

응답특성향상을 위한 새로운 신경망 적응제어시스템

김 관 수 장 순 영** 최 재 석** 이 순 영**
 진주교육대학교* 경상대학교 전기전자공학부**

A Modified Neural Adaptive Control System
 to Improve Responses

Kim, Gwansoo, Jang, Soonryong**, Choi, Jaeseok**, and Lee, Soonyoung**
 Chinju University of Education* Gyeongsang National University**

Abstract - This paper suggests a new supervisory control input for improving response of nonlinear system with adaptive neural controller. The proposed control input is constructed using variable parameters which is adjusted by a separated control law. With the proposed algorithm, the information about the parameters are not required and error range is managed by designer in this scheme. The effectiveness of the proposed control scheme is demonstrated through the control of inverted pendulum.

1. 서 론

최근 신경회로망을 이용한 제어기설계가 매우 활발하게 연구되고 있다. 제어분야에 있어서 신경회로망의 최대의 장점은 임의의 비선형항을 추정 가능한 형태의 함수로 표현할 수 있다는 데 있다. 이와 같은 특성으로 인하여 신경회로망은 비선형 제어계에 널리 적용되고 있으며 그 중에서도 비선형 적응 제어기 설계에 가장 활발하게 적용되고 있다. 이와 같은 활발한 연구의 결과로 신경망 적응제어기와 관련된 많은 발전이 있었으며 이와 관련된 많은 연구들이 이루어져 왔다. 그럼에도 불구하고 신경망의 출력과 시스템사이 에 발생하는 approximation error로 인하여 플랜트 출력과 기준 출력의 오차가 완전히 제거되지 못하고 있다. 아울러 approximation error가 최소라는 가정 또는 L^2 안정하다는 가정하에서 제어기 설계가 이루어지고 있다[1]. 또한 전체계의 안정도를 보장하기 위하여 감독제어 입력이 요구되는데 이 감독제어 입력을 구성하기 위하여 파라메타에 대한 상·하한치 등을 알아야 한다. 이러한 제약조건은 실제계 적용시에 커다란 장애요인이며 이로 인하여 실제 적용시에 많은 어려움이 따르게 된다.

이에 본 논문에서는 이러한 파라메타에 대한 제약 조건이 필요 없는 새로운 감독제어입력을 제안하였다. 이를 위하여 가변파라메타를 이용하여 감독제어입력을 구성하였으며 이 가변파라메타를 조정할 수 있는 제어책을 개발하였다. 또한 구성된 감독제어입력을 사용함으로써 approximation error에 관계없이 오차를 설계자 마음 대로 줄일 수 있음을 증명하였다. 제안한 알고리즘을 비선형 시스템인 inverted pendulum 장치에 적용하여 시뮬레이션을 행하여 효용성을 입증하였다.

2. 신경망 적응제어시스템의 설계

2.1 비선형 적응제어시스템

다음과 같은 비선형 시스템을 고려한다.

$$\begin{matrix} \dot{x}^{(n)} = f(x, \dot{x}, \dots, x^{(n-1)}) + g(x, \dot{x}, \dots, x^{(n-1)})u \\ y = x \end{matrix} \quad (1)$$

여기서 $f(\cdot)$, $g(\cdot)$ 는 미지의 연속함수이며, $0 \leq g_L \leq g(x)$ 이라고 가정한다.

제어목적은 n 차 시스템의 x 가 원하는 출력특성을 갖는 x_m 을 따라가도록 하는 제어입력 u 를 구하는 것이다. 만일 시스템의 비선형항 $f(\cdot)$ 와 $g(\cdot)$ 를 정확히 알 수 있다면 제어입력 u 는 궤환 선형화 기법에 의해 다음과 같이 구성될 수 있다[2].

$$u_c = g(\cdot)^{-1}(-f(\cdot) + K^T e + x_m^{(n)}) \quad (2)$$

여기서 K 는 $h(s) = s^n + k_n s^{n-1} + \dots + k_1$ 이 Hurwitz 가 되도록 임의로 설정한 벡터이고, $e \triangleq x_m - x$ 로 정의되는 추종오차벡터이다.

그러나 비선형 시스템의 파라메타 값들은 불확실한 요소로 인해 정확히 알기는 어려울 뿐만 아니라 비록 알고 있다고 하여도 시스템의 동적특성으로 인해 동작중에 변할 수도 있기 때문에 위의 제어책을 사용하여서는 정확한 제어효과를 기대할 수 없다. 따라서 본 논문에서는 $f(\cdot)$ 와 $g(\cdot)$ 를 미지의 파라메타에 대한 추정성이 비교적 우수한 식 (3)과 같은 RBF 신경망으로 재구성하여 제어입력에 사용한다.

$$\begin{matrix} \hat{f}(\cdot) = \theta_f^T \zeta_f \\ \hat{g}(\cdot) = \theta_g^T \zeta_g \end{matrix} \quad (3)$$

θ_f, θ_g 는 RBF 신경회로망의 하층벡터이며 ζ_f, ζ_g 의 원소는 다음과 같이 정의되는 Gaussian함수이다.

$$\zeta_i(x) = \exp\left(-\frac{\|x - c_m\|^2}{\sigma_m^2}\right) \quad (4)$$

여기서 m 은 RBF 회로망 은닉층(hidden layer)의 갯수를 나타내며 c_m 과 σ_m 은 상수 파라메타로 각각 중간차와 스케일링치를 나타낸다. 이 값들은 주로 고정된 상수값을 갖지만 본 논문에서는 정규분포함수로 변화시켜 적용하였다[1].

위의 $\hat{f}(\cdot), \hat{g}(\cdot)$ 를 이용하여 제어입력을 구하면

$$u_c = \hat{g}(\cdot)^{-1}(-\hat{f}(\cdot) + K^T e + x_m^{(n)}) \quad (5)$$

위의 제어입력과 플랜트로부터 오차방정식을 구하면

$$\dot{e} = A e + b[(\hat{f} - f) + (\hat{g} - g)u_c] \quad (6)$$

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & 1 \\ -k_n & -k_{n-1} & \cdots & \cdots & \cdots & -k_1 \end{bmatrix}, b = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \cdots \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

여기서 A 는 안정한 행렬이므로 다음을 만족하는 양의 한정행렬 Q 가 존재한다[3].

$$A^T P + PA = -Q \quad (7)$$

이제 제어의 목적은 위의 오차가 가능한 한 작게 되도록 하는 제어입력을 구하는 것이다. 이를 위하여 먼저 위의 오차가 유한하도록 하는 다음과 같은 감독제어입력을 생각한다.

2.2 새로운 신경망 적응제어시스템의 구성

[정리] 다음과 같은 감독제어입력을 사용하면 오차 e 는 유한하게 된다.

$$u_s = \psi \operatorname{sgn}(e^T P b) \quad (8)$$

여기서

$$\psi = 0, \quad |e| < \delta \\ \psi = |e^T P b|, \quad |e| > \delta$$

< 증명 >

$|e| > \delta$ 일 경우 다음과 같은 Lyapunov 함수 V_e 를 가정한다.

$$V_e = \frac{1}{2} e^T P e + (\sqrt{g_L} \psi - \alpha)^2 \quad (9)$$

일반적인 supervisory control 에서와 같이 각각 $|\hat{a}| \leq \beta_1, |g u_d| \leq \beta_2, |\hat{f}| \leq \beta_3, |\hat{g} u_d| \leq \beta_4$ 라고 가정하면[1],

$$\begin{aligned} \dot{V}_e &= -\frac{1}{2} e^T Q e + e^T P b (\hat{f} - f) + e^T P b (\hat{g} - g) u_c \\ &\quad - e^T P b g u_s + g_L \psi e^T P b - \sqrt{g_L} \alpha e^T P b \\ &\leq -\frac{1}{2} e^T Q e + |e^T P b| (\beta_1 + \beta_2 + \beta_3 + \beta_4) - \sqrt{g_L} \alpha e^T P b \end{aligned} \quad (10)$$

여기서 $\alpha \geq (\beta_1 + \beta_2 + \beta_3 + \beta_4) / \sqrt{g_L}$ 인 α 를 생각할 수 있으므로 $\dot{V}_e \leq 0$ 이 된다. 따라서 e 가 유한하게 됨을 알 수 있다. ■

일반적으로 감독제어입력을 사용하기 위해서는 위의 $\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4$ 등 파라미터에 대한 부가적인 정보들이 필요로 된다. 이는 실제계 적용시에 매우 어려운 장애요인이 되게 된다. 그러나 본 논문에서 제시한 감독제어입력은 기존의 다른 감독제어입력과는 다르게 부가적인 정보가 필요없음을 알 수 있다.

앞 절에서 제시한 감독제어입력을 이용한 신경망 적응제어입력을 구하면

$$\begin{aligned} u &= u_c + u_s \\ &= \hat{g}(\cdot)^{-1}(-\hat{f}(\cdot) + Ke + \dot{x}_m) + u_s \end{aligned} \quad (11)$$

이제 다음을 만족하는 \hat{f}^*, \hat{g}^* 를 가정한다.

$$\begin{aligned} \hat{f}^* &= f + \omega_1 \\ \hat{g}^* &= g + \omega_2 \end{aligned} \quad (12)$$

위의 식을 이용하여 오차방정식을 다시 쓰면

$$\begin{aligned} \dot{e} &= A e + b [(\hat{f} - \hat{f}^*) + (\hat{g} - \hat{g}^*) u_c + \omega] - b g u_s \\ &= A e + b [\Phi_f \zeta_f(x) + \Phi_g \zeta_g(x) u_c] - b g(x) u_s + b \omega \end{aligned} \quad (13)$$

여기서 $\omega = \omega_1 + \omega_2 u_c$ 로서 minimum approximation error 이다. 또한 Φ_f, Φ_g 는 신경회로망의 하중합수 오차를 나타낸다. 즉,

$$\begin{aligned} \theta_f - \theta_f^* &= \Phi_f \\ \theta_g - \theta_g^* &= \Phi_g \end{aligned} \quad (14)$$

이제 하중합수를 다음과 같은 적응칙을 사용하여 조정한다.

$$\begin{aligned} \dot{\Phi}_f &= -e^T P b \zeta_f \\ \dot{\Phi}_g &= -e^T P b \zeta_g u_c \end{aligned} \quad (15)$$

위의 (15) 식을 파라미터의 유계를 위해 parameter projection algorithm 을 사용하여 재구성하면 아래의 식과 같이 된다[4].

$$\begin{aligned} \dot{\Phi}_f &= -e^T P b \zeta_f \\ &\quad \text{if } (|\theta_f| \leq M_f) \text{ or } (|\theta_f| = M_f \text{ and } e^T P b \zeta_f \geq 0) \\ \dot{\Phi}_f &= \operatorname{Pr}(-e^T P b \zeta_f) = -e^T P b \zeta_f + e^T P b \frac{\theta_f \theta_f^T \zeta_f}{|\theta_f|^2} \\ &\quad \text{if } (|\theta_f| = M_f \text{ and } e^T P b \zeta_f < 0) \\ \dot{\Phi}_g &= -e^T P b \zeta_g u_c \\ &\quad \text{if } (|\theta_g| \leq M_g) \text{ or } (|\theta_g| = M_g \text{ and } e^T P b \zeta_g u_c \geq 0) \\ \dot{\Phi}_g &= \operatorname{Pr}(-e^T P b \zeta_g u_c) \\ &= -e^T P b \zeta_g u_c + e^T P b u_c \frac{\theta_g \theta_g^T \zeta_g}{|\theta_g|^2} \\ &\quad \text{if } (|\theta_g| = M_g \text{ and } e^T P b \zeta_g u_c < 0) \end{aligned} \quad (16)$$

여기서 $\operatorname{Pr}(\cdot)$ 은 projection operator 를 나타낸다.

안정도증명을 위하여 다음과 같은 함수를 가정한다.

$$V = \frac{1}{2} (e^T P e + (\Phi_f^T \Phi_f) + (\Phi_g^T \Phi_g)) + (\sqrt{g_L} \psi - \alpha)^2 \quad (17)$$

Lyapunov 함수의 도함수를 구하면

$$\begin{aligned} \dot{V} &= -e^T Q e - g(x) e^T P b u_s + e^T P b \omega + g_L \psi \dot{\psi} - \sqrt{g_L} \alpha \dot{\psi} \\ &\quad + \Phi_f^T [\dot{\Phi}_f + e^T P b \zeta_f] + \Phi_g^T [\dot{\Phi}_g + e^T P b \zeta_g u_c] \\ &\leq -e^T Q e + |e^T P b| \alpha - \sqrt{g_L} \alpha |e^T P b| \end{aligned} \quad (18)$$

여기서 $\alpha_i \geq |\alpha| / \sqrt{g_L}$ 인 임의의 수를 생각할 수 있으므로

$\dot{V} \leq 0$ 이 된다. 따라서 어느 경우에도 $|e| < \delta$ 를 만족하도록 할 수 있으며 δ 는 설계자가 임의로 설정가능한 상수이므로 minimum approximation error 와 상관없이 오차한계를 설계자 임의대로 조정할 수 있음을 알 수 있다.

3. 시뮬레이션 및 검토

제안한 제어기의 효용성을 입증하기 위하여 비선형 시스템인 inverted pendulum 에 적용하여 보았다. 시뮬레이션에 사용한 inverted pendulum 의 동태방정식은 아래와 같다.

$$x_1 = x_2$$

$$\ddot{x}_2 = \frac{g \sin x_1 - \frac{m l x_2^2 \cos x_1 \sin x_1}{m_c + m}}{\left(\frac{4}{3} - \frac{m c \cos^2 x_1}{m_c + m} \right)} + \frac{\cos x_1}{m_c + m} u$$

$$y = \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}$$

여기에서 cart의 질량 $m_c=1[\text{kg}]$, pole의 질량 $m=0.1[\text{kg}]$, pole의 1/2길이 $l=0.5[\text{m}]$, 중력가속도 $g=9.8[\text{m/s}^2]$ 으로 설정하였고, 시스템의 초기치는 $[x_1(0) \ x_2(0)]^T = [-\frac{\pi}{40} \ 0]$ 으로 설정하였다. 또한 시스템이 지니는 제약으로서 상태의 제약 $|x_1| \leq \pi/6$ 과 입력의 제약 $|u| \leq 180$ 을 인가하여 시뮬레이션을 하였다.

설정된 시스템이 추종해야 할 같은 차수의 안정한 기준모델은 아래와 같이 설정하였다.

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_m \\ \ddot{x}_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & -2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_m \\ \dot{x}_m \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} r$$

$$y_m = \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_m \\ \dot{x}_m \end{bmatrix}$$

기준모델의 초기치는 $[x_m(0) \ \dot{x}_m(0)]^T = [0 \ 0]$ 와 같이 설정하였다. $\delta=0.006$ 로 가정하였고, 기준입력은 0 ~ 30초 동안에 두 가지의 경우를 가정하여 시뮬레이션을 행하였다.

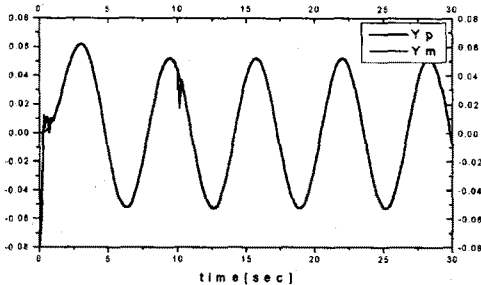


Fig.1. The output and its desired value for $r = (\pi/30) * \sin(t)$.

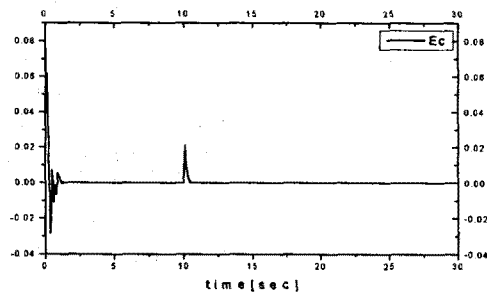


Fig.2. Tracking error for $r = (\pi/30) * \sin(t)$.

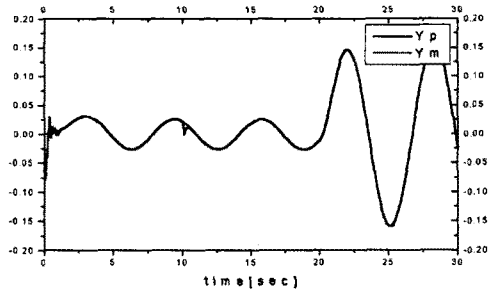


Fig.3. The output and its desired value for a random signal.

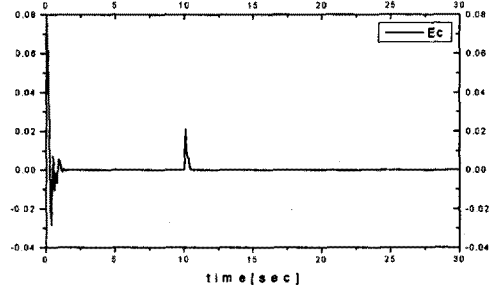


Fig.4. Tracking error for a random signal.

4. 결 론

본 논문에서는 신경망 적응제어시스템의 응답특성 개선을 위하여 새로운 감독제어입력을 제안하였다. 가변파라메타를 이용하여 감독제어입력을 구성하였으며, 이 가변파라메타는 별도의 제어칙에 의하여 조정되도록 하였다. 이렇게 함으로써 시스템의 파라메타에 대한 사전정보가 필요없는 감독제어입력을 구성할 수 있었으며 approximation error와 관계없이 오차한계를 설계자 임의로 줄일 수 있는 새로운 신경망 적응제어알고리즘을 구성할 수 있었다. 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 제안한 제어기의 성능을 확인한 결과 만족할 만한 결과를 얻을 수 있었다.

(참 고 문 헌)

- [1] L.X. Wang. *Adaptive Fuzzy Systems and Control*, Prentice-Hall, 1994.
- [2] S. S. Sastry and A. Isidori, "Adaptive Control of Linearizable Systems," IEEE Trans. Automatic Control, vol. 34, no. 11, 1989, pp. 1123-1131.
- [3] K.S. Narendra and A.M. Annaswamy. *Stable Adaptive Systems*, Prentice-Hall, 1989.
- [4] Peter Kokotovic et al, *Nonlinear and Adaptive Control Design*, John Wiley & Sons, Inc. 1995.