

# GPA 기법을 적용한 스마트 무인기용 터보축 엔진의 성능진단에 관한 연구

이은영\* · 노태성\*\* · 최동환\*\* · 이창호\*\*\*

## A Study on Performance Diagnostics of Turbo-Shaft Engine For SUAV Using Gas Path Analysis

Eun-Young Lee\* · Tae-Seong Roh\*\* · Dong-Whan Choi\*\* · Chang Ho Lee\*\*\*

### ABSTRACT

Recently operation and maintenance cost of gas turbine engines has been issued as a major parameter in terms of designing and manufacturing. Accordingly, the conception that the maintenance and repair of an engine has to be conducted in assembled condition has been spreaded out. However, it is possible only if the prediction of the engine performance is clearly identified. In this study, therefore, a diagnostic code of the engine performance has been developed by using GPA (Gas Path Analysis) and Fuzzy Logic which can analyze the engine performance and estimate the health parameters. The prediction of the quantitative performance deterioration of the established model of the turbo-shaft engine for SUAV has been achieved in a satisfied level compared to that obtained by GSP code.

### 초 록

최근 가스 터빈 엔진의 설계에 있어서 엔진 운용 및 정비에 소요되는 비용은 중요한 설계변수로 대두되었다. 이에 따라 엔진의 유지 및 보수가 조립상태에서 이루어져야 한다는 개념이 확대되고 있으나, 실제로 이것은 엔진의 상태를 정확히 예측할 수 있을 때에만 가능한 것이다. 따라서 본 연구에서는 항공기에 장착/운용 중인 각 성능요소들을 측정하고 분석하여 엔진 성능을 진단하는 가스경로해석과 퍼지 로직을 적용한 엔진 성능진단 코드를 개발하였으며, 이를 스마트 무인기용 터보축 엔진에 적용하여 지상 정지 상태에서의 엔진의 단일 성능저하를 정량적으로 예측하였다.

Key Words: Gas Path Analysis(가스 경로 해석), Health Parameter(성능 변수), Sensed Parameter(측정 변수), Cubic Spline Interpolation(삼차 스플라인 보간법), Fuzzy Logic(퍼지 로직)

† 2005년 10월 18일 접수 ~ 2006년 4월 30일 심사완료

\* 학생회원, 인하대학교 항공공학과

\*\* 정회원, 인하대학교 항공공학과

\*\*\* 정회원, 항공우주연구원 스마트무인기사업단  
연락처, E-mail: dwchoi@inha.ac.kr

1. 서 론

가스터빈 엔진시스템은 운용시간이 경과함에 따라 점차 성능이 저하되며, 예기치 않은 사고로 내부 구성품의 결함이 발생하기도 한다. 특히, 최근의 엔진들은 매우 복잡하기 때문에 구성품의 결함은 단순히 한 가지 고장이나 성능저하 현상으로 나타나지 않고, 복합적인 성능저하 현상으로 나타나게 된다[1].

이렇게 성능이 저하된 엔진은 추력 소모 뿐 아니라 높은 연료 소모율을 유발하여 운용비 증가의 결과를 가져오게 된다. 따라서 전체 항공기의 가동성 및 신뢰성 향상과 더불어 운용비 절감을 위해 엔진의 결함을 조기에 확인하여 계획적인 정비를 하는 것이 필요하다. 이러한 엔진 성능진단 시스템은 차세대 기술이라는 점 때문에 선진국에서도 해외 협력이나 기술도입의 여부가 극히 제한됨에 따라 엔진의 유용성을 극대화시키기 위해서는 결함 진단기법의 자체개발이 필수적이다.

본 연구에서는 계산량이 많은 가스경로해석기법의 단점을 보완하여 효율적인 엔진의 결함 진단을 위해 퍼지 로직을 통해 구성품의 결함 위치를 판단한 후, 가스경로해석을 적용하여 구성품의 단일 성능 저하를 정량적으로 예측하였다. 이를 위해 고려한 엔진 구성요소는 압축기와 가스발생기 터빈 및 동력 터빈이며 그 밖의 구성요소는 성능 저하가 없다고 가정하였다. 그리고 개발한 엔진 성능진단 코드를 이용하여 얻은 성능저하 예측 결과를 상용 프로그램인 GSP(Gas turbine Simulation Program)에서 추출한 데이터와 비교함으로써 그 신뢰도를 확인하였다.

## 2. 연구 대상 모델

### 2.1 대상 엔진의 설계점

엔진의 결함진단을 위해서는 대상 엔진으로부터 측정된 온도, 압력 등의 측정변수가 필요하다. 이 측정변수를 이용하여 엔진 구성품의 효율 저하량을 예측함으로써 엔진상태를 진단하게 된다. 그러나 이러한 데이터를 실제 엔진으로부터 얻는 것은 개발초기에는 현실적으로 어려우므로

대상 엔진에 대한 가상(Virtual) 엔진 모델을 구성하여 이로부터 필요한 데이터를 추출하였다.

본 연구의 대상 엔진은 스마트 무인기용 터보축 엔진인 PW206C 엔진으로 지상 정지, 최대연속출력 상태를 설계점으로 하였으며, 설계점에 대한 값들은 Table 1에 정리하였다.

Table 1. Performance Data for Study Engine

Component	Parameter	Value
Inlet	Pressure Ratio	1
	Mass Flow[kg]	2.0004
Compressor	Pressure Ratio	8.0
	Rotor Speed[RPM]	60,000
	Polytropic Efficiency	0.89
Combustor	Fuel Flow[kg/s]	0.0397
	Pressure Ratio	0.95
	LHV[kJ/kg]	42798.4
G.G. Turbine	Polytropic Efficiency	0.89
	Rotor Speed[RPM]	60,000
	Mechanical Efficiency	0.99
Power Turbine	Polytropic Efficiency	0.89
	Rotor Speed[RPM]	6000
	Mechanical Efficiency	0.99

### 2.2 대상 엔진의 구성도

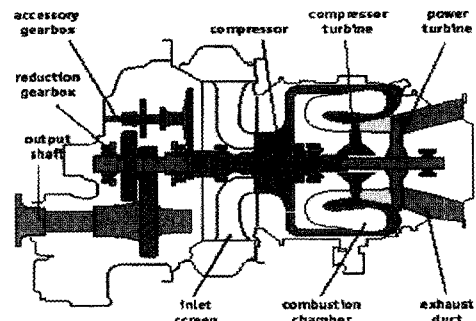


Fig. 1 PW206C Engine

Figure 1은 실제 대상 엔진인 스마트 무인기(Smart UAV)에 장착되는 PW206C 터보축 엔진의 단면도이다. 이 엔진은 1단 원심 압축기와 1단 가스발생기 터빈, 그리고 기계적으로 분리되어 있는 동력 터빈으로 구성되어 있다.

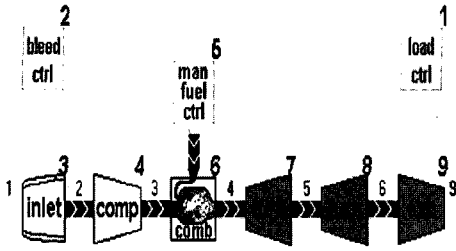


Fig. 2 GSP Turbo-shaft Engine Model

Figure 2는 엔진 결함 진단을 위한 데이터를 얻기 위하여 실제엔진의 가상엔진을 Table 1의 설계점 값을 이용하여 대상 엔진의 모델을 구성한 그림이다. 이 엔진 모델을 구성하기 위해 대상 엔진의 정적성능 및 동적성능 뿐 아니라, 임의의 성능저하를 시뮬레이션 할 수 있는 상용 프로그램 GSP를 이용하였다[2,3]. 그리고 본 논문에서는 결함 진단의 결과, 확인된 부위의 정량적 결함의 원인에 대한 분석은 고려하지 않았다.

### 3. 엔진 성능저하 예측 기법

#### 3.1 퍼지 로직(Fuzzy Logic)

퍼지 시스템은 지식기반 혹은 법칙 기반 시스템이라고 한다. 본 논문에서는 대상엔진에 고장이 발생하였을 경우의 측정 변수의 특성을 퍼지 규칙으로 설정하여 고장 위치를 검출하도록 하였다. 즉, 고장으로 인한 측정 변수의 변화특성을 연속적인 소속 함수로써 퍼지화하게 되면 이 값은 퍼지 입력으로 들어가게 된다. 그리고 이러한 퍼지 입력값은 퍼지 추론 엔진의 퍼지 규칙에 의해 퍼지 출력값을 내보내며, 최종적으로 출력 소속 함수에 의해 고장 위치를 판단하게 된다.

여기서 퍼지화 한다는 것은 실제 들어오는 입력값을 퍼지집합으로 사상시키는 것이며, 이 때 입력에 해당하는 값이 구성 원소로서 특정 집합 A에 어느 정도로 속하는 가를 0(전혀 속하지 않음)에서부터 1(집합A에 완전히 속함) 사이의 수

치로 나타낸다. 이를 소속도(Degree of Membership)라 하며 Eq. 1과 같이 정의된다.

$$A = \{ (x, \mu_A) \mid x \in \text{실수집합}, 0 \leq \mu_A \leq 1 \} \quad (1)$$

따라서 아래 Fig. 3에 본 논문에서 퍼지로직을 이용해 고장 위치를 판별하는 전체 계산 과정을 나타내었다.

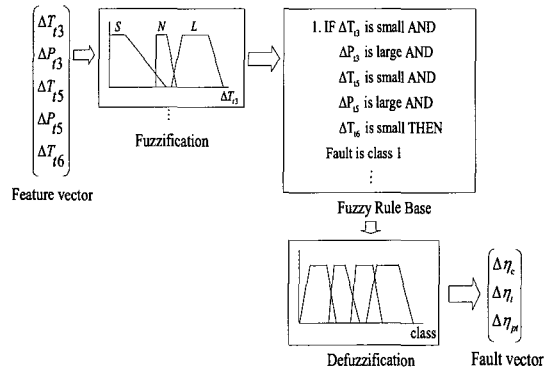


Fig. 3 Fuzzy System

본 연구에서는 비선형적인 입력값의 변화에 따른 분류 정확도를 높이기 위하여 Trap함수를 써서 퍼지화 하였으며, 0~10% 결함 범위 내에서 구축한 퍼지 추론 메모리를 기반으로 하여 그 범위 내에서의 임의의 결함에 대해서 고장 위치의 판별이 가능하도록 하였다. 이 때 입력은 계산 속도를 고려하여 결함에 따른 명확한 경향성을 보여주는 5개의 변수로 선정하였다.

여기서 압축기의 결함이 생긴 경우 압축비의 저하로 인해 압축기 출구의 전압력 감소를 유발하며, 이것은 기계적으로 연결된 가스발생기터빈의 전압력 감소를 유발한다. 가스발생기 터빈의 결함이 생긴 경우 역시 가스발생기 터빈출구의 전온도 상승과 전압력 감소는 압축기 뿐 아니라 뒤의 동력터빈까지 전체적으로 영향을 주어 압축기 출구의 전압력 및 전온도의 변화를 유발하며, 동력 터빈의 경우는 전방의 압축기와 가스발생기 터빈과는 독립적이므로 동력터빈 출구 전압력과 전온도의 변화만으로 특징지어진다. 이러

한 측정 변수의 변화 특성을 토대로 정상상태와 각 요소들의 결합에 대한 퍼지 규칙을 설정하였으며, 아래의 Table 2는 고장 위치의 판별을 위해 본 논문에서 사용한 각각의 퍼지 출력에 대한 퍼지 규칙을 나타내었다. 이 때 각 입력은 결합이 생긴 경우, 정상상태와의 차이(Δ)를 나타낸 것이며, 이것의 크기에 따라 각 입력에 대한 언어변수를 Normal/Small/Large 세 개로 설정하였고, 모든 입력이 모두 Normal을 나타내면 퍼지 출력이 정상상태를 나타내도록 하였다.

Table 2. Fuzzy Rule

class \ input	$\Delta T_{t3}$	$\Delta P_{t3}$	$\Delta T_{t5}$	$\Delta P_{t5}$	$\Delta T_{t6}$
정상	N	N	N	N	N
압축기 결합	S	L	S	L	S
가스발생기 터빈 결합	L	L	L	L	L
동력터빈 결합	S	S	S	S	L

N: Normal / L: Large / S: Small

$T_{t3}, P_{t3}$  : 압축기 출구의 전온도, 전압력

$T_{t5}, P_{t5}$  : 가스발생기 터빈 출구 전온도, 전압력

$T_{t6}$  : 동력 터빈 출구 전온도

### 3.2 가스경로해석 (Gas Path Analysis)

가스경로해석(GPA)은 1967년 Urban 에 의해 그 선형모델이 처음 제시되었다. GPA의 목적은 합리적으로 선정된 변수들을 측정하고 이들을 분석하여 엔진 작동 중에 발생하는 가능한 결합들을 가능한 한 가장 경제적으로 평가해 내는데 있다[4]. 측정되는 변수들은 엔진의 성능과 직접적으로 관계가 있으며 열역학적으로 서로 밀접한 관계가 있다. 따라서 엔진에 결합이 발생하는 경우, 이러한 변수들이 기준값에서 벗어나게 되는데, 이 벗어나는 정도를 가지고 변수들의 수학적, 열역학적 상관관계를 따져서 엔진 성능을 평가하는 것이 그 기본 개념이다.

따라서, 이 기법을 이용함으로써 부품별 결합의 영향을 비교적 정확히 계산할 수 있으며, 어떠한 형상의 엔진에도 무리 없이 적용시킬 수

있기에 매우 편리하게 이용되고 있다.

#### 3.2.1 측정 변수와 성능변수의 선정

본 논문에서는 가스경로해석(GPA)을 적용하여 정량적인 엔진 결합 정도를 진단하는 것이 그 목적이므로 합리적인 변수의 선정이 반드시 필요하다. 앞서서도 언급했듯이 측정되는 변수들은 모두 엔진성능과 직접적으로 관련하고 있으므로 이러한 변수들을 어떻게 선정하는가에 따라서 계산 속도나 결과에서 차이를 얻게 된다. 따라서 기법의 유용성을 극대화시키기 위해 합리적인 변수 선정이 먼저 선행되어야 한다.

엔진으로부터 얻을 수 있는 측정 변수로는 압축기 및 가스발생기 터빈과 동력 터빈과 같은 각 구성요소 전후의 온도와 압력이 있으며, 이 값을 이용하여 엔진 구성요소의 효율 변화나 유량의 변화와 같이 엔진 성능을 나타내는 변수들의 값을 얻어낼 수 있다. 따라서 보다 정확한 엔진 결합 정도를 진단하기 위해 여러 변수 중에서도 퍼지 로직에서 선정한 5개의 변수에 2개를 추가하여 총 7개의 측정 변수와 3개의 성능 변수를 선정하였으며 필요한 데이터 값은 대상 엔진의 가상모델로부터 추출하였다. 결합 진단을 위해 선정한 측정 변수와 성능 변수는 Table 3 과 같다.

Table 3. Sensed Parameter and Performance Parameter

측정변수	Description	
연소기 입구	전온도	$T_{t3}$
	전압력	$P_{t3}$
가스발생기터빈 입구	전온도	$T_{t4}$
동력터빈 입구	전온도	$T_{t5}$
	전압력	$P_{t5}$
동력터빈 출구	전온도	$T_{t6}$
	전압력	$P_{t6}$
성능변수	Description	
등 엔트로피 효율	압축기	$\eta_c$
	가스발생기터빈	$\eta_t$
	동력터빈	$\eta_{pt}$

## 3.3 수학적인 모델링

엔진의 결합을 예측할 수 있는 성능진단 코드를 개발하기 위해서 가스경로해석을 수학적으로 모델링하였다. 먼저, 선정된 측정 변수를 종속 변수로, 그리고 성능 평가의 근거가 되는 효율을 독립 변수로 보고 이 두 변수 사이의 관계를 열역학적인 해석을 통해 Eq. 2와 같이 비선형 함수 형태로 만든다[5].

$$Z_0 = h(X_0) \quad (2)$$

여기서,  $Z_0$ : 종속 변수의 기준값  
 $h$ : 비선형 함수  
 $X_0$ : 독립 변수의 기준값

즉, 엔진에 부착한 센서로부터 측정된 종속 변수인 전온도와 전압력은 독립 변수인 각 구성품의 효율의 함수 형태로 만들어진다. 여기서 기준값은 결합이 없을 때의 값을 의미한다. 따라서 종속 변수의 개수가 총 7개이므로 7개의 비선형식을 만들 수 있다. 여기서, 엔진의 결합이 발생하는 경우 성능 저하가 일어나게 되므로 효율, 즉 독립 변수의 차이 ( $\Delta X$ )가 생기게 된다. 성능 저하가 일어날 경우는 Eq. 3과 같다.

$$Z_1 = h(X_0 + \Delta X) \quad (3)$$

여기서,  $Z_1$ : 결합 발생 후 종속 변수  
 $\Delta X$ : 독립 변수의 변화량

성능이 저하되었을 때의 변화를 Taylor Series를 통해 고차항은 무시하고 선형 모델로 만든다.

$$Z_1 = h(X_0) + \Delta X \cdot \frac{\partial h(X_0)}{\partial X} \quad (4)$$

$$Z_1 = h(X_0) + \Delta X \cdot \frac{\partial h(X_0)}{\partial X} + \Delta Y \cdot \frac{\partial h(X_0)}{\partial Y} \quad (5)$$

Equation 4는 열역학적인 해석결과 종속 변수에 대해 하나의 독립 변수가 관련될 경우의 테일러 시리즈 결과이고, 두 개일 경우에는 Eq. 5와 같이 표현된다. 따라서, 결합이 발생하여 변화

한 변수들의 차이는 Eq. 6과 같다.

$$Z_1 - Z_0 = \Delta X \cdot \frac{\partial h(X_0)}{\partial X} \quad (6)$$

여기서,  $\frac{\partial h(X_0)}{\partial X}$ 는 독립 변수 X의 기준값에서의 1차 편미분이며, 이것은 곧 독립 변수가 종속 변수의 변화에 기여하는 정도를 나타낸다. 이렇게 하여 총 7개의 선형 방정식이 만들어지므로 이를 행렬 형태로 표현하면 Eq. 7로 표현할 수 있다.

$$Z_e = H_e \cdot X_e \quad (7)$$

이 식에서  $H_e$ 는 크기가  $7 \times 3$ 인 영향계수행렬 (Influence Coefficient Matrix)이며, 독립 변수의 변화량을 알면 종속 변수의 변화량을 구할 수 있다. 그러나 최종적으로 구해내어야 할 것은 엔진에 부착한 센서로부터 얻어낸 종속 변수의 값을 가지고 엔진 성능저하의 정도를 예측하는 것이다. 따라서  $H_e$ 의 역행렬을 구하여 양변에 곱해주면 성능저하가 일어난 경우 결합의 유무 및 정도를 아래 Eq. 8을 통해 구해낼 수 있다.

$$X_e = H_e^{-1} \cdot Z_e \quad (8)$$

여기서,  $X_e$ : 결합 정도를 나타내는 독립 변수의 행렬 ( $3 \times 1$ )  
 $Z_e$ : 기준값과 측정된 종속 변수와의 차이 행렬 ( $7 \times 1$ )

그리고  $H_e^{-1}$ 는 크기가  $3 \times 7$ 인 결합계수행렬 (Fault Coefficient Matrix)이며, 이 행렬 형태는 Eq. 9와 같이 표현된다.

$$\begin{bmatrix} d\eta_c \\ d\eta_t \\ d\eta_{pt} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C_{11} & C_{12} & C_{13} & C_{14} & C_{15} & C_{16} & C_{17} \\ C_{21} & C_{22} & C_{23} & C_{24} & C_{25} & C_{26} & C_{27} \\ C_{31} & C_{32} & C_{33} & C_{34} & C_{35} & C_{36} & C_{37} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} dTt_3 \\ dPt_3 \\ dTt_4 \\ dTt_5 \\ dPt_5 \\ dTt_6 \\ dPt_6 \end{bmatrix} \quad (9)$$

이렇게 수학적으로 모델링 한 것을 바탕으로 엔진의 압축기, 가스 발생기 터빈, 동력 터빈 세 개의 구성요소에 결함이 발생하였을 경우 성능 저하의 정도를 예측할 수 있다.

본 논문은 각 구성요소의 결함이 0~10% 범위 까지 발생할 경우만 고려하였으며, 이 범위 내에서 측정 변수와 성능 변수의 상관관계를 이용하여 각각 11개의 결합계수행렬(Fault Coefficient Matrix)을 획득하였다.

3.4 자연 스플라인 보간법 (Cubic Spline Interpolation)

엔진의 결함 진단을 위해 수학적 모델링을 통해 얻은 위의 Matrix 형태를 3개의 선형식으로 나타내면 Eq. 10과 같다.

$$\begin{aligned}
 d\eta_c &= C_{11} \cdot dTt_3 + C_{12} \cdot dPt_3 \\
 &\quad + C_{13} \cdot dTt_4 + C_{14} \cdot dTt_5 \\
 &\quad + C_{15} \cdot dPt_5 + C_{16} \cdot dTt_6 \\
 &\quad + C_{17} \cdot dPt_6 \\
 \\
 d\eta_t &= C_{21} \cdot dTt_3 + C_{22} \cdot dPt_3 \\
 &\quad + C_{23} \cdot dTt_4 + C_{24} \cdot dTt_5 \\
 &\quad + C_{25} \cdot dPt_5 + C_{26} \cdot dTt_6 \\
 &\quad + C_{27} \cdot dPt_6 \\
 \\
 d\eta_{pt} &= C_{31} \cdot dTt_3 + C_{32} \cdot dPt_3 \\
 &\quad + C_{33} \cdot dTt_4 + C_{34} \cdot dTt_5 \\
 &\quad + C_{35} \cdot dPt_5 + C_{36} \cdot dTt_6 \\
 &\quad + C_{37} \cdot dPt_6
 \end{aligned}
 \tag{10}$$

여기서, 결함의 정도는 결합계수행렬(Fault Coefficient Matrix)의 각 계수와 측정 변수 변화량의 선형 조합으로 결정된다는 것을 알 수 있다. 이것은 결국 결함의 정도와 측정 변수의 변화량에 따라 결합계수행렬(Fault Coefficient Matrix)의 계수가 달라진다는 것이므로 결함 진단을 위해서는 이 계수를 구해야 한다.

이를 위해 계수들의 경향성을 분석한 결과, 엔진의 각 구성요소의 결함이 0~10%범위까지 발생하였을 때 획득한 결합계수행렬(Fault Coefficient Matrix)의 계수들은 Taylor Series를 전개한 선형 모델로부터 나왔으므로 선형적으로 변화함을 확

인하였다. 따라서, 결합 범위내의 임의의 결함에 대한 성능 저하를 예측하기 위하여 획득한 데이터에 대해 자연 삼차스플라인 보간법(Natural Cubic Spline Interpolation)을 적용하였다[6].

이 때, 보간 할 절점의 수는 결함이 0~10%까지 발생할 경우, 각 측정 변수의 변화량이 11개가 되며, 이를 임의의 결함, 즉 임의의 절점에 대해 보간 하였다.

따라서, 각 구성요소 별로 이미 구해 놓은 11개의 측정계수 변화량에 따른 Fault Coefficient Matrix의 계수를 자연 삼차스플라인보간법을 이용하여 엔진에 결함이 발생하였을 때, 임의의 측정 변수로부터 새로운 결합계수행렬(Fault Coefficient Matrix)의 계수를 구성하여 구함으로써 성능저하 정도를 예측하는 엔진 성능저하 코드를 개발하였다.

4. 성능 진단 결과

Table 4. Extraction of Testing set and Classification rate of Fuzzy Logic

	결함범위	테스트 set	분류율
압축기	0~10%	20 set	95%
가스발생기 터빈		20 set	95%
동력 터빈		20 set	100%

Table 4는 퍼지 로직을 이용하여 각 구성품의 단일 성능 저하가 일어난 경우에 결함 위치의 분류정도를 나타낸 것이다. 각 구성 요소 별로 0~10% 결함범위 내의 20 set을 테스트한 결과 압축기와 가스발생기 터빈의 경우 1%미만의 작은 결함이 발생한 경우에 두 구성요소의 커플링 효과로 인한 오분류를 제외하고는 나머지 결함 범위에서는 모두 분류해냄으로써 높은 분류율을 보여주었고, 기계적으로 분리된 동력 터빈의 경우 오분류없이 높은 정확도를 가지고 결함 위치를 판별해 내는 것을 확인하였다.

Figure 4는 엔진의 구성요소 중 압축기에

결합이 발생한 경우, 성능저하를 예측한 그림이다. 0~10%의 결합범위 내에서 20가지 경우의 임의의 결합이 발생한 경우에 얻어낸 측정변수 set으로 예측을 시도하였으며, 이를 상용 프로그램 GSP 모델로부터 얻은 실제 저하량과 비교하여 오차율을 구하였다. 오차율은 Eq. 11과 같이 결합치에 대한 상대 오차로 정의된다.

$$error(\%) = \frac{\Delta\eta_{real} - \Delta\eta_{calculation}}{\Delta\eta_{real}} \times 100 \quad (11)$$

따라서 효율에 대한 절대오차로 나타낼 경우 정의된 결합치에 대한 상대오차값의 1/100의 값을 가진다.

예측 결과, 결합이 작은 1%미만의 영역의 경우 최대 3.5%(절대오차 0.035%)정도의 오차율을 보이나, 그 외 영역에서는 1%미만의 오차율로 신뢰성을 보여주었다.

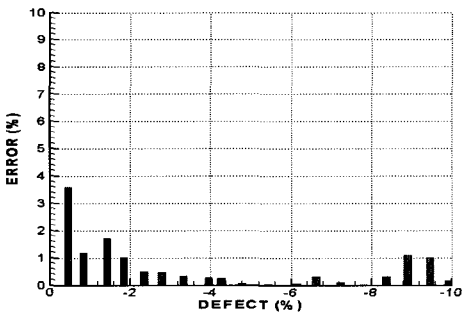


Fig. 4 Estimated Error (Compressor)

Figure 5는 가스발생기 터빈의 성능 저하를 예측한 그림으로, 압축기의 경우와 마찬가지로 0~10% 결합범위 내에서 20개의 임의의 측정변수 데이터 set으로 성능저하 정도를 예측하였다. 가스발생기 터빈의 성능 저하 예측 역시 압축기의 경우처럼 1%미만의 작은 결합이 발생하였을 때 최대 오차율 6.2%를 제외하고, 나머지 영역에서는 1%미만의 오차율로 신뢰성을 보여주며 상용 프로그램 GSP에서 얻은 결과와 유사함을 확인하였다.

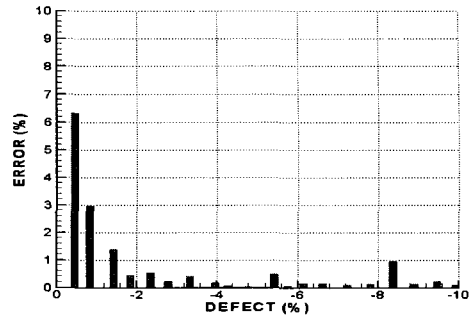


Fig. 5 Estimated Error (G.G. Turbine)

Figure 6은 앞의 경우와 마찬가지로 결합이 있는 임의의 20개의 데이터 set을 이용하여 동력 터빈의 성능 저하를 예측한 그림이다. 상용 프로그램 GSP로부터 얻은 실제 저하량과 구축한 코드로 예측한 저하량을 비교한 결과, 동력 터빈 역시 1%미만의 작은 결합에 대해서만 최대 4.3%의 오차율이 발생하였으며, 나머지의 경우 역시 1%미만의 오차율로 신뢰성을 확인하였다.  $10^{-4}$ 의 아주 작은 오차율로 성능 저하가 잘 예측되어진 부분은 Fig. 6에 표기되지 않았다.

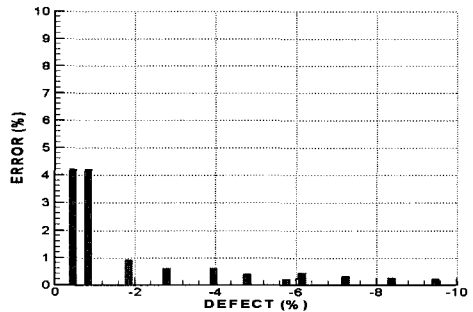


Fig. 6 Estimated Error (Power Turbine)

### 5. 결 론

본 연구에서는 지상 정지 상태에서의 스마트 무인기용 터보축 엔진의 단일 성능 저하에 대한 정량적인 예측을 시도하였다. 퍼지 로직을 통하여 결합 위치를 판단하였으며, 이에 대한 정량

적인 성능 저하 예측을 위하여 가스경로해석을 적용하여 획득한 데이터의 선형성을 바탕으로, 자연 삼차스플라인 보간법을 통해 열역학적으로 가중치 또는 민감도라 말할 수 있는 결합계수행렬(Fault Coefficient Matrix)의 계수를 구하였다. 따라서 두 기법의 결합을 통해 계산량이 많은 GPA기법의 단점을 보완하며, 분류율을 높이고 이로 인해 오차율을 줄일 수 있었다.

예측 결과, 1%이내의 작은 결합이 발생한 경우를 제외한 나머지 10%이내의 결합 영역에서 2%미만의 오차율로 성능 저하를 예측하였다. 이는 상대 오차로 구한 결과로, 결합정도가 작은 영역에서 상대적으로 큰 오차를 보이나, 물리적으로는 큰 의미를 가지지 않는다. 따라서 실제 운용조건에서 구성품의 성능감소 범위인 3-4%미만의 결합 영역에서의 절대오차를 구한 결과 1%미만의 오차로 성능 저하를 예측함을 확인하였다.

따라서 본 연구를 통해 지상 정지 상태에서의 단일 성능 저하에 대해 신뢰성 있는 결과를 얻었으며, 또한 이러한 결과를 국외의 연구 논문인 NASA/TM-2001-211088과 비교해 보았다. 이 연구 논문의 성능 예측 결과, 압축기의 경우 상대 오차 -5.578% , 터빈의 경우 15.254%(HP turbine), 9.857%(LP turbine)의 결과를 확인하였으며, 이를 통해 본 논문의 신뢰성을 재확인하였다[7].

또한 이러한 결과를 바탕으로 고도변화나 속도변화가 일어나는 전운용 영역에서의 성능 진단을 위한 고차원 matrix inverse 기법을 추후 연구로 구축한다면 복합 결합 진단뿐 아니라 실제 운용 조건에서의 성능 진단의 토대가 될 것으로 판단된다.

## 후 기

본 연구는 스마트 무인기 기술개발사업의 일환으로 지원 수행된 연구의 일부이며, 연구를 지원해주신 산업 자원부 및 한국항공우주연구원에 감사드립니다.

## 참 고 문 헌

1. 이대원, "마이크로 유전자 알고리즘을 이용한 가스터빈 엔진의 결합 진단에 관한 연구", 인하대학교 항공공학과 석사학위 논문, 2006
2. 박준철, 노태성, 최동환, 양수석, "스마트 무인항공기용 터보축 엔진의 동적성능과 응답성에 관한 연구", 한국추진공학회지 제9권 제2호, 2005, pp.17-24
3. "GSP 10 User Manual", National Aerospace Laboratory, 2004.8
4. 김인철, 홍용식, "엔진모듈 성능저하 경향성 분석에 의한 엔진 성능저하예측에 관한 연구", 한국항공우주학회 1997년도 추계학술발표회 논문집, 1997, pp.254-259
5. Urban L.A., "Gas Path Analysis Applied to Turbine Engine Condition Monitoring", Journal of Aircraft ,Vol 10, No. 7, 1973, pp.400-406
6. Sacks, J.Welch, W.J., Mitchell, T J. and Wynn, H.P., "Design and Analysis of Computer Experiments", Statistical Science, Vol. 4 , 1989, pp.409-435
7. Takahisa Kobayashi, Donald L. Simon, "A Hybrid Neural Network-Genetic Algorithm Technique for Aircraft Engine Performance Diagnostics", NASA/TM-2001-211088, 2001