

불확실한 비선형 계통에 대한 SPR 조건이 필요 없는 적응 퍼지 관측기

Adaptive Fuzzy Observer without SPR Condition for Uncertain Nonlinear Systems

朴張鉉*, 金成奐*

Jang-Hyun Park*, Seong-Hwan Kim*

요 약

본 논문은 불확실한 비선형 계통에 대해서 강인한 적응 퍼지 관측기를 설계하는 방법을 제시한다. 새로 제시하는 관측기는 관측기 설계시 관측오차의 동특성식이 SPR (strictly positive real)이어야 한다는 조건이 불필요하다. 또한 불확실한 항에 대한 유계상수도 추정하는 알고리즘을 사용하여 강인항의 이득값을 설계자가 미리 결정할 필요가 없게 된다. 설계된 관측기를 포함한 전체 폐루프 계통에 대해서 리아프노브 안정도를 증명하였으며 관측 오차를 포함한 계통의 모든 신호들의 반전역적 유계(semi-global uniform ultimate boundedness)임을 증명하였다. 이론적으로 도출된 결과를 mass-spring-damper 계통에 대한 모의실험을 수행하여 제안된 관측기의 효율성과 성능을 보였다.

Abstract

This paper describes the design of a robust adaptive fuzzy observer for uncertain nonlinear dynamical system. We propose a new method in which no strictly positive real (SPR) condition is needed. No a priori knowledge of an upper bound on the lumped uncertainty is required. The Lyapunov synthesis approach is used to guarantee a semi-global uniform ultimate boundedness property of the state observation error, as well as of all other signals in the closed-loop system. The theoretical results are illustrated through a simulation example of a mass-spring-damper system.

keywords: fuzzy system, adaptive observer, dynamic rule activation, uncertain nonlinear system, Lyapunov stability

1. 서론

* 木浦大學校 制御系統工學科
(Dept. of Control System Engineering, Mokpo
National Univ.)
接受日:2003年 8月 6日, 修正完了日:2003年 12月 5日

퍼지 논리 시스템(fuzzy logic system, FLS)과 신경망(neural network, NN)은 범용 근사 이론 (universal

approximation theorem)[1]-[3]이 정립된 후 불확실한 비선형 시스템에 대한 적응 제어 알고리즘에 널리 적용되어 왔다 [4]-[10]. FLS나 NN과 같은 범용 근사기를 이용할 경우 전통적인 적응 제어 알고리즘에 비해서 가장 큰 장점은 불확실한 비선형 항에 대해서 선형 파라미터 조건(linear-in-the-parameters condition)이 필요하지 않다는 점이다. 따라서 적응제어 알고리즘이 적용될 수 있는 시스템의 범주가 범용근사기를 이용하면 더 넓어지게 된다. 또 다른 장점으로는 잘 정립되어 있는 적응 제어 기법과 근사화 오차(approximation error)를 보상하기 위한 강인제어 알고리즘을 적용할 수 있다는 점이다.

많은 실제적인 제어 문제들에 있어서 상태변수들은 부분적으로 측정가능하거나 출력만을 얻어낼 수 있는 경우가 많다. 이러한 경우들에 있어서는 측정 불가능한 상태변수들에 대해서 관측기(observer)를 설계한 후 이를 기반으로 제어를 설계하는 것이 일반적이다. 불확실한 비선형 계통에 대한 관측기 설계는 90년도 중후반부터 지금까지도 매우 활발하게 연구되고 있는 분야이며 제어문제보다 훨씬 더 복잡하다는 것이 알려져 있다. 불확실한 비선형 계통에 대한 효율적이고 성능이 좋은 적응 관측기 설계문제는 매우 도전적인 문제라 할 수 있다.

최근 [11]-[13]에서 범용 근사기를 이용한 적응 관측기가 제안되었다. 이들은 관측 오차 동특성에 대해서 strictly positive real (SPR) 조건이 필요한데 이는 Meyer-Kalman-Yakubovic (MKY) 정리를 적용시키기 위함이다. 하지만 SPR조건으로 인하여 범용 근사기의 기저벡터를 필터링시켜야 하고, 기저벡터의 크기는 상대적으로 크므로 이는 관측기의 동차수 (dynamic order)를 매우 크게 만드는 원인이 된다.

본 논문에서는 불확실하거나 모델이 정확히 정립되지 않은 비선형 계통에 대해서 퍼지 시스템을 이용하여 강인한 적응 관측기를 설계방법을 제시하며, 기존의 방법들과는 달리 SPR 조건이 필요 없는 새로운 방법을 제안한다. 퍼지 시스템의 불확실한 파라미터에 대한 적응 법칙과 추가적인 강인항은 전체 계통의 리아프노브(Lyapunov) 안정도와 모든 신호가 semi-globally uniformly ultimately bounded (UUB) 임을 보장하도록 결정된다.

1.1 표기법과 배경지식

다음의 기호와 정의들은 앞으로의 본 논문의 전개와정에 쓰이는 것들이다. R 은 실수를 나타내며 R^n 과 $R^{n \times m}$ 은 n -벡터와 $n \times m$ 차원의 행렬을 각각 나타낸다. $\|\cdot\|$ 은 벡터의 유클리디언 노름(Euclidean norm)을

표기한다. y 가 스칼라인 경우 $|y|$ 는 y 의 절대값을 나타낸다. 또한 다음과 같은 표기법을 사용한다.

$$\lambda_{\min}(A) = \begin{matrix} (\lambda_{\max}(A)) \\ \text{the minimum (maximum)} \\ \text{eigenvalue of } A \in R^{(n \times n)} \end{matrix} \quad (1)$$

참고문헌 [14]로부터 다음과 같은 정의를 사용한다.

정의 1. 미분방정식 $\dot{\mathbf{x}} = f(\mathbf{x}, t)$ 의 해는 모든 $a \in (0, c)$ 와 어떤 상수 $T(a)$ 에 대해서 다음 부등식을 만족시키는 상수 b 와 c 가 존재하면 UUB 라고 한다.

$$\|\mathbf{x}(t_0)\| < a \Rightarrow \|\mathbf{x}(t)\| < b, \quad \forall t > t_0 + T \quad (2)$$

만약 임의의 a 에 대해서 위 식을 만족시킨다면 전역적 UUB 라고 한다.

정리 1. 다음과 같은 선형 시불변 시스템을 고려하자.

$$\dot{\mathbf{x}}(t) = A\mathbf{x}(t) + \mathbf{b}u(t), \quad \mathbf{x}(0) = \mathbf{x}_0 \quad (3)$$

여기서 $\mathbf{x} \in R^n$, $u \in R$, $A \in R^{n \times n}$, $\mathbf{b} \in R^n$ 이다. 상수 m 과 a 가 $|e^{A(t-\tau)}| \leq me^{-a(t-\tau)}$ 를 만족시킨다고 하면 (3)의 모든 해 $\mathbf{x}(t)$ 는 다음 부등식을 만족한다.

$$\|\mathbf{x}\| \leq me^{-a\|t\|} \|\mathbf{x}(0)\| + \frac{m\|\mathbf{b}\|}{a} \bar{u} \quad (4)$$

여기서 $\bar{u} = \sup_t |u(t)|$ 이다.

증명 : 식 (3)의 해는 다음과 같다.

$$\mathbf{x}(t) = e^{At} \mathbf{x}(0) + \int_0^t e^{A(t-\tau)} \mathbf{b}u(\tau) d\tau \quad (5)$$

식 (5)의 양변에 절대값을 취해서 정리하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \|\mathbf{x}(t)\| &\leq |e^{At}| \|\mathbf{x}(0)\| + \|\mathbf{b}\| \bar{u} \int_0^t |e^{A(t-\tau)}| d\tau \\ &\leq me^{-at} \|\mathbf{x}(0)\| + \frac{m\|\mathbf{b}\|}{a} \bar{u} (1 - e^{-at}) \\ &\leq me^{-at} \|\mathbf{x}(0)\| + \frac{m\|\mathbf{b}\|}{a} \bar{u} \end{aligned} \quad (6)$$

Q.E.D.

II. 퍼지 시스템과 퍼지 기저 함수

이 절에서는 퍼지 시스템과 퍼지 기저함수에 대해서 간단히 기술한다. 퍼지 시스템은 $U \in R^n$ 에서 $V \in R^o$ 로의 사상(mapping)이다. 잘 알려진 바대로 퍼지 시스템은 4개의 주요 요소들로 구성되는데 퍼지화기(fuzzifier), 퍼지규칙 (fuzzy rule base), 퍼지 추론 시

스텝 (fuzzy inference system) 그리고 비퍼지화기 (defuzzifier) 이며 다양한 조합이 가능하다.

그림 1은 적응 퍼지 시스템을 나타내며 이는 전통적인 퍼지 시스템에 학습 알고리즘이 추가된 것이다. 이 학습 알고리즘은 학습 데이터를 이용해서 퍼지 시스템의 파라미터를 갱신하게 되며, 퍼지 규칙이 자동적으로 동조되게 된다.

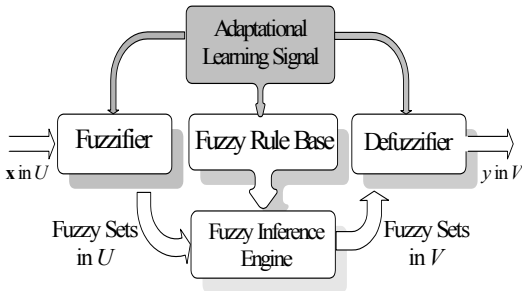


그림 1. 적응 퍼지 시스템
Fig. 1. Adaptive fuzzy system

퍼지 규칙 베이스는 다음과 같은 $N = \prod_{j=1}^n N_j$ 개의 퍼지 IF-THEN 규칙으로 구성된다.

$$\begin{aligned}
 &R_{i_1, i_2, \dots, i_n}: \\
 &IF \ x_1 \text{ is } A_{i_1}^1 \text{ and } x_2 \text{ is } A_{i_2}^2 \\
 &\quad \dots \text{ and } x_n \text{ is } A_{i_n}^n \\
 &THEN \ y \text{ is } C_{i_1, i_2, \dots, i_n} \quad (7)
 \end{aligned}$$

여기서 $i_1 = 1, 2, \dots, N_1, i_2 = 1, 2, \dots, N_2, \dots, i_n = 1, 2, \dots, N_n$. 이며 $x_j, j = 1, 2, \dots, n$ 과 y 는 각각 퍼지 시스템의 입력과 출력이고 퍼지 집합 $A_{i_j}^j \in U_j$ and $C_{i_1, i_2, \dots, i_n} \in V$ 은 퍼지 소속함수 $A_{i_j}^j(x_j)$ and $C_{i_1, i_2, \dots, i_n}(y)$ 로 기술되는 언어 변수이다. 싱글톤 (singleton) 퍼지화기, 곱 추론기 (product inference engine), 중심평균(center-average) 비퍼지화기를 사용하면 퍼지 시스템의 출력은 다음과 같이 기술된다.

$$\begin{aligned}
 \hat{h} &= \frac{\sum_{i_1, i_2, \dots, i_n \in I} A_{i_1, i_2, \dots, i_n}(x) y_{i_1, i_2, \dots, i_n}}{\sum_{i_1, i_2, \dots, i_n \in I} A_{i_1, i_2, \dots, i_n}(x)} \\
 &= \sum_{i_1, i_2, \dots, i_n \in I} \left[\frac{\prod_{j=1}^n A_{i_j}^j(x_j)}{\sum_{i_1, i_2, \dots, i_n \in I} \prod_{j=1}^n A_{i_j}^j(x_j)} \right] \times y_{i_1, i_2, \dots, i_n} \quad (8)
 \end{aligned}$$

여기서 $x = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_n]^T \in U_1 \times U_2 \times \dots \times U_n = U \in R^n$ 이고 $A_{i_1, i_2, \dots, i_n}(x) = \prod_{j=1}^n A_{i_j}^j(x_j)$ 이고 y_{i_1, i_2, \dots, i_n} 는 $C_{i_1, i_2, \dots, i_n}(y)$ 가 최대값을 가지는 V 에 속하는 한 점이며 $C_{i_1, i_2, \dots, i_n}(y_{i_1, i_2, \dots, i_n}) = 1$ 이다. 식 (8)로부터 퍼지 시스템의 출력은 다음과 같은 함수들의 선형결합으로 표시됨을 알 수 있다.

$$\xi_{i_1, i_2, \dots, i_n}(x) = \frac{\prod_{j=1}^n A_{i_j}^j(x_j)}{\sum_{i_1, i_2, \dots, i_n \in I} \prod_{j=1}^n A_{i_j}^j(x_j)} \quad (9)$$

$i_j = 1, 2, \dots, N_j, j = 1, 2, \dots, n$

이 함수는 퍼지 기저 함수 (fuzzy basis function)[1]라고 하며 (8)은 다음과 같이 이 퍼지 기저 함수들의 선형 결함으로 나타내진다.

$$\hat{h}(x) = \sum_{i_1, i_2, \dots, i_n \in I} \xi_{i_1, i_2, \dots, i_n}(x) y_{i_1, i_2, \dots, i_n} \quad (10)$$

본 논문에서는 퍼지 집합 $A_{i_j}^j(x_j)$ 의 소속 함수로서 가우시안 함수를 사용한다.

$$A_{i_j}^j(x_j, p_{ij}, q_{ij}) = \exp \left[-\frac{(x_j - p_{ij})^2}{2 q_{ij}^2} \right] \quad (11)$$

여기서 p_{ij} 는 가우시안 함수의 중심이고, q_{ij} 는 분산이다. 본 논문에서는 p_{ij} 와 q_{ij} 는 초기에 결정되어 고정된 값이고 설계상수는 y_{i_1, i_2, \dots, i_n} 라고 하면 퍼지 출력 \hat{h} 는 미지의 파라미터에 대해서 선형이 된다.

$$\hat{h}(x, \theta_h) = \theta_h^T \xi_h(x) \quad (12)$$

여기서 θ_h 는 y_{i_1, i_2, \dots, i_n} 을 요소로 갖는 벡터이고, $\xi_h(x)$ 는 $\xi_{i_1, i_2, \dots, i_n}(x)$ 를 요소로 갖는 벡터이다. 소속함수 (11)와 (12)로 기술되는 퍼지 시스템은 다층신경망, RBFN (radial-basis function network)와 함께 불확실

한 비선형 시스템의 적응 제어분야에서 가장 자주 쓰이는 시스템이다.

III. 적응 퍼지 관측기 설계

3.1 문제 정의

본 논문은 다음과 같이 불확실한 n 차 단일입력 단일출력 비선형 시스템에 대한 퍼지 시스템 기반의 적응 관측기를 설계하고자 한다.

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{x}} &= A\mathbf{x} + \mathbf{b}[f(\mathbf{x}) + g(\mathbf{x})u + d(t)] \\ y &= \mathbf{c}^T \mathbf{x} \end{aligned} \quad (13)$$

여기서 벡터 $\mathbf{x} = [x \ \dot{x} \ \dots \ x^{(n-1)}]^T \in R^n$ 는 계통의 상태변수 벡터로서 모든 $t \geq 0$ 에서 콤팩트(compact) 집합 Ω_x 에 놓여진다고 가정한다. 그리고 $d(t)$ 는 모든 $t \geq 0$ 에서 $|d(t)| \leq \bar{d}$ 를 만족하는 미지의 외란이고 $f, g: R^n \rightarrow R$ 는 연속이고 평활한 미지의 함수이며, $u \in R, y \in R$ 는 각각 시스템의 입력과 출력이다. 행렬 $A \in R^{n \times n}, \mathbf{b} \in R^n, \mathbf{c} \in R^n$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \mathbf{b} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}, \mathbf{c} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (14)$$

시스템 (13)의 불확실성은 함수 f 와 g 가 미지의 함수라는 사실에서 기인한다. 즉 이 함수들은 단지 상태변수 \mathbf{x} 의 함수라는 것만 알려졌을 뿐이고 구체적으로 어떤 함수인지 설계자는 알 수 없다. 또한 출력 y 만이 측정가능이고 제어 입력 $u(t)$ 는 모든 $t \geq 0$ 에 대해 $|u(t)| \leq \bar{u}$ 가 만족된다고 가정하며 여기서 \bar{d}, \bar{u} 는 양의 유계상수이다.

함수 $f(\mathbf{x})$ 와 $g(\mathbf{x})$ 는 미지의 함수로서 입출력 선형화 제어기에서 이를 상쇄하기 위해서는 이들의 근사 함수가 필요하다. 본 논문에서는 (12)로 나타내지는 퍼지 시스템을 이용하여 이 함수들을 추정하며 퍼지 시스템의 입력은 관측된 상태벡터 $\hat{\mathbf{x}}$ 이다.

$$\begin{aligned} \hat{f}(\hat{\mathbf{x}}, \theta_f) &= \theta_f^T \xi_f(\hat{\mathbf{x}}) \\ \hat{g}(\hat{\mathbf{x}}, \theta_g) &= \theta_g^T \xi_g(\hat{\mathbf{x}}) \end{aligned} \quad (15)$$

식 (13)의 원 함수 $f(\mathbf{x})$ 와 $g(\mathbf{x})$ 는 다음과 같이 기술된다.

$$\begin{aligned} f(\mathbf{x}) &= \hat{f}(\mathbf{x}, \theta_f^*) + \delta_f(\mathbf{x}) \\ &= \theta_f^{*T} \xi_f(\mathbf{x}) + \delta_f(\mathbf{x}) \\ g(\mathbf{x}) &= \hat{g}(\mathbf{x}, \theta_g^*) + \delta_g(\mathbf{x}) \\ &= \theta_g^{*T} \xi_g(\mathbf{x}) + \delta_g(\mathbf{x}) \end{aligned} \quad (16)$$

여기서 $\delta_f(\mathbf{x})$ 와 $\delta_g(\mathbf{x})$ 는 범용 근사 정리 (universal approximation theorem) [1]에 의해서 모든 $\mathbf{x} \in \Omega_x$ 에 대해서 유계인 근사화 오차(approximation error)이고 θ_f^*, θ_g^* 는 다음을 만족하는 최적의 파라미터이다.

$$\begin{aligned} \theta_f^* &= \arg \min_{\theta_f} \left[\sup_{\mathbf{x} \in \Omega_x} |\hat{f}(\mathbf{x}, \theta_f) - f(\mathbf{x})| \right] \\ \theta_g^* &= \arg \min_{\theta_g} \left[\sup_{\mathbf{x} \in \Omega_x} |\hat{g}(\mathbf{x}, \theta_g) - g(\mathbf{x})| \right] \end{aligned} \quad (17)$$

위의 θ_f^* 와 θ_g^* 는 안정도 증명과정에서만 필요한 가상의 유계인 벡터이다. 즉, 미지의 양의 상수 M_f 와 M_g 에 대해서

$$|\theta_f^*| \leq M_f, |\theta_g^*| \leq M_g \quad (18)$$

가 성립한다.

[11]과 [12]에서 시스템 (13)의 상태변수를 추정하는 관측기는 다음과 같이 제안되었다.

$$\begin{aligned} \dot{\hat{\mathbf{x}}} &= A\hat{\mathbf{x}} + \mathbf{b}[\hat{f}(\hat{\mathbf{x}}) + \hat{g}(\hat{\mathbf{x}})u - v] \\ &\quad + K_o(y - \mathbf{c}^T \hat{\mathbf{x}}) \\ \hat{y} &= \mathbf{c}^T \hat{\mathbf{x}} \end{aligned} \quad (19)$$

여기서 $K_o = [K_1^o \ K_2^o \ \dots \ K_n^o]^T$ 는 $A_o = A - K_o \mathbf{c}^T$ 가 strictly Hurwitz이도록 선택되는 관측기의 이득벡터이다. 이후에 정의될 강인항 $v(t)$ 는 외란이나 근사화 오차와 같은 불확실성을 보상하기 위한 추가적인 항이다.

상태변수 관측 오차와 출력 관측 오차를 $\tilde{\mathbf{x}} = \mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}$ 와 $\tilde{y} = y - \hat{y}$ 로 정의하면 (13)과 (19)로부터 다음의 동

특성식이 유도된다.

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{x}} &= A_o \tilde{\mathbf{x}} + \mathbf{b} [f(\mathbf{x}) - \hat{f}(\mathbf{x}) \\ &\quad + (\hat{g}(\mathbf{x}) - \tilde{g}(\mathbf{x}))u + v + d] \\ \tilde{\mathbf{y}} &= \mathbf{c}^T \tilde{\mathbf{x}} \end{aligned} \quad (20)$$

3.2. 적응 퍼지 관측기

관측오차에 대한 동특성식은 다음과 같이 기술될 수도 있다.

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{x}} &= A_o \tilde{\mathbf{x}} + \mathcal{H} [\theta_f^T \hat{\xi}_f - \theta_f^T \hat{\xi}_f \\ &\quad + (\theta_g^T \hat{\xi}_g - \theta_g^T \hat{\xi}_g)u \\ &\quad + \delta_f + \delta_g u + v + d] \\ &= A_o \tilde{\mathbf{x}} + \mathcal{H} [-\tilde{\theta}_f^T \hat{\xi}_f - \tilde{\theta}_g^T \hat{\xi}_g u + v + w] \end{aligned} \quad (21)$$

여기서 $\hat{\xi}_i, \tilde{\xi}_i$ 는 $\xi_i(\mathbf{x}), \hat{\xi}_i(\mathbf{x}), i=f, g$ 을 각각 줄인 표기이며, $\tilde{\theta}_f = \theta_f - \theta_f^*, \tilde{\theta}_g = \theta_g - \theta_g^*$ 그리고

$$w = \theta_f^{*T} (\hat{\xi}_f - \xi_f) + \theta_g^{*T} (\hat{\xi}_g - \xi_g)u + \delta_f + \delta_g u + d \quad (22)$$

이다. 식 (22)는 합성 외란(lumped uncertainty)으로서 여기에는 상태 관측 오차, 근사화 오차 그리고 외란에 의해서 발생하는 항들이 모두 포함되어 있다.

Fact 1. w 에 대해 다음의 부등식이 만족된다.

$$|w| \leq \psi^* \quad (23)$$

여기서 $\psi^* > 0$ 는 미지의 유계상수이다.

Fact 1은 FBF의 정의와 (18) 그리고 $u(t), d(t)$ 의 유계로부터 쉽게 증명된다. 상수 ψ^* 는 미지이므로 본 논문은 이것을 추정하는 적응 알고리즘을 채택하며 이 추정값을 ϕ 로 표기한다.

3.3. 출력 관측 오차 필터링

서론에 언급한 바와 같이 [11-13]에서 제안된 기종의 방법들은 오차의 동특성식 (20)이 SPR이기 위해 기저벡터의 필터링을 수행하게 되며 이는 관측기의 동차수를 필요이상으로 증가시키게 된다. 이 경우 동차

수의 증가는 기저벡터의 크기가 클수록 그리고 시스템의 동차수가 클수록 기하급수적으로 증가하게 된다. 따라서 본 논문에서는 FBF벡터를 필터링 하는 대신 출력관측오차 $\tilde{\mathbf{y}}$ 를 필터링하는 새로운 방법을 제시하여 이러한 불필요하게 관측기의 차수가 증가하는 것을 회피하고자 한다. 이 필터링된 신호는 미지의 파라미터에 대한 적응법칙에 사용된다. 필터를 $L(s)$ 로 표시하며 다음과 같은 전달함수를 갖는다.

$$L(s) = \left(\frac{\lambda}{s + \lambda} \right)^n \quad (24)$$

여기서 $\lambda > 0$ 는 설계상수이다. 필터링된 관측오차를 $\tilde{\mathbf{x}}_f$ 로 표기하며 다음과 같은 동특성을 갖는다.

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{x}}_f &= A_o \tilde{\mathbf{x}}_f \\ &\quad + \mathbf{b} [-\tilde{\theta}_f^T \hat{\xi}_f - \tilde{\theta}_g^T \hat{\xi}_g u + v + w_m] \end{aligned} \quad (25)$$

여기서

$$w_m = \tilde{\theta}_f^T \hat{\xi}_f + \tilde{\theta}_g^T \hat{\xi}_g u - v - L(s) [\tilde{\theta}_f^T \hat{\xi}_f + \tilde{\theta}_g^T \hat{\xi}_g u - v] + w_f \quad (26)$$

이며 w_f 는 w 를 필터링한 신호를 나타낸다.

식 (25)변의 우변은 미지의 파라미터를 포함하고 있으나 $\tilde{\mathbf{x}}_f$ 는 $\tilde{\mathbf{y}}$ 를 필터링하여 얻어질 수 있다. 필터 (24)의 phase variable canonical form 은 다음과 같으며

$$\tilde{\mathbf{x}}_c = A_c \tilde{\mathbf{x}}_c + \mathbf{b}_c \tilde{\mathbf{y}} \quad (27)$$

여기서

$$A_c = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \cdots & 0 \\ & & & \ddots & \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 1 \\ -a_n & -a_{n-1} & -a_{n-2} & \cdots & -a_1 \end{bmatrix} \quad (29)$$

$$\mathbf{b}_c = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \\ \lambda^n \end{bmatrix}$$

이며 $a_i, i=1, \dots, n$ 는 다음의 방정식을 만족하는 상수

이다.

$$(s+\lambda)^n = s^n + a_1s^{n-1} + \dots + a_n$$

상대차수(relative degree)와 시스템의 동차수가 같은 폐환 선형화가 가능한 시스템의 경우 다음이 성립한다.

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{x}}_f &= L(s)\tilde{\mathbf{x}} = \begin{bmatrix} \tilde{x}_{f1} \\ \tilde{x}_{f2} \\ \vdots \\ \tilde{x}_{fn} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \tilde{y}_f \\ \tilde{y}_f \\ \vdots \\ \tilde{y}_f^{(n-1)} \end{bmatrix} \\ &= \tilde{\mathbf{x}}_c \end{aligned} \quad (30)$$

예를 들어 $n=2$ 라면 필터의 전달함수 $L(s)$ 는 $\lambda^2/(s+\lambda)^2$ 이며 $\tilde{\mathbf{x}}_f$ 는 다음과 같이 얻어진다.

$$\tilde{\mathbf{x}}_f = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -\lambda^2 & -2\lambda \end{bmatrix} \tilde{\mathbf{x}}_f + \begin{bmatrix} 0 \\ \lambda^2 \end{bmatrix} \tilde{y} \quad (31)$$

동특성식 (25)는 안정도를 해석적하는 목적으로만 쓰이며 이 후 제안되는 적응칙에 쓰이는 $\tilde{\mathbf{x}}_f$ 는 (27)로부터 얻어진다.

Fact 2. w_m 에 대해서 다음의 부등식이 만족된다.

$$|w_m| \leq \beta_1 |\tilde{\theta}_f| + \beta_2 |\tilde{\theta}_g| + \beta_3 |v| + \psi^* \quad (32)$$

여기서 $\beta_i, i = 1, 2, 3$ 는 양의 계산가능한 상수이다.

3.4. 강인항, 적응칙 및 안정도 증명

다음의 정리 2에 본 논문의 주요 결과가 기술되어 있다.

정리 2. 관측기 (19)에서 강인항 $v(t)$ 와 미지의 파라미터의 적응법칙을 다음과 같이 결정한다.

$$v(t) = -\psi \tanh\left(\frac{\tilde{\mathbf{x}}_f^T \mathbf{b}}{\epsilon}\right) \quad (33)$$

$$\dot{\theta}_f = \gamma_f (\tilde{\mathbf{x}}_f^T \mathbf{b} \hat{\xi}_f - \sigma_f \theta_f) \quad (34a)$$

$$\dot{\theta}_g = \gamma_g (\tilde{\mathbf{x}}_f^T \mathbf{b} \hat{\xi}_g u - \sigma_g \theta_g) \quad (34b)$$

$$\dot{\psi} = \gamma_\psi \left(\tilde{\mathbf{x}}_f^T \mathbf{b} \tanh\left(\frac{\tilde{\mathbf{x}}_f^T \mathbf{b}}{\epsilon}\right) - \sigma_\psi \psi \right) \quad (35)$$

여기서 $\epsilon, \gamma_f, \gamma_g, \gamma_\psi, \sigma_f, \sigma_g, \sigma_\psi > 0$ 는 설계상수이다.

그러면 상태변수 관측 오차 $\tilde{\mathbf{x}}(t)$ 와 미지의 파라미터 θ_f, θ_g, ψ 은 semi-global UUB이다.

증명. 다음과 같은 리아프노브 함수를 고려하자.

$$\begin{aligned} V &= \frac{1}{2} \tilde{\mathbf{x}}_f^T \tilde{\mathbf{x}}_f + \frac{1}{2\gamma_f} \tilde{\theta}_f^T \tilde{\theta}_f \\ &\quad + \frac{1}{2\gamma_g} \tilde{\theta}_g^T \tilde{\theta}_g + \frac{1}{2\gamma_\psi} \tilde{\psi}^2 \end{aligned} \quad (36)$$

함수 V 의 시간 도함수는 (25)를 이용하면 다음과 같이 유도된다.

$$\begin{aligned} \dot{V} &= \tilde{\mathbf{x}}_f^T A_o \tilde{\mathbf{x}}_f + \tilde{\mathbf{x}}_f^T \mathbf{b} \\ &\quad \times (-\tilde{\theta}_f^T \hat{\xi}_f - \tilde{\theta}_g^T \hat{\xi}_g u + v + w_m) \\ &\quad + \frac{1}{\gamma_f} \tilde{\theta}_f^T \dot{\theta}_f + \frac{1}{\gamma_g} \tilde{\theta}_g^T \dot{\theta}_g + \frac{1}{\gamma_\psi} \tilde{\psi} \dot{\psi} \end{aligned} \quad (37)$$

식 (34),(35)를 (37)에 대입하고 다음을 이용하면

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{x}}_f^T A_o \tilde{\mathbf{x}}_f &\leq -l |\tilde{\mathbf{x}}_f|^2, \quad l \triangleq -\lambda_{\max}(A_o) \\ 0 &\leq |\eta| - \eta \tanh\left(\frac{\eta}{\epsilon}\right) \leq \chi \epsilon, \quad \chi = 0.2785 \end{aligned} \quad (38)$$

함수 V 의 시간도함수를 다음과 같이 전개할 수 있다.

$$\begin{aligned} \dot{V} &\leq -l |\tilde{\mathbf{x}}_f|^2 - \sigma_f \tilde{\theta}_f^T \dot{\theta}_f - \sigma_g \tilde{\theta}_g^T \dot{\theta}_g \\ &\quad + \beta_1 |\tilde{\mathbf{x}}_f| |\tilde{\theta}_f| + \beta_2 |\tilde{\mathbf{x}}_f| |\tilde{\theta}_g| + \beta_3 |\tilde{\mathbf{x}}_f| |\psi| \\ &\quad + \tilde{\mathbf{x}}_f^T \mathbf{b} v + |\tilde{\mathbf{x}}_f^T \mathbf{b}| \psi^* + \frac{1}{\gamma_\psi} \tilde{\psi} \dot{\psi} \\ &= -l |\tilde{\mathbf{x}}_f|^2 - \sigma_f \tilde{\theta}_f^T \dot{\theta}_f - \sigma_g \tilde{\theta}_g^T \dot{\theta}_g \\ &\quad + \beta_1 |\tilde{\mathbf{x}}_f| |\tilde{\theta}_f| + \beta_2 |\tilde{\mathbf{x}}_f| |\tilde{\theta}_g| + \beta_3 |\tilde{\mathbf{x}}_f| |\psi| \\ &\quad + |\tilde{\mathbf{x}}_f^T \mathbf{b}| \psi^* - \tilde{\mathbf{x}}_f^T \mathbf{b} \tanh\left(\frac{\tilde{\mathbf{x}}_f^T \mathbf{b}}{\epsilon}\right) \psi^* \\ &\quad + |\tilde{\mathbf{x}}_f^T \mathbf{b}| \psi^* - \tilde{\mathbf{x}}_f^T \mathbf{b} \tanh\left(\frac{\tilde{\mathbf{x}}_f^T \mathbf{b}}{\epsilon}\right) \psi^* \\ &\leq -l |\tilde{\mathbf{x}}_f|^2 - \sigma_f \tilde{\theta}_f^T \dot{\theta}_f - \sigma_g \tilde{\theta}_g^T \dot{\theta}_g - \sigma_\psi \tilde{\psi} \dot{\psi} \\ &\quad + \beta_1 |\tilde{\mathbf{x}}_f| |\tilde{\theta}_f| + \beta_2 |\tilde{\mathbf{x}}_f| |\tilde{\theta}_g| + \beta_3 |\tilde{\mathbf{x}}_f| |\psi| + \chi \epsilon \psi^* \end{aligned} \quad (39)$$

여기서 다음의 부등식을 이용하면

$$\tilde{\theta}_i^T \dot{\theta}_i \geq \frac{1}{2} |\dot{\theta}_i|^2 - \frac{1}{2} |\theta_i^*|^2, \quad i = f, g \quad (40)$$

$$\tilde{\psi} \dot{\psi} \geq \frac{1}{2} \dot{\psi}^2 - \frac{1}{2} \psi^{*2} \quad (41)$$

함수 V 의 시간도함수에 대해서 다음과 같이 더 전개할 수 있다.

$$\begin{aligned}
 \dot{V} &\leq -l|\tilde{x}_f|^2 - \frac{\sigma_f}{2}|\tilde{\theta}_f|^2 - \frac{\sigma_g}{2}|\tilde{\theta}_g|^2 - \frac{\sigma_\psi}{2}|\psi|^2 \\
 &\quad + \beta_1|\tilde{x}_f|\tilde{\theta}_f + \beta_2|\tilde{x}_f|\tilde{\theta}_g + \beta_3|\tilde{x}_f|\psi \\
 &\quad + \frac{\sigma_f}{2}|\theta_f^*|^2 + \frac{\sigma_g}{2}|\theta_g^*|^2 + \frac{\sigma_\psi}{2}|\psi^*|^2 + \chi\varepsilon\psi^* \\
 &= -l|\tilde{x}_f|^2 - \frac{\sigma_f}{2}\left(|\tilde{\theta}_f|^2 - \frac{2\beta_1}{\sigma_f}|\tilde{x}_f|\tilde{\theta}_f\right. \\
 &\quad \left. + \frac{\beta_1^2}{\sigma_f^2}|\tilde{x}_f|^2\right) + \frac{\beta_2^2}{2\sigma_g}|\tilde{x}_f|^2 \\
 &\quad - \frac{\sigma_g}{2}\left(|\tilde{\theta}_g|^2 - \frac{2\beta_2}{\sigma_g}|\tilde{x}_f|\tilde{\theta}_g + \frac{\beta_2^2}{\sigma_g^2}|\tilde{x}_f|^2\right) \\
 &\quad + \frac{\beta_3^2}{2\sigma_\psi}|\tilde{x}_f|^2 \\
 &\quad - \frac{\sigma_\psi}{2}\left(|\psi|^2 - \frac{2\beta_3}{\sigma_\psi}|\tilde{x}_f|\psi + \frac{\beta_3^2}{\sigma_\psi^2}|\tilde{x}_f|^2\right) \\
 &\quad + \frac{\beta_3^2}{2\sigma_\psi}|\tilde{x}_f|^2 \\
 &\quad + \frac{\sigma_f}{2}|\theta_f^*|^2 + \frac{\sigma_g}{2}|\theta_g^*|^2 + \frac{\sigma_\psi}{2}|\psi^*|^2 + \chi\varepsilon\psi^* \\
 &= -(l-c)|\tilde{x}_f|^2 - \frac{\sigma_f}{2}\left(|\tilde{\theta}_f|^2 - \frac{\beta_1}{\sigma_f}|\tilde{x}_f|\right)^2 \\
 &\quad - \frac{\sigma_g}{2}\left(|\tilde{\theta}_g|^2 - \frac{\beta_2}{\sigma_g}|\tilde{x}_f|\right)^2 \\
 &\quad - \frac{\sigma_\psi}{2}\left(|\psi|^2 - \frac{\beta_3}{\sigma_\psi}|\tilde{x}_f|\right)^2 + \lambda
 \end{aligned} \tag{42}$$

여기서

$$\begin{aligned}
 \lambda &= \frac{\sigma_f}{2}|\theta_f^*|^2 + \frac{\sigma_g}{2}|\theta_g^*|^2 + \frac{\sigma_\psi}{2}|\psi^*|^2 + \chi\varepsilon\psi^* \\
 c &= \frac{\beta_1^2}{2\sigma_f} + \frac{\beta_2^2}{2\sigma_g} + \frac{\beta_3^2}{2\sigma_\psi}
 \end{aligned} \tag{43}$$

이다. 상수 l 을 $l > c$ 이 만족되도록 충분히 크게 선정하면, \dot{V} 은 $\tilde{\mathbf{x}}_f$ 이 다음과 같이 정의되는 콤팩트 집합 $\Omega_{\tilde{\mathbf{x}}_f}$ 을 벗어나면 음수가 된다.

$$\Omega_{\tilde{\mathbf{x}}_f} = \left\{ \tilde{x}_f \mid |\tilde{x}_f| \leq \sqrt{\frac{\lambda}{l-c}} \right\} \tag{44}$$

그러므로 표준 리아프노브 정리(standard Lyapunov theorem)[15]에 의하면 $\tilde{\mathbf{x}}_f$ 는 유계이며 집합 $\Omega_{\tilde{\mathbf{x}}_f}$ 으로 수렴한다. 또한 설계상수 l 을 충분히 크게 선정하면 집합 $\Omega_{\tilde{\mathbf{x}}_f}$ 의 반경은 임의로 작게 만들 수 있다. 이와 유사하게 $\tilde{\theta}_f$, $\tilde{\theta}_g$, ψ 또한 유계이며 다음과 같이 정의

되는 집합 Ω_{θ_f} , Ω_{θ_g} , Ω_ψ

$$\begin{aligned}
 \Omega_{\theta_f} &= \left\{ \tilde{\theta}_f \mid |\tilde{\theta}_f| \leq b_{\theta_f} \right\} \\
 \Omega_{\theta_g} &= \left\{ \tilde{\theta}_g \mid |\tilde{\theta}_g| \leq b_{\theta_g} \right\} \\
 \Omega_\psi &= \left\{ \psi \mid |\psi| \leq b_\psi \right\}
 \end{aligned} \tag{45}$$

여기서

$$\begin{aligned}
 b_{\theta_f} &= \frac{\beta_1}{\sigma_f} \sqrt{\frac{\lambda}{l-c}} + \sqrt{\frac{2\lambda}{\sigma_f}} \\
 b_{\theta_g} &= \frac{\beta_2}{\sigma_g} \sqrt{\frac{\lambda}{l-c}} + \sqrt{\frac{\lambda}{\sigma_g}} \\
 b_\psi &= \frac{\beta_3}{\sigma_\psi} \sqrt{\frac{\lambda}{l-c}} + \sqrt{\frac{2\lambda}{\sigma_\psi}}
 \end{aligned} \tag{46}$$

이다. 그러나 $\tilde{\mathbf{x}}_f$ 가 유계된다고 해서 $\tilde{\mathbf{x}}$ 가 유계를 보장할 수는 없다. $\tilde{\mathbf{x}}$ 의 유계를 보이기 위해 (25)와 정리 1로부터 다음 부등식을 유도할 수 있다.

$$\begin{aligned}
 |\tilde{x}(t)| &\leq m_0^o + \frac{1}{\alpha^o} \\
 &\quad \times (m_1^o b_{\theta_f} + m_2^o b_{\theta_g} + m_3^o b_\psi + m_4^o \psi^*)
 \end{aligned} \tag{47}$$

여기서 m_0^o 는 지수 함수적으로 0으로 감소하는 항이며 $m_i^o, i=1, \dots, 4$ 는 양의 상수이다. Q.E.D.

한가지 언급할 것은 본 논문의 안정도는 semi-global 관점의 안정도라는 것이다. 즉 상태변수가 놓인 compact set Ω_x 안에서 UUB가 보장되며 이 compact set Ω_x 의 크기는 임의로 크게 할 수 있다. 전체 계통의 블록 다이어그램이 그림 2에 도시되어 있다.

IV. 모의실험

이 장에서는 제안한 관측기를 다음과 같이 기술되는 mass-spring-damper 계통에 적용하여 성능과 효율을 보인다.

$$\begin{aligned}
 \dot{x}_1 &= x_2 \\
 \dot{x}_2 &= \frac{-f_k(\mathbf{x}) - f_b(\mathbf{x}) + u + d}{M}
 \end{aligned} \tag{48}$$

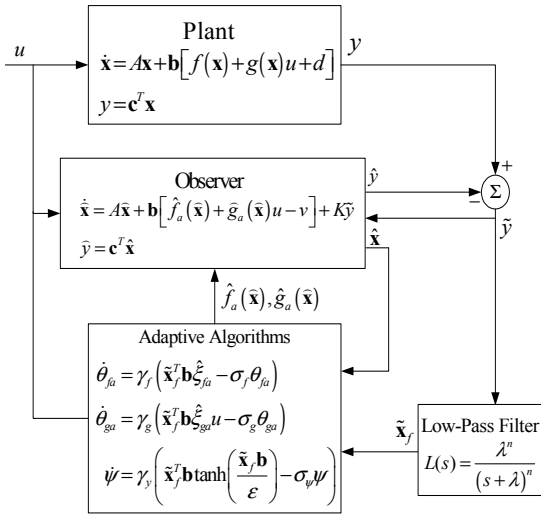


그림 2. 전체 계통에 대한 블록 다이어그램
Fig. 2. Block diagram of the overall scheme

여기서 $y=x_1$ 는 mass의 위치, x_2 는 그 속도, $f_K(\mathbf{x})$ 는 스프링 상수 K 에 의해 야기되는 힘, $f_B(\mathbf{x})$ 는 마찰계수 B 에 의해 야기되는 마찰력, M 은 질량 그리고 u 는 가해지는 힘으로서 제어 입력이다. 모의실험에 사용한 계통의 상수는 $M_0=1kg$, $K_0=2$, $B_0=2$ 로 선정했고 계통의 상수에 가해지는 외란은 $\Delta M=0.1 \sin(x_1)$, $\Delta K=0.5$, $\Delta B=0.5$ 로 선정했다. 그리고 스프링과 마찰에 의한 힘은 $f_K(\mathbf{x}) = K_0 x_1 + \Delta K x_1^3$, $f_B(\mathbf{x}) = B_0 + \Delta B x_2^2$ 와 같고 외란은 $d=0.2 \sin(2t) \exp(-0.1t)$ 이다. 상태변수 $x_j, j=1,2$ 에 대한 소속함수를 다음과 같이 미리 결정한다.

$$\begin{aligned} A_1^1(\hat{x}_j) &= 1/(1 + \exp(18.38(\hat{x}_j + 0.75))) \\ A_2^1(\hat{x}_j) &= \exp(-(\hat{x}_j + 0.5)^2/0.09) \\ A_3^1(\hat{x}_j) &= \exp(-\hat{x}_j^2/0.09) \\ A_4^1(\hat{x}_j) &= \exp(-(\hat{x}_j - 0.5)^2/0.09) \\ A_5^1(\hat{x}_j) &= 1/(1 + \exp(-18.38(\hat{x}_j - 0.75))) \end{aligned}$$

(49)

관측기의 설계상수는 표 1에 정리되어 있다.

표 1. 모의실험에 사용된 파라미터 값들
Table 1. Simulation parameters

parameter	value
γ_f	1000
γ_g	10
γ_ψ	1
σ_f	1
σ_g	1
σ_ψ	2
ε	0.001
ε_{FBF}	0.01
K_o^T	[60 900]
λ	2

초기 상태값을 $x(0)=[0.5 \ 0]^T$ 로 선정했을 때의 모의 실험 결과가 그림 3, 4에 도시되어 있다. 이 경우 조건 (21)을 만족하는 초기 퍼지 규칙의 개수는 3개이다.

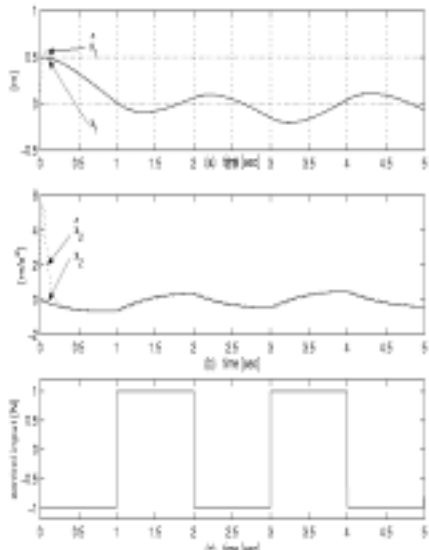


그림 3. 모의실험 결과 : (a) x_1 와 \hat{x}_1
(b) x_2 와 \hat{x}_2 (c) 제어 입력.

Fig. 3. Simulation results : (a) x_1 and \hat{x}_1
(b) x_2 and \hat{x}_2 (c) control input

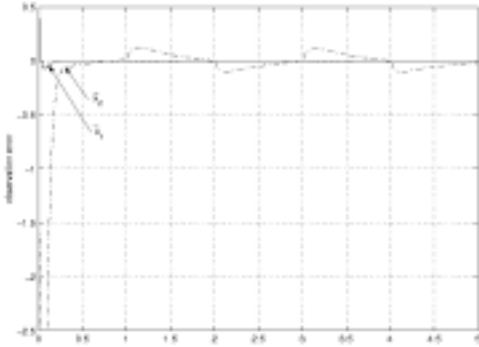


그림 4. 상태변수 관측 오차 (a) \tilde{x}_1 (실선) (b) \tilde{x}_2 (점선)

Fig 4. Observation errors \tilde{x}_1 (solid line) and \tilde{x}_2 (dotted line)

그림 3에 계통의 상태변수와 관측된 상태변수가 (a) 과 (b) 그림에 도시되어 있다. 제어입력은 (c)에 도시하였다. 이 결과로부터 관측기 출력은 짧은 과도상태 이후 실제 계통의 상태변수를 잘 추종함을 알 수 있다.

V. 결론

본 논문은 불확실한 비선형 계통에 대해서 SPR조건이 필요없는 새로운 강인한 적응 퍼지 관측기를 제안하였다. SPR조건을 제거함으로써 퍼지 기저 벡터의 필터링을 회피할 수 있고 따라서 관측기의 동차수를 현격하게 줄일 수 있음을 이론적으로 증명하였고 모의 실험으로 확인하였다. 또한 미지의 외란에 대한 유계상수에 대한 정보가 필요하지 않도록 그것을 추정하는 적응법칙을 채택하였다. 전체 계통에 대해서 리아프노브 안정도 해석을 수행하여 관측오차를 비롯하여 미지의 퍼지 파라미터와 유계상수 추정치가 모두 UUB임을 증명하였고 mass-spring-damper 계통에 대한 모의실험을 수행하여 제안한 관측기의 효율과 성능을 보였다. 모의실험 결과 제안된 퍼지 관측기는 추정된 상태변수가 실제 상태변수를 잘 추종시킴을 알 수 있었다.

참고문헌

- [1] L.-X. Wang and J.M.Mendel, "Fuzzy basis functions universal approximation, and orthogonal least-squares learning," IEEE Trans. Neural Network, vol.3, no.5, pp.807-814, 1992.
- [2] J.L.Castro, "Fuzzy logic controllers are universal approximators," IEEE Trans. System, Man, and Cybernetics, vol.25, no. 4, pp. 629-635, 1995.
- [3] Kurt hornik, "Multilayer feedforward networks are universal approximators," Neural Networks, vol. 2, pp. 359-366, 1989.
- [4] E.Tzirkel-Hancock and F.Fallside, "Stable control of nonlinear systems using neural networks," Robust and Nonlinear Control, vol. 2, pp. 63-68, 1992.
- [5] S. Fabri and V. Kadirkamanathan, "Dynamic structure neural networks for stable adaptive control of nonlinear system," IEEE Trans. Neural Networks, vol. 7, no. 5, pp. 1151-1167, 1996.
- [6] M.U.Polycarpou and M.J.Mears, "Stable adaptive tracking of uncertain systems using nonlinearly parameterized on-line approximators," Int.J.Control, vol.70, no. 3, pp. 363-384, 1998.
- [7] S.S.Ge, C.C.Hang, and T.Zhang, "Adaptive neural network control of nonlinear systems by state and output feedback," IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics-Part B: Cybernetics, vol. 29, no. 6, pp. 818-828, 1999.
- [8] L.-X.Wang, "Stable adaptive fuzzy controllers with application to inverted tracking," IEEE Trans. Fuzzy Systems," vol. 26, no. 5, pp. 677-691, 1996
- [9] C.-S.Chen and W.-L.Chen, "Robust model reference adaptive control of nonlinear systems using fuzzy systems," Int.J.Systems science, vol. 27, no. 12, pp. 1435-1442, 1996.
- [10] Jang-Hyun Park, Sam-Jun Seo, and Gwi-Tae Park, "Robust adaptive fuzzy controller for nonlinear

system with unknown nonlinearities.", Fuzzy Sets and Systems, vol. 133, issue 1, pp. 19-36, 2003.

[11] Y.-G.Leu, T.-T. Lee, and E.-Y. Wang, "Observer-based adaptive fuzzy-neural control of nonlinear dynamical systems," IEEE Trans. Syst. Man Cybern.-Part B: Cybern., vol. 29, no. 5, pp. 583-592, 1999.

[12] Y.-H. Kim, F. L. Lewis, and C. T. Abdalla, "A dynamic recurrent neural-network-based adaptive observer for a class of nonlinear systems," Automatica, vol. 33, no. 8, pp. 1539-1543, 1997.

[13] Y. J. Choi and J. Farrell, "Adaptive observer for a class of nonlinear systems using neural networks," in Proceedings of the 1999 IEEE International Symposium on Intelligent control/Intelligent Systems and semiotics, 1999.

[14] H. K. Khalil, Nonlinear Systems, Macmillan Publishing Company, 1992.

[15] P. A. Ioannou and J. Sun, Robust Adaptive Control, Prentice-Hall, Inc., 1996.

[16] J.-H. Park, G.-T. Park, "Robust Adaptive Fuzzy Controller for Nonaffine Nonlinear Systems with Dynamic Rule Activation", Robust and Nonlinear Control, vol. 13, issue 2, pp. 117-139, 2003.

저 자 소 개

박장현(朴張鉉)



1995년 2월 25일 : 고려대학교
전기공학과 졸업
1997년 8월 25일 : 동대학원 졸업
(공학석사)
2002년 8월 25일 : 동대학원 졸업
(공학박사)

2003년 3월 1일 ~ 현재 : 목포대학교 제어시스템공학과 전임강사

관심분야 : 지능시스템, 비선형제어, 적응제어, 마이크로프로세서 응용

김성환(金成煥)



1991년 2월 25일 : 고려대학교
전기공학과 졸업
1995년 2월 25일 : 동대학원 졸업
(공학석사)
1998년 8월 25일 : 동대학원 졸업
(공학박사)

1999년 9월 1일 ~ 현재 : 목포대학교 제어시스템공학과 전임강사/조교수

관심분야 : 지능제어, AC전동기 제어, 마이크로프로세서 응용