

75톤급 액체로켓엔진의 가상적 고장 상황에서의 칼만 필터 잔차 생성

이계림* · 차지형* · 고상호*[†] · 박순영** · 정은환**

Kalman Filter Residual Calculation of a 75-ton Liquid Rocket Engine under an Artificial Fault

Kyelim Lee* · Jihyoung Cha* · Sangho Ko*[†] · Soon-Young Park** · Eunhwan Jung**

ABSTRACT

This paper deals with a fault diagnosis algorithm using the Kalman filter for a 75-ton Liquid Propellant Rocket Engine (LPRE). To design the Kalman filter, we linearized a non-linear simulation model of a 75-ton LPRE at an operating point, and checked the performance of the Kalman filter by comparing the measured values with estimated values of the states. Then, we artificially injected a fault of the turbopump efficiency into the simulation to confirm the performance of the fault diagnosis algorithm with the developed Kalman filter by comparing the variation of the residuals of the normal state with that of the fault cases.

초 록

본 논문은 75톤급 액체로켓엔진의 상태진단을 위해 칼만 필터를 이용한 고장진단 연구를 수행하였다. 칼만 필터 설계를 위해 75톤급 액체로켓엔진 비선형 시뮬레이션 모델을 공칭 작동점에서 선형화하였으며, 정상 모델의 상태량 변수 4가지를 이용하여 측정값과 추정값 비교를 통해 칼만 필터의 성능을 확인하였다. 이를 이용한 고장진단 알고리즘의 성능을 확인하기 위하여 터보펌프 고장을 모사하였으며 정상 모델의 잔차 변화를 비교하여 칼만 필터를 이용한 고장진단이 가능함을 확인하였다.

Key Words: Open-cycle Rocket Engine(개방형 로켓엔진), Kalman Filter(칼만 필터), Fault Diagnosis(고장진단), Numerical Simulation(수치적 시뮬레이션)

1. 서 론

액체로켓엔진은 제어계, 추진계, 공급계 등 다양한 서브시스템과 부품들의 결합으로 이루어지며 높은 에너지 밀도에서 작동되기 때문에 고장의 위험성으로부터 높은 안전성과 신뢰성이 요구된다[1]. 이러한 복잡한 엔진 시스템은 고장을 사전에 대비하고 고장 발생 시, 시스템에서 고장

* 한국항공대학교 항공우주 및 기계공학부

** 한국항공우주연구원 발사체엔진팀

† 교신저자, E-mail: sanghoko@kau.ac.kr

을 대응하기 위해서는 고장 검출 및 분리(Fault Detection & Isolation)를 해야 한다. 따라서 고장 검출 및 진단 알고리즘은 로켓엔진 시스템의 안정성과 신뢰성 향상을 위해 필수적이며 국내외에서 이 분야에 대한 다양한 연구가 진행되고 있다[2].

액체로켓엔진의 건전성 감시는 개발 초기 지상시험에 적용되어 왔으며, 1970년대부터는 Atlas, Titan과 같은 실제 로켓엔진에 Red-lines 기법 및 SAFD (System for Failure and Anomaly Detection) 알고리즘을 이용하였다[1]. 이후에도, 재사용이 가능한 우주왕복선 주엔진(Space Shuttle Main Engine, SSME)에 초점을 맞춰 고장진단 알고리즘을 개발하였으며, 엔진의 추력 등 성능을 제어하는 제어기와 시스템 진단을 동시에 수행하는 로켓엔진 통합제어 시스템(Intelligent Control System, ICS)을 개발하였다[1]. 또한 고장진단 알고리즘에 신호처리 방법을 많이 응용하였으며 미국의 Nhut T. H.는 칼만 필터의 특성을 응용하여 우주왕복선 주엔진(Space Shuttle, Main Engine, SSME)의 고장진단 알고리즘을 연구하였다[3]. 현재에도 고장진단 알고리즘 연구를 계속 수행하고 있으며 실시간과 신뢰성 부분을 중심으로 건전성 감시기술이 개발되고 있다.

본 논문에서는 액체로켓엔진의 수학적 모델링 기반으로 모델링하였으며, 공칭 작동점 기준으로 정상상태 시뮬레이션을 수행하였다. 실제 시스템은 다양한 이유로 인해 노이즈가 존재하므로 백색잡음(White Gaussian Noise)을 이용하여 실제 모델과 유사하게 하여 칼만 필터의 성능을 확인하였다. 또한 이를 이용한 고장진단 알고리즘 성능을 확인하기 위하여 터보펌프의 고장 시뮬레이션을 하였으며 정상 모드와의 비교를 통해 칼만 필터를 이용한 고장진단 알고리즘의 성능을 확인하였다.

2. 액체로켓엔진 모델링

2.1 액체로켓엔진의 모델링

개방형 액체로켓엔진은 연료, 산화제 터보펌프와 가스발생기, 연소실 및 밸브, 배관 등의 구성품들로 구성되어있다. 각 구성품들의 수학적 모델링은 터보펌프의 회전 동역학 방정식, 압력 변화에 따른 관성, 압력 변동에 따른 유동 용적, 시간 지연 방정식의 4개의 지배방정식으로 구할 수 있으며 Eq. 1-4과 같이 표현할 수 있다. 이를 통해 11차 상 미분방정식을 유도하였으며 이와 함께 펌프 승압 방정식, 유량보존의 법칙 등, 37개의 대수방정식을 이용하여 비선형 모델의 정상상태를 기준으로 시뮬레이션을 모델링하였다[4].

$$I_p \frac{d\omega}{dt} = \tau_t - \tau_p \quad (1)$$

$$\left(\frac{L}{A}\right) \frac{d\dot{m}}{dt} = P_{in} - P_{out} - \frac{\lambda}{2\rho A^2} \dot{m}^2 \quad (2)$$

$$\left(\frac{V}{RT}\right) \frac{dP}{dt} = \Sigma \dot{m} \quad (3)$$

$$\frac{d}{dt} \dot{m}(t) = \frac{1}{\epsilon} (\dot{m}_0(t) - \dot{m}(t)) \quad (4)$$

Table 1은 입력과 출력 그리고 상태량 변수들을 표시하였으며, Fig. 1는 Simulink를 이용한 비선형 시뮬레이션 모델링이다.

Table 1 Input, Output, State variable notation

	Notation	Position
u_k	v_{cfw}	CFCV
	v_{gocv}	GOCV
	v_{gfcv}	GFCV
x_k	P_c	연소실 압력(*)
	P_g	가스발생기 압력
	\dot{m}_{o3}	연소실로 들어가는 산화제 유량(*)
	\dot{m}_{f3}	연소실로 들어가는 연료 유량(*)
	ω	각속도(*)
	\dot{m}_{O3}	연소실 산화제 유량의 시간지연
	\dot{m}_{F3}	연소실 연료 유량의 시간지연
	\dot{m}_{o2}	가스발생기로 들어가는 산화제 유량
	\dot{m}_{f2}	가스발생기로 들어가는 연료 유량
	\dot{m}_{O2}	가스발생기 산화제 유량의 시간지연
	\dot{m}_{F2}	가스발생기 연료 유량의 시간지연

∴ (*)는 output을 나타냄.

3. 고장진단 알고리즘

3.1 칼만 필터

75톤급 액체로켓엔진 시뮬레이션은 비선형 모델이므로 상태량 값과 측정값을 표현하는 이산 시간의 시뮬레이션 모델은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\mathbf{x}_{k+1} = f(\mathbf{x}_k, \mathbf{y}_k, \mathbf{u}_k) + \mathbf{w}_k \quad (5)$$

$$\mathbf{y}_k = h(\mathbf{x}_k, \mathbf{k}) + \mathbf{v}_k \quad (6)$$

위 식의 상태량, 입력, 출력은 $\mathbf{x}_k \in R^n$, $\mathbf{u}_k \in R^m$, $\mathbf{y}_k \in R^l$ 이며 입력과 출력은 측정된다고 가정하였다. 임의의 노이즈인 $\mathbf{w}_k \in R^n$, $\mathbf{v}_k \in R^l$ 은 서로 영향을 미치지 않으며 평균이 0이고 각각의 공분산(Covariance)이 \mathbf{Q}_k 와 \mathbf{R}_k 인 백색잡음(White Gaussian Noise)을 이용하였다.

칼만 필터는 선형시스템을 기반으로 설계된 필터로서 필터 적용에 한계가 있으나 본 논문에서 다루는 액체로켓엔진은 순항상태의 모델이므로 선형시스템이라고 가정할 수 있다.

칼만 필터의 알고리즘은 예측(Prediction)과 업데이트(Update)를 반복적으로 계산하여 시스템 출력값의 노이즈 영향을 최소화하고 출력값을 예측하는 것으로 그 식은 다음과 같다.

- Prediction

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} + \mathbf{B}\mathbf{u}_{k-1} \quad (7)$$

$$\Sigma_{k|k-1} = \mathbf{A}\Sigma_{k-1|k-1}\mathbf{A}^T + \mathbf{Q} \quad (8)$$

- Update

$$\mathbf{V} = \mathbf{C}\Sigma_{k|k-1}\mathbf{C}^T + \mathbf{R} \quad (9)$$

$$\mathbf{L} = \Sigma_{k|k-1}\mathbf{C}^T\mathbf{V}^{-1} \quad (10)$$

$$\boldsymbol{\varepsilon} = \mathbf{Y}_k - \mathbf{C}\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \quad (11)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{L}\boldsymbol{\varepsilon} \quad (12)$$

$$\Sigma_{k|k} = (\mathbf{I} - \mathbf{L}\mathbf{C})\Sigma_{k|k-1} \quad (13)$$

칼만 필터의 초기값 $\hat{\mathbf{x}}_0$ 와 Σ_0 을 각각 공칭 작동점과 \mathbf{Q}_k 으로 지정해 주었다. 개방형 액체로켓 엔진은 칼만 필터의 $\boldsymbol{\varepsilon}$ (Residual) 값을 이용하여 정상 모델과의 차이 정도를 확인할 수 있다. Fig. 3은 칼만 필터를 이용하여 $\boldsymbol{\varepsilon}$ 값을 추출하는 것을 도식화 한 것이다. 이후, Red-lines 기법을

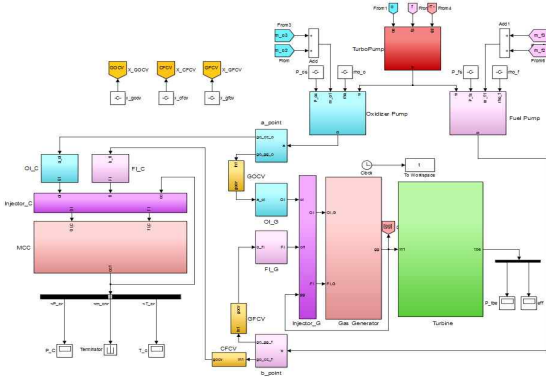


Fig. 1 Non-Linear Simulation model of Liquid Rocket Engine[4]

2.2 선형화 판단

Figure 2는 공칭 작동점을 기준으로 비선형 시뮬레이션 모델을 선형화하고 1초에서 계단 입력(Step Input)을 주었을 때의 응답(Response)을 정규화한 그래프이다. 그 결과, 공칭 작동점에서 선형화가 잘 되었으며 선형화 모델을 이용한 칼만 필터를 설계가 가능함을 확인하였다.

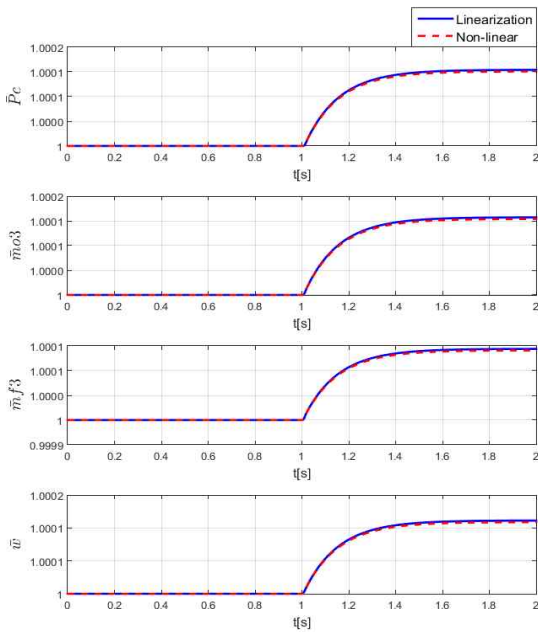


Fig. 2 Comparison of non-linear and linearized model

이용해 고장 유무를 판별하는데 사용된다.

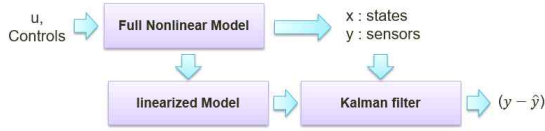


Fig. 3 Kalman filter algorithm of open-cycle LPRE[3]

3.2 칼만 필터를 이용한 고장진단 알고리즘

Equation 5-6을 선형화하여 이산 시간에 대한 정상 모드의 식은 Eq. 14-15, 고장 모드의 식은 Eq. 16-17과 같다. 참고문헌 [3]의 표현식을 이용하여 θ_0 와 H_0 는 고장이 없는 상황, θ_1 와 H_1 는 고장이 발생한 상황을 표시하였다.

$$H_0 \quad \mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A}(\theta_0)\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}(\theta_0)\mathbf{u}(k) + \mathbf{w}(k) \quad (14)$$

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{C}(\theta_0)\mathbf{x}(k) + \mathbf{v}(k) \quad (15)$$

$$H_1 \quad \mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A}(\theta_1)\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}(\theta_1)\mathbf{u}(k) + \mathbf{w}(k) \quad (16)$$

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{C}(\theta_1)\mathbf{x}(k) + \mathbf{v}(k) \quad (17)$$

상태량 변수의 선정기준은 중국의 Wu Jianjun이 수행한 연구를 참고하여 선정하여 연소실 압력(P_c), 연소실로 들어가는 산화제 유량(\dot{m}_{o3}), 연료 유량(\dot{m}_{f3}), 터보펌프의 회전각속도(ω), 4개의 주요 상태량 변수를 선정하였다[5, 6]. 데이터 값을 정규화하기 위하여 다음과 같이 정상-고장 모드 데이터를 공칭 작동점(*)으로 나눠서 정리하였다.

- $\overline{P_c} = P_c / P_c^*$
- $\overline{\dot{m}_{o3}} = \dot{m}_{o3} / \dot{m}_{o3}^*$
- $\overline{\dot{m}_{f3}} = \dot{m}_{f3} / \dot{m}_{f3}^*$
- $\overline{\omega_{f3}} = \omega_{f3} / \omega_{f3}^*$

정상 모드의 시뮬레이션 시스템을 이용하여 임의의 노이즈를 추가하였으며, 비선형 모델의 출력값을 칼만 필터에 적용하였다. Fig. 4는 비선형 모델에서 나오는 실제 출력값과 칼만 필터에서 나오는 추정값이며 Fig. 5는 추정값을 자세히 확인하기 위하여 시간을 0.9초에서 1.1초까지 확대한 그래프이다. 데이터 값을 정규화하여 비

교해 본 결과, 노이즈가 많은 실제 출력 값에서 칼만 필터를 통해 노이즈가 최소화되면서 공칭 작동점으로 잘 추정하는 것을 확인할 수 있었다. 이를 통해 비선형 모델의 칼만 필터가 예측을 잘 하고 있음을 확인할 수 있다.

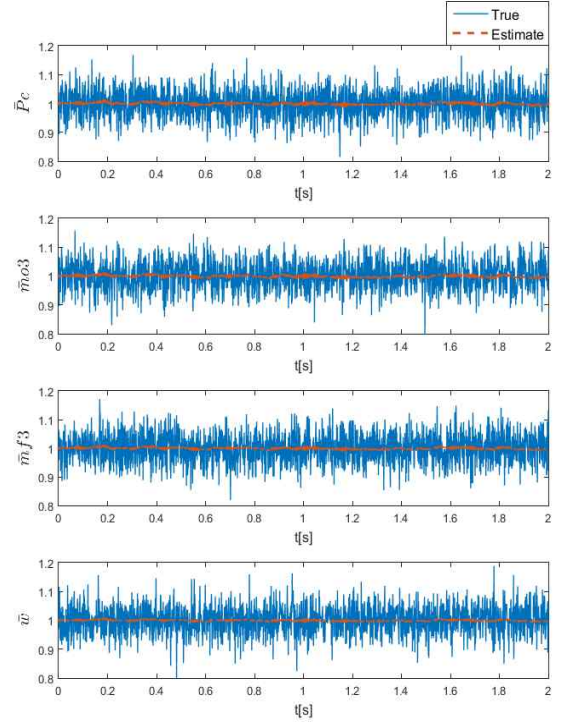


Fig. 4 Comparison of Measured and estimated value

칼만 필터를 이용한 고장진단 알고리즘의 성능을 확인하기 위하여 대표적으로 많이 발생하는 터보펌프 효율저하를 모사하여 고장 시뮬레이션 모델링을 수행하였다. 터보펌프에서 효율저하가 발생하면 Eq. 1에 따라 터보펌프의 회전속도가 저하되므로 인해, 공급되는 연료 및 산화제의 유량이 줄어들어 원하는 추력을 구하지 못하게 된다. 이와 함께 커플링된 구성품 및 상태변수에도 영향이 생기므로 앞에서 선정한 4개의 주요 상태량 변수를 이용하여 분석하였다.

Figure 6은 터빈의 효율이 저하되어 고장이 발생했을 때, 칼만 필터를 이용한 고장진단 결과이다. 고장 모드는 1초에 정상 모드의 효율보다 일

정수준 감소시켜 터빈 토크가 기준값보다 적게 나오도록 조절하였으며, 칼만 필터를 통해 잔차 값을 이용하여 정상모드와 고장 모드를 비교하였다.

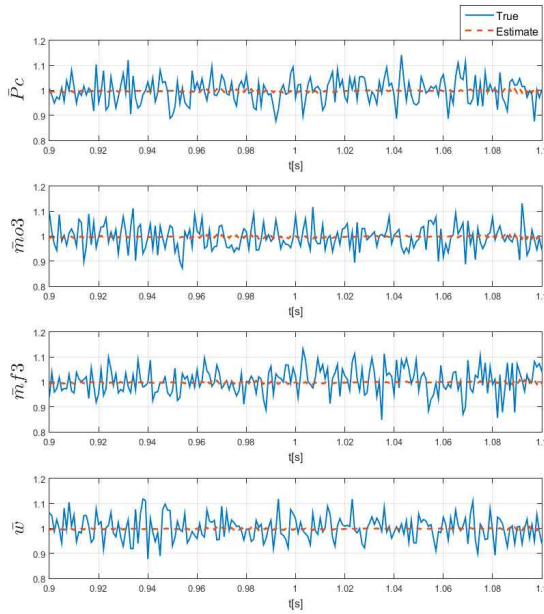


Fig. 5 Comparison of Measured and estimated value (0.9 s - 1.1 s)

정상 모드의 잔차는 중간값이 거의 일정하게 0을 유지하는 것에 비해 고장 모드의 잔차는 고장이 발생한 1초 이후부터 중간값이 감소하는 현상이 나타난다. 그 이유로 개방형 액체로켓엔진은 1개의 터빈과 2개의 펌프로 이루어져 있는데 터빈의 효율이 감소하면 Eq. 1에 따라 각속도가 감소된다. 감소된 각속도로 인해 펌프에서 나오는 연료 및 산화제 유량이 감소되며 연소실로 주입되는 연료 및 산화제양도 감소되므로 이에 따라 연소실 내부압력도 감소된다. 따라서 터보펌프의 효율이 감소되면 모든 변수가 감소되기 때문에 Fig. 6와 같이 고장 모드의 중간값이 감소되는 현상이 나타난다. Fig. 7는 1초에서 고장모드로 변할 때의 중간값 감소를 자세히 확인하기 위하여 시간을 0.8초에서 1.2초까지 확대한 그래프이다.

이러한 고장모드의 특성을 이용하여 칼만 필터

를 통해 고장진단이 가능함을 알 수 있다.

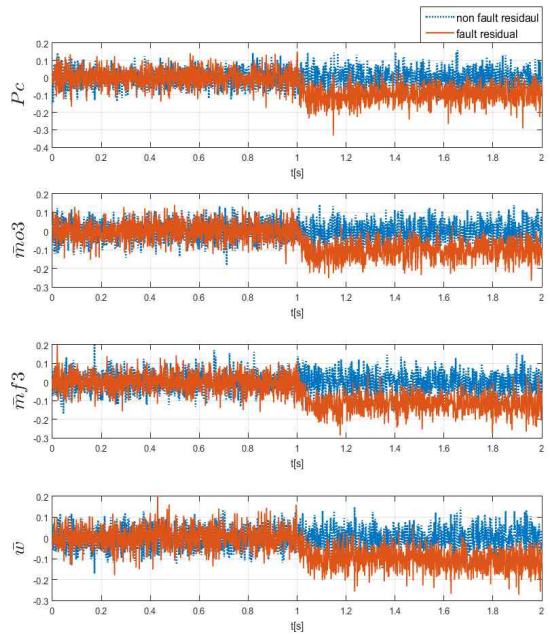


Fig. 6 Results of Kalman filter under loss of turbo-pump efficiency

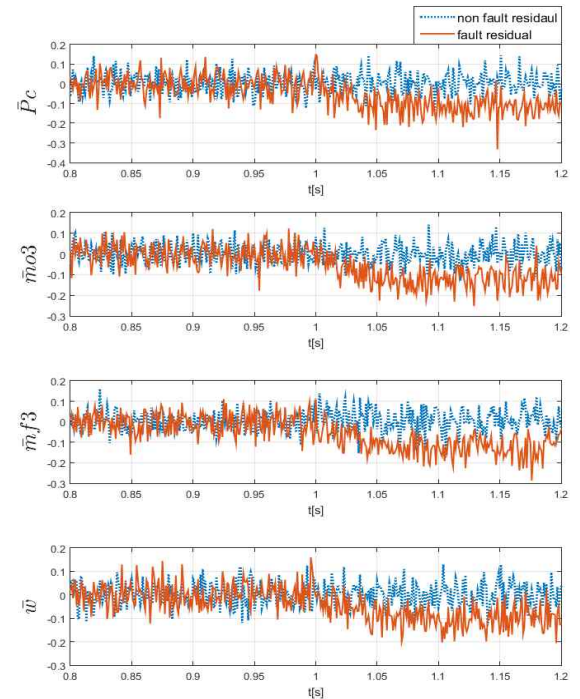


Fig. 7 Results of Kalman filter under loss of turbo-pump efficiency (0.8 s - 1.2 s)

4. 결 론

본 논문에서는 75톤급 액체로켓엔진의 시물레이션을 공정 작동점 기준으로 임의의 노이즈를 주입시켜 데이터를 추출하였다. 실제 측정값을 이용하여 칼만 필터를 통해 추정값을 확인하였으며, 이 값은 노이즈 영향이 최소화 된 것을 알 수 있었다. 또한, 터보펌프 효율 저하가 생기는 고장 시물레이션을 수행하였으며 정상 모드와 고장 모드의 비교를 통해 칼만 필터를 이용한 고장진단 알고리즘의 성능을 확인하였다.

향후에는 실시간이 가능한 칼만 필터 알고리즘을 적용하여 데이터 처리를 수행하고, 더 나아가 임의의 고장이 발생한 상황을 잔차를 이용하여 Red-lines 기법과 whiteness test 등을 적용하고 어느 구성품의 고장 유무까지 판별하는 고장진단을 수행할 예정이다.

후 기

이 논문은 2013년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원 및 2016년도 한국형발사체개발사업의 “개방형 액체로켓엔진 고장진단 기법 연구”과제로 한국항공우주연구원의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 2013M1A3A3A02042434)와 (No. 2016M1A3A1A02021180).

참 고 문 헌

1. 이계림, 차지형, 고상호, “중국의 연구 사례를 통한 개방형 액체로켓엔진의 고장진단 기법 분석,” 2016년도 한국추진공학회 춘계 학술대회, pp. 446-453, 2016.
2. 차지형, 하철수, 오수현, 고상호, “액체로켓엔진의 건전성 감시 및 관리 기법에 관한 현황 분석” 한국추진공학회지, 제18권, 제6호, pp. 50-58, 2014.
3. Nhut, T.H., “Failure Detection and Isolation for the Space Shuttle Main Engine,” M.S. Thesis, Department of Mechanical Engineering, Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, 1998.
4. 이계림, 차지형, 고상호, 박순영, 정은환, “한국형 발사체 엔진 정상상태 과정의 수학적 모델링 및 시물레이션,” 2016년도 한국추진공학회 추계 학술대회, pp. 563-570, 2016.
5. Wu, J., Zhang, Y., and Chen, Q., “Transient performance simulation of a large liquid rocket engine under fault condition,” *Journal of Aerospace Power of China*, vol. 9, no. 4, pp. 361-365, 1994.
6. Wu, J., Zhang, Y., and Chen, Q., “Steady fault simulation and analysis of liquid rocket engine,” *Journal of Propulsion Technology of China*, vol. 15, no. 3, pp. 6-13, 1994.