

지능 제어를 이용한 크레인의 진동 및 위치 제어에 관한 연구

Anti-swing and Position Control of Crane Using Intelligent Technique

이 은 경*(부산대 대학원), 이 석(부산대 기계공학부)

Eun Gyeong Lee(Graduate School, Pusan National Univ), Suk Lee(Pusan National Univ)

ABSTRACT

In most cases, a crane is controlled by an open-loop technique. That is, the controller tries to follow a given velocity profile that is designed to minimize the swing of rope and the transfer time. But such a system is not capable of handling various disturbances such as changing rope length and wind effect. In order to overcome this kind of difficulty, this research focuses on the design of a feedback controller using intelligent techniques such as fuzzy logic and neural network. These intelligent techniques has been employed in order to represent human knowledge and to imitate human learning. The deveped controllers have been evaluated via computer simulation.

Key word : Fuzzy controller, Neural Network, Velocity Profil, PD controller

1. 서 론

크레인은 산업 현장에서 크고 무거운 물체를 한 지점에서 다른 지점으로 이송하는 경우에 사용되고 있다. 트롤리에 달린 물체는 와이어 로우프로 연결되어 있어서 트롤리가 이동할 때 로우프의 흔들림이 발생한다. 흔들림이 심할 경우에는 물체의 손상, 주변 시설물의 파괴, 인명 피해 등을 유발한다. 이러한 문제점들을 극복하고 크레인의 운행을 자동화하기 위해서는 빠른 시간 내에 로우프의 흔들림을 제어해야 한다.

크레인 흔들림 제어에 있어서 가장 큰 특징은 시스템이 보유하고 있는 자유도(degree of freedom)의 수가 시스템이 구사할 수 있는 제어입력의 수보다 많다는데 있다. 즉, 일정 로우프 길이로서 트롤리가 수평 이동할 경우 크레인의 위치를 나타내기 위해서는 트롤리의 위치(1 자유도) 및 트롤리에 대한 회전운동을 알아야만 하는데 비하여, 제어입력으로서 트롤리 모터에 가하는 입력(속도 또는 토오크)뿐이다. 또한, 크레인 시스템내의 비선형적 특성, 바람 등과 같은 외란도 극복해야 된다.

대부분의 산업 현장에서는 개루프(open loop)제어를 크레인 제어에 이용하고 있다. 개루프 제어는 트롤리에 매달린 물체의 진동을 최소로 유지하는 알고리즘을 토대로 작성한 속도 궤적(velocity profile)을 트롤리가 따라 가도록 크레인을 제어하는 것이다. 하지만 이 방법은 파드백이 없기 때문에 로우프의 길이 변화나 외란 등의 크레인의 흔들림 제어에 적절히 대응할 수 없다. 이를 극복하기 위해 퍼지, 신경망 등의 지능 제어를 도입하여 크레인의 흔들림 각도 및 트롤리의 위치를 제어하고자 하는 연구가 계속되어 왔다. 그러나 지능 제어만으로 크레인을 제어한다면 크레인의 흔들림 각도와 트롤리의 위치를 동시에 만족시키기는 불가능하다.

따라서, 본 논문에서는 속도 궤적과 지능 제어를 사용하여

크레인을 제어하고자 한다. 즉, 로우프의 흔들림을 최소로 유지하도록 생성한 속도 궤적을 트롤리가 따라 가도록 하고 로우프 길이 변화, 외란 등의 발생에는 퍼지 제어, 신경망 제어를 이용하여 크레인의 흔들림 및 위치를 제어해 보고 이를 바탕으로 각 제어 알고리즘의 성능을 비교·평가하고자 한다.

2. 크레인의 운동 방정식

크레인의 트롤리에 달린 물체의 흔들림을 해석하기 위해서는 크레인의 운동 방정식을 유도해야 한다. 따라서, 이 장에서는 크레인의 수학적 모델링을 Lagrange식을 이용해 구할 수 있다.

크레인은 Fig. 1과 같이 트롤리, 물체 그리고 트롤리와 물체를 연결하는 로우프로 구성된다. 여기서, θ 는 물체의 흔들림 각도, X 는 트롤리의 수평 위치, x 는 물체의 수평 위치, y 는 물체의 수직 위치, l 은 로우프의 길이, m 은 물체의 질량을 나타낸다.

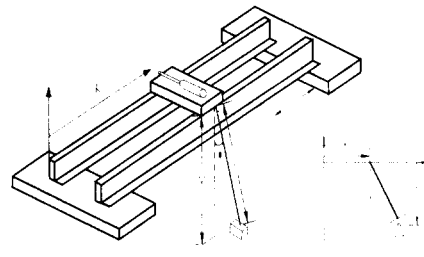


Fig. 1 Schematic Diagram of Crane System

먼저, 물체의 흔들림 현상 및 크레인 시스템에 대하여 다음과 같은 가정을 한다.

1. 평면 운동만을 고려한다. 즉, 물체의 흔들림은 트롤리의 이동 방향과 물체가 이루는 평면 안에서만 발생한다고 가정한다.
2. 크레인의 탄성 변형은 무시한다.
3. 물체는 질량이 없는 로우프에 매달려 있는 질점으로 간주한다.
4. 마찰력과 같은 소모적인 효과나 손실은 무시한다.

위의 조건에 따라 Lagrange식을 이용하여 크레인의 운동 방정식을 세운다. Lagrange L은 시스템의 운동 에너지 T와 위치 에너지 U의 차이로서 운동 방정식은 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$\frac{d}{dt} \left(\frac{\partial L}{\partial \dot{\theta}} \right) - \frac{d}{dt} \left(\frac{\partial L}{\partial \dot{\theta}} \right) = 0 \quad (2.1)$$

크레인 시스템에 대한 운동 에너지와 위치 에너지는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} T &= \frac{1}{2} m(\dot{x}^2 + \dot{y}^2) \\ &= \frac{1}{2} m(\dot{X}^2 + (l\dot{\theta})^2 + 2l\dot{X}\dot{\theta}\cos\theta) \end{aligned} \quad (2.2)$$

$$\begin{aligned} U &= -mgl\cos\theta \\ &= \frac{1}{2} m(\dot{X}^2 + (l\dot{\theta})^2 + 2l\dot{X}\dot{\theta}\cos\theta) + mgl\cos\theta \end{aligned} \quad (2.3)$$

위 식 (2.2)과 (2.3)을 Lagrange식 (2.1)에 따라 순차적으로 풀어보면,

$$ml^2\ddot{\theta} + ml\dot{X} \cdot \cos\theta + mgl \cdot \sin\theta = 0$$

이 된다. 흔들림의 진폭이 작을 경우, 물체의 흔들림 각도를 $\theta \approx 0$ 에서 선형화 하면 $\sin\theta \approx \theta$, $\cos\theta \approx 1$ 로 근사할 수 있다. 따라서, \dot{X} 는 트롤리의 수평 가속도이므로 a로 대체하여 위의 식을 정리하면

$$\ddot{\theta} = -\frac{g}{l} \left(\theta + \frac{a}{g} \right) \quad (2.4)$$

이 된다. 위의 식으로부터 물체의 흔들림은 크레인의 가속도와 로우프의 길이와 관련이 있으며, 크레인의 가속도를 제어함으로써 흔들림을 제어할 수 있다는 이론적 근거를 얻을 수 있다. 위의 운동 방정식 (2.4)에서 $x = [x_1, x_2, x_3]^T$ 가 $x_1 = \dot{x}$, $x_2 = \theta$, $x_3 = \dot{\theta}$ 라 정의하면 다음의 상태 방정식을 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} \dot{x} &= Ax + Bu \\ y &= Cx \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} A &= \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & -\frac{g}{l} & 0 \end{bmatrix} & B &= \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ -\frac{1}{l} \end{bmatrix} \\ C &= [0 \ 1 \ 0] \end{aligned}$$

이제 위의 상태 방정식에 대해서 유한한(bounded) 입력에너지로서 유한한(finite) 시간 내에 임의의 상태 공간상의 위치로 움직일 수 있는가를 검토해 보자.

시불변 시스템에 대한 가제어성(controllability) 조사는 행렬 $[B \ AB \ A^2B]$ 의 Rank를 조사함으로써 구할 수 있다.

$$[B \ AB \ A^2B] = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{1}{l} & 0 \\ -\frac{1}{l} & 0 & \frac{g}{l^2} \end{bmatrix}$$

위의 행렬에서 Rank = 3 이므로 시스템은 제어 가능하다.

3. 제어 알고리즘

3.1 속도 궤적(velocity profile)

크레인 시스템의 제어에는 사다리꼴(trapezoid) 속도 궤적(velocity profile)을 적용하였다. 최단시간내에 트롤리를 목표 위치로 이동시키고 또한 이동 중 로우프에 달린 물체의 흔들림이 최소로 유지되도록 트롤리의 주행을 가속 → 등속 → 감속의 형태로 하였으며 가속이 끝난 후 등속 구간에서 흔들림이 없고 감속이 끝난 후 목표 위치 도달시 흔들림이 감소되도록 트롤리의 주행 패턴을 설계하였다.

3.2 퍼지 논리 제어기

퍼지 제어기는 전문가의 제어 전략을 바탕으로 만들어진 다. 실제로 산업 현장에서 크레인 숙련 작업자의 행동을 관측해 보면, 경험적인 숙련 기술에 의해서 로우프의 흔들림 각도와 트롤리의 위치 제어를 함께 고려한 작업을 해 내고 있다. 따라서, 숙련 기술자의 제어 지식을 퍼지 제어기에 도입하여 크레인을 제어한다.

트롤리가 가속을 마친 지점과 감속이 끝나는 지점에서 흔들림이 크게 발생하므로 이를 억제하기 위해 등속 구간과 감속이 끝나는 지점에 퍼지 제어를 적용한다.

퍼지 제어기의 입력은 로우프의 흔들림 각도와 각속도, 출력은 트롤리의 가속도로 설정하였으며, 각 입·출력 변수에 대한 소속 함수의 정의는 Fig. 2와 같다.

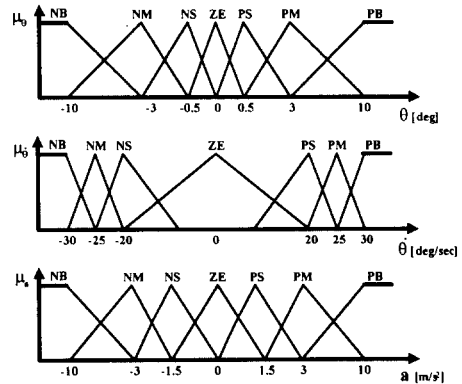


Fig. 2 Membership functions for fuzzy inputs and output of crane

Table 1은 퍼지 규칙을 나타낸 것이며, 퍼지 추론은 Mandani의 Max-min 추론법을, 비퍼지화는 무게중심법을 사용하였다.

Table 1 Fuzzy rules for Crane System

θ \ $\dot{\theta}$	NB	NM	NS	ZE	PS	PM	PB
NB				NB	NM		
NM				NM			
NS				NS	ZE		PM
ZE	NB	NB	NM	ZE	PM	PB	PB
PS	NM		ZE	PS			
PM				PM			
PB			PM	PB			

3.3 신경망 제어기

신경망은 전문가의 지식을 토대로 퍼지 규칙을 작성하는 knowledge-based system과는 달리 '학습'에 의해 스스로 자신의 규칙을 만든다. 따라서 신경망의 강점인 학습 능력을 크레인 시스템에 적용하고자 한다.

신경망의 입력과 출력은 퍼지 제어기와 같다. 즉 물체의 흔들림 각도와 각속도를 입력으로 하고 트롤리의 가속도를 출력으로 한다. 신경망의 학습(learning) 알고리즘은 Fig. 3과 같다.

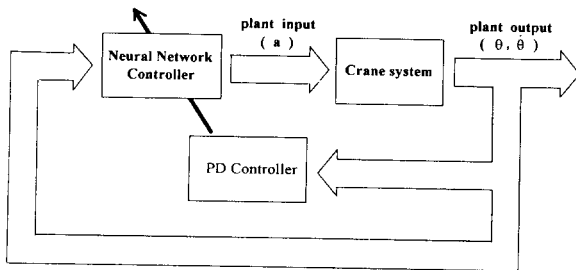


Fig. 3 Learning Algorithm of Neural Network

먼저, 크레인 시스템의 실제 출력값인 로우프의 흔들림 각도와 각속도를 토대로 PD 제어기의 출력값을 구한다. 크레인 시스템의 출력값인 흔들림 각도와 각속도를 신경망의 입력으로 하여 전방향(feedforward)을 수행한다. 이 때, PD 제어기의 출력값을 신경망의 에러(error)로 하여 백프로퍼게이션을 수행하고, 신경망의 출력값을 크레인 시스템의 입력으로 적용한다. 여기서 PD 제어기는 크레인 시스템이 원하는 값과 실제 출력값 사이의 차이인 $K_p(\theta_d - \theta) + K_d(\dot{\theta}_d - \dot{\theta})$ 로 나타내어지며 PD 제어기의 출력값을 줄이는 방향으로 신경망을 백프로퍼게이션 시킨다.

신경망은 학습을 하는데 많은 시간이 소요되므로 실제 크레인 시스템에 적용하기에는 부적합하다. 실시간(real time) 문제를 해결하기 위해서는 신경망을 Fig. 3의 알고리즘에 따라 충분히 학습을 시킨 후, 연결 가중치(weight)를 파일에 저장한다. 하드웨어 구현시에는 학습된 가중치를 불러내어 크레인 시스템을 실시간으로 제어한다.(Fig. 4 참조)

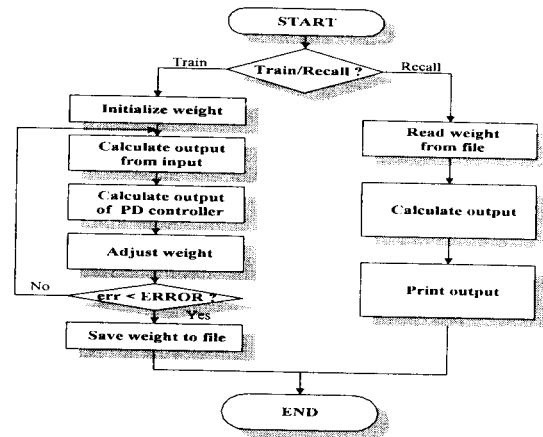


Fig. 4 Flow Chart of Neural Network

4 시뮬레이션 및 고찰

크레인 시스템에 적용된 사양(spec.)을 보면, 트롤리의 목표 위치는 60 cm, 로우프의 길이 60 cm, 트롤리의 속도 15 m/s로 하여 시뮬레이션을 실시하였다. Fig. 5는 크레인의 트롤리가 속도 궤적(velocity profile)을 따라 가도록 했을 경우의 물체의 흔들림 각도와 트롤리의 속도, 위치를 나타낸 것이다. 속도 궤적은 최적의 상태를 토대로 작성하였으므로 로우프의 길이를 변화시키거나 외란이나 초기 각도를 주었을 경우에는 물체의 흔들림을 제어하기 불가능한 상태가 된다.

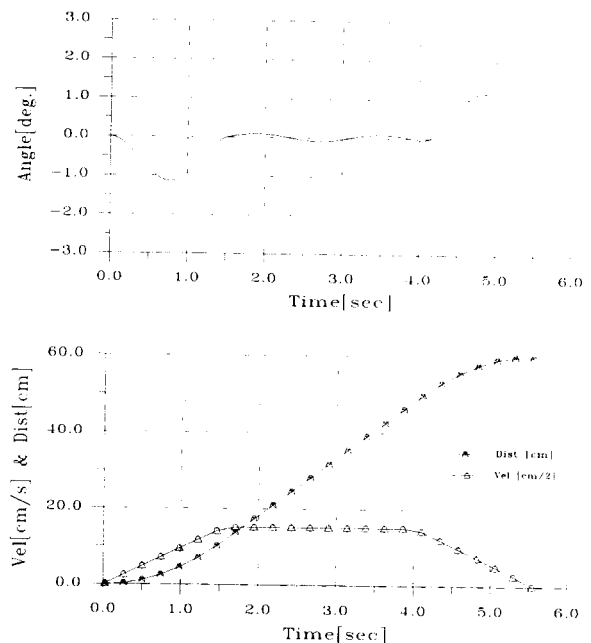


Fig.5 Open-loop Control of Crane Using Velocity Profile

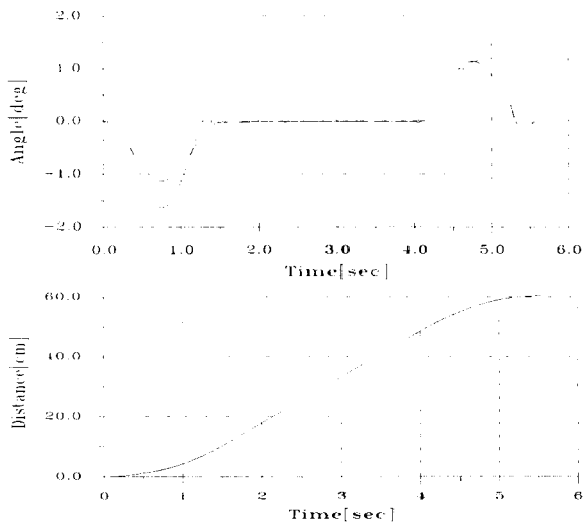


Fig. 6 Crane Control Using Fuzzy

Fig. 6은 로우프의 길이를 변화시켰을 때 퍼지를 이용한 물체의 흔들림 각도와 트롤리의 위치를 나타낸 것이다. 즉 가속 구간 동안 로우프를 $0.12[m/s]$ 의 속도로 감아주고 감속 구간에서는 같은 속도로 풀어주었다. 가속이 거의 끝나는 지점에서부터 등속 구간에 걸쳐 발생하는 흔들림을 퍼지 제어를 이용하여 감소시켰으며, 또한 감속이 끝나는 시점에도 퍼지를 적용하여 트롤리가 목표 위치 도착시 발생하는 흔들림을 제어하였다. 위의 그림을 보면 로우프의 길이가 변화되더라도 로우프의 흔들림이 잘 제어되며, 초기 각도를 $0.5[^\circ]$, 초기 각속도를 $5[^\circ/s]$ 로 주었을 경우에도 제어가 잘 되는 것을 볼 수 있다.

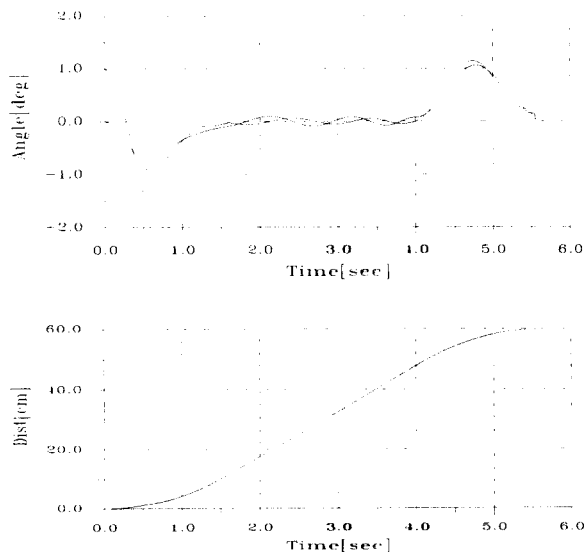


Fig. 7 Crane Control Using Neural Network

Fig. 7은 로우프의 길이가 변화시켰을 때 신경망을 이용한 물체의 흔들림 및 트롤리의 위치를 나타낸 것이다. 가속 구간

의 중간 지점에서부터 신경망 제어를 적용하여 물체의 흔들림 각도를 감소시켰고 또한, 감속이 끝나는 시점에서도 신경망을 적용하여 로우프 길이 변화 및 트롤리의 목표 위치 도착시 발생하는 흔들림을 감소시켰다. 초기 각도를 1° , 초기 각속도를 $3[^\circ/s]$ 로 주었을 경우에도 퍼지와 마찬가지로 좋은 결과를 나타내었다. Fig. 8은 PD 제어기의 이득값(gain)을 다르게 했을 때의 에러를 나타낸 것으로 학습을 많이 할수록 에러가 줄어드는 것을 알 수 있다.

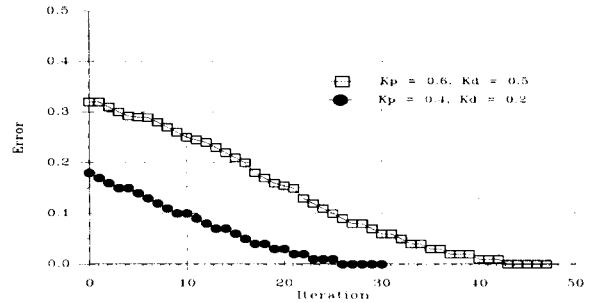


Fig. 8 Trend of error rate on learning

5 결론

진동을 최소로 유지하도록 설계한 속도 궤적을 이용한 개루프 제어는 최적의 상태에서는 Fig. 5에서와 같이 물체의 흔들림 제어가 효과적으로 적용되었다. 그러나 외란이나 로우프의 길이 변화를 고려했을 경우에는 제어가 어려웠다. 한편, 속도 궤적과 지능 제어를 크레인 시스템에 적용했을 때 로우프의 흔들림 제어가 잘 이루어졌다. 즉, 크레인의 트롤리가 속도 궤적을 따라 가도록 하고 외란이나 로우프의 길이 변화로 발생하는 흔들림 각도와 각속도를 퍼지나 신경망 등의 지능 제어를 적용하여 피드백함으로써 흔들림을 최소로 유지할 수 있었다. 여기서 초기 가속 구간은 정지 상태에 있는 트롤리를 최대 가속하여 빠른 시간내에 트롤리를 최대 운행 속도에 가깝게 도달하도록 해야 하므로 지능 제어를 적용하기에는 부적합하며 가속이 끝나는 시점에서 등속 구간, 감속이 끝나는 시점에 지능 제어를 적용하는 것이 바람직하다.

제안된 제어 알고리즘을 실험용으로 제작한 크레인 시뮬레이터에 적용하여 크레인의 흔들림 제어를 연구 중이며 다음에는 하드웨어로 구현된 내용을 다룰 생각이다.

참고 문헌

1. Chuen Chien Lee, "Fuzzy Logic in Control Systems: Fuzzy Logic Controller", IEEE Trans. Syst. Man. Cybern., vol. 20, 1990.
2. Mitsuo Kawato, "Feedback-Error-Learning Neural Network for Trajectory Control of a Robotic Manipulator", Neural Networks, vol. 1, 1988.
3. 임태승, "최소 진동을 유지하는 천정 크레인의 위치 제어", 한국과학기술원 석사 논문, 1992
4. 정승현 외, "크레인의 Anti-swing 및 위치 제어기 개발", 한국자동제어 학술회의 논문집, 1996.