

마찰변수 관측기와 적응순환형 퍼지신경망을 이용한 PMLSM의 강인한 위치제어

한성익⁺, 여대연⁺, 김새한⁺, 이권순^{*}

(논문접수일 2009. 12. 18, 심사완료일 2010. 3. 3)

Robust Position Control for PMLSM Using Friction Parameter Observer and Adaptive Recurrent Fuzzy Neural Network

Seong Ik Han⁺, Dae Yeon Rye⁺, Sae Han Kim⁺, Kwon Soon Lee^{*}

Abstract

A recurrent adaptive model-free intelligent control with a friction estimation law is proposed to enhance the positioning performance of the mover in PMLSM system. For the PMLSM with nonlinear friction and uncertainty, an adaptive recurrent fuzzy neural network(ARFNN) and compensated control law in H_∞ performance criterion are designed to mimic a perfect control law and compensate the approximated error between ideal controller and ARFNN. Combined with friction observer to estimate nonlinear friction parameters of the LuGre model, on-line adaptive laws of the controller and observer are derived based on the Lyapunov stability criterion. To analyze the effectiveness our control scheme, some simulations for the PMLSM with nonlinear friction and uncertainty were executed.

Key Words : PMLSM system(PMLSM시스템), Adaptive recurrent fuzzy neural network(적응 순환형신경망), LuGre friction(LuGre 마찰), Adaptive friction observer(적응 마찰관측기), H_∞ performance criterion(H_∞ 성능기준)

1. 서론

일반적으로 전통적인 모델기준 제어기들이 모델링이 어렵거나 비선형성이나 불확실성이 심각한 시스템에 대해 만족스

러운 성능을 제공하는 것이 어려워서 최근에 비모델 기준제어에 대한 많은 연구들이 진행되어 왔다. 퍼지추론이나 신경망은 비모델 기준제어의 대표적인 방법으로서 미지의 정보에 대해 인간의 경험, 지식, 학습같은 과정을 활용한다. 퍼지신경망

* 교신저자, 동아대학교 전기공학과 (kslee@dau.ac.kr)
주소: 604-714, 부산시 사하구 하단2동 640

+ 동아대학교 전기공학과

(fuzzy neural network: FNN)은 퍼지추론과 신경망의 학습능력의 장점을 결합한 방법으로서 어떤 조건하에서 비선형 함수들을 어느 정도 근사시킬 수 있어서 최근 10여년 전부터 활발히 연구되어 많은 만족스러운 결과들을 얻어왔다.^[1] 그러나 FNN은 정적인 방법으로서 훈련 데이터와 조건에 민감하고 은닉층이 증가하는 단점이 있어 이러한 단점을 개선하여 내부적으로 피드백 특성을 갖는 순환형 퍼지신경망(recurrent fuzzy neural network: RFNN)이 연구되었다.^[2]

그러나 이러한 RFNN 기법들은 비선형을 근사시킬 수 있는 능력이 있지만 비선형 마찰 같은 중요한 비선형을 직접 고려하지 않았다. 더 나은 제어성능을 얻기 위해서는 이러한 비선형 특성을 고려한 통합된 RFNN 제어기법을 고려해야 한다. 본 연구에서는 비선형 마찰을 갖는 영구 자석 선형동기모터(permanent magnetic linear synchronous motor: PMLSM)에 대해 마찰관측기와 적응형 RFNN 기법을 적용하기로 한다. PMLSM은 기어박스, 체인 그리고 볼-스크류 커플링없이 선형운동을 할 수 있다. 그래서 산업용 로봇이나 공작기계, 정밀생산시스템의 고속, 고정밀 운동제어에 응용할 수 있다.^[3] 그러나 PMLSM은 기어나 볼-스크류 같은 보조장치가 없기 때문에 드라이브 시스템의 불확실성의 영향을 크게 받는다. 이러한 불확실성 중에서 대표적인 것이 선형 운동부의 비선형 접촉마찰이다. 비선형 마찰은 마찰 특성이 접촉부의 조건과 온도, 시간에 따라 변화하므로 단순한 제어를 이용하여 만족스러운 제어성능을 얻기가 어렵다.

전통적으로 마찰 모델로서 Stribeck 속도, Coulomb 마찰, 점착, 점성마찰 특성을 고려한 고전적 마찰 모델을 많이 이용하였으나 presliding 영역의 동적인 마찰거동을 기술하기가 어려워져 이러한 특성과 고전적인 마찰을 통합한 동적 마찰모델들이 연구되었다.^[4-6] 이 중에서 LuGre 마찰 모델^[5]이 수학적으로 간단하고 대부분의 마찰특성을 포함할 수 있어서 서보 및 브레이크 제어^[7,8]에 많이 사용되어 왔다. PMLSM의 마찰에 대해 Lin^[9]은 마찰을 통합된 외란으로 간주하여 제어를 설계하였고 Lin^[10]은 퍼지제어를 적용하여 마찰을 보상하였으며 Xie^[11]은 슬라이딩 모드기반 마찰관측기를 제안하였고 Han은 이중마찰관측기와 확장칼만필터^[12]와 마찰상태관측기와 슬라이딩모드제어 및 RFNN^[13]을 이용하여 마찰을 제어하였다. 그러나 더 정밀한 운동을 제어하기 위해서는 마찰 파라미터 자체를 추정하는 관측기를 도입해야 한다.

본 연구에서는 PMLSM의 마찰을 보상하여 정밀한 선형운동을 얻기 위해서 적응형 RFNN 제어기와 H_∞ 성능특성을 이용한 근사오차 보상기, 마찰관측기를 통합한 제어기법을 제안

한다. 설계된 제어시스템을 PMLSM의 실험자료를 바탕으로 모의실험을 수행하여 제안한 기법의 효율성을 보인다.

2. PMLSM 및 비선형 마찰모델링

본 연구에서는 그림 1과 2에 나타난 200W, 73.2N, 1.4A 타입의 PMLSM을 제어대상으로 선정하였다. 각 변수들은 표 1에 제시되어 있다. 이상적인 PMLSM의 모델을 고려한다면 등가 동기회전 $d-q$ 축의 전압 방정식은

$$v_d = R_s i_d + \dot{\lambda}_d - \omega_e \lambda_q \tag{1}$$

$$v_q = R_s i_q + \dot{\lambda}_q + \omega_e \lambda_d \tag{2}$$

여기서

$$\lambda_d = L_d i_d + \lambda_{PM} \tag{3}$$

$$\lambda_q = L_q i_q \tag{4}$$

$$\omega_e = n_p \omega_r \tag{5}$$

그리고 v_d, v_q, i_d, i_q 는 각각 $d-q$ 축 정류자 전압과 전류를 나타낸다. R_s 는 정류자 저항, L_d 와 L_q 는 $d-q$ 축 인덕턴스, ω_r 는 기계적 각속도, ω_e 는 전기적 각속도, λ_{PM} 은 운동자의 PM 쇠교, n_p 는 주극쌍의 수를 각각 나타낸다. 또한

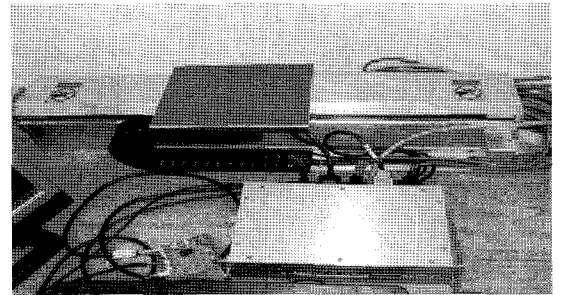


Fig. 1 Photograph of the PMLSM system

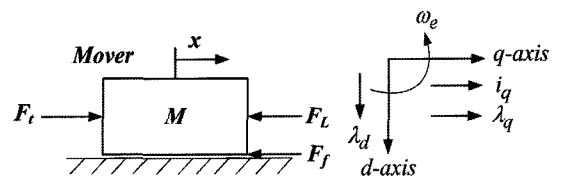


Fig. 2 Scheme of the linear mover

Table 1 Parameters of the PMLSM system

Paramters	Value
M_n	3kg
D_n	10.12kg/s
K_f	55.2N/A _s
F_{rate}	73.2N
F_{max}	219.7N
L_s	2.89mH
R_s	7.2Ω
$K_{backemf}$	26.1V/(m/sec)
$I_{continuous}$	1.4A _s
I_{max}	4.2A _s
σ_0	1357N/m
σ_1	54.6Nsec/m
F_s	0.75N
F_c	0.5N
\dot{x}_s	0.035m/sec

$$w_r = \frac{\pi v}{\tau} \tag{6}$$

$$v_e = n_p v = \frac{\pi w_e}{\pi} \tag{7}$$

여기서 v 는 운동자의 기계적 속도이고 τ 는 극 피치, v_e 는 전기적 속도이다. 유도되는 전자기적 파워는

$$P = F_t v = 3n_p [\lambda_d i_q + (L_d - L_q) i_d i_q] \frac{w_r}{2} \tag{8}$$

그리고 전자기 추력은

$$F_t = \frac{3\pi}{2\tau} n_p [\lambda_d i_q + (L_d - L_q) i_d i_q] \tag{9}$$

자기장 필드의 원리^[14]에서 $i_d = 0$, $\lambda_d = \lambda_{PM}$ 는 일정하므로

$$F_t = \frac{3\pi}{2\tau} n_p \lambda_{PM} i_q = K_f i_q \tag{10}$$

여기서 F_t 는 전기적 추력이고 $K_f = 3\pi n_p \lambda_{PM} / 2\tau$ 는 추력계

수이다. PMLSM의 운동자의 운동방정식은

$$M\ddot{x} + D\dot{x} + F_f + F_L = F_t \tag{11}$$

여기서 M 은 운동자 질량, D 는 점성마찰과 철손실, F_f 는 비선형마찰, F_L 은 외란을 각각 나타낸다. 식 (11)을 불확실성과 공칭모델로 분리하면

$$\begin{aligned} \ddot{x} &= -\frac{D_n}{M_n} \dot{x} + \frac{K_f}{M_n} i_q - \frac{F_{fn}}{M_n} \\ &\quad - \frac{1}{M_n} (F_L + (\Delta F_f + \Delta M\ddot{x} + \Delta D\dot{x})) \\ &= A_n \dot{x} + B_n u - (F_{fn} + F_u) / M_n \end{aligned} \tag{12}$$

여기서 $A_n = -D_n/M_n, B_n = K_f/M_n, u = i_q$ 이고 $\Delta M, \Delta D, \Delta F_f$ 은 각각 M, D, F_f 의 모델링 오차를 나타내고 $F_u = (\Delta M\ddot{x} + \Delta D\dot{x} + \Delta F_f + F_L)$ 는 통합된 불확실성을 나타낸다. 제어목적은 PMLSM의 상태출력 $x = [x, \dot{x}]^T$ 를 원하는 입력 $x_d = [x_d, \dot{x}_d]^T$ 로 추종하기 위한 지능적응 제어시스템을 선정하는 것이다. 추정오차를 다음과 같이 정의한다.

$$e = [e, \dot{e}]^T \tag{13}$$

여기서 $e = x_d - x$ 는 위치추종오차이다. 만약에 공칭모델의 A_n, B_n, F_{fn}, F_u 를 정확히 알고 있다면 이상적인 제어기는 다음과 같이 주어진다.

$$u_{id} = B_n^{-1} [-A_n \dot{x} + \ddot{x}_d + c_1 \dot{e} + c_2 e] + k_f^{-1} F_{fn} + k_f^{-1} F_u \tag{14}$$

여기서 $c_i (i=1,2)$ 는 영이 아닌 상수이다. 그러나 실제 마찰은 비선형이고 정확한 모델링이 매우 어려우므로 정확한 위치제어를 위해서는 적절한 마찰모델과 마찰관측기를 고려해야 한다. 그래서 다음과 같은 LuGre 마찰모델^[5]을 고려한다.

$$\dot{z} = \dot{x} - \sigma_0 f(x)z \tag{15}$$

여기서 z 는 강모의 평균변위, σ_0 는 강모의 강성, $f(x) = \alpha(x)|\dot{x}|$ 을 각각 나타내고 $\alpha(x)$ 는 다음과 같이 주어진다.

$$\alpha(\dot{x}) = \frac{1}{F_c + (F_s - F_c)e^{-(\dot{x}/\dot{x}_s)^2}} \quad (16)$$

여기서 F_c , F_s , \dot{x}_s 는 각각 쿨롱마찰력, 점착력, Stribeck 속도를 나타낸다. 점성마찰을 제외한 마찰력은

$$F_{fn} = \alpha_0 z + \alpha_1 \dot{z} \quad (17)$$

이고 σ_1 는 presliding 영역의 감쇠를 나타내는 변수이다. 추정된 마찰력은 다음과 같다.

$$\hat{F}_{fn} = \hat{\alpha}_0 \hat{z} + \hat{\alpha}_1 \dot{\hat{z}} \quad (18)$$

여기서 \hat{F}_{fn} 는 F_{fn} 의 추정치, \hat{z} , $\hat{\sigma}_0$, $\hat{\sigma}_1$ 는 각각 z , σ_0 , σ_1 의 추정치를 나타낸다. 그러나 z 는 직접측정할 수 없으므로 다음과 같이 관측기를 제안한다.

$$\dot{\hat{z}} = \dot{x} - \hat{\sigma}_0 f(\hat{x}) \hat{z} \quad (19)$$

식 (15)와 (19)에서

$$\dot{\tilde{z}} = -\sigma_0 f(\hat{x}) \tilde{z} - \hat{z} f(\hat{x}) \hat{\sigma}_0 \quad (20)$$

여기서 $\tilde{z} = z - \hat{z}$, $\tilde{\sigma}_0 = \sigma_0 - \hat{\sigma}_0$ 이다. PMLSM에 대한 마찰값들은 표 2에 주어진다.

$$u_{id} = B_n^{-1}[-A_n \dot{x} + F_u + \ddot{x}_d + c_1 \dot{e} + c_2 e] + K_f^{-1} \hat{F}_{fn} = u^*(t) + u_f(t) \quad (21)$$

여기서 $u^*(t) = B_n^{-1}[-A_n \dot{x} + F_u + \ddot{x}_d + c_1 \dot{e} + c_2 e]$, $u_f(t) = K_f^{-1} \hat{F}_{fn}$ 이다. 식 (21)을 식 (12)에 대입하면

$$\dot{e} = Ae + b\tilde{F}_{fn} \quad (22)$$

$$\text{여기서 } A = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -c_2 & -c_1 \end{bmatrix}, b = [0 \quad -k_f^{-1}]^T,$$

$$\tilde{F}_{fn} = F_{fn} - \hat{F}_{fn} = \sigma_0 \tilde{z} + \hat{z} \tilde{\sigma}_0 + \sigma_1 \dot{\tilde{z}} + \dot{\hat{z}} \tilde{\sigma}_1 \text{이다.}$$

만약 k_i ($i=1,2$) 가 A 가 Hurwitz 행렬이 되도록 선정된다

면 $\lim_{t \rightarrow \infty} e(t) = 0$ 가 된다. 그러나 통합된 불확실성 F_u 를 실제 상황에서 미리 알 수 없으므로 식 (21)의 이상적인 제어기는 적용하기가 어렵다. 따라서 식 (22)의 이상적인 제어기와 불확실형 외란을 고려한 마찰관측기를 갖는 RFNN 제어시스템을 제안하기로 한다.

3. RFNN 및 적응 마찰관측기 설계

제안한 RFNN은 그림 3에 주어져 있다.

3.1 RFNN 구조

(I) 입력층

$$\neq t_i^I = u_i^I w_i^I O_{iT}^I \quad (23)$$

$$O_i^I = f_i^I(\neq t_i^I) = \neq t_i^I, i = 1, \dots, n \quad (24)$$

여기서 u_i^I 는 입력, w_i^I 는 입력층의 순환가중치, n 은 입력수를 나타낸다.

(II) 멤버십층

$$\neq t_j^{II} = - \frac{[O_i^I + w_{ij}^{II} O_{jT}^{II} - m_{ij}]^2}{(\sigma_{ij})^2} \quad (25)$$

$$O_j^{II} = f_j^{II}(\neq t_j^{II}) = \exp(\neq t_j^{II}), j = 1, \dots, m \quad (26)$$

여기서 w_{ij}^{II} 는 순환가중치, σ_{ij} , m_{ij} , 는 각각 가우시안 함수의 평균, 표준편차를 나타낸다. m 은 멤버십 수를 나타낸다.

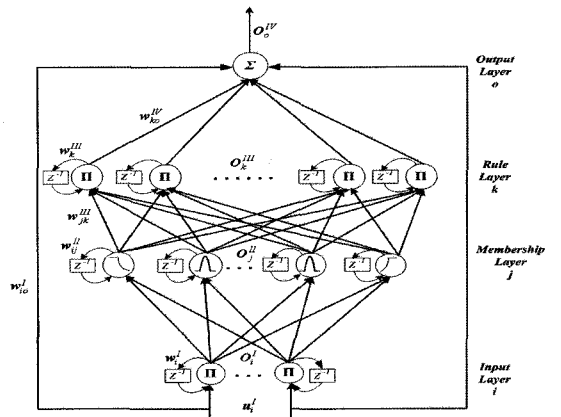


Fig. 3 Structure of the RFNN

(III) 규칙층

$$\neq t_k^{III} = \Pi_J(w_{jk}^{III} O_j^{II} + w_k O_{kT}^{III}) \quad (27)$$

$$O_k^{III} = f_k^{III} (\neq t_k^{III}) = \neq t_k^{III}, k = 1, \dots, p \quad (28)$$

여기서 w_{jk}^{III} 는 규칙층의 가중치로서 1로 가정하고, w_k^{III} 는 순환가중치를 나타내고 p 는 규칙수이다.

(IV) 출력층

$$\neq t_o^{IV} = \sum_k w_{ko}^{IV} u_k^{IV} + \sum_i w_{io} u_i^f, i = 1, \dots, n \quad (29)$$

$$O_o^{IV} = f_o^{IV}(net_o^{IV}) = net_o^{IV}, o = 1 \quad (30)$$

여기서 w_{io}^f 는 i 입력에 대한 출력강도이고 w_{ko}^{IV} 는 출력에 대한 k 번째 규칙의 강도를 나타내고 O_o^{IV} 는 최종출력을 나타낸다.

3.2 RFNN의 근사화

RFNN의 출력은 다음과 같은 벡터형태로 나타낼 수 있다.

$$O_o^{IV}(e, W_I, M, \Sigma, W_{II}, W_{III}, W_{IV}, W_{IO}) = W_{IV}^T \Phi(e, W_I, M, \Sigma, W_{II}, W_{III}) \quad (31)$$

여기서

$$W_I = [w_i^f]^T, i = 1, \dots, n, \quad (32)$$

$$M = [m_{ij}]^T, i = 1, \dots, n, j = 1, \dots, m, \quad (33)$$

$$\Sigma = [\sigma_{ij}]^T, i = 1, \dots, n, j = 1, \dots, m, \quad (34)$$

$$W_{II} = [w_{ij}]^T, i = 1, \dots, n, j = 1, \dots, m, \quad (35)$$

$$W_{III} = [w_k^{III}]^T, k = 1, \dots, p, \quad (36)$$

$$W_{IV} = [w_{ko}^{IV} \ w_{io}^{IV}]^T, k = 1, \dots, p, i = 1, \dots, n, \quad (37)$$

$$\Phi = [\phi_k \ u_i^f]^T, k = 1, \dots, p, i = 1, \dots, n, \quad (38)$$

제안된 적응제어시스템은 다음과 같이 RFNN제어기, 보조 오차보상기, 마찰관측기로 구성된다.

$$u_{rfns} = u_{rfnn} + u_s + u_f \quad (39)$$

여기서 u_{rfnn} 은 u^* 의 근사, u_s 는 RFNN의 근사오차 보상기, u_f 는 마찰력의 추정을 나타낸다. 식 (39)를 식 (12)에 대입하고 식 (22)를 고려하면

$$\dot{e} = Ae + b\widehat{F}_{fn} + B(u^* - u_{rfnn} - u_s) \quad (40)$$

여기서 $B = [0 \ B_n]^T$. 근사이론^[15]에서 최적RFNN 근사 입력은

$$u^* = u_{rfnn}^* + \Delta W_{IV}^T \Phi^*(e, W_I^*, M^*, \Sigma^*, W_{II}^*, W_{III}^*) + \Delta \quad (41)$$

이고 $W_{IV}^*, \Phi^*, W_I^*, M^*, \Sigma^*, W_{II}^*, W_{III}^*$ 는 각각 $W_{IV}, \Phi, W_I, M, \Sigma, W_{II}, W_{III}$ 의 최적파라미터 벡터를 나타내고 근사오차 Δ 는 $|\Delta| \leq U_\Delta$ 로 가정하며 U_Δ 는 양의 상수이다. 식 (41)의 최적 파라미터들은 결정하기 어려우므로 RFNN에서 추정된 제어기를 다음과 같이 정의한다.

$$u_{rfnn} = \widehat{W}_{IV}^T \widehat{\Phi}(e, \widehat{W}_I, \widehat{M}, \widehat{\Sigma}, \widehat{W}_{II}, \widehat{W}_{III}) \quad (42)$$

여기서 $\widehat{W}_{IV}, \widehat{\Phi}, \widehat{W}_I, \widehat{M}, \widehat{\Sigma}, \widehat{W}_{II}, \widehat{W}_{III}$ 는 각각 $W_{IV}, \Phi, W_I, M, \Sigma, W_{II}, W_{III}$ 의 추정벡터를 나타낸다. 식 (41), (42)를 식 (40)에 대입하면

$$\dot{e} = Ae + b\widehat{F}_{fn} + B(W_{IV}^T \Phi^* - \widehat{W}_{IV}^T \widehat{\Phi} - u_s + \Delta) \quad (43)$$

다음과 같은 근사오차를 정의한다.

$$\begin{aligned} \tilde{u}_{rfnn} &= W_{IV}^T \Phi^* - \widehat{W}_{IV}^T \widehat{\Phi} + \Delta \\ &= \widetilde{W}_{IV}^T (\widehat{\Phi} + \bar{\Phi}) + \widehat{W}_{IV}^T \bar{\Phi} + \Delta \end{aligned} \quad (44)$$

여기서 $\widetilde{W}_{IV} = W_{IV}^* - \widehat{W}_{IV}$ 이고 $\bar{\Phi} = \Phi^* - \widehat{\Phi}$ 이다. RFNN 파라미터들의 적절한 추정을 위해서 RFNN을 부분적으로 선형화하도록 Taylor 급수를 도입한다.

$$\bar{\Phi} = \Phi_I^T \widetilde{W}_I + \Phi_{II}^T \widetilde{W}_{II} + \Phi_{III}^T \widetilde{W}_{III} + \Phi_m^T \widetilde{M} + \Phi_s^T \widetilde{\Sigma} + h \quad (45)$$

여기서 $\widetilde{W}_i = W_i^* - \widehat{W}_i$.

$$\Phi_I^T = \left[\frac{\partial \Phi_I}{\partial W_I} \dots \frac{\partial \Phi_k}{\partial W_I} \dots \frac{\partial \Phi_p}{\partial W_I} \right]_{W_I = \widehat{W}_I} \quad (46)$$

$$\Phi_{II}^T = \left[\frac{\partial \Phi_{II}}{\partial W_{II}} \dots \frac{\partial \Phi_k}{\partial W_{II}} \dots \frac{\partial \Phi_p}{\partial W_{II}} \right]_{W_{II} = \widehat{W}_{II}} \quad (47)$$

$$\Phi_{III}^T = \left[\frac{\partial \Phi_{III}}{\partial W_{III}} \dots \frac{\partial \Phi_k}{\partial W_{III}} \dots \frac{\partial \Phi_p}{\partial W_{III}} \right]_{W_{III} = \widehat{W}_{III}} \quad (48)$$

$$\Phi_m^T = \left[\frac{\partial \Phi_I}{\partial M} \dots \frac{\partial \Phi_k}{\partial M} \dots \frac{\partial \Phi_p}{\partial M} \right]_{M = \widehat{M}} \quad (49)$$

$$\Phi_s^T = \left[\frac{\partial \Phi_I}{\partial \Sigma} \dots \frac{\partial \Phi_k}{\partial \Sigma} \dots \frac{\partial \Phi_P}{\partial \Sigma} \right]_{\Sigma = \hat{\Sigma}} \quad (50)$$

$$\begin{aligned} \hat{u}_{rjfn} &= \hat{W}_{IV}^T \hat{\Phi} + \hat{W}_{IV}^T (\Phi_I^T \hat{W}_I + \Phi_{II}^T \hat{W}_{II} + \Phi_{III}^T \hat{W}_{III} \\ &\quad + \hat{\Phi}_m^T \hat{M} + \hat{\Phi}_s^T \hat{\Sigma} + h) + \hat{W}_{IV}^T \hat{\Phi} + \Delta \\ &= \hat{W}_{IV}^T \hat{\Phi} + \hat{W}_{IV}^T \Phi_I \hat{W}_{IV} + \hat{W}_{IV}^T \Phi_{II} \hat{W}_{IV} + \hat{W}_{IV}^T \Phi_{III} \hat{W}_{IV} \\ &\quad + \hat{M} \hat{\Phi}_m \hat{W}_{IV} + \hat{\Sigma} \hat{\Phi}_s \hat{W}_{IV} + \epsilon \end{aligned} \quad (51)$$

여기서 $\epsilon = \hat{W}_{IV}^T \hat{\Phi} + \hat{W}_{IV}^T h + \Delta$ 이며 $\delta \geq |\epsilon| \geq 0$ 로 가정한다.
식 (45)를 (44)에 대입하면

$$\begin{aligned} \dot{e} &= Ae + b(\sigma_0 \dot{z} + \dot{z} \sigma_0 + \sigma_1 \dot{z} + \dot{z} \sigma_1) \\ &\quad + B(\hat{W}_{IV}^T \hat{\Phi} + \hat{W}_I^T \hat{\Phi}_I \hat{W}_{IV} + \hat{W}_{II}^T \hat{\Phi}_{II} \hat{W}_{IV} + \hat{W}_{III}^T \hat{\Phi}_{III} \hat{W}_{IV} \\ &\quad + \hat{M}^T \hat{\Phi}_m \hat{W}_{IV} + \hat{\Sigma}^T \hat{\Phi}_s \hat{W}_{IV} + \epsilon - u_s) \end{aligned} \quad (52)$$

정리 1. 식 (12)로 주어진 PMLSM 시스템에 대해 식 (39)의 제어입력을 갖는 RFNN_FO 제어시스템의 RFNN 적응규칙은 식 (53)~(58)로 주어지고 마찰관측기는 적응규칙은 식 (59)과 (60), 그리고 근사 오차보상기는 식 (61)로 주어지고 RFNN_FO 시스템의 안정도는 보장된다.

$$\hat{W}_{IV} = \eta_{IV} e^T P B \hat{\Phi} \quad (53)$$

$$\hat{W}_I = \eta_I e^T P B \hat{\Phi}_I \hat{W}_{IV} \quad (54)$$

$$\hat{W}_{II} = \eta_{II} e^T P B \hat{\Phi}_{II} \hat{W}_{IV} \quad (55)$$

$$\hat{W}_{III} = \eta_{III} e^T P B \hat{\Phi}_{III} \hat{W}_{IV} \quad (56)$$

$$\hat{M} = \eta_m e^T P B \hat{\Phi}_m \hat{W}_{IV} \quad (57)$$

$$\hat{\Sigma} = \eta_s e^T P B \hat{\Phi}_s \hat{W}_{IV} \quad (58)$$

$$\hat{\sigma}_0 = \eta_0 e^T P b \dot{z} \quad (59)$$

$$\hat{\sigma}_1 = \eta_1 e^T P b \dot{z} \quad (60)$$

$$u_s = \frac{1}{2} \rho^{-1} B^T P e \quad (61)$$

η_i 는 양의 학습율을 나타내고 ρ 는 근사오차에 대한 설계변수를 나타낸다.

증명: 다음과 같은 Lyapunov 함수를 정의한다.

$$V = \frac{1}{2} e^T P e + \frac{\hat{W}_{IV}^T \hat{W}_{IV}}{2\eta_{IV}} + \frac{\hat{W}_I^T \hat{W}_I}{2\eta_I} + \frac{\hat{W}_{II}^T \hat{W}_{II}}{2\eta_{II}} + \frac{\hat{W}_{III}^T \hat{W}_{III}}{2\eta_{III}}$$

$$+ \frac{\hat{M}^T \hat{M}}{2\eta_m} + \frac{\hat{\Sigma}^T \hat{\Sigma}}{2\eta_s} + \frac{1}{2} \dot{z}^2 + \frac{1}{2\eta_0} \hat{\sigma}_0^2 + \frac{1}{2\eta_1} \hat{\sigma}_1^2 \quad (62)$$

식 (62)를 미분하면

$$\begin{aligned} \dot{V} &= \frac{1}{2} e^T P \dot{e} + \frac{\hat{W}_{IV}^T \dot{\hat{W}}_{IV}}{2\eta_{IV}} + \frac{\hat{W}_I^T \dot{\hat{W}}_I}{2\eta_I} + \frac{\hat{W}_{II}^T \dot{\hat{W}}_{II}}{2\eta_{II}} + \frac{\hat{W}_{III}^T \dot{\hat{W}}_{III}}{2\eta_{III}} \\ &\quad + \frac{\hat{M}^T \dot{\hat{M}}}{2\eta_m} + \frac{\hat{\Sigma}^T \dot{\hat{\Sigma}}}{2\eta_s} + \dot{z} \dot{z} + \frac{1}{\eta_0} \hat{\sigma}_0 \dot{\hat{\sigma}}_0 + \frac{1}{\eta_1} \hat{\sigma}_1 \dot{\hat{\sigma}}_1 \end{aligned} \quad (63)$$

여기서 P는 다음의 Riccati 방정식을 만족한다.

$$A^T P + P A + \gamma^{-2} P R^{-1} P - \rho^{-1} P B B^T P + Q = 0 \quad (64)$$

여기서 γ 는 H_∞ 성능관점에서의 불확실성 감소지수이며 $Q > 0, \frac{\gamma^2}{\rho} B B^T \geq R^{-1} \geq 0$ 을 만족하며 H_∞ 성능구속조건은 다음과 같이 주어진다.

$$\int_0^T \|e\|^2 dt \leq \gamma^2 \int_0^T \|\epsilon\|^2 dt \quad \forall T \geq 0 \quad (65)$$

식 (20), (22), (55)를 고려하면 식 (63)은 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\begin{aligned} \dot{V} &= -\frac{1}{2} e^T (Q + \gamma^{-2} P R^{-1} P) e \\ &\quad + e^T P B \left(\frac{1}{2} \rho^{-1} B^T P e - u_s \right) \\ &\quad + \hat{W}_{IV}^T \left(e^T P B \hat{\Phi} - \frac{\dot{\hat{W}}_{IV}}{\eta_{IV}} \right) + \hat{W}_I^T \left(e^T P B \hat{\Phi}_I \hat{W}_{IV} - \frac{\dot{\hat{W}}_I}{\eta_I} \right) \\ &\quad + \hat{W}_{II}^T \left(e^T P B \hat{\Phi}_{II} \hat{W}_{IV} - \frac{\dot{\hat{W}}_{II}}{\eta_{II}} \right) \\ &\quad + \hat{W}_{III}^T \left(e^T P B \hat{\Phi}_{III} \hat{W}_{IV} - \frac{\dot{\hat{W}}_{III}}{\eta_{III}} \right) \\ &\quad + \hat{M}^T \left(e^T P B \hat{\Phi}_m \hat{W}_{IV} - \frac{\dot{\hat{M}}}{\eta_m} \right) + \hat{\Sigma}^T \left(e^T P B \hat{\Phi}_s \hat{W}_{IV} - \frac{\dot{\hat{\Sigma}}}{\eta_s} \right) \\ &\quad + \hat{\sigma}_0 \left(e^T P b \dot{z} - \frac{\dot{\hat{\sigma}}_0}{\eta_0} \right) + \hat{\sigma}_1 \left(e^T P b \dot{z} - \frac{\dot{\hat{\sigma}}_1}{\eta_1} \right) \\ &\quad + e^T P B e - \sigma_0 f(x) \dot{z} - \dot{z} f(x) \tilde{\sigma}_0 \\ &\quad + e^T P b \sigma_0 (1 - \sigma_1 f(x)) \dot{z} - e^T P b \dot{z} \hat{\sigma}_1 f(x) \tilde{\sigma}_0 \end{aligned} \quad (66)$$

식 (53)-(61)을 식 (63)에 대입하면

$$\begin{aligned}
 \dot{V} &= -\frac{1}{2}e^T [Q + \gamma^{-2}PR^{-1}P]e + e^T PB\epsilon \\
 &\quad - \sigma_0 f(\dot{x})\tilde{z}^2 - \hat{z}f(\dot{x})\tilde{\sigma}_0\tilde{z} \\
 &\quad + e^T P b \sigma_0 (1 - \sigma_1 f(\dot{x}))\tilde{z} - e^T P b \hat{z} \sigma_1 f(\dot{x})\tilde{\sigma}_0 \\
 &= -\frac{1}{2}e^T [Q + \gamma^{-2}PR^{-1}P]e + e^T PB\epsilon \\
 &\quad - \sigma_0 f(\dot{x})\tilde{z}^2 \left(\tilde{z} + \frac{\hat{z}}{2\sigma_0}\tilde{\sigma}_0 \right)^2 \\
 &\quad + \frac{\hat{z}^2}{4\sigma_0}\tilde{\sigma}_0 + e^T P b \sigma_0 (1 - \sigma_1 f(\dot{x}))\tilde{z} - e^T P b \hat{z} \sigma_1 f(\dot{x})\tilde{\sigma}_0 \\
 &\leq -\frac{\lambda_{\min}(Q + \gamma^{-2}PR^{-1}P) - 3}{2} \|e\|^2 \\
 &\quad - \frac{1}{2} [\|e\| - \|PB\epsilon\|]^2 \\
 &\quad - \frac{1}{2} [\|e\| - \sigma_0(1 - \sigma_1 f(\dot{x}))\|Pb\tilde{z}\|]^2 \\
 &\quad - \frac{1}{2} [\|e\| + \sigma_0 f(\dot{x})\|Pb\tilde{\sigma}_0\|]^2 \\
 &\quad + \frac{1}{2} \|PB\epsilon\|^2 + \frac{1}{2} \sigma_0^2 (1 - \sigma_1 f(\dot{x}))^2 \|Pb\tilde{z}\|^2 \\
 &\quad + \frac{1}{2} \sigma_0^2 f(\dot{x})^2 \|Pb\tilde{\sigma}_0\|^2 + \frac{1}{4\sigma_0^2} \|\hat{z}\tilde{\sigma}_0\|^2 \\
 &\leq -\frac{\lambda_{\min}(Q + \gamma^{-2}PR^{-1}P) - 3}{2} \|e\|^2 + \frac{1}{2} \|PB\epsilon\|^2 \\
 &\quad + \frac{1}{2} \sigma_0^2 (1 - \sigma_1 f(\dot{x}))^2 \|Pb\tilde{z}\|^2 + \frac{1}{2} \sigma_0^2 f(\dot{x})^2 \|Pb\tilde{\sigma}_0\|^2 \\
 &\quad + \frac{1}{4\sigma_0^2} \|\hat{z}\tilde{\sigma}_0\|^2 \tag{67}
 \end{aligned}$$

여기서 $\lambda_{\min}(Q - \gamma^{-2}PR^{-1}P)$ 는 $Q - \gamma^{-2}PR^{-1}P$ 의 최소고유치이며 $\lambda_{\min}(Q - \gamma^{-2}PR^{-1}P) > 3$ 을 만족한다고 가정한다. 모든 $t \geq 0$ 에 대해 식 (67)을 적분하면

$$\int_0^t \|e\|^2 dt \leq a + b \int_0^t |\epsilon|^2 dt + c \int_0^t |\tilde{z}|^2 dt + d \int_0^t |\tilde{\sigma}_0|^2 dt \tag{68}$$

여기서

$$a = \frac{2}{\lambda_{\min}(Q + \gamma^{-2}PR^{-1}P) - 3} \left[|V(0)| + \sup_{t \geq 0} |V(t)| \right] \tag{69}$$

$$b = \frac{1}{\lambda_{\min}(Q + \gamma^{-2}PR^{-1}P) - 3} \|PB\epsilon\|^2 \tag{70}$$

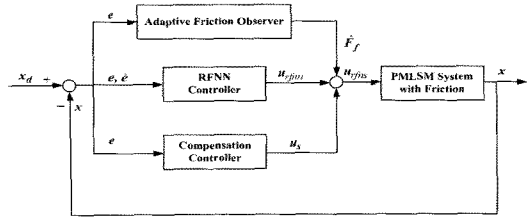


Fig. 4 A schematic diagram of the proposed control system

$$c = \frac{\sigma_0^2 (1 - \sigma_1 f(\dot{x}))^2}{\lambda_{\min}(Q + \gamma^{-2}PR^{-1}P) - 3} \|Pb\|^2 \tag{71}$$

$$\begin{aligned}
 d &= \frac{\sigma_0^2 f(\dot{x})^2}{\lambda_{\min}(Q + \gamma^{-2}PR^{-1}P) - 3} \|Pb\hat{z}\|^2 \\
 &\quad + \frac{1}{4\sigma_0^2 [\lambda_{\min}(Q + \gamma^{-2}PR^{-1}P) - 3]} \|\hat{z}\|^2 \tag{72}
 \end{aligned}$$

식 (67)에서 $\epsilon, \tilde{z}, \tilde{\sigma}_0$ 가 square 적분가능하므로

$$\int_0^\infty |\epsilon|^2 dt < \infty, \int_0^\infty |\tilde{z}|^2 dt < \infty, \int_0^\infty |\tilde{\sigma}_0|^2 dt < \infty$$

따라서 Barbalat의 정리^[6]에 의해 $t \rightarrow \infty$ 에 따라 $e \rightarrow 0, \tilde{z} \rightarrow 0, \tilde{\sigma}_0 \rightarrow 0$ 가 된다.

그림 4에 제안한 제어시스템의 개략도가 제시되어 있다. 식 (19)에 주어진 마찰관측기는 다음 식과 같이 주어지는 마찰관측기^[4]와^[11]에 비해 안정도 증명을 위한 별도값이 필요없으며 다음의 관측기는 양의 상수값 k 와 μ 값에 따라 안정도가 문제가 되는 단점이 있다.

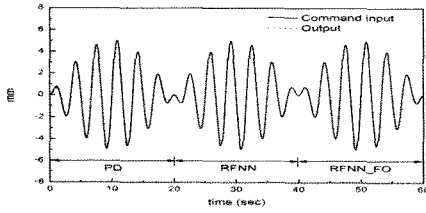
$$\dot{\hat{z}} = \dot{x} - f(\dot{x})\hat{z} - k\epsilon \tag{73}$$

$$\dot{\hat{\sigma}}_0 = \dot{x} - f(\dot{x})\hat{\sigma}_0 + \mu \text{sgn}(s) \tag{74}$$

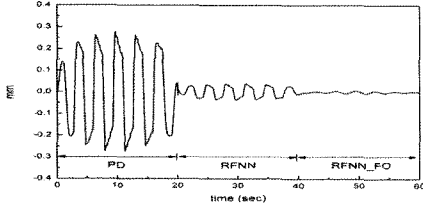
여기서 sgn 은 부호함수, $s = \dot{e} + \lambda e$, λ 는 양의 상수를 각각 나타낸다.

4. 모의실험 및 검토

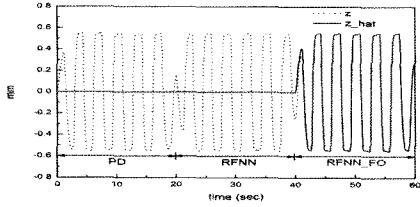
여기서는 제안한 제어기법을 PMLSM의 운동자의 위치제어에 대한 컴퓨터 모의실험을 수행하고 결과를 검토하기로 한다. 모의실험은 Matlab 프로그램을 이용하였으며 운동자의 질량은 부하상태의 10kg으로 가정하였다. 그리고 제안한 기법의



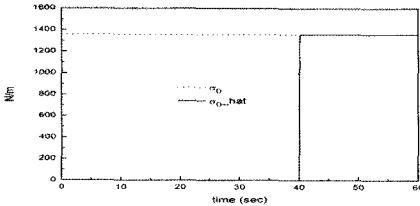
(a) Position command input and tracking output



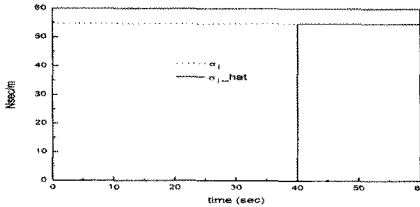
(b) Position tracking error



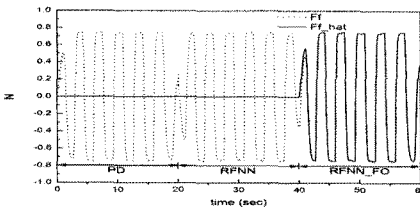
(c) Virtual bristle displacement and estimated result



(d) Estimated result of σ_0



(e) Estimated results of σ_1



(f) Estimated result of F_f

Fig. 5 Simulated results for case I of the PMLSM system

효율성을 보이기 위해 다음의 4가지의 경우를 선정하였다:

경우 1: 모든 파라미터들이 공칭값이며 $F_L = 0$,

경우 2: 마찰파라미터들이 50%, 100% 증가,

나머지는 경우 1과 동일,

경우 3: 부하가 2, 3, 4 배로 증가, 나머지는

경우 1과 동일,

경우 4: $F_L = 10N$ 이 10초, 30초, 50초에 작용,

나머지는 경우 1과 동일.

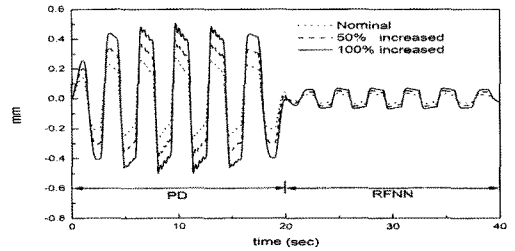
위치명령입력은 다음과 같은 가변정현파입력을 선정하였다:

$$x_d = 5\sin(2\pi \times 0.3t)\sin(2\pi \times 0.025t)(mm).$$

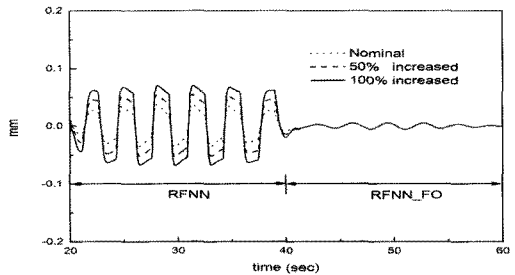
제어기 설계파라미터들은 다음과 같이 선정하였다:

$$c_1 = 20, c_2 = 2, \gamma = 5, \rho = 0.01, Q = \begin{bmatrix} 20 & 0 \\ 0 & 5 \end{bmatrix}.$$

또한 제한한 제어 기법의 비교를 위해 PD 제어기와 마찰관측기가 없는 RFNN 제어기를 설계하였다. PD 제어기의 비례



(a) Variation of the position tracking errors of PD and RFNN system



(b) Variation of the position tracking errors of RFNN and RFNN_FO system

Fig. 6 Simulated results for case II of the PMLSM system

계인은 $3 \times c_1$, 미분계인은 $3 \times c_2$ 로 선정하였고 마찰기 없는 RFNN은 위의 경우와 동일한 설계변수로 설계하였으며 제한한 제어기법을 RFNN_FO로 표시하였다. 경우 1에 대한 모의 실험결과는 그림 5에 제시되어 있다. 그림 5 (a)와 (b)에서 RFNN, RFNN_FO 제어기법이 추종성능이 PD 제어시스템보다 크게 줄고 있으며 마찰을 고려한 RFNN_FO가 더 나은 성능을 보이고 있음을 그림 5 (b)에서 알 수 있다. 그리고 마찰상

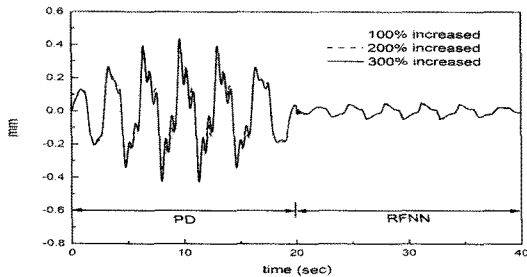
태변수 z 와 σ_0 , σ_1 에 대한 추정결과가 그림 5 (c), (d), (e)에서 볼 수 있으며 만족스러운 추정을 하고 있음을 알 수 있다. 따라서 그림 5 (f)에서 마찰력을 잘 추정하고 있음을 볼 수 있다. 경우 2에 대해서 마찰 파라미터들의 변화에 대해 제한한 마찰 관측기가 잘 추정하고 있음을 그림 6에서 확인할 수 있다. 또한 경우 3에서 부하의 변동에 대해 RFNN, RFNN_FO 시스템이 부하변동에 강인함으로 그림 7에서 볼 수 있다. 마지막으로 직선운동 중에 외란에 대한 강인성을 검증하기 위해 모의실험을 한 결과 제한한 RFNN기법이 PD시스템보다 매우 강인함을 그림 8에서 알 수 있다.

5. 결론

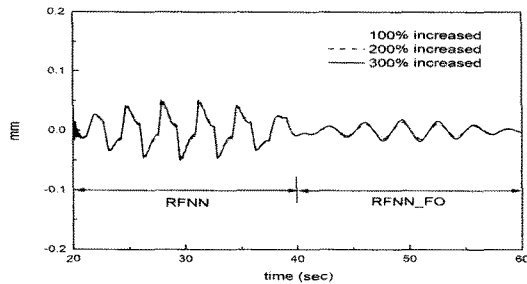
본 논문에서는 PMLSM의 비선형 마찰을 보상하여 정밀한 구동을 할 수 있도록 적응형 RFNN 기법과 마찰관측기를 설계하여 모의실험을 수행하였다. RFNN의 이상적인 제어기 근사를 통해 내부 파라미터에 대한 적응규칙을 유도하였고 근사 오차를 H_∞ 성능관점에서 최소화하는 보상을 설계하였고 마찰관측기에 대한 적응규칙을 동시에 유도하도록 하였다. 설계된 제어기와 마찰관측기를 마찰을 갖는 PMLSM에 대해 모의실험을 수행한 결과 마찰파라미터의 변동, 부하의 변동, 외란에 강인한 특성을 유지하고 있음을 보였다.

참고 문헌

- (1) Zhang, X., Hang, C. C., Tan, S., and Wang, P. Z., 1999, "The min-max function differentiation and training of fuzzy neural networks," *IEEE Trans. Neur. Net.*, Vol. 7, No. 5, pp. 1139~1150.
- (2) Lin, F. J. and Wai, R. J., 2003, "Robust recurrent fuzzy neural network control for linear synchronous motor drivesystem," *Neurocomputing*, Vol. 50, pp. 365~390.
- (3) Boldea, I. and Nasar, S. A., 1997, *Linear Electric Actuator and Generators*, Cambridge University Press, London.
- (4) Canudas de Wit, C., Olsson, H., and Astrom, K. J., 1995, "A new model for control of systems with friction," *IEEE Trans. Auto. Control*, Vol. 40, No. 3, pp. 419~425.
- (5) Dupong, P., Hayward, V., Armstrong, B., and Altpeter, J., 2002, "Single state elasto-plastic friction models",



(a) Variation of the position tracking errors of PD and RFNN system



(b) Variation of the position tracking errors of RFNN and RFNN_FO system

Fig. 7 Simulated results for the case III of the PMLSM system

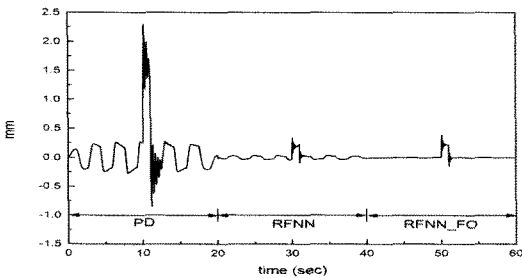


Fig. 8 Simulated results for the case IV of the PMLSM system : position tracking error

- IEEE Trans. Auto. Control*, Vol. 47, No. 5, pp. 787~792.
- (6) Padthe, A. K., Drincic, B., Oh, J. H., Rizos, D. D., Fassois, S. D., and Bernstein, D. S., 2008, "Duhem modeling of friction induced hysteresis," *IEEE Contr. Sys. Mag.*, Vol. 28, No. 5, pp. 90~107.
- (7) Lischinsky, P., Canudas de Wit, C., and Morel, G., 1999, "Friction compensation for an industrial hydraulic robot," *IEEE Trans. Syst. Mag.*, Vol. 19, No. 1, pp. 25~32.
- (8) Alvarez, L., Yi, J. G., Horowitz, R., and Olmos, L., 2005, "Dynamic friction model-based tire-road friction estimation and emergency braking control," *Trans. ASME*, Vol. 127, March, pp. 22~32.
- (9) Lin, F. J., Shen, P. H., and Fung, R. F., 2005, "RFNN control for PMLSM drive via backstepping technique," *IEEE Trans. Aerosp. Elect. Sys.*, Vol. 41, No. 2, pp. 620~642.
- (10) Lin, L. C. and Lai, J. C., 2003, "Stable fuzzy control with TSK fuzzy friction estimation for linear drive systems," *Journ. Intelligent and Robot. Sys.*, Vol. 38, pp. 237~253.
- (11) Xie, W. F., "Sliding-mode-based adaptive control for servo actuator with friction," *IEEE Indust. Electron.*, 2007, Vol. 54, No. 3, pp. 1517~1527.
- (12) Han, S. I., 2009, "Robust adaptive Back-stepping control using dual friction observer and RNN with disturbance observer for dynamic friction model," *J. of KSMTE*, Vol. 18, No. 1, pp. 50~58.
- (13) Han, S. I., 2009, "Nonlinear friction control using the robust friction state observer and recurrent fuzzy neural network estimator," 2009, *J. of KSMTE*, Vol. 18, No. 1, pp. 90~102.
- (14) Novotny, D. W. and Lipo, T. A., 1997, *Vector Control and Dynamics of AC Drivers*, Oxford, New York.
- (15) Wang, W. X., 1994, *Adaptive fuzzy systems and control: Design and stability analysis*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs.
- (16) Slotine, J. E. and Li, W., 1991, *Applied Nonlinear Control*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs.