천정부착 랜드마크와 광류를 이용한 단일 카메라/관성 센서 융합 기반의 인공위성 지상시험장치의 위치 및 자세 추정

Pose Estimation of Ground Test Bed using Ceiling Landmark and Optical Flow Based on Single Camera/IMU Fusion

신 옥 식, 박 찬 국*
(Okshik Shin¹ and Chan Gook Park²)

¹HYUNDAI-DYMOS

²Seoul National University

Abstract: In this paper, the pose estimation method for the satellite GTB (Ground Test Bed) using vision/MEMS IMU (Inertial Measurement Unit) integrated system is presented. The GTB for verifying a satellite system on the ground is similar to the mobile robot having thrusters and a reaction wheel as actuators and floating on the floor by compressed air. The EKF (Extended Kalman Filter) is also used for fusion of MEMS IMU and vision system that consists of a single camera and infrared LEDs that is ceiling landmarks. The fusion filter generally utilizes the position of feature points from the image as measurement. However, this method can cause position error due to the bias of MEMS IMU when the camera image is not obtained if the bias is not properly estimated through the filter. Therefore, it is proposed that the fusion method which uses the position of feature points and the velocity of the camera determined from optical flow of feature points. It is verified by experiments that the performance of the proposed method is robust to the bias of IMU compared to the method that uses only the position of feature points.

Keywords: ceiling landmark, optical flow, vision/inertial sensor fusion

I. 서론

인공위성 지상시험장치(GTB: Ground Test Bed)는 인공위성을 2차원에서 움직이는 시스템으로 모사한 것으로, 인공위성의 도킹 및 랑데부, 정렬비행(formation flying) 알고리즘 또는 구동기, 센서의 고장 검출 및 복구 알고리즘의 검증 등에 사용할 수 있다. 본 논문은 GTB 시스템을 구축하는 선형 연구로서, GTB의 자세와 위치를 찾는 알고리즘으로 단일 카메라와 관성 센서를 융합하는 방법에 대해 연구하였다.

항체의 위치나 자세를 추정하기 위한 방법 중, 영상 센서와 관성 센서를 융합기법에 대해 연구가 활발히 진행되고 있다[1-7]. 두 센서를 융합하는 이유는 각 센서의 장점을 이용하여 단점을 극복하기 위해서다. 영상 센서는 시간에 관계없이 정밀한 측정치를 획득할 수 있는 장점이 있다. 하지만, 영상처리를 위한 많은 연산시간이 요구되며, 낮은 샘플링 주파수(sampling rate)로 인해 빠른 움직임을 제대로 측정할 수 없는 단점이 있다. 관성 센서를 이용하는 경우에는 높은 분해능과 샘플링 주파수를 가지는 장점이 있으나, 바이어스로 인해 시간에 따른 부유 오차(drift error)가 증가하는 단점이 있다.

영상과 관성을 융합하는 방법으로 영상에서 획득한 특징점 위치와 관성 센서의 출력을 중앙 집중형 칼만 필터로 융합하는 연구가 많이 진행되어 왔다[1-5]. 제안된 방법 중에는 인공적 표시인 랜드마크가 없는 환경에서 영상에서 획득한

특징점 위치와 관성 센서를 이용해 특징점의 3차원 위치와 항체의 위치 및 자세를 추정하는 SLAM은 많이 알려진 연구이다[1,2]. 그리고 단일 카메라와 관성 센서를 이용해 카메라의 이동을 추정하여 시간의 변화에 따른 스테레오 시스템을 구성하여 특징점의 3차원 위치를 추정하고, 추정된 특징점의 3차원 위치와 관성 센서를 융합하는 방법도 제안되었다[3,4]. 또한 특징점의 3차원 위치, 즉 랜드마크를 알고 있는 경우에도 스테레오 카메라와 관성 센서를 융합하는 방법도 제안되었다[5]. 이와 같이 특징점의 위치만을 이용하는 경우에는 MEMS급 관성 센서의 바이어스가 융합 결과의 정밀도에 영향을 미치므로, 바이어스 성분을 추정하여 이를 보상하는 융합 방법을 사용한다. 하지만 관성센서의 바이어스를 잘못 추정하면 전체 융합 필터의 성능에 영향을 주어 성능을 저하시키게 된다. 만약 융합 필터에서 관성 센서의 바이어스를 고려하지 않고 융합하는 경우에는 바이어스 성분으로 인해 영상 센서 측정치가 획득되지 않는 구간에서 융합 필터의 추정값이 발산하게 된다. 그러므로 본 논문에서는 관성 센서의 바이어스 성분을 추정하지 않고 융합하는 방법으로, 랜드마크의 위치와 카메라의 상대 속도를 측정치로 사용하는 중앙 집중형 확장 칼만 필터(EKF: Extended Kalman Filter)를 제안한다. 이 때, 카메라의 상대 속도를 추정하기 위해, 카메라의 운동에 따른 픽셀의 이동 벡터인 광류를 이용한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II 장에서는 본 논문의 대상 시스템인 GTB에 설명하며, 본 논문에서 사용하는 각 좌표계에 대해 정의한다. III 장은 영상처리 알고리즘을 설명하는 부분으로, 특징점의 3차원 위치를 추정하는 알고리즘인 특징점 추출, 특징점 정합 그리고 특징점 3차원 좌표 추정에

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2011. 3. 4., 수정: 2011. 6. 16., 채택확정: 2011. 12. 11.

신옥식: 현대 다이모스(ossin@hyundai-dymos.com)

박찬국: 서울대학교 기계항공공학부(chanpark@snu.ac.kr)

※ 본 연구는 한국연구재단을 통해 교육과학기술부의 NSL (National Space Lab)으로부터 지원(과제번호: 20110018663)받아 수행되었음.

대해 설명한다. 또한 특징점 추출 및 정합 결과를 이용하여 광류를 연산하고, 카메라 순간 속도와 각속도를 추정하는 방법에 대해 설명한다. IV 장에서는 영상 센서 및 관성센서를 융합하기 위한 EKF와 융합된 정보를 이용해 특징점을 추적하는 방법에 대해 설명한다. V 장에서 실험을 통해 제안된 방법의 성능을 살펴보고, 결론을 맺는다.

II. 지상 시험 장치 및 좌표계 정의

GTB는 그림 1과 같이 표면이 매끈하며 수평인 대리석 위의 한정된 공간에서 고압의 압축 공기로 부양하여 움직이며, 인공위성처럼 추력기와 반작용 휠을 구동기로 이용한다. 그리고 MEMS급 관성 센서를 GTB의 상판에 배치하며, 카메라 한 대를 수직 방향으로 장착한다. 영상의 특징점을 획득하기 위해 자연 표식을 이용할 수 있지만, 실내 조명 등 환경 변화에 민감하고 긴 연산 시간 등의 단점이 있다. 또한 GTB는 실내의 한정된 공간에서 운용이 되므로, 적외선 LED를 인공 표식으로 사용하여 천정부착 랜드마크 형태로 배치하였다. 이 때, 카메라에 촬영되는 적외선 LED의 개수가 3개 이상이 되도록 32개를 임의로 그림 2와 같이 배치하였다. 여기서 랜드마크 옆에 기입된 번호는 랜드마크의 일련 번호이다. 한 영상에 3개 이상이 보이도록 한 이유는 영상 알고리즘만으로도 영상의 특징점이 랜드마크와 정합되어 GTB의 초기 자세 및 위치 값을 설정할 수 있도록 하기 위해서이다. 또한

그림 1. 지상 시험 장치.

Fig. 1. Ground test bed.

그림 2. 천정 부착 랜드마크(o) 배치.

Fig. 2. Arrangement of ceiling landmark(o).

그림 3. 카메라 좌표계 및 동체 좌표계.

Fig. 3. Camera coordinate system and Body coordinate system.

광류로부터 카메라의 속도를 추정할 때에도 특징점 3개가 항상 한 영상에 존재해야 하기 때문이다.

본 논문에서 사용하는 좌표계는 총 4개로 GTB의 위치와 자세를 표현하기 위한 기준 좌표계{R}, 카메라에서 획득한 영상 자체를 2D로 처리하기 위한 영상 좌표계{I}와 그림 3에서와 같이 획득한 영상을 3차원으로 처리하기 위한 카메라 좌표계{C}, GTB를 표현하기 위한 동체 좌표계{B}가 있다. 이 때, 동체 좌표계는 IMU의 좌표계와 동일하다고 가정한다.

- 기준 좌표계{R}: NED 좌표계를 바탕으로 정반의 꼭지점을 기준으로 하여 x축, y축은 각각 정반의 짧은 방향, 긴 방향이며 z축은 오른손 법칙으로 정의한다. 적외선 LED의 위치는 이 좌표계를 기준으로 하여 미리 획득되어 있다.

- 영상 좌표계{I}: 카메라로부터 획득한 영상에서 좌상단의 점을 원점으로 두며, x축은 영상의 횡방향이고 y축은 종방향이다.

- 카메라 좌표계{C}: 원점은 광학 중심에 위치하며, z축은 광학축 방향, x축은 원점에서 광학축을 바라볼 때 카메라의 우측 방향이다. y축은 오른손 법칙으로 정의한다.

- 동체 좌표계{B}: GTB에 고정된 좌표계로 GTB의 상판 덮개의 중심을 기준으로 하여 x축은 카메라가 배치된 방향, z축은 GTB의 위쪽 방향이며 y축은 오른손 법칙에 의해 결정된다. 이 좌표계를 기준으로 하여 IMU도 장착되어 있는 것으로 정의한다.

III. 영상 처리 알고리즘

1. 특징점 추출 및 정합

카메라에 촬영된 적외선 LED 랜드마크의 영상 좌표계에 대한 2차원 좌표를 연산하는 과정이 특징점 추출이다. 영상에 나타난 적외선 LED는 배경보다 밝은 여러 개의 픽셀 집합이므로, 이 픽셀 집합의 중심을 특징점으로 둔다. 따라서 영상을 이진화한 후, 강인성을 위해 확장 연산을 수행한다. 그리고 가우시안 마스크 기법을 이용하여 특징점의 중심을 계산한다.

영상에서 추출한 특징점들과 데이터 베이스로 미리 저장해둔 기준 좌표계에서의 랜드마크 위치를 이용하여, 어느 랜드마크가 영상에 찍힌 것인지를 인식하는 과정이 정합과정이다. 본 논문에서는 별 센서의 별 인식에 사용되는 알고리즘인 격자 알고리즘(grid algorithm)을 이용한다. 별 센서에 사

그림 6. 광류를 이용한 카메라 속도, 각속도 추정 오차의 평균(μ) 및 표준 편차(σ). (a)-(c) $\mathbf{v}_k^C = 100[\text{mm/s}]$, $\omega_k^C = 10[\text{deg/s}]$, (d)-(f) $\mathbf{v}_k^C = 1000[\text{mm/s}]$, $\omega_k^C = 90[\text{deg/s}]$, (점선: 평균(μ), 실선: 표준 편차(σ), $\diamond$: 랜드마크 3개, *: 랜드마크 4개, $\circ$: 랜드마크 5개, $\triangle$: 랜드마크 6개, $+$: 랜드마크 7개).

Fig. 6. The mean and standard deviation of the error of estimated camera velocity, angular rate using optical flow. (a)-(c) $\mathbf{v}_k^C = 100[\text{mm/s}]$, $\omega_k^C = 10[\text{deg/s}]$, (d)-(f) $\mathbf{v}_k^C = 1000[\text{mm/s}]$, $\omega_k^C = 90[\text{deg/s}]$, (dot line: mean (μ), solid line: standard deviation (σ), $\diamond$: landmark (3EA), *: landmark (4EA), $\circ$: landmark (5EA), $\triangle$: landmark (6EA), $+$: landmark (7EA)).

내는 각 픽셀 집합의 광류, $\mathbf{u}_{x'_i}^I$ 를 식 (3)과 같이 계산할 수 있다.

$$\mathbf{u}_{x'_i}^I \approx \frac{x'_i(t) - x'_i(t-1)}{dt} \quad (3)$$

Heeger&Jepson의 부분공간법은 카메라와 영상간의 움직임에 대한 알고리즘으로, 광류로부터 카메라의 순간 속도와 각속도를 분해하고 3차원 깊이 정보를 구하는 과정이 있다[9]. 이 때 본 논문에서 특징점의 3차원 좌표를 계산할 때 사용한 가정을 적용하면, 부분 공간법은 식 (4)와 같은 조건식으로 정리될 수 있다.

$$\begin{aligned} \mathbf{u}_{x'_i}^I &= \frac{1}{Z_i} \mathbf{A}_i \mathbf{v}_k^C + \mathbf{B}_i \omega_k^C \\ \mathbf{A}_i &= \begin{bmatrix} -f & 0 & (x'_i - c_x) \\ 0 & -f & (y'_i - c_y) \end{bmatrix} \\ \mathbf{B}_i &= \begin{bmatrix} (x'_i - c_x)(y'_i - c_y) & -(1 + (x'_i - c_x)^2) & (y'_i - c_x) \\ (1 + (y'_i - c_y)^2) & -(x'_i - c_x)(y'_i - c_y) & -(x'_i - c_x) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (4)$$

여기서 $\mathbf{v}_k^C$, ω_k^C 는 각각 카메라 좌표계에 대한 카메라의 속도 및 각속도이며, x'_i , y'_i 는 영상좌표계에서의 특징점 좌표이다. 또한 f 는 카메라의 초점거리, c_x , c_y 는 카메라의 주

점, $\mathbf{u}_{x'_i}^I$ 는 광류이다. 또한 3차원 깊이를 미리 추정하게 되므로, 카메라의 순간속도와 각속도를 최소자승(least square)방법을 이용하여 식 (5)와 같이 연산하게 된다.

$$\begin{bmatrix} \mathbf{v}_k^C \\ \omega_k^C \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{D} \mathbf{A}_1 & \mathbf{B}_1 \\ \vdots & \vdots \\ -\frac{1}{D} \mathbf{A}_n & \mathbf{B}_n \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \mathbf{u}_{x'_1}^I \\ \vdots \\ \mathbf{u}_{x'_n}^I \end{bmatrix} \quad (5)$$

위와 같이 측정한 카메라의 순간속도와 각속도는 특징점의 3차원 위치와 함께 융합 필터의 측정치로 사용하게 된다. 그러므로 이 측정 방법에 대한 성능을 파악하고 필터의 측정치 공분산 설정을 위해, 영상이 0.1초마다 획득된다는 가정으로 시뮬레이션을 수행하였다. 특징점의 잡음은 가우시안 잡음이라 두었으며, 랜드마크는 GTB 시스템과 같은 높이의 2차원 평면에 골고루 분포되어 있다고 가정하였다. 이를 바탕으로 각 랜드마크의 개수와 특징점의 잡음에 대해 1000번의 시뮬레이션을 수행한 결과는 그림 6과 같다. 그림 6(a)-(c)는 카메라의 x, y축 속도 및 z축 각속도가 0.1m/s, 10deg/s로 움직이는 느린 동작에 대한 결과이며, (d)-(f)는 카메라의 x, y축 속도 및 z축 각속도가 1m/s, 90deg/s인 빠른 동작에 대한 결과이다. 이 결과로부터 랜드마크의 개수에 상관없이 병진 속도와 각속도 오차의 평균은 각각 약 3mm/s, 1deg/s 이내임을 알 수

있다. 또한 랜드마크를 4개 이상 사용하게 되면, 병진 속도 오차, 각속도 오차의 표준 편차는 영상 특징점의 잡음 편차에 비례하여 각각 약 10배, 1배인 것을 볼 수 있다.

IV. EKF를 이용한 단일 카메라/관성 센서 융합

1. 융합 필터 모델링

GTB에 장착한 단일 카메라와 관성 센서를 융합하기 위해 칼만 필터를 이용한다. 칼만 필터를 이용하기 위해서는 GTB의 시스템 모델과 단일 카메라 및 관성 센서의 측정치 모델이 필요하다. 단일 카메라의 측정치로는 영상으로부터 획득한 특징점의 3차원 위치와 카메라 속도를 사용한다.

일반적으로 구동기의 입력으로부터 시스템에 인가되는 가속도 및 각속도 계산이 가능하다. 하지만 본 모델에서는 공압과 솔레노이드 밸브를 이용하는 구동기의 출력이 불안하고 정확하지 못하며, GTB에 장착될 장비들이 완벽히 구축되지 않은 상태이므로 관성 모멘트 등의 물리적 특성을 측정하는 것도 정밀하지 못하다. 또한 GTB는 한정된 구간에서만 이동하고, 구동기의 한계로 인해 가속도, 각속도가 급격하게 변하는 운동을 할 수가 없다. 그러므로 칼만 필터의 동적 모델은 구동기 추력과 GTB의 물리적 특성을 이용하지 않고, 식 (6)과 같이 간단히 등가속도, 등각속도 모델로 가정하며, 상태 벡터는 위치, 속도, 가속도, 각속도 그리고 쿼터니언으로 표현된 GTB의 자세로 두었다.

$$\begin{aligned} \mathbf{a}_{k+1}^R &= \mathbf{a}_k^R + \Delta t \mathbf{w}_{a,k} \\ \mathbf{v}_{k+1}^R &= \mathbf{v}_k^R + \Delta t \mathbf{a}_k^R + \frac{\Delta t^2}{2} \mathbf{w}_{a,k} \\ \mathbf{p}_{k+1}^R &= \mathbf{p}_k^R + \Delta t \mathbf{v}_k^R + \frac{\Delta t^2}{2} \mathbf{a}_k^R + \frac{\Delta t^3}{6} \mathbf{w}_{a,k} \\ \boldsymbol{\omega}_{k+1}^B &= \boldsymbol{\omega}_k^B + \Delta t \mathbf{w}_{\omega,k} \\ \mathbf{q}_{k+1}^R &= \exp\left\{\frac{\Delta t}{2} \boldsymbol{\omega}_k^B\right\} \otimes \mathbf{q}_k^R - \frac{\Delta t^2}{4} \begin{bmatrix} -\bar{\mathbf{q}}^T \\ \mathbf{q}_0 I_{3 \times 3} + [\bar{\mathbf{q}} \times] \end{bmatrix} \mathbf{w}_{g,k} \end{aligned} \quad (6)$$

여기서 $\mathbf{a}_k^R$ 는 기준 좌표계에서 나타낸 GTB의 가속도 벡터, $\mathbf{v}_k^R$ 는 속도벡터, $\mathbf{p}_k^R$ 은 위치벡터, $\boldsymbol{\omega}_k^B$ 는 동체 좌표계축을 기준으로 한 각속도 벡터 그리고 $\mathbf{q}_k^R$ 는 자세를 표현한 쿼터니언으로 $\mathbf{q}_0$ 는 쿼터니언의 스칼라 항, $\bar{\mathbf{q}}^T$ 는 쿼터니언의 벡터 항을 나타낸다. 또한 Δt 는 측정치 사이의 시간 간격, $\otimes$ 는 쿼터니언 곱을 의미한다.

관성 센서 측정치 모델은 다음 식 (7)과 같다. 식 (6)에서 볼 수 있듯이 상태 벡터의 가속도 벡터는 기준 좌표계에서 표현되어 있으므로 가속도계 측정치, $\mathbf{z}_{a,k}^{IMU}$ 는 기준 좌표계에서 동체 좌표계로 변환하는 회전 변환 행렬 $C_B^R(\mathbf{q}_k^R)$ 을 이용한다. 그리고 자이로 측정치, $\mathbf{z}_{g,k}^{IMU}$ 는 상태 벡터가 동체 좌표계에서 나타낸 각속도 벡터이기 때문에 식 (7)과 같이 모델링한다.

$$\begin{aligned} \mathbf{z}_{a,k}^{IMU} &= C_B^R(\mathbf{q}_k^R) (\mathbf{a}_k^R + \mathbf{g}^R) + \mathbf{v}_{a,k} \\ \mathbf{z}_{g,k}^{IMU} &= \boldsymbol{\omega}_k^B + \mathbf{v}_{g,k} \end{aligned} \quad (7)$$

또한, 영상처리를 통해 카메라 좌표계에 대한 특징점의 3

차원 좌표, $\mathbf{z}_{X_i,k}^C$ 와 카메라 속도, $\mathbf{z}_{V_c,k}^C$ 및 각속도, $\mathbf{z}_{\omega_c,k}^C$ 를 계산하게 된다. 따라서 영상 시스템의 측정치 모델은 다음 식 (8)과 같이 둔다.

$$\begin{aligned} \mathbf{z}_{X_i,k}^C &= C_B^C \left\{ C_R^B(\mathbf{q}_k^R) (\mathbf{X}_i^R - \mathbf{p}_k^R) + \mathbf{T}_{BC}^B \right\} + \mathbf{v}_{X_i,k}^C \\ \mathbf{z}_{V_c,k}^C &= C_B^C C_R^B(\mathbf{q}_k^R) \mathbf{v}_k^R + \mathbf{v}_{V_c,k}^C \\ \mathbf{z}_{\omega_c,k}^C &= C_B^C \boldsymbol{\omega}_k^B + \mathbf{v}_{\omega_c,k}^C \end{aligned} \quad (8)$$

여기서 $\mathbf{X}_i^R$ 는 랜드마크 위치, $\mathbf{T}_{BC}^B$ 는 동체 좌표계에서 카메라 좌표계로의 병진 벡터 성분이다.

앞에서 설명한 동적 모델과 관성 센서, 영상 시스템의 측정치 모델을 이용해 중앙 집중형 EKF로 두 센서를 융합한다. 융합 필터의 측정치인 식 (7)과 식 (8)에서 각속도와 관련된 식이 서로 유사한 것을 볼 수 있다. 특히, 카메라가 GTB에 장착되어 있으므로, 두 식이 서로 독립이지 않은 것을 알 수 있다. 이를 통해 제안된 융합 기법에서 방향각 추정의 성능 개선에 한계가 있는 것을 추론할 수 있다.

2. 융합 정보를 이용한 특징점 추적

본 논문에서는 격자 알고리즘을 이용하여 특징점 정합 과정을 수행하였다. 하지만 랜드마크와 카메라까지의 거리를 정확히 알지 못하기 때문에 격자 알고리즘에 정규화 과정을 적용하였다. 이로 인해, 잡음이 크게 존재하는 경우뿐만 아니라 랜드마크의 거리 비율에 격자 알고리즘이 취약하게 되어 오정합이 일어날 수 있다. 따라서 융합 필터로 추정된 GTB의 위치 및 자세를 이용해 특징점을 추적하여 정규화된 격자 알고리즘의 단점을 극복한다.

융합 필터로 추정된 위성의 자세와 위치를 이용해 식 (8)로부터 카메라 좌표계 기준의 랜드마크 위치를 구한다. 그리고 카메라 핀홀 모델을 이용해 영상에 찍힐 점을 미리 추정하여 실제 영상에서 획득한 특징점에 가까운 거리에 있는 점을 동일한 점으로 추적하여 정합한다. 만약 일정 거리 이상으로 떨어진 점이 있으면, 정합에 실패한 것으로 본다. 만약 정합에 실패한 점이 있으면, 격자 알고리즘을 이용해 정합을 다시 수행하게 된다.

지금까지 본 논문에서 설명한 전체 융합 알고리즘의 블록도는 그림 7로서, 단일 카메라에서 획득한 영상은 특징점 추출 과정을 거친 후에 정합 과정을 수행하게 된다. 영상 초기

그림 7. 단일 카메라/관성 센서 융합을 위한 블록선도.

Fig. 7. Block diagram for single camera/IMU fusion.

에나 특징점 추적에 실패한 경우에는 격자 알고리즘을 수행한다. 그런 후에, 특징점의 3차원 좌표를 재구성하고, 광류를 이용해 카메라의 속도와 각속도를 추정한다. 그리고 중앙집중형 EKF를 이용해 두 센서를 융합한다.

V. 실험 결과

관성센서의 바이어스 성분에 대한 광류를 이용하는 제안된 융합기법의 성능을 확인하기 위해, 특징점의 위치만을 이용하는 경우와 비교하였다. 실험을 위해 사용된 IMU는 Xsens사의 MTi로 GTB 상판의 중심에 부착하였다. MTi의 가속도 바이어스와 자이로 바이어스는 1시그마(σ) 기준으로 각각 0.02m/s^2 , $1^\circ/\text{s}$ 이다. 그리고 카메라는 HyVision사의 HVR-2030, 렌즈는 M0814를 사용하였으며, GTB 내부에 수직으로 장착하여 랜드마크의 영상을 획득하였다. MTi로부터는 100Hz 로 가속도계와 자이로의 측정치를 획득하였으며, 카메라로부터는 10Hz 로 영상을 획득하였다. 또한 Vicon사의 모션 캡처(motion capture) 시스템인 MT-10x 카메라를 이용해 GTB의 기준 위치와 자세를 구하였다. 이 모션 캡처 시스템이 획득하는 마커의 위치 정확도는 0.1mm 이다. 이렇게 구축된 시스템을 통해, GTB가 부양을 하지 않을 때와 임의로 움직였을 때를 실험하였다.

(a) Position error.

(b) Heading angle error.

그림 8. 특징점 위치를 이용해 추정된 위치 및 자세의 오차.

Fig. 8. Errors of estimated position and attitude using the position of feature points.

1. 정지 상태에서의 성능

제안된 융합 기법의 성능을 확인하기 위해, 우선 GTB를 부양시키지 않은 상태에서의 성능을 확인하였다. 모션 캡처 시스템으로 획득한 x축 및 y축 위치는 각각 1191.5mm , 1386.6mm , 방향각은 35.5° 이었다. 영상으로부터 획득한 특징점의 위치만을 이용한 융합 기법으로 추정된 위치와 방향각의 오차는 그림 8과 같다. 이 방법으로 추정된 위치 오차의 평균은 26.3mm , 12.1mm 이며 표준편차는 0.6mm , 1.7mm 이었다. 그리고 영상으로부터 획득한 광류를 이용하는 제안된 기법으로 추정된 위치와 방향각의 오차는 그림 9와 같으며, 추정된 위치 오차의 평균은 26.6mm , 10.5mm 이고, 표준편차는 0.3mm , 0.2mm 이었다. 이를 통해 제안된 기법이 특징점의 위치만을 이용한 방법에 비해 정확도 향상에는 한계가 있지만, 더 정밀하게 위치를 추정하고 있음을 판단할 수 있다. 또한 융합 필터의 측정식에서 살펴보았듯이, 방향각을 추정하는 성능은 두 기법 모두 평균 오차 및 표준 편차가 각각 1.4° , 0.03° 로 차이가 없는 것을 확인할 수 있다.

위 실험의 결과를 보면, 전체적으로 위치 오차가 바이어스가 되어 있는 것을 알 수 있다. 이는 카메라 좌표계와 동체 좌표계의 정렬로 인한 문제로, II 장에서 정의된 좌표계처럼

(a) Position error.

(b) Heading angle error.

그림 9. 특징점 위치와 광류를 이용해 추정된 위치 및 자세의 오차.

Fig. 9. Errors of estimated position and attitude using the position of feature points and optical flow.

(a) Estimation result.

(b) Estimation error.

그림 10. 특징점 위치를 이용한 추정 결과.

Fig. 10. Estimation results using the position of feature points.

카메라를 GTB에 정확하게 장착하지 못했기 때문이다. 그리고 영상의 잡음으로 인해 특징점의 위치가 영향을 받게 되어 위치 오차가 약 3mm 내에서 분산되어 있는 경향이 있다. 하지만 본 논문에서 제안한 융합 기법이 관성 센서의 바이어스 성분에 대해 강인한 것을 보여주는 결과로 충분하다고 판단 된다.

2. 운행 상태에서의 성능

GTB를 운행하기 위해 압축공기로 부양시키면, GTB에 진동이 발생하게 된다. 이러한 진동은 관성 센서의 출력에 영향을 주게 되므로, 본 논문에서는 평균 이동 필터(moving average filter)를 이용하여 이러한 영향을 고려하였다. 그림 10은 특징점의 위치만을 이용하여 추정한 결과이며, 그림 11은 본 논문에서 제안한 융합 방법을 이용한 결과이다. 각 그림의 (a)에서 실선과 파선은 모션 캡처 장비로 획득된 결과와 융합 필터를 이용해 추정한 결과이며, (b)는 추정 결과의 오차를 나타낸다. 두 기법의 최대 위치 오차는 약 10cm이고, 최대 자세 오차는 약 6도이다. 융합 필터의 추정 결과가 GTB의 위치와 자세에 따라 변화하게 되는 것을 볼 수 있는데, 이는 랜드마크 위치의 오차와 카메라 및 동체 좌표계의 정렬 오차 때문이다. 하지만 5초에서 20초, 25에서 30초 사이의 위

(a) Estimation result.

(b) Estimation error.

그림 11. 특징점 위치와 광류를 이용한 추정 결과.

Fig. 11. Estimation results using the position of feature points and optical flow.

치 오차 결과를 보면 제안된 방법이 특징점의 위치만을 이용하는 경우에 비해 관성 센서의 바이어스 성분에 대해 더 강인하게 추정하는 것을 볼 수 있다. 왜냐하면 융합 필터에서 GTB의 속도를 추정할 때 광류로부터 추정한 카메라 속도로 가속도계 바이어스의 영향을 감소시키므로, 영상이 갱신이 되지 않는 구간에서 더 안정적으로 위치를 추정하기 때문이다. 또한 정지 상태에서와 마찬가지로, 방향각을 추정하는 성능은 두 기법 모두 동일한 것을 확인할 수 있다.

VI. 결론

본 논문에서는 제한된 영역에서 운용되는 GTB의 위치와 자세를 추정하기 위해, 천정부착 랜드마크인 적외선 LED와 단일 카메라로 구성된 영상 시스템을 구축하고 MEMS급 관성센서를 융합하는 필터를 설계하였다. 영상처리 알고리즘은 크게 특징점 추출과 정합 과정, 3차원 좌표 및 카메라 속도 추정 단계로 구성하였으며, 융합 필터의 측정치로 광류로부터 계산한 카메라의 속도와 특징점의 위치를 같이 사용하였다. 이와 같이 광류를 이용하게 되면, 가속도계의 바이어스 영향으로 속도 추정치가 발산하는 것을 광류로 계산한 속도 측정치로 그 영향을 감소시키므로 영상이 획득되지 않은 구

간에서도 관성센서의 바이어스에 강인한 성능 갖게 되었다. 하지만 카메라가 GTB에 고정 부착되어 있기 때문에 측정식에 의해 방향각 추정 성능에는 한계가 있었다.

실험 결과를 통해 최대 위치 오차 및 자세 오차는 약 10cm, 6°로 정확도 면에서 부족한 성능을 보인다. 이는 카메라 좌표계와 동체 좌표계 사이의 정렬문제와 랜드마크로 사용하는 랜드마크 위치의 정확성에 기인한 것이므로, 이에 대한 추가적인 연구가 필요하다. 또한 광류를 통해 상대 깊이 및 카메라 속도 및 각속도를 추정하는 방법은 많이 연구되어 왔으므로, 특징점의 2차원 좌표를 이용하면 인위적인 랜드마크를 사용하지 않는 시스템에서도 적용 가능할 것으로 판단된다.

참고문헌

- [1] D. Tömqvist, T. B. Schön, L. Karlsson, and F. Gustafsson, "Particle filter SLAM with high dimensional vehicle model," *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, vol. 55, no. 4-5, pp. 249-266, Aug. 2007.
- [2] S. B. Chun, D. H. Won, T. S. Kang, S. K. Sung, E. S. Lee, J. S. Cho, and Y. J. Lee, "Estimation of precise relative position using ins/vision sensor integrated system," *Journal of The Korean Society for Aeronautical and Space Sciences (in Korean)*, vol. 36, no. 9, pp. 891-897, Sep. 2008.
- [3] P. Gemeiner, P. Einramhof, and M. Vincze, "Simultaneous motion and structure estimation by fusion of inertial and vision data," *International Journal of Robotics Research*, vol. 26, no. 6, pp. 591-605, Jun. 2007.
- [4] S. G. Chroust and M. Vincze, "Fusion of vision and inertial data for motion and structure estimation," *Journal of Robotic Systems*, vol. 21, no. 2, pp. 73-83, Feb. 2004.
- [5] S. Heo, O. Shin, and C. G. Park, "Motion and structure estimation using fusion of inertial and vision data for helmet tracker," *International Journal of Aeronautical & Space Sciences*, vol. 11, no. 1, Mar. 2010.
- [6] S. I. Roumeliotis, A. E. Johnson, and J. F. Montgomery, "Augmenting Inertial Navigation with Image-Based Motion Estimation," *Proc. of the 19th Conf. Robotics & Automation*, pp. 4326-4333, 2002.
- [7] D. I. B. Randeniya, S. Sarker, and M. Gunaratne, "Vision-IMU integration using a slow-frame-rate monocular vision system in an actual roadway setting," *IEEE Transaction on Intelligent Transportation Systems*, vol. 11, no. 2, pp. 256-266, May 2010.
- [8] M. Na, D. Zheng, and P. Jia, "Modified grid algorithm for noisy All-Sky autonomous star identification," *IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 45, no. 2, pp. 516-522, Jun. 2009.
- [9] D. J. Heeger and A. D. Jepson, "Subspace methods for recovering rigid motion I: algorithm and implementation," *International Journal of Computer Vision*, vol. 7, no. 2, pp. 95-117, Jan. 1991.

신 옥 식

2009년 세종대학교 기계항공공학부 졸업. 2011년 서울대학교 대학원 기계항공공학부 졸업(공학석사). 2011년~현재 현대 다이모스 화성구동연구센터 연구원. 관심분야는 관성항법시스템 및 영상항법시스템.

박 찬 국

1985년 서울대학교 공과대학 제어계측공학과 졸업. 1987년 동 대학원 졸업(공학석사). 1993년 동 대학원 졸업(공학박사). 1993년 서울대학교 제어계측신기술연구센터 Post Doc. 1994년~2002년 광운대학교 정보제어공학과 조교수/부교수. 1998년 미국 UCLA 기계항공공학과 방문연구원. 1994년~2003년 서울대학교 자동제어특화연구센터 책임연구원. 2003년~현재 서울대학교 기계항공공학부 부교수/교수. 관심분야는 INS/GPS 결합 알고리즘, MEMS IMU 응용 시스템 개발, 영상항법시스템, USN을 이용한 Ubiquitous Positioning, 필터링 기법, FDIR 시스템.