

論 文

Anti-Sway에 관한 연구

손동섭* · 이진우* · 민정탁* · 이권순**

A Study on Anti-Sway of Crane using Neural Network Predictive PID Controller

D.S. Sohn · J.W. Lee · J.T. Min · K.S. Lee

Key Words : 크레인(Crane), 신경회로망(Neural Network), 예측제어(Predictive control), Anti-Sway, PID control

Abstract

In this paper, we designed neural network predictive PID controller to control sway happened in transfer of trolley for automatic travel control system. We include dynamic character of nonlinear system, and mathematical expression very simple used neural network. When various establishment location and surrounding disturbance were approved based on mathematical modelling of crane, controller designed to become effective control location error and vibration angle of two control variables that simultaneously can predictive control. Neural network predictive PID controller produced parameter of PID controller using neural network self-tuner. Neural network self-tuner's input used crane's output and neural network predictor's output. Neural network self-tuner using error back propagation algorithm. We analyzed control performance comparison through computer simulation when applied disturbance about sway of location and angle in transfer of crane. The results show that the proposed neural network predictive PID controller has better performances than general PID controller, neural network PID controller.

1. 서 론

항만의 크레인의 경우 많은 비선형성을 내포하고 있다. 이러한 비선형 시스템은 설계 및 해석이 어렵고, 수학적 표현도 어렵다. 따라서, 비선형 시스템의 동특성을 잘 내포하고, 수학적 표현이 매우 단순한 지능제어(intelligent control)가 활발히 연구되고 있

다. 지능제어 이론 중 신경회로망은 간단한 연산자(operator)와 연결강도만으로 구성되어 매우 단순한 구조와 비교적 쉬운 수학적 표현이 가능하며, 연결강도(weight)를 학습시킴으로써 시스템이나 외부 환경에 따른 변화에 적응능력이 우수하다[1,3,5]. 그리고, 시스템의 동 특성이 잘 내포된 신경회로망을 이용하여 현재의 입·출력 신호를 입력으로 사용하

* 동아대학교 전기공학과 대학원

** 동아대학교 전기전자컴퓨터공학부 교수

※ 본 논문은 동아대학교 지능형통합항만관리센터의 지원하에 연구되었습니다.

면 제어대상의 예측 값을 얻을 수 있다. 따라서, 본 논문에서는 비 선형성을 잘 내포하고, 수학적 표현이 비교적 간단한 신경회로망을 이용하여 예측 제어기를 구성하였으며 이를 항만 crane의 sway를 제어하고자 적용하였다[3, 5]. 신경회로망 예측 PID 제어시스템은 크레인에 대한 modeling 학습이 이루어진 신경회로망(Neural Network Identification)에 크레인의 현재의 입·출력의 정보를 통하여 미래의 출력을 예측하며, 이 출력은 신경회로망 자기동조기(Neural Network self-tuner)의 입력신호로 사용하여 PID제어기의 파라미터를 산출하게 된다.

본 논문에서는 항만의 자동화를 위해 필요한 크레인의 자동 주행 제어시스템(Automatic Travel Control System : ATCS)에서 크레인이 목표지점까지 이동할 때 발생하는 trolley의 위치제어와 wire rope에 매달린 컨테이너의 sway를 제어하고자 한다[6]. 크레인 시스템에서 다양한 설정위치와 외란(disturbance : 바람)이 인가되었을 경우 효과적인 제어가 될 수 있도록 position와 angle의 두 가지 제어 변수를 동시에 제어할 수 있는 제어기를 설계하였다. 성능 평가를 위하여 신경회로망 예측 PID 제어기를 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 general PID Controller, neural network PID controller와 비교하여 그 특성을 분석하여 neural network predictive PID controller의 우수성을 입증하고자 한다.

2. Crane의 수학적 모델링

2.1. Crane의 모델링

본 논문에서 다루고자하는 크레인의 구조는 그림 1에 보여지는 것과 같이 x축 방향의 트롤리 횡행속도 조작과 y축 방향의 로프 조작으로 크게 나누어 생각할 수 있다. 우선, 크레인 시스템을 모델링 하기 위하여 다음과 같은 가정을 하였다[8, 9, 10]. Table 1은 크레인 시스템에 사용된 parameter들을 나타내고 있다.

- (1) 컨테이너 크레인은 평면 운동만을 한다고 가정한다. 즉, 컨테이너의 흔들림은 트롤리의

이동 방향과 컨테이너가 이루는 평면 안에서만 발생한다고 가정한다.

- (2) 크레인 구조물의 탄성변형은 무시할 수 있을 정도로 작다.
- (3) 구름 마찰 저항이나 드라이브 메커니즘에서 발생하는 감쇠적인 영향력은 미세하다.
- (4) 컨테이너는 질량이 없는 로우프에 매달려 있는 질점으로 간주한다.

그림 1은 크레인의 개략적인 도식도 이다.

Table 1. Parameters of crane system

Parameters	Descriptions
x	Trolley position[m]
\dot{x}	Trolley velocity[m/sec]
\ddot{x}	Trolley acceleration[m/sec^2]
l	Rope 길이
\dot{l}	Rope velocity
θ	진동각[deg]
$\dot{\theta}$	진동각속도[deg/sec]
$\ddot{\theta}$	진동각가속도[deg/sec^2]
g	중력가속도[m/sec^2]
m	Trolley 질량[kg]
M	container & 스프레더 질량[kg]
F_T	Trolley에 인가되는 힘[N]
F_H	Hoist에 인가되는 힘[N]

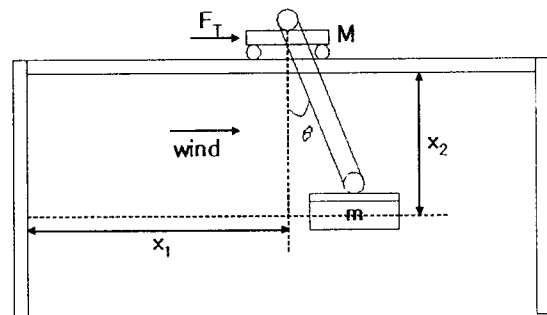


Fig. 1. crane system modeling

2.2 수학적 모델링

시스템 모델링을 하기 위한 가정하에 Lagrange Equation을 이용하여 크레인 시스템의 운동방정식을 구할 수 있다. Lagrange 운동방정식은 다음과 같이 정의된다.

$$\frac{d}{dt} \left(\frac{\partial L}{\partial \dot{q}_i} \right) - \frac{\partial L}{\partial q_i} = Q_i \dots\dots\dots (1)$$

여기서, q_i 는 일반화된 좌표계를 나타내며, Q_i 는 일반화된 자표 q_i 에 대응하는 비보존 일반력이다. Lagrange L은 다음과 같이 운동에너지(T)와 위치에너지(V)와의 차이로 정의된다.

$$L = T - V \dots\dots\dots (2)$$

그림 1과 같은 크레인 시스템에 있어서 제어되어야 할 변수로는 트롤리의 위치 x , 루프의 길이 l , 컨테이너의 진동각 θ 이고, 제어 입력으로는 트롤리와 호이스트에 인가되는 각각의 입력 F_T 와 F_H 가 있다. 이러한 시스템의 수학적 모델링은 Lagrange 방정식을 이용하여 다음과 같은 3개의 비선형 운동방정식을 얻을 수 있다.

$$F_T = (M+m) \ddot{x} + m \ddot{l} \sin \theta - ml \dot{\theta}^2 \sin \theta + 2m \dot{l} \dot{\theta} + ml \ddot{\theta} \cos \theta \dots (3)$$

$$F_H = \frac{1}{2} m \ddot{x} \sin \theta + \frac{1}{2} m \ddot{l} - \frac{1}{2} ml \dot{\theta}^2 - \frac{1}{2} mg \cos \theta \dots\dots\dots (4)$$

$$0 = l \ddot{\theta} + 2 \dot{l} \dot{\theta} + g \sin \theta + \ddot{x} \cos \theta \dots\dots\dots (5)$$

로프의 길이는 변하지 않고, 고정되어 있는 것으로 가정하여 트롤리가 목표지점까지 컨테이너를 최소의 진동으로 이송할 수 있는 시스템으로 구성하였다.

$$F_T = (M+m) \ddot{x} - ml \dot{\theta}^2 \sin \theta + ml \ddot{\theta} \cos \theta \dots\dots\dots (6)$$

$$0 = l \ddot{\theta} + g \sin \theta + \ddot{x} \cos \theta \dots\dots\dots (7)$$

여기서, 컨테이너의 흔들림 각도 θ 는 작다고 가

정할 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 근사화 하는 것이 가능하므로 위의 운동방정식은 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$F_T = (M+m) \ddot{x} + ml \ddot{\theta} \dots\dots\dots (8)$$

$$0 = l \ddot{\theta} + g \theta + \ddot{x} \dots\dots\dots (9)$$

3. 신경회로망 예측 PID제어 시스템

본 논문에서 크레인 시스템을 제어하기 위해 제안한 신경회로망 예측 PID 제어시스템의 Block Diagram은 그림 2와 같다. 이 시스템은 신경회로망 예측기, PID 제어기 그리고, 제어기의 파라미터를 산출하는 신경회로망 자기동조기로 구성된다. 일반적으로 PID제어기는 선형제어기로서 구현하기 쉬우며, 구조가 간단하고, 강인성을 잘 보장하는 것으로 알려져 있다. 외란 D(s)는 항시 일정한 주기를 가지는 강풍과 갑작스런 돌풍의 2가지 외란에 대하여 고려하였다. 외란은 식 (10)과 같다.

$$F_i = \frac{i}{n} p (3 \sin \omega t + 7 \sin 2 \omega t + 5 \sin 3 \omega t + 4 \sin 4 \omega t) \dots\dots\dots (10)$$

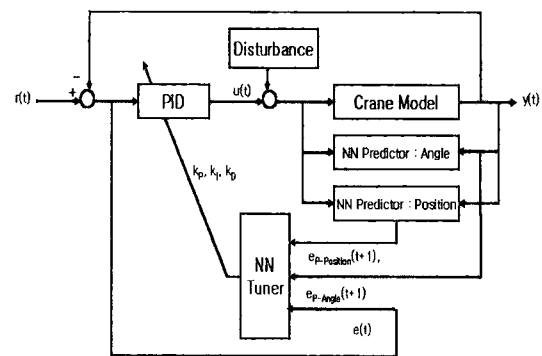


Fig. 2. A block diagram of neural network predictive PID control systems

w는 풍력에너지의 기본 주파수(fundamental frequency)이고, p는 풍력의 크기(magnitudes)를 나타낸다. 그림 3은 동정기의 신경회로망 모델링 학습에 대한 블록선도를 나타낸다. 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 동조기에 플랜트의 현재의 입·출력을 입력신호로 하여 예측기를 구성하였다. 신경회로망 예측기의 구조는 그림 4와 같이 나타낼 수 있다. 즉, 크레인의 현재 입·출력을 입력 정보로 사용하여 플랜트의 예측 출력을 얻을 수 있다. 본 논문에서 사용한 신경회로망 예측제어기의 구조는 그림 4와 같이 3층 구조로 되어 있으며, 학습하려는 크레인의 입·출력 데이터를 이용한 off-line 학습을 하였다. 여기서는 제어 파라미터가 trolley의 위치와 진동각과 같이 두 개 값을 예측하고자 두 개의 신경회로망 예측기로 사용되었다. 신경회로망 예측기는 1단 예측기로 구성하였으며, 신경회로망을 직렬로 구성하여 다단계 예측기로 구성할 수 있다[5]. 그림 4에서 n과 d는 $u(t)$ 와 $y(t)$ 에 대한 차수를 각각 나타내며 이것은 신경회로망의 입력패턴의 개수를 결정하게 된다. 예측 출력은 trolley position과 angle이므로 플랜트의 trolley position과 angle의 출력값과 입력값을 신경회로망 예측기의 입력으로 사용하였다.

산출된 예측출력과 플랜트의 현재 출력에 대한 오차를 보상하기 위하여 신경회로망 자기동조기(self-tuner)는 on-line 학습을 통하여 제어기의 파라미터

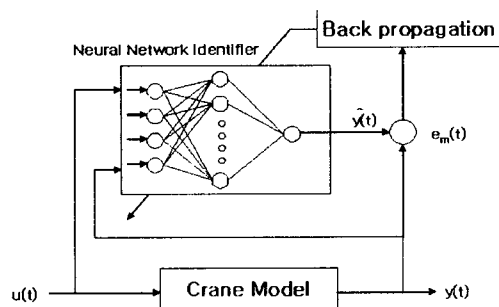


Fig. 3. A block diagram of neural network Identifier

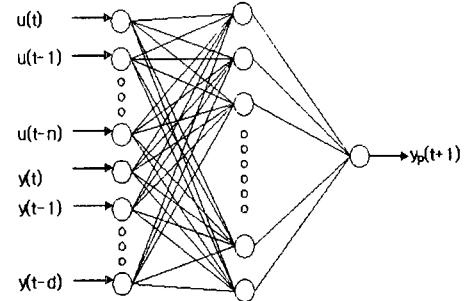


Fig. 4. Neural network predictor

를 산출하게 된다. 신경회로망 자기동조기의 입력층은 예측출력인 position과 angle, 그리고, 설정치와 플랜트의 현재 출력에 대한 error로 하였다. 신경회로망 자기동조기의 구조는 그림 5와 같다. 그림 5에서 k_p , k_I , k_D 는 PID제어기의 파라미터이다. 평가함수는 식 (11)과 같은 오차함수로 하였으며, 신경회로망 자기동조기는 이 오차함수를 줄이는 방향으로 학습을 하게 된다. 여기서, $r(t+1)$ 는 설정치이고, $y_p(t+1)$ 는 예측 출력값이다. 최급경사법에 의해 출력층과 은닉층의 가중치 변화량은 식 (12), 식 (13)와 같이 나타낼 수 있다. 학습을 η 과 모멘트값 α 은 각각 0.9와 0.5로 하였다. 학습법은 오차 역전파 알고리즘을 사용하였다.

$$\begin{aligned}
 E &= \frac{1}{2} [y_{d-Position}(t+1) - y_{p-Position}(t+1)]^2 \\
 E &= \frac{1}{2} [y_{d-Angle}(t+1) - y_{p-Angle}(t+1)]^2 \\
 E &= \frac{1}{2} [y_{d-Position}(t+1) - y_{Position}(t+1)]^2 \\
 E &= \frac{1}{2} [y_{d-Angle}(t+1) - y_{Angle}(t+1)]^2
 \end{aligned} \tag{11}$$

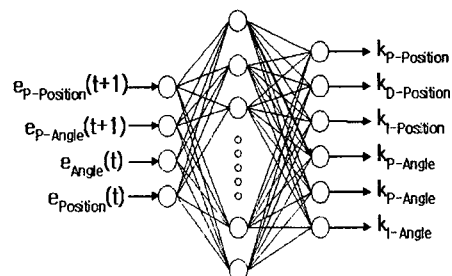


Fig. 5. Neural network self-tuner

$$\Delta W_{kj}(t+1) = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{kj}} + \alpha \Delta W_{kj}(t) \dots\dots (12)$$

$$\Delta W_{ji}(t+1) = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{ji}} + \alpha \Delta W_{ji}(t) \dots\dots (13)$$

오차 역전파 알고리즘에 의한 출력층의 오차신호와 은닉층의 오차신호는 chain rule을 이용해서식 (14)와 식 (15)로 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \delta k_{p_p} &= (y_{d_position}(t) - y(t)) \frac{\partial y(t)}{\partial u(t)} f'(net_{k_p}) \frac{\partial u(t)}{\partial k_{p_p}} \\ \delta k_{i_p} &= (y_{d_position}(t) - y(t)) \frac{\partial y(t)}{\partial u(t)} f'(net_{k_i}) \frac{\partial u(t)}{\partial k_{i_p}} \\ \delta k_{d_p} &= (y_{d_position}(t) - y(t)) \frac{\partial y(t)}{\partial u(t)} f'(net_{k_d}) \frac{\partial u(t)}{\partial k_{d_p}} \\ \delta k_{p_a} &= (\theta_{d_angle}(t) - \theta(t)) \frac{\partial \theta(t)}{\partial u(t)} f'(net_{k_p}) \frac{\partial u(t)}{\partial k_{p_a}} \\ \delta k_{i_a} &= (\theta_{d_angle}(t) - \theta(t)) \frac{\partial \theta(t)}{\partial u(t)} f'(net_{k_i}) \frac{\partial u(t)}{\partial k_{i_a}} \\ \delta k_{d_a} &= (\theta_{d_angle}(t) - \theta(t)) \frac{\partial \theta(t)}{\partial u(t)} f'(net_{k_d}) \frac{\partial u(t)}{\partial k_{d_a}} \end{aligned} \dots\dots (14)$$

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.

$$\begin{aligned} \delta_k &= -\frac{\partial E}{\partial net_k} \\ &= \frac{-\partial E}{\partial y(t+1)} \frac{\partial y(t+1)}{\partial u(t)} \frac{\partial u(t)}{O(k)} \frac{\partial O(k)}{\partial net_k} \end{aligned} \dots\dots (15)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial y(t+1)} &= \frac{\partial E}{\partial e(t+1)} \frac{\partial e(t+1)}{\partial y(t+1)} \\ &= -[r(t+1) - y(t+1)] \\ &= -e(t+1) \end{aligned} \dots\dots (16)$$

$$\frac{\partial O(k)}{\partial net_k} = f'(net_k) = O(k)[1 - O(k)] \dots\dots (17)$$

4. Simulation 결과 및 고찰

본 논문에서는 그림 2와 같이 제안한 신경회로망 예측 PID제어기의 성능을 평가하기 위하여 일반적

인 PID제어기와 신경회로망 PID제어기를 Stacking 크레인의 위치와 wire rope에 매달린 컨테이너의 흔들림에 대해 외란을 적용하였을 때 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 제어 성능을 비교 분석하였다. Table 2는 stacking 크레인 시스템의 파라미터 값들을 나타내고 있다.

그림 6은 외란의 파형을 나타내고 있으며, 외란은 식 (10)과 같은 크기로 설정하였다. 외란은 바람이며, 상시 일정한 주기를 가지는 강풍과 갑작스런 돌풍의 2가지 외란을 적용하였다. 그리고, trolley의 목표지점은 2[m]를 추종하면서 초기 angle은 2[deg] 즉, 0.034907[rad]으로 설정하여 컴퓨터 시뮬레이션을 하였다.

그림 7은 일반적인 PID제어기를 컴퓨터 simulation의 결과이다. (a)는 Trolley Position[m], (b)는 Trolley Velocity[m/sec], (c)는 Angle[rad], (d)는 Angle Velocity[rad/sec]의 파형을 보이고 있다.

Table 2. Parameters of crane system

Parameters	Value
트롤리 질량(M)	4.2[kg]
컨테이너 질량(m)	5.6[kg]
로프길이(l)	0.86[m]
중력가속도(g)	9.8[m/sec ²]

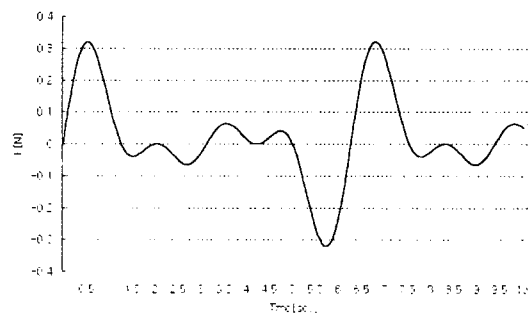
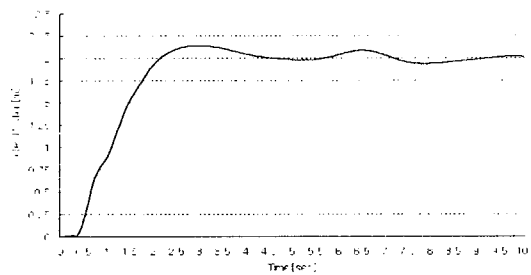
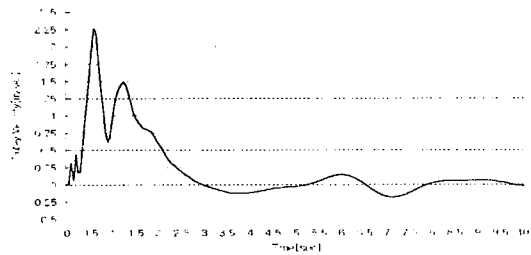


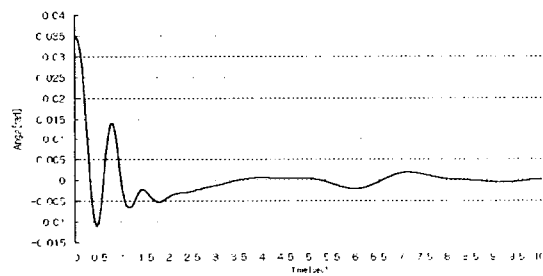
Fig. 6. Response characteristic of disturbance



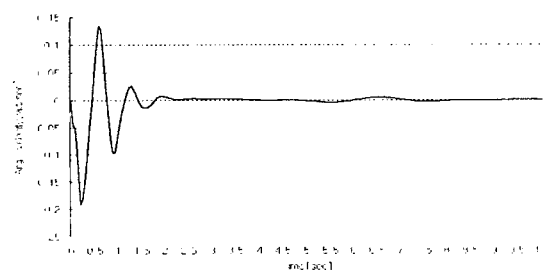
(a) Trolley Position[m]



(c) Trolley Velocity[m/sec]



(c) Angle[rad]



(d) Angle Velocity[rad/sec]

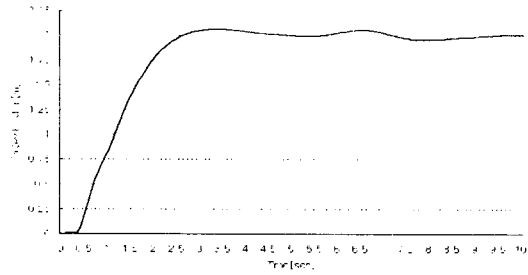
Fig. 7. Response characteristic of the general PID control for wind force

General PID Controller는 목표지점을 기준으로 overshoot가 발생하였고, 외란에 의해 수렴하지 못하고 계속 진동함을 알 수 있다. 즉, 목표지점 2[m]에 도달하지 못하고 좌우 1.932668~2.08531[m]로 과도한 진동이 발생하였다. maximum overshoot는 2.140711[m]이다. Wire rope에 매달린 컨테이너의 sway에 대해서는 $-0.0020899 \sim 0.0019416$ [rad]로 외란에 의해 oscillation이 발생하였다.

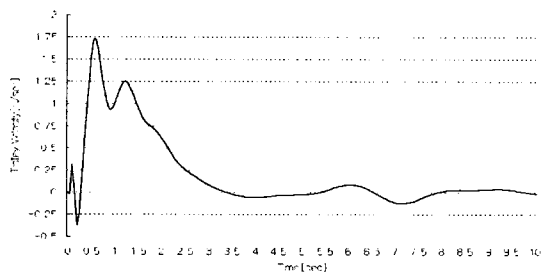
그림 8은 neural network PID controller를 simulation한 결과이다. Trolley가 목표지점 2[m]를 추종하였을 때 외란에 의해 좌우 1.957887~2.056799[m]로 oscillation이 발생하였다. Wire rope에 매달린 컨테이너의 sway는 좌우 $-0.001910 \sim 0.001759$ [rad]로 외란에 의해 oscillation이 발생하였다.

그림 9는 본 논문에서 제안한 neural network predictive PID controller를 simulation한 결과이다. Trolley가 2[m]를 추종하였을 때 좌우 1.986581~2.018554[m]로 oscillation이 발생하였고, wire rope에 매달린 컨테이너의 sway는 좌우 $-0.00063 \sim 0.00062$ [rad]로 oscillation이 발생하였다.

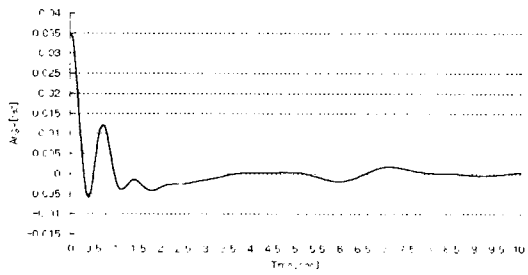
신경회로망 예측기에서 외란인 바람을 실제와 유사하도록 sin파의 형태로 불도록 하여 그 변화를 예측하였고, 시스템의 동적 특성을 충분히 신경회로망에 학습시켰다. 신경회로망 예측기의 출력인 trolley position과 angle의 출력은 그림 10과 같다. 신경회로망 예측 PID 제어기에 의해 얻어지는 trolley position과 angle과의 data를 비교해 보면 이후 단계의 값을 정확히 예측해 내지는 못하지만 근사적으로 예측 data를 산출하며 특히, 변화부분(Oscillation방향의 전환 구간)에 대하여 미리 변화함을 알 수 있다.



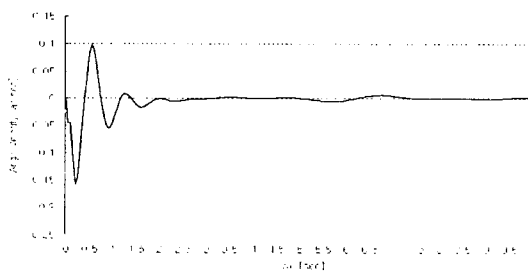
(a) Trolley Position[m]



(b) Trolley Velocity[m/sec]

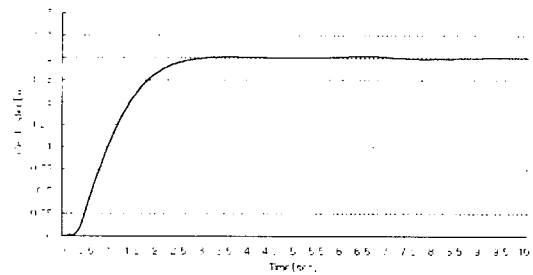


(c) Angle[rad]

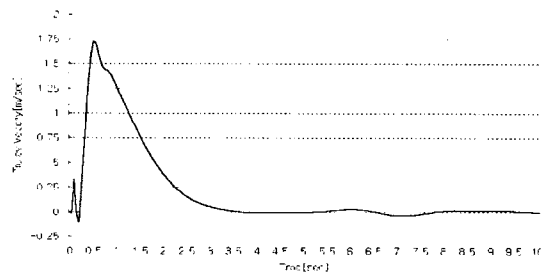


(d) Angle Velocity[rad/sec]

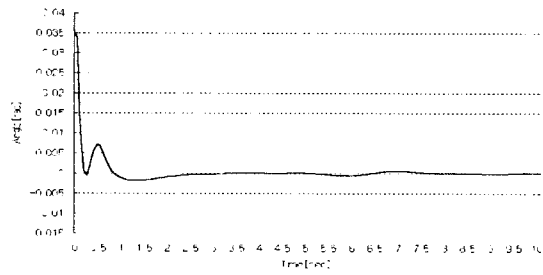
Fig. 8. Response characteristic of neural network PID control for wind force



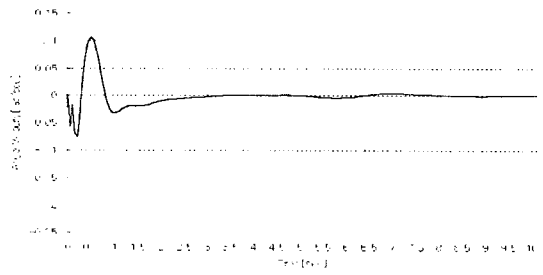
(a) Trolley Position[m]



(b) Trolley Velocity[rad/sec]

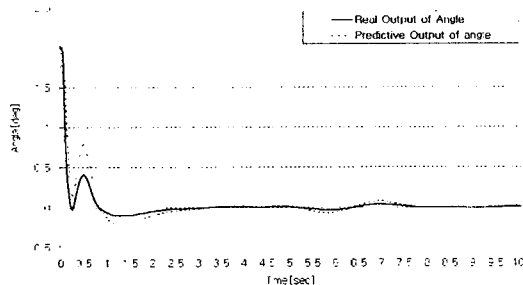


(c) Angle[rad]



(d) Angle Velocity[rad/sec]

Fig. 9. Response characteristic of neural network predictive PID control for wind force



(a) Angle

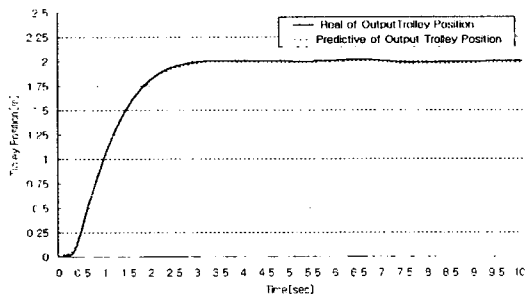


Fig. 10. Response characteristic of neural network predictor

5. 결 론

본 논문에서는 항만에서 바람과 같은 환경적인 요인에 의해 발생하는 oscillation을 제어하기 위해 신경회로망 예측 PID제어기를 제안하였다. 예측이란 정확히 다음단계의 data를 얻고 그 변화 역시 예측을 해야 한다. 하지만 본 논문에서는 근사적인 다음단계의 data를 얻었으며 다음단계의 변화는 예측이 가능하여 다른 제어기보다 그 성능이 우수한 수행 결과를 얻을 수 있었다. 본 논문에서 제안한 제어기가 trolley의 position과 angle에 대하여 일반적인 PID제어기 보다 79.05[%], 68.99[%]개선하였으며, 신경회로망 PID제어기보다는 67.68[%], 65.93[%] 개선하였다. 따라서, 비 선형성과 외부변화에 강인한 신경회로망을 이용한 제어기에 신경회로망 예측기기를 통하여 예측출력과 현재오차를 함께 보상하는 신경회로망 예측 PID제어기가 기존의 제어기보다 우수한 제어성능을 나타내어 제안한 제어기의

적용 가능성을 확인하였다. 그러나, 항만 크레인의 자동 주행시스템을 개발하기 위해서는 목표지점까지 최적의 경로를 선정하고, xyz 3개의 좌표에 따른 즉, 공간상에 존재하는 실제 크레인과 같이 다양한 외란과 각 축에 따른 sway에 대해서 실험과 연구가 진행되어야 할 것이다.

참 고 문 헌

- 1) 해양수산부·과학기술부, “첨단항만 핵심기술 개발(세부과제 ”자동트랜스퍼 크레인 설계 및 제어 기술 개발“),” 해양수산부·과학기술부 3차년도 보고서, 2001. 10.
- 2) Qianyi WANG, Tomoo AOYAMA, Umpei Nagashima, Eui-Sung KANG, “A neural network solver for differential equations,” ICCAS2001, pp. 583-586, 2001.
- 3) Hyun-Cheol Cho, Young-Jin Lee, Kwon-Soon Lee, “A Vibration Control of Multi-story Building using Neural Network Predictive PID Control System,” 한국퍼지 및 지능 시스템학회 논문지 Vol. 8, No. 7, pp. 21-30, 1998.
- 4) 배근신, “A Study on the Development of Multi-step Neural Network Predictive Controller,” 동아대학교 전기공학과 석사학위 논문, 1996.
- 5) 최성욱, 김정호, 이창훈, 이진우, 이영진, 이권순, “Transfer Crane의 자동주행을 위한 ATCS개발,” 한국항만학회 2001 추계학술대회논문집, pp. 159-167, 2001.
- 6) 이호훈, 조성근, 조재성, 정연우, “An anti-swing control for 2 axis overhead cranes,” Proceedings of the 11th KACC, pp. 1428-1431, October 1996.
- 7) K.C. Jeong, D.H. Lee, S.G. Lee, H.Y. Lee, “A Study on Simulator for Designing Controllers of Reducing the Absolution Magnitude of

- Vibration in Overhead Crane's Motion," 공업 기술연구소논문집 제 23권, 제 2호, pp. 171-182, 1995.
- 8) 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, February, pp. 23-31, 1997.
- 9) 홍금식, 손성철, 이만형, "Sway Control of a Container Crane (Part II) : Regulation of the Pendulum Sway through Patternizing Trolley Moving Velocity," 제어 · 자동화 · 시스템공학 논문지, 제 3권, 제 2호, pp. 132-138, 1997.4.
- 10) 윤지섭, 강이석, "천정크레인의 무진동/위치 제어기 개발에 관한 연구," 대한기계학회논문집, Vol. 19, No. 6, pp. 1391-1401, 1995.