論文

고이득 관측기가 적용된 터보제트엔진의 인공신경망 PID 제어기 설계

김대기*, 지민석*

Turbojet Engine Control Using Artificial Neural Network PID
Controller With High Gain Observer

Dae-Gi Kim*, Min-Seok Jie*

ABSTRACT

In this paper, controller propose to prevent compressor surge and improve the transient response of the fuel flow control system of turbojet engine. Turbojet engine controller is designed by applying Artificial Neural Network PID control algorithm and make an inference by applying Levenberg-Marquardt Error Back Propagation Algorithm. Artificial Neural Network inference results are used as the fuel flow control inputs to prevent compressor surge and flame-out for turbojet engine for UAV. High Gain Observer is used to estimate to compressor rotation speed of turbojet engine.

Using MATLAB to perform computer simulations verified the performance of the proposed controller. Response characteristics pursuant to the gain were analyzed by simulation.

Key Words : Turbojet Engine(터보제트엔진), ANN PID Controller(인공신경망 PID 제어기), High Gain Observer(고이득 관측기), Surge Control(서지 제어)

1. 서 론

오늘날의 무인항공기는 탑재된 센서 및 컴퓨터를 이용하여 사전에 입력된 프로그램에 따라 비행체 스스로 주위의 장애물을 인식하고 판단하여 임무를 수행하는 자율비행 비행체를 말한다. 무인항공기용 터보제트엔진의 경우 시스템의 단순화를 위해 배기노즐 면적은 고정하고 연료 유량을 제어하여 원하는 엔진 성능을 얻는 방식을 사용한다.

연료유량 제어 시, 연료유량의 급격한 증가로 인해 압축기 서지 현상 또는 화염소실과 같은 엔

진 작동한계를 벗어날 수 있다. 따라서 항공기 엔진을 최적의 조건으로 제어하기 위해 터보제트 엔진의 열역학적 및 기계적인 상태변수인 로터 회전수, 온도, 압력 등을 정확히 감지하고 이를 열적으로 안정한 범위 내에서 신속하게 적용하여 고성능의 추력 동적반응특성을 갖도록 연료유량 입력을 효과적으로 제어하는 것이 터보제트엔진 제어기 설계의 요점이다. 무인항공기용 소형 터보제트엔진 제어의 경우, 엔진 시스템의 모델특성이 규명되면서 연료 흐름을 계산하기 위한 ECU(Engine Control Unit)의 알고리즘[1] 및 신경망을 이용하여 엔진을 제어하거나[2], 연료 흐름 제어를 설계[3]하는 등 신경망 알고리즘(Neural Network), 유전자 알고리즘(Genetic Algorithms)과 같은 지능 제어 연구가 활발히 진행되고 있다.

무인항공기용 터보제트엔진의 경우 주위 환경에 영향을 많이 받으므로 센서를 이용한 속도 감

2014년 02월 20일 접수 ~ 2014년 03월 19일 심사완료
논문심사일 (2014.02.21, 1차), (2014.03.12, 2차)

* 한서대학교 대학원 항공전자공학과
연락처자, E-mail : jimes@hanseo.ac.kr
충남 태안군 남면 곶섬로 236-49

출은 적합하지 않다. 따라서 속도 센서를 이용하여 속도를 검출하지 않고 관측기를 설계하여 속도를 추정하는 방식을 사용하여 주위 환경에 대한 영향을 받지 않으며 시스템의 동특성 및 내부 파라미터에 대한 정보가 필요하지 않고 구현이 용이한 고이득 관측기(High Gain Observer)를 이용한다.

본 논문에서는 고이득 관측기를 설계하여 엔진의 회전 속도를 추정하고 추정된 속도를 피드백하여 신경망 PID 제어 기법으로 설계한 제어기를 통해 연료 유량을 제어하여 가·감속 시 발생할 수 있는 서지현상 및 화염소실현상을 통해 방지하고자 한다.

제안된 기법은 MATLAB을 이용한 시뮬레이션을 통해 설계된 제어기의 성능을 입증하였다.

2. 본 론

2.1 터보제트엔진

2.1.1 터보제트엔진의 구조

터보제트엔진의 구조는 디퓨저(Diffuser), 압축기(Compressor), 연소실(Combustion Chamber), 터빈(Turbine) 및 배기노즐(Exhaust Nozzle)로 구성된다.

Fig. 1 터보제트엔진의 구조

제어기 설계 대상 모델인 무인항공기용 소형 터보제트엔진은 응답 초기의 온도, 압력 등의 과도 특성이 제트엔진의 열역학적인 안정성에 위배될 경우 서지, 화염소실 등으로 인해 운전 또는 열적 충격으로 터빈 등의 부품 손상을 초래할 수 있다. 연료유량 입력에 대해 엔진의 열역학적인 변수들의 안정적이면서 신속한 응답특성 성능을 결정짓는 고성능, 고기동의 추력 특성을 얻기 위한 제어기를 설계하기 위해서는 엔진의 동적특성을 실제적으로 전자식 제어 방법으로 모사할 수

있는 모델링이 선행되어야 하며 알고리즘은 선형화된 모델을 기초로 한다.

2.1.2 터보제트엔진의 선형 모델링

터보제트엔진 모델의 동적지배방정식은 각 부품(압축기, 연소실, 터빈 등)에 대해 동력, 에너지, 유량 등의 평형관계식으로부터 동적 비정상(Unsteady) 열역학적 평형방정식을 얻을 수 있고, 이렇게 조합된 비선형 방정식은 부품 간 결합된 순차해(Component Matching Program Solution)의 형태로서 기준 운용점(Operating Point)으로부터 섭동법(Perturbation)을 이용하여 선형화시키게 된다[4]. 엔진의 상태방정식은 식(1)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\dot{x} = f(x, u) \quad (1)$$

여기서 x 는 엔진의 상태벡터, u 는 엔진의 제어 입력벡터이다. 만일 x 와 u 가 단일 요소를 갖는 벡터(스칼라)량이라면, 임의의 정상 작동점(x_0, u_0)에서 $\dot{x}=0$ 임을 고려하여 Taylor 급수 전개에서 고차 미분항을 무시한 결과 식(2)와 같은 선형 관계식을 얻을 수 있다.

$$\Delta \dot{x} = \frac{\partial \dot{x}}{\partial x} \Big|_0 \Delta x + \frac{\partial \dot{x}}{\partial u} \Big|_0 \Delta u \quad (2)$$

여기서 $\Delta x = x - x_0$, $\Delta u = u - u_0$ 이다. 실제의 시스템은 여러 개의 상태변수 및 입력변수를 포함하므로 한 작동점 부근에서 일반적으로 식(3)과 같은 벡터 행렬식의 형태가 성립한다.

$$\Delta \dot{x} = A \Delta x + B \Delta u \quad (3)$$

n 개의 상태변수, m 개의 제어입력변수가 있을 때 i 는 행(Row), j 는 열(Column)을 나타내는 첨자라 하면 각 행렬은 식(4)와 같이 나타낸다.

$$[A] = \left[\frac{\partial \dot{x}_i}{\partial x_j} \right]_0 \quad \text{where } \begin{pmatrix} i=1, n \\ j=1, n \end{pmatrix}$$

$$[B] = \left[\frac{\partial \dot{x}_i}{\partial u_j} \right]_0 \quad \text{where } \begin{pmatrix} i=1, n \\ j=1, m \end{pmatrix} \quad (4)$$

본 논문에서는 상태변수 벡터로 압축기 회전 속도(Δx_1), 터빈 입구 온도(Δx_2), 압축기 출구 압력(Δx_3), 연료 유량(u)을 사용하였다.

2.2 인공신경망 PID 제어기 설계

2.2.1 인공신경망의 구조

본 논문에서 적용한 알고리즘은 다층 퍼셉트론(Multi-Layer Perceptron)의 구조인 역전파(Error Back Propagation) 알고리즘으로써 오차를 정정하는 방식으로 입력에 대해 원하는 반응과 실제로 얻어진 것들에 대한 차이를 줄여나가는 것이다. 오류 전파(Error Propagation)에 의한 내부표현 학습에서, 입력패턴은 충분한 은닉 층이 존재하면 항상 코드화 될 수 있다. 이 과정은 네트워크의 연결강도를 반복적으로 조정하여 실제 신경망의 벡터와 원하는 출력 간의 차이를 줄여 나가는 방식으로 진행되며, Fig 2는 다층 퍼셉트론의 구조를 나타낸다.

Fig. 2 다층 퍼셉트론의 구조

U_{ij} 는 i 번째 입력 층에서 j 번째 은닉 층으로 가는 가중치를 말하며 V_{jk} 는 j 번째 은닉 층에서 k 번째 출력 층으로 가는 가중치를 말한다. 은닉 층의 j 번째 노드($1 \leq j \leq p$)는 식 (5)와 같이 정의된다.

$$z_sum_j = \sum_{i=1}^d x_i U_{ij} \quad (5)$$

$$z_j = \tau(z_sum_j)$$

또한, 출력 층의 k 번째 노드($1 \leq k \leq m$)는 식 (6)과 같이 정의된다.

$$o_sum_k = \sum_{i=1}^d z_i V_{jk} \quad (6)$$

$$o_k = \tau(o_sum_k)$$

여기서 τ 는 활성화함수를 나타내며 시그모이드 함수를 사용하며 식 (7)과 같이 정의된다.

$$F(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (7)$$

역전과 학습규칙을 통해 주어진 입력에 대해 원하는 목표 값과 실제 신경망의 출력 값 사이의 오차 제곱 합으로 정의된 오류 값(E_p)을 최소화 하는 방향으로 연결 가중치를 수정하는 방법은 식(8)과 같이 정의된다.

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m (t_k - o_k)^2 \quad (8)$$

여기서 p 는 학습을 위해 사용되는 데이터 중 p 번째 데이터를 말하며 E_p 는 p 번째 패턴에 대한 오차, t_k 는 p 패턴에 대한 목표 출력의 k 번째 요소, o_k 는 실제 신경망 출력의 k 번째 요소를 말한다. 여기서 오류 값(E_p)을 최소화 하는 방향으로 가중치 값을 수정해야 한다. 수정하는 방법으로는 Fig. 3과 같이 현재 위치에서 경사가 가장 급하게 하강하는 방향을 찾고 그 방향으로 약간 이동하여 새로운 위치를 잡는 방식을 반복함으로써 가장 낮은 지점을 찾아가는 내리막 경사법(Gradient Decent Method)을 사용하며 식 (9)와 같이 정의된다.

Fig. 3 내리막 경사법

$$\theta(h+1) = \theta(h) + \Delta\theta = \theta(h) - \rho \frac{\partial E}{\partial \theta} \quad (9)$$

2.2.2 Levenberg-Marquardt 역전파 알고리즘

역전파 알고리즘은 오차함수가 연결가중치에 대해서 평평한 경우 최적해 수렴이 느리고 기울기 방향을 잘못 선택했을 때 지역 최소점에서 빠져나오기가 힘들다는 문제점이 있다. 따라서 본 논문에서는 신경망의 학습을 위한 역전파 과정에서 Levenberg-Marquardt 알고리즘을 적용하였다. 역전파 알고리즘은 1차 도함수를 사용하는 반면, LM 알고리즘은 Newton 방법을 근사화하여 적용한다. Newton 방법은 오차함수를 테일러 전개로 근사화하고 2차 미분을 통하여 근사 최소점을 찾는 방법인데 2차 미분을 구하기 위하여 Hessian 행렬을 사용한다. 그러나 Hessian 행렬은 많은 저장 공간과 계산시간을 필요로 한다 [5][6]. 따라서 LM 알고리즘은 Hessian 행렬을 근사화 하는 Jacobian 행렬을 이용한다. LM의 오차함수는 식 (8)을 사용하고, Newton 방법에 의한 가중치 조정은 식 (10)과 같다.

$$w = -[\nabla^2 E(w)]^{-1} \nabla E(w) \quad (10)$$

여기서 $\nabla^2 E(w)$ 는 Hessian 행렬이며 $\nabla E(w)$ 는 기울기 벡터이다. LM학습은 Hessian 행렬의 계산 비용을 줄이기 위해 Jacobian 행렬을 근사적으로 식 (11)과 (12)를 사용하며 가중치를 조정을 위해 식 (13)과 같이 정의한다. 여기서 I 는 단위행렬이며 J 는 Jacobian 행렬이다.

$$\nabla E(w) = J^T(w)e(w) \quad (11)$$

$$\nabla^2 E(w) = J^T(w)J(w) \quad (12)$$

$$\Delta w = -[J^T(w)J(w) + \mu I]^{-1} J^T(w)e(w) \quad (13)$$

식 (13)에서 파라미터 μ 는 $\mu > 0$ 이고 $E(w)$ 의 값이 증가하면 식 (14)와 같이 μ 는 $\beta (> 1)$ 를 곱하고, $E(w)$ 의 값이 감소하면 β 로 나눈다. 따라서 큰 μ 값은 내리막 경사법을 수행하여 발산하지 않도록 하며, 작은 μ 값은 Gauss Newton 방법을 수행하여 학습속도를 빠르게 한다.

$$\mu = \begin{pmatrix} \mu \times \beta \\ \mu \div \beta \end{pmatrix} \quad (14)$$

2.3 고이득 관측기

고이득 관측기는 시스템의 동특성 및 내부 파라미터에 대한 정보를 필요로 하지 않는다. 그러나 관측기의 이득이 관측상태의 개수에 비례해서 제공될로 커지게 되므로 관측 초기의 과도상태 및 관측하려는 상태의 급격한 변화에 대하여 관측 오차가 진동하는 원인이 될 수 있기 때문에 관측기 이득(ε)을 적절하게 설정해야 된다 [7].

일반적인 고이득 관측기의 알고리즘은 식 (15)와 같다.

$$\dot{\hat{x}}_i = \hat{x}_{i+1} + k_i(y - \hat{y})/\varepsilon^i \quad (15)$$

여기서 y 는 시스템에서 측정 가능한 출력 신호이고, k_i 와 ε 은 관측기의 상수이득이다.

터보제트 엔진을 상태방정식으로 나타낸 선형 모델에는 압축기 회전속도가 상태변수 벡터로써 포함되며, 압축기 회전속도는 관측기로부터 추정된 값을 사용한다. 본 논문에서 설계한 압축기 회전속도를 추정하기 위한 고이득 관측기 설계식은 식 (16)과 같다.

$$\dot{\hat{x}}_1 = \hat{x}_2 + \frac{1}{\varepsilon}(x_1 - \hat{x}_1) \quad (16)$$

$$\dot{\hat{x}}_2 = \frac{1}{\varepsilon^2}(x_1 - \hat{x}_1) + \Gamma u$$

여기서 관측기 이득(Γ)은 충분히 크게 선정한다. 설계 파라미터(ε)를 가능한 작게 할수록 추정속도가 빠르게 실제 값에 가깝게 된다. 그러나 시스템 출력의 시간에 따른 변화율이 커짐에 따라 관측오차가 커지는 단점이 있다. 관측오차의 수렴성은 이득 값의 크기에 반비례하지만, 과도상태에서의 오차크기는 이득 값의 크기에 비례하므로 적당한 크기의 이득 값을 선정하는 것이 고이득 관측기 성능 향상의 관건이다.

압축기 기준속도와 측정되는 고이득 관측기를 적용하여 압축기 회전속도 사이 오차를 인공신경망 PID 제어기를 통해 계산하여 그에 따른 최적의 연료유량을 터보제트엔진에 적용하는 구조로 제어기는 Fig 4와 같다.

Fig. 4 고이득 관측기가 적용된 엔진 제어시스템의 구조

3. 모의실험

제안된 제어기에 대한 성능은 MATLAB 프로그램을 이용한 모의실험을 통해 확인하였다. Fig 5, 6, 7, 8은 엔진이 21000rpm으로 회전하고 있는 상태에서 3초간 5100rpm을 가속시킨 후 1초간 유지하고 다시 1초간 27700rpm까지 가속 후 1초간 유지 후 7초까지 27000rpm으로 감속하는 과정을 나타내었다. 압축기 회전 속도는 기준 속도에 신속한 응답특성을 보여주며, 압축기 출구 압력 및 터빈 입구 온도는 한계를 초과하지 않고 안정적인 범위 내에서 성능을 유지하는 것을 보여준다. 터빈입구온도와 연료유량의 5초 구간에서 peak값이 생기는 이유는 System Model의 수식적인 변화에 의해 생기는 값이므로 성능과는 무관하다. 본 시뮬레이션에서 PID 제어기의 제어이득은 $K_P=0.00016$, $K_I=0.0024$, $K_D=0.005$ 로 설정하였다.

Fig. 5 압축기 회전속도

Fig. 6 압축기 압력비

Fig. 7 터빈입구온도

Fig. 8 연료유량

Fig 9, 10은 고이득 관측기의 성능을 확인하기 위해 위와 동일한 시뮬레이션 모의실험에서 관측

기 파라미터(ϵ) 값을 0.04와 0.12로 변화를 주었다. 관측기 파라미터 값이 0.04인 경우 0.12인 경우보다 기준 속도를 신속히 추종하는 것을 볼 수 있다.

또한, 고이득 관측기 파라미터 값에 따른 추정 오차 값은 파라미터 값이 0.04 인 경우 -40~+100 rpm 범위의 오차를 나타내며 파라미터 값이 0.12인 경우 -170~+400 rpm 범위의 오차를 나타내고 있음을 볼 수 있다.

Fig. 9 관측기 파라미터 값에 따른 압축기 회전속도

Fig. 10 추정 오차 값 비교

4. 결 론

본 논문에서는 무인항공기용 소형 터보제트엔진에 대해 고이득 관측기가 적용된 인공신경망 PID 제어기를 설계하였다. 설계한 제어기는 MATLAB을 이용한 시뮬레이션을 통해 속도, 압력, 온도 및 연료유량에 대해 정상상태에서 요구

되는 성능을 유지하면서 기준속도에 대한 빠른 응답특성을 확인하였다. 또한 고이득 관측기의 성능을 확인하기 위해 이득 값에 따른 응답특성을 비교하여 안전하고 빠른 응답특성을 갖는 이득 값을 확인하였다.

후 기

본 논문은 한서대학교 2012년 교내연구과제 지원사업으로 수행된 연구임. 이에 감사드립니다.

참고문헌

- [1] M.Montazeri-Gh, H. Yousefpour, and S. Jafari, "Fuzzy logic computing for design of gas turbine engine fuel control system", *2nd International Conference Computer and Automation Engineering*, vol. 5, pp 723-727, 2010.
- [2] Hua-yun Cao, Fu-ming Peng, "Optimization of engine speed neural network PID controller based on genetic algorithm", *Computational Intelligence and Design(ISCID)*, 2011 *Fourth International Symposium on*, vol 2, pp 271-274m 2011.
- [3] H Badihi, A. Shahriari, A Naghsh, "Artificial neural network application to fuel flow function for demanded jet engine performance", *IEEE Aerospace Conference*, pp 1-7. 2009.
- [4] 부준홍, 방문수, 이강웅, 유상신, 공창덕, "DYNGEN을 이용한 터보제트 엔진 선형모델의 특성", *한국항공우주학회지*, 제21권, 제1호, pp.81-90, 1993.
- [5] Hagan Martin T. and Menhaj Mohamand B, "Training Feedforward Networks with the Marquardt Algorithm", *IEEE Tran. on Neural Networks*, Vol.5, No.6, pp.989-993, 1994.
- [6] 광영태, "가변 감쇠 파라미터를 이용한 Levenberg_marquardt 알고리즘의 학습 속도 향상", *한국컴퓨터정보학회 논문지*, 제15권 제4호, pp.57-63. 2010.
- [7] 권정현, "고이득 관측기를 이용한 센서없는 직류전동기의 속도 제어", *군산대학교*, 2004.6.