Regular paper http://dx.doi.org/10.13067/JKIECS.2015.10.4.469

반도체 센서의 확장칼만필터를 이용한 자세추정

전용호*

Extended Kalman Filtering for I.M.U. using MEMs Sensors

Yong-Ho Jeon*

요 약

본 논문은 반도체 센서를 이용하여 공간상 시스템의 자세를 정확히 측정할 수 있도록 확장 칼만 필터를 설계하는 방법에 관한 연구이다. 공간상 자세는 관성좌표계(고정 좌표계)로부터 몸체에 부착된 회전좌표계의 상호 관계로 표현한다. 자세를 표현하는데 있어서 간결한 방법인 쿼터니언을 상태변수로 이용하며, 속도 센서로부터 계측된 값을 입력으로 가정하고, 상태 변화를 추정하였다. 그리고 가속도 센서로부터 획득된 값을 관측 데이터로 하여 추정한 값과의 정합과정을 통해 최적의 추정치를 얻어낸다. 이때 추정의 정밀도를 높이기 위해 추정 주기를 센서특성에 맞춰 조절하도록 확장 칼만 필터를 설계하였다. 그 결과, 3축 속도 센서와 3축 가속도 센서를 이용하여 설계된 추정기의 RMS(: Root Mean Square) 추정오차가 시뮬레이션에서 약 1.7 [°] 이하로 유지되었고, 실험에서 100 [ms] 의 주기로 상태추정을 함으로 추정기가 유용함을 입증하였다.

ABSTRACT

This paper describes about the method for designing an extended Kalman filter to accurately measure the position of the spatial-phase system using a semiconductor sensor. Spatial position is expressed by the correlation of the rotated coordinate system attached to the body from the inertia coordinate system (a fixed coordinate system). To express the attitude, quaternion was adapted as a state variable, Then, the state changes were estimated from the input value which was measured in the gyro sensor. The observed data is the value obtained from the acceleration sensor. By matching between the measured value in the acceleration sensor and the predicted calculation value, the best variable was obtained. To increase the accuracy of estimation, designation of the extended Kalman filter was performed, which showed excellent ability to adjust the estimation period relative to the sensor property. As a result, when a three-axis gyro sensor and a three-axis acceleration sensor were adapted in the estimator, the RMS(Root Mean Square) estimation error in simulation was retained less than 1.7[°], and the estimator displayed good property on the prediction of the state in 100 ms measurement period.

키워드

Extended Kalman Filter, Direction Cosine. Euler Angle, Inertial Coordinator System, Quaternion.
확장 칼만 필터, 방향 코사인, 오일러 각, 관성 좌표계, 쿼터니안

Ⅰ. 서 론

동특성을 갖는 많은 시스템은 시간에 따른 자세를 정확히 표현할 수 있어야 하며 이를 통해 정확한 제어가 가능하게 된다[1-6].

저가의 IMU(: Inertial Measurement Unit)는 MEMs (: Micro-Electro-Mechanical System)공정을 이용하여 개발된 반도체 센서들로 간단히 제작 사용

* 중원대학교 메카트로닉스학과(waterjliar@jwu.ac.kr)
접수일자 : 2015. 03. 10 심사(수정)일자 : 2015. 04. 13 게재확정일자 : 2015. 04. 23

되지만, 정밀한 자세계측을 위해서 적절한 신호처리가 요구된다.

시스템의 자세를 표현하는 방법은 모든 좌표계를 움직이지 않는 하나의 고정된 좌표계에 대해 표현할 수도 있지만, 하나의 고정된 좌표계와 움직이는 시스템 몸체에 붙인 여러 좌표계를 고정 좌표계와의 상호 변환을 통하여 표현하는 방법을 사용하여 자세결정과 제어를 효율적으로 수행한다.

좌표계의 여러 가지 변환방식 중에서 크게 방향 코사인(Direction Cosin) 행렬을 이용한 방법, 오일러 각(Euler Angle), 그리고 쿼터니언(Quaternion)을 이용하는 방법이 있다[1-6]. 그 중 가장 기본이 되는 것은 방향코사인을 이용한 방법으로 두개의 좌표계에 대해 기준축이 상호 이루는 각이 9개의 행렬 요소로 표현된다. 다른 방법에 비해 계산 양이 많은 단점이 있다[1-3].

다음으로 오일러 각을 이용하는 방법은 3개의 변수로만 표현할 수 있는 장점이 있지만, 특이점이 발생하고 비선형 미분방정식을 풀어야하는 점이 있다[3].

그리고 쿼터니언은 세 개의 벡터 성분으로 회전의 중심축을 표현하고 회전축을 중심으로 하나의 스칼라 양으로 적절한 회전각의 코사인 성분을 표현하는 방법이다. 이 방법은 시간에 대한 변화율을 표현할 때 선형 미분방정식이 되며, 특이점이 존재하지 않는다. 하지만, 쿼터니언으로 직관적인 의미해석이 쉽지 않아 일부 단계에서 오일러 각 변환을 사용한다[4-8].

본 논문은 정확한 자세 결정을 위하여 쿼터니언 기반의 확장 칼만 필터를 설계하는 방법을 제안한다[9]. 회전하는 각도가 작다는 가정에서 쿼터니언의 오일러 적분된 이산시스템을 구성함으로 회전 각도가 큰 경우 자세의 정확도가 감소하는 단점이 생긴다. 제안하는 쿼터니언 추정기는 사전추정 과정을 각속도 센서의 계측 주기에 맞춰 실행하며, 각속도 센서의 계측된 값을 입력으로 설계를 한다. 2장에서는 사전추정에 사용될 쿼터니언에 대한 이산 시스템을 얻고, 3장에서는 쿼터니언을 기반으로 하는 확장 칼만 필터를 설계한다. 그리고 4장 및 5장에서는 설계된 추정기의 개선된 성능을 시뮬레이션 및 실험으로 입증한다.

II. 이산 시스템

운동학에서 강체의 자세를 표현할 때 쿼터니언은 매우 유용한 수단이다. 쿼터니언은 하나의 스칼라와 세 개의 벡터 요소로 구성되며 다음 식 (1)과 같다.

$$q = [q_0 \ \vec{q}] = [q_0 \, q_1 \, q_2 \, q_3]^T \tag{1}$$

식 (1)은 두 좌표계의 사이에 임의의 회전축이 있어 적절한 회전각으로 한 좌표계를 회전하면 다른 한 좌표계로 변환되는 관계를 설명하는 식이다. 즉 한 좌표계를 관성좌표계$(i\,j\,k)$라 하고, 다른 한 좌표계를 회전 좌표계$(e_1\,e_2\,e_3)$라 할 때, 두 좌표계의 관계는 다음의 식 (2)에서 식 (5)와 같이 정의한다.

$$q_0 = \cos(\phi/2) \tag{2}$$

$$q_1 = \sin(\phi/2)e_1 = \sin(\phi/2)\cos(\alpha) \tag{3}$$

$$q_2 = \sin(\phi/2)e_2 = \sin(\phi/2)\cos(\beta) \tag{4}$$

$$q_3 = \sin(\phi/2)e_3 = \sin(\phi/2)\cos(\gamma) \tag{5}$$

두 좌표의 회전각은 $\phi/2$이며, α,β,γ는 관성좌표계$(i\,j\,k)$와 회전좌표계$(e_1\,e_2\,e_3)$ 축이 이루는 각이다.

쿼터니언의 시간에 대한 변화율은 다음 식 (6)에서 식 (7)과 같다.

$$\dot{q} = \frac{1}{2}\begin{bmatrix} 0 & -\omega_1 & -\omega_2 & -\omega_3 \\ \omega_1 & 0 & \omega_3 & -\omega_2 \\ \omega_2 & -\omega_3 & 0 & \omega_1 \\ \omega_3 & \omega_2 & \omega_1 & 0 \end{bmatrix} q = \frac{1}{2}\Omega_\omega q \tag{6}$$

$$\dot{q} = \frac{1}{2}\begin{bmatrix} q_0 & -q_1 & -q_2 & -q_3 \\ q_1 & q_0 & q_3 & -q_2 \\ q_2 & -q_3 & q_0 & q_1 \\ q_3 & q_2 & q_1 & 0 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} 0 \\ \omega_1 \\ \omega_2 \\ \omega_3 \end{bmatrix} = \frac{1}{2}\Lambda_q \omega \tag{7}$$

여기서, $\omega_1,\omega_2,\omega_3$는 회전 좌표계 축의 회전속도이다. 식 (6)을 이용하여 쿼터니언의 이산시스템은 오일러 적분을 이용하여 얻으면 다음 식 (8)과 같다.

$$q_k = (I + \frac{1}{2}\Omega_\omega \Delta t)q_{k-1} = q_{k-1} + \frac{1}{2}\Lambda_q \omega_{k-1}\Delta t \tag{8}$$

식 (7)의 이산 시스템은 각도의 변화가 크지 않다는 가정에서 정확도가 증가한다.

III. 확장 칼만 필터의 적용

이산 시스템의 수학적 모델을 이용하여 상태변수를 사전 추정하는 방법은 다음의 식 (9)에서 식 (10)과 같다.

$$\tilde{x}_{k,1} = F_{k,0}\hat{x}_{k,0} + B_{k,0}\tilde{u}_{k,0} \tag{9}$$

$$\tilde{x}_{k,i+1} = F_{k,i}\tilde{x}_{k,i} + B_{k,i}\tilde{u}_{k,i} 1 \le i < n \tag{10}$$

식 (9)는 이전시간의 최적 추정된 상태 $\hat{x}_k = \hat{x}_{k,0}$를 사용하여 사전 추정된 값이고, 식 (10)은 사전 추정된 $\tilde{x}_{k,i}$로 사전추정을 한 식이다.

사전 추정된 상태변수를 이용하여 공분산을 사전 추정하는 방식은 다음 식 (11)에서 식 (12)와 같다.

$$\tilde{P}_{k,1} = F_{k,0}\hat{P}_{k,0}F_{k,0}^{'} + B_{k,0}Q_{k,0}B_{k,0}^{'} \tag{11}$$

$$\tilde{P}_{k,i+1} = F_{k,i}\tilde{P}_{k,i}F_{k,i}^{'} + B_{k,i}Q_{k,i}B_{k,i}^{'} \tag{12}$$

시스템 수학적 모델의 불확실성 $Q_{k,i}$는 각 구간에 평균적으로 동일하게 포함된다고 가정하여 사전 추정되는 공분산에 더해진다. 사후추정은 관측기로부터 데이터가 획득 되어졌을 때 사전추정 상태와의 정합과정으로 다음 식 (13)에서 식 (15)로 이루어진다.

$$\hat{x}_{k+1,0} = \tilde{x}_{k,n} + K_k(y_{k+1} - h_k(\tilde{x}_{k,n})) \tag{13}$$

$$\hat{P}_{k+1,0} = \tilde{P}_{k,n} - KH_{k+1}\tilde{P}_{k,n} \tag{14}$$

$$K_k = \tilde{P}_{k,n}H_{k+1}^T\left[H_{k+1}\tilde{P}_{k,n}H_{k+1}^T + R_d\right]^{-1} \tag{15}$$

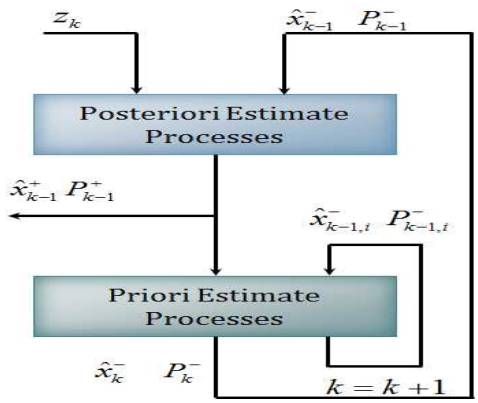
식 (15)의 R_d는 관측기에 포함되는 노이즈 ν_k의 분산 값이다. 초기상태와 공분산은 다음 식 (16)에서 식 (17)로 설정한다.

$$\hat{x}_{0,0} = E[x_0] \tag{16}$$

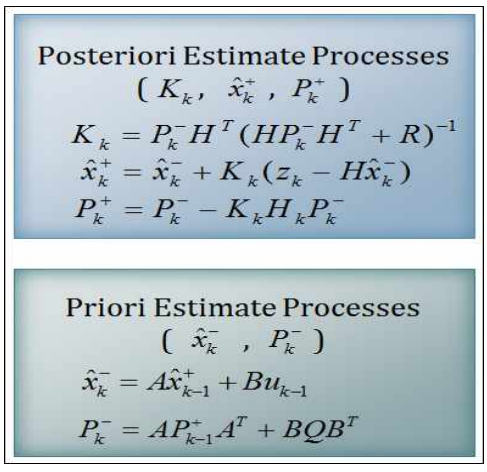
$$\hat{P}_{0,0} = E\left[(x_0 - \hat{x}_{0,0})(x_0 - \hat{x}_{0,0})^T\right] \tag{17}$$

적용할 확장 칼만 필터의 전체 처리과정은 다음의 그림 1과 같다.

그림 1의 (a)는 전체 처리 스텝을 표현하는 그림이고, 그림 (b)의 상단의 그림은 사후 추정의 과정으로 식 (13)에서 식 (15)의 처리과정을 나타낸다. 이는 사전추정에서 최종 상태 $\tilde{x}_{k,n}$와 공분산 $\tilde{P}_{k,n}$을 이용하여 칼만 이득을 얻고, 최적 추정치 $\hat{x}_{k+1,0}$와 공분산 $\hat{P}_{k+1,0}$을 얻는다. 그림 1의 (b)에서 하단은 사전 추정 과정으로 식 (9)에서 식 (12)까지의 처리과정을 나타낸다. 예측추정의 단계를 여러 번 거침으로 수학적인 모델만으로 추정을 하는 과정에서의 모델의 오차를 줄일 수 있다.



(a) 확장칼만필터의 흐름도
(a) Flowchart of an extended kalman filter



(b) 세부적인 처리과정
(b) Details of processes

그림 1. 확장칼만필터의 처리과정
Fig. 1 The whole process of the extended kalman filter

Ⅳ. 시뮬레이션

최소 사전추정 추정 주기는 0.1 [ms]이고, $\dot{\phi}$, $\dot{\theta}$는 π [rad/s]의 각속도, $\dot{\psi}$는 0 [rad/s]의 각속도로 하고, 각속도에 입력되는 노이즈는 크기를 0.5 [rad/sec]로 랜덤 함수를 사용하여 가산하였다. 또한, 각도에 가산되는 노이즈도 크기 0.5 [rad]로 랜덤함수를 사용하였다. 각도 최적 추정을 한 결과는 다음 그림 2에서 그림 5와 같다.

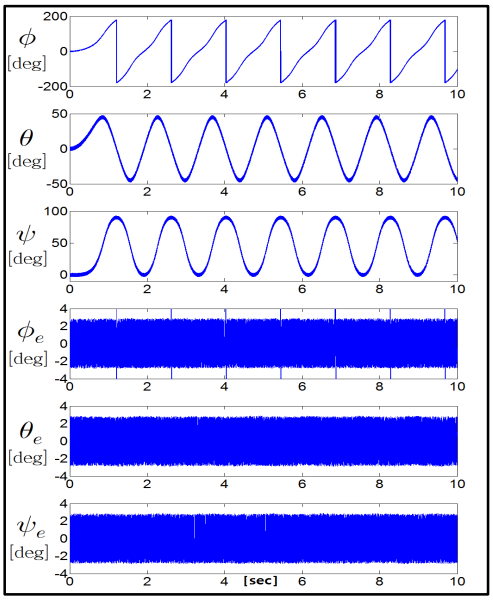


그림 2. 사후추정주기 0.1 [ms]의 추정 결과
Fig. 2 Estimation result when the posteriore period is 0.1 [ms]

그림 2의 첫 번에서 세 번째까지는 고정좌표계에서 x축, y축, z축의 회전각을 각각 나타낸 결과이고, 네 번째에서 여섯 번째의 그림은 각 축의 추정 오차를 나타낸 그림이다, 이는 상태의 예측추정과 관측 데이타의 정합이 같은 회수로 이루어졌으며, 추정기의 시스템에 포함되는 노이즈는 $Q=0.001I_{4\times4}$로 가산하였고, 관측기의 노이즈는 $R=0.0001I_{4\times4}$로 하여 얻은 결과이다. 각속도와 각도에 포함되는 노이즈가 28.65 [°]로 추정 오차가 약 3 [°]이하의 결과를 나타낸다.
그림 3의 결과는 그림 2의 시뮬레이션에서 가산한 노이즈는 동일하게 하였고, 관측 데이터의 정합주기가 16배로 늘어난 결과이다. 관측데이터의 정합 주기를 늦춰도 오차의 크기는 차이가 발생하지 않는 결과를 나타내었으며, 선형 시스템의 경우 예측 추정의 주기를 고정하고 관측 주기를 늘려도 추정 성능에는 큰 변화가 없는 것으로 판단된다.

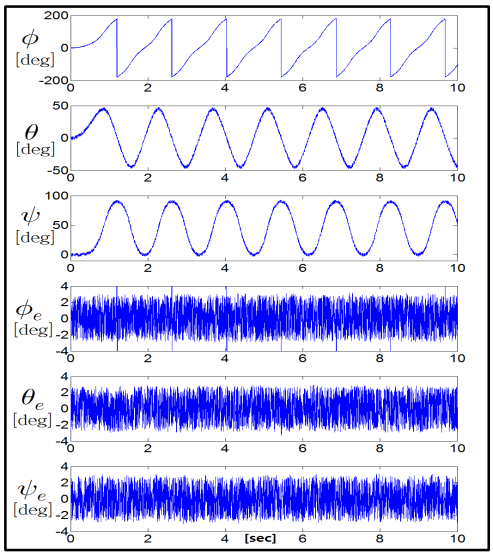


그림 3. 사후추정주기 1.6 [ms]의 추정 결과
Fig. 3 Estimation result when the posteriore period is 1.6 [ms]

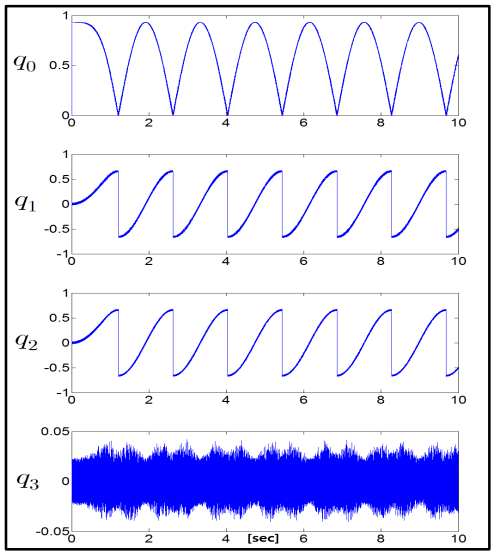


그림 4. 추정주기 0.1 [ms]에서 쿼터니안
Fig. 4 Quaternion when the estimation period is 0.1 [ms]

그림 4는 쿼터니언으로 표현된 상태변수를 나타낸 그림이다.

추정 성능을 세밀하게 관찰하기 위해 예측 추정 횟수에 따른 각도의 RMS 오차를 구한 결과는 다음 그

림 5와 같다.

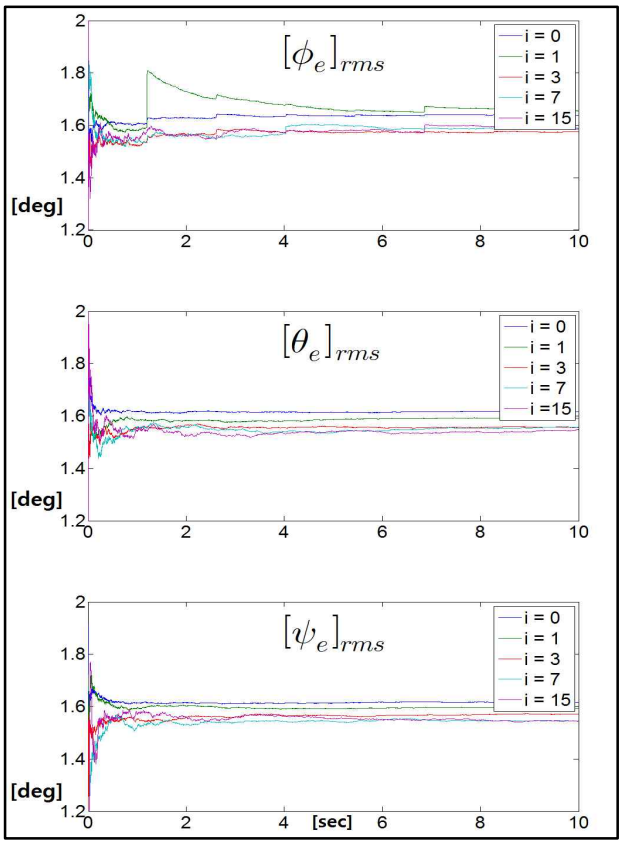


그림 5. 주기 0.1 [ms]의 추정 결과
Fig. 5 Estimation result when period is 0.1 [ms]

그림 5의 전체에서 RMS 오차는 약 1.7 [°]이하로 만족할 만한 추정성능을 보이고 있다. 각 그림에서 i=0은 예측추정주기와 관측 데이터 정합 주기가 동일한 것이고, 관측데이터의 정합주기는 i=1인 경우 예측추정의 2배, i=3인 경우 예측추정의 4배, i=7인 경우 예측추정의 8배, i=15인 경우 예측추정의 16배이다. x축의 오차를 RMS를 취한 값으로 i=1 일 때 가장 크고, i=15 가장 RMS 오차가 작았다. 나머지 축들의 경우는 i=15 인 경우 가장 추정 오차의 RMS 값이 작았고 i=0 인 경우 가장 추정 오차의 RMS 값이 큰 결과를 보였다. 이는 예측추정에 비해 관측데이터의 정합주기가 커지더라도 추정 성능에는 영향을 끼치지 않는다는 결과로 판단할 수 있으며, 예측추정의 수학적 모델이 선형 시스템인 결과로도 판단할 수 있다.

V. 실 험

실험을 위해 반도체 센서인 3축 가속도 센서는 MMA7260Q와 자이로센서는 2축 각속도 센서인 LPA530AL 두 개를 이용하여 3축 각속도 센서를 구성한 제품을 사용하였다. 그리고 주프로세서는 Cortex-M3 계열의 STM32F103를 사용하여 프로그램 하였다. 프로세서는 곱셈에 정수형 연산기를 가짐으로 소숫점 연산과 4차 역행렬 계산에 많은 연산시간을 소모하며, 1 [ms] 이내의 추정주기를 갖도록 하기에 부적합 하였다. 본 실험에서는 100[ms]의 예측추정주기로 쿼터니언의 상태추정 실험을 한 결과가 다음의 그림 6과 같다.

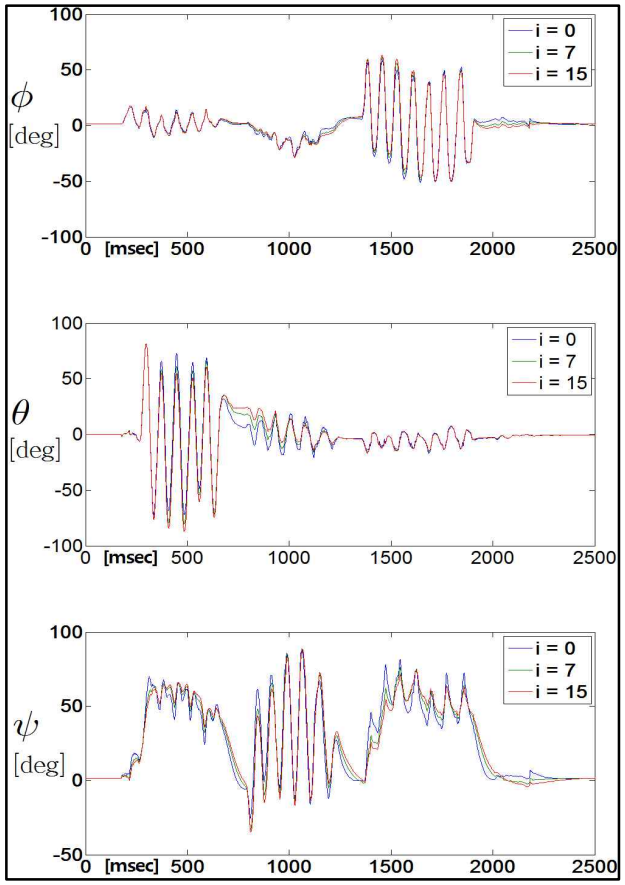


그림 6. 추정주기 100 [ms]의 추정 결과
Fig. 6 Estimation result when period is 100 [ms]

시스템 노이즈는 $Q=0.001I_{4\times4}$ $[(\mathrm{rad/s})^2]$로, 관측기의 가산하는 노이즈는 $R=0.01I_{4\times4}$ $[(\mathrm{rad/s})^2]$로 하였다. 그림 6의 첫 번째는 각 ϕ의 추정 결과이고, 두

번째는 각 θ에 대한 추정 결과, 그리고 세 번째는 각 ψ에 대한 추정 결과이다. 모두 i = 0 인 경우는 예측 주기와 관측 데이터의 정합주기가 일치하는 것이고, i = 7 인 경우는 관측 데이터의 정합 주기가 8배이고, i = 15 인 경우는 관측 데이터의 정합주기가 16배인 결과이다. 각속도의 변화가 큰 경우, 예측추정주기와 관측데이터의 정합 주기의 차이가 있어도 추정 결과는 큰 차이가 없으며, 각속도 작은 경우 정합 주기가 큰 쪽이 낮은 대역의 로우패스 필터와 같은 역할을 하는 결과를 보이고 있다.

VI. 결 론

동특성을 갖는 시스템의 실시간 제어를 위해서는 정밀하며 실시간의 자세관측이 요구된다. 본 논문에서 제안된 필터는 실시간 자세의 추정이 가능하고, 추정의 정확도를 증가하며, 연산의 양이 크게 증가하지 않도록 설계되었다. 그 결과 1 [%]이내의 자세 각 추정의 정확도를 시뮬레이션에서 보였다. 또한 실제 속도 센서와 가속도 센서를 대상으로 실험을 하여 노이즈에 강건하며, 쿼터니언을 상태로 100 [ms]의 추정 주기를 갖는 실시간 자세추정 결과를 보였다.

추후, 소수점 연산기가 내장된 프로세서를 사용하여 쿼터니언을 이용한 노이즈에 강인하며 연산의 부담이 크게 증가하지 않는 자세추정 필터를 설계, 상태추정 실험을 하고자 한다.

References

[1] W. T. Higgins. JR, “A Comparison of Complementary and Kalman Filtering,” *IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems,* vol. AES-11, no. 3, May, 1975, pp. 321-325.

[2] D. Roetenberg, H. Luinge, C. Baten, and P. Veltink, “Compensation of magnetic disturbances improves inertial and magnetic sensing of human body segment orientation,” *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.,* vol. 13, Sept. 2005, pp. 395.

[3] E. Foxlin, “Inertial head-tracker sensor fusion by a complementary separate-bias Kalman filter,” *IEEE Proc. of VRAIS ‘96*, 1996. pp. 185-194.

[4] E. J. Lefferts, F. L. Markley, and M. D. Shuster, “Kalman Filtering for Spacecraft Attitude Estimation,” *J. of Guidance, Control, and Dynamics*, vol. 5, no. 5, 1982, pp. 417-429.

[5] J. B. Kuipers, *Quaternions and Rotation Sequences.* Princeton : Princeton University Press, 2002.

[6] A. J. Baerveldt and R. Klang, “A low-cost and low-weight attitude estimation system for an autonomous helicopter,” *IEEE Int. conf. Intelligent Engineering Systems*, Budapest, Hungary, *Sept.*, 1997, pp. 391- 395.

[7] I. Y. Bar-Itzhack and Y. Oshman, "Attitude Determination from Vector Observations : Quaternion Estimation," *IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems,* vol. 21, no. 1, 2006. pp. 128-136.

[8] T. Yoo, S. Hong, H. Yoon, and S. Park, “Gain-Scheduled Complementary Filter Design for a MEMs Based Attitude and Heading Reference System,” *Sensors*, vol. 11, no. 4, Mar, 2011, pp. 3816-3830.

[9] D. Simon, *Optimal State Estimation.* Hoboken : Wiley – Inter Science, 2006.

[10] H. H. Lee, W. Cho, and K. S. Lee, “Improved switching method for sensorless BLDC motor drive,” *J. of The Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, Vol. 5, No. 2, 2010, pp. 164-170.

[11] G. Seok, and B. Park, “A Study on the Facal motion and for Detection of area Using Kalman Fillter algorithm,” *J. of The Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 6, no. 6, 2011, pp. 973-980.

[12] Y. Jeon and W. Cho, “Sensorless Speed Control of IPMSM Using an Extended Kalman Filter and Nonlinear and Adaptive Back-Stepping Control Technique,” *J. of The*

Korea Institute of Electronic Communication Sciences, vol. 7, no. 6, 2012, pp. 1413-1422.

저자 소개

전용호(Yong-Ho Jeon)

1996년 광운대학교 제어계측공학과 졸업(공학사)
1998년 광운대학교 대학원 제어계측공학과 졸업(공학석사)
2008년 광운대학교 대학원 정보제어공학과 졸업(공학박사)
2013년~현재 중원대학교 메카트로닉스학과 교수
※ 관심분야 : 가변속 시스템, 지능로봇 시스템