

DR-FNNs를 이용한 리니어 모터 기반 컨테이너 이송시스템의 위치제어

이진우* · 서진호* · 이영진** · 이권순***

*동아대학교 전기공학과, **항공기능대학 전기제작과 교수, ***동아대학교 전기전자컴퓨터공학부 교수

Position Control of Linear Motor-based Container Transfer System using DR-FNNs

Jin-Woo Lee* · Jin-Ho Suh* · Young-Jin Lee** · Kwon-Soon Lee***

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

** Department of Electrical, Measurement, and Control, Korea Aviation Polytechnic college, Sachun 664-180, Korea

*** Division of Electrical, Electronics and Computer Engineering, Dong-A University, Busan 604-714, Korea

요약 : 본 논문에서는 항만 자동화를 위해 새로이 제안된 리니어 모터 기반 컨테이너 이송시스템에 지능제어기법을 이용하여 그 정밀도를 향상시키고자 한다. LMCTS (Linear Motor-based Container Transfer System)는 스케일의 거대함 때문에 일반 리니어 모터에서 중요시 되지 않는 정지마찰력과 디텐트력(detent force)이 정밀제어에 큰 문제가 된다. 특히, 컨테이너 적재유무에 따라 시스템 자체가 급격히 변하므로 기존의 PID형 제어기로는 좋은 성능을 얻기 어렵다. 따라서 본 논문에서는 같은 구조를 갖는 두 개의 DR-FNN (Dynamically-constructed Recurrent Fuzzy Neural Network)를 제어기와 애뮬레이터로 구성하여 이러한 문제를 해결하고자 하였다.

핵심용어 : 컨테이너 이송시스템, LMCTS (Linear Motor-based Container Transfer System), PMLSM (Permanent Magnetic Linear Synchronous Motor), Fuzzy Neural Network.

Abstract : In the maritime container terminal, LMCTS (Linear Motor-based Container Transfer System) is horizontal transfer system for the yard automation, which has been proposed to take the place of AGV (Automated Guided Vehicle). The system is based on PMLSM (Permanent Magnetic Linear Synchronous Motor) that consists of stator modules on the rail and shuttle car (mover). Because of large variant of mover's weight by loading and unloading containers, the difference of each characteristic of stator modules, and a stator module's trouble etc., LMCTS is considered as that the system is changed its model suddenly and variously. In this paper, we will introduce the softcomputing method of a multi-step prediction control for LMCTS using DR-FNN (Dynamically-constructed Recurrent Fuzzy Neural Network). The proposed control system is used two networks for multi-step prediction. Consequently, the system has an ability to adapt for external disturbance, detent force, force ripple, and sudden changes by loading and unloading the container.

Key words : Container Transfer System, LMCTS (Linear Motor based Container Transfer System), PMLSM (Permanent Magnetic Linear Synchronous Motor), Softcomputing, Fuzzy Neural Network.

1. 서 론

세계 컨테이너 무역 규모는 연간 9.5%씩 증가하고 있으며, 최근 항만의 환경 또한 급격히 변화하고 있는 추세이다. 20년 이내에 초대형 컨테이너선(Super Post-Panamax Vessel)에 이어서 15,000~18,000 TEU급의 ULCS(Ultra Large Container Ship)의 출현이 예상되고 있다. 이러한 항만의 변화에 대처하기 위한 방안으로 항만 컨테이너 터미널 자동화의 중요성이 대두되고 있으며, 하역 및 이송 장비의 성능향상을 위한 연구가 활발히 진행되고 있다. 본 논문에서는 그 중에서도 대형 리니어 모터를 이용한 컨테이너 이송장비의 정밀 위치제어에 대한 내용을 다루고자 한다.

현재까지 컨테이너 자동화 이송장치로는 AGV(Automated Guided Vehicle)가 있다. 네덜란드 ECT항에서는 이미 운영중

이며, 싱가포르, 독일, 중국 등에서 적용을 앞두고 있다. 그러나 AGV는 운전 속도가 6m/s 정도이며, 그 외 센서의 불확실성, 부시스템(subsystem)들의 조합으로 인해 발생하는 여러 가지 문제들에 의해 기술적 한계에 있다고 할 수 있으며, 정밀도 또한 대부분 ±25.4mm (1인치)에 못 미치는 실정이다.

이러한 문제들을 해결하고, 보다 자동화를 쉽게 달성하기 위하여 LMTT(Linear Motor Transfer Technology)가 새로운 해결책으로 제안되고 있다. 이미 독일의 Eurokai항에서는 Noell사에서 대형 리니어 모터를 이용한 컨테이너 이송장치를 개발하여 시운전을 앞두고 있다(Franke, 2001).

LMCTS는 수직·수평 이동이 가능하도록 설계된 셔틀카(shuttle car)의 웮 구조와 격자구조의 레일로 구성되어 있으며, PMLSM(Permanent Magnetic Linear Synchronous Motor) 방식으로써 영구자석편이 설치된 셔틀카와 레일 사이

* 대표저자 : 이진우 (정회원), jinwoo@donga.ac.kr 051) 200-6950
*, **, *** 정회원, kslee@daunet.donga.ac.kr, 051) 200-77394

에 일정한 간격으로 설치된 스테이터 모듈(stator module)에 의해 구동된다. 그러나 본 시스템은 컨테이너의 이적재로 인한 자체 중량의 급작스런 변화, 스테이터 모듈 간격에 의해 발생하는 제어상의 제약조건, 일반적인 PMLSM의 디텐트력 및 이차적으로 드라이버축으로 발생하는 라플(ripple)의 문제 등이 정밀 위치제어에 큰 방해요인으로 존재한다(Tan et al., 2002).

본 논문에서는 이러한 문제들을 해결하고자, LMCTS에 적합하도록 시스템 및 주변 환경에 대한 모델링을 수행하고, 셔틀카의 속도 및 위치 제어를 위한 위치제어시스템을 구성하였다. 제어시스템에는 퍼지와 신경회로망의 각 장점을 갖는 DR-FNN (Dynamically-constructed Recurrent Fuzzy Neural Network)를 이용하였다. 또한, 두 개의 DR-FNN을 제어기와 애뮬레이터 역할을 하도록 하기 위해, 반대 방향이며 같은 구조로 구성하여 다단예측이 가능하도록 하였다. 따라서 LMCTS의 거대한 정지마찰력에 의한 데드존(dead-zone)영향 및 디텐트력 등의 외란이 존재 할 경우에도 $\pm 3\text{mm}$ 이하 정밀 위치제어가 가능하다. 이를 통해 양하역 이전 위치제어 시 소요되는 시간을 최소화하고자 하였으며, 나아가 LMCTS가 차세대 컨테이너 터미널의 이송 장치로서의 타당성 검증 및 항만 생산성 향상에 도움이 되고자 한다.

2. LMCTS의 수학적 모델링

2.1 시스템 동력학

LMTT의 중요 플랫폼 부분인 LMCTS는 Fig. 1과 같이 구성되어지고, 셔틀카 아래 축의 영구자석편들과 레일 중간에 일정 간격으로 스테이터 모듈이 설치된다.

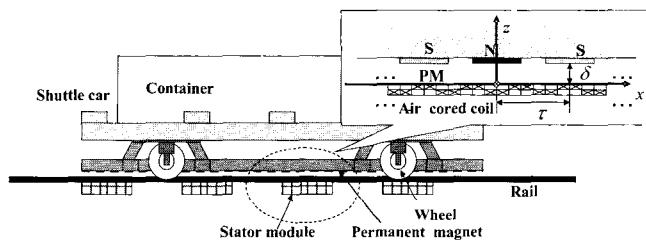


Fig. 1 The configuration and components of LMTT

이때, 셔틀카의 운동방정식은 다음과 같이 표현되어질 수 있음이 알려져 있다.(Lin et al., 2002 ; Wai and Lin, 2001)

$$\ddot{x} = \frac{1}{M}(F_x - f_{friction} - f_{det} - f_{ripple} - f_{dis} - f_{wind}) \quad (1)$$

단, 여기에서 표현된 파라메터들은 다음과 같이 정의되어진다.

- F_x 추력;
- M 컨테이너를 포함한 셔틀카의 중량;
- x 셔틀카의 위치;
- f_{fric} 마찰력;

- f_{ripple} 드라이버축 리플영향력(force ripple);
- f_{det} 디텐트력;
- f_{dis} 그 외의 외란.

특히, 본 시스템에서 중량 M 은 컨테이너 양적하시에 변화되므로 함수화하여 $M(t)$ 로 나타낼 수 있으며, 이는 식(2)와 같은 크기를 가지고 급격히 변화하는 스텝함수(step function)의 조합으로 구성이 가능하다.

$$M_{min} \leq M(t) \leq M_{max} \quad (2)$$

여기서,

- M_{min} 셔틀카만의 중량(8 [ton]);
- M_{max} 컨테이너 적재시 최대중량(60 [ton]).

리풀, 바람, 그리고 외란항(disturbance term)은 마찰력과 디텐트력에 비해 그 크기가 미소하므로, 이를 f_e 로 두면, 추력의 의한 셔틀카 운동방정식은 식(3)과 같이 나타낼 수 있다. 시뮬레이션에서는 f_e 를 제외한 마찰력과 디텐트력을 고려하였다.

$$F_x = M(t) \ddot{x} + f_{fric}(\dot{x}, \widehat{M}) + f_{det} + f_e \quad (3)$$

여기서, \widehat{M} 은 부상력을 사용할 경우 수직축으로 변화된 shuttle car의 추정중량을 나타낸다. x축으로 발생되는 추력 및 z축의 부상력은 각각 식(4), (5)와 같이 나타낼 수 있다(Yoshida et al., 2001) ; (Yoshida et al., 2001).

$$F_x = k_{F0}(\delta) I_1 \sin\left(\frac{\pi}{\tau} x\right) \quad (4)$$

$$F_z = -k_{zS}(\delta) I_1^2 - k_{zM}(\delta) I_1 \cos\left(\frac{\pi}{\tau} x\right) \quad (5)$$

여기서,

- k_{F0} , k_{zS} , k_{zM} 각각 추력, 부상력에 관한 스테이터부의 드라이버 이득, 영구자석에 의한 이득 계수;
- I_1 유효전류(effective current);
- τ 폴피치(pole pitch);
- δ 공극 길이(air-gap length).

이때 수직축으로 발생한 F_z 에 의해 변환된 셔틀카 전체의 추정된 중량은 식(6)과 같이 나타낼 수 있다(Yoshida et al., 2001).

$$\widehat{M}(t, F_z) = M(t) - \mu_{scale}(F_z/g) \quad (6)$$

부상력을 이용할 경우, 그 만큼의 중량이 변화되었다고 볼 수 있으므로, 셔틀카 중량 변화에 대한 마찰력 또한 변화된다.

$f_{fric}(\dot{x}, M(t, F_z))$ 의 형태로 고려해 주어야 한다. 일반적으로 사용되는 마찰력 함수로 식(7)과 같이 나타낼 수 있다(Lin et al., 2002) ; (Wai and Lin, 2001).

$$f_{fric} = [f_c + (f_s - f_c)e^{-(\dot{x}/\dot{x}_s)^2} + f_v \dot{x}] \operatorname{sgn}(\dot{x}) \quad (7)$$

여기서,

- f_c 쿠롱 마찰력(Coulomb friction);
- f_s 정지 마찰력(static friction);
- f_v 점성 마찰력(viscous friction);
- \dot{x}_s 윤활계수(lubricant parameter).

특히 \dot{x}_s 는 정지시 발생되는 마찰력 크기가 셔틀카의 속도 증가에 따라 부분적으로 점차 감소되는 현상인 스트라이백효과(strike effect)에 관련된 파라미터로써, 속도에 따라 쿠롱 마찰력까지 그 크기가 감쇄하는 기울기를 결정한다.

식 (7)의 마찰력 모델은 추정된 중량 $\widehat{M}(t, F_z)$ 와 그에 따라 선형화된 각 파라미터를 고려해야 한다. 따라서 훨내부와 레일과의 마찰력은 $f_{fric}(\dot{x}, \widehat{M}(t))$ 의 형태로 식(8)과 같이 나타낼 수 있다.

$$f_{fric} = [\frac{\vec{f}_c(\widehat{M}) + \{(\vec{f}_s(\widehat{M}) - \vec{f}_c(\widehat{M}))e^{-(\dot{x}/\dot{x}_s)^2}}{f_v(\widehat{M}) \dot{x}}] \operatorname{sgn}(\dot{x}) \quad (8)$$

이때 레일과 바퀴들 사이의 굴림정지마찰을 중량의 1%로 가정하고, 셔틀카의 중량을 10~60ton으로 변화시켰을 경우의 마찰력은 Fig. 2와 같다. 이때, ① 및 ②부분은 추력 및 외부 힘에 대한 데드존 구간을 나타낸다.

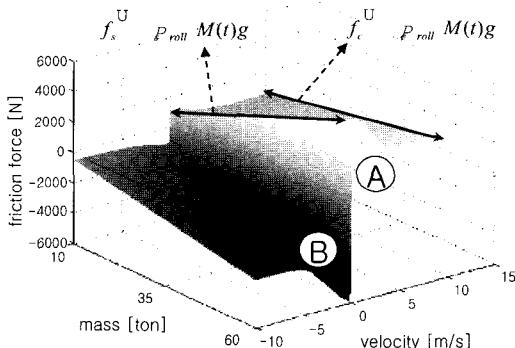


Fig. 2 friction model between rail and wheels

즉, F_x 와 $-f_e$ 가 마찰력 경계를 넘지 못한다면 실제적으로 시스템에 영향을 주지 못한다고 할 수 있다. 따라서 식(8)은 시스템 동작과 동시에 식(9)와 같다고 할 수 있다.

$$f_{fric}(\dot{x}, \widehat{M}) = \begin{cases} f_{fric}^+, & (F_x - f_e) \geq f_{fric}^+ \geq 0 \\ (F_x - f_e), & f_{fric}^- < (F_x - f_e) < f_{fric}^+ \\ f_{fric}^-, & (F_x - f_e) \leq f_{fric}^- < 0 \end{cases} \quad (9)$$

셔틀카 하부 축의 영구자석편 설치간격과 고정자 모듈에 의해 결정되는 f_{det} 거리에 대한 함수로 다음과 같이 $f_{det}(x)$

로 표현할 수 있다. 그 특성은 여러 개의 고정자 모듈들이 간헐적으로 설치되므로, 식(10)과 같은 고조파의 형태를 가진다고 할 수 있다. 여기서, $K_1(\delta)$ 와 $K_2(\delta)$ 는 공극에 의해 결정되는 1, 2차의 고조파에 대한 스칼라 값(scalar value)이다. 그 외의 백색잡음(white noise) 형태의 시스템 외란으로 $f_e(t, x, \dot{x})$ 를 가정할 수 있다.

$$f_{det}(x) = K_1(\delta)(15 \sin(2\pi x/P + \pi/4) + K_2(\delta) \sin(6\pi x/P + 0.09\pi)) \quad (10)$$

2.2 드라이버 시스템

LMCS는 동기식 선형모터 타입을 이용하므로, 동기모터의 전압방정식에 의해 3상 전원에서 각 d-q축 변환된 전압방정식은 식(11)과 같이 나타낼 수 있다[3,4].

$$\begin{aligned} v_q &= R_s i_q + p \lambda_q + \omega_e \lambda_d \\ v_d &= R_s i_d + p \lambda_d + \omega_e \lambda_q \end{aligned} \quad (11)$$

각 축에 대한 자속쇄교와 변환된 전류와의 관계는 다음 식 (12)와 같다.

$$\begin{aligned} \lambda_q &= L_q i_q, \\ \lambda_d &= L_d i_d + \lambda_{PM} \end{aligned} \quad (12)$$

일반적인 회전형 동기모터의 경우에 대하여 셔틀카의 각속도와 전기각속도, 그리고 선형일 경우 전기속도를 식(13)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \omega_e &= n_p \omega_r, \\ \omega_r &= \pi v / \tau, \\ v_e &= n_p v = 2\tau f_e \end{aligned} \quad (13)$$

전자력(electromagnetic power)은 식(14)와 같으며, 이로 인한 힘(electromagnetic foce)은 식(15)와 같이 나타낼 수 있다.

$$P_e = F_e v_e = 3n_p \{ \lambda_d i_q + (L_d - L_q) i_d i_q \} \omega_e / 2 \quad (14)$$

$$F_e = 3\pi n_p \{ \lambda_d i_q + (L_d - L_q) i_d i_q \} / 2\tau \quad (15)$$

입력전류 i_q^* 에 의해 발생되는 식(16)의 이득에 의해 추력은 (17)과 같이 나타낼 수 있다.

$$K_F = 3\pi n_p \lambda_{PM} / 2\tau \quad (16)$$

$$F_e = K_F i_q^* \quad (17)$$

여기서,

v_d, v_q d-q축 전압;
 i_d, i_q d-q축 전류;

- R_s 상(phase)당 권선저항;
- L_d, L_q d-q축 인덕턴스;
- ω_r 각속도(angular velocity of the shuttle car);
- ω_e 전기각속도(electrical angular velocity);
- λ_{PM} 영구자석의 쇄교자속(PM flux linkage);
- n_p 1차축 회수;
- p 미분연산자;
- v 셔틀카의 선형화된 속도;
- x 셔틀카 위치;
- τ 풀피치;
- v_e 선형화 전기속도(electric linear velocity);
- f_e 주파수(electric frequency).

Fig. 3은 부하각에 따른 추력과 부상력의 관계를 나타낸다. Yoshida(Yoshida et al., 2001) ; (Yoshida et al., 2000)에 의하여 제안되어진 제어방법은 부상력만을 이용하여 부하의 무게를 감소시켜 제어하는 방법으로서, (a), (c)부분을 이용하여 수직축의 중량을 감소시키고 있다. 즉, 가속과 감속구간 모두 부상력을 이용하고 있다.

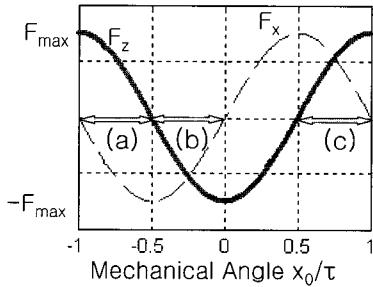


Fig. 3 Areas for acceleration and deceleration, (a) Yoshida's deceleration area, (b) proposed deceleration area

그러나, 본 연구에서는 가속구간에서는 양의 부상력(c)을 이용하고, 감속구간에서는 반대방향의 흡입력(b)에 의해 마찰력을 증가시켜 감속에 이용하고자 한다. 이때의 i_d^* 는 식(18)과 같이 추력방향과 i_q^* 에 비례하도록 하였다.

$$i_d^* = K_s \cdot i_q^* \quad (18)$$

LMCTS의 위치제어시스템에 사용된 모터는 영구자석형 선형 동기식 모터이나, 일반적인 형태와는 1차, 2차축이 반대로 구성되어 있다. Fig. 4는 모터 드라이버(motor driver) 부분을 나타낸다.

홀센서(hall sensor)를 이용하여 셔틀카의 위치와 속도를 검출하며, 정밀위치제어 시 레이저 센서(laser sensor)를 이용할 수 있도록 되어있다. 제어기 출력인 제어치(control value)는 리미터를 통하여 목표치 q축 전류로 좌표변환(coordinate translator)로 입력되어 3상에 대한 전류 목표치로 역변환된다.

이후 드라이버 내에서 PWM 인버터에 의해 구동을 위한 3상 전류가 고정자 모듈로 입력된다.

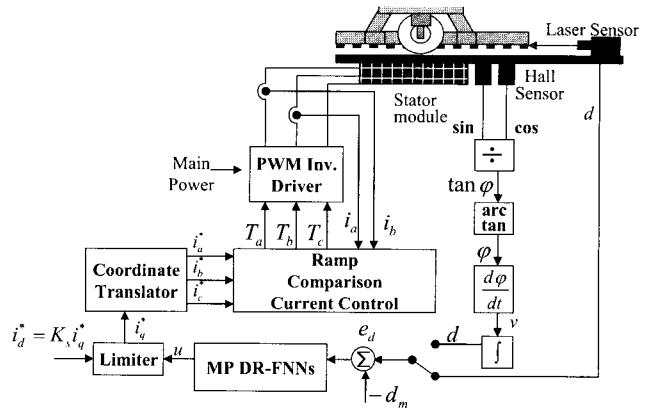


Fig. 4 Block-diagram of LMCTS driver system

3. 제어 시스템

3.1 단위 DR-FNN

제어방식은 제어기와 에뮬레이터를 사용하여 간접제어 형식의 적용제어 방식이며, 사용될 장치(unit)은 일반적 퍼지신경회로망(Fuzzy Neural Network)에서 Wai and Liu(2001)와 Froyman and Wang(2002)의 장점을 이용한 DR-FNN을 제안하며, 에뮬레이터 역할의 DR-FNN unit 하나를 Fig. 5에 나타내었다. 이는 제어기 역할의 DR-FNN과 같은 구조를 가진다.

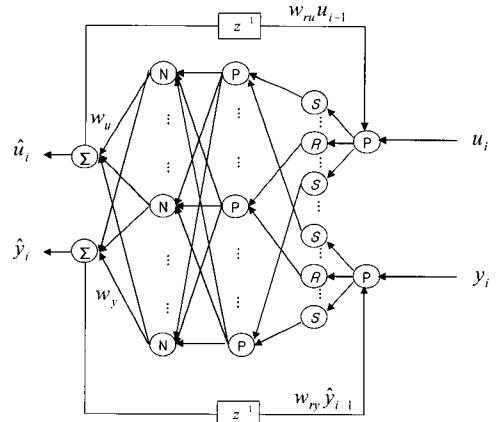


Fig. 5 Control system using two DR-FNNs

DR-FNN은 퍼지의 장점인 인간과의 인터페이스가 용이함과 동시에 신경회로망 구조를 가짐으로써 비선형성에 강한 장점이 있다. 또한, 동적으로 노드 개수의 조절이 가능하므로, 여러 시스템에 대하여 좋은 성능을 기대할 수 있다. 회귀(recurrent)형식을 가짐으로써 노드 개수를 줄이면서도 과거의 정보를 이용할 수 있으며 수렴성이 뛰어난 이점이 있다(Frayman and Wang, 2002 ; Widrow and Walach, 1996 ; Kecman et al., 1999 ; Seng et al., 1999). 1층의 각 노드의 출

력은 멤버쉽 함수(membership function)의 소속 정도를 나타내며, 식(19)과 같다.

$$\mu_{ij}(x_i) = \exp\left\{-\frac{(x_i - c_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2}\right\} \quad (i=1,2, \dots, u) \quad (19)$$

여기서, 1층의 두 노드에 대한 입력은 회귀된 부분을 포함하여 식(20)과 같이 각각 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} x_1(t) &= u(t) \cdot w_{ru} \cdot \hat{u}(t-1) \\ x_2(t) &= y(t) \cdot w_{ru} \cdot \hat{y}(t-1) \end{aligned} \quad (20)$$

또한, 2층의 출력은 규칙에 관한 부분으로 식(21)과 같이 나타낼 수 있고, 3층의 출력은 정규화 부분으로서 식(22)와 같이 표현할 수 있다.

$$R_k = \exp\left\{-\frac{\sum_{i=1}^{2p}(x_i - c_{ij})^2}{\sum_{i=1}^{2p}\sigma_{ij}^2}\right\} \quad (21)$$

$$N_k = R_k / \sum_{l=0}^N R_l \quad (22)$$

DR-FNN의 최종 출력은 예측된 목표치와 예측된 시스템 출력으로 두 개의 값을 가지며, 식(23)과 같이 각각 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \hat{y}(t) &= \sum_{k=1}^N w_{yk} \cdot N_k \\ \hat{u}(t) &= \sum_{k=1}^N w_{uk} \cdot N_k \end{aligned} \quad (23)$$

두 개의 네트워크를 이용하여 시스템을 Fig. 6과 같이 제어 시스템을 구성하면 네 가지 오차와 네 가지의 학습이 이루어 질 수 있다. 여기서, DR-FNC와 DR-FNE는 각각 제어기 역 할과 에뮬레이터 역할의 네트워크를 나타낸다. 이때, 식(24)는 성능에 대한 오차로써 제어기 목표치와 시스템 출력과의 직접적인 학습을 위한 것이다. 식(25)는 제어기와 에뮬레이터인 역 모델(inverse model) Widrow and Walach(1996)에서 출력되는 입력을 일치시키기 위한 것이며, 식(26)은 이전의 목표치 변화를 통해 그 예측값을 학습하여 예측제어를 가능하게 하기 위한 것이다. 식(27)은 에뮬레이터의 모델출력과 실제 시스템의 출력을 비교하여 모델의 학습을 나타낸다.

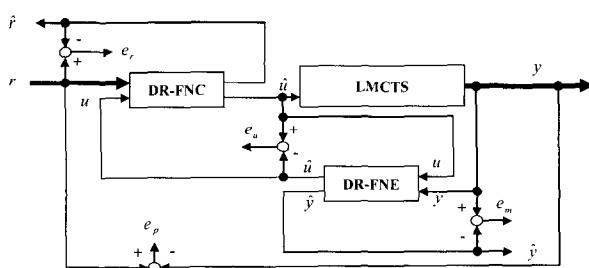


Fig. 6 Control system with controller and emulator

$$\left. \begin{aligned} e_p &= r(t) - y(t), E_p = \frac{1}{2} e_p^2 \\ w_{l,k}(t+1) &= w_{l,k}(t) + \eta \left\{ -\frac{\partial E_p}{\partial w_{l,k}} \right\} \end{aligned} \right\} \quad (24)$$

$$\left. \begin{aligned} e_u &= u_c(t-1) - u_e(t-1), E_u = \frac{1}{2} e_u^2 \\ w_{uk}(t+1) &= w_{uk}(t) + \eta \left\{ -\frac{\partial E_u}{\partial w_{uk}} \right\} \end{aligned} \right\} \quad (25)$$

$$\left. \begin{aligned} e_r &= r(t+1) - \hat{r}(t+1), E_r = \frac{1}{2} e_r^2 \\ w_{l,k}(t+1) &= w_{l,k}(t) + \eta \left\{ -\frac{\partial E_r}{\partial w_{l,k}} \right\} \end{aligned} \right\} \quad (26)$$

$$\left. \begin{aligned} e_m &= y(t) - \hat{y}(t-1), E_m = \frac{1}{2} e_m^2 \\ w_{l,k}(t+1) &= w_{l,k}(t) + \eta \left\{ -\frac{\partial E_m}{\partial w_{l,k}} \right\} \end{aligned} \right\} \quad (27)$$

3.2. 다단 예측제어 구조(Multi-step Predictable Control Structure)

시스템 변화에 대하여 DR-FNN의 수렴성을 높이기 위하여 다단 예측이 가능한 구조를 갖는다. 다단계 예측을 위한 시스템은 Fig. 7과 같이 나타낼 수 있다. 기본적으로 1단 예측제어를 수행할 수 있는 구조이며, 제어대상 없이 학습된 에뮬레이터와 제어기를 이용하여, 시스템에 대하여 다단 예측이 가능하다.

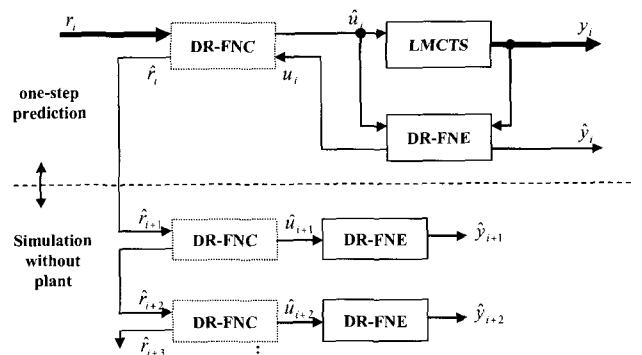


Fig. 7 System structure for multi-step prediction

식(28)은 식(24)~(27)의 네 가지 오차에 대하여 각각에 가중치를 갖는 RMS값으로 구성한 것을 나타내며, 예측 단계와 네트워크 구조변경을 위한 평가함수로써 사용된다. 즉, Q의 값이 적을수록 시스템은 안정하며, 제어목표에 대하여 잘 수행하고 있다고 할 수 있다.

$$Q = \sqrt{\alpha E_p^2 + \beta E_u^2 + \gamma E_r^2 + \delta E_m^2} \quad (28)$$

다음의 세 경우에 따라 두 개의 네트워크 내부노드 개수를 조절하도록 하였다. 식(29)의 case 1은 노드의 개수를 증가 시킬 경우를 나타낸다. 그리고 각각 case 2와 3은 그 개수를 유!

지, 감소시킬 경우를 나타낸다. 특히, case 3은 현재 제어기가 잘 동조되었으며, 성능 또한 만족하고 있음을 나타내므로, 이 때 Fig. 7에서와 같이 여러 단계로 가상의 제어를 수행하여 최적의 입력을 구할 수 있다.

Case 1:

increase node and reduce prediction step

$$\frac{\partial Q(t)}{\partial t} \geq \Delta Q_{\max} \quad (29)$$

Case 2:

keep the structure of network

$$\Delta Q_{\max} \leq \frac{\partial Q(t)}{\partial t} < \Delta Q_{\min} \quad (30)$$

Case 3:

decrease node and extend prediction step

$$\frac{\partial Q(t)}{\partial t} < \Delta Q_{\min} \approx 0 \quad (31)$$

4. 모의실험

4.1 개루프 시스템에 대한 모의실험

시스템에 사용된 외란은 마찰력과 디텐트력이며, 시스템 특성을 보기위하여 개루프로 반주기의 정현파 입력에 대하여 이동위치, 디텐트력, 마찰력 변화, 및 시스템에 실제 영향을 미치는 실효 입력 등을 나타내었다. Fig. 8은 입력 최고 130kN의 시스템 동작을 나타낸다. 셔틀카는 18m로 이동하였으며, 속도증가에 따라 디텐트력 주기 증가와 마찰력 감소현상을 볼 수 있다.

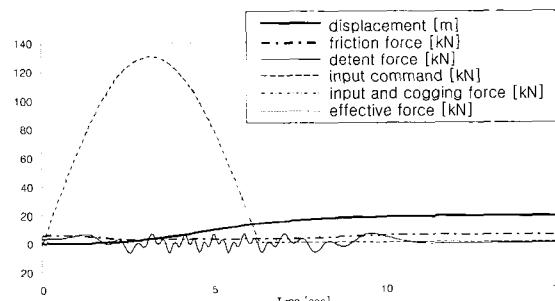


Fig. 8 Open loop system characteristics on the input of half sine wave of maximum 130[kN]

Fig. 9는 최고 13kN의 입력으로 미세한 움직임이 있을 경우의 시스템 특성을 나타내었다. 정지마찰력에 의해 시스템에는 2초부터 4초 사이만 내부 및 외부입력에 대한 영향을 받아 4cm가량 이동하였음을 볼 수 있다. 즉, 기존의 PID 제어기로는 미세한 오차에 대한 제어입력이 정지마찰력 항복점까지 도

달하지 못한다면, 적분항이 있음에도 불구하고, 미세조정에 많은 시간이 걸림을 예측할 수 있다.

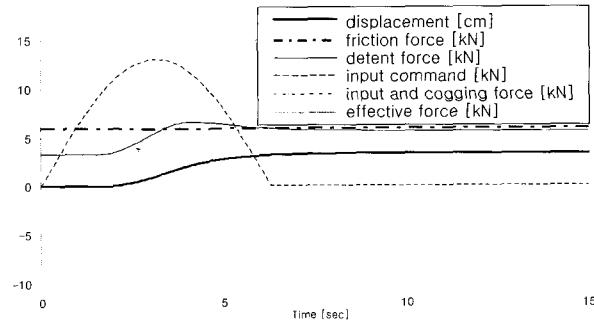


Fig. 9 Minuteness motion characteristics on the input of half sine wave of maximum 13[kN]

4.2 모의실험 방법 및 결과

Fig 10은 급격한 무게변화에도 주어진 속도 및 위치 프로파일에 맞도록 적응하기 위하여 셔틀카의 위치에 따라 기억된 DR-FNN의 파라미터들이 이동하며 제어하는(이동 세그먼트) 방식을 나타낸다. 모의실험을 위한 전체 진행방법은 33m지점을 왕복하고, 50초에서 40ton의 컨테이너를 적재한 후 50m 지점을 왕복하도록 하였다.

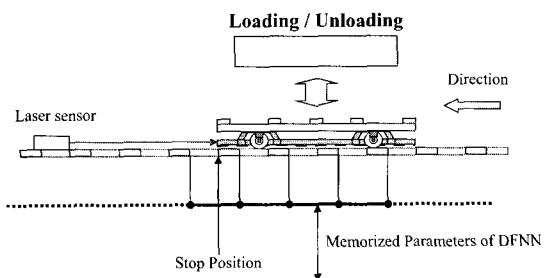


Fig. 10 Positioning System using the method of segment

Fig. 11의 (a)는 튜닝된 PID 제어기에 대한 경우이다. B부분의 50초시 컨테이너 적재데드존 영향에 의해 입력이 있음에도 불구하고 출발이 늦어졌으며, A 및 B부분에서 잔류오차가 존재하였다. (b)는 이미 학습된 FNN에서 파라미터를 고정하여 제어하였을 경우이며, 잔류오차는 감소되었지만 D부분과 같이 중량변화에 의해 여전히 오버슈트가 발생하였다. (c)는 위치와 속도에 관해 각각 5개의 규칙노드와 회귀형식의 FNN을 사용하였을 경우이며, 정지구간에서 다소의 진동이 존재하였다. 제안하는 방법 (d)는 5개의 멤버쉽 함수에서 출발하여 16개의 노드 개수가 조절되었을 경우의 결과이다. 식(28)의 평가함수에 사용된 파라미터 $\alpha, \beta, \gamma, \delta$ 는 각각 1000, 800, 1, 30으로 설정하였다. (a)에서 제안하는 방법 (d)의 경우로 갈수록 예측에 의해 응답특성이 좋으며, 급격한 시스템의 중량변화에도 적응성을 갖고, 마찰력 및 디텐트력 영향에 강인하였다.

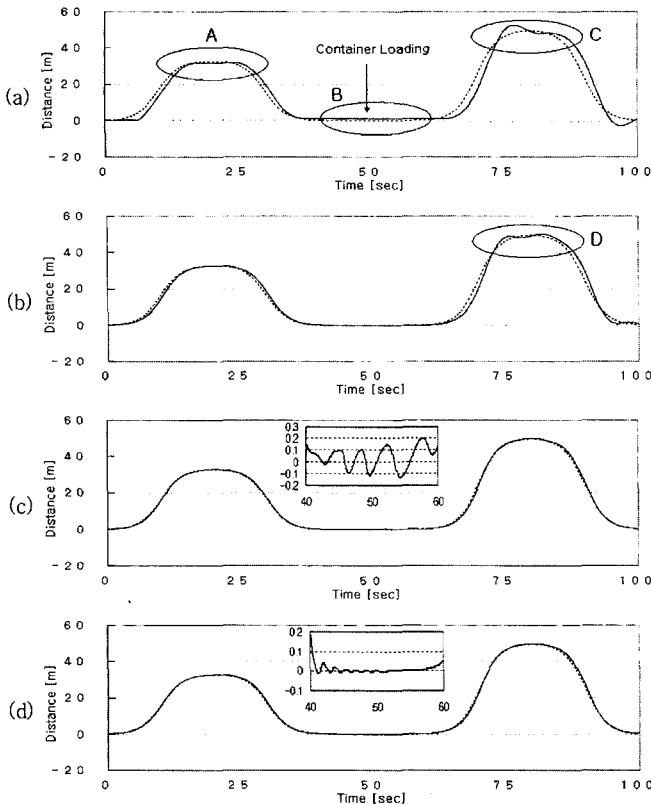


Fig. 11 The reference trajectory and position of shuttle car,
(a) PID controller, (b) general fuzzy neural network with
fixed parameters, (c) recurrent fuzzy neural network, (d)
proposed method

Fig. 12와 13은 각각 제어입력과 거리오차에 대한 변화를 나타낸다. (d)의 경우, B 구간의 제어입력신호를 관찰하면, 저속 및 정지구간에서 발생하고 있는 디텐트력을 저감하기 위해 계속 제어되고 있음을 볼 수 있다. 제안하는 방법에 대한 결과는 위치오차 최고 1.8m 이내이며, 평균 약 1cm 정도로 목표 $\pm 3\text{mm}$ 에는 미치지 못하고 있으나, 정지구간 내에서는 $\pm 3\text{mm}$ 이내를 만족함을 확인할 수 있었으며, 거리오차는 각각 (a)에 비해 83%, (b)에 비해 68%, (c)에 비해 3%의 성능이 개선되었다.

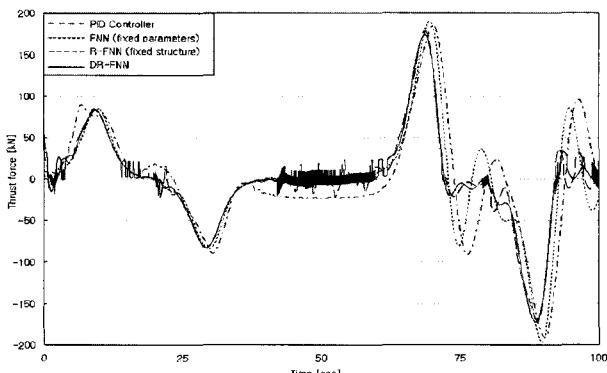


Fig. 12 The variation of thrust force

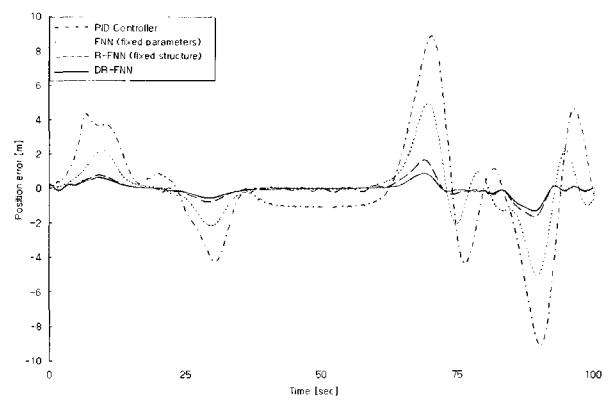


Fig. 13 The variation of position error

5. 결 론

LMTT의 위치제어시스템에서는 중량의 급격한 변화와 이로 인한 마찰력의 변화, 그리고 주기적 외란인 디텐트력이 제어시 큰 방해요소로 작용한다. 본 논문에서는 이와 함께 드라이버를 모델에 포함하여 제안 제어방법의 성능을 보고자 하였다. 특히, 마찰력은 서틀카의 중량 및 속도 관계까지 고려하였으며, 테드존 영향을 갖도록 하였다. 이러한 시스템에서 장인하며, 적응성을 갖도록 하기 위해 DR-FNN을 제안하였으며, 제어기와 역모델 역할의 두 DR-FNN을 이용하여 제어시스템을 구성하였다. 이때 발생하는 제어시스템 추면의 네 가지 오차를 줄이도록 하였다. 즉, 이를 이용한 안정화 조건으로 제안하는 비용함수를 설정하고 이를 감소시키는 방향으로 네트워크를 조절함으로써 동적 마찰력에 대한 데드존 보상 및 주기적 외란인 디텐트력 영향을 줄이고자 하였다. 주행시 정확도는 $\pm 1 \sim 3\text{mm}$ 에 미치지 못했지만, 감속구간 및 정지시 그 요구조건을 만족시킬 수 있었다.

후 기

본 연구는 한국과학기술부(MOST) 지정 국가지정연구실사업(NRL)의 지원에 의한 것입니다.

참고 문헌

- [1] Franke, K. P.(2001), "Boosting Efficiency of Split Marine Container Terminals by Innovative Technology," *IEEE Intelligent Transportation Systems Conference Proc.*, Oakland, USA, August, pp. 774-779.
- [2] Tan, K. K. Huang, S. N. and Lee, T. H.(2002), "Robust Adaptive Numerical Compensation for Friction and Force Ripple in Permanent-Magnet Linear Motors," *IEEE Trans. on Magnetics*, Vol. 38, No. 1, pp. 221-228.

- [3] Lin, F. J., Wai, R. J. and Hong, C. M.(2002), "Hybrid Supervisory Control Using Recurrent Fuzzy Neural Network for Tracking Periodic Inputs," *IEEE Trans. on Neural Networks*, Vol. 12, No. 1, January.
- [4] Wai, R. J., Lin, F. J.(2001), "Adaptive Recurrent Neural-Network Control for Linear Induction Motor," *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 37, No. 4, pp. 1176-1192.
- [5] Yoshida, K., Takami, H., Kong, X. and Sonoda, A.(2001), "Mass Reduction and Propulsion Control for a Permanent-Magnet Linear Synchronous Motor Vehicle," *IEEE Trans. on Industry Applications*, Vol. 37, No. 1, pp. 67-72.
- [6] Yoshida, K., Kong, X. and Takami, H.(2000), "Network Transport Automation Study of PM LSM Vehicle on Orthogonally-Switching-Guideway," *Industry Applications Conference*, Vol. 2, pp. 1109-1114.
- [7] Frayman, Y. and Wang, L.(2002), "A Dynamically-constructed Fuzzy Neural Controller for Direct Model Reference Adaptive Control of Multi-input-multi-output Nonlinear," *Soft Computing*, Vol. 6, pp. 244-253.
- [8] Widrow B. and Walach, E.(1996), *Adaptive Inverse Control*, Upper Saddle River, Prentice Hall.
- [9] Kecman, V. Vlacic, L. and Salman, R.(1999), "Learning in and performance of the new neural network based adaptive backthrough control structure," *Proceedings of the 14-th IFAC Triennial World Congress*, Beijing, PR China, Vol. K, pp. 133-140.
- [10] Seng, T. L. Khalid, M. B. and Yusof, R. Y.(1999), "Tuning of a Neuro-Fuzzy Controller by Genetic Algorithm," *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, Vol. 29, No. 2, pp. 226-236.

원고접수일 : 2004년 2월 3일

원고채택일 : 2004년 6월 22일