있다. 하지만 대부분의 항만 트랜스퍼 크레인은 가더(girder)의 움직임까지 포함하는 3차원적 시스템이며 보다 나은 성능을 위해 이 부분도 함께 고려해줘야 한다. 본 논문은 3차원 트랜스퍼 크레인의 모델링과 제어에 대한 실제적인 해법을 나타내며, 이송물의 움직임, 크레인의 움직임을 함께 고려한다. 먼저 새로운 2자유도 흔들림 각은 3차원 크레인의 주행에 대해서 정의한다. 이 정의에 의해서 새로운 비선형 운동방정식을 얻을 수 있다. 그러나 대부분의 연구는 크레인의 비선형성을 무시하여 시스템을 설계 및 해석하는 경향이 많다. 그 이유는 비선형 시스템에 대한 설계 및 해석이 매우 어려우며, 수학적으로 표현하기도 상당히 곤란하기 때문이며, 결국 비선형성을 선형화로 전환하여 설계 및 해석을 주로 한다.

* 學生會員 : 동아대학교 전기공학과 석사과정
** 正 會 員 : 동아대학교 전기공학과 포닥연구원, 공학박사
† 교신저자, 正會員 : 동아대학교 전기공학과 교수, 공학박사
E-mail : kslee@dau.ac.kr
接受日字 : 2006年 11月 7日
最終完了 : 2007年 3月 8日

하지만 이러한 선형화 시스템은 모델링 오차의 발생으로 인해 실제 시스템에 적용하기에는 적절하지 않다. 따라서, 수학적 표현이 매우 단순하면서도 비선형 시스템에 대해서 동특성을 잘 내포할 수 있는 지능제어에 대해 현재 활발히 연구되고 있다.

지능제어는 인간의 생체 및 두뇌구조를 본 따서 구성한 신경회로망(neural network), 퍼지이론(fuzzy logic), 그리고 유전 알고리즘(genetic algorithm) 등을 제어이론에 응용한 것이다. 특히, 신경회로망은 인간의 두뇌 및 신경구조의 모델을 본 따서 구성한 알고리즘으로써 복잡하고 광대한 정보량을 적절하고 유효하게 처리할 뿐 아니라, 미지의 구조를 학습을 통해 정확하게 제어할 수 있는 특징을 가진다. 신경회로망은 간단한 연산자와 연결강도로만 구성되어 매우 단순한 구조와 비교적 쉬운 수학적 표현이 가능하며, 연결강도를 학습시킴으로써 자기구성 능력을 가지게 되어, 시스템 자체나 외부 환경의 변화에 대해 적응능력이 뛰어나다.

본 논문에서는 동적 신경회로망을 이용한 PID 제어시스템을 구성하여 3차원 크레인 시스템의 강인제어에 적용한다. 우선 크레인 시스템의 비선형 방정식을 선형화하여 선형 시스템이론을 이용하여 PID 제어를 설계한다. 선형화에 따른 모델링 오차를 보상하기 위해 신경회로망 제어는 설계된 PID 제어기와 함께 전체 제어입력을 산출하는데 사용된다. 즉, 전체 제어입력은 PID와 신경망 제어기의 출력의 합으로 구성된다. 신경회로망 출력은 지연시간을 거쳐 신경망의 입력으로 다시 피드백되는 형태를 갖는 동적 신경망 모델을 이용한다. 이 신경회로망 모델은 일반적으로 안정한 제어시스템을 구현하는데 잘 알려져 있다. 오프라인 학습을 통해 구성된 신경망 제어기는 실시간에서 발생하는 오차를 보상하기 위해 온라인 학습 또한 이루어진다. 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 기존의 PID 방식만으로 사용한 경우와 비교하여 성능의 우수성을 입증한다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 2장에서는 비선형 트랜스퍼 크레인의 3차원 수학적 모델을 기술하며, 3장에서는 본 논문에서 신경회로망 크레인 제어시스템을 제안하며, 4장에서는 신경망 학습에 대해 나타내며, 5장에서 컴퓨터 시뮬레이션 및 고찰을 마지막 6장에서 결론을 기술한다.

2. 트랜스퍼 크레인의 동적모델

그림 1은 본 논문에서 연구하는 크레인 시스템의 기구학적 모델을 보여준다. 여기서, X_i, Y_i, Z_i 는 절대좌표로서, XY 평면 위의 트롤리좌표계로는 절대좌표계의 $(X, Y, 0)$ 가 원점이고 트롤리와 함께 이동한다. 절대좌표계의 각 축과 트롤리좌표계의 각 축은 서로 평행하다. 또한 θ_x 는 2자유도 이송물의 흔들림 각이며 이것은 평면에 투영된 이송물의 흔들림 각(Y_i 축에 대한 회전각)을 나타내고, θ_y 는 XZ 평면위의 이송물에 대한 투영선과 이송물의 각도를 나타낸다. 한편, Y_iZ_i 평면에 투영된 이송물의 흔들림 각도 $\bar{\theta}_y$ 는 다르다. 본 논문에서는 2자유도 흔들림 각 θ 를 θ_x 와 θ_y 로 두 가지로 정의한다. 절대 좌표계에서의 이송물의 위치 (x_m, y_m, z_m) 은 다음과 같이 주어진다.

$$x_m = x + l \sin \theta_x \cos \theta_y \tag{1}$$

$$y_m = y + l \sin \theta_y \tag{2}$$

$$z_m = -l \sin \theta_x \cos \theta_y \tag{3}$$

여기서, l 은 이송물의 로프길이를 나타낸다. 트롤리와 이송물의 위치는 $x, y, l, \theta_x, \theta_y$ 의 함수이며, 본 논문에서는 $x, y, l, \theta_x, \theta_y$ 를 크레인과 이송물의 운동을 기술하기 위한 일반좌표계로 정의한다.

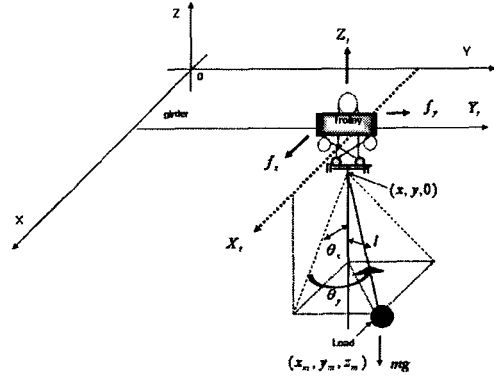


그림 1 트랜스퍼 크레인의 3차원 모델.

Fig. 1 A 3D transfer crane system model.

일반적으로 크레인이 움직일 때 이송물의 자체회전은 크지 않으며, 따라서 본 논문에서는 이송물이 자체회전을, 로프의 강성 및 질량과 함께 고려하지 않는다. 크레인과 이송물의 운동방정식은 라그랑지안 방정식을 정의한 후 구한다. 이송물의 운동에너지를 계산하기 위하여 이송물의 절대좌표계 속도 $\dot{x}_m, \dot{y}_m, \dot{z}_m$ 으로부터 v_m 을 구하며 다음과 같다.

$$V_m^2 = \dot{x}^2 + \dot{y}^2 + l^2 \cos^2 \theta_y \dot{\theta}_x^2 + l^2 \dot{\theta}_y^2 + 2(\sin \theta_x \cos \theta_y \dot{y}^2 + \cos \theta_x \cos \theta_y \dot{\theta}_x^2 - \sin \theta_x \sin \theta_y \dot{\theta}_y^2)x + 2(\sin \theta_y \dot{x} + \cos \theta_y \dot{y}) \dot{y} \tag{4}$$

크레인과 이송물의 운동에너지 K 와 트롤리좌표계 원점 $(X, Y, 0)$ 를 기준으로 한 이송물의 위치에너지 P 로부터 Lagrangian 방정식을 구할 수 있다.

$$L = \frac{1}{2}(M_x \dot{x}^2 + M_y \dot{y}^2 + M_l \dot{l}^2) + \frac{m}{2} V_m^2 + mgl \cos \theta_x \cos \theta_y \tag{5}$$

여기서, g 는 중력가속도, m 은 이송물의 질량, 그리고 M_x 과 M_y 은 각각 X 축과 Y 축 방향에 대한 크레인 질량으로서, 트롤리질량, 거더(girder)의 질량 등도 함께 포함된다. 식 (5)을 일반좌표 $x, \theta_x, y, \theta_y, l$ 에 대입하여 구하면 크레인 및 이송물의 운동방정식은 아래와 같다.

$$(M_x + m)\ddot{x} + ml \cos \theta_x \cos \theta_y \ddot{\theta}_x - ml \sin \theta_x \sin \theta_y \ddot{\theta}_y + m \sin \theta_x \cos \theta_y \dot{l} + D_x \dot{x} + 2m \cos \theta_x \cos \theta_y \dot{l} \dot{\theta}_x - 2m \sin \theta_x \sin \theta_y \dot{l} \dot{\theta}_y - ml \sin \theta_x \cos \theta_y \dot{\theta}_x^2 - 2ml \cos \theta_x \sin \theta_y \dot{\theta}_x \dot{\theta}_y - ml \sin \theta_x \cos \theta_y \dot{\theta}_y^2 = f_x \tag{6}$$

$$ml^2 \cos^2 \theta_y \ddot{\theta}_x + ml \cos \theta_x \cos \theta_y \ddot{x} + 2ml \cos^2 \theta_y \dot{l} \dot{\theta}_x - 2ml^2 \sin \theta_y \cos \theta_y \dot{\theta}_x \dot{\theta}_y + mgl \sin \theta_x \cos \theta_y = 0 \tag{7}$$

$$(M_y + m)\ddot{y} + ml \cos \theta_y \ddot{\theta}_y + m \sin \theta_y \dot{l} + D_y \dot{y} + 2m \cos \theta_y \dot{l} \dot{\theta}_y - ml \sin \theta_y \dot{\theta}_y^2 = f_y \tag{8}$$

$$ml^2\ddot{\theta}_y + ml\cos\theta_y\ddot{y} - ml\sin\theta_x\sin\theta_y\ddot{x} + 2ml\dot{\theta}_y + ml^2\cos\theta_y\sin\theta_y\dot{\theta}_x^2 + mg\cos\theta_x\sin\theta_y = 0 \quad (9)$$

$$(M_x + m)\ddot{x} + D_x\dot{x} - mgl\dot{\theta}_x = f_x \quad (10)$$

여기서, D_x, D_y, D_t 은 각각 X축, Y축, 줄 길이 방향의 점성마찰계수, f_x, f_y, f_t 은 X축, Y축, 로프길이의 방향으로 크레인에 가해지는 외력이다. 위에서 유도한 크레인과 이송물에 대한 운동방정식은 매우 복잡한 비선형 동역학 모델이다. 실제적인 경우에 대하여 이 비선형 동역학 모델을 선형화한 후에 선형제어이론을 적용하여 설계한다. 크레인을 운전할 때에는 이송물의 보호와 안전을 위하여 이송물이 흔들리는 것을 최대한 억제한다. 따라서 이송물의 흔들림을 유발하는 가속도가 중력가속도 g 보다 훨씬 작게 크레인을 설계한다. 즉 다음과 같은 경우를 만족한다.

$$|\ddot{x}| \ll g, |\ddot{y}| \ll g, |\dot{\theta}_x| \ll g, |\dot{\theta}_y| \ll g \quad (11)$$

그리고 대부분의 경우 이송 시 줄의 길이를 변화시키지 않는다. 흔들림 폭이 작은 경우를 가정하면, $|\theta_x| \ll 1, |\theta_y| \ll 1$ 일 때, $\sin\theta_x \approx \theta_x, \sin\theta_y \approx \theta_y, \cos\theta_x \approx 1, \cos\theta_y \approx 1$ 로 근사화할 수 있다. 따라서 운동방정식에서 $\theta_x, \theta_y, \dot{\theta}_x, \dot{\theta}_y$ 가운데 2혹은 3개의 곱으로 이루어진 항을 무시할 수 있다. 따라서 3D 크레인의 운동방정식은 실제적인 경우에 다음과 같은 식으로 선형화가 가능하다.

$$(M_x + m)\ddot{x} + D_x\dot{x} - mgl\dot{\theta}_x = f_x \quad (12)$$

$$l\ddot{\theta}_x + \ddot{x} + g\theta_x = 0 \quad (13)$$

$$(M_y + m)\ddot{y} + D_y\dot{y} + ml\dot{\theta}_y = f_y \quad (14)$$

$$l\ddot{\theta}_y + \ddot{y} + g\theta_y = 0 \quad (15)$$

$$(M_t + m)\ddot{t} + D_t\dot{t} - mg = f_t \quad (16)$$

3. 신경회로망 제어기 설계

신경회로망 기술은 최근 몇 십년동안 신호처리, 패턴 인식, 시스템 모델링 및 제어 등 다양한 공학 및 과학 분야에 응용되어 왔으며 그에 맞는 신경회로망 모델이 개발되어져 왔다. 그 중 다층 퍼셉트론 구조의 역전파(backpropagation) 학습이 가장 널리 사용되어져 왔다. 이 방법은 많은 분야에 적용이 쉬울 뿐만 아니라 설계방법이 간단하고 학습과 분석이 용이하다는 장점을 가지고 있다. 최근에는 동적 신경회로망이 많은 관심을 받고 있다. 이 방법은 기존에 널리 사용되고 있는 다층 신경회로망 (MLP)의 구조와는 달리 신경회로망 자체에 출력의 궤환 형태를 가지고 있으며 차분방정식으로 그 동특성이 표현될 수 있다. 또한 기존의 MLP에서 보장하지 못한 안정성(Stability)이 동적 신경망을 사용함으로써 안정한 제어기를 구성할 수 있다. 따라서 본 논문에서는 신경망 제어기의 안전성 확보를 위해 동적 신경회로망의 한 분류인 MLP-IIR 신경망 모델을 이용한다. 신경회로망의 전체구조는 그림 3에서와 같이 MLP와 IIR 필터가 직렬로 연결되어 있고 IIR 필터의 출력은 비선형 활성화 함수의 입력으로 적용된다. 그림 4에서와 같이 MLP의 구성은 3계층

의 퍼셉트론으로 구성되어 있으며, 입력은 $\gamma(k) = [\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_1]$ 형태의 입력 벡터와 MLP를 통해 나온 값은 스칼라 형태를 가지는 $x(k)$ 로서 바이어스 입력과 오차 신호들로 구성 되어 있다. 출력값 $x(k)$ 는 신경망 가중치와 바이어스로 다음과 같이 간단히 나타낸다.

$$x(k) = \nu W(\gamma) + \beta \quad (17)$$

여기서 $W(k) = [w_{ij}], i = 1, \dots, N_1$ 와 $\nu = [\nu_1, \dots, \nu_{N_2}]^T$ 는 신경회로망 가중치이며 β 는 바이어스를 나타낸다. IIR 필터의 구조는 그림 5와 같다. 이 모델은 선형으로 구성되며 출력값은 입력 값에 대해서 시간지연을 가지며 출력 값이 다시 입력으로 들어가는 즉 궤환 형태로 구성되어 있으며 수학적 표현은 다음과 같다.

$$y(k) = a^T Y + b^T X \quad (18)$$

여기서 $Y = [y(k-1), \dots, y(k-M_1)]^T, X = [x(k), \dots, x(k-M_2-1)]^T$ 이며, 필터의 파라미터 벡터 a 와 b 는 $a = [a_1, \dots, a_{M_1}]^T, b = [b_0, \dots, b_{M_2+k}]^T$ 이다. 마지막으로 식 (18)의 출력은 비선형 활성화함수에 적용되어 신경망 제어입력으로 시스템에 인가 된다.

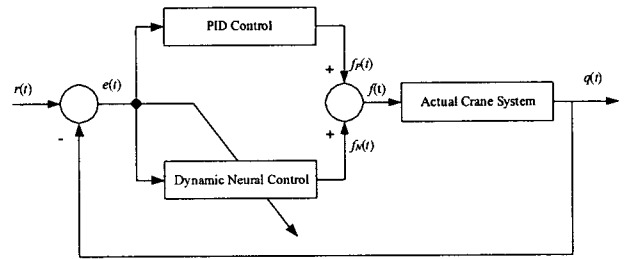


그림 2 크레인 제어시스템의 블록선도.
Fig. 2 A block diagram of crane control systems.

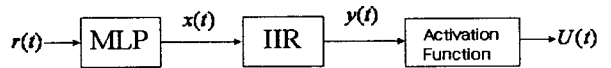


그림 3 동적 신경회로망의 구조.
Fig. 3 Structure of a dynamic neural network.

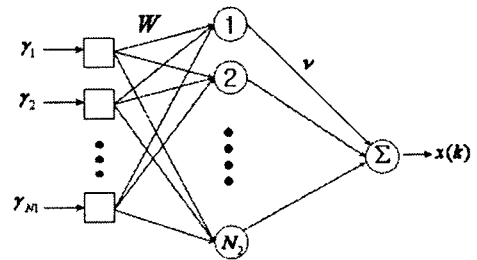


그림 4 3층 신경회로망.
Fig. 4 A three-layered neural network.

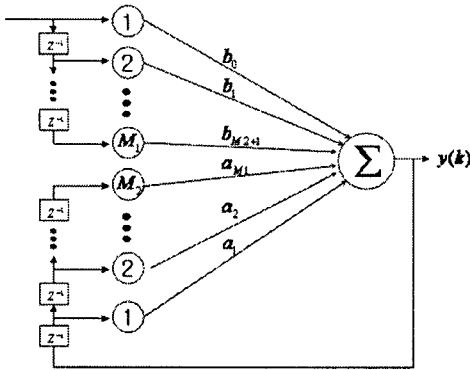


그림 5 IIR 신경회로망.
Fig. 5 An IIR neural network.

4. 신경회로망 제어기 학습

신경회로망 학습은 주어진 학습 환경으로부터 여러 번의 시뮬레이션을 통해 만족스러운 제어성능을 얻기까지 최적의 네트워크 파라미터를 설정하는 단계이다. 본 논문에서 정의한 신경회로망 목적함수는 다음과 같이 정의한다.

$$J = \frac{1}{2}e^2 = \frac{1}{2}(r - q)^2 \quad (19)$$

따라서 신경망 학습은 식 (19)의 목적함수를 최소화하는 최적의 파라미터 벡터를 설정하는 것이다. 수식으로 나타내면 다음과 같다.

$$\theta^* = \arg \min_{\theta} J \quad (20)$$

여기에 파라미터 벡터는 그림 4와 5의 가중치 행렬과 벡터, 그리고 IIR필터의 계수를 포함한다.

$$\theta = \{W, \nu, \beta, a, b\} \quad (21)$$

최급강하(Gradient descent) 알고리즘을 통해 파라미터의 갱신법칙을 나타내면

$$\theta(k+1) = \theta(k) - \eta \frac{\partial J(k)}{\partial \theta} \quad (22)$$

여기서 $0 < \eta < 1$ 이며 파라미터 값은 이전의 파라미터 값과 목적함수의 미분에 의해 갱신된다. 미분의 연쇄법칙을 적용하여 식 (22)의 미분식을 정리하면

$$\begin{aligned} \frac{\partial J}{\partial \theta} &= \frac{\partial J}{\partial e} \frac{\partial e}{\partial q} \frac{\partial q}{\partial f} \frac{\partial f}{\partial f_N} \frac{\partial f_N}{\partial \theta} \\ &= -e \frac{\partial q}{\partial f} \frac{\partial f_N}{\partial \theta} \end{aligned} \quad (23)$$

여기서

$$\frac{\partial f_N}{\partial \theta} = \left[\frac{\partial f_N}{\partial W} \frac{\partial f_N}{\partial \nu} \frac{\partial f_N}{\partial \beta} \frac{\partial f_N}{\partial a} \frac{\partial f_N}{\partial b} \right]^T \quad (24)$$

이며 각각의 미분식은 다음과 같다.

$$\frac{\partial f_N}{\partial W} = \frac{\partial f_N}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial x} \frac{\partial x}{\partial W} = \phi'(y) b_1 \nu \gamma^T \quad (25)$$

$$\frac{\partial f_N}{\partial \nu} = \frac{\partial f_N}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial x} \frac{\partial x}{\partial \nu} = \phi'(y) b_1 W_r \quad (26)$$

$$\frac{\partial f_N}{\partial \beta} = \frac{\partial f_N}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial x} \frac{\partial x}{\partial \beta} = \phi'(y) b_1 \quad (27)$$

$$\frac{\partial f_N}{\partial a} = \frac{\partial f_N}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial a} = \phi'(y) Y \quad (28)$$

5. 컴퓨터 시뮬레이션

본 논문에서는 그림 2와 같이 구성된 동적 신경회로망 제어를 이용하여 컨테이너의 위치 및 진동제어에 관한 컴퓨터 시뮬레이션을 실시하고 PID 제어기와 성능을 비교분석하였다. 식 (1)-(3)의 시스템 파라미터는 Inteco사의 3D 크레인 시뮬레이터의 사양을 참조하였다 (표 1 참조).

표 1 시뮬레이터 사양.

Table 1 Specification of the simulator.

트롤리 질량(kg)	운반물의 질량(kg)	로프의 길이(m)
1.8	0.8	0.78

기준 입력은 $r_x = 10$ m와 $r_y = 5$ m로 선정하였다. 우선 PID 제어기를 설계하기 위해 선형화된 크레인 시스템을 이용하여 최적의 값을 구하였다. 이 방법은 선형화이론을 통해 PID 제어기를 쉽게 구할 수 있다. 평가지수는 트롤리의 위치에 대해 오버슈트가 발생치 않게 하였다. 이것은 실제 항만 터미널에서 바람직하지 않은 성능으로 알려져 있다. 해석적 방법 후 여러 번의 시뮬레이션을 통해, 원하는 제어성능을 갖는 x축 및 y축의 트롤리에 대한 PID 파라미터 값은 $k_p=2, k_i=0.1, k_d=1$ 그리고 $k_{p_y}=3.5, k_{i_y}=0.4, k_{d_y}=3$ 이다. 동일한 시스템 환경에 대해 신경회로망 제어기를 실시하였다. 그림 4의 신경회로망에서 MLP의 입력노드는 시스템 오차와 오차의 미분값 그리고 단위 바이어스 입력으로 하였으며, 해석적으로 안정한 IIR 필터를 구현하기 위해 $M_1=3$ 과 $M_2=2$ 로 선정하였다. 마찬가지로, PID 설계에서 정의했던 제어성능을 갖기 위해 여러 번의 반복학습을 통해 최적의 신경회로망 파라미터 값을 선정하였다. 다음으로, 앞에서 설계된 선형시스템을 이용하여 설계된 PID 제어기를 비선형 크레인 시스템에 동일한 시뮬레이션 시나리오를 가지고 적용하였다. 그림 6와 7은 트롤리의 x축과 y축에 대한 위치 및 로프의 각도에 대한 시뮬레이션 결과를 보여준다. 그림에서 알 수 있듯이, 제어성능은 매우 저하되었으며, 트롤리의 위치는 주어진 시간동안 진동하는 동특성을 보여주며 로프의 각도도 마찬가지로 매우 큰 폭을 갖는 진동특성을 보여준다. 이것은 이송물체가 심하게 움직이는 특성을 보여주며 바람직하지 못한 제어상태를 보여준다. 따라서 예상한 바와 같이, 선형모델을 이용하여 설계된 PID 제어기는 비선형 시스템에 대해 제어성능이 저하됨을 알 수 있다. 이번에는 동일한 환경에서 신경회로망 제어기를 적용하였으며

그림 8과 9에 시스템 궤적을 나타내었다. 그림에서 신경망 제어는 매우 만족스러운 제어성능을 가진다는 것을 알 수 있다. 두 위치에 대해 오버슈터가 전혀 발생하지 않으며, 초기상태에서 로프의 진동이 발생하였으나 정상상태에서는 전혀 발생하지 않는 것을 알 수 있다. 이 시물레이션을 통해 신경회로망 보상기가 매우 중요하게 작용하여 전체 제어성능을 개선시킬 수 있었다. 다음 시물레이션은 설정치를 40 초 이후에 영으로 두었으며 이것은 크레인의 왕복운동 특성에 대한 시물레이션이다. 또한 외란을 인가하는 제어기의 강인성도 고찰하였으며 외란은 평균값이 0이고 분산값이 0.1을 갖는 가우시안 확률신호를 시스템 출력에 첨가하였다. 그림 10과 11은 PID 제어에 대한 시스템 응답을 각각 나타내며 그림 12와 13은 신경망 제어를 적용하였을 경우를 보여준다. 이 결과파형에서도 알 수 있듯이 마찬가지로 신경망제어에 대한 성능이 매우 우수함을 알 수 있다.

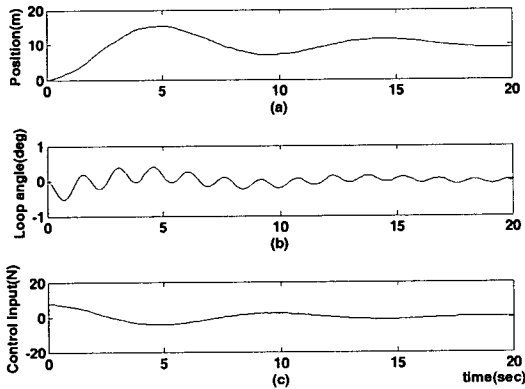


그림 6 x축 방향의 트롤리 응답 (PID제어).
(a) 위치 (b) 각도 (c) 제어입력
Fig. 6 System response for x-axis (PID control).
(a) Position (b) Angle (c) Control input

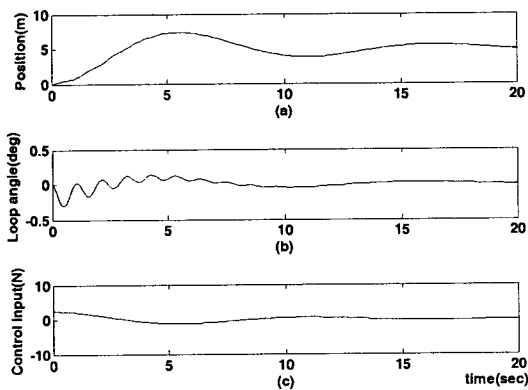


그림 7 y축 방향의 트롤리 응답 (PID제어).
(a) 위치 (b) 각도 (c) 제어입력
Fig. 7 System response for y-axis (PID 제어).
(a) Position (b) Angle (c) Control input

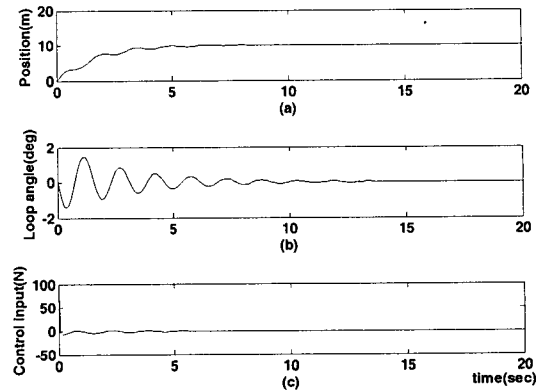


그림 8 x축 방향의 트롤리 응답(신경망제어)
(a) 위치 (b) 각도 (c) 제어입력
Fig. 8 System response for x-axis (Neural control).
(a) Position (b) Angle (c) Control input

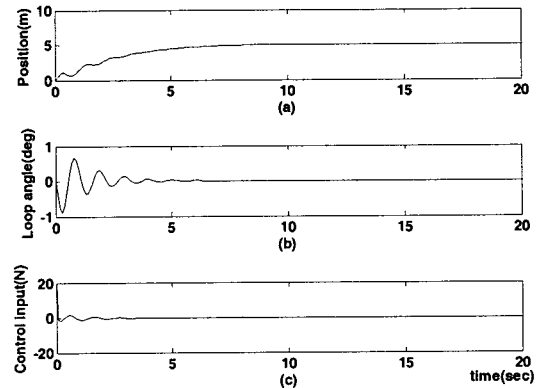


그림 9 y축 방향의 트롤리 응답(신경망제어)
(a) 위치 (b) 각도 (c) 제어입력
Fig. 9 System response for y-axis (Neural control).
(a) Position (b) Angle (c) Control input

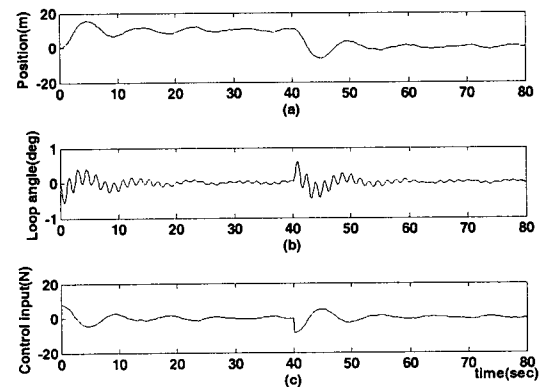


그림 10 x축 방향의 트롤리 응답 (PID제어)
(a) 위치 (b) 각도 (c) 제어입력
Fig. 10 System response of x-axis (PID 제어).
(a) Position (b) Angle (c) Control input

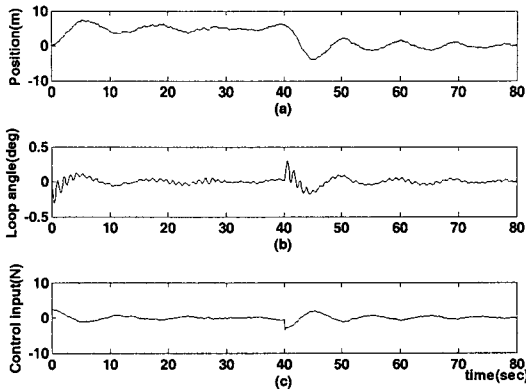


그림 11 y축 방향의 트롤리 응답 (PID제어)
 (a) 위치 (b) 각도 (c) 제어입력
 Fig. 11 System response for y-axis (PID control).
 (a) Position (b) Angle (c) Control input

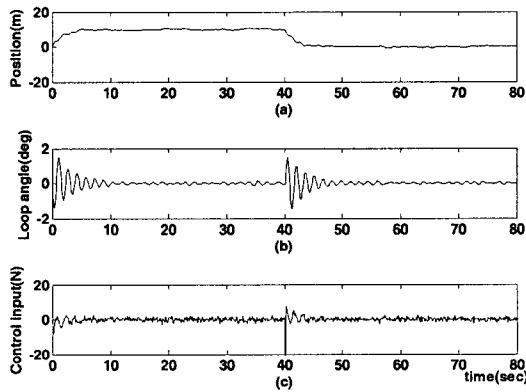


그림 12 x축 방향의 트롤리 응답(신경망제어)
 (a) 위치 (b) 각도 (c) 제어입력
 Fig. 12 System response for x-axis (Neural control).
 (a) Position (b) Angle (c) Control input

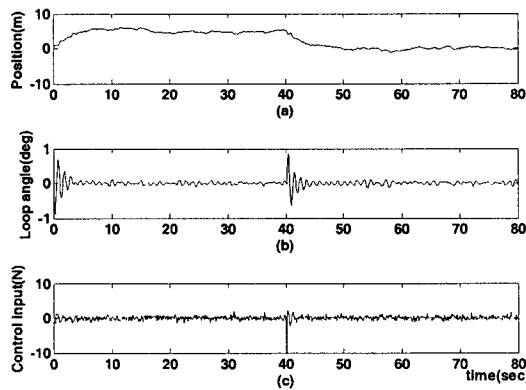


그림 13 y축 방향의 트롤리 응답(신경망제어)
 (a) 위치 (b) 각도 (c) 제어입력
 Fig. 13 System response for y-axis (Neural control).
 (a) Position (b) Angle (c) Control input

6. 결 론

본 논문은 실제 비선형 크레인 시스템을 선형화하는 과정에서 발생하는 모델링 오차 및 불확실성을 해결하기 위해 동적 신경회로망 보상기를 제안하였다. 이 신경망 보상기는 기존의 PID 제어기와 함께 시스템 입력으로 적용되며, 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 제어성능을 비교분석하였다. 향후, 실시간에서 발생할 수 있는 시스템 섭동에 대해 강인한 크레인 제어시스템을 개발할 것이며, 보다 복잡하고 랜덤 성분을 갖는 시스템에 대해 제안한 제어방식을 적용할 계획이다.

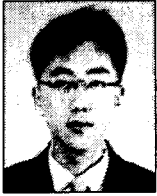
감사의 글

이 논문은 정부(과학기술부)의 재원으로 한국과학재단의 국가중요연구실사업으로 수행된 연구임 (No. M1030000030306J000030310)

참 고 문 헌

- [1] T. Mita and T. Kanai, "Optimal control of the crane system using the maximum speed of the trolley", *일본 계측자동제어학회 논문집*, vol. 15, no. 6, pp. 125-130, 1996.
- [2] E. Ohishhi, I. Tsuboi, and T. Egusa, "Automatic control of an overhead crane," *IFAC World Congress*, pp. 1885-1890, 1981.
- [3] Y. Sakawa and Y. Shindo, "Optimal control container crane", *IFAC*, vol. 18, no. 3, pp. 257-266, 1982.
- [4] 홍금식, 손성철, 이만형, 장국현, "컨테이너 크레인의 모델링 및 제어에 관한 연구," *KACC*, pp 609~612, 1995.
- [5] A. J. Ridout, "New feedback control system for overhead crane." *Electric Energy Conference*, pp. 135-140, 1987.
- [6] J. Yu, F. L. Lewis, and T. Huang, "Nonlinear feedback control of a gantry crane." *American Control Conference*, pp. 4310-4315, 1995.
- [7] K. A. Moustafa and A. M. Eberid, "Nonlinear modeling and control of overhead crane load sway" *J. of Dynamic Modeling System, Measurement, & Control*, vol. 110 pp. 266-271, 1998.
- [8] 정승현, 박정일, "Anti-swing and position control of crane using fuzzy controller," *J. of Control, Automation & Systems Engineering*, vol. 3, no. 5, pp. 435-442, 1997.
- [9] 이호훈, 조성근, "천정크레인의 부하의 위치 및 흔들림 제어", *대한기계학회논문집*, vol. 21, no. 2, pp.297-304, 1997.

저 자 소 개



한 승 훈 (韓 承 勳)

1978년 6월 5일생. 2004년 2월 동아대학교 전자공학과 졸업(학사). 2007년 2월 동 대학교 전기공학과 졸업(석사). 2007년 ~ 현재 삼성테크윈

Tel : 051) 200-6950

Fax : 051) 200-7743

E-mail : haunting97@hanmail.net



조 현 철 (曹 賢 哲)

1971년 9월 1일생. 1997년 2월 부경대학교 제어계측공학과 졸업(학사). 1999년 2월 동아대학교 전기공학과 졸업(석사). 2006년 8월 미국 네바다대학교 전기공학과 졸업(Ph.D.). 2006년 ~ 현재 동아대 전기공학과 제어 및 시스템 연구실 포닥 연구원

Tel : 051) 200-6950

Fax : 051) 200-7743

E-mail : hyunccho@gmail.com



이 권 순 (李 權 純)

1955년 1월 18일생. 1973년 충남대 졸업(학사). 1997년 서울대 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1990년 미국 오레곤 주립대 전기 및 컴퓨터공학과 졸업(Ph.D.). 1982년 ~ 현재 동아대학교 전기공학과 교수

Tel : 051) 200-7739

Fax : 051) 200-7743

E-mail : kslee@dau.ac.kr