

<학술논문>

DOI <http://dx.doi.org/10.3795/KSME-A.2016.40.9.783>ISSN 1226-4873(Print)
2288-5226(Online)

IMU기반 자세결정의 정확도 향상을 위한 가속도 보상 메카니즘 비교

이 정 근^{**}

* 한경대학교 기계공학과

Comparison of Acceleration-Compensating Mechanisms for Improvement of IMU-Based Orientation Determination

Jung Keun Lee^{**†}

* Dept. of Mechanical Engineering, Hankyong Nat'l Univ.

(Received February 1, 2016 ; Revised July 6, 2016 ; Accepted July 19, 2016)

Key Words: IMU(관성측정장치), Orientation(자세), Acceleration-compensating Mechanism(가속도 보상 메카니즘), Kalman Filter(칼만필터), Accelerometer(가속도계)

초록: IMU기반 자세결정에 있어 추정 정확도의 저하요인 중 주요한 한 가지는 운동체의 가속도이다. 이는 가속도가 크게 발생하는 경우 가속도계 신호는 더이상 수직축 참조벡터가 될 수 없기 때문이다. 이에 대한 대책으로 일부 자세추정 알고리즘에서는 가속도 보상 메카니즘이 적용되어 왔다. 가장 보편적이고 간단한 스위칭 방법부터 적응추정방식, 가속도 모델기반 방식 등이 제안되어 왔으나, 이들 보상 메카니즘에 대한 비교분석은 이루어 지지 않았다. 본 논문은 쿼터니언기반의 Pseudo 칼만필터를 바탕으로 하여 세 가지 가속도 보상 메카니즘의 성능을 비교분석하였다. 가속조건 실험 분석을 통해 다음을 확인할 수 있었다. (1) 가속구간에서의 추정정확도 저하를 방지하기 위해선 가속도 보상 메카니즘이 반드시 필요하다. (2) 단순 스위칭 방법도 상당한 효과를 보였으나, 보다 정교한 적응추정 방식과 가속도 모델방식이 동등수준으로 가장 정확한 결과를 보였다.

Abstract: One of the main factors related to the deterioration of estimation accuracy in inertial measurement unit (IMU)-based orientation determination is the object's acceleration. This is because accelerometer signals under accelerated motion conditions cannot be longer reference vectors along the vertical axis. In order to deal with this issue, some orientation estimation algorithms adopt acceleration-compensating mechanisms. Such mechanisms include the simple switching techniques, mechanisms with adaptive estimation of acceleration, and acceleration model-based mechanisms. This paper compares these three mechanisms in terms of estimation accuracy. From experimental results under accelerated dynamic conditions, the following can be concluded. (1) A compensating mechanism is essential for an estimation algorithm to maintain accuracy under accelerated conditions. (2) Although the simple switching mechanism is effective to some extent, the other two mechanisms showed much higher accuracies, particularly when test conditions were severe.

1. 서 론

관성 측정 장치 IMU(inertial measurement unit)를 이용하여 운동체의 자세(orientation)를 결정하는 센서융합과정은 로봇, 무인항공기, 인체역학 등에서 광범위하게 적용되고 있다.⁽¹⁻³⁾ 칼만필터

(Kalman filter)는 3축 가속도계, 3축 지구자기센서, 3축 자이로스코프로 구성된 9축 IMU기반 자세결정에 있어 센서융합의 도구로 가장 많이 활용되고 있다.⁽⁴⁻⁷⁾

IMU기반 자세결정에 있어 추정 정확도의 저하요인 중 주요한 한 가지는 운동체의 가속도이다. 가속도계가 감지하는 중력가속도 성분은 3차원 자세추정에 있어 수직축 보정을 가능하게 한다. 이것은 정적조건 또는 정속조건에서는 별도의 운동

† Corresponding Author, jklee@hknu.ac.kr

© 2016 The Korean Society of Mechanical Engineers

체 가속도가 없으므로 중력가속도가 가속도계 신호의 대부분을 차지하기 때문이다. 하지만 동적조건, 특히 가속도가 크게 발생하는 경우 가속도계 신호는 더이상 직접적인 수직축 참조벡터가 될 수 없다. 따라서 정적조건에서만 만족되는 가정을 운동체의 가속도가 존재하는 동적조건에 적용하면 자세추정에 큰 오차를 발생시킨다.

이에 대한 대책으로 일부 자세추정 알고리즘에서는 가속도 보상 메카니즘(acceleration-compensating mechanism)이 적용되어 왔다. 가장 널리 사용되면서도 가장 간단한 방법은 가속도계 신호의 크기가 중력가속도 크기 g 와 다르면 동적조건이라 판단하여 조건별로 참조벡터^(3,5) 또는 칼만필터의 공분산 행렬⁽⁸⁾ 등을 스위칭(switching)시키는 방법이다. 한편 서⁽⁹⁾는 칼만필터의 레지듀얼(residual)을 적응추정(adaptive estimation)하고 측정오차 공분산 행렬을 변화시키는 방식의 가속도 보상 메카니즘을 제안하였다. 또한 Roetenberg 등⁽¹⁰⁾과 이 등⁽¹¹⁾은 마르코프 연쇄(Markov chain) 진행의 가속도 모델을 도입하여 가속도 보상을 하였다.

이들 방법들은 각각 제안하는 보상 메카니즘을 적용하는 경우와 적용하지 않는 경우를 비교하여 적용시의 자세추정 향상이 소개되었다. 하지만, 아직까지 가속도 보상 메카니즘간의 비교를 통해 메카니즘의 성능을 비교, 분석하는 연구는 이루어지지 않았다.

본 논문은 쿼터니언(quaternion)기반의 Pseudo 간접 칼만필터에 세가지 다른 가속도 보상 메카니즘을 적용하여 자세추정에 있어서 성능을 비교분석하였다.

2. 칼만필터 및 가속도 보상 메카니즘

2.1 쿼터니언 오차 및 센서신호 모델

이동 센서좌표계(sensor frame, S)에 대한 고정 관성좌표계(inertial reference frame, I)의 자세를 나타내는 자세행렬 S_A (간략히 A)는 아래와 같이 쿼터니언 $\mathbf{q} = [q_0 \quad \mathbf{e}^T]^T$ 로 표시 가능하다.⁽¹²⁾

$${}^S_A = A(\mathbf{q}) = (q_0^2 - \mathbf{e}^T \mathbf{e})\mathbf{I}_3 + 2\mathbf{e}\mathbf{e}^T - 2q_0[\mathbf{e}\times] \quad (1)$$

여기서 q_0 와 $\mathbf{e} = [q_1 \quad q_2 \quad q_3]^T$ 는 각각 쿼터니언의 스칼라와 벡터성분이며, 기호 $[\mathbf{e}\times]$ 는 3×3 행렬로서 3×1 벡터 \mathbf{e} 에 대한 외적행렬(cross product)을 의미한다. 본 논문이 다루는 간접 칼만필터는 쿼터니언 $\mathbf{q} \in R^4$ 이 아닌 쿼터니언 오차 $\mathbf{q}_e \in R^3$ 가

칼만 상태변수로 설정된다. 쿼터니언 오차 \mathbf{q}_e 는 스칼라 성분에 1을 취하여 $\tilde{\mathbf{q}}_e = [1 \quad \mathbf{q}_e^T]^T \in R^4$ 를 구성한 후, 추정값 $\hat{\mathbf{q}}$ 에 포함된 오차를 다음과 같이 나타낸다.

$$\mathbf{A}(\mathbf{q}) = \mathbf{A}(\tilde{\mathbf{q}}_e) \mathbf{A}(\hat{\mathbf{q}}) \quad (2)$$

여기서 $\mathbf{A}(\tilde{\mathbf{q}}_e)$ 는 식 (1)에 $\tilde{\mathbf{q}}_e$ 를 대입한 것으로 \mathbf{q}_e 가 작은 값을 고려하여 $\mathbf{q}_e^T \mathbf{q}_e$ 와 $\mathbf{q}_e \mathbf{q}_e^T$ 를 생략하면 다음 식으로 간략화 된다.

$$\mathbf{A}(\tilde{\mathbf{q}}_e) \approx \mathbf{I}_3 - 2[\mathbf{q}_e \times] \quad (3)$$

3축 자이로스코프(G), 3축 가속도계(A), 그리고 3축 마그네토미터(M)의 신호는 다음과 같이 모델링 될 수 있다.⁽⁵⁾

$$\mathbf{s}_G = {}^S \boldsymbol{\omega} + \mathbf{n}_G \quad (4a)$$

$$\mathbf{s}_A = \mathbf{A}(\mathbf{q})^T \mathbf{g} + {}^S \mathbf{a} + \mathbf{n}_A \quad (4b)$$

$$\mathbf{s}_M = \mathbf{A}(\mathbf{q})^T \mathbf{m} + \mathbf{n}_M \quad (4c)$$

여기서 $\boldsymbol{\omega}$ 는 각속도, \mathbf{g} 는 중력벡터, \mathbf{a} 는 센서 가속도벡터, \mathbf{m} 는 지구자기장벡터이며, \mathbf{n} 들은 각 센서의 신호잡음이다. 이때 (4b)의 ${}^S \mathbf{g}$ 와 (4c)의 ${}^S \mathbf{m}$ 는 각각 수직, 수평축에 해당하는 고정 참조벡터이다.

2.2 Pseudo 간접 칼만 필터

쿼터니언 스트랩다운(strapdown) 적분식을 이용한 진행모델(process model)은 다음과 같다.

$$\mathbf{q}_t = \Phi_{t-1} \mathbf{q}_{t-1} + \mathbf{w}_{\mathbf{q}, t-1} \quad (5)$$

여기서 상태전이행렬(state transition matrix) Φ_{t-1} 는

$$\Phi_{t-1}(\mathbf{s}_G) = \mathbf{I}_{4 \times 4} + \frac{\Delta t}{2} \begin{bmatrix} 0 & -\mathbf{s}_{G,t-1}^T \\ \mathbf{s}_{G,t-1} & -[\mathbf{s}_{G,t-1} \times] \end{bmatrix} \quad (6)$$

이며 Δt 는 샘플링 간격이다. 또한 진행 잡음(white Gaussian process noise) $\mathbf{w}_{\mathbf{q}, t-1}$ 는

$$\mathbf{w}_{\mathbf{q}, t-1} = -\frac{\Delta t}{2} \begin{bmatrix} -\mathbf{e}^T \\ [\mathbf{e}\times] + q_0 \mathbf{I} \end{bmatrix} \mathbf{n}_G \quad (7)$$

다음으로 측정모델(measurement model) 도출을 위하여, 식 (4b)와 식 (4c)에 식 (2)를 대입하여 정리하면,

$$\mathbf{s}_A - \mathbf{A}(\hat{\mathbf{q}})^T \mathbf{g} = 2[\mathbf{A}(\hat{\mathbf{q}})^T \mathbf{g}] \times \mathbf{q}_e + \mathbf{a} + \mathbf{n}_A \quad (8a)$$

$$\mathbf{s}_M - \mathbf{A}(\hat{\mathbf{q}})^T \mathbf{m} = 2[\mathbf{A}(\hat{\mathbf{q}})^T \mathbf{m}] \times \mathbf{q}_e + \mathbf{n}_M \quad (8b)$$

식 (8)을 이용하여 다음의 측정모델식이 성립된다.

$$\mathbf{z}_t = \mathbf{H}_t \mathbf{q}_{e,t} + \mathbf{v}_t \quad (9)$$

여기서, 관측벡터 \mathbf{z}_t , 관측행렬 \mathbf{H}_t , 측정잡음 \mathbf{v}_t 는 다음과 같다.

$$\mathbf{z}_t = \begin{bmatrix} \mathbf{s}_A - \mathbf{A}(\hat{\mathbf{q}})' \mathbf{g} \\ \mathbf{s}_M - \mathbf{A}(\hat{\mathbf{q}})' \mathbf{m} \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$\mathbf{H} = 2 \begin{bmatrix} [\mathbf{A}(\hat{\mathbf{q}})' \mathbf{g}] \times \\ [\mathbf{A}(\hat{\mathbf{q}})' \mathbf{m}] \times \end{bmatrix}, \quad (11)$$

$$\mathbf{v}_t = \begin{bmatrix} \mathbf{a} + \mathbf{n}_A \\ \mathbf{n}_M \end{bmatrix} \quad (12)$$

진행모델과 측정모델이 도출되면, pseudo 간접 칼만필터의 절차는 다음과 같다. 우선 식 (5)로부터 예측 쿼터니언은

$$\hat{\mathbf{q}}_t^- = \Phi_{t-1} \mathbf{q}_{t-1}^+ \quad (13)$$

여기서, 우측 위첨자 -는 예측값을 (*a priori*), +는 보정값을 (*a posteriori*) 의미한다. 다음으로 보정 쿼터니언 오차 $\mathbf{q}_{e,t}^+$ 는

$$\mathbf{q}_{e,t}^+ = \mathbf{Q}_{t-1} \mathbf{H}^T (\mathbf{H} \mathbf{Q}_{t-1} \mathbf{H}^T + \mathbf{R}_t)^{-1} \mathbf{z}_t \quad (14)$$

여기서 \mathbf{Q} 와 \mathbf{R} 은 각각 진행잡음 \mathbf{w}_q 와 측정잡음 \mathbf{v} 에 대한 공분산행렬이다. 이때 \mathbf{R} 은 다음과 같다.

$$\mathbf{R}_t = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_A + \mathbf{R}_{acc} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{R}_M \end{bmatrix} \quad (15)$$

여기서 \mathbf{R}_A 와 \mathbf{R}_M 는 각각 $\sigma_A^2 \mathbf{I}$ 와 $\sigma_M^2 \mathbf{I}$ 이며 (σ_A 와 σ_M 는 정적조건에서 계측된 \mathbf{n}_A 와 \mathbf{n}_M 의 표준편차), \mathbf{R}_{acc} 는 가속도 보상 메카니즘의 핵심으로 다음 절에서 다루겠다.

식 (9)에서 \mathbf{z}_t 와 \mathbf{H} 는 쿼터니언에 대한 함수로 식 (5)를 통해 예측된 쿼터니언이 대입되어진다. 최종적으로 쿼터니언 곱을 통해 보정 쿼터니언이 추정된다.

$$\hat{\mathbf{q}}_t^+ = \hat{\mathbf{q}}_t^- \otimes \tilde{\mathbf{q}}_{e,t}^+ \quad (16)$$

여기서 \otimes 는 쿼터니언 곱을 의미한다. 식 (5)의 예측과정은 쿼터니언을 직접 구하고 있으며, 식 (14)의 보정과정은 쿼터니언 오차를 구하고 있음에 주목하기 바란다. 즉, 예측과정부터 쿼터니언 오차를

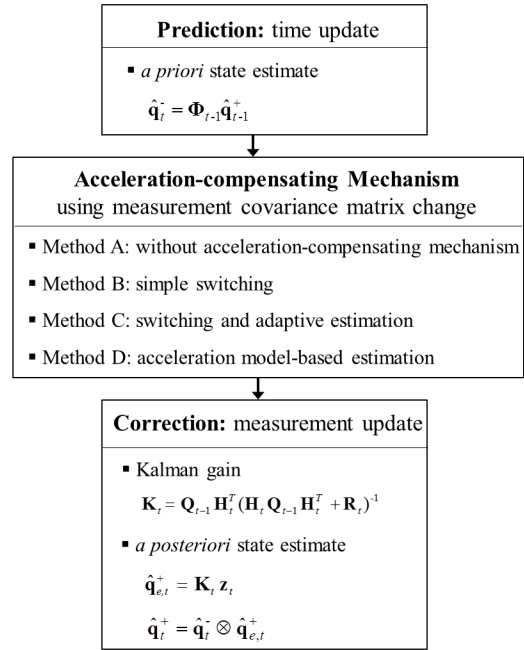


Fig. 1 Process flow of the Kalman filter and acceleration-compensating mechanism

구하는 간접 칼만필터와는 다른 방식의 pseudo 간접 칼만필터이다.⁽¹²⁾

2.3 가속도 보상 메카니즘

Fig. 1에서 보듯, 앞서 기술한 Pseudo 칼만필터에 가속도 보상 메카니즘을 적용하지 않은 경우 (Method A)와 다음의 세가지 가속도 보상 메카니즘이 각각 적용된 경우가 비교된다: 스위칭 기법을 적용한 경우(Method B), 적응추정 방식을 적용한 경우(Method C), 그리고 가속도 모델방식을 적용한 경우(Method D).

2.3.1 Method B: 스위칭 기법

정적 조건에서 가속도계 신호의 크기는 9.8m/s²라는 점을 이용하여 가속도계 신호의 크기에 따라 정적조건과 동적조건을 나누어 \mathbf{R}_{acc} 를 바꾸는 기법으로, 일반적으로 많이 사용되는 간단한 메카니즘이다. 즉,

$$\begin{aligned} \text{If } |\mathbf{s}_A - 9.8m/s^2| < \varepsilon \\ \mathbf{R}_{acc} &= \mathbf{0} \\ \text{else} \\ \mathbf{R}_{acc} &= \infty \end{aligned} \quad (17)$$

여기서 ε 는 문턱값(threshold)이다.

2.3.2 Method C: 적응추정 방식

본 방법은 서⁽⁹⁾에 소개된 메카니즘으로 외부가

속도가 칼만필터의 레지듀얼(residual) \mathbf{r}_t 을 통해 추정되어 보상되어진다. 우선, 본 제안방법에서의 레지듀얼은 관측벡터(measurement vector) \mathbf{z}_t 와 동일하며, 레지듀얼에 대한 기대연산자 E 를 취한 공분산을 \mathbf{U}_t 라 하면 다음과 같이 근사화될 수 있다.

$$\mathbf{U}_t = E(\mathbf{r}_t \mathbf{r}_t^T) \approx \frac{1}{M_1} \sum_{i=0}^{M_1-1} \mathbf{r}_{t-i} \mathbf{r}_{t-i}^T \quad (18)$$

한편, 식 (14)를 고려하면

$$\mathbf{U}_t = \mathbf{H}_a \mathbf{Q}_{t-1} \mathbf{H}_a^T + \mathbf{R}_A + \mathbf{R}_{acc} \quad (19)$$

여기서 \mathbf{H}_a 는 식 (11)의 첫번째 성분으로 $2[(\mathbf{A}(\hat{\mathbf{q}})^T \mathbf{g}) \times]$ 이다. $E(\mathbf{r}_t \mathbf{r}_t^T)$ 는 대칭행렬로 고유벡터(eigenvector) $\mathbf{u}_{i,t}$ 와 고유값(eigenvalue) $\lambda_{i,t}$ 가 존재하므로 다음과 같이 표현가능하다.

$$E(\mathbf{r}_t \mathbf{r}_t^T) = \sum_{i=1}^3 \lambda_{i,t} \mathbf{u}_{i,t} \mathbf{u}_{i,t}^T \quad (20)$$

또한 pseudo 코드 도출을 위해 다음을 정의하였다.

$$\mu_{i,t} \equiv \mathbf{u}_{i,t}^T (\mathbf{H}_a \mathbf{Q}_{t-1} \mathbf{H}_a^T + \mathbf{R}_A) \mathbf{u}_{i,t} \quad (21)$$

이때 $\mathbf{u}_{i,t} \geq \mathbf{0}$ 이고 $\mathbf{H}_a \mathbf{Q}_{t-1} \mathbf{H}_a^T + \mathbf{R}_A \geq \mathbf{0}$ 이므로 $\lambda_{i,t} \geq 0$ 이고 $\mu_{i,t} \geq 0$ 이며 다음이 성립한다.

$$\mathbf{U}_t - (\mathbf{H}_a \mathbf{Q}_{t-1} \mathbf{H}_a^T + \mathbf{R}_A) = \sum_{i=1}^3 (\lambda_{i,t} - \mu_{i,t}) \mathbf{u}_{i,t} \mathbf{u}_{i,t}^T \quad (22)$$

이를 바탕으로 \mathbf{R}_{acc} 에 대한 적응형 추정알고리즘이 다음과 같이 도출된다.

$$\begin{aligned} & \text{If } \max(\lambda_{i,t} - \mu_{i,t}) < \gamma (j = t, t-1, \dots, t-M_2) \\ & \quad \mathbf{R}_{acc} = \mathbf{0} \\ & \text{else} \\ & \quad \mathbf{R}_{acc} = \sum_{i=1}^3 \max(\lambda_{i,t} - \mu_{i,t}) \mathbf{u}_{i,t} \mathbf{u}_{i,t}^T \end{aligned} \quad (23)$$

여기서 γ 는 문턱값이다.

2.3.3 Method D: 가속도모델 방식

Case 3은 다음의 1차 마르코프 연쇄식을 적용한 가속도 모델을 기반으로 한다.⁽¹¹⁾

$${}^S \mathbf{a}_t = c_a {}^S \mathbf{a}_{t-1} + \boldsymbol{\varepsilon}_{A,t} \quad (24)$$

여기서 $0 \leq c_a \leq 1$ 이며 $\boldsymbol{\varepsilon}_A$ 는 가속도 모델 오차벡터이다. 식 (24)를 식 (8.b)에 대입하면 다음과 같다.

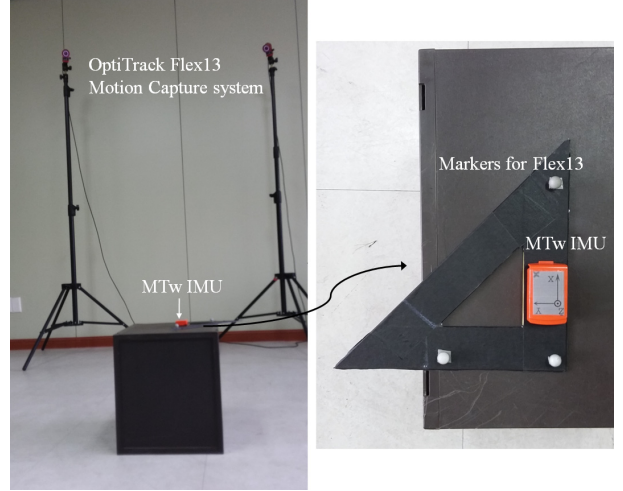


Fig. 2 Test setup and environment

$$\begin{aligned} \mathbf{s}_A - \mathbf{R}(\hat{\mathbf{q}})^T \mathbf{g} - c_a {}^S \mathbf{a}_{t-1} \\ = 2[\mathbf{R}(\hat{\mathbf{q}})^T \mathbf{g}] \times \mathbf{q}_e + \boldsymbol{\varepsilon}_t + \mathbf{n}_A \end{aligned} \quad (25)$$

따라서, 관측벡터 식 (10)에서 $\mathbf{s}_A - \mathbf{R}(\hat{\mathbf{q}})^T \mathbf{g}$ 가 $\mathbf{s}_A - \mathbf{R}(\hat{\mathbf{q}})^T \mathbf{g} - c_a {}^S \mathbf{a}_{t-1}$ 로 변경되고 측정잡음 식 (12)에서 $\mathbf{a} + \mathbf{n}_A$ 가 $\boldsymbol{\varepsilon}_t + \mathbf{n}_A$ 로 변경된다. 따라서, \mathbf{R}_{acc} 역시 $E(\mathbf{a} \mathbf{a}^T)$ 가 아닌 $E(\boldsymbol{\varepsilon}_t \boldsymbol{\varepsilon}_t^T)$ 로 변경되는데 본 논문에서는 아래로 설정되었다.⁽¹¹⁾

$$\mathbf{R}_{acc} = 3^{-1} c_a^2 \left\| {}^S \mathbf{a}_{t-1} \right\|^2 \mathbf{I} \quad (26)$$

2.4 검증실험

제안된 알고리즘의 검증실험에는 MTw 관성센서(Xsens Technologies B.V., Netherlands)의 신호가 사용되었다. Sampling rate는 120Hz가 설정되었으며, 직교성(orthogonality)이 보정된(calibrated) 센서신호가 알고리즘에 입력되었다. MTw센서에서 스케일범위와 측정잡음수준(괄호안)은 자이로 각속도 ± 1200 deg/s (0.05deg/s/ $\sqrt{\text{Hz}}$), 가속도계 가속도 ± 160 m/s²(0.05 m²/s/ $\sqrt{\text{Hz}}$), 마그네트미터 자기장 ± 1.5 Gauss(0.15 mGauss/ $\sqrt{\text{Hz}}$)이다. 한편 OptiTrack Flex13 광학식 모션캡처시스템(NaturalPoint, Inc. USA)이 참조값(reference)을 얻기 위해 사용되었다.

가속도 보상 메카니즘의 성능을 확인하기 위해 선 센서의 움직임에 일정크기 이상의 가속도가 존재해야 한다. 이를 고려하여, 가속도 관점에서 두 가지 실험이 실시되었다.

- (Test A) 중속실험: 가속도 평균 5.6 m/s², 최대 22.3 m/s²

- (Test B) 고속실험: 가속도 평균 14.5 m/s², 최대 75.6 m/s²

실험은 10분 이상의 안정화 시간을 거친 후 데이터 수집이 이루어졌다. 본 논문은 자세결정에 있어 가속조건시 가속도 보상 메카니즘에 따른 비교분석을 다루고 있으므로, 마그네토미터가 상이한 자기조건에 영향받지 않도록 자기적으로 균일한 (magnetically homogeneous) 환경에서 실험이 진행되었다. MTw 센서에 광학식 모션캡처 시스템용 마커를 부착할 때도 플라스틱재질 삼각자를 이용하여 자성이 발생하지 않도록 하였으며, 실험실 바닥으로부터 발생가능한 자성도 고려하여 35cm 높이의 플라스틱재질 서랍 위에서 계측이 시작되고, 빈 공간에서 자세변화 움직임을 주고, 다시 서랍위에서 계측이 끝나도록 시험을 진행하였다(Fig. 2 참조).

비교 대상은 롤, 피치, 요의 오일러 각도와 관성 좌표계 기준 각 방향 가속도들이었다. RMSE(root mean squared error)가 오차비교에 사용되었다. 검증에 사용된 파라미터 값들은 다양한 실험에서의 결과를 통해 실험적으로 선정되었으며, 다음과 같다: 식 (17) $\epsilon = 0.2m/s^2$, 식 (18) $M_1=3$, 식 (23) $M_2=3$, $\gamma = 0.1$, 그리고 식 (24) $c_a = 0.1$.

3. 결과 및 고찰

Test A: 가속도 보상 메카니즘이 적용되지 않은 Method A의 경우 오일러 각도에서 평균 5.28°의

오차를 보였다(Table 1 참조). 특히 피치의 경우 평균 6.94°의 오차로, 5~9초 사이에 요방향으로 진동시키고 피치방향 움직임을 소폭이었으나, 피치 오차는 $\pm 25^\circ$ 수준으로 매우 컸다(Fig. 3(d) 참조). 매우 간단한 메카니즘을 적용한 Method B에서 Method A 대비 평균 0.5°의 개선이 확인되었다. Method C와 D는 동등수준으로 Method B 대비 1.2° 향상을 보였다.

Test B: Fig. 3에서 볼 수 있듯이 매우 빠르고 가혹한 동적조건을 가한 Test B에서 가속도 보상 메카니즘이 적용된 Method B~D는 Test A 대비 추정 정확도가 소폭으로 하락한 반면, Method A는 크게

Table 1 Results of Test A (root mean squared errors of estimation, units: degree for angles and m/s^2 for accelerations)

	roll	pitch	yaw	average
Method A	4.96	6.94	3.96	5.28
Method B	4.94	3.38	5.98	4.77
Method C	3.87	3.02	3.84	3.58
Method D	3.79	3.00	3.88	3.56
	l_{a_x}	l_{a_y}	l_{a_z}	average
Method A	1.31	0.78	0.96	1.02
Method B	0.81	0.68	0.38	0.62
Method C	0.65	0.42	0.38	0.47
Method D	0.65	0.39	0.37	0.47

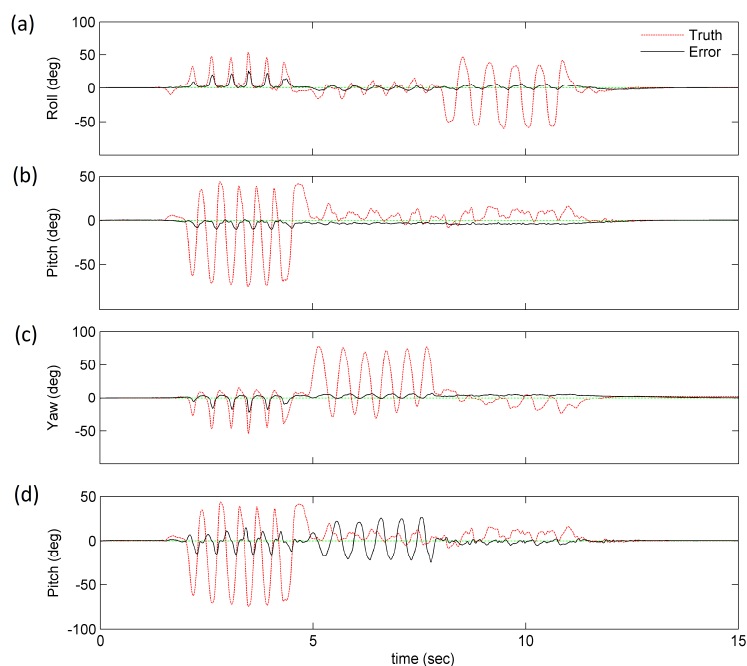


Fig. 3 Result of Test A: Euler angle errors estimated from (a)~(c) Method D and (d) Method A (pitch for example)

저하되었다(Table 2 참조). Fig. 4(d)에서 보면 오차가 -100° 수준에 이를 정도로 자세추정에 심각한 문제가 발생하였다. Method B는 상대적으로 복잡하고 정교한 Method C와 D에 비해 간단한 보상 메카니즘임에도 불구하고 상당한 효과가 있었다. Method C와 D는 동등수준으로 정확도가 가장 높았다. Fig. 4(a)~(c)를 보면 자세변화가 큰 곳에서 추정오차는 증가하는 모습을 보였으나 빠른 회복력도 볼 수 있었다. 가속도 추정도 Test A에 비해 2~3배 가량 오차가 증가하였다.

Method A의 경우 가속도계의 신호는 중력가속도가 지배한다는 정적조건 해당 개념으로 자세추정이 이루어졌다. 그럼에도 불구하고 칼만필터를 통

해 자이로 신호가 융합되어 Test A정도의 증속에서는 어느 정도의 정확도가 유지되었다. 하지만 Test B 같은 고속조건에서는 보상 메카니즘 없이는 의미있는 추정이 불가능함을 확인하였다.

식 (4b)를 보면 자세행렬 \mathbf{A} 와 가속도 \mathbf{a} 가 모두 미지수이기 때문에, 9축 IMU만을 이용하여 별도의 구속조건없이 가속도 보상을 완벽히 하는 것은 불

Table 2 Results of Test B

	roll	pitch	yaw	average
Method A	15.98	9.09	14.73	13.27
Method B	4.69	4.21	4.10	4.33
Method C	3.89	4.33	3.82	4.01
Method D	3.86	4.31	3.84	4.00
	l_{a_x}	l_{a_y}	l_{a_z}	average
Method A	2.91	3.07	3.82	3.27
Method B	1.18	1.23	1.12	1.18
Method C	1.26	1.21	1.13	1.20
Method D	1.25	1.20	1.13	1.19

Table 3 Comparison of averaged RMSEs (unit: degree) depending on parameters for each method

ϵ (Method B)	0.1	0.2	0.5	1.0
Test A	4.82	4.77	5.95	7.70
Test B	4.25	4.33	4.86	4.91
M_1 (Method C)	2	3	9	20
Test A	3.62	3.58	3.83	3.58
Test B	4.01	4.01	4.01	4.00
M_2 (Method C)	1	3	10	20
Test A	3.56	3.58	3.58	3.58
Test B	4.04	4.01	4.01	4.01
γ (Method C)	0.01	0.1	1.0	10
Test A	3.62	3.58	4.11	4.88
Test B	4.01	4.01	4.01	3.91
c_a (Method D)	0.05	0.1	0.3	0.5
Test A	3.58	3.56	3.58	3.58
Test B	4.01	4.00	4.01	4.01

* **bolds**: selected parameters

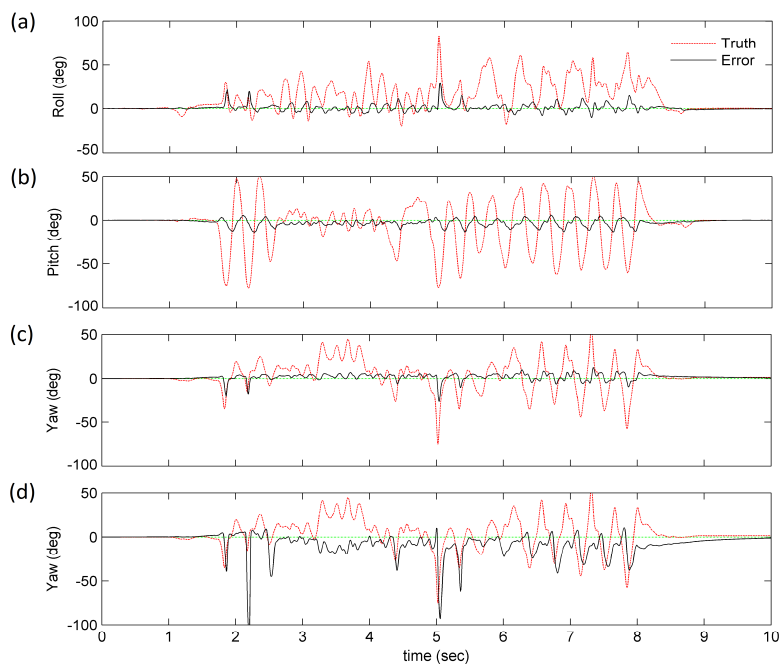


Fig. 4 Result of Test B: Euler angle errors estimated from (a)~(c) Method D and (d) Method A (yaw for example)

가능하다. 단순한 스위칭이 아닌 Method C와 D같은 보상 메카니즘을 적용하기 위해선 가정이 불가피하다. Method C에서는 식 (18)을 통해 공분산을 가정하였고, Method D에서는 식 (24)를 통해 가속도 모델을 가정하여 정의하는 과정이 있었다.

무엇보다 각 메카니즘 별로 파라미터가 선정될 필요가 있고 이들 파라미터는 추정의 정확도에 영향성을 갖는다. Table 3은 각 방법에서의 파라미터 변화에 따른 추정성능(averaged RMSE)을 보여준다.

Method B에 사용된 ε 의 경우 정적조건을 판단하는 가속도계신호의 허용범위(tolerance)에 해당하는 것으로 가속조건에서는 ε 값이 작을수록 추정 오차는 줄어드는 경향을 보였다. 하지만, 너무 작은 tolerance가 선정되는 경우 가속도계 신호 바이어스의 변화에 따라 정적조건에서도 정적조건으로 인식하지 못하는 부작용을 발생시킨다.

Method C에서 M_1 과 M_2 는 추정성능에 민감하게 반응하지 않았으며, 정적조건 판단에 사용되는 γ 의 경우 추정오차에 연관성이 있었다.

Method D에서 c_a 는 0~1 범위에서 선정되어지는 데, 0.05~0.5 범위에서는 유사하면서도 안정적인 성능을 보여 인자선정에 민감하게 반응하지 않았다. 하지만, (논문에 표시되지는 않았지만, 매우 작은 값이 선정된 경우(예를 들어 $c_a = 0.001$) 자세추정이 가속도계 신호에 좌우되는 반면, 매우 큰 값이 선정된 경우(예를 들어 $c_a = 0.99$) 자세추정이 자이로 신호에 좌우되는 경향을 보인다.⁽¹¹⁾

따라서 본 논문에서의 결과가 항상 최적의 결과라고 할 수는 없을 것이나, 보상 메카니즘의 종류에 따른 추정의 정확도 경향은 충분히 확인할 수 있었다.

4. 결론 및 고찰

본 논문을 통해 IMU기반 자세결정의 정확도 향상을 위해 적용되는 세 가지 가속도 보상 메카니즘의 성능을 비교분석하였다. 중속조건(Test A) 및 고속조건(Test B)에서, 가속도 보상 메카니즘의 미적용(Method A) 및 종류별 적용(Method B~D)에 따른 자세추정 정확도 비교를 통해 다음의 결론을 얻었다.

(1) IMU를 이용하여 자세 및 가속도 추정을 함에 있어, 가속구간에서의 추정정확도 저하를 방지하기 위해선 가속도 보상 메카니즘이 반드시 필요하다.

(2) 측정오차 공분산 행렬을 가속도 유무에 따

라 스위칭하는 단순 방법(Method B)도 상당한 효과가 있다.

(3) 하지만, 보다 정교한 보상 메카니즘을 적용한 Method C와 D가 좀 더 정확한 추정성능을 보였으며, 둘은 Test A와 B 모두에서 동등한 수준을 보였다.

(4) 평균 가속도 15 m/s^2 정도로 심한 동적조건에서, 가장 우수한 성능을 보인 Method C와 D의 경우에도 각도는 4° 이상, 가속도는 1 m/s^2 이상의 추정오차를 보여 개선의 여지가 많았다.

식 (4b)를 보면 자세행렬 \mathbf{A} 와 가속도 \mathbf{a} 가 모두 미지수이기 때문에, 9축 IMU만을 이용하여 별도의 구속조건없이 가속도 보상을 완벽히 하는 것은 불가능하다. 하지만 가속도 보상 메카니즘을 통해 메카니즘 미사용시보다 월등히 정확한 자세 추정이 가능하였다. Method D의 가속도 모델방식에서는 저주파통과필터 특성을 조절하는 계수 c_a 를 moving window와 연계시켜 가속특성에 따라 가변시키는 방식을 통해 성능개선을 기대하며 이에 대한 연구를 진행할 것이다.

후 기

이 논문은 미래창조과학부 재원으로 한국연구재단 기초연구사업(NRF-2015R1C1A1A02036373)의 지원을 받아 연구되었음.

참고문헌 (References)

- (1) Cho, B.-Su, Moon, W.-S., Seo, W.-J. and Baek, K.-R., 2011, "A Dead Reckoning Localization System for Mobile Robots Using Inertial Sensors and Wheel Revolution Encoding," *J. Mech. Sci. Tech.*, Vol. 25, No. 11, pp. 2907~2917.
- (2) Oh, S. H., Hwang, D.-H., Park, C., Lee, S. J. and Kim, S. H., 2005, "Attitude Determination GPS/INS Integrated Navigation System with FDI Algorithm for a UAV," *J. Mech. Sci. Tech.*, Vol. 19, No. 8, pp. 1529~1543.
- (3) Lee, J. K. and Park, E. J., 2009, "A Fast Quaternion-based Orientation Optimizer Via Virtual Rotation for Human Motion Tracking," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, Vol. 56, No. 5, pp. 1574~1582.
- (4) Kim, J. H., Yoon, H.-S., Moon, H., Choi, H. R. and Koo, J. C., 2015, "Application of a Sensor Fusion Algorithm for Improving Grasping Stability," *J. Mech. Sci. Tech.*, Vol. 29, No. 7, pp. 2693~2698.
- (5) Lee, J. K. and Park, E. J., 2009, "Minimum-order

- Kalman Filter with Vector Selector for Accurate Estimation of Human Body Orientation," *IEEE Trans. Robot.*, Vol. 25, No. 5, pp. 1196~1201.
- (6) Park, K. J. and Won, M., 2014, "People Tracking and Accompanying Algorithm for Mobile Robot Using Kinect Sensor and Extended Kalman Filter," *Trans. Korean Soc. Mech. Eng. A*, Vol. 38, No. 4, pp. 345~354.
- (7) Kang, B. S. and Yeo, G. H., 2009, "A Study on Development of a Reconfigurable Mobile Robot and Dead-reckoning Using Extended Kalman Filter," *Trans. Korean Soc. Mech. Eng. A*, Vol. 33, No. 5, pp. 455~462.
- (8) Sabatini, A. M., 2006, "Quaternion-based Extended Kalman Filter for Determining Orientation by Inertial and Magnetic Sensing," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, Vol. 53, No. 7, pp. 1346~1356.
- (9) Suh, Y. S., 2010, "Orientation Estimation Using a Quaternion-based Indirect Kalman Filter with Adaptive Estimation of External Acceleration," *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, Vol. 59, No. 12, pp. 3296~3305.
- (10) Roetenberg, D., Luinge, H. J., Baten, C. T. and Veltink, P. H., 2005, "Compensation of Magnetic Disturbances Improves Inertial and Magnetic Sensing of Human Body Segment Orientation," *IEEE Trans. Neural Syst. Rehab. Eng.*, Vol. 13, No. 3, pp. 395~405.
- (11) Lee, J. K., Park, E. J. and Robinovitch, S. N., 2012, "Estimation of Attitude and External Acceleration Using Inertial Sensor Measurement During Various Dynamic Conditions," *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, Vol. 61, No. 8, pp. 2262~2273.
- (12) Lee, J. K., 2016, "Quaternion-based Pseudo Kalman Filter for Wearable Inertial/Magnetic Sensor Applications," *MATEC Web of Conferences*, Vol. 59 (01009).