

논문 2017-54-2-14

센서 결합을 이용한 확장 칼만 필터 기반 자세 추정 방법

(Pose Estimation Method Using Sensor Fusion based on Extended Kalman Filter)

윤 인 용*, 심 재 용**, 김 중 규**

(Inyong Yun, Jaeryong Shim, and Joongkyu Kim[©])

요 약

본 논문에서는 센서 결합을 이용하여 공간상의 시스템 자세를 정확히 추정할 수 있는 확장 칼만 필터를 설계하는 방법에 대해서 제안한다. 시스템 자세는 쿼터니언 상태 변수를 이용하여 표현하며, 이는 Gauss-Newton 방법을 적용하여 가속도 센서와 지자기 센서로 부터 강체의 자세를 획득 하게 된다. 측정된 쿼터니언 값과 속도 센서 값, ARVR_SDK에 의한 영상 정보 값을 이용함으로써, 상태 변화를 추정 하게 되는데, 자세 추정의 정밀도를 높이기 위해 입력 값에 대한 에러를 보정하는 과정을 추가하여 적용적으로 입력 값을 조절하는 확장 칼만 필터를 설계 적용 하였다. 그 결과, 설계된 필터에 입력 값에 대한 오차가 있어도 일정부분 이를 보정하여 추정 값에 대한 신뢰도를 높이는 결과를 실험적으로 확인 할 수 있었다.

Abstract

In this paper, we propose the method of designing an extended kalman filter in order to accurately measure the position of the spatial-phase system using sensor fusion. We use the quaternion as a state variable in expressing the attitude of an object. Then, the attitude of rigid body can be calculated from the accelerometer and magnetometer by applying the Gauss-Newton method. We estimate the changes of state by using the measurements obtained from the gyroscope, the quaternion, and the vision informations by ARVR_SDK. To increase the accuracy of estimation, we designed and implemented the extended kalman filter, which showed excellent ability to adjust and compensate the sensor error. As a result, we could experimentally demonstrate that the reliability of the attitude estimation value can be significantly increased.

Keywords: Extended Kalman Filter, Quaternion, Gauss-Newton Method, Pose Estimation

I. 서 론

최근 웨어러블 디바이스의 사용 증가와 스마트폰의 성능과 사용 범위가 증가하면서 고성능 컴퓨터에서 활용되던 가상현실(VR)과 증강현실(AR)을 스마트폰에 적용하는 많은 연구가 진행 되고 사용자에게 제공 되고 있다. 이러한 응용 어플리케이션을 제공하기 위해 가장 중요한 요소는 강체(i.e. 스마트폰)에 대한 자세(attitude) 추정 정확도를 높이는 것이며, 이는 고정된 실세계와

강체와의 관계를 추정하는 문제로 볼 수 있다.

영상을 기반으로 하는 방법은 특정한 마커를 사용하여 영상에서의 위치를 쉽게 찾을 수 있고, 추가적인 정보를 얻을 수 있어 스마트폰의 자세를 추정하는데 많이 사용되고 있다. 이를 이용하는 방법으로 ARToolkit^[1], ARToolKitPlus^[2], PTC Vuforia SDK^[3], CyberCode^[4], 그리고 ARVR_SDK^[5]가 사용된다. 정보가 많은 특정한 패턴을 이용한 마커를 고정된 환경에서 사용하므로 영상을 통해 스마트폰의 자세 및 위치를 정확하게 추정한다. 하지만, 영상을 이용한 방법은 스마트폰의 움직임이 작고, 타겟의 정보가 시각적으로 표현 되는 경우에는 매우 정확한 정보를 전달하지만 움직임이 크고 시각 정보를 잃어버린 경우에는 자세 및 위치 추정 정보의 정확성은 매우 떨어진다. 이를 해결하기 위해 많은 연구

* 학생회원, 성균관대학교 정보통신대학
(Department of Information and Communication Engineering, Sungkyunkwan University)

**정회원, (주)로터스에코 (LotusEco, Ltd)

© Corresponding Author (E-mail : jkkim@skku.edu)

Received ; June 23, 2016 Revised ; January 4, 2017

Accepted ; January 22, 2017

들이 스마트폰에 내장되어 있는 IMU(Inertial Measurement Unit) 센서(3축 지자기 센서, 3축 가속도 센서, 3축 자이로 센서)를 이용하는 방법을 제안하고 있다. 스마트폰에 내장되어 있는 IMU 센서는 저가의 반도체 칩으로 측정되어 많은 노이즈를 포함하고 있으며, 시간이 흐름에 따라 자이로 센서의 드리프트 오차가 누적되는 문제가 있다. 문제를 해결하기 위한 한 가지 아이디어는 예측 과정에서의 센서와 영상의 오차를 보정하는 과정을 수행하는 방법이 있으며, 대부분 칼만 필터를 기반으로 하여 센서 결합에 대한 문제를 해결하고 있다^[6~10].

본 논문에서도 고정된 타깃(i.e. QR code)과 손에 의해 움직이는 스마트폰에 대한 자세를 추정하기 위한 두 센서의 결합시 발생하는 추정 오차를 최소화하기 위한 방법에 중점을 두고 연구를 진행 하였다. 정확한 추정 성능을 확보하기 위해 쿼터니언^[11]을 이용한 확장 칼만 필터(Extended Kalman Filter, EKF)를 기반^[7]으로 IMU 센서에서 획득한 데이터와 영상으로 획득된 Modelview matrix를 결합 한다. 물체의 자세를 표현하기 위해 오일러 각을 이용 하면^[10] 3개의 변수(Roll, Pitch, Yaw)로만 자세를 표현할 수 있는 장점도 있지만, 특이점이 발생했을 경우 비선형 미분 방정식을 풀어야하는 문제점이 있다. 이에 반해, 쿼터니언을 이용하면 시간에 대한 변화율을 표현할 때 선형 미분방정식으로 표현되며, 특이점이 발생하지 않는다. 쿼터니언에 대한 자세한 설명은 2장에 설명 하였다. 하지만 쿼터니언은 직관적인 의미 해석에는 용이하지 않아 일부 실험 과정 중 결과를 확인을 위해서 오일러 각으로 변환하여 표현 하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서 센서 결합을 위한 쿼터니언 기반의 확장 칼만 필터 모델을 제안하고, 3장에서 실험을 통해 성능을 입증한다. 마지막 4장에서 결론을 맺는다.

II. 본 론

1. Quaternions

본 논문에서 쿼터니언은 칼만 필터를 사용하여 센서 융합의 결과에 대한 자세를 표현하기 위해 사용하였다. 쿼터니언은 짐 볼락(gimbal lock) 현상을 방지하여 강체의 자세를 표현하는데 많이 사용된다. 쿼터니언은 하나의 스칼라(s)와 세 개의 벡터(v) 요소로 구성되며 다음 식 (1)과 같다.

$$q = [\vec{q}, q_4]^T = [q_1, q_2, q_3, q_4]^T \quad (1)$$

식 (1)은 $q=[v, s]$ 로도 표현 가능하다. 쿼터니언의 특성에 대해 참고 논문^[11]에서 자세히 다루고 있으며, 일반적인 대수적 특징 및 동작을 지원한다. 다른 일반적인 특성과 다르게 쿼터니언에서 곱셈 (product)은 교환 법칙이 성립되지 않는다. 쿼터니언 곱은 다음 식 (2)와 같다.

$$q_a \otimes q_b = [a, s_a][b, s_b] = [(s_b a + s_a b + [a \times] b), s_a s_b - a \cdot b] \quad (2)$$

여기서, 심벌 \cdot 는 일반적인 벡터 내적 연산(dot product)이며, $(\cdot) \times$ 는 3×1행렬을 3×3 교대행렬(skew-symmetric matrix)로의 변환을 의미한다.

2. Reference Frame System

추적의 정확도 향상과 강인한 예측을 위해서 카메라와 IMU 센서 그리고 기준 좌표계간의 정의가 필요하다. 본 논문에서 사용하는 좌표계는 총 4개로 다음 그림 1에 표시하였고, 그 내용은 다음과 같다.

Navigation frame {n} 카메라와 IMU 센서의 자세를 정의하기 위한 타깃 마커의 코너 포인트를 기준으로 하는 좌표계이다. 센서 융합 방법의 목표는 Navigation frame에서의 카메라와 IMU 센서의 자세를 추정하는 것이다.

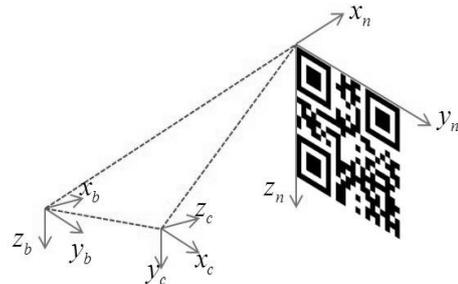


그림 1. 기준 좌표계 시스템
Fig. 1. Reference frame system.

Body (IMU) frame {b} 모바일 디바이스에서 IMU (가속도센서, 지자기센서, 자이로센서) 센서가 속한 좌표계 이다.

Camera frame {c} 모바일 디바이스에서 카메라가 속한 좌표계 이다. 원점은 광학 중심에 위치하며, z-축은 광학축 방향 이다.

Image frame {i} 카메라로 부터 획득한 영상의 2D 좌표계 이며, 좌 상단의 점을 원점으로 둔다.

3. IMU-Based Method of Pose Estimation

이 방법은 IMU 센서를 이용할 수 있는 모바일 디바이스에서 Body frame과 Navigation frame의 관계를 계산하기 위해 사용한다. 변환 관계를 표현하기 위한 회전 행렬은 가속센서와 지자기센서를 이용하여 쿼터니언을 생성하고 DCM(Direction Cosine Matrix)변환을 통해 획득하며, 자세 표현을 위한 쿼터니언은 자이로센서와 함께 EKF에 적용하여 오차를 보정한다. 그림 2에 IMU 센서를 이용한 방법에 대한 시스템 구성을 표시하였다.

EKF는 비선형 시스템 모델에서의 상태를 예측하고 추정하기 위한 선형 칼만 필터를 확장한 특별한 케이스로 상태 방정식은 다음과 같이 구성된다.

$$\dot{x} = f(x) + w(t) \quad (3)$$

위 식에서, x 는 시스템에서의 동적 상태를 나타내며, f 는 비선형 천이 행렬(nonlinear transition matrix)을, 그리고 w 는 백색잡음(white gaussian noise)을 나타낸다. EKF는 상태 벡터(state vector)에 대해 천이 행렬의 자코비안을 계산하여 매순간의 프로세스 모델을 선형화함으로써 기본 칼만 필터 방정식을 적용할 수 있다. 이때의 상태 방정식은 다음과 같이 구성할 수 있다.

$$x_{k+1} = Fx_k + w_k \quad (4)$$

$$y_k = Hx_k + v_k \quad (5)$$

여기서, F 는 선형화 시스템에 대한 상태 천이 행렬, y_k 는 측정 벡터, H 는 측정치 행렬, 그리고 v 는 측정 노이즈를 나타낸다. 상태 벡터 x 는 각속도 ω 와 쿼터니언 q 로 구성되며, IMU 센서의 바이어스 에러를 추정하기 위한 부분은 상태 벡터에 포함되지 않았다.

$$x_Q = [\omega_x, \omega_y, \omega_z, q_1, q_2, q_3, q_4]^T \quad (6)$$

측정 벡터 구성은 자이로센서로부터 받은 각속도 ω^b 와 가속도센서와 지자기센서로부터 생성한 쿼터니언 q^{nb} 로 이루어지며, 다음과 같이 표현 된다.

$$z_Q = [\omega_x^b, \omega_y^b, \omega_z^b, q_1^{nb}, q_2^{nb}, q_3^{nb}, q_4^{nb}]^T \quad (7)$$

가속센서와 지자기센서를 이용하여 쿼터니언 q^{nb} 를 생성하기 위해 Gauss-Newton (GN) 방법^[12]을 적용하였으며, 계산 과정은 다음과 같다.

$$q_{k+1}(t) = q_k(t) - [J_k^T * J_k]^{-1} * J_k^T * f \quad (8)$$

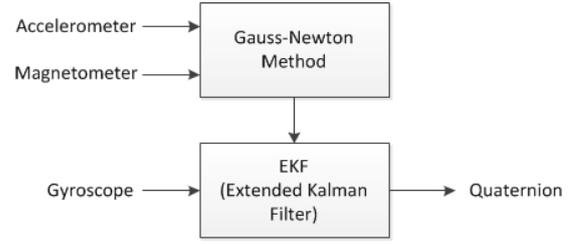


그림 2. IMU 기반 EKF 시스템
Fig. 2. MU based EKF system.

여기서, J_k 는 q_k 에서 계산된 f 의 자코비안이다. 반복 연산을 통해 에러가 최소화 되는 지점을 찾고 그때의 쿼터니언 값을 사용하게 된다. 자세한 내용은 참고 논문^[12]에서 확인 할 수 있다. 그림 5에서 GN기법을 이용하여 획득한 자세 쿼터니언에 대한 결과(빨간색 점선)를 표시 하였다. 데이터를 획득하기 위해, 다양한 실험 환경에서 실험을 수행 하였으며, 본 논문에서는 주변 자기장의 영향을 받아 지자기 센서에 외부 간섭이 포함되어 자세 쿼터니언의 결과에 에러가 누적되었다고 판단된 데이터그룹을 활용하였다.

쿼터니언과 각속도의 시간에 대한 변화율은 다음 식과 같다.

$$\dot{\omega} = \frac{-1}{\tau} \omega \quad (9)$$

$$\dot{q} = \frac{1}{2} q \otimes \omega \quad (10)$$

위 식 (9)에서, τ 는 프로세스 모델에서의 시상수(time constant)이며, 식 (10)에서의 \otimes 는 식(2)에 주어진 쿼터니언 곱을 의미하며, w 는 속도 센서 값을 벡터로 표현하고 zero 스칼라 값을 갖는 쿼터니언 변수 이다. 이를 이용하여 선형화된 전치 행렬 F 를 구하였으며, 다음과 같이 표현 할 수 있다.

$$F_Q = \frac{\partial f(\hat{\omega}, \hat{q}, \Delta t)}{\partial x} \Big|_{x = \hat{x}} \quad (11)$$

이때, \hat{x} 는 상태 벡터의 요소들이며, Δt 는 IMU 센서의 샘플링 시간이다. 프로세스 잡음 Q_Q 은 자이로 센서 잡음과 쿼터니언 잡음으로 구성되며 공분산 행렬은 다음과 같이 결정 될 수 있다.

$$Q_Q = \begin{bmatrix} I_{3 \times 3} w_v & 0_{3 \times 4} \\ 0_{4 \times 3} & I_{4 \times 4} q_v \end{bmatrix} \quad (12)$$

여기서, w_v, q_v 는 각각 자이로센서, 쿼터니언의 정규 백색 잡음에 해당하며, 추정 오차를 조정하기 위한 필

터의 튜닝 파라미터로 활용 할 수 있다. 측정 잡음 R_Q 는 자이로 센서와 쿼터니언으로 부터 측정된 잡음으로 부터 예측 할 수 있으며 다음과 같이 표현된다.

$$R_Q = \begin{bmatrix} I_{3 \times 3} \sigma_w^2 & 0_{3 \times 4} \\ 0_{4 \times 3} & I_{4 \times 4} \sigma_q^2 \end{bmatrix} \quad (13)$$

여기서, σ_w^2, σ_q^2 는 각각 자이로 센서와 쿼터니언에 대한 분산을 의미하는데 측정 잡음 또한 정규 백색 잡음으로 추정한다. 각각의 값에 대해서는 표 1에 표시하였다. 관측 행렬(observation matrix) $H_Q = I_{7 \times 7}$ 로 구성하였다. 이 함수를 통하여 자이로 센서에 대한 드리프트 문제를 해결하고 가속도 센서와 지자기 센서의 잡음에 강인한 결과를 얻을 수 있다.

4. Fusion-Based Method of Pose Estimation

비전을 이용한 자세 추정 방법은 대부분의 경우 IMU 센서를 이용한 방법보다 정확한 결과를 얻을 수 있지만 타겟이 가려지거나 빠른 움직임을 보이면 IMU 센서를 이용하는 방법보다 정확도가 떨어진다. 즉, 비전을 이용한 자세를 추정하는 방법에 IMU 센서를 추가 적용하여 타겟의 자세를 추정할 경우 더 강인하고 정확한 자세 값을 추정할 수 있게 된다. 그림 3은 센서 결합을 위한 본 논문에서 제안하는 방법을 나타낸다.

가. Selection Process

보통, 타겟에 대한 가려짐 현상이 발생하면 현재 획득한 자세 쿼터니언 값과 이전 프레임에서 획득한 자세 쿼터니언 값의 차이가 발생한다. 이는 영상을 통한 타겟의 위치를 잃어버리게 되어 패턴 정보를 활용하여 자세를 계산 할 수 없어 엉뚱한 값을 리턴하기 때문에 타겟에 대한 추적 기능이 없어진 경우 이를 보정하기 위해 가려짐 현상이 발생 했는지에 대한 검출 과정을 수행해야 한다. 본 논문에서는 다음 식을 이용하여 타겟에 대한 가려짐 현상을 검사 하였다.

$$\Delta q^{nc} = q_k^{nc} \otimes (q_{k-1}^{nc})^{-1} \quad (14)$$

여기서, 두 자세 값에 대한 에러 값을 확인하기 위해 $\Delta\theta = 2 * \cos^{-1}(\Delta q_4^{nc})$ 로 계산 하며, 계산된 값은 다음 과정을 통해 분류 하였다.

$$Occ_k = \begin{cases} 1 & \text{if } |\Delta\theta| > T_{occlusion} \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (15)$$

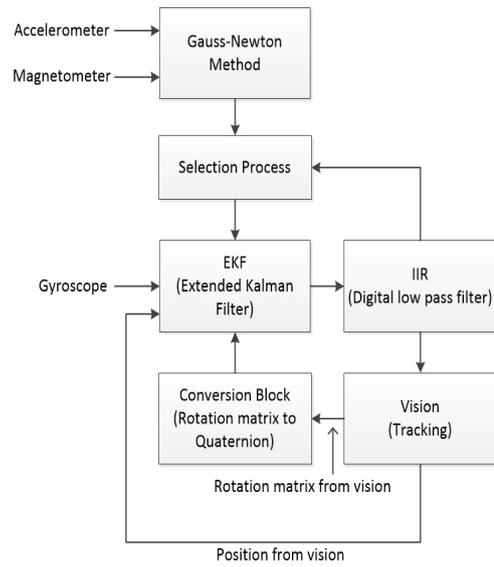


그림 3. 센서 융합 기반 EKF 시스템
Fig. 3. Sensor fusion based EKF system.

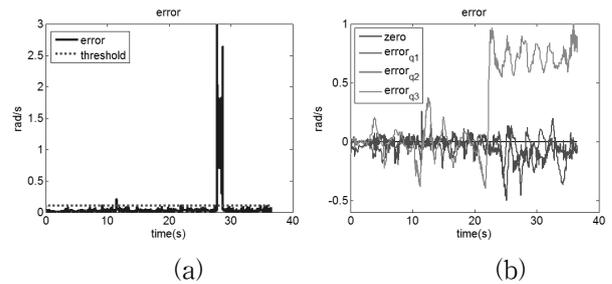


그림 4. 선택 과정에서의 에러값 추정 결과 (a) 마커에 대한 추적 에러 (b) 자세 쿼터니언에 대한 에러
Fig. 4. Results of the Selection process. (a) Tracking error for a marker. (b) Error of pose quaternion.

이때, $T_{occlusion}$ 은 가려짐 현상을 파악하기위한 계산된 차이 값에 대한 임계값이다. 그림 4(a)에서 제안하는 방법을 통해 영상에서의 가려짐 현상이 발생 했을 경우 에러 값의 변화를 확인 할 수 있다. 가려짐 현상을 파악하기 위한 자세 차이 값에 대한 임계값으로 0.1 rad/s를 적용 하였다.

또한, selection process에서는 가려짐 현상이 발생 했을 경우 IMU 센서에 대한 오차 값을 보정하는 과정도 동시에 수행한다. GN^[12]에 따라 센서에 대한 에러 값이 수렴이 되지 않거나 외부적인 요인에 의해 IMU 센서로 부터 획득한 쿼터니언 값에 에러 값이 포함된 경우가 있다. 이를 방지하기 위해 본 논문에서는 현재 획득한 IMU 센서 값과 EKF 이후 IIR 필터를 통과한 쿼터니언 값을 비교하여 각 채널별 에러 값을 판단하며, 계산된 에러 값에 따라 그 채널에 대한 쿼터니언 값을 수정한다.

그림 4(b)에 에러 값에 대한 그래프를 표시 하였고, 수정을 위한 과정은 다음과 같다.

$$\Delta q_{err} = q_{k,IMU} \otimes (q_{k-1,EKF})^{-1} \quad (16)$$

$$q_i = \begin{cases} q_{k-1,i,EKF} & \text{if } |\Delta \theta_{i,err}| > T_{err} \\ q_{k,i,IMU} & \text{else} \end{cases} \quad (17)$$

위 식 (17)에서, T_{err} 는 IMU 센서의 에러 값을 결정하기 위한 임계값이며, $\Delta \theta_{i,err} = 2 * \sin^{-1}(\Delta q_{err,i})$ 로 계산되며 $i \in [1,2,3]$ 으로 쿼터니언 요소 중 벡터 파트에 해당되는 요소 범위를 나타낸다. 오차 값이 크면 이전 EKF의 결과를 새로운 쿼터니언 값에 포함하여 오차를 보정 하였다. 에러 값에 대한 검출 결과는 다음 3장에 설명 하였다.

나. Digital Lowpass Filter

에러 값에 대한 결과 누적으로 추정 자세 값에 대한 급격한 변화가 출력되는 것을 방지하고 보다 안정적인 출력 값을 얻기 위해 저역 통과 필터를 출력 단에 추가 하였다. 획득된 신호 $x[k]$ 와 저역 통과 필터로 생성되는 신호 $y[k]$ 가 주어졌을 때, 저역 통과 필터의 설계는 다음과 같이 간단한 모델로 표현 가능 하다.

$$y[k] = \alpha y[k-1] + (1-\alpha)x[k] \quad (18)$$

이를, z -변환과 재배열을 수행하면 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$H[z] = \frac{Y[z]}{X[z]} = \frac{1-\alpha}{1-\alpha z^{-1}} \quad (19)$$

여기서, $H[z]$ 는 전달함수를 의미한다. z -도메인에서 주어진 문제를 해결하고, $k \geq 0$ 일 때 z -변환의 역을 취하면 $y[k]$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$y[k] = 1 - \alpha^{k-1} \quad (20)$$

이때, $y[k] = 1 - \frac{1}{e}$ 로 설정하고 시상수 τ 와 샘플링 구간 T_s 의 관계($\tau = kT_s$)를 이용하여 α 를 구하면 다음과 같다.

$$\alpha = e^{-\frac{T_s}{\tau + T_s}} \quad (21)$$

이를 활용하여 본 논문에서는 $\alpha = 0.4$ 로 설정하여 필터 출력의 지연시간을 1 샘플 이내로 제한하도록 설계 하였다.

다. EKF Process

영상과 IMU 센서에 대해 EKF를 통한 결합을 수행하기 위해 앞 절(2.2)에서 소개한 내용에 카메라 포지션에 대한 constant velocity model^[13]를 추가하였다. 식 (22)의 상태 벡터 x_{QV} 는 기존 각속도 w 와 쿼터니언 q 에 위치 t 와 속도 v 가 추가되어 표현 된다.

$$x_{QV} = [x_Q^T, t_x, t_y, t_z, v_x, v_y, v_z]^T \quad (22)$$

추정 벡터 z_{QV} 는 자이로측정값 w^b 와 쿼터니언 q^{nb} 에 영상으로부터 획득한 쿼터니언 q^{nc} 와 포지션 t^n 이 추가되어 다음과 같이 표현 된다.

$$z_{QV} = [z_Q^T, q_1^{nc}, q_2^{nc}, q_3^{nc}, q_4^{nc}, t_x^n, t_y^n, t_z^n]^T \quad (23)$$

전치 행렬 F_{QV} 은 다음과 같이 고려 될 수 있다.

$$F_{QV} = \begin{bmatrix} F_Q & 0_{7 \times 6} \\ 0_{6 \times 7} & F_V \end{bmatrix} \quad (24)$$

여기서, F_Q 는 2.2절에서 설명하였고 F_V 는 다음과 같다.

$$F_V = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \Delta t & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & \Delta t \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (25)$$

위 식 (25)에서, Δt 는 이미지 프레임에 대한 샘플링 속도이며, 식 (11)사용된 IMU 센서의 샘플링 시간과 동기화 되어 사용된다. 프로세스 노이즈에 대한 공분산 행렬 Q_{QV} 는 다음과 같다.

$$Q_{QV} = \begin{bmatrix} Q_Q & 0_{7 \times 6} \\ 0_{6 \times 7} & Q_V \end{bmatrix} \quad (26)$$

여기서, Q_Q 는 2.2절에 설명하였고 새로운 공분산 행렬 Q_V 는 다음과 같다.

$$Q_V = \begin{bmatrix} \frac{\Delta t^4}{4} & 0 & 0 & \frac{\Delta t^3}{2} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{\Delta t^4}{4} & 0 & 0 & \frac{\Delta t^3}{2} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{\Delta t^4}{4} & 0 & 0 & \frac{\Delta t^3}{2} \\ \frac{\Delta t^3}{2} & 0 & 0 & \Delta t^2 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{\Delta t^3}{2} & 0 & 0 & \Delta t^2 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{\Delta t^3}{2} & 0 & 0 & \Delta t^2 \end{bmatrix} \quad (27)$$

측정 노이즈 공분산 행렬은 다음과 같다.

$$R_{QV} = \begin{bmatrix} R_Q & 0_{7 \times 4} & 0_{7 \times 3} \\ 0_{4 \times 3} & R_I & 0_{4 \times 3} \\ 0_{3 \times 7} & 0_{3 \times 4} & R_T \end{bmatrix} \quad (28)$$

이때, $R_I = I_4 \sigma_{nc}^2$ 와, $R_T = I_3 \sigma_{tn}^2$ 는 영상으로부터 획득한 쿼터니언과 포지션에 대한 측정 노이즈를 의미한다. 관측행렬 H_{QV} 는 다음과 같다.

$$H_{QV} = \begin{bmatrix} H_Q & 0_{7 \times 3} & 0_{7 \times 3} \\ 0_{4 \times 3} & H_I & 0_{4 \times 6} \\ 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 4} & H_T \end{bmatrix} \quad (29)$$

여기서, $H_I = I_4$ 이며, $H_T = [I_3, 0_3]$ 으로 구성된다. 모든 측정 노이즈에 대한 값은 표 1에 표시 하였다. 센서 결합에 대한 실험 결과는 다음 3장에서 설명 한다.

III. 실험

제안하는 센서 결합 필터의 성능을 확인하기 위해 (주) 로티스에코의 ARVR_SDK^[5]를 이용하여 센서데이터와 Modelview Matrix 데이터를 획득하였다. ARVR_SDK에서는 자세 추정을 위한 modelview matrix를 획득하기 위해 검출 하고자 하는 특징 마커를 내부 프로그램에 등록하면 코너 점을 기반으로 하여 마커에 대한 특징 점을 분석하고 영상에서의 특징 점의 위치와 카메라 캘리브레이션 파라미터를 활용하여 자세를 추정하게 된다. 또한, 가려짐 현상이 발생하면 자세 추정 루프로 들어가지 않도록 설정 되어 있어 자세 값은 0값을 리턴한다. 자세 값이 0으로 연속적으로 나오게 되면 가려짐 현상을 측정하기 위한 이전 프레임과의 차이를 계산 할 수 없어 실험을 위해 랜덤 변수를 통해 임의의 자세 쿼터니언을 리턴 하도록 프로그램을 수정 하였다. 실험에 사용된 스마트폰은 Samsung Galaxy S6 edge+ 이며, 실험 검증은 Matlab을 통해서 확인 하였다. 스마트폰에 내장된 IMU 센서로부터 획득한 데이터의 샘플링 주기는 영상을 통해 획득하는 회전 행렬과 위치 벡터와의 시간 동기화를 위해 영상에서 데이터를 획득할 때마다 IMU 센서에서의 데이터를 획득 하였는데, 평균적으로 해상도 640x360영상에서 40ms정도 소요 되었다.

본 논문에서 타깃에 대한 자세 추정 성능을 테스트하기 위해 두 가지 환경을 고려하였는데, 첫 번째는 스마트폰의 움직임과 타깃에 대한 가려짐이 없을 경우이고, 다른 한 가지 경우는 타깃에 대한 가려짐이 발생한 경

우이다.

1. Movement without Occlusion

이 경우는, 센서 결합의 결과가 IMU 센서와 영상 센서의 결합을 통해 지속적으로 자세를 추정하고 교정하게 된다. 일반적으로, 영상을 이용하는 자세 추적에 대한 정확도는 천천히 움직일 경우 IMU 센서를 이용하는 경우보다 더 정확하다.

표 1. 필터 조정 파라미터 및 적용값
Table1. Filter tuning parameters and their values.

Parameter symbol	Value	Parameter symbol	Value
q_v	0.01	σ_q^2	0.001
w_v	0.01	$\sigma_{q^{nc}}^2$	0.05
δt	0.033	$\sigma_{t^n}^2$	0.001
σ_w^2	0.1		

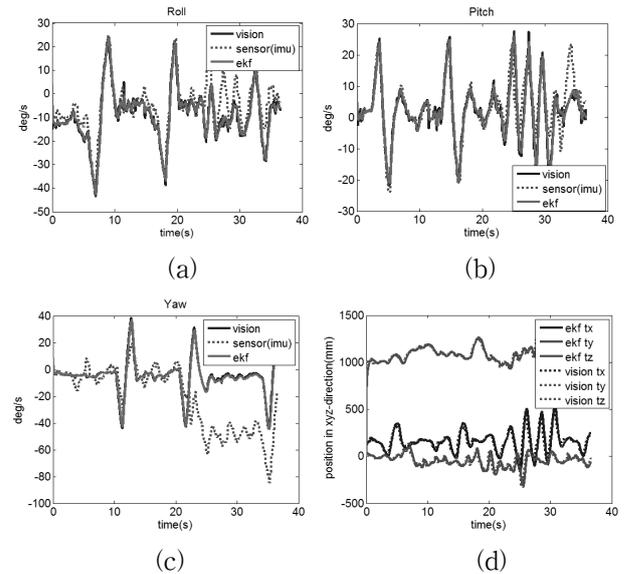


그림 5. 가려짐 현상이 발생하지 않았을 경우의 센서 결합을 통한 자세 추정 결과. (a) 롤각 (b) 피치각 (c) 요각 (d) 강체의 위치

Fig. 5. Estimation results of the fusion system without occlusion. (a) Roll (b) Pitch (c) Yaw (d) Position of rigid body.

따라서 타깃에 대한 가려짐이 발생하지 않은 경우에 IMU 센서에 대한 자세 측정 에러 공분산 값을 영상 자세 값에 대한 공분산 보다 높게 설정하여 자세 추정에 영향을 덜 미치도록 조정 하였다. 그림 5는 이에 대한 결과를 보여준다. 그림 5(a-c)는 센서 결합을 통한 타깃에 대한 스마트폰의 자세를 추정한 결과를 Roll, Pitch,

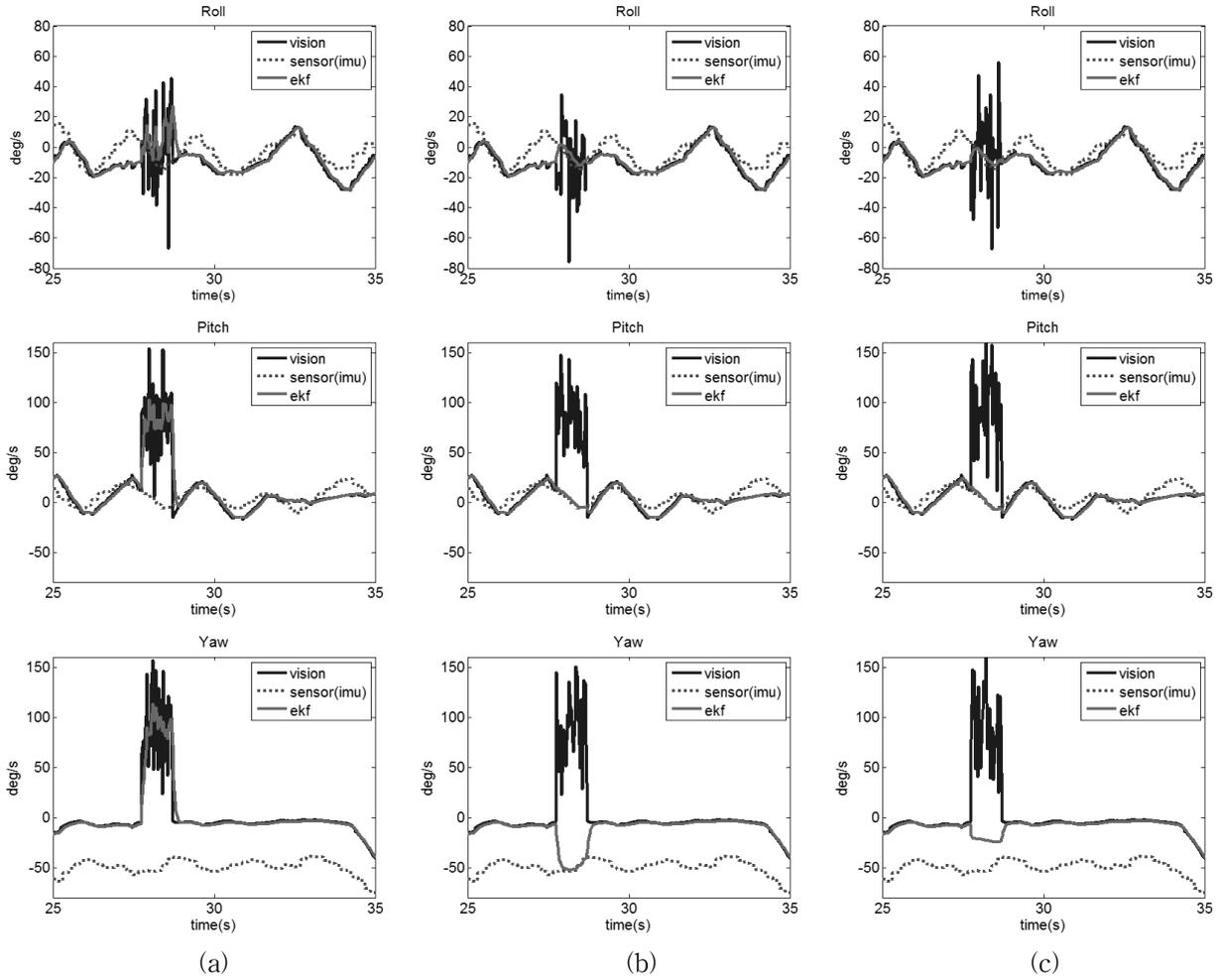


그림 6. 가려짐 현상이 발생한 경우의 센서 결합을 통한 자세 추정 결과 (영역 확대) (a) 선택 과정(가려짐 확인 및 교정)이 없는 경우 (b) 쿼터니언 교정이 없는 경우 (c) 제안하는 방법을 모두 추가한 결과
 Fig. 6. Estimation results of the fusion system with occlusion. (a) without selection process(occlusion detection and calibration) (b) without quaternion calibration (c) with proposed method.

Yaw 순서로 보여주며, 5(d)는 위치 벡터에 대한 추정 결과를 보여준다. 가려짐 현상이 발생 하지 않았을 때, 영상을 통한 자세 추정 값의 신뢰도는 높기 때문에 따로 후처리를 하지 않아도 EKF 결과가 영상을 통한 값과 비슷한 패턴을 보이며 따라가는 것을 확인 할 수 있다. 특히, 그림 5(c)의 Yaw각에서 IMU 센서를 통해 오차가 큰 자세 값을 출력(빨간 점선)하지만 EKF 내부에서 IMU 센서 입력 값이 필터 성능에 미치는 영향을 줄이도록 공분산 값을 조정함으로써 오차 없이 출력 되는 것을 확인 할 수 있다.

2. Movement with Occlusion

제안하는 필터 결합 방법은 타깃에 대한 가려짐이 발생하여도 효과적으로 자세를 추정할 수 있다. 카메라를 이용하는 방법은 타깃에 대한 가려짐 현상이 발생 했을

때 현재 프레임과 이전 프레임에 대한 자세(쿼터니언) 값에 많은 변화가 나타남을 그림 4(a)에서 확인 하였고, 또한 GN를 통해 IMU 센서의 자세 값을 추정 하였을 때, 출력 값에 대한 오차가 발생하여 (그림 5(c)의 yaw 각 확인) 정확한 자세 추정을 할 수 없는 것을 확인 하였다. 이를 해결하기 위해 본 논문에서는 EKF 필터의 출력 값과 비교하여 측정되는 IMU 센서의 쿼터니언에 대한 에러 값을 식 (17)을 이용하여 보정하여 새로운 입력 쿼터니언을 생성 하였다. 그리고 카메라를 통해 입력 받은 자세 값에 대한 측정 에러 공분산 값을 높이고, IMU 센서에 대한 측정 에러 공분산을 낮춰 타깃에 대한 자세를 추정 할 때 IMU 센서를 통해 입력받은 쿼터니언의 영향을 더 많이 받도록 설정 하였다.

그림 6은 이러한 실험의 결과를 보여 준다. 그림 6(a)는 본 논문에서 제안하는 selection process에서 가려짐

영역 검사를 하지 않았을 경우의 EKF결과 이다. 카메라에 대한 에러 값을 추정 할 수 없고 센서 오차를 판단하지 않아 타깃에 대한 가려짐이 발생 했을 경우에도 EKF 내부적으로 영상을 통해 입력 받은 쿼터니언의 자세 값의 신뢰도가 높다고 판단하기 때문에 가려짐 현상이 발생하는 구간에서 출력되는 자세 추정 결과에 많은 오차가 포함되어 있다.

그림 6(b)는 마커에 대한 가려짐 검사를 하지만, IMU 센서 출력 값에 대한 오차 값을 보정 하지 않는 경우의 센서 결합 결과 이다. 가려짐 검출 이후 카메라에 의한 자세 값의 측정 오차 에러 값을 높여 필터에 적용되는 영향력을 감소 시켰다. IMU 센서의 자세 추정 값에 대한 오차가 roll각과 pitch각에서는 거의 발생 하지 않아 원래의 타깃에 대한 자세와 유사하게 예측 되었지만, yaw값에 대해서는 오차가 보정 되지 않아 IMU센서 에러 값이 그대로 반영 되어 추정되는 오차 값이 커진 것을 확인 할 수 있다.

그림 6(c)는 본 논문에서 제안하는 IMU센서에 대한 오차 보정 과정을 수행한 결과이다. 다른 결과와 마찬가지로 yaw값에서 에러 값이 존재 하기는 하지만 IMU 센서에 대한 오차 값을 보정하기 때문에 출력되는 자세 값에 대한 에러가 줄어든 것을 확인 할 수 있다. 이를 통해 제안하는 방법으로 타깃에 대한 자세를 추정할 때 가려짐 현상이 발생하여 타깃에 대한 정보를 잃고, 또한 IMU 센서에서 추정하는 자세 값에 오차를 포함하고 있어도 추가 보정 과정을 수행함으로써 효과적으로 타깃에 대한 자세를 추정 할 수 있는 것을 확인 할 수 있다. 또한, 가려짐이 발생하고 센서를 통해 획득한 자세 값에 대한 오류로 인해 오차가 어느 정도 누적된 상황에서 영상에서 다시 마커를 검출하고 추적이 가능하게 되면 영상을 통한 자세 추정 결과에 가중치를 높이도록 되어 있어 안정적으로 오차가 줄어든 자세 추정 결과를 획득 하는 것을 가려짐 현상이후의 자세 추정 결과를 통해 확인 할 수 있다. 좀 더 자세한 비교를 위해, 본 논문에서는 각 단계별 RMSE(Root Mean Square Error)의 변화를 그림 7에 표시 하였다. 비교 결과 제안하는 방법으로 자세를 추정 하였을 때 평균 2.11°로 가장 낮은 오차를 보이는 것을 확인 할 수 있다.

IV. 결 론

본 논문은, 스마트폰의 IMU 센서와 비전 센서를 결합하여 타깃의 자세를 추정하기 위한 개선된 센서 결합

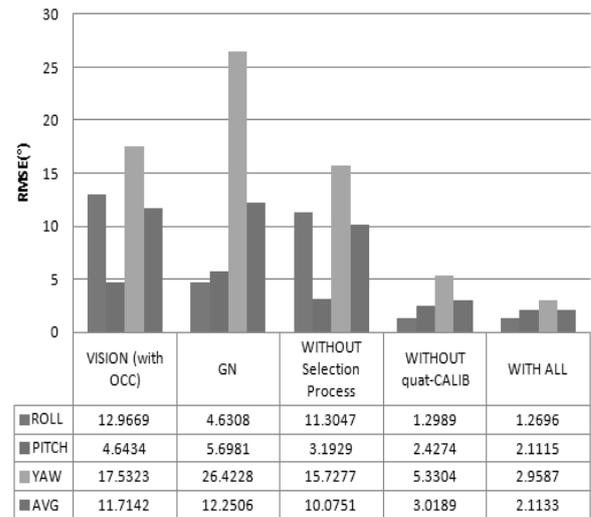


그림 7. 각 단계별 RMSE 성능 비교 [Unit: degree]
Fig. 7. Comparison between RMSEs under different steps.

방법에 대해서 제안하였다. 제안하는 방법은 IMU 센서의 값 및 비전 센서 값에 오차가 발생하여도 이를 보정하여 자세 추정에 대한 정확도를 높이며, 모바일 환경에서도 실시간으로 동작하도록 확장 칼만 필터기반으로 설계 되었다. 설계된 필터는 센서로부터 획득한 데이터를 이용한 시뮬레이션을 통해 그 내용을 검증하였다. 그 결과 다양한 환경(가려짐 발생, 센서 오차 발생 등)에서도 높은 정확도를 보이며 타깃에 대한 자세를 추정하는 것을 확인 하였다.

REFERENCES

- [1] Kato, H., Billinghurst, M., "Marker tracking and hmd calibration for a video-based augmented reality conferencing system." *Augmented Reality, 1999.(IWAR'99) Proceedings. 2nd IEEE and ACM International Workshop on. IEEE*, pp. 85-94, 1999.
- [2] Daniel, W., Schmalstieg, D., "ARToolKitPlus for pose tracking on mobile devices." *Proceedings of 12th Computer Vision Winter Workshop*. pp. 139-146, 2007.
- [3] Vuforia Developer, Vuforia SDK 5.5, (<https://developer.vuforia.com/downloads/sdk>), 2016.
- [4] Rekimoto, J., Yuji A., "CyberCode: designing augmented reality environments with visual tags." *Proceedings of DARE 2000 on Designing augmented reality environments. ACM*, pp. 1-10, 2000.
- [5] LotusEco, ARVR_SDK 1.0, 2016.
- [6] Drews, T. M., Kry, P. G., Forbes, J. R., Verbrugge, C., "Sequential Pose Estimation Using Linearized Rotation Matrices", In *Computer and*

Robot Vision (CRV), 2013 International Conference on. IEEE, pp. 113-120, 2013.

[7] Kumar, K., Varghese, A., Reddy, P.K., Narendra, N., Swamy, P., Chandra, M.G., Balamuralidhar, P., "An Improved Tracking using IMU and Vision Fusion for Mobile Augmented Reality Applications.", International Journal of Multimedia and its Applications, Vol. 6, No.5, pp. 13-29, 2014.

[8] Ligorio, G., Sabatini, A. M., "Extended Kalman Filter-Based Methods for Pose Estimation Using Visual, Inertial and Magnetic Sensors: Comparative Analysis and Performance Evaluation.", Sensors, 13, pp. 191-1941, 2013.

[9] Servant, F., Houlier, P., Marchand, E., "Improving monocular plane-based SLAM with inertial measures.", In Intelligent Robots and Systems (IROS), 2010 IEEE/RSJ International Conference on. IEEE. pp. 3810-3815, 2010.

[10] 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.

[11] VINCE J.: Quaternions for Computer Graphics", Springer, ISBN 978-0-85729-760-0, 2011

[12] Comotti, D., "Orientation estimation based on gauss-newton method and implementation of a quaternion complementary filter." tech. rep., pp. 1-8, 2011.

[13] Sabatini A. M., "Estimating Three-dimensional Orientation of Human Body Parts by Inertial/Magnetic Sensing.", Sensors, 11(2), pp. 1489-1525, 2011.

저 자 소 개



윤 인 용(학생회원)
 2010년 제주대학교 해양산업공학과 학사 졸업.
 2013년 3월~현재 성균관대학교 정보통신대학 석박사통합과정.
 <주관심분야: 영상신호처리, 디지털신호처리>



김 중 규(정회원)-교신저자
 1980년 서울대학교 전자공학과 학사 졸업.
 1982년 서울대학교 전자공학과 석사 졸업.

1989년 The Univ. of Michigan, Electrical Engineering 박사 졸업.
 1980년~1981년 한국전자통신연구소 위촉연구원.
 1989년~1990년 University of Michigan, Post Doctoral Fellow.
 1990년~1991년 삼성전자 선임연구원.
 1992년~현재 성균관대학교 정보통신공학부 교수.
 <주관심분야: 통신, 컴퓨터, 신호처리, 반도체>



심 재 용(정회원)
 1987년 동국대학교 전자공학과 학사 졸업.
 1991년 미국 University of Missouri-Columbia Electrical & Computer Engineering 석사 졸업.

1995년 미국 University of Missouri-Columbia Electrical & Computer Engineering 박사 졸업.
 <주관심분야: 통신 변복조, 신호처리, 혼합현실>