

# 확률마찰특성을 갖는 비선형 기계시스템을 위한 지능형 온라인 제어시스템

論文

56-12-28

## Intelligent Online Control for Nonlinear Mechanical Systems with Random Friction Effect

曹賢哲\* · 李權純†  
(Hyun Cheol Cho · Kwon Soon Lee)

**Abstract** - This paper presents online neural control approach for nonlinear mechanical systems with random friction nature. We construct neural auxiliary control to compensate a control error in online for overcoming friction effect which reduces control performance in real-time implementation. Friction dynamics is estimated by using online least square(LS) method, which is utilized for online learning of the neural network. We accomplish computer simulation for evaluating the proposed control approach comparing offline control method to demonstrate its superiority.

**Key Words** : 신경회로망, 확률마찰, 기계시스템, 온라인 학습, 최소자승 추정법

### 1. 서 론

기계 제어시스템에서 마찰특성은 시스템 제어성능에 직접적인 영향을 주는 특성이 있다. 따라서 기계 및 제어공학자들은 주로 기계마찰 특성을 수학적 또는 해석적으로 모델링하여 제어기의 설계에 이용한다. 최근 다양한 마찰특성에 대한 해석적 모델이 연구되고 있으며 이를 적용한 기계제어시스템의 성공적인 사례가 보고되고 있다.

[1]에서 1자유도 기계시스템에 대하여 stick-slip 마찰모델을 개발하여 슬라이딩 모드기법을 이용한 장인적응제어기를 연구하였으며, [2]는 DC 모터 서보시스템의 동적 마찰특성을 모델링하였다. 또한 [3]에서 bristle 마찰모델에 대하여 비선형 기계시스템의 연속시간 제어기를 개발하였으며 이 마찰력 영향에 대한 안정성 조건을 제시하였다. 또한, 비선형 관측기와 필터를 이용하여 마찰특성에 대한 비선형제어기를 [4]에서 구현하였다. 최근엔 보다 다양한 기계시스템에 대하여 마찰특성을 고려한 제어시스템이 발표되고 있으며 그 종로봇시스템의 작동기[5], 정밀위치 기계시스템[6], 유연한 기계시스템[7] 등이 그 좋은 사례연구들이다. 또한 제어기의 이득 스케줄링[8], 반복학습 제어[9], 또한 신경회로망과 같은 지능형 기계제어시스템 등이 활발한 연구 중에 있다 [10]-[14].

위의 연구 대부분은 기계시스템의 stribbeck, static, 그리고 viscous 등의 결정론적 및 시불변 마찰모델만을 고려하였다.

이러한 모델을 이용한 제어시스템이 오프라인 실험에서 만족스러운 제어성능을 발휘한다 할지라도, 확률적(stochastic) 마찰성분이 있는 경우 실시간제어에서 예상치 못한 제어오차가 발생할 수 있으며 이것은 시스템 전체적으로 제어성능을 저하시키는 요인이다. 일반적으로 마찰력에 대한 동특성을 해석적 방법으로 완벽하게 모델링할 수 없으며 이러한 모델링 오차를 극복하기 위하여 실시간에서 적응형 방식으로 마찰력을 모델링하거나 온라인 제어학습을 통하여 이런 문제를 해결할 수가 있다[13][14].

본 논문은 마찰 기계시스템이 갖는 이러한 문제를 다루기 위하여 새로운 온라인 학습제어기를 제안한다. 기존의 마찰모델링과는 다른, 시변 확률마찰 동특성을 추정하기 위하여 윈도우기능을 갖는 온라인 LS 알고리즘을 개발하며, 이 모델링을 바탕으로 재귀형 신경회로망 제어기를 구성하게 된다. 이 관측기는 신경회로망의 최적의 제어성능을 위하여 실시간으로 마찰특성에 대한 정보를 전달한다. 본 논문에서 제안한 제어시스템은 온라인상에서 제어오차를 감소시키기 위하여 제어기의 파라미터가 적응형으로 수정된다. 또한 불확실성 요소를 갖는 마찰특성을 실시간으로 관측하여 온라인 학습 제어시스템의 구현에 이용된다. 제안한 제어기법의 성능을 검증하기 위하여 컴퓨터 시뮬레이션을 실시하였으며 기존의 제어방식과 비교분석을 하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서 시변 확률마찰 기계시스템에 대한 제어와 모델링에 대하여 문제제기를 하며, 3절에서 온라인 LS 관측기를 설계하며, 4절에서 마찰 기계시스템에 대한 신경회로망 제어기를 구성한다. 5절에서는 구성한 제어시스템의 안정성 해석을 실시하며 6절에서 온라인 신경회로망 제어기를 제안하며 7절에서 컴퓨터 시뮬레이션 결과 및 검토를, 그리고 마지막으로 8절에서 결론 및 향후 연구에 대하여 서술한다.

\* 교신저자, 正會員: 동아대학교 전기공학과 교수, 공학박사  
E-mail: kslee@dau.ac.kr

\* 正會員: 동아대학교 전기공학과 포닥연구원, 공학박사  
接受日字: 2007年 6月 29日  
最終完了: 2007年 9月 18日

## 2. 마찰특성을 갖는 기계시스템

마찰특성을 갖는 1자유도 기계시스템의 운동방정식을 다음과 같이 정의한다.

$$M\ddot{q} + f_r(\dot{q}) = f \quad (1)$$

여기서  $M$ 은 질량,  $q$ 는 시스템 변위,  $f_r$ 은 비선형 마찰력을 나타내고, 주로 속도에 대한 힘의 관계로 주어지며,  $f$ 는 제어입력을 나타낸다. 우선, 피드백선형화기법을 이용하여 제어입력을  $f$ 를 산출하면 다음과 같으며

$$f = f_r(\dot{q}) + u \quad (2)$$

PD 제어구조를 갖는 새로운 제어입력  $u$ 는

$$u = M\ddot{r} + k_d \dot{e}(t) + k_p e(t) \quad (3)$$

이다. 여기서  $r$ 은 기준 입력,  $k_p$ 와  $k_d$ 는 제어기 파라미터를 각각 나타내며, 시스템 오차  $e = r - q$ 로 정의된다. 식 (2)의 시스템 입력을 식 (1)에 대입하여 전개하면

$$M\ddot{e}(t) + k_d \dot{e}(t) + k_p e(t) = 0 \quad (4)$$

와 같으며, 시스템 오차에 대한 선형미분 방정식으로 표현할 수 있다. 이 식을 이용하여 선형 시스템 이론을 통해 주어진 제어사양에 대하여 최적의 제어 파라미터  $k_p$ 와  $k_d$ 를 결정할 수 있다. 하지만, 식 (2)에서 마찰력  $f_r(\dot{q})$ 에 대한 동특성을 정확히 알 수가 없으므로 관측기를 통해 실시간으로 추정해야 한다. 마찰 추정식을  $\hat{f}_r(\dot{q})$ 로 정의하면, 식 (2)의 제어규칙은 다음과 같이 표현되며

$$f = \hat{f}_r(\dot{q}) + u \quad (5)$$

식 (5)를 식 (1)에 대입하면 오차에 대한 동특성은 다음과 같이 전개된다.

$$M\ddot{e}(t) + k_d \dot{e}(t) + k_p e(t) + \Delta \hat{f}_r(\dot{q}) = 0 \quad (6)$$

여기서 마찰 추정오차는

$$\Delta \hat{f}_r = f_r(\dot{q}) - \hat{f}_r(\dot{q}) \quad (7)$$

이다. 실시간 구현에서 발생할 수 있는 이 마찰모델링 오차는 시스템의 불확실성으로부터 발생된다. 이 경우 앞서 결정한 제어기 파라미터  $k_p$ 와  $k_d$ 는 더 이상 최적상태가 아니며 부최적(suboptimal) 상태가 된다. 다시 말해 불확실성 요소로 인하여 발생되는 실시간 제어오차를 보상하기 위한 제어입력이 수정되어야 한다. 본 논문은 식 (6)의 시스템 방정식에 보조 제어입력  $\gamma$ 를 추가하여 바람직한 제어성능으로 보상하고자 한다. 따라서 새로운 시스템 방정식은 다음과 같이 표현된다.

$$M\ddot{e}(t) + k_d \dot{e}(t) + k_p e(t) + \Delta \hat{f}_r(\dot{q}) = \gamma \quad (8)$$

시스템 전체의 제어입력  $f$ 는 식 (5)의 제어입력에 보조 제어입력  $\gamma$ 를 추가하여 구할 수 있다. 즉,

$$f = \hat{f}_r(\dot{q}) + u + \gamma \quad (9)$$

이다. 결과적으로 시스템 섭동에 대한 시스템 구현은 다음의 세 가지 요소들을 설계하여 구성된다. 즉, 관측기, PD 제어기, 그리고 보조 제어기를 설계함으로서 구성된다. 미지의

마찰특성은 실시간에서 랜덤 시변특성을 가지므로 시스템의 전체 동특성 또한 변화하게 된다. 이런 환경적 변화에 의한 제어성능의 개선을 위하여 본 논문은 온라인 적용 관측기와 시스템 환경 변화에 대응하는 적용형 보조 제어기를 제안한다.

## 3. 적용형 최소자승법 기반 관측기 설계

이 절에서 재귀형(recursive) 최소자승법(LS)을 이용한 온라인 마찰 관측기를 설계한다. 우선, LS 알고리즘을 적용하기 위하여, 변수 분리법을 이용하면 시스템 상태변수는 다음과 같이 주어진다.

$$\begin{aligned} q_1 &= q_2 \\ \dot{q}_2 &= \frac{1}{M}(f - \hat{f}_r(q_2)) \end{aligned} \quad (10)$$

차분 근사화(difference approximation) 기법을 통해 식 (10)은 다음과 같은 이산화 모델을 주어진다.

$$\begin{aligned} \Delta q_1(k) &= h q_2(k) \\ \Delta q_2(k) &= \frac{h}{M}[f(k) - \hat{f}_r(q_2(k))] \end{aligned} \quad (11)$$

여기서  $k$ 는 이산시간,  $h$ 는 샘플링 주기를 나타내며

$$\Delta q_i(k) = q_i(k) - q_i(k-1), \quad i=1,2$$

이다. 일반적으로 비선형 방정식을 이산화할 경우 근사화 오차가 발생하며 이것은 본 논문에서 제안하는 온라인 LS 알고리즘을 통해 실시간으로 오차를 줄일 수 있다. 우선, 식 (11)의 마찰력에 대한 수식을 다음과 같은  $N$ 차수의 다항식으로 정의할 수 있다[15].

$$\hat{f}_r(q_2(k)) = \sum_{i=1}^N \theta_i q_2^{i-1}(k) \quad (12)$$

이 다항식을 식 (11)에 적용하면 식 (11)의 두 번째 항은 다음과 같이 전개된다.

$$\frac{\Delta q_1(k) - \Delta q_1(k-1)}{h^2 M} = - \left[ \sum_{i=1}^N \theta_i \left( \frac{\Delta q_1(k)}{h} \right)^{i-1} \right] + f(k) \quad (13)$$

이 방정식으로부터 LS 알고리즘을 적용하면 다음과 같은 파라미터 추정규칙이 산출된다.

$$\hat{\theta} = (H^T H)^{-1} H^T Z \quad (14)$$

여기서

$$\hat{\theta} = [\hat{\theta}_1 \ \hat{\theta}_2 \ \dots \ \hat{\theta}_N]^T \quad (15)$$

$$H = \begin{bmatrix} 1 \left( \frac{\Delta q_1(1)}{h} \right) \dots \left( \frac{\Delta q_1(1)}{h} \right)^{N-1} \\ 1 \left( \frac{\Delta q_1(2)}{h} \right) \dots \left( \frac{\Delta q_1(2)}{h} \right)^{N-1} \\ \vdots \quad \vdots \quad \vdots \\ 1 \left( \frac{\Delta q_1(n)}{h} \right) \dots \left( \frac{\Delta q_1(n)}{h} \right)^{N-1} \end{bmatrix} \quad (16)$$

$$Z = \frac{1}{Mh^2} \begin{bmatrix} \Delta q_1(1) - \Delta q_1(0) - f(1) \\ \Delta q_1(2) - \Delta q_1(1) - f(2) \\ \vdots \\ \Delta q_1(n) - \Delta q_1(n-1) - f(n) \end{bmatrix} \quad (17)$$

또한 행렬  $H$ 는 전 랭크(full-rank)로 간주하며 그렇지 않을 경우 식 (14)를 Moore-Penrose pseudoinverse로 대처할 수 있다. 이 추정알고리즘은 시간  $k$ 동안의 모든 관측 데이터를 사용하는 것으로 유한개의 데이터 집합을 갖는 오프라인 연산에 적합하다. 하지만, 실시간 구현에 있어 현재시간  $k$ 이전의 모든 데이터 집합이 항상 필요한 것은 아니다. 즉 유한개의 관측 데이터만으로 충분히 파라미터 추정에 적용할 수 있으며 이것은 이전의 데이터 값을 저장하는 메모리의 공간을 절약하는 뿐만 아니라 연산속도도 개선시킬 수가 있다. 본 논문은 식 (14)의 추정식에 슬라이딩 윈도우  $N_w > 0$ 을 적용하여 데이터의 양을 선택할 수 있다. 따라서, 윈도우 변수  $N_w$ 를 적용하면 식 (16)과 식 (17)의 행렬  $H$ 와  $Z$ 는 각각 다음과 같이 수정된다.

$$H = \begin{bmatrix} 1 \left( \frac{\Delta_1(k-N_w+1)}{h} \right) \dots \left( \frac{\Delta_1(k-N_w+1)}{h} \right)^{N-1} \\ 1 \left( \frac{\Delta_1(k-N_w+2)}{h} \right) \dots \left( \frac{\Delta_1(k-N_w+2)}{h} \right)^{N-1} \\ \vdots \quad \vdots \quad \vdots \\ 1 \quad \left( \frac{\Delta_1(k)}{h} \right) \quad \dots \quad \left( \frac{\Delta_1(k)}{h} \right)^{N-1} \end{bmatrix} \quad (18)$$

$$Z = \frac{1}{Mh^2} \begin{bmatrix} \Delta_1(k-N_w+1) - \Delta_1(k-N_w) - f(k-N_w+1) \\ \Delta_1(k-N_w+2) - \Delta_1(k-N_w+1) - f(k-N_w+2) \\ \vdots \\ \Delta_1(k) - \Delta_1(k-1) - f(k) \end{bmatrix} \quad (19)$$

여기서  $k > N_w$ 의 경우 온라인 연산이 가능하며, 그렇지 않은 경우는 식 (16)과 식 (17)를 사용해야 한다. 또한 overdetermine한 해를 갖기 위하여  $N_w$ 가 파라미터의 개수보다 충분히 커야 한다.

#### 4. 신경망 보조 제어기

앞 절에서 설명한 바와 같이, 시스템 섭동에 대한 제어오차를 보상하기 위한 보조 제어입력  $\gamma$ 가 요구되며, 본 논문은 신경회로망 기법을 적용하여 보조제어기를 설계한다. 신경회로망 보조제어기는 시간지연을 갖는 출력 신호가 입력으로 궤환되는 재귀형 신경망으로 하였으며 그 구조는 그림 1과 같다. 그림 1의 신경망 모델은 단층 퍼셉트론과 IIR 필터가 직렬로 연결된 SLP-IIR 형태이다. 이 모델은 특히 안정성 문제가 확보되어야 제어시스템 응용에 매우 유용하다. 그림 1의 신경망 모델에 대한 동특성은 다음과 같이 표현된다.

$$y(k) = \sum_{i=1}^m a_i y_i + \sum_{j=1}^n b_j x_j \quad (20)$$

여기서

$$y_i = y(k-i), \quad i = 1, \dots, m, \quad x_j = x(k-j), \quad j = 2, \dots, n$$

이며,  $a$ 와  $b$ 는 IIR 필터의 가중치 벡터를 나타낸다. 또한 그림 1에서 SLP의 출력은 다음과 같은 선형으로 표현된다.

$$x_1 = w_1 e + w_2 \dot{e} + w_3 \ddot{e} \quad (21)$$

비선형 활성화 함수를 식 (20)에 적용하면 보조제어 입력으로서의 신경회로망의 최종 출력은 다음과 같다.

$$\gamma = \phi(y(k)) \quad (22)$$

신경회로망 학습은 다음의 목적함수를 최소화하기 위한 것으로 이루어지며

$$J = \frac{1}{2} e^2 = \frac{1}{2}(r - q)^2 \quad (23)$$

이것은 최적화 기법을 적용하여 학습알고리즘이 전개된다. 본 논문은 최적화 기법으로 최급강화법을 적용하면, 그림 1의 신경회로망 파라미터 학습규칙은 다음과 같이 전개된다.

$$\begin{aligned} w_i(k+1) &= w_i(k) - \eta \frac{\partial J}{\partial w_i} \\ &= w_i(k) - \eta \frac{\partial J}{\partial e} \frac{\partial e}{\partial q} \frac{\partial q}{\partial f} \frac{\partial f}{\partial \gamma} \frac{\partial \gamma}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial x_1} \frac{\partial x_1}{\partial w_i} \\ &= w_i(k) + \eta e \frac{\partial q}{\partial f} \phi'(y(k)) \beta_1 \frac{\partial x_1}{\partial w_i} \end{aligned} \quad (24)$$

여기서

$$\begin{aligned} \frac{\partial x_1}{\partial w_i} &= \begin{cases} e(k) & \text{if } i=1 \\ e(k) & \text{if } i=2 \\ 1 & \text{그 외} \end{cases} \\ a_i(k+1) &= a_i(k) - \eta \frac{\partial J}{\partial a_i} \\ &= a_i(k) - \eta \frac{\partial J}{\partial e} \frac{\partial e}{\partial q} \frac{\partial q}{\partial f} \frac{\partial f}{\partial \gamma} \frac{\partial \gamma}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial a} \\ &= a_i(k) + \eta e \frac{\partial q}{\partial f} \phi'(y(k)) x_i \end{aligned} \quad (25)$$

$$\begin{aligned} b_i(k+1) &= b_i(k) - \eta \frac{\partial J}{\partial b_i} \\ &= b_i(k) - \eta \frac{\partial J}{\partial e} \frac{\partial e}{\partial q} \frac{\partial q}{\partial f} \frac{\partial f}{\partial \gamma} \frac{\partial \gamma}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial b_i} \\ &= b_i(k) + \eta e \frac{\partial q}{\partial f} \phi'(y(k)) x_i \end{aligned} \quad (26)$$

식 (24) ~ 식 (26)에서 시스템 자코비안  $\partial q / \partial f$ 는 비선형 시스템에 대하여 일반적인 해석적 방법으로 구하기가 어려우며 [16], 본 논문에서는 다음과 같은 근사식을 이용한다.

$$\begin{aligned} \frac{\partial q}{\partial f} &\approx \frac{q(k) - q(k-1)}{f(k) - f(k-1)} \\ &= h \left\{ q_2(k-1) \frac{h}{m} \left[ \left( \sum_{i=1}^M \hat{\theta}_i \hat{q}_2^{-1}(k) \right) - f(k) \right] \right\} \end{aligned} \quad (27)$$

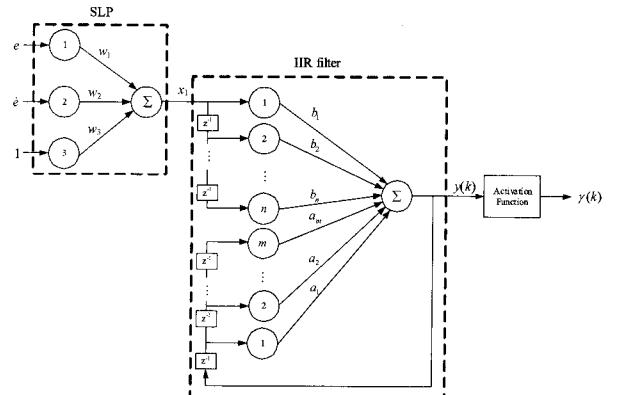


그림 1 SLP-IIR 신경회로망 보조 제어기의 구조

Fig. 1 Structure of a SLP-IIR neural auxiliary controller

## 5. 시스템 안정성 해석

앞서 서술한 마찰 기계 시스템과 제안한 동적 신경회로망 시스템에 대하여 리아푸노브 이론을 적용하여 안정성 해석을 실시한다. 우선, 기계시스템에 대하여, 2차 미분방정식을 갖는 식 (6)의 시스템 방정식에서 마찰항이 없는 경우, 시스템 파라미터  $M, k_p, k_i$ 는 각각 양수이므로 이 시스템은 점근적(asymptotically) 안정임을 쉽게 알 수 있다. 하지만, 마찰동특성을 포함하는 시스템의 안정성 판별은 쉽지가 않다. 따라서, 본 논문은 다음의 global ultimate boundedness 이론을 적용하여 안정성의 범위를 추정할 수가 있다.

**정리 1 (global ultimate boundedness)** 동적 시스템 방정식이  $\dot{x} = f(t, x)$ 와 같은 연속 미분방정식으로 주어질 때 이 시스템의 해(solution)에 대한 특성을 경계치 이론을 적용하여 다음의 세 가지 결론을 얻을 수 있다[17].

1) 어떤  $\alpha \in (0, c), c > 0$ 에 대하여  $\theta = \theta(\alpha) > 0$ 를 만족하여

$$\|x(t_0)\| \leq \alpha \Rightarrow \|x(t)\| \leq \theta, \forall t \geq t_0$$

가 성립되면 uniform bound라고 하며

- 2) 매우 큰 값의 어떤  $\alpha$ 에 대하여 위의 조건을 만족하면 globally uniform bound라고 한다.
- 3) 또한, 어떤 양수  $\beta, c$ 에 대하여  $\alpha \in (0, c), T = T(\alpha, \beta) \geq 0$  일 때  $\|x(t_0)\| \leq \alpha \Rightarrow \|x(t)\| \leq \beta, \forall t \geq t_0 + T$  를 만족하면 경계치  $\beta$ 안에서 uniformly ultimate bound라고 한다. ■

다시 말해, 정리 1로부터 어떤 시스템 동특성이 전반적으로 ultimate bound하다면 이 시스템은 리아푸노브 안정하다는 결과를 얻는다. 본 논문의 시스템에 대하여 이 이론을 적용하기 위하여, 우선 오차변수를  $e_1 = e$ 와  $e_2 = \dot{e}$ 로 정의한 후 리아푸노브 함수를 다음과 같이 정의한다.

$$V = (e_1^2 + e_2^2)/2$$

또한 미분식은

$$\dot{V} = -\frac{1}{M}k_d e_2^2 - \left(\frac{1}{M}k_p - 1\right)e_1 e_2 - \frac{1}{M}\Delta f_r e_2 \quad (28)$$

로 전개된다. 여기서 실제 마찰력  $f_r$ 은 유한(bounded)하다고 가정하면 마찰 추정식  $\hat{f}_r$ 은 수렴함을 정리 1로부터 알 수 있다. 또한  $\Delta f_r$ 이 마찬가지로 유한하며, 즉  $|\Delta f_r| > 0$ 이므로 다음과 같은 관계식을 갖는다.

$$\dot{V} = -\frac{1}{M}k_d e_2^2 < 0, \forall |e_1| \geq \frac{|\Delta f_r|}{M - k_p} > 0 \quad (29)$$

여기서  $0 < k_p < M$ . 따라서 정리 1로부터 이 리아푸노브의 해는 globally uniformly ultimately bound이며 따라서 마찰기계 시스템은 점근적 안정임이 입증된다. 다음으로 동적 신경회로망의 안정성 해석은 그림 1의 IIR 신경망의 동특성을 이용하여 시스템 안정성을 해석할 수 있다. 우선 식 (20)의 관계를 차분방정식 형태로 나타내면 다음과 같으며

$$\begin{aligned} y(k) - a_1 y(k-1) - \cdots - a_{M_1} y(k-m) \\ = b_0 x(k-1) + \cdots + b_{M_2+1} x(k-n-1) \end{aligned} \quad (30)$$

또한 폐루프 전달함수에 대하여 z변환을 실시하면 다음과 같이 표현된다.

$$\frac{Y(z)}{X(z)} = \frac{b_0 + b_1 z^{-1} + \cdots + b_{n+1} z^{-(n+1)}}{1 - a_1 z^{-1} - \cdots - a_m z^{-m}} \quad (31)$$

여기서 특성방정식은

$$z^m - a_1 z^{m-1} - \cdots - a_m = 0 \quad (32)$$

이다. 선형 시스템 이론을 통해, 식 (31)의 전달함수에 대한 극점 또는 식 (32)에 대한 특성방정식의 고유치가 Z 평면상에서 단위원의 내부에 존재하여야 시스템이 안정함을 알 수 있다. 반대로, 단위원 외부에 시스템 극점 또는 고유치가 존재하면 신경회로망 동특성이 불안정함을 의미한다. 이런 특성을 통해 식 (30)에 주어진 시스템 파라미터의 범위를 결정할 수 있으며 이것은 IIR 신경회로망의 안정성을 보장할 수 있다. 예를 들어, 2차 IIR 신경망에 대해 즉, 식 (30)에서  $m=2$ 인 경우 시스템의 안정성 조건을 검토해보자. 이 경우 특성방정식은  $z^2 - a_1 z - a_0 = 0$  가 되며 안정하기 위한 시스템 파라미터  $a_0$ 와  $a_1$ 에 대한 필요충분조건은  $0 < 1 + a_1 - a_0, 0 < 1 + a_0, 0 < 1 - a_1 - a_0$  가 된다[18]. 이 조건은 설계단계에서 안정한 신경회로망 제어기를 구성하는데 이용된다. 고차 IIR 신경회로망의 안정성 해석은 보다 복잡한 과정을 거치므로 본 논문은 2차 IIR 구조의 신경회로망 제어기를 설계하고자 한다. 식 (31)의 전달함수에 대하여 영점은 IIR 신경망의 시간 응답과 신경회로망 제어의 전체 성능에 직접적인 영향을 미치므로 학습과정에서 적합한 값으로 설정되어야 한다. 영점에 해당되는 신경회로망 파라미터  $b_i, i=0, \dots, n+1$ 은 온라인 학습과정에서 제어오차를 줄이기 위한 목적으로 실시간으로 생성된다.

## 6. 온라인 신경회로망 제어

신경회로망 파라미터는 주어진 시스템 환경에 대하여 최적의 제어성능을 반영하기 위하여 오프라인 학습을 통해 최적의 값으로 설정되며, 제어기의 강인성 및 적용성도 함께 이루어진다. 하지만, 실시간 구현에서 오프라인 학습시 경험하지 못한 시스템 환경이나 변화에 대하여 더 이상 최적의 상태로 구현되지 않으며 부최적(suboptimal)의 상태로 저하된다. 특히, 마찰시스템의 경우에는 마찰력에 대한 시스템의 불확실성 요소가 심한 경우 제어기의 성능은 심각하게 저하될 수도 있다. 이러한 문제점으로 인해 발생되는 실시간 제어오차는 온라인 제어기를 통하여 어느 정도 보상할 수가 있다. 일반적으로 시스템 환경적 변화는 주로 시스템 섭동, 모델링 오차, 또는 확률시스템의 비정치 확률특성을 둘 수가 있다.

실시간 오차의 감소를 위한 앞서 구성한 신경회로망 보조 제어기의 일부 파라미터의 값을 실시간으로 수정한다. 즉, IIR 신경회로망에서 시스템 안정성에는 영향을 끼치지 않고 시스템 응답특성에만 그 영향이 있는 파라미터만을 수정하는 방식이다. 다시 말해, 그림 1에서 IIR 파라미터  $b$ 는 시스템 안정성에는 영향을 끼치지 않음을 알 수 있으며 따라서 온라인 학습에서 기준 입력값을 추종하는데 사용된다. 그림 2는 본 논문에서 제안한 신경회로망 제어기의 온라인 학습

에 대한 개념을 그림으로 보여준다.

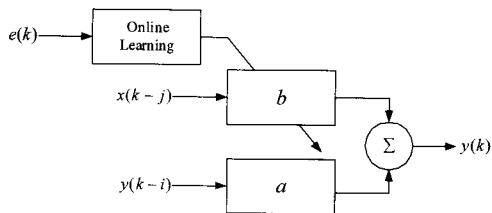


그림 2 신경회로망 제어기의 온라인 학습

Fig. 2 Online learning of a neural network controller

## 7. 시뮬레이션 결과 및 검토

제안한 제어알고리즘의 성능을 검증하기 위하여 컴퓨터 시뮬레이션을 실시하였으며 기존의 제어기법과 비교분석하였다. 시뮬레이션에 적용한 기계시스템의 마찰특성은 다음과 같이 표현되는 랜덤성분을 갖는 stick-slip 형태의 모델로 설정하였다.

$$f_r(q) = \{d_0 + d_1 e^{-h_1|q|} + d_2 (1 - e^{-h_2|q|})\} \operatorname{sgn}(q) \quad (33)$$

여기서  $d_0, d_1, d_2, h_1, h_2$ 는 마찰모델의 파라미터를 각각 나타내며 uniform 확률분포를 갖는 확률변수로 정의하였으며 그 범위는 다음과 같다.

$$d_0 = [0, 1], d_1 = [0, 2.2], d_2 = [0, 1.8], h_1 = [0, 1], h_2 = [0, 0.0012]$$

그림 3은 위 파라미터 값에 대한 식 (33)의 마찰모델에 대한 동특성을 보여준다. 식 (8)의 시스템에서 신경회로망의 오프라인 학습시 적용된 시스템 파라미터는  $M=1[\text{kg}]$ 로 설정하였으며, 식 (18)과 식 (19)의 윈도우 크기는  $N_w=10$ 으로 선택하였으며 또한 관측기의 모델은 5차식( $N=5$ )으로 하였다. 이런 값들은 반복적인 시뮬레이션을 통해 최적의 값으로 선정되었다. 식 (6)의 PD 제어기의 파라미터는 [13]을 참조하여 설정하였으며  $k_p=0.5$ 와  $k_i=1.8$ 로 각각 설정하였다. 신경회로망의 구조는 오프라인 반복학습을 통해 최적의 제어성을 반영하는 구조를 선택하였다. 즉, 그림 1에서  $m=2, n=3$ 으로 하였으며 양극성 시그모이드를 활성화 함수로 적용하였다. 신경회로망의 가중치는 최적의 제어성을 반영할 때까지 반복학습을 통하여 선정하였다.

위에서 설정한 시뮬레이션 시나리오에 대하여 기존의 PD 제어기법과 제안한 신경회로망 제어기를 각각 적용하여 시뮬레이션을 실시하였다. 식 (8)의 오차에 대한 미분방정식을 MATLAB®를 이용하여 시스템의 응답을 과정으로 도시하였다. 그림 4는 두 제어기에 대한 시스템 응답에 대한 과정을 보여준다. 이 결과로부터 PD 제어기의 경우 초기 제어시간에서 상당한 크기의 진동을 갖는 과도응답을 보이고 있으며 정상상태에서도 비교적 큰 진폭을 갖는 것을 알 수 있다. 반면, 신경회로망 제어기를 적용하였을 경우 제어성이 월등히 개선되었음을 알 수 있다. 과도응답이나 정상상태응답구간에서 거의 0에 가까운 시스템 오차를 보여준다. 또한 리플현상은 시스템에 가해지는 랜덤마찰성분으로 인한 것이며 확률시스템에서는 아주 자연스러운 응답특성이다. 종합적으로, 제안한 신경회로망 제어기법이 이 랜덤마찰 시스템에 만족스럽게 동작하고 있음을 시뮬레이션을 통해 알 수가

있다.

다음으로, 시스템의 환경 변화에 대한 신경회로망의 온라인 적응성 검증에 대하여 시뮬레이션을 실시하였다. 이번에는 식 (8)의 시스템 방정식에서  $M=10[\text{kg}]$ 으로 다시 선정하여 시스템 환경을 변화시켰으며, 신경회로망의 초기상태는 오프라인 학습을 통해 설정한 값을 그대로 이용하였다. 모든 시뮬레이션 시나리오는 앞의 경우와 같으며 앞서 구현한 오프라인 신경회로망과 온라인 신경회로망 제어기를 각각 시뮬레이션을 실시하여 그 성능을 비교분석하였다. 그림 5는 두 신경회로망 제어기에 대한 시스템 응답을 각각 보여준다. 이 과정으로부터 온라인 제어기의 성능이 월등히 나은 것을 알 수 있으며, 오프라인의 경우 앞서 실시한 시뮬레이션의 결과보다 제어성능이 상당히 저하되었음을 알 수 있다. 하지만, 온라인 제어의 경우 높은 주파수를 갖는 아주 작은 크기의 비주기 과정을 관측할 수 있으며, 오버슈트 현상이 거의 없는 응답을 볼 수 있다. 특히 상승시간이 앞서 실시간 시뮬레이션의 결과보다 다소 증가되었음을 볼 수 있다. 이런 현상은 시스템 환경 변화로 인한 아주 자연스러운 특성으로 볼 수 있다. 이 시뮬레이션 결과를 통해 시변 확률마찰 기계시스템에 대해서도 또한 온라인 신경회로망이 만족스러운 성능을 발휘함을 알 수가 있다.

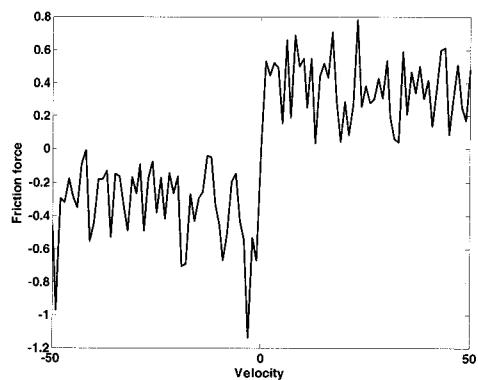


그림 3 시스템 속도에 대한 랜덤마찰 과정

Fig. 3 Curve of random friction vs velocity of system

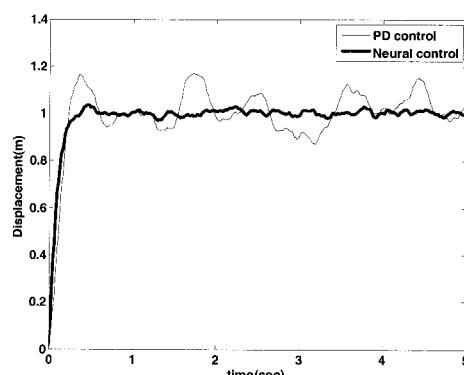


그림 4 PD 제어기와 신경회로망 보상제어에 대한 시스템 응답과정

Fig. 4 System responses of PD control and neural network control

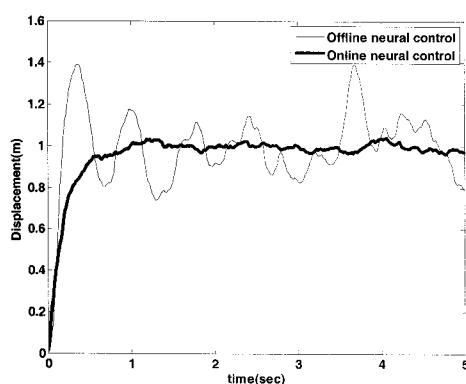


그림 5 오프라인 및 온라인 신경회로망 제어에 대한 시스템 응답파형

Fig 5 System responses of offline and online neural controls

## 8. 결 론

기계 제어시스템에서 마찰특성은 제어성능에 직접적인 연관이 있는 중요한 고려사항으로서 이 특성에 대한 정확한 보상없이는 바람직한 시스템 응답을 얻기가 힘들다. 또한 일반적으로 마찰특성은 실시간에서 확률성분을 가지므로 제어하기가 다소 까다롭다. 본 논문은 이런 문제점을 해결하기 위하여 신경회로망 보조제어기를 구성하였으며 실시간에서 제어오차를 감소하기 위한 온라인 학습 제어시스템을 제안하였다. 또한 LS 알고리즘을 이용하여 구현한 마찰모델은 온라인 제어기를 구성하는데 있어 중요한 요소로 작용하였다. 시뮬레이션을 통해 기존의 제어방법에 대하여 월등한 성능의 개선을 검증하였으며, 제안한 제어기법의 타당성 또한 입증하였다. 향후 연구로는 보다 복잡한 다자유도 기계 시스템에 본 제어시스템을 적용하여 실시간 구현 시에도 만족스런 제어성능을 검증하고자 한다.

### 감사의 글

본 논문은 정부(과학기술부)의 재원으로 한국과학재단의 국가지정연구실사업으로 수행된 연구임 (R0 A-2003-000-10303-0).

### 참 고 문 현

- [1] S.-W. Lee and J.-H Kim, "Robust adaptive stick-slip friction compensation," *IEEE Trans. on Industrial Electronics*, vol. 42, no. 5, pp. 474-479, 1995.
- [2] C. Canudas de Wit and P. Lischinsky, "Adaptive friction compensation with partially known dynamic friction model," *Int. J. of Adaptive Control & Signal Processing*, vol. 11, pp. 65-80, 1997.
- [3] R. Hirschorn and G. Miller, "Control of nonlinear systems with friction," *IEEE Trans. on Control Systems Technology*, vol. 7, no. 5, pp. 588-595, 1999.

- [4] P. Vedagarbha, D. Dawson, and M. Feemster, "Tracking control of mechanical systems in the presence of nonlinear dynamic friction effects," *IEEE Trans. on Control Systems Technology*, vol. 7, no. 4, pp. 446-456, 1999.
- [5] J.-S. Chen and J.-C. Juang, "A robust friction control scheme of robot manipulators," *Int. Conf. on Robotics & Automation*, pp. 3266-3271, 2003.
- [6] K. Sato, K. Nakamoto, and A. Shimokohbe, "Practical control of precision positioning mechanism with friction," *Precision Engineering*, vol. 28, pp. 426-434, 2004.
- [7] J.-J. Kim and T. Singh, "Controller design for flexible systems with friction: Pulse Amplitude Control," *J. of Dynamic Systems, Measurement, & Control*, vol. 127, 336-344, 2005.
- [8] C. Vivas, F. R. Rubio, and C. Canudas de Wit, "Gain-scheduling control of systems with dynamic friction," *IEEE Conf. on Decision & Control*, pp. 89-94, 2002.
- [9] M.-S. Tsai, M.-T. Lin, and H.-T. Tau, "Development of command-based iterative learning control algorithm with consideration of friction, disturbance, and noise effects," *IEEE Trans. on Control Systems Technology*, vol. 14, no. 3, pp. 511-518, 2006.
- [10] S. N. Huang, K. K. Tan, and T. H. Lee, "Adaptive friction compensation using neural network approximation," *IEEE Trans. on Systems, Man, & Cybernetics: Part C*, vol. 30, no. 4, pp. 551-557, 2000.
- [11] Y. H. Kim and F. L. Lewis, "Reinforcement adaptive learning neural-net-based friction compensation control for high speed and precision," *IEEE Trans. on Control Systems Technology*, vol. 8, no. 1, pp. 118-126, 2000.
- [12] C. Hinta, B. Angerer, and D. Scroder, "Online identification of a mechatronic systems with structured recurrent neural networks," *IEEE Int. Symposium on Industrial Electronics*, pp. 288-293, 2002.
- [13] R. Selmic and F. Lewis, "Neural-network approximation of piecewise continuous functions: Application to friction compensation," *IEEE Trans. on Neural Networks*, vol. 13, no. 3, pp. 745-751, 2002.
- [14] M. Ciliz and M. Tomizuka, "Neural network based friction compensation in motion control," *Electronics Letters*, vol. 40, no. 12, pp. 752-753, 2004.
- [15] B. Armstrong-Helouvry, P. Dupont, and C. Canudas-de-wit, "A survey of models, analysis tools and compensation methods for the control of machines with friction," *Automatica*, vol. 30, no. 7, pp. 1083-1138, 1994.

- [16] M. Saerens and A. Soquet, "Neural controller based on back-propagation algorithm," *IEE Proceedings - F*, vol. 138, no. 1, pp. 55-62, 1991.
- [17] H. K. Khalil, *Nonlinear systems*, New Jersey, Prentice Hall, 2002.
- [18] S. K. Mitra, *Digital signal processing*, New York, McGraw Hill, 2006.

---

## 저 자 소 개



### 조 현 철(曹 賢 哲)

1971년 9월 1일 생. 1997년 2월 부경대학교 제어계측공학과 졸업(학사). 1999년 2월 동아대학교 전기공학과 졸업(석사). 2006년 8월 미국 네바다 주립대학교 전기공학과 졸업(Ph.D.). 2006년 8월~현재 동아대 전기공학과 제어 및 시스템 연구실 포닥연구원.

Tel : 051) 200-6950

Fax : 051) 200-7743

E-mail : hyunccho@gmail.com



### 이 권 순(李 權 純)

1955년 1월 18일 생. 1973년 충남대 졸업(학사). 1997년 서울대 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1990년 미국 오래곤 주립대학교 전기 및 컴퓨터공학과 졸업(Ph.D.). 1982년~현재 동아대학교 전기공학과 교수

Tel : 051) 200-7739

Fax : 051) 200-7743

E-mail : kslee@dau.ac.kr