

신경회로망을 이용한 자동조종장치 설계

유재중, 송찬호
국방과학연구소

An Application of Neural Network to Autopilot Design

Jae Jong You, Chanho Song
Agency for Defense Development

Abstract

In this paper, a neural network is applied to design a lateral autopilot for airplanes. Linearized lateral dynamics is used in training the neural network controller and verifying the performance as well. To train the neural network, back propagation algorithm is used. In this training, no information about the dynamics to be controlled except sign and rough magnitude of control derivatives is needed. It is shown by computer simulations that the performance and stability margin are satisfactory.

1. 서론

80년대 후반에 접어들면서 신경회로망을 제어기 설계에 적용해 보려는 시도가 활발히 진행되고 있다. 특히, 로보틱스 분야와 인버티드 폴의 제어 문제에 대한 주목할 만한 연구 결과가 발표되었으며, 최근에는 비행체 제어에 신경회로망을 적용한 논문이 발표되고 있다 [1, 2, 3]. 본 논문에서는 신경회로망을 적용하여 비행체의 횡운동 제어기를 설계한 결과를 보인다.

제어 대상인 비행체의 횡운동은 보조타 δ_a 와 방향타 δ_r 를 입력으로 갖는 다중 입력력(MIMO; Multi-input Multi-output) 시스템이지만 고전적 제어 방법에서는 비행체의 횡운동을 보조타 입력에 대한 출력으로 롤레이트 p 와 롤각 ϕ 를, 방향타 입력에 대한 출력으로 옆미끄럼각 β 와 요레이트 r 를 갖는 두개의 단일 입력 시스템으로 단순화하여 제어기를 설계한다. 그러나, 신경회로망 제어기를 설계할 때에는 MIMO 시스템을 그대로 사용할 수 있으며, 플랜트에 대한 정보가 거의 없는 상태에서 제어기를 학습시킬 수 있는 장점이 있다. 본 논문에서는 Troudet[2]가 사용한 방법과 유사한 역전파 학습 알

고리즘을 사용하여 신경회로망 제어기를 학습시키고, 컴퓨터 시뮬레이션에 의해 임의의 물각 명령에 대한 추종 성능을 보인다.

2. 신경회로망 학습 알고리즘[4]

본 논문에서는 그림 1과 같이 2개의 중간층을 갖는 신경회로망의 구조를 택하고 신경회로망의 학습에는 일반적으로 잘 알려진 역전파 알고리즘을 사용한다. 즉, 가격함수(Cost function)를 설정하고, 그 함수의 값이 최소가 되도록 각 뉴런사이의 가중치를 갱신시킨다.

가격함수는 일반적으로 다음과 같이 정의 된다.

$$J = \frac{1}{2} \sum_m (t_m - y_m)^2 \quad (1)$$

여기서, t_m 은 출력단의 m 번째 뉴런의 목표값, y_m 은 m 번째 뉴런의 실제 출력값을 나타낸다. 한편, 출력층에서의 가중치 변화량과 가중치의 갱신은 Gradient Descent 알고리즘을 이용하여 다음과 같이 계산한다.

$$\begin{aligned} \Delta W_{mk} &= -\eta \frac{\partial J}{\partial W_{mk}} \\ &= \eta \delta_m y_k \\ \delta_m &= (t_m - y_m) f'(u_m) \\ W_{mk}^n &= W_{mk}^0 + \Delta W_{mk} \end{aligned} \quad (2)$$

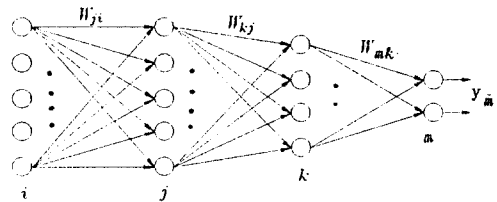


그림 1. 신경회로망 구조

여기서, w_{mk} 는 출력단의 m 번째 뉴런과 중간층의 k 번째 뉴런 사이의 가중치를, η 은 학습율을 나타내고, u_m 은 출력단의 m 번째 뉴런에 대한 입력이며 $\sum w_{mk}y_k$ 로 표현될 수 있다. 또한, w 첨자 n 과 o 는 각각 갱신된 값과 갱신되기 전의 값을 나타낸다. 함수 $f(\cdot)$ 는 비선형인 시그모이드(Sigmoid) 함수로서 본 논문에서는 다음과 같이 정의된 함수를 사용하였다.

$$f(x) = \frac{1-e^{-2x}}{1+e^{-2x}} \quad (3)$$

식 (3)와 같이 정의된 함수의 미분치는 $f'(x)=1-f(x)^2$ 으로 나타낼 수 있으므로 식 (2)는 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\Delta w_{mk} = \eta(t_m - y_m)(1 - y_m^2)y_k \quad (4)$$

중간층에서의 가중치 변화량 및 가중치의 갱신은 다음과 같이 계산된다.

첫번째 중간층에서 가중값 계산 :

$$\begin{aligned} \Delta w_{kj} &= \eta \delta_k y_j \\ \delta_k &= (1 - y_k^2) \sum_m \delta_m w_{mk} \\ w_{kj}^n &= w_{kj}^o + \Delta w_{kj} \end{aligned} \quad (5)$$

두번째 중간층에서의 가중값 계산 :

$$\begin{aligned} \Delta w_{ji} &= \eta \delta_j y_i \\ \delta_j &= (1 - y_j^2) \sum_k \delta_k w_{kj} \\ w_{ji}^n &= w_{ji}^o + \Delta w_{ji} \end{aligned} \quad (6)$$

뉴런사이의 가중치 갱신과정을 살펴보면, 역전파 알고리즘은 출력단에서의 오차를 계산하여 이를 역전파시켜면서 뉴런사이의 가중치를 갱신하는 방법임을 알 수 있다.

3. 신경회로망 제어기

3.1. 플랜트 모델

비행체 운동에 대한 모델로는 해수면에서 176ft/sec의 속도로 비행하는 한 비행체의 선형화된 모델[5]을, 구동장치 모델로는 시정수가 $\tau_a=0.05$ 인 1차모델을 사용하였다. 잘 알려진 바와 같이 구동장치 동특성을 포함한 비행체 횡운동에 대한 상태 방정식은 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} \dot{x} &= Ax + Bu \quad (7) \\ x &= [v, p, r, \phi, \delta_a, \delta_r]^T \\ u &= [\delta_{ac}, \delta_{rc}]^T \end{aligned}$$

$$A = \begin{bmatrix} Y_v & Y_p & Y_r & -U_0 & g & Y_{\delta_a} & Y_{\delta_r} \\ L_v & L_p & L_r & 0 & L_{\delta_a} & L_{\delta_r} \\ N_v & N_p & N_r & 0 & N_{\delta_a} & N_{\delta_r} \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -\tau_a^{-1} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -\tau_a^{-1} \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ \tau_a^{-1} & 0 \\ 0 & \tau_a^{-1} \end{bmatrix}$$

여기서, v 는 비행체 Y 축방향의 속도, p 는 롤레이트, r 은 요레이트, ϕ 는 롤각, δ_a 는 보조타 변위각, δ_r 은 방향타 변위각, δ_{ac} 는 보조타 변위각 명령, δ_{rc} 는 방향타 변위각 명령을 각각 의미하며, A 행렬의 원소들의 값은 비행체의 선형화된 모델로부터 얻어진다.

3.2. 제어기의 학습 구조

본 논문에서 사용한 신경회로망 제어기의 학습 구조는 그림 2와 같다.

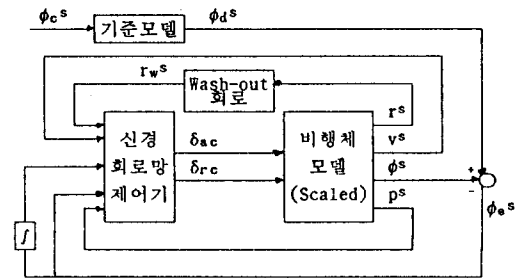


그림 2. 신경회로망 제어기 학습구조

그림 2에서 Wash-out 회로는 비행체의 횡운동이 갖는 Dutch roll 모드의 감쇠비를 증가시키기 위하여 사용되는데, 여기서는 그 전달함수로 $s/(s+1)$ 를 택하였다.

효율적인 학습을 위하여 각 변수를 최대한으로 Scale한 비행체 모델을 학습에 사용한다. 추정된 각 변수의 최대치는 다음과 같다: $v=20\text{ft/sec}$, $p=100\text{deg/sec}$, $r=10\text{deg/sec}$, $\phi=80\text{deg}$, $\delta_a(r)=20\text{deg}$. 한편, 신경회로망 제어기를 0.02sec 마다 학습시키기 위하여 Scale된 비행체 모델을 샘플링 시간이 0.02sec인 이산화 시스템으로 간주한다. 롤 명령에 대한 롤 응답의 기준모델로는 다음과 같은 전달함수를 택한다.

$$\frac{\phi_d(s)}{\phi_c(s)} = \frac{8}{(s+1)(s+8)} \quad (8)$$

본 논문에서 사용한 신경회로망 제어기는 입력단에 5개, 중간층1에 5개, 중간층2에 4개, 그리고 출력단에 2개의 뉴런을 갖는다. 제어기의 입력으로는 v , p , Wash-out 회로를 통과한 r , ϕ_e^s 의 기준모델 출력 ϕ_w^s 와 플랜트의 출력인 ϕ^s 와의 오차 ϕ_e^s , 이 오차의 적분값

$\int \phi_0^s dt$ 를 사용하였다. 제어기의 입력으로 오차의 적분 값을 이용한 것은 정상상태에서의 응답 특성을 향상 시키기 위한 것으로 실제로는 디지털 평면으로 변환된 적분기가 사용된다.

그림 2에서 제어기는 비행체가 Coordinated Turn을 할 수 있도록 플랜트의 출력 ϕ^s 가 기준모델의 출력 ϕ_d^s 를 잘 추종하면서, 동체 Y축 방향의 속도 v 와 Wash-out 회로를 통과한 r_w^s 가 최소가 되도록 학습되어야 한다. 이를 위하여 가격함수를 다음과 같이 정의하였다.

$$J = -\frac{1}{2}(\rho_1(\phi_d^s - \phi^s)^2 + \rho_2(v^s)^2 + \rho_3(r_w^s)^2) \quad (9)$$

여기서, $\rho_i (i=1, 2, 3)$ 는 각 항에 대한 가중값을 나타내며, 이 값은 제어기가 원하는 성능을 갖을 수 있도록 적절히 결정되어야 하는 값이다. 본 논문에서는 $\rho_1=2000$, $\rho_2=200$, $\rho_3=0.1$ 을 사용하였다.

그러나, 신경회로망의 학습을 위하여 직접 식 (9)의 가격함수를 사용한 역전파 알고리즘을 사용할 수 없다. 왜냐하면, 식 (9)의 가격함수는 플랜트 출력 오차의 함수로 표현되어 있으나, 역전파 알고리즘을 사용하기 위해서는 가격함수가 출력단에서의 오차의 함수로 표현되어야 하기 때문이다. 따라서, 플랜트 출력의 오차를 신경회로망 출력단의 오차로 나타내어야 하는데, 본 논문에서는 플랜트의 입력에 대한 출력의 편미분값을 이용하여 플랜트 출력의 오차를 플랜트 입력의 오차로 역전파시키는 방법을 사용하였다[6]. 이 과정을 수식적으로 표현하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \Delta W_{mk} &= -\eta \frac{\partial J}{\partial W_{mk}} \\ &= \eta \left(-\frac{\partial J}{\partial y_m} \right) f'(u_m) y_k \\ &= \eta \left(-\frac{\partial J}{\partial y_m} \right) (1 - y_m^2) y_k \end{aligned} \quad (10)$$

여기서, $-\partial J / \partial y_m$ 는 플랜트 입력에 대한 가격함수의 편미분값을 나타낸다. 이제 그림 2에 주어진 플랜트 모델과 가격함수 (9)로 부터 다음과 같은 식을 얻는다.

$$\begin{bmatrix} -\frac{\partial J}{\partial \delta_{ac}} \\ -\frac{\partial J}{\partial \delta_{ac}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \phi^s}{\partial \delta_{ac}} & \frac{\partial v^s}{\partial \delta_{ac}} & \frac{\partial r_w^s}{\partial \delta_{ac}} \\ \frac{\partial \phi^s}{\partial \delta_{ac}} & \frac{\partial v^s}{\partial \delta_{ac}} & \frac{\partial r_w^s}{\partial \delta_{ac}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_d^s - \phi^s \\ -v^s \\ -r_w^s \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$= H \begin{bmatrix} \phi_d^s - \phi^s \\ -v^s \\ -r_w^s \end{bmatrix}$$

식 (11)에서 H는 플랜트의 Jacobian 행렬을 나타내는데, 플랜트의 모델을 알고있으면 해석적으로 구할 수 있으나 그렇지 못한 경우는 임의의 동작점(Operating Point)에서 플랜트의 입력을 변화시켜가며 출력의 변화량을 측정하여 근사값을 얻을 수 있다[7]. 본 연구에서는 H 행렬의 각 원소의 부호와 대략적인 크기를 알 수 있다고 가정하였으며, H 행렬에 대한 수치로는 다음과 같은 값을 사용하였다.

$$H = \begin{bmatrix} 1.0E-5 & 1.0E-4 & -0.1 \\ 1.0E-5 & 1.0E-3 & -1.0 \end{bmatrix} \quad (12)$$

이제 제어기의 학습을 식 (5), (6), (10)을 이용하여 수행한다. 학습을 위한 기준모델의 입력 ϕ_c 는 다음과 같은 방법으로 만들었다. 우선 크기가 $20^\circ \sim 40^\circ$ 사이의 값을 랜덤하게 택하여(그 값을 ϕ_0 라 하자) 계단입력으로 인가하였다가 10초와 20초 사이의 랜덤한 시간(t_c)에 ϕ_0 의 부호를 변화시켜서 t_c 시간동안 계속하여 학습시킨다. 뉴런사이의 가중치의 갱신은 매 샘플링 시간 마다 수행하였으며, 학습율은 학습의 반복횟수(n)에 따라 다음과 같이 결정하였다.

$$\eta = \begin{cases} 0.01 & n \leq 100 \\ 0.001 & 100 < n \leq 500 \\ 0.005 & 500 < n \leq 2000 \\ 0.003 & 2000 < n \end{cases}$$

초기 각 뉴런사이의 가중값은 랜덤하게 -0.1 과 0.1 사이에 있는 값을 사용하였으며, 식 (7)로 주어진 비행체 모델의 신경회로망 제어기를 학습시키기 위하여 ϕ_c 명령 궤적을 바꾸어가며 8000회를 반복 수행하였다.

3.3. 신경회로망 제어기의 성능

학습된 제어기의 성능을 살펴보기 위하여 컴퓨터 시뮬레이션을 수행하였다. 그림 3은 시뮬레이션을 위한 블록선도이며 그림에서 S_1, S_2, S_3 는 플랜트를 Scale할 때 사용한 Scale Factor를 나타낸 것이다.

그림 4는 롤 명령(ϕ_c)으로 30° 의 계단 입력을 사용하였을 때의 응답 특성을 보인 것이다. 그림 (a)로 부터 플랜트 출력인 롤이 기준모델을 잘 추종하는 것을 알 수

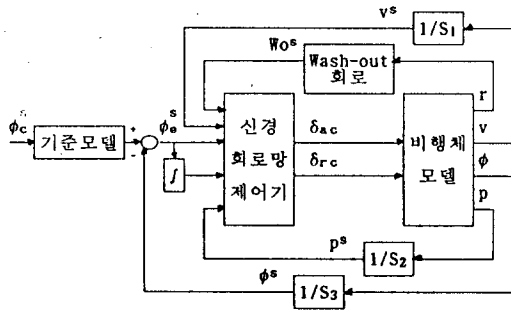


그림 3. 신경회로망 제어기 성능 평가 구조

있으며, 그림 (b)로 부터 비행체의 Y축방향의 속도 v 의 크기가 매우 작음을 알 수 있다. 그림 (c)는 요 레이트 r 을 나타낸 것이다. Coordinated Turn을 하는 비행체에 서 요 레이트는 이상적인 경우에 $r=(g/v_T)\sin(\phi)$ 의 값을 갖는데[8], 그림에서 보는 바와같이 요 레이트가 이상적인 값과 유사하다. 이상의 결과로부터 학습된 신경회로망 제어기는 비행체가 Coordinated Turn을 할 수 있도록 잘 동작하고 있음을 알 수 있다.

한편, 안정도 여유를 조사하기 위하여 플랜트의 보조타 및 방향타 입력 모두에 임의의 이득값을 곱하거나 시간지연을 삽입하여 안정도를 검토하였다. 그림 5는 이들 결과를 나타낸 것으로 이득값을 2.3배로 증가시켰을 때도 제어 시스템이 안정하고, 80msec의 시간지연이 있어도 안정성이 유지됨을 보여준다. 시뮬레이션에 의하면 보조타만의 이득값을 6.5배까지 증가시켜도 안정성이 유지되었으며, 방향타의 경우는 4.5배까지 이득값을 증가시켜도 안정성이 유지되었다. 한편, 보조타만의 시간지연 여유는 160msec 이고, 방향타의 경우는 300msec 임을 확인하였다. 따라서, 학습된 신경회로망 제어기가 어느 정도의 안정도 여유를 갖고있음을 알 수 있다.

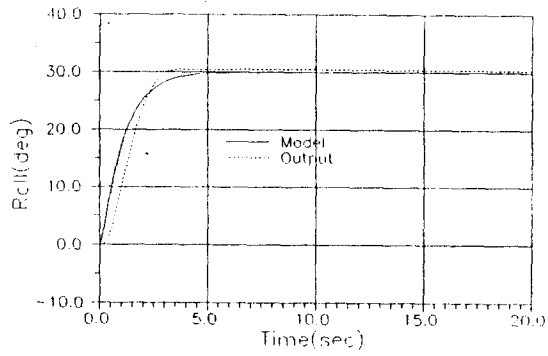
4. 결론

본 논문에서는 비행체의 선형화된 횡운동 방정식을 사용하여 신경회로망에 의한 횡운동 제어기를 설계한 결과를 보였다. 시뮬레이션 결과에 의하면 물의 응답특성이 기준모델을 잘 추종할 뿐만 아니라, 비행체의 Y축 방향의 속도도 매우 작고 요 레이트도 이상적인 Coordinated Turn 을 하는 경우와 매우 유사하여 학습된 제어기의 성능이 우수함을 알 수 있었다. 또한, 시뮬레이션에 의해 안정도 여유도 쓸만한 정도로 확보되었음을 알 수 있었다.

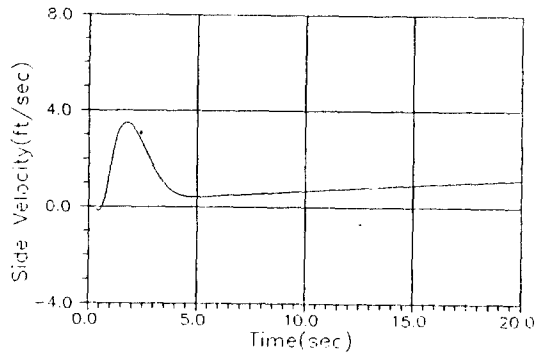
비행체 운동에 대한 비선형 모델을 직접 사용하여 신경회로망 제어기를 설계하고 그 결과를 검토하는 작업은 앞으로의 과제로 남겨둔다.

참고문헌

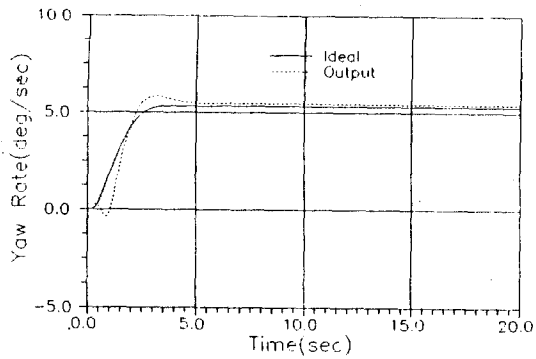
- [1] Gray M. Josin, "Development of a Neural Network Autopilot Model for Height Performance Aircraft," IJCNN, Washington D.C., 1990.
- [2] T.Troudet, S.Garg, and W.Merrill, "Neurocontrol Design and Analysis for a Multivariable Aircraft Control Problem," Journal of Guidance, Control, and Dynamics, Vol.16, No.4, 1993, pp738-747.
- [3] C.M.Ha, "Neural Network Approach to AIAA Aircraft Control Design Challenge," Proc. of AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference(New Orleans), Vol.1, Aug., 1991, pp653-663.
- [4] Rumelhart, D.E., McClelland, J.L., *Parallel Distributed Processing*, MIT Press, 1986.
- [5] A.E. Bryson, *Control of Spacecraft and Aircraft* Lecture Note, 1987.
- [6] D.Psaltis, A.Sideris, and A.Yamamura, "A Multilayered Neural Network Controller," IEEE Control Syst. Mag., Apr., 1988.
- [7] J. M. Zurada, *Introduction to Artificial Neural Systems*, West Publishing Company, 1992.
- [8] J.H.Blakelock, *Automatic Control of Aircraft and Missiles*, John Wiley & Sons, Inc., 1991.



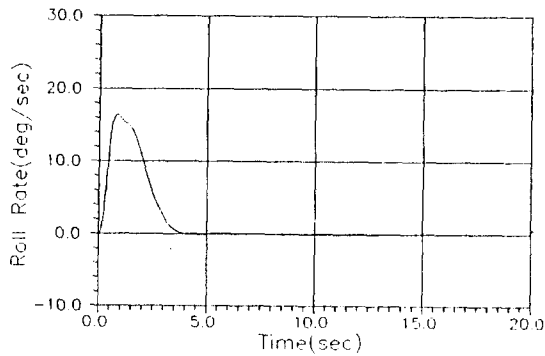
(a) 롤(ϕ) 응답



(b) 비행체 Y축 방향 속도(v)

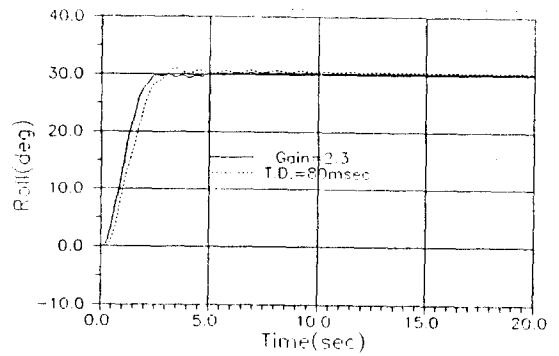


(c) 요레이트(r)

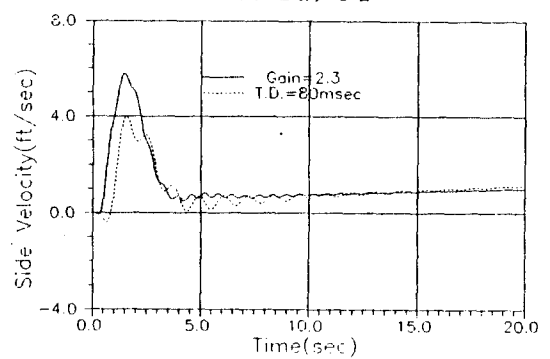


(d) 롤레이트(p)

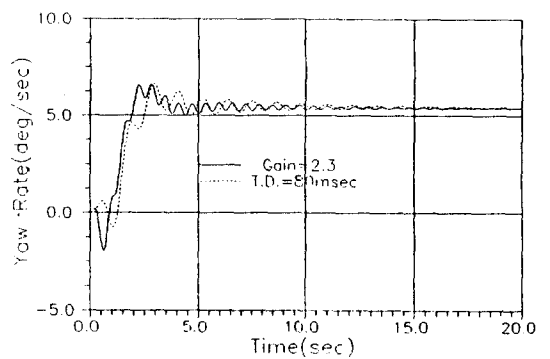
그림 4. 제어기 응답 특성



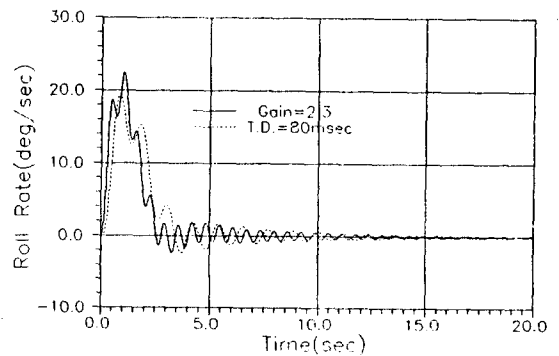
(a) 롤(ϕ) 응답



(b) 비행체 Y축 방향 속도(v)



(c) 요레이트(r)



(d) 롤레이트(p)

그림 5. 불확실성을 고려한 시뮬레이션 결과