



J. Korean Soc. Aeronaut. Space Sci. 50(10), 717-727(2022)

DOI: <https://doi.org/10.5139/JKSAS.2022.50.10.717>

ISSN 1225-1348(print), 2287-6871(online)

## 터보팬엔진의 실시간 구성품 결함 및 건전성 진단 알고리즘 구현

한동주<sup>1</sup>, 김상조<sup>2</sup>, 이수창<sup>3</sup>

### A Realization of Real Time Algorithm for Fault and Health Diagnosis of Turbofan Engine Components

Dong-Ju Han<sup>1</sup>, Sang-Jo Kim<sup>2</sup> and Soo-Chang Lee<sup>3</sup>Dept. of Aviation Maintenance Engineering, Kukdong University, Chungbuk, Republic of Korea<sup>1</sup>Agency for Defense Development, Daejeon, Republic of Korea<sup>2,3</sup>

#### ABSTRACT

An algorithm is realized for estimating the component fault and health diagnosis such as a deterioration. Based on the turbofan engine health diagnosis model, from the health parameters which are estimated by a real time tracking filter, the outliers are eliminated efficiently by an effective median filter to minimize a false alarm. The difference between the fault and deterioration trends is identified by the detection measure for abrupt change, thereby the clear diagnosis classifying the fault and the health condition is possible. The effectiveness of the algorithm for fault and health diagnosis is verified from the simulated results of engine component faults and deterioration.

#### 초 록

엔진 구성품의 결함 및 열화 등의 건전성 진단을 위한 알고리즘을 구현하였다. 이를 위해서 터보팬엔진 모델로부터 성능 진단모델을 도출하고 진단변수 추적필터를 이용하여 실시간 결함 및 건전성을 추정한 후 효과적인 중간값 필터를 통해 이상 잡음을 제거함으로써 오경보 발생을 최소화하였다. 여기에 단차 결함 탐지 기법을 적용하여 결함과 열화를 식별하였고, 운전 중 구성품의 결함 및 건전성을 분명히 구분하여 진단할 수 있도록 하였다. 엔진 구성품의 결함 및 열화 발생의 모사를 통해서 구현된 알고리즘의 효용성을 확인하였다.

**Key Words** : Cascade Recursive Median Filter(중속열 재귀적 중간값 필터), Health Estimation(건전성 추정), Outlier(이상잡음), Tracking Filter(추적필터), Turbofan Engine(터보팬엔진)

#### 1. 서 론

터보팬엔진의 안정적인 운영 및 운전 수명과 관련하여 엔진의 결함 예방과 수명 향상 방안은 항공기의 비행 안전 및 성능과 직결되고 있다. 이를 위해서는 엔진 운전 중 내·외부 외란에 의한 결함이나 노화 등으로 인한 결

함을 효과적으로 진단하기 위한 알고리즘이 엔진 제어기 설계에 반영되어야 한다.

엔진 구성품(압축기, 연소기, 터빈 등) 결함의 원인으로는 이물질(Foreign Object Debris, FOD), 과열 시동/정지(hot start/stop), 열충격 등으로 인한 결함이 있고, 침식/부식(erosion/corrosion), 오염(fouling), 마모(rubbing)

† Received : May 30, 2022 Revised : August 2, 2022 Accepted : August 25, 2022

<sup>1</sup> Professor, <sup>2</sup> Senior Researcher, <sup>3</sup> Principal Researcher

<sup>1</sup> Corresponding author, E-mail : djhan5960@hanmail.net

© 2022 The Korean Society for Aeronautical and Space Sciences

등으로 인한 열화 등이 있다[1]. 여기서 구성품의 결함은 센서 및 구동기 등 주변 계통의 결함과 구별되고, 본 논문에서는 구성품의 결함에만 국한하기로 한다.

운전 중 엔진 구성품의 결함이나 건전성과 관련된 열화 등을 효과적으로 예측하고 관리하기 위한 방안(Prognostic Health Management, PHM)의 일환으로 예측정비(predictive maintenance) 기술이 대두되고 있고, 여기에 엔진 결함 및 건전성 진단 기법은 핵심 요소로 평가되고 있다. 여기서 구성품의 결함 여부를 표시하는 진단변수는 독립변수로서, 직접 측정이 불가능하므로 종속변수인 측정변수의 센서 출력값으로부터 구성품의 가스 경로 해석(Gas Path Analysis, GPA)을 통하여 간접적으로 추정한다. 따라서 구성품의 결함 및 열화 등 건전성의 평가 및 진단은 측정변수를 이용한 효과적인 진단변수 추정 기법에 달려있다. 여기서 실시간 결함 진단 기법은 엔진 안전 운전에 있어 필수적으로 요구되며, 이를 위한 연구는 엔진모델을 기반으로 하는 추적필터 기법과 신경망 등을 이용한 데이터기반 기법이 있다[1,2].

그간의 엔진 결함 및 건전성 진단 연구는 오프라인에서 운전 자료를 이용한 정적해석 연구와 온라인에서 실시간 진단변수 추정 기법을 기반으로 하는 연구로 수행되어왔다[3]. 이 중에서 엔진 모델기반 구성품의 실시간 결함진단 연구는 2000년대 이후 고속 연산처리 기술의 발전과 더불어 활발히 진행되어왔다. Simon과 Kobayashi 등[4-8]은 실제 엔진과 실시간으로 적용되는 엔진모델을 기반으로 결함 및 열화 추이를 칼만필터를 이용하여 추정하고 정상 엔진모델을 통해 열화 추이를 식별한 후 엔진 제어기와 연계된 센서 결함을 탐지해서 분리하기 위한 엔진 결함 및 건전성 통합 진단체계의 기초를 확립하였다. 여기에는 실시간 진단모델 간소화를 위한 최적화 기법도 포함되었다. 이 연구와 같은 맥락으로 Lu 등[9]은 비선형 필터를 이용한 건전성을 추정 기법을 근간으로 구성품 결함과 센서 결함을 식별하기 위한 효과적인 기법을 개발하였고, Pu 등[10]은 선형 및 비선형 필터를 융합한 구성품 결함 및 건전성 추적 필터의 성능을 보여 주었다. Borguet과 Leonard[11]는 성능 적응형 칼만필터를 이용하여 구성품의 건전성을 추정한 후 일반 우도 비검증(generalized likelihood ratio test)을 통한 결함 진단 기법을 제시하였다.

이러한 연구들은 엔진 구성품 결함 진단 기법의 효용성을 입증하고 있으나 결함과 열화를 각각 분리하여 식별하기보다는 포괄적인 건전성 추정 기법에 중점을 두고 있다. 특히 최근의 급속한 연산 처리 능력의 향상에 부합하는 효과적인 실시간 알고리즘 적용은 거의 전무한 실정이다.

본 연구는 기존의 터보팬엔진 모델[12]의 구성품에 대해서 추적필터를 통한 결함 진단 기법과 이를 적용하기 위한 알고리즘 개발을 목적으로 한다. 구성품 외에 센서 또는 연료제어기 등 기타 계통의 결함과 연동된 결함 식별을 위해서는 관련 계통에 관한 추가적인 결함 진단 기

법이 적용되어야 하나, 본 논문에서는 구성품의 결함 발생에만 국한하기로 한다.

기존의 연구 결과를 개선하여 새로운 기법을 적용한 터보팬엔진의 모델기반 실시간 구성품 결함 진단 알고리즘을 구현하고자 한다. 이를 위해서, 기존의 터보팬엔진 모델로부터 성능 진단모델을 도출하고 진단변수 추적을 위한 추적필터(tracking filter)를 이용하여 실시간 결함 및 건전성을 추정한 후 효과적인 필터 적용을 통해 이상값(outlier)을 제거함으로써 오경보(false alarm) 발생을 최소화하기로 한다. 이후 단차 신호(abrupt change) 탐지를 위한 기법을 도입하여 결함과 열화를 식별하고 진단하기 위한 알고리즘을 적용함으로써 운전 중 구성품의 결함 및 건전성을 분명히 구분 진단할 수 있도록 한다.

본 연구를 통해서 엔진 구성품의 실시간 결함 발생 및 열화 추이를 모사하고 오경보 제거 및 결함 진단 기법 등 제안된 기법을 기반으로 구현된 알고리즘의 효용성을 확인하기로 한다.

## II. 결함 및 건전성 진단 알고리즘의 구현

### 2.1 실시간 결함 및 건전성 진단모델

실시간 결함 및 건전성 진단을 위한 엔진모델은 Fig. 1 및 Table 1과 같은 JT9D 터보팬엔진을 대상으로 한다[12]. 결함 진단을 위한 모델은 식 (1)과 같은 압축기와 터빈과의 열동력 및 회전체 동력 평형 관계로부터 도출되는 식 (2)와 같은 비선형 방정식을 기반으로 한다[1-6].

$$\dot{m}_c \Delta H_c = \dot{m}_t \Delta H_t + (2\pi/60)^2 I_R \frac{dN}{dt} \quad (1)$$

(단,  $\Delta H_c, \Delta H_t$ : 압축기, 터빈의 엔탈피 증가량,  $I_R$ : 로타 관성모멘트,  $N$ : 로타회전수)

$$\begin{aligned} \dot{x} &= f(x, u, h) \\ y &= g(x, u, h) \end{aligned} \quad (2)$$

여기서  $x$ 는 엔진의 상태벡터,  $u$ 는 제어 입력변수,  $y$ 는 출력변수,  $h$ 는 진단변수(health parameters vector) 등으로 Table 2와 같다.

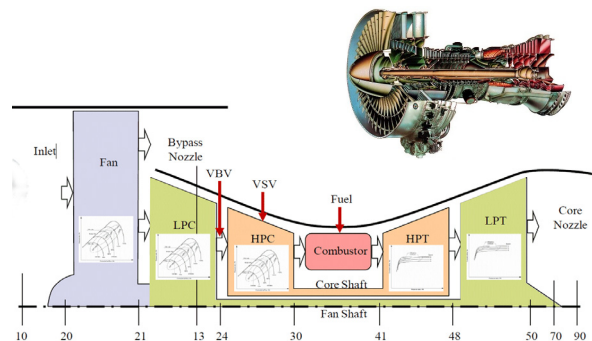


Fig. 1. Turbofan engine configuration

**Table 1. Turbofan engine performance of design point (@ S/L static, ISA)**

Parameter	Design point
Low pressure rpm (NL)	3,750 (rpm)
High pressure rpm (NH)	8,000 (rpm)
Pressure ratio	23.4-26.7
Exhaust gas temperature	1,350 ( ° R)
Thrust	45,500 (lbf)

**Table 2. Turbofan engine parameters**

State vector ( <i>x</i> )	Control input ( <i>u</i> )
Low pressure rpm (NL) High pressure rpm (NH)	Fuel flow (FF)

Output parameter ( <i>y</i> )
Low pressure rpm (NL) High pressure rpm (NH) Fan outlet temperature (T21) Fan outlet pressure (P21) Low pressure compressor outlet temperature (T23) Low pressure compressor outlet pressure (P23) High pressure compressor outlet temperature (T30) High pressure compressor outlet pressure (P30) High pressure turbine outlet temperature (T45) High pressure turbine outlet pressure (P45) Low pressure turbine outlet temperature (T50) Low pressure turbine outlet pressure (P50)

Health parameter ( <i>h</i> )
Fan efficiency ( $\eta_F$ ) Fan mass flow ( $\dot{m}_F$ ) Low pressure compressor efficiency ( $\eta_{LPC}$ ) Low pressure compressor mass flow ( $\dot{m}_{LPC}$ ) High pressure compressor efficiency ( $\eta_{HPC}$ ) High pressure compressor mass flow ( $\dot{m}_{HPC}$ ) High pressure turbine efficiency ( $\eta_{HPT}$ ) High pressure turbine mass flow ( $\dot{m}_{HPT}$ ) Low pressure turbine efficiency ( $\eta_{LPT}$ ) Low pressure turbine mass flow ( $\dot{m}_{LPT}$ )

엔진 운영점( $x_0, u_0, h_0$ )을 기준으로 비교적 작은 운영 영역에서 식 (2)와 같은 비선형모델의 실시간 적용을 용이하게 하기 위해서는 간소화된 선형 모델이 요구된다. 모델 선형화는 기준점에 대한 섭동값(perturbation)을  $\Delta x = x - x_0, \Delta u = u - u_0, \Delta h = h - h_0, \Delta y = y - y_0$ 라 할 때 2차 이상의 급수 고차항을 무시하면 식 (3)과 같이 유도된다[12,13].

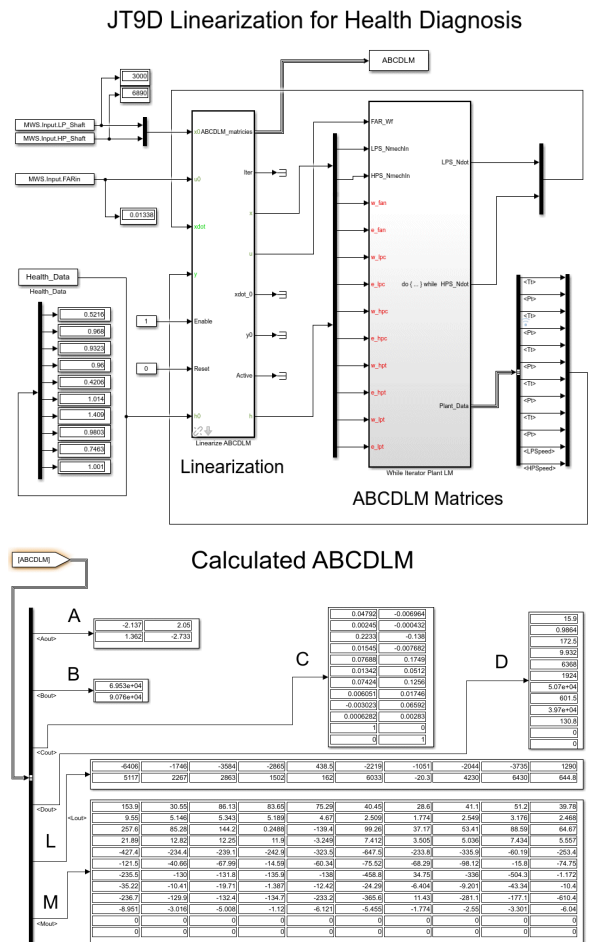
$$\begin{aligned} \dot{\Delta x} &= A \Delta x + B \Delta u + L \Delta h \\ \Delta y &= C \Delta x + D \Delta u + M \Delta h \end{aligned} \quad (3)$$

여기서  $A = \left[ \frac{\partial f}{\partial x} \right]_o, B = \left[ \frac{\partial f}{\partial u} \right]_o, C = \left[ \frac{\partial g}{\partial x} \right]_o, D = \left[ \frac{\partial g}{\partial u} \right]_o, L = \left[ \frac{\partial f}{\partial h} \right]_o, M = \left[ \frac{\partial g}{\partial h} \right]_o$  등은 자코비안(Jacobian) 행렬이며, 이는 식 (2)의 비선형 방정식에서 각 변수의 미소 증분에 대한 수치적인 편미분 값으로부터 구할 수 있다.

Figure 2는 엔진 작동점을 기준으로 Simulink를 이용하여 구현된 모델 선형화 알고리즘과 이로부터 구한 선형모델의 자코비안 행렬을 보인 것이다. 본 논문에서는 자코비안 행렬의 수치적인 미분값을 구하기 위해 중앙차분법(central difference)을 이용함으로써 선형모델 행렬의 신뢰성을 개선하였다.

식 (3)을 실시간 이산 시간(*k*th discrete time) 형태의 진단변수를 상태변수와 함께  $\Delta x_{xh} = \begin{Bmatrix} \Delta x \\ \Delta h \end{Bmatrix}$ 로 표시하고 진단변수를 동역학을 배제한 랜덤워크(random walk) 모델로 대체하면 식 (4)와 같은 상태 공간 방정식으로 표시할 수 있다[4-10,13].

$$\begin{aligned} \Delta x_{xh, k+1} &= \Phi_{xh} \Delta x_{xh, k} + \Gamma_{xh} \Delta u_{xh, k} + w_{xh, k} \\ \Delta y_k &= C_{xh} \Delta x_{xh, k} + D_{xh} \Delta u_k + v_k \end{aligned} \quad (4)$$



**Fig. 2. Jacobian matrices from linearized engine modeling using Simulink**

여기서  $\Delta u_{xh,k} = \begin{Bmatrix} \Delta u_{x,k} \\ \Delta u_{h,k} \end{Bmatrix}$ ,  $\Phi_{xh} = \begin{bmatrix} \Phi_A & \Phi_L \\ 0 & I \end{bmatrix}$ ,  $\Gamma_{xh} = \begin{bmatrix} \Gamma \\ 0 \end{bmatrix}$ ,  
 $\Phi_A = \int_0^{T_s} e^{A\tau} d\tau$ ,  $\Phi_L = \int_0^{T_s} e^{A\tau} L d\tau$ ,  $\Gamma = \int_0^{T_s} e^{A\tau} B d\tau$ ,  
 $T_s$ : 측정주기,  $C_{xh} = [C \ M]$ ,  $D_{xh} = \begin{bmatrix} D \\ 0 \end{bmatrix}$ ,  $w_{xh,k} = \begin{Bmatrix} w_{x,k} \\ w_{h,k} \end{Bmatrix}$ ,  
 $w_{sh}$ ,  $v$ : 각각 가우시안 시스템 잡음, 측정 잡음 등을 표시하고,  $\Delta u_{h,k}$ 는 진단변수의 시간( $k$ )에 따른 건전성 추이를 모사하기 위해 구성품의 결합 및 열화 발생량  $\Delta h(k)$ 를 주입(injection)하기 위한 입력 벡터로 사용한다.

## 2.2 구성품 결합 및 건전성 진단 알고리즘

### 2.2.1 칼만필터를 이용한 실시간 결합 및 건전성 추정

구성품의 결합 및 건전성을 표시하는 진단변수는 독립 변수로서 직접 측정이 불가능하므로 센서의 출력값으로부터 구성품 기준 모델(Component Level Model, CLM)을 대상으로 GPA를 이용하여 추정한다[2]. 엔진 구성품에서 실시간으로 발생하는 단차결합 및 열화 현상 등은 식 (2) 또는 식 (4)로부터 도출되는 출력변수값과 센서 출력값과의 잔차(residual)를 통계적으로 분석하고 예측하기 위한 효과적인 추적필터를 이용하여 추정할 수 있다. 선형모델에 사용되는 추적필터로는 식 (5)와 같은 선형 칼만필터(Kalman Filter, KF)가 있다[4-10,13].

$$\begin{aligned} \Delta \hat{x}_{xh,k|k-1} &= \Phi_{xh} \Delta \hat{x}_{xh,k-1} + \Gamma_{xh} \Delta u_{xh,k-1} \\ P_{k|k-1} &= \Phi_{xh} P_{xh,k-1} \Phi_{xh}^T + Q_{xh} \\ K_k &= P_{k|k-1} C_{xh}^T (C_{xh} P_{k|k-1} C_{xh}^T + R)^{-1} \\ \Delta \hat{y}_k &= C_{xh} \Delta \hat{x}_{xh,k|k-1} + D_{xh} \Delta u_{xh,k} \\ \Delta \hat{x}_{xh,k} &= \Delta \hat{x}_{xh,k|k-1} + K_k (\Delta y_k - \Delta \hat{y}_k) \\ P_{xh,k} &= (I - K_k C_{xh}) P_{k|k-1} \end{aligned} \quad (5)$$

여기서  $\Delta u_{h,k} = 0$ 이고  $P_{xh,k} = E[\Delta x_{xh,k} \Delta x_{xh,k}^T]$ ,  $R = E[v_k v_k^T]$ ,  $Q_{xh} = E[w_{xh,k} w_{xh,k}^T] = \begin{bmatrix} Q_x & 0 \\ 0 & Q_h \end{bmatrix}$ 는 각각 상태변수 공분산, 측정 잡음 공분산, 시스템 잡음 공분산이며  $E[w_{sh,k}] = E[v_k] = 0$ 이다.

출력변수를 관측기로 하는 칼만필터로부터 진단변수의 추정이 가능하기 위한 가관측성(observability)의 조건으로는 진단변수 개수( $n$ ) 이상의 출력변수 개수( $m$ )가 필요하다[6,10]. 본 진단 모델은  $n=10$ ,  $m=12$ 로서 이 조건( $m \geq n$ )을 충분히 만족하고 있다. 실제적으로는 출력변수를 모두 센서를 통해 측정할 수 없으므로 진단변수 개수와 출력변수 개수를 추가적인 최적화 기법[6]을 통하여 취사 선택하여야 하나, 여기서는 가관측성 보장을 전제로 모두 사용하는 것으로 한다.

비행 임무 변화에 따른 엔진 비정상 운전상태일 경우에는 연료량 변화에 따른 식 (4)의 선형 모델 행렬을 천이구간에 따라 실시간으로 구해야 하거나 부분 선형화

(piecewise linear) 기법을 적용하여야 하는 등의 번거로움이 있다. 본 논문에서는 이를 고려하여 정상상태(steady state)( $\Delta u_{x,k} = 0$ )의 경우로 연구 범위를 한정하기로 한다. 이 경우 일정한 선형 모델 행렬을 비선형 확장 칼만필터(Extended Kalman Filter, EKF)에도 동일하게 적용시킬 수 있으므로[7,10] 식 (2)와 같은 비선형 진단모델로부터 모사되는 실제 센서 출력값을 이용할 수 있다. 이로부터 식 (6)의 KF와 같이 EKF를 본래의 엔진 특성을 반영하는 비선형 진단모델에 적용할 수 있다.

잡음 공분산  $Q_x, R$ 은 비편차 추정량(unbiased estimator)으로서 운전상태에서 발생하는 잡음값의 표준편차로부터 추정한다.  $Q_h$ 는 진단변수의 결합 및 건전성과 관련된 편차 추정량(biased estimator)으로서 진단변수 추정의 필터 계인값을 결정하는 설계변수가 된다. 이 값은 클수록(작을수록) 필터의 추적 성능이 향상(저하)되나 잡음 배제 특성이 저하(향상)되므로 단차변화(abrupt change)의 경우 시간지연이 커짐(작아짐)을 감안하여 절충한다[10].

### 2.2.2 이상 잡음 등 결합 오경보 제거 필터

이론적으로는 센서 출력값에 대해 GPA를 이용하여 구한 구성품 진단변수의 해가 일의적(unique)일 경우 각 구성품별로 구해진 진단변수 결합 값은 서로 독립적으로 존재한다.

칼만필터 등 통계적인 추정량을 기반으로 하는 결합 검출 과정에서는 출력변수와 진단변수 간의 완전한 해(complete solution)가 곤란하므로 각 구성품별 결합 추정값이 인접 구성품에 파급되는 번짐효과(smearing effect)가 발생된다[6,11]. 특히 단차결합(abrupt change)의 경우에는 구성품 간에 간섭 잡음과 같은 결합 오경보(false alarm)를 발생시킨다[14].

잡음 제거 필터 중 이상잡음 등 간헐적인 잡음(impulsive noise)을 가장 효과적으로 제거하기 위한 실시간 필터로는 식 (6)과 같은 중간값 필터(median filter)가 대표적이다[15,16].

$$y_k = \text{median}(z_{k-m}, z_{k-m+1}, \dots, z_k, \dots, z_{k+m-1}, z_{k+m}) \quad (6)$$

(단,  $y_k$ :  $k$ th time filtered output,  $z_{k-m}$ :  $(k-m)$ th time input,  $m$ :  $m$ th time from window length  $N=2m+1$ )

중간값 필터는 이동 평균 필터(moving average filter)와 같은 재귀적인(recursive) 방식으로서 필터 성능의 향상을 위해서는 윈도우 크기(window length)를 증가시켜야 하므로 이로 인해 상당한 시간지연이 발생하게 된다.

본 논문에서는 중간값 필터의 단점을 개선하여 윈도우 크기 대비 필터로 인한 시간지연을 최소화하고 필터 성능을 최대화하기 위해서 식 (7)과 같은 3점 기준 종속 열 방식의 재귀적 중간값 필터(Cascade Recursive Median Filter, CRMF)를 적용하였다[16].

$$\begin{aligned}
 y_k^1 &= \text{median}(y_{k-1}^1, z_k, z_{k+1}) \\
 y_{k+1}^1 &= \text{median}(y_k^1, z_{k+1}, z_{k+2}) \\
 &\vdots \\
 y_{k+n}^1 &= \text{median}(y_{k+n-1}^1, z_{k+n}, z_{k+n+1}) \\
 y_k^2 &= \text{median}(y_{k-n}^2, \dots, y_{k-1}^2, y_k^0, y_k^1, y_{k+1}^1, \dots, y_{k+n}^1)
 \end{aligned} \tag{7}$$

(단,  $y_k^0$ :  $k$ th time signal,  $y_k^2$ :  $y_{k+n}^1$ 를 기점으로 하는  $2(n+1)$  단계 중간값 체(median sieve)의 재귀 출력값(recursive filter output),  $y_{k+n}^1$ :  $z_{k+n+1}$ 를 기점으로 하는 3점 기준 중속열 필터 출력값(cascades filter output))

Figure 3은 식 (7)의 CRMF 알고리즘을 Simulink를 이용하여 구현한 것이다. 여기서는 3점 기준 중속열과 6 단계( $n=2$ )의 중간값 체(6 stage median sieve)로 재귀 중간값 필터를 구성하였다.

### 2.2.3 결함 및 건전성 진단 알고리즘

엔진 구성품의 결함 판정 로직은 정상상태( $H_0$ )와 대비하여 단차결함( $H_{1a}$ )과 열화에 의한 최종적인 주의 수준의 결함 경보(alarm threshold,  $H_{1f}$ ) 등 2개 기준으로 구성된다. 기본적으로 발생되는 열화만의 결함 판정은  $H_{1f}$ 에 필요한 절대적인 기준값에 따라 결정하게 되나, 단차결함이 추가적으로 발생될 경우에는  $H_{1a}$  판정에 필요한 열화 추이와는 구별되는 상대적인 기준값 설정이 필요하다.

열화 진행 중 발생하는 단차결함의 판정 기준값을 구하는 방안으로는 시간에 따른 윈도우 구간(time window,  $\Lambda$ )에서 결함 발생 전후의 필터 추정값 차이를 분석하여 정량적인 지수(index)로 표시하는 것이다[4]. 매시간 구간에서 필터 추정값들  $y_k, y_l$  사이의 차이를 유클리디안(Euclidean) 거리  $d_{k,l} = \|y_k - y_l\|$ 로 표시할 경우 두 개의 분할된 윈도우( $i$ th,  $j$ th sub-windows) 사이의 평균 거리로부터 식 (8)과 같은 정량 지수( $C_{i,j}$ )를 구할 수 있다[17].

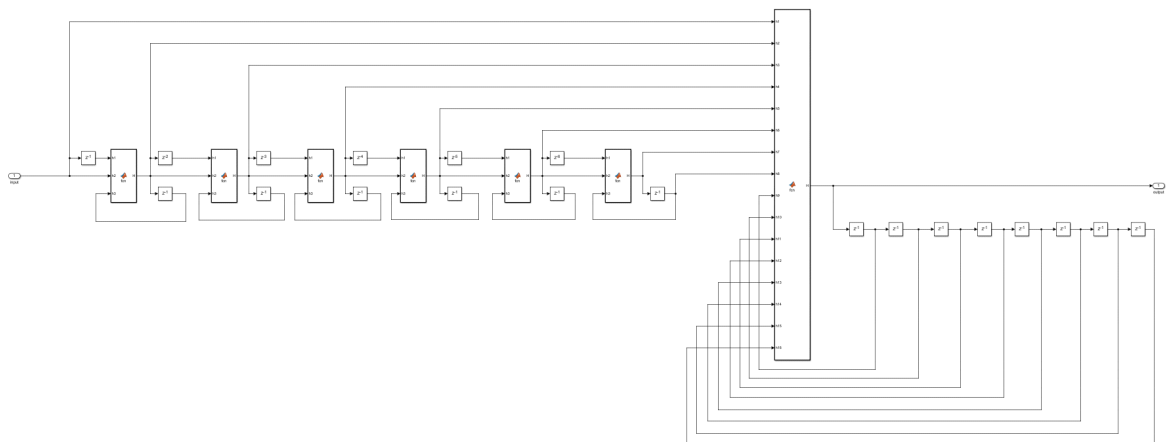
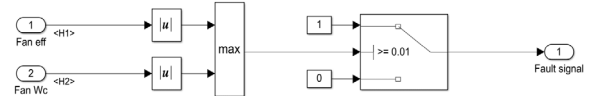
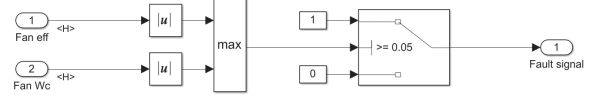


Fig. 3. CRMF configured in Simulink



(a) Fault detection of abrupt change



(b) Whole deterioration failure detection

Fig. 4. Fault detection logics in Simulink

$$C_{i,j} = \frac{\sum_{k=i}^{j-1} \sum_{l=j}^N d_{k,l}}{(j-i)(N-j+1)} \tag{8}$$

$C_{i,j}$ 는 단차 결함이 발생하는 시점( $k$ )에서 최대가 되므로 단차 결함의 기준이 되는 판단 지수  $\gamma_k$ 는 다음 식 (9)와 같이 표시된다.

$$\gamma_k = \max_{1 \leq i \leq j \leq N} C_{i,j} \tag{9}$$

이로부터 결함 문턱값(threshold)  $h_a$ 를 기준으로 식 (10)과 같은 결함 판별식(decision rule)에 의해 단차 결함  $H_{1a}$ 를 판단하고,

$$\gamma_k \begin{matrix} H_{1a} \\ \geq \\ H_0 \end{matrix} h_a \tag{10}$$

구성품의 최종 결함 경보인  $H_{1f}$ 는 필터 추정값  $y_k$ 와 주의 경보값  $h_f$ 를 기준으로 식 (11)과 같은 로직에 의해 판단된다.

$$y_k \begin{matrix} H_{1f} \\ \geq \\ H_0 \end{matrix} h_f \tag{11}$$

Figure 4는 Simulink를 이용한 각 구성품의 단차결함 및 열화 경보 판정 로직을 보인 것이다. 여기서는 판단 문턱값 설정 기준 예로서  $h_a=0.01, h_f=0.05$ 로 표시하였다.

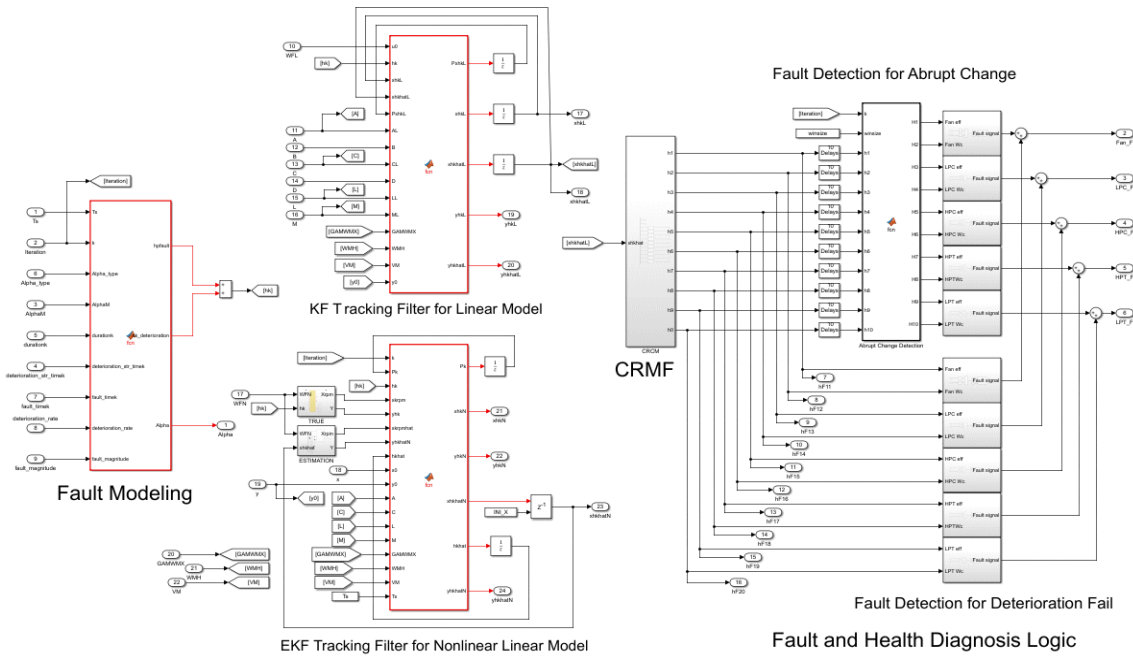


Fig. 5. Overall configuration of algorithm with fault and deterioration modeling, KF estimator, CRMF and detection logic in Simulink

Simulink로 구현된 엔진 구성품의 결함 및 건전성 진단 알고리즘은 Fig. 5와 같다.

### III. 수치 모의시험 결과

#### 3.1 구성품 결함 및 열화 건전성 추적필터 성능 시험 결과

결함 모사 및 진단 성능 시험은 JT9D 터보팬엔진 모델을 대상으로 하였다[12]. 정지된(S/L, ISA) 정상상태 운전조건으로는 설계점 성능을 기준으로 하여 FF: 0.0187 lbm/s, NL: 3,667 rpm, NH: 7,390 rpm, T21: 528 °R, P21: 9.0 psia, T23: 708 °R, P23: 22.4 psia, T30: 1,211 °R, P30: 125.6 psia, T45: 1824 °R, P45: 44.3 psia, T50: 1,244 °R, P50: 9.1 psia 등과 같다[12]. 각 구성품의 효율과 유량 등의 정상상태 성능값( $h_{ss}$ )을 기준으로 단차결함과 열화 추이 등의 모의 결함값(%)과 패턴은 문헌[4-11]을 참조하였다. 여기서는 진단 알고리즘의 검증과 실효성 향상 차원에서 문헌에서 설정한 값들보다는 더 큰 값으로서 Table 3과 같이 가정하기로 한다.

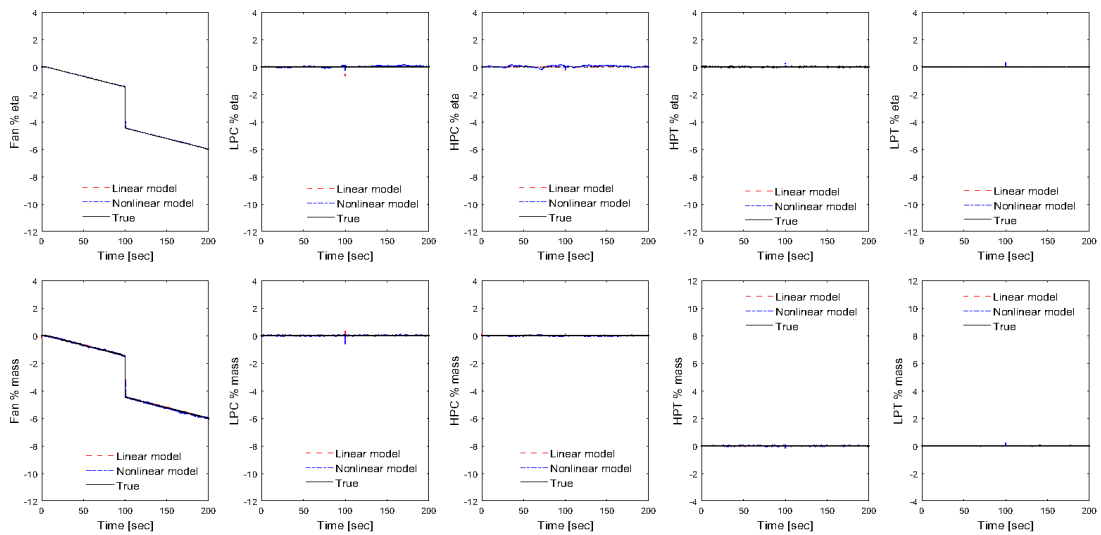
구성품의 실제 결함을 모사하기 위한 진단모델로부터 결함 및 열화 추이에 대한 각 추적필터의 추적성능을 평가하였다. 측정 주기는 50Hz로 설정하였고, 5초 이후부터 열화가 진행되면서 100초에서 단차결함의 발생을 가정하였다. 잡음 및 칼만 추적필터의 공분산은 모두 표준편차 0.005로 설계하였다. 여기서는 각 구성품 단위별로 발생하는 단차결함과 타 구성품과의 이상잡음 등의 번짐 효과를 관찰하기 위해서 각 구성품에서 순차적으로 결함이 발생하였을 경우로 한정하였다.

Table 3. Turbofan engine health parameter variations for fault diagnosis simulation

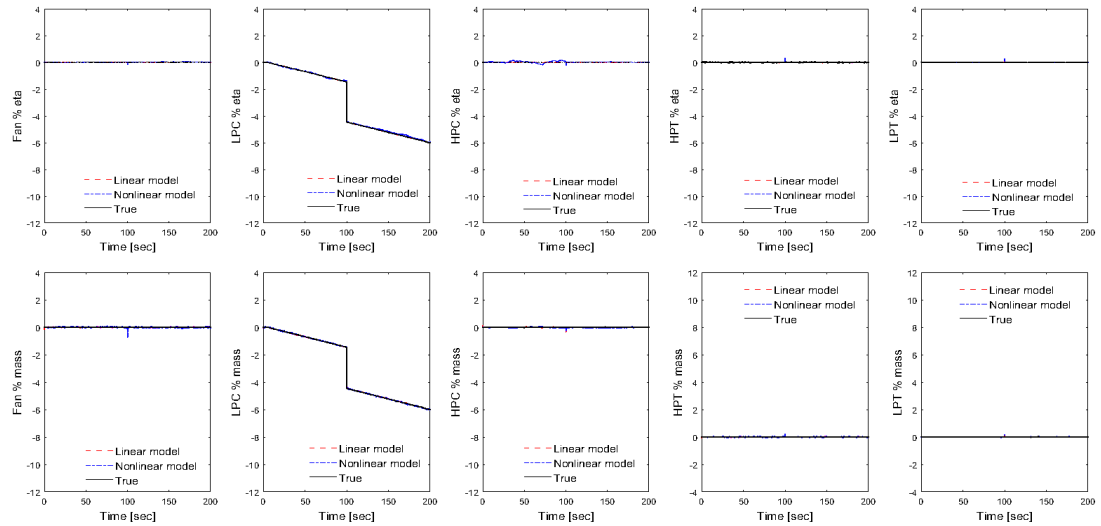
$h$	$h_{ss}$	$\Delta h$ (%)		Standard deviation
		Abrupt fault	Deterioration	
$\eta_F$	0.8964	-3	-3	0.005
$\dot{m}_F$ (lbm/s)	3211	-3	-3	0.005
$\eta_{LPC}$	0.9037	-3	-3	0.005
$\dot{m}_{LPC}$ (lbm/s)	196.6	-3	-3	0.005
$\eta_{HPC}$	0.8518	-3	-3	0.005
$\dot{m}_{HPC}$ (lbm/s)	203.7	-3	-3	0.005
$\eta_{HPT}$	0.9318	-3	-3	0.005
$\dot{m}_{HPT}$ (lbm/s)	30.2	+3	+3	0.005
$\eta_{LPT}$	0.9213	-3	-3	0.005
$\dot{m}_{LPT}$ (lbm/s)	141.2	+3	+3	0.005

Figure 6은 모사된 결함 추이와 KF 및 EKF의 추적 성능 결과를 비교한 것이다. 각 구성품에 대한 추적필터의 성능(Fig. 6(a)-(d))을 보면 기존의 단차결함에서 볼 수 있는 과대 또는 과소 등의 편차[3,4]가 거의 없고 결함 추이와 거의 일치하는 등 양호한 결과를 보이고 있다. 이는 향상된 연산속도를 기반으로 하는 고속의 측정 주기와 함께 공분산 등 효과적인 필터 설계에 기인한 것으로 판단된다.

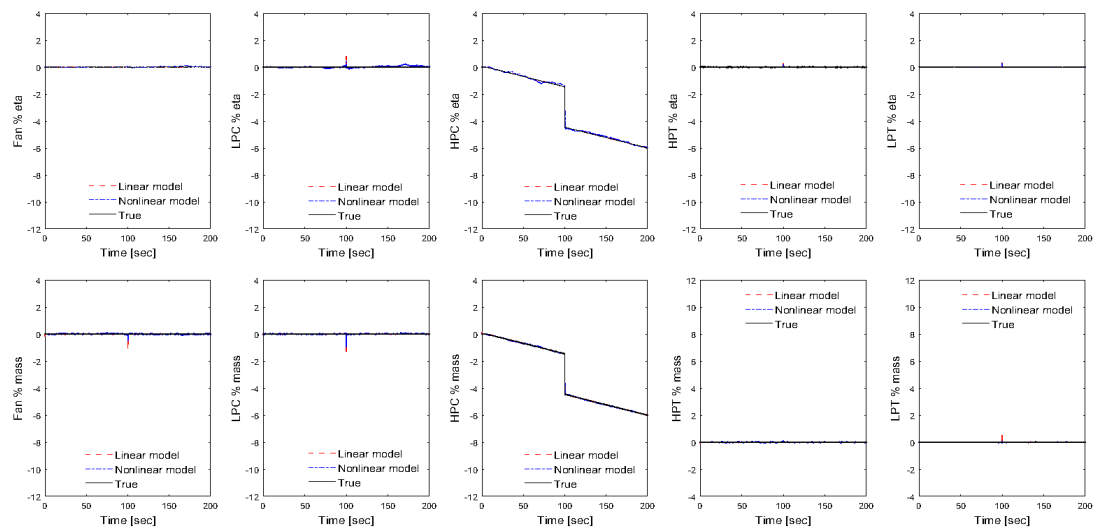
이로부터 정상상태에서는 두 모델로부터 도출되는 구성품 결함에 대한 센서 출력의 양상에는 차이가 있을 수 있으나 진단변수에 대한 각 추적필터의 추적성능 결과는 동일함을 확인할 수 있다.



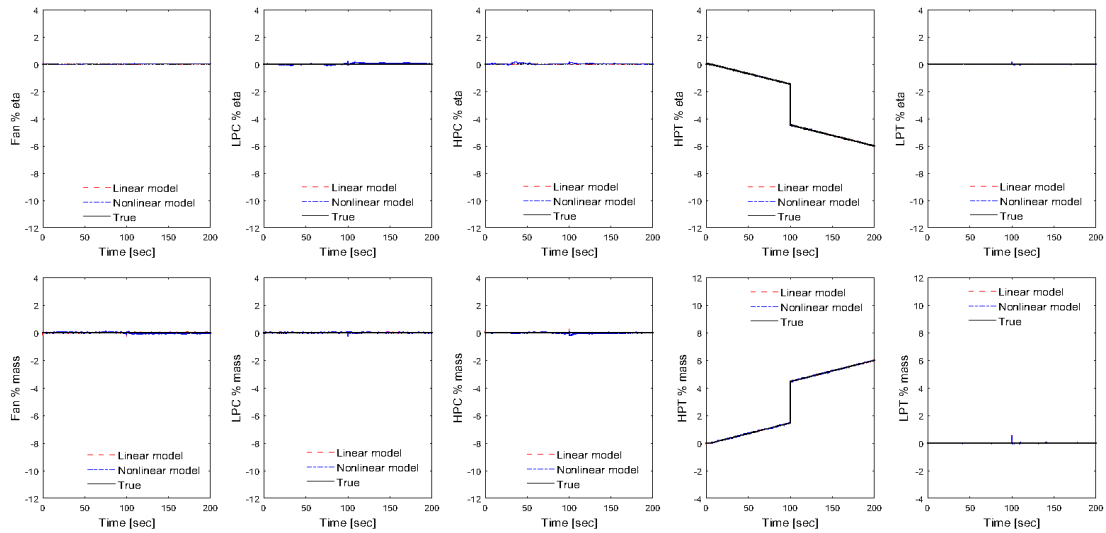
(a) Tracking performances of fan



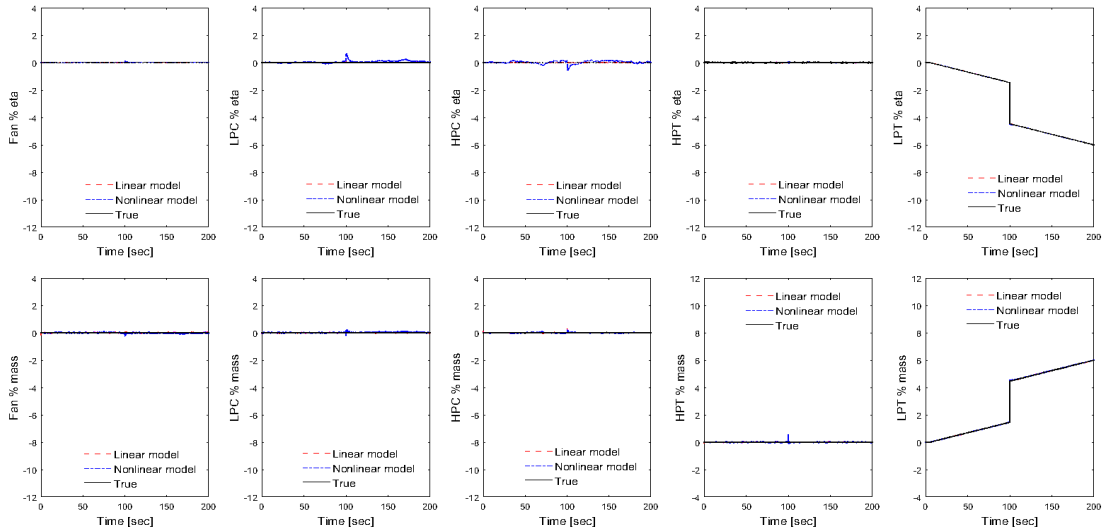
(b) Tracking performances of low pressure compressor



(c) Tracking performances of high pressure compressor



(d) Tracking performances of high pressure turbine



(e) Tracking performances of low pressure turbine

Fig. 6. Estimated results of health parameters from simulation models compared with true values

각 구성품의 단차결함으로 인한 인접 구성품의 이상잡음은 유량에서 큰 프로세스 잡음으로 인해 가장 크게 발생되고 있고 해당 구성품에서 멀어질수록 크기가 감소하고 있다. 특히 고압 압축기 단차결함의 경우에는(Fig. 6(c)) 인접한 저압 압축기와 팬에서 이상잡음이 크게 발생하고 있다. 이로부터 단차결함은 인접 구성품에 이상잡음을 야기시키는 주요 원인임을 알 수 있다.

Figure 6(c)의 고압 압축기를 제외하고는 일반적으로 비선형 결함모델이 선형 결함모델보다는 이상잡음이 다소 크게 나타나고 있다. 이는 실제적인 비선형 결함모델이 선형 모델보다는 결함의 크기가 더 크기 때문인 것으로 판단된다.

### 3.2 이상잡음 제거 필터 성능 및 결함 진단 결과

Figure 7은 Fig. 6에서 보인 추적필터를 통한 단차결

함 및 열화 추적성 결과에 CRMF를 적용하여 이상잡음을 제거한 결과를 보인 것이다. 열화 추이와 단차결함을 식별하고 열화를 포함한 최종 결함 여부를 진단하는 알고리즘의 적용 결과도 포함하고 있다.

결함 진단 기법의 적용에 있어 오경보 발생의 원인인 Fig. 6의 이상잡음이 모두 제거되었고, 프로세스 잡음도 감소된 양호한 결과를 나타내고 있어 CRMF의 효용성을 확인할 수 있다. 다만, CRMF의 윈도우 크기( $N=21$ )로 인하여 단차 결함의 종단(final edge)에서 0.42초(0.02초 $\times 21$ )의 시간지연(time delay)이 발생되고 있어 추적 칼만필터로 인한 시간지연을 더하면 총 시간지연은 최대 0.84초 정도를 나타내고 있다. 장기간에 걸쳐 진행되는 열화 추이 도중에 발생하는 이 정도의 시간지연은 미미한 수준으로 사료된다.



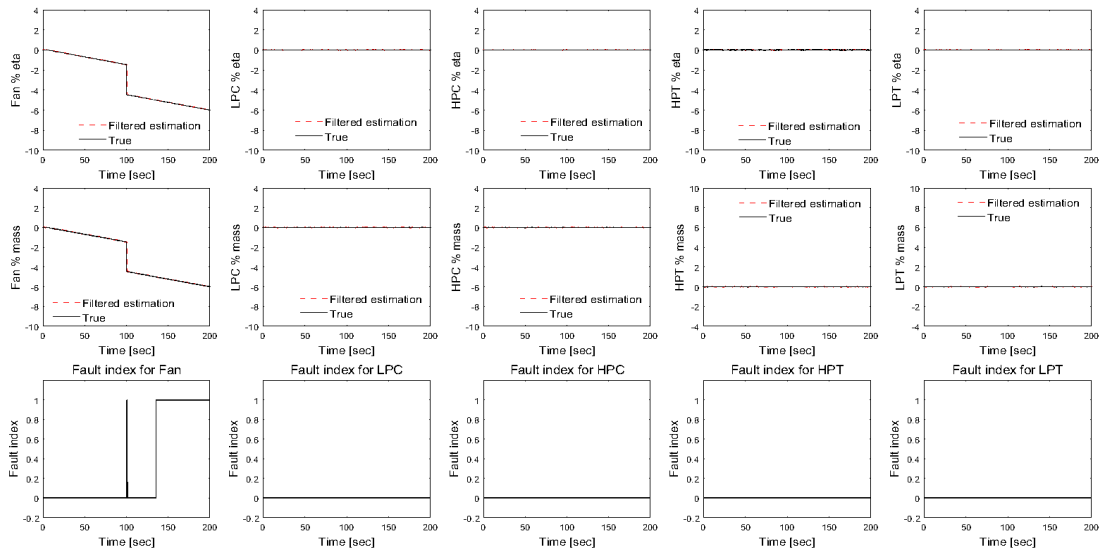
결함 진단의 판단 기준을 위해 단차결함  $H_{1a}$ 와 열화에 의한 최종 결함 경보  $H_{1f}$ 에 대한 각각의 문턱값을  $h_{1a}=0.01$ (단차 결함 판단지수 0.01 초과 시),  $h_{1f}=0.05$ (열화 5% 초과 시)로 설정하였고, 이로부터 각각의 결함 판단지수( $\gamma_k, y_k$ )의 판단에 따른 결함 발생 여부를 결함 지수(fault index)로 나타내었다. 이때 단차결함의 판단을 위한 윈도우 구간  $N=10$ 에 대해서 단차 결함이 발생할 경우 결함 지수가 1로 표시된다. 여기서, 단차 결함의 발생 순간(initial edge)에서부터 시간 지연은 문턱값이 커짐(작아짐)에 따라 커지게(작아지게) 된다[18]. 이에 따라, 설정된 문턱값을 기준으로 하면 최대 0.42초 정도의 시간 지연을 나타내고 있어 총 시간지연보다도 절반 정도 감소된 효과를 보이고 있다. 여기서 설정된 문턱값을 더 감소시키면 진단시간 지연을 줄일 수 있으나 기준값이 잡음으로 인한 판단지수 이상이 되어 오경

보가 발생할 수 있다. 따라서 단차결함의 문턱값과 윈도우 크기는 잡음 감소폭과 추적 속도, 진단시간 지연 등을 절충하여 설정하여야 할 것으로 보인다.

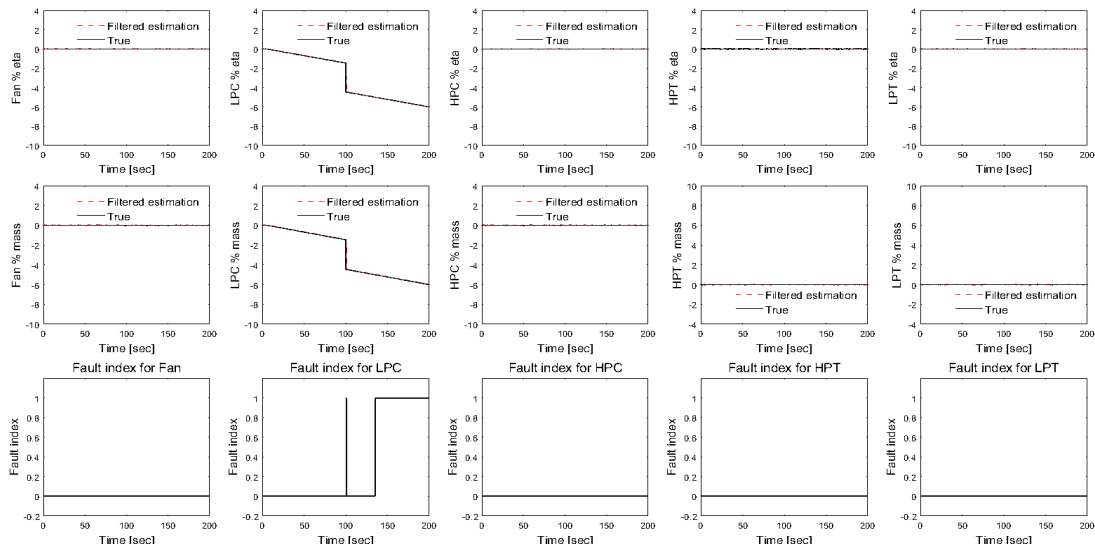
Figure 7을 보면 각 구성품별로 단차 결함 발생 시점인 25초에서 결함 지수를 통해 순간적인 결함의 발생을  $H_{1a}(=1)$ 로, 열화로 인한 최종적인 결함 경보를  $H_{1f}(=1)$ 로 각각 표시하고 있어 단차결함과 열화에 의한 결함 패턴을 분명히 식별하고 있다. 또한 사전에 이상잡음을 제거함으로써 번짐효과로 인한 오경보가 전무한 우수한 결함 진단 성능을 보이고 있다.

### IV. 결 론

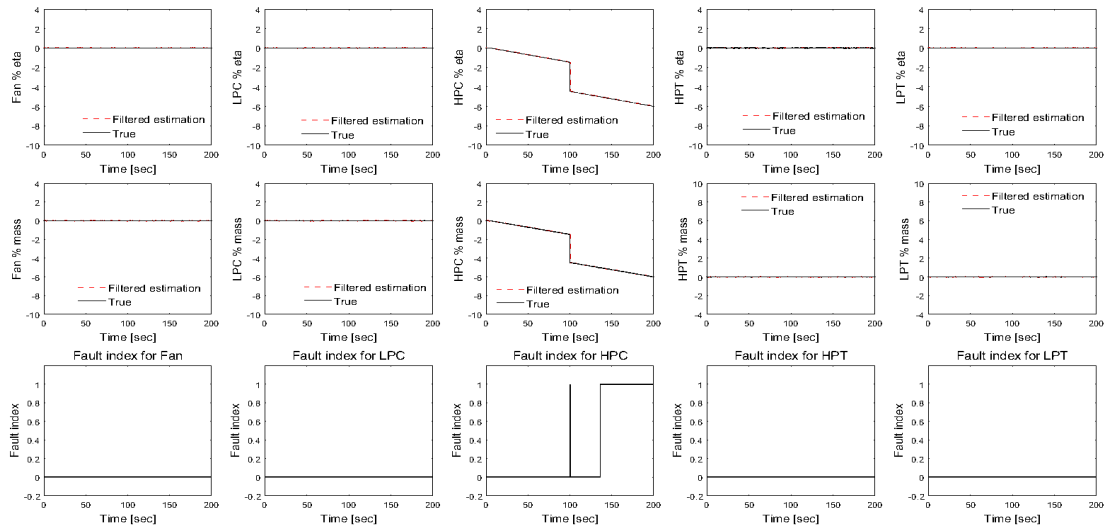
터보팬엔진 구성품의 결함 및 열화 등의 건전성 추정을 통한 결함 진단 알고리즘을 구현하였다. 이를 위해서



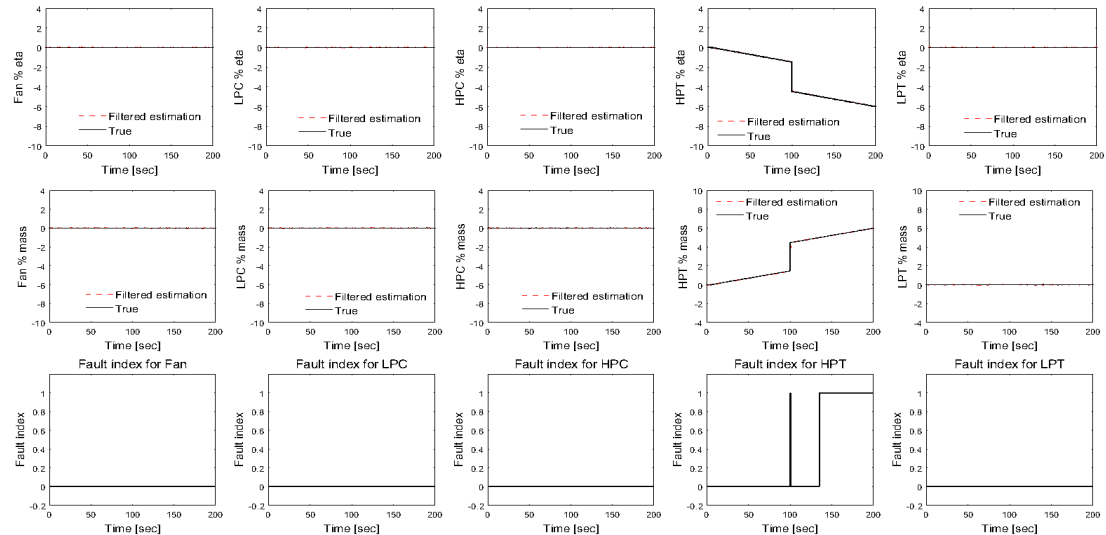
(a) Filtered estimations and fault diagnosis of fan



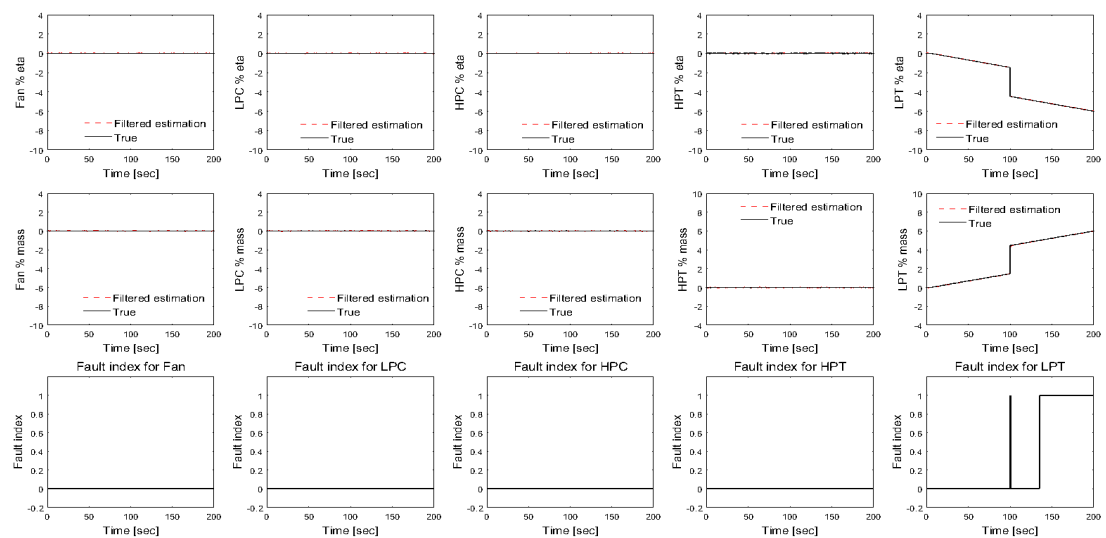
(b) Filtered estimations and fault diagnosis of low pressure compressor



(c) Filtered estimations and fault diagnosis of high pressure compressor



(d) Filtered estimations and fault diagnosis of high pressure turbine



(e) Filtered estimations and fault diagnosis of low pressure turbine

Fig. 7. Fault diagnosis indicated by fault index from filtered estimation results of health parameters

기존의 터보팬엔진 모델로부터 성능 진단모델을 도출하고 진단변수 추적을 위한 칼만필터를 이용하여 실시간 결함 및 건전성을 추정된 후 효과적인 필터 기법을 통해 이상신호를 제거함으로써 오경보 발생을 억제하였다. 여기에 단차 변화 탐지 기법을 적용하여 단차 결함과 열화 추이를 식별함으로써 운전 중 구성품의 결함과 열화로 인한 건전성을 분명히 구분하여 진단할 수 있도록 하였고, 단차 결함 및 열화 추이의 모사를 통해 제안된 기법을 기반으로 구현된 알고리즘의 효용성을 확인하였다.

향후 광범위한 운전영역과 비정상 상태에 따른 연료량 변화를 반영한 실시간 선형화 모델과 비선형 추적필터의 개발이 예상된다. 또한, 구현된 알고리즘의 실제 온보드 컴퓨터 적용을 위한 HILS(Hardware In the Loop Simulation) 등 타당성 검증 연구를 수행하고자 한다.

## 후 기

본 연구는 방위사업청, 국방과학연구소의 "터보팬 엔진의 건전성 관리를 위한 탑재형 소프트웨어 개발" 과제의 일환으로 수행되었습니다.

## References

- 1) Mohammadreza, T., Elias, T., Masdi, M. and Karim, A., "Performance-based health monitoring, diagnostics and prognostics for condition-based maintenance of gas turbines: A review," *Applied Energy*, Vol. 198, 2017, pp. 122~144.
- 2) Fentaye, A. D., Baheta, A. T., Gilani, S. I. and Kyprianidis, K. G., "A Review on Gas Turbine Gas-Path Diagnostics: State-of-the-Art-Methods, Challenges and Opportunities," *Aerospace*, July 2019, pp. 1~53.
- 3) Verma, R., Roy, N. and Ganguli, R., "Gas turbine diagnostics using a soft computing approach," *Applied Mathematics and Computation*, Vol. 172, 2006, pp. 1342~1363.
- 4) Simon, D. and Simon, D. L., "A Aircraft Turbofan Engine Health Estimation Using Constrained Kalman Filtering," *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, Vol. 127, April 2005, pp. 323~328.
- 5) Simon, D. L. and Garg, S., "A Systematic Approach for Model-Based Aircraft Engine Performance Estimation," *NASA/TM-2010-216077*.
- 6) Simon, D. L. and Armstrong, J. B., "An Integrated Approach for Aircraft Engine Performance Estimation and Fault Diagnostics," *NASA/TM-2012- 217725*.
- 7) Simon, D., "A comparison of filtering approaches for aircraft engine health estimation," *Aerospace Science and Technology*, Vol. 12, June 2007, pp. 276~283.
- 8) Kobayashi, T. and Simon, D. L., "Integration of On-Line and Off-Line Diagnostic Algorithms for Aircraft Engine Health Management," *NASA/TM-2007-214980*, September 2007.
- 9) Lu, F., Che, Y., Huang, J., Zhang, D. and Liu, N., "An integrated nonlinear model-based approach to gas turbine engine sensor fault diagnostics," *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part G: Journal of Aerospace Engineering*, Vol. 228, No. 11, October 2013, pp. 2007~2021.
- 10) Pu, S., Liu, S., Jiang, H. and Yu, D., "Adaptive gas path diagnostics using strong tracking filter," *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part G: Journal of Aerospace Engineering*, Vol. 228, No. 4, January 2013, pp. 577~585.
- 11) Borquet, S. and Leonard, O., "A Generalized Likelihood Ratio Test for Adaptive Gas Turbine Performance Monitoring," *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, Vol. 131, January 2009, pp. 601-1~608.
- 12) Chapman, J. W., Lavelle, T., Mat, R. D., Jitt, J. S. and Guo, T. H., "Toolbox for the Modeling and Analysis of Thermodynamic Systems (T-MATS) User's Guide," *NASA/TM-2014-216638*.
- 13) Han, D. J., "A Study on Real Time Fault Diagnosis and Health Estimation of Turbojet Engine through Gas Path Analysis," *International Journal of Aeronautical and Space Sciences*, Vol. 49, No. 4, 2021, pp. 311~320.
- 14) Huang, Y., Zhang, Y., Zhao, Y., Shi, P. and Chambers, J. A., "A Novel Outlier-Robust Kalman Filtering Framework based on Statistical Similarity Measure," *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol. 66, No. 6, June 2021, pp. 2677~2692.
- 15) Yli-Harja, O., Koivisto, P., Bangham, J. A., Cawley, G., Harvey, R. and Shmulevich, I., "Simplified implementation of the recursive median sieve," *Signal Processing*, Vol. 81, November 2000, pp. 1565~1570.
- 16) Ganguli, R. and Dan, B., "Trend Shift Detection in Jet Engine Gas Path Measurements Using Cascaded Recursive Median Filter With Gradient and Laplacian Edge Detector," *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, Vol. 126, January 2004, pp. 55~61.
- 17) Nikovski, D. and Jain, A., "Fast adaptive algorithms for abrupt change detection," *Machine Learning*, Vol. 79, May 2010, pp. 283~306.
- 18) Lipowsky, H., Staudacher, S., Bauer, S. and Schmidt, K. J., "Application of Bayesian Forecasting to Change Detection and Prognosis of Gas Turbine Performance," *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, Vol. 132, March 2010, pp. 602~608.