

신경회로망 예측 2자유도 PID 제어를 이용한 크레인의 자동주행 제어 시스템 개발에 관한 연구

손동섭*, 이창훈*, 이진우*, 이권순**
 *동아대학교 전기공학과, **동아대학교 전기전자컴퓨터 공학부

A Study on A Development of Automatic Travel Control System of Crane using Neural Network Predictive Two Degree of Freedom PID Controller

Dong-Seop Sohn*, Chang-Hoon Lee*, Jin-Woo Lee*, Kwon-Soon Lee**

*Dept. of Electrical Eng. Dong-A Univ., **Dept. Electrical Eletronic & Computer Eng. Dong-A Univ.

Abstract - In this paper, we designed neural network predictive two degree of freedom PID controller to control sway of crane. Crane's trolley arrive minimum oscillation of transfer body and establishment position in minimum time. When various establishment location and surrounding disturbance were approved based on mathematical modeling of crane, controller designed to become effective control location error and oscillation angle of two control variables that simultaneously can predictive control. We wish to develop automatic travel control system through anti-sway skill of crane.

고 있다. 크레인 시스템의 설계를 위한 가정은 다음과 같다. (1) 컨테이너 크레인은 평면 운동만을 한다고 가정한다. 그리고, 컨테이너는 질량이 없는 rope에 매달려 있는 질점으로 간주한다. (2) 크레인 구조물의 탄성변형은 무시할 수 있을 정도로 작으며, 구름 마찰 저항이나 드라이브 메커니즘에서 발생하는 감쇠적인 영향력은 미세하다[3].

1. 서 론

실세계의 시스템은 비 선형 요소를 많이 포함하고 있으나 현재까지의 제어기법은 선형시스템에 기반한 제어 이론을 중심으로 발전되어 왔다. 그러나, 실제 문제에 적용 시 비선형성의 정도에 따라 적용의 한계가 존재한다. 이러한 비선형 시스템 제어에 최근에 지능제어 기법이 많이 이용 및 연구되고 있으며 특히 신경회로망의 일반화 특성과 근사화 능력을 이용하여 동조기로 사용하거나 제어기로 사용하는 연구가 활발히 진행되고 있다. 신경회로망을 사용한 시스템 동조는 과거의 수학적 플랜트가 표현하지 못했던 시스템의 다양한 동특성을 학습하고 표현할 수 있으며, 이를 이용한 예측 시스템에 관한 연구도 진행되고 있다[2]. 본 논문에서는 항만의 크레인과 같이 바람과 같은 외란이 항상 존재하는 비 선형 시스템 제어를 위해 신경회로망 예측 2자유도 PID 제어를 제안하고자 한다. 크레인의 동특성을 충분히 학습시킨 신경회로망 동정기를 이용하여 2단 신경회로망 예측기를 구성하였고, 신경회로망 자기 동조기는 이러한 예측 입력을 통하여 2자유도 PID 파라미터를 산출하였다. 이를 통해 항만 크레인의 자동화 실현을 위한 크레인의 자동 주행 제어시스템의 기술 중 trolley의 위치제어와 와이어 로프에 매달린 컨테이너의 sway를 제어하였다.

Table 1. Parameters of crane system

Para.	Descriptions	Para.	Descriptions
x	트롤리위치(m)	$\dot{\theta}$	진동각속도(deg/sec)
\dot{x}	트롤리속도(m/sec)	$\ddot{\theta}$	진동각가속도(deg/sec ²)
\ddot{x}	트롤리가속도(m/sec ²)	g	중력가속도(m/sec ²)
l	Rope 길이	m	트롤리 질량(kg)
\dot{l}	Rope 길이변화속도	M	컨테이너&스프레더 질량(kg)
\ddot{l}	Rope 길이변화가속도	F _T	Trolley에 인가되는 힘(N)
θ	진동각(deg)	F _H	Hoist에 인가되는 힘(N)

2.1.1 수학적 모델링

시스템 모델링을 하기 위한 가정된 조건하에 Lagrange Equation을 이용하여 크레인 시스템의 운동방정식은 3개의 비 선형 운동방정식으로 나타낼 수 있다[1,3].

$$F_T = (M+m)\ddot{x} + m\dot{l}\sin\theta - ml\ddot{\theta}\sin\theta + 2m\dot{l}\dot{\theta} + m\dot{l}\ddot{\theta}\cos\theta \quad (1)$$

$$F_H = \frac{1}{2}m\ddot{x}\sin\theta + \frac{1}{2}m\dot{l} - \frac{1}{2}ml\ddot{\theta} - \frac{1}{2}mg\cos\theta \quad (2)$$

$$0 = l\ddot{\theta} + 2\dot{l}\dot{\theta} + g\sin\theta + \ddot{x}\cos\theta \quad (3)$$

$$\dot{x} = Ax + Bu, \quad y = Cx \quad (4)$$

$$x = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & \frac{m}{(M+m)-m}g & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{-1}{l(t)}\frac{M+m}{(M+m)-m}g & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ \dot{x} \\ \ddot{x} \\ \theta \\ \dot{\theta} \\ \ddot{\theta} \end{pmatrix} \quad (5)$$

2. 본 론

2.1 크레인 시스템 모델링

본 논문에서 사용된 크레인의 구조는 그림 1과 같다.

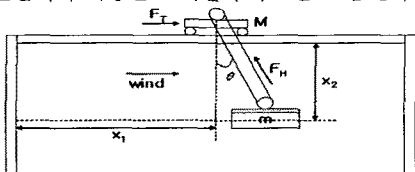


Fig. 1. Crane system modelling

표 1은 크레인 시스템에 사용된 parameter들을 나타내

식(1), (2), (3)에서 컨테이너의 흔들림 각도 θ 는 작다고 가정할 수 있으므로 $\theta^a \dot{\theta}^b$ ($a \geq 0, b \geq 0, a+b \geq 2$)의

형태로 표시되는 모든 항들은 선형화 시 사라지게 되며, 또한, $\cos \theta = 1$, $\sin \theta = \theta$ 로 근사화하는 것이 가능하고 식을 평형 상태에 대하여 선형화 하면, 식(5), (6)의 상태방정식을 구할 수 있다. 본 논문에서는 로프의 길이는 변하지 않고, 고정되어 있는 것으로 가정하여 트롤리가 목표지점까지 컨테이너를 최소의 진동으로 이송할 수 있는 시스템으로 구성하였다.

2.2 신경회로망 예측기

예측기가 어떤 비선형 동적 시스템을 예측하기 위해서는 그 시스템의 입·출력 관계를 잘 동정하여야 한다. 본 논문에서는 신경회로망을 이용한 동적 시스템의 동정을 위해서 다음과 같은 방법을 선택하였다. 첫번째로 비선형 동적 시스템에 대한 학습신호는 제어되는 시스템의 모든 동 특성에 관한 정보를 포함하여야 한다. 두 번째로 신경회로망 예측기는 학습하려는 플랜트의 입출력 데이터를 이용하여 off-line으로 학습한다.

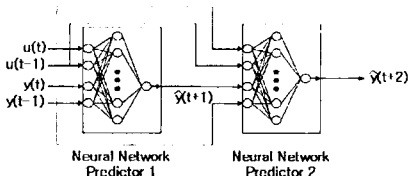


Fig. 2. A block diagram of multi-step neural network predictor

제안한 다단 신경회로망 예측제어기의 구조는 그림 2과 같으며, 다단 신경회로망 예측기를 통한 자료비안은 신경회로망의 학습을 위해서 쓰인다.

$$\frac{\partial \hat{y}(t+n)}{\partial u(t)} = \frac{\partial \hat{y}(t+1)}{\partial u(t)} + \alpha \left(\frac{\partial \hat{y}(t+2)}{\partial u(t)} - \frac{\partial \hat{y}(t+1)}{\partial u(t)} \right) + \dots + \beta \left(\frac{\partial \hat{y}(t+n)}{\partial u(t)} - \frac{\partial \hat{y}(t+n-1)}{\partial u(t)} \right) \quad (7)$$

여기서 $\frac{\partial \hat{y}(t+1)}{\partial u(t)}$, $\frac{\partial \hat{y}(t+2)}{\partial u(t)}$, $\frac{\partial \hat{y}(t+n)}{\partial u(t)}$ 은 각각 신경회로망 예측기 1, 신경회로망 예측기 2, 그리고, 신경회로망 예측기 n 에서 구할 수 있으며 α , β 는 비례상수이다. 입력은 $u(t)$, $u(t-1)$, $y(t)$, $y(t-1)$ 로 설정하였다. 여기서, 신경회로망 학습을 위하여 오차 역전파 학습 알고리즘을 사용하였다. 신경회로망 예측기는 크레인에 대한 모델링 학습이 이루어진 후 학습된 동정기에 플랜트의 현재 입·출력을 입력신호로 하여 예측기를 구성하였다. 신경회로망 예측기의 구조는 3층 구조로 하였으며 크레인의 현재 입·출력을 입력 정보로 사용하여 플랜트의 예측 출력을 얻을 수 있다[2].

2.2.1 신경회로망 예측 2자유도 PID 제어기 설계

신경회로망 예측제어기를 2단으로 하여 각각 trolley position과 angle에 대해 예측 제어기를 구성하였다. 2단 신경회로망 예측 2자유도 PID 제어기의 블록선도는 그림 3과 같이 설계하였다. 주 제어기인 2자유도 PID 제어기의 파라미터를 동조하기 위하여 신경회로망 자기동조기를 사용하였다. 따라서, 본 논문에서는 2자유도 PID 설계에 필요한 파라미터 K_p , K_i , K_d 및 α , β 를 신경회로망으로 자동동조 하였으며, 위치오차, 흔들림 오차에 대한 제어기를 각각 구성하여 10개의 파라미터를 추정하였다. 외란은 바람으로 주기적인 강약의 바람에 일정한 방향을 가지도록 식(8)에 의해 고려되었다.

$$F_w = p \cdot (3 \sin \omega t + 7 \sin 2\omega t + 5 \sin 3\omega t + 4 \sin 4\omega t) \quad (8)$$

여기서, ω 는 바람의 기본주파수이고, p 는 바람의 크기를 나타낸다.

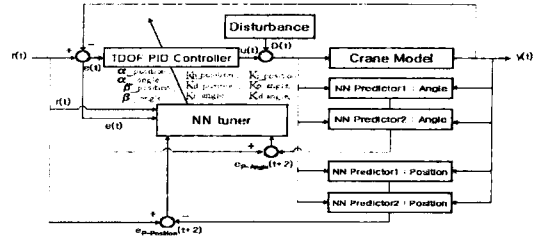


Fig. 3. A block diagram of neural network predictive PID controller

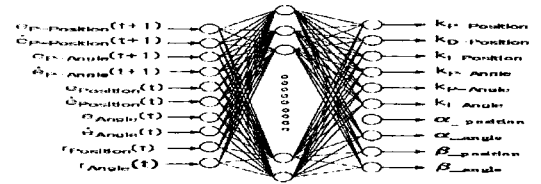


Fig. 4. Structure of neural network self-tuner

신경회로망 자기동조기의 구조는 그림 4와 같다. 산출된 예측출력과 플랜트의 현재 출력에 대한 오차를 보상하기 위하여 신경회로망 자기동조기는 on-line 학습을 통하여 제어기의 파라미터를 산출하게 된다. 신경회로망 자기동조기의 입력층은 예측출력인 position과 angle, 설정치와 플랜트의 현재 출력에 대한 error로 하였다. 평가함수는 식 (9)와 같은 오차함수로 하였으며, 신경회로망 자기동조기는 이 오차함수를 줄이는 방향으로 학습을 하게 된다. 최급경사법에 의해 출력층과 은닉층의 가중치 변화량은 식 (10), (11)과 같이 나타낼 수 있다. 학습율 η 과 모멘트계수 α 는 각각 0.9와 0.5로 하였다. 학습법은 오차 역전파 알고리즘을 사용하였다.

$$E = \frac{1}{2} [y_{d-Position}(t+1) - y_{p-Position}(t+1)]^2$$

$$E = \frac{1}{2} [y_{d-Angle}(t+1) - y_{p-Angle}(t+1)]^2 \quad (9)$$

$$E = \frac{1}{2} [y_{d-Position}(t+1) - y_{Position}(t+1)]^2$$

$$E = \frac{1}{2} [y_{d-Angle}(t+1) - y_{Angle}(t+1)]^2$$

$$\Delta W_{k_i}(t+1) = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{k_i}} + \alpha \Delta W_{k_i}(t) \quad (10)$$

$$\Delta W_{k_p}(t+1) = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{k_p}} + \alpha \Delta W_{k_p}(t) \quad (11)$$

오차 역전파 알고리즘에 의한 은닉층의 오차신호와 출력층의 오차신호는 chain rule을 이용해서 식 (12)와 식 (13)로 나타낼 수 있다. δ_k 를 계산하기 위해서는 $\frac{\partial y(t+1)}{\partial u(t)}$ 인 시스템 Jacobian이 필요하며, 이 값은 플랜트를 학습한 신경회로망에서 유도 할 수 있다. $f'(\cdot)$ 는 신경회로망 노드에 대한 출력의 미분 성분을 나타낸다.

$$\delta_k = -\frac{\partial E}{\partial net_k} \quad (12)$$

$$= -\frac{\partial E}{\partial y(t+1)} \frac{\partial y(t+1)}{\partial u(t)} \frac{\partial u(t)}{O(k)} \frac{\partial O(k)}{\partial net_k}$$

$$\delta_k = (y_d(t) - y(t)) \frac{\partial y(t)}{\partial u(t)} f'(net_{k_i}) \frac{\partial u(t)}{\partial k} \quad (13)$$

$$\delta \alpha = (\theta_d(t) - \theta(t)) \frac{\partial \theta(t)}{\partial u(t)} f'(net_{\alpha_i}) \frac{\partial u(t)}{\partial \alpha}$$

$$\delta \beta = (\theta_d(t) - \theta(t)) \frac{\partial \theta(t)}{\partial u(t)} f'(net_{\beta_i}) \frac{\partial u(t)}{\partial \beta}$$

k에는 각각 k_p , k_i , k_d 의 position과 angle이 3개씩 총 6개가 존재하고 α , β 역시 position과 angle의 2개씩 총 4개가 존재한다. 따라서 출력층의 오차신호는 10

개로 하였다.

3. 시뮬레이션 결과

본 논문에서는 그림 3과 같이 제안한 신경회로망 예측 2자유도 PID(NNPTDOFPID)제어기의 성능을 평가하기 위하여 신경회로망 PID 제어기(NNPPID) 그리고, 진화전략 2자유도 PID(ES-tuned TDOFPID)제어기를 크레인의 위치와 wire rope에 매달린 컨테이너의 흔들림에 대해 외란을 적용하였을 때 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 제어 성능을 비교 분석하였다. 표 2는 크레인 시스템의 파라미터 값들과 ES 알고리즘의 파라미터를 나타내고 있다. 외란은 그림 5와 같다. Trolley의 목표지점을 2(m)로 하여 이동시 angle은 초기 0(rad)으로 하여 10초간 추정상태를 trolley position(m)과 trolley velocity(m/sec) 그리고, angle(rad)과 angle velocity(rad/sec)에 대하여 비교 검토하였다.

Table 2. Parameters of the crane system(Left) & Parameters fo ES Algorithm(Right)

Parameters	Values	Parameters	Values
트롤리 질량	4.2(kg)	Population size	11
컨테이너 질량	10(kg)	Total Generation NO.	10012
로프의 길이	0.86	Mutation rate	55%
중력가속도	9.8(m/sec ²)		

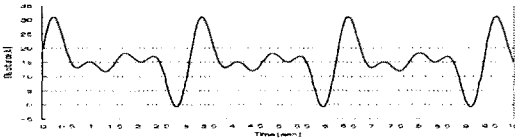
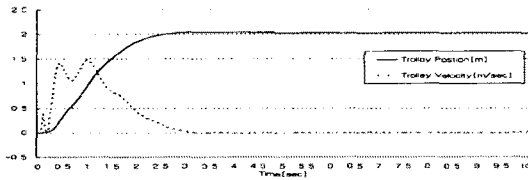
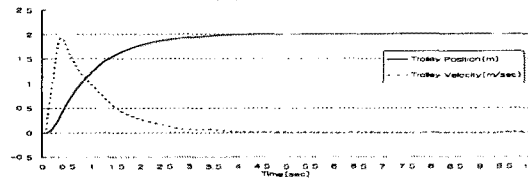


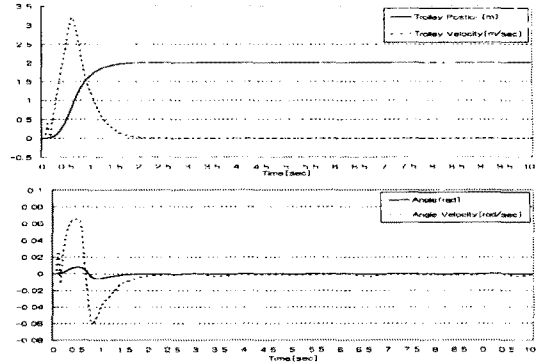
Fig. 5. Response characteristic of disturbance



(a)NNPID



(b)ES-tuned TDOFPID



(c) NNPTDOFPID

Fig. 6. Response characteristic of each controller

NNPTDOFPID와 NNPID의 두 제어기의 학습율과 모멘텀 계수는 0.5, 0.9로 연결강도의 초기값은 모두 0.5 설정하였고, 신경회로망의 입력층, 은닉층, 출력층의 노드수는 10, 20, 10로 하였다. 은닉층과 출력층의 활성화함수는 시그모이드 함수를 사용하였다. 표3은 crane에 사용된 각 제어기의 시뮬레이션 결과이다.

Table 3. Comparison of each controller for crane system

Controller	Peak position of trolley(m)	The amplitude of trolley(m)
ES-tuned TDOFPID	2.008721	2.000979~2.008721
NNPID	2.035840	2.017096~2.025559
NNPTDOFPID	2.002231	1.999455~2.00223

Controller	Swing angle (Peak)(rad)	The amplitude of swing angle(rad)
ES-tuned TDOFPID	0.0167180	-0.0010700~0.0001014
NNPID	0.0126801	-0.0008816~0.0001004
NNPTDOFPID	0.0076648	-0.0003730~0.0000280

4. 결론

본 논문에서 향후 크레인의 자동주행 제어시스템 개발에서 핵심 기술인 크레인에서 trolley의 위치제어와 컨테이너의 흔들림 정밀 제어에 대한 신경회로망 예측 2자유도 PID 제어기를 설계하였다. 제안한 제어기의 시뮬레이션 결과 trolley position과 angle에 대해 신경회로망 PID 제어기보다 67.3%, 59.16% 개선되었고, 진화전략 2자유도PID 제어기보다는 64.25%, 65.77% 개선되었다. 따라서, 현재 크레인에 적용된 기존의 제어기와 비교한 결과 그 성능의 우수함이 입증되었다.

(참고 문헌)

- [1] 해양수산부·과학기술부, "첨단항만 핵심기술 개발," 해양수산부·과학기술부 3차년도 보고서, 2001. 10.
- [2] Hyun-Cheol Cho, Young-Jin Lee, Kwon-Soon Lee, "A Vibration Control of Multi-story Building using Neural Network Predictive PID Control System," 한국피지 및 지능 시스템학회 논문지 Vol. 8, No. 7, pp. 21-30, 1998.
- [3] 홍금식, 손성철, 이만형, "Sway Control of a Container Crane (Part I): Modeling, Control Strategy, Error Feedback Control Via Reference Velocity Profiles", Journal of Automation and systems Engineering, Vol. 3, No. 1, pp. 23-31, 1997.