

## 여분의 관성센서 시스템을 위한 순차적 고장 검출 및 분리기법

김정용\*, 조현철\*\*, 김상원\*\*\*, 노용래\*\*\*\*

### Sequential Fault Detection and Isolation Method for Redundant Inertial Sensor Systems

Jeong-Yong Kim\*, Hyun-Chul Cho\*\*, Sang-Won Kim\*\*\*, Woong-Rae Roh\*\*\*\*

#### Abstract

We consider some problems of the Modified SPRT(Sequential Probability Ratio Test) method for fault detection and isolation of inertial redundant sensor systems and propose an Advanced SPRT method which solves the problems of the Modified SPRT method. The problems of the Modified SPRT method to apply to inertial sensor system come from the effect of inertial sensor errors and the correlation of parity vector components. We use a two-stage Kalman filter to remove effects of the inertial sensor errors and propose the modified parity vector and the controlled parity vector which reduces the effect of correlation of parity vector components. The Advanced SPRT method is derived form the modified parity vector and the controlled parity vector. Some simulation results are presented to show the usefulness of the Advanced SPRT method to redundant inertial sensor systems

#### 초 록

본 논문에서는 여분의 관성센서 시스템의 고장 검출 및 분리를 위한 Modified SPRT 기법의 문제점을 분석하였고, Modified SPRT 기법의 문제점들을 해결한 Advanced SPRT 기법을 제안하였다. 관성센서 시스템을 대상으로 한 Modified SPRT 기법의 문제점은 패리티 벡터에 포함된 관성센서 오차 요인들과 패리티 벡터 요소들 간의 상관관계 영향에 의해 발생한다. 관성센서 오차 요인을 제거하기 위해 two-stage Kalman filter를 이용한 보상된 패리티 벡터를 제안하였고 패리티 요소들 간의 상관관계 영향을 줄이기 위해 제어된 패리티 벡터를 제안하였다. 그리고 제안된 두 패리티 벡터를 이용하여 Advanced SPRT 기법을 설계하였다. 여분의 관성센서 시스템을 대상으로 한 Advances SPRT 기법의 성능은 시뮬레이션을 통해 확인하였다.

키워드 : 고장 검출 및 분리(fault detection and isolation), 보상된 순차확률기법 (Modified SPRT), 향상된 순차확률기법(Advanced SPRT), 2단형 칼만필터 (two-stage Kalman filter), 보상된 패리티 벡터(modified parity vector), 제어된 패리티 벡터(controlled parity vector)

\* 유도제어그룹/kjy0413@kari.re.kr

\*\* 유도제어그룹/hccho@kari.re.kr

\*\*\* 유도제어그룹/overmind@kari.re.kr

\*\*\*\* 유도제어그룹/rwr@kari.re.kr

## 1. 서 론

다양한 원인에 의해 발생하는 관성센서의 고장은 관성항법 시스템의 성능을 저하시키며, 비행체 임무수행 실패를 가져올 수 있다. 이러한 관성센서 시스템의 신뢰성을 향상시키기 위해서는 고장 검출 및 분리(FDI: Fault Detection and Isolation) 기법 연구가 필요하다.

고장 검출 및 분리 기법은 하드웨어적 여분을 이용하는 방법과 해석적 여분을 이용하는 방법으로 나눌 수 있는데, 관성센서 출력만을 이용하여 관성센서 시스템의 고장 검출 및 분리를 수행하기 위해서는 하드웨어적 여분을 이용한 고장 검출 및 분리 기법을 사용하는 것이 적합하다. 하드웨어적 여분을 이용하는 고장 검출 및 분리 기법은 센서 측정값 이용 방법에 따라 비순차적 고장 검출 및 분리 기법과 순차적 고장 검출 및 분리 기법으로 나눌 수 있는데 과거부터 현재의 측정값을 누적하여 고장을 검출하는 순차적 고장 검출 및 분리 기법이 FDI 성능면에서 우수한 성능을 보인다. 순차적 고장 검출 및 분리 기법의 대표적인 기법으로 SPRT(Sequential Probability Ratio Test)[5]와 SPRT의 고장 검출시간 지연 문제를 해결한 Modified SPRT[6] 등이 있다.

본 논문에서는 Modified SPRT 기법을 여분의 관성센서 시스템에 적용하여 고장 검출 및 분리를 수행할 때 발생하는 문제점들을 두 가지로 나누어 분석하였다. 첫 번째로, 관성센서 시스템의 불확실성 요인에 의한 FDI 영향을 분석하였다. 두 번째로, 고장 검출 및 분리 수행을 위해 사용하는 고장 정보가 포함된 패러티 벡터의 요소들 간의 상관관계에 의한 영향을 분석하였다. 그리고 Modified SPRT 기법의 문제점들을 해결하기 위해 관성센서 시스템의 불확실성 요인들을 two-stage Kalman filter(KF)를 통해 추정하여 불확실성 요인들을 제거한 보상된 패러티 벡터(modified parity vector)를 제안하였고, 패러티 벡터 요소들 간의 간섭영향을 줄이기 위해 제어된 패러티 벡터(controlled parity vector)를 제안하였다. 그리고 보상된 패러티 벡터와 제어된 패

러티 벡터를 이용하여 고장 검출 및 분리를 수행하는 Advanced SPRT 기법을 제안하였다.

본 논문의 2, 3장에서는 Modified SPRT 기법의 개요와 관성센서 시스템에 적용 시 발생하는 문제점들에 대해 다루었고, 4장에서는 문제점들을 해결하기 위한 방안과 Advanced SPRT 기법을 소개하였다. 그리고 5장과 6장을 통해 시뮬레이션 결과를 보였으며 본 논문의 결론을 맺었다.

## 2. 순차적 FDI 기법 개요

이산시간 형태의  $m$ 개의 이상적인 관성센서 측정식은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$m(t) = H_n \alpha(t) + f(t) + v(t) \quad (1)$$

여기서  $m(t) = [m_1(t), \dots, m_m(t)]^T \in R^m$ 은  $m$ 개의 관성센서 측정치,  $H_n$ 은 관성센서들에 의한 임의의 기하학적 배치에 관한 행렬,  $\alpha(t) \in R^3$ 은 관성센서 입력벡터,  $f(t) \in R^m$ 는 센서 고장벡터,  $v(t)$ 는 영평균 가우시안 분포를 갖고  $\sigma^2 I_{m \times m}$  공분산을 갖는 센서측정 잡음을 나타낸다. 그리고 센서 측정값과 독립적으로 센서의 고장 정보를 얻기 위해  $VH_n = 0$  조건을 만족하는 패러티 벡터를 생성한다.

$$p(t) = Vm(t) = Vf(t) + Vv(t) \quad (2)$$

여기서  $p(t) = [p_1(t), \dots, p_m(t)]^T \in R^m$ 는 패러티 벡터를 나타내고 각각의 패러티 벡터 요소들은 각각의 센서의 고장 정보를 갖는다.

FDI를 위한 SPRT 기법은 패러티 벡터를 관측자로 사용한 LLR(Log Likelihood Ratio) 함수를 고장판단 함수로 사용한다.

$$\lambda_i(t_k) = 1^n \frac{P(p_i(t_k), \dots, p_m(t_k) | H_1)}{P(p_i(t_k), \dots, p_m(t_k) | H_0)} \quad (i=1, \dots, m) \quad (3)$$

여기서  $\lambda(t) = [\lambda_1(t), \dots, \lambda_m(t)]^T \in R^m$ ,  $H_0$ 는 정상 상태 가설,  $H_1$ 은 고장상태 가설을 나타낸다. 만약 LLR 함수에서 관측자로 사용하는 패러티 벡터가 독립이고 가우시안 분포를 갖는다면, LLR 함수는 다음과 같이 순환형 함수형태로 전환될 수 있다.

$$\lambda_i(t_k) = \lambda_i(t_{k-1}) + \frac{a_1}{\sigma^2} \left( |p_i(t_k)| - \frac{1}{2} a_1 \right) \quad (i=1, \dots; m) \quad (4)$$

여기서  $a_1$ 은 고장상태 가설 상태에서 패러티 요소의 평균값을 나타낸다. 따라서 정상상태에서 패러티 값의 통계치는  $N(0, \sigma)$ 이고, 고장상태에서 패러티 값의 통계치는  $N(a_1, \sigma)$ 이 된다. (4)를 이용하여 고장 검출을 수행하는 SPRT 기법은 관성센서 시스템의 오랜 정상상태 이후 발생하는 고장에 대해서 고장 검출시간 지연문제를 겪는 문제점이 있다. 이와 같은 문제점을 해결하기 위해 Modified SPRT 기법은 제어신호  $\xi(\lambda_i(t))$ 를 사용하여 고장상태 가설만을 고려하였다. (5)는 Modified SPRT 기법의 고장검출 함수를 나타낸다.

$$\lambda_i^*(t_k) = \lambda_i(t_k) + \xi(\lambda_i(t_k)) \quad (i=1, \dots; m) \quad (5)$$

여기서

$$\xi(\lambda_i(t_k)) = \begin{cases} -\lambda_i(t_k), & \lambda_i(t_k) < 0 \\ 0, & \lambda_i(t_k) \geq 0 \end{cases} \quad (6)$$

(6)의 제어신호는 관성센서 시스템이 정상상태일 경우 LLR 함수값을 초기상태로 만드는 역할을 한다. 이는 관성센서의 정상상태보다 고장상태 여부에 대해서만 관찰하겠다는 의미이다.

이 때의 고장검출 판단 문턱값은 다음과 같다.

$$B = \ln \left( \frac{a_1^2}{2\sigma^2} T \right) \quad (7)$$

여기서  $T$ 는 오경보가 발생하지 않음을 보장하는 시간이다.

### 3. Modified SPRT의 문제점

#### 3.1 불확실성 요인에 의한 영향

Modified SPRT 기법은 (4)와 같이 순차적으로 패러티 벡터들을 사용하기 때문에 하나의 패러티 벡터만을 이용하는 FDI 기법에서 감지할 수 없는 soft fault 신호를 감지할 수 있으며 false isolation 확률을 줄일 수 있다. 하지만 (4)는 패

러티 벡터들이 순차적으로 서로 독립이라는 가정에 사용 가능한 식이므로 Modified SPRT 기법을 실제 시스템에 적용하기 위해서는 패러티 벡터들이 순차적으로 독립이어야 한다. 그러나 관성센서 시스템에서는 불확실성 요인이 항상 존재하며 이와 같은 불확실성 요인은 패러티 벡터의 순차적 독립조건을 방해하여 Modified SPRT 기법 사용을 불가능하게 만든다.

본 논문에서는 관성센서 시스템의 불확실성 요인으로 장착 비정렬 각, 변환계수 오차, 센서 바이어스를 고려하였다.

불확실성 요인을 고려한 관성센서 측정식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} m(t) &= (1 + \epsilon_{SF})(H_n + H_m)\omega(t) + b_s + f(t) + v(t) \\ &= (1 + \epsilon_{SF})(H_n + H_m)\omega(t) + (1 + \epsilon_{SF})b_s + f(t) + v(t) \end{aligned} \quad (8)$$

여기서  $H_m$ 은 장착 비정렬 각에 관한 행렬이고,  $b_s$ 는 센서 바이어스 벡터,  $\epsilon_{SF}$ 는 변환계수 오차 벡터이다. 따라서 실제 시스템의 패러티 벡터는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} p(t) &= Vm(t) \\ &= (1 + \epsilon_{SF})VH_m\omega(t) + (1 + \epsilon_{SF})Vb_s + Vf(t) + Vv(t) \end{aligned} \quad (9)$$

(9)를 살펴보면 관성센서 오차요인들에 의해 패러티식이 순차적 독립조건을 만족하지 않음을 알 수 있다. 이와 같은 패러티 식은 순환형 LLR함수의 관찰자 조건을 만족하지 않으므로 Modified SPRT 기법에 사용할 수 없다. 만약 관성센서 오차요인 영향을 제거하지 않고 사용할 경우 관성센서 오차요인 영향이 누적되어 false isolation을 발생할 수 있다. 따라서 순차적 FDI 기법을 사용하기 위해서는 패러티 벡터로부터 관성센서 오차요인들을 제거해야 한다.

본 논문에서는 편의상  $(1 + \epsilon_{SF})H_m$ 을 장착 비정렬 각,  $(1 + \epsilon_{SF})b_s$ 를 관성센서 바이어스라고 명명하였다.

#### 3.2 패러티 요소 상관관계에 의한 영향

(4)의 LLR 함수를 살펴보면 Modified SPRT 기법은 패러티 요소의 크기를  $0.5a_1$  이상으로 만드는 고장만을 감지할 수 있는 FDI 기법임을 알

수 있다. 다음은 고장크기에 따른 순환형 LLR 함수의 특성을 나타낸다.

$$\begin{cases} E\{p_i(t)\} > \frac{1}{2}a_1 & \Rightarrow E\{\Delta\lambda_i(t)\} > 0 \\ E\{p_i(t)\} = \frac{1}{2}a_1 & \Rightarrow E\{\Delta\lambda_i(t)\} = 0 \\ E\{p_i(t)\} < \frac{1}{2}a_1 & \Rightarrow E\{\Delta\lambda_i(t)\} < 0 \end{cases} \quad (10)$$

(10)에 의하면 Modified SPRT 기법의 고장검출 민감도는 오정보 확률에 의해 결정되는  $a_1$ 에 의해 좌우된다. 그리고 정확한 FDI 수행을 위해 정상센서의 패러티 값은 평균적으로  $0.5a_1$  이하의 값을 가져야 한다. 하지만 임의의 관성센서에 큰 고장이 발생하는 경우 정상센서의 패러티 값이  $0.5a_1$  보다 큰 값을 갖는 상황이 발생한다.

이와 같은 상황은 관성센서 측정값으로부터 고장정보를 갖는 패러티 벡터를 생성하기 위해 사용하는  $V$ 행렬에 의해 발생된다. 비록  $V$ 행렬이 관성센서 입력 벡터로부터 패러티 벡터를 독립시키지만,  $V$ 행렬은 패러티 벡터 요소들 간의 상관관계를 만든다. 따라서 하나의 관성센서 고장은 다른 정상센서에 발생한 고장 크기에 비례하는 크기로 영향을 미친다.

패러티 요소들 간의 상관관계에 의한 false isolation 발생을 피하기 위해서는 패러티 요소들 간의 상관관계를 제거해야 하지만, 관성센서 시스템을 대상으로 하는 FDI 기법에서 패러티 요소들 간의 상관관계를 제거하는 것은 불가능하다. 따라서 false isolation을 피하기 위해서는 패러티 요소들 간의 상관관계 영향을 줄여야 한다.

## 4. Advanced SPRT 기법

### 4.1 불확실성 요인 보상

본 논문에서는 관성센서 불확실성 요인들을 패러티 벡터로부터 보상하기 위해 two-stage KF[7]를 사용하였다.

two-stage KF는 불확실성 요인들을 하나의 상태변수로 결합하여 추정하는 방법과 달리 두 개

의 상태변수로 분리하여 추정하며, 추정결과를 one-stage KF와 동일한 값을 갖는다. 이렇게 두 개의 상태변수로 나누어 추정함으로써 계산량을 줄일 수 있으며 행렬의 condition number가 커지는 것을 막을 수 있다.

#### 4.1.1 측정 방정식

two-stage KF의 측정 방정식으로 사용하는 패러티 식은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$p(t_k) = C(t_k)x(t_k) + Vb_s^* + Vf(t_k) + Vv(t_k) \quad (11)$$

여기서  $C(t_k)x(t_k) = VH_m^*\omega(t_k)$ ,  $b_s^* = (1 + \varepsilon_{SF})b_s$ 이다. 그리고 상태변수  $x(t_k)$ 는  $VH_m^*$ 의 각각의 요소를 나열하여 생성한 벡터로써 장착 비정렬 각에 관한 상태변수이다.

$$x(t) = [VH_{m(1)}^*, VH_{m(2)}^*, VH_{m(3)}^*, VH_{m(21)}^*, \dots, VH_{m(n3)}^*]^T \quad (12)$$

상태 변환행렬  $C(t_k)$ 는 (13)과 같이 나타낼 수 있다.

$$C(t_k) = \begin{bmatrix} \omega^T(t_k) & 0_{b3} & \dots & 0_{b3} \\ 0_{b3} & \omega^T(t_k) & & 0_{b3} \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ 0_{b3} & 0_{b3} & \dots & \omega^T(t_k) \end{bmatrix} \quad (13)$$

상태 변환행렬 요소 중 센서 입력벡터  $\omega^T(t_k)$ 는 알 수 없으므로,  $\omega(t_k)$  대신 최소자승법에 의한 추정값  $\hat{\omega}(t_k)$ 을 사용한다.

$$\hat{\omega}(t_k) = (H_n^T H_n)^{-1} H_n^T m(t_k) \quad (14)$$

따라서 (11)의  $C(t_k)$ 는  $\mathcal{C}(t_k)$ 로 대체된다.

만약 고장 신호가 바이어스 형태로 존재한다고 가정하면 two-stage KF 측정식은 다음과 같이 간단히 나타낼 수 있다.

$$p(t_k) = \hat{C}(t_k)x(t_k) + b(t_k) + Vv(t_k) \quad (15)$$

여기서  $b(t_k) = Vb_s(t_k) = Vb_s^* + Vf(t_k)$ 이다.

$x(t_k) \in R^n$ 는 장착 비정렬 각에 관한 상태변수이고,  $b(t_k) \in R^m$ 는 바이어스에 관한 상태변수이다.

### 4.1.2 오차 모델식

two-stage KF는 두 개의 오차 상태변수 모델이 필요하다. 본 논문에서는 두 오차 상태변수 모델을 이산시간 Markov Process라고 가정한다. 오차 동적모델은 다음과 같다.

$$x(t_{k+1}) = Ax(t_k) + w_x(t_k) \quad (16)$$

$$b(t_{k+1}) = b(t_k) + w_b(t_k) \quad (17)$$

여기서 프로세스 잡음  $w_x(t_k), w_b(t_k)$ 는 영평균 가우시안으로 가정하고,  $cov(w_x(t_k)) = Q_x(t_k)$ 와  $cov(w_b(t_k)) = Q_b(t_k)$ 인 공분산 값을 갖는다. 행렬  $A$ 는 장착 비정렬 각  $x(t_k)$ 에 관한 상태변환 행렬이고 (18)과 같이 주어져 있다고 가정한다.

$$A = \exp(-\Delta t/\tau) I_{n \times n} \quad (18)$$

여기서  $\Delta t$ 는 샘플링 시간을 의미하며,  $\tau$ 는 Markov Process의 시간 상수값을 의미한다. 그리고 (17)의 바이어스  $b(t_k)$ 는 random walk라고 가정한다.

### 4.1.3 Two-stage Kalman filter

two-stage KF는 바이어스를 보상하여 장착 비정렬 각을 추정하는 modified bias-free filter와 바이어스를 추정하는 bias filter로 구성된다.

그림 1은 two-stage KF[7]의 구조를 나타낸다.

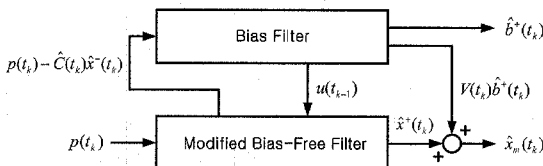


그림 1. two-stage Kalman filter 구조

## 4.2 불확실성 요인이 보상된 패리티 벡터

관성센서에 고장이 발생하지 않은 경우 two-stage KF를 이용하여 관성센서 바이어스와 장착 비정렬 각에 관한 상태변수 추정치를 구할 수 있다. 따라서 이 추정치를 이용하면 (9)의 패리티 벡터에서 불확실성 요인을 보상할 수 있다.

(19)는 불확실성 요인이 보상된 패리티 벡터 (compensated parity vector)를 나타낸다[8].

$$\begin{aligned} p^c(t_k) &= p(t_k) - (\hat{C}(t_k)\hat{x}_m(t_k) + \hat{b}^+(t_k)) \\ &= VH_m^* \omega(t_k) + VB_b^*(t_k) + VV(t_k) - (\hat{C}(t_k)\hat{x}_m(t_k) + \hat{b}^+(t_k)) \\ &\approx VV(t_k) \end{aligned} \quad (19)$$

관성센서에 고장이 발생하지 않은 경우 보상된 패리티 벡터는 관성센서 측정 잡음에 관한 성분만이 존재하게 된다. 위의 (19)는 FDI 기법에 적용할 수 없는 패리티 벡터이다. 관성센서에 고장이 발생하지 않은 경우 바이어스에 관한 상태변수 추정치  $b^+(t_k)$ 는 센서 바이어스를 추정한다. 하지만 관성센서 고장신호가 바이어스 형태로 발생한 경우  $b^+(t_k)$ 는 센서 바이어스와 고장신호의 합을 추정하게 된다. 따라서 고장정보는 (19)의 보상된 패리티 벡터에서 제거된다.  $p^c(t_k)$ 를 FDI 기법에 사용하기 위해서는 관성센서 고장 발생 시  $p^c(t_k)$ 에 센서 바이어스는 제거되고, 고장 신호 성분은 남아 있어야 한다. 하지만 센서 바이어스와 고장 신호 성분이 바이어스 형태이므로 이 두 성분을 분리하는 것은 어렵다.

본 논문에서는 고장 발생 시 (9)의 패리티 벡터에서 센서 바이어스만을 보상하기 위해 다음의 두 가정을 세웠다.

- 가정 1. 비행체의 운행 초기에는 고장이 발생하지 않는다.
- 가정 2. 비행체의 운행 중 관성센서 바이어스는 변하지 않는다.

가정 1에 의해  $b^+(t_k)$ 는 센서 바이어스에 관한 상태변수 추정치를 의미하게 되며, 이 값은 항체의 운행 초기에 수렴하게 된다. 이 때 수렴된  $b^+(t_k)$  값을  $b_{fixed}$ 라 정의한다. 그리고 조건 2에 의해  $b_{fixed}$ 는 항체가 운행하는 동안 일정한 값을 갖는다. 위 두 조건에 의해 보상된 패리티 벡터는 (20)과 같이 새롭게 정의될 수 있다.

$$p^c(t_k) = p(t_k) - (\hat{C}(t_k)\hat{x}_m(t_k) + \hat{b}_{fixed}) \approx Vf(t_k) + Vv(t_k) \quad (20)$$

(20)의 보상된 패러티 벡터(modified parity vector)는 관성센서 고장이 발생한 경우에도 센서 바이어스와 장착 비정렬 각이 보상되고 고장 신호는 존재하므로 FDI 기법에 적용 가능하다.

### 4.3 제어된 패러티 벡터

(20)의 보상된 패러티 벡터는 순차적 독립 조건을 만족한다. 따라서 Modified SPRT의 순환형 LLR 함수를 사용할 수 있다. 하지만 (20)의 패러티 벡터를 Modified SPRT 기법에 적용할 경우 패러티 벡터 요소들 간의 상관관계에 의해 false isolation 발생 가능성이 생긴다. 이와 같은 상황을 피하기 위해 다음과 같은 가정을 세웠다.

가정 1. 관성센서 고장 발생 시 단일 고장만 발생한다.

가정 1을 고려하여 패러티 벡터에 제어신호를 가한 제어된 패러티 벡터(controlled parity vector)를 생성하였다. 제어된 패러티 벡터는 다음과 같다.

$$p_i^c(t_k) = p_i^c(t_k) + \varphi(p_i^c(t_k)) \quad (i=1, \dots, m) \quad (21)$$

여기서

$$j = \operatorname{argmax}_i |p_i^c(t_k)|$$

$$\varphi(p_i^c(t_k)) = \begin{cases} 0 & , i = j \\ 0.5a_i - p_i^c(t_k) & , i \neq j, p_i^c(t_k) > 0.5a_i \\ 0 & , i \neq j, p_i^c(t_k) \leq 0.5a_i \end{cases}$$

위와 같은 제어된 패러티 벡터는 고장 가능성이 가장 큰 관성센서의  $\lambda_j^*(t)$ 만을 증가시키고, 고장이 의심되지만 고장 가능성이 가장 크지 않은 관성센서의  $\lambda_i^*(t)$ 는 증가시키지 않는다. 따라서 고장 가능성이 가장 큰 관성센서의  $\lambda_j^*(t)$ 가 고장판단을 위한 문턱값까지 도달하는데 소요되는 시간의 지연되지 않으나, 고장 가능성이 가장 크지 않은 관성센서의  $\lambda_i^*(t)$ 가 고장판단을 위한 문턱값까지 도달하는데 소요되는 시간은 지연된다. 그리고 현재 입력값에서 측정잡음 영향에 의

해 실제 고장 관성센서가 가장 큰 패러티 값을 획득하지 못할 경우에도 실제 고장 관성센서의  $\lambda_j^*(t)$ 를 감소시키지 않으므로 고장검출 시간지연 문제를 겪지 않는다. 이와 같은 알고리즘은 실제 고장 관성센서의  $\lambda_j^*(t)$ 가 문턱값까지 가장 먼저 도달되도록 보장하므로 false isolation 발생을 억제할 수 있다.

본 논문에서는 (21)의 제어된 패러티 벡터를 이용하여 Modified SPRT 기법을 수행하는 방법을 Advanced SPRT 기법이라 명명하였으며, 이 알고리즘은 그림 2에 나타나 있다.

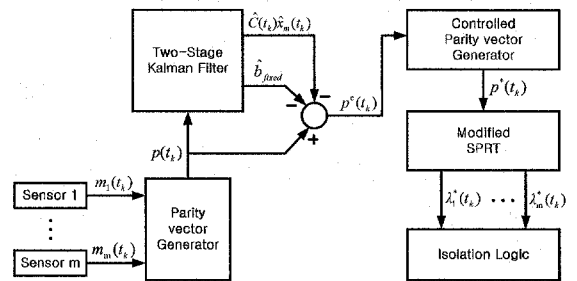


그림 2. Advanced SPRT 기법

이 Advanced SPRT 기법을 통해 불확실성 요인에 강인하고 false isolation 확률이 감소된 FDI를 수행할 수 있다.

## 5. 시뮬레이션 결과

본 시뮬레이션에서는 Modified SPRT 기법을 통한 FDI 수행 시 관성센서의 불확실성 요인들에 의한 영향과 패러티 벡터 요소 상관관계에 의한 영향에 대해 분석하였고, Advanced SPRT 기법의 성능을 확인하였다.

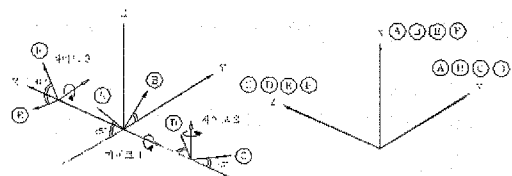


그림 3. 3개의 2자유도 센서를 이용한 대칭배치

제안된 FDI 기법 성능을 확인하기 위해 3개의 2자유도 자이로 센서를 이용한 대칭 배치를 사용하였다. 위 센서 배치는 2자유도 센서 3개를 이용하여 만들 수 있는 최대의 항법 성능과 고장 검출 성능을 갖는 센서 배치이다.

표 1. 자이로 파라미터

Parameter	Value
Misalignment	$5 \times 10^{-5}$ rad
Sensor Bias	0.5 deg/h
Scale-Factor Error	5 ppm

표 2. 항체 동적 궤적

Time(sec)	Angular velocity
0 - 80	$10\sin(2\pi t/20)$ deg/sec
80 - 130	0 deg/sec
130 - 180	30 deg/sec

본 시뮬레이션에서는 표 1과 같은 매개변수를 갖는 자이로를 사용하였으며 표 2와 같은 동적 궤도에 대해 시험을 수행하였다. 샘플링 주기는 50Hz로 하였고, 오경보율은 1%라고 가정하였다. 그리고 3년간 오경보가 발생하지 않는다고 가정하였다. 이와 같은 매개변수들을 이용하여 고장 검출 문턱값을 25.0813으로 결정할 수 있었다.

### 5.1 관성센서 오차 요인에 의한 영향

관성센서 불확실성 영향 분석을 위해 관성센서에 오차요인이 존재하고 관성센서가 정상상태인 환경에서 시뮬레이션을 수행하였다. 고장이 없는 경우 이상적인 패러티 벡터는 측정 잡음에 의한 요소로만 구성되므로 패러티 벡터 요소의 평균값은 0값을 갖어야 한다.

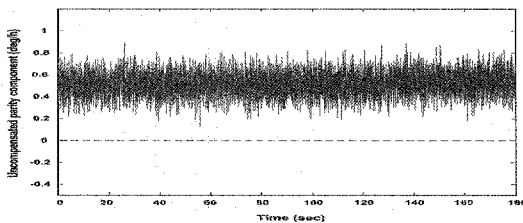


그림 4. 보상되지 않은 패러티 벡터

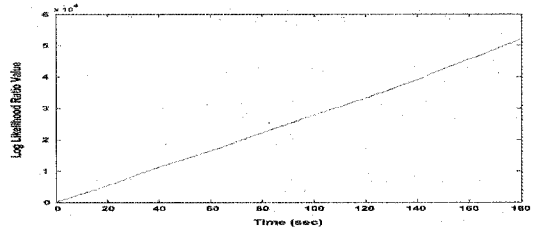


그림 5. 보상되지 않은 패러티 벡터 의한 LLR 함수

그림 4는 불확실성 요인이 포함된 패러티 벡터 요소 값을 나타낸다. 이를 통해 관성센서의 불확실 요인이 패러티 요소에 영향을 미친다는 사실을 알 수 있다. 그림 5는 보상되지 않은 패러티 벡터를 이용한 고장 판단 함수 값을 나타낸다. 패러티 벡터가 보상되지 않을 경우 고장판단 함수 값이 증가하여 정상센서를 고장이라고 잘못 판단하게 만들음을 알 수 있다.

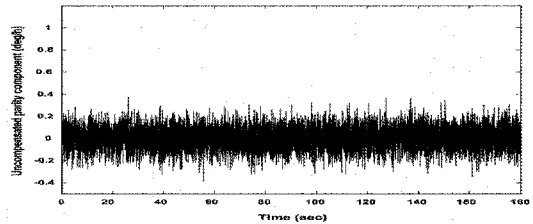


그림 6. 보상된 패러티 벡터

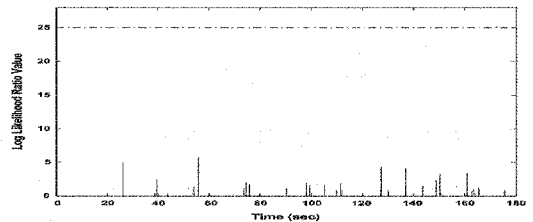


그림 7. 보상된 패러티 벡터에 의한 LLR 함수

그림 6, 7은 two-stage KF에 의해 오차요인을 보상한 보상된 패러티 요소 값을 나타내고 보상된 패러티 벡터를 고장판단 함수에 이용하여 얻은 값을 나타낸 것이다. 비록 관성센서 오차 요인이 존재하여도 이를 보상하기 때문에 패러티 요소의 평균값이 0이고 고장판단 함수 값이 증가하지 않는다. 여기서 그림 7의 점선은 고장판단을 하기 위한 문턱값을 나타낸다.

## 5.2 패러티 요소들 간의 상관관계 영향

패러티 요소들 간의 상관관계 영향을 분석하기 위해 관성센서가 고장상태인 환경에서 시뮬레이션을 수행하였다. 시뮬레이션 환경은 0~100초 동안에 관성센서가 정상상태로 동작하다가 100초 이후 10σ 크기의 바이어스 형태 고장이 발생하도록 하였다.

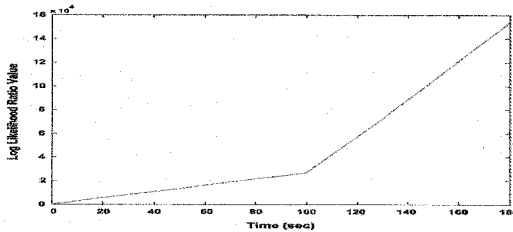


그림 8. 제어되지 않은 패러티 벡터에 의한 LLR 함수

이상적으로 정상센서의 고장판단 함수는 증가하지 않는다. 하지만 그림 8의 정상센서 고장판단 함수는 다른 센서의 고장에 의한 영향으로 증가하는 경향을 보인다. 그림 8의 경우는 고장 발생 후 약 0.4초 만에 false isolation이 발생한다.

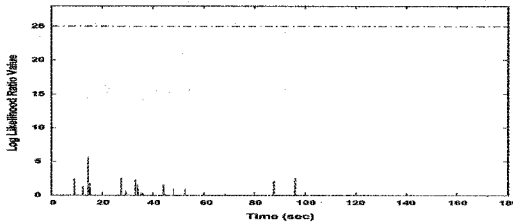


그림 9. 제어된 패러티 벡터에 의한 LLR 함수

그림 9는 정상센서의 고장판단 함수 값을 나타낸다. 제어된 패러티 벡터에 의한 고장판단 함수는 다른 센서 고장이 발생하여도 증가하는 경향을 보이지 않는다.

## 5.3 Advanced SPRT 기법 성능 평가

본 시뮬레이션에서는 Advanced SPRT 기법의 성능평가를 위해 Modified SPRT 기법과 비교하였다. Modified SPRT 기법은 관성센서 오차 요인이 존재하는 환경에서는 사용할 수 없는 FDI 기법이므로 관성센서 오차요인이 없는 환경에서

시뮬레이션을 수행하였다. 각각의 FDI 성능을 비교하기 위해 10,000번의 몬테카를로 시뮬레이션을 수행하였고 관성센서의 고장크기 비 측정잡음 (F/N)에 따른 correct isolation 확률과 false isolation 확률을 살펴보았다.

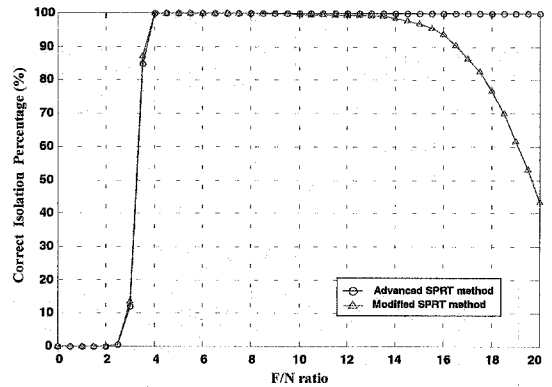


그림 10 correct isolation 확률

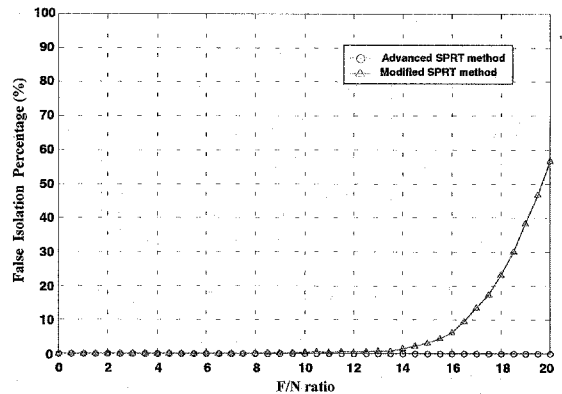


그림 11 false isolation 확률

그림 10, 11을 통해 Modified SPRT 기법은 큰 고장 발생시 패러티 벡터 요소 상관관계 영향에 의한 false isolation이 발생하는 문제점이 있음을 확인할 수 있다. 뿐만 아니라 현재 시뮬레이션이 관성센서 오차 요인을 고려하지 않았으므로 이를 고려할 경우 Modified SPRT 기법의 성능은 더욱 떨어짐을 알 수 있다. 이와는 달리 Advanced SPRT 기법은 높은 correct isolation 확률을 갖고 있으면서 낮은 false isolation 확률을 갖는 우수한 기법임을 확인할 수 있다.



## 6. 결 론

Modified SPRT 기법은 대표적 순차적 FDI 기법으로써 soft fault 검출도 가능할 뿐만 아니라 오경보율을 줄일 수 있고 고장검출 시간 지연문제를 해결할 수 있는 FDI 기법이다. 하지만 이 FDI 기법을 여분의 관성센서 시스템에 적용하기 위해서는 몇 가지 문제점을 해결해야 한다.

본 논문에서는 Modified SPRT 기법의 문제점들 중 관성센서 불확실성 요인에 의한 문제점을 해결하기 위해 two-stage KF를 이용한 보상된 패러티 벡터를 제안하였고, 패러티 벡터 상관관계 영향에 의한 오경보 확률을 줄이기 위해 제어된 패러티 벡터를 제안하였다. 그리고 제안된 두 패러티 벡터를 이용하여 관성센서 불확실성 요인 영향에 강인하고 정확히 고장 센서를 분리할 수 있는 Advanced SPRT 기법을 제안하였다.

제안된 Advanced SPRT 기법의 성능은 시뮬레이션을 통해 확인하였다.

## 참 고 문 헌

1. J. C. Wilcox, "Competitive Evaluation of Failure Detection Algorithms for Strapdown Redundant Inertial Instruments," *Journal of Spacecraft*, Vol. 11, No. 7, pp.525-530, July, 1974
2. J. E. Poter and J. C. Deckert, "Minimax Failure Detection and Identification in Redundant Gyro and Accelerometer System," *Journal of Spacecraft*, Vol. 10, No. 4, pp. 236-243, April, 1973.
3. K. C. Daly, E. Gai, and J. V. Harrison, "Generalized Likelihood Test for FDI in Redundant Sensor Configurations," *AIAA Journal*, Vol. 2, No. 1, pp. 9-17, February, 1979.
4. Hong Jin and H. Y. Zhang, "Optimal Parity Vector Sensitive to Designated Sensor Fault," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 35, No. 35, pp. 1122-1128, October, 1999.
5. X. J. Zhang, *auxiliary Signal Design in Fault Detection and Diagnosis*, Springer-Verlag, 1989.
6. T. T. Chien and M. B. Adams, "A Sequential Failure Detection Technique and its Application," *IEEE Transactions on Automatic Control*, pp. 750-757, October, 1976.
7. C. S. Hsieh and F. C. Chen, "Optimal Solution of the Two-Stage Kalman Estimator," *IEEE Transactions on Automatic Control*, pp. 194-199, January, 1999.
8. R. H. Steven, "Parity Vector Compensation for FDI," S.M. Thesis, Dept. of Aeronautics and Astronautics, M.I.T., February, 1981.
9. Yan Dong and H. Y. Zhang, "Optimal Design of Robust Analytical Redundancy for a Redundant Strapdown Inertial Navigation System", *Control Eng. Practice*, Vol. 4, No. 12, pp. 1747-1752, September, 1999.