

신경회로망 예측제어에 의한 Transfer Crane의 ATCS 개발에 관한 연구

손동섭* · 이진우* · 이영진** · 이권순***

*동아대학교 전기공학과 대학원, **항공기능대학 교수, ***동아대학교 전기전자컴퓨터공학부 교수

A Study on Development ATCS of Transfer Crane using Neural Network Predictive Control

Dong-Seop Sohn* · Jin-Woo Lee* · Young-Jin Lee** · Kwon-Soon Lee***

*Department of Electrical Engineering, Dong-A University, Busan 604-714, Korea

**Department of Electrical Instrument and Control, Korea Aviation Polytechnic College, Sachon 664-180, Korea

***Division of Electrical Electronic & Computer Engineering, Dong-A University, Busan 604-714, Korea

요 약 : 최근에, 자동화 크레인 제어 시스템은 빠른 속도와 신속한 수송이 요구되어 지고 있다. 따라서, 컨테이너가 초기좌표에서 최종좌표로 이동될 때 컨테이너 경로는 최소시간에 흔들림 없이 설계되어야 한다. 이를 위해 본 연구에서는 최종 좌표까지 이동에서 충돌을 피하기 위하여 충돌방지 경로를 계산하였다. 그리고, 정확한 주행 제어를 위해서 신경회로망 예측 PID제어기를 구성하였다. 제안된 예측제어 시스템은 PID 파라미터를 생산하기 위하여 신경회로망 예측기, PID 제어기 그리고 신경회로망 자기 동조기로 구성하였다. 크레인 시스템을 통한 시뮬레이션 분석에서 다른 기존의 제어기들 보다 우수한 제어 수행을 증명하였다.

핵심용어 : 신경회로망, 예측제어, PID 제어기, 신경회로망 자기동조기, 트랜스퍼 크레인, 안티-스웨이, ATCS

Abstract : Recently, an automatic crane control system is required with high speed and rapid transportation. Therefore, when container is transferred from the initial coordinate to the final coordinate, the container paths should be built in terms of the least time and no swing. So in this paper, we calculated the anti-collision path for avoiding collision in its movement to the final coordinate. And we constructed the neural network predictive PID (NNPPID) controller to control the precise navigation. The proposed predictive control system is composed of the neural network predictor, PID controller, neural network self-tuner which yields parameters of PID. Analyzed crane system through simulation, and proved excellency of control performance than other conventional controllers.

Key words : Neural Network, Predictive control, PID Control, NN self-tuner, Transfer Crane, Anti-Sway, ATCS

1. 서 론

최근 들어 컨테이너 선박의 대형화에 따른 해상수송 물류량의 증가로 터미널의 운영 효율의 향상과 해상수송 물류비용을 절감하기 위해 컨테이너 부두시설의 자동화의 필요성이 대두되고 있다. 특히, ECT 컨테이너 터미널에서는 무인자동으로 운전되는 Stacking Crane을 설치 운영해 오고 있으며, 최근에 싱가포르의 PSA의 신규 컨테이너 터미널에는 무인 자동으로 운전되는 OHBC(Overhead Bridge Crane)을 개발·적용하여 항만 운영효율을 극대화시키고 있다. 컨테이너 부두의 야드에 설치되어 양·하적시에 사용되는 Transfer Crane은 하물 이송시 요구되는 생산성 및 경제성과 양·하역시 발생될 수 있는 돌발상황에 대한 안전성등의 문제를 고려한 연구가 요구된다

(Hyundai Heavy Industries Co. 1995-1996 : Sakawa · Shindo, 1982). 실제 산업현장에 사용되고 있는 시스템은 비선형 요소들을 많이 포함하고 있다. 그러나 종래의 선형제어 기법은 제어구간의 협소함뿐만 아니라 비선형성이 강한 시스템에는 좋은 성능을 얻을 수 없는 경우가 있다. 따라서, 비선형 시스템의 동특성을 잘 내포하고, 수학적 표현이 매우 단순한 지능제어(Intelligent Control)가 활발히 연구되고 있다. 지능제어 이론 중 신경회로망(Neural Network : NN)은 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. 시스템의 동특성이 잘 내포된 신경회로망을 이용하여 현재의 입·출력 신호를 입력으로 사용하면 제어대상의 예측값을 얻을 수 있다(Percy P. C. yip · Yoh-Han Pao, 1994). 따라서, 본 논문에서는 비선형성을 잘 내포하고, 수학적 표현이 비교적 간단한 신경회로망을 이용하여 예측 제어기를 구성하였으며 이를 Transfer Crane의 흔들림을 제어하고

* 정회원, sdsubi@smail.donga.ac.kr 051)200-6748

jinwoo@smail.donga.ac.kr 051)200-6748

** airlee@kopo.or.kr 055)830-3482

*** 정회원, kslee@daunet.donga.ac.kr 051)200-7739

자 적용하였다. 신경회로망 예측 PID 제어시스템은 크레인에 대한 모델링 학습이 이루어진 신경회로망 동정기(NN identifier)에 크레인의 현재 입·출력 정보를 이용하여 미래 출력을 예측하며, 이 출력은 신경회로망 자기동조기(NN self-tuner)의 입력신호로 사용되어 PID 제어기의 파라미터를 산출하게 된다.

본 논문에서는 항만의 자동화를 위해 필요한 크레인의 자동 주행제어시스템(Automatic Travel Control System : ATCS)에서 목표지점까지 이동할 때 발생하는 trolley의 위치제어와 wire rope에 매달린 컨테이너의 sway를 제어하고자 한다.

2. Transfer Crane의 동적 모델링

본 논문에서 Transfer Crane 시스템 제어는 Fig. 1에서 보여지는 것과 같이 x축 방향의 트롤리 횡행속도 조작과 y축 방향의 로프 조작으로 나눌 수 있다(Hong · Sohn · Lee, 1997).

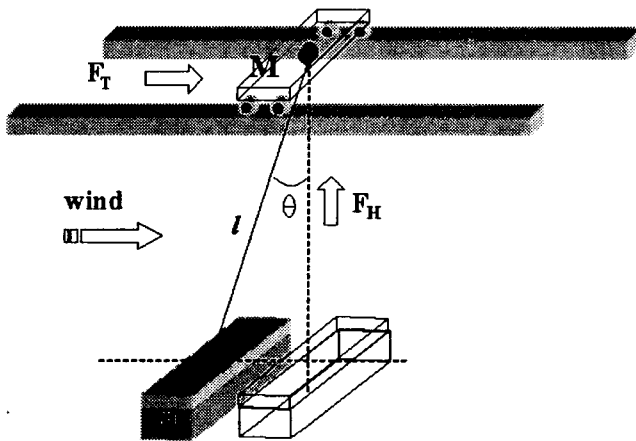


Fig. 1 Transfer Crane system modeling

Table 1. Parameters of crane system

Parameters	Descriptions
x	트롤리 위치[m]
\dot{x}	트롤리 속도[m/sec]
\ddot{x}	트롤리 가속도[m/sec ²]
l	와이어 로프 길이[m]
\dot{l}	와이어 로프 길이 속도[m/sec]
θ	진동각[deg]
$\dot{\theta}$	진동각속도[deg/sec]
$\ddot{\theta}$	진동각가속도[deg/sec ²]
g	중력가속도[m/sec ²]
M	트롤리 질량[kg]
m	컨테이너 & 스프레드 질량[kg]
FT	트롤리에 인가되는 힘[N]
FH	호이스트에 인가되는 힘[N]

크레인의 시스템의 동역학적 모델링을 위해서 사용한 변수들을 table 1과 같이 나타낼 수 있다. Fig. 1과 같은 크레인 시스템에 있어서 제어되어야 할 변수로는 트롤리의 위치 x, 와이어 로프의 길이 l, 컨테이너의 진동각 θ이고, 제어 입력으로는 트롤리와 호이스트에 인가되는 각각의 입력 FT와 FH가 있다. 컨테이너 하중은 하나의 질점으로 고려될 수 있으며, 토크전달 메커니즘에서 발생하는 마찰력은 무시될 수 있다. 크레인 시스템의 수학적 방정식은 Lagrange 방정식을 이용하여 다음과 같은 3개의 비선형 운동방정식으로 나타낼 수 있다.

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

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

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

여기서, 와이어 로프에 매달린 컨테이너의 흔들림 각도 θ는 작다고 가정할 수 있으므로 $\theta^\alpha \theta^\beta$ ($\alpha \geq 0, \beta \geq 0, \alpha + \beta \geq 2$)의 형태로 표시되는 모든 항들은 선형화 시 사라지게 되며, 또한, $\cos\theta = 1, \sin\theta = \theta$ 로 근사화하는 것이 가능하므로 위의 운동방정식은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$F_T = (M+m)\ddot{x} + ml\ddot{\theta} + 2m\dot{l}\dot{\theta} + m\ddot{l}\theta \quad (4)$$

$$F_H = \frac{1}{2}m\ddot{x} + 2(M + \frac{1}{4}m)\dot{l} - \frac{1}{2}mg \quad (5)$$

$$0 = \ddot{x} + l\ddot{\theta} + g\theta + 2\dot{l}\dot{\theta} \quad (6)$$

3. Container의 이동경로

본 논문에서는 최소의 경로로 목표지점까지 최소의 흔들림으로 크레인을 제어하고자 한다. 따라서, Fig. 2와 같이 크레인의 이동경로에 대해서 좌표로 표현하였다. 이 좌표는 레이저 거리미터기와 같은 센서에 의해 좌표값을 얻을 수 있다. 야드 내 공간의 컨테이너 크기 및 형태에 적합한 직육면체의 격자형으로 분할하여 각 단위 격자의 위치를 표시하는 고유 좌표값(X_i, Y_j)을 부여한 뒤 2차원 작업장 지도를 작성한다.

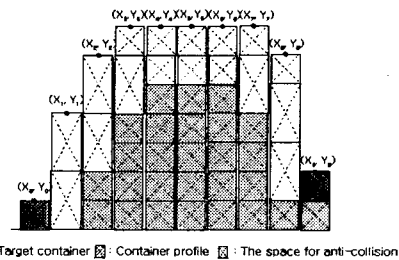


Fig. 2 The imaginary transportation path and container profile

충돌회피운송 궤적은 화물이 운반되는 경로상에 위치한 경로점(knot point) 형태로 표시되어 각 경유점은 단위 격자의 기준점에 해당한다.

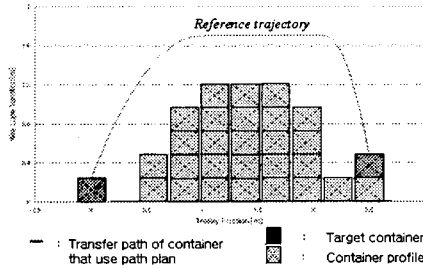


Fig. 3 The reference trajectory of container

이러한 방법으로 구해진 충돌회피 운송경로를 정확히 추종하기 위해서는 크레인 구동모터의 운동특성인 최대속도와 최대가속도 등의 제한 조건의 충족과 가속도, 속도, 위치변화에 대한 연속성을 보장함과 동시에 최단 시간 내에 주어진 운송 경로를 주파할 수 있는 완전한 운동곡선을 생성하여야 한다.

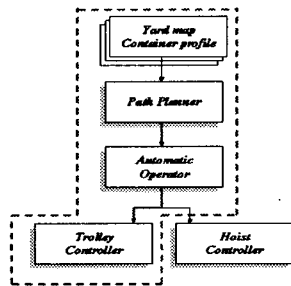


Fig. 4 Control manner of crane

Fig. 3은 본 논문에서 적용된 컨테이너의 충돌방지 이동경로를 나타내고 있으며, Transfer Crane 제어를 크게 trolley 구동 제어와 hoist 구동제어로 나눌 수 있다.

4. 신경회로망 예측 PID 제어기 설계

신경회로망 예측 제어기를 2단으로 구성하여 각각 trolley position과 angle에 대해 예측 제어기를 구성하였다. 신경회로망 예측 PID 제어기의 블록선도는 Fig. 5와 같이 설계하였다. 주 제어기는 PID 제어기 중에서 설정치 추종성능뿐만 아니라 외란 제거 능력도 매우 우수한 2자유도 PID 제어기를 사용하였으며, 파라미터를 동조하기 위하여 신경회로망 자기동조기를 사용하였다.

따라서, 본 논문에서는 2자유도 PID 제어기 설계에 필요한 파라미터 K_p , K_i , K_d 및 α , β 를 신경회로망으로 자동동조하였으며, 위치오차, 흔들림 오차에 대한 제어 파라미터를 각각 구성하여 15개의 파라미터를 추정하였다. 또한, 외란 $D(s)$ 는 바람으로 주기적인 강·약의 바람에 일정한 방향을 가지도

록 식(7)에 의해 고려되었다.

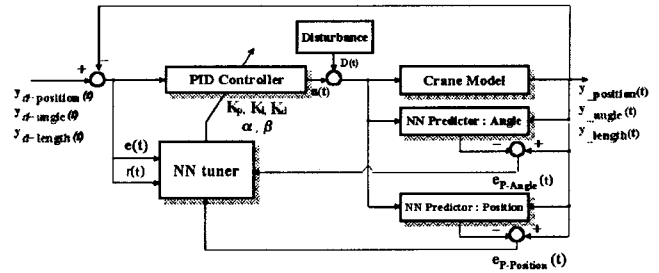


Fig. 5 A block diagram of NNPID controller

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

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

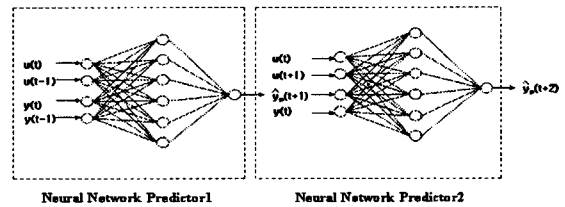


Fig. 6 Structure of two-step neural network predictor

신경회로망 예측기가 어떤 비선형 동적 시스템을 예측하기 위해서는 그 시스템의 입·출력 관계를 잘 동정하여야 한다.

본 논문에서는 신경회로망을 이용한 동정을 위해서 비선형 동적 시스템에 대한 학습신호는 제어되는 시스템의 모든 동특성에 관한 정보를 포함하여야 한다. 제안한 2단 신경회로망 예측제어기의 구조는 Fig. 6과 같다. 여기서, 신경회로망 학습을 위하여 오차 역전파 학습 알고리즘을 사용하였다. 신경회로망 예측기는 학습하려는 플랜트의 입·출력 데이터를 이용하여 off-line으로 학습하였으며, 신경회로망 예측기는 크레인에 대한 모델링 학습이 된 후 학습된 동정기에 플랜트의 현재 입·출력을 입력신호로 하여 예측기를 구성하였다. 신경회로망 예측기의 구조는 Fig. 6과 같이 입력층, 은닉층, 출력층의 3층 구조로 하였으며, 크레인의 현재 입·출력을 입력 정보로 사용하여 크레인의 예측 출력을 얻을 수 있다.(Percy P. C. yip · Yoh-Han Pao, 1994).

신경회로망 자기동조기의 구조는 Fig. 7과 같다. 사용된 신경회로망은 3층 구조로 하였으며, 입력층, 은닉층 그리고 출력층의 노드수를 9, 21, 15로 설정하였다. 산출된 예측출력과 플랜트의 현재 출력에 대한 오차를 보상하기 위해서 신경회로망 자기동조기는 on-line 학습을 통하여 2자유도 PID제어기의 파라미터를 산출하게 된다. 평가함수는 식 (8)과 같은 2차형 오차함수로 하였으며, 신경회로망 자기동조기는 오차함수를 줄이는 방향으로 학습을 하게 된다. 최급경사법에 의해 출력층,

은닉층의 가중치 변화량은 식 (9), (10)과 같이 나타낼 수 있다.

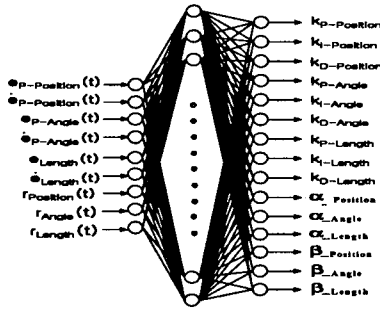


Fig. 7 Structure of neural network self-tuner

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

$$E = \frac{1}{2} [y_{d-Angle}(t+1) - y_{p-Angle}(t+1)]^2 \quad (8)$$

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

$$\Delta W_{ki}(t+1) = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{ki}} + \alpha \Delta W_{ki}(t) \quad (9)$$

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

학습률 η 과 모멘트값 α 은 각각 0.9와 0.5로 설정하였고, 학습법은 오차 역전파 학습 알고리즘을 사용하였다. 오차 역전파 알고리즘에 의한 은닉층의 오차신호와 출력층의 오차 신호는 chain rule을 이용해서 식 (11), (12)로 각각 나타낼 수 있다.

$$\delta_k = -\frac{\partial E}{\partial net_k} = -\frac{\partial E}{\partial y(t+1)} \frac{\partial y(t+1)}{\partial u(t)} \frac{\partial u(t)}{O(k)} \frac{\partial O(k)}{\partial net_k} \quad (11)$$

$$\begin{aligned} \delta_{k_{p-p}} &= (y_{d-position}(t+1) - y(t+1)) \frac{\partial y(t)}{\partial u(t)} f'(net_{k_{p-p}}) \frac{\partial u(t)}{\partial k_{p-p}} \\ \delta_{k_{i-p}} &= (y_{d-position}(t+1) - y(t+1)) \frac{\partial y(t)}{\partial u(t)} f'(net_{k_{i-p}}) \frac{\partial u(t)}{\partial k_{i-p}} \\ \delta_{k_{d-p}} &= (y_{d-position}(t+1) - y(t+1)) \frac{\partial y(t)}{\partial u(t)} f'(net_{k_{d-p}}) \frac{\partial u(t)}{\partial k_{d-p}} \\ \delta_{k_{p-a}} &= (\theta_{d-angle}(t+1) - \theta(t+1)) \frac{\partial \theta(t)}{\partial u(t)} f'(net_{k_{p-a}}) \frac{\partial u(t)}{\partial k_{p-a}} \\ \delta_{k_{i-a}} &= (\theta_{d-angle}(t+1) - \theta(t+1)) \frac{\partial \theta(t)}{\partial u(t)} f'(net_{k_{i-a}}) \frac{\partial u(t)}{\partial k_{i-a}} \\ \delta_{k_{d-a}} &= (\theta_{d-angle}(t+1) - \theta(t+1)) \frac{\partial \theta(t)}{\partial u(t)} f'(net_{k_{d-a}}) \frac{\partial u(t)}{\partial k_{d-a}} \\ \delta_{k_{p-l}} &= (y_{d-length}(t) - y(t)) \frac{\partial y(t)}{\partial u(t)} f'(net_{k_{p-l}}) \frac{\partial u(t)}{\partial k_{p-l}} \\ \delta_{k_{i-l}} &= (y_{d-length}(t) - y(t)) \frac{\partial y(t)}{\partial u(t)} f'(net_{k_{i-l}}) \frac{\partial u(t)}{\partial k_{i-l}} \\ \delta_{k_{d-l}} &= (y_{d-length}(t) - y(t)) \frac{\partial y(t)}{\partial u(t)} f'(net_{k_{d-l}}) \frac{\partial u(t)}{\partial k_{d-l}} \end{aligned} \quad (12)$$

$$\begin{aligned} \delta_{\alpha_p} &= (\theta_{d-angle}(t+1) - \theta(t+1)) \frac{\partial \theta(t)}{\partial u(t)} f'(net_{\alpha_p}) \frac{\partial u(t)}{\partial \alpha_p} \\ \delta_{\alpha_a} &= (\theta_{d-angle}(t+1) - \theta(t+1)) \frac{\partial \theta(t)}{\partial u(t)} f'(net_{\alpha_a}) \frac{\partial u(t)}{\partial \alpha_a} \\ \delta_{\alpha_1} &= (\theta_{d-angle}(t+1) - \theta(t+1)) \frac{\partial \theta(t)}{\partial u(t)} f'(net_{\alpha_1}) \frac{\partial u(t)}{\partial \alpha_1} \\ \delta_{\beta_p} &= (\theta_{d-angle}(t+1) - \theta(t+1)) \frac{\partial \theta(t)}{\partial u(t)} f'(net_{\beta_p}) \frac{\partial u(t)}{\partial \beta_p} \\ \delta_{\beta_a} &= (\theta_{d-angle}(t+1) - \theta(t+1)) \frac{\partial \theta(t)}{\partial u(t)} f'(net_{\beta_a}) \frac{\partial u(t)}{\partial \beta_a} \\ \delta_{\beta_1} &= (\theta_{d-angle}(t+1) - \theta(t+1)) \frac{\partial \theta(t)}{\partial u(t)} f'(net_{\beta_1}) \frac{\partial u(t)}{\partial \beta_1} \end{aligned}$$

단극성 시그모이드(Sigmoid) 함수를 활성화함수(Activation Function)로 사용하였다. $f(\cdot)$ 는 신경회로망 노드에 대한 출력의 미분 성분을 나타내며, 시그모이드 함수의 미분식은 식 (13)과 같다.

$$f'(net) = f(net)[1 - f(net)] \quad (13)$$

δ_k 를 계산하기 위해서는 $\frac{\partial y(t+1)}{\partial u(t)}$ 인 시스템 Jacobian이 필요하며, 이 값은 플랜트를 학습한 신경회로망에서 유도할 수 있다. 그리고, 출력층에 대한 K_{p-p} , K_{i-p} , K_{d-p} , K_{p-a} , K_{i-a} , K_{d-a} , K_{p-l} , K_{i-l} , K_{d-l} , α_p , α_a , α_1 , β_p , β_a , β_1 은 식 (14)와 같다.

$$\begin{aligned} K_{p-p} &= f(netk_1), K_{i-p} = f(netk_2), K_{d-p} = f(netk_3), \\ K_{p-a} &= f(netk_4), K_{i-a} = f(netk_5), K_{d-a} = f(netk_6), \\ K_{p-l} &= f(netk_7), K_{i-l} = f(netk_8), K_{d-l} = f(netk_9), \\ \alpha_p &= f(netk_{10}), \alpha_a = f(netk_{11}), \alpha_1 = f(netk_{12}), \\ \beta_p &= f(netk_{13}), \beta_a = f(netk_{14}), \beta_1 = f(netk_{15}), \end{aligned} \quad (14)$$

5. 시뮬레이션 결과 및 고찰

본 논문에서는 Fig. 5와 같이 제안한 신경회로망 예측 PID (Neural Network Predictive PID : NNPPID) 제어기의 성능을 평가하기 위하여 신경회로망 PID 제어기 (NNPID) 그리고, 진화전략 PID (ES-tuned PID) 제어기를 trolley의 위치이동시 wire rope에 매달린 컨테이너의 흔들림에 대하여 외란을 적용하였을 때 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 제어 성능을 비교 분석하였다.

Table 2. Parameters of the Transfer Crane system

Parameters	Values
트롤리 질량	4.2[kg]
(컨테이너+스프래더) 질량	10[kg]
중력 가속도	9.8[m/sec ²]

Table 3. Parameters of ES Algorithm

Parameters	Values
Population size	10
Generation No.	10012
Mutation rate	50%

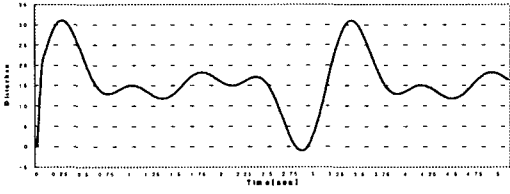


Fig. 8. Response characteristic of disturbance[m]

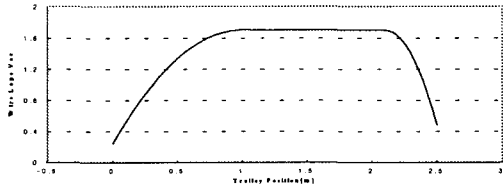
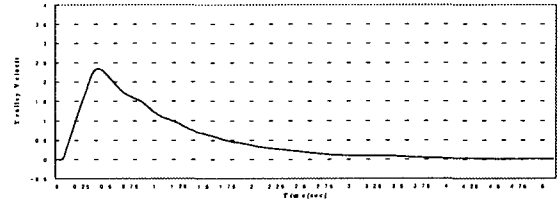
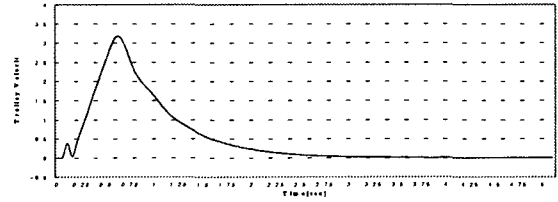


Fig. 9. The Coordinates of container profile[m]

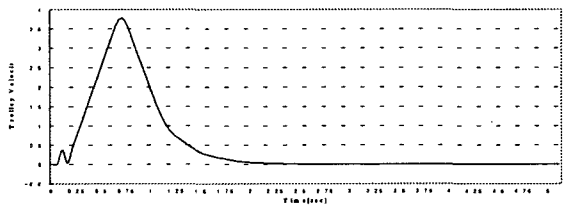
Table 2는 Transfer Crane 시스템의 파라미터이고, Table 3은 시뮬레이션을 위한 ES 알고리즘의 파라미터를 나타내고 있다. Fig. 8은 본 논문에서 적용한 외란이며, 이 외란은 한 방향에서 부는 바람으로 일정 주기를 가지면서 바람의 세기는 변화하도록 설정하였다. Fig. 9는 Fig. 2의 컨테이너 profile을 경로계획에 의해 시뮬레이션 한 이동경로이다. Trolley의 목표 지점을 2.5[m]로 설정하였고, 이동시 sway angle은 초기 0[rad]으로 설정하였다.



(a) ES-tuned PID

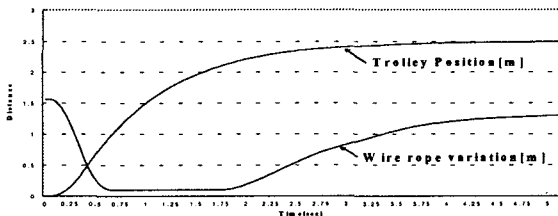


(b) NNPID

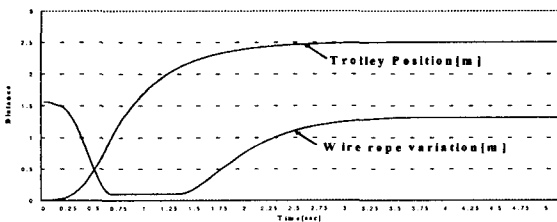


(c) NNPPID

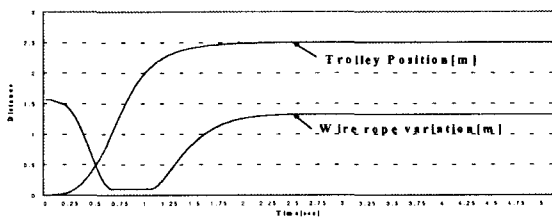
Fig. 11. Response characteristic of trolley velocity



(a) ES-tuned PID



(b) NNPID



(c) NNPPID

Fig. 10. Response characteristic of trolley position and wire rope variation

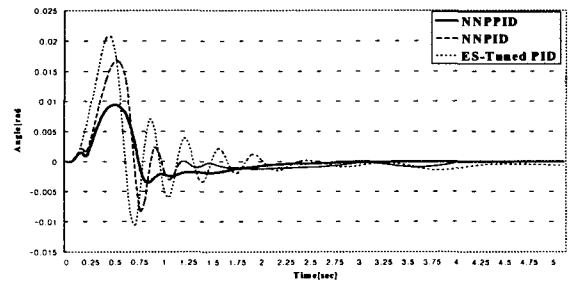


Fig. 12. Response characteristic of angle[rad]

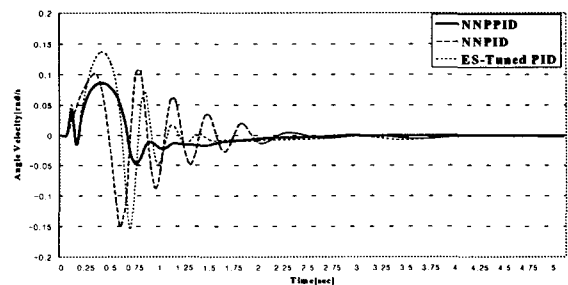


Fig. 13. Response characteristic of angle velocity[rad/sec]

각 제어기의 추정상태를 trolley position[m](Fig. 10)과 trolley velocity[m/sec](Fig. 11) 그리고, angle[rad](Fig. 12)과 angle velocity [rad/sec](Fig. 13)에 대하여 각각 비교 검토하였다. 와이어 로프의 길이 변화는 초기 좌표에 최종좌표까지 1.7[m]~0.24[m]로 변화하도록 하였으며 Table 4, 5에서는 시

플레이션 결과를 비교하였다. Trolley position 과 angle의 변화(Table 4)와 trolley가 2.5[m]에 도달하였을 때 발생하는 angle과 angle velocity 그리고, trolley가 2.5[m]에 도달하는 시간(Table 5)에 대해서 각 제어기 성능의 결과를 분석하였다.

Table 4. Comparison of each controller for crane system

Controller	The amplitude of trolley position[m]	The amplitude of swing angle[rad]
ES-tuned PID	2.4958~2.5040	0.0206~-0.01053
NNPID	2.4999~2.5094	0.0167~-0.00820
NNPPID	2.4998~2.5036	0.0094~-0.00349

Table 5. Comparison of each controller for crane system (when trolley reached 2.5[m])

Controller	Angle[rad]	Angle velocity[rad/sec]	Reaching time[sec]
ES-tuned PID	-0.000716	-0.00172	5.65
NNPID	-0.000815	-0.0044	3.75
NNPPID	-0.000327	-0.00261	2.55

6. 결론

본 논문에서는 Transfer Crane의 무인 자동화를 위한 컨테이너 이동의 최적 경로를 설정 및 컨테이너 입·출장소와 적재장소를 연결하는 충돌회피 경로를 효율적으로 검색할 수 있는 알고리즘 개발과 설정된 충돌회피 경로를 추종함으로써 최단시간내에 컨테이너 이송작업을 완료하기 위한 제어기를 구성하였다. 그리고, PID 제어기의 파라미터를 trolley 위치에 따른 sway angle을 예측하는 신경회로망 예측기를 구성하여 자동 동조하는 NNPPID 제어기를 설계하고, 성능 분석을 위하여 ES-tuned PID 제어기와 NNPID 제어기와의 성능을 비교·검토 하였다. 따라서, 제안한 NNPPID 제어기의 시뮬레이

션 결과, trolley position과 sway angle에 대해 NNPID제어기 보다 각각 60.12%, 48.28% 개선되었고, ES-tuned PID 제어기 보다는 91.75%, 58.67% 개선되었다. 이 결과 기존의 제어기보다 제안한 제어기의 성능이 우수하여 향후 항만의 무인 Transfer Crane의 자동주행 제어시스템 개발 있어서 핵심 기술인 trolley 위치제어와 컨테이너의 anti-sway제어 그리고, 컨테이너의 최적 이동경로에 대한 제어기로 NNPPID 제어기의 적용 가능성을 확인하였다.

참고 문헌

- [1] 해양수산부, 과학기술부(2001), *자동 트랜스퍼 크레인 설계 및 제어기술 개발 3차년도 보고서*.
- [2] Keum-Shik Hong, Sung-Shull Sohn, Man-Hyung Lee (1997), "Sway Control of a Container Crane(Part I): Modeling, Control Strategy, Error Feedback Control Via Reference Velocity Profiles," *Journal of Control, Automation and Systems Engineering*, Vol 3, No. 1, pp. 23-31.
- [3] Percy P. C. yip and Yoh-Han Pao(1994), "A Recurrent Neural Net Approach to One-Step Ahead Control Problems," *IEEE Transaction on System, MAN, AND Cybernetic*, vol. 24, No. 4, pp. 678-683.
- [4] Hyundai Heavy Industries Co.(1995-1996), *Control Modeling of Anti-Sway System*, Final Report.
- [5] Takaji Umeno and Yoichi Hori(1991.10), "Robust Speed Control of DC servomotors Using Modern Two Degree of Freedom Controller Design," *IEEE transactions on industrial electronic*, Vol. 38, No. 5.
- [6] Y. Sakawa and Y. Shindo(1982), "Optimal control container Crane," *IFAC*, Vol. 18, No. 3, pp. 257-266.

원고접수일 : 2002년 9월 6일
원고채택일 : 2002년 11월 23일