

혼합배기가스형 2 스푼 터보팬 엔진의 가스경로 기법과 유전자 알고리즘 이용한 센서 노이즈 및 바이어스를 고려한 고장진단 연구

공창덕*† · 강명철** · 박광림***

Study on Fault Diagnostics Considering Sensor Noise and Bias of Mixed Flow Type 2-Spool Turbofan Engine using Non-Linear Gas Path Analysis Method and Genetic Algorithms

Changduk Kong*† · Myoungcheol Kang** · Gwanglim Park***

ABSTRACT

Recently, the advanced condition monitoring methods such as the model-based method and the artificial intelligent method have been applied to maximize the availability as well as to minimize the maintenance cost of the aircraft gas turbines. Among them the non-linear GPA(Gas Path Analysis) method and the GA(Genetic Algorithms) have lots of advantages to diagnose the engines compared to other advanced condition monitoring methods such as the linear GPA, fuzzy logic and neural networks. Therefore this work applies both the non-linear GPA and the GA to diagnose AE3007 turbofan engine for an aircraft, and in case of having sensor noise and bias it is confirmed that the GA is better than the GPA through the comparison of two methods.

Key Words: Engine Condition Monitoring(엔진상태진단), Non Linear GPA(비선형가스 경로기법), Genetic Algorithms(유전자알고리즘), Mixed Fow Type 2-Spool Turbofan Engine(혼합배기형 2 스푼 터보팬엔진), Sensor Noise and Bias(센서 노이즈 및 바이어스)

1. 서 론

† 2013년 1월 29일 접수 ~ 2013년 3월 25일 심사완료

* 정회원, 조선대학교 항공우주공학과

** 학생회원, 조선대학교 항공우주공학과

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

항공기 가스터빈을 정상적인 상태로 운영하기 위해 엔진 상태를 실시간으로 모니터링하고 진단하여 적절한 정비 조치를 사전에 함으로써 운용율을 극대화 하고 정비 비용을 최소화하는

여러 가지 방법들이 최근 개발되고 있다[1]. 이들 중 상태진단방법은 크게 모델기반진단(model based diagnose)과 소프트 컴퓨팅 진단(soft computing diagnose)으로 구분할수 있으며 모델기반진단 기법에는 관찰기법(observers), 패리티방정식기법(parity equations), 파라미터 예측기법(parameter estimation), 가스경로기법(Gas Path Analysis: GPA)등이 있으며소프트 컴퓨팅진단 기법에는 전문가 시스템(expert system), 퍼지 로직(fuzzy logic), 신경망이론(neural networks), 유전자 알고리즘(genetic algorithms)등인 있다[3].

모델기반 기법들 중 선형 GPA 기법은 1973년 Urban이 처음 제안하여[2] 많이 사용하여온 유용한 진단 기법이긴 하지만 손상의 범위가 큰 경우에는 오차가 커져 이 방법의 사용이 어렵게 된다. 따라서 이러한 결점을 개선하기 위해 비선형 GPA 기법이 Esher [3]에 의해 개발 되었으며, 이 방법은 반복기법에 의해 비선형 문제를 해결하는 방법이다. 이와 같은 GPA기법을 기반으로 Rolls-Royce는 1987년 COMPASS [4]를, Pratt & Whitney는 1991년 SHERLOCK 시스템 [5]을, General Electric은 1994년 TEMPER [6]를 개발하였다. 그러나 GPA기법은 모델기반 기법이므로 대상 엔진에 따라 모델을 새로이 구성하고 이에 적합한 비선형 GPA기법을 적용하여야 한다.

소프트 컴퓨팅 기법들 중 소위 인공지능 기법들인 퍼지로직, 신경망이론, 유전자알고리즘들이 최근 모델기반 기법들의 단점을 해소하기 위해 개발되어 왔는데 1995년 Patel등이 SIMULINK 모델과 신경망이론을 이용한 가스터빈 진단에 대한 연구결과를 발표하였고 [7], 1998년 Zhou는 퍼지로직과 신경망이론을 이용한 가스터빈 진단에 대한 연구를 하였으며 [8], 2000년 Tayler는 유전자 알고리즘을 이용하여 가스터빈 진단을 연구하였다[9]. Zedda는 가스터빈 진단에 있어 신경망을 훈련시키기 위해서는 반드시 입출력 관계가 알려져야 하며, 신뢰성이 있는 신경망을 구성은 매우 복잡하다고 주장하였다 [10].

유전자 알고리즘은 미분이 존재하지 않는 시스템을 최적화하기 용이하며, 각종 구속조건을 페널티 함수(penalty function)로 용이하게 나타낼 수 있고 전체 최소치를 구하는데 용이하며, 확실적인 방법으로 접근하여 진단을 하므로 다른 방법들보다 장점을 가지고 있어 고장 탐지, 분리 및 정량화를 모두 할수 있는 방법이다 [1].

따라서 본 연구에서는 개념연구 모델인 고고도무인기에 사용될 AE3007H 터보팬엔진의 상태 진단에 비선형 GPA기법과 유전자 알고리즘을 적용 비교하여 노이즈와 바이어스가 있는 경우 유전자 알고리즘이 보다 나은 진단 방법임을 확인하였다.

2. 연구대상 터보팬 엔진의 성능모델 구성

2.1 연구대상 터보팬 엔진 운용범위

연구 대상 터보팬 엔진이 장착될 항공기는 개념 연구된 고고도 장시간 체공 무인 항공기(HALE UAV: High Altitude Long Endurance Unmanned Aerial Vehicle) 로서 주요 요구 성능은 민/군용 임무 수행을 위한 1000kg의 페이로드를 적재하고 최대고도 65,000ft, 순항속도 마하 0.65로 24 시간 이상의 비행임무를 수행하는 것이며, 기본 형상과 주요 요구 성능은 Table 1 과 같다[11].

Table 1 HALE's required mission performance

Payload	1000kg
Mission altitude	Above 50000ft
Endurance	24hr
Take-off weight	12203.5 kg
Cruise speed	M = 0.65
Propulsion system	Rolls Royce/Allison AE3007H 2 shaft turbofan

주어진 임무형상에 대한 연구대상 무인항공기의 성능을 계산하기 위해서 정해진 임무형식과 대상 항공기의 기본 데이터, 장착되는 엔진의 성능데이터를 입력 데이터로 하여 전 임무구간에 대한 항공기의 성능계산이 이루어진다. 모든 항공기는 그에 맞는 요구 임무형식이 주어지며, 기본적으로 이륙, 상승, 순항, 로이더, 하강, 착륙으로 구성된다.

22 연구 대상 엔진 선정과 성능 모델 구성

연구 대상 엔진은 무인 항공기에 적용된 Rolls-Royce/Allison 사의 AE3007H 터보팬 엔진으로 선정하였으며 대상 엔진은 고고도용으로 사용될 2축 아음속 고 바이패스 엔진으로서 기본 구성품과 성능 데이터는 Fig. 1과 Table 2와 같다[12].

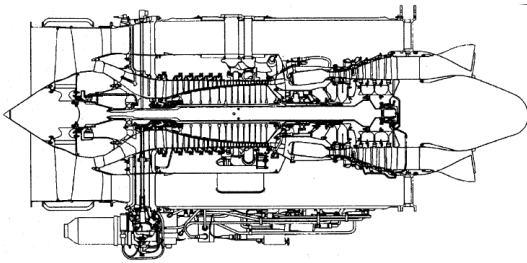


Fig. 1 Rolls-Royce/Allison AE3007 turbofan engine

Table 2 AE3007 turbofan engine data

Fan	1stage, air flow =118kg/s, BPR=5
High pressure Compressor	14stage axial, PR=23
High pressure turbine	2stage axial turbine
Low pressure turbine	3stage axial turbine
Air flow	764.8kg
Thrust (sea-level take-off)	36.9kN

대상엔진의 성능 모델은 저자에 의해 연구된

바 있는 2-스폴 BR715-56 터보팬 엔진과 유사한 형식의 엔진이기 때문에 이 성능 프로그램[13]을 이용하되 AE3007H은 다른 구성품 성능을 가지므로 이들을 위해 축척 생성된 구성품 선도를 이용하여 성능 모델을 구성하였다.

개발된 성능모델은 고도, 마하수, 표준대기온도 변화, 축회전 속도를 입력 값으로 하였으며, 최종 출력 값으로는 진추력, 비연료소모율 SFC, 비추력 FN/\dot{m}_0 이 나오도록 구성되었다. 열역학적 성능모델의 구성은 기본적인 설계점 데이터를 바탕으로 이루어지며 이를 통해 주요 구성품의 성능 특성맵을 스케일링하여 전체 운용범위에 적용하여 탈 설계점 성능해석을 수행할 수 있다. 이러한 탈 설계점 성능해석에서는 무엇보다 엔진의 주요 구성품인 압축기와 터빈의 성능특성 맵의 적용이 중요하며 실제 성능특성 맵은 각 엔진 회사의 고유 데이터로 공개되지 않는다. 하지만 가스터빈 엔진 구성품의 성능특성 맵은 비슷한 특성을 갖고 있기 때문에 일반적인 연구에서는 공개된 일반적인 성능도를 대상 엔진의 설계점 데이터에 맞게 스케일링하여 사용할 수 있다. 따라서 설계점의 선정이 중요하고 본 연구의 대상 엔진이 고고도에서 장시간을 운용하기 때문에 설계점을 순항성능을 기준으로 하여 선정하였으며 엔진의 성능해석은 주요 임무 단계인 이륙, 상승, 순항, 로이더, 하강 및 착륙에 대하여 수행하였다.

23 엔진 성능해석 결과

추진 시스템의 성능 해석은 항공기 주요 임무 단계에 대하여 수행하였으며 적용된 이륙 시 최대추력 외에 각 비행단계별 정격추력은 다음 Table 3과 같다.

Table 3 Power setting

Max. Continuous	87.5% of Max. Take-Off
Max. Climb	82.5% of Max. Take-Off
Max. Cruise	75% of Max. Take-Off

1) 이륙 성능 및 성능 모델 검증

해면고도에서의 최대 이륙성능에 대해 제안한 성능 모델을 이용하여 계산한 결과와 기준 데이터를 비교한 결과는 Fig. 2와 같으며 기준 데이터와 잘 일치함을 확인하였다.

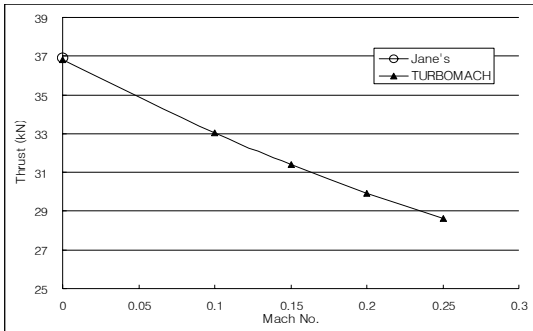


Fig. 2 Take-off performance

이륙시간이 30초 미만으로 아주 짧다면 비연료 소모율(SFC) 변화가 항공기 중량에 미치는 영향은 무시할 수 있다. 따라서 비연료소모율은 마하수 0 ~ 0.15 구간에서 고정된 평균값 11.96 mg/Ns로 적용하였다. 이륙 시 비연료소모율 1mg/Ns의 오차는 소모되는 연료량 최대 1kg의 오차를 가져오는데 이는 이륙 시 사용되는 연료량의 약 10%에 해당되는 값이지만 전체 임무에 사용되는 연료량에 비교하여(0.02% 미만) 무시할만하다.

대기온도 변화(ISA+30C)에 대한 해석결과는 다음 Table 4와 같다.

Table 4 Take-off performance (ISA+30C)

Mach No.	Thrust (kN)	SFC (mg/Ns)
0.00	24.00	14.39
0.10	19.91	17.08
0.15	17.70	19.28
0.20	15.45	22.21

2) 상승 성능 (Climb)

상승 비행은 추력이 항력 보다 커야 상승 비

행이 이루어진다. 상승 구간은 이륙 후 순항속도인 마하 수 0.65까지의 구간이며 상승 성능은 추력과 항력의 차(Excess thrust)가 최대가 되는 점을 선정하였다.

항공기의 항력을 계산하기 위하여 상승시의 항공기 질량은 12,200kg으로 일정하다고 가정하였다.

고도 변화에 대한 엔진의 추력과 비연료 소모율은 다음 Fig. 3와 Table 5와 같다.

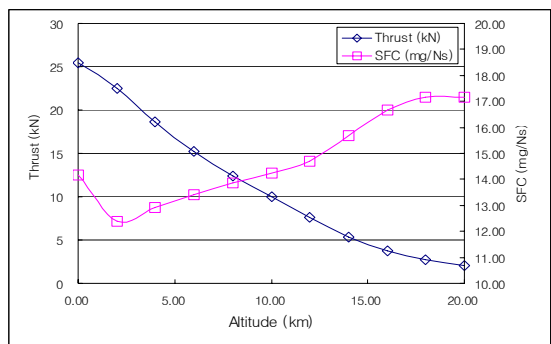


Fig. 3 Climb performance

위의 결과를 항공기 모델에 적용한 결과는 다음과 같고 최적 마하 수가 0.65에 이르는 시점에서 상승구간은 종료된다.

Table 5 Climb performance

Alt. (km)	Time (min)	Fn(kN)	SFC (mg/Ns)	Mn
0.0000	0	25.52	14.16	0.27
2.24	4	22.02	12.44	0.30
4.50	8	17.71	13.03	0.35
6.99	12	13.78	13.64	0.42
9.48	16	10.62	14.14	0.50
11.67	20	7.97	14.62	0.59
12.90	22.8	6.58	15.17	0.65

3) 순항 성능 (Cruise)

순항 비행 시작 후 최적 고도에 이를 때까지의 해석을 수행하였으며 과 같다. 최적 마하수가 결정되면 비행시간을 줄이기 위하여 가능한

높은 고도에서 비행을 하여야 한다. 본 연구에서는 최적 마하수가 $M = 0.65$ 로 정해져 있기 때문에 이에 대한 최적 고도인 Table 6에서의 성능을 계산하였다.

Table 6 Cruise performance

Alt. (km)	Time (min)	Fn(kN)	SFC (mg/Ns)	Mn
13.76	8.4	2.93	17.77	0.65

4) 로이터 성능 (Loiter)

로이터 비행은 일정 고도와 최소 항력에 대한 일정 마하수에서 이루어지고 요구 추력의 감소로 연료 소모율도 감소하게 된다. 계산을 단순화하기 위하여 마하수에 따른 선형 감소로 가정하였으며 시작점과 최종점에서의 계산을 수행하였다. 해석결과는 다음 Table 7와 같다.

Table 7 Loiter performance

	Alt. (km)	Time (min)	Fn(kN)	SFC (mg/Ns)	Mn
Start	15.24	0	2.51	16.21	0.55
End	15.24	24	1.79	15.67	0.46

5) 하강 및 착륙 성능 (Descent/Landing)

하강 및 착륙 시의 파워세팅은 각 각 최대 이륙 추력의 10%와 5%로 적용하였다.

3. 성능진단기법

가스터빈 엔진의 순주기 비용을 줄이면서 운용을 최적화하기 위해서는 기술과 비용효과가 크면서 엔진의 성능과 상태를 정밀하게 평가할 수 있는 엔진 성능진단 시스템(Engine diagnostics system)의 적용이 엔진 운용자나 생산자 모두에게 요구되고 있다.

본 연구에서는 비선형 GPA기법과 유전자 기법

이 사용되었는데 이에 대한 이론적 배경은 다음과 같다.

3.1 GPA 기법

가스터빈 엔진을 오랜 장시간 운용하게 되면 엔진의 각 구성품들은 침식(Erosion), 부식(Corrosion), 오염(Fouling), 외부물질에 의한 손상(Foreign Object Damage, FOD) 등에 의한 성능의 저하가 발생한다. 따라서 성능 저하는 유량과 구성품 효율 등(독립변수)을 변화시키게 된다.

이러한 독립변수들이 변하게 되면 엔진은 새로운 작동점에서 운용되고 이는 엔진의 성능 측정 변수들(종속변수)에 의해 탐지될 수 있다. 직접적으로 측정이 되는 종속변수들과 엔진 구성품들의 독립변수들이 서로 연관성을 갖는다면, 이러한 열역학적 관계를 이용하여 성능저하를 막거나 물리적 손상들을 수정할 수 있다.

선형 GPA 기법 경우 독립변수들의 변화가 상대적으로 작다면 이 식들을 테일러 시리즈 전개에 의하여 선형화 시킬 수 있고 행렬 형식으로 표현할 수 있다. 이 행렬을 영향계수 행렬 h (Influence Coefficient Matrix; ICM)라 한다.

따라서 선형 GPA는 가스터빈 측정변수의 변화량 벡터 \vec{Z} 과 구성품 변수의 변화량 벡터 (\vec{X}) 사이의 선형관계로 표현할수 있는데, 여기서 구성품 성능변수들(구성품 효율, 유량 등)은 측정변수에 ICM의 역행렬을 곱해줌으로써 구할 수 있고 이 역행렬을 고장계수 행렬 h^{-1} (Fault Coefficient Matrix; FCM)이라 한다.[1,2]

$$(\vec{X}) = h^{-1} * \vec{Z} \quad (1)$$

이 기법은 하나의 구성품이나 개별적인 고장의 경우에 유용하며 엔진의 성능 저하는 선형적이지 않기 때문에 여러 가지 복합적인 고장의 경우에는 신뢰도가 떨어지고 구성품 성능도 상에서 1% 이상의 성능 변화가 일어나는 경우에는

선형 GPA가 신뢰성이 없으며, 선형 모델이라는 가정에 의해 발생하는 오차수준이 구하고자하는 고장율에 동일한 양의 오차를 발생시킨다.

엔진의 상태진단에 대한 선형 GPA의 적용은 또한 측정시의 노이즈, 센서의 고장, 비선형성 그리고 측정변수의 수 및 선택에 큰 영향을 받는다.

이러한 선형 GPA의 많은 문제점을 해결하고 정밀도를 향상시키기 위하여 비선형 GPA 기법들이 개발되었다. 종속변수와 독립변수들 사이의 비선형적인 관계는 다음 식과 같은 뉴턴-랩슨(Newton-Rhpson) 반복기법으로 풀 수 있다. [1,3]

$$X_{n+1} = X_n - \frac{f(X_n)}{f'(X_n)} \quad (2)$$

엔진의 측정변수 (종속변수) 변화량 벡터와 성능변수 (독립변수) 벡터 사이의 관계식은 다음과 같다.

$$\Delta \vec{X} = H^{-1} * \Delta \vec{Z} \quad (3)$$

변화량 벡터, $\Delta \vec{X}$ 들은 새로운 값을 구하기 위하여 이전 값에 더해진다.

$$\vec{X}_{new} = \vec{X}_{old} + \Delta \vec{X} \quad (4)$$

이 계산 과정의 장점은 변화량 $\Delta \vec{X}$ 값이 작아 야한다는 문제점을 해결할 수 있다는 것이다.

각각의 선형 GPA 계산을 위해서는 적절한 초기값이 필요한데, 처음 반복 계산에는 실제 측정된 값이 사용된다. 두 번째 계산은 처음 계산에서 얻어진 고장율을 적용하여 얻어진 값을 사용한다. 이 후 동일한 방식으로 적용이 된다.

이러한 계산이 반복됨에 따라 독립변수의 변화량은 계속해서 작아지고 수렴기준을 만족하면 반복과정이 종료 된다.

$$\Delta \vec{Z}_{sum} = \sum_j^M |\Delta Z_{measj} - \Delta Z_{calj}| \delta \quad (5)$$

여기서, M: 종속변수의 수, \vec{Z}_{meas} : 실제 측정된 성능저하 종속변수 벡터, \vec{Z}_{cal} : 성능변수 벡터 $\Delta \vec{X}$ 로부터 계산된 성능저하 측정변수 벡터, δ : 수렴 기준값이다.

하지만 이러한 GPA 기법들은 성능변수 측정시의 노이즈나 바이어스 등에 의한 제한을 갖는다.

3.2 유전자 알고리즘

인공지능 기법 중의 하나인 유전자 알고리즘(Genetic Algorithm; GA)은 최적화 문제와 탐색 문제에 적용이 되고 있으며, 특히 직접계산 기법보다 직접 검색기법으로 많이 적용되고 있다. 유전자 기법의 가스터빈 엔진 진단 기법에의 적용은 특히 센서 진단 시스템의 측정 노이즈나 바이어스 문제에 적용되고 있다. 다양한 형식의 엔진에 적용되었으며 그 결과는 높은 수준의 정밀도를 보여주었다. 하지만 아직까지는 이러한 진단 시스템은 엔진 개발 시와 같이 수많은 측정 데이터들을 얻을 수 있을 경우와 한정된 측정변수의 수에 한해서 좋은 결과를 보여준다.

1) 최적화 문제

유전자 알고리즘뿐만 아니라 모든 최적화 문제에서의 일반적인 문제는, 여러 가지 복합적인 목적에 적합하고 정확도를 유지하는 목적함수를 어떻게 정의할 것인가 하는 것이다. 이를 위한 다음의 기법은 Zedda와 Singh (2000)에 의해 목적함수를 최적화하는 과정을 통해 연구된 기법이다.[10]

노이즈와 바이어스의 영향이 없는 종속변수와 독립변수의 관계를 정의하는 함수는 GPA 기법에서 정의한 것과 같고 노이즈를 고려할 경우 다음과 같이 정의된다

$$\vec{z} = h(\vec{x}) + \vec{v} \quad (6)$$

여기서, \vec{v} : 측정 노이즈 벡터.

\vec{v} 는 일반적으로 독립적 성분을 갖는 가우스 확률밀도함수 (Gaussian probability density function; Pdf)로 가정된다.

$$P(v) = \frac{1}{(\sqrt{2\pi})^M} \prod_{j=1}^M \left(\frac{1}{\sigma_j} \right) e^{-\frac{1}{2} \sum_{j=1}^M \left(\frac{v_j}{\sigma_j} \right)^2} \quad (7)$$

여기서, σ_j : j번째 측정의 표준편차.

노이즈와 바이어스 둘 다 포함하고 이를 특정 작동점에 적용한 식은 다음과 같다.

$$\vec{Z} = h(\vec{x}, \vec{w}) + \vec{v} + \vec{b} \quad (8)$$

여기서, \vec{b} : 측정 바이어스 벡터, \vec{w} : 운용환경과 파워세팅 변수 (대기 온도 및 압력, 연료량)

유전자 알고리즘을 적용한 가스터빈의 고장진단 개념을 Fig. 4과 같이 나타 낼수 있다.

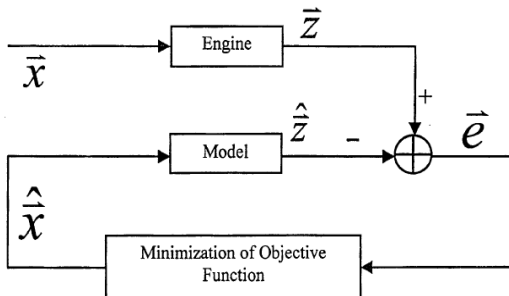


Fig. 4 Non-linear model based diagnostic approach

실제 엔진 구성품 성능변수 벡터 \vec{x} 를 초기값으로 가정하고, 엔진 성능모델은 예측된 성능측

정벡터 \hat{z} 값을 계산한다. 최적화 기법은 목적함수를 최소화시키기 위하여 적용되며 이 과정은 예측된 엔진 성능변수 \hat{x} 가 실제 값에 \vec{x} 에 가장 근접할 때 까지 반복적으로 수행된다.

목적함수는 실 측정변수 벡터 \vec{z} 와 예측 측정변수 벡터 \hat{z} 값의 차이를 나타낸다. 실제 측정값과 예측 값 사이의 일관성을 측정하기 위해서는 측정 노이즈와 바이어스와 관련된 다양한 요소들을 처리하는 목적함수가 정의 되어야 하며 주어진 작동점에서의 목적함수는 다음과 같다.

$$J(\vec{x}) = \sum_{j=1}^M \frac{[z_j - h_j(\vec{x})]^2}{(z_{odj} \sigma_j)^2} \quad (9)$$

여기서, z_{odj} : 탈 설계, 비 성능저하 조건에서의 j번째 측정값. z_{odj} 는 노이즈와 바이어스와 같은 불확도(uncertainty)의 영향을 받기때문에의 함수로 표현된다.

대기조건과 파워세팅의 영향에 의한 불확도와 측정 노이즈 확률분포함수 (probability distribution function)가 완전 가우시안 함수가 아닌 경우를 고려하여 수정된 식은 다음과 같다.

$$J(x) = \sum_{j=1}^M \frac{[z_j - h_j(\vec{x}, \vec{w})]}{z_{odj}(\vec{w})\sigma_j} \quad (10)$$

목적함수의 최소화 하는 비선형 문제에 있어서 가능성이 높은 해법을 제공한다.

2) 측정 불확도

측정 오차는 측정된 값과 실제 값 사이의 차이로 나타내고 모든 오차들은 고정 오차와 랜덤 오차를 갖는다. 랜덤 오차들은 반복되는 측정에서 서로 다른 값으로 무작위로 나타나는 오차를 말하며 반복 측정시의 랜덤 오차를 정밀 오차

(precision error)라 부른다. 정밀 오차를 측정하기 위하여 표준편차(standard deviation)가 사용되고 작은 표준편차는 상대적으로 산란(scatter)이 적음을 가리킨다. 바이어스(Bias)는 반복 측정시의 일정 오차 또는 규칙적인 오차(systematic error)를 말하며 동일한 값이 측정된다. 바이어스의 양을 결정하기 위해서는 먼저 진값(true value)이 정의되어야 하지만 이 값은 바이어스의 측정이 어렵고 데이터로부터 바이어스를 예측하기 위한 신뢰할만한 통계적 방법이 없기 때문에 진값을 찾기가 쉽지 않다. 일반적으로 측정장치에 대한 공학적인 판단만이 유일하게 신뢰할 수 있는 최상의 습득 가능한 정보이다.

측정 불확도(measurement uncertainty)를 평가하기 위해서는 2 비트의 정보가 필요하다. 하나는 엔진 제작사나 경험자에 의해 주어진 공칭 측정변수(nominal measured parameter)이고, 다른 하나는 관측된 값이다.

3) 유전자 알고리즘을 적용한 센서 고장진단

측정 바이어스 또는 고장 검출 (fault detection)의 개념은 실제 측정 값과 예측값 사이의 불일치를 계산하는 것이며 이를 적용하기 위하여 유전자 알고리즘의 수정이 필요하다. 측정 바이어스를 다루기 위하여 해석적 여유도의 개념 유전자 알고리즘에 사용된다. 만약 측정시 바이어스 효과가 없다면 목적함수의 최소화를 위한 식은 다음과 같다.

$$J(x) = \sum_{j=1}^M \frac{|z_j - h_j(\bar{x})|}{z_{odj} \sigma_j} \quad (11)$$

이 기법을 적용하기 위해 다음 조건이 필요하다.

$$M - M_{bias} > N_{perf} + P \quad (12)$$

여기서, M: 전체 측정변수의 수, M_{bias}: 바이어스된 측정변수의 수, N_{perf}: 구성품 성능변수의 수, P: 대기조건과 파워 세팅 변수의 수이다.

4. 성능 진단 해석

가스터빈 엔진의 성능 진단을 위해서는 먼저 엔진 성능 모델에 이식될 고장(faults)의 분류와 선택이 필요하고 이렇게 이식된 고장을 탐지할 적절한 측정변수를 선정하게 된다.

어떠한 고장이 엔진의 성능저하를 일으키는지 알아보기 위하여, 여러 가지 측정 변수들 중에서 엔진의 고장을 검출하기에 적합한 한 세트의 측정 변수들이 선택되어야 한다. 선택하는 측정 변수의 수와 종류에 따라서 예측결과의 정밀도가 달라질 수 있고 선택된 고장의 수보다 측정 변수의 수가 적을 경우 좋은 결과를 얻을 수 있다.

해석결과의 정밀도를 판단하기 위하여 다음과 같은 RMS 오차 식이 이용된다.

$$RMS = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (fault_{implied} - fault_{detected})^2}{n}} \quad (13)$$

여기서, n: 관찰되는 독립변수의 수

선형 및 비선형 GPA와 유전자 알고리즘을 평가하기 위해서는 엔진에서 발생하는 이미 알려진 고장 데이터를 이용하여 비교하는 것이 필요하다. 이러한 데이터는 실제 엔진이나 모사된 데이터를 이용할 수 있다. 실제 엔진의 데이터를 이용하는 것이 좋을 수 있지만 이 경우 모든 가능한 고장에 대한 데이터를 얻을 수 없고 측정 노이즈와 바이어스 오차가 없는 데이터를 얻을 수 없는 단점이 있다. 이러한 이유로 인해 실험 작업에 있어 모사된 데이터들이 일반적으로 이용되고 본 연구에도 이용 되었다.

성능진단 해석은 각 구성품에 대하여 하나의 고장이 발생하는 경우와 두 개의 구성품이 동시에 고장이 발생하는 복합 구성품 고장의 경우에 대하여 해석을 수행하였으며, 각 각의 경우 측정 노이즈와 바이어스 오차를 적용한 경우와 그렇지 않은 경우에 대하여 선형 및 비선형 GPA와 유전자 알고리즘을 이용하여 계산을 수행하고 결과를 비교하였다.

구성품에 대하여 이식되는 독립변수의 수는 측정변수의 수보다 적어야 하며, 각 구성품의 고장은 압축기 오염과 터빈 부식의 경우를 가정하였으며 적용된 고장율은 Table 8과 같다.

Table 8 Implanted faults for compressor fouling and turbine erosion

Compressor fouling		Turbine Erosion	
Fan η	-1.5	HPT η	-3
Fan Γ	-2.0	HPT Γ	+4
HPC η	-1.5	LPT η	-3
HPC Γ	-2.0	LPT Γ	+4

압축기 오염 (Compressor fouling)이 발생하면 면적이 감소하여 유량이 감소하게 되고 블레이드의 공력형상의 변화로 효율도 감소하게 되고, 터빈 부식 (Turbine Erosion)의 경우에는 블레이드의 부식으로 인하여 유량이 증가하고 효율이 감소하게 된다 [14].

측정변수는 각 압축기와 터빈의 압력과 온도 그리고 연료유량으로 정하였다. 압력 변수는 무차원 유량함수와 관련되고 온도와 압력의 조합은 이상 일과 실제 일의 차이에 따른 효율과 관련을 갖는다. 측정변수의 수가 많을수록 진단 결과는 좋아지지만 측정 장치의 결함에 의한 영향이 커지고 부적합한 측정으로 인한 오차도 커지게 된다. 또한 측정 장치의 증가는 직접적인 비용 뿐만 아니라 설치등에 따른 간접 비용도 증가 시키게 된다.

성능 진단 해석은 엔진의 지상 정지 조건에서 압축기 오염 (fouling)과 터빈 침식 (erosion)과 같은 특정 물리적 고장을 가정하고 선형/비선형 및 유전자 알고리즘을 이용한 해석을 수행하였다.

4.1 측정 노이즈와 바이어스 오차를 포함하지 않는 단 구성품 고장 해석결과

선형 기법을 이용한 결과를 살펴보면 성능 저하량이 작은 경우일지라도 고장을 예측하는 정밀도가 매우 떨어짐을 알 수 있고 RMS 오차값은 최대 약 2에 근접함을 알 수 있다. 비선형 기법

의 경우에는 모든 구성품에 대하여보다 정밀한 결과를 Fig. 5과 같이 얻을 수 있었다.

유전자 알고리즘을 이용한 계산 결과는 비선형 기법의 결과보다 조금 낮은 결과를 얻었으며, 이는 다음과 같다.

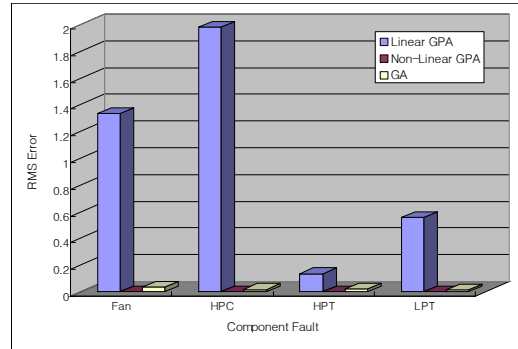


Fig. 5 Single component faults without noise or biases

4.2 측정 노이즈와 바이어스 오차를 포함하는 단 구성품 고장 해석결과

실제 운용환경을 고려하기 위하여 측정 노이즈와 바이어스 오차를 적용한 해석결과는 Fig. 6과 같다.

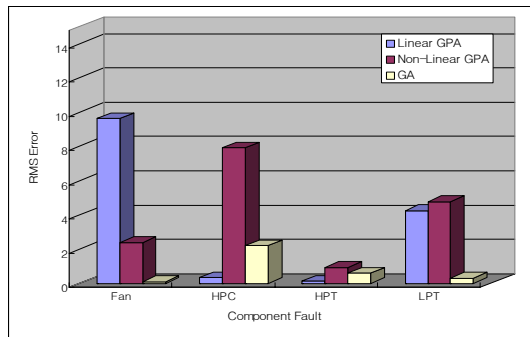


Fig. 6 Single Component Faults with noise and biases

노이즈와 바이어스 오차를 적용한 결과는 유전자 알고리즘을 적용한 결과가 RMS 오차가 적음을 알 수 있었고, 선형과 비 선형 기법의 경우

에는 팬 의 고장에 대하여 선형 GPA의 RMS 오차 값이 9 이상을 나타내어 가장 오차가 컸지만 나머지의 경우 비선형 기법의 오차가 선형 기법의 오차 보다 큼을 알 수 있었다. 또한 GPA 기법의 경우 노이즈 값이 커지면 고장을 검출할 수 없었다.

4.3 노이즈와 바이어스 오차를 고려하지 않은 다중 구성품 고장 해석 결과

노이즈와 바이어스 오차를 고려하지 않은 다중 고장 해석결과는 Fig. 7과 같다.

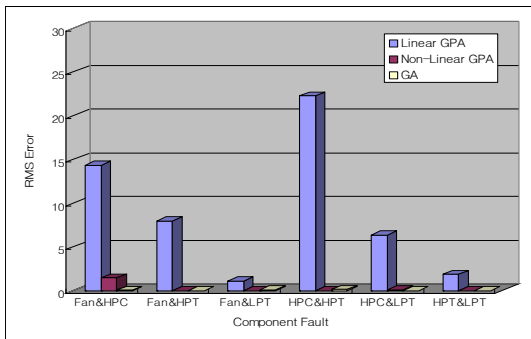


Fig. 7 Multiple Component Faults without Noise and Biases

해석결과, 선형 GPA 기법의 경우 비선형이나 유전자 알고리즘 기법의 결과와 비교하여 매우 높은 오차 값을 나타내었으며 이러한 결과로부터 선형 기법이 다중 고장의 경우에는 매우 취약함을 알 수 있었다. 비선형 기법의 경우에는 팬과 고압 압축기의 다중 손상의 경우만 제외하고 좋은 결과를 나타내었다.

4.4 노이즈와 바이어스 오차를 고려한 다중 구성품 고장 해석 결과

노이즈와 바이어스 오차를 고려하였을 경우의 해석결과는 Fig. 8과 같다. 해석결과, 노이즈와 바이어스를 고려하는 경우에 선형과 비선형 GPA 기법 모두 오차가 커짐을 알 수 있었고 반면에 유전자 기법은 모든 경우에서 신뢰할만한 오차율을 보여주어 이 기법이 진단 기법으로서 실질

적인 진단 문제에 적합함을 알 수 있었다.

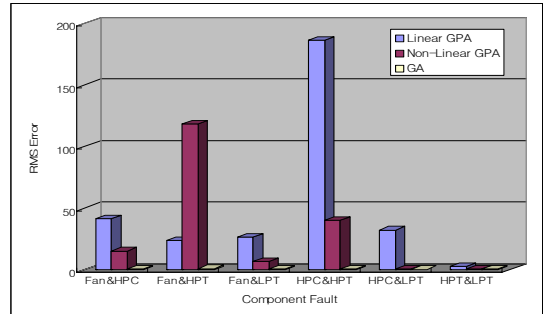


Fig. 8 Multiple Component Faults with Noise and Biases

5. 결 론

선형과 비선형 GPA 기법을 적용하였을 경우에는 두 기법 모두 기술적인 장단점을 갖고 있음을 알 수 있었으며, 또한 가스터빈 엔진의 진단 기법으로서의 취약점을 확인할 수 있었다.

하지만, 선형 GPA 기법은 현재까지 다른 기법들과 함께 쓰이고 있으며, 개발 단계에서의 진단 기법의 테스트를 위해 필요한 노이즈와 바이어스 오차가 없는 기준 데이터를 얻는데 사용될 수 있다. 또한, 선형 GPA의 경우에는 비선형 GPA 기법의 기본 모델로서 필요성이 있다. 비선형 GPA의 경우, 선형 기법보다 상대적으로 긴 계산 시간이 필요하지만 보다 우수한 예측결과를 보여주며, 특히 고장율이 큰 경우와 복잡 구성품 고장의 경우에 적용할 수 있다.

이들 GPA 기법의 취약성은 측정 노이즈를 고려할 경우에 나타난다. 비록, 적은 양의 노이즈인 경우에는 어느정도 충분하지만 노이즈의 크기가 커지면 확실히 양호한 예측결과를 얻기가 힘들다. 또 다른 제약 사항은 바이어스를 고려하는 경우이며, 이 경우에는 GPA 기법은 더 이상 정확한 예측이 어렵다. GPA 기법이 많은 잠재능력을 가졌다 하더라도 이 기법은 실제 상황에 적용되었을 때 양호한 예측결과를 만들어내기 어

럽다. 이와는 반대로, 유전자 알고리즘 기법은 상당히 우수한 결과를 나타낸다.

6. 후 기

이 논문은 2013년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임.

참 고 문 헌

- [1] Yi-Guang Li, "Gas Turbine Diagnostics", Lecture notes, Cranfield University, UK, 2002
- [2] Urban, L.A., "Gas Turbine Engine Parameter Interrelationships", 2nd Edition, HS UAC, Windsor Locks, CT, 1969
- [3] Escher, P. C., "Pythia: An object-oriented Gas Path Analysis Computer Program for General Applications", Ph.D. Thesis, Cranfield University, UK, 1995
- [4] Baswell, M.J., "COMPASS-Ground Based Engine Monitoring Program for General Application", SAE-TP-871734, 1987
- [5] Winston, H., et al., "Integrating Numeric and Symbolic Processing for Gas Path Maintenance", AIAA-91-501, 1991
- [6] Doel, D.I., "TEMPER-A Gas-Path Analysis Tool for Commercial Jet Engines", Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, Vol. 116, Jan, 1994
- [7] Patel, V.C, et al, "Utilising a Simulink Gas Turbine Engine Model for Fault Diagnosis", Reprints of The IFAC Symposium on Control of Power Plants and Power Systems, Cancun, Mexico, 1995, 171-176
- [8] Zhou, J., "Intelligent Fault Diagnosis with Application to Gas Turbine Engines", Ph.D. Thesis, The University of Sheffield, 1998
- [9] Taylor, D.L., "Engine" Health Diagnostics Using Multiple Operating Point Analysis and Genetic Algorithm Optimization, MSC. Thesis, Cranfield University, 2000
- [10] Sensor Fault Diagnosis, Ph.D. Thesis, Cranfield University, 2000
- [11] Smith, H. et al., "U-2000 project description", Cranfield University, 2000
- [12] Jane's Aero Engine, issue 8, 2000
- [13] 공창덕, 고성희, 박길수, 박광림, "SIMULINK를 이용한 2-스폴 분리 배기방식 터보팬엔진의 구성품 성능 맵 생성 및 성능 모사에 관한 연구, 추진공학회지, 제 17권 제 1호, 2013
- [14] Diakunchak, I. S., "Performance Deterioration in Industrial Gas Turbines", Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, Vol. 114, No 2, pp.161-167, 1992,