

퍼지신경망과 강인한 마찰 상태 관측기를 이용한 비선형 마찰 서보시스템에 대한 강인 제어

Robust Control for Nonlinear Friction Servo System Using Fuzzy Neural Network and Robust Friction State Observer

✉한성익¹

✉Seong Ik Han¹

¹ 순천제일대학 전기자동화과 (Department of Electric Automation, Suncheon Fist Coll.)
✉ Corresponding author: hansng@suncheon.ac.kr, Tel: 061-740-1352

Manuscript received: 2008.9.10 / Revised: 2008.10.12 / Accepted: 2008.10.13

Abstract In this paper, the position tracking control problem of the servo system with nonlinear dynamic friction is issued. The nonlinear dynamic friction contains a directly immeasurable friction state variable and the uncertainty caused by incomplete parameter modeling and its variations. In order to provide the efficient solution to these control problems, we propose the composite control scheme, which consists of the robust friction state observer, the FNN approximator and the approximation error estimator with sliding mode control. In first, the sliding mode controller and the robust friction state observer is designed to estimate the unknown internal state of the LuGre friction model. Next, the FNN estimator is adopted to approximate the unknown lumped friction uncertainty. Finally, the adaptive approximation error estimator is designed to compensate the approximation error of the FNN estimator. Some simulations and experiments on the servo system assembled with ball-screw and DC servo motor are presented. Results show the remarkable performance of the proposed control scheme. The robust friction state observer can successfully identify immeasurable friction state and the FNN estimator and adaptive approximation error estimator give the robustness to the proposed control scheme against the uncertainty of the friction parameters.

Key Words: LuGre Dynamic Friction Model (LuGre 동적마찰모델), Sliding Mode Control (슬라이딩 모드 제어), Fuzzy Neural Network (퍼지신경망), Robust Friction State Observer (강인한 마찰상태 관측기), Adaptive Error Estimator (적응형 오차추정기), Ball-Screw Servo System (볼-스크류 서보시스템)

1. 서론

비선형 마찰은 접촉면을 갖는 기계시스템에서 자주 나타나는 피할 수 없는 현상이다. 이러한 마찰은 정상상태 오차, 리미트 사이클, 페루프 제어 시스템의 대역폭 저하들을 일으켜 서보시스템의 성능을 자주 악화시킨다. 특히 점착(stick)과 미끄

럼 전(pre-sliding)의 영역에서 오는 마찰토크는 저속영역에서 제어토크의 크기와 유사하므로 서보시스템의 성능에 대한 마찰의 영향이 정상 속도 영역보다 더 크게 나타난다. 정상속도 영역에서의 마찰모델은 고전적인 마찰인 쿨롱 마찰과 점성 마찰로 구성된다. 그러나 이러한 고전적인 마찰은 정밀한 운동제어에 중요한 역할을 하는 Steibe-

ck 효과, 점착현상, 미끄럼 전 영역의 히스테리시스 특성, Break-away 힘 등을 다룰 수 없다.

Canudas de Wit¹ 등은 저속영역과 정상속도영역에서의 마찰특성을 동시에 만족하는 LuGre 마찰모델이라고 부르는 동적 마찰모델을 제안하였다. LuGre 마찰모델은 수학적으로 단순하고 다루기에 간편하여 많은 연구자들이 로봇, X-Y 테이블, 기전 구동기(EHA), 타이어-노면 마찰 그리고 공작기계 등의 마찰해석에 표준모델로 선정하고 있다. 그렇지만 LuGre 마찰 모델은 미끄럼운동 전 영역의 히스테리시스 현상을 기술하는 부분에 문제가 있어서 Dupont² 등은 elasto-plastic 모델로 부르는 수정된 마찰 모델을 제안하였고 Swevers^{3,4} 등과 Han⁵ 등은 자기학 분야에서 고전적으로 사용하고 있는 Peisach 방법⁶ 을 도입하여 미끄럼 전 영역의 히스테리시스 현상을 정확하게 기술할 수 있는 Leuven 모델과 Maxwell-slip 모델을 제안하였다. 하지만 히스테리시스 영역의 특성을 기술하는 것이 매우 복잡하기 때문에, 마이크로 단위의 정밀도를 요구하지 않은 경우 이 모델들은 아직까지 마찰제어를 위해 많이 채택하지 않고 있다. LuGre 마찰 모델은 구현이 편리하고 제어하기가 까다롭지 않으며 대부분의 마찰 특성을 포함할 수 있고 미끄럼 전 영역의 특성에 대한 관측기를 도입하면 정밀도를 향상할 수 있으므로 본 논문에서도 마찰모델로 선정하였다.

일반적으로 LuGre 마찰모델의 경우 마찰 접촉면의 내부 탄성변형을 나타내는 상태변수는 측정 불가능하므로 LuGre 마찰모델을 선정하는 경우 이러한 특성을 반드시 고려해야 한다. 그러므로 서보시스템의 정밀한 성능을 얻기 위해서는 마찰 특성의 변화에 대응하고 측정 불가능한 상태 변수를 관측하는 제어방법을 도입하는 것이 필수적이다. 이러한 면에서 퍼지제어, 신경망 제어를 이용한 근사화방법도 바람직한 하나의 해결방법으로 제시할 수 있다.

최근에 복잡한 동적시스템의 파라미터 식별이나 제어를 위해 퍼지제어, 신경망제어에 대해 많은 연구가 진행되어 왔다. 퍼지논리나 신경망은 임의의 비선형 함수를 근사화시킬 수 있는 능력⁷ 이 있지만 차이점도 존재한다. 퍼지논리는 언어와 논리 제어능력이 크고 명확한 내부구조를 갖는 특성이 있는 반면에 신경망은 병렬 학습 특성이 크고 미지의 함수를 근사시키는 능력이 크지만 내부 특성은 확실하지 않은 면이 있다. 그래서 퍼지 논

리와 신경망의 장점을 통합한 구조 (fuzzy neural networks: FNN)에 대한 연구가 최근에 진행되어 왔다.⁹⁻¹¹ 퍼지-신경망 방법은 퍼지 논리의 명확성과 신경망의 학습능력을 결합하여 시스템의 불확실성에 대한 식별이나 또는 그 자체로 제어기로 사용하여 많은 성과를 내고 있다.

본 연구에서는 서보시스템의 정밀한 위치 추종 제어를 위해서 슬라이딩 모드제어, 강인한 마찰상태 관측기, 퍼지신경망, 적응형 오차 추정기를 복합적으로 결합한 제어기를 설계한다. DC 서보모터와 볼-스크류가 결합된 서보시스템에 대해 컴퓨터 시뮬레이션과 실시간 실험을 통해 제안한 강인 마찰 제어방법의 효율성을 보이고자 한다.

2. 마찰관측기 설계

2.1 서보시스템 마찰특성

비선형 동적마찰을 포함한 회전 서보시스템의 동적모델은 다음과 같다.

$$J\ddot{\theta} + \sigma_2\dot{\theta} + T_f = u \tag{1}$$

여기서 J 는 관성모멘트, θ 는 회전각, σ_2 는 점성 마찰계수, T_f 비선형 동적 마찰토크이다. 잘 알려진 LuGre 마찰 모델¹ 에서, 두 접촉표면은 Fig. 1 과 같이 모델링된다. 접선방향 외부 토크가 가해질 때 탄성모(elastic bristle)는 마찰토크를 발생시키는 탄성변형을 한다. 외부 토크가 어느 한계를 벗어나게 가해지면 탄성모들은 변형하고 미끄럼이 발생한다. 탄성모들의 평균 변형을 상태 변수 z 로 표현하면 마찰 동역학은 다음과 같다.¹

$$\dot{z} = \dot{\theta} - f(\dot{\theta})z \tag{2}$$

여기서

$$f(\dot{\theta}) = \frac{|\dot{\theta}|}{g(\dot{\theta})} \tag{3}$$

Eq. (2)에서 $\dot{\theta}$ 는 두 접촉면의 상대속도이고 Eq. (3)의 양의 함수 $g(\dot{\theta})$ 는 물체특성, 윤활, 온도같은 인자에 영향을 받는다. 함수 $g(\dot{\theta})$ 는 다음과 같이 표현된다.

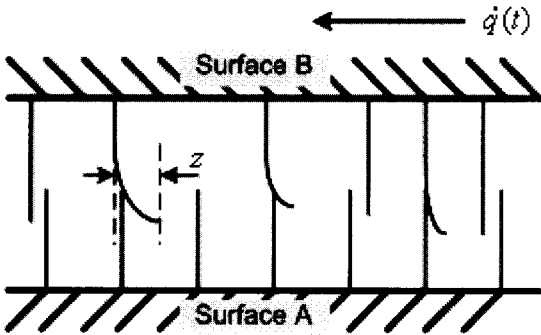


Fig. 1 Bristle deflection between two surfaces

$$\sigma_0 g(\dot{\theta}) = T_c + (T_s - T_c)e^{-(\dot{\theta}/\dot{\theta}_s)^2} \quad (4)$$

여기서 T_c 는 쿨롱토크, T_s 는 점착토크, $\dot{\theta}_s$ 는 Stribeck 속도를 각각 나타낸다. 점성마찰토크를 제외한 동적마찰은 다음과 같이 표현된다.

$$T_f = \sigma_0 z + \sigma_1 \dot{z} \quad (5)$$

여기서 σ_0 는 탄성모의 강성, σ_1 는 미끄럼 전 영역의 감쇠를 나타낸다. Eq. (2)와 Eq. (5)에서, T_f 는 다음과 같이 다시 쓸 수 있다.

$$T_f = \Phi(\dot{\theta})z + \sigma_1 \dot{\theta} \quad (6)$$

여기서 보조함수 $\Phi(\dot{\theta})$ 는 다음과 같다.

$$\Phi(\dot{\theta}) = \sigma_0 - \sigma_1 f(\dot{\theta}) \quad (7)$$

Eq. (6)을 Eq. (1)에 대입하면

$$J\ddot{q} + \sigma_3 \dot{q} + T_z = u \quad (8)$$

여기서 $\sigma_3 = \sigma_1 + \sigma_2$, $T_z = \Phi(\dot{\theta})z$. 그러나 마찰 파라미터의 식별오차와 작동조건에 따른 변화, 외란을 고려한 불확실성을 나타내면 Eq. (8)은 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$J\ddot{\theta} + \sigma_3 \dot{\theta} + T_z + T_d = u \quad (9)$$

여기서 T_d 는 전체 불확실성 값을 나타낸다.

2.2 슬라이딩 모드제어기와 마찰상태 관측기 설계

슬라이딩 면과 위치추종오차를 다음과 같이 정의한다.

$$s = \dot{e} + c_1 e + c_2 \int e dt \quad (10)$$

$$e = \theta_d - \theta \quad (11)$$

여기서 c_1 과 c_2 는 양의 설계변수이고 θ_d 는 위치 명령입력이다. 제어목표는 마찰과 불확실성의 존재에도 불구하고 시스템 상태를 슬라이딩면 $s=0$ 로 구동시키는 제어입력을 선정하는 것이다. 제어입력은 다음과 같이 선정할 수 있다.

$$u = J(c_1 \dot{e} + \ddot{\theta}_d + c_2 e) + \sigma_3 \dot{\theta} + \beta s + \hat{T}_z + \hat{T}_d \quad (12)$$

여기서 β 는 양의 상수이고 $\hat{T}_z = \Phi(\dot{\theta})\hat{z}$, \hat{z} 는 z 의 추정치, \hat{T}_d 는 T_d 의 추정치이다. 그러나 마찰 상태변수 z 는 직접적으로 측정할 수 없으므로 이러한 상태 변수를 추정할 수 있는 관측기가 필요하다. 먼저 Eq. (12)를 Eq. (8)에 대입하면

$$\begin{aligned} J(\ddot{\theta}_d - \ddot{\theta}) + c_1 \dot{e} + c_2 e &= T_z - \hat{T}_z - \beta s + T_d - \hat{T}_d \\ &= \Phi(\dot{\theta})\tilde{z} - \beta s + T_u \end{aligned} \quad (13)$$

여기서 $\tilde{z} = z - \hat{z}$, $T_u = T_d - \hat{T}_d$. Eq. (10)과 Eq. (13)에서 다음과 같은 페루프 오차를 정의할 수 있다.

$$\dot{s} = \frac{1}{J}(\Phi(\dot{\theta})\tilde{z} - \beta s + T_u) \quad (14)$$

페루프 시스템의 안정도를 해석하기 위해 다음과 같은 리아프노프 함수를 선정한다

$$V_1 = \frac{1}{2} J s^2 \quad (15)$$

Eq. (15)를 미분하고 Eq. (14)를 대입하면 다음과 같은 결과를 얻을 수 있다.

$$\dot{V}_1 = s[\Phi(\dot{\theta})\tilde{z} - \beta s + T_u] \quad (16)$$

여기서 다음과 같이 z 를 관측할 수 있는 관측기를 저자의 이전 연구⁸의 연장으로 제안한다.

$$\hat{z} = w + \frac{J}{\sigma_1} s + k_1 e \quad (17)$$

여기서 k_1 은 관측기의 과도성능을 조절하는 설계 변수이고 w 는 다음의 방정식을 만족시키는 보조 변수이다.

$$\dot{w} = \frac{1}{\sigma_1} [-\sigma_0 w - \sigma_2 \dot{\theta} - J \frac{\sigma_0}{\sigma_1} s + u + \Phi(\dot{\theta})s - \sigma_0 k_1 e - J(\ddot{\theta}_d + c_1 \dot{e} + c_2 e) - \hat{T}_d] - k_1 \dot{e} \quad (18)$$

2.3 FNN 을 이용한 모델링오차근사 및 강인한 관측기 및 근사오차 추정기 설계

Eq. (17), (18)에 제안된 마찰상태 관측기를 이용하여 마찰상태 변수를 추정하여도 마찰특성을 나타내는 파라미터들은 작동조건에 따라 변한다. 아무리 정확한 마찰 파라미터들을 식별하더라도 접촉 표면의 거칠기 변화, 온도변화, 외력의 변화에 따라 마찰 파라미터들은 변하게 된다. 고정된 마찰 파라미터 값을 따르는 제어시스템은 위치 추종성능이 저하될 수 밖에 없다. 따라서 이러한 마찰 파라미터들의 변화와 다른 외란으로 인한 마찰토크의 불확실성을 추정하기 위해 퍼지 신경망 근사방법을 도입한다. 그러나 T_d 값을 정확히 알기가 어려우므로 미지의 T_d 값을 근사화하기 위해 퍼지 신경망을 도입하기로 한다.

Eq. (12)에서 \hat{T}_d 는 퍼지신경망의 출력이다. 4 개의 층을 갖는 퍼지신경망¹¹은 Fig. 2 에 제시되어 있다. 첫 번째 층은 입력 변수를 받아들이는 입력층이다. 두 번째 층은 가우시안 (Gaussian) 멤버쉽 값을 계산하는 퍼지규칙을 나타낸다. 세 번째 층은 퍼지규칙의 결과를 나타내며 네 번째 층은 출력을 나타낸다.

A. 퍼지신경망 구조

첫 번째 층 (입력층): 첫 번째 층의 모든 노드 i 에 대해 입력망과 출력망을 다음과 같다.

$$net_i^1 = u_i^1 \quad (19)$$

$$O_i^1(N) = f_i^1(net_i^1) = net_i^1(N), \quad i = 1, 2 \quad (20)$$

여기서 $u_1^1 = s(t)$, $u_2^1 = \dot{s}(t)$ 그리고 N 은 반복회수를 나타낸다.

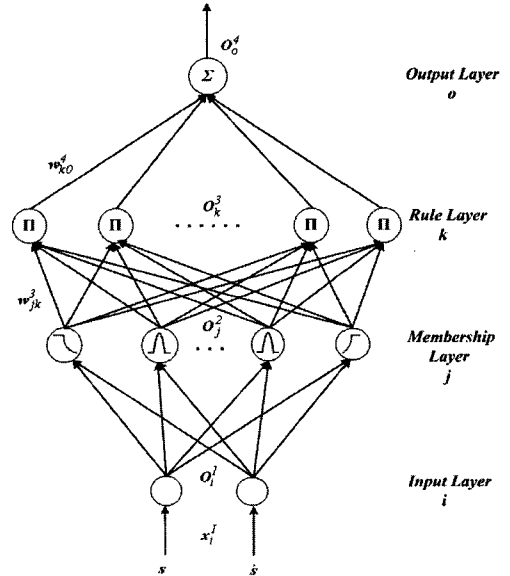


Fig. 2 Structure of the four -layer FNN

두 번째 층 (멤버쉽층): 이 층에서 각 노드는 멤버쉽 함수 기능을 수행한다. 가우시안 함수를 멤버쉽 함수로 선정한다. j 번째 노드에 대해,

$$net_j^2(N) = -\frac{(u_i^2 - m_{ij})^2}{(\sigma_{ij})} \quad (21)$$

$$O_j^2(N) = f_j^2(net_j^2(N)) = \exp(net_j^2(N)), \quad j = 1, \dots, n \quad (22)$$

여기서 m_{ij} 와 σ_{ij} 는 두 번째 층의 노드에 대해 i 번째 입력언어변수 u_i^2 의 j 번째 항(term)에서의 가우시안 함수의 평균과 표준편차를 각각 나타내며 n 은 입력노드에 대해 언어변수의 전체 수를 나타낸다.

세 번째 층 (규칙층): 이 층에서 각 노드는 Π 로 나타낸다. Π 는 입력과 출력 결과의 곱을 나타낸다. k 번째 규칙노드에 대해,

$$net_k^3(N) = \prod_j w_{jk}^3 u_j^3(N), \quad (23)$$

$$O_k^3(N) = f_k^3(net_k^3(N)) = net_k^3(N), \quad k = 1, \dots, l \quad (24)$$

여기서 u_j^3 는 세 번째 층의 노드에 대해 i 번째 입력을 나타낸다. w_{jk}^3 는 멤버쉽층과 규칙층 사이의 가중치를 나타낸다. l 은 규칙 수를 나타낸다.

네 번째층 (출력층): 이 층의 단일 노드 o 는 Σ 로 표시되며 모든 입력의 합을 계산한다.

$$net_o^4(N) = \sum_k w_{ko}^4 u_k^4(N), \quad (25)$$

$$y_o^4(N) = f_o^4(net_o^4(N)) = net_o^4(N), o = l \quad (26)$$

여기서 연결가중치 w_{ko}^4 는 k 번째 규칙과 연관된 o 번째 출력의 강도를 나타내며 u_k^4 는 네 번째층의 k 번째 입력을 나타내고 O_o^4 는 퍼지신경망의 출력을 나타낸다.

B. 온라인 학습알고리즘

슬라이딩 모드 제어에서 $t \rightarrow \infty$ 에 따라 $s \rightarrow 0$ 되는 안정도와 수렴성이 페루프시스템에 대해 보장되도록 슬라이딩 조건을 $ss < 0$ 되도록 유도한다. gradient search 알고리즘을 이용하여 ss 를 최소화하도록 퍼지신경망을 훈련하기 위해 s 와 \dot{s} 를 퍼지신경망의 입력으로 하고 ss 를 오차함수로 선택한다. s 를 미분하면,

$$\dot{s} = \ddot{\theta}_d - \ddot{\theta} + c_1 \dot{e} + c_2 e \quad (27)$$

Eq. (9)를 Eq. (27)에 대입하고 양변에 s 를 곱하면,

$$ss = \frac{1}{J}(\sigma_3 \dot{\theta} - T_z - T_d)s - \frac{1}{J}u_{SFNN}s + (\ddot{\theta}_d + c_1 \dot{e} + c_2 e)s \quad (28)$$

구배하강법(gradient descent method)을 이용하면 각 층의 가중치들은 다음과 같이 갱신된다.

네 번째층: 가중치 갱신 규칙은 다음과 같다.

$$\Delta w_{ko}^4 = -\eta_w \frac{\partial ss}{\partial w_{ko}^4} = \left[-\eta_w \frac{\partial ss}{\partial u_{SFNN}} \frac{\partial u_{SFNN}}{\partial net_o^4} \right] \left[\frac{\partial net_o^4}{\partial w_{ko}^4} \right] = \eta_w s u_k^4 \quad (29)$$

여기서 η_w 는 연결가중치의 학습율이다.

세 번째층: 이 층의 가중치는 1 이므로 오차함

만 계산한다.

$$\delta_k^3 = -\frac{\partial ss}{\partial net_k^3} = -\frac{\partial ss}{\partial u_{SFNN}} \frac{\partial u_{SFNN}}{\partial net_o^4} \frac{\partial net_o^4}{\partial O_k^3} \frac{\partial O_k^3}{\partial net_k^3} = s w_{ko}^4 \quad (30)$$

네 번째층: 이 층에서는 곱셈 연산이 이루어진다. 오차항은 다음과 같이 계산된다.

$$\delta_j^2 = -\frac{\partial ss}{\partial net_j^2} = -\frac{\partial ss}{\partial u_{SFNN}} \frac{\partial u_{SFNN}}{\partial net_o^4} \frac{\partial net_o^4}{\partial O_k^3} \frac{\partial O_k^3}{\partial net_k^3} \frac{\partial net_k^3}{\partial O_j^2} \frac{\partial O_j^2}{\partial net_j^2} = \sum_k \delta_k^3 O_k^3 \quad (31)$$

그리고 m_{ij} 의 갱신 규칙은,

$$\Delta m_{ij} = -\eta_m \frac{\partial ss}{\partial m_{ij}} = -\eta_m \frac{\partial ss}{\partial O_j^2} \frac{\partial O_j^2}{\partial net_j^2} \frac{\partial net_j^2}{\partial m_{ij}} = \eta_m \delta_j^2 \frac{2(x_i^2 - m_{ij})}{(\sigma_{ij})^2} \quad (32)$$

여기서 η_m 은 가우시안 함수의 평균에 대한 학습율이다. σ_{ij} 의 학습규칙은,

$$\Delta \sigma_{ij} = -\eta_s \frac{\partial ss}{\partial \sigma_{ij}} = -\eta_s \frac{\partial ss}{\partial O_j^2} \frac{\partial O_j^2}{\partial net_j^2} \frac{\partial net_j^2}{\partial \sigma_{ij}} = \eta_s \delta_j^2 \frac{2(x_i^2 - m_{ij})^2}{(\sigma_{ij})^3} \quad (33)$$

여기서 η_s 는 가우시안 함수의 표준편차에 대한 학습율이다. 가중치과 은닉층의 가우시안 함수의 평균과 표준편차는 다음의 방정식에 따라 갱신된다.

$$w_{ko}^4(N+1) = w_{ko}^4 + \Delta w_{ko}^4 \quad (34)$$

$$m_{ij}(N+1) = m_{ij}(N) + \Delta m_{ij} \quad (35)$$

$$\sigma_{ij}(N+1) = \sigma_{ij}(N) + \Delta\sigma_{ij} \quad (36)$$

2.4 강인한 마찰상태 관측기와 적응형 오차추정기 설계

퍼지신경망으로부터 불확실성에 대한 근사치 \hat{T}_d 를 구할 수 있다. 그러나 불확실성을 정확히 추정하는 것은 어려우므로 다음과 같이 퍼지 신경망의 추정오차를 고려한 제어입력을 제안한다.

$$u_{SFNR} = J(c_1\dot{e} + \ddot{q}_d + c_2e) + \sigma_3\dot{q} + \beta s + \hat{T}_z + \hat{T}_d + \hat{T}_u \quad (37)$$

여기서 \hat{T}_u 는 불확실성 추정오차 $T_u (= T_d - \hat{T}_d)$ 의 추정치이다. 다음에 Eq. (37)를 Eq. (9)에 대입하면 Eq. (14)는 다음과 같이 다시 쓸 수 있다.

$$\dot{s} = \frac{1}{J}(\Phi(\dot{q})\tilde{z} - \beta s + \tilde{T}_u) \quad (38)$$

여기서 $\tilde{T}_u = T_u - \hat{T}_u$. 그리고 마찰 상태관측기는 다음과 같이 불확실성을 고려한 식으로 쓸 수 있다.

$$\dot{w} = \frac{1}{\sigma_1}[-\sigma_0 w - \sigma_2 \dot{\theta} - J \frac{\sigma_0}{\sigma_1} s + u_{SFNR} + \Phi(\dot{\theta})s - \sigma_0 k_f e - J(\ddot{\theta}_d + c_1 \dot{e} + c_2 e) - \hat{T}_d - \hat{T}_u] - k_f \dot{e} \quad (39)$$

시스템의 안정성을 증명하기 위해 다음과 같은 리 아프노프 함수를 다시 정의한다.

$$V_2 = V_1 + \frac{1}{2}\sigma_1 \tilde{z}^2 + \frac{1}{2\eta} \tilde{T}_u^2 \quad (40)$$

Eq. (40)을 미분하고 Eq. (38), (39)를 대입하면 다음과 같은 결과가 얻어진다.

$$\begin{aligned} \dot{V}_2 &= -\beta s^2 + s\Phi\tilde{z} + s\tilde{T}_u + \sigma_1 \tilde{z}\dot{\tilde{z}} + \frac{1}{\eta} \tilde{T}_u \dot{\tilde{T}}_u \\ &= -\beta s^2 + s\Phi\tilde{z} + s\tilde{T}_u + \sigma_1 \tilde{z}(\dot{z} - \dot{\hat{z}}) + \frac{1}{\eta} \tilde{T}_u (-\dot{\hat{T}}_u) \\ &= -\beta s^2 + s\Phi\tilde{z} + \tilde{T}_u (s - \frac{1}{\eta} \dot{\hat{T}}) \\ &\quad + \sigma_1 \tilde{z} \left[\dot{\theta} - f(\dot{\theta})z - \dot{w} - \frac{J}{\sigma_1} \dot{s} - k_f \dot{e} \right] \\ &= -\beta s^2 - \sigma_0 \tilde{z}^2 - \tilde{z} \tilde{T}_u + \tilde{T}_u (s - \frac{1}{\eta} \dot{\hat{T}}_u) \end{aligned} \quad (41)$$

여기서 불확실성 관측오차에 대한 적응형 추정 규칙을 다음과 같이 선정한다.

$$\dot{\hat{T}}_u = \eta \cdot s \quad (42)$$

그러면 식 (48)을 다음과 같이 주어진다.

$$\begin{aligned} \dot{V}_2 &= -\beta s^2 - \sigma_0 \tilde{z}^2 - \tilde{z} \tilde{T}_u \\ &\leq -\sigma_0 \tilde{z}^2 - \tilde{z} \tilde{T}_u = -Z^T M Z \leq 0 \end{aligned} \quad (43)$$

여기서 $Z = [\tilde{z} \quad \tilde{T}_u]^T$, $M = \begin{bmatrix} \sigma_0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$. $\sigma_0 > 0$ 이므로

M 은 양의 반 한정(positive semi-definite) 행렬이다.

따라서 \dot{V}_2 는 음의 반 한정(negative semi-definite)이다. $\dot{V}_2 \leq 0$ 이므로 Barbalat lemma¹²에 의해 $t \rightarrow \infty$ 에 따라서 $s \rightarrow 0$, $\tilde{z} \rightarrow 0$ 그리고 $\tilde{T}_u \rightarrow 0$ 가 된다. 그러므로 제안한 제어시스템은 점근적 안정성과 마찰 상태 변수의 추정 수렴성을 보장하며 또한 불확실성에 대한 강인성을 갖게 된다. 제안한 제어시스템의 개략도는 Fig. 3 에 제시되어 있다.

3. 시뮬레이션 및 실험결과

제안한 제어기법의 효율성을 입증하기 위해 볼-스크류와 DC 모터가 조립된 서보 시스템에 대해 컴퓨터 시뮬레이션과 실시간 실험을 수행하였다. 마찰 파라미터 식별과정에 대한 언급은 본 논문에서는 제외하기로 한다. Table 1 에 서보 시스템의 파라미터가 제시되어 있다.

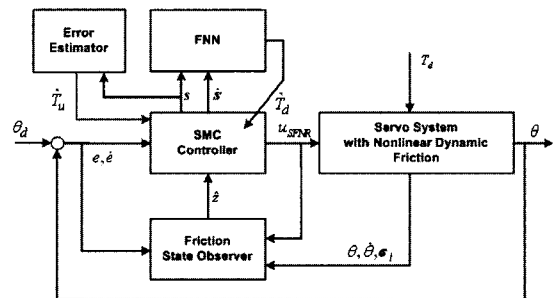


Fig. 3 A schematic diagram of the proposed control system

Table 1 Parameters of electro-mechanical servo system and friction model

Symbol	Value
J	0.246 kgm^2
T_c	0.088 Nm
T_s	0.11 Nm
\dot{q}_s	$0.35 \times 10^{-4} \text{ m/sec}$
σ_0	841.8 N/rad
σ_1	46.1 Nsec/rad
σ_2	0.108 N mrad/sec
torque constant	0.3 Nm/A
amplifier gain	2.72 A/V

3.1 시뮬레이션 결과

시뮬레이션을 통해 제안한 제어시스템의 효율성을 입증하기 위해 세 가지 제어기를 설계 하였다: i) 슬라이딩 모드 제어기(SMC), ii) Eq. (12) 에서 \hat{T}_d 항을 제외한 마찰상태 관측기를 갖는 슬라이딩 모드 제어기(SOB), iii) 제안한 강인한 마찰상태 관측기, 퍼지신경망, 적응형 오차추정 기를 갖는 제어기(SFNR). 또한 다음의 시스템 파라미터가 2 가지 경우로 변하는 경우에 대해 시뮬레이션을 각각 수행하였다.

경우 1(공칭플랜트):

$$T_i = \bar{T}_i, \quad i = c, s, \quad \sigma_i = \bar{\sigma}_i, \quad i = 0, 1, 2, 3$$

경우 2(마찰값이 2 배 증가한 플랜트):

$$T_i = 2 \times \bar{T}_i, \quad i = c, s, \quad \sigma_i = 2 \times \bar{\sigma}_i, \quad i = 0, 1, 2, 3$$

시뮬레이션은 ‘Matlab’ 패키지를 이용하였다. 위치 추종을 위한 명령입력은 다음과 같이 선정하였다:

$$\theta_d = (0.2/\pi) \times \exp(-0.2t) \times \sin(2\pi \times 0.2t)$$

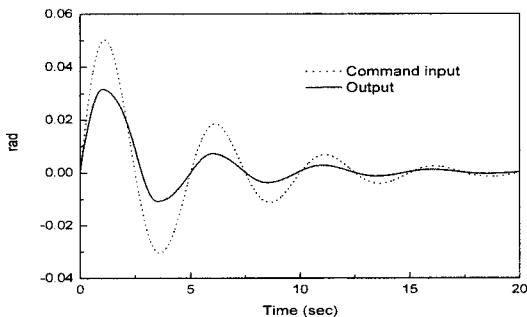
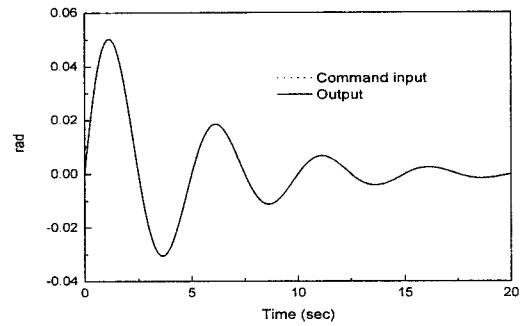
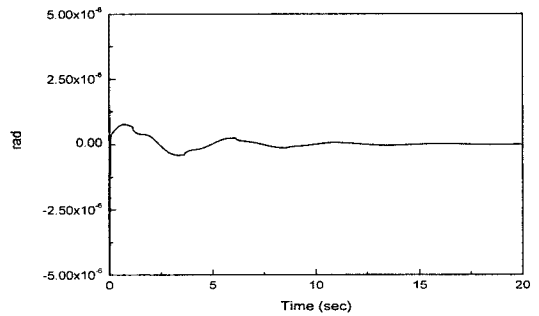


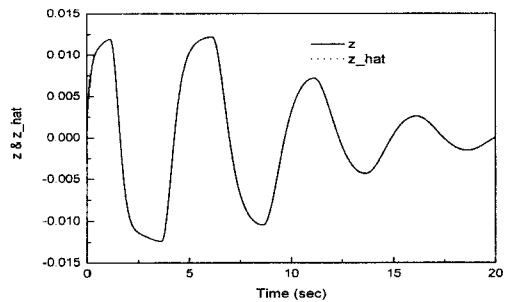
Fig. 4 Simulation results of the SMC system for case 1: tracking command input and output



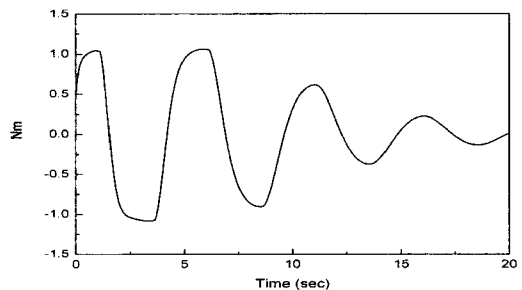
(a) Tracking command input and output



(b) Tracking error



(c) Friction state z and \hat{z}



(d) Control input

Fig. 5 Simulation results of the SOB system for case 1

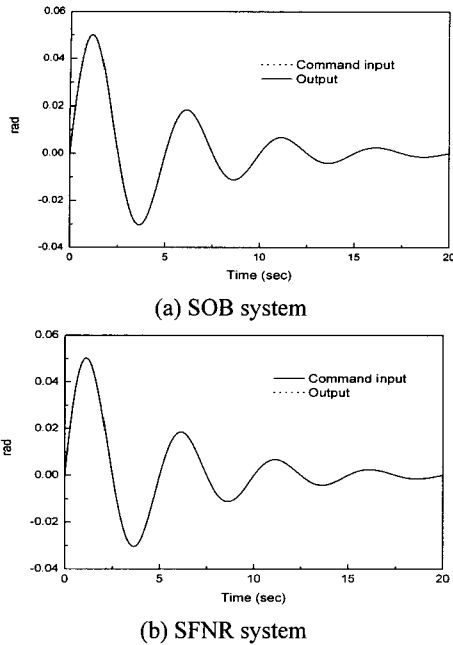
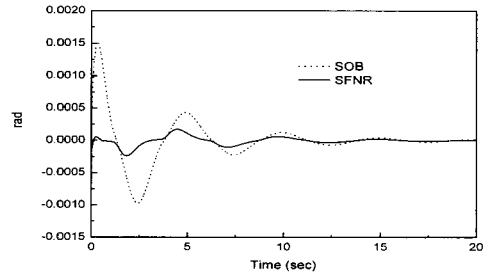


Fig. 6 Simulation results for case 2: command input and output

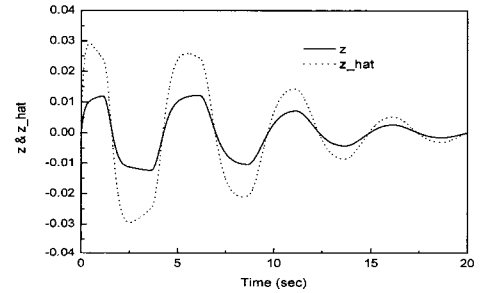
퍼지신경망을 2 개의 입력, 5 개의 멤버십 함수, 5 개의 규칙, 1 개의 출력망으로 구성하였다. 가우스 함수의 변수는 각 입력에 대해 최대값으로 초기화하였고 가중함수들은 랜덤 (random)값으로 초기화하였다. 각 제어기에 대해 공통되는 제어기 설계상수는 비교를 위해 동일한 값을 유지하였다. 먼저 경우 1 에 대해 위치추종 결과가 Fig. 4 에 제시되어 있다. SMC 제어기는 마찰의 영향을 제대로 보상하지 못하고 있다. 만일 성능을 좋게 하기 위해 제어기 게인을 무리하게 증가시키면 채터링이 증가하거나 시스템 안정도가 저하될 수 있다. Fig. 5 는 SOB 시스템에 대한 위치 추종 시뮬레이션 결과를 나타낸다. Fig. 5(c)에 제시된 결과에서 제안한 마찰상태 추정기는 매우 정확하게 미지의 마찰상태변수를 추정하고 있으며 따라서 Fig. 5(a), (b)에 보이는 바와 같이 매우 좋은 위치 추종 성능을 Fig. 5(d)의 제시된 것처럼 적절한 제어 입력하에 보여주고 있다.

그러나 경우 2 에 대해 시뮬레이션을 SOB 와 SFNR 시스템에 대해 수행한 결과는 Fig. 6, 7 에 제시되어 있다. SFNR 시스템이 마찰 파라미터의 200%변화에 대해 더 강인한 성능을 보이고 있음을 Fig. 7 의 (a)에서 알 수 있으며 그 이유는 Fig. 7 의 (b), (c)에서 나타나듯이 마찰 상태 관측기가 마

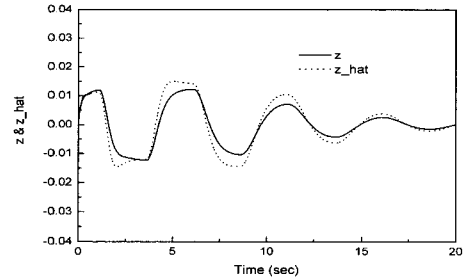
찰 파라미터의 변화에 대해 SFNR 시스템이 SOB 와 유사한 제어입력을 유지하면서 잘 대응하고 있다. 그래서 제안한 SFNR 시스템은 마찰 상태변수의 추정성능 뿐만 아니라 시스템 파라미터의 변화에 더 강인한 성능을 갖고 있음을 알 수 있다.



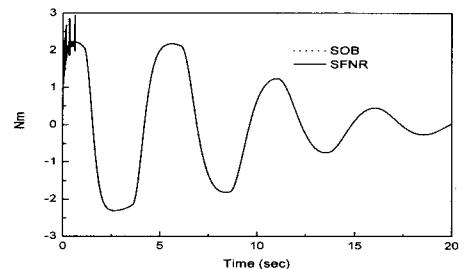
(a) Tracking errors of the SOB and SFNR system



(b) Friction state z and \hat{z} of the SOB system



(c) Friction state z and \hat{z} of the SFNR system



(d) Control input of the SOB and SFNR system

Fig. 7 Simulation results of the SOB and SFNR system for case 2

3.2 실험결과

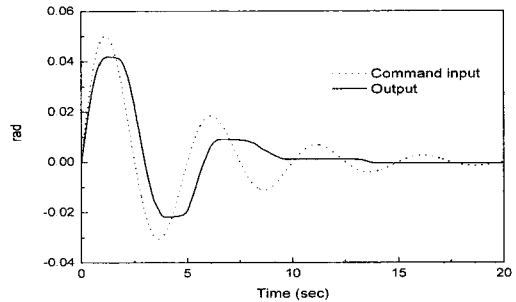
시뮬레이션을 통해 나타난 결과들을 다시 입증하기 위해 실시간 실험을 수행하였다. 제어 알고리즘은 'Turbo-C'를 이용하여 프로그램을 작성하여 MS-DOS 모드에서 구현하였다. 제어입력은 DR8330 데이터 수집보드를 통해 DC 모터 드라이브로 전달하였다. 엔코더의 위치정보는 PCL-833 엔코더 카운터보드를 통해 컴퓨터로 전달하였다. 샘플링 시간은 실시간 계산속도를 감안하여 4ms 로 정하였다. Table 2 에 하드웨어 사양이 제시되어 있다. 위치추종 명령입력은 시뮬레이션의 경우와 동일하게 선정하였고 SMC, SOB, 그리고 SFNR 제어기를 이용하여 동일한 제어계인을 유지하면서 실험을 수행하였다.

Table 2 Specification of system components of the control system

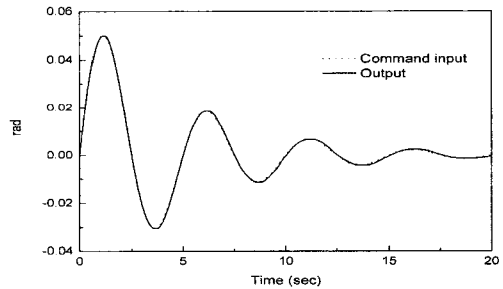
Item	Specification
IBM PC	Pentium II, MS-DOS, C-language
Data Acquisition board	DR8330, DA resolution : 12 bits
Encoder counter board	PCL-833, Resolution : 32bits
Motor driver	FDD-106PD
DC servo motor	300W, 3000rpm
Encoder	ITD 21 B14, resolution 40000puls/rev
Ball-screw	THK, C0 grade

Fig. 8 에 각 제어기의 위치 추종결과가 제시되어 있다. (a)의 SOB 제어기의 경우 시뮬레이션의 경우와 동일한 경향을 보이고 있으며 마찰값을 제대로 보상하지 못하고 있음을 알 수 있다. (b), (c)의 경우 마찰상태 관측기를 이용하고 있어서 마찰에 의한 영향을 잘 보상하고 있음을 알 수 있다. 그러나 위치 추종오차를 비교한 결과 SFNR 제어기가 불확실한 시스템 마찰 특성에 더 강인성을 갖고 있음을 Fig. 9 의 (a)에서 확인할 수 있다. 이 결과는 시뮬레이션과 동일한 경향을 나타내고 있음을 보여주고 있다. 이것은 Fig. 9 (b)에 제시된 바와 같이 SNFR 시스템의 마찰 상태변수 관측값의 변동이 Fig. 7 (c)의 시뮬레이션의 경우과 같이 SOB 시스템보다 작게 변동하고 있어 시스템 불확실성

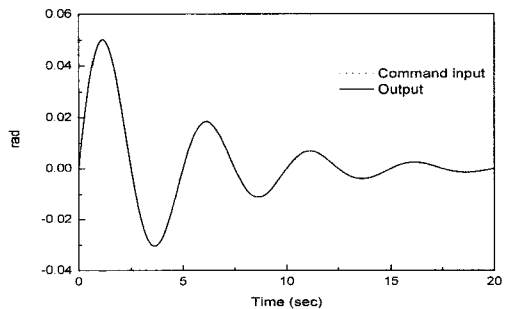
을 제어기에서 흡수하고 있음을 알 수 있다. 따라서 SFNR 제어기법은 마찰력의 추종뿐만 아니라 시스템 동적특성의 변화에 대해서도 강인한 특성을 갖고 있다는 시뮬레이션과 실험을 통해 입증하였다.



(a) SMC system



(b) SOB system



(c) SFNR system

Fig. 8 Experimental results: command input and output

4. 결론

본 논문에서는 비선형 마찰을 갖는 서보 시스템에 대해 강인한 제어기를 설계하는 기법을 제시하였다. 슬라이딩 모드 제어기를 기본 제어기로 선정하여 강인한 마찰상태 관측기를 설계하고 시스템 불확실성에 대한 퍼지신경망 근사화, 그리고

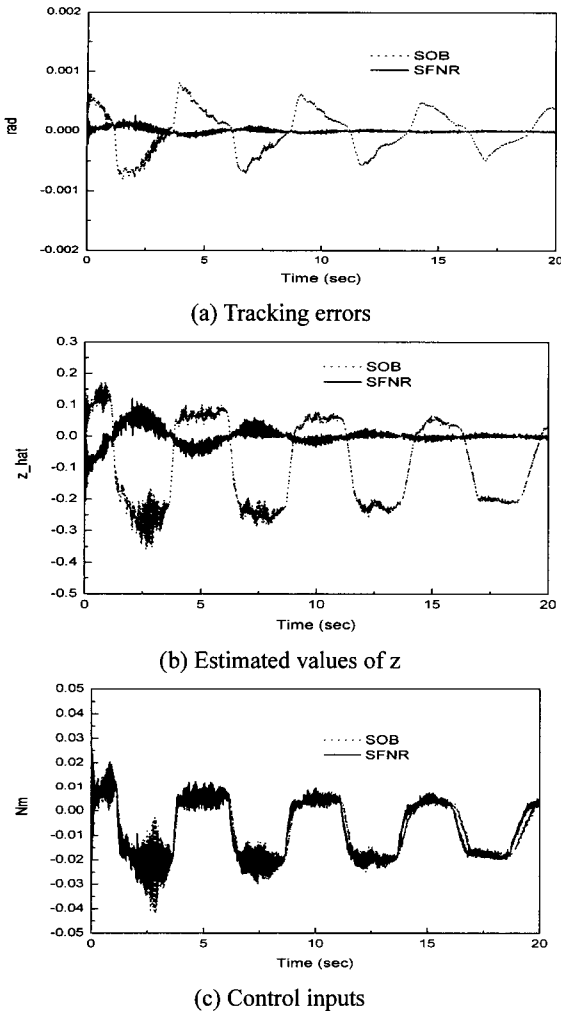


Fig. 9 Experimental results of the SOB and SFNR system

근사오차 추정기를 설계하였다. 볼-스크류와 DC 모터로 구성되는 서보시스템에 대해 컴퓨터 시뮬레이션과 실험을 수행한 결과 제안한 제어기법은 단순한 슬라이딩 모드제어기나 강인성을 고려하지 않는 마찰상태 관측기 제어기법에 비해 시스템 마찰 파라미터의 변화 또는 미지의 동특성에 대해 강인한 위치추종 성능을 보이고 있다.

본 연구의 기여는 복잡하고 불완전한 마찰 파라미터 특성의 식별이나 조건에 따른 변화에도 불구하고 강인한 위치 추종성능을 보일 수 있음을 보여준 것이라고 할 수 있다. 본 연구는 공작기계, 로봇, EMA (Electro Mechanical Actuator), X-Y 테이블의 정밀한 위치 제어에 응용할 수 있다고 사료된다.

참고문헌

1. Canudas de Wit, C., Olsson, H. and Astrom, K. J., "A New Model for Control of Systems with Friction," IEEE Trans. on Automatic Control, Vol. 40, No. 3, pp. 419-425, 1995.
2. Dupong, P., Hayward, V., Armstrong, B. and Altpeter, J., "Single State Elasto-Plastic Friction Models," IEEE Trans. on Automatic Control, Vol. 47, No. 5, pp. 787-792, 2002.
3. Swevers, J., Al-Bender, F., Ganseman, C. and Prajogo, T., "An Integrated Friction Model Structure with Improved Structure with Improved Presliding Behavior for Accurate Friction Model Structure," IEEE Trans. on Automatic Control, Vol. 45, No. 4, pp. 675-686, 2002.
4. Al-Bender, F., Lampaert, V. and Swever, J., "The Generalized Maxwell-slip Model: A Novel Model for Friction Simulation and Compensation," IEEE Trans. on Automatic Control, Vol. 50, No. 11, pp. 1883-1887, 2005.
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, Issue 2, pp. 97-104, 2006.
6. Mayergoyz, I. D., "Mathematical models of hysteresis," Springer-verlag, 1991.
7. Lin, C. T. and Lee, C. S. G., "Neural Systems: A Neuro-Fuzzy Synergism to Intelligent Systems," Prentice-Hall, 1996.
8. Han, S. I., "The Position Tracking Control on the XY Ball-screw Drive System with the Nonlinear Dynamic Friction," J. of KSPE, Vol. 19, No. 2, pp. 51-61, 2002.
9. Leu, Y. G., Lee, T. T. and Wang, W. Y., "On-line Tuning of Fuzzy-neural Networks for Adaptive Control of Nonlinear Dynamic Systems," Systems, Man, and Cybernetics, Part B, IEEE Transactions on, Vol. 27, No. 6, pp. 1034-1043, 1997.
10. Lin, F. J., Hwang, W. J. and Wai, R. J., "A Supervisory Fuzzy Neural Network Control System for Tracking Periodic Inputs," Fuzzy Systems, IEEE Transactions on, Vol. 7, No. 1, pp. 41-52, 1997.
11. Wai, R. J. and Lin, F. J., "Fuzzy Neural Network

Sliding-mode Position Controller for Induction Servo Motor Drive," IEE proc. Electric power applications, Vol. 1146, No. 3, pp. 297-308, 1999.

12. Slotine, J. E. and Li, W., "Applied Nonlinear Control," Prentice-Hall, 1991.