



IMM 필터 및 GLRT를 이용한 무인기용 엔진의 실시간 결합 진단

한동주¹, 김상조², 김유일³, 이수창⁴

Real Time Fault Diagnosis of UAV Engine Using IMM Filter and Generalized Likelihood Ratio Test

Dong-Ju Han¹, Sang-Jo Kim², Yu-Il Kim³ and Soo-Chang Lee⁴

Dept. of Aviation Maintenance Engineering, Kukdong University, Chungbuk, Republic of Korea¹

Agency for Defense Development, Daejeon, Republic of Korea²⁻⁴

ABSTRACT

An effective real time fault diagnosis approach for UAV engine is drawn from IMM filter and GLRT methods. For this purpose based on the linear diagnosis model derived from engine dynamic performance analysis the Kalman filter for residual estimation and each method are applied to the fault diagnosis of the actuator for engine control sensors. From the process of the IMM filter application the effective FDI measure is obtained and the state responses due to actuator fault are estimated. Likewise from the GLRT method the fault magnitudes of actuator and sensors are estimated associated with some FDI functionings. The numerical simulations verify the effectiveness of the IMM filter for FDI and the GLRT in estimating the fault magnitudes of each fault mode.

초 록

IMM 필터 및 GLRT 기법을 이용하여 무인기용 엔진의 효과적인 실시간 결합 진단 방안을 도출하였다. 이를 위해서 엔진 동적 사이클해석으로부터 선형 진단 모델을 유도하고 잔차 추정을 위한 칼만필터를 도입한 후 각 기법의 특성을 고찰하여 엔진 제어 구동기 및 센서의 결합 진단에 적용하였다. 이 과정에서 IMM 필터로부터 효과적인 FDI 방안을 도출하였고 구동기 결합으로 인한 상태변수의 반응값을 추정하였으며, GLRT로부터는 구동기 및 센서의 결합값 추정과 FDI 기능을 확인하였다. 수치 모의시험 결과를 통해서 FDI를 위한 IMM 필터의 효용성과 각 결합 모드의 결합값 추정을 위한 GLRT 기법의 효용성을 확인하였다.

Key Words : Fault Detection and Isolation(결합 검출 및 분리), Generalized Likelihood Ratio Test(일반우도비검정), Interacting Multiple Model Filter(상호 다중 모델 필터), Kalman Filter(칼만필터), Linear Model(선형모델), Real Time Fault Diagnosis(실시간 결합 진단), UAV Engine(무인기용 엔진)

1. 서 론

항공기 엔진의 결합은 엔진 구성품 및 주변 계통의 결합과 엔진 제어계통의 결합 등으로 나눌 수 있다. 이 중 엔진 운영의 두뇌 역할을 하는 엔진 제어계통의 결

합은 엔진 고장의 결정적인 원인이 되고 있다. 특히 고기동의 운용 능력을 갖는 무인기용 엔진은 안정적인 추력 특성과 더불어 운영 중 잡음과 내·외부 외란이나 결합에 대응하기 위한 제어기 설계가 주요 핵심 기술로 평가되고 있다. 현재, 엔진 구동기나 센서 등의 제어계통

† Received : May 10, 2022 Revised : June 4, 2022 Accepted : June 13, 2022

¹ Professor, ² Senior Researcher, ^{3,4} Principal Researcher

¹ Corresponding author, E-mail : djhan5960@hanmail.net

© 2022 The Korean Society for Aeronautical and Space Sciences

결함을 효과적으로 진단하여 적절히 대처하기 위한 기법은 FADEC(Full Authority Digital Engine Control) 기술의 근간을 이루고 있다[1].

그간 항공기 엔진의 결함 진단은 잡음 또는 외란특성에 강인한 엔진 제어기설계를 위한 구동기 및 센서의 결함 검출 및 분리(Fault Detection and Isolation, FDI) 기법에 관한 연구로 진행되어 왔다[2-5]. 여기서 모델기반(model based) 진단기법은 상태공간 모델을 기반으로 하는 잔차(residual)로부터 결함을 진단하는 방법으로, 본 무인기용 엔진과 같이 비교적 정확한 동특성 모델의 도출이 가능할 경우 매우 효과적이다. 이 중, 결함값과 추정 필터를 통한 추정값과의 잔차를 기준으로 하여 결함 발생의 확률을 표시하는 우도(likelihood ratio)의 최대값으로부터 결함의 문턱값과 비교하는 확률적인 기법이 많이 사용되고 있다. 이외, 입·출력 신호 사이의 잔차를 기준으로 관측행렬과 직교성을 갖는 패리티 조건으로부터 시스템의 결함 여부를 판단하는 기법이 있으나, 윈도우 크기가 커질수록 계산량이 증가되어 자칫 실시간성이 결여되는 단점이 있어 본 연구에서는 확률적 기법에 주력하기로 한다.

우도를 이용한 확률적 기법을 대분하면 여러 개의 결함 모델에 대해 상호 연계성을 갖는 IMM(Interacting Mutiple Model) 필터 기법[4,6-9]과 결함시점, 결함값, 결함확률 등 진단 대상을 일반화시킨 GLRT(Generalized Likelihood Ratio Test) 기법[2,4,10,11] 등이 있다. 이 중 결함 모드 간 연계성이 없을 경우는 독립적인 MM(Mutiple Model) 필터[3,5,12]만으로 충분한 것으로 알려져 있다. IMM 필터 기법의 경우 매 측정 주기별로 우도비를 기준으로 상태변수를 추정하여 결함 모드 간 상대적인 확률을 통해 결함을 효과적으로 검출하고 분리(isolation)할 수 있는 장점이 있는 반면, 구동기와 같은 입력변수의 결함값 추정이 곤란하다는 단점이 있다. GLRT 기법의 경우는 상태 및 입력 변수의 결함값 추정이 가능하고 증폭된 결함 추정값을 통해 결함 검출의 신뢰성을 확보할 수 있다는 장점이 있는 반면, 윈도우 사용으로 인한 검출 지연과 결함 모드 간 연계성이 심할 경우 결함 모드의 분리가 곤란해질 수 있다는 단점을 내포하고 있다.

무인기용 엔진의 제어계통을 구성하고 있는 구동기와 센서는 입·출력 변수로서의 연계성으로 인해 복합적인 결함 모드 특성을 나타내게 된다. 제시된 두 가지 진단 기법들의 적용과 분석을 통한 활용방안은 이러한 엔진 구동기 및 센서의 성공적인 결함 진단에 있어 관건이라 할 수 있다.

본 연구의 목적은 IMM 필터 기법과 GLRT 기법을 이용하여 무인기용 엔진의 제어 구동기 및 센서의 효과적인 실시간 결함 진단 방안을 제안하는 것이다. 이를 위해서 실시간 엔진모델을 유도하고 상태변수 추정을 위한 칼만필터와 두 가지 진단기법을 적용한 후 수치 모의시험을 통해 적용된 기법들 각각의 효용성과 유용성을 분석함으로써 최적의 결함 진단 방안을 도출하고자 한다.

본 연구를 통해서 그간 국내의 거의 전무했던 항공기

용 엔진의 실시간 결함 진단 기술을 확보할 수 있고, 본 연구 결과는 FADEC의 기반인 고장 허용제어기 설계 기술에도 활용될 수 있으리라 본다[11].

II. 실시간 엔진 결함 진단

2.1 실시간 결함 진단 모델

실시간 고장 진단을 위한 무인기용 엔진은 Fig. 1과 같고 사양은 Table 1과 같다. 고장 진단을 위한 모델은 식 (1)과 같은 열동력 및 회전체 동력 평형 관계와 각 구성품에 대한 에너지와 유량의 평형 관계로부터[5,13]

$$\begin{aligned} \dot{m}_c \Delta H_c &= \dot{m}_t \Delta H_t + (2\pi/60)^2 I_R \frac{dN}{dt} \\ \dot{m}_{o/n} H_{o/n} &= \dot{m}_{i/n} H_{i/n} - \frac{C_{v,o/n} P_{o/n} V_n}{RT_{o/n}} \frac{dT_{o/n}}{dt} \\ \dot{m}_{o/n} &= \dot{m}_{i/n} - \frac{V_n}{\rho_n RT_{o/n}} \frac{d\rho_n}{dt} \end{aligned} \quad (1)$$

(단, $\Delta H_c, \Delta H_t$: 압축기, 터빈의 엔탈피 증가량, I_R : 로타 관성모멘트, N : 로타회전수, $o, i | n$: outlet, inlet | n th component, C_v : 정적비열, P : 전압력, T : 전온도, H : 엔탈피, V : 체적) 도출되는 식 (2)와 같은 비선형 방정식을 기반으로 한다.

$$\dot{x} = f(x, u) \quad (2)$$

여기서 x, u, y 는 각각 엔진의 상태벡터, 제어 입력벡터, 출력벡터를 나타낸다.

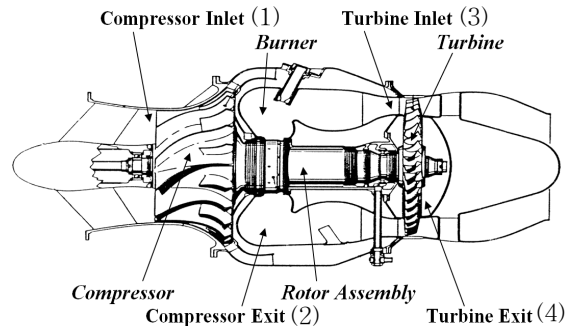


Fig. 1. UAV engine configuration

Table 1. UAV Engine Performance (@ S/L Static, ISA, No loss)

Parameter	Performance
Rotational Speed	29,500 (rpm)
Flow Rate	6.25 (kgm/sec)
Pressure Ratio	3.95
Inlet Temperature	930 (°C)
Thrust	408 (kgf)
TSFC	1.53 (kgm/kgf/hr)

비선형 방정식의 실시간 적용을 용이하게 하기 위한 선형 모델은 작동점(x_0, u_0)을 기준으로 섭동값을 $\Delta x = x - x_0$, $\Delta u = u - u_0$, $\Delta \dot{x} = \dot{x} - \dot{x}_0$, $\Delta y = y - y_0$ 라 할 때 고차항을 무시하면 식 (3)과 같은 이산 시간 형태의 상태 공간식으로 표현된다[5].

$$\begin{aligned} \Delta x_{k+1} &= \Phi \Delta x_k + \Gamma \Delta u_k + w_k \\ \Delta y_k &= C \Delta x_k + D \Delta u_k + v_k \end{aligned} \quad (3)$$

여기서 $\Phi = \int_0^{T_s} e^{A\tau} d\tau$, $\Gamma = \int_0^{T_s} e^{A\tau} B d\tau$, T_s : 측정 주기, $A = \begin{bmatrix} \frac{\partial \dot{x}}{\partial x} \end{bmatrix}_o$, $B = \begin{bmatrix} \frac{\partial \dot{x}}{\partial u} \end{bmatrix}_o$, $C = \begin{bmatrix} \frac{\partial y}{\partial x} \end{bmatrix}_o$, $D = \begin{bmatrix} \frac{\partial y}{\partial u} \end{bmatrix}_o$, $x = [RPM, P_2, T_2, P_3, T_3, P_4, T_4]^T$, RPM : 회전수, P_2 : 압축기 출구 압력, T_2 : 압축기 출구 온도, P_3 : 터빈 입구 압력, T_3 : 터빈 입구 온도, P_4 : 터빈 출구 압력, T_4 : 터빈 출구 온도, $u = \text{연료량 입력}$, $y = [N, P_2, T_2, P_4, T_4]^T$, w, v : 각각 가우시안 시스템 잡음, 측정 잡음 등을 나타낸다.

엔진의 결함 진단모델을 통해 구동기와 센서의 결함을 표시한다. 여기서 구동기 결함을 제어기에 미치는 효과를 고려하면 식 (4)와 같이 제어기 덧셈형 결함(additive fault)으로 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \Delta x_{k+1} &= \Phi \Delta x_k + \Gamma(\Delta u_k + \nu_{uf}) + w_k \\ \Delta y_k &= C \Delta x_k + D \Delta u_k + v_k + \nu_{yf} \end{aligned} \quad (4)$$

여기서 ν_{uf} , ν_{yf} 는 각각 구동기와 센서의 결함을 표시한다.

2.2 결함 검출 및 분리, 식별

2.2.1 선형 칼만 필터

엔진의 결함 검출은 센서의 출력을 이용하여 센서 및 구동기의 이상 유무 등을 기준값과 비교하여 결함 유무를 판단하는 것으로서 기준값의 추정을 위해서 식 (5)와 같은 칼만필터를 이용한다[14].

$$\begin{aligned} \Delta \hat{x}_{k|k-1} &= \Phi \Delta \hat{x}_{k-1} + \Gamma \Delta u_{k-1} \\ P_{k|k-1} &= \Phi P_{k-1} \Phi^T + Q \\ K_k &= P_{k|k-1} C^T (C P_{k|k-1} C^T + R)^{-1} \\ \Delta \hat{y}_k &= C \Delta \hat{x}_{k|k-1} + D \Delta u_k \\ \Delta \hat{x}_{k|k} &= \Delta \hat{x}_{k|k-1} + K_k (\Delta y_k - \Delta \hat{y}_k) \\ \Delta \hat{x}_{k+1|k+1} &= \Phi \Delta \hat{x}_{k|k} + \Gamma \Delta u_{k+1} \\ P_k &= (I - K_k C) P_{k|k-1} \end{aligned} \quad (5)$$

여기서 $Q = E[w_k w_k^T]$, $R = E[v_k v_k^T]$ 는 각각 시스템 잡음 공분산, 측정 잡음 공분산이고 $E[w_k] = E[v_k] = 0$ 이다.

2.2.2 IMM 필터 기법

구동기 및 센서 각각의 결함을 모델로 하는 다중 모델(multiple model)에 대해 결함이 순차적으로 발생할 경우 k -th 시간까지의 측정 신호 집단인 $Y_k = [y_1, y_2, y_3, \dots, y_k]$ 중에서 x_k 신호가 발생할 확률은 Bayesian 추론으로부터 구할 수 있다.

Figure 2는 IMM 필터를 이용한 결함 검출 및 분리 기법의 구조를 보인 것이다.

MM 기법의 경우에는 i 번째 모델에서 결함 신호인 b_j ($j=1, \dots, N$, N : 모델의 개수)가 출력변수 간 독립적으로 발생한다는 가정하에 식 (6)과 같은 결함 모드 확률(mode probability) $\mu_i(k) = \Pr(b = b_i | Y_k)$ 만으로 결함을 판단하게 된다.

$$\mu_i(k) = \frac{L_{y_k | b, Y_{k-1}}(y_k | b_i, Y_{k-1}) \mu_i(k-1)}{\sum_{j=1}^N L_{y_k | b, Y_{k-1}}(y_k | b_j, Y_{k-1}) \mu_j(k-1)} \quad (6)$$

이때, $L_{y_k | b, Y_{k-1}}(y_k | b_j, Y_{k-1})$ 는 우도(likelihood)인 조건부 확률밀도함수로서 식 (7)과 같은 Gaussian 분포로 가정하며,

$$L_{y_k | b, Y_{k-1}}(y_k | b_j, Y_{k-1}) = \frac{1}{(2\pi)^{q/2} \sqrt{|P_j(k)|}} \exp\left[-\frac{1}{2} r_j(k)^T P_j(k)^{-1} r_j(k)\right] \quad (7)$$

$r(k)$, $P(k)$ 는 각각 식 (6)에서 보인 칼만 필터의 잔차, 잔차 공분산(covariance)으로 $r(k) = \Delta y_k - \Delta \hat{y}_k$, $P(k) = C P_{k|k-1} C^T + R$ 로 표현된다.

IMM 기법의 경우에는 출력변수 간에 결함 신호가 상호 연동됨을 감안하기 위해 식 (6)을 보완하여 식 (5)에서 구한 j 번째 모델의 상태 변수 추정값을 식 (8)과 같은 전체 모델의 혼합 상태변수 추정값(mixing estimate)으로 갱신한다.

$$\Delta \hat{x}_{j, k-1}^o = \sum_i \Delta \hat{x}_{i, k-1} \mu_{i|j}(k) \quad (8)$$

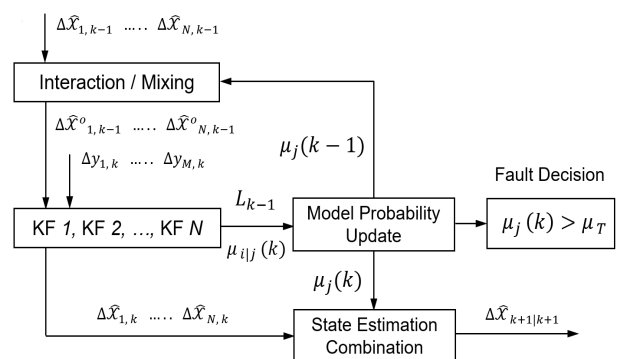


Fig. 2. Structure of IMM filter for FDI

여기서 $\mu_{i|j}(k)$ 는 결함 신호가 i 번째 모델에서 j 번째 모델로 천이되어 참(true)이 될 경우 각 모델 간의 혼합 확률(mixing probability)을 표시하며 식 (9)와 같다.

$$\mu_{i|j}(k) = \pi_{ij} \mu_i(k) / \mu_j(k+1 | k) \quad (9)$$

단, π_{ij} 는 1차 Markov 체인의 i 번째 모델에서 j 번째 모델로의 천이확률(transition probability)로서 $\sum_{i=1}^N \pi_{ij} = 1$, $j=1, \dots, N$ 이고, $\mu_j(k+1 | k)$ 는 식 (10)과 같은 각 모델의 독립적인 모드확률을 표시한다.

$$\mu_j(k+1 | k) = \sum_{i=1}^N \pi_{ij} \mu_i(k) \quad (10)$$

이로부터 식 (5)의 공분산 P_{k-1} 도 식 (11)과 같은 혼합 공분산(mixing covariance)으로 갱신된다.

$$P_{j,k-1}^o = \sum_{i=1}^N [P_{i,k-1} + (\Delta \hat{x}_{i,k-1}^o - \Delta \hat{x}_{i,k-1}) (\Delta \hat{x}_{i,k-1}^o - \Delta \hat{x}_{i,k-1})^T] \quad (11)$$

각 모델의 결함 모드를 반영한 전반적인 상태변수 추정값은 식 (12)와 같이 각 모델 간 혼합 상태변수 추정값의 조합으로 표시된다.

$$\Delta \hat{x}_{k+1 | k+1} = \sum_i^N \Delta \hat{x}_{j,k+1 | k+1} \mu_j(k) \quad (12)$$

식 (6)으로부터 식 (13)과 같이 결함 발생 전·후에 따른 각 모델 간의 최대 모드확률을 문턱값(threshold, μ_T)과 비교하여 j 번째 모드에 대한 결함 유(H_1)·무(H_0)를 판단하고 결함이 발생하였을 경우 이를 분리할 수 있다.

$$\mu_j(k) = \arg \max_{q+1}^H \mu_j(k) \underset{H_0}{\geq} \mu_T \quad (13)$$

2.2.3 GLRT 기법

이론적으로는 정상(H_0) 대비 결함(H_1) 가설 검정의 통계값으로 표시되는 우도비(generalized likelihood ratio, GLR)로부터 최적의 검정통계량(optimal test statistic)으로부터 구할 수 있는 결함의 크기(ν)와 발생 시점(k)은 다음 식 (14)와 같다.

$$\hat{\nu}(k) = \arg \max_{\nu} 2 \log \frac{p(y^N | k, \nu(k))}{p(y^N | k = N)} \quad (14)$$

$$\hat{k} = \arg \max_k 2 \log \frac{p(y^N | k, \hat{\nu}(k))}{p(y^N | k = N)}$$

여기서 윈도우 크기 N 에 대해서 $\hat{\nu}(k)$ 는 $\nu(k)$ 의 최대 우도 추정치이고 결함 발생 시간(\hat{k})은 문턱값(threshold value) l_T 에 대해 식 (15)와 같은 결함 판별식(decision rule)에서 결함 판단의 기준이 되는 우도비 검정값(GLR

Detector, GLRD) $l(\hat{k}, \hat{\nu}(\hat{k})) > l_T$ 가 되는 시점을 표시한다.

$$l(\hat{k}, \hat{\nu}(\hat{k})) \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} l_T \quad (15)$$

실제적인 결함의 크기와 발생 시점의 실시간 검출값은 매시간 별 윈도우 구간을 설정하여 이 구간에서 검정량의 부 최소값(sub-optimal test statistic)을 구함으로써 추정이 가능하다. 이를 위해서 우선, 구동기와 센서의 결함 패턴이 시간에 대해 선형적이라고 가정하면 식 (16)과 같은 $\nu(k)$ 의 선형 회귀식(linear regression)으로 각각 나타낼 수 있다.

$$x_t(k) = J_t^T(k) \nu(k) + \hat{x}_t(k)$$

$$\epsilon_t(k) = G_t^T(k) \nu(k) + \hat{\epsilon}_t(k) \quad (16)$$

(단, $\hat{x}_t(k)$: 결함이 없을 경우 칼만필터를 통한 상태 추정값, $\hat{\epsilon}_t(k)$: 결함이 없을 경우 잔차값(innovation), $\epsilon_t(k)$: 결함이 있을 경우 잔차 오차)

여기서 상태변수의 매개변수 $J_t(k)$ 와 잔차의 선형 회귀량을 표시하는 회귀변수(regressor)인 $G_t(k)$ (failure signature matrix)는 식 (5)의 칼만필터 기댓값으로부터 식 (17)과 같이 각각 나타낼 수 있다.

$$E[\hat{x}_t(k)] = \nu(k) J_t(k) z_i$$

$$E[\hat{\epsilon}_t(k)] = \nu(k) G_t(k) z_i, \quad (k > t) \quad (17)$$

(단, z_i : unit vector to i -th fault location)

식 (17)로부터 센서 및 구동기의 경우 결함 회귀 변수는 각각 식 (18)과 식 (19)와 같이 유도된다[11].

- 센서 결함(sensor bias)의 경우:

$$G_{y,t+1}^T(k) = I - C \Phi J_{y,t}(k) - C K_{t+1} G_{y,t}^T(k)$$

$$J_{y,t+1}(k) = \Phi J_{y,t}(k) + K_{t+1} G_{y,t+1}^T(k) \quad (18)$$

- 구동기 결함(actuator bias)의 경우:

$$G_{u,t+1}^T(k) = -C \Phi J_{u,t}(k) + C \Gamma - C K_{t+1} G_{u,t}^T(k)$$

$$J_{u,t+1}(k) = \Phi J_{u,t}(k) - \Gamma + K_{t+1} G_{u,t+1}^T(k) \quad (19)$$

여기에 결함의 발생을 판단하기 위한 기준값(δ)과의 판별식인 식 (20)과 같은 검정량 $e_t(k)$ 의 최소값을 구함으로써 센서 및 구동기 각각의 경우에 대해서 결함의 크기와 발생 시점을 추정할 수 있다.

$$e_t(k) = \sum_t^{t+N} \hat{\epsilon}_t(k)^T P(k)^{-1} \hat{\epsilon}_t(k) > \delta \quad (20)$$

이로부터, 시간 $t=N$ 일 때 i 번째 위치의 GLRD는 식 (21)과 같이 구할 수 있고

$$l_i(\hat{k}, \hat{\nu}(k)) = f_i^T(k) R_i^{-1}(k) f_i(k) \quad (21)$$

결함 발생 시점과 결함 크기의 추정값(estimation)은 식 (14)로부터 식 (22)와 같이 구할 수 있다.

$$\hat{k} = \arg \max l_i(k, \hat{\nu}_i(k))$$

$$\hat{\nu}_i(\hat{k}) = R_i^{-1}(\hat{k}) f_i(\hat{k})$$
(22)

여기서,

$$R_i(k) = z_i^T \sum_{t=1}^N G_t(k) P(k)^{-1} G_t^T(k) z_i$$

$$f_i(k) = z_i^T \sum_{t=1}^N G_t(k) P(k)^{-1} \epsilon_i$$
(23)

GLRD는 결함 크기의 추정값보다 로그 수준으로 확대된 높은 값을 갖고 있어 결함을 식별하기에 용이하며, 식 (21)에서 나타내는 검정량은 χ^2 분포로서 결함 검출의 신뢰수준은 문턱값 l_T 에 따라 표준통계표로부터 구할 수 있다. 시스템의 실제 잡음 수준 이상에서 선택되는 문턱값과 윈도우 길이는 오경보 발생(false alarm)과 검출율(detection rate) 사이에서 절충하여야 한다. 결함 문턱값을 높이면(낮추면) 오경보 발생이 감소(증가)되나 검출율이 저하(향상)되고, 윈도우 길이를 늘리면(줄이면) 오경보 발생이 감소(증가)되나 검출율이 저하(향상)된다.

III. 수치 모의시험 결과

3.1 수치 모의시험 조건

정지된(S/L, ISA) 정상상태 운전조건($RPM : 27,000$, $P_2 : 3,398 N/m^2$, $T_2 : 442 K$, $P_3 : 3,007 N/m^2$, $T_3 : 1,155 K$, $P_4 : 1,657 N/m^2$, $T_4 : 1,025 K$)을 기준으로 선형화 시킨 선형 엔진모델의 각 행렬은 다음과 같다.

$$A = \begin{bmatrix} 4.917 & -1025.8 & 492.3 & 1096.0 & -55.1 & -39.6 & -13.3 \\ 171.9 & 12545.0 & -6305.5 & -15076.0 & 1681.8 & 960.8 & 214.6 \\ 13.7 & -134.7 & -881.6 & 118.2 & 13.0 & 10.3 & 7.8 \\ -240.9 & 50836.0 & -38773.0 & -53241.0 & 4494.3 & -121.4 & 7218.7 \\ -10.6 & 4132.8 & -2791.6 & -4518.2 & -241.5 & 37.1 & 78.3 \\ 1099.9 & -289410.0 & 227480.0 & 308400.0 & -29097.0 & -10735.0 & 2011.6 \\ 146.1 & -39549.0 & 32277.0 & 41596.0 & 3174.6 & -456.4 & -7663.5 \end{bmatrix}$$

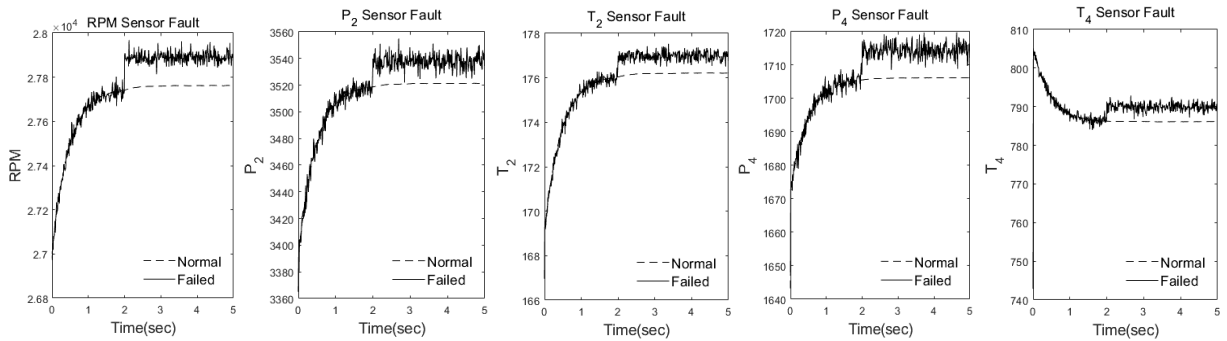
$$B = [-158.1 \ 724.8 \ -9.48 \ 9164.2 \ 5106.6 \ -51825 \ -732.2]^T \times 10^3$$

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

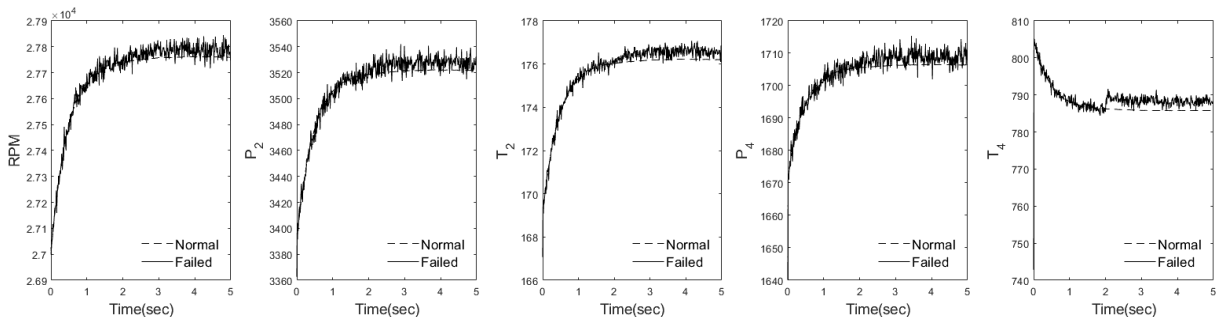
$$D = [-0.3 \ -0.05 \ -0.003 \ -0.02 \ 0.003]^T$$

상태변수 RPM , P_2 , T_2 , P_3 , T_3 , P_4 , T_4 의 프로세스 잡음 공분산은 각각 625, 25, 0.04, 16, 4, 4, 1로 가정하고, 측정변수 RPM , P_2 , T_2 , P_4 , T_4 의 잡음 공분산은 각각 625, 25, 0.04, 4, 1로 가정하였다.

모의시험의 측정주기는 100Hz이고 정상상태에서 0.01 kg/s의 단계 연료량을 입력한 후 구동기와 센서에 대해서 2초 이후에 각각 5%와 0.5%의 편차를 갖는 단차형 결함



(a) Sensor fault simulations



(b) Sensor responses inflected by the actuator fault

Fig. 3. Sensor fault simulations and sensor responses due to the actuator fault

(abrupt fault)의 발생을 모사하였으며, 한 시점에 각각 한 개의 결함이 독립적으로 발생하였을 경우로 한정하였다.

Figure 3(a)는 정상(normal) 신호와 대비하여 각 센서의 단차 결함을 모사한 것이고 Fig. 3(b)는 구동기의 결함으로 인해 반영된 각 센서의 출력 신호를 보인 것이다. 이로부터 독립적인 센서의 결함 발생에 비해서 구동기의 결함 발생은 모든 센서 출력에 반영되고 있으므로 구동기와 센서의 결함 모드 확률은 서로 연관되는 결과가 도출될 수 있음을 알 수 있다. 이 중 T_4 의 경우에는 단계 연료량 입력에 의한 열충격 반응과 같은 특징적인 추이를 띠고 있어 잔차를 이용한 단차 결함의 진단에 있어 상대적으로 타 센서에 비해 큰 간섭 효과를 미칠 것으로 판단된다.

3.2 IMM 기법 모의시험 결과

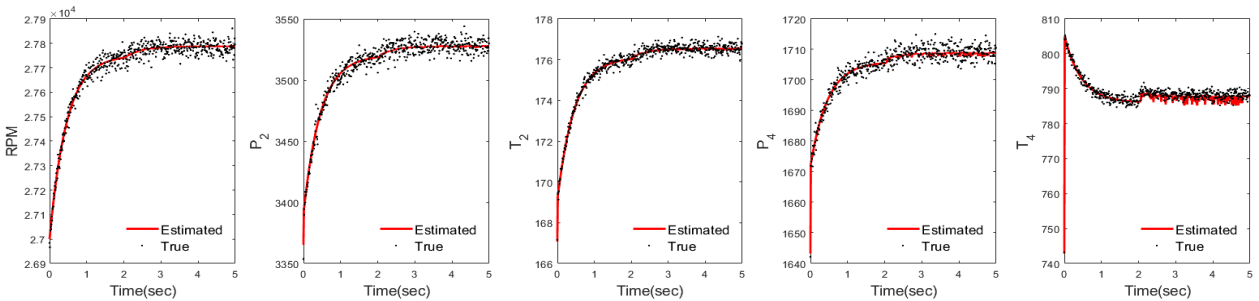
IMM 필터에 적용된 천이확률 π 는 오경보 발생 여부의 관건이 된다. 여기서는 각 모드 간의 천이확률 중 정상모드 간의 천이확률이 가장 크고 구동기 결함이 센서 출력과 연관되며 이중에서도 T_4 모드가 가장 지배적인 점 등을 감안하여 모의시험을 통해 실험적으로 조정하였다.

$$\pi = \begin{bmatrix} 0.940 & 0.010 & 0.010 & 0.010 & 0.010 & 0.010 & 0.010 \\ 0.001 & 0.989 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.010 \\ 0.010 & 0.001 & 0.989 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0.050 & 0 & 0 & 0.950 & 0 & 0 & 0 \\ 0.010 & 0.001 & 0 & 0 & 0.989 & 0 & 0 \\ 0.010 & 0.001 & 0 & 0 & 0 & 0.989 & 0 \\ 0.001 & 0.001 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.998 \end{bmatrix}$$

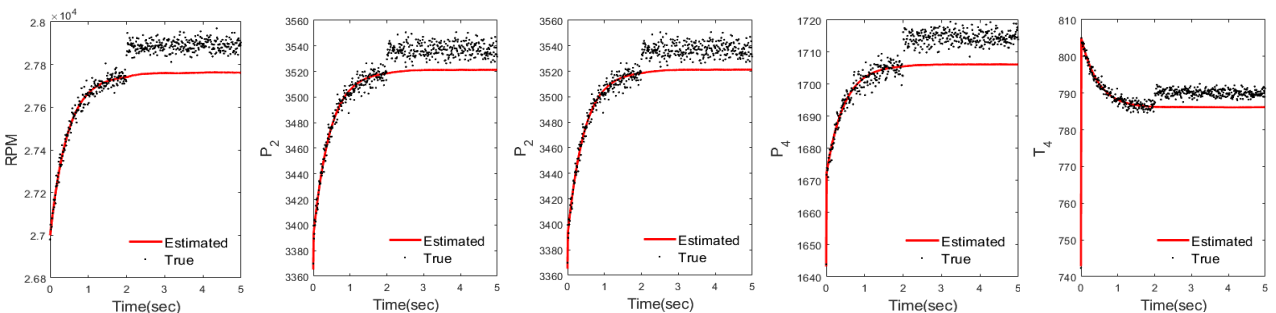
Figure 3-1(a)는 IMM 필터를 이용하여 추정한 구동기 및 각 센서의 결함값을 실제 모사된 결함과 비교한 것이다. IMM 필터의 경우에는 입력변수인 구동기의 직접적인 결함값 추정이 곤란하므로 구동기 결함을 반영하는 상태변수 추정값으로 비교하였다. 이 결과 T_4 에서 결함 이후 잡음이 포함된 것을 제외하고는 모사된 결함값을 잘 추정하고 있다. 이에 반해 Fig. 3-1(b)를 보면 센서 결함의 경우에는 상태변수를 통한 결함 추정값이 정상 성능값을 나타내고 있다. 이로부터 IMM 필터는 입력변수인 구동기의 결함으로 인해 반영되는 상태변수의 결함값 추정에는 매우 효과적인 반면 상태변수 추정을 통한 센서의 결함값 추정에는 효과가 전무함을 알 수 있다.

Figure 3-2는 IMM 필터 및 MM 필터로부터 도출된 모드 확률을 검증하기 위해서 100회의 몬테카를로 시뮬레이션을 실시한 결과를 보인 것이다. Fig. 3-2(a)를 보면 구동기의 경우 MM 필터에 비해 IMM 필터가 FDI의 관건이 되는 결함 검출 속도 및 오경보 억제 성능 등에서 월등한 효과를 보이고 있다. 다만, 구동기 결함의 경우 전술한 바와 같이 T_4 센서에서도 일부 결함의 발생 확률을 나타내고 있어 오경보 발생의 여지를 남기고 있다. 이는 Fig. 3-2(b)에서 보인 것과 같이 T_4 센서의 결함이 구동기에서도 일부 결함 오정보가 발생한 것과 같다. T_4 센서의 결함에서는 MM 필터가 IMM 필터에 비해 다소 우수한 성능을 보이고 있으나 구동기를 지배적으로 하는 전반적인 FDI 성능 측면에서는 미미한 차이라고 할 수 있다.

여기서 IMM 필터는 기본적으로 결함 전·후에서 천이 확률의 모드 간 천이(switch) 과정으로 인해 채터링 또

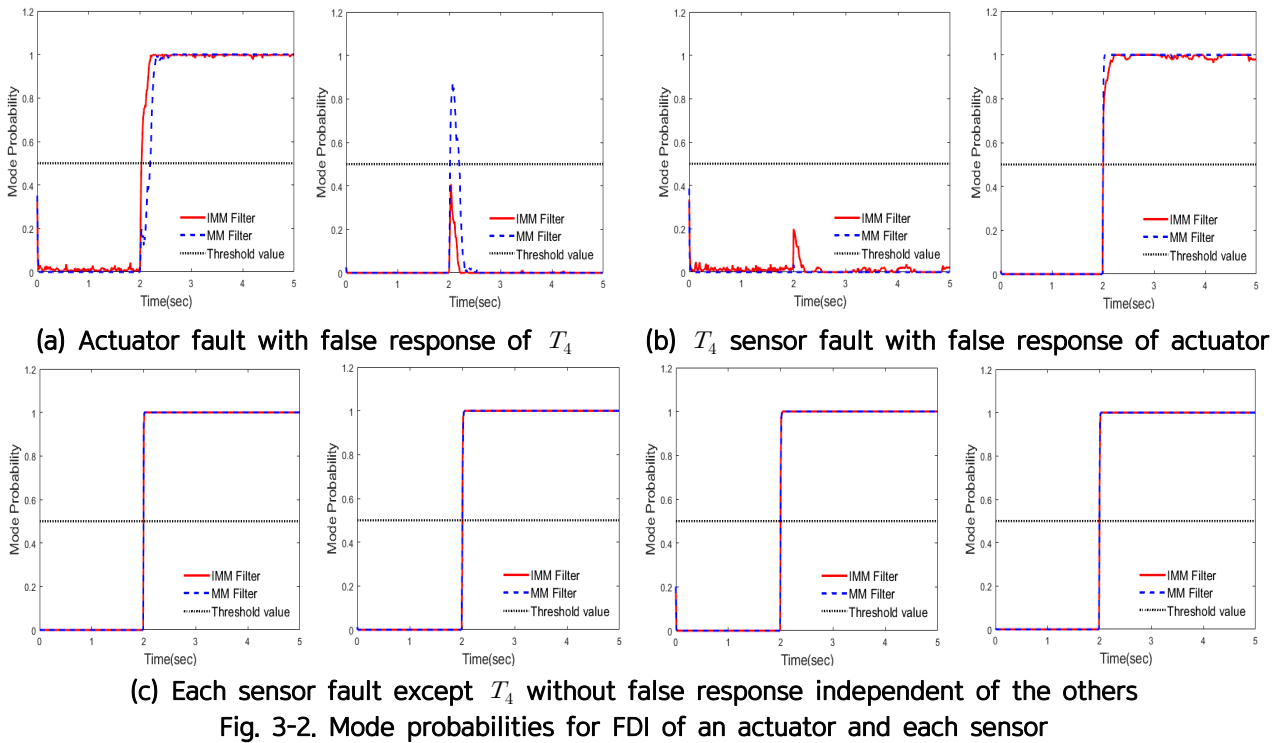


(a) Estimated results of sensor responses inflected by actuator fault



(b) Estimated results for fault magnitudes from each sensor fault

Fig. 3-1. Estimated results using IMM filter for fault magnitudes due to actuator and sensor faults



는 이상 신호(outlier) 등이 발생되고 있어 이를 억제하기 위한 체계적인 천이확률의 조정 기법이 요구된다.

결함 판단의 기준이 되는 문턱값(μ_T)은 필터로부터 도출되는 모드 확률로부터 오경보 발생을 감안하여 설정하며, 여기서는 이를 원천적으로 방지하기 위한 최소한도의 기준으로서, Fig. 3-2(a)에서 보인 바와 같이 IMM 필터로부터 도출된 T_4 오경보 발생 상황으로부터 모의시험을 통해 실험적으로 판단한 결과 $\mu_T=0.5$ 로 설정하였다. 이럴 경우 IMM 필터는 어느 경우이든 완전한 FDI 성능을 보여주는 반면, MM 필터는 구동기 결함 검출 시 T_4 등 오경보 발생의 여지를 남기게 된다.

T_4 센서를 제외하고 각 센서에서 독립적으로 발생한 결함의 모드 확률은 Fig. 3-2(b)에서와 같이 IMM 필터와 MM 필터 공히 독립되어 있고 거의 완전한 모드확률을 보임으로써 우수한 FDI 성능을 나타내고 있다. 이 결과로 보아 출력변수 간 유사한 경향을 나타내는 결함 진단 모델에서 센서 간 독립적으로 발생하는 결함의 경우에는 MM 필터만으로도 FDI에는 매우 효과적임을 알 수 있다.

3.3 GLRT 기법 모의시험 결과

Figure 4는 GLRT 기법을 이용한 구동기 및 각 센서의 결함값 추정 결과와 함께 도출된 GLRD를 검증하기 위해서 100회의 몬테카를로 시뮬레이션을 실시한 결과를 보인 것이다. 설정된 윈도우 크기($N=10$)에 따른 검출 시간 지연이 수반되고 있으나 전반적으로는 모사된 결함값을 잘 추정하고 있음을 볼 수 있다. 특히 IMM 필터에서는 볼 수 없었던 구동기의 결함을 직접 추정하고 있어 결함값 추정에 있어 GLRT 기법의 효용성을 확인할 수 있다.

결함 검출의 이론적인 문턱값 l_T 는 GLRD로 대변되는 χ^2 검정량을 기준으로, 결함 발생 구간(여기서는 윈도우 크기)에서 결함 모드의 자유도와 결함 검출에 있어 유의수준인 오경보 발생률에 따라 결정된다. 이로부터 결함 발생 구간을 기준으로 하여 자유도(=결함 모드(6) × 윈도우 길이(10)) 60에 대해 오경보 발생률을 0.005로 할 경우 $l_T = 91.95$ 로 정해지게 된다. 실제적으로는 Fig. 4에서 보인 바와 같이 결함이 지속되면서 구동기와 센서 간의 간섭 효과가 더해지며 결함 검출의 오경보 발생률보다는 결함이 발생한 구동기와 센서의 분리 성능이 급격히 저하되게 된다. 특히 구동기의 결함이 센서 출력으로 반영되면서 구동기의 GLRD 외에도 센서의 GLRD에서도 유사한 크기로 결함을 나타내고 있어 구동기의 경우에는 결함 검출은 가능하나 GLRD와 문턱값만으로 센서와 구분하여 분리하는 것이 불가능하게 된다. 이를 감안하여 여기서는 분리 성능을 극대화하기 위해, 일단 구동기를 제외하고 실제 문턱값을 GLRD로부터 최소한도의 값을 기준으로 모의시험을 통해 실험적으로 설정하기로 한다. 이 기준에 따라 가장 큰 T_4 센서의 결함 진단 오경보를 원천적으로 방지하는 관점에서 문턱값을 $l_T = 200$ 으로 설정하였다.

Figure 4는 설정된 문턱값을 기준으로 할 때 구동기를 제외하고 각 센서에 대해서는 완전한 FDI 성능을 보이고 있다. 다만, IMM 필터와 비교하여 볼 때 윈도우로 인한 다소간의 검출을 저하를 나타내고 있다(Table 3 참조).

여기서 본 논문에서와 같이 GLRD를 통한 구동기의 결함이 센서와 함께 표시되거나 특정 센서의 결함(T_4 센

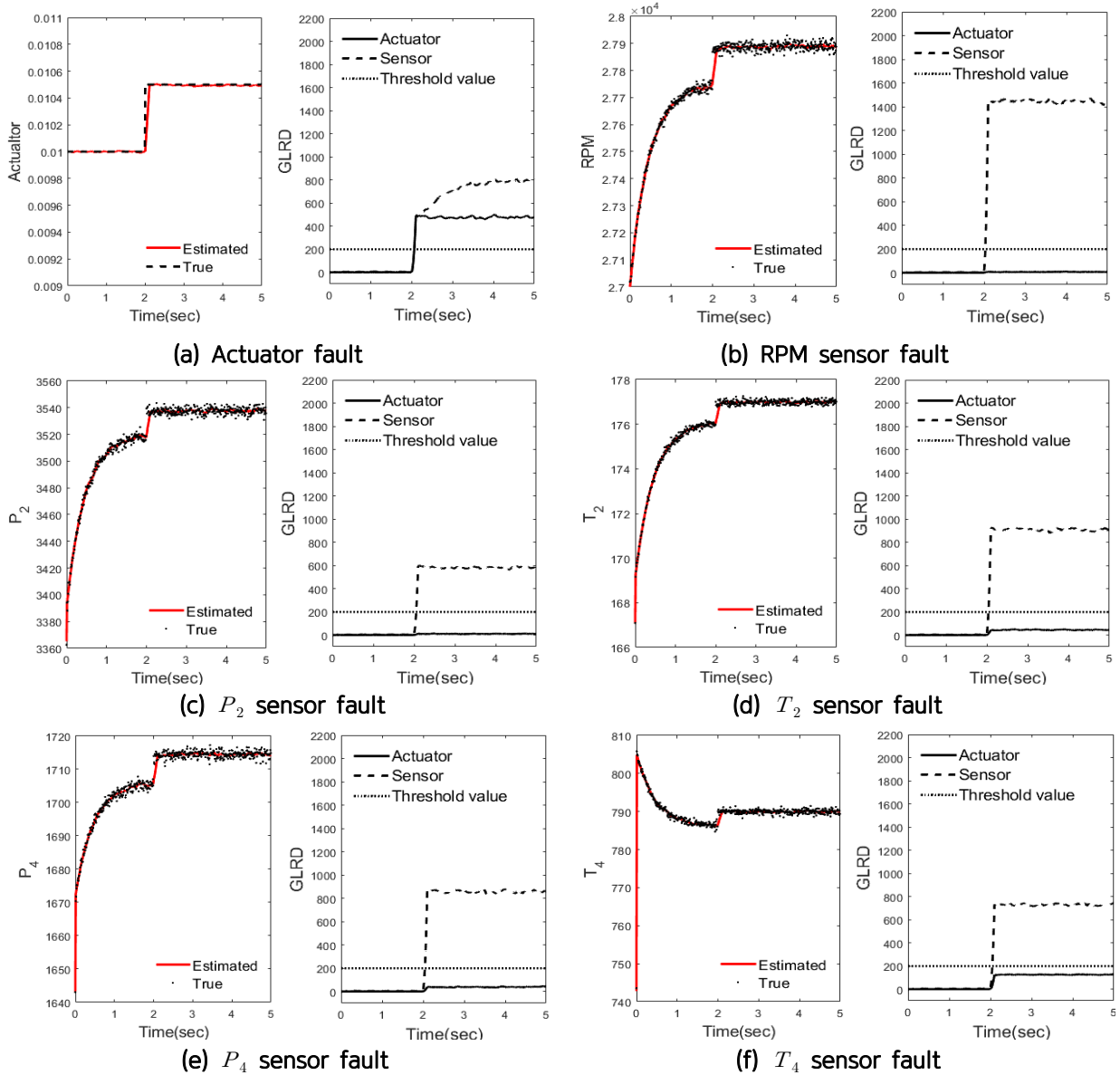


Fig. 4. Estimated results and GLRD using GLRT for fault magnitudes and FDI of actuator and sensor

서)이 구동기와 다른 센서의 결함으로는 표시되지 않는 등 특별한 경우에는 식 (24)와 같은 진단 로직을 부가함으로써 전반적으로 FDI가 가능하게 된다.

If actuator $GLRD < l_T$ or i -th sensor $GLRD > l_T$
 then i -th sensor fault occurs
 (24)
 If actuator $GLRD > l_T$ and T_4 sensor $GLRD > l_T$
 then actuator fault occurs

결과적으로, 구동기의 결함과 독립적으로 발생하는 센서의 결함은 상기 로직과 같은 보안을 통해 완전한 FDI가 가능하게 되나 특정 센서의 결함이 구동기나 다른 센서의 결함으로 표시되는 경우에는 일부 센서의 FDI만 가능한 것으로 판단된다.

3.4 IMM - GLRT 기법 비교

Table 2는 상기 수치 모의시험 결과를 바탕으로 각 기법의 FDI와 결함 추정 기능에 대한 효용성 여부를 비

Table 2. Effectiveness of the methods

Effectiveness / Method	FDI	Fault magnitude by estimation
MM	Effective except poor case in actuator	×
IMM	○	Only in state vector from actuator fault
GLRT	Effective except FD case in actuator	○

Table 3. Detection time delay (sec) based on the threshold value

Fault mode \ Threshold value	MM	IMM	GLRT
	$\mu_T = 0.5$	$\mu_T = 0.5$	$l_T = 200$
Actuator	0.190	0.020	0.069
RPM	0.000	0.000	0.027
P_2	0.000	0.000	0.058
T_2	0.002	0.000	0.040
P_4	0.000	0.000	0.042
T_4	0.002	0.006	0.046

교한 것이다. 이를 보면, FDI 기능에 대해서는 MM 필터를 개선한 IMM 필터가 충분히 효과적이고 GLRT는 전술한 바와 같은 특별한 경우 식 (24)와 같은 로직 보안을 전제로 효과적인 것으로 판단된다. 결함값 추정 기능에서는 IMM 필터는 구동기 결함으로 인한 센서 출력값 추정만 가능하고 GLRT는 구동기 자체 결함값 뿐만 아니라 센서 결함값이 추정이 모두 가능한 것으로 판단된다.

Table 3은 각 기법의 설정된 문턱값을 기준으로 모의 시험 결과로부터 도출된 각 결함 모드의 검출율 성능을 보인 것이다. MM 필터를 이용한 구동기의 결함 검출 지연 시간이 가장 크게 나타나고 있는 것을 제외하고는 전반적으로 MM 계열 필터가 윈도우를 사용하는 GLRT에 비해 신속한 검출 성능을 보이고 있다.

상기 수치 모의시험 결과와 각 기법의 특성 분석을 통해서 판단하여 볼 때 엔진 구동기 및 센서의 가장 효과적인 진단 방안은 FDI는 IMM 필터를 사용하고 각 결함 모드의 결함값 추정에는 GLRT를 사용하는 것임을 알 수 있다.

IV. 결 론

IMM 필터 및 GLRT 기법을 이용하여 무인기용 엔진의 모델 기반 실시간 결함 진단을 수행하였다. 이를 위해서 엔진 동적 사이클해석으로부터 선형 진단 모델을 유도하고 잔차 추정을 위한 칼만필터를 도입한 후 각 기법의 특성을 고찰하여 엔진 제어 구동기 및 센서의 결함 진단에 적용하였다. 이 과정에서 IMM 필터를 통해서 구동기 및 센서의 효과적인 FDI 방안을 도출하였고 구동기 결함으로 인한 상태변수의 반응값을 추정하였다. GLRT를 통해서 구동기 및 센서의 결함값을 추정하였고 특정 센서의 결함이 구동기나 다른 센서의 결함으로 표시되는 경우 진단 로직의 보안을 통하여 전반적인 FDI가 가능하도록 하였다.

수치 모의시험 결과를 통해서 각 기법의 특성을 분석하고 확인하였으며 결함 검출 성능을 비교하였다. 이로부터, FDI를 위한 IMM 필터의 효용성과 각 결함 모드의 결함값 추정을 위한 GLRT 기법의 효용성을 확인함으로써 IMM 필터와 GLRT 기법을 연계한 효과적인 결함 진단 방안을 도출하였다.

추후 이상 신호 및 오경보 억제를 위한 효과적인 천이 확률의 조정 기법 연구가 예상되며, 본 연구에서 제시한 IMM 필터와 GLRT 기법은 변수 재구성형(reconfigurable) 고장 허용 제어기법과 감시형(super-visory) 고장 허용 제어기법에 각각 활용될 수 있을 것으로 판단된다.

후 기

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

References

- 1) <https://en.wikipedia.org/wiki/FADEC>
- 2) 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, No. 1, January 2009, pp. 011601-1~608.
- 3) Meskin, N., Pourbabaee, B. and Khorasani, K., “Multiple-model based sensor fault diagnosis using hybrid kalman filter approach for nonlinear gas turbine engines,” *Proceedings of the American Control Conference*, June 2013, pp. 4717~4723.
- 4) Yang, Q., Li, S. and Cao, Y., “An IMM-GLR Approach for Marine Gas Turbine Gas Path Fault Diagnosis,” *Mathematical Problems in Engineering*, Vol. 2018, September 2018, pp. 1~12.
- 5) 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.
- 6) Blom, H., Chang, K. C. and Bar-Shanlom, Y., “Tracking a Maneuvering Target Using Input Estimation Versus the Interacting Multiple Model Algorithm,” *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 25, No. 2, March 1989, pp. 296~300.
- 7) Zhang, Y. and Li, X. R., “Detection and Diagnosis of Sensor and Actuator Failures Using IMM Estimator,” *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 34, No. 4, October

1998, pp. 1293~1313.

8) Kim, B. D. and Lee, J. S., "Steady State Kalman Filter for Multi-Target Tracking," *International Journal of Aeronautical and Space Sciences*, Vol. 34, No. 8, 2006, pp. 71~78.

9) Yang, C., Mohammadi, A. and Chen, Q. W., "Multi-Sensor Fusion with Interaction Multiple Model and Chi-Square Test Tolerant Filter," *Sensors*, Vol. 16, No. 11, November 2016, pp. 1835~1850.

10) Willsky, A. and Jones, H., "A Generalized Likelihood Ratio Approach to the Detection and Estimation of Jumps in Linear Systems," *IEEE Transactions on Automatic Control*, February 1976, pp. 108~112.

11) Patwardhan, S. C., Manuja, S., Narasimhan, S.

and Shah, S. L., "From data to diagnosis and control using generalized orthonormal basis filters. Part II: Model predictive and fault tolerant control," *Journal of Process Control*, Vol. 16, Iss. 2, April 2013, pp. 157~175.

12) Hanlon, P. D. and Maybeck, P. S., "Multiple Model Adaptive Estimation Using a Residual Correlation Kalman Filter Bank," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 36, No. 2, April 2000, pp. 393~406.

13) Geysler, L. C., "DYABCD A Program for Calculating Linear A,B,C,D Matrices from a Nonlinear Dynamic Engine Simulation," NASA TP-1295, 1978.

14) Simon, D. L., "Optimal State Estimation," Wiley-Interscience, 2006.