한국추진공학회 2006년도 춘계학술대회 논문집 pp.213~217 2006 KSPE Spring Conference

신경회로망을 이용한 스마트 무인기용 가스터빈 엔진의 성능진단에 관한 연구

공창덕* · 기자영* · 이창호** · 이승현*

A Study on Performance Diagnostic of Smart UAV Gas Turbine Engine using Neural Network

Changduk Kong* · Jayoung Ki* · Changho Lee** · Seounghyeon Lee*

ABSTRACT

An intelligent performance diagnostic program using the Neural Network was proposed for PW206C turboshaft engine. It was selected as a power plant for the tilt rotor type Smart UAV (Unmanned Aerial Vehicle) which has been developed by KARI (Korea Aerospace Research Institute).

For learning the NN, a BPN with one hidden, one input and one output layer was used. The input layer had seven neurons of variations of measurement parameters such as SHP, MF, P2, T2, P4, T4 and T5, and the output layer used 6 neurons of degradation ratios of flow capacities and efficiencies for compressor, compressor turbine and power turbine. Database for network learning and test was constructed using a gas turbine performance simulation program.

From application results for diagnostics of the PW206C turboshaft engine using the learned networks, it was confirmed that the proposed diagnostics 미해갸소 — ㄴ could detect well the single fault types such as compressor fouling and compressor turbine erosion.

초 록

PW206C 터보 축 엔진을 위해 신경회로망을 이용한 지능형 성능 진단 프로그램이 제안되었다. 이 엔진은 항공우주연구원에서 개발 중에 있는 틸트 로터 타입 스마트 무인기의 추진시스템으로 선정되었다.

1개의 은닉층, 입력층, 출력층을 가지는 BPN(Back Propagation Network)이 신경회로망을 훈련시키기 위해 이용되었다. 입력층은 7개의 뉴런을 가지는데 SHP, MF, P2, T2, P4, T4 및 T5와 같은 측정파라미터이며 출력층은 6개의 뉴런으로 구성되어 있으며 각각은 압축기, 압축기 터빈, 동력 터빈의 유량함수 및 효율이다. 신경망을 훈련하고 테스트하기 위한 데이터 베이스는 가스터빈 성능모사 프로그램을 이용하여 구성하였다.

훈련된 신경망을 PW206C 터보 축 엔진의 진단에 적용한 결과 제안된 진단 알고리즘이 압축기 오염과 압축기 터빈의 침식과 같은 단일 손상을 탐지하는데 유용함을 확인하였다.

Key Words: Smart UAV(스마트 무인기), Performance Simulation(성능모사), Performance Diagnostic (성능진단), Neural Network(신경회로망), BPN(역전파 네트워크)

1. 서 론

무인비행체는 부여된 임무수행을 포함하여 운용 중에 발생할 수 있는 어떠한 바람직하지 않은 환경에 대해서도 대처할 수 있는 능력을 갖추는 것이 필수적이다. 항공우주연구원에서 개발 중인 무인항공기는 인공지능형을 지향하고 있으며 추진시스템은 회전익 모드와 고정익 모드를 겸용하는 틸트 로터 방식으로 엔진과 결합된 복잡한 동력전달시스템과 맞물려 운용 중 성능보장과 신뢰성 확보가 매우 중요하다. 특히 무인항공기의 운용은 인간이 직접 관여하는 것이 아니라 사전 프로그램 되거나 임무 비행 중 비행환경의 변화를 감지하고 임무에 맞도록 자율적으로 제어되어야 함으로 엔진 동작상태의 실시간 모니터링 기술과 함께 고장여부의 판단은 물론 사전예방이 가능토록 하는 고장진단 기술이 개발되어야 한다.

고장진단 기술은 엔진 운용시 외부 이물질 등의 흡입으로 압축기 블레이드의 일부 손상, 장기간 운용 시 발생할 수 있는 열응력, 열 부식에 의한 터빈 블레이드 손상, 동력 축 베어링 마모에 의한 축간 진동 및 파손 등 심각한 성능저하를 야기 시킬 수 있는 징후를 예측할 수 있는 기술이며 이는 엔진 각 부위에서 측정된 측정 파라미터(온도, 압력, 회전수, 연료소모량 등)을 분석하여 각 요소들의 성능 파라미터(효율, 질유량 등)의 저하 여부를 정량적으로 산출하는 것이다.

본 연구에서는 개발 중인 스마트 무인기 추진시스템인 PW206C 엔진의 성능진단을 위해 정상상태 성능해석 프로그램을 개발하고 신경회로망을 이용하여 압축기와 압축기 터빈의 손상을 진단할 수 있는 알고리즘을 제안하였다.

2. 연구대상 엔진

연구대상 엔진은 Pratt-Whitney 사의 206C 분리축 방식 터보축 엔진으로 1단 원심 압축기. 1단 압축기 터빈, 1단 동력터빈, 애눌러 형 연소기 챔버로 구성되었다. PW206C 터보축 엔진은 현재 한국항공우주연구원 (KARI : Korea Aerospace Research Institute)에서 개발 중인 틸트 로터 타입 스마트 무인기의 추진기관으로 선정되었으며 Fig. 1은 이 엔진의 개략도이다.

Table 1은 엔진 제작사에서 제공한 지상 정지 최대 이륙조건에서의 설계점 성능이다[8].

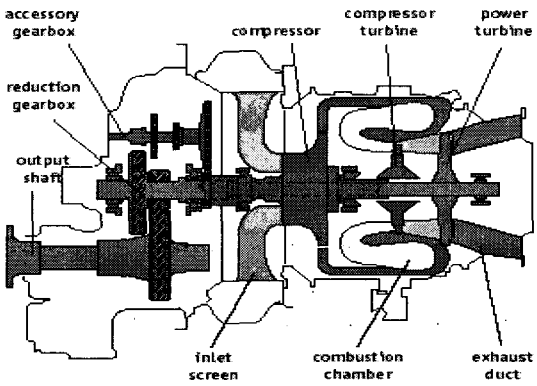

Fig. 1 Engine schematic diagram of PW206C turbo shaft engine

Table 1 The design performance data by engine manufacturer

Variable	Values
Atmospheric condition	Sea Level Static Standard Condition
Mass flow rate (kg/s)	2.004
Fuel flow rate (kg/s)	0.039
Compressor pressure ratio	7.912
Turbine inlet temperature (K)	1254.4
Shaft horse power (hp)	560.8
SFC (lbm/hp hr)	0.338
Gas generator rotational speed (100% RPM)	58900
Propeller rotational speed (100% RPM)	6120

* 조선대학교 항공우주공학과
** 한국항공우주연구원 스마트무인기 사업단
연락저자, E-mail: kijayoung@paran.com

3. 정상상태 성능해석 프로그램 개발

정상상태 성능해석에서는 질량보존 법칙과 에너지 보존 법칙이 적용되며 전 구성품의 성능은 구성품 성능도를 따라야 한다.

스마트 무인기용 PW206C 엔진은 지상 정지상태에서 최대 출력이 561hp로 제한하여 운용됨에 따라 Flat-rated 성능해석을 위해 출력이 561hp를 초과하게 되면 가스발생기 회전수를 감소시키는 알고리즘을 추가하였다.

Fig. 3에서 Fig. 5는 개발된 프로그램을 이용하여 가스발생기 회전수, 고도, 비행마하수 변화에 따른 성능해석을 수행하고 프로그램의 검증을 위해 엔진제작사에서 제공한 성능덱(EEPP : Engine Estimate Performance Program)과 비교한 결과이다.

가스발생기 회전수와 고도변화에 대한 비교결과를 살펴보면 최대오차율이 3% 이내로 프로그램의 타당성을 검증할 수 있었다. 비행마하수의 변화에 대한 성능을 살펴보면 성능덱의 해석 결과 출력이 561hp로 제한됨을 알 수 있다. 이에 개발 프로그램에 flat-rated 알고리즘을 적용한 결과 Fig. 6과 같다.

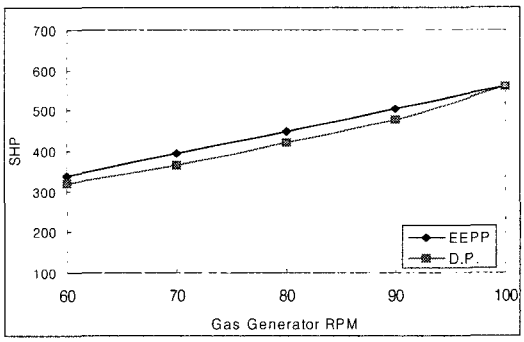

Fig. 3 Performance analysis results with varying gas generator RPM at sea level static

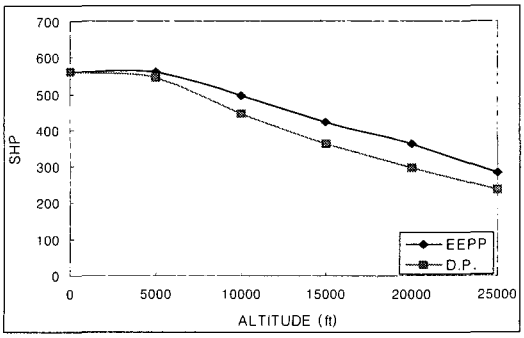

Fig. 4 Performance analysis results with varying altitude at 100% rpm and Mach No. 0

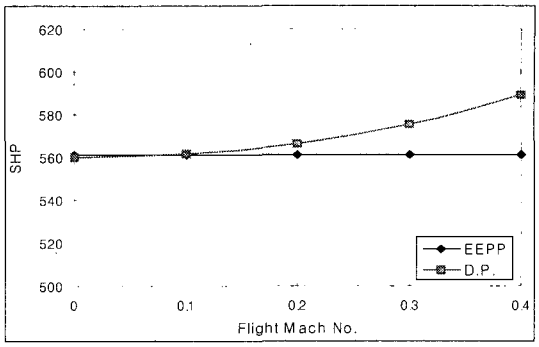

Fig. 5 Performance analysis results with varying flight Mach Number at 100% rpm and sea level

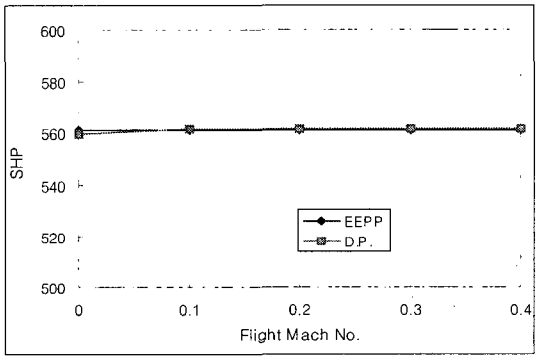

Fig. 6 Flat-rated performance analysis results with varying flight Mach Number

4. 신경회로망을 이용한 성능진단

압축기와 터빈의 단일 구성품 손상을 진단하기 위해 Table 2와 3과 같은 손상패턴을 신경회로망의 BPN(Back Propagation Network) 알고리즘을 이용하여 훈련하였다.

Diakunchak의 실험에 의하면 압축기 오염은 엔진의 질유량과 효율을 감소시키며 터빈 침식 또는 부식은 엔진 질유량의 증가와 효율 감소를 가져온다[9].

Table 2 Fault patterns for compressor fouling learning data set

	$\Delta\Gamma_{CO}$	$\Delta\eta_{CO}$	$\Delta\Gamma_{CT}$	$\Delta\eta_{CT}$	$\Delta\Gamma_{PT}$	$\Delta\eta_{PT}$
1	-1	-1	0	0	0	0
2	-2	-2	0	0	0	0
3	-3	-3	0	0	0	0
4	-4	-4	0	0	0	0
5	-5	-5	0	0	0	0

Table 3 Fault patterns for compressor turbine erosion learning data set

	$\Delta\Gamma_{CO}$	$\Delta\eta_{CO}$	$\Delta\Gamma_{CT}$	$\Delta\eta_{CT}$	$\Delta\Gamma_{PT}$	$\Delta\eta_{PT}$
1	0	0	+1	-1	0	0
2	0	0	+2	-2	0	0
3	0	0	+3	-3	0	0
4	0	0	+4	-4	0	0
5	0	0	+5	-5	0	0

BPN은 7개의 뉴런으로 이루어진 입력층과 1개의 은닉층, 6개의 뉴런으로 이루어진 출력층으로 구성되었다. 입력층의 7개 뉴런은 축마력(SHP), 연료유량(MF), 압축기출구압력(PT2), 압축기출구온도(TT2), 압축기터빈출구압력(PT4), 압축기터빈 출구온도(TT4), 동력터빈 출구온도(TT5)의 변화량을 나타내며 출력층의 6개 뉴런은 각각 압축기, 압축기 터빈, 동력터빈의 유량 및 효율변화를 나타낸다.

은닉층과 출력층의 전달함수로는 다음과 같은 시그모이드 함수와 선형함수를 이용하였다.

$$y = \frac{e^{\alpha x} - e^{-\alpha x}}{e^{\alpha x} + e^{-\alpha x}} \tag{1}$$

$$y = x \tag{2}$$

학습율은 학습의 속도를 높이면서 안정성을 갖도록 하기위해 오차가 감소하는 방향으로 학습이 진행될 경우 구간의 크기를 10%씩 증가시키고 오차가 증가되면 50% 감소시키며 네트워크를 훈련하였다. 또한 오차가 감소되는 경우에만 가중치를 갱신하도록 하였다. 네트워크 출력값과 목표값과의 오차는 다음과 같이 RMS로 정의하였다.

$$RMS\ error = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(y_n - T_n)^2}{n}} \tag{3}$$

훈련된 신경망을 이용하여 압축기 유량과 효율이 각각 3%, 1% 감소한 경우 손상 진단을 테스트한 결과가 다음 Fig. 7 및 Fig. 8과 같다. Fig. 7은 Table 2의 5개 손상패턴을 모두 훈련한 신경망을 이용한 결과이며 Fig. 8은 Table 2의 손상패턴 2를 이용하여 훈련한 결과이다.

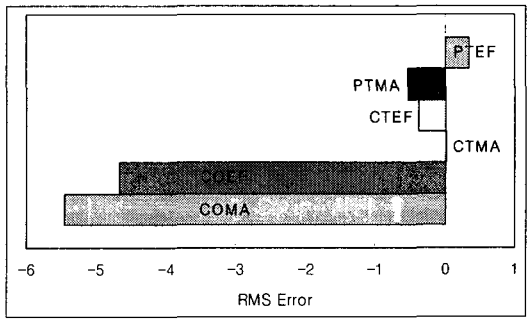

Fig. 7 Application result of neural network using fault pattern 1~5

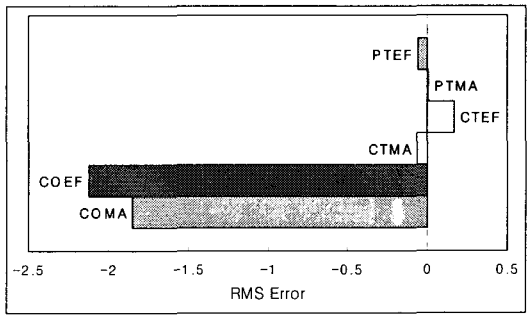

Fig. 8 Application result of neural network using fault pattern 2

결과를 살펴보면 압축기 유량과 효율이 감소하여 압축기에 오염이 발생하였음을 보여주고 있다. Fig. 8의 경우 Fig. 7보다 RMS 오차가 줄어들어 불필요한 데이터를 포함하여 신경망을 훈련할 경우 오차율이 커질 수 있는 가능성을 보이고 있다. Fig. 9는 압축기 터빈 유량이 3% 증가되고 효율이 1% 감소한 경우 손상 진단 결과는 다음과 같다. 이는 Table 3의 손상패턴 2를 가지고 훈련한 신경망을 적용한 결과이다.

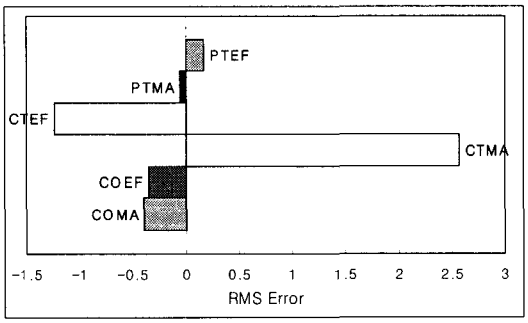

Fig. 9 Application result of neural network using fault pattern 2

진단 결과 압축기 터빈의 유량은 증가하고 효율은 감소하는 특성을 보여 압축기 터빈에서 침식이 발생하였음을 알 수 있다.

4. 신경회로망을 이용한 성능진단

스마트 무인기용 추진시스템 PW206C 엔진의 정상상태 성능해석 프로그램을 개발하고 해석결과를 제작사에서 제공한 성능덱 해석결과와 비교하였다. 가스발생기 회전수와 고도 변화에 따른 성능 비교 결과 최대 오차율 3% 이내에서 잘 일치함을 확인할 수 있었다. 엔진의 축마력이 지상정지상태에서 561hp로 제한되는 특성에 따라 비행마하수가 증가함에 따라 오차율이 커졌으나 축마력이 제한값을 초과하게 되면 가스발생기 회전수를 감소시키는 알고리즘을 적용하여 프로그램의 신뢰성을 검증하였다.

개발된 정상상태 성능해석 프로그램을 이용하여 가상 엔진 손상에 대한 데이터를 획득하고 신경망을 이용하여 훈련하였다. 훈련에는 BPN(Back Propagation Network)를 적용하였으며 압축기와 압축기터빈의 단일 손상의 경우에 적용한 결과 오염과 침식의 손상을 효과적으로 탐지함을 확인할 수 있었다.

후 기

이 연구는 산업자원부 지원으로 수행하는 21세기 프론티어 기술개발사업(스마트무인기기술개발사업의 일환으로 수행되었습니다.

참 고 문 헌

1. Urban, L.A., "Gas Path Analysis Applied to turbine Engine Condition Monitoring", J. of Aircraft, Vol. 10, No. 7, pp. 400~406, 1972
2. Esher, P.C., "An Object-Oriented Gas Path Analysis Computer Program for General Applications", Ph. D Thesis, 1995
3. MacDonald, S., "A Dynamic Simulation of the GE-F404 Engine for the Purpose of Engine Health Monitoring", MSc Thesis, 1993
4. Boucherma, M., "Turbo-Generator Fault-Detection and Diagnosis Based on Artificial Neural Networks", Ph. D Thesis, 1994
5. Ji Zhou, "Intelligent Fault Diagnosis with Application to Gas Turbine Engines", Ph. D Thesis, 1998
6. DePold, H.R., and et al, "The Application of Expert System and Neural Networks to Gas Turbine Prognostics and Diagnostics", Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, Vol. 12, 1999
7. Gulati, A and et al, "Gas Turbine Engine and Sensor Multiple Operating Point Analysis Using Optimization Techniques", AIAA-2000- 3716, 2000
8. "EECP((Estimated Engine Performance Program) Manual", Pratt-Whiteny
9. Diakunchak, I.S., "Performance Deterioration in Industrial Gas Turbines", Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, Vol. 114, pp. 161~167, 1992