스마트 무인기용 가스터빈 엔진의 탈설계 영역 구성품 손상 진단에 관한 연구

공창덕* · 고성희** · 기자영*** · 이창호****

A Study on Fault Detection of Off-design Performance for Smart UAV Propulsion System

Changduk Kong* · Seonghee Kho** · Jayoung Ki*** · Changho Lee****

ABSTRACT

In this study a model-based diagnostic method using the Neural Network was proposed for PW206C turbo shaft engine and performance model was developed by SIMULINK. Fault and test database to build the NN was obtained at various off-design operating range such as flight altitude, flight Mach number and gas generator rotational speed variation. According to the fault detection analysis results, it was confirmed that the proposed fault detection method could find well the fault of compressor, compressor turbine and power turbine at on-design point as well as off-design point conditions.

초 록

본 연구에서는 모델 기반(Model-Based) 성능진단에 신경회로망을 적용하였고, SIMULINK를 이용하여 PW206C 터보축 엔진의 모델링을 수행하였다. 비행 고도, 비행 마하수, 가스발생기 회전수에 따른 다양한 운용영역의 성능데이터를 base로 하여 압축기, 압축기터빈, 동력터빈의 성능 저하에 대한 학습 데이터를 획득하고 역전파(Back Propagation Network)를 이용하여 훈련 하였다. 설계점 및 탈설계 영역에서 압축기, 압축기터빈, 동력터빈의 단일 손상 탐지를 수행한 결과 손상된 구성품을 비교적 잘 탐지함을 확인할 수 있었다.

Key Words: SIMULINK(시뮬링크), Neural Network(신경회로망), Performance Analysis(성능 해석), Genetic Algorithm(유전알고리즘)

† 2007년 5월 28일 접수 ~ 2007년 6월 14일 심사완료
* 종신회원, 조선대학교 항공우주공학과
** 정회원, 조선대학교 항공우주공학과
*** (주)이지가스터빈 R&D
**** 한국항공우주연구원 스마트무인기 기술개발사업단
연락저자, E-mail: habari@paran.com

1. 서 론

엔진 성능진단은 엔진 운용 시 외부 이물질 등의 흡입으로 압축기 블레이드의 일부 손상, 장

기간 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 예측하기 위해 수행된다.

엔진 주요 구성품의 실시간 상태진단은 주로 모델 기반(Model Based) 방법이 이용된다. 이는 결함이 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[1]. 최근에는 이러한 상태진단의 성능향상을 위해 인공지능 이론을 접목하여 수행하고 있다.

본 연구에서는 개발 중인 스마트 무인기 추진시스템인 PW206C 엔진의 모델 기반 성능진단을 위해 SIMULINK로 모델링을 수행하고 정확한 성능 해석을 위해 유전 알고리즘으로 생성한 구성품 성능선도를 사용하였다[2-4]. 또한 비행고도, 비행 마하수, 가스발생기 회전수에 따른 다양한 운용영역의 성능을 데이터베이스로 하여 압축기, 압축기터빈, 동력터빈의 성능 저하에 대한 학습 데이터를 획득하고 신경회로망의 역전파 알고리즘을 이용하여 훈련 하였다. 설계점 및 탈설계 영역에서 압축기, 압축기터빈, 동력터빈의 손상 탐지를 수행한 결과 손상된 구성품을 비교적 잘 탐지함을 확인할 수 있었다.

구성품의 성능저하는 압축기 오염, 압축기터빈 및 터빈 침식 등이 단일 구성품에서 발생하는 것으로 가정하였다.

2. 연구대상 엔진

연구대상 엔진은 Pratt-Whitney 사의 PW206C 분리축 방식 터보축 엔진으로 Fig. 1과 같이 1단 원심 압축기, 1단 압축기 터빈, 1단 동력터빈, 애뉼러 형 연소기 챔버 등으로 구성되어 있다. PW206C 터보축 엔진은 현재 한국항공우주연구원 (KARI : Korea Aerospace Research Institute)에서 개발 중인 틸트 로터형 스마트 무인기의 추진기관으로 선정되었으며 곧 국내에서 지상시험 할 예정이다.

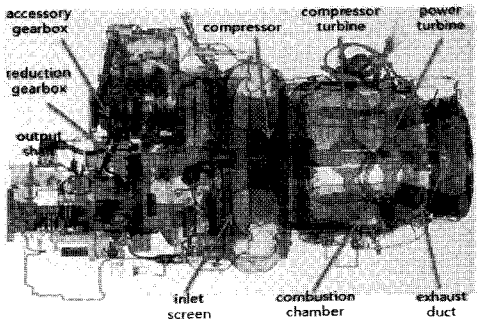

Fig. 1 Engine schematic diagram of PW206C turbo shaft engine

Table 1은 KARI 스마트무인기 기술개발사업단에서 제공한 추진시스템의 운용조건 이고, Table 2는 엔진 제작사에서 제공한 지상 정지 최대 이륙조건에서의 설계점 성능이다[5].

Table 1. Operating range of propulsion system required by KARI

Gas Generator RPM	65% ~ 100%
Altitude (ft)	0 ~ 15000
Flight Mach No.	0 ~ 0.4

Table 2. Design Performance data provided 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. 모델 기반 성능진단을 위한 추진시스템 성능 모델링

3.1 하이브리드 기법을 이용한 구성품 성능선도 생성

본 연구에서 제안된 하이브리드 기법은 기 제안한 시스템 확인 기법과 유전 알고리즘을 사용하여 구성품 성능선도를 생성할 수 있는 기법이고, Fig. 2에 구성품 성능선도 생성 방법 순서를 나타내었다.

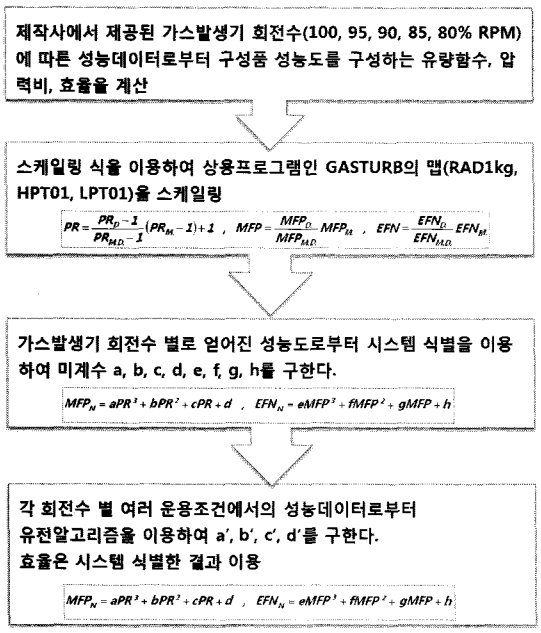

Fig. 2 Component map generation process using hybrid intelligent method

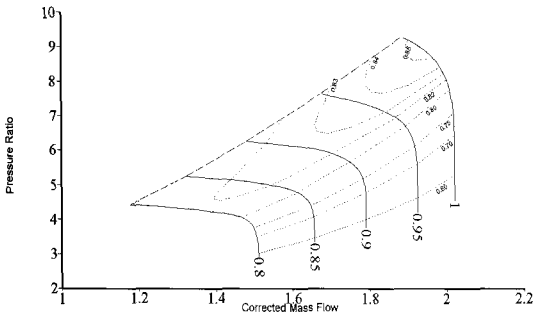

Fig. 3 Generated compressor map by hybrid intelligent method

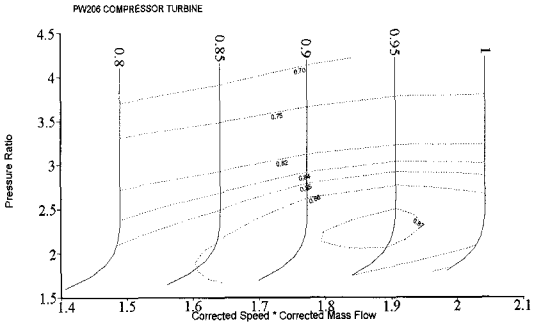

Fig. 4 Generated compressor turbine map by hybrid intelligent method

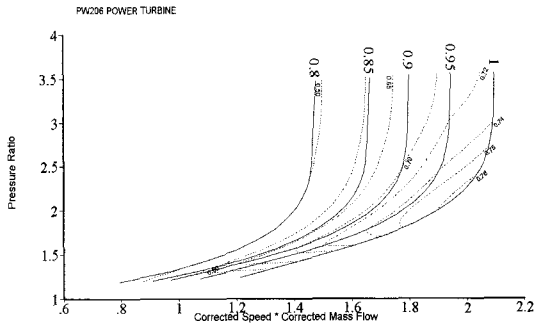

Fig. 5 Generated power turbine map by hybrid intelligent method

Figure 2와 같은 순서로 구한 각 구성품 성능선도를 Fig. 3, 4, 5에 각각 나타내었고 구성품 성능선도의 데이터는 SIMULINK를 이용한 PW206C 성능 모델링에 사용되었다.

3.2 SIMULINK 엔진 모델링

Figure 6은 PW206C 터보축 엔진을 SIMULINK로 모델링한 그림이다. 대기조건(AMBIENT), 흡입구(INTAKE), 압축기(COMPRESSOR), 연소기(COMBUSTOR), 압축기 터빈(COMPRESSOR TURBINE), 동력터빈(POWER TURBINE)으로 구성된 구성품을 서브시스템 블록으로 모듈화 하여 표현하였고, 각 서브시스템 블록에는 관련 수식과 데이터로 구성되어 있다[6].

SIMULINK 모델의 성능해석 결과는 제작사에

서 제공한 성능덱 데이터와 비교하여 Fig. 7에 나타내었다. 성능해석 결과 가스발생기 회전수 전 구간에서 공기유량의 평균오차는 1.2%, 연료유량은 1.5%, 출력은 2% 정도였다.

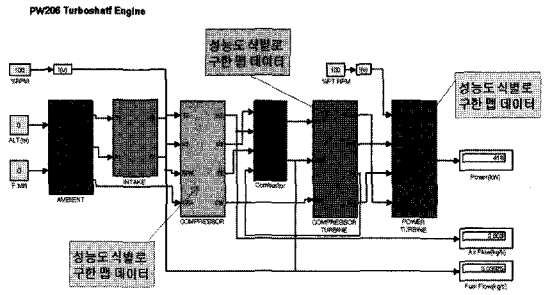

Fig. 6 SIMULINK model of PW206C Turboshaft engine

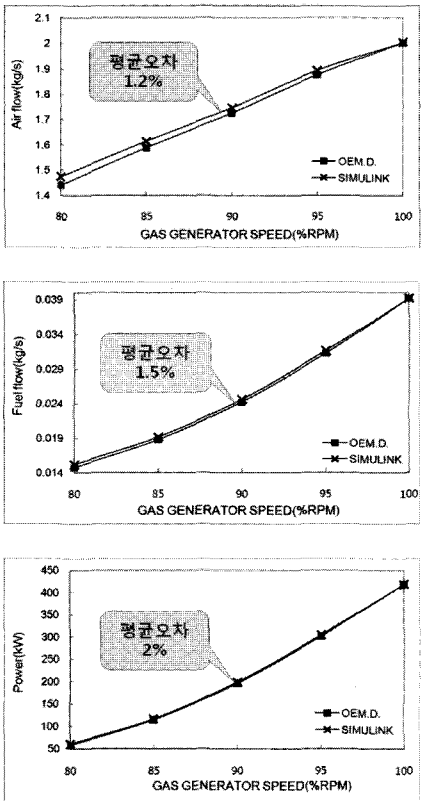

Fig. 7 SIMULINK model analysis results with varying gas generator speed at sea level static standard atmospheric condition

4. 성능 진단을 위한 신경회로망 알고리즘

신경회로망을 이용한 성능 진단을 위해서는 먼저 다양한 운용환경에서의 손상에 관한 학습 데이터가 필요하다. 진단 시스템의 초기 개발단계에서는 실제 엔진의 운용데이터를 얻을 수 없으므로 시뮬레이션 데이터를 이용한다. 본 연구에서도 Table 3과 같은 운용조건에서 Table 4와 같은 가상 손상을 주고 195개의 학습 데이터 set을 획득하였다.

Table 3. Operating range for learning data set acquisition

Gas generator rpm (at Alt.= 0 m, MN= 0)	80%, 85%, 90%, 95%, 100%
Altitude (at 100% rpm, MN= 0.2)	1524 m, 3048 m, 4572 m, 6096 m, 7629 m
Flight Mach No. (at 100% rpm, Alt.=6096 m)	0.1, 0.2 ,0.3, 0.4

Table 4. Assumed component performance degradation

Compressor fouling		Comp. turbine erosion		Power turbine erosion	
MFP	η	MFP	η	MFP	η
-1%	-1%	+1%	-1%	+1%	-1%
-2%	-2%	+2%	-2%	+2%	-2%
-3%	-3%	+3%	-3%	+3%	-3%
-4%	-4%	+4%	-4%	+4%	-4%
-5%	-5%	+5%	-5%	+5%	-5%

PW206C 엔진의 계측 파라미터는 SHP, MF, P2, T2, P4, T4, T5 등 7개 변수이며 성능파라미터는 압축기, 압축기터빈, 동력터빈의 유량함수(MFP) 및 효율(η) 등 6개 변수이다.

네트워크 출력값(y_i)과 목표값(T_i)과의 오차는 다음과 같이 RMS로 정의하였다.

$$RMS\ error = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i - T_i)^2}{n}}$$

학습된 신경회로망을 이용하여 다음과 같은 조건에서 진단을 수행하고 진단 알고리즘을 테스트 하였다.

1. 지상, 비행 마하수 0.1, 가스발생기 회전수 80%
2. 고도 6096 m, 비행 마하수 0.2, 가스발생기 회전수 90%
3. 고도 6096 m, 비행 마하수 0.3, 가스발생기 회전수 100%

테스트 손상 패턴은 압축기 오염으로 유량은 3%, 효율은 2% 저하된 경우와 터빈 침식으로 인해 유량 3% 증가, 효율 2% 저하가 발생한 경우를 가정하였다.

Figure 8은 지상, 비행 마하수 0.1, 가스발생기 회전수 80%에서 주요구성품의 단일 손상을 탐지한 결과이다.

Figure 9는 고도 6096 m, 비행 마하수 0.2, 가스발생기 회전수 90%에서 주요구성품의 단일 손상을 탐지한 결과이다.

Figure 10은 고도 6096 m, 비행 마하수 0.3, 가스발생기 회전수 100%에서 주요구성품의 단일 손상을 탐지한 결과이다.

그림에서 COMA, COEF, CTMA, CTEF, PTMA, PTEF는 각각 압축기 유량, 압축기 효율, 압축기터빈 유량, 압축기터빈 효율, 동력터빈 유량, 동력터빈 효율을 의미한다.

결과를 살펴보면 제안된 신경회로망 알고리즘을 이용하여 여러 탈설계 영역에서 압축기의 유량과 효율 감소, 터빈의 유량증가와 효율 감소로 압축기 오염과 터빈 침식에 의한 성능저하를 비교적 잘 탐지함을 확인할 수 있었다.

5. 결 론

개발 중인 스마트 무인기 추진시스템인 PW206C 엔진의 모델 기반 성능진단을 위해 SIMULINK로 모델링을 수행하고 정확한 성능해석을 위해 유전 알고리즘으로 생성한 구성품 성능선도를 사용하였다.

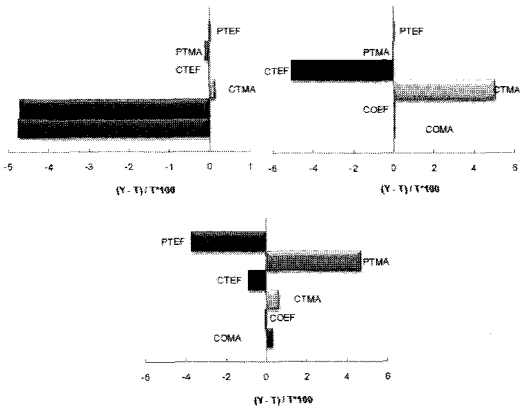

Fig. 8 The result of performance diagnostics at sea level, MN = 0.1 and 80% rpm

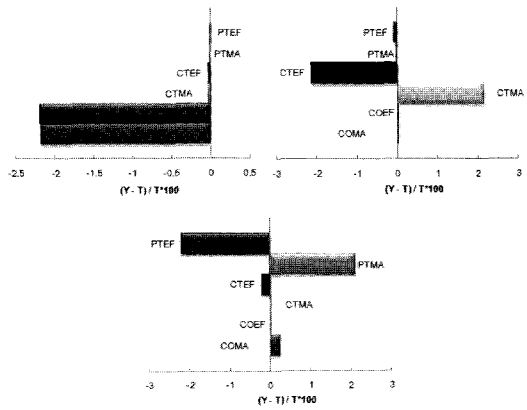

Fig. 9 The result of performance diagnostics at Alt.= 6096 m, MN = 0.2 and 90% rpm

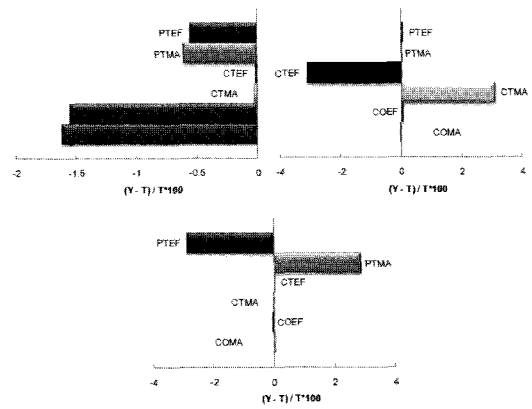

Fig. 10 The result of performance diagnostics at Alt.= 6096 m, MN = 0.3 and 100% rpm

신경회로망의 훈련을 위한 데이터베이스를 위해 다양한 탈설계 조건에서 압축기 오염과 터빈 침식으로 인한 손상을 가정하고 시뮬레이션을 이용하여 저하된 성능 데이터를 수집하였다. 훈련된 신경회로망을 이용하여 압축기 오염으로 인한 유량 3% 저하, 2% 효율 저하에 대한 진단을 수행한 결과 여러 탈 설계 작동 조건에서 손상된 구성품을 잘 탐지함을 확인할 수 있었다. 압축기 터빈과 동력터빈에 침식이 발생하여 3% 유량 증가, 2% 효율 감소가 발생한 경우를 가정하고 진단 알고리즘을 적용한 결과에서도 만족할만한 진단 결과를 얻을 수 있었다.

참 고 문 헌

1. Diakunchak, I.S., "Performance Deterioration in Industrial Gas Turbines", Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, Vol. 114, 1992, pp.161-167
2. 공창덕, 고성희, 기자영, "하이브리드 기법을 이용한 가스터빈 엔진의 압축기 성능선도 생성에 관한 연구", 한국추진공학회지, 제10권 4호, 2006, pp.54-60
3. Kong, C.D. and Ki, J.Y., 2003, "A New Scaling Method for Component Maps of Gas Turbine Using System Identification ", J. of Engineering for Gas Turbines and Power, Vol. 125, Number
4. Jin, G.G., 2000, "Genetic Algorithms and Their Applications", Kyowoo Press.
5. "EECP(Estimated Engine Performance Program) Manual", Pratt-Whiteny
6. "Simulink for System and Algorithm Modeling", The MathWorks Training Services