

신경회로망을 이용한 틸트로터 항공기 SCAS 설계

Tiltrotor Aircraft SCAS Design Using Neural Networks

한 광 호, 김 부 민, 김 병 수*
(Kwang Ho Han, Boo Min Kim, and Byoung Soo Kim)

Abstract : This paper presents the design and evaluation of a tiltrotor attitude controller. The implemented response type of the command augmentation system is Attitude Command Attitude Hold. The controller architecture can alleviate the need for extensive gain scheduling and thus has the potential to reduce development time. The control algorithm is constructed using the feedback linearization technique. And an on-line adaptive architecture that employs a neural network compensating the model inversion error caused by the deficiency of full knowledge tiltrotor aircraft dynamics is applied to augment the attitude control system. The use of Lyapunov stability analysis guarantees boundedness of the tracking error and network parameters. The performance of the controller is evaluated against ADS-33E criteria, using the nonlinear tiltrotor simulation code for Bell TR301 developed by KARI. (Korea Aerospace Research Institute)

Keywords : model inversion, neural network, flying quality, stability and control augmentation system(SCAS)

I 서론

틸트로터 항공기는 이착륙 시 언제든지 제자리비행이 가능하고 또한 일반 고정익 항공기 수준의 순항성능을 지닌 항공기로 이착륙, 제자리비행 시 적용되는 회전익모드와 순항 시 적용되는 고정익모드, 이 두 모드간의 천이모드를 갖고 있어 일반적인 항공기에 비하여 복잡한 구조를 갖는다. 이런 복잡한 운동방정식에 대한 전통적인 비행제어 방법은 기 선정된 비행영역 내의 평형점에 대한 동특성의 선형화 방법으로 제어기의 구조가 간단하고 많은 연구가 이루어진 선형 설계기법이 사용된다. 그러나 선형화 모델은 단지 근사화된 것으로 비선형 모델이 가지고 있는 정보를 정확히 표현하지 못하며, 평형점 근처의 국부영역에서만 유효하다. 따라서 전체 비행영역에 대한 제어성능 보장을 위해선 제어제인의 스케줄링이 요구된다. 선형 시스템 설계의 이러한 제한사항을 극복하기 위해 연구가 진행되어 왔는데 Meyer는 모델역변환(DMI : Dynamic Model Inversion)방법을 처음으로 비행제어 시스템에 적용하였으며[1], 그 이후 Bugajski는 조종입력 제한을 고려한 비행제어 시스템 설계에 DMI를 적용하였다[2]. 최근에 Kim과 Reiner는 각각 DMI와 신경회로망(neural network), DMI와 μ 기법을 결합한 비행제어 시스템 설계방법을 제시하였다[3,4]. Steinberg는 신경회로망과 퍼지기술의 이용 가능성을 확인하고 이들의 이용이 유인 고정익 항공기의 비행제어 시스템 설계와 개발과정에 얼마나 영향을 줄 수 있는지 언급하였다[5]. Baker와 Farrel은 학습되어지는 고성능 비행기의 비행제어 시스템 설계개발을

위한 연구에 대해 언급하였다[6].

이 구조에서 적응제어기법은 적절한 동적 커플링과 모델화 되지 않은 비선형성에 대한 온라인 학습과 관련하여 시변 동특성과 노이즈(noise) 및 외란에의 실시간 적응을 제공하기 위해 학습시스템과 연결된다. troudet은 현대 전투기의 통합된 기체구조/추진 선형 모델을 위한 모델 추종 신경회로망 제어기(model-following neurocontroller)를 설계했다[7]. 신경회로망은 역전과 알고리즘을 이용하여 추종오차, 제어 노력, 요구 제어율 등을 포함한 목적함수를 최소화 하기 위해 학습되어진다. 또한 H_{∞} 제어기가 병렬로 설계되었고, 페루프 시스템 성능과 신경회로망 제어기의 강인성은 H_{∞} 제어기와 관련하여 평가되고 논의되었다[8].

Lam등은 훈련된 다층 퍼셉트론을 틸트로터 항공기의 매개변수(parameter identification)를 확인하기 위해 적용했다[9].

본 논문에서는 평형점에 대한 동특성 선형화를 이용하는 전통적인 비행제어 방식의 비선형 시스템 구현의 문제, 다수의 평형점 해석에 의한 시간, 비용적인 문제를 극복하기 위해 연구되어 온 비선형 제어기법 가운데 모델역변환 기법과 이 모델역변환에 의해 발생할 수 있는 오차를 상쇄시켜 제어성능을 증대할 수 있는 적응 신경회로망[10]을 이용하여 TR301 틸트로터 항공기의 조종/안정성 증대 시스템(SCAS)을 설계한다. 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서 모델역변환과 신경회로망의 구성과 적응제어 이론을 설명하고 이를 이용하여 TR301 항공기 제어법칙 설계하며 신경회로망을 적용한 조종/안정성 증대 시스템의 효과와 성능을 시뮬레이션을 통하여 확인한다. 3절에서는 ADS-33E 규격서 [11]의 제자리비행 및 저속비행 요구조건에 따라 착륙접근 및 이착륙 비행성 평가를 수행하고 결과를 분석한다. 4절에서 본 논문의 결론과 향후 연구방향을 제시한다.

II 틸트로터 항공기 SCAS 설계 및 평가

본 논문에서는 틸트로터 항공기의 자세각 명령(ϕ_c, θ_c, ψ_c)

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2004. 10. 17., 채택확정 : 2004. 12. 20.

한광호 : 한국항공우주산업(coolrivr@koreaero.com)

김부민 : 경상대학교 항공공학과(boomint79@hanmail.net)

김병수 : 경상대학교 기계항공공학부 항공기 부품기술연구소

(bskim@gsnu.ac.kr)

※ 본 논문은 스마트무인기 개발사업단의 지원으로 수행된 연구결과
의 일부이며, 지원에 감사드립니다.

을 입력받아 회전익모드 틸트로터 항공기 조종입력인 lateral-cyclic stick, longitudinal-cyclic stick, directional pedal ($\delta_a, \delta_c, \delta_p$) 명령을 구성하여 자세를 유지하는 자세 명령/자세 유지 방식의 조종/안정성 증대 시스템을 설계한다.

1. 이론적 배경

일반적인 n차원 비선형 운동방정식을 아래와 같이 표현할 수 있다.

$$\ddot{x} = f(x, \dot{x}, \delta) \tag{1}$$

여기서, $x(t), \dot{x}(t) \in R^n$ 는 상태변수이며 $\delta(t) \in R^m$ 는 제어입력 변수이다. 함수 $f(\cdot)$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$f: R^n \times R^n \times R^m \rightarrow R^n \tag{2}$$

만일 $x(t), \dot{x}(t)$ 가 측정 가능할 경우 (1)은 다음과 같은 선형식으로 변환할 수 있다.

$$\ddot{x} = u \tag{3}$$

$$u = f(x, \dot{x}, \delta) \tag{4}$$

여기서, $u(t) \in R^n$ 는 의사제어 변수(Pseudo Control Variable)이다. 만일 $n=m$ 이고 u 와 δ 대한 $f(\cdot)$ 의 역함수가 존재한다면, 제어입력변수를 다음의 선형식으로부터 구할 수 있다.

$$\delta = f^{-1}(x, \dot{x}, u) \tag{5}$$

(5)를 상태변수를 이용한 선형피드백이라고 하고 (3)에서 (5)에 이르는 과정을 모델역변환이라 하며 이를 그림 1에 나타내었다.

만일 (5)를 오차 없이 얻을 수 있다면 이를 (1)에 대입하면 선형화된 (3)을 얻는다. 하지만 모델역변환 오차를 고려하면 (3)은 다음과 같이 표현된다.

$$\ddot{x} = u + \Delta'(x, \dot{x}, u) \tag{6}$$

여기서 $\Delta' = R^n \times R^n \times R^n \rightarrow R^n$ 은 모델역변환 오차이다. 이것은 의사제어 변수 u 와 상태 변수 x, \dot{x} 의 함수이다. 따라서 어떤 제어시스템 구성을 선택하느냐가 모델역변환 오차에 영향을 끼치게 되며, 역변환 오차 Δ' 때문에 PD 제어기만 단독으로 사용할 경우 우려할 만한 추종제어성능의 저하와 시스템 자체의 불안정이 나타날 수 있다. 따라서 요구하는 수준의 추종제어 성능을 보장하기 위해서는 적응제어요소와 같은 추가적인 기법의 적용이 필요하다.

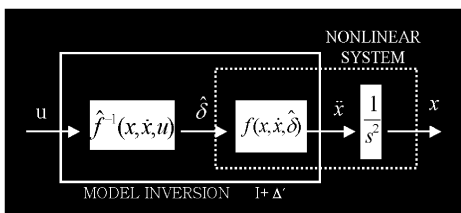


그림 1. 모델역변환 (dynamic model inversion).
Fig. 1. Dynamic model inversion.

각 채널의 적응제어구조를 아래와 같이 선택한다.

$$u_i(t) = u_{pd_i}(t) + \ddot{x}_c(t) - \hat{u}_{ad_i}(t), \quad i = 1, 2, \dots, n \tag{7}$$

여기서 비례-미분 제어 요소 u_{pd_i} 는 i번째 채널 추종오차와 그 변화율의 결합으로 이루어진다. \ddot{x}_c 는 자세각가속도 명령이고 \hat{u}_{ad_i} 는 운영 중 역변환 오차 Δ'_i 를 보상하기 위해 사용된 적응제어신호이다. 이것은 신경회로망으로 구현될 것이다.

(7)을 (6)에 대입하면 오차 동특성은 아래와 같이 된다.

$$\ddot{\tilde{x}}_i + k_{d_i} \dot{\tilde{x}}_i + k_{p_i} \tilde{x}_i = \hat{u}_{ad_i} - \Delta'_i(x, \dot{x}, u_c), \quad i = 1, 2, \dots, n \tag{8}$$

여기서 k_{p_i} 와 k_{d_i} 는 비례제어 게인과 미분제어 게인이고 여기서 $\tilde{x}_i(t) = x_{c_i}(t) - x_i(t)$ 과 $\dot{\tilde{x}}_i(t) = \dot{x}_{c_i}(t) - \dot{x}_i(t)$ 는 오차의 상태이다. \hat{u}_{ad_i} 의 이론적 목적은 역변환 오차 Δ'_i 를 상쇄하여 결국 오차 상태를 점진적으로 '0'으로 만드는 것이다.

(8)을 상태공간형식으로 변환하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \dot{e}_i &= A_i e_i + b(\hat{u}_{ad_i} - \Delta'_i(x, \dot{x}, u)), \quad i = 1, 2, \dots, n \\ e_i &= \begin{bmatrix} \tilde{x}_i \\ \dot{\tilde{x}}_i \end{bmatrix}, \quad A_i = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -k_{p_i} & -k_{d_i} \end{bmatrix}, \quad b = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \end{aligned} \tag{9}$$

$\hat{\Delta}'_i$ 를 Δ'_i 의 구현이라 하고, 이때 유한 수(N)의 기저함수 (β_{ij}) 신경회로망이 사용되었다면 다음과 같이 표현된다.

$$\hat{\Delta}'_i(x, \dot{x}, u) = \sum_{j=1}^N \hat{w}_{ij}(t) \beta'_{ij}(x, \dot{x}, u) = \hat{w}_i^T(t) \beta'_i(x, \dot{x}, u), \quad i = 1, 2, \dots, n \tag{10}$$

이때, $d' = \{x, \dot{x}, u\}$ 의 도메인 D' 상에서 \hat{w}_i 가 최적화 되었을 때 얻은 값을 w_i^* 라고 정의하자.

$$\hat{\Delta}'_i(x, \dot{x}, u) = \sum_{j=1}^N \hat{w}_{ij}^*(t) \beta'_{ij}(x, \dot{x}, u) = \hat{w}_i^{*T}(t) \beta'_i(x, \dot{x}, u), \quad i = 1, 2, \dots, n \tag{11}$$

따라서 w_i^* 를 아래와 같이 정의할 수 있다.

$$w_i^* = \arg \left\{ \min_{\hat{w}_i} \max_{d' \in D'} |\Delta'_i(d') - \hat{\Delta}'_i(d')| \right\} \tag{12}$$

여기서

$$|\Delta'_i(d') - \hat{\Delta}'_i(d')| \leq \varepsilon_i, \quad \forall d' \in D', \quad \varepsilon_i > 0 \tag{13}$$

를 만족한다고 가정한다.

가정 1 : 모든 $d' \in D'$ 에 대해 Δ'_i 의 고정점 \hat{u}_{ad_i} 가 아래와 같이 존재한다.

$$\hat{u}_{ad_i} - \hat{\Delta}'_i(x, \dot{x}, u, u_{pd_i} + \ddot{x}_c - \hat{u}_{ad_i}) = 0 \tag{14}$$

(10)에 근거하여, 신경회로망 NNi(neural network)의 적응제어신호를 아래와 같이 선택한다.

$$\hat{u}_{ad_i}(t) = \sum_{j=1}^N \hat{w}_{ij}(t) \beta'_{ij}(x, \dot{x}, u) = \hat{w}_i^T(t) \beta'_i(x, \dot{x}, u) \tag{15}$$

여기서 $\hat{w}_i(t) \in R^N$ 은 실시간 갱신되는 NNi의 가중치 $\hat{w}_i(t)$ 을 의미한다.

(15)상의 적응제어 \hat{u}_{ad_i} 가 선형적으로 매개변수화되었으므로 아래의 전개에서는 NNi로 가중치가 출력에 선형적으로 나타나는 신경회로망 만을 고려하였다. 추종오차는 다음과 같이 표현된다.

$$\hat{u}_{ad_i} - \hat{\Delta}_i^* = \tilde{w}_i^T(t) \beta_i(x, \dot{x}, u) = \tilde{w}_i^T \beta_i(t, e, \tilde{w}), \quad i=1,2,\dots,n \quad (16)$$

$$\tilde{w}_i(t) = \hat{w}_i(t) - w_i^* \quad (17)$$

그리고 $\tilde{w}_i(t) \in R^n$ 은 NNi의 매개변수 추종오차벡터이다. Δ_i' 와 β_i' 가 x, \dot{x}, u 의 함수이며 이것은 곧 t, e, \tilde{w} 에 종속됨을 상기하자. (16)으로부터 (9)의 입력항은 아래식을 만족한다.

$$\begin{aligned} \hat{u}_{ad_i} - \Delta_i'(x, \dot{x}, u) &= (\hat{u}_{ad_i} - \hat{\Delta}_i^*) + (\hat{\Delta}_i^*(x, \dot{x}, u) - \Delta_i'(x, \dot{x}, u)) \\ &= \tilde{w}_i^T \beta_i(t, e, \tilde{w}) + (\hat{\Delta}_i^*(t, e, \tilde{w}) - \Delta_i'(t, e, \tilde{w})) \end{aligned} \quad (18)$$

(14)에서 표현된 가정 1에 따라, (9)를 다시 표현하면 아래와 같다.

$$\dot{e}_i = A_i e_i + b \tilde{w}_i^T \beta_i + b (\hat{\Delta}_i^* - \Delta_i), \quad i=1,2,\dots,n \quad (19)$$

적용법칙을 아래와 같이 선택하자.

$$\dot{\tilde{w}}_i = \begin{cases} -\gamma_i e_i^T P_0 b \beta_i(t, e, \tilde{w}) & , \text{when } \|e_i\|_2 > e_0 \\ 0 & , \text{when } \|e_i\|_2 \leq e_0 \end{cases} \quad i=1,2,\dots,n \quad (20)$$

여기서 $\gamma_i > 0$ 는 적응계인(또는 학습율)이고, β_i 는 (16)에서 보인 바와 같이 기저함수 벡터의 등가 표현이다.

그리고 P_0 는 아래의 식을 만족하는 (2x2)대칭, 양한정 (positive definite) 행렬이다.

$$P_0 A_i + A_i^T P_0 = -I, \quad i=1,2,\dots,n \quad (21)$$

이때, 유일한 $P_0 = P_0^T > 0$ 의 존재는 (9)의 Hurwitz 행렬 A_i 에 의해 보증되며 아래와 같이 주어진다.

$$P_0 = \begin{bmatrix} \frac{k_d}{2k_p} + \frac{k_p}{2k_d} \left(1 + \frac{1}{k_p}\right) & \frac{1}{2k_p} \\ \frac{1}{2k_p} & \frac{1}{2k_d} \left(1 + \frac{1}{k_p}\right) \end{bmatrix} \quad (22)$$

적용법칙 (20)의 매개 변수들은 오로지 상태오차벡터, e_i 의 노름(Norm)크기가 e_0 로 정의된 "dead zone" 보다 클 경우에만 갱신된다. (17)의 w_i^* 가 상수이므로 (20)의 적용법칙은 (23)과 같이 구현된다.

$$\dot{\tilde{w}}_i = \begin{cases} -\gamma_i e_i^T P_0 b \beta_i(x, \dot{x}, u) & , \text{when } \|e_i\|_2 > e_0 \\ 0 & , \text{when } \|e_i\|_2 \leq e_0 \end{cases} \quad i=1,2,\dots,n \quad (23)$$

위 식의 적용법칙은 단지 실시간 구적법 만을 요구하며, 병렬계산이 가능하다. 위 식을 다시 쓰면 다음과 같다.

$$\dot{\hat{w}}_i = -\gamma_i s_i \beta_i(x, \dot{x}, u_i) \quad (24)$$

$$s_i = e_i^T P_0 b = \frac{k_p + 1}{2k_p k_d} (\lambda_i \tilde{x}_i + \dot{\tilde{x}}_i) \quad (25)$$

\hat{w}_i 와 β_i 는 신경회로망의 가중치 벡터와 기저함수 벡터이다. (19)와 (20)에 묘사된 (2+N)n차 시스템내의 모든 신호가 아래의 조건을 만족한다면, 일정하게 범위가 한정된다.

(i) 가정 1을 만족할 것

(ii) (19)의 소형 도메인 D' 이 충분히 클 것

(iii) 각 채널의 "dead zone"의 크기는 $e_0 > 2\epsilon_i \lambda_{\max}(P_0)$ 에 의해 결정된다.

더욱이, $\epsilon_i = 0$ 이면 (즉, NNi의 근사화 오차가 없다면), 오차 동특성 (19)는 점진 안정하게 된다. 위의 안정성에 대한 증명은 리아프노프의 안정성이론을 이용하여 이루어지며 상세한 내용은 참고문헌 [10]를 참조 바란다.

2. TR301 조종/안정성 증대 시스템 설계

비선형 운동방정식 $\ddot{x} = f(x, \dot{x}, \delta)$ 에서 $x = [\phi, \theta, \psi]^T$ 이고, δ 항은 $\delta = [\delta_\phi, \delta_\theta, \delta_\psi]^T$ 이다. 3개의 입력변수 ϕ, θ, ψ 의 2차 미분을 의사제어 변수로 치환하면 다음과 같다.

$$\ddot{\phi} = u_\phi, \quad \ddot{\theta} = u_\theta, \quad \ddot{\psi} = u_\psi \quad (26)$$

틸트로터 항공기의 임의의 정상운영 상태에서 근사화된 선형모델을 보면

$$\begin{bmatrix} \dot{p} \\ \dot{q} \\ \dot{r} \end{bmatrix} = \hat{A} \begin{bmatrix} \Delta u \\ \Delta w \\ \Delta v \\ p \\ r \\ \Delta \delta_c \end{bmatrix} + \hat{B} \begin{bmatrix} \Delta \delta_\phi \\ \Delta \delta_\theta \\ \Delta \delta_\psi \end{bmatrix} \quad (27)$$

여기서 행렬 \hat{A} 와 \hat{B} 는 관성모멘트와 안정 및 조종미 계수 들로 구성된다. 그리고 u, v, w는 동체축 속도성분이고, p, q, r은 동체 피치, 롤, 요 각속도 이다. (26)과 (27)을 조종 입력을 구하는 식으로 역변환하면 다음식이 된다.

$$\begin{bmatrix} \Delta \delta_\phi \\ \Delta \delta_\theta \\ \Delta \delta_\psi \end{bmatrix} = \hat{B}^{-1} \left(\begin{bmatrix} \dot{q}_c \\ \dot{p}_c \\ \dot{r}_c \end{bmatrix} - [\hat{A}] \begin{bmatrix} \Delta u \\ \Delta w \\ \Delta v \\ p \\ r \\ \Delta \delta_c \end{bmatrix} \right) \quad (28)$$

여기서 (26)의 $\ddot{\phi}, \ddot{\theta}, \ddot{\psi}$ 는 운동역학적 관계에 의해 $\dot{p}, \dot{q}, \dot{r}$ 과 같으며 따라서, (27), (28)의 $\dot{p}, \dot{q}, \dot{r}$ 는 의사제어변수인 u_ϕ, u_θ, u_ψ 와 같다. ADS-33E에 따르면 자세 명령/자세 유지 시스템에서 피치자세각은 펄스 입력이 주어진 후 10초 이내에 최대치의 $\pm 10\%$ 이내로 돌아가는 성능을 요구하며 스텝 피치 명령에 대해 6초 이내에 수렴하도록 규정하고 있으며 TR301 명령 생성 설계에는 요구도 이상의 성능을 갖

도록 자세각 명령 생성기의 감쇠비를 0.9, 비감쇠 고유진동수를 4.0rad/sec로 선정하였다. 비례/미분제어 게인, 감쇠비, 비감쇠 고유진동수와의 관계를 이용하여 제어시스템 설계 요구인 정착시간, 오버슈트를 만족시키도록 비례제어 게인 k_p 와 미분제어 게인 k_d 를 선정하였다.

$$\begin{aligned} u_\phi &= k_\phi^p(\phi_c - \phi) + k_\phi^d(\dot{\phi}_c - \dot{\phi}) \\ u_\theta &= k_\theta^p(\theta_c - \theta) + k_\theta^d(\dot{\theta}_c - \dot{\theta}) \\ u_\psi &= k_\psi^p(\psi_c - \psi) + k_\psi^d(\dot{\psi}_c - \dot{\psi}) \end{aligned} \quad (29)$$

(27)은 임의의 정상운영 상태에서 근사화된 선형모델이므로 이를 기준으로한 모델역변환은 불완전하다. 더욱이 모델의 불확실성은 역변환 성능을 더욱 저하시키게 된다. 따라서 신경회로망이 역변환 오차를 비행중 실시간 보상하기 위해 적응제어 신호를 아래와 같이 추가하였다.

$$u_i(t) = u_{pd_i}(t) + \ddot{x}_{c_i}(t) - \hat{u}_{ad_i}(t), \quad i = \phi, \theta, \psi \quad (30)$$

적응제어 신호 $\hat{u}_{ad_i}(t)$ 는

$$\hat{u}_{ad_i}(t) = \sum_{j=1}^N \hat{w}_{ij}(t) \beta_{ij}'(x, \dot{x}, u), \quad i = \phi, \theta, \psi \quad (31)$$

적응에 사용한 인공회로망은 시그마-파이 신경회로망이며 기저함수는 피치, 롤, 요축의 특성을 고려하여 다음과 같이 설정하였다.

$$\begin{aligned} \hat{u}_{ad_\phi} &= \sum_{i=1}^N \hat{w}_{\phi i} \beta_{\phi i}(U_s, W_s, Vp_s, \phi_s, p_s, u_\phi) \\ \hat{u}_{ad_\theta} &= \sum_{i=1}^N \hat{w}_{\theta i} \beta_{\theta i}(U_s, W_s, Vp_s, \theta_s, q_s, u_\theta) \\ \hat{u}_{ad_\psi} &= \sum_{i=1}^N \hat{w}_{\psi i} \beta_{\psi i}(U_s, W_s, Vp_s, \psi_s, r_s, u_\psi) \end{aligned} \quad (32)$$

실시간 적응 신경회로망의 구조는 신경 회로망의 가중치(weights)의 실시간 적응에 의해 결정되는데 항공기 모델링 오차 및 역변환 오차를 보상하는 신경회로망의 추종 정확도는 실시간 적응 신경회로망에 사용된 기저함수(basis function)에 달려있으며 본 연구에서는 그림 2에서 보는 바와 같이 총 45개의 시그마-파이 유닛을 사용하였다.

그림 3은 자세 명령/자세 유지를 적용한 틸트로터 항공기 자세제어 알고리즘의 구조이다. 연구에 사용된 틸트로터 항공기 모델은 한국항공우주연구원의 항법제어그룹에서 작성한 Bell TR301 비선형 시뮬레이션 모델[12]이다.

3. 모델역변환/적응 신경회로망 적용결과

그림 4에서 그림 6은 시스템 트림조건과 동일한 조건의 선형모델을 이용한 모델역변환 시스템으로 트림조건은 회전익모드 30 knots이다.

모델역변환 시스템에 자세각(ϕ_c, θ_c, ψ_c) 명령을 입력하여 얻은 시뮬레이션 결과이다. 롤, 요축의 결과와 같이 모델에 대한 정확한 정보가 있는 경우, 모델역변환 만으로도 만족할 자세 추종 능력이 있음을 확인할 수 있다. 피치자세각의 결과는 추종을 정확히 해내지 못함을 확인할 수 있는데 이는 수학적 모델의 선형화 오차로 추정된다. 그림 7은 같은 조건에서 적응 신경회로망을 적용시킨 시뮬레이션 결과로 모델역변환 시스템에 추가적으로 적용된 적응 신경회로망

이 모델링 오차를 상쇄하고 조종성을 증대시킨 것을 확인할 수 있다. 그림 8은 위의 트림조건과 동일한 30 knots 회전익모드에 30도의 나셀틸트각을 갖는 100knots 천이모드 조건 하의 선형모델을 사용한 모델역변환 시스템의 피치자세각(θ_c) 명령에 대한 시뮬레이션 결과이다. 자세각 명령에 대한 자세각 반응을 보면 모델역변환 오차가 존재하고 시간이 경과함에 따라 오차가 증가하는 것을 확인할 수 있다. 그림 9는 같은 조건에서 적응 신경회로망을 적용시킨 시뮬레이션 결과이다. 자세각 추종 성능을 보면 적응 신경회로망을 사용할 경우 모델역변환에 의한 영향을 감소시킴을 확인할 수 있다. 이 조건에서 모델역변환 오차를 완전히 상쇄시키지 못하는 것은 30 knots 회전익모드 조건과 100 knots

표 1. 시스템 자세제어 성능조건 및 제어 게인.

Table 1. Requirement of attitude control.

제어시스템 성능조건	자유진동수/ 감쇠비	비례/ 미분제어 게인
정착시간 (ts) = 0.8 s	$\omega_n = 6.0$	Kp = 36.0
오버슈트(Mp) = 0 %	$\zeta = 1.0$	Kd = 12.0

- U_s : x 방향의 속도성분
- W_s : z 방향의 속도성분
- Vp_s : 항공기 속도

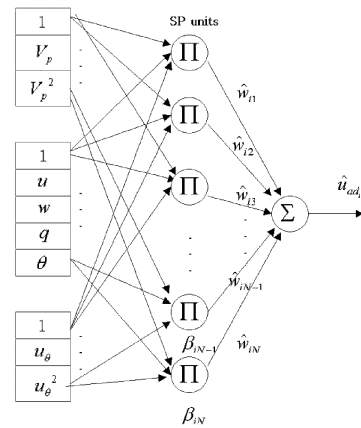


그림 2. 실시간 적응 신경회로망 구조(피치축).
Fig. 2. Structure of adaptive neural networks.

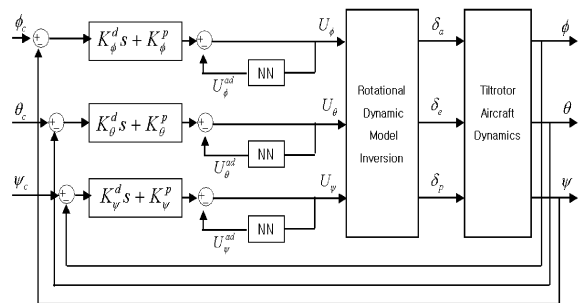


그림 3. 틸트로터 항공기 자세제어 알고리즘(자세명령/자세 유지).
Fig. 3. Tiltrotor aircraft ACAH SCAS.

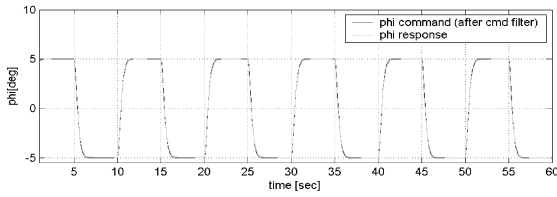


그림 4. 롤 자세 명령 응답.
(NN미사용, Trim : 30kts, DMI : 30kts)
Fig. 4. Response of roll attitude command.
(without NN, Trim : 30kts, DMI : 30kts)

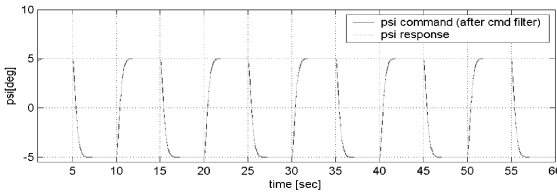


그림 5. 요 자세 명령 응답.
(NN미사용, Trim : 30kts, DMI : 30kts)
Fig. 5. Response of yaw attitude command.
(without NN, Trim : 30kts, DMI : 30kts)

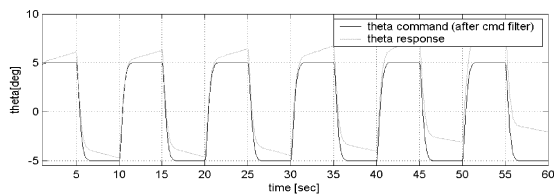


그림 6. 피치 자세 명령 응답.
(NN미사용, Trim : 30kts, DMI : 30kts)
Fig. 6. Response of pitch attitude command.
(without NN, Trim : 30kts, DMI : 30kts)

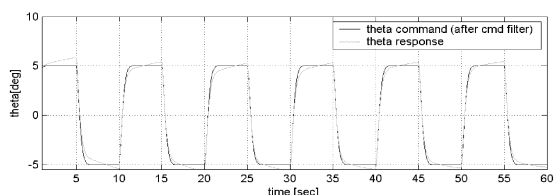


그림 7. 피치 자세 명령 응답.
(NN사용/Trim : 30kts, DMI : 30kts)
Fig. 7. Response of pitch attitude command.
(with NN, Trim : 30kts, DMI : 30kts)

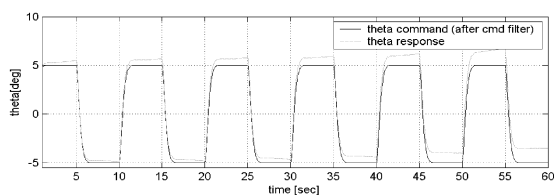


그림 8. 피치 자세 명령 응답.
(NN미사용, Trim : 30kts, DMI : 100kts)
Fig. 8. Response of pitch attitude command.
(without NN, Trim : 30kts, DMI : 100kts)

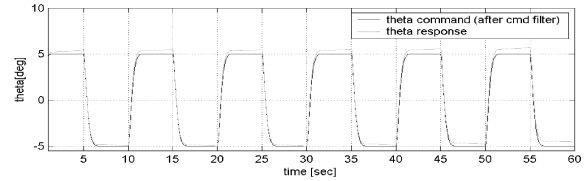


그림 9. 피치 자세 명령 응답.
(NN사용, Trim : 30kts, DMI : 100kts)
Fig. 9. Response of pitch attitude command.
(with NN, Trim : 30kts, DMI : 100kts)

천이모드 조건이 TR301 틸트로터 항공기의 트림영역을 벗어나 발생한 것으로 추정된다.

III 비행성 요구조건 평가 및 분석

TR301 틸트로터 항공기 비행성 평가는 군용 회전익 항공기 규격서 ADS-33E의 제자리비행 및 저속비행 요구조건 평가를 통하여 항공기의 착륙접근 및 이착륙 구간에서의 조종/안정성 증대 시스템의 성능을 확인하였다.

1. 미소 진폭 자세 변화 평가

미소 진폭 자세 변화 평가는 frequency sweep을 통하여 그림 10의 대역폭주파수(ω_{BW})를 계산한 후 ADS-33E의 기준을 적용하여 해석한다.

그림 11에서 그림 13은 회전익모드 30 knots의 트림조건에서 0 knots 선형모델을 사용한 모델역변환 SCAS 시스템에 0.1 rad/sec 에서부터 10 rad/sec 까지를 로그스케일로 15 등분한 동일한 3 deg 피치, 롤, 요 자세각을 입력에 대한 주파수 반응이다.

피치, 롤, 요축의 평가기준은 가장 높은 수준의 비행성을 요구하는 target acquisition/tracking 임무의 level 1 비행성 기준인 피치축 대역폭주파수(ω_{BW}) 2 rad/sec 이상, 롤축 2.5 rad/sec, 요축 3.5 rad/sec 이상을 적용하여 검토하였다. 주파수 반응 결과를 보면 피치, 롤, 요축 모두 비행수준 level 1 과 비교하여도 충분한 조종/안정성 여유를 갖고 있음을 확인할 수 있다. 미소 진폭 자세 변화는 비례/미분제어 계인과 명령필터의 특성에 주로 영향을 받으며 느린 특성의 명령필터를 사용할 경우 조종/안정성 여유는 줄어들게 된다.

2. 완만한 진폭 자세 변화 평가

항공기 자세각 변화($\Delta\phi$, $\Delta\theta$, $\Delta\psi$)에 따른 각속도 변화율(Δp , Δq , Δr)에 대한 비행성 평가 기준(완만한 진폭 자세 변화 요구도)은 항공기가 한 자세에서 다른 자세로 얼마나 빠르게 변화하는지에 대한 성능을 나타낸다. 자세각 변화를 10등분 한 값을 사용하여 TR301 조종/안정성 증대 시스템의 완만한 진폭 자세 변화를 평가하였다.

그림 14는 피치축에 대한 완만한 진폭 자세 변화 평가 결과이다. 높은 비행성능을 요구하는 target acquisition과 tracking 비행임무에 대한 비행성 level 1에 대해서도 TR301 자세제어 시스템은 여유를 갖고 있음을 확인할 수 있다. 이와 같이 오버슈트가 없는 빠른 반응특성은 정착시간 0.8초, 오버슈트 0%이라는 자세제어의 비례/미분제어의 요구조건에 따른 설계에 기인한다.

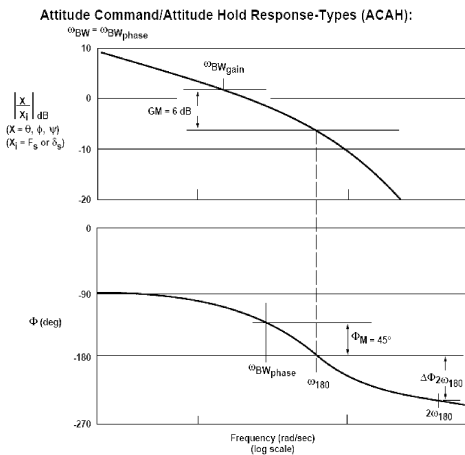


그림 10. 대역폭과 위상지연의 정의.
Fig. 10. Definitions of bandwidth and phase delay.

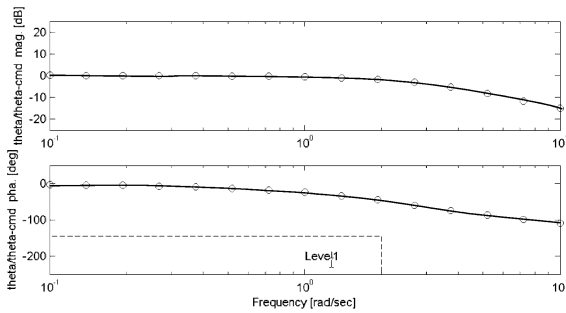


그림 11. 미소 진폭 피치 반응.
Fig. 11. Small amplitude pitch response.

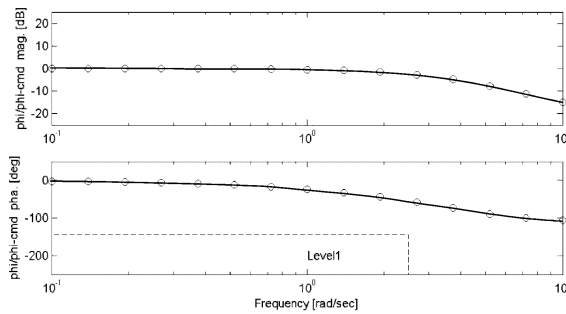


그림 12. 미소 진폭 롤 반응.
Fig. 12. Small amplitude roll response.

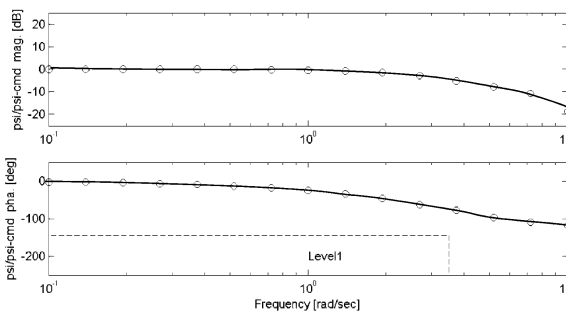


그림 13. 미소 진폭 요 반응.
Fig. 13. Small amplitude yaw response.

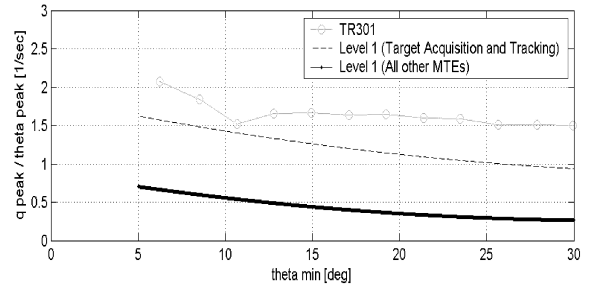


그림 14. 완만한 진폭 피치 자세 변화.
Fig. 14. Moderate amplitude pitch attitude change.

IV 결론

본 연구에서는 모델역변환 기법과 적응 신경회로망을 이용한 TR301 틸트로터 항공기 조종/안정성 증대 시스템을 설계하였고 시뮬레이션을 통하여 그 유효성을 검증하였다. 또한 설계한 TR301 자세제어 시스템에 대한 군용 회전익 항공기 비행성 규격서, ADS-33E의 제자리비행 및 저속비행 비행성 평가를 통하여 매우 양호한 비행성능을 갖고 있음을 확인하였다. 이는 착륙접근 및 이착륙기동 임무를 수행할 수 있음을 의미하며 고전적인 제어기 설계에서 필수적인 게인스케줄링 없이도 양호한 자세제어 능력이 있음을 나타낸다. 향후 연구방향을 살펴보면 본 논문에 적용한 자세 명령/자세 제어 방식이 아닌 변화율 명령/자세 제어기를 설계를 통한 비행성능 비교연구와 세가지 모드를 갖는 틸트로터 항공기의 전체 비행영역의 비행성을 보장할 수 있는 모델역변환 기법에 대한 연구가 필요하다. 또한, 모델역변환 기법만으로는 보상할 수 없는 작동기(actuator)에서 발생하는 물리적 변위의 한계로 인한 입력포화(input saturation)나 작동기의 시간지연등에 의한 불안정성의 제거 방법에 대한 연구 및 적용이 요구된다.

참고문헌

- [1] G. Meyer, and L. Cicolani, "Application of nonlinear systems inverses to automatic flight control design," *Theory and Application of Optimal Control on Aerospace Systems*, AG251, 1981, pp. 1-29.
- [2] D. J. Bugajski, and D. F. Enns, "Nonlinear control law with application to high angle-of attack Flight," *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, vol. 15, no. 3, 1992, pp. 761-767.
- [3] B. S. Kim, and A. J. Calise, "Nonlinear flight control using neural networks," *Proc. of the AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference*, Scottsdale, AZ, 1994, pp. 930-940.
- [4] J. Reiner, G. J. Balas, and W. L. Garrard, "Robust dynamic inversion for control of highly maneuverable aircraft," *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, vol. 18, no. 1, 1995, pp. 18-24.
- [5] M. Steinberg, "Potential role of newral networks and fuzzy logic in flight control design and development," *Proceedings of the Aerospace Design Conference*, Feb.

- 1992.
- [6] W. L. Baker, and J. A. Farrel, "Learning augmented flight control for high performance aircraft," *Proceedings of the AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference*, vol. I, Aug. 1991, pp. 347-358.
 - [7] T. Troudet, and S. Garg, and W. C. Merrill, "Neural network application to aircraft control system design," *Proceedings of the AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference*, vol. II, Aug. 1991, pp. 993-1009.
 - [8] J. P. Luke, D. B. Ridgely, and D. E. Walker, "Flight controller design using mixed optimization with a singular-constraint," *Proceedings of the 1994 AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference, AIAA*, Washington, DC, 1994, pp. 1061-1071.
 - [9] Q. M. Lam, L. P. Pelosi, R. H. Clapp, and M. Kam, "Helicopter parameter identification using a trained multi-perceptron neural network," *Proceedings of the American Helicopter Society Annual Forum*, 1990, pp. 1017-1033.
 - [10] B. S. Kim, "Nonlinear flight control using neural networks," Ph. D. Dissertation, Georgia Inst.of Technology, Atlanta, GA, Dec. 1993.
 - [11] *Aeronautical Design Standard Performance Specification Handling Qualities Requiements for Military Rotorcraft*, ADS-33E-PRE, 2000.
 - [12] P. B. Harendra, M. J. Joglekar, and R. L. Marr, *A Mathematical Model for Real Time Flight Simulation of the BELL Model 301 Tilt Rotor Research Aircraft*, Bell Helicopter Company Report no. 301-099-001, April. 1973.
 - [13] R. T. Rysdyk and A. J. Calise, "Nonlinear adaptive control of tiltrotor aircraft using neural networks," Graduate Research Assistant Professor, 1997.

한 광 호



1996년 건국대 항공우주공학과 졸업. 1998년 삼성항공 입사. 2004년 경상대 산업대학원 항공기계공학과 석사과정 졸업. 현재 한국항공우주산업 개발본부 T-50 비행제어팀 근무.

김 부 민



1979년 2월 26일 경남 삼천포 출생. 2002년 국립경상대학교 항공기계공학과 졸업. 2004년 동대학원 석사. 현재 동대학원 박사과정.

김 병 수



1959년 5월 10일 서울 출생. 1982년 서울대 항공공학과 졸업. 1984년 동대학원 석사. 1994년 Georgia Tech. 항공우주공학 박사. 1994년~2000년 국방과학연구소 선임연구원. 현재 경상대학교 기계항공공학부 부교수. 관심분야는 무

인기 자율비행조종 및 신경회로망 적용 적응제어.