

論文

신경회로망을 이용한 적응 고차조화제어 기법 연구

박범진*, 박현진*, 홍창호**

Study on Adaptive Higher Harmonic Control Using Neural Networks

Bumjin Park*, Hyunjun Park* and Changho Hong**

ABSTRACT

In this paper, adaptive higher harmonic control technique using Neural Networks (NN) is proposed. First, linear transfer function is estimated to relate the input harmonics and output harmonics, then NN which has the universal function approximation property is applied to expand application range of the transfer function. Optimal control gain matrix computed from the transfer function is used to train NN weights. Online weight adaptation laws are derived from Lyapunov's direct method to guarantee internal stability. Results of the simulation of 6-input 2-output nonlinear system show that adaptive HHC is applicable to the system with uncertain transfer function.

초 록

본 논문에서는 광범위한 함수 근사성질을 갖고 있는 신경회로망을 이용하여, 시스템의 입출력 조화성분의 선형관계를 표현하기 위해 추정된 전달행렬의 적용범위를 확장할 수 있는 적응 고차조화제어(Higher Harmonic Control, HHC) 기법을 제안하고 있다. 신경회로망의 학습신호는 추정된 전달행렬을 기반으로 계산된 최적제어 이득 값 행렬을 이용하여 구성된다. 내부 안정성을 보장하기 위하여 신경회로망의 가중치 학습방법은 Lyapunov 직접 방법을 이용하여 유도하였다. 6개의 입력과 2개의 출력을 갖는 비선형 시스템에 대한 시뮬레이션 결과를 통해 적응 고차조화제어 기법이 불확실한 전달행렬에 적용 가능함을 보였다.

Key Words : Higher Harmonic Control(고차조화제어), Hub Loads(허브하중), Neural Networks(신경회로망), Tiltrotor Aircraft(틸트로터 항공기)

1. 서 론

틸트로터 항공기의 진동은 복잡하고 불안정한 공기역학 환경에서 동작하는 로터에 의해서 발생하고, 허브를 통해 파일론 및 날개 그리고 동체로 전달된다. 이러한 진동은 로터와 엔진 그리고

기체에 대해서 피로와 손상을 입힐 수 있다. 진동을 감소시키기 위한 능동 제어의 사용은 수년간 이론적, 그리고 실험적으로 진행되어오고 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 다양한 로터 블레이드의 능동 제어 시스템이 개발되었는데 그 중의 하나가 고차조화제어(Higher Harmonic Control, HHC)이다. HHC 시스템은 블레이드의 피치를 고차조화모드로 가진시켜 발생하는 새로운 불균형한 공력을 이용하여 허브 진동의 원인이 되는 블레이드 하중의 조화 성분을 상쇄시킨다. 고차조화제어입력을 만들기 위해 구조적으로

† 2004년 10월 25일 접수 ~ 2005년 2월 11일 심사완료

* 정회원, 충남대학교 항공우주공학과 대학원

** 정회원, 충남대학교 항공우주공학과
연락처자, E-mail : chhong@cnu.ac.kr
대전시 유성구 공동 220번지

다양한 방법이 연구되었고, 스와시 플레이트 (swash plate)의 진동을 이용하는 방법, 각각의 블레이드에 장착된 가진기를 이용하는 방법 그리고 동체에 장착된 가진기를 이용하는 방법 등이 있다[1-4]. 이 중에서 능동제어 스와시 플레이트에 대한 연구는 가장 오랜 연구 기간을 가지고 있고 틸트로터 항공기에 적용할 수 있는 가장 효과적인 진동제어 기법 중 하나로 인식되고 있다 [5,6].

HHC에 적용되는 알고리즘으로 가장 많이 사용되고 있는 것은 최적출력안정화(Optimal Output Regulator) 기법이다. 이러한 방법을 효과적으로 적용하기 위해 중점적으로 고려할 사항은 물리적으로 의미가 있는 전달행렬 T 을 추정하는 것으로, 이는 오프라인 풍동 테스트나 사전 비행 시험을 통한 추정이 필요하다. 그러나 모든 비행영역에 대해서 전달행렬을 오프라인으로 결정하는 것은 시간과 비용이 많이 소요되는 작업이다. 이러한 문제를 해결하기 위해 신경회로망은 진동억제 분야에서 새로운 방법으로 제안되었고, 스마트 구조물을 이용한 능동 블레이드에 대해서 신경회로망을 적용한 연구결과가 발표되었다[7]. 일반적으로 신경회로망을 이용한 제어기법은 입력과 출력의 관계가 일대일 대응이 필요하기 때문에, 참고문헌 [7]에서는 로터허브의 진동억제를 위해서 각각의 블레이드에 장착된 동적플랩을 이용하고 있다. 그러나 스와시 플레이트를 이용한 진동억제 기법은 입력과 출력의 관계가 일대일 대응이 되지 않기 때문에 최적제어이론에 기반을 두고 있고, 추정된 전달행렬의 유효범위를 벗어나게 되면 내부적으로 재계산을 하는 방식이 이용되고 있다[6]. 본 연구에서는 스와시 플레이트에 의해 입력과 출력의 관계가 일대일 대응이 되지 않는 시스템에 대해서, 신경회로망을 이용하여 추정된 전달행렬의 한계를 극복하는 새로운 기법을 제안하고 있다.

본 논문의 2장에서는 전달행렬을 추정하는 방법과 최적 진동억제 기법에 관한 내용을 소개하고 있고, 3장에서는 신경회로망의 비선형 함수 근사성질을 이용하여, 추정된 전달행렬의 적용범위를 확장할 수 있는 적응 진동억제 기법에 대해서 설명하고 있다. 4장에서는 6개의 입력과 2개의 출력을 갖는 비선형 시스템에 대한 시뮬레이션 결과를 통해 제안된 적응 진동억제 기법에 대한 적용 가능성을 보여주고 있다.

II. 최적 진동억제 기법

2.1 전달행렬 결정

스와시 플레이트의 회전면(회전프레임)과 비회전면(고정프레임)의 허브하중 계산을 위한 m 번째 블레이드의 허브하중은 Fourier 시리즈를 이용하여 다음과 같이 표현할 수 있다[5].

$$\begin{aligned} F_k^n(\psi) &= F_k^n + \sum_{n=1}^{\infty} (F_k^n \cos(\Delta\psi_m) + F_k^n \sin(\Delta\psi_m)) \\ M_k^n(\psi) &= M_k^n + \sum_{n=1}^{\infty} (M_k^n \cos(\Delta\psi_m) + M_k^n \sin(\Delta\psi_m)) \quad (1) \\ k &= x, y, z \end{aligned}$$

여기서

$$\Delta\psi_m = \psi + m \frac{2\pi}{N_b}$$

N_b 는 블레이드의 개수이다. 각각의 블레이드 하중 효과를 모두 합친 후 회전 프레임에 대해서 허브하중을 계산하면, 수직 허브 전단력 F_z^R 와 토크 M_z^R 은 주기가 pN_b/rev 이고, 허브 전단력 F_x^R, F_y^R , 허브 모멘트 M_x^R, M_y^R 는 주기가 $p(N_b - 1)/\text{rev}$, $p(N_b + 1)/\text{rev}$ 이다. 여기서 p 는 정수이다. 단지 특정 주파수 영역의 블레이드 하중을 제외하고 나머지는 상쇄됨을 알 수 있다. 유사한 방법으로 고정 프레임에서의 허브하중을 계산하면, 모든 허브하중 성분이 동일하게 pN_b/rev 의 주기로 전달됨을 알 수 있다. 고정 프레임에서의 허브하중은 파일론으로 전달되는데, 정상 성분(0/rev)은 추력, 측력, 항력, 롤링 모멘트, 피칭 모멘트 그리고 토크 성분을 구성하고 나머지 성분은 진동을 발생시킨다. 이러한 진동은 다음과 같은 제어입력을 이용하여 억제가 가능하다.

$$\theta_{\text{HHC}}(\psi) = \sum_{n=N_b-1}^{N_b+1} [\theta_{nc} \cos(n\psi) + \theta_{ns} \sin(n\psi)] \quad (2)$$

M 개의 출력과 N 개의 입력에 대한 조화성분을 다음과 같은 벡터로 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} Z &= \begin{bmatrix} Z_{ic} \\ Z_{is} \end{bmatrix}, \quad \theta = \begin{bmatrix} \theta_{jc} \\ \theta_{js} \end{bmatrix} \\ (i &= 1, \dots, M; \quad j = 1, \dots, N) \end{aligned} \quad (3)$$

여기서 로터 시스템에 대해서 출력에 대한 사인 성분과 코사인 성분을 얻기 위해 다음과 같은 조화 분석을 이용한다.

$$\begin{aligned} \{Z_{ic}\}_n &= \sum_{k=1}^{K_s} \frac{2}{K_s} z_i(k\Delta\psi) \cos(nk\Delta\psi) \\ \{Z_{is}\}_n &= \sum_{k=1}^{K_s} \frac{2}{K_s} z_i(k\Delta\psi) \sin(nk\Delta\psi) \quad (4) \\ (i &= 1, \dots, M) \end{aligned}$$

여기서 n 은 관심을 갖고 있는 조화성분, K_s 는 데이터 획득 개수, z_i 는 센서출력 그리고 $\Delta\psi$ 는 샘플링 시간간격 t_s 에 대한 로터 블레이드의 방위각 변위로 다음과 같이 표현된다.

$$\Delta\psi = 2\pi t_s / T \quad (5)$$

여기서 T 는 로터의 주기이다.

입력과 출력에 대한 선형 관계는 다음과 같은 전달행렬로 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} T &= \frac{\partial Z}{\partial \theta} \\ &= \begin{bmatrix} \frac{\partial Z_{ic}}{\partial \theta_{ic}} & \frac{\partial Z_{ic}}{\partial \theta_{is}} \\ \frac{\partial Z_{is}}{\partial \theta_{ic}} & \frac{\partial Z_{is}}{\partial \theta_{is}} \end{bmatrix} \quad (6) \end{aligned}$$

2.2 제어입력 계산

로터 허브에 발생하는 진동은 출력조화성분 Z 와 입력조화성분 θ 그리고 전달행렬 T 을 이용하여 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} Z &= Z_0 + T(\theta - \theta_0) \\ &= Z_0 + T\bar{\theta} \quad (7) \end{aligned}$$

여기서 아래첨자 $(\cdot)_0$ 는 제어되지 않은 상태의 조화성분을 나타낸다. 주어진 비행조건에서 최적제어입력은 다음과 같은 성능지수의 최소 값에 기반을 두고 있다.

$$J_{\text{HHC}} = \frac{1}{2} (Z^T Q Z + \bar{\theta}^T R \bar{\theta}) \quad (8)$$

여기서 Q, R 은 각각 허브하중과 제어입력에 대한 가중치 행렬이다. 식 (8)에 식 (7)을 대입하면 다음과 같이 정리된다.

$$J_{\text{HHC}} = \frac{1}{2} (Z_0 + T\bar{\theta})^T Q (Z_0 + T\bar{\theta}) + \frac{1}{2} \bar{\theta}^T R \bar{\theta} \quad (9)$$

식 (9)을 제어입력 $\bar{\theta}$ 에 대해서 미분하면 다음과 같다.

$$\left(\frac{\partial J}{\partial \bar{\theta}} \right)_{\text{HHC}} = Z_0^T Q T + T^T Q T \bar{\theta} + R \bar{\theta} \quad (10)$$

최적제어입력은 식 (10)이 0일 때 만족하므로 다음과 같이 계산된다.

$$\begin{aligned} \bar{\theta}_{\text{opt}} &= -(T^T Q T + R)^{-1} (T^T Q) Z_0 \\ &= -K Z_0 \quad (11) \end{aligned}$$

여기서 K 는 최적제어입력에 대한 이득 값 행렬이다. 시스템에 대한 실제 제어입력은 다음과 같이 계산된다.

$$\theta_n = \theta_{n-1} + \bar{\theta}_{\text{opt}} \quad (12)$$

III. 신경회로망을 이용한 진동억제 기법

3.1 비선형 함수 근사

n 개의 입력, L 개의 뉴런으로 구성된 1개의 은닉 층 그리고 m 개의 출력으로 구성된 신경회로망은 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} y_i &= \sum_{k=1}^L w_{ik} \bar{\sigma} \left(\sum_{j=1}^n v_{kj} \bar{x}_j + v_{k0} \right) + w_{i0} \quad (13) \\ i &= 1, 2, \dots, m \end{aligned}$$

여기서 v_{kj}, v_{k0} 는 은닉 층의 가중치와 바이어스, w_{ik}, w_{i0} 는 출력 층의 가중치와 바이어스이고 $\bar{\sigma}$ 는 활성화함수이다. 입력과 활성화함수를 다음과 같이 정의하면,

$$x \equiv [1 \ \bar{x}]^T, \sigma(\cdot) \equiv [1 \ \bar{\sigma}(\cdot)]^T$$

비선형 함수는 최적화된 가중치로 구성된 신경회로망을 이용하여 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$f(x) = W^T \sigma(V^T x) + \epsilon \quad (14)$$

여기서 W, V 는 출력 층과 은닉 층의 가중치 행렬이고, ϵ 은 함수재구성오차이다. 신경회로망의 가중치 행렬을 다음과 같이 정의한다.

$$\Phi \equiv \begin{bmatrix} W & 0 \\ 0 & V \end{bmatrix} \quad (15)$$

가정: $S \in R^n$ 인 입력집합에 대해서 $f(x): R^n \rightarrow R^m$ 인 연속적인 비선형 함수를 근사

하는 최적화된 상수 가중치로 구성된 신경회로망은, 함수재구성오차와 최적화된 상수 가중치 행렬에 대해 다음과 같은 경계를 갖는다.

$$\|\epsilon\| < \epsilon_M, \|\Phi\| < \Phi_B \quad (16)$$

여기서 ϵ_M, Z_B 는 양의 상수이다[8,9].

미지의 비선형 함수에 대한 근사는 신경회로망의 실제출력으로 다음과 같이 표현된다.

$$\hat{f}(x) = \hat{W}^T \sigma(\hat{V}^T x) \quad (17)$$

여기서 \hat{V}, \hat{W} 는 가중치 학습방법에 의해 갱신되는 신경회로망의 가중치 행렬이다. 가중치 오차를 다음과 같이 정의한다.

$$\bar{W} \equiv W - \hat{W}, \quad \bar{V} \equiv V - \hat{V}, \quad \bar{\Phi} \equiv \Phi - \hat{\Phi} \quad (18)$$

함수근사오차는 추정 값 $\hat{V}^T x$ 에 대해 $\sigma(V^T x)$ 의 테일러 시리즈 전개를 이용하여 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} \hat{f}(x) &= f(x) - \hat{f}(x) \\ &= \bar{W}^T (\hat{\sigma} - \hat{\sigma}' \hat{V}^T x) + \hat{W}^T \hat{\sigma}' \hat{V}^T x + w + \epsilon \end{aligned} \quad (19)$$

여기서 $\hat{\sigma}$ 는 은닉 층의 출력 $\sigma(\hat{V}^T x)$ 이고, $\hat{\sigma}'$ 은 활성화함수의 자코비안 행렬이다. 테일러 시리즈 전개에 의한 고차 항 w 는 다음과 같이 표현된다.

$$w = \bar{W}^T \hat{\sigma}'' V^T x + W^T O(\bar{V}^T x)^2 \quad (20)$$

보조정리: sigmoid, RBF(Radial Basis Function) 그리고 hyperbolic tangent 활성화함수에 대해서 테일러 시리즈 전개에 의한 고차 항과 함수재구성오차는 다음과 같은 경계를 갖는다.

$$|w + \epsilon| \leq c_1 \|\bar{\Phi}\|_r + c_2 \quad (21)$$

여기서 c_1, c_2 는 계산 가능한 양의 상수이다[8,9].

3.2 제어입력 계산

일반적으로 시스템 제어분야에서 신경회로망은 입력의 개수가 시스템 출력의 개수와 같거나 적은 경우 적용이 가능하다. 그러나 로터허브에서 발생하는 진동억제의 경우, 실제 출력의 개수보다 입력의 개수가 많은 경우가 존재한다. 이는 로터허브가 일종의 필터 역할을 수행하여 블레이드에서 발생하는 여러 가지 조화성분을 여과시키는 역할을 하기 때문이다.

로터허브 하중은 추정된 전달행렬을 이용하여 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$Z = Z_0 + \hat{T}\Theta + \Delta \quad (22)$$

여기서 Δ 는 추정된 선형전달행렬 \hat{T} 에 의해 발생하는 운동모델 오차이다. 위 식은 로터의 허브 하중을 최소화 시킬 수 있는 이상적인 제어입력 조화성분을 이용하여 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\hat{T}\Theta_{\text{ideal}} = -Z_0 - \Delta \quad (23)$$

신경회로망을 이용하여 이상적인 제어입력 조화성분을 근사하면, 신경회로망의 출력은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\hat{\Theta} = \hat{W}^T \sigma(\hat{V}^T Z_0) \quad (24)$$

신경회로망의 함수근사오차를 다음과 같이 설정한다.

$$\begin{aligned} \bar{\Theta}(Z_0) &= \Theta_{\text{ideal}}(Z_0) - \hat{\Theta}(Z_0) \\ &= \bar{W}^T (\hat{\sigma} - \hat{\sigma}' \hat{V}^T Z_0) + \hat{W}^T \hat{\sigma}' \hat{V}^T Z_0 + w + \epsilon \end{aligned} \quad (25)$$

그리고 함수근사 오차에 대한 변분은 추정된 전달행렬과 식(11)으로부터 다음과 같이 계산할 수 있다.

$$\delta \bar{\Theta} = \hat{\Theta}_{\text{opt}} = -\hat{K}Z_0 \quad (26)$$

가중치 학습 방법은 e-modification 항을 가지고 있는 역 전과 알고리즘을 이용한다[8].

$$\begin{aligned} \delta W &= M(2(\hat{\sigma} - \hat{\sigma}' \hat{V}^T Z_0) r^T P - \kappa \|r\| \hat{W}) \\ \delta V &= N(2Z_0 r^T P \hat{W}^T \hat{\sigma}' - \kappa \|r\| \hat{V}) \end{aligned} \quad (27)$$

여기서 $r = -\hat{K}Z_0$ 이고, 설계 매개변수 M, N, P 은 양의한정(positive definite) 행렬, κ 는 양의 상수이다. 신경회로망을 이용한 진동억제 구조는 그림 1과 같다.

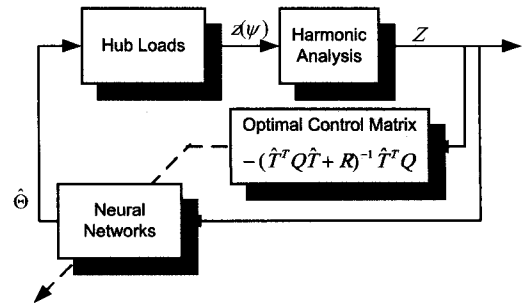


그림 4. 신경회로망을 이용한 진동억제 구조

3.3 안정성 증명

안정성 증명을 위해 다음과 같은 Lyapunov 함수 후보를 선택 한다.

$$L = \bar{\Theta}^T P \bar{\Theta} + \frac{1}{2} \text{tr} \{ \bar{W}^T M^{-1} \bar{W} \} + \frac{1}{2} \text{tr} \{ \bar{V}^T N^{-1} \bar{V} \} \quad (28)$$

L 의 변분은 다음과 같이 표현된다.

$$\delta L = \delta \bar{\Theta}^T P \bar{\Theta} + \bar{\Theta}^T P \delta \bar{\Theta} + \frac{1}{2} \text{tr} \{ \bar{W}^T M^{-1} \delta \bar{W} \} + \frac{1}{2} \text{tr} \{ \bar{V}^T N^{-1} \delta \bar{V} \} \quad (29)$$

식 (29)에 식(26)을 대입하여 정리하면 다음과 같다.

$$\delta L = (-\hat{K} Z_0)^T P \bar{\Theta} + \bar{\Theta}^T P (-\hat{K} Z_0) + \frac{1}{2} \text{tr} \{ \bar{W}^T M^{-1} \delta \bar{W} \} + \frac{1}{2} \text{tr} \{ \bar{V}^T N^{-1} \delta \bar{V} \} \quad (30)$$

식 (30)에 식(25)을 대입하여 정리하면 다음과 같다.

$$\delta L = 2r^T P (\bar{W}^T (\hat{\sigma} - \hat{\sigma}' \hat{V}^T x) + \hat{W}^T \hat{\sigma}' \bar{V}^T x + w + \epsilon) + \text{tr} \{ \bar{W}^T M^{-1} \delta \bar{W} \} + \text{tr} \{ \bar{V}^T N^{-1} \delta \bar{V} \} \quad (31)$$

식 (27)의 가중치 학습방법을 대입하여 정리하면 다음과 같이 표현된다.

$$\delta L = 2r^T P (w + \epsilon) + \kappa \|r\| \text{tr} \{ \tilde{\Phi}^T \tilde{\Phi} \} \quad (32)$$

다음과 같은 부등식 성질을 이용하면,

$$\text{tr} \{ \tilde{\Phi}^T \tilde{\Phi} \} \leq \| \tilde{\Phi} \|_F (\Phi_B - \| \tilde{\Phi} \|_F)$$

식 (32)은 다음과 같이 표현된다.

$$\delta L \leq 2 \|r\| \|P\| (c_1 \| \tilde{\Phi} \|_F + c_2) + \kappa \|r\| \| \tilde{\Phi} \|_F (\Phi_B - \| \tilde{\Phi} \|_F) \quad (33)$$

위 식을 \tilde{Z}_F 에 대한 2차식으로 정리한 후,

$$\delta L \leq - \|r\| (\kappa \| \tilde{\Phi} \|_F^2 - (\kappa \Phi_B + 2c_1 \|P\|) \| \tilde{\Phi} \|_F - 2c_2 \|P\|) \quad (34)$$

제공형태로 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\delta L \leq - \|r\| (\kappa (\| \tilde{\Phi} \|_F - d_1)^2 - \kappa d_1^2 - 2c_2 \|P\|) \quad (35)$$

여기서

$$d_1 = \frac{c_1 \|P\|}{\kappa} + \frac{Z_B}{2}$$

식 (35)은 다음과 같은 조건에서

$$\| \tilde{\Phi} \|_F > d_1 + \sqrt{d_1^2 + \frac{2c_2 \|P\|}{\kappa}}$$

$\delta L \leq 0$ 을 만족하므로, 신경회로망의 출력은 로터의 허브하중을 최소화 시킬 수 있는 제어입력 조화성분을 근사할 수 있다.

IV. 수치시뮬레이션

신경회로망을 이용한 진동억제 성능을 검증하기 위해 다음과 같은 두 개의 N_b/rev 의 허브하중을 발생시키는 수치 모델을 고려하였다.

$$\begin{aligned} y_0 &= (z_1 + u_1) \cos(N_b \psi) + (z_4 + u_4) \sin(N_b \psi) \\ y_1 &= (z_0 + u_0) \cos((N_b - 1)\psi) + (z_2 + u_2) \cos((N_b - 1)\psi) \\ &\quad + (z_3 + u_3) \sin((N_b + 1)\psi) + (z_5 + u_5) \sin((N_b + 1)\psi) \end{aligned}$$

$N_b = 3$ 이고, 6개의 조화 제어입력에 대한 허브하중의 조화성분은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} z_0 &= a_3 a_1 + a_2^2, \quad z_1 = a_1^2 - a_3 \\ z_2 &= -a_2^2 + a_3, \quad z_3 = \frac{a_1 a_3}{2} - a_1 \\ z_4 &= -a_3^2 a_1 + a_2, \quad z_5 = -a_3 + a_1 a_2 \end{aligned}$$

여기서 $a_1 = 0.5, a_2 = -0.3, a_3 = 0.2$ 이고, u_k 는 제어입력의 조화성분으로 다음과 같이 설정 된다.

$$\begin{aligned} u_0 &= \theta_{(N_b-1)c}, \quad u_1 = \theta_{N_b c}, \quad u_2 = \theta_{(N_b+1)c} \\ u_3 &= \theta_{(N_b-1)s}, \quad u_4 = \theta_{N_b s}, \quad u_5 = \theta_{(N_b+1)s} \end{aligned}$$

데이터 샘플링 개수를 $K_s = 50$ 으로 설정한 후 전달행렬 T 을 계산하면 다음과 같다.

$$T = \begin{bmatrix} 0.0000 & 1.0606 & 0.0000 & 0.0000 & 0.1099 & 0.0000 \\ 0.2521 & 0.0000 & 0.2100 & -0.7135 & 0.0000 & 0.7682 \\ 0.0000 & 0.1099 & 0.0000 & 0.0000 & 0.9394 & 0.0000 \\ 0.7152 & 0.0000 & -0.6604 & 0.2626 & 0.0000 & 0.3047 \end{bmatrix}$$

가중치 행렬 $Q = 5, R = 1$ 을 이용하여 계산된 이득 값 행렬 K 는 다음과 같다.

$$K = \begin{bmatrix} 0 & 0.1455 & 0 & 0.5364 \\ 0.8033 & 0 & -0.0609 & 0 \\ 0 & 0.1817 & 0 & -0.5166 \\ 0 & -0.5220 & 0 & 0.2358 \\ -0.0609 & 0 & 0.8705 & 0 \\ 0 & 0.5337 & 0 & 0.1967 \end{bmatrix}$$

신경회로망의 성능검증을 위해 수치 모델의 출력은 최적출력안정화 기법이 제어불능이 되지 않는 범위 내에서 다음과 같이 변형하였다.

$$\hat{y}_0 = y + 5/9 y_h$$

$$\hat{y}_1 = y + 3/5 y_h$$

출력이 변형된 시스템은 전달행렬이 크게 변하게 되지만, 제어기 설계를 위한 전달행렬은 변형 전 시스템의 출력으로부터 계산된 전달행렬을 이용하였다.

진동억제를 위한 신경회로망은 4개의 입력과 6개의 출력, 그리고 10개의 뉴런을 갖는 1개의 은닉 층으로 구성되어 있다. 가중치 초기 값은 0으로 설정하였고 설계 매개변수는 다음과 같다.

$$M_i = N_i = 0.2, P_i = 0.5, \kappa = 0.5$$

신경회로망은 C코드로 구현되었고, 가중치는 50개의 데이터 샘플링 후 식 (27)을 이용하여 한번씩 학습된다.

시스템에 대한 정확한 전달행렬을 계산한 경우 최적출력안정화 기법에 의한 진동억제 성능과 신경회로망에 의한 진동억제 성능이 큰 차이가 없음을 그림 2를 통해 알 수 있다. 이 때의 제어입력 조화성분은 각각 그림 3과 4에 보였다. 그러나 시스템의 특성이 변하게 되면 추정된 전달행렬은 시스템을 정확히 표현할 수 없게 되고, 최적출력안정화 기법에 의한 진동억제 성능은 저하된다. 추정된 전달행렬에 의해 표현되지 않는 모델 불확실성을 신경회로망의 온라인 학습을 통해 보상하게 되면, 부정확한 전달행렬이 있는 경우에도 좋은 진동억제성능을 얻을 수 있고, 이를 그림 5를 통해 확인할 수 있다. 이 때의 제어입력 조화성분은 각각 그림 6과 7에 보였다. 신경회로망의 가중치는 온라인 학습을 통해 갱신되고, 출력이 안정화되는 시점에서 수렴하는 것을 그림 8에 보였다.

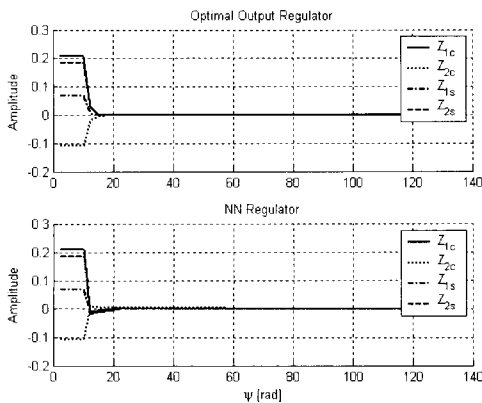


그림 14. 진동억제성능비교(정확한 전달행렬)

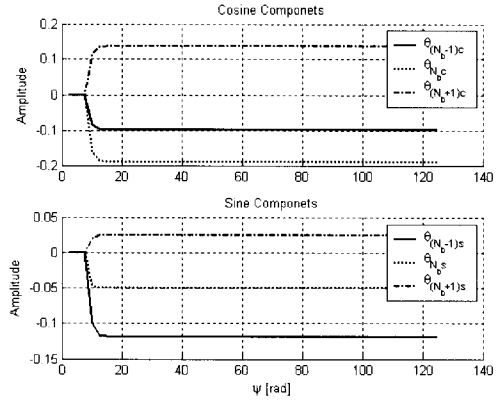


그림 15. 최적출력안정화의 제어입력 (정확한 전달행렬)

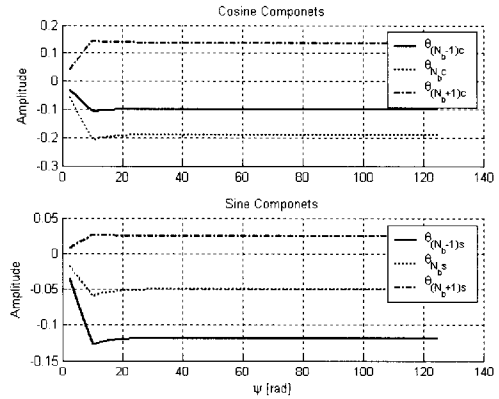


그림 16. 신경회로망의 제어입력 (정확한 전달행렬)

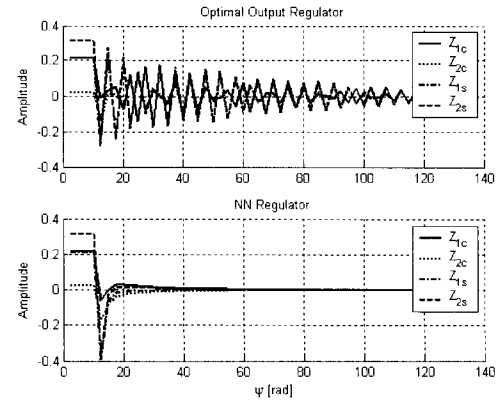


그림 17. 진동억제성능비교 (부정확한 전달행렬)

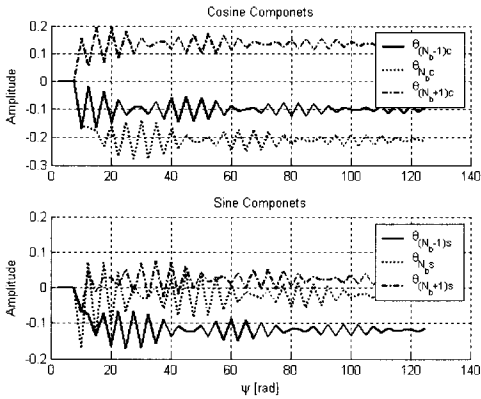


그림 18. 최적출력안정화의 제어입력 (부정확한 전달행렬)

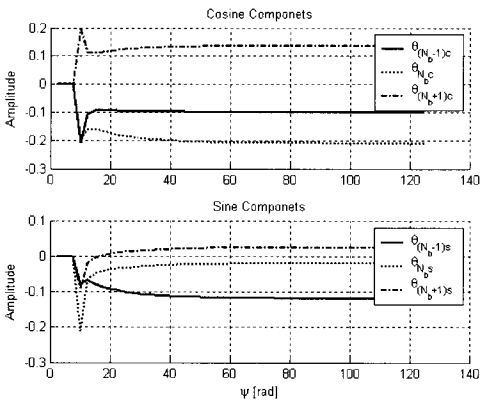


그림 19. 신경회로망의 제어입력 (정확한 전달행렬)

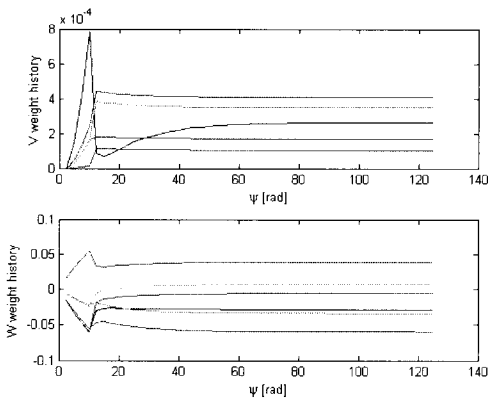


그림 20. 신경회로망의 가중치 학습 결과

V. 결 론

진동을 발생시키는 로터허브하중을 최소화시키

기 위해 신경회로망을 적용한 적응 진동억제 기법을 제안하였다. 신경회로망의 학습신호는 추정된 전달행렬을 이용하여 계산하였고, 내부안정성을 보장하기 위해 Lyapunov 직접방법을 이용하여 가중치 학습 방법을 유도하였다. 비행조건에 대해서 변하게 되는 전달행렬의 적용범위를 신경회로망을 이용하여 확장할 수 있음을 수치시뮬레이션을 통해 확인하였다.

후 기

이 연구는 과학기술부 지원으로 수행하는 21세기 프론티어 연구사업(스마트무인기기술개발)의 일환으로 수행되었습니다.

참고문헌

- 1) Hall, S. R., and Wereley, N. M., "Linear Control Issues In The Higher Harmonic Control Of Helicopter Vibrations", *Proceedings of the American Helicopter Society 45th Annual Forum*, Boston, MA, pp. 955 . 971, May 1989.
- 2) Hall, S. R., and Wereley, N. M., "Performance of Higher Harmonic Control Algorithms for Helicopter Vibration Reduction", *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, Vol. 16, (4), pp. 793 . 797, 1992.
- 3) Ham, N. D., "A Simple System For Helicopter Individual-Blade-Control Using Modal Decomposition", *Vertica*, Vol. 4, pp. 23 . 28, 1980.
- 4) Ham, N. D., Brigitte, B. L., and McKillip, R. M. Jr., "Helicopter Rotor Lag Damping Augmentation Through Individual-Blade-Control", *Vertica*, Vol. 7, (4), pp. 361-371, 1983.
- 5) Nguyen, K. Q., "Higher Harmonic Analysis for Vibration Reduction of Helicopter Rotor Systems", *University of Maryland Ph.D. Dissertation*, UM-AERO-89-23, 1989.
- 6) Nixon, M., Kvaternik, R. and Settle, T., "Tiltrotor Vibration Reduction Through Higher Harmonic Control", *Proceeding of the 53th Annual Forum of the America Helicopter Society*, Virginia, April 29-May 1, 1997.
- 7) Spencer, M. G., "Development of a Real Time Adaptive Neural Network Controller for Active Rotorcraft Vibration Reduction",

University of Maryland Ph.D. Dissertation, 2000.

8) Lewis, F. L., Jagannathan, S., and Yesildirek, A., "Neural Network Control of Robot Manipulator and Nonlinear Systems", Taylor and Francis, 1999.

9) Hovakimyan, N., and Calise, A. J., "Adaptive Output Feedback Control of

Uncertain Multi-Input Multi-Output Systems Using Single Hidden Layer Neural Networks", *American Control Conference*, vol. 2, pp. 1555-1560, May 2002.

10) 박범진, 홍창호, 석진영, "신경회로망을 이용한 헬리콥터 적응 비선형 제어", 한국항공우주학회지, 제32권 제4호, 2004.