

비선형 비행 시스템을 위한 H_∞ 접근법 기반 적응 신경망 동적 표면 제어

Adaptive Neural Dynamic Surface Control via H_∞ Approach for Nonlinear Flight Systems

유 성 진, 최 윤 호*
(Sung Jin Yoo and Yoon Ho Choi)

Abstract : In this paper, we propose an adaptive neural dynamic surface control (DSC) approach with H_∞ tracking performance for full dynamics of nonlinear flight systems. It is assumed that the model uncertainties such as structured and unstructured uncertainties, and external disturbances influence the nonlinear aircraft model. In our control system, self recurrent wavelet neural networks (SRWNNs) are used to compensate the model uncertainties of nonlinear flight systems, and an adaptive DSC technique is extended for the disturbance attenuation of nonlinear flight systems. All weights of SRWNNs are trained on-line by the smooth projection algorithm. From Lyapunov stability theorem, it is shown that H_∞ performance from external disturbances can be obtained. Finally, we present the simulation results for a nonlinear six-degree-of-freedom F-16 aircraft model to confirm the effectiveness of the proposed control system.

Keywords : nonlinear flight systems, disturbance attenuation, dynamic surface control, wavelet neural network

용어정리

V	속도(total velocity)
α	받음 각(angle of attack)
β	옆미끄러짐 각(sideslip angle)
p, q, r	동체 고정 좌표축의 각속도 성분(roll, pitch, yaw rate about the body-fixed frame)
ϕ, θ, ψ	동체 고정 좌표계와 지구 고정 좌표계 사이의 오일러각(roll, pitch, yaw angle)
$\delta_e, \delta_a, \delta_r$	엘리베이터, 에일러론, 러더편향 각(elevator, aileron, rudder deflection angle)
F_x, F_y, F_z	동체 고정 좌표계의 각 축 방향으로 작용하는 힘(aerodynamic forces)
L, M, N	동체 고정 좌표계의 각 축 방향으로 작용하는 모멘트(aerodynamic moments)
J_x, J_y, J_z, J_{xz}	관성 모멘트(moments of inertia)
T	추진력(thrust)
g	중력 가속도(gravity acceleration)
m	항공기 무게(aircraft mass)

1. 서론

지난 수세기 동안 불확실한 비선형 시스템의 제어를 위한 많은 노력이 행해져 왔다. 특히, 제어 입력과 매칭되지 않는(unmatched) 비선형 시스템을 제어하기 위해 백스테핑(backstepping) [1] 제어 법칙이 개발되었다. 그러나 백스테핑 알고리즘은 가상 제어기(virtual controller)의 반복적인 미분에 의해 발생하는 “explosion of complexity” [2]라고 불리는 문제점을 가진다. 즉, 제어기의 복잡성은 시스템의 차수가 증가할수록 급격하게 증가한다. 이러한 백스테핑의 문제점을 해결하기 위해 Swaroop 등은 동적 표면 제어(Dynamic Surface Control: DSC) [2] 기법을 개발하였다. DSC기법의 핵심 내용은 백스테핑 설계 과정의 각 단계에서 합성된 가상 제어 법칙을 1차 필터를 통과시켜 다음 단계의 제어 법칙을 구할 때 바로 전 단계의 가상 제어기의 미분값을 1차 필터의 출력 값으로 대체할 수 있다는 것이다. 따라서 DSC 기법은 백스테핑 기반 제어기보다 간단한 제어기를 설계할 수 있다는 장점을 갖는다. 최근에는 다양한 비선형 시스템에 DSC 기법이 적용되고 있으나[3,4], 외란 완화(disturbance attenuation)를 위해 DSC 기법이 적용된 사례는 없다.

한편, 재형상(reconfigurable) 비행 제어 시스템 설계를 위해 백스테핑 제어가 주로 사용되고 있다[5-7]. 최근에는 이중 시간 척도(two-time scales) 접근법에 기반하지 않는 재형상 비행 제어 시스템을 위해 신경 회로망(Neural Network: NN) 기반 백스테핑 제어 기법이 개발되었고, 비선형 동역학 방정식으로 나타난 F-16 전투기에 적용되었다[6,7]. 그러나 [6,7]에서 설계된 제어기는 앞서 논의한 백스테핑의 가상 제어기의 반복적인 미분 문제를 포함하며, 또한 외란을 고려하지 않았다.

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2007. 8. 6., 채택확정 : 2008. 1. 14.

유성진 : 연세대학교 전기전자공학과(niceguy1201@control.yonsei.ac.kr)

최윤호 : 경기대학교 전자공학부(yhchoi@kyonggi.ac.kr)

※ 이 논문은 2006년도 한국학술진흥재단의 지원에 의하여 연구되었음(KRF-2006-311-D00476).

따라서 본 논문에서는 외란을 가진 비행 시스템의 받음 각(angle of attack), 옆미끄러짐 각(sideslip angle), 그리고 뱅크(bank) 각을 제어하기 위한 DSC 기법을 개발한다. 즉, 기존의 DSC 이론을 외란 완화를 위해 확장 개발하고 그 성능을 외란을 가진 비행 시스템에 적용한다. 본 논문에서 제안한 제어 시스템에서는 자기 회귀 웨이블릿 신경 회로망(Self Recurrent Wavelet Neural Network: SRWNN) [8,9]을 이용하여 비선형 불확실성을 예측하며 또한 외란 완화를 위해 설계된 SRWNN 기반 DSC 시스템이 H_∞ 추종 성능을 만족함을 증명한다. SRWNN의 모든 가중치들은 매끈한 전사 알고리즘(smooth projection algorithm)을 이용하여 학습한다. 마지막으로 본 논문에서 제안한 제어 시스템을 비선형 6 자유도를 갖는 F-16 비행기 모델에 적용하여 제안한 제어기의 효율성 및 성능을 검증하고자 한다.

II. 불확실성과 외란을 갖는 항공기 모델과 문제 제기

본 논문에서는 [10]에서 제시한 6 자유도 비선형 운동방정식을 갖는 비선형 항공기 모델을 제어 대상으로 한다. 이때, 항공기는 강체이며 일정한 크기의 중력과 추력, 공력이 작용한다고 가정하고, 지구 자전에 의한 영향은 무시한다. 또한 동체 고정 좌표계의 각 축 방향으로 작용하는 힘 F_x, F_y, F_z 와 L, M, N 은 받음 각과 옆미끄러짐 각, 각속도와 제어 입력의 함수로 주어진다 가정한다[11]. 여기서 제어 입력은 고차 함수로서 표현된다. 그러나 본 논문에서는 제어 입력 함수의 1차 함수 부분만을 고려하고 고차 부분은 모델 불확실성과 함께 시스템의 불확실성으로 간주한다. 따라서 실제(actual) 비선형 항공기 모델은 (1)과 (2)와 같이 공칭(nominal) 비선형 모델, 불확실성, 그리고 외란으로 나누어진다.

$$\begin{aligned} \dot{V} &= \bar{f}_v(x_1, x_2, \theta, V, u), \\ \dot{\theta} &= \bar{f}_\theta(\phi, x_2), \\ \dot{\psi} &= \bar{f}_\psi(\phi, \theta, x_2), \end{aligned} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= f_1(x_1, \theta, V) + \Delta f_1(x_1, \theta, V) \\ &\quad + [g_1(x_1, \theta) + \Delta g_1(x_1, \theta)]x_2 + \bar{h}_1(x_1, V)u + d_1, \\ \dot{x}_2 &= f_2(x_1, x_2, V) + \Delta f_2(x_1, x_2, V) \\ &\quad + [g_2(x_1, V) + \Delta g_2(x_1, V)]u + d_2, \end{aligned} \quad (2)$$

여기서 $x_1 = [\alpha \ \beta \ \phi]^T \in R^3$, $x_2 = [p \ q \ r]^T \in R^3$, $u = [\delta_e \ \delta_a \ \delta_r]^T \in R^3$. $\bar{f}_v, \bar{f}_\theta, \bar{f}_\psi \in R$ 와 $\bar{h}_1 \in R^{3 \times 3}$ 는 실제 값들이다. d_1, d_2 는 외란들을 나타낸다. 그리고 공칭 값들 $f_1, f_2 \in R^3$, $g_1, g_2 \in R^{3 \times 3}$ 는 부록 I에서 정의한다. 부록 I에서 $C_i(\cdot)$ 는 동역학식의 힘과 모멘트의 계수를 나타낸다. $\Delta f_1, \Delta f_2, \Delta g_1, \Delta g_2$ 은 불확실성을 나타내고 다음과 같이 정의 된다. $\Delta f_1 = \bar{f}_1 - f_1$, $\Delta f_2 = \bar{f}_2 - f_2$, $\Delta g_1 = \bar{g}_1 - g_1$, $\Delta g_2 = \bar{g}_2 - g_2$ 이고 여기서 $\bar{f}_1, \bar{f}_2, \bar{g}_1, \bar{g}_2$ 는 실제 값들이다. 그리고 공칭 함수 g_1, g_2 는 역행렬이 가능하다[7].

가정 1: 본 논문에서는 단지 공칭 값들만 안다고 가정한다. 즉 모델의 불확실성을 포함한 실제 값들은 모른다고 가정한다.

가정 2: 외란들 d_1, d_2 는 $d_1, d_2 \in L_2[0, \infty)$ 을 만족한다.

가정 3: [7] (1)로 주어지는 동역학식은 (3)과 같이 나타낼 수 있다고 가정한다.

$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &\approx f_1(x_1, \theta, V) + \Delta f_1(x_1, \theta, V) \\ &\quad + [g_1(x_1, \theta) + \Delta g_1(x_1, \theta)]x_2, \end{aligned} \quad (3)$$

가정 3은 일반적으로 제어 입력과 비행 동역학의 힘 사이의 결합 효과는 제어 입력과 비행 동역학의 모멘트 사이의 결합 효과보다 상대적으로 작다는 특성에서 유발된다 [7]. 그리고 본 논문에서는 가정 3에서의 모델링 오차를 모델의 불확실성으로 고려한다. 따라서 실제 비행 동역학식인 (1)과 (2)는 각기 (4), (5)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\dot{x}_1 = f_1(x_1, \theta, V) + g_1(x_1, \theta)x_2 + \bar{\varepsilon}_1(x_1, x_2, \theta, V, u) + d_1 \quad (4)$$

$$\dot{x}_2 = f_2(x_1, x_2, V) + g_2(x_1, V)u + \bar{\varepsilon}_2(x_1, x_2, V, u) + d_2 \quad (5)$$

여기서 $\bar{\varepsilon}_1(x_1, x_2, \theta, V, u) = \Delta f_1 + \Delta g_1 x_2 + \bar{h}_1 u$, $\bar{\varepsilon}_2(x_1, x_2, V, u) = \Delta f_2 + \Delta g_2 u$ 는 비행 동역학식의 전체적인 불확실성들을 나타낸다. 한편 제어 입력 u 는 단지 x_1, x_2, V, θ 와 $X_d = [x_d \ \dot{x}_d \ \ddot{x}_d]^T$ 에 의한 함수로 표현된다. 그리고 $x_d = [\alpha_d \ \beta_d \ \phi_d]^T$, \dot{x} , \ddot{x} 는 기준 벡터와 그것의 미분 값들이고 시간에 대한 유계 함수들이다. 또한 본 논문에서 $\bar{\varepsilon}_i(x_1, x_2, \theta, V, u)$ 에 포함된 x_2 는 x_1, V, θ 에 의해 정의된 가상 제어기로 간주할 수 있으므로 불확실성 $\bar{\varepsilon}_1(x_1, x_2, \theta, V, u)$ 와 $\bar{\varepsilon}_2(x_1, x_2, V, u)$ 는 $\bar{\varepsilon}_1(\bar{x}_1)$ 와 $\bar{\varepsilon}_2(\bar{x}_2)$ 에 의해 대체될 수 있다. 여기서 $\bar{x}_1 = (x_1, V, \theta, X_d)$, $\bar{x}_2 = (x_1, x_2, V, \theta, X_d)$, $\bar{\varepsilon}_i = [\bar{\varepsilon}_{i,1}(\cdot) \ \bar{\varepsilon}_{i,2}(\cdot) \ \bar{\varepsilon}_{i,3}(\cdot)]^T$ ($i = 1, 2$). 그러나 가정 1에 의해 $\bar{\varepsilon}_1(\bar{x}_1)$ 와 $\bar{\varepsilon}_2(\bar{x}_2)$ 를 구할 수 없다. 따라서 본 논문에서는 불확실성 $\bar{\varepsilon}_1(\bar{x}_1)$ 와 $\bar{\varepsilon}_2(\bar{x}_2)$ 을 관측하기 위해 SRWNN을 이용한다.

본 논문의 목적은 받음 각, 옆미끄러짐 각, 그리고 뱅크 각의 원하는 궤적의 추종을 위한 H_∞ 추종 성능을 갖는 적응 신경망 DSC 시스템을 설계하는 것이다. 즉, 외란 완화 설계 상수 $\rho > 0$ 와 양의 대각 행렬 K_1 이 주어졌을 때 (6)과 같은 H_∞ 추종 성능을 만족하는 강인 적응 제어기를 설계하는 것이다.

$$\int_0^T \|s_1\|_{K_1}^2 dt \leq Z_0 + \rho^2 \int_0^T \|\nu\|^2 dt \quad (6)$$

$$\forall \nu \in L_2[0, T]$$

여기서 $T \in [0, \infty)$, s_1 은 추종 오차, Z_0 는 초기 조건에 의존하는 양의 상수이고, ν 는 외란 항을 나타낸다.

III. 비행 시스템의 외란 완화를 위한 적응 신경망 DSC

1. SRWNN을 이용한 불확실성 모델링

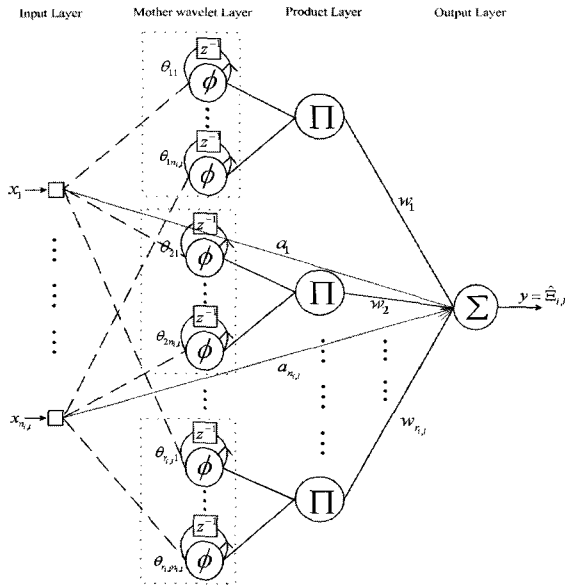


그림 1. SRWNN 구조.
Fig. 1. SRWNN structure.

본 논문에서는 불확실성 $\Xi_{i,l}(\cdot)$ ($i=1,2$) ($l=1,2,3$)을 관측하기 위해서 $n_{i,l}$ 개의 입력과 하나의 출력, 그리고 $n_{i,l} \times r_{i,l}$ 개의 모체 웨이블릿(mother wavelet)을 갖는 그림 1과 같은 SRWNN 구조를 사용한다. SRWNN은 총 4개의 구조, 즉, 입력 층, 모체 웨이블릿 층, 곱셈 층, 그리고 출력 층으로 구성된다[8,9]. 한편 SRWNN의 출력은 (7)과 같이 나타낼 수 있다.

$$y = \sum_{j=1}^{r_{i,l}} w_j \left(\prod_{k=1}^{n_{i,l}} \phi(z_{jk}) \right) + \sum_{k=1}^{n_{i,l}} a_k x_k \quad (7)$$

여기서 $z_{jk} = (x_k + \phi_{jk} z^{-1} \theta_{jk} - m_{jk}) / d_{jk}$, m_{jk} 와 d_{jk} 는 웨이블릿의 평행이동(translation) 요소와 확장이동(dilation) 요소를 각각 나타낸다. 이 때 아래 첨자 jk 는 j 번째 웨이블릿의 k 번째 입력을 나타낸다. w_j 는 곱셈 층 노드와 출력 노드 사이의 연결 가중치이고, a_k 는 입력 노드와 출력 노드 사이의 연결 가중치를 나타낸다. 그리고 SRWNN 출력 y 는 불확실성 $\Xi_{i,l}(\cdot)$ 의 예측값 $\hat{\Xi}_{i,l}(\cdot)$ 이다. 본 논문에서는 보편 근사 특성(universal approximation property)을 만족하는 가우시안 함수의 1차 미분 $\phi(z_{jk}) = -z_{jk} \exp(-(1/2)z_{jk}^2)$ 을 모체 웨이블릿 함수로 선택한다. 본 논문에서는 SRWNN의 5개의 가중치 a_k , m_{jk} , d_{jk} , θ_{jk} , 그리고 w_j 는 르야프노브 안정도 분석으로부터 유도되는 적용 범칙에 의해 학습되며, 이를 위해 가중치 벡터를 (8)과 같이 정의한다.

$$W_{i,l} = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 & \dots & a_{n_{i,l}} & m_{11} & m_{12} & \dots & m_{1n_{i,l}} & m_{21} & \dots & m_{2n_{i,l}} & \dots & d_{11} & d_{12} & \dots & d_{1n_{i,l}} & d_{21} & \dots & d_{2n_{i,l}} & \dots & \theta_{11} & \theta_{12} & \dots & \theta_{1n_{i,l}} & \theta_{21} & \dots & \theta_{2n_{i,l}} & \dots & \theta_{r_{i,l}n_{i,l}} & w_1 & \dots & w_{r_{i,l}} \end{bmatrix}^T \quad (8)$$

여기서 $W_{i,l} \in R^{3n_{i,l}r_{i,l} + n_{i,l} + r_{i,l}}$. SRWNN의 우수한 모델링 성능

에 의해 SRWNN 시스템 $\hat{\Xi}_{i,l}(\cdot)$ 는 충분히 정확하게 불확실성 $\Xi_{i,l}(\cdot)$ 을 예측할 수 있다. 따라서 불확실성 $\Xi_{i,l}(\bar{x}_i)$ 은 SRWNN 시스템 $\hat{\Xi}_{i,l}(\bar{x}_i | W_i^*)$ 을 이용하여 최적의 가중치 W_i^* 와 재구성 오차(reconstruction error) ϵ_i 의 합으로 (9)와 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} \Xi_i(\bar{x}_i) &= \hat{\Xi}_i(\bar{x}_i | W_i^*) + \epsilon_i \\ &= \hat{\Xi}_i(\bar{x}_i | \hat{W}_i) + [\hat{\Xi}_i(\bar{x}_i | W_i^*) - \hat{\Xi}_i(\bar{x}_i | \hat{W}_i)] + \epsilon_i \end{aligned} \quad (9)$$

여기서 $\hat{W}_i = \text{diag}[\hat{W}_{i,l}]$; ($l=1,2,3$)는 예측된 가중치 행렬이다. 그리고 $\text{diag}[\cdot]$ 은 대각 행렬을 나타내고 $\hat{W}_{i,l}$ 는 가중치 벡터 $W_{i,l}$ 의 예측된 벡터이다. 한편 SRWNN 불확실성 관측기의 모든 가중치들을 학습하기 위해 \hat{W}_i 에 의한 $\hat{\Xi}_i(\bar{x}_i | W_i^*)$ 의 테일러(Taylor) 급수 전개를 취하면 (10)과 같이 된다[12].

$$\hat{\Xi}_i(\bar{x}_i | W_i^*) - \hat{\Xi}_i(\bar{x}_i | \hat{W}_i) = \hat{W}_i^T \Theta_i + H_i(W_i^*, \hat{W}_i) \quad (10)$$

여기서 $H_i(W_i^*, \hat{W}_i)$ 는 고차항, $\hat{W}_i = W_i^* - \hat{W}_i$ 는 예측 오차, 그리고 $\Theta_i = [\frac{\partial \hat{\Xi}_{i,1}}{\partial \hat{W}_{i,1}} \quad \frac{\partial \hat{\Xi}_{i,2}}{\partial \hat{W}_{i,2}} \quad \frac{\partial \hat{\Xi}_{i,3}}{\partial \hat{W}_{i,3}}]^T$ 을 나타낸다.

(10)을 (9)에 대입하면, (11)과 같이 된다.

$$\Xi_i(\bar{x}_i) = \hat{\Xi}_i(\bar{x}_i | \hat{W}_i) + \hat{W}_i^T \Theta_i + \sigma_i \quad (11)$$

여기서 $\sigma_i = H_i(W_i^*, \hat{W}_i) + \epsilon_i$ 이며, ρ_i 는 양의 상수이다.

2. 외란 완화를 위한 제어기 설계

본 절에서는 상태 벡터 x_1 가 기준 벡터 x_d 를 추종하기 위한 SRWNN에 기반하며 H_∞ 추종 성능을 갖는 DSC 시스템을 설계한다. 설계 과정은 다음과 같다.

단계 1: x_2 을 위한 가상 제어기 설계

상태 벡터 x_1 의 기준 벡터 x_d 의 추종을 위한 첫 번째 표면 오차(surface error)는 $s_1 = x_1 - x_d$ 이다. 그리고 s_1 의 도함수는 $\dot{s}_1 = f_1(x_1, \theta, V) + g_1(x_1, \theta)x_2 + \Xi_1(\bar{x}_1) + d_1 - \dot{x}_d$ 이다. $s_1 \rightarrow 0$ 을 위한 가상 제어 벡터 v_2 을 (12)와 같이 선택한다.

$$\begin{aligned} v_2 &= g_1^{-1}(x_1, \theta) [-K_1 s_1 - f_1(x_1, \theta, V) \\ &\quad - \hat{\Xi}_1(\bar{x}_1 | \hat{W}_1) - \frac{1}{2\rho_1^2} s_1 + \dot{x}_d] \end{aligned} \quad (12)$$

여기서 K_1 은 양의 변수이다. 이 때, 필터를 통과한 가상 제어 벡터 v_{2f} 을 획득하기 위해 (13)과 같은 작은 값의 시간 상수 $\tau_2 > 0$ 을 가진 1차 저주파 필터에 가상 제어 벡터 v_2 을 통과시킨다.

$$\tau_2 \dot{v}_{2f} + v_{2f} = v_2, \quad v_{2f}(0) = v_2(0). \quad (13)$$

단계 2: 실제 제어기 u 설계

두 번째 오차 표면을 $s_2 = x_2 - v_{2f}$ 로 정의하며, 이것의 도함수는 $\dot{s}_2 = f_2(x_1, x_2, V) + g_2(x_1, V)u + \tilde{\varepsilon}_2(\bar{x}_2) + d_2 - \dot{v}_{2f}$ 이다. $s_2 \rightarrow 0$ 을 위한 실제 제어 입력 벡터 u 는 (14)와 같다.

$$u = g_2^{-1}(x_1, V)[-K_2 s_2 - f_2(x_1, x_2, V) - \tilde{\varepsilon}_2(\bar{x}_2) \widehat{W}_2] - \frac{1}{2\rho_2^2} s_2 + \frac{v_2 - v_{2f}}{\tau_2} \quad (14)$$

여기서 K_2 는 양의 상수이다.

참고 1: 본 논문에서 제안한 DSC 기법은 기존의 DSC 기법들 [2-4]과 달리 비선형 비행 시스템의 외란 완화를 위해 (12)와 (14)에 있는 항 $(1/2\rho_i^2)s_i$ ($i=1,2$)을 추가한다. 이와 같이 추가된 항에 의해 본 논문에서 제안된 제어 시스템은 H_∞ 추종 성능을 만족하게 된다.

참고 2: 백스테핑 기반 재형상 비행 제어 시스템에 관련된 기존의 논문들 [6,7]은 실제 제어 입력 벡터 u 를 구하기 위해서 가상 제어기 v_2 의 도함수를 요구한다. 따라서 가상 제어기 v_2 에 포함되어 있는 비행 시스템의 복잡한 행렬들과 신경 회로망의 출력 부분의 도함수를 계산하기 위해 복잡한 계산적 노력이 요구된다. 반면, 본 논문에서 제안한 DSC 기반 비행 제어 시스템은 가상 제어기의 도함수를 1차 필터를 통해서 구하게 되므로, (14)와 같은 간단한 제어 입력 u 를 설계할 수 있다.

IV. 안정도 분석

일반적으로 DSC 시스템의 안정도 분석은 1차 필터를 고려함으로써 백스테핑 제어 시스템의 안정도 분석보다 복잡하다. 또한 기존의 DSC [2-4] 시스템의 안정도 분석과 달리 H_∞ 추종 성능을 만족하기 위한 안정도 분석은 1차 필터 항에 의한 추가적인 항들을 고려해야 한다. 이를 위해 오차 표면 벡터 (s_1, s_2) , 1차 필터의 출력과 가상 제어기의 오차인 경계층 오차 벡터(y_2), 그리고 가중치 예측 오차($\widehat{W}_1, \widehat{W}_2$)을 이용한 폐회로 시스템을 설계한다. 우선 경계층 오차(boundary layer error) 벡터를 (15)와 같이 정의하자.

$$\begin{aligned} y_2 &= v_{2f} - v_2 \\ &= g_1^{-1}(x_1, \theta)[K_1 s_1 + f_1(x_1, \theta, V) \\ &\quad + \tilde{\varepsilon}_1(\bar{x}_1) \widehat{W}_1] + \frac{1}{2\rho_1^2} s_1 - \dot{x}_d + v_{2f}. \end{aligned} \quad (15)$$

(11), (13), 그리고 (14)를 이용한 오차 표면 벡터들의 도함수는 (16), (17)과 같다.

$$\begin{aligned} \dot{s}_1 &= g_1(x_1, \theta)(s_2 + y_2) - K_1 s_1 - \frac{1}{2\rho_1^2} s_1 \\ &\quad + d_1 + \widehat{W}_1^T \Theta_1 + \sigma_1 \end{aligned} \quad (16)$$

$$\dot{s}_2 = -K_2 s_2 - \frac{1}{2\rho_2^2} s_2 + d_2 + \widehat{W}_2^T \Theta_2 + \sigma_2 \quad (17)$$

(15)을 미분하면, (18)과 같이 된다.

$$\dot{y}_2 = -\frac{y_2}{\tau_2} + P_2(s_1, s_2, y_2, X_d) \quad (18)$$

여기서 $P_2(\cdot) = [x_1^T(\partial g_1^{-1}/\partial x_1) + \dot{\theta}(\partial g_1^{-1}/\partial \theta)][K_1 s_1 + f_1 + \tilde{\varepsilon}_1 + (1/4\rho_1^2)s_1 - \dot{x}_d] + g_1^{-1}[K_1 \dot{s}_1 + \dot{x}_1^T(\partial f_1/\partial x_1) + \dot{\theta}(\partial f_1/\partial \theta) + \dot{V}(\partial f_1/\partial V) + \dot{x}_1^T(\partial \tilde{\varepsilon}_1/\partial x_1) + \widehat{W}_1^T(\partial \tilde{\varepsilon}_1/\partial \widehat{W}) + (1/4\rho_1^2)\dot{s}_1 - \ddot{x}_d]$ 는 연속 함수이다. 한편 $\Omega_0 = \{\widehat{W}_{i,l} | \widehat{W}_{i,l}^T \widehat{W}_{i,l} \leq \eta_{i,l}\}$ 와 $\Omega_{\widehat{W}_{i,l}} = \{\widehat{W}_{i,l} | \widehat{W}_{i,l}^T \widehat{W}_{i,l} \leq \beta_{i,l} + \delta_{i,l}\}$ 을 정의하자. 여기서 $\beta_i > 0$ 와 $\delta_i > 0$ 는 설계 상수이다. 이 때, $\widehat{W}_{i,l}$ 에 관한 매끈한 전사 알고리즘[13]은 (19)와 같다.

$$\text{Proj}(\widehat{W}_{i,l} \Delta) = \begin{cases} \Delta - \frac{(\widehat{W}_{i,l}^T \widehat{W}_{i,l} - \eta_{i,l}) \widehat{W}_{i,l}^T \Delta}{\delta_{i,l} \widehat{W}_{i,l}^T \widehat{W}_{i,l}}, \\ \text{if } \widehat{W}_{i,l}^T \widehat{W}_{i,l} > \eta_{i,l} \text{ and } \widehat{W}_{i,l}^T \Delta > 0, \\ \Delta, \text{ otherwise.} \end{cases} \quad (19)$$

여기서 Δ 는 연속이며 미분가능한 함수이다.

(20)과 같은 르아프노브 함수를 정의하자.

$$V_L = \frac{1}{2} \left[\sum_{i=1}^2 \{s_i^T s_i + \text{tr}(\widehat{W}_i^T \lambda_i^{-1} \widehat{W}_i)\} + y_2^T y_2 \right] \quad (20)$$

여기서 $\text{tr}(\cdot)$ 는 행렬의 트레이스(trace)을 나타낸다. 그리고 $\lambda_i = \text{diag}[\lambda_{i,l}]$; ($l=1,2,3$) 이며 $\lambda_{i,l}$ 는 학습 이득이다.

정리 1: (1)과 (2)를 포함한 비행 시스템을 제어하기 위해 본 논문에서 제안한 제어기 (12)-(14)을 이용한다고 가정하자. 만일 본 논문에서 제안한 제어 시스템이 가정 1, 2, 3을 만족하고 $V_L(0) \leq \mu$ 를 만족하는 초기의 조건들을 위한 양의 상수 μ 가 주어진다면, 그리고 각각의 SRWNN의 가중치 벡터의 학습을 위해 (21)과 같은 학습 법칙이 이용된다면, 추종 오차 s_1 은 H_∞ 추종 성능을 만족하게 된다.

$$\dot{\widehat{W}}_{i,l} = \lambda_{i,l} \text{Proj}(\widehat{W}_{i,l}, \Theta_{i,l} s_{i,l}) \quad (21)$$

여기서 $i=1,2$, $l=1,2,3$, $\Theta_{i,l}$ 와 $s_{i,l}$ 는 Θ_i 와 s_i 의 각각의 l 번째 요소들이다.

증명: 르아프노브 함수인 (20)을 미분하고 (16)-(18)을 대입하면 (22)와 같이 된다.

$$\begin{aligned} \dot{V}_L &= s_1^T [g_1(s_2 + y_2) - K_1 s_1 - \frac{1}{2\rho_1^2} s_1 + d_1 + \sigma_1] \\ &\quad + s_2^T (-K_2 s_2 - \frac{1}{2\rho_2^2} s_2 + d_2 + \sigma_2) + y_2^T (-\frac{y_2}{\tau_2} + P_2) \\ &\quad + \sum_{l=1}^3 \widehat{W}_{1,l}^T (\Theta_{1,l} s_{1,l} - \lambda_{1,l}^{-1} \widehat{W}_{1,l}) \\ &\quad + \sum_{l=1}^3 \widehat{W}_{2,l}^T (\Theta_{2,l} s_{2,l} - \lambda_{2,l}^{-1} \widehat{W}_{2,l}). \end{aligned} \quad (22)$$

적용 법칙 (21)로부터, 모든 시간 $t \geq 0$ 동안 $\widehat{W}_{i,l}^T \Theta_{i,l} s_{i,l} - \lambda_{i,l}^{-1} \widehat{W}_{i,l}^T \widehat{W}_{i,l} \leq 0$ 와 $\widehat{W}_{i,l} \in \Omega_{\widehat{W}_{i,l}}$ 을 만족한다. 따라서 (22)의 부등식은 (23)과 같이 된다.

$$\begin{aligned} \dot{V}_L \leq & \|g_1\| \|s_1\| \|s_2\| + \|g_1\| \|s_1\| \|y_2\| \\ & - K_1 \|s_1\|^2 - \frac{1}{2\rho_1^2} \|s_1\|^2 + \|s_1\| \|d_1\| \\ & + \|s_1\| \|\sigma_1\| - K_2 \|s_2\|^2 - \frac{1}{2\rho_2^2} \|s_2\|^2 \quad (23) \\ & + \|s_2\| \|d_2\| + \|s_2\| \|\sigma_2\| - \frac{1}{\tau_2} \|y_2\|^2 \\ & + |y_2^T P_2|. \end{aligned}$$

Young의 부등식을 이용하면 (23)의 부등식은 (24)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \dot{V}_L \leq & \frac{1}{4} \|g_1\|^2 \|s_1\|^2 + \|s_2\|^2 + \frac{1}{4} \|g_1\|^2 \|s_1\|^2 \\ & + \|y_2\|^2 - K_1 \|s_1\|^2 - K_2 \|s_2\|^2 - \frac{1}{\tau_2} \|y_2\|^2 \quad (24) \\ & + \rho_1^2 \|d_1\|^2 + \rho_1^2 \|\sigma_1\|^2 + \rho_2^2 \|d_2\|^2 + \rho_2^2 \|\sigma_2\|^2 \\ & + \frac{y_2^T P_2^2}{\rho^2} + \frac{\rho^2}{4}. \end{aligned}$$

여기서 $\rho = \max\{\rho_1, \rho_2\}$ 이다.

$D_o \geq 0$ 을 위한 집합 $Q = \{(x_d, \dot{x}_d, \ddot{x}_d) | x_d^2 + \dot{x}_d^2 + \ddot{x}_d^2 \leq D_o\}$ 와 $A_i = \left\{ \sum_{j=1}^i \{S_j^T S_j + \text{tr}(\bar{W}_j^T \lambda_j^{-1} \bar{W}_j)\} + \sum_{j=2}^i y_j^T y_j \leq 2\mu \right\}$ 을 정의하자. 이 때 Q 와 A_i 는 compact 집합이다. 따라서 $Q \times A_i$ 에서 $|P_2| \leq M_2$ 을 만족하는 양의 상수 M_2 가 존재한다. 위의 부등식에 $K_1 = (1/2) \|g_1\|^2 + K_1^*$, $K_2 = 1 + K_2^*$, 그리고 $1/\tau_2 = 1 + \tau_2^* + M_2^2/\rho^2$ 을 선택하여 대입하면 (25)와 같다.

$$\begin{aligned} \dot{V}_L \leq & -K_1^* \|s_1\|^2 - K_2^* \|s_2\|^2 - \tau_2^* \|y_2\|^2 \\ & + \rho^2 \|v\|^2 - \left(1 - \frac{P_2^2}{M_2^2}\right) \frac{y_2^T M_2^2}{\rho^2} \quad (25) \end{aligned}$$

여기서 $v = [v_1 \ v_2]^T$; $v_i = [d_i^T \ \sigma_i^T \ 1/\sqrt{8}]^T$ ($i=1,2$)이다.

$V = \mu$ 에서, $|P_2| \leq M_2$ 이기 때문에 (25)는 (26)과 같이 된다.

$$\dot{V}_L \leq -K_1^* \|s_1\|^2 - K_2^* \|s_2\|^2 - \tau_2^* \|y_2\|^2 + \rho^2 \|v\|^2 \quad (26)$$

(26)을 $t=0$ 부터 $t=T$ 까지 적분하면, (27)과 같이 된다.

$$\begin{aligned} V_L(s_1(T), s_2(T), y_2(T), \bar{W}_1(T), \bar{W}_2(T)) \leq \\ V_L(s_1(0), s_2(0), y_2(0), \bar{W}_1(0), \bar{W}_2(0)) + \rho^2 \int_0^T \|v\|^2 \quad (27) \end{aligned}$$

여기서 $T \in [0, \infty)$ 이며, (27)에 의해 페루프에 존재하는 모든 신호들은 유계(boundedness)하게 된다. 또한, (26)을 적분하면 추종 오차 s_1 는 (28)과 같은 H_∞ 추종 성능을 만족하게 된다.

$$\begin{aligned} \int_0^T \|s_1\|_{K_1}^2 \leq V_L(s_1(0), s_2(0), y_2(0), \bar{W}_1(0), \bar{W}_2(0)) \\ + \rho^2 \int_0^T \|v\|^2. \quad (28) \end{aligned}$$

V. 모의 실험 및 결과 고찰

본 장에서는 H_∞ 추종 성능을 갖는 SRWNN 불확실성 예측기 기반 적응 DSC 시스템의 타당성을 검증하기 위해 불확실성을 갖는 비선형 F-16 전투기의 추종 제어를 위한 모의실험을 수행하였다. 본 모의 실험에서는 700ft의 속도와 20000ft의 고도로 운행되고 있는 F-16 전투기를 고려하였다. F-16 전투기 모델의 파라미터들은 [10]에서 제시된 값을 사용하였다. 한편 비행 동역학 계수들은 [11]에서 제시한 값들을 사용하였고 그 값들은 불확실하고, 또한 외란들이 다음과 같이 주어진다 가정하였다.

$$\begin{aligned} d_1 &= [d_{11} \ d_{12} \ d_{13}]^T, \\ d_2 &= 0 \end{aligned}$$

여기서 d_{11} , d_{12} , 및 d_{13} 는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} d_{11} &= \begin{cases} 0.1, & \text{if } 7 \leq t \leq 7.5 \\ 0 & \text{otherwise,} \end{cases} \\ d_{12} &= \begin{cases} 0.1, & \text{if } 2 \leq t \leq 2.5 \\ 0 & \text{otherwise,} \end{cases} \\ d_{13} &= \begin{cases} 0.1 \cos(3t), & \text{if } 5 \leq t \leq 10 \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases} \end{aligned}$$

표 1은 F-16 비행기 시스템을 위한 공칭 값들의 비행 동역학 계수의 모델링 불확실성 비율을 나타낸다. 본 모의 실험에서는 단지 비행 동역학 계수의 공칭 값만 알고 다음과 같은 3차 선형 필터의 출력에 의해 주어지는 제적 $x_d = [x_d^1 \ x_d^2 \ x_d^3]^T = [\alpha_d \ \beta_d \ \phi_d]^T$ 을 추종하기 위한 제어 입력 u 을 설계하였다.

$$\frac{x_d^i}{x_c^i} = \frac{w_1 w_2^2}{(s + w_1)(s^2 + 2\zeta w_2 s + w_2^2)}$$

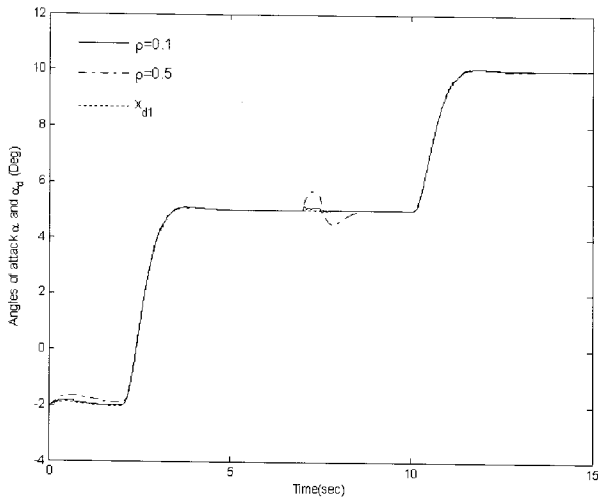
여기서 $i=1, \dots, 3$, $w_1 = 12 \text{ rad/s}$, $w_2 = 3 \text{ rad/s}$, $\zeta = 0.8$, 그리고 원하는 제적 필터의 입력 벡터 $x_c = [x_c^1 \ x_c^2 \ x_c^3]^T = [\alpha_c \ \beta_c \ \phi_c]^T$ 는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \alpha_c &= -2^\circ, \quad \beta_c = 2.5^\circ, \quad \phi_c = 0^\circ, \quad 0 \leq t \leq 2s \\ \alpha_c &= 5^\circ, \quad \beta_c = 0^\circ, \quad \phi_c = 20^\circ, \quad 2 \leq t \leq 10s \\ \alpha_c &= 10^\circ, \quad \beta_c = 0^\circ, \quad \phi_c = 0^\circ, \quad 10 \leq t \leq 15s \end{aligned}$$

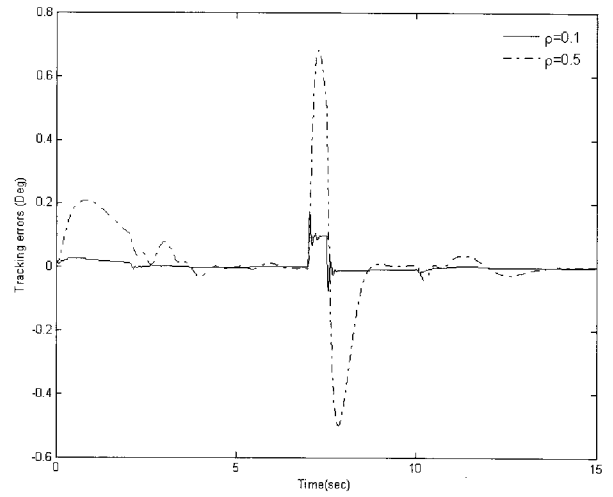
표 1. F-16 비행기 시스템의 계수 모델링 불확실성.

Table 1. Coefficient modeling uncertainties for F-16 aircraft system.

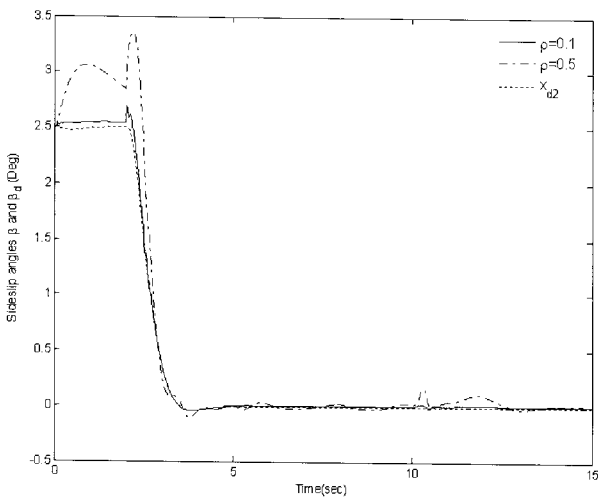
계수들	불확실성 (%)	계수들	불확실성 (%)	계수들	불확실성 (%)
C_x	44.2	C_z	67.3	C_m	31.5
$C_{x_{\xi}}$	24.8	$C_{z_{\xi}}$	111.1	$C_{m_{\xi}}$	54.5
$C_{x_{\eta}}$	8.9	$C_{z_{\eta}}$	54.2	$C_{m_{\eta}}$	52.3
C_y	13.2	C_l	138.5	$C_{n_{\xi}}$	43.1
$C_{y_{\xi}}$	14.2	C_{l_p}	3.6	C_{n_p}	27.5
$C_{y_{\eta}}$	5.4	C_{l_r}	4.5	C_{n_r}	2.6
C_{y_p}	123.3	$C_{l_{\xi}}$	25.3	$C_{n_{\xi}}$	23.1
C_{y_r}	22.2	$C_{l_{\eta}}$	75.4	$C_{n_{\eta}}$	131.1



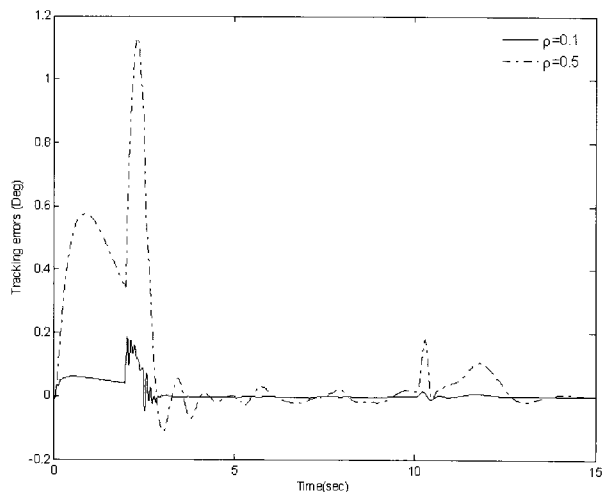
(a) α



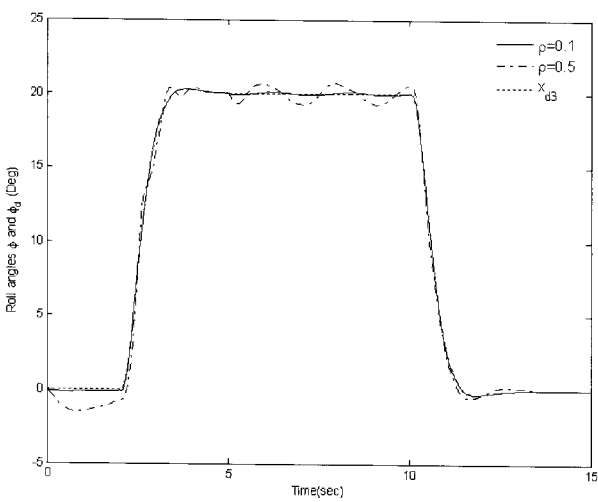
(a) α



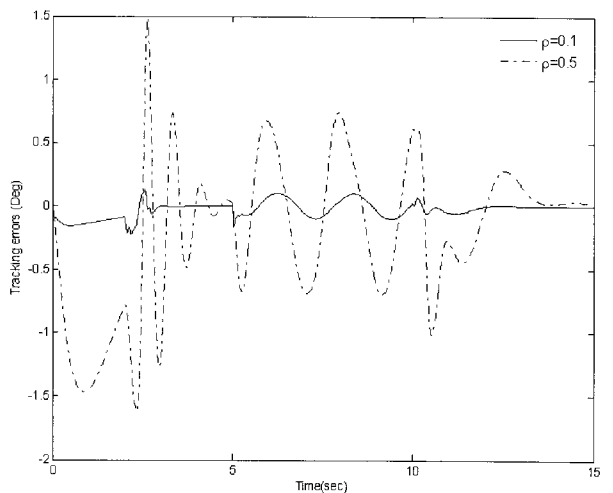
(b) β



(b) β



(c) ϕ



(c) ϕ

그림 2. 추종 결과 비교.

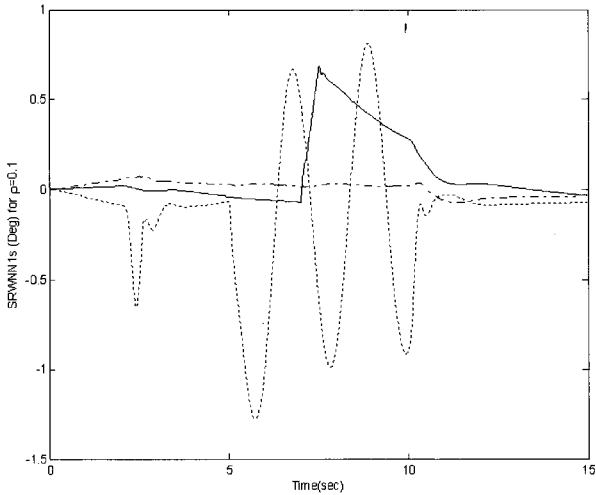
Fig. 2. Comparison of tracking results.

초기 벡터 x_1 은 $\alpha(0) = -2^\circ$, $\beta(0) = 2.5^\circ$, $\phi(0) = 0$ 이고 F-16 비행기 시스템의 제어 파라미터는 $K_i^* = 4$,

그림 3. 추종 오차 비교.

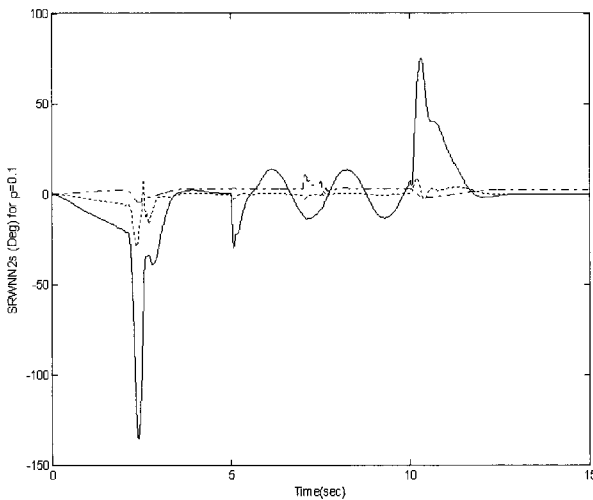
Fig. 3. Comparison of tracking errors.

$\tau_2 = 0.01$, $\lambda_1 = \text{diag}[1 \ 1 \ 1]$, $\lambda_2 = \text{diag}[3 \ 3 \ 3]$, $\eta_{i,l} = 1000$, 그리고 $\delta_{i,l} = 20$ ($i = 1, 2, l = 1, 2, 3$)이다. 그리고 본 논문에



(a) SRWNN1

(solid line: $\hat{\varepsilon}_{1,1}$, dash-dotted line: $\hat{\varepsilon}_{1,2}$, dotted line: $\hat{\varepsilon}_{1,3}$)



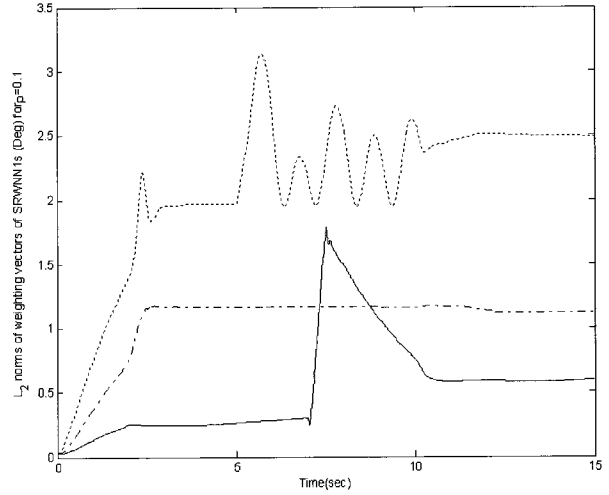
(b) SRWNN2

(solid line: $\hat{\varepsilon}_{2,1}$, dash-dotted line: $\hat{\varepsilon}_{2,2}$, dotted line: $\hat{\varepsilon}_{2,3}$)

그림 4. SRWNN 출력.

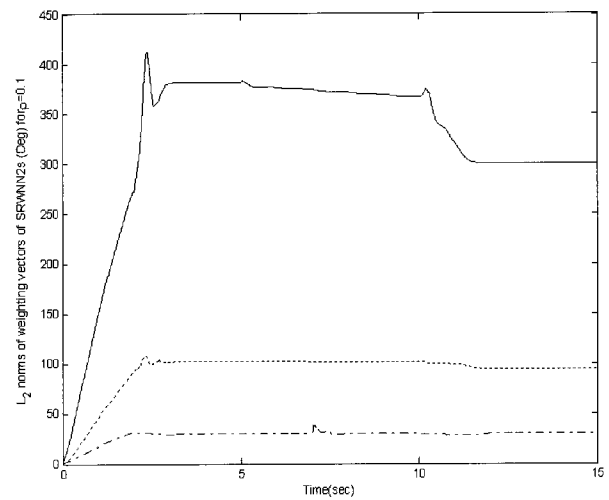
Fig. 4. SRWNN outputs.

서 제안한 제어기의 외란 완화 효과를 확인하기 위해 설계 상수 $\rho_i = 0.1$ 와 $\rho_i = 0.5$ 일 때의 성능을 비교 및 분석하였으며, SRWNN의 간단한 구성을 위해 단지 하나의 곱셈 노드를 가진 SRWNN1 시스템 $\hat{\varepsilon}_1$ 와 SRWNN2 시스템 $\hat{\varepsilon}_2$ 을 사용하였다. SRWNN 시스템들의 불확실한 초기의 학습 파라미터들은 온라인 파라미터 학습 법칙에 의해 최적으로 학습하였다. 추종 결과의 시간 응답 비교 결과와 그 오차들은 그림 2와 3에서 각각 보여준다. 이 그림들에서 외란이 영향을 미치는 시간 $t \in [7, 7.5]$, $t \in [2, 2.5]$, 그리고 $t \in [5, 10]$ 에서 본 논문에서 제안한 제어기는 외란을 빠르게 극복함을 알 수 있다. 또한 설계 상수 $\rho_i = 0.1$ 일 때가 $\rho_i = 0.5$ 일 때 본 논문에서 제안한 제어기는 보다 더 우수한 성능을 나타냄을 알 수 있다. 즉 외란의 영향을 줄이기



(a) SRWNN1

(solid line: $\hat{W}_{1,1}$, dash-dotted line: $\hat{W}_{1,2}$, dotted line: $\hat{W}_{1,3}$)



(b) SRWNN2

(solid line: $\hat{W}_{2,1}$, dash-dotted line: $\hat{W}_{2,2}$, dotted line: $\hat{W}_{2,3}$)

그림 5. SRWNN 가중치의 L_2 크기.

Fig. 5. L_2 norms of SRWNN weights.

위한 외란 완화 상수 ρ_i 가 적당하게 작아짐에 따라 더 우수한 외란 극복 능력을 나타냄을 알 수 있다. 그림 4와 5는 SRWNN의 출력과 그것의 가중치 벡터 \hat{W}_1 와 \hat{W}_2 의 L_2 놈 (norm)을 나타내며, 그림의 결과로부터 SRWNN은 불확실성을 예측할 수 있다는 것을 알 수 있다.

VI. 결론

본 논문에서는 H_∞ 추종 성능을 갖는 SRWNN 불확실성 예측기 기반 DSC 기법을 이용한 고성능 비행기의 재형상 비행 제어를 위한 새로운 제어 기법을 제안하였다. 첫째로, 불확실성과 외란을 갖는 비선형 비행 시스템의 동역학식을 소개하였다. 둘째로, 비행 시스템의 불확실성과 외란을 극복하기 위한 H_∞ 추종 성능을 갖는 SRWNN 기반 DSC 시

시스템을 설계하였다. 셋째로, 르아프노브 안정도 분석을 기반으로 본 논문에서 제안한 제어 시스템이 H_∞ 추종 성능을 가짐을 증명하였다. 마지막으로 본 논문에서 제안한 제어 시스템의 성능을 검증하기 위해 F-16 비행 시스템의 모의실험 결과를 제시하였다.

부록 I: 항공기 모델의 공칭 행렬

$$f_1 = (1/V)[f_{1,1}, f_{1,2}, f_{1,3}]^T,$$

$$g_1 = g_{1,1} + (\rho S/4m)g_{1,2},$$

$$f_2 = f_{2,1} + f_{2,2},$$

$$g_2 = \bar{q}S \begin{bmatrix} 0 & J_3 C_{l_s} b + J_4 C_{n_s} b & J_3 C_{l_s} b + J_4 C_{n_s} b \\ J_7 C_{m_s} \bar{c} & 0 & 0 \\ 0 & J_4 C_{l_s} b + J_9 C_{n_s} b & J_4 C_{l_s} b + J_9 C_{n_s} b \end{bmatrix},$$

여기서,

$$f_{1,1} = -\frac{\sin \alpha}{m \cos \beta} [T + C_x \bar{q}S] + \frac{\cos \alpha}{m \cos \beta} C_z \bar{q}S \\ + \frac{g}{\cos \beta} [\sin \alpha \sin \theta + \cos \alpha \cos \phi \cos \theta],$$

$$f_{1,2} = \frac{-\cos \alpha \sin \beta [T + C_x \bar{q}S] + \cos \beta C_y \bar{q}S - \sin \alpha \sin \beta C_z \bar{q}S}{m} \\ + g [\cos \alpha \sin \beta \sin \theta + \cos \beta \cos \theta \sin \phi - \sin \alpha \sin \beta \cos \phi \cos \theta],$$

$$f_{1,3} = 0,$$

$$g_{1,1} = \begin{bmatrix} -\cos \alpha \tan \beta & 1 & -\sin \alpha \tan \beta \\ \sin \alpha & 0 & -\cos \alpha \\ 1 & \sin \phi \tan \theta & \cos \phi \tan \theta \end{bmatrix}$$

$$g_{1,2} = \begin{bmatrix} 0 & \frac{\sin \alpha}{\cos \beta} C_{x_q} \bar{c} + \frac{\cos \alpha}{\cos \beta} C_{z_q} \bar{c} & 0 \\ \cos \beta C_{y_p} b & \cos \alpha \sin \beta C_{x_q} \bar{c} + \sin \alpha \sin \beta C_{z_q} \bar{c} & \cos \beta C_{y_r} b \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$f_{2,1} = \begin{bmatrix} J_2 p q + J_1 q r + J_3 C_l \bar{q} S b + J_4 C_n \bar{q} S b \\ J_5 p r - J_6 (p^2 - r^2) + J_7 C_m \bar{q} S \bar{c} \\ -J_2 q r + J_8 p q + J_4 C_l \bar{q} S b + J_9 C_n \bar{q} S b \end{bmatrix}$$

$$f_{2,2} = \frac{\rho V S}{4} \begin{bmatrix} J_3 C_{l_p} b^2 + J_4 C_{n_p} b^2 & 0 & J_3 C_{l_r} b^2 + J_4 C_{n_r} b^2 \\ 0 & J_7 C_{m_q} \bar{c}^2 & 0 \\ J_4 C_{l_p} b^2 + J_9 C_{n_p} b^2 & 0 & J_4 C_{l_r} b^2 + J_9 C_{n_r} b^2 \end{bmatrix} x_2$$

$$J_1 = -\frac{J_z (J_z - J_y) + J_{xz}^2}{J_x J_z - J_{xz}^2}, J_2 = \frac{J_{xz} (J_x - J_y + J_z)}{J_x J_z - J_{xz}^2}$$

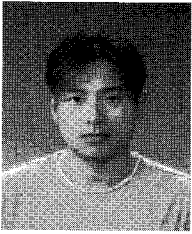
$$J_3 = \frac{J_z}{J_x J_z - J_{xz}^2}, J_4 = \frac{J_{xz}}{J_x J_z - J_{xz}^2}, J_5 = \frac{J_z - J_x}{J_y}, J_6 = \frac{J_{xz}}{J_y}$$

$$J_7 = \frac{1}{J_y}, J_8 = \frac{J_x (J_x - J_y) + J_{xz}^2}{J_x J_z - J_{xz}^2}, J_9 = \frac{J_x}{J_x J_z - J_{xz}^2}.$$

참고문헌

[1] M. Krstic, I. Kanellakopoulos, and P. Kokotovic, *Nonlinear and Adaptive Control Design*, NJ: Wiley Interscience, 1995.

- [2] D. Swaroop, J. K. Hedrick, P. P. Yip, and J. C. Gerdes, "Dynamic surface control for a class of nonlinear systems," *IEEE Trans. Automatic Control*, vol. 45, no. 10, pp. 1893-1899, 2000.
- [3] Z. J. Yang, K. Miyazaki, S. Kane, and K. Wada, "Robust position control of a magnetic levitation system via dynamic surface control technique," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 51, no. 1, pp. 26-34, 2004.
- [4] S. J. Yoo, J. B. Park, and Y. H. Choi, "Adaptive dynamic surface control of flexible-joint robots using self-recurrent wavelet neural networks," *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern. B, Cybern.*, vol. 36, no. 6, pp. 1342-1355, Dec. 2006.
- [5] D. Wenhan and S. Xiuxia, "A backstepping model reference robust controller design for flight control," *Proc. of World Cong. Intelligent Control and Automation*, pp. 5435-5440, 2004.
- [6] T. Lee and Y. Kim, "Nonlinear adaptive flight control using backstepping and neural network controller," *Jour. Guidance, Control, and Dynamics*, vol. 24, no. 4, pp. 675-682, 2001.
- [7] D. H. Shin and Y. Kim, "Reconfigurable flight control system design using adaptive neural networks," *IEEE Trans. Control System Technology*, vol. 12, no. 1, pp. 87-100, 2004.
- [8] S. J. Yoo, Y. H. Choi and J. B. Park, "Generalized predictive control based on self recurrent wavelet neural network for stable path tracking of mobile robots: adaptive learning rates approach," *IEEE Trans. Circuits Syst. I, Reg. Papers*, vol. 53, no. 6, pp. 1381-1394, Jun. 2006.
- [9] S. J. Yoo, J. B. Park and Y. H. Choi, "Indirect adaptive control of nonlinear dynamic systems using self recurrent wavelet neural network via adaptive learning rates," *Information Sciences*, vol. 177, no. 15, pp. 3074-3098, 2007.
- [10] B. L. Stevens and F. L. Lewis, *Aircraft Control and Simulation*, NJ: Wiley, 2003.
- [11] E. A. Morelli, "Global nonlinear parametric modeling with application to F-16 aerodynamics," *Proc. of American Control Conference*, pp. 997-1001, 1998.
- [12] F. J. Lin, T. S. Lee, and C. H. Lin, "Robust H_∞ controller design with recurrent neural network for linear synchronous motor drive," *IEEE Trans. Industrial Electronics*, vol. 50, no. 3, pp. 456-470, 2003.
- [13] J. B. Pomet, and L. Praly, "Adaptive nonlinear regulation: estimation from Lyapunov equation," *IEEE Trans. Automatic Control*, vol. 37, no. 6, pp. 729-740, 1992.

**유 성 진**

2003년 연세대학교 전기전자공학과 학사. 2005년 동 대학원 석사 졸업. 2005년~현재 동 대학원 박사과정 재학중. 관심 분야는 비선형 적응 제어, 신경 회로망, 로봇 시스템, 카오스 제어.

**최 윤 호**

1980년 연세대학교 전기공학과 학사. 1982년 동 대학원 석사. 1991년 동 대학원 박사. 1993년~현재 경기대학교 전자 공학부 교수. 2000년~2002년 오하이오 주립 대학교 방문 교수. 2007년~현재 제어 로봇 시스템 학회 총무 이사. 관심 분야는 비선형 제어 이론, 지능 제어, 로보틱스, 웹 기반 제어 시스템, 카오스 제어, 웨이블릿 변환 및 응용.