

# 신경회로망을 이용한 스마트 무인기용 가스터빈 엔진의 성능진단에 관한 연구

공창덕\* · 기자영\*\* · 이창호\*\*\*

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

Changduk Kong\* · Jayoung Ki\*\* · 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 is being developed by KARI (Korea Aerospace Research Institute). For learning the NN(Neural Network), a BPN(Back Propagation Network) with one hidden, one input and one output layer was used. The input layer has seven neurons: variations of measurement parameters such as SHP, MF, P2, T2, P4, T4 and T5, and the output layer uses 6 neurons: degradation ratios of flow capacities and efficiencies for compressor, compressor turbine and power turbine, respectively. Database for network learning and test was constructed using a gas turbine performance simulation program. From application of the learned networks to diagnostics of the PW206C turboshaft engine, it was confirmed that the proposed diagnostics algorithm 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 학습시키기 위해 이용되었다. 입력층은 7개의 뉴런을 가지는데 SHP, MF, PT2, TT2, PT4, TT4 및 TT5와 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)

† 2005년 11월 23일 접수 ~ 2006년 3월 31일 심사완료

\* 종신회원, 조선대학교 항공우주공학과

\*\* 정회원, 조선대학교 항공우주공학과

\*\*\* 한국항공우주연구원 스마트무인기기술개발사업단  
연락처, E-mail: kijayoung@paran.com

## Nomenclature

COEF	Compressor Efficiency
COMA	Compressor Mass Flow
CTEF	Compressor Turbine Efficiency
CTMA	Compressor Turbine Mass Flow
MF	Fuel Flow
PTEF	Power Turbine Efficiency
PTMA	Power Turbine Mass Flow
PT2	Compressor Exit Pressure
PT4	Compressor Turbine Exit Pressure
SHP	Shaft Horse Power
TT2	Compressor Exit Temperature
TT4	Compressor Turbine Exit Temperature
TT5	Power Turbine Exit Temperature
$T_n$	Implanted Fault (%)
$n$	Neuron Number of Output Layer
$y_n$	Detected Fault (%)
$\Delta\Gamma$	Variation of Mass Flow Rate (%)
$\Delta\eta$	Variation of Efficiency (%)

## 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 자율적으

로 제어되어야 함으로 엔진 동작상태의 실시간 모니터링 기술과 함께 고장여부의 판단은 물론 사전예방이 가능토록 하는 고장진단 기술이 개발되어야 한다.

고장진단 기술은 엔진 운용 시 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)를 분석하여 각 요소들의 성능 파라미터(효율, 질유량 등)의 저하 여부를 정량적으로 산출하는 것이다.

주요 구성품의 상태진단을 위해 Urban(1972)는 공기와 연소가스가 통과하는 구성품의 효율 감소와 질유량의 변화량으로 엔진성능을 예측하는 방법인 선형 GPA (Gas Path Analysis) 이론을 제시하였다[1]. 이 방법은 고장 시 엔진 전체의 성능과 운용에 치명적인 영향을 미치는 주요 구성품(압축기, 연소기, 터빈 등)의 상태를 정량적으로 분석하여 주요구성품의 상태를 진단하고 고장의 원인을 예측한다. 그 후로 GPA 기법의 성능을 향상시키기 위한 연구들이 활발히 진행되어 Esher(1995)는 선형 GPA 기법의 한계를 극복하기 위한 비선형 GPA 기법을 제안하고 임의 엔진에 적용할 수 있는 비선형 GPA 기법을 이용한 객체지향 프로그램을 개발하였다[2]. MacDonald(1993)는 GE-F404 엔진의 EHM (Engine Health Monitoring)을 위한 동적거동 모사에 관한 연구를 수행하였으며 천이상태에서의 GPA를 수행하고 그 결과를 제어기와 연계하는 알고리즘을 제시하였다[3].

성능진단에 인공지능 이론을 적용함으로써 진단 시스템의 성능을 향상시키기 위한 연구도 다수 진행되었는데 Vivian(1995)은 GPA 기법에 KBS(Knowledge Based System)를 적용한 가스터빈 엔진의 진단 전문가 시스템 개발에 관한 연구를 수행하였으며[4], Boucherma(1994)는 신경

회로망 이론을 이용한 터보 제너레이터의 손상 탐지와 진단에 관한 연구를 수행하였다[5]. Zhou(1998)는 퍼지논리를 이용하여 엔진 손상을 탐지하고 신경회로망 이론을 적용하여 진단과 손상 패턴을 분류하는 지능형 진단 시스템의 개발에 관한 연구 결과를 발표하였으며[6], DePold(1999)는 진단을 위해 신경회로망을 이용하고 엔진의 상태를 예측할 수 있는 전문가 시스템에 관한 연구를 수행하였다[7]. Gulati(2000)는 유전 알고리즘을 이용하여 가스터빈 엔진과 센서의 손상을 복합적으로 진단할 수 있는 최적화 이론을 제시하였으며[8], 가스터빈 엔진의 3대 제조회사인 Rolls-Royce, Pratt & Whitney, General Electric사에서는 이미 1980년대부터 이러한 통합 진단시스템에 관한 중요성을 인식하고 COMPASS, SHERLOCK과 같은 진단 시스템을 개발하여 운용하고 있다.

본 연구에서는 개발 중인 스마트 무인기 추진 시스템인 PW206C 엔진의 성능진단을 위해 정상 상태 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 구동용 터빈, 1단 동력터빈, 애널리형 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[9].

### 3. 정상상태 성능해석 프로그램 개발

정상상태 성능해석에서는 질량보존 법칙과 에

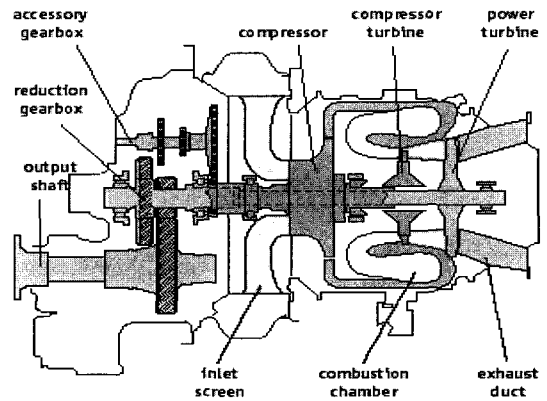


Fig. 1 Engine schematic diagram of PW206C turbo shaft engine

Table 1. The design performance data supplied 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

너지 보존 법칙이 적용되며 다음과 같은 제반 조건을 만족하여야 한다.

- 1) 전 구성품의 유량은 일정해야 한다.
- 2) 압축기와 같은 로터 축으로 연결된 압축기 터빈의 일은 같아야 한다.
- 3) 압축기와 같은 로터 축으로 연결된 터빈의 회전수는 같아야 한다.
- 4) 전 구성품의 성능은 구성품 성능도를 따른다.

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.

Figure 2는 정상상태 성능해석 프로그램의 순서도이다[10].

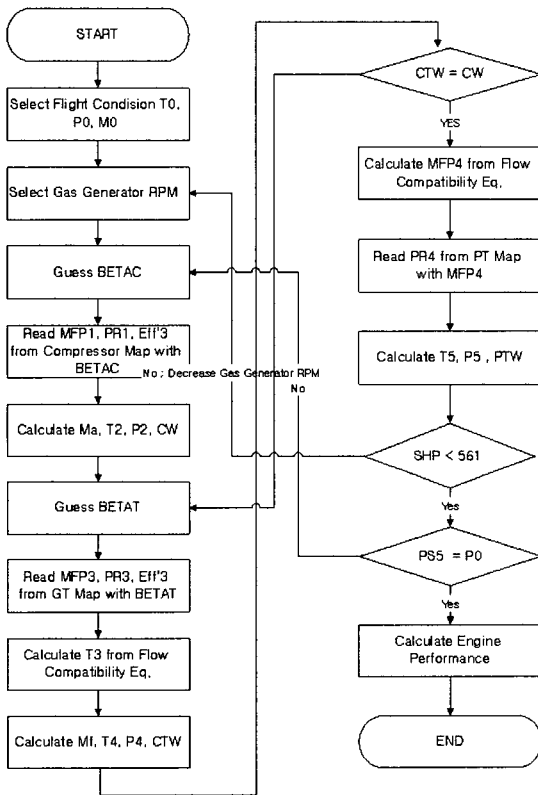


Fig. 2 Flow chart for steady-state performance simulation program

Figure 3에서 Fig. 5는 개발된 프로그램을 이용하여 가스발생기 회전수, 고도, 비행 마하 수 변화에 따른 성능해석을 수행하고 프로그램의 검증에 위해 엔진제작사에서 제공한 성능덱 (EPPP : Engine Estimate Performance Program) 과 비교한 결과이다.

가스발생기 회전수와 고도변화에 대한 비교결

과를 살펴보면 최대오차율이 3% 이내로 프로그램의 타당성을 검증할 수 있었다. 비행마하수의 변화에 대한 성능을 살펴보면 성능덱의 해석 결과 출력이 561hp로 제한됨을 알 수 있다. 개발된 프로그램에 flat-rated 알고리즘을 적용한 결과는 Fig. 6과 같다.

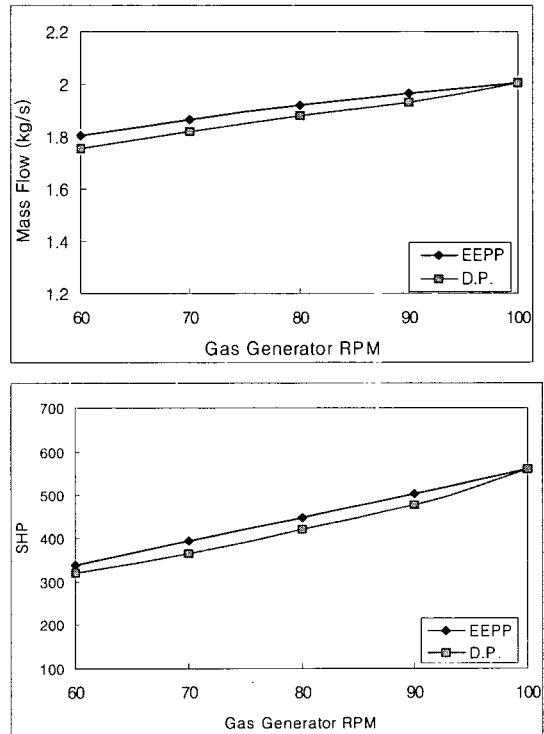
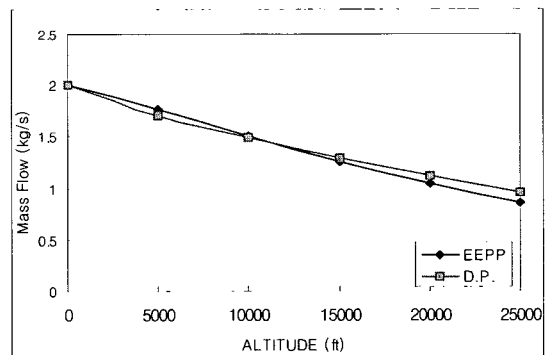


Fig. 3 Performance analysis results with varying gas generator RPM at sea level static



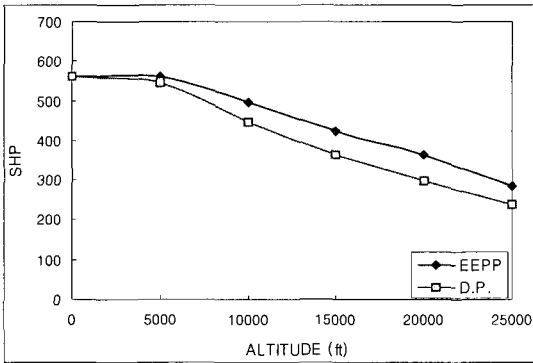


Fig. 4 Performance analysis results with varying altitude at 100% rpm and static

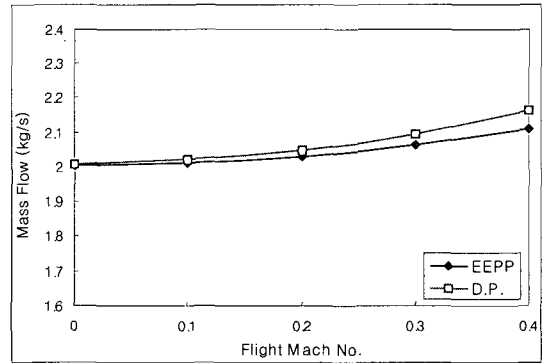


Fig. 6 Flat-rated performance analysis results with varying flight Mach Number

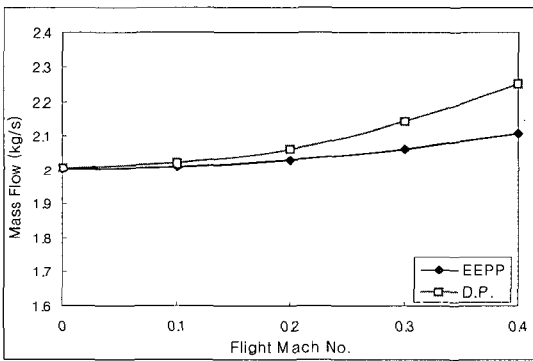


Fig. 5 Performance analysis results with varying flight Mach Number at 100% rpm and sea level

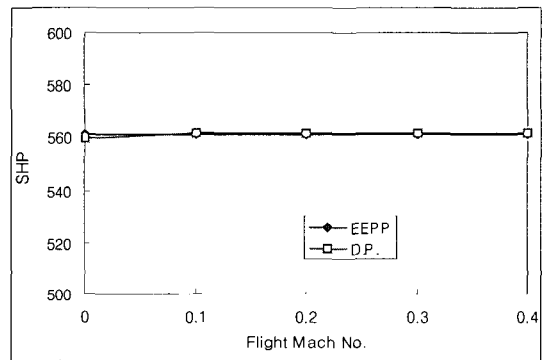


Table 2. Fault patterns for compressor fouling learning data set

	$\Delta\Gamma_{CO}$	$\Delta\eta_{CO}$	$\Delta\Gamma_{CT}$	$\Delta\eta_{CT}$	$\Delta\Gamma_{PT}$	$\Delta\eta_{PT}$
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

#### 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[11].

BPN은 Fig. 7과 같이 7개의 뉴런으로 이루어진 입력층과 1개의 은닉층, 6개의 뉴런으로 이루어진 출력층으로 구성되었다. 입력층의 7개 뉴런은 추마력(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.

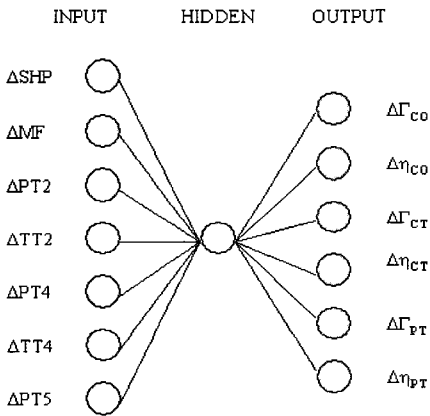


Fig. 7 Architecture of three layer BPN

은닉층의 전달함수로는 Eq. 1과 같은 탄젠트 시그모이드 함수를 이용하였으며 출력층의 전달 함수로는 Eq. 2와 같은 선형함수를 이용하였다.

$$y = \frac{e^{\alpha x} - e^{-\alpha x}}{e^{\alpha x} + e^{-\alpha x}} \quad (1)$$

$$y = x \quad (2)$$

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.

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

훈련된 신경망을 이용하여 압축기 유량과 효율이 각각 3%, 1% 감소한 경우 손상 진단을 테스트한 결과는 Fig. 8 및 Fig. 9와 같다.

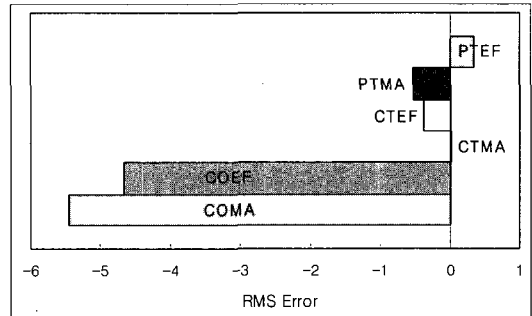


Fig. 8 Application result of neural network using fault pattern 1~5

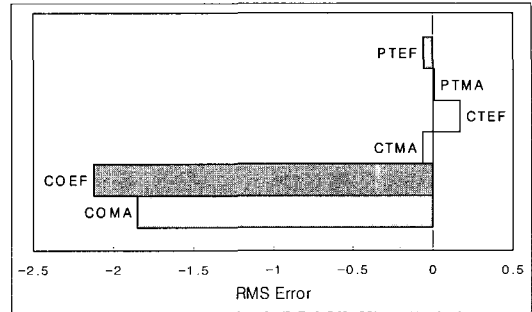


Fig. 9 Application result of neural network using fault pattern 2

Figure 8은 Table 2의 5개 손상패턴을 모두 훈련한 신경망을 이용한 결과이며 Fig. 9는 Table 2의 손상패턴 2를 이용하여 훈련한 결과이다.

결과를 살펴보면 압축기 유량과 효율이 감소하여 압축기에 오염이 발생하였음을 보여주고 있다. Fig. 9의 경우 Fig. 8보다 RMS 오차가 줄어들어 불필요한 데이터를 포함하여 신경망을 훈련할 경우 오차율이 커질 수 있는 가능성을

보이고 있다. Fig. 10은 압축기 터빈 유량이 3% 증가되고 효율이 1% 감소한 경우 손상 진단 결과를 보이고 있다. 이는 Table 3의 손상패턴 2를 가지고 훈련한 신경망을 적용한 결과이다.

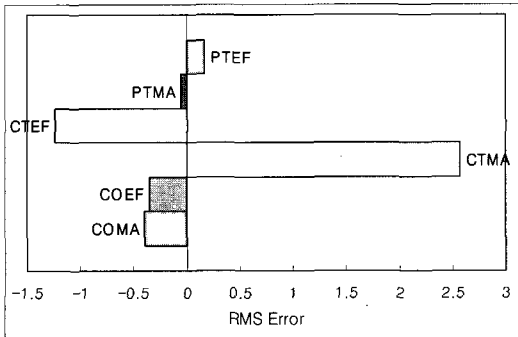


Fig. 10 Application result of neural network using fault pattern 2

진단 결과 압축기 터빈의 유량은 증가하고 효율은 감소하는 특성을 보여 압축기 터빈에서 침식이 발생하였음을 알 수 있다[11].

## 5. 결 과

스마트 무인기용 추진시스템 PW206C 엔진의 정상상태 성능해석 프로그램을 개발하고 해석 결과를 제작사에서 제공한 성능테 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

본 연구는 조선대학교 2004년도 연구비 지원을 받았습니다.

## 참 고 문 헌

1. Urban, L.A., "Gas Path Analysis Applied to turbine Engine Condition Monitoring", J. of Aircraft, Vol. 10, No. 7, 1972, pp.400-406
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. Vivian, B., Singh, R., "Application of Expert System Technology to Gas Path Analysis of a Single Shaft Turboprop Engine", 5th European Propulsion Forum, Pisa, Italy, April, 1995
5. Boucherma, M., "Turbo-Generator Fault-Detection and Diagnosis Based on Artificial Neural Networks", Ph. D Thesis, 1994
6. Ji Zhou, "Intelligent Fault Diagnosis with Application to Gas Turbine Engines", Ph. D Thesis, 1998
7. 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
8. Gulati, A and et al, "Gas Turbine Engine and Sensor Multiple Operating Point

- Analysis Using Optimization Techniques", AIAA-2000- 3716, 2000
9. "EECP((Estimated Engine Performance Program) Manual", Pratt-Whiteny
  10. 공창덕, 기자영, 신현기, "터보프롭 엔진 (PT6A-62)의 정, 동적 성능모사에 관한 연구", 한국추진공학회지, 제4권, 제 2호, 2000, pp.61-70
  11. Diakunchak, I.S., "Performance Deterioration in Industrial Gas Turbines", Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, Vol. 114, 1992, pp.161-167