

신경회로망과 PCH를 이용한 재형상 비행제어기

Development of a Reconfigurable Flight Controller Using Neural Networks and PCH

김 낙 완*, 김 응 태, 이 장 호
(Nakwan Kim, Eung Tai Kim, and Jangho Lee)

Abstract : This paper presents a neural network based adaptive control approach to a reconfigurable flight control law that keeps handling qualities in the presence of faults or failures to the control surfaces of an aircraft. This approach removes the need for system identification for control reallocation after a failure and the need for an accurate aerodynamic database for flight control design, thereby reducing the cost and time required to develop a reconfigurable flight controller. Neural networks address the problem caused by uncertainties in modeling an aircraft and pseudo control hedging deals with the nonlinearity in actuators and the reconfiguration of a flight controller. The effect of the reconfigurable flight control law is illustrated in results of a nonlinear simulation of an unmanned aerial vehicle Durumi-II.

Keywords : reconfigurable control, neural networks, flight control, PCH(Pseudo Control Hedging)

I 서론

재형상 비행제어는 시스템에 고장이나 결함이 발생한 경우에도 조종성능을 유지하는데 목적이 있다. 재형상 비행제어의 일반적인 방법은 고장 진단, 검출, 분리, 시스템 식별, 제어기 재형상의 과정을 통해 이루어지는데, 각 과정이 따로 연구될 만큼 서로 다른 성질의 분야이고 상당한 시간과 비용이 소요된다. 이러한 과정을 간략화하기 위해 신경회로망을 이용하여 재형상 제어기 설계시간을 단축시킨 연구가 여러 문헌에 나와 있다. [1]에서는 다항식 신경회로망(polynomial neural networks)을 이용하여 고장 검출 및 제어기 재형상에 대한 연구를 수행하였다. [2]에서는 항공기의 한 쪽 플랩이 실종되었을 경우에 신경회로망을 이용한 제어기 재형상을 통해 조종성능을 유지한 연구를 수행하였다. [3]은 신경회로망과 PCH(Pseudo Control Hedging)를 결합하여 한 쪽 에일러론이 특정한 각도에 고정되었을 경우에 조종성능을 유지하도록 하는 재형상 제어법칙을 설계하였다. PCH는 신경회로망 적응제어기가 구동기의 위치/속도 포화, 시간지연 등 비선형성에 민감하기 때문에 발생하는 성능저하나 불안정성화를 방지하기 위해 고안된 기법이다[4,5]. PCH는 구동기의 비선형성에 의해 수행할 수 없는 만큼의 명령을 참조모델(reference model)에서 제거하여 신경회로망이 구동기의 비선형성에 적응하지 않도록 하는 기법이다.

본 논문은 [3]에서 설계된 제어법칙을 수정 확장하여 에일러론이나 플랩에서 고장이 발생하여도 조종성능을 유지할 수 있도록 하였다. 본 논문의 목적을 달성하기 위해 사용된 제어기법은 피드백선형화(feedback linearization)와 신경회로망을 이용한 적응제어이다. 피드백선형화는 다른 말로

동적모델역변환(DMI, Dynamic Model Inversion)이라고도 한다[7,8]. 이 기법은 비선형 좌표 변환을 통해 비선형 플랜트를 선형 시불변 형태로 변환하고 변환된 선형 플랜트를 일반적인 선형제어기법을 사용하여 제어하는 방법이다. 피드백선형화는 비선형시스템의 제어를 위해 많이 사용되는 기법이나, 최소위상시스템(minimum phase system)에만 적용 가능하고 정확한 시스템 동역학 모델이 필요한 제한이 있다. 따라서 정확하지 않은 모델의 불확실성(uncertainty)에 대하여 강건하지 않다. 모델의 불확실성은 모델링의 어려움, 모델링의 비용과 시간 제약 등에 의해 실제 시스템에 흔히 발생하는데, 이러한 모델의 불확실성을 해결하는 한 방법이 적응제어이다. 통상적인 적응제어는 모델의 불확실성이 선형변수화(linear parameterization)된다는 가정 하에 적용 가능한데, 문제는 불확실성의 선형변수화가 쉽지 않다는 데 있다. 신경회로망을 사용하여 이 문제를 해결할 수 있고, 비선형시스템의 불확실성의 선형변수화를 알지 못할 경우에도 신경회로망을 사용하여 적응제어기법을 사용할 수 있다. 신경회로망은 비선형 연속함수를 임의의 정확도로 근사화 하는 능력이 있어 모델 불확실성을 변수화하는데 편리하다[9,10]. 그리하여, 미지의 비선형함수를 변수화하는 일은 신경회로망이 담당하고, 비선형 안정성 이론을 사용하여 신경회로망 가중치를 갱신하는 적응법칙을 유도할 수 있다[6].

II. 피드백선형화와 신경회로망을 이용한 적응제어법칙

본 논문의 제어기 설계 목적은 롤축 제어를 위해 에일러론과 플랩을 사용할 수 있는 항공기의 롤축 조종면(에일러론 또는 플랩)에 고장이 발생하여 어느 일정한 변위각에 고정되었을 경우 다른 조종면(플랩 또는 에일러론)을 활용하여 만족스러운 롤각 추종성능을 보이는 신경회로망과 PCH를 이용한 재형상 비행제어기를 설계하는 것이다. 본 논문에 사용된 비행역학 관련 기호의 물리적 의미는 [1]에

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2007. 1. 25., 채택확정 : 2007. 2. 17.

김낙완 : 충남대학교 항공우주선박해양공학부(nkim@cnu.ac.kr)

김응태, 이장호 : 한국항공우주연구원

(eungkim@kari.re.kr/jh7677@kari.re.kr)

서 찾아볼 수 있다.

1. 제어기 설계

항공기의 y축 가속도 명령은 명령증대이론에 의해 요각 속도 명령(R_C)으로 변환되고, 각속도와 오일러각 미분값의 관계식에 의해 요각 미분 명령($\dot{\psi}_C$)을 유도한 후 적분하여 요각 명령(ψ_C)을 생성하고[3], 조종사 명령으로 선택된 피치각/롤각 명령과 결합하여 생성된 오일러각 명령(θ_C, ϕ_C, ψ_C)을 추종하도록 그림 1과 같이 피드백선형화와 신경회로망을 이용한 적응제어기법을 사용하였다.

피드백선형화에 이용될 오일러각 이차미분의 근사모델은 다음과 같다. [3]에서 사용한 기존의 방법은 $\ddot{\phi}, \ddot{\theta}, \ddot{\psi}$ 에 해당하는 의사제어를 $\dot{P}, \dot{Q}, \dot{R}$ 으로 변환한 후 DMI을 통해 각 채널의 조종입력인 $\delta_a, \delta_e, \delta_r$ 을 계산하였다. 본 논문에서 제안된 방식은 $\ddot{\phi}, \ddot{\theta}, \ddot{\psi}$ 을 $\dot{P}, \dot{Q}, \dot{R}$ 으로 변환하는 과정이 없이 $\ddot{\phi}, \ddot{\theta}, \ddot{\psi}$ 에서 바로 $\delta_a, \delta_e, \delta_r$ 을 구하도록 하여 조종입력 계산 과정을 간단히 하였다. 플랩 입력에 대한 DMI도 같은 방법으로 간단화 하였다.

$$\begin{aligned} \hat{\dot{\phi}} &= \frac{C_{l\delta_a} \bar{Q}_0 S b}{I_{xx}} \delta_a \\ \hat{\dot{\theta}} &= \frac{C_{m\delta_e} \bar{Q}_0 S c}{I_{yy}} \delta_e \\ \hat{\dot{\psi}} &= \frac{C_{n\delta_r} \bar{Q}_0 S b}{I_{zz}} \delta_r \end{aligned} \quad (1)$$

여기서 $\bar{Q}_0 = \frac{1}{2} \rho U_0^2$ 는 트림상태의 동압을 나타낸다. 정확한 $\ddot{\theta}$ 은 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} \ddot{\theta} &= \frac{C_m \bar{Q} S c}{I_{yy}} \\ C_m &= C_{m1} + C_{mT1} + C_{m\alpha} \alpha + C_{m\dot{\alpha}} \dot{\alpha} + C_{m\delta_e} \delta_e \\ &+ (C_\mu + C_{mTu}) \frac{u}{U_0} + (C_{m\dot{\alpha}} \dot{\alpha} + C_{m_q} q) \frac{c}{2U_0} \end{aligned} \quad (2)$$

$\bar{Q} = \frac{1}{2} \rho U^2$ 는 동압을 나타낸다.

피드백선형화는 (2)에서 $C_{m\delta_e} \delta_e$ 만을 이용하고 트림항과 공력항은 무시함으로써 다음과 같은 피치 채널의 모델링

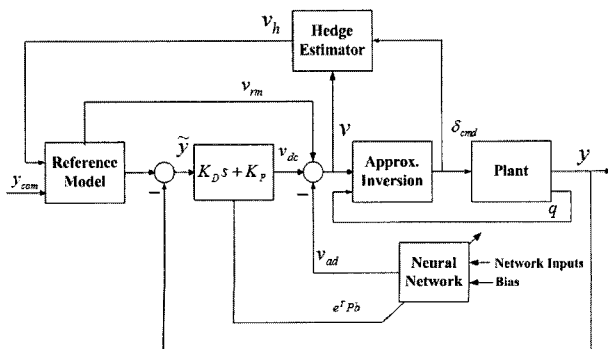


그림 1. 신경회로망과 PCH를 이용한 적응제어기법.
Fig. 1. Adaptive control system using neural network and PCH.

오차를 발생한다.

$$\begin{aligned} \Delta_\phi &= \ddot{\theta} - \hat{\ddot{\theta}} \\ &= \frac{S_c}{I_{yy}} [C_m \bar{Q} - C_{m\delta_e} \delta_e \bar{Q}_0] \end{aligned} \quad (3)$$

롤 채널과 요 채널의 모델링 오차인 Δ_ϕ, Δ_ψ 도 같은 방식으로 구할 수 있다. 오일러각 이차미분의 근사 모델을 의사제어(pseudo control)로 치환하면 오일러각 이차미분은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \ddot{\phi} &= \hat{\ddot{\phi}} + \Delta_\phi = v_\phi + \Delta_\phi \\ \ddot{\theta} &= \hat{\ddot{\theta}} + \Delta_\theta = v_\theta + \Delta_\theta \\ \ddot{\psi} &= \hat{\ddot{\psi}} + \Delta_\psi = v_\psi + \Delta_\psi \end{aligned} \quad (4)$$

역변환식은 (4)에서 바로 유도된다.

$$\begin{aligned} \delta_a &= \frac{I_{xx}}{C_{l\delta_a} \bar{Q}_0 S b} v_\phi \\ \delta_e &= \frac{I_{yy}}{C_{m\delta_e} \bar{Q}_0 S c} v_\theta \\ \delta_r &= \frac{I_{zz}}{C_{n\delta_r} \bar{Q}_0 S b} v_\psi \end{aligned} \quad (5)$$

의사제어입력인 v_ϕ, v_θ, v_ψ 은 다음과 같이 정의한다.

$$\begin{aligned} v_\phi &= \ddot{\phi}_c + g_1 (\phi_c - \phi) + g_2 (\dot{\phi}_c - \dot{\phi}) - v_{ad_\phi} \\ v_\theta &= \ddot{\theta}_c + g_3 (\theta_c - \theta) + g_4 (\dot{\theta}_c - \dot{\theta}) - v_{ad_\theta} \\ v_\psi &= \ddot{\psi}_c + g_5 (\psi_c - \psi) + g_6 (\dot{\psi}_c - \dot{\psi}) - v_{ad_\psi} \end{aligned}$$

ϕ_c, θ_c, ψ_c 는 각각 롤, 피치, 요 채널의 참조모델 출력을 나타낸다. $v_{ad_\phi}, v_{ad_\theta}, v_{ad_\psi}$ 은 $\Delta_\phi, \Delta_\theta, \Delta_\psi$ 을 상쇄하도록 설계된 신경회로망 적응제어 신호이다. 피드백 이득 g_1, \dots, g_6 는 폐회로 주파수 ω_n 와 감쇠비 ζ 를 갖도록 아래와 같이 선택된다.

$$g_1 = g_3 = g_5 = \omega_n^2, \quad g_2 = g_4 = g_6 = 2\zeta\omega_n$$

의사제어입력을 오일러각 식에 대입하고 추종오차를 다음과 같이 정의하면 $\ddot{\phi} = \ddot{\phi}_c - \ddot{\phi}, \ddot{\theta} = \ddot{\theta}_c - \ddot{\theta}, \ddot{\psi} = \ddot{\psi}_c - \ddot{\psi}$ 추종오차 방정식은 아래와 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} \ddot{\phi} &= -g_1 \tilde{\phi} - g_2 \dot{\tilde{\phi}} + v_{ad_\phi} - \Delta_\phi \\ \ddot{\theta} &= -g_3 \tilde{\theta} - g_4 \dot{\tilde{\theta}} + v_{ad_\theta} - \Delta_\theta \\ \ddot{\psi} &= -g_5 \tilde{\psi} - g_6 \dot{\tilde{\psi}} + v_{ad_\psi} - \Delta_\psi \end{aligned} \quad (6)$$

각각의 v_{ad} 가 Δ 를 상쇄한다면, (6)은 안정한 오차방정식이 되므로 오일러각의 정확한 추종성능을 얻을 수 있다.

2. 신경회로망 구조 및 파라미터

신경회로망은 연속 비선형함수를 근사화하는 능력을 가지고 있고, 본 연구에서는 실제 시스템과 모델과의 차이인 모델링 오차 Δ 를 근사화하기 위해 도입되었다. 자주 사용되는 신경회로망의 종류는 Sigma-Pi Network(SPN), Radial Basis Function(RBF) Network, Multi-perceptron Network 등이 있다. 이중에서 [3]은 비교적 간단한 구조를 가지고 있는 SPN을 선택하여 사용하였고, SPN의 구조를 그림 2에 나타

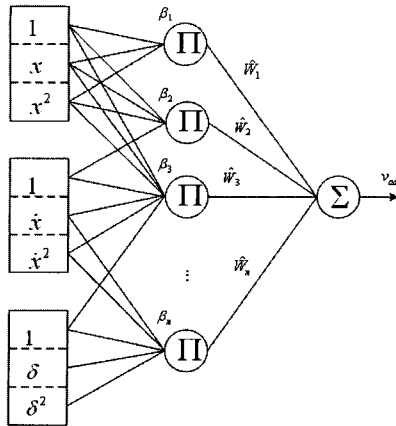


그림 2. Sigma-Pi 신경회로망 구조.
Fig. 2. Structure of the sigma-pi network.

내었다.

참고문헌 [3]에서의 시뮬레이션 결과에서 볼 수 있듯이 SPN의 성능이 제어목표를 수행하는데 충분하고 명령추종 결과에서 다른 신경회로망을 사용하여 개선할 여지가 거의 없으므로 본 연구에서도 SPN을 선택하였다. 본 논문에서 사용된 신경회로망 가중치 적응법칙은 다음과 같다.

$$v_{ad} = \hat{W}^T \beta(x, \dot{x}, \delta)$$

$$\dot{\hat{W}} = -\gamma e^T P \beta(x, \dot{x}, \delta)$$

SPN을 이용한 신경회로망 적응제어에서 결정할 파라미터는 비례이득(K_P)에 해당하는 g_1, g_3, g_5 의 값과 미분이득(K_D)에 해당하는 g_2, g_4, g_6 과 신경회로망 가중치 적응이득인 γ 다. 이를 피치 채널의 예를 들어 설명하면, v_{ad} 가 Δ 를 상쇄한다고 가정하면 다음과 같이 안정성을 갖는 오차방정식이 된다.

$$\ddot{\theta} + K_D \dot{\theta} + K_P \theta = v_{ad} - \Delta_\theta \quad (7)$$

이 오차방정식의 설계 고유주파수와 감쇠율에 따라 K_P, K_D 의 값은 결정된다.

이를 상태변수 형태로 표시하면 다음과 같다.

$$\begin{bmatrix} \dot{\theta} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} = A \begin{bmatrix} \theta \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} + b(v_{ad} - \Delta_\theta)$$

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -K_P & -K_D \end{bmatrix}, b = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

신경회로망 학습신호인 $e^T P b$ 의 계산에 사용되는 P 는 아래와 같은 리아프노프 방정식을 통해 구한다.

$$A^T P + P A = -I \quad (8)$$

행렬 A 가 안정하기 때문에 위 방정식의 해 P 는 유일하게 존재한다.

신경회로망 가중치 적응이득 γ 는 너무 작게 정하면 신경회로망이 Δ 를 근사화하는데 오랜 시간이 걸려 신경회로망의 근사화를 얻기 전에 명령추종 성능이 악화될 것이고, 너무 크게 정하면 신경회로망 가중치가 급변하여 고주파수의

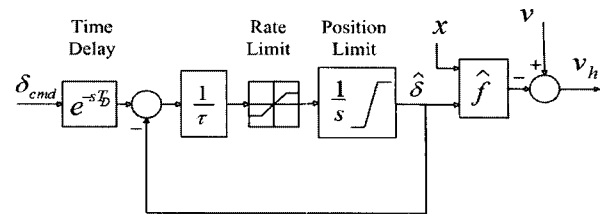


그림 3. PCH 신호 계산 과정.
Fig. 3. Calculation of PCH signal.

진동(oscillation)이 발생할 수 있으므로 적당한 크기의 값을 사용하여야 한다. 그러나 아직까지 γ 를 규칙적으로 결정하는 방법은 알려지지 않았고 현재 진행 중인 연구 주제이다. 한편, multi-perceptron 신경망을 사용한 경우 신경회로망 적응이득을 규칙적으로 결정하는 방법이 [4]에 제시되었다. 이는 신경회로망 학습신호인 $e^T P b$ 의 P 를 K_P, K_D 와 연동하여 결정함으로써 적응이득을 항상 1로 고정시킬 수 있도록 하는 기법이다.

3. PCH(Pseudo Control Hedging)

적용제어기법은 구동기 위치포화, 속도포화, 동역학, 시간지연 등의 입력 비선형성에 민감하다. 적용제어기가 이러한 입력 비선형성에는 적응하지 않도록 참조모델을 변형시키는 개념인 PCH로 정의된 방법이 [4,5]에 소개되었다. 이 기법은 구동기의 입력 포화상태가 유한시간동안 유지되더라도 신경회로망의 적응이 가능하게 한다. PCH 신호(v_h)는 우선 구동기의 위치를 측정하거나, 구동기 모델을 이용하여 구동기 위치 $\hat{\delta}$ 를 예측한다. 이 값은 명령의사제어와 가능의사제어의 차이인 PCH 신호를 계산하는데 사용된다. 이 계산과정은 위치포화, 속도포화, 동역학, 시간지연을 가지고 있는 구동기에 대하여 그림 3에 나타내었다.

$$v_h = \hat{f}(x, \delta_{cmd}) - \hat{f}(x, \hat{\delta})$$

$$= v - \hat{f}(x, \hat{\delta}) \quad (10)$$

위 PCH 계산 과정은 의사제어에서 $\hat{f}(x, \hat{\delta})$ 를 빼도록 되어있는데, 이를 DMI 모델의 선택에 따라 간단화 할 수 있다. 예를 들어 피치 채널을 고려하는 경우 의사제어는

$v = \hat{f}(x, \delta) = \hat{\theta} = \frac{C_{m\delta} \bar{Q}_0 S_c}{I_{yy}} \delta_e$ 이므로, 엘리베이터 구동기에 의한 PCH는 다음과 같이 간단히 계산할 수 있다.

$$v_{h, \text{elev}} = \frac{C_{m\delta} \bar{Q}_0 S_c}{I_{yy}} (\delta_e - \hat{\delta}_e) \quad (11)$$

에일러론, 러더, 플랩에 대하여도 같은 방법으로 PCH 값을 계산할 수 있다.

$$v_{h, \text{airon}} = \frac{C_{l\delta_a} \bar{Q}_0 S b}{I_{xx}} (\delta_a - \hat{\delta}_a)$$

$$v_{h, \text{rudder}} = \frac{C_{n\delta_r} \bar{Q}_0 S b}{I_{zz}} (\delta_r - \hat{\delta}_r) \quad (12)$$

$$v_{h, \text{flap}} = \frac{C_{l\delta_f} \bar{Q}_0 S b}{I_{xx}} (\delta_f - \hat{\delta}_f)$$

4. 이중 PCH

구동기의 위치포화, 속도포화, 동역학, 시간지연 등의 입력 비선형성이 존재하여도 PCH를 사용함으로써 선형회로망을 이용한 적응제어가 올바르게 작동하도록 할 수 있다. 그러나 조종면이 어느 각도에서 고정되는 고장이 발생하는 경우에는 PCH는 원하지 않는 결과를 초래할 수 있다. 이렇게 고장상태에서 단일 PCH가 갖는 문제를 해결하기 위하여 이중 PCH 기법이 [3]에서 제안되었다. 이 기법에서는 롤 채널의 PCH 값을 단일 PCH와는 다르게 그대로 롤 참조모델에 적용하지 않는다. 롤 채널의 PCH 값을 플랩에 대한 의사제어(pseudo control)로 사용하고 피치, 롤, 요 채널과 같은 방법으로 피드백 선형화하여 플랩 명령을 계산하며 플랩 구동기에 의하여 발생하는 플랩 PCH 값을 롤 참조모델에 적용한다. 이중 PCH 기법은 에일러론 고장에 의한 과도한 PCH 값, 즉 명령으로 주는 의사제어와 실행된 의사제어와의 차이 값으로서 롤 구동기가 따라가지 못한 명령의 값을 플랩이 보상함으로써 롤 참조모델의 급변화를 제거하여 롤각 명령을 만족스럽게 추종하는 성능을 확보하였다. 그러나, 이 기법은 에일러론이 정상이고 플랩이 고장인 경우에는 단일 PCH의 경우와 비슷하게 롤 참조명령 출력의 과도한 변화를 야기하는 단점이 발견되었다. 이는 단일 PCH의 경우와 마찬가지로 플랩 고장에 의해 플랩의 PCH 값이 과도하게 계산되고 이 PCH가 롤 참조명령 출력을 원하지 않는 방향으로 변화시키기 때문이다. 그러므로 [3]에서 제안한 이중 PCH는 플랩이 고장 나지 않고 정상상태를 보장할 수 있는 상황에서는 만족스러운 성능을 보이지만, 플랩이 고장난 상황에서는 사용할 수 없다. 에일러론 또는 플랩이 어느 각도에서 고정이 되었을 때 롤 참조모델 출력값이 과도하게 변하는 원인은 PCH 값이 고정된 조종면 변위에 의해 큰 값으로 계산되기 때문이다. 따라서, 본 논문에서는 플랩 고장 상태에서도 사용할 수 있는 기법으로서, 에일러론이 고장날 경우는 플랩에 의한 PCH 값을, 플랩이 고장날 경우는 에일러론에 의한 PCH 값을 사용하여 과도한 PCH 값에 의한 롤 참조모델 출력값의 과도한 변화를 방지하도록 이중 PCH를 수정하였다. 이를 구현하는

$$v_h = \begin{cases} v_{h_desired} & \text{if } |v_{h_desired}| < |v_{h_limit}| \\ v_{h_limit} & \text{if } |v_{h_desired}| > |v_{h_limit}| \end{cases} \quad (13)$$

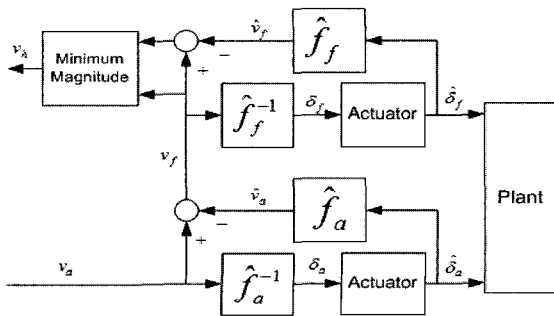


그림 4. 롤 채널의 수정된 이중 PCH 계산 과정.
Fig. 4. Calculation of the modified double PCH signal in the roll channel.

방법으로 (13)과 같이 에일러론의 PCH 값의 크기와 플랩의 PCH 값의 크기를 서로 비교하여 작은 크기의 PCH 값을 롤 채널 참조모델에 적용하였다. 이 과정을 그림 4에 나타내었다.

III. 시뮬레이션 결과

본 논문에서 제안한 제어기의 성능 검증을 위해 그림 5에 나타난 바와 같이 항공우주연구원에서 개발 중인 날개면적 16.3ft, 날개길이 15.8ft, MAC(Mean Aerodynamic Chord) 1.2ft, 무게 72.4lb인 무인항공기 두루미-II의 6-DOF 비선형 시뮬레이션에 적용하였다. 이 항공기는 롤축 제어를 위해 에일러론과 플랩을 동시에 사용할 수 있다. 본 논문에서는 재형상 비행제어기를 다음과 같은 두가지 고장 시나리오에 대하여 시뮬레이션하여 롤각명령을 만족스럽게 추종함을 보이고 [3]의 결과와 비교하였다.

- i) 비행시작 5초 후 우측 에일러론이 15도에 고정
- ii) 비행시작 15초 후 우측 플랩이 15도에 고정

이 때 사용한 추종명령은 0~25초 동안 0도의 피치각 명령과 0~10초 사이의 0도 롤각 명령, 10~25초 사이의 30도 롤각 명령이다. 이 때 20도의 위치포화, 60도/sec의 속도포화, 시간상수 0.05의 에일러론 구동기와 플랩 구동기를 사용하였으며, PCH를 사용하여 이러한 구동기 비선형성에 대비하였다. 그림 6은 시뮬레이션 시작 5초 후 우측 에일러론이 15도로 고정되는 고장이 발생한 경우의 결과이다. 시간이 5초일 때 롤각의 참조명령 값이 0도에서 약 -10도로, 10초 이후에는 원래 30도 롤각 명령을 약 22도 롤각 참조명령 값으로 변형하는 원하지 않는 결과를 가져온다. 이는 PCH의 값이 필요 없는 상황에서도 우측 에일러론이 15도로 고정된 이유로 PCH가 큰 값으로 계산되어 참조명령 출력값을 크게 변형시키기 때문이다. 단일 PCH의 이러한 문제를 해결할 수 있는 이중 PCH 기법이 제안되었다[3]. 에일러론 고장에 의한 PCH 값을 바로 롤 참조명령에 적용하지 않고 플랩의 의사제어로 간주하여 플랩의 제어입력을 계산하고 플랩 구동기의 비선형성에 의한 PCH 값을 롤 참조명령에 적용함으로써 그림 7에서 보듯이 만족스러운 롤 명령추종성능을 얻었다. 이는 우측 에일러론이 15도로 고정되는 고장이 있음에도 불구하고 아무런 조종면 고장이 없는 결과와 비슷한 명령추종성능을 획득함을 나타낸다. 그러나, 이 기법의 단점은 그림 8의 결과에서 보듯이 에일러론이 정상이나 플랩이 고장 난 경우에 나타나는데 단일 PCH를 사용한 것과 유사한 성질의 롤 참조명령 변화가 발생하였다.

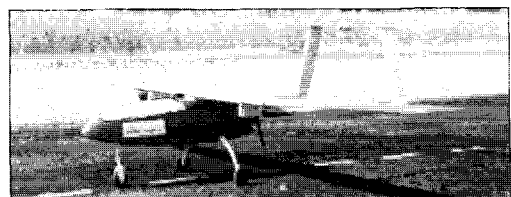


그림 5. 두루미-II의 형상.
Fig. 5. Durumi-II.

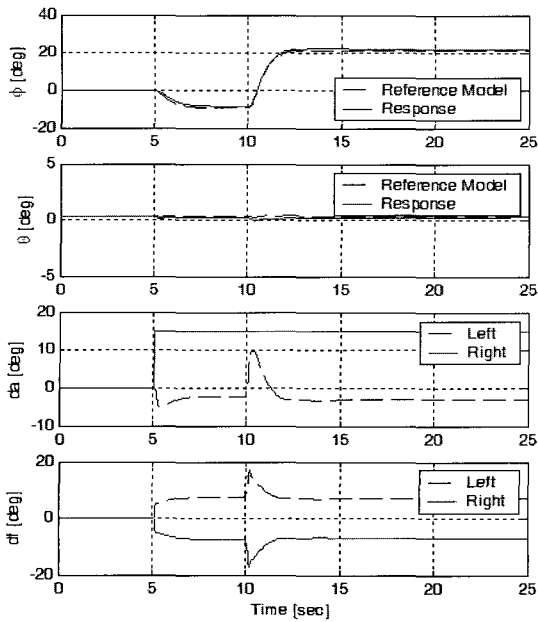


그림 6. 단일 PCH, 5초 후 우측 에일러론 15도 고정, 플랩 정상.
 Fig. 6. Right aileron fixed at 15 deg. after 5 seconds and normal flaps with single PCH.

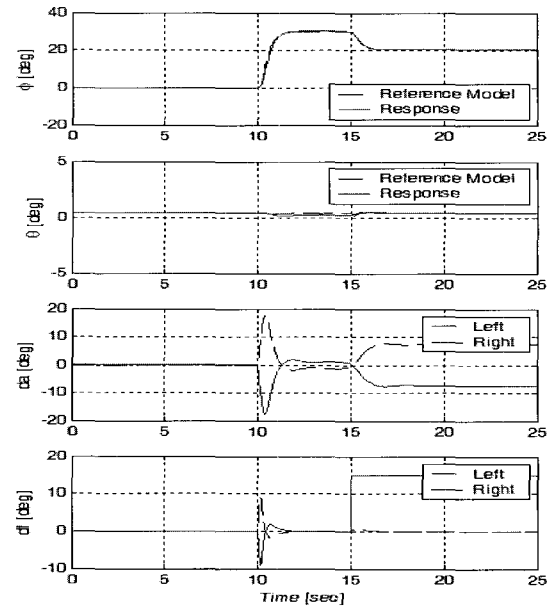


그림 8. 기존의 이중 PCH, 에일러론 정상, 15초 후 우측 플랩 15도 고정.
 Fig. 8. Right flap fixed at 15 deg. after 15 seconds and normal ailerons with double PCH in[3].

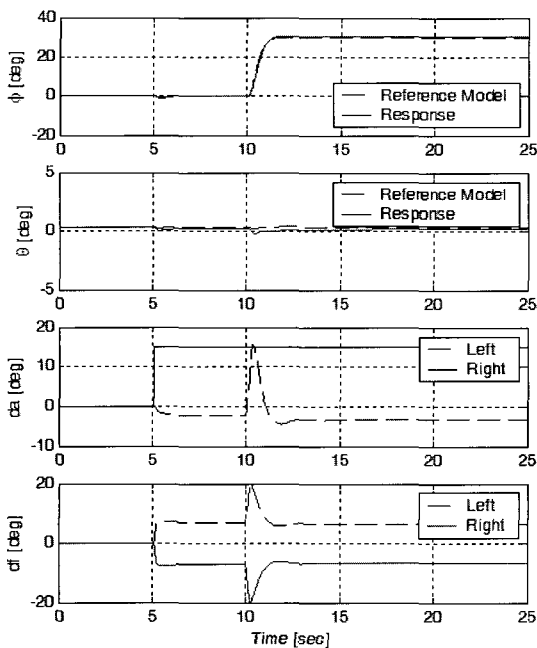


그림 7. 기존의 이중 PCH, 5초 후 우측 에일러론 15도 고정, 플랩 정상.
 Fig. 7. Right aileron fixed at 15 deg. after 5 seconds and normal flaps with double PCH in[3].

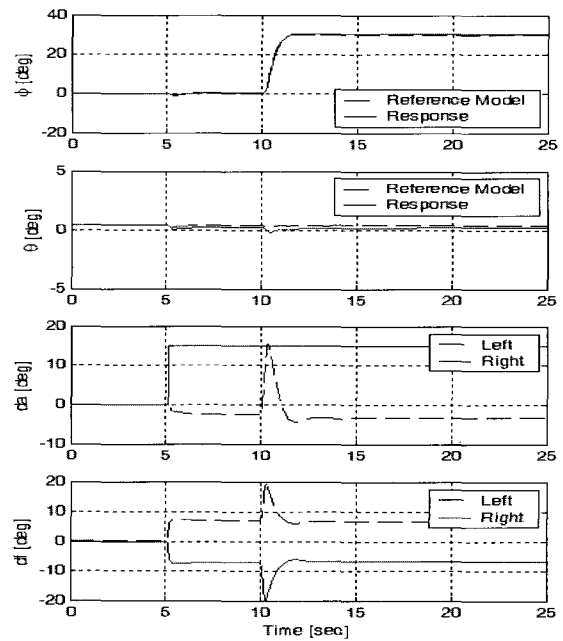


그림 9. 수정된 이중 PCH, 5초 후 우측 에일러론 15도 고정, 플랩 정상.
 Fig. 9. Right aileron fixed at 15 deg. after 5 seconds and normal flaps with the modified double PCH.

본 연구에서 제안한 이중 PCH를 사용하고 5초일 때 에일러론이 15도에 고정되고 플랩은 정상인 경우의 항공기 반응결과가 그림 9에 나와 있다. 그림 7의 기존의 이중 PCH 결과와 같은 명령추종성능을 나타내는데, 이는 에일러론이 고장 난 상태이므로 플랩의 PCH 값을 롤 참조모델에

적용하기 때문에 그림 7과 같은 PCH 값을 사용하게 되고, 동일한 명령추종성능을 나타내게 된다. 에일러론은 정상이고 플랩이 15초일 때 15도에 고정된 경우의 명령추종성능 결과는 그림 10에 나와 있듯이 고장이 시작되는 15초일 때 롤 각 반응의 약간의 오차가 발생하지만 30도 롤각 명령을

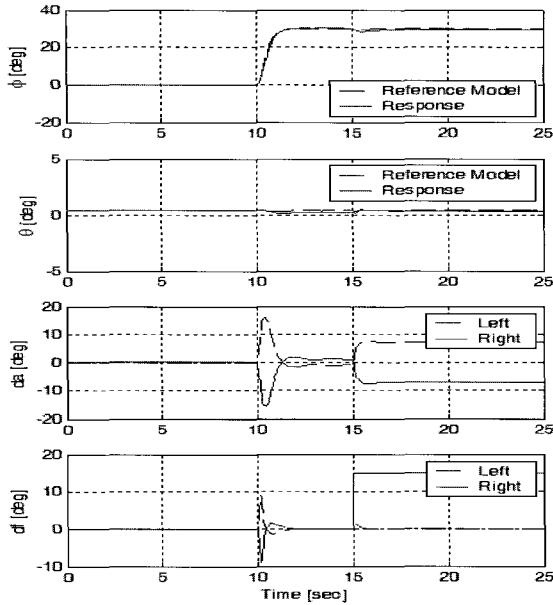


그림 10. 수정된 이중 PCH, 에일러론 정상, 15초 후 우측 플랩 15도 고정.

Fig. 10. Right flap fixed at 15 deg. after 15 seconds and normal ailerons with the modified double PCH.

잘 수행한다. 기존의 이중 PCH를 사용한 그림 8의 결과와 비교하면 수정된 이중 PCH를 사용하여 롤 명령 추종 성능이 향상되었음을 알 수 있다.

IV. 결론

신경회로망과 PCH 기법을 사용하여 항공기 조종면 고장 시에도 추종 성능을 유지할 수 있는 재형상 비행제어법칙을 제안하였다. 이중 PCH 기법을 수정하여 에일러론 고장/플랩 정상 상태와 에일러론 정상/플랩 고장 상태 모두 작동하도록 하였다. 새로 제안된 이중 PCH는 에일러론의 PCH와 플랩의 PCH의 절대값 크기를 비교하여 그 중 작은 값의 PCH 신호를 롤 축의 PCH 신호로 사용함으로써 조종면 고장에 의한 참조모델의 과도한 변화를 제한하였다. 그리하여 각 조종면 고장상태에서도 다른 조종면이 작동하여 주어진 명령을 추종할 수 있도록 하였으며, 무인항공기 비선형 시뮬

레이션에 적용하여 만족스러운 성능을 보임을 확인하였다.

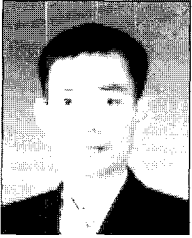
참고문헌

- [1] R. L. Barron, R. L. Cellucci, P. R. I. Jordan, N. E. Beam, P. Hess, and A. R. Barron, "Applications of polynomial neural networks to FDIE and reconfigurable flight control," *IEEE Proceedings of the National Aerospace and Electronics Conference, IEEE Publications, Piscataway, NJ*, pp. 507-519, 1990.
- [2] A. Calise, S. Lee, and M. Sharma, "Development of a reconfigurable flight control law for tailless aircraft," *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, vol. 24, no. 5, pp. 896-902, 2001.
- [3] 김부민, 김병수, 김웅태, 박무혁, "신경회로망을 이용한 재형상 비행제어법칙 설계," *한국항공우주학회지*, 제 34 권, 제 7 호, pp. 35-44, 2006.
- [4] E. Johnson, "Limited authority adaptive flight control," *Ph.D. Dissertation, School of Aerospace Engineering, Georgia Institute of Technology*, 2000.
- [5] E. Johnson and A. Calise, "Neural network adaptive control of systems with input saturation," *Proceedings of the IEEE American Control Conference*, pp. 3527-3532, 2001.
- [6] B. Kim and A. Calise, "Nonlinear flight control using neural networks," *Journal of Guidance, Control and Dynamics*, vol. 20, no. 1, pp. 26-33, 1997.
- [7] H. K. Khalil, *Nonlinear Systems*, 3rd Ed., Prentice Hall, New Jersey, 2002.
- [8] A. Isidori, *Nonlinear Control Systems*, 3rd Ed., Springer, New York, 1995.
- [9] K. Funahashi, "On the approximate realization of continuous mappings by neural networks," *Neural Networks*, vol. 2, no. 3, pp. 183-192, 1989.
- [10] K. Hornik, M. Stinchcombe, and H. White, "Multilayer feedforward networks are universal approximators," *Neural Networks*, vol. 2, no. 5, pp. 359-366, 1989.
- [11] R. C. Nelson, *Flight Stability and Automatic Control*, 2nd Ed. McGraw-Hill, 1998.

기호

ϕ, θ, ψ	오일러각 (롤각, 피치각, 요각)
ϕ_c, θ_c, ψ_c	오일러각 명령
P, Q, R	롤각속도, 피치각속도, 요각속도
$\delta_a, \delta_e, \delta_r, \delta_f$	조종면변위각 (엘리베이터, 에일러론, 러더, 플랩)
Q_0	동압
b	날개스팬
c	날개코드길이
ρ	공기밀도
U_0	트림속도
I_{xx}, I_{yy}, I_{zz}	관성모멘트
$C_{m\delta_c}$	피칭모멘트미계수
Δ	모델링 오차

v	의사제어
v_{ad}	적용제어신호
g_1, \dots, g_6	피드백 이득
$\tilde{\phi}, \tilde{\theta}, \tilde{\psi}$	추종오차
\hat{W}	신경회로망 가중치
β	신경회로망 기저함수
γ	가중치 이득
I	단위행렬
v_h	PCH 신호
\hat{f}	플랜트 모델함수
x	상태변수



김 낙 완

1995년 서울대학교 항공우주공학과 졸업. 2000년 Georgia Tech 항공우주공학 석사. 2003년 Georgia Tech 항공우주공학 박사. 2005년~현재 충남대학교 항공우주신박해양공학부 조교수. 관심분야는 신경회로망 적응제어, 비행제어, 비행동역학, 비행시뮬레이션.



김 응 태

1981년 서울대학교 항공공학과 졸업. 1983년 한국과학기술원 항공공학 석사, 1991년 Purdue 대학교 항공우주공학 박사. 1992년~현재 한국항공우주연구원 항공미래기술연구실 실장. 관심분야는 비행제어, 비행동역학, 비행시뮬레이션, 항공기 운동모델 변수추정, 항공기 설계, 비행시험.



이 장 호

2001년 한국항공대학교 항공기계공학과 졸업. 2003년 서울대학교 항공우주공학 석사. 2003년~현재 한국항공우주연구원 첨단비행제어팀 연구원. 관심분야는 비행제어, 고장진단, 비행시뮬레이션.