

# 관성 센서와 지자계 센서를 사용한 인체 방향 추적 시스템

최호림<sup>1</sup> · 유문호<sup>2,3</sup> · 양윤석<sup>2,3</sup>

<sup>1</sup>전북대학교 헬스케어공학과, <sup>2</sup>전북대학교 바이오메디컬공학부, <sup>3</sup>전북대학교 고령친화복지기기연구센터

## Human Body Orientation Tracking System Using Inertial and Magnetic Sensors

H.R. Choi<sup>1</sup>, M.H. Ryu<sup>2,3</sup>, and Y.S. Yang<sup>2,3</sup>

<sup>1</sup>Department of Healthcare Engineering, Chonbuk National Univ., Jeonju, Korea

<sup>2</sup>Division of Biomedical Engineering, Chonbuk National Univ., Jeonju, Korea

<sup>3</sup>Research Center for the Healthcare and Welfare Instrument for the Aged Chonbuk National Univ., Jeonju, Korea

(Received November 19, 2010. Accepted March 4, 2011)

**Abstract:** This study proposes a human body orientation tracking system by inertial and earth magnetic sensors. These sensors were fused by indirect Kalman filter. The proposed tracking system was configured and the filter was implemented. The tracking performance was evaluated with static and dynamic tests. In static test, the sensor was fixed on the floor while its static characteristics was analyzed. In dynamic test, the sensor was held and moved manually for 30 seconds. The dynamic test included x, y, z axis rotations, and elbow flexion/extension motions that mimic drinking. For these dynamic motions, the tracking angle error was under 4.1° on average. The proposed tracking method is expected to be useful for various human body motion analysis.

**Key words:** Orientation tracking, Inertial sensor, Magnetic sensor, Kalman filter

118

### 1. 서 론

MEMS (micro-electromechanical system) 기술의 발전에 따라 관성 센서(inertial sensor)를 사용한 인체 동작 분석에 대한 연구가 활발해졌다[1-4]. 관성 센서를 이용한 분석 방법은 광학(optical), 자기장(magnetic), 음향(acoustic) 등의 물리적 특성을 기반으로 하는 기존의 분석 방법이 갖는 단점을 극복할 수 있다. 기존의 방법은 이들 물리적 특성을 외부 신호원(external source)으로 사용하기 때문에 측정 거리

가 제한되고, 신호원이 가려지는 문제(shadowing)가 있다. 반면, 관성 센서는 가속도(acceleration)와 각속도(angular velocity)에 해당하는 내부 신호원을 사용하기 때문에 이러한 문제가 없다[5]. 한편, 지자계 센서(earth magnetic sensor) 역시 모든 곳에 존재하는 지자기를 측정하기 때문에 가려지는 문제가 없어서 관성 센서와 결합되어 사용되는 경우가 많다[1].

관성 센서를 이용해 물체의 움직임을 추적하는 기술은 관성 항법 시스템(INS; inertial navigation system)의 영역이다. 특히, 센서가 물체에 부착된 경우 부착 고정형 INS(SDINS; strapdown INS)라 부른다[6]. SDINS는 자이로스코프(gyroscope)의 출력에 해당하는 각속도를 적분하여 센서의 방향을 계산하고, 가속도계(accelerometer) 출력을 한번 적분하여 속도를 계산하고, 한번 더 적분하여 위치를 계산한다. 이때, 가속도계의 출력은 센서 좌표계 기준이기 때문에 자이로스코프 출력을 적분해서 계산한 방향을 이용해 전역 좌표계로 변환한다. 이러한 적분 과정에서 센서 출력의 편심

Corresponding Author : 유문호  
(561-756) 전북 전주시 덕진구 덕진동 1가 664-14, 전북대학교 공과대학 바이오메디컬공학부  
TEL: +82-63-270-4060 / FAX: +82-63-270-2247  
E-mail : mhryu@jbnu.ac.kr  
이 논문은 2008년 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원(과제번호 D01337)과 2010년도 한국학술진흥재단(지방연구중심대학육성사업/ 헬스케어기술 개발사업단)의 지원을 받아 수행된 연구임.

(offset)이 함께 적분되어 계산 값이 발산하는 문제(drift problem)가 발생한다. 따라서 외부 측정(external measurement)을 통해 계산값을 보정 하는 것이 일반적이며, 인체 동작 분석의 경우 대부분 방향만을 추적하는데 국한된다.

자이로스코프의 발산 문제를 해결하는 방법으로 센서 융합(sensor fusion)이 널리 사용된다. 가속도계로 감지되는 중력 가속도(gravity) 성분을 이용하여 수평 방향, 즉 기울어짐(tilt)을 측정(gravimetry)하고 자이로스코프 출력으로 계산된 각도를 보정한다. 이때, 가속도계에는 중력 가속도와 센서의 움직임에 의한 운동 가속도(motion acceleration)가 함께 측정되기 때문에 가속도계 출력을 4~5 Hz의 차단 주파수로 저역 통과 필터링하는 것이 일반적이다[5]. 이런 방법은 가속도계의 저역 특성과 자이로스코프의 고역 특성을 이용하기 때문에 상보적 필터링(complementary filtering) 기법이라 불린다[7].

SDINS에 있어 칼만 필터(Kalman filter)가 센서 융합에 우수한 성능을 보이는 것으로 알려져 있다. 칼만 필터는 예측-교정(predictor-correct) 형식의 수식으로서 랜덤 프로세스(random process)의 상태(state)를 오차가 최소가 되도록 확률적으로 추정한다[8]. 즉, 시스템에 해당하는 공정 모델(process model)에 따라 상태를 예측하고, 측정값(measurement)을 예측된 상태로 표현한 값과 비교하여 확률적으로 오차를 최소화하여 예측 상태를 보정한다. 특히, 반복(recursive) 형태로 동작하기 때문에 효율적인 실시간 처리가 가능하다. 칼만 필터는 관성 항법 시스템 외에도 이동 로봇의 자세 추정[9,10], IT 기기의 인터페이스[11], 인체 동작 분석[5,12-14]을 포함한 광범위한 분야에서 활용되고 있다.

칼만 필터는 측정값의 대상과 추정값의 직간접 속성에 따라 다양한 형태로 구현할 수 있다. 측정값의 대상에 따라 센서의 출력 자체를 사용하는 경우[5,13,14]와 각도 측정값을 사용하는 경우[12]가 있다. 추정하고자 하는 상태와 측정값의 관계가 수식으로 표현되기 때문에 측정값의 대상에 의한 차이는 없지만, 각도 측정값을 직접 사용하는 경우가 더 직관적으로 이해하기 쉬운 장점이 있다. 그리고 추정값의 속성에 따라서는 상태를 바로 추정하는 직접 형태와 상태의 오차를 추정하는 간접 형태로 구현할 수 있다. 간접 형태[12,13]는 계산량이 적고 시스템과 분리되어 동작하기 때문에 INS에서 많이 사용된다[8].

관성 센서와 지자계 센서를 이용해 인체 방향을 추적하는 연구가 많이 진행되어 왔다. Sabatini는 직접 형태의 칼만 필터를 구현하여 손의 방향을 추정하였다[5]. 측정값에 해당하는 가속도계와 지자계 신호의 신뢰도를 비선형적으로 조정하여 9.01°의 방향 오차를 4.57°로 줄였다. Foxlin은 간접 형태의 칼만 필터를 적용하여 신발에 장착된 센서로 보행자의 위치를 추적하였다[12]. 보행에 따라 주기적으로 나타나는 입

각기(stance phase)에서 가속도계와 자이로스코프의 출력이 영인 점에 착안하여 내부 오차를 보정하였다. 322초 동안 118.5 m의 거리에 대해 0.3%의 위치 오차를 유지했지만, 각도에 대한 정확도는 보고되지 않았다. Roetenberg 등은 간접 형태의 칼만 필터를 구현하여 금속 물체의 주변에서 지자계의 교란(disturbance)을 보정했다[13]. 인위적인 센서의 움직임에 대해 지자계 교란을 보정결과 11.0°의 방향 오차를 2.7°로 줄였다. Yun 등은 직접 형태의 칼만 필터를 구현하여 경사 테이블에서의 동적 정확도를 평가하고, 인체의 상지 움직임을 실시간으로 추정하여 컴퓨터 화면에 보였다[14]. 테이블에서의 경사 오차는 9.0°를 유지했지만, 인체 상지의 동작에 대한 구체적인 정확도는 언급하지 않았다.

본 연구에서는 3축 가속도와 3축 자이로스코프로 구성되는 관성 센서와, 3축 지자계 센서를 칼만 필터로 융합하여 인체 방향을 추적하는 방법을 다룬다. 센서 융합 방법으로는 간접 칼만 필터를, 측정값으로는 각도 측정값을 사용한다. 시스템 모델과 칼만 필터를 설계하고, 상지의 다양한 움직임에 적용하여 성능을 확인한다.

## II. 시스템 설계 및 구현

### 1. 센서 시스템

본 연구에서 제안하는 방향 추적 시스템(orientation tracking system)은 센서와 마이크로컨트롤러 유닛(MCU; micro-controller unit)으로 구성된 센서 보드, 이 센서 보드에 전원을 공급해주고 PC와 통신하는 전원통신 보드로 구성했다(그림 1). 센서는 ADIS16405 (Analog Devices, USA, www.analog.com) 모델을 사용했다. 이 센서는 SPI (serial peripheral interface)로 간편히 연결되며, 23 × 23 × 23 mm<sup>3</sup> 크기로, ± 18 g의 3축 가속도 신호, ± 300°/s의 3축 각속도 신호, ± 2.5 gauss의 3축 지자계 신호를 출력한다. PC는 전원통신 보드를 통해 받은 데이터를 처리하여 센서의 방향을 계산한다.

센서 보드는 ATmega16 (Atmel, USA, www.atmel.com)

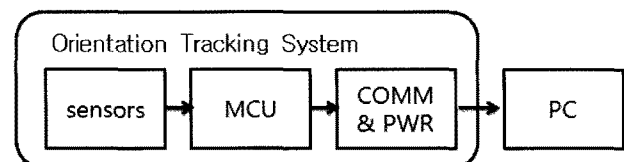


그림 1. 방향 추적 시스템의 구성도. 센서 보드는 센서와 마이크로컨트롤러 유닛으로 구성된다. 전원 통신 보드는 센서 보드에 전원을 공급하고 PC와 통신한다.

Fig. 1. Configuration of the orientation tracking system. The sensors and micro-controller unit constitute the sensor board. The communication-power board supplies power to the sensor board and communicates with the PC.

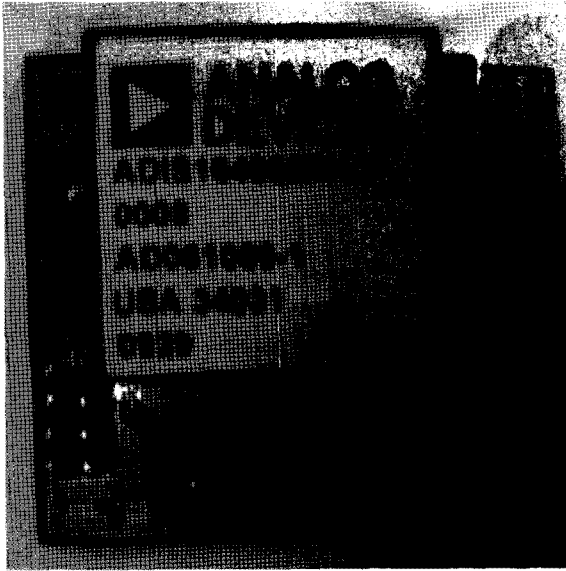


그림 2. 센서가 장착된 센서보드.  
Fig. 2. Sensor board with sensor mounted.

마이크로프로세서와 센서가 장착되도록 직접 PCB (printed circuit board)를 설계하여 37×40 mm<sup>2</sup>로 최소화했고(그림 2), 전원통신 보드는 ATmega128 보드(Interboard, Korea, www.interboard.co.kr)를 사용했다. 센서 보드에서 MCU는 SPI를 통해 센서로부터 데이터를 얻어, USART (universal synchronous and asynchronous receiver and transmitter) 인터페이스로 전원통신 보드를 통해 최종적으로 PC로 전송한다. 샘플링 속도는 해당 센서의 최적 조건인 819.2 SPS로 하였고 통신 속도를 고려하여 MCU에서 3분주하였다(273 Hz).

2. 방향 표현 방법

센서의 방향(orientation)은 기준 좌표계(reference coordinate system)에 대한 센서 좌표계(sensor coordinate system)의 상대적인 방향이다. 즉, 기준 좌표계와 센서 좌표계 사이의 회전 변환에 해당한다. 따라서 본 연구에서 목표로 하는 인체 동작의 방향을 추적하는 것은 인체에 부착된 센서 좌표계의 방향을 기준 좌표계에 대해서 표현하는 것이다. INS에서는 일반적으로 기준 좌표계를 항해 좌표계(navigation coordinate system) *n*, 센서 좌표계를 동체 좌표계(body coordinate system) *b*로 부른다.

방향 표현 방법에는 DCM (direct cosine matrix), 오일러 각(Euler angle), 쿼터니언(quaternions) 세 가지가 있다[6]. 본 연구에서는 기본적으로 DCM으로 방향을 구하고 필요한 경우 오일러 각이나 쿼터니언으로 변환하였다. DCM은 3×3 행렬로서, 각 행은 *n* 좌표계의 축이 *b* 좌표계의 각 축으로 사영된 단위 벡터를 표현한다. 오일러 각은 *n* 좌표

계를 *b* 좌표계로 변환하는 연속된 세 개의 회전에 의해 구성된다. 회전의 순서는 z, y, x로 이루어지고 각각의 각도  $\psi$ ,  $\theta$ ,  $\phi$ 를 요(yaw), 피치(pitch), 롤(roll)이라 부른다. 오일러 각은 3×1 행렬로서 간단하고 직관적 이해가 쉽다는 장점이 있지만,  $\psi = \pm 90^\circ$ 일 때  $\phi$ 와  $\theta$ 가 계산되지 않는 문제(gimbal lock)가 있다. 쿼터니언은 단일 회전에 의해 *n* 좌표계를 *b* 좌표계로 변환하는 것을 표현한다. 단일 회전은 회전의 크기와 방향에 해당하는 회전 각도 벡터(angle vector)로 표현된다. 쿼터니언은 4×1 행렬로서 회전 크기와 회전축의 방향으로 구성된다. 오일러 각  $[\phi \ \theta \ \psi]^T$ 과 DCM  $C_b^n$  사이의 관계는 식 (1), (2)와 같다.

$$C_b^n = \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} & c_{13} \\ c_{21} & c_{22} & c_{23} \\ c_{31} & c_{32} & c_{33} \end{bmatrix} = C_n^{b^T} = \begin{bmatrix} \cos\theta\cos\phi & -\cos\theta\sin\phi & \sin\theta \\ \sin\theta\cos\phi & -\sin\theta\sin\phi & \cos\theta \\ \cos\phi\sin\psi & \cos\phi\cos\psi & -\sin\phi \\ -\sin\phi\sin\psi & -\sin\phi\cos\psi & \cos\phi \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$\phi = \tan^{-1}\left(\frac{c_{32}}{c_{33}}\right), \theta = \sin^{-1}(-c_{31}), \psi = \tan^{-1}\left(\frac{c_{21}}{c_{11}}\right) \quad (2)$$

쿼터니언  $q = [a \ b \ c \ d]^T$ 과 DCM 사이의 관계는 식 (3)-(5)와 같다.

$$C_b^n = \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} & c_{13} \\ c_{21} & c_{22} & c_{23} \\ c_{31} & c_{32} & c_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (a^2+b^2-c^2-d^2) & 2(bc-ad) & 2(bd+ac) \\ 2(bc+ad) & (a^2-b^2+c^2-d^2) & 2(cd-ab) \\ 2(bd-ac) & 2(cd+ab) & (a^2-b^2-c^2+d^2) \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$q = \begin{bmatrix} a \\ b \\ c \\ d \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\mu/2) \\ \mu_x/\mu\sin(\mu/2) \\ \mu_y/\mu\sin(\mu/2) \\ \mu_z/\mu\sin(\mu/2) \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$a = \frac{1}{2}(1+c_{11}+c_{22}+c_{33})^{1/2}, b = \frac{1}{4a}(c_{32}-c_{23}) \\ c = \frac{1}{4a}(c_{13}-c_{31}), d = \frac{1}{4a}(c_{21}-c_{12}) \quad (5)$$

여기서,  $[\mu_x \ \mu_y \ \mu_z]^T$ 는 회전 각도 벡터(angle vector)를,  $\mu$ 는 회전 각도의 크기를 나타낸다.

3. 가속도계와 지자계 센서를 이용한 방향 측정

가속도계와 지자계 센서로부터 센서의 방향  $[\phi \ \theta \ \psi]^T$ 를 구하는 과정은 다음과 같다[1,15]. 센서의 방향은 그림 3과 같이 정의한다. 여기서, -X 방향이 중력가속도에 해당한다. 먼저 가속도계 출력  $[a_x \ a_y \ a_z]^T$ 로부터 수평 성분의 방향을 구한다. 중력 가속도가 가속도계의 각축에 사영(projection)되는 사실로부터 식 (6)에 따라  $\phi$ 와  $\theta$ 를 구한다.

$$\phi = \sin^{-1}(-a_y), \theta = \sin^{-1}(a_z) \quad (6)$$

그리고 지자계 신호  $[m_x \ m_y \ m_z]^T$ 로부터  $\psi$ 를 구한다. 앞서

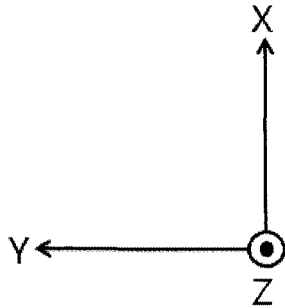


그림 3. 전방에서 바라 본 센서의 좌표계. -X 방향이 중력 방향에 해당한다

Fig. 3. Front view of sensor coordinate frame. The -X corresponds to gravitational direction

구한  $\phi$ 와  $\theta$ 를 이용해서 식 (7)과 같이 지자계 신호를 좌표계  $n$  기준의 수평 성분  $m_{hy}, m_{hz}$ 로 회전 변환하고, 변환된 신호를 사용하여 식 (8)에 따라 지자계 기준의  $\psi$ 를 구한다.

$$\begin{bmatrix} m_{hy} \\ m_{hz} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_x \sin \phi \cos \theta - m_z \sin \phi \sin \theta + m_y \cos \phi \\ -m_x \sin \theta + m_z \cos \theta \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$\psi = \text{atan} \left( \frac{-m_{hy}}{m_{hz}} \right) \quad (8)$$

4. 자이로스코프의 동역학 방정식

자이로스코프 출력을 적분하여 방향을 계산하는 과정은 다음과 같다. 자이로스코프는 강체 회전 운동(rigid body angular motion)에 관한 벡터 미분 방정식 (9)을 따른다. 식 (9)와 같은 자이로스코프의 동역학 방정식에 따라 자이로스코프 출력을 적분하여 각도를 구한다.

$$\dot{C}_b^n = C_b^n \Omega \quad (9)$$

여기서  $\Omega$ 는 자이로스코프 출력  $\omega$ 으로부터 만들어지는 왜대칭 행렬(skew symmetric matrix)로서 식 (10), (11)과 같이 정의된다.

$$\sigma = \omega \cdot \Delta t = [\sigma_x \sigma_y \sigma_z]^T \quad (10)$$

$$\Omega = [\delta \times] = \begin{bmatrix} 0 & -\delta_z & \delta_y \\ \delta_z & 0 & -\delta_x \\ -\delta_y & \delta_x & 0 \end{bmatrix} \quad (11)$$

샘플링 시간 동안 자이로스코프 출력  $\omega$ 가 일정하다고 가정하고, 적분을 통해  $C_k$ 로부터  $C_{k+1}$ 를 구하면 식 (12), (13)과 같다. 편의상 위 첨자와 아래 첨자는 필요한 경우 생략하였다.

$$C_{k+1} = C_k \exp \int_k^{k+1} \Omega = C_k \exp [\delta \times] (C_k A_k) \quad (12)$$

$$A_k = I + \frac{\sin \sigma}{\sigma} [\delta \times] + \frac{1 - \cos \sigma}{\sigma^2} [\delta \times]^2 \quad (13)$$

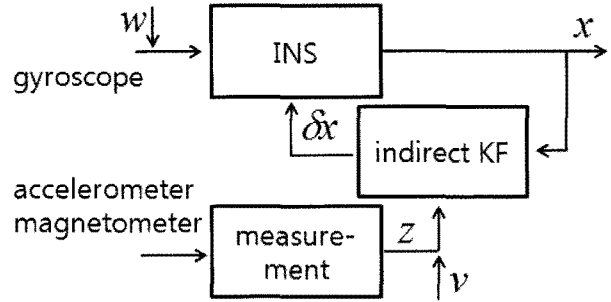


그림 4. 간접 칼만 필터의 구조. 자이로스코프 신호는 INS에 의해 적분되어 방향  $x$ 으로 계산되고, 가속도계와 지자계 신호는 방향  $z$ 으로 측정된다. 간접 칼만 필터는 방향 오차와 자이로스코프 편차  $\delta x$ 를 추정한다.  $w, v$ 는 각각 공정 잡음과 측정 잡음에 해당한다.

Fig. 4. Structure of the indirect Kalman filter. The gyroscope signal is integrated to the orientation  $x$  by the INS. The accelerometer and earth magnetometer signals are calculated to the orientation measurement  $z$ . The indirect Kalman filter estimates the orientation errors and gyroscope offset  $\delta x$ . The  $w$  and  $v$  correspond to process and measurement noises, respectively

5. 간접 칼만 필터(indirect Kalman filter)의 설계

서론에서 언급한 바와 같이 칼만 필터는 추정값의 속성에 따라 직접 칼만 필터(direct Kalman filter)와 간접 칼만 필터(indirect Kalman filter)로 구현할 수 있다. 직접 칼만 필터는 시스템의 상태(state)를 추정하는데 반해 간접 칼만 필터는 상태의 오차(state error)만을 추정한다(그림 4). 간접 칼만 필터는 계산량이 적고, 시스템과 분리되어 동작하므로 오동작시 시스템 전체의 성능에 영향을 덜 주기 때문에 SDINS에서 많이 사용되고 있다[9]. 특히, 다음에 설명할 상태 천이 방정식(state transition equation)이 선형적이라는 장점이 있다.

시스템 모델링을 위해 상태 벡터(state vector)  $\delta x$ 와 측정 벡터(measurement vector)  $z$ 를 식 (14)와 같이 정의한다. 본 연구에서는 간접 칼만 필터를 구현하기 때문에 상태 대신 상태 오차(state error)를 추정한다.

$$\delta x_k = [\delta \phi \ \delta \theta \ \delta \psi \ \delta \omega_x \ \delta \omega_y \ \delta \omega_z]^T, z = [\phi \ \theta \ \psi]^T \quad (14)$$

여기서,  $[\delta \phi \ \delta \theta \ \delta \psi]^T$ 는 롤, 피, 요 순서로 각도 오차,  $[\delta \omega_x \ \delta \omega_y \ \delta \omega_z]^T$ 는 자이로스코프 오차,  $[\phi \ \theta \ \psi]^T$ 는 식 (6)-(8)에 따라 측정된 각도에 해당한다.  $[\delta \phi \ \delta \theta \ \delta \psi]^T$ 와  $[\phi \ \theta \ \psi]^T$ 는 좌표계  $n$ ,  $[\delta \omega_x \ \delta \omega_y \ \delta \omega_z]^T$ 는 좌표계  $b$ 를 기준으로 한다. 특히,  $[\delta \omega_x \ \delta \omega_y \ \delta \omega_z]^T$ 는 칼만 필터로 추정하고자 하는 자이로스코프의 편심에 해당한다.

이산 시간(discrete-time)에서의 상태 천이 방정식과 측정 방정식(measurement equation)은 식 (15), (16)과 같이 정의된다.

$$\delta x_{k+1} = F_k \delta x_k + w_k, z_k = H_k \delta x_k + v_k \quad (15)$$

$$F_k = \begin{bmatrix} I_{3 \times 3} & -\Delta t C_b^T \\ 0_{3 \times 3} & I_{3 \times 3} \end{bmatrix}, H_k = \begin{bmatrix} I_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \end{bmatrix} \quad (16)$$

여기서  $F_k$ ,  $H_k$ ,  $w_k$ ,  $v_k$ 는 상태 천이 행렬(state transition matrix), 측정 행렬(measurement matrix), 공정 잡음(process noise), 측정 잡음(measurement noise)에 해당한다.  $C_b^T$ 은 좌표계  $b$ 를 좌표계  $n$ 으로 변환하는 행렬이다. 이 항은 자이로스코프 편심이 측정값을 통해서 보정되도록 한다.  $w_k$ ,  $v_k$ 가 백색 가우시안 잡음(white Gaussian noise)이고 각 성분에 대해서 독립이라 가정하면, 공정 잡음 공분산 행렬(process noise covariance matrix)  $Q$ 와 측정 공분산 행렬 (measurement covariance matrix)  $R$ 은 식 (17)과 같이 표현된다.

$$Q_k = \begin{bmatrix} q_1 00000 \\ 0 q_2 0000 \\ 0 0 q_3 000 \\ 0 0 0 q_4 00 \\ 0 0 0 0 q_5 0 \\ 0 0 0 0 0 q_6 \end{bmatrix} = E\{w_k w_k^T\}, R_k = \begin{bmatrix} r_1 & 0 & 0 \\ 0 & r_2 & 0 \\ 0 & 0 & r_3 \end{bmatrix} = E\{v_k v_k^T\} \quad (17)$$

간접 칼만 필터의 방정식은 시간 갱신(time update)과 측정 갱신(measurement update)으로 구성된다. 시간 갱신 단계에서는 오차 공분산 행렬  $P_{k/k}$ 을 전방으로 천이한다. 간접 칼만 필터에서는 오차 상태를 INS로 전달하고 0으로 설정하기 때문에 상태  $\delta x_k$ 를 천이할 필요가 없다.

$$P_{k+1/k} = F_k P_{k/k} F_k^T + Q_k$$

여기서,  $P_{k+1/k}$ 는 시간  $k$ 에서 얻어진 측정값으로 예측하는, 시간  $k+1$ 에서의 추정 상태 오차(estimation state error) 공분산 행렬(covariance matrix)이다.

측정 갱신 단계는 다음과 같은 순서로 구성된다.

$$v_{k+1} = H_{k+1} x_{k+1} - z_{k+1}$$

$$K_{k+1} = P_{k+1/k} H_{k+1}^T (H_{k+1} P_{k+1/k} H_{k+1}^T + R_{k+1})^{-1}$$

$$\widehat{\delta x}_{k+1/k} = K_{k+1} v_{k+1}$$

$$P_{k+1/k+1} = F_{k+1} P_{k+1/k} F_{k+1}^T + Q_{k+1}$$

여기서,  $v_{k+1}$ 와  $K_{k+1}$ 는  $k+1$ 에서의 이노베이션(innovation)과 칼만 필터의 이득(gain)에 해당한다.  $\widehat{\delta x}_{k+1/k}$ 는 시간  $k$ 에서 얻어진 측정값을 기본으로 하는 시간  $k+1$ 에서의 상태 오차의 추정값이다. 이노베이션을 전개해보면 상태 에러에 대한 이노베이션과 동일함을 알 수 있다. 실제 상태(actual state), 추정 상태(estimated state), 추정 오차(estimated error)를 각각  $x$ ,  $\hat{x}$ ,  $\delta x$ 라 하면,  $x = \hat{x} + \delta x$ 의 관계가 성립한다.  $z = Hx + v = H(\hat{x} + \delta x) + v$ 의 관계로부터 이노베이션을 표

현하면  $v = z - Hx = H\delta x + v$ 가 되어 결국  $\delta x$ 에 대한 이노베이션이 된다.

### 6. 게이팅 기법 (gating technique)의 적용

앞서 설명한 바와 같이, 가속도계를 사용한 각도의 측정은 중력 가속도의 사영을 이용한다. 따라서 센서에 중력 가속도 뿐만 아니라 센서의 움직임에 따른 운동 가속도가 감지되면 측정은 부정확해진다. 본 연구에서는 식 (18)과 같이 운동 가속도가 존재하는 경우 필터에 적용되는 측정을 차단하는 게이팅 기법을 적용한다[5]. 즉, 가속도 신호  $a = [a_x \ a_y \ a_z]^T$ 의 크기(norm)가 중력 가속도  $9.8 \text{ m/s}^2$ 와 가까우면 운동 가속도가 없는 것으로 판단한다. 이러한 상태가 일정 시간( $k_a$ ) 지속되면 측정이 정확한 것으로 믿고, 측정 공분산을 미리 결정된 값  $R_\sigma$ 으로 설정한다. 그렇지 않으면 아주 큰 값에 해당하는 1로 설정한다.

$$R_{k+1} = \begin{cases} R_\sigma, & a_{low} < |a_{j+1}| - 1 < a_{high} \forall j \in [k - k_a, k] \\ 1, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (18)$$

여기서,  $|a_{j+1}|$ 는 중력 가속도 크기로 정규화된 가속도의 크기를 나타낸다.  $a_{low}$ 와  $a_{high}$ 는 각각 운동 가속도의 존재 여부를 판단하는 역치(threshold)의 하한과 상한을 나타낸다.

## III. 실험 방법 및 결과

### 1. 실험 방법

본 연구에서 제안하는 방향 추적 시스템의 성능을 평가하기 위해 정적 실험과 동적 실험을 했다. 정적 실험에서는 센서를 바닥에 내려놓고 30초 동안 데이터를 획득하여 센서의 특성과 시스템의 기본적인 성능을 파악했다. 동적 실험에서는 센서를 손으로 잡고 x, y, z축 방향으로 회전시키는 동작과 마시기 동작(drinking)을 모방하는 주관절 회전 동작을 각각 30초 동안 실시했다(그림 5). 회전 동작은 30초간 7~8회, 마시기 동작은 30초간 11회 반복하였다.

특히, 동적 실험에서는 제안된 시스템의 성능을 비교하기 위해 Optotrak Certus System (Northern Digital, Waterloo, Canada)을 기준(reference)으로 삼았다(그림 6). 기준 시스템의 마커(marker)를 센서 보드에 장착하였고, 마커의 방향에 해당하는 오일러 각을 100 Hz로 획득하였다. 센서와 기준 시스템 사이의 시간적인 동기를 위해서 센서 보드에서 출력하는 2 Hz의 펄스 신호를 사용했다.

방향 추적 방법은 식 (9)-(13)에 따라 단순히 자이로스코프 신호를 적분하는 방법(GYRO), 식 (6)-(8)에 따라 가속도계와 지자계 센서를 사용하여 측정하는 방법(MEA), 본 연구에서 제안하는 칼만 필터를 사용하는 방법(KF), 기준 시스템으로 측정하는 방법(REF)을 비교하였다. GYRO와 MEA는 최종

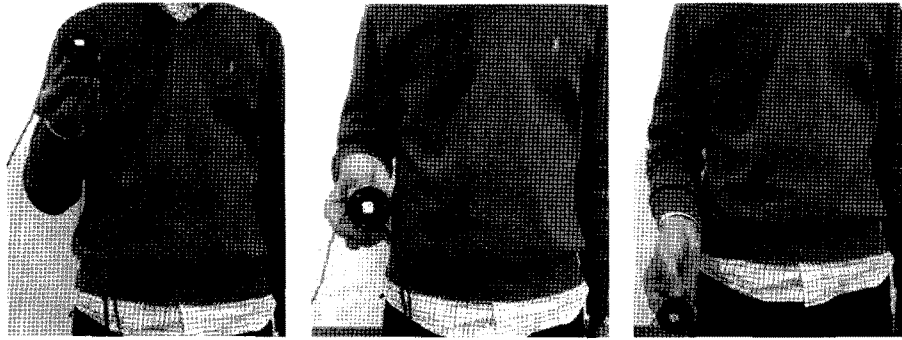


그림 5. 마시기 동작을 모방하는 동적 시험  
Fig. 5. Dynamic test mimicking drinking

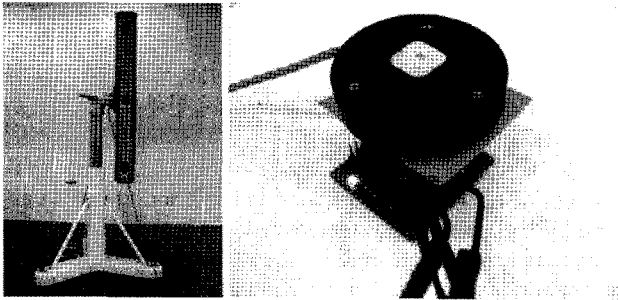


그림 6. 방향 측정 기준 시스템 (좌)과 마커 장착 모습 (우)  
Fig. 6. Reference orientation system (left) and marker attached in sensor board (right)

$$\Delta RMS_{\psi} = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^{k=n} (\Delta \psi_k)^2}{n}} \quad (19)$$

여기서,  $(\Delta \phi_k, \Delta \theta_k, \Delta \psi_k)$ 는 계산 방향(GYRO, MEA, KF)  $C_{n,k}^b$ 과 기준 방향(REF)  $C_{ref,k}^b$ 의 차이에 해당하는  $C_{n,k}^b(C_{ref,k}^b)^T$ 을 오일러 각으로 변환한 것이다.

$$\Delta RMS_{ang} = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^{k=n} (\Delta ang_k)^2}{n}} \quad (20)$$

여기서,  $\Delta ang_k$ 는  $C_{n,k}^b(C_{ref,k}^b)^T$ 을 쿼터니언으로 변환한 후 식 (4)를 이용해 회전 각도의 크기를 취한 것이다.

적으로 사용하려는 방법은 아니지만, 특징을 파악하기 위해 함께 비교했다.

성능 비교를 위한 평가척도(performance measure)로 방향 오차의 RMS (root mean square)를 사용했다. 방향 오차는 앞서 설명한 추적 방법(GYRO, MEA, KF)으로 계산한 방향과 기준 시스템(REF)으로 측정된 방향 사이의 차이로 정의했다. 방향 오차는 다시, 오일러 각의 성분 식 (19)과 쿼터니언 회전 각도 식 (20)를 비교하였다.

$$\Delta RMS_{\phi} = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^{k=n} (\Delta \phi_k)^2}{n}},$$

$$\Delta RMS_{\theta} = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^{k=n} (\Delta \theta_k)^2}{n}},$$

## 2. 정적 실험 결과

센서를 바닥에 내려놓고 30초 동안 자이로스코프, 가속도계, 지자계 데이터를 획득했다(표 1). 자이로스코프 출력의 평균값은 x, y, z축 순서로  $-0.4128, -0.0723, -0.3753^\circ/s$ 였다. 센서가 정지해 있는 경우 자이로스코프의 이상적인 출력은 모두 0이어야 하기 때문에 이들 평균값은 자이로스코프의 편심에 해당한다. 정지 상태에서 가속도의 크기는 운동 가속도 성분이 없는 순수한 중력 가속도만을 포함한다. 식 (18)과 같이 정지 상태를 판단하기 위한 운동 가속도의 크기  $|a_{j+1}| - 1$ 는 mean, max, min, SD 순서로 0.0148, 0.0200, 0.0097, 0.0017였다. 이 측정값으로 운동 가속도의 유무를 판단하여 동적 실험에서 MEA의 신뢰 여부를 결정하였다.

자이로스코프의 편심 때문에 자이로스코프 신호를 적분하

표 1. 정지 상태에서의 센서출력  
Table 1. Sensor signal statistics in static condition

	gyroscope [degree/s]			accelerometer [ $9.8 \text{ m/s}^2$ ]			magnetic sensor [gauss]		
	x	y	z	x	y	z	x	y	z
mean	-0.4128	-0.0723	-0.3753	1.0137	0.0244	0.0387	-0.3147	-0.0107	-0.2226
max	1.2666	1.8666	1.4666	1.0188	0.0290	0.0438	-0.3112	-0.0071	-0.2183
min	-2.2666	-1.8666	-2.1999	1.0087	0.0199	0.0322	-0.3185	-0.0140	-0.2271
SD	0.4874	0.5010	0.4892	0.0017	0.0016	0.0018	0.0014	0.0016	0.0015

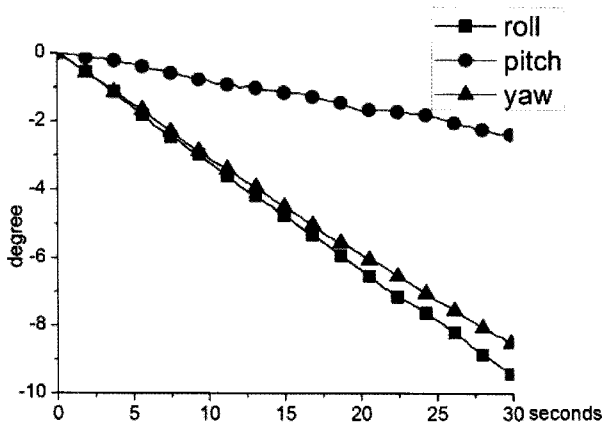


그림 7. 정지 상태에서 자이로스코프 신호를 적분하여 계산한 방향. 자이로스코프의 편심으로 롤, 피치, 요 모두 발산한다  
 Fig. 7. The orientation calculated by integrating the gyroscope signal in static state. The roll, pitch and yaw are diverged due to the gyroscope offset

표 2. 정지 상태에서의 MEA와 REF. MEA와 REF는 각각 가속도계와 지자계 센서를 사용하여 측정된 방향과 기준 시스템으로 측정된 방향에 해당함

Table 2. MEA and REF in static state. The MEA and REF correspond to the orientations measured by the accelerometer and magnetometer, and measured by the reference system, respectively

	MEA (degree)			REF (degree)		
	roll	pitch	yaw	roll	pitch	yaw
mean	2.8467	2.4266	9.4232	2.9144	2.4352	9.4013
max	3.8199	2.7887	9.6761	2.9627	2.4933	9.4223
min	2.0026	2.1195	9.1692	2.8645	2.3847	9.3847
delta	1.8173	0.6692	0.5069	0.0982	0.1086	0.0376
SD	0.3948	0.1003	0.0901	0.0141	0.0152	0.0085

여 계산한 방향은 그림 7과 같이 발산하였다. 30초 동안 롤, 피치, 요는  $-9.4482$ ,  $-2.4163$ ,  $-8.5457^\circ$ 까지 발산하였다.

MEA와 REF의 결과는 서로 다른 오차 범위 내에서 안정적인 값을 유지했다(표 2). MEA의 경우 롤은  $2^\circ$ 이내, 피치와 요는  $1^\circ$  이내를 유지했다. 특히, 이때의 표준편차의 제곱을 식 (18)과 같이 동적 실험에서 운동 가속도가 없는 경우 MEA의 신뢰도에 해당하는  $R_2$ 로 사용했다.

### 3. 동적 실험 결과

X축 회전 동작에서 계산된 방향의 오차를 비교하면 그림 8과 같다. 이 그림은 전체 30초 중에서 6초 동안의 결과를 보인 것이다. 상단은 X축 회전 동작의 주요 성분인 롤 각도의 궤적을 나타낸다. 하단에서 각각의 계산 방법에 따른 방향의 오차를 확인 할 수 있다. GYRO 오차의 경우 끝 부분에서

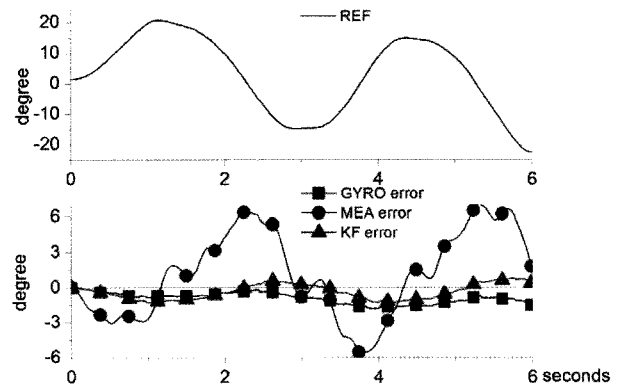


그림 8. X축 회전 동작에서의 방향 오차. REF, GYRO, MEA, KF는 각각 기준 시스템으로 측정된 방향, 자이로스코프 신호를 적분하여 계산한 방향, 가속도계와 지자계 센서를 사용하여 측정된 방향, 칼만 필터를 사용하여 추정된 방향에 해당함. 상단: REF 궤적 (롤). 하단: 각도 오차. GYRO의 경우 편심의 적분으로 인해 오차가 발산함. KF가 MEA 보다 작은 오차를 보임

Fig. 8. Orientation errors in the x axis rotation. The REF, GYRO, MEA, and KF correspond to the orientations measured by the reference system, calculated by integrating the gyroscope signal, measured by the accelerometer and magnetometer, and estimated by Kalman filter, respectively. Upper: REF roll. Lower: orientation errors. The GYRO diverged due to the gyroscope offset. The KF showed smaller error than the MEA

보이는 것처럼 자이로스코프의 편심으로 인한 발산을 확인할 수 있다. MEA 오차는 운동 가속도 때문에 오차가 가장 컸다. KF의 경우 가장 작은 오차를 갖는 우수한 성능을 보였다.

칼만 필터가 적용되는 과정을 보이기 위해 마시기 동작 데이터를 6초 동안 보이면 그림 9와 같다. 그림 9(a)의 궤적과 같이 마시기 동작은 요 각도의 변화가 가장 많았다. 그림 9(b)에서 상단에는 MEA 오차와 KF 오차를, 하단에는 운동 가속도의 크기를 표시했다. 특히, 회색 사각 영역은 운동 가속도가 없다고 판단하여 측정값(MEA)을 전적으로 신뢰하는 구간이다. 각도 오차를 보면 MEA 오차는 전반적으로 가장 컸지만, 운동 가속도가 없는 경우에는 높은 정확도를 보였다. 하단의 운동 가속도 성분의 크기로 운동 가속도의 유무를 판단하여 측정값에 해당하는 MEA를 필터링에 반영하였다. KF의 경우 운동 가속도가 없는 구간에서 MEA의 값을 신뢰하여 자이로스코프의 편심을 보정하기 때문에 발산하지 않고 안정적인 방향을 보였다.

X, y, z축 회전과 마시기 동작을 모두 포함하는 동적 실험에 대한 평가 척도의 평균값을 표 3에 표시했다. 방향 오차의 오일러 각의 성분과 쿼터니언 회전 각도 모두에서 KF, MEA, GYRO 순으로 우수한 성능을 보였다. 특히, 본 연구에서 제안된 KF의 경우 실험에 적용된 모든 동작에 대해서 평균적으로  $4.1^\circ$  이내의 각도 오차를 보였다.

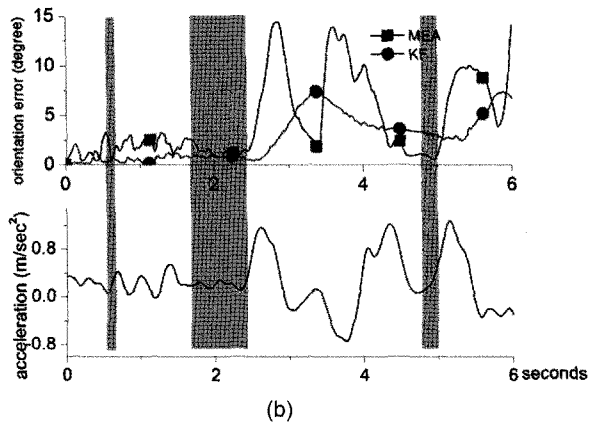
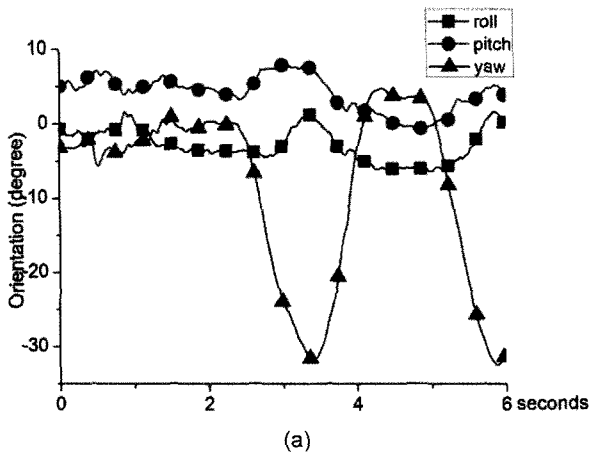


그림 9. 마시기 동작에서 칼만 필터가 적용되는 과정. MEA와 KF 는 각각 가속도계와 지자계 센서를 사용하여 측정된 방향, 칼만 필터를 사용하여 추정된 방향에 해당함. 회색 사각 영역은 운동 가속도가 없다고 판단하여 측정값을 신뢰하는 구간. (a) 기준 시스템으로 측정 한 방향 궤적, (b) 방향 오차 (상단)와 운동 가속도 신호 (하단)

Fig. 9. Application of the Kalman filter during the drinking motion. The MEA and KF correspond to the orientations measured by the accelerometer and magnetometer, and estimated by Kalman filter, respectively. In the gray rectangle areas, the Kalman filter detects that there is no motion acceleration, and weights the measurement infinitely (a) Orientation measured by the reference system, (b) Orientation angle errors (upper) and motion acceleration (lower)

#### IV. 고찰 및 결론

본 연구에서는 관성 센서와 지자계 센서를 칼만 필터로 융합하여 인체의 방향을 추적하는 방법을 보였다. 전체적인 추적 시스템을 구성하고, 간접 칼만 필터를 설계하였다. 센서를 바닥에 놓고 실시한 정적 실험과 센서를 손에 잡고 움직이는 동적 실험을 통해 제안된 방법의 성능을 확인하였다. 동적 실험에는 x, y, z 축 방향의 회전과 마시기 동작과 유사한 주관절 회전 운동을 30초간 적용하였다. 모든 회전 동작에 대해 평균적으로 4.1° 이내의 오차로 방향을 추적하였다.

표 3. 동적 실험의 평가 척도 값 (단위: degree). GYRO, MEA, KF 는 각각 자이로스코프 신호를 적분하여 계산한 방향, 가속도계와 지자계 센서를 사용하여 측정된 방향, 칼만 필터를 사용하여 추정된 방향에 해당함.

Table 3. Performance measure values for dynamic test (unit: degree). The GYRO, MEA, and KF correspond to the orientations calculated by integrating the gyroscope signal, measured by the accelerometer and magnetometer, and estimated by Kalman filter, respectively.

	$\Delta RMS_{\phi}$	$\Delta RMS_{\theta}$	$\Delta RMS_{\psi}$	$\Delta RMS_{ang}$
GYRO	7.9695	5.7573	7.0196	11.4112
MEA	2.9592	2.8283	5.0959	7.4321
KF	2.1784	2.8903	1.7333	4.1319

정적 실험을 통해 향후 가속도계에 대한 몇 가지 고려사항을 도출할 수 있었다. 첫째, 정지 상태에서 정확한 각도를 측정하기 위해서 해상도가 높은 가속도계를 사용할 필요가 있다[15]. 본 연구에서 사용한 가속도계의 측정범위는  $\pm 18\text{ g}$ 로서 다른 연구에서 사용된  $\pm 2\sim 3\text{ g}$ 에 비해서 넓은 범위이다. 동일한 ADC (analog digital converter)의 해상도라면 측정범위가 넓은 수록 측정되는 가속도의 해상도는 나빠진다. 다른 연구 결과와 비교할 수는 없었지만, 정적 실험에서 MEA가 틀은 2° 정도, 피치와 요는 1° 정도의 큰 오차를 보인 것은 이러한 이유로 생각할 수 있다. 둘째, 가속도계를 정확히 조정(calibration)할 필요가 있다. 자이로스코프의 경우 센서를 정지한 상태로 두고 측정되는 신호를 편심으로 간단히 측정할 수 있다. 하지만 가속도계의 경우 항상 중력 가속도가 함께 측정되기 때문에, 각 축이 중력 가속도 방향과 일치하도록 정밀히 정렬할 필요가 있다. 본 연구에서는 이러한 정확한 조정을 할 수가 없었기 때문에, 대신 동적 실험에서 정지 상태를 판단하는 조건에서 운동 가속도의 값을 상한과 하한으로 구분하여 적용하였다.

동적 실험을 통해서 움직이는 인체의 방향을 안정적으로 측정할 수 있음을 보였다. 자이로스코프 신호의 편심이 적분에 누적되는 발산 문제를 칼만 필터를 통해서 보정하는 과정을 확인했다. 사용되는 센서의 특성, 측정 대상 동작의 특징, 측정 시간 등의 조건이 다르기 때문에 다른 연구 결과와 직접 비교할 수는 없지만, 모든 동작에 대해서 방향 오차가 쿼터니언 회전 각도로 4.1° 이내를 유지한 것은 다른 연구 결과와 비슷한 수준이라고 할 수 있다.

여러 가지 방향 추적 방법을 비교하는 과정에서 필터링에 의한 시간지연을 고려할 필요가 있었다. 먼저, 가속도계와 지자계 센서를 사용하여 측정하는 방법(MEA)에서 서론에 언급한 바와 같이 가속도계와 지자계의 출력을 4 Hz 저역통과 필터링했다. 이로 인한 약 30개 샘플 프레임, 109 ms 정도의 시간지연을 확인했다. 기준 시스템으로 측정하는 방법 (REF)



의 경우 해당 장비의 측정 결과에 언급된 저역통과 필터링의 정확한 차단 주파수는 확인할 수 없었지만, 데이터 분석을 통해 약 10개 샘플 프레임, 37 ms의 시간지연을 확인했다. 전체적인 데이터 분석 및 비교에는 이들 시간지연을 고려하였다.

결론적으로, 본 연구에서는 각각 3축 가속도계, 자이로스코프로 구성된 관성 센서 및 지자계 센서를 칼만 필터로 융합하여 인체의 방향을 추적하는 방법을 보였다. 전체적인 추적 시스템을 구성하고, 간접 칼만 필터를 설계하였다. 센서를 바닥에 놓고 실시한 정적 실험과 센서를 손에 잡고 움직이는 동적 실험을 통해 제안된 방법의 성능을 확인하였다. 동적 실험에는 x, y, z 축 방향의 회전과 마시기 동작과 유사한 주관절 회전 운동을 30초간 적용하였다. 모든 회전 동작에 대해 평균적으로 4.1° 이내의 오차로 방향을 추적하였다. 본 연구에서 제안되고 구현된 방법은 향후 다양한 인체 동작의 분석에 적용할 수 있을 것으로 기대된다.

### 참고문헌

- [1] B. Kemp, A.J.M.W. Janssen, and B. Kamp, "Body position can be monitored in 3D using miniature accelerometers and earth-magnetic field sensors", *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.*, vol. 109, no. 6, pp. 537-551, 1998.
- [2] J.H. Choi, J.W. Lee, and K.S. Shin, "A Generalized Calorie Estimation Algorithm Using 3-Axis Accelerometer", *J. Biomed. Eng. Res.*, vol. 27, no. 6, pp. 301-309, 2006.
- [3] H.K. Lee, S.J. Hwang, S.P. Cho, D.R. Lee, S.H. You, K.J. Lee, Y.H. Kim, and H.J. Jung, "Development of a Novel Step Detection Algorithm for Gait Evaluation of Patients with Hemiplegia Based on Trunk Accelerometer", *J. Biomed. Eng. Res.*, vol. 30, no. 3, pp. 213-220, 2009.
- [4] Y.R. Kwon, J.W. Kim, J.H. Lee, G.R. Tack, and G.M. Eom, "Determination of filtering condition and threshold for detection of Gait-Cycles under Various Gait Speeds and Walkway Slopes", *J. Biomed. Eng. Res.*, vol. 30, no. 6, pp. 516-520, 2009.
- [5] A.M. Sabatini, "Quaternion-based extended Kalman filter for determining orientation by inertial and magnetic sensing", *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 53, no. 7, pp. 1346-56, 2006.
- [6] D.H. Titterton and J.L. Weston, *Strapdown Inertial Navigation Technology, 2nd ed.* Stevenage, England: AIAA Press, 2004.
- [7] A.J. Baereldt and R.Klang, "A low-cost and low-weight attitude estimation system for an autonomous helicopter", in *Proc. Intelligent Engineering Systems*. Budapest, Hungary, pp. 391-395, 1997.
- [8] P.S. MayBeck, *Stochastic Models, Estimation, and Control Volume 2*. New York, USA: Academic Press, 1982.
- [9] A.L. Lee and J.H. Kim, "Development of 3-Dimensional Pose Estimation Algorithm using Inertial Sensors for Humanoid Robot", *J. Institute of Control, Robotics and Systems*, vol. 14, no. 2, pp. 133-140, 2008.
- [10] S.K. Park, "Three Dimension Attitude Estimation from Inertial Sensor", M.S. thesis, Ulsan University, Ulsan, Korea, 2004.
- [11] W. Chang, K.K. Ho, E.S. Choi, W.C. Bang, A. Potanin, and D.Y. Kim, "Design of a pen-shaped input device using the low-cost inertial measurement units", *J. Fuzzy Logic and Intelligent Systems*, vol. 13, no. 2, pp. 247-258, 2003.
- [12] E. Foxlin, "Pedestrian Tracking with Shoe-Mounted Inertial Sensors", *IEEE Computer Graphics and Applications*, vol. 25, no. 6, pp. 38-46, 2005.
- [13] D. Roetenberg, H.J. Luinge, C.T. Baten, and P.H. Veltink, "Compensation of magnetic disturbances improves inertial and magnetic sensing of human body segment orientation", *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 13, no. 3, pp. 395-405, 2005.
- [14] X. Yun and E.R. Bachmann, "Design, Implementation, and Experimental Results of a Quaternion-Based Kalman Filter for Human Body Motion Tracking", *IEEE Trans. Robotics*, vol. 22, no. 6, pp. 1216-1227, 2006.
- [15] M.J. Caruso, "Applications of magnetic sensors for low cost compass systems", in *Proc. IEEE Position, Location and Navigation Symp.*, pp. 177, 2000.