

論文

DOI:10.5139/JKSAS.2010.38.7.673

정밀 행성 착륙을 위한 지형 보조 관성 항법 연구

정보영*, 최윤혁*, 조수장*, 방효중**

Terrain Aided Inertial Navigation for Precise Planetary Landing

Bo-Young Jeong*, Yoon-Hyuk Choi*, Su-Jang Jo* and Hyo-Choong Bang**

ABSTRACT

This study investigates Terrain Aided Inertial Navigation(TAIN) which consists of Inertial Navigation System (INS) with the optical sensor for precise planetary landing. Image processing is conducted to extract the feature points between measured terrain data and on-board implemented terrain information. The navigation algorithm with Iterated Extended Kalman Filter(IEKF) can compensate for the navigation error, and provide precise navigation information compared to single INS. Simulation results are used to demonstrate the feasibility of integration to accomplish precise planetary landing. The proposed navigation approach can be implemented to the whole system coupled with guidance and control laws.

초 록

본 논문에서는 정밀 행성 착륙을 위해 광학센서와 관성항법시스템을 이용한 지형보조 관성항법 시스템을 구현하였다. 또한 측정된 지형 데이터와 사전에 탑재한 지형 데이터간의 특징점 추출, 매칭, 추적의 영상 처리 과정을 수행하였고 이를 통해 특징점의 좌표를 추출할 수 있다. 반복 확장칼만필터를 이용한 항법 시스템은 기존 관성 항법 장치의 항법 오차 누적을 보상하여 보다 정밀한 항법 정보를 제공한다. 이는 향후 착륙선의 유도 및 제어 법칙과 결합하여 정밀 행성 착륙을 위한 시스템 구현에 적용이 가능하다.

Key Words : Terrain Aided Inertial Navigation(지형보조 관성항법), Iterated Extended Kalman Filter(반복 확장칼만필터), Feature Detection, Matching and Tracking(특징점 추출, 매칭, 추적), Planetary Landing(행성 착륙)

1. 서 론

최근 많은 국가에서 달, 화성 또는 금성에 대한 탐사계획을 재고하고 있다. 아폴로 임무와 같은 이전의 탐사계획과 비교해 볼 때, 최근의 우주 탐사는 과학적 탐구, 기술의 개발 나아가 잠재적인 경제적 이익에 초점이 맞춰지고 있다.

예를 들어, 핵융합 반응에 쓰이는 주요 물질인 헬륨3가 달의 토양에 존재한다는 사실이 알려져 있다[1]. 그러므로 이와 같이 새로운 탐사 목적을 달성하며 안전하고 정밀하게 착륙하기 위해서는 착륙선의 유도과 항법, 제어 기술의 향상이 필수적이다.

기존 아폴로 임무에서는 레이더 고도계나 도플러 레이더(doppler radar) 또는 심우주 통신망(deep space network)를 이용하는 전통적인 항법 방식이 사용되었으며 이는 실제 탐사를 통해 실효성이 증명되었다. 이와 더불어 Kiegsman[2]은 착륙단계에서 고도계, 도플러 레이더를 이용해

† 2010년 3월 4일 접수 ~ 2010년 6월 7일 심사완료

* 정회원, 한국과학기술원 항공우주전공 대학원

** 정회원, 한국과학기술원 항공우주전공

교신저자, E-mail : hcbang@ascl.kaist.ac.kr

대전광역시 유성구 과학로 335

IMU의 항법 정보를 갱신하는 내용의 연구를 수행하였고 최소 자승법을 기초로 한 이 방법은 항법 정보를 갱신하지 않는 것보다 항법 시스템의 성능을 향상 시켰다.

Paschall[3]은 안전하고 정밀한 달 표면 착륙 방법을 소개하고 이전의 아폴로 착륙 임무와 자동 착륙, 위험 회피 기술(Autonomous Landing and Hazard Avoidance Technology, ALHAT)을 포함하는 새로운 탐사 임무를 분석하였다. ALHAT 항법 시스템은 지형상대항법(Terrain-Relative Navigation, TRN)과 위험상대항법(Hazard Relative Navigation, HRN)으로 구성되어 있고 고도계, 카메라, 레이더, LIDAR와 같은 센서로 측정된 데이터를 참조지도(reference map)와 비교하여 항법을 수행한다. 또한 Johnson[4]은 수동 이미지 센서(passive image sensor)와 능동 거리 센서(active ranging sensor)를 이용한 일반적인 TRN의 접근법에 대해 조사하였고 그의 연구 내용은 다른 접근법과의 장점과 단점을 기술하고 있다.

그동안 외부 센서의 보조를 받는 관성항법시스템(Inertial Navigation System, INS)에 관한 연구는 단일 INS의 오차를 보정하는 방법에 초점을 두었다. 특히 광학 센서를 이용한 INS 보정은 높은 정확도를 가지는 항법 정보를 제공할 수 있다. 이러한 시스템을 지형보조 관성항법(Terrain Aided Inertial Navigation, TAIN)이라 하며 그 구조는 Fig. 1에 나타나 있다.

Mourikis[5]와 Li[6]은 지형보조 관성항법을 통하여 IMU의 오차를 보정하고 상태를 추정하기 위해 확장칼만필터(EKF)를 제안하였다. 또한 Mourikis는 특징점 추출과 대조를 통해 특징점의 위치를 구하는 방안에 대해 다루었다.

본 논문의 주요 목적은 행성탐사 임무를 달성하기 위한 정밀 착륙을 위해 광학센서를 INS와 결합한 지형보조 관성항법을 연구하는 것이다. 우선 기존의 탐사와 관련된 연구동향을 기술하고 자세한 착륙 시나리오와 착륙선의 운동 방

정식에 대해 설명하였다.

지형보조 관성항법(TAIN)의 적용에 대해서는 이미지 처리와 상태변수 추정의 2가지 단계로 구성하였다. 특징점 추출(detection)과 매칭(matching), 추적(tracking)에 관한 이미지 처리 방법을 소개하고, IMU와 광학센서를 이용한 상태변수 추정에 대해 기술하였다. IMU와 다른 센서를 통합하는 데에 있어서는 반복 확장칼만필터(IEKF)를 사용하였다. 또한 적용한 이미지 처리 과정과 상태 추정에 대한 시뮬레이션을 수행하였고 그 결과를 토대로 본 논문에 대한 결론을 도출하였다.

II. 문제의 정의

본 연구에서는 탐사 목표 행성을 달로 설정하였다. 기존의 Clementine과 같은 달 궤도선은 참조 지도와 지형 프로파일(terrain profile)을 제공하고 달의 특성을 파악하였다. 또한 일본의 달 궤도선 가구야(Kaguya)와 미국의 달 조사 위성(Lunar Reconnaissance Orbiter, LRO)에 의해 달 표면에 대한 더욱 상세한 지도가 얻어질 수 있다.

2.1 착륙 시나리오

착륙 단계는 100km의 원형 궤도에서 시작한다. 탈궤도(de-orbit) 점화가 시작되면 착륙선은 15.24km의 근월점(perilune)까지 천이궤도(transfer orbit)를 따라 이동한다. 이 활강단계(coast phase)동안 항법 시스템은 IMU와 별센서(star tracker)를 이용하여 항법을 수행한다.

근월점에서 달 표면에 착륙할 때까지 동력 하강(powered descent)을 시작한다. 이는 3가지 단계인 제동 단계(braking phase)와 진입 단계(approach phase), 최종 하강 단계(terminal descent phase)로 구분된다. Fig. 2는 착륙선의 세부 착륙 단계를 나타낸다.

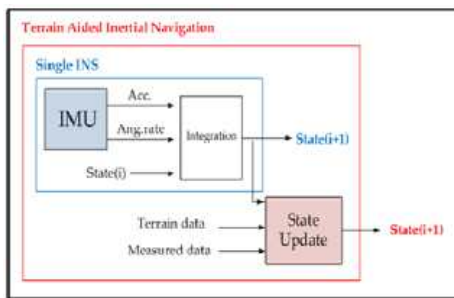


Fig. 1. Schematic of TAIN

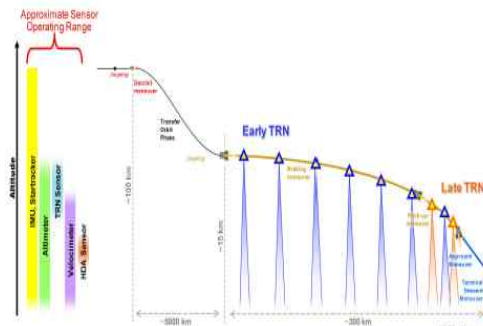


Fig. 2. Landing Scenario[3]

2.2 착륙선 운동 방정식

착륙선의 운동방정식을 도출하기 위해 Fig. 3에 나타난 2가지의 좌표계를 정의해야한다. 행성 고정 좌표 시스템(Σ^a)의 원점은 행성의 무게중심에 고정된다. 본 논문에서는 착륙 좌표 시스템(Σ^l)의 원점을 북극 지점으로 가정하여 운동 방정식을 단순화 하였다.

행성 고정 좌표에 대한 착륙선의 운동 방정식은 다음과 같이 나타낸다.

$$\frac{d^2 \mathbf{r}}{dt^2} = \mathbf{F} + \mathbf{U} \tag{1}$$

여기서 \mathbf{r} 은 달의 무게중심으로부터 착륙선까지의 위치 벡터를 나타내고 \mathbf{F} 는 제어 입력을, \mathbf{U} 는 달의 중력 가속도를 나타낸다. 달에는 대기가 없고 태양 복사에 의한 섭동은 무시하였다.

병진 및 회전 운동방정식은 다음과 같이 구해진다.

$$\frac{d\mathbf{r}}{dt} = \dot{\mathbf{r}} + \boldsymbol{\omega} \times \mathbf{r} \tag{2a}$$

$$\frac{d^2 \mathbf{r}}{dt^2} = \ddot{\mathbf{r}} + 2\boldsymbol{\omega} \times \dot{\mathbf{r}} + \dot{\boldsymbol{\omega}} \times \mathbf{r} + \boldsymbol{\omega} \times (\boldsymbol{\omega} \times \mathbf{r}) \tag{2b}$$

여기서 $\boldsymbol{\omega}$ 는 착륙 좌표에서의 각속도를 나타낸다. 가정에 의해 $\boldsymbol{\omega}$ 는 달의 회전속도인 $\boldsymbol{\omega}_a$ 와 같다. 식 (2b)를 식 (1)에 대입하면 다음과 같이 표현된다.

$$\ddot{\mathbf{r}} = \mathbf{F} + \mathbf{U} - 2\boldsymbol{\omega} \times \dot{\mathbf{r}} - \dot{\boldsymbol{\omega}} \times \mathbf{r} - \boldsymbol{\omega} \times (\boldsymbol{\omega} \times \mathbf{r}) \tag{3}$$

식 (3)의 각 요소를 착륙 좌표 시스템에 투사하여 식 (4)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \ddot{x}^l - 2\omega_a \dot{y}^l - \omega_a^2 x^l &= U_{lx} + F_{lx} \\ \ddot{y}^l + 2\omega_a \dot{x}^l - \omega_a^2 y^l &= U_{ly} + F_{ly} \\ \ddot{z}^l &= U_{lz} + F_{lz} \end{aligned} \tag{4}$$

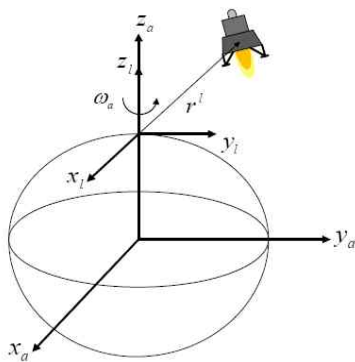


Fig. 3. Coordinate System

2.3 IMU의 수학적 모델[17]

IMU는 3개의 가속도계와 3축의 자이로스코프(gyroscope)를 이용하여 가속도와 각속도를 측정하기 위해 설계된 센서이다. 측정된 가속도와 각속도는 아래와 같이 나타낼 수 있다.

$$\tilde{\mathbf{a}} = \mathbf{a} + \mathbf{b}_a + [\mathbf{a} \cdot] \mathbf{s}_a + [\mathbf{a} \times] \mathbf{m}_a + \boldsymbol{\eta}_a \tag{5}$$

$$\tilde{\boldsymbol{\omega}} = \boldsymbol{\omega} + \mathbf{b}_\omega + [\boldsymbol{\omega} \cdot] \mathbf{s}_\omega + [\boldsymbol{\omega} \times] \mathbf{m}_\omega + \boldsymbol{\eta}_\omega \tag{6}$$

여기서 $\tilde{\mathbf{a}}$ 는 동체축(body axes)에 따른 가속도 출력값이고, \mathbf{a} 는 실제 가속도, \mathbf{b}_a 는 가속도 바이어스, 그리고 $\boldsymbol{\eta}_a$ 는 가속도의 백색 잡음을 나타낸다. 또한 $\tilde{\boldsymbol{\omega}}$ 는 동체축에 대한 자이로스코프의 출력값을, $\boldsymbol{\omega}$ 는 실제 각속도, \mathbf{b}_ω 는 각속도 바이어스, $\boldsymbol{\eta}_\omega$ 는 각속도의 백색 잡음을 나타낸다. 또한 $\mathbf{s}_a, \mathbf{s}_\omega$ 는 스케일 상수를, $\mathbf{m}_a, \mathbf{m}_\omega$ 은 센서의 어긋남 정도(misalignment)를 표현하며 상대적으로 작은 값이므로 무시한다.

III. 영상 처리 알고리즘

이미지에서 특정 데이터를 추출하기 위해 컴퓨터 비전 기술(computer vision technique)을 사용한다. 3장에서는 본 논문에서 사용한 영상 처리 알고리즘에 대해 소개한다.

3.1 특징점 추출(Feature Detection)

행성이나 달 표면에는 분화구, 계곡과 같은 자연적인 지형물이 존재한다. 특징점 추출은 영상 처리의 첫 단계로서 특징점을 찾기 위해 픽셀(pixel)을 검사한다.

Cheng[8]은 분화구를 특징점으로 고려했다. 분화구는 간단하고 특징적인 지형물로 조명의 변화에 대해 안정적이라는 장점이 있다. 이러한 분화구의 테두리(edge)를 추출하는 방법에는 여러 가지 접근법이 있다. 그 중 하나인 Canny Edge Detection 방법[9]으로 분화구의 테두리를 추출할 수 있으며 그 결과는 Fig. 4와 같다.

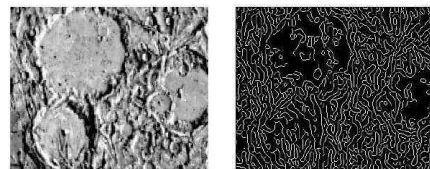


Fig. 4. Original image(left) and Canny edge detection image(right)

그러나 분화구는 행성 표면에 충분히 분포되어 있지 않으며 크기와 조건에 따라 피해야 할 위험요소로 고려될 수도 있다. 행성이나 달의 어느 곳이나 탐사할 수 있기 위해서는 보다 일반적인 특징점 추출 방법이 필요하다.

일반적으로 널리 알려진 특징점 추출 방법으로는 이미지의 크기와 회전에 변하지 않는 특징점을 추출하는 SIFT(Scale-Invariant Feature Transform) 알고리즘이 있다[10]. SIFT 알고리즘은 외부 환경의 변화와 잡음에 강건한 특성을 제공한다. SIFT 알고리즘의 수행 결과는 Fig. 5와 같다.

그러나 이러한 SIFT 알고리즘은 Harris 코너 검출(Harris corners detector) 방법에 비해 계산이 많이 필요하고 조명 변화에 대해 상대적으로 더 민감하다[11]. Harris 코너 검출 방법은 이미지의 명암(intensity) 변화에 기반하여 보다 효율적이고 안정적으로(robustly) 특징점을 추출한다. 특징점들은 윈도우(window)라고 불리는 작은 이미지를 통해 더욱 쉽게 인식된다. 윈도우가 이동하면 이미지의 명암이 이동방향에 따라 다르게 변하게 되며 이와 같은 Harris 방법을 수학적으로 표현하면 식 (7)과 같다. (u, v) 만큼의 윈도우 이동에 대한 명암의 변화는 아래와 같이 나타난다.

$$E(u, v) = \sum_{x, y} w(x, y) [I(x + u, y + v) - I(x, y)]^2 \quad (7)$$

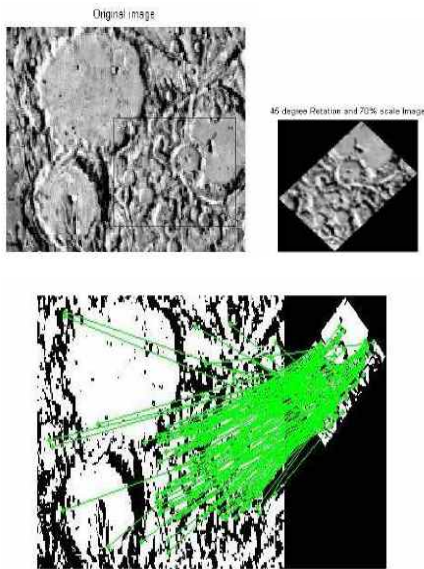


Fig. 5. Original image(upper left), 70% scaled and 45° rotated image segment(upper right) and SIFT matching in gray image(lower)

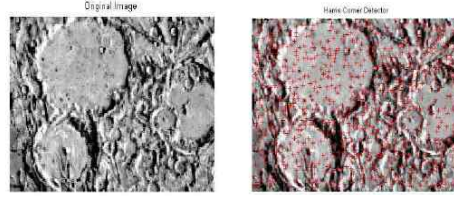


Fig. 6. Original image(left) and Harris detection image(right)

여기서 $w(x, y)$ 는 윈도우 함수이고 $I(x + u, y + v)$ 는 이동된 명암을 나타낸다. Harris 방법에 의해 추출된 특징점은 Fig. 6과 같다.

3.2 특징점 매칭

얻어진 이미지와 지도를 매칭하기 이전에, 착륙선의 고도와 자세에 대해서 이미지를 교정할 필요가 있다. 이는 호모그래피(homography) 행렬 H 를 구해 수행한다[12]. H 를 이미지 픽셀에 곱한 후 이미지를 교정한 후에는 같은 스케일과 방향으로 특징점 매칭을 수행할 수 있다. 다음으로, 이미지와 지도에 대해 2차원 교차 상관관계(cross-correlation) 매칭을 적용한다[9]. 교차 상관관계는 아래의 컨볼루션(convolution) 이론에 의해 두 신호간의 최대 매칭 포인트를 찾는 방법이다.

$$c(u, v) = \sum_{x, y} f(x, y) w(x - u, y - v) \quad (10)$$

여기서 $f(x, y)$ 는 부분 이미지를, $w(x, y)$ 는 전체 이미지를, (u, v) 는 이미지에서의 특징점을 나타낸다. 하지만 이미지의 밝기가 광량에 따라 바뀔 수 있기 때문에 다음과 같이 정상화(normalized)된 교차 상관관계가 사용된다.

$$\gamma(u, v) = \frac{\sum_{x, y} [f(x, y) - \bar{f}][w(x - u, y - v) - \bar{w}]}{\sqrt{\sum_{x, y} [f(x, y) - \bar{f}]^2} \sqrt{\sum_{x, y} [w(x - u, y - v) - \bar{w}]^2}} \quad (11)$$

여기서 \bar{f} 는 이미지의 평균, \bar{w} 는 지도의 평균을 의미한다.

매칭이 된 후 전체 지도에서 알아낸 특징점의 위도와 경도를 디지털 고도 모델(Digital Elevation Model, DEM)의 고도 정보와 조합하여 최종적인 3차원 특징점 좌표를 알 수 있다.

3.3 특징점 추적(Feature Tracking)

착륙선의 고도가 매우 낮을 때, 이미지와 지도 간의 특징점 검출과 매칭은 유효한 특징점의 위치를 제공해주지 못한다. 이러한 문제점을 극복하기 위해 연속적인 이미지간의 특징점 추적이 제안 되었다.

특징점 추적에는 다양한 방법이 있고 본 논문에서는 Kanade-Lucas-Tomasi(KLT) 방법[13]을 적용하여 특징점을 추적하였다.

이는 Harris 방법에 의해 이미지의 코너를 검출한 후에, I 와 J 의 두 이미지 명암 사이의 명암 차이 ϵ 를 계산하게 된다. ϵ 이 최소값에 도달 했을 때 두 이미지간의 특징점 추적이 완료 된다.

$$\epsilon = \sum_{i=1}^M (J^i - I^i)^2 \quad (12)$$

IV. 광학 센서를 이용한 상태추정

4.1 카메라 모델

본 논문에서는 광학센서의 모델로서 일반적인 핀홀(pin-hole) 카메라 모델을 사용하였고 이는 Fig. 7과 같다.

이 핀홀 모델은 모든 광학센서의 이상적인 경우를 나타낸다. 이 모델에서는 3차원의 타겟 좌표 (X_c, Y_c, Z_c) 를 이미지 평면의 2차원의 픽셀 좌표 (u_i, v_i) 로 다음과 같이 투사한다.

$$u_i = f \frac{X_c}{Z_c}, v_i = f \frac{Y_c}{Z_c} \quad (13)$$

f 는 카메라의 초점거리(focal length)를 의미한다.

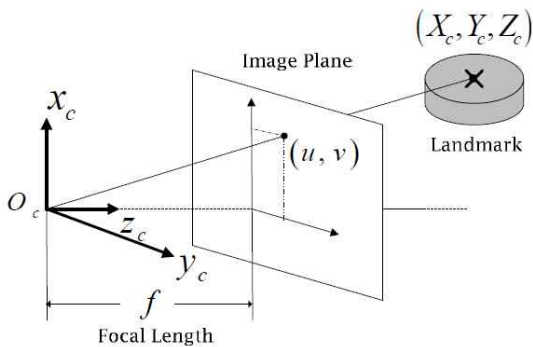


Fig. 7. Pin-hole Camera Model

4.2 상대 기하학

착륙선과 랜드마크 사이의 상대 기하학(relative geometry)은 지형보조 관성항법(TAIN)에서 매우 중요하다. 상대 기하학은 Fig. 8과 같고 다음 3개의 좌표계를 정의한다.

착륙 좌표계(Σ^l)는 지역 관성 좌표계로서 착륙선의 모든 상태변수는 이 좌표계에 대하여 기술된다. 동체 좌표계(Σ^b)는 착륙선의 무게중심에 원점을 둔 좌표계이고, 카메라 좌표계(Σ^c)는 카메라의 주점(principal point)에 원점을 둔 좌표계이다. 또한 각 좌표계에 대한 좌표변환행렬을 구할 수 있다. 착륙 좌표계로부터 동체 좌표계로 변환하는 좌표변환행렬 C_l^b 는 다음과 같이 표현 된다.

$$C_l^b(\mathbf{q}) = \quad (14)$$

$$\begin{bmatrix} q_4^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2 & 2(q_1q_2 + q_3q_4) & 2(q_1q_3 - q_2q_4) \\ 2(q_1q_2 - q_3q_4) & q_4^2 - q_1^2 + q_2^2 - q_3^2 & 2(q_2q_3 - q_1q_4) \\ 2(q_1q_3 + q_2q_4) & 2(q_2q_3 - q_1q_4) & q_4^2 - q_1^2 - q_2^2 + q_3^2 \end{bmatrix}$$

여기서 $\mathbf{q} = [q_1 \ q_2 \ q_3 \ q_4]^T$ 는 착륙 좌표계에서 착륙선의 자세 쿼터니언을 나타낸다. 또한 동체 좌표계에서 카메라 좌표계로 변환하는 좌표변환행렬 C_b^c 를 아래와 같이 구할 수 있다.

$$C_b^c = \begin{bmatrix} \cos \theta_c & 0 & -\sin \theta_c \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin \theta_c & 0 & \cos \theta_c \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \phi_c & \sin \phi_c & 0 \\ -\sin \phi_c & \cos \phi_c & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (15)$$

여기서 θ_c 와 ϕ_c 는 각각 카메라의 틸트 각, 팬 각

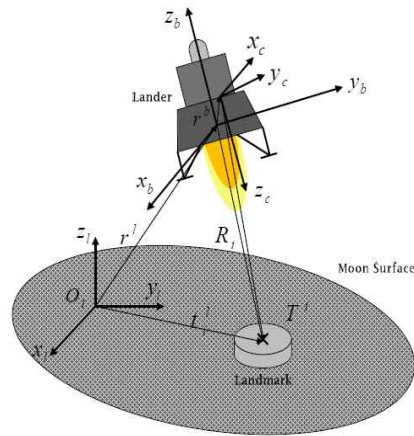


Fig. 8. Coordinate frame and relative geometry

을 나타낸다. 두 좌표변환행렬에 따라, 좌표변환 행렬 C_i^c 는 다음과 같이 구해진다.

$$C_i^c = C_b^c C_i^b \quad (16)$$

착륙선과 랜드마크 사이의 상대 기하 관계를 나타내기 위해서는 상대 위치벡터가 필요하다. 착륙선의 상대 위치벡터와 자세 쿼터니언 (\mathbf{r}^l, \mathbf{q}) 과 i 번째 랜드마크 T_i , 랜드마크의 위치벡터 \mathbf{t}_i^l , 랜드마크에서 착륙선까지의 위치벡터 \mathbf{R}_i^l 은 착륙 좌표계에서 다음과 같은 관계를 갖는다.

$$\mathbf{R}_i^l = \mathbf{t}_i^l - \mathbf{r}^l \quad (17)$$

또한 좌표변환행렬을 통해 카메라 좌표계와 동체 좌표계에서의 상대 위치벡터를 구하면 아래와 같다.

$$\mathbf{R}_i^b = C_i^b \mathbf{R}_i^l = C_i^b (\mathbf{t}_i^l - \mathbf{r}^l) \quad (18)$$

$$\mathbf{R}_i^c = C_b^c (\mathbf{R}_i^b - \mathbf{r}^b) = C_b^c C_i^b (\mathbf{t}_i^l - \mathbf{r}^l) - C_b^c \mathbf{r}^b$$

본 논문에서는 동체 좌표계와 카메라 좌표계가 같고 카메라 자세는 $\theta_c = 180^\circ$, $\phi_c = 0^\circ$ 로 고정되어 있다고 가정하였다. 따라서 식 (18)의 두 번째 식은 다음과 같이 표현된다.

$$\mathbf{R}_i^c = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{bmatrix} C_i^b (\mathbf{t}_i^l - \mathbf{r}^l) \quad (19)$$

4.3 착륙 시스템 운동학 방정식

착륙선의 위치와 속도, 자세는 동역학 방정식 (dynamics equation) 뿐만 아니라 운동학 방정식 (kinematics)에서도 얻어진다. 착륙선의 상태변수는 가속도계와 자이로의 바이어스를 포함한다. 따라서 가속도계와 자이로의 잡음은 측정 노이즈가 아닌 상태변수 노이즈로 고려하게 된다.

착륙 시스템의 운동학 방정식은 식 (20)과 같다. 여기에서 $C_i^{b-1}(\mathbf{q})$ 는 쿼터니언 요소들로 표현된 DCM(Direction Cosine Matrix)을 나타내고, \mathbf{g} 는 달의 중력 가속도, \mathbf{v}_a 는 가속도계의 백색 잡음, \mathbf{v}_ω 는 자이로의 백색 잡음을 나타낸다. 또한 행렬 $\Omega(\boldsymbol{\omega})$ 는 식 (21)과 같다.

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{r}} &= \mathbf{v} \\ \dot{\mathbf{v}} &= C_i^{b-1}(\mathbf{q}) (\tilde{\mathbf{a}} - \mathbf{b}_a - \boldsymbol{\eta}_a) + \mathbf{g} \\ \dot{\mathbf{q}} &= \frac{1}{2} \Omega(\tilde{\boldsymbol{\omega}} - \mathbf{b}_\omega - \boldsymbol{\eta}_\omega) \mathbf{q} \\ \dot{\mathbf{b}}_a &= \mathbf{v}_a \\ \dot{\mathbf{b}}_\omega &= \mathbf{v}_\omega \end{aligned} \quad (20)$$

$$\Omega(\boldsymbol{\omega}) = \begin{bmatrix} 0 & \omega_3 & -\omega_2 \omega_1 \\ -\omega_3 & 0 & \omega_1 \omega_2 \\ \omega_2 & -\omega_1 & 0 \omega_3 \\ -\omega_1 - \omega_2 - \omega_3 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (21)$$

4.4 항법 필터 설계

본 논문에서는 IMU의 오차 누적을 보상하기 위해 비전 센서와 조합한 항법 시스템을 소개한다. 이 결합 시스템은 반복 확장칼만필터(Iterated Extended Kalman Filter, IEKF)로 설계하였다. 반복확장 칼만필터에서는 시스템의 비선형성으로 인해 나타나는 오차를 극복할 수 있다.

착륙시스템에 적용되는 항법 필터의 프로세스 모델(process model)은 식(22)와 같이 주어진다. 이 식을 통해 상태변수를 전파(propagation) 할 수 있다.

$$\dot{\hat{\mathbf{x}}} = f(\hat{\mathbf{x}}) = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{v}} \\ C_i^{b-1}(\hat{\mathbf{q}})(\hat{\mathbf{a}}) + \mathbf{g} \\ \frac{1}{2} \Omega(\hat{\boldsymbol{\omega}}) \hat{\mathbf{q}} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (22)$$

여기서 상태 변수 $\hat{\mathbf{x}}$ 는 $\hat{\mathbf{x}} = [\hat{\mathbf{r}} \ \hat{\mathbf{v}} \ \hat{\mathbf{q}} \ \hat{\mathbf{b}}_a \ \hat{\mathbf{b}}_\omega]^T$ 로 정의하고, 추정 가속도는 $\hat{\mathbf{a}} = \tilde{\mathbf{a}} - \hat{\mathbf{b}}_a$, 추정 각속도는 $\hat{\boldsymbol{\omega}} = \tilde{\boldsymbol{\omega}} - \hat{\mathbf{b}}_\omega$ 로 구해진다.

다음으로 실제 값과 추정치의 오차 방정식을 구해볼 수 있다. 쿼터니언을 제외한 상태 변수의 오차는 단순히 식 (20)과 식 (22)의 차이를 계산함으로써 얻을 수 있다. 반면 쿼터니언의 차이값 계산 식은 식 (23)과 같다.

$$\delta \mathbf{q} = \mathbf{q} \otimes \mathbf{q}^{-1} \quad (23)$$

오차 쿼터니언 $\delta \mathbf{q}$ 는 자세 오차를 나타내며, 오차 각도가 작을 경우에는 오일러 각도(Euler angle) 오차 $\delta \boldsymbol{\alpha}$ 로 나타낼 수 있다.

$$\delta \boldsymbol{\alpha} \approx \begin{bmatrix} \delta q_{1,3} \\ \delta q_4 \end{bmatrix} \approx \begin{bmatrix} \frac{1}{2} \delta \boldsymbol{\alpha} \\ 1 \end{bmatrix} \quad (24)$$

이를 고려하여 자이로 센서의 오차 모델과 각도 오차 모델을 식 (25)와 같이 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} \delta \dot{\boldsymbol{\alpha}} &= -[\hat{\boldsymbol{\omega}} \times] \delta \boldsymbol{\alpha} - (\Delta \mathbf{b}_\omega + \boldsymbol{\eta}_\omega) \\ \delta q_4 &= 0 \\ \Delta \dot{\mathbf{b}}_\omega &= \mathbf{v}_\omega \end{aligned} \quad (25)$$

여기서 $[\hat{\boldsymbol{\omega}} \times]$ 는 교대행렬(skew-symmetric Matrix)로서 식 (26)으로 나타낸다.

$$[\hat{\omega} \times] = \begin{bmatrix} 0 & -\omega_3 & \omega_2 \\ \omega_3 & 0 & -\omega_1 \\ -\omega_2 & \omega_1 & 0 \end{bmatrix} \quad (26)$$

위 식 (24), (25)로부터 모든 상태변수의 오차 방정식을 표현하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \Delta \dot{\mathbf{x}} &= F \Delta \mathbf{x} + G \mathbf{n} \\ &= \begin{bmatrix} \Delta v \\ -C_l^{b-1}(\hat{\mathbf{q}})[\hat{\mathbf{a}} \times] \delta \alpha - C_l^{b-1}(\hat{\mathbf{q}}) \Delta \mathbf{b}_a - C_l^{b-1}(\hat{\mathbf{q}}) \eta_a \\ -[\hat{\omega} \times] \delta \alpha - (\Delta \mathbf{b}_\omega + \eta_\omega) \\ \mathbf{v}_a \\ \mathbf{v}_\omega \end{bmatrix} \quad (27) \end{aligned}$$

여기서 행렬 F 와 G 는 아래와 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} F &= \begin{bmatrix} 0_{3 \times 3} & I_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} - C_l^{b-1}(\hat{\mathbf{q}})[\hat{\mathbf{a}} \times] - C_l^{b-1}(\hat{\mathbf{q}}) & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & -[\hat{\omega} \times] & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & -I_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \end{bmatrix} \\ G &= \begin{bmatrix} 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} - C_l^{b-1}(\hat{\mathbf{q}}) & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \\ -I_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & I_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & I_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \end{bmatrix} \quad (28) \\ \mathbf{n} &= \begin{bmatrix} \eta_\omega \\ \mathbf{v}_\omega \\ \eta_a \\ \mathbf{v}_a \end{bmatrix} \end{aligned}$$

측정 모델은 식 (29)와 같이 정의한다. 영상 처리가 완료되어 i 번째 특징점에 대한 위치 정보가 얻어지면 그에 따른 픽셀 좌표를 얻을 수 있다.

$$z_i = \begin{bmatrix} u_i \\ v_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f \frac{X_i}{Z_i} \\ f \frac{Y_i}{Z_i} \end{bmatrix} \quad (29)$$

식 (22)와 (29)의 프로세스 모델과 측정모델을 통해 반복 확장칼만필터(IEKF)를 구현 할 수 있다[15]. IEKF의 구현 과정은 전파(propagation) 단계와 업데이트(update) 단계로 구성된다.

전파 과정은 식 (22)를 적분하여 얻어진다. 오차 공분산에 대한 전파는 식 (30)을 통해 얻어진다.

$$P_{k|k+1} = \Phi_k P_{k|k} \Phi_k^T + Q_d \quad (30)$$

여기서 Q_d 와 상태전이행렬 Φ_k 는 각각 $Q_d \cong G(t_k) Q_{IMV}(t_k) G^T(t_k) \Delta t$, $\Phi_k \cong I + F \Delta t$ 로 구

해진다. j 번째 반복 측정 잔여(residual) $Re^{(j)}$ 는 측정값 z 와 j 번째 추정값 $\hat{z}^{(j)}$ 의 차이로 식 (31)과 같이 정의된다.

$$Re^{(j)} = z - \hat{z}^{(j)} = \begin{bmatrix} X_i - \hat{X}_i^j \\ Y_i - \hat{Y}_i^j \\ Z_i - \hat{Z}_i^j \end{bmatrix} = H^{(j)} \Delta \mathbf{x} + \eta_m \quad (31)$$

여기서 측정 잡음은 $E(\eta_m \eta_m^T) = R$ 와 같다. 식 (31)의 민감도 행렬(sensitivity matrix)을 구하면 다음과 같다.

$$H^{(j)} = \frac{\partial Re}{\partial \Delta \mathbf{x}} = \frac{\partial Re}{\partial \hat{R}_i^c} \frac{\partial \hat{R}_i^c}{\partial \Delta \mathbf{x}} \quad (32)$$

자세한 관계식은 아래와 같다.

$$\frac{\partial Re}{\partial \hat{R}_i^c} = \frac{f}{\hat{Z}_i} \begin{bmatrix} 10 - \frac{\hat{X}_i}{\hat{Z}_i} \\ 01 - \frac{\hat{Y}_i}{\hat{Z}_i} \end{bmatrix} \quad (33)$$

$$\frac{\partial \hat{R}_i^c}{\partial \Delta \mathbf{x}} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} [-C_l^b(\hat{\mathbf{q}})]^T \\ 0_{3 \times 3} \\ [-C_l^b(\hat{\mathbf{q}})(t_i^l - \hat{\mathbf{r}}^l) \times]^T \\ 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} \end{bmatrix}^T$$

오차 추정치를 계산하기 위한 j 번째 칼만 이득(Kalman Gain)은 다음과 같이 주어진다.

$$K^{(j)} = P_{k|k+1} H^{(j)T} (H^{(j)} P_{k|k+1} H^{(j)T} + R)^{-1} \quad (34)$$

오차 추정치는 아래와 같이 주어진다.

$$\Delta \mathbf{x}^{(j)} = \begin{bmatrix} \Delta \hat{\mathbf{r}}_{k+1} \\ \Delta \hat{\mathbf{v}}_{k+1} \\ \Delta \delta \hat{\alpha}_{k+1} \\ \Delta \hat{\mathbf{b}}_{a,k+1} \\ \Delta \hat{\mathbf{b}}_{\omega,k+1} \end{bmatrix} = K^{(j)} (Re^{(j)} + H^{(j)} \Delta \mathbf{x}^{(j-1)}) \quad (35)$$

다음 반복 횟수인 $j+1$ 번째의 상태변수 $\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1}^{(j+1)}$ 는 업데이트 과정을 거쳐 얻어진다. 또한 쿼터니언의 업데이트 식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{q}}_{k+1|k+1}^{(j+1)} &= \delta \hat{\mathbf{q}}_{k+1}^{(j)} \otimes \hat{\mathbf{q}}_{k+1|k} \\ \delta \hat{\mathbf{q}}_{k+1}^{(j)} &= \begin{bmatrix} \frac{1}{2} \delta \hat{\alpha}_{k+1}^{(j)} \\ \sqrt{1 - \frac{1}{4} \delta \hat{\alpha}_{k+1}^{(j)T} \delta \hat{\alpha}_{k+1}^{(j)}} \end{bmatrix} \quad (36) \end{aligned}$$

다른 상태변수에 대한 업데이트는 식 (37)과 같이 이루어진다.

$$\begin{bmatrix} \hat{\mathbf{r}}_{k+1|k+1} \\ \hat{\mathbf{v}}_{k+1|k+1} \\ \hat{\mathbf{b}}_{a,k+1|k+1} \\ \hat{\mathbf{b}}_{\omega,k+1|k+1} \end{bmatrix}^{(j+1)} = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{r}}_{k+1|k} \\ \hat{\mathbf{v}}_{k+1|k} \\ \hat{\mathbf{b}}_{a,k+1|k} \\ \hat{\mathbf{b}}_{\omega,k+1|k} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta \hat{\mathbf{r}}_{k+1|k+1} \\ \Delta \hat{\mathbf{v}}_{k+1|k+1} \\ \Delta \hat{\mathbf{b}}_{a,k+1|k+1} \\ \Delta \hat{\mathbf{b}}_{\omega,k+1|k+1} \end{bmatrix}^{(j)} \quad (37)$$

위 과정의 반복은 상태 추정값의 수렴이 달성 될 때까지 계속된다. 마지막 반복에서 얻어진 상태 값을 통해 오차 공분산을 식 (38)과 같이 업데이트한다.

$$P_{k+1|k+1} = (I - KH)P_{k+1|k}(I - KH)^T + KRK^T \quad (38)$$

V. 시뮬레이션

5.1 착륙 시나리오 조건

주차 궤도(parking orbit)에서부터 표면의 착륙까지의 전체 착륙 시나리오는 Fig. 2와 같다. 각 단계의 고도와 수직 속도, 수평 속도는 Apollo 임무와 동일하게 설정하였다. 본 논문에서는 제동단계를 착륙 시작 시점으로 선택하여 시뮬레이션을 수행하였다. 각 착륙 단계에 대한 정보는 Table 2와 같다.

Table 2. Nominal powered descent condition[3]

	고도(m)	수직속도 (m/s)	수평속도 (m/s)
제동단계	15,000	1694.7	-1
진입단계	2,231	-44	129
최종하강 단계	100	-8.2	-1

5.2 시뮬레이션 결과

5.2.1 영상 처리 결과

3장에서 특징점을 추출하고 매칭하는 기술에 대해 논의하였다. 영상 처리 과정은 특징점 추출, 특징점 매칭 그리고 특징점 추적으로 나누어진다.

시뮬레이션에 사용된 달 표면 이미지는 Lunar Map Pro 5.0. 으로부터 얻어졌다. 이 프로그램은 전체 달 표면에 대해 높은 해상도의 지도와 위도, 경도 정보를 제공한다.

우선 Harris 코너 검출을 이용하여 여러 개의 특징점을 전체 지도와 부분 이미지로부터 추출하여야 한다. 아래 Fig. 9와 Fig. 10은 전체 지도와

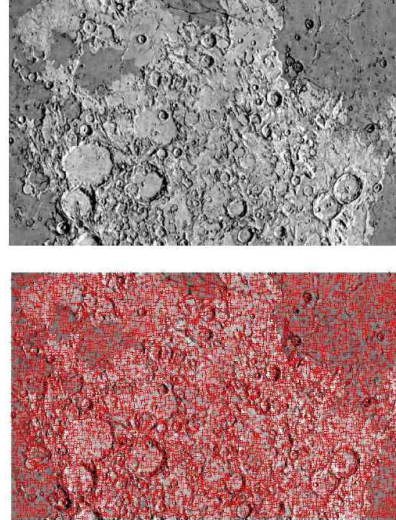


Fig. 9. Lunar map(upper) and detected features(lower)

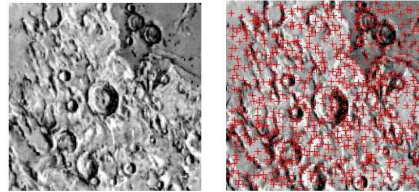


Fig. 10. The descent image(left) and detected features(right)

부분 이미지 각각의 특징점 추출 결과를 보여준다.

특징점 추출이 이루어진 후에는 부분 이미지의 특징점을 전체 지도에 매칭 시켜야 한다. 그 결과는 Fig. 11에 나타나고 이를 통해 교차상관 관계를 이용한 특징점 매칭이 잘 이루어졌음을 확인할 수 있다.

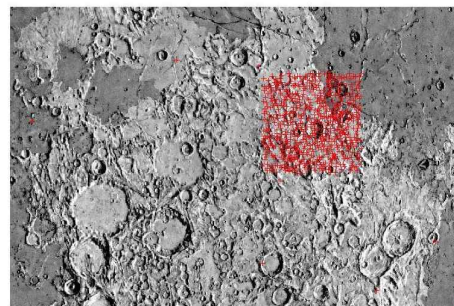


Fig. 11. The output of cross-correlation matching

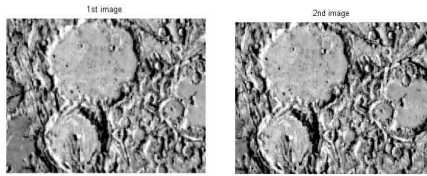


Fig. 12. Sequential images

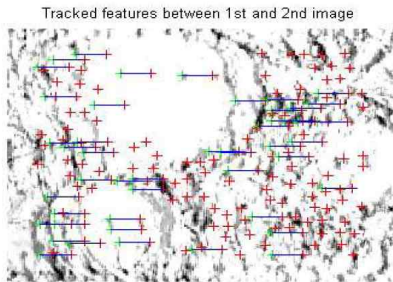


Fig. 13. The tracked features

다음으로는 연속된 하강 이미지에 대해 특징점 추적을 수행하여야 한다. 3장에서 언급한 KLT 추적 방법으로 구현하였고 Fig. 12의 연속 이미지 사이의 특징점 추적 결과는 Fig. 13과 같다.

5.2.2 상태 변수 추정 결과

상태 변수를 추정하기 위해 Table 3과 같이 시뮬레이션 파라미터를 설정하였다.

시뮬레이션을 위해서는 카메라에 의해 얻어진 특징점의 위치 정보가 필요하다. 본 논문에서는 100개의 특징점을 영상처리를 통해 얻은 것으로 가정하였고 기준 궤적(reference trajectory)과 추출된 특징점은 Fig. 14와 같다.

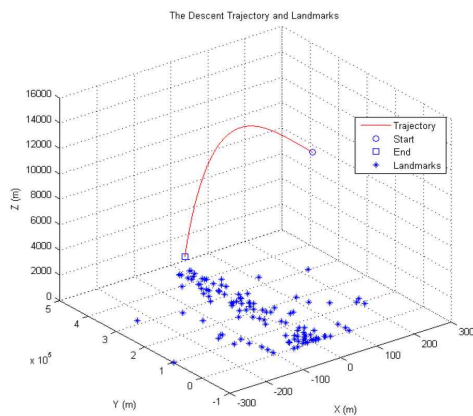


Fig. 14. The descent trajectory of lunar lander

Table 3. Simulation parameter

IMU specification (100Hz)	
b_a	$[1 \ 1 \ 1]^T \times 10^{-4}$
v_a	$[0.0017 \ 0.0017 \ 0.0017]^T$
η_a	$[0.35 \ 0.35 \ 0.35]^T$
s_a	$[0.005 \ 0.005 \ 0.005]^T$
m_a	$[3.5 \ 3.5 \ 3.5]^T \times 10^{-4}$
b_ω	$[1 \ 1 \ 1]^T \times 10^{-2}$
v_ω	$[5 \ 5 \ 5]^T \times 10^{-5}$
η_ω	$[5 \ 5 \ 5]^T \times 10^{-4}$
s_ω	$[0.0001 \ 0.0001 \ 0.0001]^T$
m_ω	$[9.5 \ 9.5 \ 9.5]^T \times 10^{-4}$
Camera parameter (5Hz)	
f	0.05
FOV	$35^\circ \times 35^\circ$
Filter parameter	
P_0	$40 I_{15 \times 15}$
R	10^{-4}
Q_{IMU}	$\begin{bmatrix} \eta_\omega^2 & & 0 \\ & v_\omega^2 & \\ & & \eta_a^2 \\ 0 & & & v_a^2 \end{bmatrix}$
Initial error	$[30 \ 30 \ 30 \ 0.5 \ 0.5 \ 0.5 \ 1^\circ \ 1^\circ \ 1^\circ \ 0_{1 \times 6}]^T$

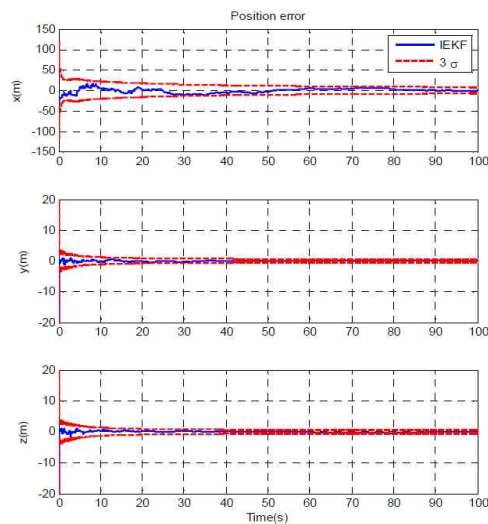


Fig. 15. The estimated position error

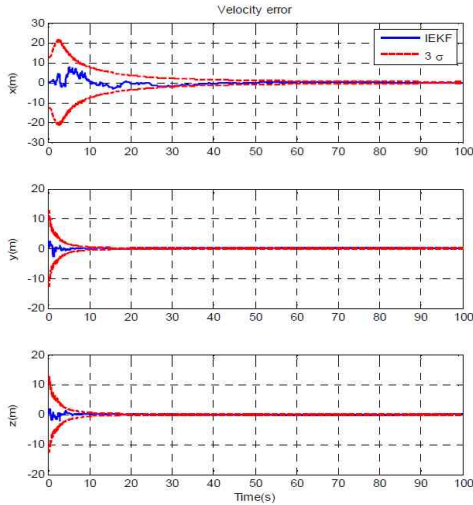


Fig. 16. The estimated velocity error

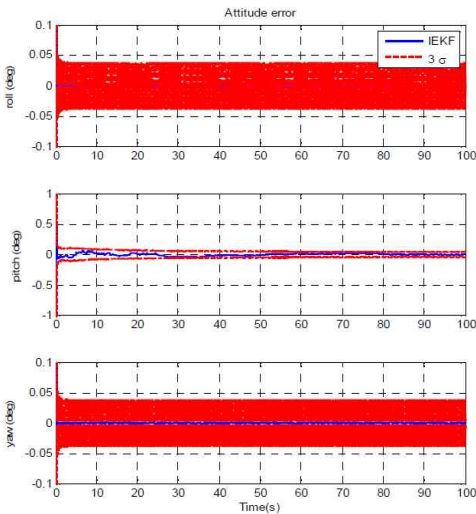


Fig. 17. The estimated attitude error

Table 5. RMS error of IEKF and Single INS

	위치(m)	속도(m/s)	자세(°)
IEKF	4.5774	1.1684	0.0829
단일 INS	1609.8	10.357	2.36

반복확장 칼만필터를 이용해 구현한 지형 보 조 관성항법시스템의 결과는 Fig. 15~17에 나타 난다. 위치와 속도, 자세 오차는 동력 하강 단계 의 시작 단계에서는 초기 오차로 인해 크지만 20 초가 지난 후에는 거의 0 근처로 수렴하는 것을 확인 하였다. Table 5는 단일 INS와의 RMS(Root Mean Square) 오차를 비교한 것이다. 이를 통해

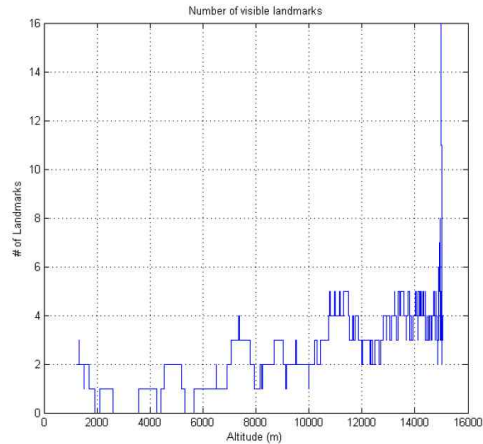


Fig. 18. The number of visible landmarks

반복확장 칼만필터를 적용하여 지형보조 관성항 법을 구현한 경우가 단일 INS에 비해 더욱 정밀 한 항법 정보를 제공함을 알 수 있다. Fig. 18은 착륙선의 고도에 따른 관측 가능한 특징점의 수 를 나타낸다. 낮은 고도에서는 카메라의 시야에 더 적은 수의 특징점이 검출되는 것을 확인하였 다. 표면 근처에서의 낮은 가관측성 (observability)을 극복하기 위해서는 특징점 추적 을 통한 추가적인 특징점 정보가 필요하다.

III. 결 론

본 논문에서는 행성 탐사임무 완수를 위한 안 전하고 정밀한 착륙을 위해 광학 센서를 이용한 지형보조 관성항법시스템을 개발하였다. 아폴로 임무 때부터 지속적으로 관측되어진 달을 탐사 대상으로 선택하였고 착륙 탐사임무와 착륙선의 운동방정식에 대해 서술하였다.

또한 이미지로부터 특징점을 추출하고 기존의 지형데이터와의 매칭을 통해 3차원 위치 데이터 를 얻는 영상 처리 과정에 대하여 다루었다. 광 학센서로는 카메라를 택하여 지형보조 관성항법 을 구현하였다.

INS와 카메라 센서의 결합을 위해 반복 확장 칼만필터를 사용하여 착륙선의 위치, 속도, 자세 를 추정하였다.

구현된 항법 시스템의 검증을 위해 달 표면 착륙에 대한 시뮬레이션을 수행하였다. 실제 달 표면 이미지를 사용하여 특징점 추출과 매칭, 추 적의 영상 처리 알고리즘을 구현하였다. 또한 반

복 확장칼만필터를 이용해 착륙선의 정보를 보다 정확하게 추정할 수 있었으며 이를 통해 지형 보조 관성항법시스템이 단일 INS 시스템에 비해 정밀 착륙에 필요한 항법 정보를 제공함을 확인하였다.

후 기

본 연구는 한국과학재단을 통해 교육과학기술부의 우주기초원천기술개발 사업(NSL, National Space Lab)으로부터 지원받아 수행되었으며, 이에 감사드립니다(S10801000123-08A0100-12310).

참고문헌

1) Chul Park., " A Road Map To The Moon", 한국항공우주학회 2008년 추계학술발표회, Nov. 2008.

2) Kregsmann, B. A., "Radar-Updated Inertial Navigation of a Continuously-Powered Space Vehicle", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 2, No. 4, 1966.

3) Paschall, S. C., Brady, T., Cohanin, B. E., and Sostaric, R., " A Self Contained Method for Safe & Precise Lunar Landing", Aerospace Conference, 2008.

4) Johnson, A. E., and Montgomery, J. F., " Overview of Terrain Relative Navigation Approaches for Precise Lunar Landing", IEEE Aerospace Conference, 2008.

5) Mourikis, A. I., Trawny, N., Roumeliotis, S. I., Johnson, A. E. and Matthies, L., " Vision Aided Inertial Navigation for Precise Planetary Landing : Analysis and Experiments", Proceeding of Robotics Systems and Science Conference, Jun, 2007.

6) Li, S., Cui, P., and Cui, H., "Vision-aided Inertial Navigation for Pinpoint Planetary Landing", Aerospace Science and Technology, Vol. 11, No. 6, 2007, pp. 499~506.

7) Sasaki, S., Iijima, Y., Tanaka, K., Kato, M., et al., " The SELENE Mission : Goals and Status", Advances in Space Research, 2003.

8) Cheng, Y., Johnson, A. E., Matthies, L. H., and Olson, C. F., " Optical Landmark Detection for Spacecraft Navigation", Advances in the Astronautical Sciences, 2003.

9) Gonzales, R. C., Woods, R. E., and Eddins, S. L., " Digital Image Processing using MATLAB", 2nd Edition, Pearson Prentice Hall, 2004.

10) Lowe, D. G., " Distinctive Image Features from Scale-invariant Keypoints", International Journal of Computer Vision, Vol. 60, No. 2, 2004. pp. 91~110.

11) Harris, C., and Stephens, M., " A Combined Corner and Edge Detector", Proceeding of 4th Alvey Vision Conference, 1988, pp. 147~151.

12) Johnson, A., et al., " Design through Operation of an Image-based Velocity Estimation System for Mars Landing", International Journal of Computer Vision, Vol. 72, No. 3, 2007, pp. 319~341.

13) Tomasi, C., and Kanade, T., " Detection and Tracking of Point Features", Carnegie Mellon University Technical Report CMU-CS-91-132, Apr, 1991.

14) Shi, J., and Tomasi, C., " Good Features to Track", IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1994, pp. 593~600.

15) Simon, D., " Optimal State Estimaion : Kalman, H-Infinity and Nonlinear Approaches", 1st Edition, Wiley & Sons, 2006.

16) Gelb, A., " Applied Optimal Estimation", M.I.T Press, Cambridge, Massachusetts, 1974.

17) Andrews, G., " Implementation Considerations for Vision-Aided Inertial Navigation", Electrical and Computer Engineering Master's Theses, 2008.