

論文

Unscented 칼만필터를 이용한 관성센서 복합 고장검출기법

박상균*, 김유단**, 박찬국**, 노웅래***

Hybrid Fault Detection and Isolation Method for Inertial Sensors Using Unscented Kalman Filter

Sangkyun Park*, Youdan Kim**, Changuk Park** and Woongrae Roh***

ABSTRACT

In two-degree of freedom(TDOF) inertial sensors, two axes are mechanically correlated with each other. Fault source of one axis sensor may affect the other axis sensor, and therefore multiple fault detection and isolation(FDI) technique is required. Conventional FDI techniques using hardware redundancy need four TDOF inertial sensors for FDI. In this study, three TDOF inertial sensor redundancy case is considered, where conventional FDI technique can detect the fault, but cannot isolate the fault sensor. Hybrid FDI technique is proposed to solve this problem. Hybrid FDI technique utilizes the analytic redundancy by utilizing the unscented kalman filter as well as hardware redundancy for FDI. To verify the effectiveness of the proposed FDI technique, numerical simulations are performed using six degree of freedom nonlinear aircraft dynamics.

초 록

2자유도 관성센서는 두 입력축이 기계적으로 연관되어 있기 때문에 해당하는 관성센서의 두 입력축에 동시에 고장이 발생할 확률이 매우 높다. 따라서 하드웨어 여분만으로 고장검출 및 분리를 수행하기 위해서는 최소한 4개의 관성센서를 사용하여야 한다. 2자유도 관성센서를 3개 중첩해서 사용하는 경우 기존의 하드웨어 여분기법으로는 고장검출은 가능하나 고장분리가 불가능하다. 본 논문에서는 이러한 문제점을 개선하기 위해서 비선형 필터인 Unscented Kalman Filter를 이용하여 얻은 정보를 해석적 여분으로 활용하여, 하드웨어 여분과 해석적 여분을 동시에 고려한 복합 고장검출기법을 제안하였다. 제안한 복합 고장검출기법의 성능을 검증하기 위해서 비선형 항공기 수치 시뮬레이션을 수행하였다.

Key Words : Fault Detection and Isolation(고장검출 및 분리), Redundancy Management (다중화 관리), Unscented Kalman Filter(Unscented 칼만 필터)

† 2004년 10월 27일 접수 ~ 2004년 12월 3일 심사완료

* 정회원, 서울대학교 기계항공공학부 대학원,
현재 현대 모비스 연구원

** 정회원, 서울대학교 기계항공공학부
연락처, E-mail : ydkim@snu.ac.kr
서울시 관악구 신림동 산 56-1

*** 정회원, 한국항공우주연구원 발사체사업단

1. 서 론

2자유도 관성센서의 경우 두개의 입력축이 기계적으로 서로 연관되어 있기 때문에 하나의 입력축에 고장이 발생하면, 다른 하나의 입력축에도 고장이 발생할 가능성이 크다. 2개의 입력축에 동시에 고장이 발생하게 될 경우에는 2자유도

관성센서의 고장검출 및 분리를 수행하기 위해서 2중 고장을 검출할 수 있는 기법을 사용해야 한다. 2중 고장검출을 위한 하드웨어 여분은 자유도의 합이 7이상 이어야 하므로, 2자유도 관성센서의 경우 4개 이상의 관성센서를 사용해야 한다는 단점이 있다[1-3]. 한편, 2자유도 관성센서는 두 입력축이 항상 수직이라는 기하학적 제한 때문에 1자유도 관성센서에 비해 하드웨어 여분을 이용한 고장검출 성능이 떨어지는 문제점도 있다. 이러한 문제점 때문에 하드웨어 여분 외에 고장에 대한 다른 정보를 필요로 하게 된다.

본 논문에서는 시스템 모델을 이용한 해석적 여분을 추가 정보로 활용하는 2자유도 관성센서 복합 고장검출기법을 제안하였다. 먼저, 하드웨어 여분 기법으로 2자유도 PSA 기법을 살펴보고, 비선형 필터인 Unscented Kalman Filter를 이용한 해석적 여분 생성기법을 살펴본다. 그리고 하드웨어 여분과 해석적 여분을 통합한 복합 고장검출기법을 제안하였다.

II. 복합 고장검출기법

2.1 2자유도 PSA 기법

PSA(Parity Space Approach) 기법은 FDI 기법 중 가장 많이 사용하는 방법 중 하나이다. 이 방법은 시스템의 상태변수에는 독립적이며 고장 발생시 고장신호에만 영향을 받고 그 영향을 가장 잘 반영할 수 있는 패리티 벡터를 만들어 고장검출 및 분리를 수행한다[2]. 이를 2자유도 관성센서에 적용할 수 있도록 개념을 확장한 것이 2자유도 PSA 기법이다.

패리티 벡터와 고장평면

다음과 같은 센서 출력 방정식을 고려하자.

$$m = Hx + \epsilon + f \quad (1)$$

여기서 출력행렬 $H \in R^{n \times 3}$, 출력벡터 $m \in R^{n \times 1}$, 상태벡터 $x \in R^{3 \times 1}$, 측정오차 ϵ , 고장벡터 f 이며, n 은 센서 수와 센서 자유도의 곱에 의한 출력정보 수이다.

고장에만 영향을 받고 센서 입력값에는 무관한 패리티 벡터를 생성하기 위해서 다음과 같은 가정을 만족하는 행렬 V 를 고려한다.

$$[\text{가정 1}] : VH = 0 \quad (2)$$

$$[\text{가정 2}] : VV^T = I_3 \quad (3)$$

여기서 $V \in R^{3 \times 6}$ 에 대한 [가정 1]은 센서의 입력값에 영향을 받지 않는 패리티 벡터를 만들기 위한 가정이다. 그러므로 행렬 V 의 행 벡터들은 행렬 H 의 left null space의 orthonormal basis가 된다. 이 때 행렬 V 의 열공간(column space)을 패리티 공간이라고 정의한다.

앞에서 구한 행렬 V 를 이용해 다음과 같이 패리티 벡터를 정의한다.

$$p = Vm = VHx + V\epsilon + Vf = V\epsilon + Vf \quad (4)$$

패리티 벡터의 의미를 패리티 공간의 측면에서 살펴보면 다음과 같다.

$$p = Vm = [v_{c11} \ v_{c12} \ v_{c21} \ v_{c22} \ v_{c31} \ v_{c32}]m \\ = v_{c11}m_{11} + v_{c12}m_{12} + v_{c21}m_{21} + \dots + v_{c32}m_{32} \quad (5)$$

여기서 m_{ij} 는 i 번째 2자유도 관성센서의 2개 ($j=1, 2$) 출력축 측정값을 의미하며, v_{cij} 는 행렬 V 의 해당 열벡터를 의미한다. 본 논문에서는 2자유도 관성센서가 3개 탑재된 경우를 고려하여 m_{ij} 에서 $i=1, \dots, 3$ 의 값을 갖는다. 식 (5)에서 보듯이 패리티 벡터는 센서 측정값 m 을 패리티 공간으로 투영한 벡터임을 알 수 있다.

고장이 발생하지 않았을 때와 고장이 발생했을 때의 패리티 벡터의 확률적 특성을 살펴보면 다음과 같다.

- 고장이 발생하지 않았을 때

$$E[p] = E[Vm] = VE[\epsilon] = 0 \\ E[pp^T] = V[\epsilon\epsilon^T]V^T = \sigma^2 I_3 \quad (6)$$

- i 번째 센서에 고장이 발생하였을 때

$$E[p] = E[V\epsilon + Vf_i] = v_{ci1}f_{i1} + v_{ci2}f_{i2} \quad (7)$$

식 (7)을 살펴보면 2자유도 관성센서의 경우, 고장이 발생한 경우 각 센서마다 패리티 벡터가 존재하는 평면을 가지게 된다. 이러한 성질을 이용하여 다음과 같이 고장평면을 정의할 수 있다.

고장평면 : i 번째 센서에 해당하는 행렬 V 의 열벡터 (v_{ci1}, v_{ci2})를 기저로 하는 평면을 i 번째 센서의 고장평면이라 한다. 즉, 2자유도 관성센서 3개의 고장평면을 정리하면 다음과 같다.

1번 센서 고장평면(FP_1) : $span(v_{c11}, v_{c12})$

2번 센서 고장평면(FP_2) : $span(v_{c21}, v_{c22})$

3번 센서 고장평면(FP_3) : $span(v_{c31}, v_{c32})$

고장검출 및 분리

(1) 고장검출(Fault Detection, FD)

고장을 검출하기 위해서는 고장에만 영향을 받는 패리티 벡터를 사용해야 한다. 패리티 벡터의 확률적 특성을 고려하면 고장이 발생하지 않았을 경우에는 p 값이 아주 작은 값을 갖지만, 고장이 발생하게 되면 고장의 크기에 비례하여 증가한다. 그러므로 고장검출 함수(FD)를 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$FD = p^T p \tag{8}$$

여기서 고장검출 함수가 어떤 문턱값(Threshold) T_D 보다 크면($FD \geq T_D$) 고장으로 판단할 수 있다. 문턱값 T_D 를 정하기 위해서는 고장검출 함수의 통계적 특성을 살펴보아야 한다. 패리티 벡터 p 는 가우시안 분포를 가지는 확률변수이므로 고장이 발생하지 않았을 경우 고장검출 함수는 3자유도를 가지는 χ^2 분포를 이룬다. 한편, 고장이 발생하지 않았는데도 고장이라 판단하는 FA (False Alarm) 확률 a 를 정하면, χ^2 분포표에서 $P(\chi^2 \geq T_D) = a$ 를 만족하는 문턱값 T_D 를 잡는다.

(2) 고장분리(Fault Isolation, FI)

한 센서에 고장이 발생한 경우 패리티 벡터는 해당 센서의 고장평면상에 가깝게 존재할 것이다. 그러므로 다음과 같이 k 번째 센서의 고장분리 함수를 정의할 수 있다.

$$FI_k = 1 - \frac{p \cdot u_k}{p} \tag{9}$$

여기서 u_k 는 k 번째 고장평면의 법선벡터이다. 각 센서의 고장분리 함수는 패리티 벡터의 크기를 정규화한 후 각 센서의 고장평면으로 투영시킨 값을 의미한다. 고장이 발생한 센서의 고장분리 함수값은 1에 가까운 값을 가지게 되므로, 고장분리 함수가 문턱값 T_I 보다 크게 되면 고장이 발생했다고 판단하여 분리한다. 본 논문에서 고장분리 함수 문턱값 T_I 값은 몬테칼로 시뮬레이

션을 통하여 고장이 발생했는데도 불구하고 고장이 발생하지 않았다고 인식하는 MI(Miss Isolation) 확률을 고려하여 선정하였다. MI를 고려하여 문턱값을 정하는 이유는 2자유도 관성센서 3개만으로는 완전한 고장분리가 불가능하므로 건강한 센서를 가려내는 것을 고려한 것이다.

2자유도 PSA 기법의 FDI 특성

2자유도 PSA 기법은 완전한 고장분리가 불가능한 2자유도 관성센서 3개를 사용하여 생성한 패리티 벡터를 사용하여 대부분의 고장상황에도 고장분리가 가능하다는 장점을 가지고 있다. 그러나 고장분리 과정에서 고장평면을 사용하므로 패리티 벡터가 고장평면간의 접선방향으로 고장이 발생하게 되면, 두 센서 모두에 고장이 발생했다고 판단하게 된다. 즉, 고장분리를 수행할 수 없는 특이방향(singular direction)이 존재한다.

예를 들어 2자유도 관성센서 3개에 대한 최적배치[4] 형상에 대한 FDI 특성을 살펴보자. 각 센서의 고장평면을 구하고, 각 센서의 고장평면의 접선방향인 특이방향으로 패리티 벡터가 형성되는 고장형태를 정리하면 표 1과 같다. 즉, 2자유도 관성센서 최적배치일 경우, 한 센서의 두 입력축에 같은 크기의 고장이 발생하게 되면, 패리티 벡터가 특이방향으로 형성되어 고장분리를 제대로 수행하지 못하는 기하학적 특성을 지니게 된다. 표 1에 분류되어 있는 고장평면에 대한 특이방향을 기하학적으로 도시한 것이 그림 1이다.

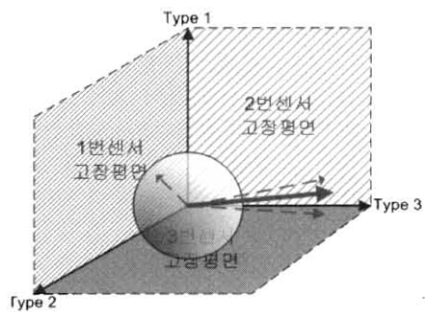


그림 1. 2자유도 PSA의 고장분리 특성

표 1. 고장형태에 따른 Fault Type

Fault Type	Type 1	Type 2	Type 3
고장 형태	$f = [f - f 0 0 0 0]^T$ $f = [0 0 -f f 0 0]^T$	$f = [f f 0 0 0 0]^T$ $f = [0 0 0 0 -f f]^T$	$f = [0 0 f f 0 0]^T$ $f = [0 0 0 0 f f]^T$
고장 분리	1, 2번 센서 구분 못함	1, 3번 센서 구분 못함	2, 3번 센서 구분 못함
상태값 이상	p	q	r

2.2 복합 고장검출 기법

하드웨어 여분 기법인 2자유도 PSA 기법으로는 2자유도 관성센서 3개인 경우, 하드웨어 여분의 부족으로 인하여 특이방향 근처로 고장이 발생하면 고장검출이 가능하나 2개의 센서에 고장이 발생했다고 판단하게 된다. 본 논문에서는 이 경우 비선형 필터인 UKF(Unscented Kalman Filter)를 이용하여 얻은 정보를 해석적 여분으로 활용하여 고장분리를 수행하는 복합 고장검출기법을 제안한다.

Unscented Kalman Filter(UKF)

EKF(Extended Kalman Filter)는 비선형 시스템에 적용하는 대표적인 필터이다. EKF는 추정 상태값 $\hat{x}(k)$ 의 공분산행렬 $P(k+1|k)$ 을 시간 전과할 때 비선형 모델을 선형화하여 계산한다. 그러므로 비선형 모델의 선형화는 확률적 특성을 왜곡시켜 불안정한 필터가 되는 경우가 많으며, 자코비안(Jacobian)을 계산해야 하기 때문에 계산량이 많아 실제 시스템에 적용하기 어렵다는 문제점이 있다.

UKF는 EKF의 단점을 보완하기 위해 제안된 비선형 필터이다. UKF의 특징은 공분산 행렬을 구할 때 EKF와는 달리 비선형 모델을 선형화하지 않는다. 대신에 상태벡터에 대한 sigma point를 선정하고, 각각의 sigma point를 비선형 모델을 통해 시간전과한 결과를 사용하여 구한 표본 평균과 표본 공분산 행렬을 사용하여 UT(Unscented Transformation)를 수행한다. UKF는 자코비안을 구하지 않아도 되므로 EKF 보다 계산상 이점이 있다. 또한, UT를 통한 공분산 행렬의 전과는 확률분포의 왜곡이 없으므로 EKF 보다 정확하고 안정성이 뛰어나다는 장점이 있다.

본 논문에서 고려하는 고장검출 및 분리는 실시간으로 운용되어야 하며, 잡음과 외란에 대해서 강건해야 한다. 따라서 UKF 기법이 갖는 장점을 유용하게 사용될 수 있다.

UT(Unscented Transformation)

확률변수 x 가 다음과 같은 일반적인 비선형 함수를 고려하자.

$$y = f(x), \quad x \in R^L \quad (10)$$

여기서 x 의 평균은 \bar{x} 이고, 공분산행렬은 P_x 라고 가정한다. 변수 y 의 평균과 공분산 행렬을 구하기 위해 다음과 같이 $(2L+1)$ 개의 sigma point X_i 를 선정한다.

$$\begin{aligned} X_0 &= \bar{x} \\ X_i &= \bar{x} + (\sqrt{(L+\lambda)P_x})_i, \quad i=1, \dots, L \\ X_i &= \bar{x} - (\sqrt{(L+\lambda)P_x})_i, \quad i=L+1, \dots, 2L \end{aligned} \quad (11)$$

여기서 $\lambda = \alpha^2(L+\kappa) - L$ 로 스케일 파라미터이다. 상수 α 는 sigma point를 \bar{x} 주변에 퍼뜨리는 정도를 결정하는 값으로써 일반적으로 작은 상수값으로 설정하며, κ 는 보통 0이나 $3-L$ 의 값으로 정한다[5]. 그리고 $(\sqrt{(L+\lambda)P_x})_i$ 는 제곱근 행렬의 i 번째 열벡터이다.

이와 같이 정한 sigma point들은 식 (10)의 비선형 함수에 의해 다음과 같이 전과된다.

$$Y_i = f(X_i), \quad i=0, \dots, 2L \quad (12)$$

여기서 y 의 평균과 공분산은 다음과 같이 가중치 표본 평균과 공분산행렬로 근사할 수 있다.

$$\bar{y} = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(m)} Y_i \quad (13)$$

$$P_y = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)} \{Y_i - \bar{y}\} \{Y_i - \bar{y}\}^T \quad (14)$$

이때 가중치 W_i 는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} W_0^{(m)} &= \lambda / (L + \lambda) \\ W_0^{(c)} &= \lambda / (L + \lambda) + (1 - \alpha^2 + \beta) \\ W_i^{(m)} &= W_i^{(c)} = 1 / \{2(L + \lambda)\} \end{aligned} \quad (15)$$

여기서 β 는 x 의 확률분포의 특성을 나타내는 값으로 가우시안 분포일 경우 $\beta=2$ 가 최적값으로 알려져 있다[6].

위와 같은 UT 알고리즘은 x 의 평균과 분산을 2차까지 근사하기 때문에 식 (13)과 (14)와 같이 계산된 y 의 평균과 분산 역시 2차까지의 정확도로 계산된다.

Unscented Kalman Filter Prediction 알고리즘

다음과 같은 이산 비선형 시스템을 고려하자.

$$\begin{aligned} x(k+1) &= f(x(k), u(k), v(k), k) \\ z(k) &= h(x(k), u(k), k) + w(k) \end{aligned} \quad (16)$$

여기서

$$\begin{aligned} E[v(i)v(i)^T] &= Q(i) \\ E[w(i)w(i)^T] &= R(i) \\ E[v(i)w(j)^T] &= 0, \quad \forall i, j \end{aligned}$$

UT를 이용하여 UKF를 구성하는 과정을 정리하면 다음과 같다[5].

1. 초기화

$$\hat{x}_0 = E[x_0] \tag{17}$$

$$P_0 = E[(x_0 - \hat{x}_0)(x_0 - \hat{x}_0)^T] \tag{18}$$

2. Sigma point 계산

$$X_{k-1} = [\hat{x}_{k-1} \quad \hat{x}_{k-1} \pm \sqrt{(L+\lambda)P_{k-1}}] \tag{19}$$

3. Time Update

$$X_{k|k-1} = f(X_{k-1}, u_{k-1}) \tag{20}$$

$$\hat{x}_k^- = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(m)} X_{i,k|k-1} \tag{21}$$

$$P_k^- = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)} [X_{i,k|k-1} - \hat{x}_k^-][X_{i,k|k-1} - \hat{x}_k^-]^T + Q(k) \tag{22}$$

$$Y_{k|k-1} = h(X_{k|k-1}) \tag{23}$$

$$\hat{y}_k^- = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(m)} Y_{i,k|k-1} \tag{24}$$

4. Measurement Update

$$P_{y\hat{y}_k} = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)} [Y_{i,k|k-1} - \hat{y}_k^-][Y_{i,k|k-1} - \hat{y}_k^-]^T + R(k) \tag{25}$$

$$P_{x\hat{y}_k} = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)} [X_{i,k|k-1} - \hat{x}_k^-][Y_{i,k|k-1} - \hat{y}_k^-]^T \tag{26}$$

$$K_k = P_{x\hat{y}_k} P_{y\hat{y}_k}^{-1} \tag{27}$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k (y_k - \hat{y}_k^-) \tag{28}$$

$$P_k = P_k^- - K_k P_{y\hat{y}_k}^{-1} K_k^T \tag{29}$$

해석적 여분의 생성

해석적 여분은 하드웨어 여분 기법인 2자유도 PSA 기법으로 고장은 검출하였으나, 2개의 센서에 고장이 발생하였다고 판단된 경우에만 생성한다. 여기서 해석적 여분을 계속 생성해내지 않고 필요시에만 해석적 여분을 생성하는 이유는 시스템 모델이 부정확한 경우 필터를 통해 장시간 계산할 경우 상태 추정오차가 발생할 수 있는 단점을 극복하기 위해서이다.

해석적 여분을 만들어 내는 방법은 다음과 같다. 고장검출 시점부터 2~3단계 이전 상태값을 초기값으로 정하고, UKF를 통하여 고장 발생시점까지의 상태를 추정한다. 고장검출 시점 2~3단

계 이전 상태값을 초기값으로 정하는 이유는 추정된 상태값이 고장의 영향을 받지 않게 하기 위해서이다. 이때, 2자유도 PSA 기법에서 고장이 발생하지 않은 건강하다고 판단된 센서만을 사용하여 measurement update를 수행한다. 그리고 추정한 상태값을 사용하여 다음과 같이 해석적 잔차(residual)를 생성한다.

$$\begin{aligned} r_i &= m_i - H_i \hat{x}_k \\ r_j &= m_j - H_j \hat{x}_k \end{aligned} \tag{30}$$

여기서 r_i 와 r_j 는 각각 PSA 기법에서 고장이 발생했다고 선언된 센서의 잔차이다. 이와 같은 과정을 그림 2에 도시하였다. 그림 2에서 보여주고 있듯이 PSA 기법에 의해 센서 2와 센서 3 중에서 어느 하나 또는 모두 고장이 발생한 것으로 추정되고 있는 경우, 잔차를 생성하기 위한 measurement update 과정에 센서 1에서 제공하는 정보만을 이용하는 상태를 보여주고 있다.

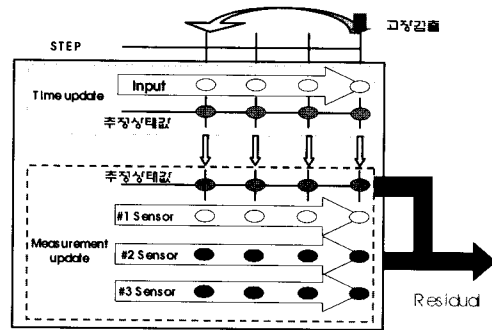


그림 2. 해석적 여분 생성기법 알고리즘

복합 고장검출기법 알고리즘

앞 절에서 설명한 하드웨어 여분기법인 2자유도 PSA기법과 UKF를 이용한 해석적 여분기법을 동시에 고려한 복합 고장검출기법 알고리즘을 살펴보면 다음과 같다.

[Step 1] PSA 기법을 통해 고장검출을 수행한다.

[Step 2] PSA 기법을 통한 고장분리를 수행한다. 센서 1개를 분리하면 고장분리가 적절하게 수행되었다고 판단하고 FDI 과정을 종료한다. 2개의 센서를 고장분리할 경우에는 다음 Step을 진행한다.

[Step 3] UKF를 통한 해석적 잔차를 생성한다.

[Step 4] 해석적 잔차의 크기가 큰 센서를 고장이라 판단하고 분리한다.

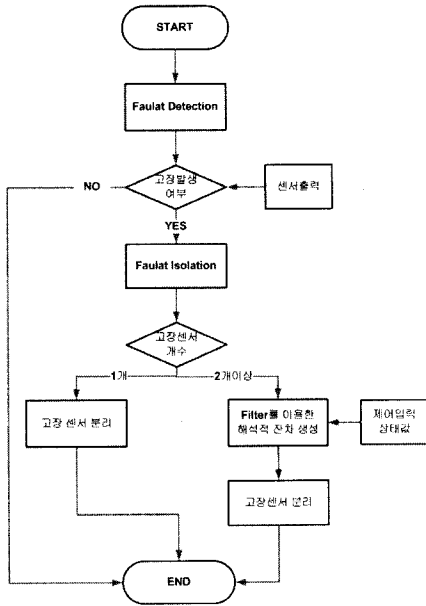


그림 4. 복합 고장검출기법 순서도

복합 고장검출 및 분리기법의 알고리즘 순서도는 그림 3과 같다.

III. 수치 시뮬레이션

본 논문에서 제안한 2자유도 관성센서 복합 고장검출기법에 대한 성능평가를 위하여 비선형 항공기 시스템에 대한 수치 시뮬레이션을 수행하였다. 시뮬레이션에 사용한 항공기 모델은 F-16 고성능 항공기이다[7]. 항공기는 강체이고, 일정한 추력과 중력이 작용한다고 가정하였으며, 지구자전에 의한 영향은 고려하지 않았다.

관성센서의 고장이 실제 비행체에 미치는 영향을 반영하기 위해서 제어기는 FDI 수행결과를 피드백하는 형태를 취하였다. 이를 위해 비선형 항공기 모델을 선형화하고 선형화된 모델을 이용하여 제어기를 설계하였다. 제어기는 최적제어기법으로 종방향, 횡방향 안정성 증대장치(SAS, Stability Augmentation System)를 구성하였고, 자동조종장치(Autopilot)로써 고도유지 장치, 뱅크각 유지 장치를 구성하였다.

본 논문에서 사용한 시뮬레이션 환경을 정리하면 다음과 같다. 2자유도 관성센서의 잡음을 고려하였는데, 잡음은 2자유도 관성센서의 실제 잡음 수준보다 조금 큰 $\sigma=0.01rad/s$ 로 고려하였다. 센서배치는 2자유도 관성센서 최적배치 결과를 사용하였다[4]. 모든 상태값은 센서로부터

측정이 가능하다고 하였고, 각 상태값을 측정하는 센서에는 적정 수준의 잡음을 고려하였다.

본 논문에서 고려한 항공기 비선형 6자유도 운동방정식은 다음과 같다.

$$\dot{U} = RV - QW - g_0 \sin\theta + F_x/m \quad (31)$$

$$\dot{V} = -RU + PW + g_0 \sin\phi \cos\theta + F_y/m \quad (32)$$

$$\dot{W} = QU - PV + g_0 \cos\phi \cos\theta + F_z/m \quad (33)$$

$$\dot{P} = (c_1 R + c_2 P)Q + c_3 L + c_4 N \quad (34)$$

$$\dot{Q} = c_5 PR - c_6 (P^2 - R^2) + c_7 M \quad (35)$$

$$\dot{R} = (c_8 P - c_2 R)Q + c_4 L + c_9 N \quad (36)$$

$$\dot{\phi} = P + \tan\theta (Q \sin\phi + R \cos\phi) \quad (37)$$

$$\dot{\theta} = Q \cos\phi - R \sin\phi \quad (38)$$

$$\dot{\psi} = \frac{Q \sin\phi + R \cos\phi}{\cos\theta} \quad (39)$$

$$\dot{x} = U \cos\theta \cos\psi + V(-\cos\phi \sin\psi + \sin\phi \sin\theta \cos\psi) + W(\sin\phi \sin\psi + \cos\phi \sin\theta \cos\psi) \quad (40)$$

$$\dot{y} = U \cos\theta \sin\psi + V(\cos\phi \cos\psi + \sin\phi \sin\theta \sin\psi) + W(-\sin\phi \cos\psi + \cos\phi \sin\theta \sin\psi) \quad (41)$$

$$\dot{h} = U \sin\theta - V \sin\phi \cos\theta - W \cos\phi \cos\theta \quad (42)$$

위와 같은 시뮬레이션 환경에 대해, 그림 4와 같은 구조로 시뮬레이션을 수행하였다.

항공기의 비행경로는 시뮬레이션 시작 후 5초까지 120ft/sec으로 고도 상승하고, 5초에서 15초까지 고도를 유지하며 Bank turn을 하는 것으로 가정하였다. 고장은 시뮬레이션 시작 후 3초에 1번 센서의 두 입력축에 비슷한 크기의 bias 형태 고장이 발생한다고 가정하였으며, 고장의 크기는 F/N Ratio를 10으로 설정하였다. UKF 시스템 모델은 모멘트 식인 식 (34)~(36)만을 사용하여 구성하였다. 시스템 모델의 정확도에 따른 고장검출 성능을 확인하기 위해서 공력계수의 오차를 포함하고 있는 시스템 모델에 대해 시뮬레이션을 수행하였다.

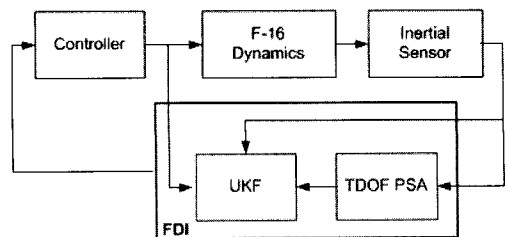


그림 4. 전체 시뮬레이션 블록 선도

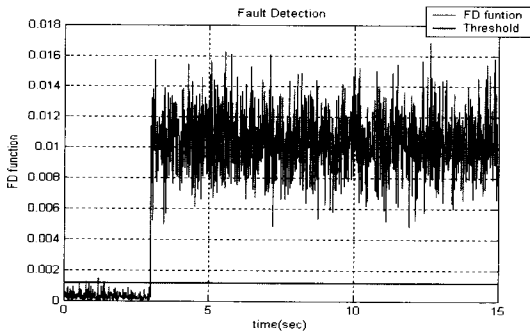


그림 5. 2자유도 PSA기법의 FD 함수

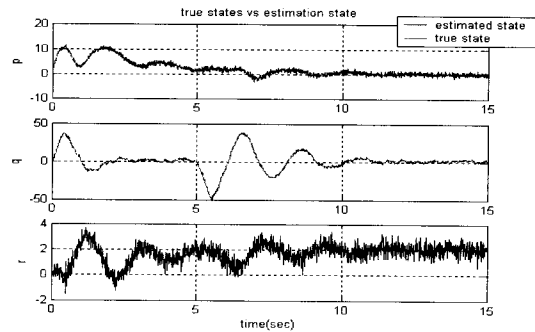


그림 8. 실제 각속도와 추정된 각속도

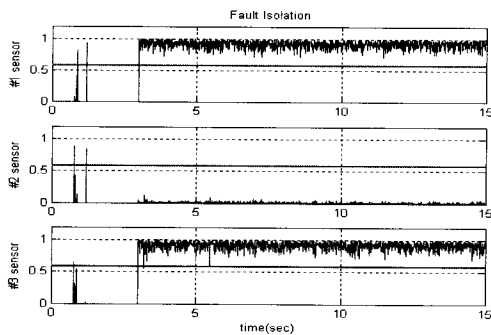


그림 6. 2자유도 PSA기법의 고장분리 함수

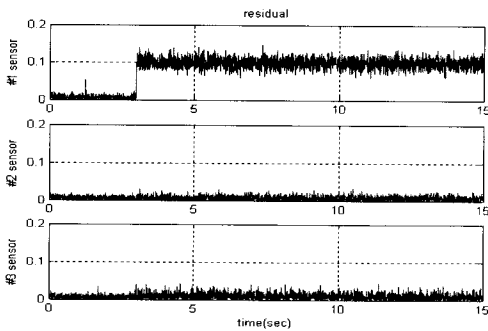


그림 7. UKF를 이용한 해석적 잔차

그림 5는 2자유도 PSA의 고장검출 함수를 보여주고 있다. 고장이 발생한 시점에서부터 고장검출 함수가 문턱값을 넘어 고장검출이 잘 수행되고 있음을 보여주고 있다. 그림 6은 2자유도 PSA의 각 센서의 고장분리 함수값을 보여주고 있다. 1번 센서에 고장이 발생하였는데도 불구하고 1, 3번 센서에 고장이 발생한 것으로 인식하고 있다. 이는 패러티 벡터가 1번 센서의 고장평면과 3번 센서의 고장평면의 경계 근처에서 발생하였기 때문이다. 그림 7은 UKF를 이용하여 만들어낸 해석적 잔차이다. 해석적 잔차를 살펴보면

면 PSA기법에서 고장으로 분리된 센서 중 1번 센서의 잔차만이 0 근처 값에서 크게 차이가 나고 있음을 확인할 수 있다. 그러므로 1번 센서에 대한 고장분리가 가능하다. 그림 8을 살펴보면 고장분리가 잘 수행되어 실제 각속도를 잘 추정하고 있음을 보여준다. 즉, 본 논문에서 제안한 2자유도 관성센서 복합 고장검출기법이 고장검출 및 분리를 잘 수행함을 확인할 수 있다.

IV. 결 론

본 논문에서는 PSA 기법에 의한 하드웨어 여분과 Unscented 칼만 필터를 이용한 해석적 여분을 동시에 고려한 복합 고장검출기법을 제안하였다. 제안한 방법은 하드웨어 여분만을 사용하는 기존의 방법으로는 고장검출만 가능하고 고장분리가 불가능한 경우에 대해서도 해석적 여분을 이용하여 고장분리가 가능하다. 제안한 복합 고장검출기법의 성능을 평가하기 위해서 수치 시뮬레이션을 수행하였다. 본 논문에서 제안한 기법은 시스템 모델이 부정확한 경우에도 좋은 고장검출 및 분리 성능을 보임을 확인하였다.

후 기

본 연구는 과학기술부 과학기술부 국가지정연구구실사업 (과제번호 M1-0318-00-0028)의 지원으로 연구되었습니다.

참고문헌

1) J. P. Gilmore, and R. A. McKern, "A Redundant Strapdown Inertial Reference Unite (SIRU)", Journal of Spacecraft, Vol. 9, No. 1,

1972, pp. 39-47.

2) J. E. Potter, and J. C. Deckert, "Minimax Failure Detection and Identification in Redundant Gyro and Accelerometer Systems", *Journal of Spacecraft*, Vol. 10, No. 4, 1972, pp. 236-243.

3) J. C. Hung, and B. J. Doran, "High-Reliability Strapdown Platforms Using Two - Degree - of - Freedom Gyros", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. AES-9, No. 2, 1973, pp. 253-259.

4) 박상균, 김유단, 박찬국, 노웅래, "2-자유도 관성센서 최적배치 및 고장검출 기법", 한국항공

우주학회 춘계학술발표회, 용평리조트, 강원도, 2004년 4월.

5) S. J. Julier, J. K. Uhlmann, and H. Durrant-Whyte, "A New Approach for Filtering Nonlinear Systems", *Proceedings of American Control Conference*, Seattle, WA, June 1995.

6) S. J. Julier, "The Scaled Unscented Transformation", *Proceeding of American Control Conference*, 2002, pp. 4555-4559.

7) B. L. Stevens, and F. L. Lewis, "Aircraft Control and Simulation", John Wiley & Sons, New York, NY, 1992.