

스마트 무인기 추진시스템의 주요 구성품 손상 탐지에 관한 연구

공창덕* · 김주일* · 기자영** · 고성희** · 최인수** · 이창호***

A Study on Fault Detection of Main Component for Smart UAV Propulsion system

Changduk Kong* · Juil Kim* · Jayoung Ki** · Seonghee Kho** · Insoo Choe** · Changho 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). The measurement parameters of Smart UAV propulsion system are gas generator rotational speed, power turbine rotational speed, exhaust gas temperature and torque. But two measurement such as compressor exit pressure and compressor turbine exit temperature were added because they were difficult each component diagnostics using the default measurement parameter. The performance parameters for the estimate of component performance degradation degree are 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 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.

스마트 무인기 추진시스템에서 계측되는 성능변수는 가스발생기 회전속도, 동력터빈 회전속도, 배기 가스 온도, 토크 등 4개이다. 그러나 이러한 4개 계측변수로는 각 구성품의 손상 진단이 어려운 관계로 압축기 출구 압력 및 압축기 터빈 출구 온도를 포함한 6개의 계측변수를 진단에 이용하였다. 구성품 성능저하량을 판단하는 성능파라미터는 압축기, 압축기 터빈, 동력 터빈의 유량함수 및 효율이다. 신경망을 훈련하고 테스트하기 위한 데이터베이스는 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 Diagnostic(성능진단), Neural Network(신경회로망)

1. 서 론

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 기술이다.

엔진 주요 구성품의 실시간 상태진단은 주로 모델 기반(Model Based) 방법이 이용된다. 이는 결합이 없는 엔진의 성능모델링을 만들고 측정된 파라미터(온도, 압력, 회전수, 연료소모량 등)의 값을 기준 성능과 비교하여 각 요소들의 성능 파라미터(효율, 질유량 등)의 저하 여부를 정량적으로 산출하는 것이다. 최근에는 이러한 상태진단의 성능향상을 위해 인공지능 이론을 접목하여 수행하고 있다.

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

2. 연구대상 엔진

연구대상 엔진은 Pratt-Whitney 사의 206C 분리축 방식 터보축 엔진으로 1단 원심 압축기, 1

단 압축기 터빈, 1단 동력터빈, 애놀러 형 연소기 챔버로 구성되었다. PW206C 터보 축 엔진은 현재 한국항공우주연구원 (KARI : Korea Aerospace Research Institute)에서 개발 중인 틸트 로터 타입 스마트 무인기의 추진기관으로 선정되었으며 엔진 제작사에서 제공한 지상 정지 최대 이륙조건에서의 설계점 성능은 Table 1과 같다[1].

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 (kW)	418.2
SFC (kg/kW hr)	0.2056
Gas generator rotational speed (100% RPM)	58900
Propeller rotational speed (100% RPM)	6120

3. 상태진단을 위한 신경회로망 학습

신경회로망을 이용하여 진단을 수행하기 위해서는 먼저 신경회로망의 훈련이 필요하며 이는 다양한 엔진 운용 환경을 반영하는 학습 데이터들을 요구한다. 학습 데이터는 실제 엔진 운용 중에 발생하는 손상 데이터들이 가장 실질적이나 항공기의 개발단계에서는 이러한 데이터를 확보하기 어려운 관계로 성능 모델링을 통한 모사에 의존하게 된다. 따라서 보다 실제 엔진에 가까운 모델링이 요구되며 다양한 운용 환경에서의 성능해석을 수행하게 된다. 이때 상태진단은 일반적으로 엔진의 정상상태에서의 성능저하 정도를 분석하여 수행되므로 진단에 앞서 정상상태 성능해석을 수행하였다.

정상상태 성능해석에서는 질량보존 법칙과 에

* 조선대학교 항공우주공학과

** 이지가스터빈 R&D (주)

연락처, E-mail: radems@ezgtc.com

*** 한국항공우주연구원 스마트무인기 사업단

너지 보존 법칙이 적용되며 전 구성품의 성능은 구성품 성능도를 따라야 한다. 주요 구성품의 성능도는 그 엔진의 특성을 반영하는 것으로 모델링의 정확도는 성능도에 크게 의존한다.

본 연구에서는 PW206C 엔진의 보다 정확한 성능예측을 위해 성능덱 프로그램 해석 결과를 통해 압축기 성능도를 역으로 식별하여 적용하였다.

압축기 성능도는 각 엔진 회전수에 따른 압력비, 유량함수, 효율의 관계로 나타내어진다. 먼저 각 회전수에서 유량함수와 압력비 값을 EEPP (Estimated Engine Performance Program)으로부터 계산하였다. 유량함수와 압력비의 함수는 다음과 같은 함수 관계를 갖는다.

$$MFP_N = aPR^3 + bPR^2 + cPR + d \quad (1)$$

효율과 관련된 성능 데이터는 EEPP로부터 얻기 어려운 관계로 유사 엔진의 값으로 고정하였다.

먼저 각 회전수에서 얻어진 유량함수, 압력비를 이용해 공개된 압축기 성능도를 회전수별로 스케일링 하였다. 이는 성능도의 대략적인 형태를 정의하여 유전알고리즘을 통한 a, b, c, d를 보다 빠르게 얻기 위함이다.

식 (1)의 미계수인 a, b, c, d를 찾아내기 위해 단순 유전알고리즘을 적용하였다. 다양한 조건에서의 계산을 통해 식 (1)로부터 'n'개의 데이터군을 형성하고 다음과 같은 목적함수의 절대값이 최소가 되도록 한다.

$$\text{Objetfuc} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n \text{error}_i^2}{n}} \quad (2)$$

여기에서 'error'는 임의 a, b, c, d에 대한 퍼센트 오차이다.

본 연구에서는 각 회전수에 대해 대략적으로 스케일링된 데이터 중 2개 점과 성능덱을 통해 얻어진 유량함수-압력비 데이터를 유전알고리즘의 참고 데이터로 이용하였다. Fig. 1은 적용된 유전알고리즘의 순서도이다. 60%, 70%, 80%, 90% 회전수의 유량함수-압력비 함수관계도 이와 같은 방법으로 구하였다[2].

Table 2는 각 회전수에서의 미계수 값이다.

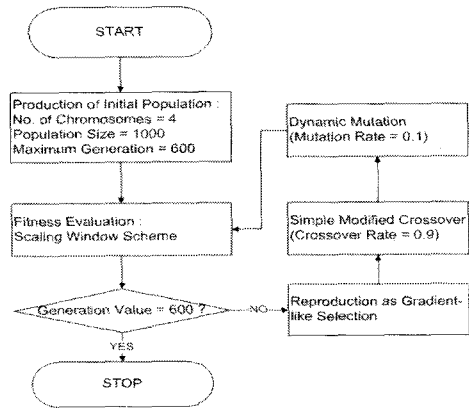


Figure 1. Flow chart of genetic algorithm

Table 2 The coefficient from GAs algorithms

% RPM	a	b	c	d
60	-5.628	59.151	-205.21	240.498
70	-13.675	160.731	-626.19	815.302
80	-17.90	219.90	-895.80	1119.0
90	-15.00	187.60	-777.30	1077.40
100	-6.186	77.442	-322.41	454.25

유전알고리즘을 이용하여 새롭게 생성된 압축기 성능도는 Fig. 2와 같다.

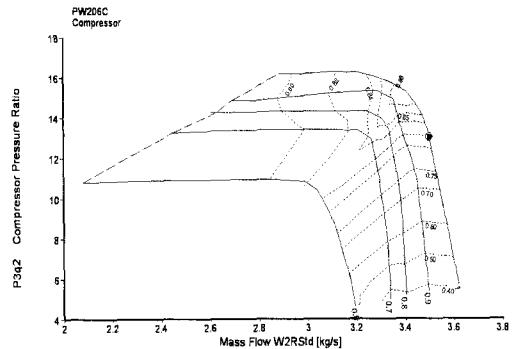


Figure 2. PW206C Compressor map

신경망 훈련을 위한 학습데이터 확보를 위한 성능해석에는 상용프로그램인 GASTURB 9.0을 이용하였으며 압축기 터빈 성능도와 동력터빈 성능도는 GASTURB에서 제공하는 NASAGV61 엔진과 NASAGV68 엔진의 성능도를 각각 이용하였다[3].

4. 신경회로망을 이용한 성능진단

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

Table 3. 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 4. 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

Diakunchak의 실험에 의하면 압축기 오염은 엔진의 질유량과 효율을 감소시키며 터빈 침식 또는 부식은 엔진 질유량의 증가와 효율 감소를 가져온다[4].

PW206C 엔진의 기본 계측 파라미터는 가스발생기 로터 회전수, 동력터빈 회전수, 토오크, 배기가스 온도 등이다. 그러나 진단을 위해 압축기 출구 압력 및 압축기 터빈 출구 온도 등 2개의 계측 파라미터를 추가하여 BPN 입력층에 6개 뉴런을 적용하였다. 출력층은 성능 파라미터로 압축기, 압축기터빈, 동력터빈의 유량함수 및 효율 등 6개 뉴런으로 구성된다.

네트워크 출력값과 목표값과의 오차는 다음과 같이 RMS로 정의하였다.

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

훈련된 신경망을 이용하여 설계점 운용영역에

서 임의의 성능저하에 대한 진단을 수행한 결과 압축기 오염과 터빈 침식과 같은 단일 손상을 정량적으로 진단할 수 있었다.

5. 결 론

스마트 무인기용 추진시스템 PW206C 엔진의 성능진단을 위해 모델기반 신경회로망 알고리즘을 적용하였다. 정확한 성능모델을 위해서는 구성품 성능도가 중요하므로 유전알고리즘을 이용하여 제작사에서 제공한 성능테 데이터로부터 압축기 성능도를 식별하는 연구를 선행하였다. 상용프로그램을 이용하여 신경회로망의 훈련에 이용할 학습데이터를 확보하고 BPN(Back Propagation Network)를 적용하여 훈련하였다. 설계점 운용영역인 지상정지 상태에서의 단일 구성품 손상 진단에 본 연구에서 제안한 알고리즘을 적용한 결과 압축기 오염과 터빈 침식에 따른 성능저하를 정량적으로 탐지함을 확인할 수 있었다.

후 기

이 연구는 산업자원부 지원으로 수행하는 21세기 프론티어 기술개발사업(스마트무인기기술개발사업)의 일환으로 수행되었습니다.

참 고 문 헌

1. "EECP(Estimated Engine Performance Program) Manual", Pratt-Whitney
2. Kong. C.D., Ki, J.Y., Lee, C.H., 2006, "Components Map Generation of Gas Turbine Engine Using Genetic Algorithms and Engine Performance Deck Data", Proceedings of ASME Turbo Expo 2006, GT-2006-90975
3. Kurzke, J., 2001, "Manual GASTURB 9.0 for Windows, Technical Report
4. Diakunchak, I.S., "Performance Deterioration in Industrial Gas Turbines", Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, Vol. 114, pp. 161~167, 1992