

<응용논문>

DOI <https://doi.org/10.3795/KSME-A.2017.41.8.783>ISSN 1226-4873(Print)
2288-5226(Online)

교란성분 모델링이 IMMU기반 자세추정 정확성에 미치는 영향

최 미 진* · 이 정 근*,**†

* 한경대학교 기계공학과, ** 한경대학교 기계융합기술연구소

Effect of Disturbance Modeling on IMMU-Based Orientation Estimation Accuracy

Mi Jin Choi* and Jung Keun Lee**,**†

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

** Institute of Machine Convergence Technology, Hankyong Nat'l Univ.

(Received December 22, 2016 ; Revised April 12, 2017 ; Accepted April 15, 2017)

Key Words: Disturbance Modeling(교란성분 모델링), Orientation(자세), IMMU(관성자기측정장치)

초록: 9축 IMMU기반의 3차원 자세추정에 있어 대표적인 정확성 저하요인은 가속도계 신호를 교란시키는 외부가속도와 지자기센서 신호와 관련된 자기교란이라는 두 가지 교란성분이다. 교란성분에 의한 영향을 최소화하기 위해 모델링기반 기법과 스위칭 기법이 제안되어 왔고, 이를 비교한 연구도 진행된 바 있다. 그러나 모델링기반 기법에서 모델링의 차이가 자세추정 성능에 미치는 영향에 대한 연구는 현재까지 발표된 바 없다. 본 논문은 교란성분 모델링이 IMMU기반 자세추정 정확성에 미치는 영향을 확인하기 위해, 모델링에 차이가 있는 최근 발표된 두 알고리즘을 다양한 시험조건에서 비교하였다. 이를 통해 교란성분 모델링의 차이는 진행잡음 공분산 행렬에 차이를 발생시키며, 이로 인해 자세추정 성능에 영향을 끼칠 수 있음을 확인할 수 있었다. 시험결과 두 알고리즘은 평균제곱근오차에서 롤·피치·요 평균 1.35° 및 요성분 3.63°의 차이를 발생시켰다.

Abstract: In terms of 3D orientation estimation based on nine-axis IMMU(inertial and magnetic measurement unit), there are two disturbance components decreasing estimation accuracy: one is external acceleration disturbing accelerometer's signals and the other is magnetic disturbance related to magnetometer's signals. In order to minimize effects by these two disturbances, two approaches including switching approach and model-based approach have been suggested and further research comparing these two has also been conducted. Nevertheless, effect of disturbance modeling differences on orientation estimation accuracy in model-based approach has not been studied before. This paper compares the recently reported two orientation estimation algorithms that have difference in disturbance models, in order to investigate the effect of disturbance models on accuracy of IMMU-based orientation estimation under various operating conditions. This research shows that the difference in disturbance models leads to difference in process noise covariance matrix. Consequently, this affected the orientation estimation, i.e., the estimation differences between the algorithms were root mean square errors of 1.35° in average and 3.63° in yaw estimation.

1. 서 론

소형센서와 모바일 컴퓨팅 기술의 비약적인 발전으로 장소의 구애를 받지 않는 동작감지 기술이 다양한 산업에서 주목받고 있다.⁽¹⁾ 특히, 9축 IMMU

(inertial and magnetic measurement unit)기반의 3차원 자세추정은 관성 모션캡처(inertial motion capture) 기술의 핵심으로 재활에서 가상 현실에 이르기까지 다양한 분야에 적용되고 있다.^(2~5) 여기서 9축 IMMU는 3축 가속도계(accelerometer)와 3축 자이로스코프(gyroscope)로 구성된 6축 IMU(inertial measurement unit)에 3축 지자기센서(magnetometer)를 결합한 센서모듈이다.

† Corresponding Author, jkleee@hknu.ac.kr

일반적으로 3차원 자세는 오일러각(Euler angle), 쿼터니언(quaternion), 또는 DCM(direction cosine matrix)의 형태로 표현된다. 오일러각은 특이점(singularity) 문제에 따른 불편함으로 사용이 제한적인 반면, 쿼터니언은 특이점 문제도 없고, 변수도 DCM에 비해 적어서 가장 보편적으로 사용되어 왔다.^(3,6-8) 하지만 쿼터니언은 오일러각이나 DCM보다 직관적이지 못하며, 무엇보다 롤(roll), 피치(pitch), 요(yaw)성분이 서로 영향을 받는 문제점이 있다.^(9,10) 최근 들어 DCM방식은 AHRS(attitude and heading reference system)에서 attitude와 heading을 별도로 처리 가능하며, 이를 통해 앞서 언급한 쿼터니언의 성분혼합문제가 근본적으로 해결되는 장점으로 인해 새롭게 관심을 받고 있다.⁽¹¹⁾ 이때 attitude는 중력축에 대한 기울기로 롤과 피치를 내포하고 있으며, heading은 진행방향각으로 요에 해당한다.

3차원 자세추정에 있어 대표적인 정확성 저하요인은 가속도계 신호와 관련된 외부가속도와 지자기센서 신호와 관련된 자기교란이라 할 수 있다. 여기서, 외부가속도 \mathbf{a} 는 동적 조건에서 수직방향 참조벡터 역할을 하는 중력가속도성분 \mathbf{g} 에 더해져 가속도계 신호 \mathbf{s}_A 에 교란요소로 추가되며, 자기교란 \mathbf{d} 는 자성체주변에서 수평방향 참조벡터 역할을 하는 지구자기장성분 \mathbf{m} 에 더해져 지자기센서 신호 \mathbf{s}_M 에 교란요소로 추가된다. 따라서 외부가속도와 자기교란은 모두 시변 교란(time-varying disturbance)성분으로 동적 조건에서는 외부가속도교란에 의해, 자성체주변에서는 자기교란에 의해 자세추정의 정확성이 크게 영향을 받는다.⁽⁴⁾

두 교란성분에 의한 영향을 최소화하기 위한 방법으로 문턱값(threshold)을 설정하고, 조건에 따라 가속도계 또는 지자기센서 신호 대비 자이로스코프 신호의 가중치를 스위칭을 통해 조절하는 방식(switching approach)이 많이 사용된다.^(3,6,8) 또 다른 접근방식으로 두 교란성분을 모델링하여 상태방정식에 포함시키는 방식(model-based approach)이 있다. Lee⁽¹²⁾는 쿼터니언 자세추정 알고리즘⁽⁷⁾에 두 방식을 적용하여 비교하였는데 모델링기반 기법이 다소 우수한 성능을 보였다. 또한, Ligorio와 Sabatini⁽¹³⁾는 쿼터니언 자세추정 알고리즘⁽⁵⁾에 스위칭 기법과 모델링기반 기법을 교차 적용하여 성능을 비교하였으며, 여기서도 모델링기반 기법의 우수성이 소개된 바 있다.

최근 두 개의 DCM 방식 3D 자세 알고리즘이

발표되었다. 첫 번째는 참고문헌⁽¹⁵⁾에 소개된 6축 IMU기반 attitude 알고리즘을 확장시킨 9축 IMMU기반 attitude-heading 알고리즘⁽⁴⁾이다(이후 이를 Method A라 한다). 두 번째는 참고문헌⁽¹⁴⁾에 소개된 6축 IMU기반 attitude 알고리즘을 확장시킨 9축 IMMU기반 attitude-heading 알고리즘⁽⁵⁾이다(이후 이를 Method B라 한다). Method A와 B는 상태벡터 설정이 서로 유사하며, 스위칭 기법이 아닌 모델링기반 기법을 채택하고 있다는 공통점을 지녔다. 하지만 교란성분을 모델링하는 구체적방식에 있어 차이가 있으며, 이로 인해 진행잡음 공분산 행렬(process noise covariance matrix)에 차이를 발생시키고 있고, 결과적으로 자세추정 성능에 영향을 끼칠 수 있다.

앞서 기술한 바와 같이 교란성분에 대한 대응방법으로서 모델링기반 기법과 스위칭 기법을 비교한 연구는 발표된 바 있다. 하지만 모델링기반 기법에서 모델링의 차이가 자세추정 성능에 미치는 영향에 대한 연구는 현재까지 발표된 바 없다. 본 논문은 Method A와 B를 교란성분이 존재하는 다양한 시험조건에서 광학식 모션캡처 시스템을 이용하여 자세추정 정확성을 비교하고, 이를 통해 교란성분 모델링이 IMMU기반 자세추정 정확성에 미치는 영향을 고찰하고자 한다.

2. 교란성분 모델링 및 실험

2.1 교란성분 모델링

Method A와 B는 3차원 자세 및 교란성분을 추정하는 IMMU기반 알고리즘이다. IMMU를 구성하는 가속도계(A), 지자기센서(M), 자이로스코프(G)의 신호는 다음과 같이 모델링 되었다.⁽⁴⁾

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

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

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

여기서 \mathbf{g} 는 중력가속도, \mathbf{a} 는 외부가속도, \mathbf{m} 은 지구자기장, \mathbf{d} 는 자기교란, $\boldsymbol{\omega}$ 는 각속도이며, \mathbf{n} 들은 각 센서의 신호잡음이다. 위첨자 S 는 해당 벡터가 센서좌표계(sensor frame)에서 관측되었음을 의미한다.

두 방법 모두 attitude벡터와 외부가속도를 상태벡터로 설정하여 추정하는 attitude 칼만필터와, heading 벡터와 자기교란을 상태벡터로 설정하여

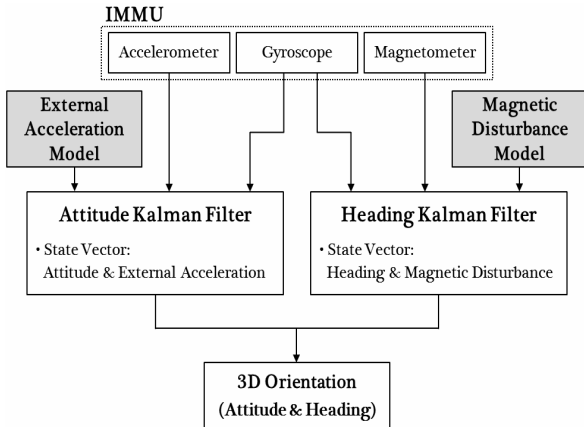


Fig. 1 Flowchart of the attitude-heading estimation algorithm with disturbance models (gray boxes)

추정하는 heading 칼만필터로 구성된다(Fig. 1 참조). 또한, attitude 칼만필터에는 외부가속도모델이, heading 칼만필터에는 자기교란모델이 추가되어 작동된다는 점과 이들 교란모델들이 1차 마르코프연쇄(Markov chain)식에 기반한다는 점 역시 동일하다.

하지만, 특정시간 k 에 대한 세부 모델링에 있어 차이를 보이고 있다. 우선, 식 (1a)의 외부가속도 성분 ${}^S \mathbf{a}_k$ 에 대해 Method A에서의 모델링에 따른 ${}^S \mathbf{a}_{A,k}$ 와 Method B에서의 모델링에 따른 ${}^S \mathbf{a}_{B,k}$ 는 아래와 같이 서로 상이하다(이후 첫 번째 아래첨자 A와 B로 방법을 구분한다).

$${}^S \mathbf{a}_{A,k} = c_{A,a} {}^S \mathbf{a}_{A,k-1} + \boldsymbol{\varepsilon}_{A,acc,k} \quad (2a)$$

$${}^S \mathbf{a}_{B,k} = c_{B,a} {}^S \mathbf{a}_{B,k-1} + c_{B,b} \boldsymbol{\varepsilon}_{B,k-1} \quad (2b)$$

여기서 $c_{A,a}$ 와 $c_{B,a}$ 는 각각의 방법에서 1차 마르코프연쇄식의 차단주파수를 결정하는 0~1 사이 값을 갖는 파라미터이다. 교란모델 잡음을 모델링함에 있어 식 (2a)의 Method A는 시변성분 $\boldsymbol{\varepsilon}_{A,acc,k}$ 로 정의한 반면, 식 (2b)의 Method B는 $c_{B,b} \boldsymbol{\varepsilon}_{B,k-1}$ 로 정의하여 $c_{B,b}$ 라는 별도의 파라미터를 추가로 사용하고 있다.

비슷한 방식으로 식 (1.b)의 자기교란성분 ${}^S \mathbf{d}_k$ 에 대해 각 방법의 모델링은 다음과 같다.

$${}^S \mathbf{d}_{A,k} = c_{A,d} {}^S \mathbf{d}_{A,k-1} + \boldsymbol{\varepsilon}_{A,mag,k} \quad (3a)$$

$${}^S \mathbf{d}_{B,k} = c_{B,a} {}^S \mathbf{d}_{B,k-1} + c_{B,b} \boldsymbol{\varepsilon}_{B,k-1} \quad (3b)$$

식 (2)의 외부가속도 모델로부터, 공분산 행렬 $\mathbf{Q}_{acc,k-1}$ 를 갖는 화이트 가우시안 진행잡음 $\mathbf{w}_{acc,k-1}$ 를 각각의 방법별로 나타내면 다음과 같다.

$$\mathbf{w}_{A,acc,k-1} = \boldsymbol{\varepsilon}_{A,acc,k} \quad (4a)$$

$$\mathbf{w}_{B,acc,k-1} = c_{B,b} \boldsymbol{\varepsilon}_{B,k-1} \quad (4b)$$

식 (4)에 진행잡음과 진행잡음에 대한 공분산 행렬의 관계식, $\mathbf{Q}_{k-1} = E[\mathbf{w}_{k-1} \mathbf{w}_{k-1}^T]$ (16)을 적용하면, 외부가속도모델 진행잡음 공분산 행렬 $\mathbf{Q}_{acc,k-1}$ 는 다음과 같다.

$$\mathbf{Q}_{A,acc,k-1} = E[(\boldsymbol{\varepsilon}_{A,acc,k})(\boldsymbol{\varepsilon}_{A,acc,k})^T] \quad (5a)$$

$$\mathbf{Q}_{B,acc,k-1} = E[(c_{B,b} \boldsymbol{\varepsilon}_{B,k-1})(c_{B,b} \boldsymbol{\varepsilon}_{B,k-1})^T] \quad (5b)$$

여기서 E 는 기대연산자(expectation operator)이다. 각각의 방법은 식 (5)를 다음과 같이 설정하였다.(4,5)

$$\mathbf{Q}_{A,acc,k-1} = \sigma_{acc}^2 \cdot \mathbf{I}_3 + 3^{-1} c_{A,a}^2 \|{}^S \mathbf{a}_{A,k-1}\|^2 \cdot \mathbf{I}_3 \quad (6a)$$

$$\mathbf{Q}_{B,acc,k-1} = c_{B,b}^2 \cdot \mathbf{I}_3 \quad (6b)$$

여기서 \mathbf{I}_3 는 3×3 단위행렬이며, σ_{acc} 는 정적 조건에서 측정된 가속도계 잡음 \mathbf{n}_A 의 표준편차이다.

식 (3)의 자기교란 모델식으로부터 식 (6)에 대응되는 자기교란모델 진행잡음 공분산 행렬 $\mathbf{Q}_{mag,k-1}$ 를 구하면 다음과 같다.

$$\mathbf{Q}_{A,mag,k-1} = \sigma_{mag}^2 \cdot \mathbf{I}_3 + 3^{-1} c_{A,d}^2 \|{}^S \mathbf{d}_{A,k-1}\|^2 \cdot \mathbf{I}_3 \quad (7a)$$

$$\mathbf{Q}_{B,mag,k-1} = c_{B,b}^2 \cdot \mathbf{I}_3 \quad (7b)$$

여기서 σ_{mag} 는 정적 조건에서 측정된 지자기센서 잡음 \mathbf{n}_M 의 표준편차이다.

Method A와 B는 교란성분을 모델링하는 방식에 있어 차이가 있고, 이에 따라 진행잡음에 대한 공분산 행렬이 서로 다르다. 또한 Method A와 B의 진행잡음 공분산 행렬을 비교해보면, Method A의 $\mathbf{Q}_{A,acc,k-1}$ 와 $\mathbf{Q}_{A,mag,k-1}$ 는 매시간마다 추정되는 두 교란성분에 의해 새로운 값으로 변하게 되는 반면, Method B의 $\mathbf{Q}_{B,acc,k-1}$ 와 $\mathbf{Q}_{B,mag,k-1}$ 는 모두 $c_{B,b}^2 \cdot \mathbf{I}_3$ 로 동일하며 파라미터 값에 의해 일정한 값

으로 고정되어있다. 여기서 다루고 있는 진행잡음 공분산 행렬은 칼만필터의 오차 공분산(error convariance)에 반영됨으로써, 궁극적으로 자세추정

정확성에 영향을 미치게 된다.

2.2 실험

교란성분 모델링에 의한 자세추정 성능을 비교하기 위하여 시험에는 9축 IMMU로 MTw(Xsens Technologies B.V., Netherlands)를 사용하였고, 자세추정 결과비교를 위한 참조값을 얻기 위해 OptiTrack Flex13 (NaturalPoint, USA) 광학식 모션캡처 시스템을 사용하였다(Fig. 2 참조). 이때, MTw는 자체의 자세추정 알고리즘을 통해 매우 높은 정확도의 자세를 제공하고 있는데 이를 Method C라고 한다.

시험은 서로 다른 교란조건 3가지 시험이 진행되었다. Test 1에서는 외부가속도에 초점을 맞추어, 자기교란이 없는 환경에서 빠르게(평균가속도: $3.4[m/s^2]$, 최대가속도: $26.4[m/s^2]$) 자세를 변경하여 외부가속도를 발생시켰다. Test 2에서는 자기교란에

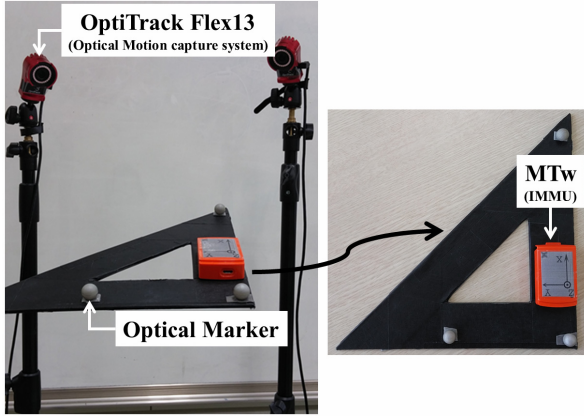


Fig. 2 Test setup: OptiTrack Flex13 and MTw

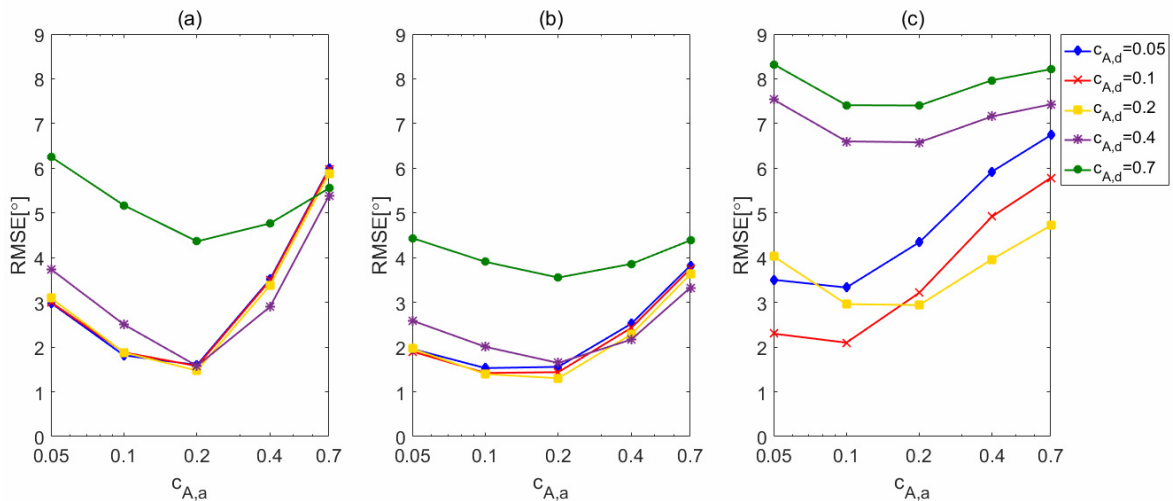


Fig. 3 Parameter tuning results of Method A: RMSEs in estimation of (a) Test 1, (b) Test 2, and (c) Test 3

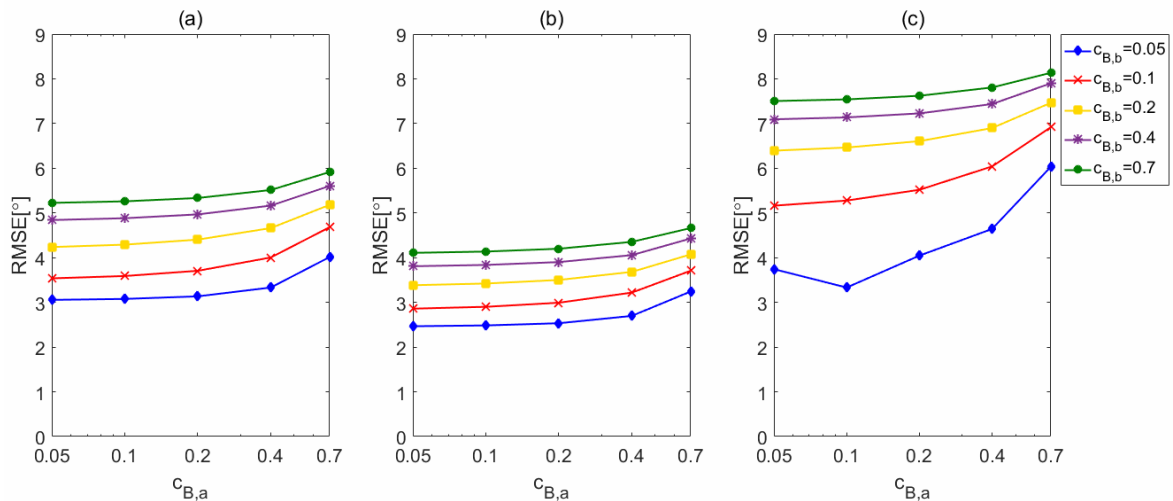


Fig. 4 Parameter tuning results of Method B: RMSEs in estimation of (a) Test 1, (b) Test 2, and (c) Test 3

초점을 맞추어, 천천히(평균가속도: 2.8[m/s²], 최대 가속도: 17.4[m/s²]) 자세를 변경하되 117 × 225 × 2.2 mm³ 크기의 철제 자성체를 이용하여 센서를 자기 교란에 노출시켰다. Test 3에서는 두 교란성분이 모두 반영되도록, 자기교란 환경(Test 2와 동일)에서 빠르게(평균가속도: 4.2[m/s²], 최대가속도: 21.0 [m/s²]) 자세를 변경하며 움직였다.

Method B의 두 교란성분 모델식, 식 (2.b)와 식 (3.b)를 보면, 하나의 파라미터 값이 두 모델식에 모두 적용되고 있다. 예를 들어, $c_{B,a}$ 는 attitude와 heading추정 모두에 사용된다. 가속환경과 자기환경이 서로 상이한 만큼 두 교란성분 모델에서 파라미터는 분리하여 독립적으로 사용하는 것이 자세추정 정확도측면에서 유리할 것이다. 이후 이런 방식을 Method B'라고 한다.

본 논문은 Method A와 Method B뿐 아니라 Method B를 변형한 Method B'와 MTw 소프트웨어 Method C로부터의 결과를 비교하였다.

3. 결 과

3.1 파라미터 튜닝에 따른 추정정확성 민감도

교란성분 모델링에 사용된 파라미터 선정은 자세추정 성능에 영향을 끼치는 중요한 요소 중 하나이다. Fig. 3과 4는 각각 Method A와 B의 파라미터를 가용범위(0.05~0.7) 내에서 튜닝 하였을 경우, 그에 따른 Test 1~3의 자세추정 결과를 RMSE (root mean squared error) 평균으로 보여주고 있다. 이때 Method A의 파라미터와 Method B의 파라미터는 일대일 대응구조가 아니므로 직접비교는 할 수 없다. 따라서, 각 방법별로 파라미터 변화에 따른 자세추정결과를 분석하면 다음과 같다.

Method A: 시험조건에 따라 경향의 차이를 보였으나, 파라미터 값이 일정 범위($0.1 \leq c_{A,a} \leq 0.2$, $0.05 \leq c_{A,d} \leq 0.2$) 내에 있을 경우 유사하면서도 안정적인 성능이었으나, 일정 범위를 넘어선 구간에서는 자세추정 정확성이 급격하게 저하되었다.

세가지 테스트 결과를 전체적으로 고려시 $c_{A,a} = 0.1$, $c_{A,d} = 0.1$ 조합이 최적의 파라미터로 가장 우수한 결과를 보였다. 한편, Fig. 3(c)에서 두드러지게 보여지듯 Method A에서 가속도 모델관련 $c_{A,a}$ 보다 자기교란모델관련 $c_{A,d}$ 가 자세추정에 더 크게 영향을 미치는 것을 확인할 수 있었다.

Method B: 모든 시험에서 파라미터 값이 일정 범위($0.05 \leq c_{B,a} \leq 0.7$, $0.05 \leq c_{B,b} \leq 0.2$) 내에 있을 경우, 자세추정 정확성에 민감하게 반응하지 않고

Table 1 RMSEs in estimations from four different methods (unit: degree)

		Roll	Pitch	Yaw	Average
Test 1	Method A	2.48	1.38	1.60	1.82
	Method B	1.82	2.36	5.05	3.08
	Method B'	1.98	1.47	3.89	2.45
	Method C	1.24	0.77	2.03	1.35
Test 2	Method A	1.80	1.38	1.10	1.43
	Method B	1.21	1.89	4.36	2.49
	Method B'	1.11	1.02	3.56	1.90
	Method C	1.16	1.00	1.28	1.15
Test 3	Method A	1.72	1.14	3.44	2.10
	Method B	1.91	1.95	7.64	3.83
	Method B'	1.35	1.29	6.43	3.02
	Method C	2.15	1.35	3.40	2.30

안정적이었다. 자세추정에 있어 차단주파수관련 $c_{B,a}$ 보다 모델잡음관련 $c_{B,b}$ 에 더 민감하게 반응하였다(Fig. 4참조).

3.2 파라미터 고정시 추정정확성

Table 1은 Method A, Method B, 그리고 Method B'의 파라미터 튜닝 결과 아래와 같은 최적의 값으로 고정하였을 경우에 대한 오일터각 자세추정 RMSE 결과이다.

- Method A: $c_{A,a} = 0.1$, $c_{A,d} = 0.1$
- Method B: $c_{B,a} = 0.1$, $c_{B,b} = 0.05$
- Method B': $c_{B',a1} = 0.05$, $c_{B',b1} = 0.2$,
 $c_{B',a2} = 0.05$ $c_{B',b2} = 0.05$

Test 1의 경우 외부가속도에 초점을 맞추어 자기 교란이 없는 환경임에도 불구하고, Method B의 요 성분 오차는 5.05°로 크게 나왔다. Method B와 같은 성향을 갖는 Method B' 또한 요 성분 오차가 롤과 피치에 비해 크게 나왔지만, Method B보다 RMSE 평균이 0.63° 개선된 효과를 보였다. Method A는 Method C와 비슷한 결과로 높은 정확성을 보였다.

Test 2의 경우 자기교란환경에서 실험되었지만 자세를 천천히 변경하였기 때문에 모든 방법에서 Test 1보다 좋은 결과가 나왔다. Method B를 제외한 나머지 방법들은 모두 RMSE 평균 2° 이하의 우수한 정확성을 보였다.

Test 3의 경우 두 교란성분의 영향을 모두 받았기 때문에 한가지 교란성분의 영향을 받는 Test 1과 2에 비해 모든 방법에서 오차가 크게 증가하였

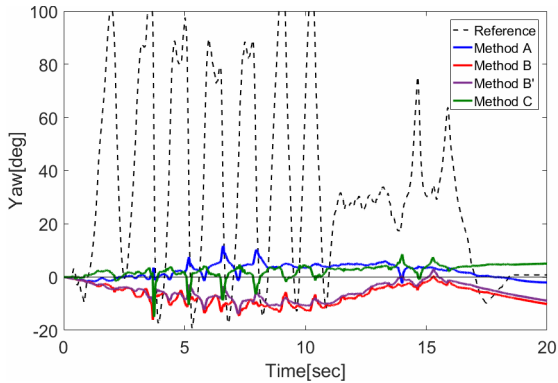


Fig. 5 Yaw estimation errors in Test 3 with respect to the truth reference from the optical tracker (dashed)

다. 요성분 추정에 있어서는 방법간 성능에도 차이가 발생하였는데, Method A에서의 오차가 3.44° 인 반면 Method B는 7.64° 로 4° 이상의 열세를 보였으며, Method B'도 Method A 대비 약 3° 의 열세를 보였다. 오차경향에 있어 Method B와 B'는 정확도에 차이가 있을 뿐 비슷하였지만, Method A, C와는 상이하였다(Fig. 5 참조).

종합적으로 비교해보면, 롤과 피치의 추정성능은 모든 방법에서 약 2° 이하로 우수하였기 때문에 우세를 판별할 수 없었다 - (Method A/B/B'/C 순서로) 롤 추정 RMSE 평균: $2.00^\circ/1.65^\circ/1.48^\circ/1.52^\circ$; 피치 추정 RMSE 평균: $1.30^\circ/2.07^\circ/1.26^\circ/1.04^\circ$. 그러나, 요성분 추정성능은 자기교란이 없는 Test 1에서조차 최대 3° 이상의 차이가 나는 등 성능간 편차를 보였다. Method A는 XKF-3-w 알고리즘⁽¹⁷⁾이라 불리는 MTw의 내부 알고리즘인 Method C와 비슷한 성능으로 매우 정확한 결과를 주었다. Method B와 Method B'의 요성분 추정성능은 Method A에 비해 현저히 떨어졌지만, Method B의 문제점을 근본적인 방법으로 해결한 Method B'를 통해 Method B의 요성분 추정성능을 약 1.05° 개선시킬 수 있었다 - 요 추정 RMSE 평균: $2.05^\circ/5.68^\circ/4.63^\circ/2.24^\circ$.

4. 고찰 및 결론

파라미터 튜닝에 따른 추정정확성 민감도는 일정 범위내에서 크지는 않았지만, 결과에 영향을 주는 만큼 최적의 파라미터 선정은 알고리즘 운용에 있어 중요한 요소이다. 그러므로 선정되어야 할 파라미터의 증가는 알고리즘 운용의 편의성을 저해할 수 있다. 따라서, 2개의 파라미터를 갖는 Method B는 4개의 파라미터를 갖는 Method B'에 비해 추정정확도는 다소 떨어지는 반면 편의성이

우수하다고 할 수 있다. Method A 역시 Method B와 마찬가지로 2개의 파라미터를 가지나, 파라미터의 구성은 Method A와 B가 서로 전혀 다르다. 구체적으로, Method A는 2개의 파라미터가 외부가속도모델과 자기교란모델에 하나씩 사용되는 반면, Method B에서는 2개의 파라미터가 외부가속도모델과 자기교란모델에 모두 공유되어 사용되고 있다. 즉, Method A에서 하나의 파라미터는 한가지 자세 추정에만 영향을 미치는 구조이기 때문에 서로 연동되지 않고 독립적으로 선정이 가능한 장점을 갖는다.

본 논문에서는 Method A와 B를 다양한 시험조건에서 비교함으로써, 교란성분 모델링이 IMMU 기반 자세추정 정확성에 미치는 영향을 확인하였고 다음과 같은 결론을 도출하였다.

(1) IMMU기반의 3차원 자세추정에 있어, 교란성분 모델링의 차이는 진행잡음 공분산 행렬의 차이를 발생시키며 이로 인해 자세추정 정확성에도 영향을 미친다. 참고문헌⁽⁴⁾에서 제안하는 자세추정 알고리즘인 Method A가 참고문헌⁽⁵⁾에서 제안하는 자세추정 알고리즘인 Method B보다 자세 평균에서 1.35° , 요성분에서 3.63° 만큼 더 우수한 추정 정확성을 보였다.

(2) 참고문헌⁽⁵⁾에서 제안하는 Method B의 문제점을 해결하기 위한 변경방법인 Method B'를 통해, 요성분 추정성능을 약 1.05° 개선시키는 효과를 얻었다. 하지만 이 경우 선정 파라미터 수가 4개로 증가한다는 단점을 지닌다.

(3) 미세한 교란성분 모델링의 차이가 자세추정 정확도에 영향을 주는 것을 확인할 수 있었으며, 가상현실, 스포츠과학과 같은 가속환경이나 로봇, 무인항공기와 같은 자기교란환경에서 정확한 자세 추정을 위해 교란성분 모델링 시 추정의 정확도와 운용의 편의성 등이 종합적으로 고려되어야 한다.

교란성분 모델링의 파라미터 선정은 자세추정 성능과 밀접한 관련이 있는 매우 중요한 요소이다. 외부 환경 변화에 따라 자동적으로 교란성분 모델링의 파라미터를 변경하는 방식을 통해 성능향상을 기대할 수 있으며, 이에 대한 연구를 진행할 예정이다.

감사의 글

이 논문은 미래창조과학부 재원 한국연구재단 기초연구사업 (NRF-2015R1C1A1A02036373) 의 지원을 받아 수행되었다.

참고문헌
(References)

- (1) 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.
- (2) Kortier, H. G., Antonsson, J., Schepers, H. M., Gustafsson, F. and Veltink, P. H., 2015, "Hand Pose Estimation by Fusion of Inertial and Magnetic Sensing Aided by a Permanent Magnet," *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, Vol. 23, pp. 796~806.
- (3) 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.
- (4) Lee, J. K., 2016, "A Parallel Kalman Filter for Estimation of Magnetic Disturbance and Orientation," *Trans. Korean Soc. Mech. Eng. A*, Vol. 40, No. 7, pp. 659~666.
- (5) Ligorio, G. and Sabatini, A. M., 2015, "A Linear Kalman Filtering-based Approach for 3D Orientation Estimation from Magnetic/Inertial Sensors," in *Proc. of IEEE Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems(MFI)*, San Diego, CA, USA, 14-16 September.
- (6) 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.
- (7) Lee, J. K., 2016, "Quaternion-based Pseudo Kalman Filter for Wearable Inertial/Magnetic Sensor Applications," *MATEC Web of Confernces*, Vol. 59.
- (8) 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.
- (9) 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.
- (10) Suh, Y. S., Ro, Y. S. and Kang, H. J., 2012, "Quaternion-based Indirect Kalman Filter Discarding Pitch and Roll Information Contained in Magnetic Sensors," *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, Vol. 61, No. 6, pp. 1786~1792.
- (11) Zihajehzadeh, S., Loh, D., Lee, M., Hoskinson, R. and Park, E. J., 2014, "A Cascaded Two-step Kalman Filter for Estimation of Human Body Segment Orientation using MEMS-IMU," in *Proc. of IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, Chicago, IL, 26-30 August.
- (12) Lee, J. K., 2016, "Comparison of Acceleration-Compensating Mechanisms for Improvement of IMU-based Orientation Determination," *Trans. Korean Soc. Mech. Eng. A*, Vol. 40, No. 9, pp. 783~790.
- (13) Ligorio, G. and Sabatini, A. M., 2016, "Dealing with Magnetic Disturbances in Human Motion Capture: a Survey of Technique," *Micromachines*, Vol. 7, No. 43.
- (14) Ligorio, G. and Sabatini, A. M., 2015, "A Novel Kalman Filter for Human Motion Tracking with an Inertial-based Dynamic Inclinometer," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, Vol. 62, No. 8, pp. 2033~2043.
- (15) Lee, J. K., 2015, "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.
- (16) 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.
- (17) Xsens MTw user's Manual, Available Online: <https://www.xsens.com>.