

인공신경망 PID를 이용한 무인항공기 터보제트 엔진 제어

Turbojet Engine Control of UAV using Artificial Neural Network PID

김대기 · 홍교영 · 안동만 · 홍승범 · 지민석*
한서대학교 항공전자공학과

Dae-Gi Kim · Gyo-Young Hong · Dong-Man Ahn · Seung-Beom Hong · Min-Seok Jie*

Avionics Engineering, HanSeo University, Chungcheongnam-do, 357-953, Korea

[요 약]

본 논문에서는 무인항공기용 소형 터보제트엔진에 대해 압축기 서지현상 및 화염소실을 방지하면서 과도응답 특성을 개선하는 제어기를 설계하였다. 인공신경망과 PID 제어 알고리즘을 적용하는 터보제트엔진 제어기를 설계하고 인공신경망 역전파 알고리즘을 사용하였다. 터보제트 엔진의 가·감속 시 서지현상과 flame-out 현상을 방지하기 위해 연료 유량 제어 입력을 인공신경망 PID 제어기로 생성한다. 생성된 연료 유량 제어 입력은 신속하고 안전하게 원하는 속도로 수렴할 수 있도록 제어기를 설계한다. MATLAB을 이용한 시뮬레이션을 통해 이득 값에 따른 응답특성 비교 분석 및 신속하고 안전하게 원하는 속도로 수렴하는 제어성능을 확인하였다.

[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 Artificial Neural Network Error Back Propagation Algorithm. To prevent any surge or a flame out event during the engine acceleration or deceleration, the ANN PID controller effectively controls the fuel flow input of the control system. ANN PID results are used as the fuel flow control inputs to prevent compressor surge and flame-out for turbo-jet engine and the controller is designed to converge to the desired speed quickly and safely.

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

Key word : Turbojet engine, Artificial Neural Network PID controller, Surge control, Fuel flow control.

<http://dx.doi.org/10.12673/jant.2014.18.2.107>



This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Received 23 February 2014; Revised 18 April 2014

Accepted (Publication) 15 April 2014(30 April 2014)

*Corresponding Author; Min-Seok Jie

Tel: +82-41-671-6233

E-mail: jimes@hanseo.ac.kr

1. 서론

무인항공기(UAV : unmanned aerial vehicle)란 일반적으로 조종사 없이 사전에 입력된 프로그램에 따라 또는 비행체 스스로 주위의 장애물, 항로를 인식하고 판단하여 자율비행(autonomous flying)하는 비행체를 말한다. 소형 무인항공기용 터보제트 엔진은 시스템들이 디지털 전자식으로 구현되어야 하고, 공기흡입구와 노즐의 안내깃, 공기 블리드 밸브, 과급기, 윤활 계통, 제동 계통 등에서도 다양한 제어방법을 필요로 한다. 하지만 시스템의 단순화를 위해 배기노즐 면적은 고정하고 연료 유량의 흐름만을 통해 무인항공기 터보제트 엔진의 추력인 로터의 회전 속도를 제어하여 원하는 엔진 성능을 얻는 방식을 사용한다.

무인항공기용 터보제트 엔진은 짧은 이·착륙 거리 및 빠른 기동성을 요구하므로 연료유량의 급격한 증가로 인해 엔진의 구성요소는 압축기 서지 현상 또는 flame-out과 같은 엔진 작동한계를 벗어날 수 있다. 특히 서지 현상은 공기 유동로의 압력이 증가하여 엔진에 유입되는 공기 유량이 감소하게 됨으로써 압축기 실속을 일으키는 요인이 되며, 부가적으로 엔진의 공기유량 감소로 인한 터빈입구 온도를 과다하게 상승 시킬 수도 있다. 따라서 설계하고자 하는 터보제트 엔진 제어기는 엔진의 가·감속 시 서지 현상 및 flame-out현상에 대한 안정범위 내에서 고성능의 추력 동적반응특성을 갖도록 연료량 입력을 신속하게 적용하여 효과적으로 제어하도록 한다.

소형 무인항공기용 터보제트 엔진 제어의 경우, 엔진 시스템의 모델특성이 규명되면서 연료 흐름을 계산하기 위한 ECU의 알고리즘[1] 및 신경망을 이용하여 엔진을 제어하거나[2], 연료 흐름 제어기를 설계[3], [4]하는 등 신경망 알고리즘(neural network), 유전자 알고리즘(genetic algorithms)과 같은 지능 제어 연구가 활발히 진행되고 있다. 신경망 알고리즘은 인간의 두뇌와 신경 세포 모델을 흉내 내어 구성한 네트워크로 복잡한 문제에 대해 우수한 결과를 낼 수 있으며, 연속적인 자료뿐만 아니라 불연속적인 자료에 대해서도 쉽게 적용이 가능한 장점을 지니고 있다 [5]. 본 연구에서는 연료유량을 입력으로 하는 단일 입·출력 시스템 터보제트 엔진에 대해 설계한 인공신경망(ANN : artificial neural network) PID 제어 기법을 사용하여 터보제트 엔진의 속도를 제어하고 가·감속 시 발생할 수 있는 서지현상 및 flame-out현상은 설계한 제어기를 통해 연료유량을 제어함으로써 방지하고자 한다. 제안된 기법은 MATLAB을 이용한 시뮬레이션을 통해 설계된 제어기의 성능을 입증한다.

II. 본론

2-1 엔진 제어 시스템 설계

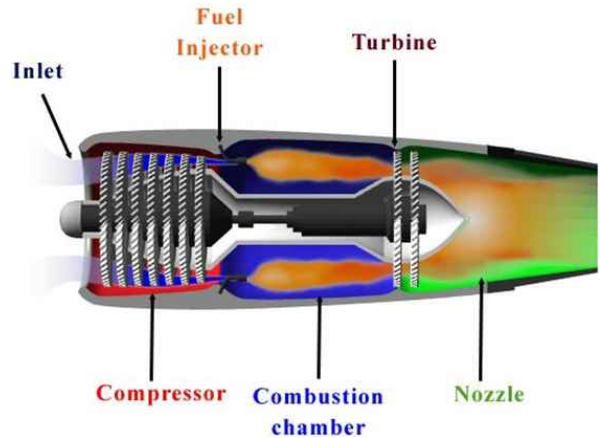


그림 1. 터보제트 엔진 구조
Fig. 1. Structure of a turbojet engine.

1) 터보제트 엔진 및 서지제어

제어하고자 하는 모델로는 무인항공기용 터보제트 엔진 모델로써 연료량 입력에 대해 엔진의 열역학적인 변수들의 동안정적이면서 신속한 응답특성을 얻어야 한다.

결국 제트엔진의 성능을 결정짓는 고성능, 고기동의 추력 특성을 얻는 것이다. 터보제트엔진은 그림 1과 같이 압축기(compressor), 연소실(combustion chamber), 터빈(turbine), 노즐(nozzle)로 구성된다.

그림 2의 서지 및 flame-out 제어선과 같이 적절한 여유를 가지는 서지 및 flame-out 제어선을 설정하고 엔진 작동선이 이 제어선에 인접하도록 속도 제어를 한다.

서지 제어선을 24000 rpm 이상에서 29500 rpm 이하의 압축기 회전 속도에 따라 수치적으로 식 (1)과 같이 표현할 수 있다.

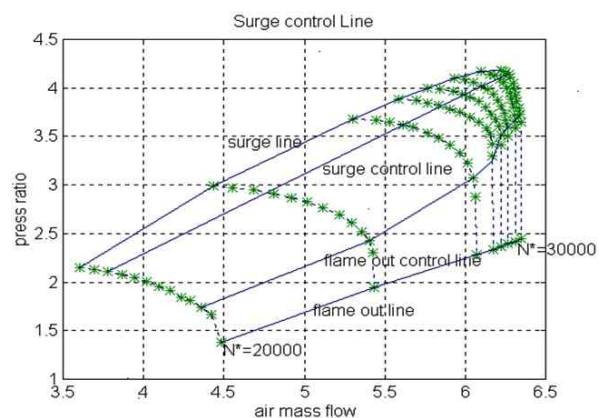


그림 2. 서지 및 flame-out 제어선
Fig. 2. Surge and flame-out control line.

$$P_{sgcon} = \begin{cases} \frac{(2.912 - 2.082)(N - 20000)}{4000} + 2.082, & N < 24000 \\ \frac{(3.622 - 2.912)(N - 24000)}{3000} + 2.912, & 24000 \leq N < 27000 \\ \frac{(3.938 - 3.622)(N - 27000)}{1000} + 3.622, & 27000 \leq N < 28000 \\ \frac{(4.088 - 3.938)(N - 28000)}{1000} + 3.938, & 28000 \leq N < 29000 \\ \frac{(4.135 - 4.088)(N - 29000)}{1000} + 4.088, & 29000 \leq N < 29500 \\ 4.135, & 29500 \leq N \end{cases} \quad (1)$$

또한, flame-out 제어선을 27000 rpm 이상에서 29500 rpm 이하의 압축기의 회전 속도에 따라 식 (2)과 같이 표현할 수 있다.

$$P_{f,out} = \begin{cases} \frac{(2.5835 - 1.5250)(N - 20000)}{7000} + 1.5250, & N < 27000 \\ \frac{(2.8920 - 2.5835)(N - 27000)}{1000} + 2.5835, & 27000 \leq N < 28000 \\ \frac{(3.0260 - 2.8920)(N - 28000)}{1500} + 2.8920, & 28000 \leq N < 29500 \\ 3.0260, & 29500 \leq N \end{cases} \quad (2)$$

2-2 인공신경망 PID 제어기

그림 3은 서지 및 flame-out을 고려한 기준 속도를 설정하고 엔진 가·감속이 기준 명령을 추종하도록 하는 인공신경망 PID 연료유량 제어시스템 구조를 보여준다.

인공신경망은 생물학적 뉴런의 동작원리를 모사한 정보처리 시스템으로 다수의 뉴런들이 층 구조 형태로 연결되어 있다. 일반적인 다층신경망은 입력 층(input layer), 은닉 층(hidden layer), 출력 층(output layer)의 세 개의 층을 갖는다. 이 세 개의 층은 각자 고유한 기능을 가지며 수행하는 연산이 서로 다르다. 입력 층은 특별한 연산 없이 받은 값을 은닉 층으로 전달하는 기능만 하고 은닉 층은 중간 층(middle layer)으로도 불리는데 입력 층으로부터 신호를 받아 특성을 추출하여 출력 층으로 전달하며 출력 층은 이를 받아 외부로 출력한다[5],[6].

본 연구에서는 지도학습의 일종인 역전파(back propagation) 알고리즘을 이용하였다. 역전파 알고리즘은 오차를 정정하는 규칙으로서, 입력에 대해 원하는 반응과 실제로 얻어진 것들에 대한 차이를 줄여나가는 것이다.

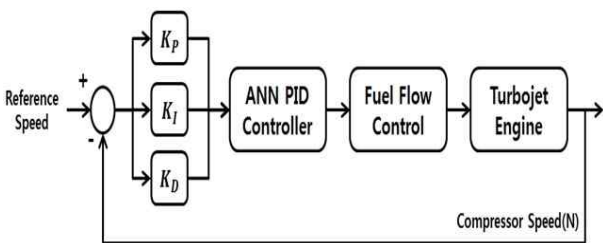


그림 3. 엔진 제어시스템의 구조
Fig. 3. Structure of the engine control system.

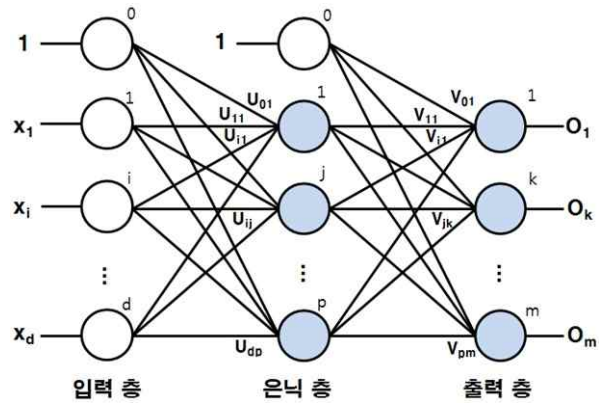


그림 4. 인공신경망의 구조
Fig. 4. Structure of the ANN model.

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 나간다[7]. 그림 4는 인공신경망의 구조를 나타내며, 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 (3)과 같다.

$$z_sum_j = \sum_{i=1}^d x_i U_{ij} \quad (3)$$

$$z_j = \tau(z_sum_j)$$

출력 층의 k 번째 노드($1 \leq k \leq m$)는 식 (4)와 같다.

$$o_sum_k = \sum_{j=1}^p z_j V_{jk} \quad (4)$$

$$o_k = \tau(o_sum_k)$$

여기서 τ 는 활성화함수를 나타내며 시그모이드(sigmoid) 함수를 사용하며 식 (5)와 같이 표현된다.

$$F(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (5)$$

역전파 학습규칙을 통해 주어진 입력에 대해 원하는 목표 값과 실제 신경망의 출력 값 사이의 오차 제곱합으로 정의된 오류 값(E_p)을 최소화 하는 방향으로 연결 가중치를 수정하는 방법은 식 (6)과 같다.

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m (t_k - o_k)^2 \quad (6)$$

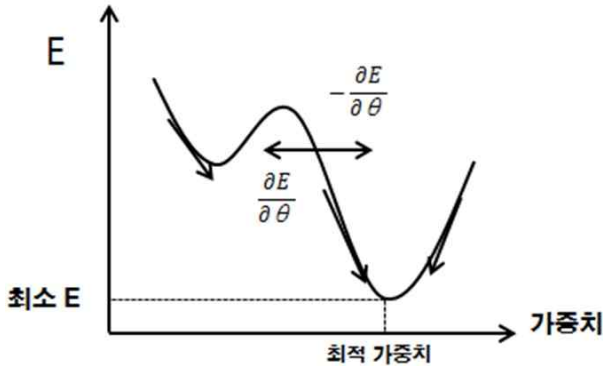


그림 5. 내리막 경사법
Fig. 5. Gradient decent method.

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 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 그림 5와 식 (7)과 같이 표현된다.

$$\theta(h+1) = \theta(h) + \Delta\theta = \theta(h) - \rho \frac{\partial E}{\partial \theta} \quad (7)$$

여기서 ρ 값은 학습률을 나타내며 내리막 경사법 적용 시 방향은 결정되었으나 이동할 양을 가늠하기 어려우므로 이동할 양을 결정 시 사용된다.

j 번째 은닉 층과 k 번째 출력 층 사이의 가중치 값(V_{jk})은 식 (8)을 통해 유도한다.

$$\frac{\partial E}{\partial V_{jk}} = \frac{\partial E}{\partial o_sum_k} \times \frac{\partial o_sum_k}{\partial V_{jk}} \quad (8)$$

$$\frac{\partial o_sum_k}{\partial V_{jk}} = \frac{\partial \sum_j z_j V_{jk}}{\partial V_{jk}} = z_j \quad (9)$$

$$\begin{aligned} \delta_k &= \frac{\partial E}{\partial o_sum_k} \quad (10) \\ &= \frac{\partial E}{\partial o_k} \times \frac{\partial o_k}{\partial o_sum_k} \\ &= -(t_k - o_k) \times \tau (z_j V_{jk}) \end{aligned}$$

식 (9)와 식 (10)을 식 (8)에 대입하면 식 (11)과 같다.

$$\frac{\partial E}{\partial V_{jk}} = -\delta_k z_j \quad (11)$$

내리막 경사법에서 $\Delta\theta = -\rho \frac{\partial E}{\partial \theta}$ 이므로 가중치 값(V_{jk})은 식 (12)와 같다.

$$\Delta V_{jk} = -\rho \frac{\partial E}{\partial V_{jk}} = \rho \delta_k z_j \quad (12)$$

따라서 오차 값을 줄이기 위한 가중치의 변화량은 식 (13)으로 표현된다.

$$\Delta V_{jk}(n+1) = \rho \delta_k z_j + \alpha \Delta V_{jk}(n) \quad (13)$$

여기서 α 는 지역 최소점(local minima)에 빠지는 것을 방지하기 위해 임의의 상수 값으로 사용해준다.

i 번째 입력 층과 j 번째 은닉 층 사이의 가중치 값(U_{ij})은 j 번째 은닉 층과 k 번째 출력 층 사이의 가중치 값 유도와 같으므로 식 (14)와 같이 표현할 수 있다.

$$\Delta U_{jk}(n+1) = \rho \eta_k x_i + \alpha \Delta U_{ij}(n) \quad (14)$$

입력 데이터를 압축기 회전속도 타겟 데이터를 기준속도로 설정하여 출력된 값 O 를 이용하여 PID 제어 이득을 식 (15)와 같이 정의한다.

$$\begin{aligned} K_p &= O * k_1, \quad K_I = O * k_2 \\ K_D &= O * k_3 \end{aligned} \quad (15)$$

여기서 k_1, k_2, k_3 은 상수이다.

III. 모의실험

제안된 제어기에 대한 성능은 MATLAB을 이용한 모의 실험을 통해 확인하였다[8]. 엔진은 식 (16)과 같은 상태방정식으로 나타낸 선형 모델을 사용하였다.

$$\dot{x}_p(t) = A_p x_p(t) + B_p u_p(t) \quad (16)$$

여기서 $x_p = [x_{p1} \ x_{p2} \ x_{p3}]^T$: 상태변수 벡터

x_{p1} : 압축기 회전속도

x_{p2} : 터빈 입구 온도

x_{p3} : 압축기 출구 압력

u_p : 연료 유량

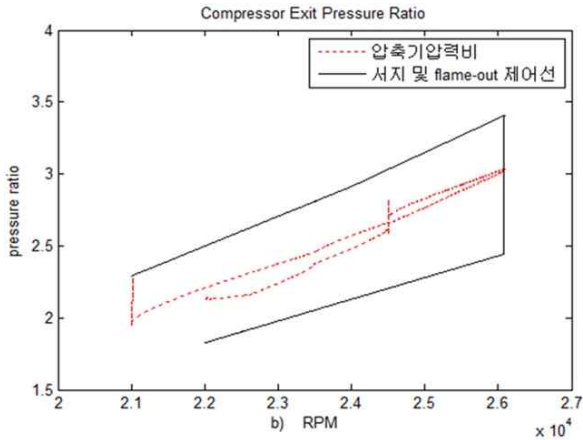


그림 7. 시뮬레이션 결과(서지 및 flame-out 제어선(실선), 인공신경망 PID 압축기 압력비(점선))

Fig. 7. Simulation results(surge & flame-out control line(full line), ANN PID compressor outlet pressure ratio (dash line)).

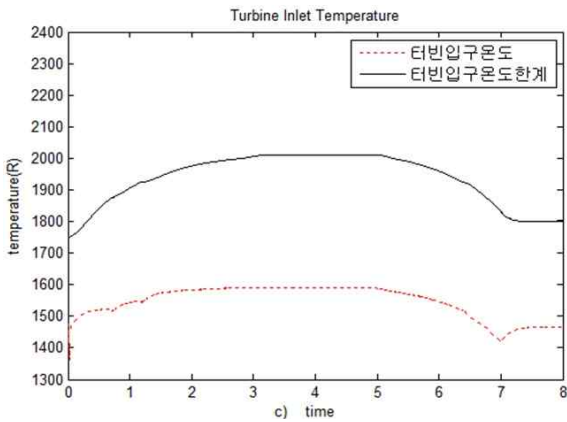


그림 8. 시뮬레이션 결과(터빈 입구 온도 한계(실선), 인공신경망 PID 터빈 입구 온도(점선))

Fig. 8. Simulation results(turbine inlet temperature margin (full line), ANN PID turbine inlet temperature(dash line)).

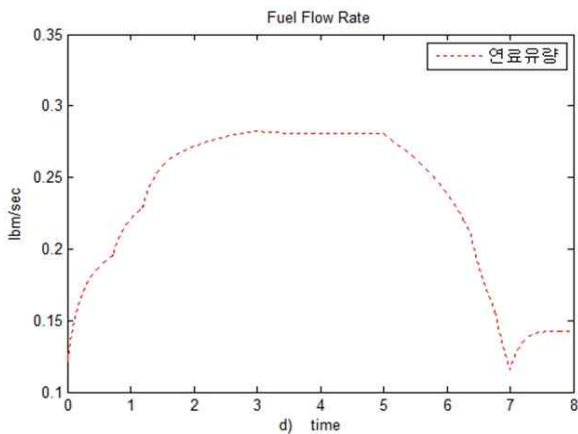


그림 9. 시뮬레이션 결과(인공신경망 PID 연료 유량(점선))

Fig. 9. Simulation results(ANN PID fuel flow rate(dash line)).

그림 6, 7, 8, 9는 인공신경망 PID 제어기 성능을 모의실험 결과이다. 엔진이 21000 rpm으로 회전하고 있는 상태에서 3초 동안 5083 rpm을 가속시켜 26083 rpm을 2초 동안 유지하다가 7초까지 22047 rpm로 감속하는 과정으로 진행되었다. 은닉 층은 10개로 구성하고 training 시간은 300, 훈련 목표 값은 0.0001로 설정하였다.

기준속도에 따른 인공신경망 PID 속도는 0.2초 내에 신속하게 반응하는 성능을 나타내며 서지 및 flame-out 제어선과 터빈입구온도한계를 초과하지 않고 안정적인 범위 내에서 성능을 유지하는 것을 보여주고 있다.

PID 제어기의 제어이득 값 K_P 와 K_I , K_D 는 각각 $K_P = 0.00004$, $K_I = 0.0025$, $K_D = 0.00002$ 이고 가중치 O 는 인공신경망 결과에 의해 결정된다.

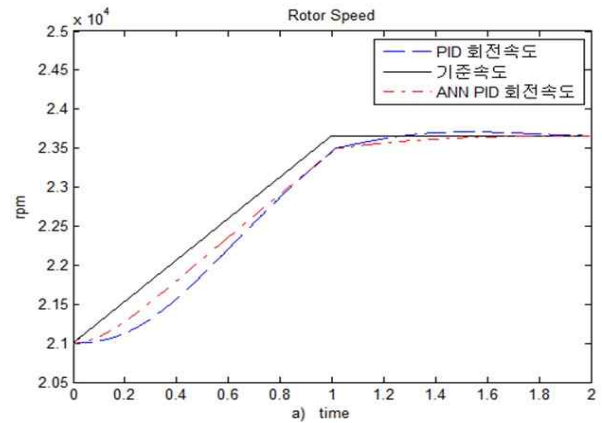


그림 10. 시뮬레이션 결과(기준속도(실선), 인공신경망 PID 속도(점선), PID 속도(대시))

Fig. 10. Simulation results(reference RPM(full line), ANN PID rotor speed(dotted line), PID rotor speed(dash line)).

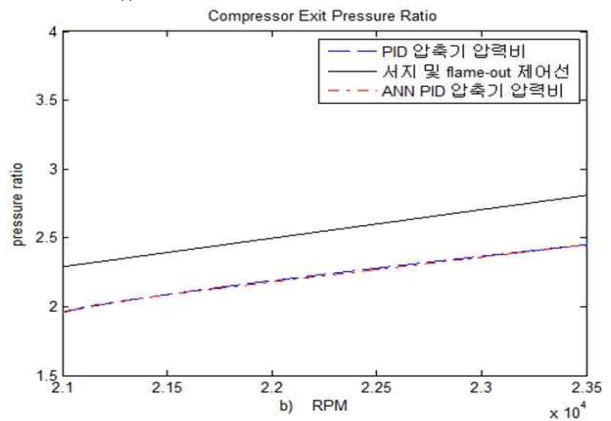


그림 11. 시뮬레이션 결과(서지 및 flame-out 제어선(실선), 인공신경망 PID 압축기 압력비(점선), PID 압축기 압력비(대시))

Fig. 11. Simulation results(surge & flame-out control line(full line), ANN PID compressor outlet pressure ratio(dotted line), PID compressor outlet pressure ratio(dash line)).

그림 10, 11은 인공신경망 PID 제어를 적용한 상태에서 고전적인 PID 제어를 적용한 경우에 대한 비교 실험 결과이다. 엔진이 21000 rpm으로 회전하고 있는 상태에서 1 초 동안 엔진 회전 속도를 23600 rpm까지 가속시키고 그 후 속도를 유지하는 속도 프로파일을 사용하였다. 인공신경망 PID 제어가 고전적인 PID 제어기보다 기준속도에 대한 빠른 응답 특성을 나타냄을 알 수 있다. 서지 제어의 경우 인공신경망 PID 제어기와 고전적인 PID 제어기 모두 우수한 성능을 보여주고 있다.

IV. 결 론

본 논문에서는 인공신경망 PID 제어기법이 적용된 소형 무인항공기용 터보제트 엔진 속도 제어기를 설계하였다. MATLAB을 이용한 시뮬레이션을 통해 안전하며 속도, 압력, 온도 및 연료유량에 대해 정상상태에서 요구되는 성능을 유지하고 빠른 응답특성을 확인하였고, 고전적인 PID 제어기와 비교를 통하여 인공신경망 PID 제어기 성능의 우수성을 입증하였다.

감사의 글

본 논문은 LIG넥스원(주) 대학 협력 연구 지원 사업 (Y11-014) ‘실용형 민수무인항공기 운용체계 및 정보전송 시스템 연구’ 으로 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," in *Computer and Automation Engineering (ICCAE)*, Singapore, Vol.5, pp. 723-727, 2010.
- [2] H. Y. Cao and F. M. Peng, "Optimization of engine speed neural network PID controller based on genetic algorithm," in *Computational Intelligence and Design(ISCID)*, Hangzhou: China, Vol.2, pp. 271-274, 2011.
- [3] M. Jing, "Adaptive control of the aircraft turbojet engine based on the neural network," in *International Conference. Computational Intelligence and Security*, Guangzhou: China, Vol. 1, pp. 937-940, 2006.
- [4] H. Badihi, A. Shahriari and A. Naghsh, "Artificial neural network application to fuel flow function for demanded jet engine performance," in *IEEE Aerospace Conference*, Big Sky: MT, pp 1-7. 2009.
- [5] X. Yao, "Evolving artificial neural networks," *Proceedings of The IEEE*, Vol 87, No.9, pp. 1423-1447, Sep. 1999.
- [6] I. S. Oh, *Pattern Recognition*, Seoul, Korea: Kyobobook, 2012.
- [7] L. Xu, "General fuzzy neural network: theory and applications," in *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, Seoul: Korea, Vol. 3, pp. 1649-1654, 1999.
- [8] J. Y. Lee and J. S. Lim "Artificial neural network approach to selection of enhanced oil recovery method," *The Korean Society of Mineral and Energy Resources Engineers*, Vol. 45, No. 6, pp. 719-726, 2008.



김 대 기 (Dae-Gi Kim)

2012년 2월 : 한서대학교 항공전자공학과(공학사)
2012년 3월 ~ 현재 : 한서대학교 항공전자공학과 석사과정
※관심분야 : 무인항공기, 항공 시스템



홍 교 영 (Gyo-Young Hong)

1993년 3월 ~ 2001년 : 대한항공 한국항공기술연구소 선임연구원
2001년 9월 ~ 현재 : 한서대학교 항공전자공학과 교수
※관심분야 : 비행시험, 항공통신, 항공기 시스템



안 동 만 (Dong-Man Ahn)

2005년 ~ 2008년 5월 : 국방과학연구소 소장
2008년 5월 ~ 현재 : 한서대학교 항공전자공학과 교수
※관심분야 : 항공기 체계개발, 항공기 계측, 무인기 개발



홍 승 범 (Seung-Beom Hong)

1997년 2월 : 한국항공대학교 항공통신정보공학과(공학박사)
2004년 2월 ~ 현재 : 한서대학교 항공전자공학과 교수
※관심분야 : 내용기반 영상검색, 멀티미디어



지 민 석 (Min-Seok Jie)

2006년 8월 : 한국항공대학교 항공전자공학과(공학박사)
2007년 ~ 2008년 : 한국과학기술연구원 지능로봇연구센터 Post Doc.
2008년 3월~ 현재 : 한서대학교 항공전자공학과 부교수
※관심분야 : 강인제어, 로봇 비전, 무인항공기 제어