

論文

DOI:10.5139/JKSAS.2011.39.8.725

항공기 Wing Rock 운동에 대한 적응제어시스템 설계

신용현*

Adaptive Control System Designs for Aircraft Wing Rock

Yoonghyun Shin*

ABSTRACT

At high angles of attack, aircraft dynamics can display an oscillatory lateral behavior that manifests itself as a limit cycle known as wing rock. In this paper, a classical and neural network based adaptive control design methods of adaptively stabilizing the oscillatory motion by adapting uncertainties are described in detail. All methods are simulated and compared using a model for an 80° swept delta wing.

초 록

높은 받음각에서 항공기는 Wing Rock 이라고 알려진 Limit cycle 형태의 횡방향 진동 운동을 보일 수 있다. 이 논문에서는 이러한 불안정 진동운동과 관련한 불확실성에 적응하여 안정화시키는 고전 및 신경회로망기반 적응제어기법들의 상세 설계내용을 제시하였다. 모든 기법들은 80도 후퇴각을 가진 삼각날개를 갖는 모델에 적용하여 시뮬레이션하였고 그 결과를 비교분석하였다.

Key Words : Aircraft Wing Rock, Classical Adaptive Control(고전적응제어), Neural Network based Adaptive Control(신경회로망 기반 적응제어)

1. 서 론

Wing Rock은 비교적 높은 받음각에서 다양한 형태의 날개 형상과 가로세로비(aspect ratio)를 갖는 항공기에 나타나는 횡/방향 불안정(lateral/directional instability) 현상으로서 스핀(Spin)과 더불어 이 영역에서 항공기의 안전을 위협하는 비행상태이다. 이 두 현상은 각각 매우 안정성 있는 모드를 가지고 있어서 일단 발생하면 그로부터 벗어나기가 쉽지 않다. 그러므로 이러한 상태로부터 적절한 안전성을 확보하도록 제어시스템을 설계하는 것은 비행안전에 있어서 매우 중요하다. 따라서 불

확실성이 많은 이러한 높은 받음각 영역에서의 Wing Rock 관련 적응제어 연구가 다양하게 진행되어 왔다[1~7].

Hsu와 Lan[1]은 Wing Rock을 공기흐름의 비대칭에 의해 촉발되고 음(-)의 톨댐핑에 의해 강화되며 비선형 공력 톨댐핑에 의해 지속되는 현상으로 기술하였다. Hsu/Lan[1]과 Nayfeh[2,3]는 날씬한 삼각날개의 Wing Rock 거동 모델을 개발하였고 이 모델들은 높은 받음각에서 Limit cycle 현상을 보인다. Luo와 Lan[4]은 Hamiltonian formulation에 바탕을 둔 제어기로 이러한 거동을 제어하는 기법을 개발하였다. Singh[5]은 이 현상을 제어하는 두 가지 적응제어기법을 연구하였는데, 하나는 고전적인 적응기법(classical adaptive control)으로서 불확실성을 관련 매개변수들의 선형적 조합으로 모델링하였다. 다른 하나는 래디얼

† 2011년 5월 16일 접수 ~ 2011년 7월 6일 심사완료

* 정회원, 국방과학연구소 제1연구개발본부
교신저자, E-mail : johnvshin@yahoo.com
대전광역시 유성우체국 사서함 35호

기본 함수 신경회로망(Radial Basis Function Neural Networks, RBF NN)의 포괄적 근사 특성(universal approximating property)을 사용하여 불확실성을 모델링하였는데 이 경우에는 앞서의 고전적응제어기법과 달리 불확실성에 대한 사전정보는 전혀 사용하지 않았다. 여기서 보인 고전적응제어기의 성능은 비교적 좋았으나 이는 항공기의 동적거동 및 불확실성의 형태에 대한 지식을 바탕으로 제어계를 설계한 것이 주요 원인이었다. 이와 달리 RBF NN은 시스템을 안정화시킬 수 있었으나 과도 응답이 그다지 좋지 않았고 그 적응과정은 느렸으며 반응은 진동하는 양상을 보였다. 이 연구에서는 초기 조건들에 대한 반응만 고려되었다.

본 논문에서는 앞서 논한 Singh[5]의 결과들을 먼저 재연하는 한편 RBF NN 기반 적응제어법칙에 modification을 추가한 적응설계를 제시하고, 매개변수를 비선형적으로 모델링하는 단일은폐층 신경회로망(Single Hidden Layer Neural Network, SHL NN) 기반 적응제어기를 함께 설계하였다. 이로써 참고 문헌 [5]에 나타난 신경회로망 기반 제어기의 부족한 성능이 본 논문에서 제시한 설계기법으로 얼마나 개선될 수 있는 지 확인할 수 있다. 또한 제안된 모든 적응제어기는 역변환 설계를 바탕으로 하는 선형제어기(linear controller)를 보장하도록 구성하였다. 각 경우에 대한 결과들은 초기 조건 응답과 명령추종제어로 구분하여 그 결과들을 비교 검토하였다.

II. Wing Rock Dynamics

납작하고 얇은 날개가 x -축에 대해서만 자유롭게 롤 운동을 하도록 되어 있으며 이 날개의 Wing Rock 운동은 다음과 같이 미분방정식으로 모델링할 수 있다[1,2].

$$\ddot{\phi} = \left(\frac{\rho U_\infty^2 S b}{2I_{xx}} \right) C_l + d_0 u \quad (1)$$

여기서 ϕ 는 롤 각(roll angle)이고 d_0 는 각 가속도를 조종하기 위한 조종입력 u 의 조종 효과도(control effectiveness)이다.

롤링모멘트 계수는 다음의 형태를 가지고 있다[1,2].

$$C_l = a_0 + a_1 \phi + a_2 \dot{\phi} + a_3 |\phi| \dot{\phi} + a_4 |\dot{\phi}| \phi + a_5 \phi^3 \quad (2)$$

여기서 각 계수 a_i 는

$$a_0 = C_{l_0}, a_1 = \sin(\alpha_s) C_{l_\beta}, a_2 = \frac{b}{2U_\infty} C_{l_{p\beta}}, \quad (3)$$

$$a_3 = \sin(\alpha_s) \frac{b}{2U_\infty} C_{l_{p\beta}}, a_4 = \left(\frac{b}{2U_\infty} \right) C_{l_{pp}}$$

그리고 a_5 는 실측된 롤링모멘트에 수학적 모델을 일치시키기 위해 추가한 것이다[2]. 위 식에서 α_s 는 정상상태(steady state)의 받음각이다. 여기서 $\sin(\alpha_s)$ 항이 받음각에 대한 직접적인 의존성을 나타내고 있는 반면, 각 계수 a_i 값에는 간접적인 연관성이 포함되어 있다.

변수 $x_1 = \phi$ 그리고 $x_2 = \dot{\phi}$ 이라 정의하면, 식 (1)은 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= x_2 \\ \dot{x}_2 &= g(x) + d_0 u \end{aligned} \quad (4)$$

여기서

$$g(x) = b_0 + b_1 x_1 + b_2 x_2 + b_3 |x_1| x_2 + b_4 |x_2| x_2 + b_5 x_1^3 \quad (5)$$

그리고

$$b_i = \left(\frac{\rho U_\infty^2 S b}{2I_{xx}} \right) a_i \quad i = 0, 1, \dots, 5 \quad (6)$$

시스템에 원하는 응답특성을 제시하기 위한 기준 모델(reference model)은 선형 시불변 미분방정식으로 아래와 같이 표현한다.

$$\dot{x}_m = A_m x_m \quad (7)$$

여기서 $x_m = (x_{m1}, x_{m2})^T$, $\zeta > 0$, $\omega_n > 0$

$$A_m = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -\omega_n^2 & -2\zeta\omega_n \end{bmatrix} \quad (8)$$

함수 $g(x)$ 에 대한 가정(assumptions)을 달리 하여 Wing Rock 운동에 대한 다음의 두 가지 적응제어 문제를 생각한다[5].

고전적응제어 문제 1: 식 (4)에서 매개변수 b_i , $i = 0, 1, \dots, 5$ 와 d_0 는 알 수 없으나 d_0 의 부호(sign)는 알고 있다고 가정한다. 이때 다음과 같도록 제어법칙을 유도하라.

$$\lim [x_m(t) - x(t)] \rightarrow 0, t \rightarrow \infty$$

신경회로망 기반 적응제어 문제 2: 식 (4)에서 비선형함수 $g(x)$ 는 전혀 모르고, d_0 역시 알 수 없는 상수이나 그 부호만은 알고 있다고 가정한다. 이때 다음과 같도록 신경회로망

제어법칙을 유도하라.

$$\lim [x_m(t) - x(t)] \rightarrow 0, t \rightarrow \infty$$

III. 고전적응제어(Classical Adaptive Control)

궤적추적오차(trjectory tracking error)를 다음과 같이 정의한다.

$$e = \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{m1} - x_1 \\ x_{m2} - x_2 \end{bmatrix} \quad (9)$$

그러면 식 (4)와 (7)로부터, 오차 방정식(error dynamics)은 아래와 같다.

$$\dot{e} = A_m e + B_m [d_0 u + \Delta(x)] \quad (10)$$

여기서 $B_m = [0 \ 1]^T$,

$$\Delta(x) = b_0 + (b_1 + \omega_n^2)x_1 + (b_2 + 2\zeta\omega_n)x_2 + b_3|x_1|x_2 + b_4|x_2|x_2 + b_5x_1^3 \quad (11)$$

적응제어입력 u 는 식 (11)의 불확실성 유형과 같은 형태가 되도록 선정한다.

$$u = -(\theta_0(t) + \theta_1(t)x_1 + \theta_2(t)x_2 + \theta_3(t)|x_1|x_2 + \theta_4(t)|x_2|x_2 + \theta_5x_1^3) \quad (12)$$

그리고 매개변수 벡터 $\theta = [\theta_0, \theta_1, \dots, \theta_5]^T$ 의 거동을 지배하는 적응법칙(adaptation law)은 아래와 같이 정의한다.

$$\dot{\theta} = -sgn(d_0)\Gamma e^T P B_m h(x) \quad (13)$$

여기서 $\Gamma > 0$, P 는 아래의 리야프노프(Lyapunov) 방정식의 유일한 양정치해(陽定置解, positive definite solution)이다.

$$A_m^T P + P A_m = -Q, Q > 0 \quad (14)$$

그리고 $h(x) = [1, x_1, x_2, |x_1|x_2, |x_2|x_2, x_1^3]^T$ 이다. 이 제어기의 안정성 증명은 참고문헌 [5]에 나타나 있다. 식 (10)으로부터 분명한 것은 적응법칙의 이상적인 목표는 u 로 하여금 $\Delta(x)/d_0$ 를 제거(cancel) 하도록 하는 것이다.

IV. RBF 신경회로망 기반 적응제어 (RBF NN-Based Adaptive Control)

RBF NN 기반 적응제어에서 비선형 함수 $g(x)$ 는 설계자에게 전적으로 미지의 함수 이

고, RBF NN의 출력 $\nu_{ad}(x)$ 가 충분히 넓은 범위의 관심영역에서 식 (11)의 함수 $\Delta(x)$ 에 근접하도록 하는 한 세트의 NN 가중치(weights)가 존재한다고 가정한다. 즉, $\epsilon_0 > 0$ 가 주어지면 다음과 같도록 하는 w 와 N 이 존재한다는 것이다.

$$\Delta(x) = \nu_{ad}(x) + \epsilon(x) \quad (15)$$

여기서 모든 $x \in \Omega$ 에 대하여

$$\nu_{ad_i}(x) = w_{0,i} + \sum_{k=1}^N w_{i,k} \Psi_k(x), \quad i = 1, \dots, m \quad (16)$$

$$|\epsilon(x)| < \epsilon_0$$

이 신경회로망의 기반함수(basis function)는 아래와 같이 정의한다.

$$\Psi_k(x) = \exp\left[-\frac{\|x - c_k\|^2}{\sigma_k^2}\right], \quad k = 1, \dots, N \quad (17)$$

여기서 $\|\cdot\|$ 는 Euclidean norm을 나타내고 c_k 와 σ_k 는 각각 k -번째 커널(kernel unit)의 중심(center)과 폭(width)을 나타낸다. 이 기저함수는 가우시안 기반함수(Gaussian basis functions)를 적용한 RBF NN의 특별한 경우이다.

RBF NN의 출력 ν_{ad} 는 다음의 식에 따라 계산된다.

$$\nu_{ad} = \widehat{W}^T \Psi(x) \quad (18)$$

여기서

$$\widehat{W} = \begin{bmatrix} w_{0,1} \cdots w_{0,m} \\ w_{1,1} \cdots w_{1,m} \\ \vdots \quad \ddots \quad \vdots \\ w_{N,1} \cdots w_{N,m} \end{bmatrix} \quad (19)$$

그리고 $\Psi(x) = (1, \Psi_1(x), \dots, \Psi_N(x))^T \in R^{N+1}$ 이다. Fig.1은 식 (18)에 의해 주어지는 제어 입력을 발생시키는 RBF NN을 나타내고 있다. 이러한 RBF NN은 포괄적 근사특성(universal approximating property)을 만족한다[9,10]. 이 신경회로망의 적응법칙은 아래와 같이 정한다.

$$\dot{\widehat{W}} = -sgn(d_0)\Gamma e^T P B_m \Psi(x) - \kappa_R \widehat{W} \quad (20)$$

또는

$$\dot{\widehat{W}} = -sgn(d_0)\Gamma e^T P B_m \Psi(x) - \kappa_R \|e\| \widehat{W} \quad (21)$$

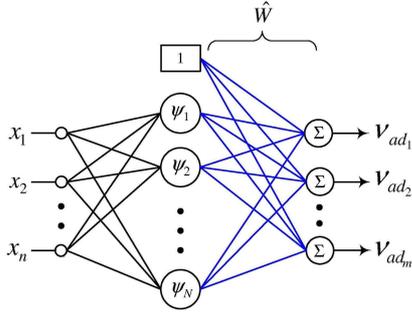


Fig. 1. Radial Based Function (RBF) neural network

여기서 Γ , $\kappa_R > 0$, P 는 식 (14)의 해이고 $\Psi(x)$ 는 가중벡터(weight vector)이다. 식 (20)에 보인 적응법칙의 첫 번째 형태는 소위 σ -modification으로 불리는 항을 채용하고 있는 반면, 식 (21)의 두 번째 형태는 e -modification 항을 적용하고 있다. 참고문헌 [5]에서는 이러한 modification이 적용되지 않았다. e/σ -Modification이 없는 경우를 포함한 여러 형태의 적응법칙에 대한 안정성 해석은 참고문헌 [5,6,17]에 제시되어 있다.

V. SHL 신경회로망 기반 적응제어 (SHL NN-Based Adaptive Control)

SHL NN은 충분한 숫자의 은폐층 뉴런과 적당한 입력정보가 주어지면 어떠한 매끄러운 비선형 함수(smooth nonlinear function)라도 임의의 정밀도 내에서 근사(approximate)할 수 있다는 점에서 포괄적 근사특성을 갖는다[11]. Fig.2는 SHL NN의 일반적인 구조를 보여주고 있다.

이 신경회로망의 입출력 관계는 다음과 같이 표현할 수 있다[12].

$$v_{ad_k} = b_w \theta_{w,k} + \sum_{j=1}^{n_2} w_{j,k} \sigma_j \quad (22)$$

여기서 $k=1, \dots, n_3$ 이다. 그리고

$$\sigma_j = \sigma \left(b_v \theta_{v,j} + \sum_{i=1}^{n_1} v_{i,j} x_i \right) \quad (23)$$

여기서 n_1, n_2, n_3 는 각각 입력 노드(nodes) 숫자, 은폐층 노드 숫자, 그리고 출력의 숫자이다. 상수함수(scalar function) σ 는 시그모이드

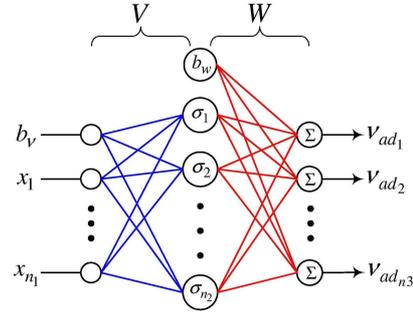


Fig. 2. Single Hidden Layer (SHL) perceptron neural network

활성함수(sigmoidal activation function)로서 뉴런의 작동 특성을 나타내며 이 연구에서 적용한 형태는 아래와 같다.

$$\sigma(z) = \frac{1}{1 + e^{-az}} \quad (24)$$

여기서 상수 a 는 활성화전위(activation potential)로 알려져 있는데 각 뉴런이 별개의 값을 가질 수 있다.

먼저 편의상 다음의 두 가중행렬(weighting matrix)을 정의한다.

$$V = \begin{bmatrix} \theta_{v,1} & \dots & \theta_{v,n_2} \\ v_{1,1} & \dots & v_{1,n_2} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ v_{n_1,1} & \dots & v_{n_1,n_2} \end{bmatrix} \quad (25)$$

$$W = \begin{bmatrix} \theta_{w,1} & \dots & \theta_{w,n_3} \\ w_{1,1} & \dots & w_{1,n_3} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{n_2,1} & \dots & w_{n_2,n_3} \end{bmatrix} \quad (26)$$

그리고 시그모이드 벡터(sigmoid vector) $\bar{\sigma}$ 를 정의하면 다음과 같다.

$$\bar{\sigma}(z) = [b_w \sigma(z_1) \sigma(z_2) \dots \sigma(z_{n_2})]^T \quad (27)$$

여기서 b_w 는 바이어스 항(bias term)이다. 위 식에서 $\theta_{v,i}$ 는 각 뉴런에 대한 한계치(threshold) 역할을 하고 있고, $\theta_{w,i}$ 는 바이어스 항인 b_w 로 하여금 각 출력 채널에서 가중되도록 하고 있다.

입력 벡터는 다음과 같이 정의한다.

$$\mu = [b_v \ x_1 \ x_2 \ \dots \ x_{n_1}]^T \quad (28)$$

여기서 $b_v \geq 0$ 는 입력 바이어스이다. 위의 정

의들에 따라 제어기 구조상 SHL NN의 입출력 관계를 행렬식으로 나타내면 아래와 같다.

$$\nu_{ad} = W^T \bar{\sigma} (V^T \mu) \quad (29)$$

여기서 V, W 는 다음에 적힌 적응법칙에 따라 경신(update) 된다:

$$\dot{V} = -\Gamma_V \cdot [\mu e^T P B_m W^T \bar{\sigma}' + \kappa_v V] \quad (30)$$

$$\dot{W} = -\Gamma_W \cdot [(\bar{\sigma} - \bar{\sigma}' V^T \mu) e^T P B_m + \kappa_w W]$$

또는

$$\dot{V} = -\Gamma_V \cdot [\mu e^T P B_m W^T \bar{\sigma}' + \kappa_v \|e\| V] \quad (31)$$

$$\dot{W} = -\Gamma_W \cdot [(\bar{\sigma} - \bar{\sigma}' V^T \mu) e^T P B_m + \kappa_w \|e\| W]$$

윗 식들에서 계수 $\kappa_v, \kappa_w > 0$ 일 때, 식 (30)에 나타난 적응법칙의 첫 번째 형태는 σ -modification을 적용하고 있고, 식 (31)의 두 번째 형태는 'e-modification'을 사용하고 있다. SHL NN을 위한 적응법칙의 두 방식 모두 모든 예러 신호들이 균일하게 유한함(uniformly bounded)을 보장한다[8,12,17].

식 (30)의 형태는 만일 시스템의 평형점이 신경회로망 없이도 점근적으로 안정(asymptotically stable)하다면 가중치들로 하여금 영(0)으로 가도록 하는 효과가 있다. 이 경우 오차신호(error signals)는 신경회로망 없이도 점근적으로 안정할 수 있다. 이와 반대로 만일 평형점이 점근적으로 안정하지 않거나, 시스템에 지속적인 외란(disturbances)이나 계속되는 명령(commands)이 주어지면 σ -modification은 경우에 따라 비교적 큰 정상상태 오차를 유발할 수 있다. 하지만 e-modification은 가중치들로 하여금 영(0)이 아닌 정상상태 값을 갖도록 하는 효과가 있고,

이는 지속적인 외란이나 명령에 대한 반응에서 정상상태 오차를 줄이는데 도움이 된다. 그래서 e-modification은 종종 적응제어법칙에 있어서 더 바람직한 형태로 여겨지곤 한다. 하지만 이 경우에 가끔 안정화된 이후에 작지만 한정된 크기의 정상상태 진동을 보이기도 한다[6,7].

VI. 선형제어법칙의 적응기법 보강 (Adaptive Augmentation of a Linear Control Law)

보편적인 구조의 선형제어기에 적응제어 요소를 추가함으로써 불확실성에 대응하도록 하는 설계기법을 적용하였다. 먼저 피드백 역변환(feedback inversion)에 바탕을 둔 설계방법을 적용하였는데, 이 방법을 참고문헌 [8]에서 보인 바와 유사하나 여기서는 명령 추종(command tracking)을 수행할 수 있도록 구조를 변경하였다. 즉, 식 (7)에 톨 명령 ϕ_c 가 추가되도록 기준 모델을 재정의한다.

$$\dot{x}_m = A_m x_m + B_c \phi_c \quad (32)$$

여기서 $B_c = [0 \ \omega_n^2]^T$ 이다. 톨 운동을 나타내는 식 (1)은 다음과 같이 표현한다.

$$\ddot{x} = f(x, \dot{x}, u) = \nu \quad (33)$$

함수 f 는 정확히 알 수 없는 관계로 그 근사치 $\nu = \hat{f}(x, \dot{x}, u)$ 을 역변환에 적용한다. 즉,

$$\ddot{x} = \nu + \Delta(x, \dot{x}, u) \quad (34)$$

여기서

$$\Delta(x, \dot{x}, u) = f(x, \dot{x}, u) - \hat{f}(x, \dot{x}, u) \quad (35)$$

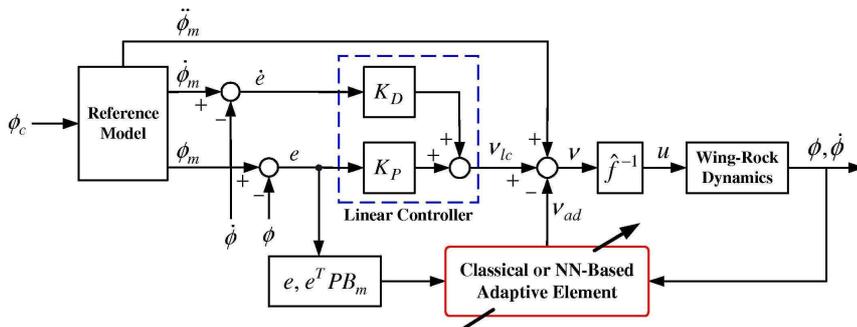


Fig. 3. Augmenting adaptive control architecture

이다. 이때 근사치 $\hat{f}(x, \dot{x}, u)$ 는 입력 u 에 대한 역(inverse)이 존재하도록 선정한다.

만일 식 (33)에 나타난 운동방정식이 d_0 의 부호를 제외하고 신경회로망에 전혀 알려져 있지 않다는 점을 생각하면, 하나의 적절한 선택은 $\hat{f}(x, \dot{x}, u) = \text{sgn}(d_0)u$ 이다. 이 경우 피드백 역변환 설계는 선형제어기를 도입하는 것으로 간략화 된다. 이렇게 보강된 역변환 제어설계의 구조는 Fig.3과 같다. 여기서 아래 첨자 m 은 식 (32)에 정의된 기준 모델로부터 나오는 신호를 나타낸다.

Fig.3에서 보는 바와 같이 의사(擬似) 제어신호(pseudo-control signal) ν 는 다음 세 항으로 구성된다[6].

$$\nu = \dot{x}_{m_2} + \nu_{lc} - \nu_{ad} \quad (36)$$

여기서 ν_{lc} 는 선형제어기의 출력이고 ν_{ad} 는 적응제어요소에서 생성되는 출력이다.

식 (32)로부터 다음과 같이 적을 수 있다.

$$\dot{x}_{m_2} = -\omega_n^2 x_{m_1} - 2\zeta\omega_n x_{m_2} + \omega_n^2 \phi_c \quad (37)$$

선형제어기 출력 ν_{lc} 를 다음과 같이 정한다.

$$\nu_{lc} = [K_P \ K_D]e \quad (38)$$

그리고 식 (4), (32), (34), (36)를 종합하면, 오차 방정식은 다음의 형태를 갖는다.

$$\dot{e} = A_{LC} \cdot e + B_m(\nu_{ad} - \Delta(x)) \quad (39)$$

여기서

$$A_{LC} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -K_P & -K_D \end{bmatrix} \quad (40)$$

$$\Delta(x, u) = b_0 + b_1 x_1 + b_2 x_2 + b_3 |x_1| x_2 + b_4 |x_2| x_2 + b_5 x_1^3 + (d_0 - 1)u \quad (41)$$

식 (40)의 이득은 고유진동수와 댐핑계수와 관계가 있다.

$$K_P = \omega_{n_{LC}}^2, \quad K_D = 2\zeta_{LC} \omega_{n_{LC}} \quad (42)$$

식 (39)에 나타난 오차 방정식은 식 (10)과 유사하다. 결과적으로 이 설계기법에서는 적응법칙 (20), (21), (29), (30)에 나타나는 행렬 P 는 A_m 을 A_{LC} 로 대체한 식 (14)의 해이다.

식 (11)과 대비하여, 식 (41)으로부터 Δ 는 x 와 u 에 명백히 의존한다는 것을 알 수 있다. $u = \hat{f}^{-1}(x, \nu)$ 이므로 Δ 는 내재적으로 ν 의 함

수이고 이는 식 (36)로부터 ν_{ad} 에 명백히 의존함을 알 수 있다. 이러한 기능적 의존 관계를 $\Delta_1(x, \nu_{ad})$ 로 표시하고 ν_{ad} 의 역할은 Δ 를 제거하는 것이므로 이러한 접근법이 성공하기 위해서는 수식 $\nu_{ad} = \Delta_1(x, \nu_{ad})$ 에 고정점해(fixed point solution)가 존재해야 한다. 다음의 두 조건이 고정점해의 존재에 충분하다는 것이 밝혀졌다[14].

$$\begin{aligned} \text{sgn}(\partial f / \partial u) &= \text{sgn}(\partial \hat{f} / \partial u) \\ |\partial \hat{f} / \partial u| &> \frac{1}{2} |\partial f / \partial u| \end{aligned} \quad (43)$$

이러한 이유로 ν 가 신경회로망 입력의 일부로 포함될 필요가 있다.

Matlab/Simulink 등의 시뮬레이션 코드에서 Algebraic loop을 피하기 위해서 보통 한 스텝 지연(a Unit Delay)된 ν 값을 사용한다[19].

더 나아가 NN 자신이 모든 NN 가중치를 위한 ν_{ad} 에 대해 고정점해를 가져야 하는데, 이는 NN 기반 함수들은 그것에 입력되는 모든 입력변수들에 의한 유한한 함수(bounded functions)라는 사실에 의해 보장된다. 중간치 정리(mean value theorem)을 적용함으로써 ‘고정점’이라는 화두를 피하는 대안도 있으나 이것은 이번엔 $d\nu/dt$ 의 유한치(bound)에 좌우된다[13].

VII. 시뮬레이션 결과

본 연구에서 시뮬레이션에 적용한 80도 후퇴각을 갖는 삼각날개의 공력계수들은 받음각 $\alpha_s = 25^\circ$, 속력 $U_\infty = 15 \text{ m/sec}$ 일 때의 값들이다[5]. 무차원 시간(Nondimensional time) t^* 는 $(4U_\infty/b)t$ 이고 $b = 0.429 \text{ m}$ 이다. 이 t^* 를 독립변수로 한 식 (4)에 보인 모델의 매개변수 b_i 와 d_0 는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} b_0 &= 0, \quad b_1 = -0.01859521, \quad b_2 = 0.015162375, \\ b_3 &= -0.06245153, \quad b_4 = 0.00954708, \\ b_5 &= 0.02145291, \quad d_0 = 1 \end{aligned}$$

다음과 같은 두 개의 초기 조건이 사용되었다.

1. 작은 초기 조건(Small initial condition):

$$\phi(0) = 6 \text{ deg.}, \quad \dot{\phi}(0) = 417.4 \text{ deg/sec.}$$

2. 큰 초기 조건(Large initial condition):

$$\phi(0) = 30 \text{ deg.}, \quad \dot{\phi}(0) = 1398 \text{ deg/sec.}$$

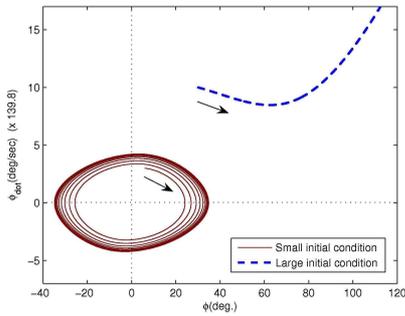


Fig. 4. Open loop system dynamics for the two initial conditions

개루프(open-loop) 응답은 Fig.4에 보인 바와 같다. 작은 초기 조건에 대해서는 특정궤적에 수렴하는 Limit cycle을 보이고, 큰 초기 조건에 대해서는 발산하는 불안정함을 보인다. 식 (8)의 기준 모델 관련 매개변수로는 $\zeta = 0.707$, $\omega_n = 0.5$ 를 선정하였다. 식 (38)의 선형제어기 이득은 기준 모델의 거동과 조화를 이루도록 선정하였다. 적응법칙내의 적응 이득(adaptation gains)과 다른 매개변수 값은 적응에 따른 진동을 야기하지 않으면서 가능한 최선의 성능을 확보하도록 조율하였다. 리야프노프 방정식의 풀이를 위해서는 $Q=I$ 를 사용하였다.

7.1 적응제어기 설계 파라미터 설정

고전적응제어설계는 결과적으로 식 (4), (12), (13), (37) 그리고 (38)로 이루어진 완전한 형태의 폐루프 시스템이다. 간결함을 위해 $b_0 = 0$ 로 하였으므로 $\theta_0(t)$ 는 제어법칙 (12)에서 0으로 설정하였다. 적응이득은 $\Gamma = 15$ 로서 참고문헌 [5]와 같은 값이다.

RBF NN 기반 적응제어설계는 식 (4), (19), (20), (37) 그리고 (38)로 구성된다. 이 적응제어설계를 위한 441개의 RBF NN 성분들이 $\phi - \dot{\phi}$ 평면에서 다음과 같이 일정하게 분포하도록 하였다.

$$c_i = \begin{bmatrix} j_1 \Delta_1 \\ j_2 \Delta_2 \end{bmatrix} \quad (44)$$

여기서 $\Delta_1 = 0.2 \text{ rad}$, $\Delta_2 = 0.1 \text{ rad/sec}$ 그리고 $j_1, j_2 = \{-10, -9, \dots, 9, 10\}$. 커널의 폭 σ_i 값은 1로 정하였고 적응이득은 $\Gamma = 0.05I$, $\kappa_R = 0$

로 설정하였다. 참고문헌 [5]의 결과를 재연하기 위해 같은 값들을 적용하였다.

SHL NN 기반 적응제어설계는 식 (4), (29), (30), (37) 그리고 (38)로 구성된 폐루프 시스템이다. 은폐층에 10개의 뉴런을 적용하였고, 적응이득은 $\Gamma_V = 7$, $\Gamma_W = 10$ 이며 σ -modification 이득값은 $\kappa_v = \kappa_w = 5$ 이다. 활성화전위 값들은 0.1에서 1사이에 균등하게 분포시켰다.

여기서 한 가지 정리할 것은 $d_0 = 1$ 인 관계로 식 (41)의 Δ 표현식은 u 에 무관하고 이 경우에 신경회로망의 입력으로 ν 를 사용할 필요가 없다. 또한, 기준 모델과 선형제어기의 고유진동수와 댐핑 계수가 동일하므로 P 에 대한 해는 선형제어기의 유무에 상관없이 모든 제어설계에서 같다.

7.2 비교 분석

본 연구에서는 I 장에서 언급한 바와 같이 지령(commands)이 없는 경우와 있는 경우에 대해 두 초기 조건에서의 시뮬레이션 결과를 검토하였다. 앞 장에서 서술한 세 적응제어기법을 평가하였고 더불어 명령추종성능 확인을 위한 기준 명령으로는 직사각형과 명령(square wave command)을 적용하였다.

두 초기 조건에서 제로 명령에 대한 응답들은 Fig.5 ~ Fig.7에 보였다. 선형제어기가 없는 상태에서 고전적응제어와 RBF NN 기반 적응제어의 응답은 참고문헌 [5]에서 제시된 결과와 일치한다. 여기서 고전적응 제어가 비선형성의 함수적 형태에 대해 사전에 알고 있는 관계로 그 결과가 낫다고 할 수 있다. 그리고 Fig.5의 결과에서는 아직 식 (20)과 (21)에 제시된 modification들이 RBF NN에서 적용되지 않았다. Fig.6와 Fig.7에서 보는 바와 같이 σ

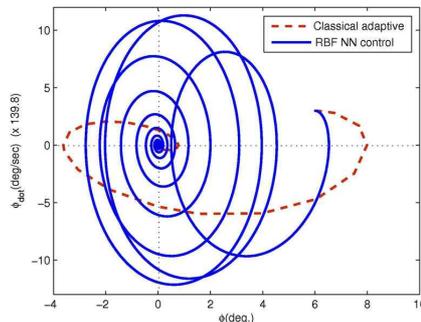


Fig. 5. Comparison of responses for a small initial condition

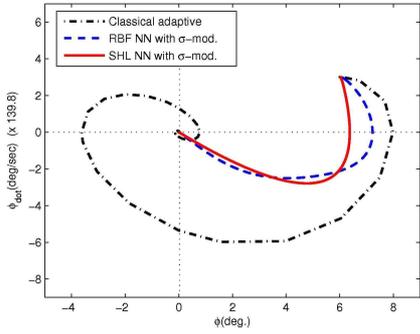


Fig. 6. Comparison of classical adaptive and NN-based designs with σ -modification for a small initial condition

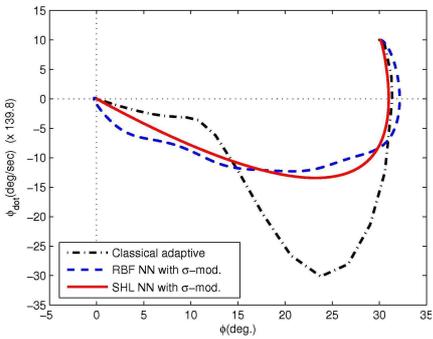


Fig. 7. Comparison of classical adaptive and NN-based designs with σ -modification for a large initial condition

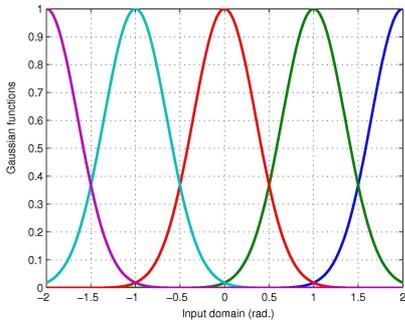


Fig. 8. Gaussian basis functions for $N=25$

-modification을 적용하였을 때 응답은 이전보다 훨씬 개선될 뿐만 아니라 고전적응 제어기의 응답을 능가한다는 것을 알 수 있다. 유사한 성능향상을 ϵ -modification을 통해서도 얻을 수 있다. 정리하면, 선형 제어기가 적응제어기로 보강되었을 때 모든 적응설계의 경우에 그 응답이 향상되었다. 비록 적응제어기 없이 선

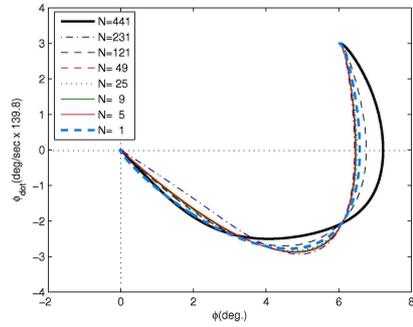


Fig. 9. The effect of the number of RBF units for a small initial condition

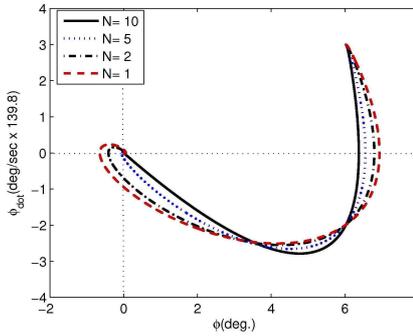


Fig. 10. The effect of the number of SHL neurons for a small initial condition

형제어기 만으로도 응답이 모두 안정적이긴 하지만 외란 및 불확실성이 상존하는 일반적인 경우에도 그러하는 지는 보장할 수 없다.

RBF NN을 적용할 때 폭 1.0의 커널을 사용하는 것은 일반적으로 최선의 선택은 아니다. 그 폭은 인접한 커널들과 적절히 중첩되도록 조절해야 한다. 그 간격을 정하는 방법의 하나로 다음의 새 규칙을 개발하여 적용하였다.

$$\sigma = \frac{P_{\max} - P_{\min}}{2(\sqrt{N} - 1)} \quad (45)$$

여기서 P_{\max} 와 P_{\min} 은 입력영역(input domain)의 최대치 및 최소치이고, N 은 채용한 뉴런의 숫자이다. 이 규칙의 적용 예로서 $P_{\max} = -P_{\min} = 2$ 이고 $N=25$ 인 경우의 분포를 Fig.8에 제시 하였다. 균등하게 분포된 중심과 식 (45)에 의해 정의된 폭을 갖는 N 의 효과를 도시하면 Fig.9와 같다. 참고로 Fig.10은 SHL NN의 경우에 있어서 뉴런의 숫자 N 의 효과를 보여주고 있다.

설계된 적응제어기법들의 추종성능을 평가하기 위해서 4초의 주기와 ± 10 도의 진폭을

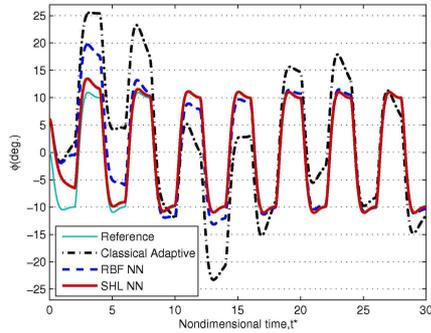


Fig. 11. Responses for a square wave command

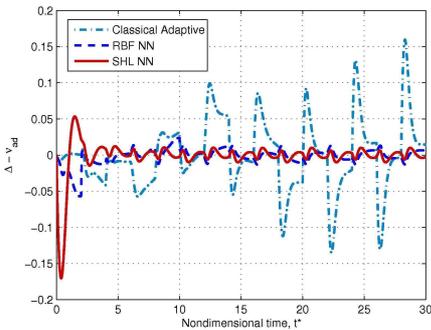


Fig. 12. Comparison of ‘ $\Delta(t^*) - v_{ad}(t^*)$ ’

갖는 사각형파 명령을 적용하였다. ω_n 을 4.0 rad/sec까지 증가한 기준 모델에 대한 응답들은 Fig.11에 정리하였다. 여기서 SHL NN 기반 적응제어기가 다른 두 적응제어기에 비해 훨씬 더 빠른 적응과 더 나은 추종성능을 보임을 확인할 수 있다. 보는 바와 같이 고전적응제어기는 한참의 시간이 흐른 뒤에도 추종에 어려움을 보이고 있다.

이 시뮬레이션 결과들을 얻기 위해 적용한 각 적응제어설계의 적응이득은 다음과 같다. 고전적응제어설계에선 $\Gamma=10$ 이 쓰였고, 441개의 뉴런을 갖는 RBF NN 기반 적응제어설계에서는 $\Gamma=10.0I$, $\kappa_R=1.0$ 이 적용되었다. 그리고 SHL NN 기반 적응제어 설계에서는 40개의 뉴런이 사용되었는데 $\Gamma_V=7$, $\Gamma_W=10$ 그리고 $\kappa_v = \kappa_w = 0.3$ 의 값이 이용되었다.

추종명령응답을 나타내는 Fig.11에 상응하는 적응오차(adaptation error), $\Delta(t) - v_{ad}(t)$ 를 Fig.12에 보였다. 이 그림에서 보는 바와 같이 고전적응제어는 시간이 지남에 따라 적응오차의 크기가 점점 증가하는 경향을 보이는 반면, NN 기반 적응제어들의 경우에는 초반에 그

오차가 급속히 감소하고 이후 줄곧 작은 값을 유지하고 있어 적응을 성공적으로 지속하고 있음을 알 수 있다.

앞서 제시한 신경회로망 기반 적응제어 설계에서 적용된 σ - ϵ modification 이외에도 투영법(projection)[16]이나 칼만필터 (Kalman Filter) 이론[18]을 활용하는 등 다양한 접근법을 시도하고 있으며, 관련 안정성 (Stability)에 대한 연구도 꾸준히 진행하고 있다. 여기서 제시한 고전적응제어설계의 경우 그 적응법칙에 이러한 modification을 추가로 결합한다면 또 다른 연구결과를 도출할 수도 있을 것이다.

VIII. 결 론

높은 받음각 영역의 항공기 Wing Rock 운동을 안정적으로 제어할 목적으로 적응제어기를 설계함으로써 불확실성을 극복하고 원하는 응답을 얻기 위한 연구 결과를 보였다. 고전적응제어기와 신경회로망을 이용한 적응제어기들이 불확실성에 대응하는 과정과 결과를 상세히 제시하였고, 선형제어기와의 결합으로 인하여 전체 시스템의 성능이 개선됨을 시뮬레이션을 통해 확인하였다.

본 연구에서 설계한 모든 적응제어기는 성공적으로 모델의 불확실성에 효과적으로 적응하였다. 이때 제시한 고전적응제어기법은 신경회로망 기반 적응제어설계와 달리 불확실성의 함수적 형태를 채용하였다. 두 가지 신경회로망 기반 적응제어기 모두 고전적응제어기 보다 나은 결과를 보였고, SHL NN 기반 적응제어기가 RBF NN 기반 적응제어기보다 훨씬 적은 숫자의 뉴런을 이용하고도 명령추종 시에 더 빠른 응답을 보였다.

참고문헌

- 1) Hsu, C-H., Lan, C.E. "Theory of Wing Rock", *Journal of Aircraft*, Vol. 22, No. 10, Oct.1985, pp. 920~924.
- 2) Elzebda, J.M., Nayfeh, A.H., Mook, D.T., "Development of an Analytical Model of Wing Rock for Slender Delta Wings", *Journal of Aircraft*, Vol. 26, No. 8, Aug. 1989, pp. 737~743.
- 3) Nayfeh, A.H., Elzebda, J.M., Mook, D.T., "Analytical Study of the Subsonic

Wing-Rock Phenomenon for Slender Delta Wings", *Journal of Aircraft*, Vol. 26, No. 9, Sept. 1989, pp. 805~809.

4) Luo, J., Lan, E.C., "Control of Wing-Rock Motion of Slender Delta Wings", *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, Vol. 16, No. 2, March-April 1993, pp. 225~231.

5) Singh, S.N., Yim, W., Wells, W.R., "Direct Adaptive and Neural Control of Wing-Rock Motion of Slender Delta Wings", *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, Vol. 18, No. 1, Feb. 1995, pp. 25~30.

6) Shin, Y., "Neural Network Based Adaptive Control for Nonlinear Dynamic Regimes", Ph.D Thesis, Georgia Institute of Technology, November 2005.

7) Calise, A. J., Shin, Y., Johnson, M. D., "A Comparison Study of Classical and Neural Network Based Adaptive Control of Wing Rock", AIAA-2004-5320, *AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference and Exhibit, 16-19 August 2004, Providence, Rhode Island*.

8) Calise, A.J., Lee, S., Sharma, M., "Development of a Reconfigurable Flight Control Law for Tailless Aircraft", *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, Vol. 24, No. 5, Sept-Oct 2001, pp. 896~902.

9) Sadegh, N., "A perceptron network for functional identification and control of non-linear systems", *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 4, Issue 6, Nov 1993, pp. 982~988.

10) Sanner, R. and Slotine, J.J., "Gaussian Networks for Direct Adaptive Control", *IEEE Transactions on Neural Networks*. Vol. 3, Issue 6, Nov 1992, pp. 837~864.

11) Hornik, K., Stinchcombe, M., and White, H., "Multilayer Feedforward Networks are Universal Approximators", *Neural Networks*, Vol. 2, 1989.

12) Lewis, F. L., Yesildirek, A., and Liu, K., "Multilayer Neural-Net Robot Controller with Guaranteed Tracking Performance", *IEEE Transaction Neural networks*, Vol. 7, No. 2, March 1996, pp. 388~399.

13) Narendra, K.S., Annaswamy, A.M., "A new Adaptive Law for Robust Adaptation Without Persistent Excitation", *IEEE Transaction on Automatic Control*, Vol. AC-32, No. 2, Feb. 1987. pp. 134~145.

14) Calise, A.J., Hovakimyan, N., and Idan, M., "Adaptive Output Feedback Control of Nonlinear Systems Using Neural Networks", *Automatica*, Vol. 37, No. 8, August 2001.

15) Kim, N., "Improved Methods in Neural Network-Based Adaptive output Feedback Control, with Applications to Flight Control", ph.D Thesis, Georgia Institute of Technology, November 2003.

16) Pomet, J. and Praly, L., "Adaptive Nonlinear Regulation: Estimation from the Lyapunov Equation", *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol. 37, No. 6, 1992, pp. 729~740.

17) Lewis, F.L., "Nonlinear Network Structures for Feedback Control", *Asian Journal of Control*, Vol. 1, No. 4, December 1999, pp. 205~228.

18) Yucelen, T., Calise, A.J., "Kalman Filter Modification in Adaptive Control", *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, Vol. 33, No. 2, March-April 2010, pp. 426~439.

19) MATLAB & SIMULINK, "Chaper 2. How Simulink Works - Simulating Dynamic Systems - Algebraic Loops", *Simulink 7 User's Guide*, April 2011, MateWorks, pp. 2-40~2-75.