

9축 관성/자기센서를 이용한 자기교란 및 자세 추정용 병렬 칼만필터

이 정 근^{*†}

* 한경대학교 기계공학과

A Parallel Kalman Filter for Estimation of Magnetic Disturbance and Orientation Based on Nine-axis Inertial/Magnetic Sensor Signals

Jung Keun Lee^{*†}

* Dept. of Mechanical Engineering, Hankyong National Univ.

(Received April 7, 2016 ; Revised May 12, 2016 ; Accepted June 7, 2016)

Key Words: Parallel Kalman Filter(병렬 칼만필터), Magnetic Disturbance(자기교란), Orientation(자세), Inertial/Magnetic Sensor(관성/자기센서)

초록: 자기교란은 관성/자기센서를 이용한 자세추정시 추정정확도를 저하시키는 주된 원인이다. 본 논문은 저자가 개발한 6축 관성센서를 이용한 센서가속도 추정용 칼만필터의 확장으로서, 9축 관성/자기센서를 이용하여 운동체의 자세가 지속적으로 변화하는 가운데 운동체 주변 자기교란을 정확히 추정하고, 이를 통해 자기교란환경에서도 정확한 3차원 자세를 추정할 수 있는 병렬 칼만필터를 제안한다. 제안하는 필터는 자기교란벡터를 상태변수로 지정하여 명시적으로 추정하며, 병렬구조이므로 설령 극심한 자기교란에 의해 자세추정이 영향을 받더라도 롤과 피치와는 무관하고 요에만 영향이 국한되는 장점을 지닌다. 제안방법은 로봇이나 선박, 항공기처럼 자기적으로 균등하지 않은 환경에서 운용되는 분야에 효과적으로 적용될 수 있다.

Abstract: Magnetic disturbance is one of the main factors that deteriorate the accuracy of orientation estimation methods based on inertial/magnetic sensor signals. This paper proposes a parallel Kalman filter(KF) that explicitly detects magnetic disturbances and thus can accurately estimate 3D orientation in magnetically disturbed environments. Due to the parallel nature of the proposed KF, even severe magnetic disturbances only affect yaw estimation, while roll and pitch values remain accurate. Consequently, the proposed KF can be effectively used in various applications that involve magnetically inhomogeneous environments, such as robots, ships, and planes.

1. 서론

관성/자기센서를 이용한 3차원 자세 추정은 다양한 분야에서 광범위하게 사용되고 있다.^(1~5) 특히 MEMS(micro-electro-mechanical system) 기술을 통한 소형, 저가 센서의 보급은 관성/자기센서의 활용을 급속히 증가시키고 있다.^(5,6)

본 논문이 대상으로 하는 9축 관성/자기센서는 3축 가속도계와 3축 자이로스코프로 이루어진 관

성센서에 3축 지자기센서(magnetometer)를 결합한 것이며, 가장 일반적인 관성측정센서 구성이다. 6축 관성센서에 3축 지자기센서가 결합하는 이유는 이를 통해 3차원 자세추정이 가능하기 때문이다.

9축 관성/자기센서기반 3차원 자세 추정의 기본 개념은 우선 3축 자이로스코프 신호를 스트랩다운(strapdown) 적분하여 자세를 추측한다. 이때 적분 경과에 따라 누적되는 표류오차(drift)를 보정하기 위해서, 가속도계 신호가 포함하는 중력가속도 성분을 이용하여 자세의 수직방향성분 즉, 롤(roll)과 피치(pitch)를 보정하고, 지자기센서가 감지하는 지구자기장 벡터를 이용하여 수평방향성분 즉, 요

† Corresponding Author, jkleee@hknu.ac.kr

(yaw)를 보정하는 것이다. 이 개념에 기초하여 수많은 3차원 자세추정 칼만필터(Kalman filter) 알고리즘이 개발되었다.^(1,4,7)

하지만 관성/자기센서를 이용한 자세추정시 추정정확도를 저하시키는 두 가지 요소가 있다. 첫째, 가속도계신호가 중력가속도에 지배받는 경우는 (준)정적조건에 한하며 동적조건인 경우 가속도계신호는 중력가속도에 센서가속도가 더해지며 이 둘은 구분되지 않는다.⁽⁸⁾ 두번째, 지자기센서는 순수 지구자기장뿐 아니라, 센서 주위의 모든 자기장에 반응한다. 그러므로 센서가 자기적으로 균등한(magnetically homogeneous) 환경에서 운용되는 경우가 아니라면 지자기센서 신호는 지구자기장에 자기교란(magnetic disturbance) 성분이 더해지며 이 둘 역시 구분되지 않는다.⁽⁶⁾ 따라서, 정확한 자세 추정을 위해선 반드시 이 두 가지 저하요소를 고려해야 한다.

본 논문 저자는 6축 관성센서를 이용한 센서가속도 추정용 칼만필터⁽⁸⁾를 개발한 바 있다. 이 칼만필터의 특징은 센서가속도를 칼만필터의 상태벡터 일부로 지정하여 명시적으로(explicitly) 추정하므로써 2차원 자세추정의 정확도도 향상시켰다는 점이다. 본 논문은 참고문헌⁽⁸⁾의 확장판이다. 즉, 참고문헌⁽⁸⁾이 6축 관성센서를 이용하여 2차원 자세인 틸트(tilt)와 센서가속도를 추정하였다면, 본 논문은 9축 관성/자기센서를 이용하여 틸트와 센서가속도에 더하여 헤딩(heading)과 자기교란을 추정한다. 참고로 틸트에 헤딩이 결합되어 3차원 자세가 완성된다.

자기교란을 보상하기 위해 가장 일반적으로 사용되는 방법은 자기조건에 따라 칼만필터의 측정잡음 공분산행렬(measurement noise covariance matrix)⁽⁴⁾ 또는 보정에 사용되는 벡터⁽⁵⁾를 변경하는 것이다. 하지만 이들 방식은 자기교란 벡터를 직접적으로 추정하지 않는다. 다시말해, 자기교란을 자세추정의 정확성을 저하시키는 요소라는 점에서 접근할 뿐, 해당 물리량 자체의 중요성은 고려하지 않는 방식이다. 하지만 정확한 추정을 통해 특정공간내 자기교란의 3차원 분포(spatial distribution of indoor magnetic disturbance)를 파악하는 것은 실내 보행자 위치 추적 등 활용도가 매우 크다.⁽⁹⁻¹¹⁾

본 논문은 9축 관성/자기센서 신호를 바탕으로 운동체의 자세가 지속적으로 변화하는 가운데 운동체 주변 자기교란을 정확히 추정하고, 이를 통해 자기교란환경에서도 정확한 3차원 자세를 추정할 수 있는 병렬 칼만필터를 제안한다. 제안된 필

터는 다양한 조건하에서 광학모션캡처시스템을 이용하여 그 정확성을 검증하였다.

2. 추정 알고리즘 및 검증실험

2.1 병렬 칼만필터 알고리즘

2.1.1 센서 신호 모델링 및 문제정의

9축 관성/자기센서를 구성하는 가속도계(A), 지자기센서(M), 그리고 자이로스코프(G)의 신호는 다음과 같이 모델링될 수 있다.⁽⁵⁾

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

$$\mathbf{s}_M = {}^S \mathbf{m} + {}^S \mathbf{d} + \mathbf{n}_M \quad (1b)$$

$$\mathbf{s}_G = {}^S \boldsymbol{\omega} + \mathbf{n}_G \quad (1c)$$

여기서 \mathbf{g} 는 중력, \mathbf{a} 는 센서가속도, \mathbf{m} 는 국부자기장(local magnetic field vector), \mathbf{d} 는 자기교란(magnetic disturbance vector), $\boldsymbol{\omega}$ 는 각속도이며, \mathbf{n} 들은 각 센서의 신호잡음이다. 좌측 윗첨자 S 는 해당 벡터가 센서좌표계(sensor frame, S)에서 관측되었음을 의미한다. 이때 \mathbf{g} 은 정수직방향이지만, \mathbf{m} 은 수평면과 복각(dip angle) α 만큼 파고드는 방향이다.

센서좌표계에 상대적인 고정관성좌표계(inertial reference frame, I)의 자세는 다음의 방향코사인행렬로 나타낼 수 있다.

$${}^S \mathbf{R} = \begin{bmatrix} {}^S \mathbf{X}_I & {}^S \mathbf{Y}_I & {}^S \mathbf{Z}_I \end{bmatrix} \quad (2)$$

여기서, 예를 들어 ${}^S \mathbf{X}_I$ 는 I 좌표계의 X축 단위벡터를 S 좌표계에서 관찰한 값이다. 이때 상향수직 방향 즉 \mathbf{g} 방향을 고정좌표계의 Z축으로, \mathbf{m} 을 수평면에 투영한 방향을 고정좌표계의 X축으로 설정하자. 이렇게 설정된 관성좌표계를 Y축으로 복각 α 만큼 회전시킨 좌표계 I' 는 \mathbf{m} 과 일치하는 X축을 갖게 된다. 따라서 다음의 식이 만족된다.

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

$${}^S \mathbf{m} = m \times {}^S \mathbf{X}_{I'} \quad (3b)$$

여기서, $g = \|\mathbf{g}\|$ 그리고 $m = \|\mathbf{m}\|$. ${}^S \mathbf{Z}_I$ 는 수직축에 대한 센서의 기울기(tilt)를, ${}^S \mathbf{X}_{I'}$ 는 센서의 진행방향(heading)을 의미하는 일종의 자세변수들이다. 이후로 간편성을 위해 ${}^S \mathbf{Z}_I$ 는 ${}^S \mathbf{Z}$ 로 ${}^S \mathbf{X}_{I'}$ 는 ${}^S \mathbf{X}$

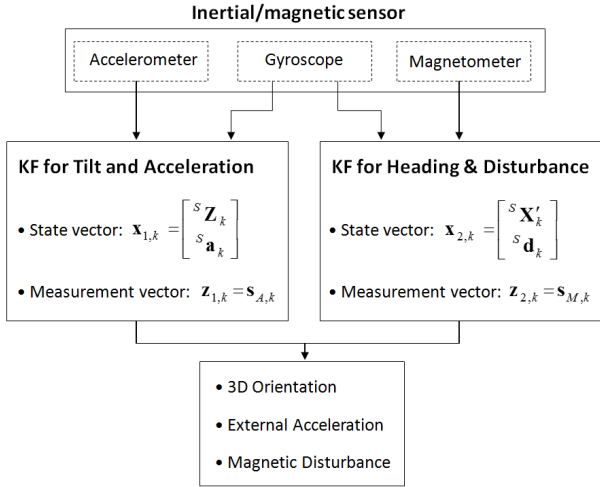


Fig. 1 Flowchart of the proposed parallel Kalman filter

로 표시한다.

본 논문이 제안하는 병렬 칼만필터는 3차원 자세와 더불어, 센서가속도와 자기교란을 추정한다. 하나의 칼만필터는 - 참고문헌⁽⁸⁾이 이 필터에 대한 논문임 - 틸트벡터 ${}^S \mathbf{z}$ 와 센서가속도 \mathbf{a} 가 칼만필터의 상태벡터로 설정되며, 다른 하나는 헤딩벡터 ${}^S \mathbf{X}'$ 과 자기교란 \mathbf{d} 가 상태벡터로 설정된다 (Fig. 1 참조).

2.1.2 틸트 및 센서가속도용 칼만필터

본 칼만필터는 자이로신호와 가속도계신호를 이용한다. 상태벡터 \mathbf{x}_1 는 (자세변수인) 틸트벡터와 센서가속도로 구성되며 측정벡터 \mathbf{z}_1 는 가속도계신호로 정의된다. 즉,

$$\mathbf{x}_{1,k} = \begin{bmatrix} {}^S \mathbf{z}_k \\ {}^S \mathbf{a}_k \end{bmatrix}, \quad \mathbf{z}_{1,k} = \mathbf{s}_{A,k} \quad (4)$$

진행모델(process model)은 자이로신호 적분식과 가속도모델식⁽¹²⁾으로 구성되며 다음과 같다.

$${}^S \mathbf{z}_k = (\mathbf{I} - h[{}^S \mathbf{g}_{G,k-1} \times]) {}^S \mathbf{z}_{k-1} - h[{}^S \mathbf{z}_{k-1} \times] \mathbf{n}_G \quad (5a)$$

$${}^S \mathbf{a}_k = c_a {}^S \mathbf{a}_{k-1} + \boldsymbol{\varepsilon}_{a,k} \quad (5b)$$

여기서 h 는 시간적분크기, \mathbf{I} 는 3×3 단위행렬이며 $[\mathbf{a} \times]$ 는 벡터 \mathbf{a} 의 외적(cross product)행렬을 나타낸다. 또한 c_a 는 가속도모델 파라미터이며, $\boldsymbol{\varepsilon}_{a,k}$ 는 가속도모델 잡음이다. 다음으로 측정모델(measurement model)은 식 (1a)와 식 (3a)를 이용하면 된다.

이를 통해 다음의 칼만필터 식들이 도출된다.

$$\mathbf{x}_{1,k} = \mathbf{F}_{1,k-1} \mathbf{x}_{1,k-1} + \mathbf{w}_{1,k-1} \quad (6a)$$

$$\mathbf{z}_{1,k} = \mathbf{H}_{1,k} \mathbf{x}_{1,k} + \mathbf{v}_{1,k} \quad (6b)$$

여기서, $\mathbf{F}_{1,k-1}$ 는 전이행렬(transient matrix), $\mathbf{w}_{1,k-1}$ 는 공분산 행렬(covariance matrix) $\mathbf{Q}_{1,k-1}$ 를 갖는 화이트 가우시안 진행 잡음(white Gaussian process noise), $\mathbf{H}_{1,k}$ 는 관측행렬(observation matrix), $\mathbf{v}_{1,k}$ 는 공분산 행렬 $\mathbf{M}_{1,k}$ 를 갖는 화이트 가우시안 측정 잡음이다. 각각의 수식은 다음과 같다.

$$\mathbf{F}_{1,k-1} = \begin{bmatrix} (\mathbf{I} - h[{}^S \mathbf{g}_{G,k-1} \times]) & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & c_a \mathbf{I} \end{bmatrix} \quad (7a)$$

$$\mathbf{w}_{1,k-1} = \begin{bmatrix} -h[{}^S \mathbf{z}_{k-1} \times] \mathbf{n}_G \\ \boldsymbol{\varepsilon}_{a,k} \end{bmatrix} \quad (7b)$$

$$\mathbf{Q}_{1,k-1} = \begin{bmatrix} \mathbf{Q}_{11,k-1} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{Q}_{12,k-1} \end{bmatrix} \quad (7c)$$

$$\mathbf{Q}_{11,k-1} = h^2 \sigma_G^2 [{}^S \mathbf{z}_{k-1} \times] [{}^S \mathbf{z}_{k-1} \times]^T \quad (7d)$$

$$\mathbf{Q}_{12,k-1} = 3^{-1} c_a^2 \|{}^S \mathbf{a}_{k-1}\|^2 \mathbf{I} + \sigma_A^2 \mathbf{I} \quad (7e)$$

$$\mathbf{H}_{1,k} = [{}^S \mathbf{g} : \mathbf{I}] \quad (7f)$$

$$\mathbf{v}_{1,k} = \mathbf{n}_A \quad (7g)$$

$$\mathbf{M}_{1,k} = \sigma_A^2 \mathbf{I} \quad (7h)$$

여기서, σ_G 와 σ_A 는 \mathbf{n}_G 와 \mathbf{n}_A 의 표준편차이다.

2.1.3 헤딩 및 자기교란용 칼만필터

본 칼만필터는 자이로신호와 지자기센서 신호를 이용한다. 상태벡터 \mathbf{x}_2 는 (자세변수인) 헤딩벡터와 자기교란으로 구성되며 측정벡터 \mathbf{z}_2 는 지자기센서 신호로 정의된다. 즉,

$$\mathbf{x}_{2,k} = \begin{bmatrix} {}^S \mathbf{X}'_k \\ {}^S \mathbf{d}_k \end{bmatrix}, \quad \mathbf{z}_{2,k} = \mathbf{s}_{M,k} \quad (8)$$

진행모델은 다음의 두 식으로 구성되는데, 이는 이전 칼만필터의 식 (5)에 대응된다.

$${}^S \mathbf{X}'_k = (\mathbf{I} - h[{}^S \mathbf{g}_{G,k-1} \times]) {}^S \mathbf{X}'_{k-1} - h[{}^S \mathbf{X}'_{k-1} \times] \mathbf{n}_G \quad (9a)$$

$${}^S \mathbf{d}_k = c_d {}^S \mathbf{d}_{k-1} + \boldsymbol{\varepsilon}_{d,k} \quad (9b)$$

여기서 c_d 는 자기교란모델⁽⁷⁾ 파라미터이며, $\boldsymbol{\varepsilon}_{d,k}$ 는 자기교란모델 잡음이다. 다음으로 측정모델은 식 (1b)와 식 (3b)를 이용하면 된다.

이를 통해 다음의 칼만필터 식들이 도출된다.

$$\mathbf{x}_{2,k} = \mathbf{F}_{2,k-1}\mathbf{x}_{2,k-1} + \mathbf{w}_{2,k-1} \quad (10a)$$

$$\mathbf{z}_{2,k} = \mathbf{H}_{2,k}\mathbf{x}_{2,k} + \mathbf{v}_{2,k} \quad (10b)$$

여기서,

$$\mathbf{F}_{2,k-1} = \begin{bmatrix} (\mathbf{I} - h[\mathbf{s}_{G,k-1} \times]) & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & c_d \mathbf{I} \end{bmatrix} \quad (11a)$$

$$\mathbf{w}_{2,k-1} = \begin{bmatrix} -h[\mathbf{s}'_{k-1} \times] \mathbf{n}_G \\ \boldsymbol{\varepsilon}_{d,k} \end{bmatrix} \quad (11b)$$

$$\mathbf{Q}_{2,k-1} = \begin{bmatrix} \mathbf{Q}_{21,k-1} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{Q}_{22,k-1} \end{bmatrix} \quad (11c)$$

$$\mathbf{Q}_{21,k-1} = h^2 \sigma_G^2 [\mathbf{s}'_{k-1} \times] [\mathbf{s}'_{k-1} \times]^T \quad (11d)$$

$$\mathbf{Q}_{22,k-1} = 3^{-1} c_d^2 \|\mathbf{s}'_{k-1}\|^2 \mathbf{I} + \sigma_M^2 \mathbf{I} \quad (11e)$$

$$\mathbf{H}_{2,k} = [m \mathbf{I} : \mathbf{I}] \quad (11f)$$

$$\mathbf{v}_{2,k} = \mathbf{n}_M \quad (11g)$$

$$\mathbf{M}_{2,k} = \sigma_M^2 \mathbf{I} \quad (11h)$$

여기서, σ_M 은 \mathbf{n}_M 의 표준편차이다.

일단 병렬 칼만필터를 통해 ${}^s \mathbf{Z} (= {}^s \mathbf{Z}_I)$ 와 ${}^s \mathbf{X}' = ({}^s \mathbf{X}'_I)$ 가 추정되면, ${}^s \mathbf{Y}_I = {}^s \mathbf{Z}_I \times {}^s \mathbf{X}'_I$ 와 ${}^s \mathbf{X}_I = {}^s \mathbf{Y}_I \times {}^s \mathbf{Z}_I$ 를 통해 식 (2)의 3차원 자세행렬 ${}^s \mathbf{R}$ 이 완성된다. 또한 ${}^I \mathbf{a} = {}^s \mathbf{R}^T {}^s \mathbf{a}$ 와 ${}^I \mathbf{d} = {}^s \mathbf{R}^T {}^s \mathbf{d}$ 를 통해(센서좌표계에서 관찰되는 것보다 유용한) 고정좌표계에서 관찰되는 센서가속도와 자기교란을 추정할 수 있다.

2.2 검증실험

2.2.1 실험장치 구성

제안하는 병렬 칼만필터의 성능확인을 위하여, 가속도계, 자이로스코프, 지자기센서를 포함하는 GY-87 관성/자기센서 모듈이 사용되었다(Table 1 참조). GY-87의 신호는 Arduino UNO R3마이크로컨트롤러(Arduino, Italy)를 통해 PC와 USB 시리얼 통신되고 칼만필터에 입력되었다(Fig. 2(a) 참조). 비교를 위한 참조값(truth reference)을 위해 OptiTrack Flex13 광학식 모션캡처시스템(NaturalPoint, Inc. USA)이 사용되었다. 즉, Fig. 3에서 볼 수 있듯 세계의 마커를 GY-87과 동일 강체에 부착하여 비교를 위한 참조값 ${}^s \mathbf{R}_{opt}$ 와 ${}^I \mathbf{d}_{opt} (= {}^s \mathbf{R}_{opt} \mathbf{s}_M - {}^I \mathbf{m})$ 를 얻었다. Fig. 2(a)와 달리, 실제실험에서는 Fig. 2(b)와 같이 모듈 부착과 축정렬(axis alignment) 용이성을 위해 GY-87센서만을 박스외부에 부착하고 Arduino

Table 1 Specification of GY-87 inertial/magnetic sensor

Accelerometer – MPU6050(InvenSense)	
Range	±2~16g
Sensitivity	2048~16384 LSB/g
RMS noise	400 µg/√Hz
Gyroscope – MPU6050(InvenSense)	
Range	±250~2000deg/s
Sensitivity	16.4~131 LSB/(deg/s)
RMS noise	0.05deg/sec
Magnetometer – HMC5883L(Honeywell)	
Range	±8000 mGauss
Sensitivity	230~1370 LSB/gauss
RMS noise	2 mGauss

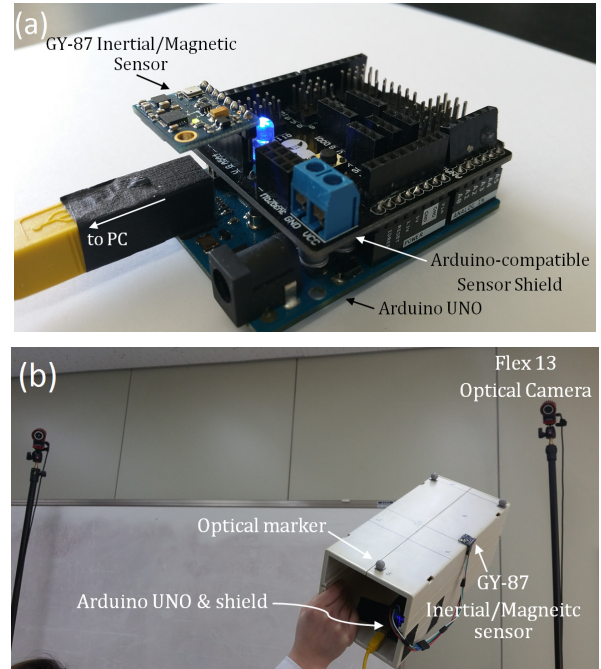


Fig. 2 (a) GY-87 and Arduino system, (b) test setup with the Flex 13 optical motion capture system

UNO 보드와 센서셴드(sensor shield)는 박스내부에 위치시켰다.

GY-87은 90Hz로, Flex13은 120Hz로 샘플링된 후 비교를 위하여 보간법을 이용하여 100Hz로 조정되었다. 식 (5b)와 식 (9b)의 c_a 와 c_d 는 모두 다양한 조건에서 좋은 성능을 보이는 0.1로 선정되었다.

2.2.2 시험조건 및 설정

시험은 자기교란을 발생시키는 가운데 센서가속도를 달리하여 세 가지가 실시되었다. Test A 정지

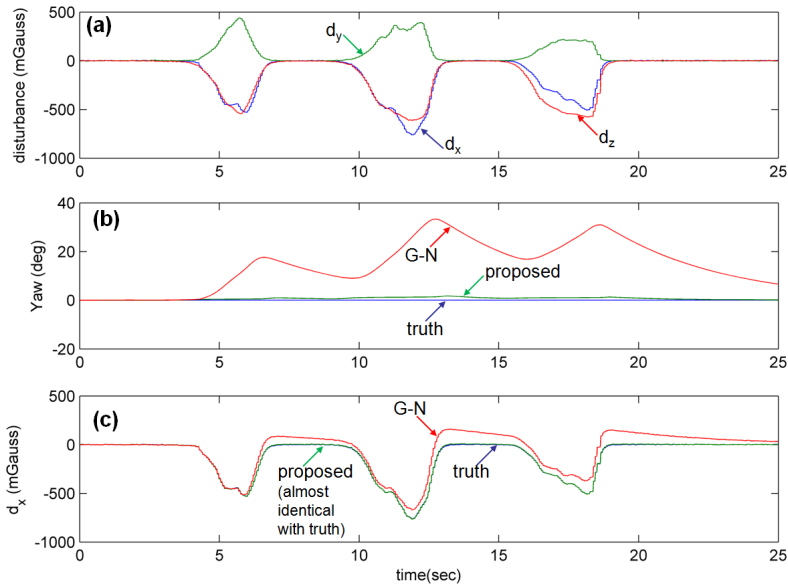


Fig. 3 Results of Test A: (a) exposed magnetic disturbance for each axis, (b) comparison of yaw estimations, (c) comparison of d_x estimation

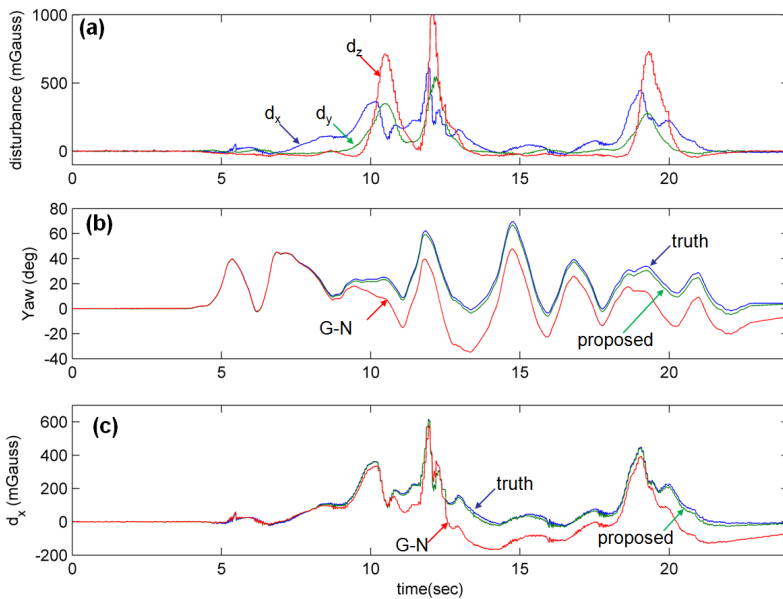


Fig. 4 Results of Test B: (a) exposed magnetic disturbance for each axis, (b) comparison of yaw estimations, (c) comparison of d_x estimation

시험, Test B 저속시험, Test C 고속시험(Table 2 참조). 자기교란 발생을 위하여 $117 \times 225 \times 2.2$ mm (가로×세로×두께) 크기의 강철판이 사용되었다. Test A 정지시험은 센서를 바닥에 가만히 두고 강철판을 센서에 근접시켰다 멀리하는 것을 반복하여 GY-87내 지자기센서 신호를 교란시켰다(Fig. 3(a) 참조). 지자기센서 신호가 교란되었다 할지라도 자기교란 추정이 정확하여 교란효과가 보상되었다면, 센서를 움직이지 않았으므로 자세역시 변동이

없어야 한다. 반면, Test B 저속시험과 Test C 고속시험은 GY-87을 자세를 변화시키며 강철판 주변으로 임의로 운동시켜 자기교란에 영향받도록 하였다(Fig. 4(a) 참조). 각 시험별 자기교란량은 Table 3을 참조한다.

제안하는 알고리즘의 성능, 즉 자기교란 추정 정확도와 3차원 자세 추정정확도를 검증하기 위하여, 저자가 개발하여 참고문헌⁽⁵⁾에 소개된 쿼터니언(quaternion)기반의 Gauss-Newton방식 자세추정

Table 2 RMSE of Euler orientation estimation (unit: degree)

		Proposed	G-N
Test A(Static)	roll	0.04	5.26
	pitch	0.12	1.43
	yaw	0.82	17.49
	average	0.33	8.04
• accel. average = N/A			
• max accel. = N/A			
Test B (Slow motion)	roll	0.68	3.20
	pitch	0.31	1.83
	yaw	2.09	16.49
	average	1.03	7.17
• accel. average = 0.68m/s ²			
• max accel. = 3.80 m/s ²			
Test C (Fast motion)	roll	0.47	1.48
	pitch	0.50	0.58
	yaw	3.04	4.59
	average	1.34	2.21
• accel. average = 6.09 m/s ²			
• max accel. = 18.95 m/s ²			

Table 3 RMSE of magnetic disturbance estimation from the proposed method and the G-N method

		RMS of Truth Ref. mG	RMSE	
			Proposed mG (%) [*]	G-N mG (%) [*]
Test A	d _x	235.8	3.0(0.8)	83.8(22.9)
	d _y	130.8	4.1(1.1)	123.4(33.7)
	d _z	246.2	0.4(0.1)	27.0(7.4)
	d	365.8	5.1(1.4)	151.6(41.4)
Test B	d _x	133.5	9.7(3.8)	86.6(34.0)
	d _y	103.9	8.9(3.5)	61.6(24.2)
	d _z	190.5	3.3(1.3)	17.4(6.8)
	d	254.8	13.6(5.3)	107.7(42.3)
Test C	d _x	179.6	19.6(9.9)	26.8(13.6)
	d _y	36.6	16.3(8.2)	12.2(6.2)
	d _z	73.8	3.0(1.5)	8.3(4.2)
	d	197.6	25.7(13.0)	30.7(15.5)

^{*}(): RMSE / RMS of ||d|| × 100

알고리즘의 추정정확도와 비교되었다(이하 G-N방법으로 표기).

3. 결과 및 고찰

Test A 정지시험에서는 자기교란량 ||d||의 RMS (root mean square)가 365.8 mGauss(이하 mG)로 세가지 시험조건 중 가장 큰 자기교란에 장시간 노출되었음에도 불구하고, 자기교란벡터 RMSE (RMS error) 5.1 mG와 롤/피치/요 RMSE평균 모두 1° 이내의 매우 정확한 추정능력을 보였다(Table 2, 3 참조). 반면 자기교란에 대한 보상기능이 없는 G-N방법의 경우 자기교란 추정오차 평균 151.6 mG로 입력된 자기교란과의 비율이 41.4%에 이르며, 이

에 대한 결과로 자세 추정오차 역시 평균 8.04°로 매우 컸다. 자기교란에 직접적인 영향을 받는 요 성분 오차가 가장 큰 것은 물론이지만(17.49°), 롤 오차와 피치 오차 역시 5.26°와 1.43°로 무시할 수 없는 정도였다(Fig. 3 참조).

Test B 저속시험과 Test C 고속시험에서도 제안방법의 자기교란 추정능력으로 인해 G-N방법에 비해 우수한 자세 추정성능을 보였다(Fig. 4 참조). 제안방법에서도 정지시험에 비해 시험의 속도조건이 높아질수록 자기교란 추정오차와 자세 추정오차가 다소 증가하였다(평균 Test A 0.33° < Test B 1.03° < Test C 1.34°). 반면 G-N방법의 경우 오히려 자세추정 오차가 줄어드는 경향을 보였다(평균 Test A 8.04° > Test B 7.17° > Test C 2.21°). 이런 상반되는 경향은 Test A에서 B, C로 갈수록 운동속도는 증가하고 자기교란량은 감소했었는데, 제안방법은 가속조건영향으로 정확도가 다소 감소하고, G-N방법은 오히려 교란량 감소로 그나마 정확도가 개선되었다고 판단된다. 자기교란벡터 감소는 시험시 속도조건이 높아질수록 센서가 교란된 자기장에 머무는 시간이 줄어들었기 때문이다. 또한 속도조건이 높아질수록, 자세추정시 표류오차 보정을 담당하는 가속도계와 지자기센서 신호보다는 동적조건에서의 고주파 응답을 담당하는 아이로스코프 신호에의 의존이 커지기 때문이기도 하다.

Test A~C의 결과에서 보듯이 자기교란이 존재하는 시험조건에서 제안방법은 G-N방법에 비해 월등한 자세추정성능 우세를 보였다. 이러한 우세는 제안방법이 자기교란벡터를 상태변수로 지정하여 명시적으로 추정하고 있으며 이를 통해 자기교란 효과가 정확하게 자세추정에 고려되기 때문이다. 참고로 Test B와 비슷한 속도조건에서 진행되었으나(센서 가속도 평균 0.69m/s², 최대 3.77m/s²), 자기교란없이 균등한 자기환경에서 진행된 시험에서는 제안방법과 G-N방법이 동등한 자세추정 성능을 보였다 - (제안방법) 롤 0.39°, 피치 0.29°, 요 0.24°; (G-N방법) 롤 0.93°, 피치 0.26°, 요 0.29°.

자세추정 알고리즘에서 가장 보편적인 쿼터니언 기반 알고리즘의 경우 자기교란 영향이 요뿐 아니라 롤과 피치에도 미치므로, 자기교란이 롤과 피치 추정에 무관토록 분리하는 기법이 별도로 개발되기도 하였다.⁽¹³⁾ 제안방법은 Fig. 1에서 보는 바와 같이 두 개의 칼만필터가 병렬구조이므로 지자기센서 신호는 요성분을 결정하는 ^sX'에만 영향을 미치고, 롤과 피치 성분을 결정하는 ^sZ와는

무관하다. 따라서 알고리즘 구조상 자기교란이 선풍 자세추정에 악영향을 주더라도 요성분에 국한 되도록 하는 장점을 지닌다. 즉, 쿼터니언 기반 칼만필터가 갖는 문제점이 근본적으로 해결된다.

참고문헌^(3,10)처럼 로봇시스템의 경우 로봇 자체가 강한 자성체일 뿐 아니라, 위치이동을 하는 로봇의 경우 다양한 자기환경에 놓일 수 있으므로, 자기교란에 대한 고려는 정확한 자세결정을 위해 반드시 필요하다. 또한 관성/자기센서는 선박이나 항공기 등의 자세나 추진력 제어에 활용가능한데 동체 자체가 강한 자성체이므로 관성/자기센서의 설치위치에 따라 자세추정 성능이 크게 영향 받을 수 있다. 이 경우 역시 제안방법을 이용하여 설치위치별 자기장을 손쉽게 추정할 수 있으며 이를 통해 센서의 성능도 향상시킬 수 있으리라 기대된다.

4. 결 론

본 논문에서는 9축 관성/자기센서를 이용하여 (센서가속도에 더하여) 자기교란을 명시적으로 추정하고 이를 통해 자기교란된 환경에서도 우수한 3차원 자세 추정성능을 갖는 병렬 칼만필터를 제안한다. 제안된 병렬 칼만필터는 3차원 자세를 틸트와 헤딩으로 나누어, 하나의 필터에서는 자이로와 가속도계 신호를 이용하여 틸트와 센서가속도를, 다른 하나의 필터에서는 자이로와 지자기센서 신호를 이용하여 헤딩과 자기교란을 추정하도록 하고 있다. 두 개의 칼만필터는 병렬구조로 완전히 독립적이면서도 체계적인 일대일 대응구조를 갖도록 설계되었다. 자기교란이 상태벡터의 일부로 설정되어 있으므로, 관성/자기센서를 자세추정의 목적외에도 자세변화시에도 자기장 측정의 수단으로 활용할 수 있다.

제안방법은 다양한 속도(최대 센서가속도 조건 $0\sim 20\text{m/s}^2$) 및 자기교란 조건($\|d\|=200\sim 400\text{ mGauss}$)에서 최대 자세추정오차가 롤/피치 1° 이내 및 요 약 3° 로, G-N방법의 롤/피치 약 5° 및 약 17° 에 비해 월등한 성능을 보였다.

제안방법은 자기교란벡터를 명시적으로 추정하므로써 로봇이나 선박/항공기처럼 자기적으로 균등하지 않은 환경에서 운용되는 분야에 효과적으로 적용될 수 있다.

감사의 글

이 논문은 미래창조과학부 재원 한국연구재단

기초연구사업(NRF-2015R1C1A1A02036373)과 중소기업청 연구마을 지원사업(C0301478)의 지원을 받아 수행되었다.

참고문헌

(References)

- (1) Sabatini, A. M., 2011, "Estimating Three-Dimensional Orientation of Human Body Parts by Inertial/Magnetic Sensing," *Sensors*, Vol. 11, No. 2, pp. 1489~1525.
- (2) 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.
- (3) 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.
- (4) 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.
- (5) 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.
- (6) Bachmann, E. R., Yun, X. and Brumfield, A. 2007, "Limitations of Attitude Estimation Algorithms for Inertial/Magnetic Sensor Modules," *IEEE Robot Autom. Mag.*, Vol. 14, pp. 76~87.
- (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) Lee, J. K., "Kalman Filter for Estimation of Sensor Acceleration Using Six-axis Inertial Sensor," *Trans. Korean Soc. Mech. Eng. A*, Vol. 39, No. 2, pp. 179~185.
- (9) Gozick, B., Subbu, K.P., Dantu, R. and Maeshiro, T., 2011, "Magnetic Maps for Indoor Navigation," *IEEE Trans. Instrum. Meas.* Vol. 60, pp. 3883~3891.
- (10) Frassl, M., Angermann, M., Lichtenstern, M., Robertson, P., Julian, B. J. and Doniec, M. 2013, "Magnetic Maps of Indoor Environments for Precise Localization of Legged and Non-legged Locomotion," *In Proceeding of Intelligent Robots and Systems (IROS)*, Tokyo, Japan, 3~7 Nov.
- (11) De Vries, W. H. K., Veegera, H. E. J., Baten, C. T.

- M. and van der Helma, F.C.T, 2009, "Magnetic Distortion in Motion Labs, Implications for Validating Inertial Magnetic Sensors," *Gait Posture*, Vol. 29, pp. 535~ 541.
- (12) 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.
- (13) Yun, X., Bachmann, E. R. and McGhee, R. B., 2008, "A Simplified Quaternion-based Algorithm for Orientation Estimation from Earth Gravity and Magnetic Field Measurements," *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, Vol. 57, pp. 638~650.