

슬라이딩 모드와 마찰관측기를 이용한 강인한 지능형 위치 제어시스템 연구

논 문
59P-2-7

A Study on the Intelligent Position Control System Using Sliding Mode and Friction Observer

한 성 익* · 이 영 진** · 이 권 순[†] · 남 현 도***
(Seong-Ik Han · Yong-Jin Lee · Kwon-Soon Lee · Hyun-Do Nam)

Abstract - A robust positioning control system has been studied using a friction parameter observer and a recurrent fuzzy neural network based on the sliding model. To estimate a nonlinear friction parameters of the LuGre friction model, a dual friction model-based observer is introduced. In addition, an approximating method for a system uncertainty has been developed using a recurrent fuzzy neural network technique to improve positioning performance. Experimental results have been presented to validate the performance of a proposed intelligent compensation scheme.

Key Words : Sliding Mode Control, Dynamic Friction, Friction Estimator, Recurrent Fuzzy Neural Network

1. 서 론

모터나 정밀가공머신과 같은 로봇 등에 이용되는 서보 시스템에 있어서 시스템이 갖는 마찰력은 특히 위치 정밀도에 많은 영향을 준다. 뿐만 아니라 마찰력은 종종 서보계의 예기치 않은 시변특성(time-dependent performance)을 유발하며, 이는 시스템의 불안정성(instability)의 대표적 원인이 되기도 한다. 이로 인해 야기되는 문제를 해결하기 위하여 마찰력 보상(friction compensation) 기법이 이용되고 있다. 하지만, 마찰은 시간, 온도뿐 만 아니라 모터의 회전속도를 비롯하여 여러 가지 잘 알려지지 않은 시스템 특성에 의하여 매우 복잡하게 작용하고 있어 쿨롱마찰(Coulomb friction), 점착(stiction), 스트라이백효과(Stribeck effect), 점성마찰(viscous friction) 등과 같은 특성을 갖는 고전적인 마찰력모델을 이용해서는 마찰현상을 전 영역에 걸쳐 표현하기가 쉽지 않다.

따라서, 최근에는 동적마찰모델을 이용하여 히스테리시스(hysteresis) 특성과 같은 미끄럼 이전(pre-sliding)영역을 포함하는 현상을 나타내기 위한 연구가 진행되고 있다. Dahl의 마찰모델[1]을 이용하여 Canudas de wit 등[2]은 히스테리시스의 방향전환점(hysteretic reversal point)을 제외한 미끄럼과 미끄럼 이전(pre-sliding) 영역 내에서 마찰의 특성을 보다 정밀하게 표현할 수 있는 LuGre 마찰모델을 개발하였다. 이 모델의 단점인 작은 힘에 대해 예기치 않은 움직임 야기시키는 LuGre 모델의 표류(drift) 특성을 개선하기 위하여 Dupong 등[3]은 탄소성(elasto-plastic) 마찰모델을 연구하였으나 이 모델은 히스테리시스 특성을 잘 표현

할 수 없는 단점을 가지고 있다. Swevers 등[4]에 의하여 Leuven 모델도 개발되었으며, 이 모델은 미끄럼 이전 영역에 대한 히스테리시스 특성을 보다 잘 표현할 수 있는 특징을 가지고 있다. Choi 등[5]은 Preisach 기법과 신경회로망을 이용하여 마찰모델을 제안하였다. Leuven 모델에서 히스테리시스 특성을 표현하기 위하여 복잡한 수학적 표현이 요구되지만 LuGre 모델은 보다 간단한 수학적 표현에 대한 이점을 갖고 있어서 서보제어[7-10], 자동차의 제동제어[11,12] 등에 널리 이용되고 있지만, 미끄럼 이전영역에서의 히스테리시스 특성을 완전하게 표현하지 못하는 단점을 가지고 있다.

신경회로망[13-14]이나 가변구조시스템(variable structure system)[15]과 같은 비모델기반 마찰보상법을 이용하면 마찰제어에 이용되는 파라미터를 찾는 데 필요한 시간과 비용을 줄이는데 효과적일 수 있다. 만약 마찰 파라미터들을 정확하게 추종이 가능하다면, 일반적으로 모델기반 제어기법을 이용하여 적응제어나 마찰보상기 등에 이용하면 보다 더 정교한 제어 성능을 얻을 수 있다[7-10]. 하지만, 이들 구조는 마찰 파라미터 등을 찾는 데 많은 시간을 필요하다는 단점을 가지고 있다. 관측기로 이용되는 대부분의 마찰보상기법은 고정 마찰모델을 이용한 마찰보상기가 결합된 단순한 제어기 구조로서 마찰을 보상하기 위하여 시도되고 있다. 이러한 방법들이 매우 유용한 결과를 제시하지만 시스템의 불확실성까지 모델링하기 위해서는 보다 진보한 마찰보상기법이 요구된다. 이러한 문제를 해결하기 위한 한 방법으로서 퍼지나 신경회로망 기법을 접목하는 것이다. 퍼지로지이나 신경회로망은 복잡한 비선형 동적시스템의 제어나 동정에 효과적으로 이용되어 왔다[16-19]. 최근에는 퍼지이론의 지식기반 표현능력과 신경망의 학습능력을 바탕으로 한 결합방법들이 많은 연구되고 있다. 특히, 순환형 퍼지신경망(recurrent fuzzy neural network: RFNN)은 시스템 파라미터의 가변, 외란이나 모델링되지 않는 동특성을 포함하는 시스템 제어에 좋은 특성을 나타내고 있다[20-22].

* 정 회 원 : 동아대학교 전기공학과 연구교수 · 공박

** 정 회 원 : 한국폴리텍 항공대학 항공전기와 부교수 · 공박

[†] 교신저자, 시니어회원 : 동아대학교 전기공학과 교수 · 공박

E-mail : kslee@dau.ac.kr

*** 시니어회원 : 단국대학교 전자전기공학부 교수 · 공박

접수일자 : 2010년 2월 26일

최종완료 : 2010년 4월 28일

본 논문에서는 마찰관측기를 갖는 backstepping 제어[10]로부터 모델링된 적응형 이중 마찰 파라미터 보상기를 제안하고자 하며, 제안한 제어기는 슬라이딩 모드제어구조를 갖는다. 마찰제어시스템에서 강인성을 갖게 하기 위해 RFNN 추정기와 추정오차 보상기를 설계하였다. 더불어 Lyapunov 함수를 이용하여 설계된 제어시스템의 점근안정성을 입증하였으며, 제안한 시스템의 성능검증을 위하여 비선형 동적마찰을 갖는 회전형 서보시스템에 대한 실험을 구현하였다.

2. 슬라이딩모드 및 마찰관측기 설계

비선형 마찰을 갖는 서보계의 동역학모델을 그림 1과 같이 고려할 수 있으며, 기본 식은 식 (1)과 같다.

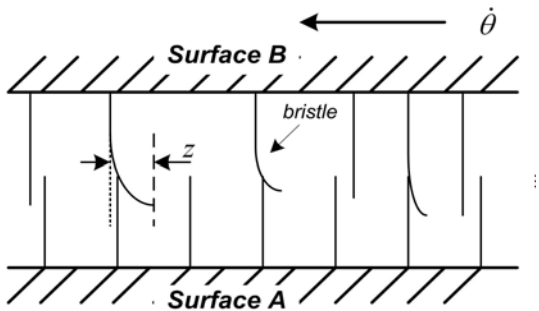


그림 1 두 공간사이에 강모(bristle)를 갖는 마찰 모델
Fig. 1 Friction interfaces with bristles between two surface

$$J\ddot{\theta} + T_f + T_d = u \quad (1)$$

여기서, J 는 관성 모멘트, θ 는 회전각, T_f 는 비선형 동적 마찰 그리고 T_d 는 미지의 외란을 의미한다. 이때, 모델의 불확실성과 외란을 고려함에 따라 미지의 시스템 식은 다시 식 (2)과 같이 나타낼 수 있다.

$$J_n\ddot{\theta} + T_{fn} + \Delta J\ddot{\theta} + \Delta T_f + T_d = J_n\ddot{\theta} + T_{fn} + T_u = u \quad (2)$$

여기서 n 은 각 변수의 공칭값을 나타내며, $T_u = \Delta J\ddot{\theta} + \Delta T_f + T_d$ 이다. LuGre 마찰모델에서 두 물체 간의 접촉은 그림 1과 같이 탄성강모사이의 접촉으로 모델링될 수 있다. 만약 토크가 인가된다면 탄성강모는 스프링과 같이 반발하고 이때 마찰 토크가 발생된다. 다시 이 토크가 일정크기로 증가하게 된다면 탄성강모가 일부 변형되어 미끄럼운동을 하게 되며, 각 탄성강모의 평균 변위는 다음 식 (3)과 같이 z 로 정의될 수 있다.

$$\dot{z} = \dot{\theta} - \sigma_0 f(\dot{\theta}) z \quad (3)$$

여기서,

$$f(\dot{\theta}) = \alpha(\dot{\theta}) |\dot{\theta}| \quad (4)$$

이며, $\alpha(\dot{\theta})$ 는 양의 값을 가지며 해당 물질의 특성과 윤활성

및 온도에 의존하며, $\alpha(\dot{\theta})$ 는 다시 식 (5)과 같이 정의할 수 있다.

$$\alpha(\dot{\theta}) = \frac{1}{T_c + (T_s - T_c) e^{-\frac{\dot{\theta}}{\dot{\theta}_s}} } \quad (5)$$

여기서, T_c 는 쿨롱 마찰토크, T_s 는 점착토크, $\dot{\theta}_s$ 는 스트라이백 각속도를 의미한다. 점성마찰 토크를 포함하는 공칭 동적 마찰항은 식 (6)과 나타낼 수 있다.

$$T_{fn} = \mu_0 z + \mu_1 \dot{z} + \mu_2 \dot{\theta} \quad (6)$$

여기서, μ_0 는 탄성강모의 강도, μ_1 는 탄성역에서의 감쇠 계수, μ_2 는 점성마찰계수를 의미한다. 이를 식 (3)에 대입하면 다음 식 (7)과 같이 된다.

$$\begin{aligned} T_{fn} &= \mu_0 z + \mu_1 (\dot{\theta} - \sigma_0 f(\dot{\theta}) z) + \mu_2 \dot{\theta} \\ &= \mu_0 z - \mu_3 f(\dot{\theta}) z + \mu_4 \dot{\theta} \end{aligned} \quad (7)$$

여기서, $\mu_3 = \mu_1$ 이며, $\mu_4 = \mu_1 + \mu_2$ 이다. 슬라이딩모드 제어에서 슬라이딩면과 위치추종 오차는 식 (8), (9)로 나타낼 수 있다.

$$s(\theta; t) = \left(\frac{d}{dt} + c_1 \right) e \quad (8)$$

$$e = \theta_d - \theta \quad (9)$$

여기서, c_1 는 양의 값을 갖는 상수, θ_d 는 추종하고자 하는 위치각을 의미한다. 초기조건이 $\theta_d(0) = \theta(0)$ 로 주어지면, 각도가 $\theta_d = \theta$ 되도록 추정하는 문제는 모든 시간 $t > 0$ 에 대하여 슬라이딩 공간 $s(t)$ 내에서의 잔류오차와 등가화될 수 있다. 이때 $s = 0$ 으로 유지하는 문제는 식 (10)과 같이 슬라이딩 공간에서 극한으로 유지하며 식 (2)에서 제어량 u 를 적절하게 선정하는 문제로 귀결될 수 있다.

$$\frac{1}{2} \frac{d}{dt} s^2 \leq -\beta |s| \quad (10)$$

여기서, β 는 양의 상수값이다. 슬라이딩 모드조건을 이용하면 $\dot{s} = 0$ 로 함에 따라 등가 제어량 u_{eq} 의 추종이 가능하게 된다. 더욱이 모델 불확실성과 외란은 불연속 요소 $s(t)$ 가 등가제어량 u_{eq} 에 부가되며 이때 식 (10)의 슬라이딩 조건은 시스템내의 마찰과 불확성에도 불구하고 만족되게 된다. 따라서 제어입력 u 는 식 (11)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} u &= J_n (\ddot{\theta}_d + c_1 \dot{e}) + \beta \text{sgn}(s) + \hat{T}_{fn} + T_u \\ &= u_{eq} + u_s + \hat{T}_{fn} + T_u \end{aligned} \quad (11)$$

여기서, $\text{sgn}(\cdot)$ 는 부호함수 $u_{eq} = J_n (\ddot{\theta}_d + c_1 \dot{e})$,

$u_s = \beta \text{sgn}(s)$. \hat{T}_{fn} 은 T_{fn} 의 추정값을 의미하며 식 (12)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\hat{T}_{fn} = \hat{\mu}_0 \hat{z}_0 - \hat{\mu}_3 f(\hat{\theta}) \hat{z}_1 + \hat{\mu}_4 \dot{\theta} \quad (12)$$

여기서, \hat{z}_0 와 \hat{z}_1 은 식 (10)의 이중 마찰 상태 관측기로부터 추종된 마찰 상태변수를 의미하며 다음 식과 같이 나타낼 수 있다[10].

$$\dot{\hat{z}}_0 = \dot{\theta} - \sigma_0 f(\hat{\theta}) \hat{z}_0 + \gamma_0 \quad (13)$$

$$\dot{\hat{z}}_1 = \dot{\theta} - \sigma_0 f(\hat{\theta}) \hat{z}_1 + \gamma_1 \quad (14)$$

여기서 γ_0 와 γ_1 은 Lyapunov 안정성 이론으로부터 결정된 관측항을 나타낸다. 관측 오차를 고려하면 식 (15), (16)과 같이 다시 나타낼 수 있다.

$$\dot{\tilde{z}}_0 = -\sigma_0 f(\hat{\theta}) \tilde{z}_0 - \gamma_0 \quad (15)$$

$$\dot{\tilde{z}}_1 = -\sigma_0 f(\hat{\theta}) \tilde{z}_1 - \gamma_1 \quad (16)$$

식 (7)과 (12)를 이용하면 마찰 토크의 추정오차는 식 (17)과 같이 다시 나타낼 수 있다.

$$\tilde{T}_{fn} = T_{fn} - \hat{T}_{fn} \quad (17)$$

$$\begin{aligned} &= \mu_0 z - \mu_3 f(\hat{\theta}) z + \mu_3 f(\hat{\theta}) \hat{z}_1 - \mu_3 f(\hat{\theta}) \hat{z}_1 + \hat{\mu}_3 f(\hat{\theta}) \\ &= \mu_0 z - \mu_0 \hat{z}_0 + \mu_0 \hat{z}_0 - \hat{\mu}_0 \hat{z}_0 - \mu_3 f(\hat{\theta}) z_1 + \mu_3 f(\hat{\theta}) \hat{z}_1 \\ &\quad - \mu_3 f(\hat{\theta}) \hat{z}_1 + \mu_3 f(\hat{\theta}) \hat{z}_1 + \mu_4 \dot{\theta} - \hat{\mu}_4 \dot{\theta} \\ &= \mu_0 \tilde{z}_0 + \tilde{z}_0 \hat{\mu}_0 - \mu_3 f(\hat{\theta}) \tilde{z}_1 - \tilde{z}_1 \hat{\mu}_3 + \hat{\theta} \tilde{\mu}_4 \end{aligned}$$

여기서 $\tilde{z}_0 = z - \hat{z}_0$, $\tilde{z}_1 = z - \hat{z}_1$, $\tilde{\mu}_0 = \mu - \hat{\mu}_0$, $\tilde{\mu}_3 = \mu_3 - \hat{\mu}_3$ 그리고 $\tilde{\mu}_4 = \mu_4 - \hat{\mu}_4$ 이다. 식 (11)을 식 (2)에 대입하고 식 (17)을 이용하며 식 (2)는 다시 식 (18)과 같이 정리된다.

$$J_n \dot{s} = \tilde{T}_{fn} - \beta \text{sgn}(s) \quad (18)$$

$$\begin{aligned} &= \mu_0 \tilde{z}_0 + \tilde{z}_0 \hat{\mu}_0 - \mu_3 f(\hat{\theta}) \tilde{z}_1 - f(\hat{\theta}) \tilde{z}_1 \hat{\mu}_3 + \hat{\theta} \tilde{\mu}_4 \\ &\quad - \beta \text{sgn}(s) \end{aligned}$$

이때, Lyapunov 함수는 식 (19)와 같이 정의될 수 있다.

$$V_1 = \frac{1}{2} J_n s^2 + \frac{1}{2} \mu_0 \tilde{z}_0^2 + \frac{1}{2} \mu_3 \tilde{z}_1^2 + \frac{1}{2 \eta_0} \tilde{\mu}_0^2 + \frac{1}{2 \eta_3} \tilde{\mu}_3^2 + \frac{1}{2 \eta_4} \tilde{\mu}_4^2 \quad (19)$$

다시 식 (17)을 시간에 대하여 미분하면

$$\begin{aligned} \dot{V}_1 &= J_n s \dot{s} + \mu_0 \tilde{z}_0 \dot{\tilde{z}}_0 + \mu_3 \tilde{z}_1 \dot{\tilde{z}}_1 + \frac{1}{\eta_0} \tilde{\mu}_0 \dot{\tilde{\mu}}_0 + \frac{1}{\eta_3} \tilde{\mu}_3 \dot{\tilde{\mu}}_3 \\ &\quad + \frac{1}{\eta_4} \tilde{\mu}_4 \dot{\tilde{\mu}}_4 \\ &= -\mu_0 \sigma_0 f(\hat{\theta}) \tilde{z}_0^2 - \mu_3 \sigma_0 f(\hat{\theta}) \tilde{z}_1^2 - \beta |s| + \mu_0 \tilde{z}_0 (s - \gamma_0) \\ &\quad + \mu_3 \tilde{z}_1 (-s f(\hat{\theta}) - \gamma_1) + \tilde{\mu}_0 (\tilde{z}_0 s - \frac{1}{\eta_0} \dot{\tilde{\mu}}_0) \\ &\quad + \tilde{\mu}_3 (-s \tilde{z}_1 f(\hat{\theta}) - \frac{1}{\eta_3} \dot{\tilde{\mu}}_3) + \tilde{\mu}_4 (\dot{\theta} s - \frac{1}{\eta_4} \dot{\tilde{\mu}}_4) \end{aligned} \quad (20)$$

이 된다. LuGre 모델의 마찰 파라미터를 추정하기 위하여 다음의 적응기법을 적용하였으며,

$$\dot{\hat{\mu}}_0 = \eta_0 \tilde{z}_0 s \quad (21)$$

$$\dot{\hat{\mu}}_3 = -\eta_3 \tilde{z}_1 f(\hat{\theta}) s \quad (22)$$

$$\dot{\hat{\mu}}_4 = \eta_4 \dot{\theta} s \quad (23)$$

관측항은 식 (24), (25)로 정의될 수 있다.

$$\gamma_0 = s \quad (24)$$

$$\gamma_1 = -f(\hat{\theta}) s \quad (25)$$

이때, 식 (21)~(25)를 (20)에 대입하며,

$$\dot{V}_1 = -\mu_0 \sigma_0 f(\hat{\theta}) \tilde{z}_0^2 - \mu_3 \sigma_0 f(\hat{\theta}) \tilde{z}_1^2 - \beta |s| \leq 0 \quad (26)$$

와 같이 얻을 수 있다. 부호함수를 갖는 식 (11)의 보상제어 기법은 제어시스템이 안정되고 그 출력이 목표값을 점근적으로 추정할 수 있음을 의미한다. 하지만, 설계된 제어기에서의 부호함수는 실제 적용시 반복적인 제어입력으로 채터링(chattering)을 유발하게 된다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 식 (27)과 같은 제어입력항을 수정하였다.

$$u = J_n (\ddot{\theta}_d + c_1 \dot{e}) + \beta s + \hat{T}_{fn} + T_u \quad (27)$$

식 (27)을 식 (2)에 대입하고 앞의 과정을 반복하면

$$\dot{V}_1 = -\mu_0 \sigma_0 f(\hat{\theta}) \tilde{z}_0^2 - \mu_3 \sigma_0 f(\hat{\theta}) \tilde{z}_1^2 - \beta s^2 \leq 0 \quad (28)$$

3. RFNN을 이용한 불확실성 추정기 설계

마찰 파라미터는 윤활 조건의 변화와 접촉 공간조건의 변화에 따라 변화되어질 수 있다. 더욱이 각 마찰 파라미터의 정확한 동정은 매우 어려운 것이 현실이다. 따라서 본 논문에서는 식 (11)의 T_u 값은 미리 정확히 알 수 없으므로 RFNN을 이용하여 T_u 추정기를 설계하였다. 본 논문에서 설계한 RFNN은 그림 2와 같이 4층 구조를 가지고 있으며, 입력층 i , 멤버십층 j ,

규칙층 k 과 출력층 o 로 각각 구성된다. Z^{-1} 는 시간지연을 나타내며, 설계된 RFNN 과정은 부록에 별도로 수록하였다. 추정해야 할 마찰 불확실성 T_u 는 식 (29)와 같이 나타낼 수 있다.

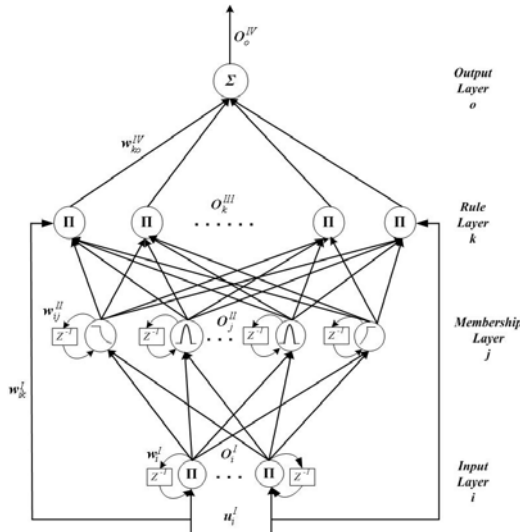


그림 2 RFNN 시스템 구조
Fig. 2 The structure of the RFNN system

$$\begin{aligned}
 |T_u(\theta, \dot{\theta}, \ddot{\theta}, z)| &= |\Delta J \ddot{\theta} + \Delta T_f + T_d| \quad (29) \\
 &= |\Delta J \ddot{\theta} + \Delta \mu_4 \dot{\theta} \\
 &\quad + (\Delta \mu_0 - \Delta \mu_3 \Delta \alpha(\theta, \dot{\theta}) |\dot{\theta}|) z + T_d| \\
 &\leq |\Delta J \ddot{\theta}| + |\dot{\theta}| (|\Delta \mu_4| \\
 &\quad + |(\Delta \mu_0 - \Delta \mu_3 \Delta \alpha(\theta, \dot{\theta}) |\dot{\theta}|) z| + |T_d|) \\
 &\leq |\Delta J \ddot{\theta}| + |\dot{\theta}| \\
 &\quad (|\Delta \mu_4| + \frac{(\Delta \mu_0 + \Delta \mu_3 \Delta \alpha((\theta, \dot{\theta})))}{\Delta \alpha_{\min}}) \\
 &\quad + |T_d| = T_{um}(\theta, \dot{\theta}, \ddot{\theta}, z)
 \end{aligned}$$

여기서, T_{um} 는 T_u 의 상한을 나타내며 마찰상태 z 에 의존한다.

$$|z| \leq \frac{1}{\alpha_{\min}} \quad (30)$$

α_{\min} 이 식 (31)을 만족하며 이때 $\alpha_{\min}(\dot{\theta}), \alpha_{\max}(\dot{\theta})$ 는 양의 상수로 가정할 수 있다.

$$0 < \alpha_{\min} \leq \alpha(\dot{\theta}) \leq \alpha_{\max} \quad (31)$$

RFNN을 이용하면 식 (32)와 같이 T_{um} 을 추정할 수 있다.

$$T_{um} = W_{ko}^{*T} U_{ko} + \epsilon \quad (32)$$

여기서, W_{ko}^{*T} 는 최적 가중벡터이며 추정오차 ϵ 는 $|\epsilon| \leq E$ 로 정의된다. 이때, E 는 양의 상수이다.

이로부터 제어입력을 식 (33)과 같이 구할 수 있다.

$$\begin{aligned}
 u_{rfns} &= J_n(\ddot{\theta}_d + c_1 \dot{\epsilon}) + \beta s + \hat{\mu}_0 \hat{z}_0 - \hat{\mu}_3 \hat{z}_1 + \hat{\mu}_4 \dot{\theta} + \hat{T}_u + \hat{T}_{us} \quad (33) \\
 &= u_{smc} + \hat{T}_{fn} + \hat{T}_u + \hat{T}_{us}
 \end{aligned}$$

여기서, $u_{smc} = J_n(\ddot{\theta}_d + c_1 \dot{\epsilon}) + \beta s$, $\hat{T}_{fn} = \hat{\mu}_0 \hat{z}_0 - \hat{\mu}_3 \hat{z}_1 + \hat{\mu}_4 \dot{\theta}$, $\hat{T}_u = \hat{W}_{ko}^{*T} U_{ko}$ 이며, 제어기 \hat{T}_{us} 는 추정해야 할 마찰 불확실성과 RFNN 추정값과의 편차를 보상하는 방향으로 수행된다. 이상의 전개를 바탕으로 식 (18)은 (34)와 같이 다시 쓸 수 있다.

$$\begin{aligned}
 J_n \dot{s} &= \mu_0 \tilde{z}_0 + \tilde{z}_0 \tilde{\mu}_0 - \mu_3 f(\dot{\theta}) \tilde{z}_1 - f(\dot{\theta}) \tilde{z}_1 \tilde{\mu}_3 + \dot{\theta} \tilde{\mu}_4 - \beta s \quad (34) \\
 &\quad + W_{ko}^{*T} U_{ko} + \epsilon - \hat{W}_{ko}^T U_{ko} - \hat{T}_{us} \\
 &= \mu_0 \tilde{z}_0 + \tilde{z}_0 \tilde{\mu}_0 - \mu_3 f(\dot{\theta}) \tilde{z}_1 - f(\dot{\theta}) \tilde{z}_1 \tilde{\mu}_3 + \dot{\theta} \tilde{\mu}_4 - \beta s \\
 &\quad + \hat{W}_{ko}^{*T} U_{ko} + \epsilon - \hat{T}_{us}
 \end{aligned}$$

여기서, $\hat{W}_{ko}^{*T} = W_{ko}^{*T} - \hat{W}_{ko}^T$ 이다.

Lyapunov 함수를 식 (35)와 같이 정의하고 이에 대한 미분을 식 (36)과 같이 얻을 수 있다.

$$V_2 = V_1 + \frac{1}{2\eta_w} \hat{W}_{ko}^{*T} \hat{W}_{ko} \quad (35)$$

$$\begin{aligned}
 \dot{V}_2 &= \dot{V}_1 + \frac{1}{\eta_w} \hat{W}_{ko}^{*T} \dot{\hat{W}}_{ko} \\
 &= -\mu_0 \sigma_0 f(\dot{\theta}) \tilde{z}_0^2 - \mu_3 \sigma_0 f(\dot{\theta}) \tilde{z}_1^2 - \beta s^2 \\
 &\quad + \hat{W}_{ko}^{*T} U_{ko} s + (\epsilon - \hat{T}_{us}) s + \frac{1}{\eta_w} \hat{W}_{ko}^{*T} \dot{\hat{W}}_{ko} \\
 &= -\mu_0 \sigma_0 f(\dot{\theta}) \tilde{z}_0^2 - \mu_3 \sigma_0 f(\dot{\theta}) \tilde{z}_1^2 - \beta s^2 \\
 &\quad + \hat{W}_{ko}^{*T} (U_{ko} s - \frac{1}{\eta_w} \dot{\hat{W}}_{ko}) + (\epsilon - \hat{T}_{us}) s \quad (36)
 \end{aligned}$$

이때, W_{ko}^{*T} 는 상수벡터이므로 적응제어 및 보상기는 다음의 식 (37)~(39)로 정의될 수 있다.

$$\dot{\hat{W}}_{ko} = -\hat{W}_{ko} = \eta_w U_{ko} s \quad (37)$$

$$\hat{T}_{us} = E \operatorname{sgn}(s) \quad (38)$$

$$\dot{E} = \eta_E |s| \quad (39)$$

여기서, $\operatorname{sgn}(s)$ 는 부호함수, η_w 와 η_E 는 각각 양의 상수이다. 다시 식 (37)~(39)를 식 (36)에 대입하면

$$\dot{V}_2 = -\mu_0 \sigma_0 f(\dot{\theta}) \tilde{z}_0^2 - \mu_3 \sigma_0 f(\dot{\theta}) \tilde{z}_1^2 - \beta s^2 + \epsilon s - E|s| \quad (40)$$

$$\leq |\epsilon||s| - E|s| = -(E - |\epsilon|)|s| = -\delta|s| \leq 0$$

를 얻을 수 있으며, δ 는 작은 양의 상수로 $\delta = E - |\epsilon| \geq 0$ 가 된다. 식 (40)으로부터 $W(\delta_s(t))$ 는 식 (41)과 같이 정의할 수 있다.

$$W(\delta_s(t)) = \delta|s| \leq -\dot{V}_2 \quad (41)$$

이때, $\dot{V}_2 \leq 0$ 이므로 V_2 는 증가하지 않는다. 따라서, $V_2(\infty)$ 는 $t \rightarrow \infty$ 에서 한정된다. 다시, 식 (41)을 적분하게 되면

$$\begin{aligned} \lim_{t \rightarrow \infty} \int_{t_0}^t W(\delta_s(\tau)) d\tau &\leq -\lim_{t \rightarrow \infty} \int_{t_0}^t \dot{V}_2 d\tau \quad (42) \\ &= \lim_{t \rightarrow \infty} [V_2(\delta_s(t_0)) - V_2(\delta_s(t))] \\ &= V_2(t_0) - V_2(\infty) \end{aligned}$$

가 되며, 이 식으로부터 $\int_{t_0}^t W(\delta_s(\tau))$ 는 존재하며 한정임을 알 수 있다. 다시 $W(\delta_s(t))$ 가 일정하게 연속이므로 Barbalat lemma [23]를 이용하여 다음과 같은 결과를 얻을 수 있다.

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \int_{t_0}^t W(\delta_s(\tau)) d\tau < \infty \quad (43)$$

이때, Barbalat lemma로부터 모든 $W(\delta_s(t))$ 는 한정되어 $\lim_{t \rightarrow \infty} W(\delta_s(t)) = 0$ 이 된다. 따라서, $s = 0, \tilde{z}_0 = 0, \tilde{z}_1 = 0$ 의 점근적 안정에 도달하게 되며, $t = 0$ 에서 $s \rightarrow 0, \tilde{z} \rightarrow 0, \tilde{z}_1 \rightarrow 0$ 가 된다. 제안한 제어시스템의 구조는 그림 3에 잘 나타나 있다.

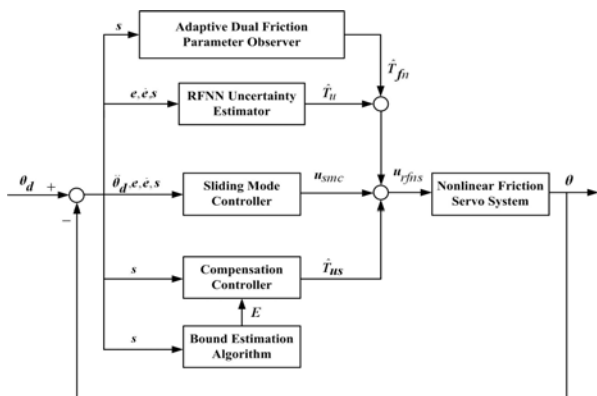


그림 3 제안한 제어시스템의 구조
Fig. 3 A schematic diagram of the proposed control system

4. 실험 결과

본 장에서는 제안한 제어시스템의 성능을 평가하기 위하여 그림 4와 같은 시스템에 대한 실험 결과를 기술하고자 한다. 먼저, 실험에 필요한 조건은 표 1과 2에 각각 나타내었다. LuGre 다이내믹 모델은 참고문헌 [2, 7-10]에 잘 나타나 있으므로 본 장에서는 생략하고자 한다.

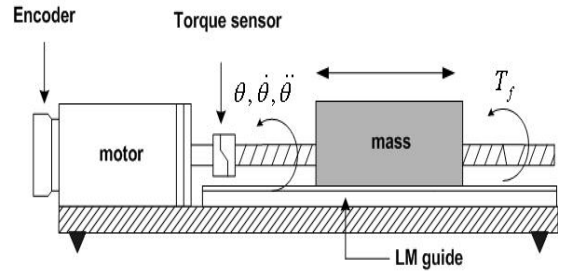


그림 4 서보 시스템의 구조
Fig. 4 A schematic diagram of the servo mechanical system

표 1 실험조건

Table 1 The experimental conditions

항목	사양
IBM PC	펜티엄 II, MS-DOS, C 언어
Data acquisition	DR8330, DA resolution 12bits
보드	PCL-833, resolution 32bits
엔코더 보드	FDD-106PD
모터 드라이버	300W, 3000rpm/min
DC 서보모터	ITD 21 B14, resolution 40000
엔코더	pulse/rev
볼스크류	THK, C0 grade

표 2 시뮬레이션을 위한 파라미터

Table 2 The value of the parameters used in the simulation studies

기호	값
J	0.0013 kgm ²
T_c	0.0049Nm
T_s	0.0088Nm
\dot{q}_s	0.0205rad/s
μ_0	0.225Nm/rad
μ_1	0.055Nms/rad
μ_2	0.00024Nms/rad
토크 상수	0.3Nm/A
앰프 게인	2.72A/V

4.1 실험 결과 및 토의

실험을 위하여 설계된 제어알고리즘은 C언어로 구현되었으며, 실험에 사용된 시스템의 사양은 표 1에 잘 나타나있다. 실험데이터의 취득에 사용된 샘플링 주기는 4ms로 하였으며, 실시간으로 RFNN 파라미터와 학습데이터를 갱신하도록 구성하였다. 본 실험에서 적용한 제어구조는 다음과 같은 3가지

구조로 구성하여 실험하였으며, $\theta_d = 0.1\sin(2\pi \times 0.2t)$ 의 위치 명령입력을 동일하게 시스템에 입력되도록 구성하였다.

- case 1 슬라이딩 모드 제어기(Sliding Mode Control, SMC)
- case 2 이중 마찰 파라미터 관측기를 가진 SMC(Sliding model control with dual friction parameter observer, SDB)
- case 3 RFNN와 이중 마찰 파라미터 관측기를 갖는 SMC (SDB+RFNN)

설정된 위치입력과 이로부터 얻어진 SMC 시스템의 출력은 그림 5에 나타내었다. 그림에서 보는 바와 같이 위치 추종 성능이 마찰 외란으로 인하여 좋지 않음을 확인할 수 있다. 특히 속도가 0이 되는 피크 반전점에서 마찰의 영향 때문에 위치 추종오차가 크게 나타나고 있다. 만약 이때, 위치 추종성능을 개선하기 위하여 제어기 이득을 증가시키게 되면 노이즈가 증폭되며 제어입력에서 채터링 현상이 발생하게 될 것이다. 뿐만 아니라 이로 인하여 전체 제어시스템의 안정성도 나빠져 최악의 경우 불안정 상태에 도달할 수도 있게 된다. 따라서 마찰 관측기를 갖지 않는 SMC 시스템은 정밀한 마찰 시스템을 정밀하게 제어하기에는 적합하지 않음을 알 수 있다.

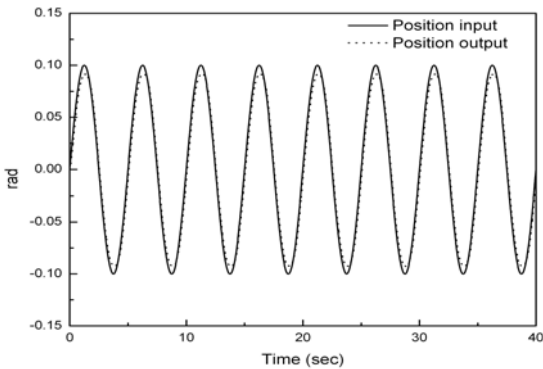
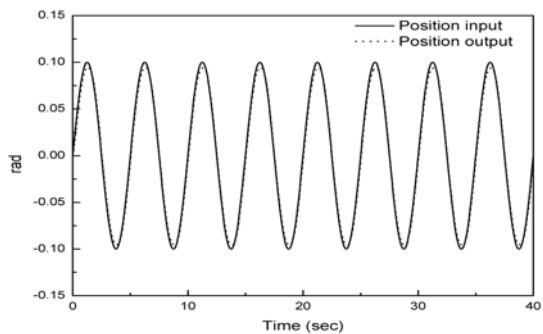
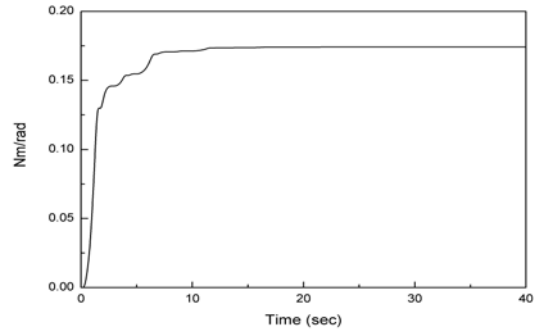


그림 5 SMC 시스템의 위치 추종 실험결과
Fig. 5 The position tracking result of the SMC system

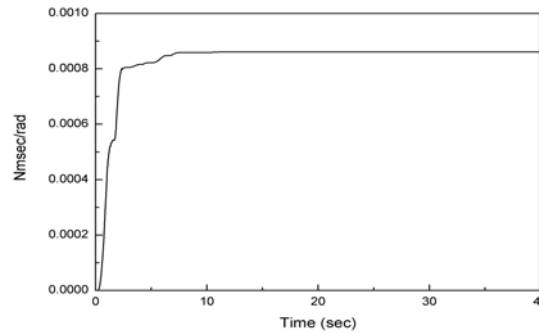
그림 6은 SDB 시스템에 대한 실험결과를 보여주고 있다. 이 경우, 그림 6(a)에서 위치 추종성능이 SMC 시스템에 비해 많이 개선되고 있다. 이것은 그림 6(b)~(d)에서 설계된 마찰관측기가 플랜트의 마찰 파라미터를 일정한 값으로 추정



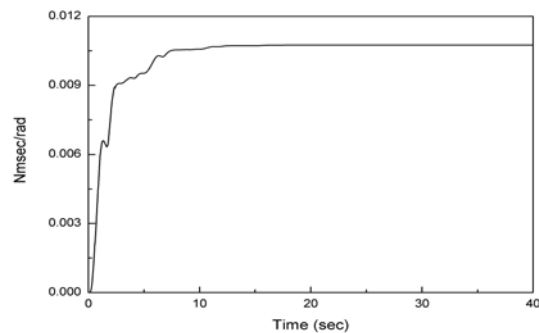
(a) 위치 추종결과



(b) $\hat{\mu}_0$ 추정결과



(c) $\hat{\mu}_3$ 추정결과

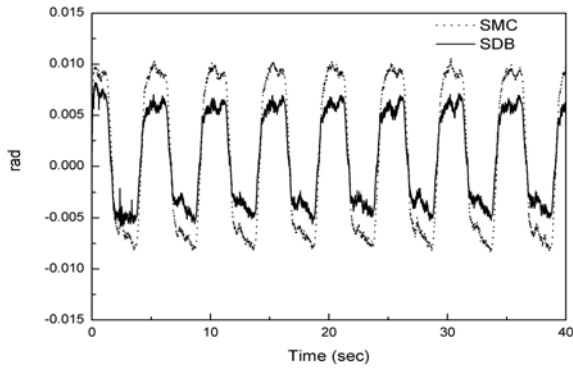


(d) $\hat{\mu}_4$ 추정결과

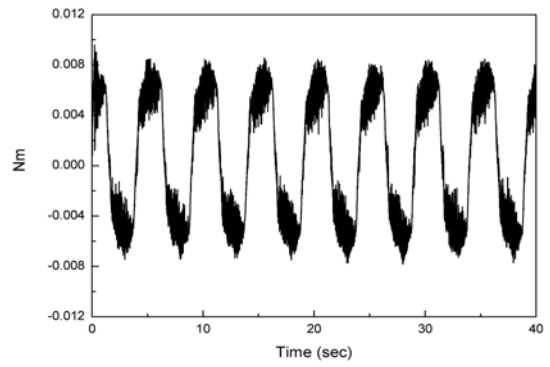
그림 6 SDB 시스템의 실험결과
Fig. 6 Experimental results of the SDB system

함에 따라 플랜트의 마찰토크를 보상하기 때문이다. SMC 시스템과 비교할 때 위치 추종에 대한 RMS(root mean square)값이 약 60%까지 감소함을, 그림 7(a) 그리고 표 3에서 확인할 수 있다. SMC와 SDB 시스템의 제어 입력의 크기는 그림 7(b)와 같으며 SDB 시스템의 제어입력은 마찰 보상값이 추가되어 약간 크게 나타나고 있다.

그림 8은 SDB와 RFNN 추정기와 추정오차 오차보상기를 결합한 SDB+RFNS 시스템에 대한 실험결과를 나타내고 있다. 그림 8(a)는 위치추종결과 그리고 8(b)는 불확실성 및 추정오차에 대한 보상입력을 나타낸다. 그림 9(a) 및 표 3을 살펴보면 제한한 SDB+RFNS 시스템의 위치추종성능이 SDB시스템에 비해 위치 추종오차가 약 45% 감소함을 확인할 수 있다. 그림 9(b)에서 SDB+RFNS의 경우 제어입력에 SMC



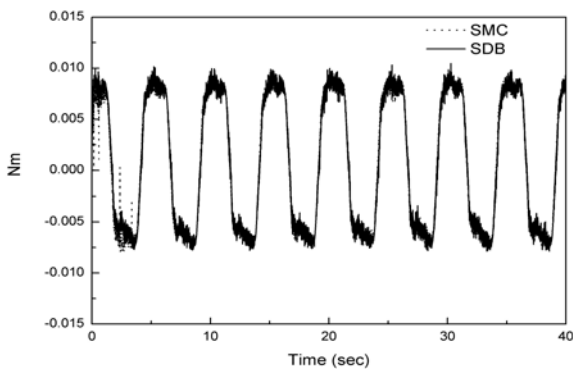
(a) 위치 추종오차



(b) $\hat{T}_u + \hat{T}_{us}$

그림 8 SDB+RFNS 시스템의 실험결과

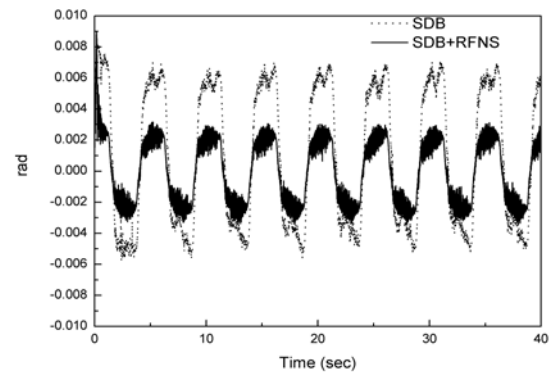
Fig. 8 Experimental results of the SDB+RFNS system



(b) 제어입력

그림 7 SMC와 SDB 시스템의 제어성능 비교

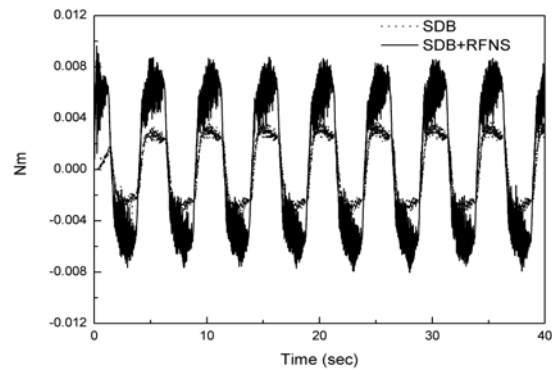
Fig. 7 Comparison of the control performance of the SMC and SDB systems



(a) 위치 추종오차

표 3 각 제어시스템의 위치추종오차의 평균값 및 RMS값
Table 3 Mean and RMS values of the position tracking error of each control system

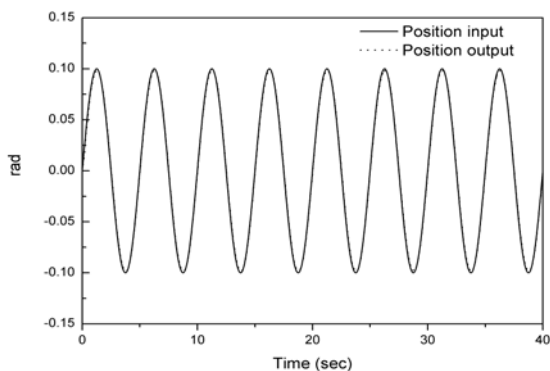
제어시스템	평균값 (rad)	RMS값 (rad)
SMC	9.76×10^{-4}	0.0073
SDB	9.01×10^{-4}	0.0047
SDB+RFNS	5.42×10^{-5}	0.0021



(b) 제어입력

그림 9 SDB와 SMC+SDB의 제어성능 비교

Fig. 9 Comparison of the control performance of the SDB and SDB+RFNS systems



(a) 위치 추종결과

보상, 마찰보상, 불확실성 및 추정오차 보상을 포함하고 있어서 SDB의 경우에 비해 제어입력이 크게 나타나고 있어서 충분한 보상을 하고 있음을 알 수 있다. 이러한 실험결과를 통하여 이중 마찰 관측기만으로는 만족할만한 위치 추종을 하기 어려우며, 불확실성을 고려한 강인한 보상기를 추가하였을 때 보다 정밀한 위치 추종이 가능함을 알 수 있었다.

5. 결 론

본 논문에서는 비선형 마찰을 갖는 서보시스템의 위치추종성능을 개선하기 위하여 슬라이딩 모드에 기반한 적응형 마찰기와 RFNN을 이용한 불확실성을 보상하는 제어기법을 제안하였다. 적응형 이중마찰 관측기는 슬라이딩 모드 제어에 기반으로 설계가 이루어졌으며, 미지의 마찰 파라미터를 추정하는데 이용되었다. 아울러 시스템 불확실성에 대한 추정을 위하여 RFNN 기법을 접목하였으며, 그 결과 위치 추종성능을 개선하는 효과를 가져 오게 되었다. 결론적으로 RFNN을 이용하여 미지의 마찰 불확실성을 해결함으로써 원하는 위치 추종성능을 가져올 수 있었던 것으로 분석되며, 이러한 결과는 실험을 통하여 보여주었다.

감사의 글

본 논문은 2010학년도 동아대학교 학술연구비에 의하여 연구되었음

참 고 문 헌

- [1] Dahl, P., "Solid friction damping of mechanical vibrations," AIAA J., Vol 12, pp. 1675-1682, 1976.
- [2] Canudas de Wit, C., Olsson, H., and Astrom, K. J., "A new model for control of systems with friction," IEEE Trans. Autom. Control, Vol. 40(3), pp. 419-425, 1995.
- [3] Dupong, P., Hayward, V., Armstrong, B., and Altpeter, J., "Single state elasto-plastic friction models," IEEE Trans. Autom. Control, Vol. 47(5), pp. 787-792, 2002.
- [4] Swevers, J., Al-Bender, F., Ganseman, C., and Prajogo, T., "An integrated friction model structure with improved presliding behavior for accurate friction structure," IEEE Trans. Automatic Control, Vol. 45(4), pp. 675-686, 2000.
- [5] Choi, J. J., Han, S. I., and Kim, J. S., "Development of a novel dynamic friction model and precise tracking control using adaptive back-stepping sliding mode controller," Mechatronics, Vol. 16, pp. 87-104, 2006.
- [6] Al-Bender, F., Lampaert, V., and Swever, J., "The generalized Maxwell-slip model: a novel model for friction simulation and compensation," IEEE Trans. Autom. Control, Vol. 50(11), pp. 1883-1887, 2005.
- [7] Canudas de Wit, C. and Lischinsky, P., "Adaptive friction compensation with partially known dynamic friction model," Int. J. Adapt. Control Signal Process., Vol. 11, pp. 65-80, 1997.
- [8] Lischinsky, P., Canudas de Wit, C., and Morel, G., "Friction compensation for an industrial hydraulic robot," Control Sys. Magazine IEEE, Vol. 19(1), pp. 25-32, 1999.
- [9] Ge, S. S., Lee, T. H., and Ren, S. X., "Adaptive friction compensation of servo mechanisms," Int. J. Syst. Sci., Vol. 32(4), pp. 523-532, 2001.
- [10] Tan, Y., Chang, J., and Tan, T., "Adaptive backstepping control and friction compensation for AC servo with inertia and load uncertainties," IEEE Trans. Ind. Electron., Vol. 50(5), pp. 944-952, 2003.
- [11] Alvarez, L., Yi, J. G., Horowitz, R., and Olmos, L., "Dynamic friction model-based tire-road friction estimation and emergency braking control," J. Dynamic System Measurement, Control, Vol. 127(3), pp. 22-32, 2005.
- [12] Li, L., Wang, F. Y., and Zhou, Q. Z., "Integrated longitudinal and lateral tire/road friction modeling and monitoring for vehicle motion control," IEEE Trans. Intell. Transp. Syst., Vol. 7(1), pp. 1-17, 2006.
- [13] Huang, S. N., Tan, K. K., and Lee, T. H., "Adaptive friction compensation using neural network approximation," IEEE Trans. Syst. Man Cybern., Vol. 30(4), pp. 551-557, 2000.
- [14] Selmic, R. and Lewis, F. L., "Neural network approximation of piecewise continuous functions: application to friction compensation," IEEE Trans. Neural Netw., Vol. 50(5), pp. 745-751, 2002.
- [15] Ha, Q. P., Bonchis, A., Rye, D. C., and Durrent-Whyte, H. F., "Variable structure systems approach to friction estimation and compensation," In Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and automation, , vol. 4, pp. 3543-3548, 2000.
- [16] Lin, C. T. and Lee, C. S. G., Neural systems: a neural-fuzzy synergism to intelligent systems, 1996 (Prentice-Hall).
- [17] Leu, Y. G., Lee, T. T., and Wang, W. Y., "On-line tuning of fuzzy-neural networks for adaptive control of nonlinear dynamic systems," IEEE Trans. System Man Cybernetics., Vol. 27(6), pp. 1034-1043, 1997.
- [18] Lin, F. J., Hwang, W. J., and Wai, R. J., "A supervisory fuzzy neural network control system for tracking periodic inputs," IEEE Trans. Fuzzy System, Vol. 7(1), pp. 41-52, 1997.
- [19] Wai, R. J. and Lin, F. J., "Fuzzy neural network sliding-mode position controller for induction servo motor drive," IEE Proc. B, Electr. Power Appl., Vol. 146(3), pp. 297-308, 1999.
- [20] Lin, F. J. and Wai, R. J., "Robust recurrent fuzzy neural network control for linear synchronous motor drive system," Neurocomputing, Vol. 50, pp. 365-390, 2003.
- [21] Lin, C. H., "Adaptive recurrent fuzzy neural network control for synchronous reluctance motor servo drive," IEE Proc. B, Electr. Power Appl., Vol. 151(6), pp. 711-724, 2004.
- [22] Peng, J. Z., Wang, Y. N., and Sun, W., "Trajectory tracking control for mobile robot using recurrent fuzzy cerebellar model articulation controller," Neural Inform. Process.-Lett. Rev., Vol. 11(1), pp. 15-23, 2007.
- [23] Slotine, J. E. and Li, W., Applied nonlinear control, 1991 (Prentice-Hall, New Jersey).

부 록

RFNN 시스템

RFNN 신경회로망의 각 층내의 신호 역전파와 기저 함수는 다음과 같다.

Layer 1: 입력층

망 입력과 망 출력은 다음 식 (44)와 같다.

$$O_i^I(N) = u_i^I w_i^I O_i^I(N-1), \quad i = 1, 2 \quad (44)$$

여기서 u_i^I 는 입력, w_i^I 는 입력층의 회귀가중치를 나타내며, N 은 반복회수를 의미한다.

Layer 2: 멤버쉽층

이 층에서 각 노드는 퍼지함수의 멤버쉽함수로 작용하며, 가우시안 함수를 적용하였다. j 번째 노드입력과 출력은 식 (45)와 같다

$$O_j^II(N) = \exp\left[-\frac{(O_i^I(N) + w_{ij}^{II} O_j^II(N-1) - m_{ij})^2}{(\sigma_{ij})^2}\right], \quad j = 1, \dots, n \quad (45)$$

여기서, m_{ij} 와 σ_{ij} 는 각각 가우시안 함수의 j 번째항의 평균과 표준편차를 나타내며, n 은 입력노드에 대한 논리적 층수를 의미한다.

Layer 3: 규칙층

이층내의 각 노드 k 는 II 로 나타낼 수 있으며, k 번째 규칙은 식 (46)과 같다.

$$O_k^III(N) = \prod_j (O_k^III(N) + w_{ik}^I u_i^I), \quad i = 1, 2, \dots, k = 1 \dots n \quad (46)$$

여기서 w_{ik}^I 는 i 번째 입력의 회귀가중치 k 번째 규칙과 관련있으며, n 은 규칙의 수이다.

Layer 4: 출력층

이층에서 단일 노드 o 는 Σ 으로 표현될 수 있으며, 이는 모든 입력신호의 합으로서 전체 출력을 계산할 수 있다.

$$O_o^IV(N) = \sum_k w_{ik}^IV u_{ik}^IV(N) = W_{ko}^T U_{ko}, \quad o = 1 \quad (47)$$

여기서 결합가중치 w_{ko}^IV 는 k 번째 규칙과 관련된 o 번째 출력의 출력강도로서 $W_{ko}^IV = [w_{1o}^IV, w_{2o}^IV, w_{3o}^IV \dots w_{ko}^IV]^T$ 이며, u_{ko}^IV 는 4번째 층의 노드에 입력되는 k 번째 입력을 나타내고 $U_{ko}^IV = [u_{1o}^IV, u_{2o}^IV, u_{3o}^IV \dots u_{ko}^IV]$ 이다. 즉, 식 (47)은 RFNN의 출력을 의미한다. RFNN의 실시간 파라미터 학습은 최급강하법(Gradient descent method)을 이용하여 구현하였으며, 식 (33)의 적응기법은 식 (48)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \dot{W}_{ko} &= -\eta_w \frac{\partial V_2}{\partial W_{ko}} = -\eta_w \frac{\partial V_2}{\partial \hat{T}_u} \frac{\partial \hat{T}_u}{\partial O_o^IV} \frac{\partial O_o^IV}{\partial W_{ko}} \\ &= -\eta_w \frac{\partial V_3}{\partial \hat{T}_u} U_{ko} = \eta_w s U_{ko} \end{aligned} \quad (48)$$

윗 식으로부터 제어시스템의 Jacobian은 식 (49)와 같이 되며,

$$\frac{\partial V_2}{\partial \hat{T}_u} = -s \quad (49)$$

전파되는 4번째 층의 오차항은 식 (50)과 같이 표현될 수 있다.

$$\delta_o^IV = -\frac{\partial V_2}{\partial \text{net}_o^IV} = -\frac{\partial V_2}{\partial \hat{T}_u} \frac{\partial \hat{T}_u}{\partial O_o^IV} \frac{\partial O_o^IV}{\partial \text{net}_o^IV} = s \quad (50)$$

또한, 3번째 층의 오차항은 식 (51)과 같이 표현될 수 있으며,

$$\delta_k^III = -\frac{\partial V_2}{\partial \text{net}_o^III} = -\frac{\partial V_2}{\partial \hat{T}_u} \frac{\partial \hat{T}_u}{\partial O_o^IV} \frac{\partial O_o^IV}{\partial \text{net}_o^IV} \frac{\partial \text{net}_o^IV}{\partial \text{net}_k^III} = \delta_o^IV w_{ko}^IV \quad (51)$$

3번째 층의 회귀가중치는 식 (52)에 의해 갱신될 수 있다.

$$\begin{aligned} \Delta w_{ik}^I &= -\eta_{ik} \frac{\partial V_2}{\partial w_{ik}^IV} = -\frac{\partial V_2}{\partial \hat{T}_u} \frac{\partial \hat{T}_u}{\partial O_o^IV} \frac{\partial O_o^IV}{\partial \text{net}_o^IV} \frac{\partial \text{net}_o^IV}{\partial O_k^III} \frac{\partial O_k^III}{\partial w_{ik}^IV} \\ &= \eta_{ik} \delta_o^IV w_{ko}^IV u_i^I \end{aligned} \quad (52)$$

2번째 층의 오차항은 식 (53)과 같이 표현될 수 있으며,

$$\begin{aligned} \delta_j^II &= -\frac{\partial V_2}{\partial \text{net}_j^II} \\ &= -\frac{\partial V_2}{\partial \hat{T}_u} \frac{\partial \hat{T}_u}{\partial O_o^IV} \frac{\partial O_o^IV}{\partial \text{net}_k^IV} \frac{\partial \text{net}_k^IV}{\partial O_k^III} \frac{\partial O_k^III}{\partial \text{net}_j^II} \frac{\partial \text{net}_j^II}{\partial O_j^II} \\ &= \sum_k \delta_k^III O_k^III \end{aligned} \quad (53)$$

m_{ij} 는 다음 식 (54)에 의해 갱신될 수 있다.

$$\Delta m_{ij}^II = -\eta_m \frac{\partial V_2}{\partial m_{ij}} = \eta_m \delta_j^II \frac{2[O_o^I + w_{ij}^{II} O_j^II(N-1) - m_{ij}]}{\sigma_{ij}^2} \quad (54)$$

이때, η_m 은 가우시안 함수에서 평균에 대한 학습률 파라미터를 의미하며, s_{ij} 는 다음 식에 의해 갱신될 수 있다.

$$\Delta \sigma_{ij}^II = -\eta_s \frac{\partial V_2}{\partial s_{ij}} = \eta_s \delta_j^II \frac{2[m_{ij} - O_o^I - w_{ij}^{II} O_j^II(N-1)]}{\sigma_{ij}^3} \quad (55)$$

여기서 η_s 는 가우시안 함수에서 표준편차에 대한 학습을 파라미터를 의미하며, w_{ij}^H 는 다음 식에 의해 갱신될 수 있다.

$$\begin{aligned} \Delta w_{ij}^H &= -\eta_{ij} \frac{\partial V_2}{\partial w_{ij}^H} \\ &= \eta_{ij} \delta_j^H \frac{2[m_{ij} - O_i^I - w_{ij}^H O_j^H(N-1)]}{\sigma_{ij}^2} O_j^H(N-1) \end{aligned} \quad (56)$$

w_i^I 의 입력규칙은 식 (57)과 같고

$$\begin{aligned} \Delta w_i^I &= -\eta_i \frac{\partial V_2}{\partial w_i^I} \\ &= \sum_j \eta_i \delta_j^H \frac{2[m_{ij} - O_i^I - w_{ij}^H O_j^H(N-1)]}{\sigma_{ij}^2} u_i^I(N) O_i^I(N-1) \end{aligned} \quad (57)$$

은닉층의 평균과 표준편차에 대한 가중치는 다음의 식 (58)~(62)에 의해 갱신될 수 있다.

$$w_i^I(N+1) = w_i^I(N) + \Delta w_i^I \quad (58)$$

$$w_{ij}^H(N+1) = w_{ij}^H(N) + \Delta w_{ij}^H \quad (59)$$

$$\sigma_{ij}(N+1) = \sigma_{ij}(N) + \Delta \sigma_{ij} \quad (60)$$

$$m_{ij}(N+1) = m_{ij}(N) + \Delta m_{ij} \quad (61)$$

$$w_{ik}^I(N+1) = w_{ik}^I(N) + \Delta w_{ik}^I \quad (62)$$

저 자 소 개



한 성 익 (韓成益)

1987년 2월 부산대학교 기계공학과 졸업(학사). 1989년 2월 부산대학교 기계공학과 졸업(석사). 1995년 2월 부산대학교 기계설계공학과 졸업(Ph.D.). 1995년 2월 ~ 2009년 8월 순천제일대학 전기자동차과 조교수. 2009년 9월 ~ 현재 동아대학교 전기공학과 연구교수

Tel : 051-200-6950

Fax : 051-200-7743

E-mail : snikhan@gmail.com



이 영 진 (李榮珍)

1992년 동아대학교 전기공학과 졸업(학사). 1994년 동아대학교 전기공학과 졸업(석사). 2000년 동아대학교 전기공학과 졸업(Ph.D.). 2005년 ~ 2006년 미국 조지아텍 Post-Doc 연구원. 2000년 ~ 현재 한국폴리텍 항공대학 항공전기과 부교수.

Tel : 055-830-3482

Fax : 055-830-3489

E-mail : airlee011@hanmail.net



이 권 순 (李權純)

1977년 충남대학교 공업교육과 졸업(학사). 1981년 서울대 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1990년 미국 오레곤 주립대학교 전기 및 컴퓨터공학과 졸업(Ph.D.). 1982 ~ 현재 동아대학교 전기공학과 교수.

Tel : 051-200-7739

Fax : 051-200-7743

E-mail : kslee@dau.ac.kr



남 현 도 (南炫道)

1979년 서울대학교 졸업(학사). 1981년 서울대 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1986년 서울대 대학원 전기공학과 졸업(Ph.D.). 1982년 ~ 현재 단국대학교 전자전기공학부 교수

Tel : 031-8005-3603

Fax : 031-8005-3622

E-mail : hdnam@dankook.ac.kr