

퍼지와 역전파신경망 기법을 사용한 터보프롭 엔진의 진단에 관한 연구

공창덕* · 임세명* · 김건우*

Study on Fault Diagnostics of a Turboprop Engine Using Fuzzy Logic and BBNN

Changduk Kong* · Semyung Lim* · Keonwoo Kim*

ABSTRACT

The UAV(Unmanned Aerial Vehicle) which is remotely operating with long endurance in high altitude must have a very reliable propulsion system. The precise fault diagnostic system of the turboprop engine as a propulsion system of this type UAV can promote reliability and availability.

This work proposes a diagnostic method which can identify the faulted components from engine measuring parameter changes using Fuzzy Logic and quantify its faults from the identified fault pattern using Neural Network Algorithms. It is found by evaluation examples that the proposed diagnostic method can detect well not only single type faults but also multiple type faults.

초 록

다양한 비행환경에서 장시간 체공하며 운용되는 UAV에서 추진시스템을 신뢰성 있게 운용하는 것은 매우 중요하다. 이런 UAV에 사용되는 터보프롭 엔진의 정확한 손상진단은 신뢰성과 이용률을 향상시킬 수 있다.

본 연구에서는 엔진 측정 파라미터들의 변화로부터 퍼지 이론을 적용하여 손상된 구성품을 식별한 후 훈련된 신경망 알고리즘을 식별된 손상 패턴에 적용하여 손상된 양을 정확히 진단할 수 있는 방법을 제안하였다. 이렇게 제안된 진단 방법은 단일손상과 다중손상 모두 진단할 수 있다.

Key Words: Turboprop Engine(터보프롭 엔진), Feed Forward Back Propagation(전방향 역전파), Fuzzy Logic(퍼지 로직), Neural Network Algorithm(신경망 알고리즘)

1. 서 론

항공기 추진시스템의 신뢰성과 내구성을 향상하고 운용비용 감소를 위한 상태감시 및 진단 시스템의 개발 및 적용이 일반화되고 있다.

이중 무인항공기는 무인 제어를 하므로 추진 시스템의 이상상태에 대한 정확한 성능 시뮬레

* 조선대학교 항공우주공학과
연락처, E-mail: cdgong@chosun.ac.kr

이선과 진단시스템이 요구된다.

특히, 고도 40,000ft 이상에서 장시간 고고도에서 운용되는 무인항공기의 경우 추진시스템의 손상이나 성능저하는 항공기 전체의 신뢰성과 유용성 등을 감소시킨다.

이러한 엔진 주요 구성품의 상태진단 기법은 주로 모델 기반(Model-based) 방법이 이용된다. 이는 결합이 없는 엔진의 성능 모델을 만들고 측정된 파라미터(온도, 압력, 회전수, 연료소모량 등)의 값을 기준 성능과 비교하여 각 요소들의 성능 파라미터 (효율, 유량함수)등의 저하 여부를 정량적으로 산출하는 것이다[1]. 최근에는 이러한 모델 기반 진단 기법의 성능향상을 위해 신경망 이론, 퍼지 로직, 유전 알고리즘 등과 같은 인공지능 이론을 적용한 전문가 시스템 (Expert System)이 연구되고 있다. 그 중에서도 신경회로망은 우수한 학습 성능으로 인해 진단 시스템에 가장 많이 이용되고 있으나 학습할 데이터가 많아지면 훈련하는데 시간이 오래 걸리고 정확성이 떨어질 수 있는 단점이 있다[2]. 또한 각 구성품의 단일 손상에서 여러 구성품에서 발생하는 다중 손상 탐지를 효과적으로 하기 위해서는 그 구조가 매우 복잡해진다.

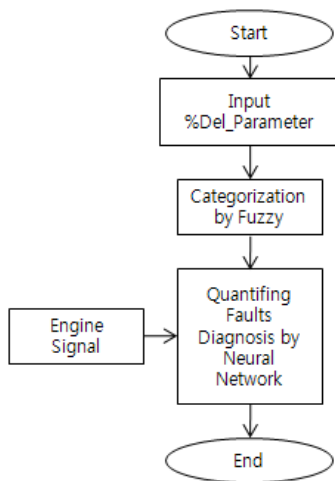


Fig. 1 Flow of proposed diagnostic system

따라서 본 연구에서는 Figure 1과 같이 일차적으로 손상된 구성품을 퍼지 로직을 이용하여 식

별하고 그에 맞게 훈련된 신경망을 적용하여 정량적으로 엔진 손상 상태를 진단하는 알고리즘을 이용하였다. 그리고 알고리즘의 검증을 위해 임의의 단일 및 다중 손상을 주었을 경우 엔진 손상을 정성, 정량적으로 잘 탐지함을 확인 하였다.

2. 연구대상 엔진 및 성능 모델링

연구대상 엔진으로 축마력 1200 HP급인 P&W(Pratt & Whitney)사의 PT6A-67 터보프롭 엔진을 선정하였다. 이 엔진은 감속 기어를 통하여 가변피치 프로펠러를 구동하며 프로펠러의 회전수는 1700RPM으로 일정하게 유지된다. 동력터빈은 가스발생기부와 기계적으로 분리되어 있으며 연소기 및 압축기 터빈을 거친 연소 가스에 의해 구동된다.

Table 1은 설계점 성능데이터이고, Figure 2는 PT6A-67 엔진의 구성도이다.

Table 1 Design point performance of PT6A-67 turboprop

운용조건	Static Standard
가스발생기 속도(rpm)	39,000
동력터빈 속도(rpm)	29,894
프로펠러 회전속도(rpm)	1,700
ITT(k)	1,113
출력(HP)	1,200(1,000으로 Flat-rated)
중량(kg)	230

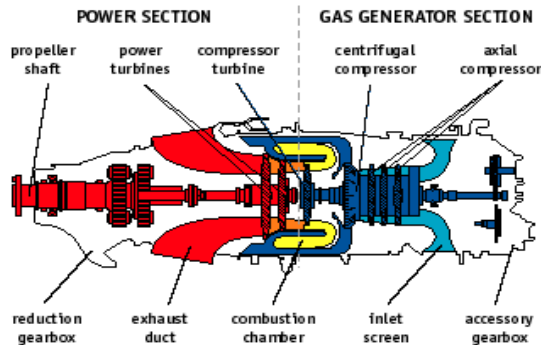


Fig. 2 Schematic view of PT6A-67 turboprop engine

Figure 3는 SIMULINK를 이용하여 구성된 정상상태 성능해석 모델과 Compressor subsystem이며 비행대기조건 해석을 위한 Ambient & Intake subsystem, 압축기 성능해석을 위한 Compressor subsystem, 연소기 성능해석을 위한 Combustor subsystem, 압축기 터빈 성능해석을 위한 Compressor turbine subsystem, 동력터빈 성능해석을 위한 Power turbine subsystem, 각 구성품의 유량 및 일 조합을 위한 Match subsystem으로 구성되어있다[3].

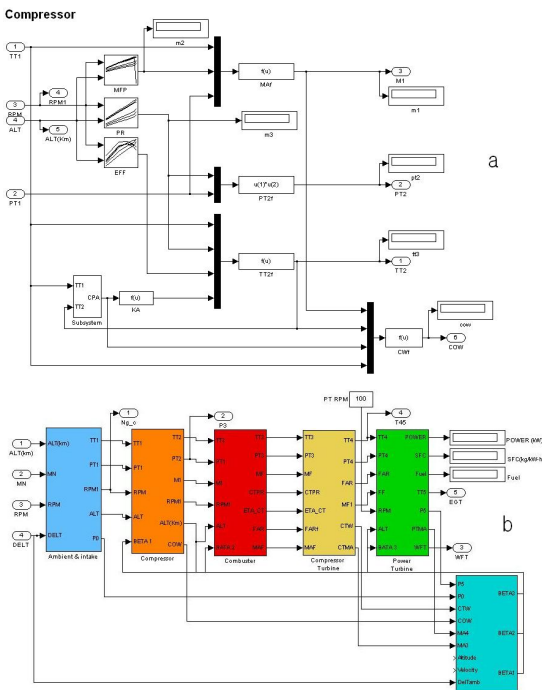


Fig. 3 a : Compressor Subsystem module, b : Base performance simulation program using SIMULINK

3. 모델 기반 상태진단

가스터빈 엔진의 성능해석 모델은 구성품 성능도와 에너지와의 질량 보존 법칙과 같은 열역학적 관계에 기초한다. 따라서 계산은 모든 구성품이 열역학적 관계를 만족하도록 진행된다. 구성품 성능도가 정확하게 정의되었다고 가정하면

모델은 압력, 온도, 연료유량 등과 같은 측정할 수 있는 독립변수와 효율, 유량과 같은 측정 불가능한 종속변수의 향으로 엔진의 성능을 파악할 수 있다.

부식, 오염, 마모, 비틀림 등으로 인해 엔진에 손상이 발생하면 각각의 손상은 가스가 통과하는 구성품에 영향을 미친다[4]. 구성품의 온도, 압력, 연료유량 등과 같은 측정할 수 있는 독립변수와 효율, 유량과 같은 측정 불가능한 종속변수의 향으로 엔진의 성능을 파악할 수 있으므로 이러한 방법으로 구성품의 종속변수 사이의 역학적 관계식과 독립변수의 직접적인 측정으로 성능이 저하된 구성품을 분리시키는 것이 가능하다. 즉 엔진 상태의 진단은 종속변수의 변화량을 분석함으로써 가능하며 이는 많은 경험과 데이터베이스에 기초한다.

3.1 퍼지 로직을 이용한 손상된 구성품의 식별

구성품의 손상 정도를 정량적으로 진단하기 전에 엔진의 손상 패턴을 식별하기 위한 퍼지 알고리즘을 개발하였다. 추진시스템의 계측변수는 ITT(Inter Turbine Temperature), 배기가스 온도, 연료유량, 토크로 4개 이다. 주요 구성품의 손상 패턴은 압축기, 가스제너레이터 터빈, 동력 터빈에서 각각 손상이 발생하는 단일 손상경우와 2개 구성품에서 동시에 손상이 발생하는 경우, 그리고 3개 구성품에서 동시에 손상이 발생하는 다중 손상 경우를 고려하였다.

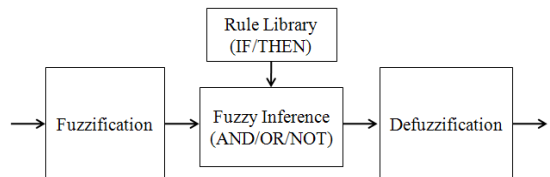


Fig. 4 Flow of Fuzzy Logic

일반적으로 퍼지 로직은 Figure 4와 같이 Fuzzification, Fuzzy Inference, Defuzzification 단계로 진행된다. 먼저 Fuzzification은 입력 데이터를 언어적 변수와 membership function에 의해 특성화 된 Fuzzy set으로 만드는 단계이며

Fuzzy Inference는 각 Fuzzy set들을 Rule을 이용하여 결합시킨다. 마지막으로 Defuzzification에서 인식함수 출력으로 나타낸다.

본 연구에서는 주요 구성품에서 발생할 수 있는 손상패턴을 Table 2와 같이 분류하였다.

Table 2 Fault patterns of components

FP 1	Compressor fouling
FP 2	Gas generator turbine erosion
FP 3	Power turbine erosion
FP 4	Compressor fouling & gas generator turbine erosion
FP 5	Compressor fouling & Power turbine erosion
FP 6	Gas generator turbine erosion & Power turbine erosion
FP 7	Compressor fouling & Gas generator turbine erosion & Power turbine erosion

Diakunchak의 실험에 의하면 압축기 오염은 엔진의 질유량과 효율을 감소시키며 터빈 침식 또는 부식은 엔진 질유량의 증가와 효율 감소를 가져온다[5].

Table 3은 이미 구성한 대상 엔진 모델을 이용하여 7가지 case에 대해 성능 해석 결과에 대한 경향이다.

Table 3 Trend of measuring performance parameters

	ITT	EGT	WF	Torque
FP 1	+	+	++	+
FP 2	+	+	+++	+
FP 3	-	+	-	--
FP 4	++	++	+++	++
FP 5	++	++	++	+
FP 6	++	++	+++	+
FP 7	+++	+++	+++	+

Table 3과 같은 경향에 따라 Figure 5와 같이 mamdani-type 퍼지 추론 시스템을 이용하여 Fuzzy 규칙을 결정하였다.

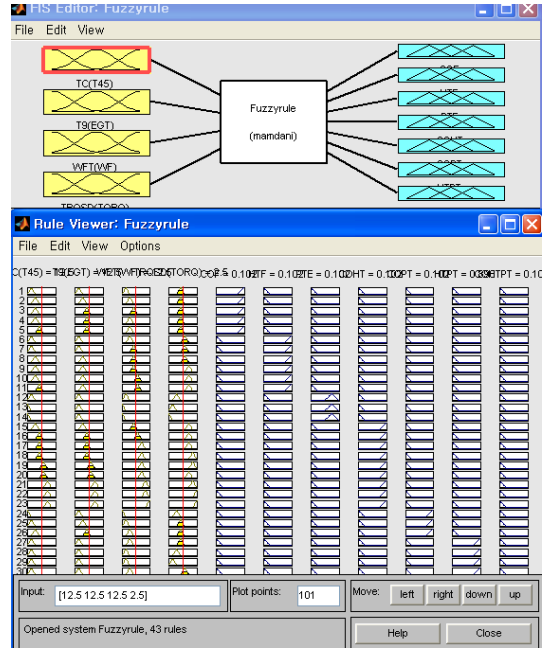


Fig. 5 MAMDANI Fuzzy system and generated Fuzzy rule

Fuzzification을 위한 입력 변수는 계측 파라미터의 Clean 엔진의 데이터에 대한 변화량이고 출력변수는 7가지 손상 패턴이다. 퍼지 추론에는 'MAMDANI' 이론을 적용하였으며 비퍼지화에는 'Centroid' 기법을 이용하였다[6]. 출력변수의 값은 0에서 1사이의 값을 가지며 1에 가까울수록 예측되는 손상 패턴에 가깝다.

3.2 정량적 진단을 위한 신경회로망 구성

신경회로망의 훈련을 위한 데이터베이스 구축을 위해 압축기는 오염에 의한 1~5%의 효율과 유량함수 감소, 압축기 터빈과 동력터빈은 침식에 의한 1~5%의 효율 저하 및 유량함수 증가가 발생하는 경우를 가정하였다. 신경회로망 학습을 위한 손상데이터는 대상엔진의 Clean 모델에 효율과 유량함수를 변경 후 해석을 통해 획득하였다.

신경회로망의 훈련에는 FFBP(Feed Forward Back Propagation)알고리즘을 적용하였으며 각각 1개열의 입력층과 은닉층과 출력층을 갖는다 [7]. FFBP의 네트워크는 4개의 뉴런으로 이루어진 입력층과 1개의 은닉층, 6개의 뉴런으로 이루어진 출력층으로 구성되었다. 입력층의 4개의 뉴런은 ITT(Inter Turbine Temperature), 배기가스 온도(EGT), 연료유량(WF), 토크의 변화량을 나타내며 출력층의 6개 뉴런은 압축기, 가스제너레이터 터빈, 동력터빈 각각의 유량함수 및 효율변화를 나타낸다.

식 (1)은 가중치의 개선 학습에 대한 계산식이며 Figure 6은 역전파 훈련 알고리즘이다.

$$W_{ij}(new) = W_{ij}(old) + \Delta W_{ij} \quad (1)$$

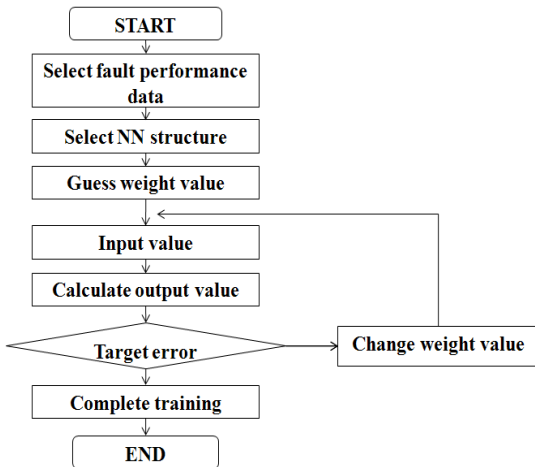


Fig. 6 Back Propagation algorithms for training Neural Network

은닉층의 전달함수로는 식 (2)과 같은 탄젠트 시그모이드 함수를 이용하였으며 출력층의 전달함수로는 식 (3)와 같은 선형함수를 이용하였다.

$$y = \frac{e^{ax} - e^{-ax}}{e^{ax} + e^{-ax}} \quad (2)$$

$$y = x \quad (3)$$

학습률은 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.

4. 단일 및 다중 손상 진단 검증

제안된 진단 알고리즘을 검증하기 위해 다음과 같은 엔진 손상에 대한 예를 적용하였다. Table 4는 임의로 가정한 엔진 성능 저하율이다.

압축기와 압축기 터빈, 동력터빈에서 각각 오염과 침식이 발생한 경우와 2개의 구성품에서 동시에 손상이 발생하는 경우, 모든 구성품에서 손상이 발생하는 경우에 대해 알고리즘을 적용하였다.

먼저 이미 만들어 놓은 엔진 성능 모델을 이용하여 가정된 손상 양에 대해 성능해석을 수행하였다. Table 5는 각 경우에 대해 계측변수 변화량이다.

Table 4 Performance degradation rate of components

	CO MA	CO EF	GT MA	GT EF	PT MA	PT EF
1	-5	-3	0	0	0	0
2	0	0	5	-3	0	0
3	0	0	0	0	5	-3
4	-4	-2	4	-2	0	0
5	-4	-2	0	0	4	-2
6	0	0	4	-2	4	-2
7	-5	-5	5	-5	4	-4

Table 5 Measuring parameter changes(%)

	ITT	EGT	MF	Torque
1	7.435	8.067	8.571	2.446
2	7.817	7.027	14.367	8.231
3	-3.051	-0.933	-4.408	-6.078
4	14.385	14.072	21.714	10.588
5	5.196	7.226	5.959	-0.762
6	5.463	6.372	10.531	3.643
7	19.986	21.518	27.755	10.456

Table 6 Isolated component faults by Fuzzy Logic

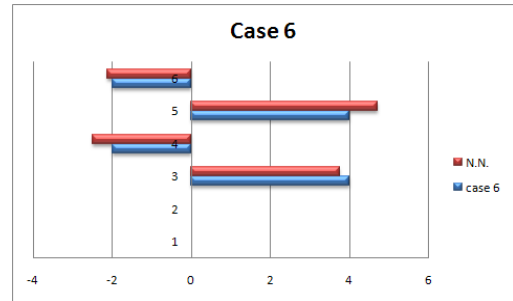
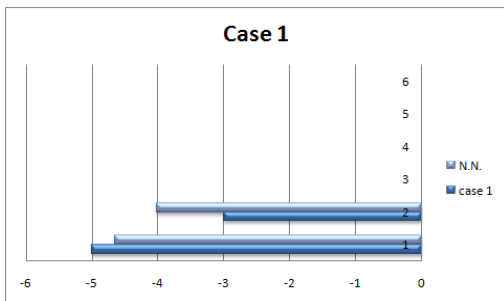
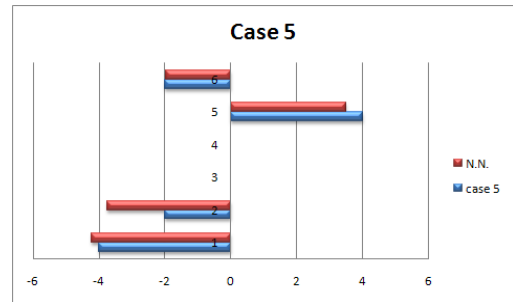
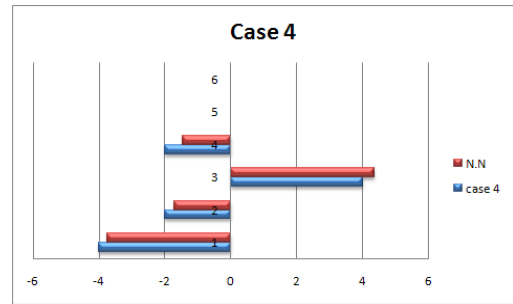
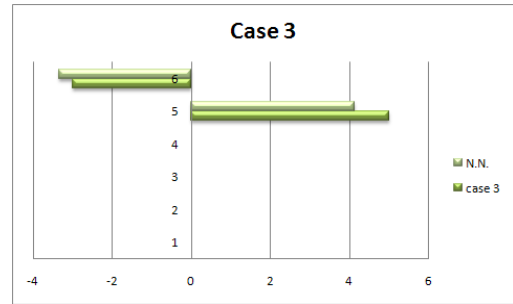
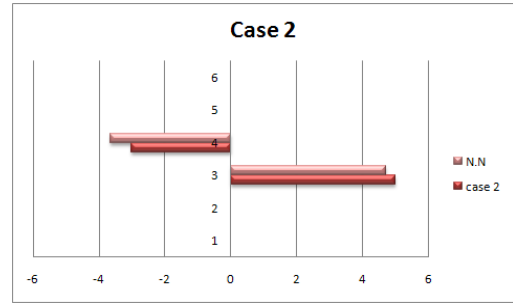
FP case	1	2	3	4	5	6	7
1	0.51	0.091	0.089	0.087	0.431	0.263	0.092
2	0.47	0.586	0.089	0.087	0.092	0.454	0.092
3	0.098	0.091	0.688	0.087	0.092	0.085	0.092
4	0.098	0.414	0.089	0.570	0.092	0.085	0.434
5	0.401	0.091	0.207	0.087	0.568	0.085	0.092
6	0.430	0.091	0.228	0.087	0.280	0.527	0.092
7	0.453	0.270	0.089	0.453	0.280	0.473	0.566

Table 6은 적용한 퍼지 룰의 신뢰성을 확인하기 위해 Table 4의 7가지 손상패턴에 해당하는 case를 시뮬레이션하여 퍼지 추론 시스템에 적용한 결과이다.

Case 1의 경우 손상 패턴이 1인 경우가 0.51로 가장 1에 가까운 결과를 보여 압축기 오염의 가능성이 높음을 알 수 있다. Case 7의 경우에는 손상 패턴이 7인 경우가 0.566으로 3개 구성품 모두에서 손상이 발생했을 가능성이 가장 높음을 보여준다. 다른 Case에 대해서도 각각 손상 패턴들에서 1에 가장 가까운 값을 보여주고 있음을 확인할 수 있다.

이것은 Table 5에서 가정한 손상 패턴과 일치하는 것으로 퍼지 로직을 통해 손상된 구성품을 효과적으로 식별할 수 있음을 확인할 수 있다.

퍼지 로직을 통해 엔진의 손상 패턴이 식별되고 나면 그에 해당하는 신경회로망 진단 프로그램을 호출하여 정량적 진단을 수행한다. Figure 7은 신경회로망을 이용한 정량적 진단 결과다.



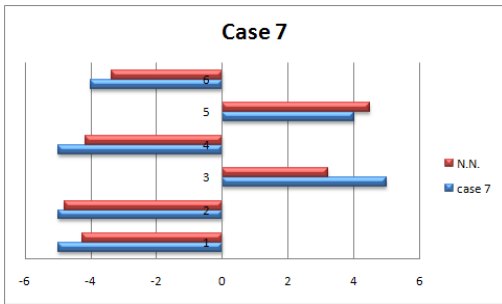


Fig. 7 Quantified faulted components by FFBP

7가지 손상 패턴에 대한 진단을 수행한 결과 Table 4에서 임의로 준 손상값과 거의 일치하여 신뢰성 있는 진단이 가능함을 확인할 수 있었다.

5. 결 론

본 연구에서는 1차적으로 퍼지 로직을 이용하여 손상된 구성품을 식별하고 그에 맞게 훈련된 신경회로망을 적용하여 정량적으로 엔진 상태를 진단하는 알고리즘을 이용하였다.

퍼지 로직은 다양한 형태의 손상 패턴을 정확하게 분류하였고 각 손상 패턴에 따라 훈련된 신경망을 적용한 결과 성능저하량을 예측하는 것이 가능함을 확인하였다.

차후 센서 손상이나 계측시스템의 노이즈도 고려하여 실제 시스템에 적용할 수 있게 연구를 진행시킬 예정이다.

후 기

이 논문은 2010년도 정부(교육과학기술부)의

재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임.(No.2010-0011396)

참 고 문 헌

1. Urban, L.A., "Gas Path Analysis Applied to Turbine Engine Condition Monitoring", Journal of Aircraft, Vol. 10, No. 7, 1973b, pp.400-406
2. Lu,P.J., Zhang,M.C., Hsu,T.C., and Zhan,J., "An Evaluation of Engine Faults Diagnostics using Artificiaal Neural Networks", Proceeding of ASME TURBO EXPO 2000, 2000-GT-0029
3. 공창덕,기자영,고성희,김재환 "SIMULINK를 이용한 헬리콥터 추진시스템의 성능해석에 관한 연구", 한국추진공학회지, 제12권 제1호,2008, pp44-50
4. Boyce,M.P., "Gas Turbine Engineering Handbook", 2006, Elsevier Inc.
5. Diakunchak, I.S., "Performance Deterioration in Industrial Gas Turbines", 1992, Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, Vol. 114, PP. 161~167
6. Tsoukalas, L.H. and Uhring, R.E., "Fuzzy and Neural Approaches in Engineering", 1997, John Wiley & Sons, Inc.
7. Heykin, S., "Neural Networks - A Comprehensive Foundation", 1994, Macmilian