

확장 패리티 공간 기법의 이중고장 검출성능 향상 연구

Improvement of the Double Fault Detection Performance of Extended Parity Space Approach

이 원 희, 박 찬 국*, 이 달 호, 김 광 훈

(Won Hee Lee, Chan Gook Park, Dal Ho Lee, and Kwang Hoon Kim)

Abstract: We consider a double faults detection and isolation problem using modified extended parity space approach for inertial measurement unit which use redundant inertial sensors. A redundant IMU which has a hardware redundant is composed of the cone shape because it is good for fault detection and isolation. We analyze the type of double faults and the reason why fault isolation performance is low. We propose modified extended parity space approach method using EPSA and the difference of sensor data.

Keywords: inertial sensor, RIMU, fault, FDI, PSA, EPSA

I. 서론

인공위성에서 고장이 발생하면 수행해야 하는 통신이나 탐사 등의 임무에 차질을 초래하여 서비스 두절에 의한 경제적 손실과 지구 및 우주탐사를 위한 과학적 연구 성과에 치명적인 타격을 준다. 1997년 1월 11일 태양 폭발로 인한 거대한 태양물질방출 (CME: Coronal Mass Ejection)로 AT&T사의 Telstar 401 위성의 기능이 정지하는 사건으로 인하여 방송통신 서비스 기능이 마비되어 2억 달러 이상의 손실이 발생하였다. 또한, 1997년 7월 2일에 발생한 일본의 ADEOS (Advanced Earth Observing Satellite) 위성의 고장은 해수면의 바람에 관한 많은 데이터를 잃게 되어, 태풍의 경로예측, 기후이상 연구, 그리고 장주기 기후예측 연구 등에 결정적인 손상을 입혔다.

이처럼 인공위성은 고장으로 인한 치명적인 손실 위험에도 불구하고 우주공간에서 장시간 자율적으로 임무를 수행해야 하기 때문에 시스템의 신뢰도가 매우 높아야 한다. 신뢰도를 높이기 위한 기법으로써 위성체를 구성하는 여러 서브 시스템의 고장이나 오작동 등의 돌발 상황이 발생하더라도 임무수행을 지속적으로 할 수 있도록 고장 검출, 분리 및 복구 (FDIR: Fault Detection, Isolation and Recovery)가 가능한 시스템의 개발이 요구되고 있다. 지구관측위성과 같이 지구궤도에서 운용되는 인공위성의 경우, 시스템이 정상적인 상태일 때는 임무수행 모드로 동작하다가 고장이나 오작동이 발생하면 자동적으로 안전모드로 전환되며, 지상 기지국에서 모드변화를 수신하여 시스템의 고장진단 절차를

를 수행할 수 있다. 그러나 심우주(deep space)를 운항하는 인공위성의 경우 지상 기지국에서 고장 검출 및 진단 과정을 수행하기 어렵기 때문에, 위성체가 스스로 FDIR을 수행할 수 있도록 하는 기술이 반드시 확보되어야 한다. 특히 인공위성에서 사용되는 자세 제어용 센서들의 경우 구동기나 제어 시스템의 고장 검출을 위해 사용되기 때문에 신호의 유효성 측면에서 굉장히 중요한 역할을 한다[1,2].

본 논문에서는 일반적인 항법장치인 IMU의 경우 3개의 센서가 사용되지만 고장을 대비하여 하드웨어 여분을 가지도록 구성된 중첩 IMU (RIMU: Redundant Inertial Measurement Unit)에서 발생할 수 있는 이중고장을 모델링하고, 확장 패리티 공간 기법 (EPSA: Extended Parity Space Approach)에서 발전된 형태의 Modified-EPSA 이중고장 검출기법을 제시함으로써 유형별 고장 분리 성능을 향상시키는 연구를 진행하였으며 고장의 크기와 유형에 따른 분리 성능 향상 결과를 살펴보았다.

II. EPSA 이중고장 검출기법

1. 중첩 IMU의 구성

IMU는 자세 측정 장치 (AHRS: Attitude Heading Reference System)나 관성 항법 장치 (INS: Inertial Navigation System)의 핵심요소로서 일반적으로 자이로와 가속도계를 각각 3개씩 서로 직각으로 배치시킨다. 그리고 각 센서는 독립적으로 동작하기 때문에 고장의 검출 및 분리가 불가능하며 고장 발생 시 시스템에 치명적일 수 있다. 따라서 인공위성, 항공기, 발사체 등의 높은 신뢰도를 요구하는 시스템의 경우 하드웨어 여분 기법이라고 할 수 있는 중첩 IMU를 이용하여 센서 고장에 강인한 AHRS, INS를 개발하고 있다 [3,4].

중첩 IMU는 각각 3개의 자이로 및 가속도계 센서 외에 여분의 자이로, 가속도계 센서를 가지는 IMU로써 센서 배치에 따라 항법 성능과 고장 검출 및 분리 성능에 차이가 발생하기 때문에 관성 센서 배치에 대한 고려가 필요하다.

본 논문에서는 그림 1과 같이 고장검출 성능을 고려하여

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2009. 6. 23., 수정: 2009. 7. 29., 채택확정: 2009. 8. 5.

이원희: 서울대학교 기계항공공학부(clever212@snu.ac.kr)

박찬국: 서울대학교 기계항공공학부/자동화시스템공동연구소(ASRI)

(chanpark@snu.ac.kr)

이달호: 경원대학교 전자공학과(dhlee@kyungwon.ac.kr)

김광훈: 건국대학교 전자공학부(kwanghun@konkuk.ac.kr)

※ 본 논문은 한국과학재단을 통해 교육과학기술부의 우주기초원천기술개발 사업 (NSL: National Space Lab)으로부터 지원받아 연구하였음(과제번호: S10801000163-08A0100-16310).

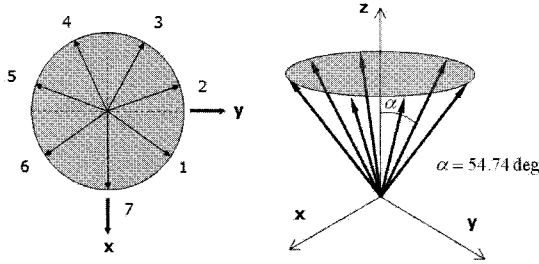


그림 1. 7개의 센서를 가지는 중첩 IMU의 형상.

Fig. 1. Redundant IMU configuration with 7 sensors.

7개의 저가형 MEMS 센서를 원뿔 형태로 배치하였다. 각각의 센서들은 중첩 IMU의 z축과 54.74deg의 각도를 가지며, x-y 평면에서 센서들 간의 사이각이 동일하게 배치한다[5].

관성센서 오차 모델은 중첩 IMU를 구성하고 있는 MEMS 센서의 비정렬 오차(misalignment)와 바이어스(bias) 그리고 환산계수(scale factor)등의 주요 오차 요인을 활용하며 식 (1)과 같이 나타낼 수 있다.

$$m = MHx + b + \varepsilon \quad (1)$$

여기서 m 은 n 개의 가속도계, 자이로 측정치를 의미하며, M 은 비정렬 오차 행렬, H 는 n 개의 센서들이 동체 좌표 축에 대한 각각의 방향 벡터로 구성된 측정치 행렬 ($H \in R^{n \times 3}$)을 의미한다. 그리고 x 는 동체 좌표축에 대한 입력 각속도 혹은 가속도($x \in R^3$)를 의미하며, b 바이어스(bias, $b \in R^n$)를 나타낸다. 따라서 본 논문에서 관심 있는 센서의 합성고장(additive fault)의 경우 바이어스 값에 영향을 미치게 된다. ε 는 센서의 측정 잡음(measurement noise, $\varepsilon \in R^n$)을 각각 나타낸다[6,7].

2. 센서 고장 모델링

일반적으로 관성항법장치에서 사용되고 있는 센서는 고장이 발생할 확률이 매우 작기 때문에 여분의 센서를 중첩 사용하는 경우 다수의 센서 고장을 가정하거나 고려하는 것은 현실적으로 적합하지 않다. 따라서 센서에서 발생 가능한 형태의 고장 특성을 고려함으로써 기본적인 가정을 수행하였다. 먼저 정상 센서들의 측정 잡음의 크기는 고장이 발생한 센서들의 고장 바이어스에 비해 상대적으로 작다고 가정한다. 고장의 크기가 특별히 작지 않은 경우 측정 잡음으로 인한 고장 검출 확률이 거의 없음을 의미한다. 두 번째로 고장은 아니지만 측정 잡음보다는 상대적으로 큰 바이어스 값을 가진 이상 센서가 존재할 수 있다. 이러한 이상 센서는 고장이 발생할 가능성이 있는 센서이지만 중첩 IMU의 항법 성능에 큰 영향을 미치지 않기 때문에 본 논문에서는 고려하지 않겠다. 그리고 앞에서 언급한 바와 같이 관성센서의 경우 다중고장 발생 확률이 희박하기 때문에 센서의 고장 및 이상 발생은 최대 2개까지만 고려한다[8,9].

이와 같은 가정 하에서 센서의 단일고장과 이중고장을 표 1과 같이 모델링 할 수 있다. 단일고장과 이중고장을 모두 고려하였으며 이중고장은 특징에 따라 세분화하였다.

표 1. 고장의 특징에 따른 분류.

Table 1. Fault classification.

유형	고장 유형별 특징
고장1	하나의 센서에서 고장이 발생한 경우
고장2	동시에 두 개의 센서에서 고장이 발생한 경우
고장3	동시에 두 개의 센서에서 고장이 발생했지만 검출되지 않는 경우

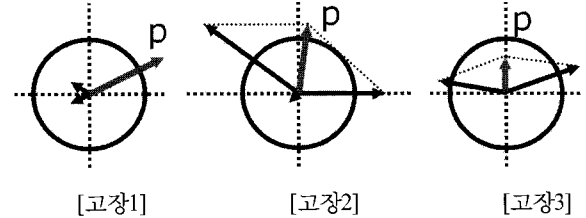


그림 2. 고장 유형.

Fig. 2. Fault type.

그림 2는 표 1에서 나타난 각 고장 유형의 단일고장과 이중고장 형태대로써, 그림에서 원은 경계 값을 의미하며 화살표의 크기는 각 센서의 고장 방향으로 나타나는 고장 크기를 의미하며 화살표의 방향은 고장 방향을 의미한다.

3. 패리티 공간 기법(PSA)

패리티 공간 기법은 잔차 생성 및 고장 검출 분리를 하는 기법으로 가장 많이 사용되는 기법들 중의 하나로서, 독립적이며 고장 요인에 민감한 상태변수 역할을 하는 패리티 벡터(parity vector)를 정의하여 사용한다. 패리티 벡터를 구하기 위해서는 먼저 행렬 V 를 계산하는 작업이 선행되어야 한다.

행렬 V 는 측정치 행렬 H 를 이용하여 계산되어지며, J.E. Potter와 M.C. Suman에 의해 제안된 정의를 바탕으로 계산된다.

정의 1: $VH = 0$

정의 2: $VV^T = I_{n-3}$

정의 3: 행렬 V 는 Upper/Lower Trapezoidal 행렬이면서 positive definite이다.

정의 1에 볼 수 있듯이 행렬 V 는 측정치 행렬 H 의 null space와 같게 되며 본 논문에서 사용한 7개의 센서를 원뿔 형태로 배치한 중첩 IMU의 행렬 V 는 식 (2)와 같다 [5].

$$V = [v_1 \ v_2 \ \dots \ v_{n-3}]^T = [v_{c1} \ v_{c2} \ \dots \ v_{cn}] \quad (2)$$

여기서 행렬 V 의 열공간을 측정치 행렬 H 의 패리티 공간(parity space)이라고 하며, 행렬 V 를 이용하여 패리티 벡터를 정의할 수 있다. 패리티 벡터는 식 (3)과 같이 센서의 측정치 m 을 패리티 공간에 투영시켜 나타낸 값으로 센서의 측정 잡음과 고장에 의해서만 영향을 받게 된다.

$$p = Vm = Vf + V\varepsilon \quad (3)$$

센서의 측정 잡음은 고장에 의한 영향에 비해 크기가 작다는 가정으로부터 경계값(threshold) 이상의 패리티 벡터 크기 변화는 센서의 고장 발생에 의해서만 나타난다. 따라서 패리티 벡터 크기를 이용하여 식 (4)와 같이 고장 검출 변수를 생성하며 이를 통해 고장유무를 판단하게 된다. 고장이 발생할 경우 FD 는 경계값 이상의 값을 가진다.

$$FD = p^T p \tag{4}$$

검출된 고장의 분리는 고장의 영향으로 인해 크기가 커진 패리티 벡터 방향을 측정함으로써 가능하게 된다. 일단, 고장이 검출되면 식 (5)와 같이 패리티 벡터를 각 센서의 고장 방향에 따라 사영시키고, 가장 큰 값을 가지는 센서를 분리한다.

$$FI_k = \frac{v_{ck}^T P}{\|v_{ck}\|} \tag{5}$$

식 (5)의 v_{ck} 는 V 의 k^{th} 열공간으로 v_{ck} 가 지시하는 방향을 고장 방향(fault detection)이라고 한다.

4. 확장 패리티 공간 기법(EPSA)

확장 패리티 공간 기법을 이용한 이중고장 검출은 기본적으로 패리티 공간기법과 동일하다. 기존의 패리티 공간기법의 특성상 하나의 고장만을 검출할 수 있게 설계되어 있기 때문에 확장 패리티 공간 기법은 이러한 문제점을 해결하기 위하여 6개의 센서 출력을 하나의 묶음으로 총 7묶음을 만들고 각각의 고장 검출 유/무를 판단하여 고장이 발생한 센서를 확인하고 분리하는 방법을 사용한다.

그림 3과 같이 7개의 그룹에 대해 식 (4)에서 주어진 FD 를 확인하고 각 센서그룹의 고장 검출 여부에 따라 FDN (Fault Detection Number)을 설정한다. 그리고 FDN 의 합을 통해 고장의 유형을 판단하고 고장을 분리한다. 고장의 분리는 고장 유형에 따라 그림 4와 같이 수행된다. 표 1에서 정의된 3가지 형태의 고장 특성에 따라 이론적으로 계산된 FDN 값을 이용하여, 센서 출력을 통해 계산된 FDN 값을 비교함으로써 고장의 분류가 가능하다. $FDN=6$ 이면 고장1 형태로서 단일고장을 의미하며, $FDN=2, 7$ 의 값을 가질 경우 이중고장으로 각각 고장3, 고장1을 나타낸다. 따라서 센서 출력을 통해 고장의 유형을 파악할 수 있으며, 고장 발생 센서의 수를 알 수 있으므로 고장 센서의 분리가 가능하다[9].

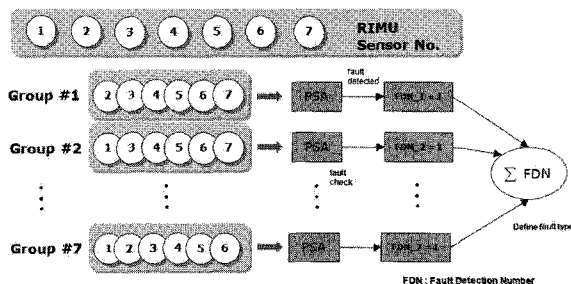


그림 3. EPSA 흐름도.
Fig. 3. The flow of the EPSA.

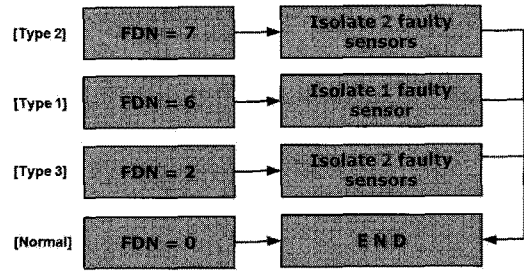


그림 4. 유형에 따른 고장 분리.
Fig. 4. The fault isolation which follows in type.

4.1 [고장1]의 고장검출 및 분리

7개의 센서 중 1개의 센서가 고장이 발생한 경우로써 먼저 식 (4)를 이용하여 센서묶음 7개의 고장발생 여부를 확인한다. 하나의 센서에서 고장이 발생한 경우 총 7개의 센서 묶음 중 6개의 묶음에서 고장이 검출되므로 $FDN=6$ 이 되고, 고장이 검출되지 않은 묶음에서 제외된 센서 하나를 분리하게 된다.

4.2 [고장2]의 고장검출 및 분리

센서 묶음 전체에서 고장이 검출되는 경우로써, 고장이 발생한 센서들의 패리티 벡터의 합이 경계치 이상의 값을 가지는 이중고장의 한 형태이다. 고장이 특별히 작은 경우를 제외하고 일반적으로 센서 측정 잡음에 비해 상대적으로 큰 값을 가진다. 즉, 고장 센서가 포함된 센서 묶음은 정상인 센서들의 묶음보다 패리티 벡터가 상대적으로 크게 발생한다. 따라서 i, j 번째 센서를 제외한 센서 묶음의 패리티 벡터의 크기를 나타내는 FD_{ij} 의 값이 가장 작은 센서 묶음을 판별함으로써 제외된 i, j 번째 센서에서 고장이 발생하였음을 알 수 있다.

4.3 [고장3]의 고장검출 및 분리

이중고장의 각 고장 방향이 큰 차이를 나타내어 각 패리티 벡터의 합이 작아지는 경우 발생한다. 즉, 두 개의 고장 중 하나가 제외된 센서 묶음에서만 고장으로 판단되며, 고장 센서 2개가 모두 포함되어 있는 센서 묶음에서는 고장 검출이 어렵게 된다. 따라서 7개의 전체 센서 묶음 중 2개의 묶음에서만 고장이 검출된 경우로써 고장이 검출된 센서 묶음에서 제외된 2개의 센서를 고장 센서로 판별하여 분리하게 된다.

III. Modified-EPSA 이중고장 검출기법

1. 고장 유형 분류 정확도 향상 기법

확장 패리티 공간 기법은 일반적으로 단일고장과 이중고장에 대한 FDI 성능이 뛰어나다. 표 2, 3은 동일한 조건에서 각각 유형별 고장 검출 확률 결과와 이중고장이 발생하는 센서 조합에 따른 고장 분리 정확성을 나타내는 결과로써, 총 10,000번의 Monte Carlo 시뮬레이션을 수행한 결과이다. F/N Ratio=10일 때 즉, 고장이 센서 잡음에 비해 10배가 큰 경우 1, 4번 센서에서의 이중고장은 100%의 고장 검출 성능과 92.9% 이상의 고장 분리 정확성을 보인다. 하지만 센서 1, 2와 1, 7에서 고장이 발생할 경우 고장 검출률

표 2. EPSA의 고장 방향에 따른 유형분류 (F/N Ratio = 10).

Table 2. The fault classification result according to the fault direction (F/N Ratio = 10).

고장 센서 번호		1-2	1-3	1-4	1-5	1-6	1-7
고장방향 사잇각 (deg)		124.18	97.97	78.43	78.43	97.97	124.18
유형별 고장 검출 횟수	고장1	130	39	0	0	118	228
	고장2	9869	9961	10000	10000	9882	9767
	고장3	0	0	0	0	0	0

표 3. EPSA의 이중고장 발생 센서별 분리 성능비교 (F/N Ratio = 10).

Table 3. Fault isolation performance which follows in the sensors where the double faults occur (F/N Ratio = 10).

고장 센서 번호		1-2	1-3	1-4	1-5	1-6	1-7
센서 분리 횟수	1번	7630	9385	9296	9234	9100	7670
	2번	7612	630	702	7	413	2037
	3번	2173	9374	701	0	27	134
	4번	97	365	9294	4	33	155
	5번	172	29	5	9238	312	97
	6번	127	7	0	758	9081	2071
	7번	2057	171	2	759	916	7598

은 97.6% 이상을 보이는 반면 이중고장 분리 정확성은 76% 정도으로써 고장 분리 성능이 떨어짐을 확인할 수 있다. 즉, 패리티 벡터의 크기와 방향을 통해 고장을 검출하는 확장 패리티 공간 기법의 특성상 이중고장이 발생할 경우 고장이 발생한 센서에 따라 고장 검출 및 분리 성능이 달라진다. 이중고장이 발생할 경우 각 센서의 고장 방향으로 생기는 벡터의 합을 통해 패리티 벡터가 생성되기 때문에 고장 방향에 따라 크기와 방향이 달라지고 고장 검출 성능 또한 영향을 받는다. 실제로 센서 1, 2와 1, 7의 이중고장의 경우 표 2에서 확인할 수 있듯이 고장 방향 사잇각이 가장 큰 이중고장의 형태로써 120deg 이상의 값을 가진다. 고장 방향이 크기 때문에 이중고장 발생 센서들의 합벡터인 패리티 벡터의 크기가 작아지게 되어 고장검출 성능이 저하된다. 이에 반해 고장 방향 사잇각이 작은 센서 1, 4와 1, 5에서 발생하는 이중고장의 경우 100% 고장이 검출되었으며 분리 성능 또한 92% 이상이다. 표 2와 같이 확장 패리티 공간 기법을 사용할 경우 고장2나 고장3의 이중고장으로 분류되어야 할 센서 1, 2와 1, 7의 고장이 단일고장인 고장1로 분류되는 경우가 발생하며, 고장2로 분류되었음에도 불구하고 분리 정확성이 다른 센서들의 이중고장보다 떨어지는 현상을 확인할 수 있다.

그림 5는 센서 1, 2에서 발생하는 단일, 이중고장의 검출률의 합과 이중고장 분리 성공률을 F/N Ratio에 따라 살펴본 결과로써, 고장의 크기가 작아짐에 따라 고장 검출 및 분리 성능이 크게 떨어짐을 보여준다. 특히 F/N Ratio가 6인 경우 고장 검출률 대비 이중고장 분리 성공률이 50%에 미치지 못한다. 즉, 고장의 크기가 작아지고 고장 방향 사잇각이 커짐에 따라 패리티 벡터에 센서 측정 잡음에 의한

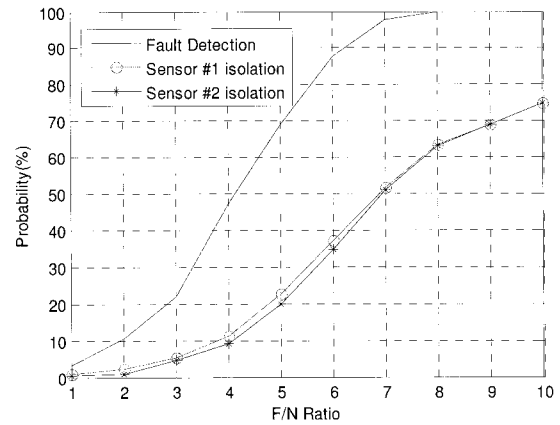


그림 5. 센서 1, 2의 EPSA를 이용한 FDI.

Fig. 5. FDI of sensor 1, 2 using EPSA.

영향이 상대적으로 더욱 크게 반영되기 때문에 고장의 검출은 가능하지만, 고장 유형에 따른 분류 성공률이 떨어지고 이중고장 분리 또한 쉽지 않게 된다.

본 논문에서는 확장 패리티 공간 기법에서 고장의 크기와 이중고장 방향 간 사잇각에 따른 고장 검출 및 분리 성능이 저하되는 현상을 해결하기 위하여 확장 패리티 공간 기법과 센서 데이터 변화 경향을 활용함으로써 센서 측정 잡음에 의한 영향을 줄이는 방법을 사용하였다. 센서 데이터 변화 경향, DSD (Difference of Sensor Data)는 식 (6)을 이용하여 생성한다.

$$DSD = |m(t) - m(t-1)| \tag{6}$$

$$m : \text{sensor output, } R^{7 \times 1}$$

센서 데이터 변화량을 사용하면 각 센서의 시간에 따른 변화를 알 수 있기 때문에 항체의 움직임으로 인한 중첩 IMU 데이터의 변화와 하나 혹은 두 개의 고장센서로 인한 변화를 구별할 수 있다. 즉, 고장 방향과 상관없이 보다 정확한 고장의 검출과 유형별 분류가 가능하게 되고 확장 패리티 공간 기법의 고장 영향이 벡터 합에 의해 상쇄되는 문제점을 해결할 수 있다.

2. Modified-EPISA 구성

확장 패리티 공간 기법과 데이터 변화 경향을 결합하기 위해서는 먼저 두 방법에서 검출한 고장 발생 센서 후보들을 통해 고장이 발생한 센서를 정확하게 판별하는 것이 중요하다. 데이터 변화 경향을 이용한 고장 분류는 이중고장의 고장 방향과 관계없이 고장의 판별이 가능하지만 경계값의 설정이 어렵고 중첩 IMU의 동환경에 따라 달라질 수 있기 때문에 이중고장 검출 및 분리를 위해서 적용에 제한이 있다. 반면에 확장 패리티 공간 기법의 경우 n-1개의 센서에 대한 고장 검출 변수, FD가 n-4의 DOF (Degrees of Freedom)을 가진 χ^2 분포를 보이기 때문에 오작동(false alarm) 확률에 근거한 경계값 계산이 가능하다[10]. 하지만 앞에서 언급한 바와 같이 이중고장의 크기와 고장 방향 사잇각에 영향을 많이 받는 문제점이 있다.

따라서 본 논문에서는 기본적으로 확장 패리티 공간 기

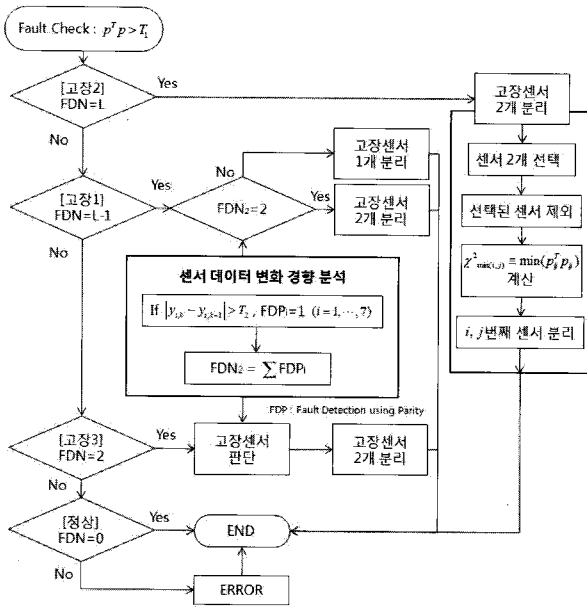


그림 6. Modified-EPSA 알고리즘.
Fig. 6. Modified-EPSA algorithm.

법을 사용하여 고장을 검출과 이중고장의 분리를 위한 1단계 고장 유형 분석을 수행하고, 센서 데이터 변화 경향을 분석하여 2단계 고장 유형 분석을 추가적으로 수행함으로써 확장 패리티 공간 기법을 통해 분류된 고장을 검증하고, 고장1로 잘못 분류된 고장2를 재분류하였다. 그림 6은 수정된 형태의 확장 패리티 공간 기법의 알고리즘을 나타낸다. 센서 출력 변화량 크기가 경계값, T_2 이상인 센서의 수 (FDN_2)와 확장 패리티 공간 기법의 고장 진단 결과(FDN)를 비교하여 고장이 발생한 센서를 보다 정확히 판단하였다. 확장 패리티 공간 기법의 경우 $FDN=6$ 이면, 표 3에서 살펴본 결과와 같이 단일고장 뿐만 아니라 이중고장이 단일고장으로 잘못 분류된 경우 또한 존재한다. 특히 고장 방향이 큰 경우 각 고장에 의한 영향이 벡터의 합에 의해 크기가 작아지고, 잡음에 의한 영향으로 단일고장으로 나타나는 경우가 발생한다. 따라서 그림 6과 같이 센서 데이터 변화량을 이용하여 단일고장과 이중고장 여부를 판별할 수 있다. $FDN_2=1$ 이면 단일 고장으로써 하나의 고장 센서를 분리하고, $FDN_2=2$ 이면 이중고장으로 판단하여 2개의 센서를 분리한다. 또한 고장3 형태의 이중고장이 발생할 경우 FDN_2 값을 통해 센서의 고장 여부를 검증함으로써 보다 정확한 판단이 가능하다. 그리고 $FDN=2$ 일 경우, 고장 방향간 사잇각이 큰 이중고장으로써 센서 데이터 변화량을 이용한 FDN_2 값을 통해 검출된 고장 센서 분류 결과를 신뢰하여 분리한다.

IV. 결과 및 고찰

고장 검출 및 분리 시뮬레이션을 위해 중첩 IMU의 가속도 센서 출력을 이용하였으며, 동시에 발생하는 이중고장의 검출 분리를 위하여 앞에서 언급한 바와 같이 7개의 센서가 원뿔 형태로 배치된 중첩 IMU 모델을 사용하였다.

Monte Carlo 시뮬레이션을 수행함으로써 고장 검출 분리

성능 개선에 대한 확률적 접근을 통한 결론 도출을 하였으며, 고장은 F/N Ratio의 크기에 따라 1~10까지 단계적으로 센서 데이터에 삽입하였다. 이중고장의 고장 방향 사잇각이 120deg 이상인 경우와 이하인 경우로 나누어 성능 개선 결과를 비교하였으며 F/N Ratio의 크기에 따라 각 1,000번의 고장 검출 분리 반복 시뮬레이션을 수행하였다.

1. 고장 방향간 각도가 작은 이중고장(Case1)

센서 1, 4에서 발생하는 이중고장을 고려하였으며 확장 패리티 공간 기법의 FDI 성능이 가장 뛰어난 경우이다.

그림 7은 센서 1의 단일, 이중고장 검출 확률을 나타내는 결과로써 F/N Ratio가 5 이상일 경우 100% 고장 검출이 가능하며, 수정된 확장 패리티 공간 기법은 이중고장 분리 성능 향상을 위해 센서 데이터 변화량을 결합한 방법이기 때문에 고장 검출 확률의 변화는 없지만 그림 8에서 볼 수 있듯이 확장 패리티 공간 기법과 수정된 확장 패리티 공간 기법의 센서 1의 고장 분리 성능 결과에서 차이를 보인다.

확장 패리티 공간 기법을 사용할 경우 F/N Ratio가 4일 경우 47%의 고장 분리 성공률을 보였지만, 수정된 확장 패리티 공간 기법의 경우 55%의 고장 분리 성능을 보임으로써 8%의 성능 향상을 보인다.

즉, Case1의 경우 확장 패리티 공간 기법의 고장 검출 및 분리 성능이 우수한 경우이기 때문에 고장 분리 성능 향상 효과가 크게 나타나지 않았지만 특정 경우 10% 정도

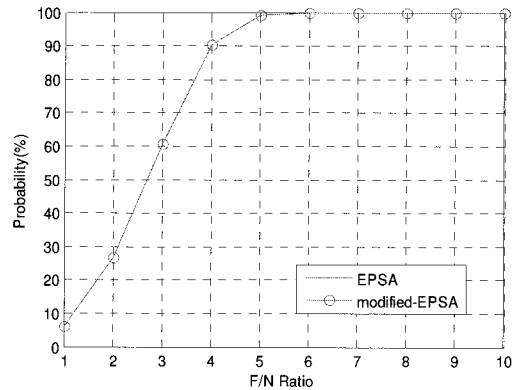


그림 7. Case1의 고장 검출 성능비교(센서1).
Fig. 7. Fault detection performance of Case1(sensor 1).

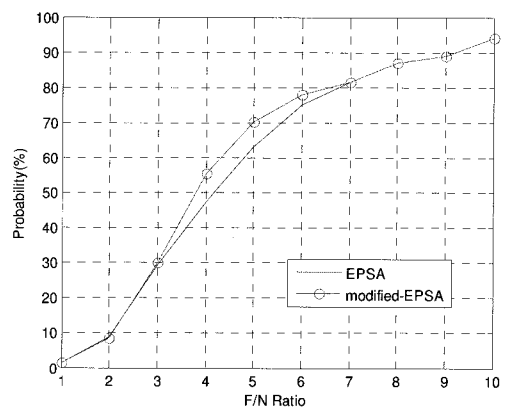


그림 8. 고장 검출된 Case1의 이중고장 분리 성능비교(센서1).
Fig. 8. Double fault isolation performance of Case1(sensor 1).

의 성능 향상을 기대할 수 있다.

2. 고장 방향간 각도가 120deg 이상인 이중고장(Case2)

고장 방향간 사잇각이 클 경우 표 2, 3를 통하여 살펴본 듯이 확장 패리티 공간 기법의 고장 검출 및 이중고장 분리 성능이 떨어진다. 센서 1, 2에서 발생하는 이중고장을 고려하였으며, 고장 방향간 사잇각이 120deg 이상으로 확장 패리티 공간 기법의 FDI 성능이 가장 나쁜 경우이다.

그림 9는 센서 1, 2의 고장 검출 성능으로써 그림 7에서 보았던 센서 1, 4의 이중고장 경우와 비교하여 고장 검출 확률이 크게 떨어짐을 확인할 수 있다. F/N Ratio가 5일 경우 고장 방향간 각도가 작은 센서 1, 4의 고장은 100% 검출 가능하지만, 같은 조건의 고장 방향간 각도가 큰 센서 1, 2의 경우 69%로 고장 검출 성능이 31%의 차이를 보인다.

고장 방향간 각도가 작은 경우 또한 동일하게 수정된 확장 패리티 공간 기법은 이중고장 분리 성능을 향상시키기 위한 방법이기 때문에 고장 검출 성능에는 영향을 미치지 않는다.

그림 10은 Case2의 이중고장 분리 성능을 나타낸다. 확장 패리티 공간 기법의 경우 F/N Ratio가 4 이하일 경우 12% 이하의 고장 분리 확률을 보이며, F/N Ratio가 6일 때 37% 이중고장 분리가 가능하다. 그리고 F/N Ratio가 10이상일 경우 75% 정도의 고장 분리 확률을 보인다. 하지만 센서 데이터 변화 경향성을 분석하여 결합한 형태의 수정

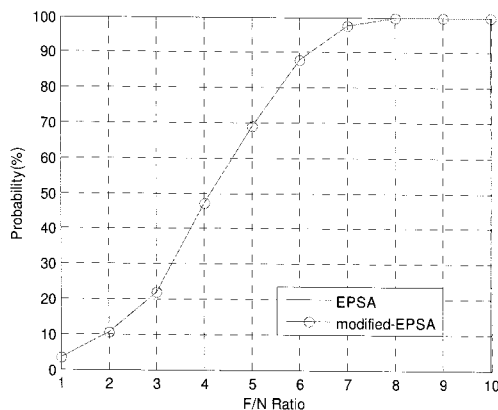


그림 9. Case2의 고장 검출 성능비교(센서1).

Fig. 9. Fault detection performance of Case2(sensor 1).

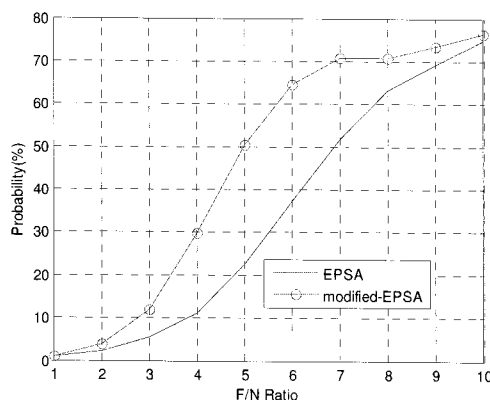


그림 10. 고장 검출된 Case2의 이중고장 분리 성능비교(센서1).

Fig. 10. Double fault isolation performance of Case2(sensor 1).

된 확장 패리티 공간 기법을 사용함으로써 고장 방향이 큰 경우의 고장 분리 성능이 F/N Ratio=6에서 최대 17% 이상 향상되어 65% 정도의 고장 분리 성공률을 보였다.

특히, F/N Ratio가 5일 때 수정된 확장 패리티 공간 기법을 사용하였을 경우, 69%의 고장 검출률과 50.5%의 이중고장 분리 성공률을 나타내었다. 즉, 확장 패리티 공간 기법을 사용하였을 경우 검출된 고장의 수를 100%로 생각했을 때 단지 32.9% 정도만 고장의 분리과정까지 정확하게 수행되었지만, 수정된 확장 패리티 공간 기법의 경우 73.2% 정도로 2.2배 이상의 고장 검출 및 이중고장 분리 성능 향상이 가능하였다.

V. 결론

본 논문에서는 인공위성의 자세제어용으로 사용되는 관성센서에서 발생할 수 있는 고장을 검출하고 분리하는 기법에 대한 연구를 수행하였다. 고장 검출 및 분리 성능을 고려하여 원뿔 형태의 센서배치를 가지는 하드웨어 여분중첩 IMU를 구성하였으며 센서에서 발생할 수 있는 고장을 유형에 따라 모델링하여 각 유형에 따라 고장 분리 알고리즘을 적용하였다.

확장 패리티 공간 기법은 여러 조합을 가지는 센서들의 집합을 만들고 각 집합의 고장 여부를 바탕으로 FDN을 생성하여 고장 유형에 따라 분류하고 고장 분리하였다. 하지만 이중고장 방향간 각도가 120deg 이상일 경우 기존의 방법은 FDN만을 이용하여 고장을 분류하기 때문에 정확성이 떨어지고 결국 이중고장의 분리 정확성을 저하시키는 결과를 초래하였다. 따라서 본 논문에서는 센서 데이터의 크기 변화량을 분석하여 크기 변화를 살펴봄으로써 중첩 IMU의 이중고장 분리 성능을 크게 향상시킬 수 있었다. 특히, F/N Ratio가 4~6일 때 고장 방향간 각도가 작은 경우 5~10%, 고장 방향간 각도가 120deg 이상인 경우 20~25%의 고장 분리 성능 향상 효과가 나타났다.

추후에는 고장 분리 성능을 보다 향상시키는 방법과 함께 고장 검출 성능을 향상시킬 수 있도록 패리티 벡터 생성시 센서 측정 잡음에 대한 영향을 줄이는 연구를 진행할 예정이다.

참고문헌

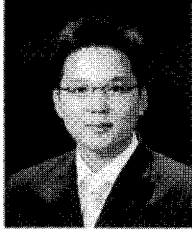
- [1] R. Isermann, *Fault-Diagnosis Systems*, Springer, 2006
- [2] 고장 진단 및 다중화 기술 개발, 1단계 최종보고서, 산업자원부, 2005.
- [3] D. H. Titterton and J. L. Weston, "Strapdown inertial navigation technology," Peter Peregrinus Ltd., 1997.
- [4] 지능형 통합 비행제어시스템 설계기법 연구, 1단계 최종보고서, 과학기술부, 2003.
- [5] K. H. Kim, "An Adaptive filter design for a fault tolerant navigation system," 서울대학교 대학원, 2006.
- [6] S. Y. Cho and C. G. Park, "Calibration of redundant IMU," *AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference and Exhibit*, Aug. 2004.
- [7] 이원희, 유영민, 박찬국, "저가형 MEMS 센서를 이용

한 중첩 IMU의 고장 검출 기법,” 항공우주학회 추계 학술대회, 2008.

- [8] G. Heredia, A. Ollero, M. Bejar, and R. Mahtani, “Sensor and actuator fault detection in small autonomous helicopters,” *Mechatronics*, vol. 18, no. 2, 2008.
- [9] 김광훈, 박찬국, 이장규, “관성센서의 이중 고장을 고

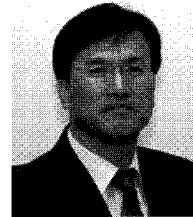
려한 고장 검출 및 분리,” 제어 · 자동화 · 시스템공학 논문지, 제10권 제1호, 2004.

- [10] K. C. Daly, E. Gai, and J. V. Harrison, “Generalized likelihood test for FDI in redundant sensor configurations,” *J. Guidance and Control*, vol. 2, no. 1, 1979.



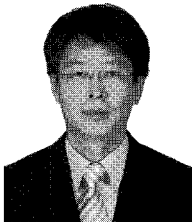
이 원 회

2007년 건국대학교 기계항공공학부 졸업. 2007년~현재 서울대학교 기계항공공학부 석사과정 재학 중. 관심분야는 관성항법시스템 및 FDIR 알고리즘 개발.



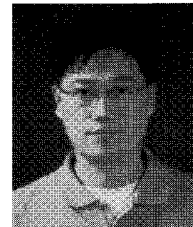
박 찬 국

1985년 서울대학교 공과대학 제어계측공학과 졸업. 1987년 동 대학원 졸업(공학석사). 1993년 동 대학원 졸업(공학박사). 1993년 서울대학교 제어계측신기술연구소 Post Doc. 1994년~2002년 광운대학교 정보제어공학과 조교수/부교수. 1998년 미국 UCLA 기계항공공학과 방문연구원. 1994년~2003년 서울대학교 자동제어특화연구소 책임연구원. 2003년~현재 서울대학교 기계항공공학부 부교수/교수. 연구 관심분야는 INS/GPS 결합 알고리즘, MEMS IMU 응용 시스템 개발, 영상항법시스템, USN을 이용한 Ubiquitous Positioning, 필터링 기법, FDIR 시스템.



이 달 호

1982년 서울대학교 공과대학 제어계측공학과 졸업. 1985년 동 대학원 졸업(공학석사). 1992년 동 대학원 졸업(공학박사). 1992년~현재 경원대학교 전자공학과 교수. 1998년 미국 USC 방문연구원. 연구 관심분야는 시스템 식별, 필터링 기법, INS 응용, Data hiding.



김 광 훈

1996년 중앙대학교 제어계측공학과 졸업. 1999년 한국과학기술원 전기및전자공학과 대학원 졸업(공학석사). 2006년 서울대학교 전기컴퓨터공학부 졸업(공학박사). 2007년~현재 건국대학교 전자공학과 BK21 연구교수. 관심분야는 관성항법시스템, GPS 수신기 신호처리, 다중센서 복합항법시스템.