

IMU-바로미터 기반의 수직변위 추정용 이단계 칼만/상보 필터

이정근⁺

A Two-step Kalman/Complementary Filter for Estimation of Vertical Position Using an IMU-Barometer System

Jung Keun Lee⁺

Abstract

Estimation of vertical position is critical in applications of sports science and fall detection and also controls of unmanned aerial vehicles and motor boats. Due to low accuracy of GPS(global positioning system) in the vertical direction, the integration of IMU(inertial measurement unit) with the GPS is not suitable for the vertical position estimation. This paper investigates an IMU-barometer integration for estimation of vertical position (as well as vertical velocity). In particular, a new two-step Kalman/complementary filter is proposed for accurate and efficient estimation using 6-axis IMU and barometer signals. The two-step filter is composed of (i) a Kalman filter that estimates vertical acceleration via tilt orientation of the sensor using the IMU signals and (ii) a complementary filter that estimates vertical position using the barometer signal and the vertical acceleration from the first step. The estimation performance was evaluated against a reference optical motion capture system. In the experimental results, the averaged estimation error of the proposed method was 19.7 cm while that of the raw barometer signal was 43.4 cm.

Keywords: Vertical position, Vertical acceleration, Kalman filter, Complementary filter, IMU(inertial measurement unit), Barometer

1. 서론

이동물체 또는 인간에 대한 정확한 수직변위량(vertical position) 추정은 다양한 분야에서 요구되어진다. 예를 들어, 드론과 같은 UAV(unmanned aerial vehicle)의 제어에 있어 자세와 더불어 중요하게 요구되는 것이 수직변위의 일종이라 할 수 있는 고도(altitude)이며[1], 스키나 스노우보드처럼 수직변위량이 심한 스포츠의 경우 휴대용 센서 시스템을 이용한 수직변위 추정은 경기력향상을 위한 분석에 사용가능하다[2].

이동체의 궤적추적에 있어 대부분의 모션캡처 시스템이 가지고 있는 공간제약성을 극복하기위하여 GPS(global positioning system)와 IMU(inertial measurement unit, 관성측정장치)의 용

합이 시도되어 왔다. 이때 GPS는 표류하지 않는 변위값을 제공하며, 관성센서는 고샘플링률을 제공하므로, 두 센서의 융합을 통해 고샘플링률과 고정확도의 변위추정을 도모하는 것이다. 하지만, GPS의 작동방식상 수직방향 변위값의 오차는 약 10~20m 정도로 수평방향 변위의 정확성에 비해 매우 떨어진다[3].

이에 대한 방안으로 수직방향 변위에 대해서는 바로미터(barometer)가 활용될 수 있다. 하지만 바로미터는 단독으로 사용하기에는 잡음이 매우 심하다. 무엇보다 바로미터는 기압 변화 감지를 통해 수직변위를 추정하는 것으로, 대기조건, 실내/외 여부, 심지어 창문을 여닫는 정도에도 민감하게 반응하며 이는 모두 수직변위 산출에 오차를 발생시킨다. 따라서, IMU-GPS 융합과 비슷한 개념으로, 표류하지 않으며 고샘플링률과 고정확도의 수직변위 추정을 위해 바로미터-IMU 융합이 연구되어 왔다[2,4-7]. 특히, IMU-바로미터 융합은 인체 모니터링의 관점에서 보행자 네비게이션[8], 낙상감지[9] 등에 활용되고 있다.

IMU와 바로미터의 융합에 있어 두 가지 방식이 고려될 수 있는데, 강결합(tightly coupled) 방식과 약결합(loosely coupled) 방식이다[5]. 강결합 방식은 IMU와 바로미터의 신호가 필터의 처음부터 융합되는 방식으로 두 신호의 잡음을 효과적으로 모델링하기 용이하나 시스템행렬의 크기가 커 계산량이 많은

환경대학교 기계공학과 (Department of Mechanical Engineering, Hankyong National University)
327 Jungang-ro, Anseong, Gyeonggi, 17579, Korea
⁺Corresponding author: jklee@hknu.ac.kr
(Received : Apr.15, 2016, Accepted : May 30, 2016)

This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

단점을 가진다. 반면 약결합 방식은 이단계의 필터(two-step filter)를 사용하는 것으로 적용의 편리성과 계산의 효율성으로 인해 보다 많이 사용된다. 이때 이단계의 필터는 (i) IMU신호를 이용하여 센서의 자세를 계산하고 이를 통해 수직가속도를 구하는 첫번째 필터와 (ii) 바로미터 신호와 이전필터에서 계산된 수직가속도를 이용하여 수직변위를 계산하는 두번째 필터를 말한다.

Zihajezhadeh 등[2]은 본 저자가 개발한 6축 IMU (즉 3축 가속도계와 3축 자이로스코프)를 이용하여 틸트(tilt)를 구하는 칼만필터(Kalman filter, KF)[10]를 첫번째 필터로, 수직변위와 수직속도를 상태변수로 설정하는 칼만필터를 두번째 필터로 사용했다. Tanigawa 등[7]은 9축 IMU (즉, 6축 IMU + 3축 지자기 센서)를 기반으로 Xsens 3차원 자세계산 칼만필터를 첫번째 필터로, [2]에 사용한 것과 동일한 KF를 두번째 필터로 적용하였다. 한편, Sabatini와 Genovese[5]는 6축 IMU를 이용하여 쿼터니언(quaternion)을 구하는 확장 칼만필터(Extended KF, EKF)를 첫번째 필터로 사용하고, 상보필터(complementary filter, CF)를 두번째 필터로 사용하였다. 이 외에도 Son과 Oh[4]가 제안하는 EKF에서는, 수직변위와 수직속도에 더하여 가속도계의 바이어스와 스케일팩터를 상태변수로 추가시켜 IMU를 계측중에 캘리브레이션할 수 있고 이를 통해 자세와 수직변위 추정의 정확성을 향상시킬수 있다고 주장한 바 있다.

위의 방법들 중에서 [5]를 제외한 모든 방법들은 두번째 필터로서 칼만필터를 사용하고 있는데, 이는 칼만필터가 갖는 최적화기능과 평활(smoothing)효과를 위한 것이다. 하지만, 칼만필터는 상보필터에 비해 계산량이 많은 단점을 지닌다.

본 논문에서는 첫번째 필터로 [2]에서도 채택된 틸트추정 칼만필터[10]를 이용하여 정확한 수직가속도를 추정하며, 두번째 필터로 [11]에서 소개된 계산효율성이 높은 상보필터를 이용하는 새로운 조합의 IMU-바로미터 기반

이단계 칼만/상보 필터를 제안한다. 또한 (1) 1단계에서 수직가속도 추정의 정확성이 수직변위 추정의 정확성에 미치는 영향과 (2) 2단계에서 상보필터와 칼만필터 선택에 따른 장단점과 추정정확성을 비교 분석한다. 이를 통해 추정의 정확성과 계산효율성을 종합한 최적의 수직변위 추정용 필터를 제안하고자 한다.

2. 추정알고리즘 및 검증실험

2.1 자세추정을 경유한 수직가속도 추정용 칼만필터

첫번째 단계인 수직가속도 추정용 칼만필터는 6축 IMU인 가속도계와 자이로스코프 신호를 이용하여 수직축기준 기울기인 틸트(tilt)라는 자세를 추정하고[10], 이를 통해 가속도계신호에서 중력가속도 성분을 보상하는 과정을 거쳐 수직방향 가속도

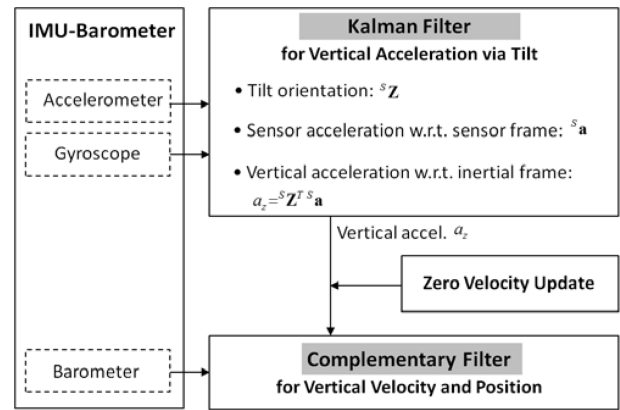


Fig. 1. Flowchart of the proposed two-step Kalman/complementary filter.

를 추정한다 (Fig. 1 참조).

자이로스코프(G)와 가속도계(A)의 신호는 다음과 같이 모델링 되었다.

$$\mathbf{s}_G = \mathbf{S}\boldsymbol{\omega} + \mathbf{n}_G \tag{1.a}$$

$$\mathbf{s}_A = \mathbf{S}^g + \mathbf{S}^s \mathbf{a} + \mathbf{n}_A \tag{1.b}$$

여기서 $\boldsymbol{\omega}$ 는 각속도, \mathbf{a} 는 센서가속도이며 \mathbf{n} 들은 측정잡음들이다. 또한 윗첨자 S는 해당 벡터가 센서좌표계(sensor coordinate system)에서 표현되었음을 의미한다. 식 (1.b)에서 센서가속도는 다음과 같은 1차 마르코프 체인진행 (Markov chain process)으로 모델링 되었다.

$$\mathbf{s}_A^s = c_a \mathbf{s}_A^{s,t-1} + \boldsymbol{\varepsilon}_{a,t} \tag{2}$$

여기서 c_a 와 $\boldsymbol{\varepsilon}_{a,t}$ 는 각각 가속도모델의 상수파라미터와 시변 오차항이다.

첫번째 필터는 ${}^S\mathbf{Z}$ 로 표현되는 틸트자세를 상태벡터로 설정하여 추정하고, 이를 통해 수직가속도를 구한다. 여기서 ${}^S\mathbf{Z}$ 는 고정관성좌표계(inertial coordinate system, I)의 Z축 단위벡터를 센서좌표계에서 표현한 것으로 3차원 자세행렬인 방향코사인행렬(direction cosine matrix)의 일부이다. 우선, 상태변수 $\mathbf{x}_1 (= {}^S\mathbf{Z})$ 를 시간에 대해 갱신하는 진행모델(process model)은 자이로스코프의 각속도 계측과 관련된 스트랩다운 적분식(strapdown integration)으로부터 다음과 같이 표현된다.

$$\mathbf{x}_{1,t} = {}^S\mathbf{Z}_t = (\mathbf{I} - \Delta t \tilde{\mathbf{s}}_{G,t-1}) {}^S\mathbf{Z}_{t-1} + \Delta t (-\tilde{\mathbf{Z}}_{t-1}) \mathbf{n}_G. \tag{3}$$

여기서 Δt 는 샘플링간격이며 틸트($\tilde{\cdot}$)표시는 해당벡터의 외적행렬을 의미한다, 즉 $\tilde{\mathbf{a}} = [\mathbf{a} \times]$.

측정모델(measurement model)은 가속도계 신호에 센서가속도 모델이 혼합되어 다음과 같다.

$$\mathbf{s}_{A,t} - c_a \mathbf{s}_{A,t-1}^s = \mathbf{g}^S \mathbf{Z}_t - \mathbf{s}_{\varepsilon,t}^s + \mathbf{n}_A. \tag{4}$$

위 식에서 다음의 관계가 적용되었다: $\mathbf{g} = \mathbf{g}^S \mathbf{Z}$, $\mathbf{s}_{\varepsilon,t}^s = \mathbf{s}_{\varepsilon,t}^s - \mathbf{s}_{\varepsilon,t}^s$,

$s_{\mathbf{a}_t} = c_a^S \mathbf{a}_{t-1}^+$. 위첨자 -, +는 각각 예측값(*a priori*)과 보정값(*a posteriori*)을 의미한다.

식(3)과 (4)로부터 다음의 KF식을 얻는다:

$$\mathbf{x}_{1,t} = \Phi_{t-1} \mathbf{x}_{1,t-1} + \mathbf{w}_{t-1} \quad (5.a)$$

$$\mathbf{z}_t = \mathbf{H}_t \mathbf{x}_{1,t} + \mathbf{v}_t \quad (5.b)$$

여기서 전이행렬(transition matrix) Φ_{t-1} 은 $I - \Delta t \tilde{\mathbf{s}}_{G,t-1}$; 진행잡음(process noise) \mathbf{w}_{t-1} 은 $\Delta t(-\tilde{\mathbf{Z}}_{t-1})\mathbf{n}_G$; 측정벡터 \mathbf{z}_t 는 $\mathbf{s}_{A,t} - c_a^S \mathbf{a}_{t-1}^+$; 관측행렬(observation matrix) \mathbf{H}_t 은 $g\mathbf{I}$; 그리고 측정잡음 \mathbf{v}_t 은 $-\mathbf{s}_{A,t}^- + \mathbf{n}_A$ 이다. 진행잡음과 측정잡음에 대한 공분산행렬, $\mathbf{Q}_{t-1}(=E[\mathbf{w}_{t-1}\mathbf{w}_{t-1}^T])$ 와 $\mathbf{M}_t(=E[\mathbf{v}_t\mathbf{v}_t^T])$ 는 각각 다음과 같다.

$$\mathbf{Q}_{t-1} = -\Delta t^2 \tilde{\mathbf{Z}}_{t-1} \Sigma_G \tilde{\mathbf{Z}}_{t-1}^T. \quad (6.a)$$

$$\mathbf{M}_t = \Sigma_{acc} + \Sigma_A \quad (6.b)$$

여기서 E 는 기대연산자이며, 자이로 측정잡음에 대한 공분산행렬 Σ_G 은 $\sigma_G^2 \mathbf{I}_3$ 로, 가속도계 측정잡음에 대한 공분산행렬 Σ_A 은 $\sigma_A^2 \mathbf{I}_3$ 로 설정되었으며, σ_G 와 σ_A 는 잡음표준편차이다. 또한 $E((\mathbf{s}_{e,t}^+)(\mathbf{s}_{e,t}^+)^T)$ 로 정의되는 가속도모델 오차의 공분산행렬 Σ_{acc} 은 $3^{-1} c_a^2 \mathbf{a}_{t-1}^+ \mathbf{a}_{t-1}^{+T} \mathbf{I}$ 로 설정되었다.

일단 $\mathbf{s}^S \mathbf{Z}$ 가 구해지면 센서좌표계 관점의 외부가속도 $\mathbf{s}^S \mathbf{a}$ 는 $\mathbf{s}_A - g^S \mathbf{Z}$ 로 구해지고, 마침내 관성좌표계 관점에서의 Z방향 가속도 ${}^I a_z$ 는 다음 식으로 구해진다.

$$a_z (= {}^I a_z) = \mathbf{s}^S \mathbf{a}^T \mathbf{Z} \quad (7)$$

2.2 수직변위 추정용 상보필터

두번째 단계인 상보필터(complementary filter)에서는 첫번째 칼만필터를 통해 전달된 수직가속도와 바로미터 신호를 이용하여 수직변위 $h_z (= {}^I h_z)$ 와 수직속도 $v_z (= {}^I v_z)$ 를 추정한다.

바로미터는 기압계로서 기압 P 는 다음의 식을 통해 수직변위 h_z 로 변환가능하다[12].

$$h_z = 44330 \left(1 - \left(\frac{P}{P_0} \right)^{0.19} \right) - h_{init} \quad (8)$$

여기서 h_z 의 단위는 m이며, P_0 는 해수면 대기압으로 101,325Pa, h_{init} 는 관측시작점의 고도이다. 즉, 본 논문에서의 h_z 는 관측시작점에서부터의 수직변위 변화량이다. 또한 본 논문에서는 바로미터 기압신호가 고도로 변환된 것을 기준으로 하여 바로미터(B)의 신호는 다음과 같이 모델링 되었다.

$$s_B = h_z + n_B \quad (9)$$

두번째 필터인 상보필터에서의 상태벡터 \mathbf{x}_2 는 다음과 같다.

$$\mathbf{x}_2 = [h_z \ v_z]^T. \quad (10)$$

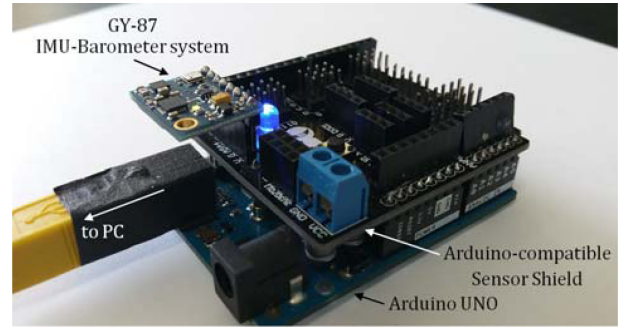


Fig. 2. GY-87 IMU-Barometer and Arduino board system.

Table 1. Specification of GY-87 IMU-Barometer system

	Accelerometer	Gyroscope	Barometer
Model	InvenSense MPU-6050	InvenSense MPU-6050	Bosch BMP180
Full-Scale Range	$\pm 2 \sim 16$ g	$\pm 250 \sim 2000$ deg/s	300 ~ 1100 hPa
Sensitivity	0.000061 ~ 0.0049 g	0.0076 ~ 0.061 deg/s	0.0015 hPa
Max. Sampling Rate	1000 Hz	8000 Hz	128 Hz
Digital Resolution	16 bit	16 bit	19 bit

[11]에 소개된 상보필터를 적용하면 다음과 같다.

$$\mathbf{x}_{2,t} = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{x}_{2,t-1} + \begin{bmatrix} 1 & \Delta t/2 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{K}_c \Delta t \times \varepsilon_{h,t-1} + \begin{bmatrix} \Delta t/2 \\ 1 \end{bmatrix} \Delta v_{z,t-1} \quad (11)$$

여기서, 바로미터 신호와 추정값의 차이를 의미하는 ε_h 는

$$\varepsilon_{h,t-1} = s_{B,t-1} - h_{z,t-1} \quad (12)$$

이며 속도증분 Δv_z 은 $\Delta t \times a_z$ 이다. 또한, 상보필터 게인(gain) \mathbf{K}_c 는 다음과 같다.

$$\mathbf{K}_c = \begin{bmatrix} \sqrt{2(\sigma_{acc}/\sigma_B)} \\ \sigma_{acc}/\sigma_B \end{bmatrix} \quad (13)$$

이때 σ_{acc} 와 σ_B 는 각각 수직가속도 추정값과 바로미터 신호의 표준편차이다. 참고로 본 상보필터는 시정수 $\tau = \sqrt{\sigma_B/\sigma_{acc}}$ 의 저주파통과필터 특성을 갖는다.

위의 상보필터에 앞서 영속갱신(zero velocity update, ZUPT) 기법이 적용되었다. 이는 잡음이 존재하는 가운데 적분을 기반으로 추정을 시도하는 경우 표류오차를 제한하기 위한 방법으로 다음과 같이 영속이 탐지되면 상보필터 적분식 (11)에 우선하여 속도를 영으로 강제하는 기법이다.

$$v_{z,t} = \begin{cases} 0, & \text{if } |a_{z,t}| < 0.1m/s^2 \forall \tau \in [t-n\Delta t, t] \\ Eq. (11), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (14)$$

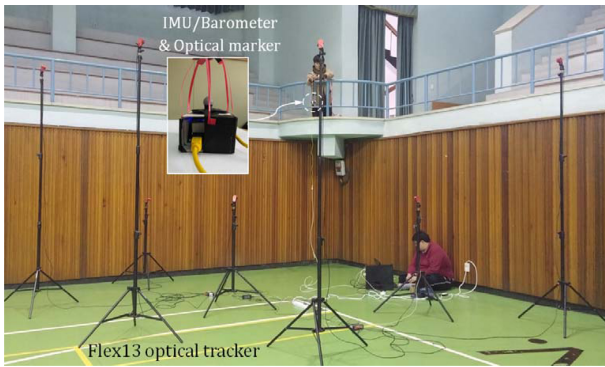


Fig. 3. Test setup with the Flex 13 optical motion capture system in an indoor gym.

여기서 m 은 12로 설정하였다.

제안하는 이단계 칼만/상보 필터의 전체구성은 Fig. 1에 보여진다.

2.3 검증 실험

검증실험을 위해 GY-87 모듈 시스템이 사용되었다. GY-87은 (가속도계와 자이로를 포함하는) 6축 InvenSense MPU-6050 IMU와 3축 Honeywell HMC5883L 지자기센서, 그리고 Bosch BMP180 바로미터로 구성되는데 이 중 지자기센서를 제외한 IMU와 바로미터가 본 실험을 위해 사용되었다 상세제원은 Table 1을 참조한다. GY-87의 신호는 Fig. 2의 Arduino UNO R3마이크로컨트롤러(Arduino, Italy)를 통해 PC와 USB 시리얼 통신되고 필터에 입력되었다. 또한 RMSE(root mean square error)를 구하기 위한 참조값(truth reference)을 위해 그림 3의 OptiTrack Flex13 광학식 모션캡처시스템 (NaturalPoint, Inc. USA)이 사용되었다.

제안하는 이단계 칼만/상보 필터 방식과 함께 다음의 경우들이 비교분석되었다.

- 수직가속도를 구하는 방식: (1) $a_{z,KF}$: 가속도계와 자이로스코프를 모두 이용하는 2.1절에 기술된 제안방식,

- (2) $a_{z,OPT}$: 관성센서 대신 Flex 13 카메라 시스템으로부터 구한 매우 정확한 자세를 이용하여 수직가속도를 구하는 방식,

- (3) $a_{z,app}$: 가속도계만을 이용하여 매우 간단한 방식으로 근사화시켜(approximated) 구하는 방식 [13]. 즉, $a_{z,app} = \|\mathbf{s}_A\| - g$.

- 수직변위를 구하는 방식: (1) 2.2절에 기술된 상보필터를 이용하는 방식, (2) [2]와 [7]에서 적용한 칼만필터를 이용하는 방식.

다음과 같이 5가지의 실험이 진행되었다. 이 중 Test A~C는 Fig. 3에서 보이듯 실내체육관에서 수행되어 시작높이에서 3m 이상 상승시켰다 하강시켰으며, 광학식 마커는 수직변위에 해당하는 참조값을 위한 하나만 사용되었다 (즉, 센서 자세의 참조값을 통한 $a_{z,OPT}$ 는 구하지 않음). 반면, Test D~E는 시작높이에서 1.5m이내로 상승시켰다 하강시켰으며, $a_{z,KF}$ 와 $a_{z,OPT}$ 차이가 수직변위 추정에 주는 영향성을 확인하기 위하여 센서의

Table 2. RMSE(root mean square errors) of raw barometer signal and estimations of each case (unit: cm)

Test	s_B	Filter	$a_{z,OPT}$	$a_{z,KF}$	$a_{z,app}$
Test A	41.7	CF	N/A	19.9	86.8
		KF	N/A	19.8	86.9
Test B	42.0	CF	N/A	13.9	37.4
		KF	N/A	13.8	37.4
Test C	50.4	CF	N/A	26.2	32.4
		KF	N/A	26.2	32.4
Test D	40.8	CF	16.8	18.5	18.2
		KF	16.3	18.1	18.6
Test E	42.2	CF	18.7	19.9	32.1
		KF	18.7	19.8	32.0
Average	43.4		17.8	19.7	41.4
			17.5	19.5	41.5

자세를 구하기 위한 마커 3개가 추가로 부착되었다. 테스트별 움직임은 다음과 같다.

- Test A: 시작높이에서부터 3.5m부근까지 점차 상승시켰다 약 10초간 대기하고 다시 시작높이로 하강시킴. 단, 상승과 하강시 센서를 좌우로 흔들어 센서의 자세가 45° 이상 변화하면서 움직임. 이 실험을 통해 수직변위 추정에 있어 자세변화시 수직가속도 $a_{z,KF}$ 와 $a_{z,app}$ 차이의 영향성 확인.

- Test B~C: 오르락 내리락을 반복하며 약 3m까지 상승시킴. Test B에 비해 Test C에서 보다 빈번하고 빠르게 오르락 내리락을 수행함. 이 실험을 통해 수직변위 추정에 움직이는 속도의 영향성 확인.

- Test D는 계단식으로 상승하강하며 정지상태가 포함되도록 움직임을 줌.

- Test E는 작은 고도변화에서 바로미터 신호의 추이를 관찰함.

3. 결 과

Table 2는 각각의 경우에 대한 RMSE를, 그림 4는 두번째 단계에서 CF를 적용시킨 결과그래프를 보여준다.

(Test A~C 결과) $a_{z,app}$ 를 적용하는 경우 Test B나 Test C와 같이 자세의 변화가 크지 않았던 수직운동의 경우에는 $a_{z,app}$ 가 어느정도 정확성이 유지가 되는 관계로, 수직변위 추정값 역시 바로미터 자체(s_B)보다는 정확하게 얻어졌다. 하지만 Test A와 같이 센서 자세가 크게 변화하며 수직운동을 한 경우에는 추정 정확도가 심지어 s_B 의 RMSE보다 클 정도로 추정오류를 만들었다. 최대오차는 Test C에서의 26.2cm로 3m이상의 변위시험에서도 30cm 이하의 정확도는 확보되었다. Test C의 경우 바로미터 신호의 큰 오차영향이 추정값에 반영되었다고 판단된다.

(Test D~E 결과) 전반적으로 매우 정확한 수직가속도를 바탕

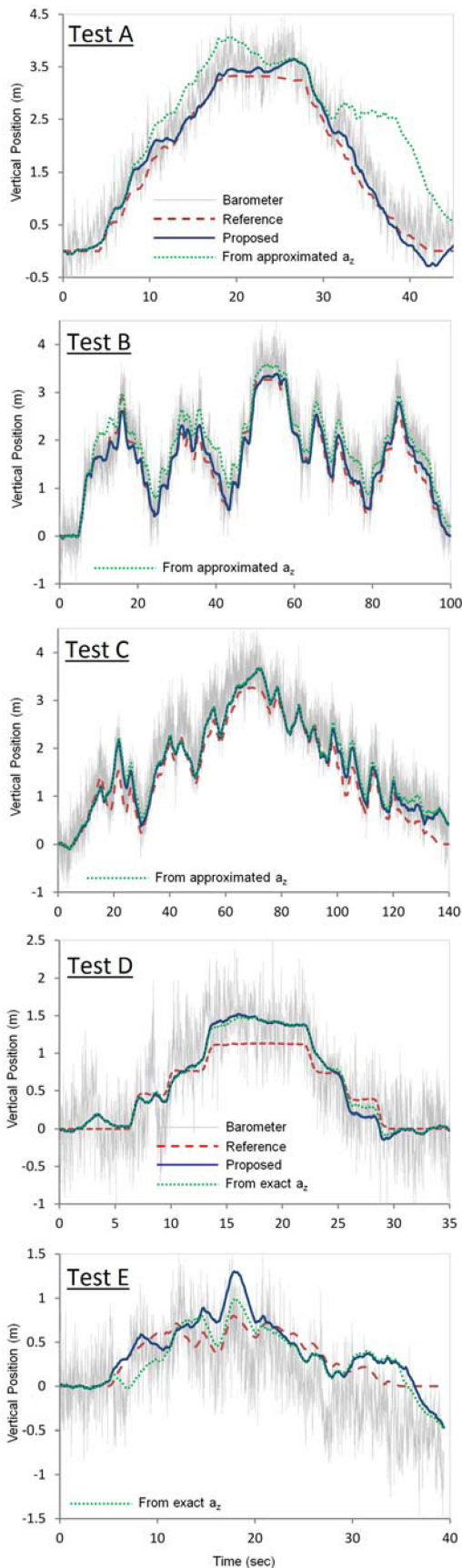


Fig. 4. Comparison of vertical position estimations.

으로 수직변위를 추정된 $a_{z,OPT}$ 의 경우가 가장 높은 정확성을 보였다. 하지만 제안하는 $a_{z,KF}$ 방법 역시 $a_{z,OPT}$ 방법 대비 평균 1.4cm 열세 정도로 매우 높은 정확성을 보였다 ($a_{z,OPT}$ 는 IMU-바로미터 시스템으로 구할 수 없는 분석용 비교대상임을 주지해야 한다). $a_{z,app}$ 방법은 센서의 자세가 유지된 정도가 어느정도인가에 따라 매우 상이한 결과들을 보여주었다. 예를 들어 Test D처럼 자세가 변화되지 않고 정지상태가 포함된 운동의 경우 RMSE 20 cm 미만의 정확도를 보이기도 하였다.

바로미터 신호는 표류오차를 방지하는 기능을 함과 동시에 궁극적으로 추정값의 진행방향을 결정한다. 다시말해, 표류오차 방지를 위해 바로미터 신호에 의존하는 이상 바로미터 신호에 오차가 증가하면 추정값도 영향을 받는 것은 불가피하다. 예를 들어 Test E에서 35초 이후 부분을 보면 센서가 0m 초기위치에서 멈추었으나 바로미터 신호는 계속 하강을 하였고, 이를 추정값이 쫓아가는 모습을 확인할 수 있다. 따라서 추정성능의 개선을 위해선 바로미터 자체의 성능개선이 원천적으로 필요하다고 사료된다.

5가지의 테스트를 통틀어 CF와 KF간의 성능차이는 없다고 결론을 내릴 수 있었다. 하지만, 계산의 양을 생각하면 (CF/KF 계산량 비율 = 12.5%) 종합적으로 CF가 유리하다고 판단할 수 있다. 제안하는 방법은 평균 RMSE 19.7 cm로 바로미터 신호 자체의 RMSE 43.4 cm에 비해 55%의 성능개선효과를 보였다. 참고로, (실험조건과 사용센서 등이 상이하여 직접적인 비교는 어려우나) [2]에서는 칼만필터를 통한 수직가속도 추정과 칼만 필터를 통한 수직변위 추정을 통해 (즉 이단계 칼만/칼만 필터), 평균 RMSE 27.4 cm를 얻은바 있다.

4. 고찰 및 결론

본 논문에서는 IMU-바로미터 기반의 수직변위 추정용 이단계 칼만/상보 필터를 제안하였다. 1단계인 수직가속도 추정용 칼만필터(KF)는 6축 IMU신호를 이용하여 틸트자세를 경유하여 수직방향 가속도를 추정한다. 2단계인 상보필터(CF)에서는 첫 번째 칼만필터를 통해 전달된 수직가속도와 바로미터 신호를 이용하여 수직변위와 수직속도를 추정한다. 다양한 실험을 통해 아래의 결론을 도출하였다.

1. 수직가속도 추정값과 바로미터 신호를 이용한 수직변위 추정용 필터에 있어, KF와 CF간의 정확도 차이는 거의 없었다 (차이절대값 평균 0.15cm). 하지만 계산소요시간을 고려하면 KF에 비해 CF방식이 월등히 빠르므로 (8배) 종합적으로 본 논문이 채택하고 있는 CF가 보다 우수하다고 판단된다.

2. 자세의 변화가 거의 없는 경우가 아니라면, 가속도계만을 이용하는 근사화된 수직가속도 추정법은 (센서구성과 방법의 편이성에도 불구하고) 수직변위 추정을 위해 사용하기에는 부적합하였다.

3. IMU-바로미터 융합센서 기반의 수직가속도 추정시 바로미터의 성능이 추정정확도에 매우 큰 영향을 미치는 바, IMU를 통한 정확도 개선에는 어느정도 한계가 있다고 판단된다. 하지만, 평균 RMSE 43.4cm 인 바로미터 신호오차와 비교시 제안 방법의 평균 RMSE 오차는 19.7cm로 큰 개선이 있었다.

본 논문에서 제안하는 방법은 IMU-바로미터 융합을 통해 수직변위 추정의 정확성을 효율적으로 향상시키는 방법으로, 보행자 네비게이션, 낙상감지 등은 물론 스포츠과학 및 선박용 VDR(voyage data recorder) 등에 폭넓게 활용될 수 있다.

감사의 글

본 논문은 중소기업청 연구마을사업(C0301478)과 미래창조과학부 재원의 한국연구재단 기초연구사업(NRF-2015R1C1A1A02036373)의 지원을 받아 수행되었다.

REFERENCES

- [1] P. Gašior, S. Gardecki, J. Gośliński, and W. Giernacki, "Estimation of altitude and vertical velocity for multirotor aerial vehicle using Kalman filter," in *Recent Advances in Automation, Robotics and Measuring Techniques*, Vol. 267, R. Szewczyk, C. Zieliński, and M. Kaliczyńska, Eds. Heidelberg, Germany: Springer International Publishing, 2014, pp. 377-385.
- [2] S. Zihajehzadeh, T. J. Lee, J. K. Lee, R. Hoskinson, and E. J. Park, "Integration of MEMS inertial and pressure sensors for vertical trajectory determination," *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, Vol. 64, No. 3, pp. 804-814, 2015.
- [3] O. Švábenský, J. Weigel, and R. Machotka, "On GPS heighting in local networks," *Acta Geodyn. Geomater.*, Vol. 3, No. 143, pp. 39-43, Jun. 2006.
- [4] Y. B. Son, and S. Y. Oh, "A barometer-IMU fusion method for vertical velocity and height estimation," *IEEE Proc. of Sensors*, pp. 1-4, Busan, Korea, 2015.
- [5] A. M. Sabatini and V. Genovese, "A sensor fusion method for tracking vertical velocity and height based on inertial and barometric altimeter measurements," *Sensors*, Vol. 14, No. 8, pp. 13324-13347, 2014.
- [6] P. Pierleoni, A. Belli, L. Palma, L. Pernini, and S. Valenti, "An accurate device for real-time altitude estimation using data fusion algorithms," *Proc. of 2014 IEEE/ASME 10th Int'l Conf. on MESA.*, pp.1-5, Senigallia, Italy, 2014.
- [7] M. Tanigawa, H. Luinge, L. Schipper, P. Slycke, "Drift-free dynamic height sensor using MEMS IMU aided by MEMS pressure sensor," *Proc. 5th Workshop on Positioning, Navigation and Communication*, pp. 191-196, Hannover, Germany, 2008.
- [8] Y. Kim, Y. Hwang, S. Choi and J. Lee, "Height estimation scheme of low-cost pedestrian dead-reckoning system using Kalman filter and walk condition estimation algorithm," *Proc. of IEEE/ASME International Conf. on AIM.*, pp.1492-1497, Wollongong, Australia, 2013.
- [9] F. Bianchi, S. J. Redmond, M. R. Narayanan, S. Cerutti, and N. H. Lovell, "Barometric pressure and triaxial accelerometer-based falls event detection," *IEEE Trans. Neural Sys. Rehab. Eng.*, Vol. 18, No. 6, pp. 619-627, 2010.
- [10] J. K. Lee, E. J. Park, and S. N. Robinovitch, "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, 2012.
- [11] T. Walter, and J. R. Higgins, "A comparison of complementary and Kalman filtering," *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, Vol. AES-11, No. 3, pp. 321-325, 1975.
- [12] A. M. Sabatini and V. Genovese, "A stochastic approach to noise modeling for barometric altimeters," *Sensors*, Vol. 13, No. 11, pp. 15692-15707, 2013.
- [13] T. Degen, H. Jaeckel, M. Rufer, and S. Wyss, "SPEEDY: a fall detector in a wrist watch", in *Proc. 7th IEEE Int. Symposium on Wearable Computing*, pp. 184-187, 2003.