

論文

J. of The Korean Society for Aeronautical and Space Sciences 44(4), 308-315(2016)

DOI: <http://dx.doi.org/10.5139/JKSAS.2016.44.4.308>

ISSN 1225-1348(print), 2287-6871(online)

진동환경에 강인한 순차적 측정 오차 공분산값을 이용한
적응 자세 결정

김종명, 이현재*

Vibration-Robust Adaptive Attitude Reference System Using
Sequential Measurement Noise Covariance

Jongmyeong Kim and Henzeh Leeghim*

Dept. of Aerospace Engineering, Chosun University, 61452

ABSTRACT

A new technique for Attitude & Heading Reference System (AHRS) by using sequential measurement noise covariance (SMNC) is addressed in a vibration environments in this paper. In particular, a low-cost inertial measurement unit in general diverges in the acceleration phase or vibrating environments due to inherent properties of gravity and acceleration. In this paper, by considering current and prior measurements to estimate actual attitudes and headings in a local frame, the proposed technique overcomes these problems efficiently. Finally, the performance of the suggested approach is verified by numerical simulations.

초 록

본 논문은 관성 항법 시스템(Inertial Navigation System)을 활용한 자세 및 방향 결정 시스템(Attitude & Heading Reference System)의 성능을 향상시키기 위한 새로운 기법인, 순차적 측정 오차 공분산(Sequential Measurement Noise Covariance) 기법을 제시하였다. 관성 센서는 시간이 지남에 따라 발생하는 적분오차와 진동이나 가속구간과 같은 외란이 가해졌을 때 성능이 저하된다는 단점이 있다. 특히, 저가의 관성 센서의 경우 이러한 현상이 더욱 두드러지게 나타난다. 이를 극복하기 위한 알고리즘들은 많이 존재한다. 하지만 가장 일반적으로 사용되는 확장 칼만 필터의 경우 가속도계를 사용할 때 측정값(Measurement)이 일정 범위를 넘어가면 센서값을 배제하는 방법을 사용한다. 본 논문에서 제안하는 기법은 범위를 설정하지 않고 과거의 데이터를 순차적으로 활용하여 측정값의 가중치를 변화하는 기법이다. 최종적으로 제안된 기법을 수치 시뮬레이션을 통해 검증하였다.

Key Words : Extended Kalman Filter(확장칼만필터), Adaptive Filter(적응 필터), INS(관성 항법 시스템), Attitude Estimation(자세 추정), AHRS(Attitude & Heading Reference System)

1. 서 론

최근 무인항공기 관련 산업이 급격히 발전하고 있다. 무인항공기 산업 중에서도 멀티콥터와 같은 소형 무인기의 연구가 활발하게 진행되고 있다. 이러한 연구의 배경에는 자세 및 방향 결정시스템(AHRS, Attitude & Heading Reference System)의 비약적인 발전이 있다. 관성 항법 시스템으로 적용하기 위해서는 단일 시스템으로 사용하지 않고 GPS(Global Positioning System)나 지자기계 같은 센서들을 같이 사용한다. 특히, 항공기처럼 고정밀도의 데이터를 요구하는 시스템은 GPS의 정보를 활용하여 GPS와 INS(Inertial Navigation System)를 통합한 형태를 사용하고 있으며, 여기에 다양한 센서를 조합하여 오차를 보정하고 정밀도를 높이는 항법 시스템을 사용하고 있다[1-3].

제어 시스템에서 가장 중요한 것 중 하나는 자세를 결정하는 것이다. 정밀한 자세 결정을 위해 앞서 언급한 GPS/INS 통합항법을 통해서 센서의 바이어스를 추정하는 등의 방법을 사용하고 있다. 하지만 GPS는 교란에 매우 취약해 항공기는 항상 INS 기반의 정밀한 항법시스템을 가장 기본적으로 구축하고 있어야 한다. 가장 일반적인 INS기반의 AHRS의 구성은 3축의 자이로, 가속도계 그리고 지자기계이다. 하지만 INS는 앞서 언급한 바와 같이 시간이 지남에 따라 발생하는 적분오차로 인해 항공기의 경우 고가의 장비를 사용하고 있다. 아래 Table 1은 IMU (Inertial Measurement Unit)의 등급표이다. 고가의 장비뿐만 아니라 저가의 IMU에 대한 기본적인 정보를 표시하였다.

소형 무인기의 지속적인 발전과 동시에 센서의 성능도 발전되고 있다. 특히 AHRS를 구현하

기 위한 저가(Low-cost)의 IMU들의 오차를 줄이는 연구가 활발히 진행 중이다. 가장 일반적인 방법이 확장 칼만 필터를 이용하는 것이다. 이 기법을 이용하여 자세를 추정하는 가장 큰 특징은 일정 범위 이상의 가속도 운동을 하면 가속도 센서를 배제하는 것이다. 가속도계는 중력과 가속도의 구분이 불가능한 특성이 있는데, 대부분의 AHRS 시스템은 기체가 등속도 운동을 한다는 가정으로 자세를 추정한다. 따라서 일반적인 환경에 적용하는 것은 적절하지 않기 때문에 자세를 정확하게 추정하는 것은 상당히 어려운 문제이다[4-9].

결과적으로, 일정한 동적 범위가 넘어서면 관성 센서를 이용한 자세 정확도가 현저히 낮아지므로 기본적인 확장 칼만 필터는 이 범위에서 가속도계의 출력을 활용하지 않는다. 한편, 적응 칼만 필터는 확장 칼만 필터에서는 상수로 취급하는 측정값 오차 공분산(Measurement Noise Covariance)을 현재의 오차 값에 따라 실시간으로 업데이트 하는 방식이다. 여기서 오차는 가속도 센서의 오차로서 중력가속도와 가속도 센서에서 나오는 출력 값의 크기의 차에 절대 값을 취한 값으로 가속도 센서의 특징을 활용한 정의이다. 이 알고리즘의 특징은 공분산을 오차에 따라 변화 시키면서 오차가 클 때 가속도계를 배제하는 것이 아니라 측정 오차 공분산 값을 업데이트 하여 가중치를 조절하는 알고리즘이다. 본 논문에서 제시할 알고리즘도 적응 칼만 필터를 토대로 개발된 알고리즘이다[10-11].

저가의 센서를 사용하는 경우 가속구간 등의 문제를 해결하기 위한 다양한 알고리즘이 존재한다. 그럼에도 불구하고, 진동이 있는 환경에서는 주어진 알고리즘들의 성능이 현저히 저하되는 현상이 발생한다. 따라서 본 연구에서는 저가형 센서를 활용하여 진동환경에서도 오차를 줄일 수 있는 새로운 보정 기법을 제시하고자 한다. 과거 대부분의 가속구간에 대한 대처 기법은 현재의 가속도계의 크기를 기준 값과의 비교를 통해서 측정공분산에 대한 다양한 접근 방법을 시도하는 반면에 본 연구에서 시도된 방법은 현재로부터 과거의 일정시간동안의 측정 정보를 통합적으로 활용하는 방법이다. 이와 같은 방법의 주된 아이디어는 단순 진동으로 인한 가속구간으로의 잘못된 오해를 필터에서 그대로 적용하는 것이 아니라, 과거의 정보를 활용해 진동환경을 인지하고 이를 적용하여 필터에서 능동적으로 활용하는 것이다. 즉, 본 연구에서 현재로부터 과거 N개의 측정값을 순차적으로 활용하여 측정 오차 공분산

Table 1. IMU classification

Class	Gyro bias	Acc bias
Military grade	<0.001 deg/h	< 30 μ g
Navigation grade	0.01 deg/h	50 μ g
Tactical grade	1 deg/h	1mg
AHRS	1-10 deg/h	1mg
Control System	10-1000 deg/h	10mg

값을 조정하는 순차적 측정 오차 공분산 기법 (SMNC, Sequential Measurement Noise Covariance)을 새롭게 제안하였으며 수치 시뮬레이션을 통해서 검증은 완료하였다.

본 논문은 다음과 같은 형태로 구성되어 있다. 먼저, 자세 결정 알고리즘으로 구성된 시스템 모델과 오차 방정식에 대해 설명하였다. 그리고 본 연구에서 제시하는 SMNC기법에 대해 기술하고 마지막으로 이를 수치 시뮬레이션을 통하여 검증하였다.

II. 본 론

2.1 시스템 모델

자세역학을 표현하는 다양한 방법이 존재하지만 본 연구에서는 쿼터니언 (quaternion)을 사용하여 표현한다. 쿼터니언은 비선형이 작고 오일러 표현법에 비하여 특이점이 없다는 장점에 많이 사용되고 있다. 쿼터니언 자세 모델은 아래의 식(1)과 같이 주어진다[12-15].

$$\dot{\mathbf{q}} = \frac{1}{2}\Omega(\omega)\mathbf{q} = \frac{1}{2}\Xi(\mathbf{q})\omega \quad (1)$$

여기에서 $\mathbf{q} = [\mathbf{p}^T q_4]^T = [q_1 \ q_2 \ q_3 \ q_4]^T$ 은 4개의 요소로 나타내며, 각속도는 $\omega = [\omega_x \ \omega_y \ \omega_z]^T$ 같이 나타내며 변환행렬은 다음과 같이 정의된다.

$$\Omega(\omega) = \begin{bmatrix} -[\omega \times] & \omega \\ -\omega^T & 0 \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$\Xi(\mathbf{q}) = \begin{bmatrix} q_4 I_{3 \times 3} + [\mathbf{p} \times] \\ -\mathbf{p}^T \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$[\omega \times] = \begin{bmatrix} 0 & -\omega_z & \omega_y \\ \omega_z & 0 & -\omega_x \\ -\omega_y & \omega_x & 0 \end{bmatrix} \quad (4)$$

여기에서 \mathbf{p} 는 $[q_1 \ q_2 \ q_3]^T$ 를 나타낸다.

쿼터니언은 다음의 수식과 같이 크기에 대한 제약조건을 가지고 있음을 참고하기 바란다.

$$\mathbf{q}^T \mathbf{q} = q_1^2 + q_2^2 + q_3^2 + q_4^2 = 1 \quad (5)$$

따라서, 다음과 같이 정규화를 통해서 지속적으로 갱신을 수행하여 쿼터니언의 제약조건을 만족시켜야 한다[13].

$$\mathbf{q} = \frac{\bar{\mathbf{q}}}{\|\bar{\mathbf{q}}\|} \quad (6)$$

이때, $\bar{\mathbf{q}}$ 정규화를 하기 전의 쿼터니언 값이고 \mathbf{q} 는 정규화한 후의 결과 값이다.

2.2 시스템 오차 방정식

칼만필터를 적용하기 위해서는 시스템 모델을 기반으로 오차 방정식을 정의해야 한다. 본 연구에서 추정하고자 하는 변수는 쿼터니언과 자이로 바이어스이다. 먼저 쿼터니언 오차는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\delta \mathbf{q} = \mathbf{q} \otimes \hat{\mathbf{q}}^{-1} \quad (7)$$

$$\mathbf{q} = [\mathbf{p}^T \ q_4]^T \quad (8)$$

$$\hat{\mathbf{q}}^{-1} = [-\hat{\mathbf{p}}^T \ \hat{q}_4]^T \quad (9)$$

여기에서, \otimes 은 쿼터니언 곱을, \mathbf{q} 는 실제 값을, $\hat{\mathbf{q}}$ 은 쿼터니언의 추정 값을 나타낸다. 쿼터니언에 대한 오차 미분방정식을 획득하기 위하여 식(7)을 시간에 대하여 미분을 수행하고 정리하면 다음과 같이 쿼터니언 오차 방정식을 얻을 수 있다.

$$\delta \dot{\mathbf{p}} = -[\hat{\omega} \times] \delta \mathbf{p} + \frac{1}{2} \delta \omega \quad (10)$$

$$\delta \dot{q}_4 = 0 \quad (11)$$

여기에서, $\hat{\omega}$ 은 각속도 추정 값이고 식(11)은 쿼터니언의 4번째 요소의 오차가 일정하다는 것을 의미한다.

다음으로 Markov process에 의해 각속도와 이것의 바이어스 성분에 대한 미분방정식은 다음과 같이 정의한다[12].

$$\omega = \tilde{\omega} - \beta - \mathbf{w}_g \quad (12)$$

$$\dot{\beta} = \mathbf{w}_{gb} \quad (13)$$

여기에서 ω 는 실제 값, $\tilde{\omega}$ 는 자이로의 측정값이고 w_g 는 자이로의 가우시안(Gaussian) 오차이고, w_{gb} 는 자이로의 바이어스 미분에 대한 가우시안 오차 값이다. 각속도의 추정 값($\hat{\omega}$)은 측정값에 바이어스 추정 값($\hat{\beta}$)을 제거한 형태이고 바이어스 추정에 대한 오차식은 다음과 같이 주어진다.

$$\hat{\omega} = \tilde{\omega} - \hat{\beta} \quad (14)$$

$$\dot{\hat{\beta}} = 0 \quad (15)$$

따라서 각속도 오차는 (12)와 (14)를 이용하면 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$\delta\omega = -(\beta - \hat{\beta} + w_g) = -(\Delta\beta + w_g) \quad (16)$$

(16)과 같이 정의한 각속도 오차를 (10)에 대입하면 $\delta\dot{p}$ 에 대하여 자이로 바이어스가 추가된 형태로 나타낼 수 있다.

$$\delta\dot{p} = -[\hat{\omega} \times] \delta p - \frac{1}{2}(\Delta\beta + w_g) \quad (17)$$

이때, 쿼터니언 오차 값은 오일러 각과 다음과 같은 근사한 관계식이 있다.

$$\delta p \approx \frac{\delta\alpha}{2} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} \delta\phi \\ \delta\theta \\ \delta\psi \end{bmatrix} \quad (18)$$

따라서 (17)을 오일러 각 오차에 대해 표현하면 아래의 (19)와 같이 정리할 수 있다.

$$\delta\dot{\alpha} = -[\hat{\omega} \times] \delta\alpha - (\Delta\beta + w_g) \quad (19)$$

다음으로, 식(19)를 사용하여 오차 방정식을 (20)과 같이 완성시킬 수 있다.

$$\Delta\dot{\tilde{x}} = F(t)\Delta\tilde{x} + G(t)w(t) \quad (20)$$

여기에서 각각의 항은 다음과 같이 정의되며, 추정하고자 하는 상태 변수는 각각 오일러 각과 바이어스이다[12-15].

$$\Delta\tilde{x}(t) = \begin{bmatrix} \delta\alpha^T(t) & \Delta\beta^T(t) \end{bmatrix}^T \quad (21)$$

$$w(t) = \begin{bmatrix} w_g^T & w_{gb}^T \end{bmatrix}^T \quad (22)$$

$$F(t) = \begin{bmatrix} -[\hat{\omega} \times] & -I_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \end{bmatrix} \quad (23)$$

$$G(t) = \begin{bmatrix} I_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & I_{3 \times 3} \end{bmatrix} \quad (24)$$

2.3 측정값(Measurement)

본 논문에서 측정값(Measurement)으로 지자기계와 가속도계를 사용했다. 따라서 측정값 상태 변수(Measurement state, y_k)는 다음과 같다.

$$y_k = \begin{bmatrix} m_b \\ a_b \end{bmatrix}_k \quad (25)$$

여기에서 m_b 는 3축에 대한 지자기계의 출력 값이고, a_b 는 3축에 대한 가속도계의 출력 값이다. 따라서 기존 알고리즘의 측정값 오차 공분산(Measurement Noise Covariance, R_0)을 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$R_0 = \begin{bmatrix} \sigma_m \times I_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & \sigma_a \times I_{3 \times 3} \end{bmatrix} \quad (26)$$

이때, σ_m, σ_a 는 지자기계와 가속도계의 잡음에 대한 표준편차 값이다[12].

2.4 순차적 측정 오차 공분산(SMNC) 기법

가속구간에서도 적절히 자세를 결정하는 적응 공분산기법(적응 칼만 필터) 방식은 매우 효과적으로 적용이 가능하다. 다만, 진동이 발생하는 환경에서는 이와 같은 방법은 자세를 결정하는데 문제를 발생하게 된다. 이것은 단순 진동상황을 가속구간으로 판단하고 측정 공분산 값을 증가시켜 가속도계를 상대적으로 배제하기 때문이다. 결국, 자세결정의 성능이 현저히 저하되는 현상이 발생한다. 따라서 저가의 센서를 이용하는 경우에는 조금 더 효과적인 방법의 제안이 필요하다.

일반적으로 진동이 존재하는 환경에서 저사양의 관성 센서는 이에 따른 오차가 증가하게 된다. 일반적으로 많이 발생하는 랜덤 진동오차(Random Vibration error)가 존재하며, 센서의 선형성의 비대칭 또는 비선형에 의한 바이어스 오차(Biased error)가 존재한다. 본 연구에서는 진동환경에서의 센서의 랜덤 진동오차의 증가에 대해서만 논하였다[17].

먼저, 진동상황을 인지하는 것이 무엇보다 중요하다. 현재의 가속도계 정보만 가지고 진동 상황을 판단하는 것은 매우 어려운 문제일 수 있다. 본 연구에서 제안하는 순차적 측정 오차 공분산 기법(Sequential Measurement Error Covariance)은 기존의 현재 측정값에 의존하는 방식이 아닌 현재로부터 과거의 N 개의 가속도계 측정정보를 활용하는 것이 주된 아이디어이다. 즉, 과거의 가속도 정보를 통합적으로 활용함으로써 진동상황의 인지가 가능하게 된다. 본 기법에 대한 전체적인 개념이 다음의 그림에 잘 나타나 있다.

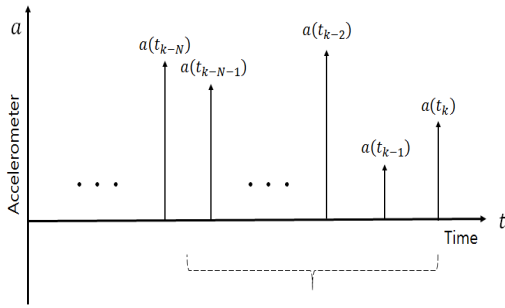


Fig. 1. Sequential Measurement of Accelerometer

기존의 알고리즘과 구체적으로 비교를 하면 다음과 같다. Fig. 1에서 보는 바와 같이 기존의 적응 칼만 필터 알고리즘은 현재 가속도계 값인 $a(t_k)$ 만을 고려하여 변형된 적응 공분산을 적용한다. 그러나 본 연구에서 제안한 기법은 과거의 N 개의 정보를 추가적으로 활용하는 기법으로 현재의 측정값을 포함한 총 $N+1$ 개의 정보를 동시에 순차적으로 활용하는 방법이다.

여기에서, 주어진 매시간 가속도계에 대한 오차는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$s_k = \left| \sqrt{\mathbf{a}_b(t_k)^T \mathbf{a}_b(t_k)} - \sqrt{\mathbf{a}_n^T \mathbf{a}_n} \right| \quad (27)$$

여기에서 $\mathbf{a}_b(t_k)$ 는 현재 가속도계의 측정값이고 $\sqrt{\mathbf{a}_n^T \mathbf{a}_n}$ 은 가속도계의 기준 값인 중력 가속도 값이다. 즉, 식 (25)는 현재의 가속도계의 측정값과 중력가속도와와의 차이에 대한 절대 값이다. 이를 활용해 실시간으로 공분산을 지속적으로 갱신한다.

본 논문에서 제안한 순차적 측정 공분산 R (Measurement Covariance)은 다음과 같이 구현된다.

$$R = R_0 + \begin{bmatrix} 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & \left(\lambda \sum_{j=0}^N \beta_j s_{N-j}^2 \right) I_{3 \times 3} \end{bmatrix} \quad (28)$$

여기에서 λ 는 설계 파라미터이다. λ 의 값이 증가하면 가속도계의 가중치가 낮아지게 된다. 따라서 가속도계 센서의 성능에 따라 적절한 값을 설정해야한다. β_j 는 매시간에 측정된 기준 값에 대한 가중치를 설정하기 위한 설계 파라미터이고 0부터 1까지의 범위를 가진다. 예를 들어 모든 β_j 을 동일한 값으로 설정하게 되면 N 개의 오차

데이터를 모두 동일한 신뢰도로 사용한다는 의미이다. s_{N-j}^2 는 N -번째 측정값과 중력가속도의 차이 값인 오차로서 식 (27)의 제곱이다. 또한, 제안된 기법인 식 (28)을 살펴보면 다음과 같은 특징이 있다. 만일 N 값을 1이라고 가정하면, 기존의 적응 공분산기법 [10-11]과 유사한 결과를 나타나게 된다. 또한 가중치를 조절함으로써 과거의 정보보다는 현재의 정보를 또는 그 반대로 설정이 가능함으로써 좀 더 유연한 설계가 가능하다는 장점을 지니고 있다.

2.5 시뮬레이션

진동을 포함한 외란이 존재하더라도 기존의 알고리즘보다 성능 향상을 기대할 수 있는 순차적 측정 오차 공분산기법에 대한 수치 시뮬레이션을 수행하였다. 수치 시뮬레이션에 사용되는 센서는 자이로, 가속도계, 지자기계이다. 시뮬레이션을 위하여 오일러 운동 방정식과 쿼터니언 미분 방정식을 사용하여 쿼터니언과 각속도의 실제 값을 생성하였으며, 센서의 바이어스 및 잡음 등에 대한 표준편차 값은 Table 2에 정리하였다.

본 시뮬레이션에 있어서, 가속도계와 지자기계에 대한 바이어스 성분은 없다고 가정하였다. 이와 같은 시뮬레이션은 과거의 알고리즘과 비교하는데 영향이 없음을 참고하기 바란다. 시뮬레이션에서 저가의 센서를 구현위해서 MPU6150을 참조하였다. 센서의 갱신주기는 10Hz로 설정하였다. 또한, 본 논문에서 제시한 알고리즘의 설계 파라미터 값은 λ 은 0.05, N 은 4, β_j 는 1로 설정하였다. 마지막으로 외란이나 기동, 그리고 일정한 크기의 외란과 진동상황을 포함한 시뮬레이션하기 위하여 Table 3과 같은 시나리오로 추가하였다. 본 시나리오에서는 약 5~10초와 40~45초 사이에 외란을 적용하였다. 첫 번째 구간(5 ~ 10sec)에서는 가속구간을 의미하며, 두 번째 구간(40 ~ 45sec)은 진동이 존재한다고 가정하였다. 추가된 진동은 Table 3에 설정되어 있는 것과 같이 가우시안 분포를 갖는다고 가정하였다[16-17]. 자세 결정을 위한 확장 칼만 필터기법과 비교를

Table 2. Sensor data Spec.

	Noise Std	Bias
Gyro	0.1 deg/s	10deg/h
Accelerometer	0.03 g	-
Magnetometer	3 mGauss	-

Table 3. Simulation Scenario

time(sec)	disturbance	
5 ~ 10	$3m/s^2$	Acceleration area
40 ~ 45	$\pm 9m/s^2(3\sigma)$	Random Vibration area

시도하였다. 즉, 일정 가속도의 범위가 일정 범위를 넘어가면 가속도 센서를 사용하지 않는 기법과의 비교를 실행 하였다. 따라서 기존방법과 제안된 기법이 자세와 바이어스 오차가 공분산값의 범위 내 (3σ)에서 잘 수렴하는지를 확인함으로써 성능을 비교 평가하였다.

수치 시뮬레이션을 수행한 결과가 다음의 그림 Fig. 2 ~ Fig. 5에 잘 나타나 있다. 먼저 기존의 확장 칼만 필터 기반의 알고리즘을 활용한 결과가 Fig. 2와 3이다. 결과를 살펴보면 일정한 가속구간을 가정했던 첫 번째 구간(5~10초)에서는 자세오차가 3σ 를 약간 벗어나는 현상을 보이거나 적절히 잘 수렴하고 있는 것을 알 수 있다. 그러나 40~45초에 진동상황을 가정한 경우에는 자세와 자이로 바이어스가 3σ 를 매우 크게 벗어나면서 오차가 급증하는 것을 볼 수 있다. 이와 같은 현상은 외란에 의해 센서의 성능이 낮아지면서 실제 자세 값과 추정 값의 차이가 커져 나타나는 현상이다.

다음으로, 본 논문에서 제시한 알고리즘을 활용한 결과인 Fig. 4와 5는 앞서 언급한 시나리오의 상황에서 자세와 바이어스에 대한 공분산값도 증가하는 현상을 보이고 있다. 이것은 제시한 방법 식(25)에 의해서 현재 값과 과거 값에 의하여 적응적으로 값을 변화하기 때문이다. 하지만 실제 자세오차가 기존의 방식보다 매우 안정적으로 3σ 안에 들어오는 것을 확인하였다. 특히, 진동에 의한 외란이 추가 되는 시간인 40~45초 사이에서도 오차가 안정적으로 수렴하고 있음을 알 수 있다. 이와 같은 이유는 제안된 기법이 진동상황을 인지하여 가속도 측정값을 완전히 배제하는 것이 아니라 적절히 활용하고 있기 때문이다.

여기까지, 수치 시뮬레이션을 통해 두 알고리즘의 성능을 비교하였다. 일반적으로 기존에 알려진 기법은 가속구간에서 가속도계의 측정값이 일정 값보다 커지면 가속도계의 출력을 제거함으로써 상당한 성능향상을 보이고 있는 것이 사실이다. 그러나 진동상황과 일정한 외란을 추가한 시나리오에서는 적절히 대응을 못하고 있는 것을

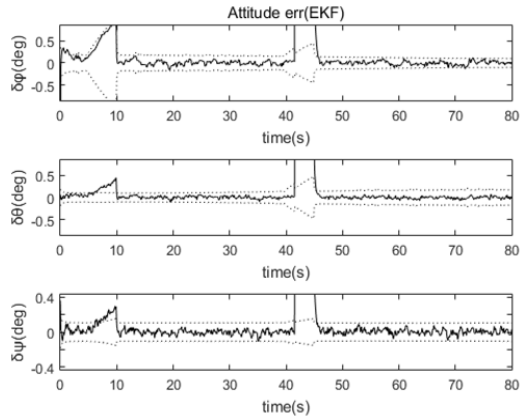


Fig. 2. Attitude error of EKF

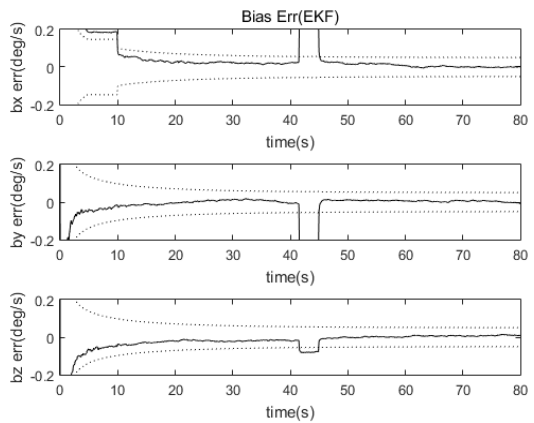


Fig. 3. Bias error of EKF

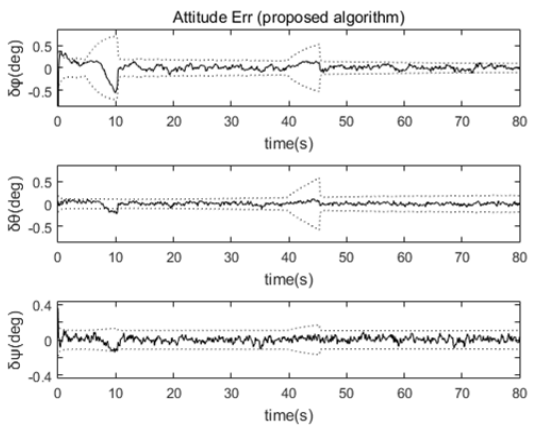


Fig. 4. Attitude error of proposed SMNC

결과 그래프로부터 볼 수 있다. 이것은 저가 자이로의 경우 바이어스와 잡음특성이 매우 좋지 않기 때문이다.

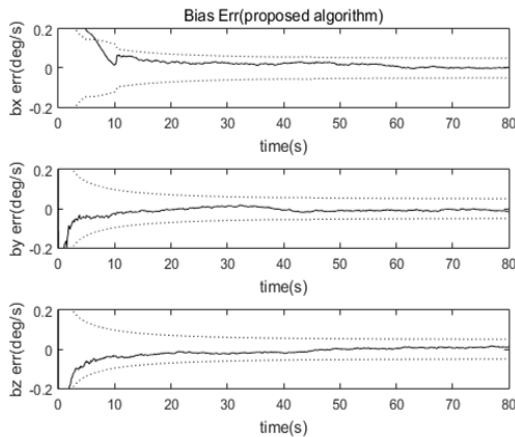


Fig. 5. Bias error of proposed SMNC

즉, 바이어스의 추정이 원하는 수준이하로 되지 않으면, 각속도의 추정이 불가하게 되고 이것은 직접적으로 자세에 영향을 주기 때문이다.

본 논문에서 제안한 알고리즘은 저가의 센서를 사용하고 있음에도 불구하고 자이로의 바이어스 추정은 물론, 각속도, 그에 따른 자세까지 충분히 보상하고 있음을 알 수 있다. 즉, 본 논문에서 제시한 알고리즘이 진동상황에서 기존의 알고리즘보다 자세 및 바이어스 추정함에 있어서 훨씬 안정적이라는 사실을 수치 시뮬레이션을 통해서 검증하였다.

III. 결 론

일반적으로 저가의 센서를 사용하는 경우 가속구간에서는 성능저하가 예상이 되고 있으며, 이를 해결하기 위한 다양한 기법들이 제안되었지만, 이들은 진동상황에서는 매우 취약하다. 따라서 신뢰성 높은 시스템에 있어서는 고가의 장비가 필수적으로 사용이 되고 있다. 하지만 고가의 장비를 사용할 수 없는 경우 외란이 가해지는 상황에 대해 매우 취약함을 알 수 있다. 본 연구에서는 이와 같은 문제점을 해결하고자 순차적 측정 공분산 기법이라는 새로운 기법을 제안하였다. 이 기법은 과거의 정보를 활용하여 현재의 적절한 측정 공분산값을 변화시킴에 따라 기존의 가속구간뿐만 아니라 진동상황에도 적절히 대응하고 있음을 수치적으로 증명하였다. 저가의 센서를 사용하더라도 충분히 신뢰성 높은 자세 결정 시스템으로써 활용이 가능할 것으로 판단된다.

후 기

본 연구는 한국연구재단의 기본연구지원사업(NRF-2015R1D1A1A01058978)의 지원을 받아 수행되었습니다. 지원에 감사드립니다.

References

- 1) Lee, Eun-Sung, et al. "GPS Carrier Multipath Estimation While Attitude Determination." *Journal of the Korean Society for Aeronautical & Space Sciences* 33.3 (2005): 65-70.
- 2) Babu, Ravindra, and Jinling Wang, "Improving the quality of IMU-derived Doppler estimates for ultra-tight GPS/INS integration." *GNSS2004*, 2004, 16-19.
- 3) Cho, Am, et al. "Quaternion-based AHRS improved by inertial sensor bias compensation", *KSAS Fall Conference*, 2012, 2066-2070.
- 4) Yu, Hae-Sung, et al. "Performance improvement of SDINS attitude error estimation using GPS for bank-to-turn flight vehicle." *Journal of the Korean Society for Aeronautical & Space Sciences* 39.2 (2011): 128-136.
- 5) Lai, Ying-Chih, Shau-Shiun Jan, and Fei-Bin Hsiao. "Development of a low-cost attitude and heading reference system using a three-axis rotating platform." *Sensors* 10.4 (2010): 2472-2491.
- 6) Roetenberg, Daniel, et al. "Compensation of magnetic disturbances improves inertial and magnetic sensing of human body segment orientation." *Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, *IEEE Transactions on* 13.3 (2005): 395-405.
- 7) Foxlin, Eric. "Inertial head-tracker sensor fusion by a complementary separate-bias Kalman filter." *Virtual Reality Annual International Symposium*, 1996., *Proceedings of the IEEE* 1996. *IEEE*, 1996.
- 8) Sabatini, Angelo M. "Quaternion-based extended Kalman filter for determining orientation by inertial and magnetic sensing." *Biomedical Engineering*, *IEEE Transactions on*

53.7 (2006): 1346-1356.

9) Gebre-Egziabher, Demoz, Roger C. Hayward, and J. David Powell. "Design of multi-sensor attitude determination systems." *Aerospace and Electronic Systems, IEEE Transactions on* 40.2 (2004): 627-649..

10) Li, Wei, and Jinling Wang. "Effective adaptive Kalman filter for MEMS-IMU/magnetometers integrated attitude and heading reference systems." *Journal of Navigation* 66.01 (2013): 99-113.

11) Calusdian, James, Xiaoping Yun, and Eric Bachmann. "Adaptive-gain complementary filter of inertial and magnetic data for orientation estimation." *Robotics and Automation (ICRA), 2011 IEEE International Conference on. IEEE, 2011.*

12) Crassidis, John L., and John L. Junkins. *Optimal estimation of dynamic systems.* CRC press, 2011.

13) Trawny, Nikolas, and Stergios I.

Roumeliotis. "Indirect Kalman filter for 3D attitude estimation." University of Minnesota, Dept. of Comp. Sci. & Eng., Tech. Rep 2 (2005): 2005.

14) Yun, Xiaoping, et al. "An improved quaternion-based Kalman filter for real-time tracking of rigid body orientation." *Intelligent Robots and Systems, 2003.(IROS 2003). Proceedings. 2003 IEEE/RSJ International Conference on. Vol. 2. IEEE, 2003.*

15) Diebel, James. "Representing attitude: Euler angles, unit quaternions, and rotation vectors." *Matrix* 58.15-16 (2006): 1-35.

16) Pethel, Stephen J. "Test and evaluation of high performance micro electro-mechanical system based inertial measurement units." *Position, Location, And Navigation Symposium, 2006 IEEE/ION. IEEE, 2006.*

17) Groves, Paul D. *Principles of GNSS, inertial, and multisensor integrated navigation systems.* Artech house, 2013.