

## 6 축 관성센서를 이용한 센서가속도 추정용 칼만필터

이 정 근<sup>\*†</sup>

\* 한경대학교 기계공학과

### Kalman Filter for Estimation of Sensor Acceleration Using Six-axis Inertial Sensor

Jung Keun Lee<sup>\*†</sup>

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

(Received October 24, 2014 ; November 18, 2014 ; Accepted November 24, 2014)

**Key Words:** Kalman Filter(칼만필터), Sensor Acceleration(센서 가속도), Tilt Angle(틸트 각도), Inertial Sensor(관성센서), Accelerometer(가속도계), Gyroscope(자이로스코프)

**초록:** 가속도계의 신호는 운동체의 가속도와 다르며, 운동체의 자세가 변화하는 경우 가속도계 단독으로 센서가속도를 측정할 수 없다. 본 논문에서는 3 축 가속도계와 3 축 자이로스코프로 구성된 6 축 관성센서 신호를 바탕으로 운동체의 자세가 지속적으로 변화하는 가운데 가속도를 정확히 추정할 수 있는 칼만필터를 제안한다. 제안하는 알고리즘은 센서의 자세뿐 아니라 센서가속도가 상태벡터의 일부로 설정되어 있는 새로운 구조의 칼만필터로써, 센서 가속도를 명시적으로 정확히 구할 수 있다. 제안된 필터는 다양한 조건하에서 광학모션캡처시스템을 이용하여 그 정확성이 검증되었는데, 최신 Xsens MTw 센서와 동등수준의 성능이었다. 제안된 알고리즘은 6 축 관성센서를 바탕으로 운동체의 가속도 추정이 필요한 다양한 모션센서 응용분야에 적용될 수 있다.

**Abstract:** Although an accelerometer is a sensor that measures acceleration, it cannot be used by itself to measure the acceleration when the orientation of the sensor changes. This paper introduces a Kalman filter for the estimation of a sensor acceleration based on a six-axis inertial sensor (i.e., a three-axis accelerometer and three-axis gyroscope). The novelty of the proposed Kalman filter lies in the fact that its state vector includes not only the tilt angle variable but also the sensor acceleration. Thus, the filter can explicitly estimate the latter with a high accuracy. The accuracy of acceleration estimates were validated experimentally under three different dynamic conditions, using an optical motion capture system. It could be concluded that the performance of the proposed Kalman filter was comparable to that of the state-of-the-art estimation algorithm employed by the Xsens MTw. The proposed algorithm may be more suitable than inertial/magnetic sensor-based algorithms for various applications adopting six-axis inertial sensors.

#### 1. 서 론

최근의 가속도계(accelerometer)는 마이크로 센서 기술을 적용하여 소형화, 저전력화를 구현하였다. 이에 따라 에어백 등 자동차 분야 및 휴대폰은 물론 다양한 산업군에서 광범위하게 사용되고 있는 센서이다.<sup>(1,2)</sup>

가속도계는 이름 그대로 물체의 가속도를 감지

하는 센서이다. 따라서 사용자는 가속도계를 운동하는 물체에 부착함으로써 운동체의 가속도를 쉽게 측정할 수 있다고 여길 수 있다. 하지만 가속도계의 신호는 운동체의 가속도와 다르다. 특히, 운동체의 자세가 변화하며 운동하는 경우 가속도계의 신호는 일반사용자의 예상과 다른 결과를 준다. 다음의 역진자 모델을 통해 센서가속도와 가속도계 신호의 차이를 살펴보자.

Fig. 1 과 같이 관성좌표계(inertial reference frame)와 센서좌표계(sensor reference frame)가 설정되어 있고 피벗(pivot)된 역진자가 X-Z 평면상 운동을

† Corresponding Author, [jkleee@hknu.ac.kr](mailto:jkleee@hknu.ac.kr)

© 2015 The Korean Society of Mechanical Engineers

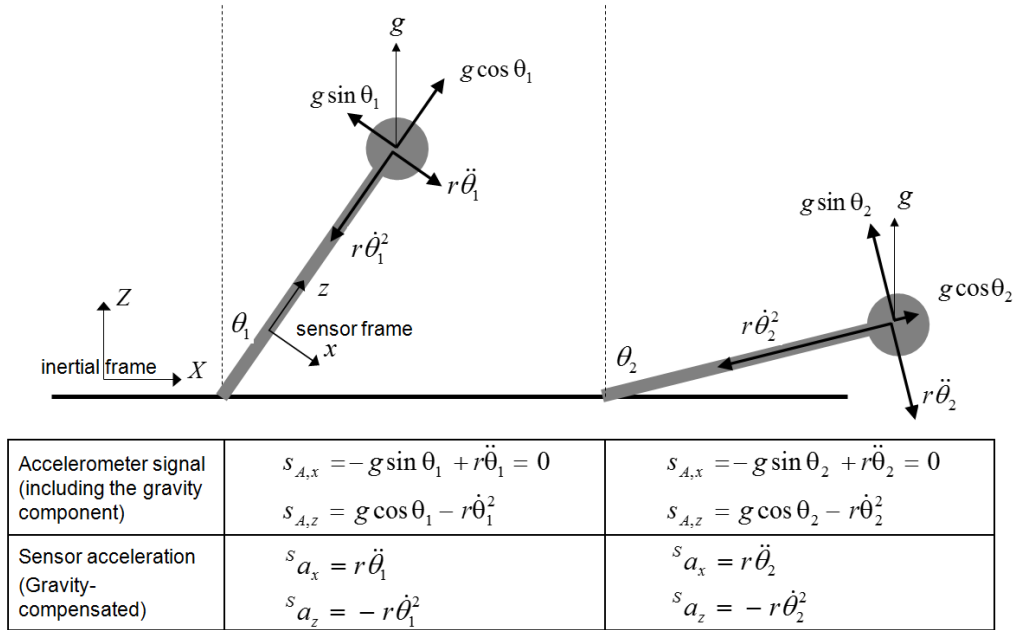


Fig. 1 Comparison of the accelerometer signal and the sensor acceleration in an inverted pendulum model

하고 있다. 센서가속도  $s_{\mathbf{a}} = [s_{a_x}, s_{a_y}, s_{a_z}]^T$  는 접선 가속도  $s_{a_x} = r\ddot{\theta}$  와 법선가속도  $s_{a_z} = -r\dot{\theta}^2$  를 갖는다 여기서, 위첨자  $S$  는 해당 벡터가 센서좌표계에서 표현되었음을 의미한다. 하지만, 가속도계 신호  $s_A = [s_{A,x}, s_{A,y}, s_{A,z}]^T$  는 센서가속도에 중력성분이 더하여져  $s_{A,x} = -g \sin \theta + r\ddot{\theta}$  와  $s_{A,z} = g \cos \theta + r\dot{\theta}^2$  이다. 이때  $s_{A,x}$  에서  $g \sin \theta$  와  $r\ddot{\theta}$  는 크기가 같으므로  $s_{A,x}$  은 낙하운동내내 0 의 값을 갖는다. 이는 항상 중력성분을 포함하는 가속도계 신호의 특성을 이해하지 않으면 의외의 결과라 할 수 있을 것이다. '중력성분은 다른 가속도와 구분되지 않는다'는 아인슈타인의 등가원리(Einstein's equivalence principle) 가 설명하듯 사용자가 가속도계를 통해 얻는 신호는  $s_A$  일 뿐이며 이 중  $s_{\mathbf{g}}$  와  $s_{\mathbf{a}}$  의 값이 각각 무엇인지는 구분되지 않는다. 이는 중력자체는 일정한 벡터이나 센서의 움직임에 따라 중력벡터를 바라보는 센서좌표계의 자세변화에 따라  $s_{\mathbf{g}}$  역시 계속 변하기 때문이다.

이처럼 센서가속도는 가속도계 신호와 다르며 이를 구분하기 위하여 자이로스코프(gyroscope)와 연동하여 IMU(inertial measurement unit)를 구성하여 많이 사용한다. 이 두 센서는 센서의 작동원리가 관성법칙에 기반하므로 관성센서(inertial sensor)라 불린다. 관성 센서는 항공기나 로봇 등 운동체의

위치나 자세를 측정하는 데 활용되는 것은 물론,<sup>(3,4)</sup> 모션센서로서 재활이나 스포츠 관련산업 등으로 적용분야가 확대되고 있다.<sup>(5)</sup> 특히, 관성센서 기반 자세측정장치는 AHRS(attitude and heading reference system)라고 하며, 자세에 대한 표현방법으로 오일러각(Euler angle), 쿼터니언(quaternion), 그리고 방향코사인행렬(direction cosine matrix) 등이 사용되며 칼만필터(Kalman filter)를 이용하여 다양한 알고리즘이 개발되었다.<sup>(6-8)</sup>

따라서 이제까지의 많은 관성센서 연구는 항법 장치의 자세제어와 연관되어(즉, INS: inertial navigation system) 자세 추정에 집중되어왔다. 최근 들어 센서가속도가 자세추정의 정확성을 저하시키는 요소라는 점에서 그에 대한 연구가 진행된 바 있다.<sup>(9,10)</sup> 하지만, 센서가속도 측정의 중요성에도 불구하고 여전히 센서가속도는 자세계산의 관점에서 부산물처럼 취급된 것이 사실이다.

본 논문은 3축 가속도계와 3축 자이로스코프로 구성된 6축 관성센서 신호를 바탕으로 운동체의 자세가 지속적으로 변화하는 가운데 운동체의 가속도를 정확히 추정할 수 있는 칼만필터를 제안한다. 제안하는 알고리즘에서는 센서가속도가 상태 벡터의 일부로 설정되어 있는 새로운 구조의 칼만 필터이다. 제안된 필터는 다양한 조건하에서 광학 모션캡처시스템을 이용하여 그 정확성을 검증하였다.

## 2. 추정 알고리즘 및 검증실험

### 2.1 센서가속도 추정 알고리즘

#### 2.1.1 센서 신호 모델링

3 축 가속도계(A)와 자이로스코프(G)의 신호는 다음과 같이 모델링될 수 있다.<sup>(6)</sup>

$$\mathbf{s}_A = {}^S \mathbf{g} + {}^S \mathbf{a} + \mathbf{n}_A \quad (1)$$

$$\mathbf{s}_G = {}^S \boldsymbol{\omega} + \mathbf{n}_G \quad (2)$$

여기서  ${}^S \mathbf{g}$  는 중력벡터,  ${}^S \mathbf{a}$  는 센서가속도벡터,  ${}^S \boldsymbol{\omega}$  는 각속도이며,  $\mathbf{n}_A$  와  $\mathbf{n}_G$  는 각 센서의 신호잡음이다. 중력벡터  ${}^S \mathbf{g}$  는 다음과 같이 표현가능하다.

$${}^S \mathbf{g} = \mathbf{g} \times {}^S \mathbf{Z} \quad (3)$$

여기서,  ${}^S \mathbf{Z}$  는 관성좌표계의 Z 축 단위벡터를 센서좌표계에서 표시한 것으로 수직축에 대한 센서의 기울기(tilt)를 의미하는 일종의 자세변수이다.

본 연구에서 센서가속도  ${}^S \mathbf{a}$  는 참고문헌<sup>(9,11)</sup>과 같이 1 차 autoregressive process 로 모델링 되었으며 따라서 특정시간  $k$  에서의 센서가속도  ${}^S \mathbf{a}_k$  는 이전 가속도  ${}^S \mathbf{a}_{k-1}$ , white noise 인  $\boldsymbol{\varepsilon}_k$  와 다음과 같은 관계를 갖는다.

$${}^S \mathbf{a}_k = c_a {}^S \mathbf{a}_{k-1} + \boldsymbol{\varepsilon}_k \quad (4)$$

여기서  $c_a$  는 0 에서 1 사이값을 갖는 모델 파라미터이다.

#### 2.1.2 칼만필터

상태벡터(state vector)를  $\mathbf{x}_k$  로 정의할 때 이전 상태벡터  $\mathbf{x}_{k-1}$  와의 관계를 정의하는 진행모델(process model)을 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{w}_{k-1} \quad (5)$$

여기서,  $\mathbf{F}_{k-1}$  는 전이행렬(transient matrix),  $\mathbf{w}_{k-1}$  는 공분산 행렬(covariance matrix)  $\mathbf{Q}_{k-1}$  를 갖는 화이트 가우시안 진행 잡음(white Gaussian process noise)이다. 또한 센서를 통해 측정되는 측정벡터(measurement vector)  $\mathbf{z}_k$  와 상태벡터와의 관계를 정의하는 측정모델(measurement model)은 다음과 같다.

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \quad (6)$$

여기서  $\mathbf{H}_k$  는 관측행렬(observation matrix),  $\mathbf{v}_k$  는

공분산 행렬  $\mathbf{M}_k$  를 갖는 화이트 가우시안 측정 잡음이다.

제안하는 칼만필터에서 상태벡터는(자세변수인) 틸트벡터와 센서가속도로 구성되며 측정벡터는 가속도센서 시그널로 정의된다. 즉,

$$\mathbf{x}_k = \begin{bmatrix} {}^S \mathbf{Z}_k \\ {}^S \mathbf{a}_k \end{bmatrix}, \quad \mathbf{z}_k = \mathbf{s}_{A,k} \quad (7)$$

우선, 식 (5)를 구성하기 위한 단계로  ${}^S \mathbf{Z}$  에 대한 스트랩다운 적분식(strapdown integration)은 다음과 같다.<sup>(9)</sup>

$${}^S \mathbf{Z}_k = (\mathbf{I} + h[\boldsymbol{\omega}_{k-1} \times])^T {}^S \mathbf{Z}_{k-1} \quad (8)$$

여기서  $h$  는 시간적분크기,  $\mathbf{I}$  는 3×3 단위행렬이며  $\boldsymbol{\omega} = [\omega_x, \omega_y, \omega_z]^T$  일 때  $[\boldsymbol{\omega} \times]$  는 해당벡터의 외적(cross product)행렬을 나타내며 아래와 같이 정의된다.

$$[\boldsymbol{\omega} \times] = \begin{bmatrix} 0 & -\omega_z & \omega_y \\ \omega_z & 0 & -\omega_x \\ -\omega_y & \omega_x & 0 \end{bmatrix} \quad (9)$$

식 (2)에 따라  ${}^S \boldsymbol{\omega} = \mathbf{s}_G - \mathbf{n}_G$  를 식 (8)에 대입하고  $[\mathbf{a} \times]^T = -[\mathbf{a} \times]$ ,  $[(\mathbf{a} + \mathbf{b}) \times] = [\mathbf{a} \times] + [\mathbf{b} \times]$  와  $[\mathbf{a} \times] \mathbf{b} = -[\mathbf{b} \times] \mathbf{a}$  를 적용하여 정리하면 아래의 식이 유도된다.

$${}^S \mathbf{Z}_k = (\mathbf{I} - h[\mathbf{s}_{G,k-1} \times])^S \mathbf{Z}_{k-1} - h[{}^S \mathbf{Z}_{k-1} \times] \mathbf{n}_G \quad (10)$$

식 (10)와 식 (4)을 이용하면 식 (5)의 전이행렬  $\mathbf{F}_{k-1}$  와 진행잡음  $\mathbf{w}_{k-1}$  는 다음과 같다.

$$\mathbf{F}_{k-1} = \begin{bmatrix} (\mathbf{I} - h[\mathbf{s}_{G,k-1} \times]) & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & c_a \mathbf{I} \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$\mathbf{w}_{k-1} = \begin{bmatrix} -h[{}^S \mathbf{Z}_{k-1} \times] \mathbf{n}_G \\ \boldsymbol{\varepsilon}_k \end{bmatrix} \quad (12)$$

진행잡음  $\mathbf{w}$  를  $\mathbf{w}_1$  와  $\mathbf{w}_2$  로 나누면(즉,  $\mathbf{w}_{k-1}^T = [\mathbf{w}_{1,k-1}^T \quad \mathbf{w}_{2,k-1}^T]^T$ ), 진행잡음에 대한 공분산행렬  $\mathbf{Q}_{k-1}$  은 다음과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} \mathbf{Q}_{k-1} &= E \left( \begin{bmatrix} \mathbf{w}_{1,k-1}^T & \mathbf{w}_{2,k-1}^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{w}_{1,k-1} & \mathbf{w}_{2,k-1} \end{bmatrix} \right) \\ &= \begin{bmatrix} E(\mathbf{w}_{1,k-1} \mathbf{w}_{1,k-1}^T) & E(\mathbf{w}_{1,k-1} \mathbf{w}_{2,k-1}^T) \\ E(\mathbf{w}_{2,k-1} \mathbf{w}_{1,k-1}^T) & E(\mathbf{w}_{2,k-1} \mathbf{w}_{2,k-1}^T) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (13)$$

여기서  $E$  는 기대연산자(expectation operator)이다.  $\mathbf{w}_1$  와  $\mathbf{w}_2$  는 서로 연관되지(correlated) 않으므로 식 (13)은 다음과 같이 표현된다.

$$\mathbf{Q}_{k-1} = \begin{bmatrix} \mathbf{Q}_{1,k-1} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{Q}_{2,k-1} \end{bmatrix} \quad (14)$$

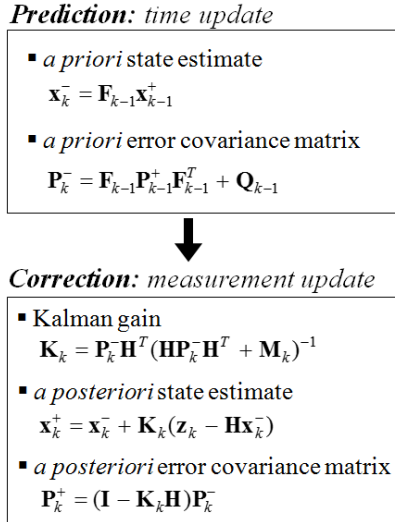


Fig. 2 Kalman filter process flow

여기서

$$\mathbf{Q}_{1,k-1} = -h^2 [\mathbf{z}_{k-1} \times] \boldsymbol{\Sigma}_G [\mathbf{z}_{k-1} \times] \quad (15)$$

$$\mathbf{Q}_{2,k-1} = 3^{-1} c_a^2 \|\mathbf{s}_{\mathbf{a}_{k-1}}\|^2 \mathbf{I} + \boldsymbol{\Sigma}_A \quad (16)$$

식 (15)의  $\boldsymbol{\Sigma}_G$ 와 식 (16)의  $\boldsymbol{\Sigma}_A$ 는 각각  $\sigma_G^2 \mathbf{I}$ 와  $\sigma_A^2 \mathbf{I}$ 인데  $\sigma_G$ 와  $\sigma_A$ 는 정적조건에서 측정된  $\mathbf{n}_G$ 와  $\mathbf{n}_A$ 의 표준편차들이다.

다음으로 식 (1)과 식 (3)을 이용하면 식 (6)의 관측행렬  $\mathbf{H}_k$ 와 측정잡음  $\mathbf{v}_k$ 는 다음과 같다.

$$\mathbf{H}_k = [\mathbf{g} \mathbf{I} : \mathbf{I}] \quad (17)$$

$$\mathbf{v}_k = \mathbf{n}_A \quad (18)$$

식 (17)에서  $\mathbf{H}_k$ 는 시간에 상관없는 상수행렬임을 알 수있다(즉,  $\mathbf{H}_k = \mathbf{H}$ ). 또한 측정잡음에 대한 공분산행렬  $\mathbf{M}_k$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$\mathbf{M}_k = \boldsymbol{\Sigma}_A = \sigma_A^2 \mathbf{I} \quad (19)$$

이상의 칼만필터 관계식을 이용하여 Fig. 2의 시간 갱신 및 측정갱신을 반복하며 식 (7)의 상태 벡터가 포함하는 틸트와 센서가속도가 추정되어진다. 상세절차는 참고문헌<sup>(12)</sup>을 참조한다.

## 2.2 검증실험

제안된 알고리즘의 검증을 위하여, 3축 가속도계와 3축 자이로스코프를 포함하고 있는 MTw 관성센서(Xsens Technologies B.V., Netherlands)가 실험에 사용되었다. 또한, 관성센서를 통한 추정값의 정확성 검증을 위하여 OptiTrack Flex13 적외선 카메라 모션캡처시스템(NaturalPoint, Inc. USA)이 사

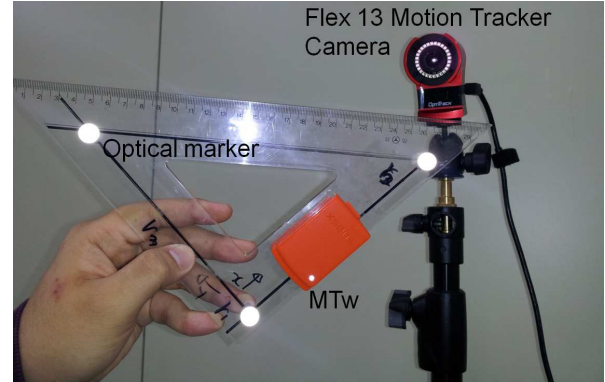


Fig. 3 Test setup: MTw inertial sensor and Flex13 optical motion capture system

용되었다. Fig. 3에서 보여지듯 삼각자의 모서리에 세 개의 마커를 접착하면 3차원 자세  ${}^S \mathbf{R}_{opt} = [{}^S \mathbf{X}_{opt}, {}^S \mathbf{Y}_{opt}, {}^S \mathbf{Z}_{opt}]$ 를 구할 수 있다. 여기서 추출된  ${}^S \mathbf{Z}_{opt}$ 와  $\mathbf{s}_A - g \times {}^S \mathbf{Z}_{opt}$ 를 통해 구한  ${}^S \mathbf{a}_{opt}$ 를 참조값(reference)으로 하여 제안 알고리즘을 통해 추정된 값과 비교하였다.

MTw는 100Hz로, Flex13은 120Hz로 샘플링되었으나 비교를 위하여 Flex13의 데이터는 보간법을 이용하여 100Hz로 다운샘플링되었다. 따라서 식(8)의  $h$ 는 10msec이다. 또한, 식(4)의  $c_a$ 는 다양한 조건에서 좋은 성능을 보이는 0.1로 선정되었다.

센서 가속도관점에서 세 가지 시험이 실시되었다

- (Test A) 저속시험:  $|\mathbf{s}_{\mathbf{a}_{opt}}|$ 의 평균 1.1 m/s<sup>2</sup>, 최대 6.4 m/s<sup>2</sup>
- (Test B) 고속시험:  $|\mathbf{s}_{\mathbf{a}_{opt}}|$ 의 평균 3.7 m/s<sup>2</sup>, 최대 15.3 m/s<sup>2</sup>
- (Test C) 역진자 낙하시험 (Fig. 1 참조):  $|\mathbf{s}_{\mathbf{a}_{opt}}|$ 의 평균 5.3 m/s<sup>2</sup>, 최대 194.3 m/s<sup>2</sup> (최대가속도는 바닥에 닿을때의 충격으로 인해 발생).

각 시험에 대해 모션캡처시스템으로부터의 결과를 참조값으로 하여 제안방법에 의한 결과 그리고 MTw 소프트웨어가 제공하는 결과와 비교하였다. RMSE (root mean squared error)가 오차비교에 사용되었다.

## 3. 결과 및 고찰

Test A 저속시험의 경우 Fig. 4(a)와 같이 롤(roll), 피치(pitch)가 발생하도록 천천히 센서를 움직였다. 제안방법과 MTw 모두 롤, 피치같은 각도 오차

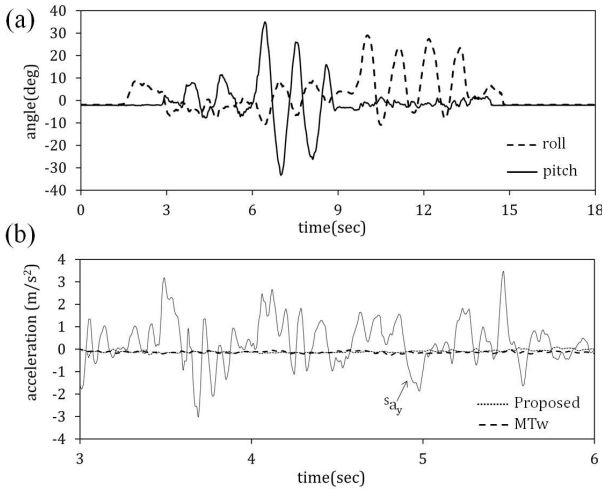


Fig. 4 Result of Test A: (a) roll and pitch, (b) errors of the  $s_{a_y}$  estimation from the proposed method and the MTw

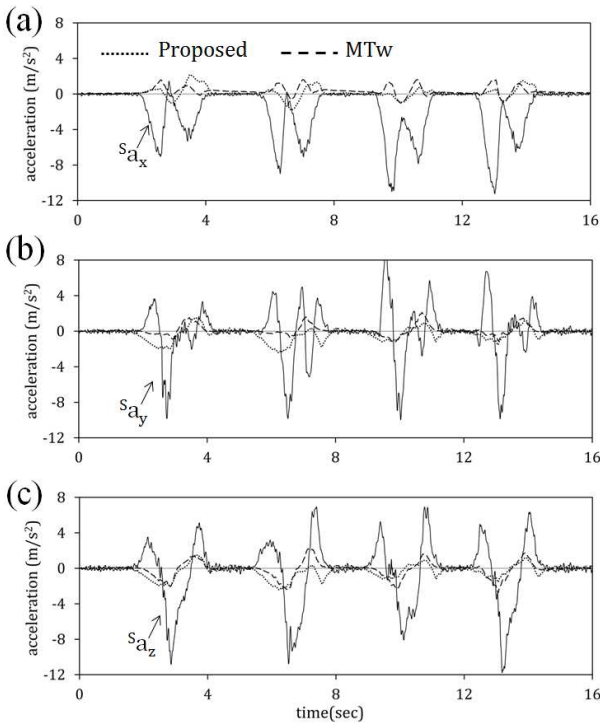


Fig. 5 Result of Test B: errors of (a)  $s_{a_x}$ , (b)  $s_{a_y}$ , (c)  $s_{a_z}$  estimations from the proposed method and the MTw

평균 1° 미만, 가속도 오차 평균 0.1 m/s<sup>2</sup> 미만으로 매우 정확한 결과를 얻었다(Fig. 4(b) 참조).

Test B 고속시험의 경우 Fig. 5에서 보이듯 네차례 급격한 가속도를 발생시켰다. 제안방법과 MTw 모두 가속도 발생시점에 오차가 증가하였으나 가속도가 사라진 후 오차도 빠르게 감소하는 것이 확인되었다. 각도 오차 평균은 제안방법 4.37°, MTw 4.55°였으며, 가속도 오차 평균은 제안방법

Table 1 Results of Test A, B, C (root mean squared errors of estimation, units: degree for roll and pitch and m/s<sup>2</sup> for accelerations)

	roll	pitch	$s_{a_x}$	$s_{a_y}$	$s_{a_z}$
Test A Proposed	0.468	0.453	0.089	0.102	0.065
MTw	0.665	0.507	0.085	0.111	0.030
Difference	0.197	0.055	-0.004	0.009	-0.035
Test B Proposed	5.266	3.476	0.584	0.414	0.796
MTw	5.891	3.206	0.542	0.514	0.839
Difference	0.625	-0.270	-0.042	0.100	0.043
Test C Proposed	1.591	1.166	0.118	0.888	0.176
MTw	0.837	0.901	0.077	0.674	0.135
Difference	-0.754	-0.265	-0.041	-0.214	-0.041

\* Difference: MTw - Proposed

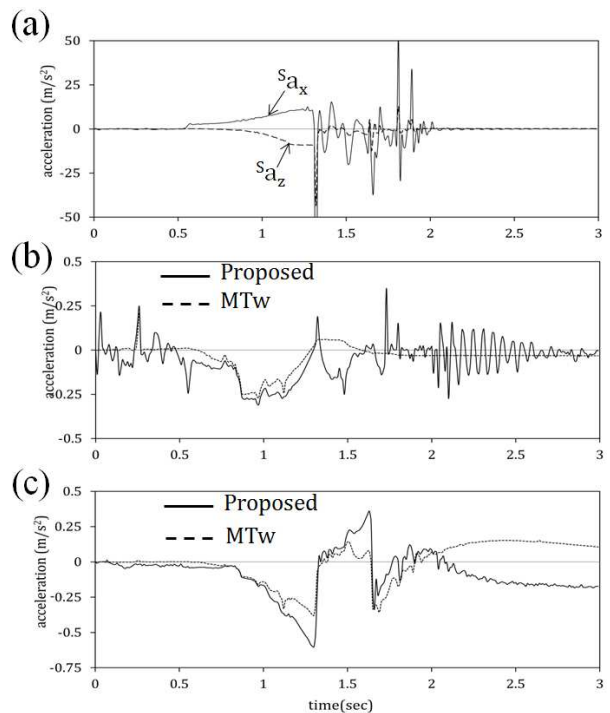


Fig. 6 Result of Test C: (a) sensor accelerations  $s_{a_x}$  and  $s_{a_z}$ , (b) errors of  $s_{a_x}$ , (c) errors of  $s_{a_z}$  from the proposed method and the MTw

0.60 m/s<sup>2</sup>, MTw 0.63 m/s<sup>2</sup> 으로 동등수준이었다.

Test C 역진자 낙하시험의 경우 각도 오차 평균은 제안방법 1.38°, MTw 0.87°였으며, 가속도 오차 평균은 제안방법 0.39 m/s<sup>2</sup>, MTw 0.30 m/s<sup>2</sup> 으로 역시 동등수준이었다(Fig. 6 참조). 낙하시험의 경우 지면충격에 의한 가속도값은 매우 컸으나, 자세의

변화는 많지 않아 각도 및 가속도의 추정 결과가 고속시험에 비해 정확하였다. Fig. 6(b)를 보면, 1.31 초에서 지면충격이 있는 후 안정화된 2 초에서 3 초의 결과를 보면 제안방법의 경우 peak-to-peak 기준  $0.5 \text{ m/s}^2$  이하로 값이 크지는 않으나 오차가 여전히 진동을 하며 감소되는 것을 볼 수 있다. 반면 MTw 는 수렴값이 약간의 오차를 가지고 있었다.

종합적으로 제안된 칼만필터는 MTw 의 내부 알고리즘과 동등수준의 정확성을 보였다. XKF-3-w 알고리즘<sup>(13)</sup>이라는 MTw 의 알고리즘은 Xsens 의 최신 자세계산 칼만필터로서 참고문헌<sup>(7)</sup>을 바탕으로 보다 향상된 필터이다.

시간갱신(time update)을 위해 전이행렬을 정의하는 식 (11)을 보면 틸트벡터  ${}^s\mathbf{z}$  를 갱신하기 위하여 자이로스코프 신호라는 실제측정에 기반하고 있는 것에 비하여, 센서가속도  ${}^s\mathbf{a}$  를 갱신하기 위해선 Markov chain 모델링에 따른 상수 파라미터  $c_a$  에 의존하고 있음을 알 수 있다. 식 (4)의 센서가속도 모델은 여러가지 조건에서 만족스러운 결과를 도출하기는 하지만 여전히 실제측정에 기반하지 않는 가정에 의한 것이므로 고속운동 결과에서 어느정도의 오차는 불가피하다.

상수 파라미터  $c_a$  는 차단주파수(cutoff frequency)와 연관되므로 운동의 주기에 따라 최적의 값은 다를 수 있다. 따라서, 계측중에 파라미터를 자동으로 최적화할 수 있다면 계측정확도 향상을 기대할 수 있을 것으로 생각된다.

본 논문은 3 축 가속도계와 3 축 자이로스코프로 구성된 6 축 관성센서 신호를 바탕으로 자세의 관점에서는 3 차원 자세가 아닌 2 차원 기울기만을 다룬다. 여기서, 기울기란 tilt 또는 AHRS 에서의 attitude 로서 오일러 각도상 롤과 피치를 의미한다. 오일러 각도상 요(yaw)를 의미하는 AHRS 에서의 heading 을 추정에 포함시키기 위해선 지구자기센서 (magnetometer)가 추가로 필요하다. 본 논문에서 비교대상으로 사용된 MTw 의 알고리즘은 6 축 관성센서와 3 축 자기센서로 구성된 9 축 관성-자기센서를 바탕으로 하여 3 차원 자세를 계산하는 것으로, 제안방법처럼 6 축 관성센서를 위해 최적화된 알고리즘은 아니다. 참고로 다음은 6 축 관성센서를 통해 추출가능한 물리량이다: (i) 센서좌표계 기준 3 축방향 가속도, (ii) 관성좌표계 기준 수직방향 가속도, (iii) 기울기 자세 (즉 롤, 피치). 6 축 관성센서에 3 축 지구자기센서를 추가하면 다음의 물리량을 추가적으로 구할 수 있다: (vi)관성

좌표계 기준 수평방향 가속도, (v) 진행방향 자세 (즉, 요).

#### 4. 결 론

본 논문에서는 6 축 관성센서 신호를 이용하여 센서 기울기 및 가속도를 동시에 추정하는 칼만필터를 설계하고 성능을 검증하였다. 기존의 관성센서 연구에 있어 센서가속도는 자세추정의 정확성을 저하시키는 요인으로 인식되었을 뿐 명시적으로 센서가속도를 추정하고자 하는 시도는 미비하였다. 제안된 칼만필터는 센서가속도를 명시적으로 상태벡터의 일부로 지정한 새로운 구조의 칼만필터이다.

다양한 가속도 조건에서 제안 알고리즘이 검증되었으며, 가속도가 큰 시험에서도 센서가속도 추정오차가 평균  $0.6 \text{ m/s}^2$  수준으로 높은 정확성을 보였다.

제안된 알고리즘은 6 축 관성센서를 바탕으로 운동체의 자세가 지속적으로 변화하는 가운데 운동체의 가속도를 추정하는 다양한 응용분야에 적용될 수 있다.

#### 참고문헌

##### (References)

- (1) Lu, Y., Cheng, Y. and Sun, Y., 2013, "Performance Evaluation of High g Accelerometers," *J. Mech. Sci. Tech.*, Vol. 27, No. 11, pp. 3357~3362.
- (2) Bae, K. M., Lee, J. M., Kwon, K. B., Han, K.-H., Kwon, N. Y., Han, J. S. and Ko, J. S., 2014, "High-Shock Silicon Accelerometer with Suspended Piezoresistive Sensing Bridges," *J. Mech. Sci. Tech.*, Vol. 28, No. 4, pp. 1449~1454.
- (3) 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.
- (4) Moon, J. H., Hong, S., Chun, H.-H. and Lee, M. H., 2008, "Estimability Measures and Their Application to GPS/INS," *J. Mech. Sci. Tech.*, Vol. 22, pp. 905~913.
- (5) Song, C.-M., "Golf Swing Diagnosis Equipment Based on MEMS Inertial Sensors," *Conference Proceedings of the Korean Society of Mechanical Engineers*, Nov. 2008, pp. 1761~1766.
- (6) 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.
- (7) 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.
- (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) 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.
- (10) 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.
- (11) Luinge, H. J. and Veltink, P. H., 2005, "Measuring Orientation of Human Body Segments Using Miniature Gyroscopes and Accelerometers," *Med. Biol. Eng. Comput.*, Vol. 43, No. 2, pp. 273~282.
- (12) Welch, G. and Bishop, G., 1995, "An Introduction to the Kalman Filter," Dept. Comput. Sci., Univ. North Carolina Chapel Hill, Chapel Hill, NC, TR95-041.
- (13) Xsens MTw User's Manual, [www.xsens.com](http://www.xsens.com).