

## 論文

J. of The Korean Society for Aeronautical and Space Sciences 46(6), 479-486(2018)

DOI:https://doi.org/10.5139/JKSAS.2018.46.6.479

ISSN 1225-1348(print), 2287-6871(online)

달 탐사 로버의 적응형 움직임 가중치에 따른  
스테레오 준직접방식 비주얼 오도메트리

정재형\*, 허세종\*, 박찬국\*\*

Stereo Semi-direct Visual Odometry  
with Adaptive Motion Prior Weights of Lunar Exploration Rover

Jae Hyung Jung\*, Se Jong Heo\* and Chan Gook Park\*\*

Department of Mechanical and Aerospace Engineering /ASRI Seoul National University\*\*\*

## ABSTRACT

In order to ensure reliable navigation performance of a lunar exploration rover, navigation algorithms using additional sensors such as inertial measurement units and cameras are essential on lunar surface in the absence of a global navigation satellite system. Unprecedentedly, Visual Odometry (VO) using a stereo camera has been successfully implemented at the US Mars rovers. In this paper, we estimate the 6-DOF pose of the lunar exploration rover from gray images of a lunar-like terrains. The proposed algorithm estimates relative pose of consecutive images by sparse image alignment based semi-direct VO. In order to overcome vulnerability to non-linearity of direct VO, we add adaptive motion prior weights calculated from a linear function of the previous pose to the optimization cost function. The proposed algorithm is verified in lunar-like terrain dataset recorded by Toronto University reflecting the characteristics of the actual lunar environment.

## 초 록

위성항법시스템이 없는 달 표면에서 탐사 로버의 신뢰성 있는 항법성능을 확보하기 위해 관성측정장치나 카메라와 같은 추가적인 센서를 활용한 항법 알고리즘이 필수적이다. 일례로 미국의 화성 탐사 로버에 스테레오 카메라를 이용한 비주얼 오도메트리(VO)가 성공적으로 사용된 바 있다. 본 논문에서는 달 유사환경의 스테레오 흑백 이미지를 입력받아 달 탐사 로버의 6 자유도 움직임을 추정하였다. 제안하는 알고리즘은 희소 이미지 정렬 기반의 준직접방식 VO를 통해 연속된 이미지간의 상대 움직임을 추정한다. 또한 비선형성에 취약한 직접방식 VO를 보완하고자 최적화 시 로버의 움직임에 따른 가중치를 비용 함수에 고려하였고, 그 가중치는 이전 단계에서 계산된 포즈의 선형 함수로 제안한다. 본 논문에서 제안하는 로버의 움직임에 따른 가중치를 통해 실제 달 환경의 특성을 반영하는 토론토 대학의 달 유사환경 데이터셋에서 VO 성능이 향상됨을 확인하였다.

**Key Words** : Visual Odometry(비주얼 오도메트리), Weighted Nonlinear Optimization (가중 비선형 최적화), Lunar Exploration Rover(달 탐사 로버)

† Received : December 19, 2017    Revised : April 17, 2018    Accepted : April 23, 2018

\*\* Corresponding author, E-mail : chanpark@snu.ac.kr

## 1. 서 론

달 탐사는 과거 1960년대 미국의 아폴로 프로그램으로 유인 탐사가 활발히 이루어졌고, 그 후 21세기에 대한민국을 포함한 일본, 중국, 유럽 등에서 달 탐사에 대한 연구 및 개발이 활발히 진행되고 있다. 이처럼 달 탐사에 대한 관심이 다시 높아지는 이유는 우주개발에 대한 전초기지로서의 활용도가 높고, 우주탐사 기술을 검증하기에 적합하다는 것이다. 지구 밖 환경에서 성공적으로 임무를 수행한 탐사 로버로 70년대 러시아의 달 탐사 로버인 루노코드(Lunokhod), 2013년 중국의 달 탐사 로버인 위투(Yutu) 그리고 미국의 최초 화성 탐사 로버인 소저너(Sojourner), 쌍둥이 로버인 스피릿(Spirit)과 오퍼튜니티(Opportunity) 그리고 가장 최근에 화성에 착륙한 큐리오시티(Curiosity) 로버가 있다. 지구환경과 달리 화성과 달에는 위성항법시스템이 존재하지 않기 때문에 다른 항법시스템이 필요하다. 하지만, 바퀴의 주행거리를 측정하는 휠 오도메트리(Wheel Odometry, WO)의 경우 로버가 경사진 곳을 올라가거나 바닥이 미끄러운 곳에서 구동할 경우 바닥과 슬립이 발생할 수 있기 때문에 운용에 한계가 있다. 이를 해결하고자 미국의 화성 탐사 로버는 스테레오 카메라의 영상을 활용한 비주얼 오도메트리(Visual Odometry, VO)를 WO와 함께 사용하여 성공적으로 임무를 수행한 바 있다[1].

VO는 연속된 이미지를 통해 카메라의 6자유도(선형 속도 및 각속도) 상대 움직임을 추정하고 그 값을 누적하여 카메라의 위치 및 자세를 계산하는 알고리즘이며, 탐사 로버, 무인기 혹은 스마트폰 등 다양한 플랫폼에 적용되고 있다. 하지만, VO는 상대 움직임을 누적하여 최종적인 위치 및 자세를 계산하기 때문에 시간에 따라 오차가 누적되는 단점을 가지고 있어, 이를 보완하고자 많은 연구들이 진행되고 있다.

화성 탐사 로버의 경우 Fig. 1(a)와 같이 연속된 영상의 특징점을 추출하여 그 재투영 오차를 최소화하는 특징점 기반 VO가 사용되었다[1]. 하지만 특징점 기반 VO는 영상에 일정 수 이상의 특징점이 일관되게 존재해야하며 잘못된 특징점 정합으로 인해 항법 오차가 발생할 수 있다는 단점이 있다[2]. 이러한 특징점 기반 VO의 단점을 극복하고자 Steinbrücker(2011) 등이 Fig. 1(b)와 같이 픽셀의 밝기차(photometric error)를 최소화하는 직접방식(direct) VO를 제안하였다[3]. 직접방식 VO의 경우 특징점 정보가 필요 없기 때문에 일반적으로 모션블러에 강인하고 영상의 모든 정보를 사용하여 포즈 추정이 정확하다는 장점이 있지만, 특징점 기반 VO보다 연산량이 많고 비용 함수의 비선형성이 크다고 알려져 있다.

로버 혹은 소형 무인기에 적용된 VO의 연구동향을 살펴보면, Howard(2008)가 스테레오 영상에서 특징점 정합시 특징점들 사이의 거리가 일관성 있는 정합쌍을 추출하는 알고리즘을 제안하여 지상로버 주행실험을 통해 그 성능을 검증하였다[4]. 또한, Lambert(2011) 등은 태양센서, 기울기 센서 그리고 특징점 기반 VO를 활용하여 특징점의 구조와 카메라의 움직임을 모두 추정하는 번들조정(bundle adjustment)을 제안하여 달 유사환경에서 로버주행을 통해 검증하였다[5]. 한편, 직접방식 VO에서는 Engel(2013) 등이 영상의 모든 정보를 쓰는 것이 아니라 모서리 정보를 활용하여 이미지를 정렬(alignment)하고 시간에 따른 스테레오 영상으로 특징점의 깊이를 계산하는 Semi-dense VO를 제안하여 적은 연산량으로 성능을 향상시켰다[6]. 또한, 특징점 기반 VO와 직접방식 VO를 결합한 대표적인 예로는 Forster(2014) 등이 제안한 Semi-direct VO (SVO)가 있으며, 이는 특징점을 중심으로 생성된 이미지 패치 정렬을 통해 특징점의 정합 관계를 구한 뒤, 재투영 오차를 최소화하는 번들조정을 통해 카메라의 움직임을 추정한다. 연산량이 많은 특징점 기술자를 사용하지 않는다는 장점과 패치 정렬로 구한 해를 번들조정으로 한 번 더 개선한다는 장점이 있다.

본 논문에서는 스테레오 영상을 활용한 Stereo Semi-direct Visual Odometry (SSDVO) 알고리즘을 제안하고 이를 달 유사환경 데이터셋[8]에 적용함으로써 그 성능을 검증한다. SSDVO는 앞서 언급한 SVO에서 제안하는 희소 이미지 정렬(sparse image alignment)을 수행한다는 유사점이 있지만, 연산량을 고려하여 번들조정을 수행하지 않고, 로버의 움직임에 따른 가중(adaptive

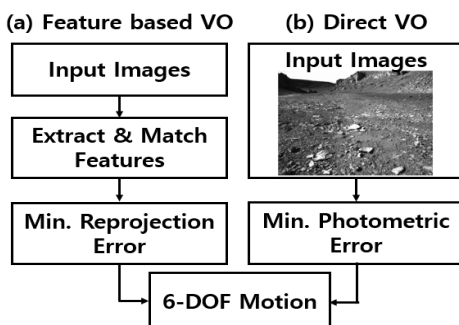


Fig. 1. Feature based VO and direct VO

motion prior weight)을 최적화 비용 함수에 고려하였다는 차이점이 있다. 또한, 기존에 제안된 특징점 기반 VO 알고리즘과 항법오차를 달 유사 환경 데이터셋에서 비교 및 분석하고, 로버 움직임 가중치에 따른 알고리즘의 성능을 분석한다.

## II. SSDVO 알고리즘

### 2.1 SSDVO 알고리즘 개요

달 유사환경의 경우 일반적인 지구 환경과 다르게 영상에 텍스처가 많지 않고 지질학적인 지형들이 많으며, 탁 트인 시야로 인해 거리가 먼 지점들이 다수 존재한다. 본 논문에서는 이러한 환경을 고려한 스테레오 카메라 기반 VO를 제안하며 전반적인 알고리즘은 Fig. 2와 같다. 스테레오 카메라로부터 좌우 흑백(gray-scale) 이미지를 얻고, 코너 혹은 블랍(blob) 특징점을 추출하며, 이를 통해 희소 깊이지도(sparse depth map)를 생성한다. 영상의 모든 부분을 사용하여 이미지를 정렬 할 경우 그 연산량이 커지게 되는 단점 때문에 이미지에서 추출한 특징점을 중심으로 패치를 생성하고 이를 정렬하여 적은 연산량으로 연속된 이미지간의 상대 움직임을 추정한다[7]. 하지만, 달 유사환경의 충분하지 못한 텍스처로 인해 입력된 이미지에서 희소 이미지 정렬 수행을 위한 충분한 특징점이 추출되지 않을 경우, 스테레오 이미지의 픽셀차이 지도를 계산하여 유효한 깊이정보를 가진 픽셀을 정렬하였다.

이렇게 계산된 깊이 정보들은 희소 이미지 정렬 과정으로 입력되고, 로버(카메라)의 시간에 따른 상대 속도 및 각속도(포즈, pose)에 따른 이미지 워핑(warping)을 통해 식 (1)과 같이 비용 함수(cost function)가 픽셀 밝기차( $E_{photo}$ )인 최적화 문제를 풀게 된다. 또한, 이전 단계에서 수립된 포즈를 비용 함수에 추가하여 로버의 포즈에 따른 차이( $E_{prior}$ )를 비용 함수에 주게 된다.

$$\xi^* = \operatorname{argmin}_{\xi} E_{photo}(\xi) + E_{prior}(\xi - \xi_{prior}) \quad (1)$$

여기서  $\xi$ 는 상대 포즈를 의미하며 식 (2)와 같이  $k+1$ 과  $k$ 째 카메라 프레임의 상대 선형 속도와 각속도로 정의된다. 또한 카메라의 좌표계는  $\{C\}$  그리고 글로벌 좌표계는  $\{G\}$ 로 표기하였다.

$$\xi = [v_{C_{k+1}C_k}^{C_{k+1}} \ w_{C_{k+1}C_k}^{C_{k+1}}]^T \in \mathbb{R}^6 \quad (2)$$

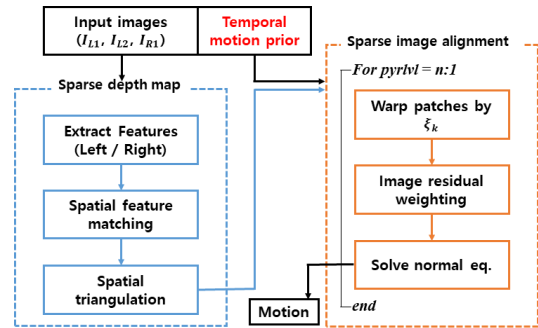


Fig. 2. SSDVO algorithm overview

### 2.2 희소 깊이지도 생성

영상의 모든 영역을 사용하는 밀집(dense) 직접방식 VO[3]와 달리 본 논문에서 제안하는 SSDVO는 특징점의 패치 정렬로 로버(카메라)의 상대 움직임을 계산한다. 따라서 영상의 모든 픽셀이 아닌 추출된 특징점의 깊이만을 계산하며, 스테레오 영상의 좌우 특징점은 Kanade Lucas Tomasi (KLT) 추적기를 이용하여 정합 관계를 구하였다. 픽셀의 밝기차를 최소화하는 광류(optical flow)를 계산하는 KLT 추적기는 이미지간의 움직임이 크거나 광량의 변화가 심한 경우 그 성능이 저하된다. 하지만, 본 논문에서는 시간에 따른 움직임이 아닌 스테레오 카메라의 기저(baseline) 차이에 의한 특징점의 정합 관계를 계산하는데 사용하여 성공적으로 정합 관계를 계산할 수 있었다.

스테레오 카메라간의 포즈인  $T_{C_r}^{C_l} \in SE(3)$  (rigid body transformation matrix)와 카메라의 내부 파라미터를 캘리브레이션을 통해 알고 있고, 획득한 영상이 정류(rectification)되었다고 가정하면 식 (3)을 통해 특징점의 깊이( $\lambda$ )를 계산할 수 있다.

$$\lambda = \frac{fb}{d} \quad (3)$$

여기서  $f$ 는 초점거리,  $b$ 는 기저 그리고  $d$ 는 픽셀 차이(disparity)이다.

### 2.3 희소 이미지 정렬

#### 2.3.1 이미지 워핑

직접방식 VO는 현재 이미지로 워핑된 픽셀의 밝기(intensity)와 기준 이미지의 밝기 차이를 비용 함수로 정의한다[3]. 여기서 이미지 워핑은 카메라의 포즈( $\xi$ )에 따라 기준 이미지에서 현재 이미지로 픽셀을 투영하는 것으로 식 (4)와 같이 정의한다.

$$w(\boldsymbol{\xi}, x_i) = \pi(T(\boldsymbol{\xi})\pi^{-1}(x_i)) \quad (4)$$

$$x_i = [u \ v]^T$$

$$T(\boldsymbol{\xi}) = \exp(\hat{\boldsymbol{\xi}} \Delta t) = \exp\left(\begin{bmatrix} \hat{\boldsymbol{w}} & \boldsymbol{v} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \Delta t\right) \in SE(3)$$

여기서  $w$ 는 이미지 워핑 함수,  $\pi$ 는 카메라의 투영 모델,  $x_i$ 는  $i$ 번째 이미지 평면에서의 픽셀 좌표, 그리고 위치자  $\hat{\boldsymbol{w}}$ 는 벡터  $\boldsymbol{w}$ 에 대한 왜대칭행렬(skew-symmetric matrix)을 의미한다.

### 2.3.2 최소 이미지 정렬 비용 함수

직접방식 VO는 영상의 모든 물체를 관찰자의 위치에 상관없이 밝기가 일정하다는 램버선 표면으로 가정한다[3]. 따라서, 직접방식 VO의 목표 함수는 기준 픽셀의 밝기에서 워핑된 픽셀의 밝기의 차인 식 (5)와 같이 정의된다.

$$E_{photo}(\boldsymbol{\xi}) = \sum_{i=1}^n r_i^2(\boldsymbol{\xi}) \quad (5)$$

$$= \sum_{i=1}^n [I_1(x_i) - I_2(w(\boldsymbol{\xi}, x_i))]^2$$

여기서  $I_1: \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$ 은 이전 이미지,  $I_2$ 는 현재 이미지,  $w$ 는 앞서 정의한 워핑 함수, 그리고  $n$ 은 총 픽셀수를 의미하며, 최소 이미지 정렬의 경우 이미지의 총 픽셀수가 아닌 이미지 패치를 이루는 총 픽셀의 수를 의미한다. 따라서 최소 이미지 정렬은 영상 전체의 픽셀을 사용하지 않고 추출된 픽셀만으로 이미지를 정렬시킨다.

## 2.4 SSDVO MAP 추정기

### 2.4.1 MAP 및 정규 방정식

식 (5)와 같이 픽셀의 밝기차만 고려한 최소 이미지 정렬과 달리 SSDVO는 로버(카메라)의 움직임을 최적화 비용 함수에 고려하였고, 로버(카메라)의 상대 포즈 Maximum A Posteriori (MAP) 추정기는 식 (6)과 같이 표현할 수 있다[9].

$$\boldsymbol{\xi}^* = \operatorname{argmax}_{\boldsymbol{\xi}} p(\boldsymbol{\xi}|\boldsymbol{r}) = \operatorname{argmax}_{\boldsymbol{\xi}} \frac{p(\boldsymbol{r}|\boldsymbol{\xi})p(\boldsymbol{\xi})}{p(\boldsymbol{r})}$$

$$\boldsymbol{r} = \{r_1, r_2, \dots, r_n\}$$

$$p(r_i|\boldsymbol{\xi}) \sim N(0, \sigma_{i,img}^2) \quad (6)$$

$$p(\boldsymbol{\xi}) \sim N(\boldsymbol{\xi}_{prior}, \sigma_{prior}^2 I_{6 \times 6})$$

여기서  $r_i$ 는 식 (5)에서 정의한 픽셀의 밝기차를 의미하고, 이를 독립동일분포(iid)라고 가정한다. 또한, 식 (6)의 공산(likelihood)과 프라이어(prior)를 정규분포라고 가정하고, 음 로그함수를 씌우면 식 (7)과 같은 가중 비선형 최소자승법(weighted nonlinear least square) 문제를 얻을 수 있다.

$$\boldsymbol{\xi}^* = \operatorname{argmin}_{\boldsymbol{\xi}} \sum_{i=1}^n (w_I(r_i)r_i^2(\boldsymbol{\xi})) + (\boldsymbol{\xi} - \boldsymbol{\xi}_{prior})^T w_P I_{6 \times 6} (\boldsymbol{\xi} - \boldsymbol{\xi}_{prior}) \quad (7)$$

여기서  $w_I$ 와  $w_P$ 는 픽셀 밝기차와 움직임 프라이에 따른 가중치이며 각각 식 (6)의 공분산( $\sigma_{i,img}^2, \sigma_{prior}^2$ )의 역수로 정의한다. 식 (7)의 첫 번째 항은 식 (5)에서 정의한 픽셀 밝기차 목표 함수이며, 두 번째 항은 로버(카메라)의 상대 포즈 분포에 따른 비용 함수를 의미한다.

식 (7)의 첫 번째 항인 밝기차 비용 함수는 식 (4)의 워핑 함수에 의해 비선형으로 정의된다. 최소한의 파라미터로 제약조건이 없는 선형 최적화 문제를 유도하기 위해  $\boldsymbol{\xi}$ 에 대해 식 (5)의  $i$ 번째 밝기차를 1차 테일러 전개하면,

$$r_i(\boldsymbol{\xi}_{k+1}) \cong r_i(\boldsymbol{\xi}_k) + \frac{\partial r_i(\boldsymbol{\xi})}{\partial \boldsymbol{\xi}}(\boldsymbol{\xi}_k) \Delta \boldsymbol{\xi} \quad (8)$$

식 (8)의 편미분 항을  $i$ 번째 밝기차의 자코비안( $J_i(\boldsymbol{\xi}_k)$ )으로 정의하면 연쇄법칙에 따라 다음과 같이 계산할 수 있다[3].

$$J_i = \frac{\partial r_i}{\partial \boldsymbol{\xi}} = \frac{\partial I_2}{\partial \pi} \frac{\partial \pi}{\partial X} \frac{\partial X}{\partial T} \frac{\partial T}{\partial \boldsymbol{\xi}} \quad (9)$$

$$X = T(\boldsymbol{\xi})\pi^{-1}(x)$$

또한, 각각의  $i$ 번째 성분들을 쌓아서 다음과 같이 벡터 및 행렬 형태로 만들면,

$$J_I = [J_1^T \ J_2^T \ \dots \ J_n^T]^T \in R^{n \times 6}$$

$$W_I = \operatorname{diag}(w_I(r_i)), \quad W_P = w_P(\boldsymbol{\xi}_{prior}) I_{6 \times 6}$$

$$r_I = [r_1 \ r_2 \ \dots \ r_n]^T, \quad r_P = \boldsymbol{\xi} - \boldsymbol{\xi}_{prior}$$

SSDVO의 비용 함수인 식 (7)의 정규 방정식은 식 (10)과 같이 주어지며 매번 갱신된 선형화 지점에서 최적화를 수행하게 된다.

$$\Delta \xi = - (J_I^T W_I J_I + W_P)^{-1} (J_I^T W_I r_I(\xi_k) + W_P r_P(\xi_k)) \quad (10)$$

식 (10)으로부터 계산된  $\Delta \xi$ 를 통해  $k+1$ 번째  $\xi$ 는 식 (11)과 같이 비선형 연산자( $\oplus$ )를 통해 계산된다.

$$\begin{aligned} \hat{\xi}_{k+1} &= \xi_k \oplus \Delta \xi \\ &= \log(\exp(\hat{\xi}_k) \exp(\Delta \hat{\xi})) \end{aligned} \quad (11)$$

### 2.4.2 이미지 잔차 가중치

연속된 이미지간의 급격한 광변화로 인해 램버선 표면 가정을 위배하는 경우, 식 (6)의 추정기가 지역(local) 최소값으로 수렴될 위험이 있다. 이를 보완하기 위해 Christian Kerl(2013) 등이 밝기차 비용 함수에 강건한 가중 함수를 적용하였고, 이를 실내 환경 데이터셋에서 검증하였다 [9]. 이는 관측된 밝기차가 일정한 분포를 따른다고 가정하고 그 분포에 따라 각 밝기차에 가중치를 주는 형태이며, Tukey 가중, T-distribution 가중 등이 있다. 본 논문에서 사용한 달 유사환경 데이터셋의 경우 Huber 가중 함수가 로버의 항법 성능을 향상시킨다는 것을 확인하였고, Huber 가중 함수는 식 (12)와 같이 정의된다.

$$w_I(r_i) = \begin{cases} 1 & |r_i| < \delta \\ \frac{\delta}{|r_i|} & \text{else} \end{cases} \quad (12)$$

이는 밝기차가 일정 기준( $\delta$ )보다 높은 픽셀은 아웃라이어(outlier)로 가정하여 비용 함수에 대한 가중을 낮게 주는 것을 의미한다.

### 2.4.3 로버 움직임에 따른 가중치

직접방식 VO는 연속된 이미지간의 겹치는 부분이 적거나 급격한 광변화로 인해 비용함수의 비선형성이 큰 경우 지역 최소값에 빠지는 위험이 있다. 이를 보완하기 본 논문에서는 로버의 움직임에 따른 가중치를 식 (13)과 같은 선형 함수로 제안한다.

$$w_P(\xi_{prior}) = 1/\sigma_{prior}^2 = \alpha \|\xi_{prior}\|_2 \quad (13)$$

여기서  $\alpha$ 는 일정한 상수,  $\xi_{prior}$ 는 이전에 수렴된 로버의 상대 포즈, 그리고  $\|\cdot\|_2$ 는  $L_2$  norm을 의미한다.

본 논문에서 제안하는 로버의 움직임에 따른 가중치의 물리적인 의미를 살펴보면, 큰 속도로 움직이는 물체의 현재 속도는 그 물체가 가지는 관성력에 따라 이전 속도에 크게 영향을 받는 것으로 판단하여, 상대 포즈 프라이어의 공분산을  $\|\xi_{prior}\|_2$ 의 선형 함수로 부여한다. 일반적으로 VO의 경우 카메라로부터 초당 수 십장의 이미지를 입력 받고, 연속된 이미지간의 시간이 짧으므로 이전 과정에서 수렴된 포즈 값이 현재 상태에 크게 영향을 주는 것으로 해석할 수 있다.

## III. 달 유사환경 데이터셋

### 3.1 ASRL 달 유사환경 데이터셋

본 논문에서 제안하는 알고리즘을 검증하기 위해 캐나다 토론토 대학의 Autonomous Space Robotics Lab (ASRL)에서 오픈소스로 제공하는 달 유사환경 데이터셋[8]을 사용하였다. 이 데이터셋은 북위 75도 22분, 동경 89도 41분에 위치한 캐나다의 데번섬에서 촬영되었고 Fig. 4와 같이 데이터셋 전반에 걸쳐 인공 구조물 및 식물 등이 존재하지 않는다. ASRL 데이터셋은 Fig. 3과 같은 플랫폼으로 약 10km 구간의 데이터를 수집하였고, 정류된 스테레오 영상과 더불어 태양 센서 및 기울기 센서 측정값과 알고리즘 성능 비교를 위해 Differential Global Positioning System (DGPS) 위치를 제공한다. 또한, 스테레오 카메라는 Bumblebee XB3를 사용하였고 스테레오 카메라의 기저는 24cm, 출력 해상도는 512x384이며 3fps로 촬영하였다.

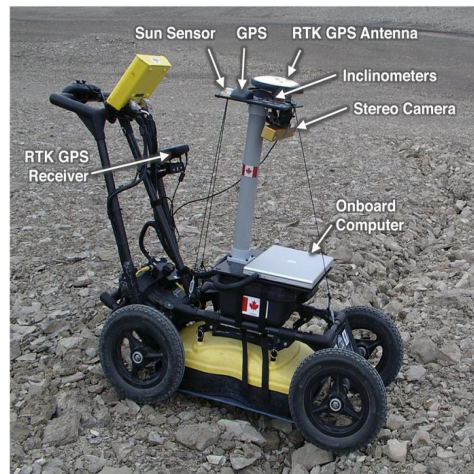


Fig. 3. Rover platform at ASRL dataset[8]

### 3.2 성능검증 및 결과분석

#### 3.2.1 알고리즘 성능 검증

SSDVO는 패치간의 겹침을 방지하고 연산속도와 성능의 균형을 고려하여 약 400~500개의 Features from Accelerated Segment Test (FAST) 특징점을 이미지에서 균일하게 추출하였고, KLT 추적기로 좌우 특징점 정합을 수행하였다. 또한, 정합 관계가 계산된 특징점 중 스테레오 카메라의 기저를 고려하여 너무 멀리 떨어진 특징점은 패치 정렬에서 제외하여 평균 약 300개의 특징점으로 3x3 패치를 생성하였다. 데이터셋의 낮은 샘플링 시간(3fps)으로 인해 한 해상도의 이미지만으로는 로버의 상대 움직임을 성공적으로 추정하기에 힘들었고, 이를 해결하기 위해 Fig. 4와 같이 이미지 피라미드를 생성하여 낮은 해상도부터 순차적으로 이미지 정렬을 수행하는 coarse-to-fine 기법을 사용하였다. 연산량과 정확한 초기값을 고려하여 낮은 해상도에서는 이미지 전체를, 높은 해상도에서는 특징점 중심 패치를 정렬하였다. 이미지 전체를 사용하는 경우 깊이 지도는 스테레오 이미지의 픽셀차이 지도를 생성하여 계산하였고, 최적화 알고리즘으로는 Levenberg-Marquardt 알고리즘을 사용하였다.

SSDVO 알고리즘 성능 비교를 위해 Geiger (2011) 등이 제안한 libviso2[10] 오픈소스 라이브러리를 사용하였다. libviso2는 대표적인 특징점 기반 단일 및 스테레오 카메라 VO 알고리즘이며, 등가속도 시스템 모델과 재투영 오차 측정치 모델의 칼만 필터 기반 알고리즘이다. libviso2와의 결과비교를 위해 로버의 위치는  $\{G\}$ 에 대한  $\{C\}$ 의 위치를  $\{G\}$ 에서  $(P_{G_c}^G)$  나타내었다. 여기서,  $\{G\}$

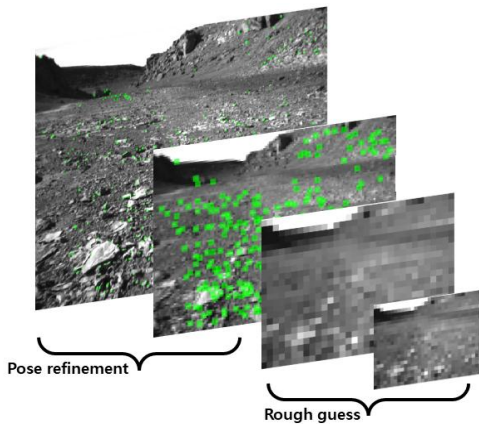


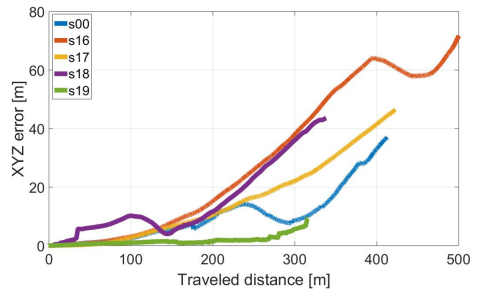
Fig. 4. Typical image pyramid with patches at ASRL dataset

Table 1. Performance evaluation for selected sequences

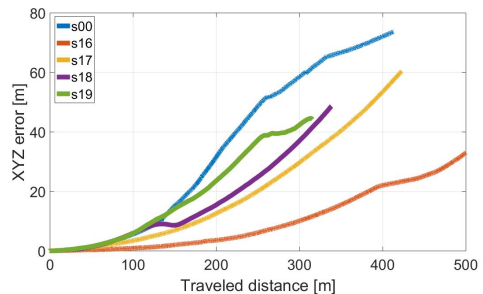
seq	SSDVO		libviso2		Total distance [m]
	%dt	RMS E[m]	%dt	RMS E[m]	
00	8.98	13.6	17.9	43.4	412.8
16	14.6	38.8	6.70	14.3	502.9
17	11.0	20.4	14.3	26.4	442.8
18	12.9	19.9	14.4	21.1	338.3
19	2.91	2.32	14.0	24.0	315.7

는 East North Up (ENU)좌표이며, 원점은 로버가 시작한 지점으로 정의하였다. 또한, 성능 파라미터로 XYZ 오차(Euclidean distance)의 RMS와 최종 3차원 위치 오차를 총 이동거리로 나눈 백분율인 %dt를 사용하였고, 기준 궤적값은 데이터셋의 DGPS 데이터를 이용하였다.

ASRL 데이터셋 중 총 5개의 궤적에 대한 성능 파라미터를 Table 1에 나타내었고, 로버의 이동거리 대비 XYZ 오차를 Fig. 5에 나타내었다. 특징점 기반 VO인 libviso2의 경우 성공적인 포즈 추정을 위해 연속된 이미지간의 정확한 특징점 정합 관계가 필수적이며, 이 과정에서 아웃라



(a) XYZ error of SSDVO



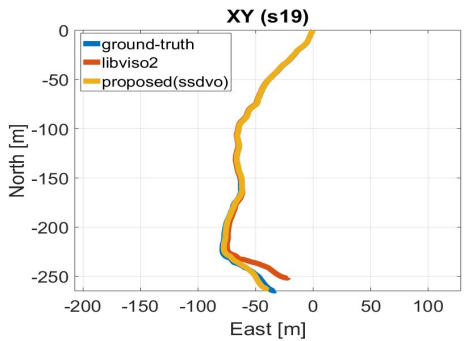
(b) XYZ error of libviso2

Fig. 5. Traveled distance versus XYZ error at selected trajectories

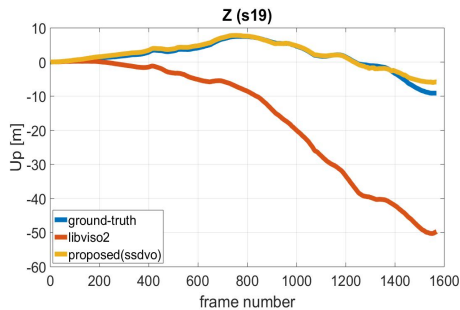
이러를 성공적으로 제거하지 못하면 그만큼 오차가 누적되게 된다. 하지만 SSDVO의 경우 연속된 이미지간의 특징점 정합 관계를 계산할 필요가 없으며, 급격한 광변화에 의한 아웃라이어는 이미지 가중 함수에 의해 그 영향이 감소된다. 따라서 SSDVO는 libviso2와 달리 잘못된 특징점 정합쌍으로 인한 오차 누적을 방지할 수 있었다.

따라서, Table 1과 같이 SSDVO는 해당 궤적에서 libviso2보다 전반적으로 정확한 결과를 보였다.

특히 s19 궤적에서 Fig. 6(b)와 같이 SSDVO는 약 5m의 수직축 오차를 보인 반면, libviso2는 약 40m의 오차가 누적된 것을 확인할 수 있었다. 야외 환경의 경우 지평선 윗부분은 인라이어가 존재하지 않는 하늘로 이루어져있고, 이미지의 해상도(512x384)에 의해 이미지의 세로 방향보다 가로 방향에 더 많은 특징점 정보를 담고 있다. 이에 따라 로버의 피치축에 대한 추정 정확도가 감소하여 libviso2는 큰 수직축 오차를 가진다고 판단된다. 이에 반해, SSDVO의 경우 특징점의 위치와 더불어 픽셀 밝기차 정보를 활용하기 때문에 로버의 수평 및 수직 위치를 정확하게 추정하였다.



(a) Global XY positions



(b) Global Z positions

Fig. 6. VO algorithm comparison results at s19

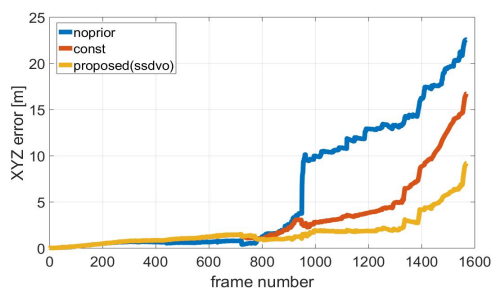
### 3.2.2 로버 움직임 가중치에 대한 성능 검증

본 논문에서 제안하는 로버 움직임 가중치의 성능을 검증하기 위해 움직임 가중치가 없음('noprior'), 상수 가중치('constant') 그리고 움직임 가중치('proposed')인 경우로 나눠 5개의 궤적에 알고리즘을 적용하였다. 'noprior'와 'constant'는 각각 식 (13)에서  $\alpha=0$ ,  $\|\xi_{prior}\|_2=1$  인 경우를 의미한다. 상수 가중치는 움직임 가중치의 기울기에 해당하는 식 (13)의  $\alpha$ 를 입력하였고 그 결과를 Table 2에 나타내었다. Table 2에서 확인할 수 있듯이, 전반적인 로버의 위치 추정 정확도는 'proposed'에서 가장 높았고, 그 다음 'constant', 'noprior' 순서로 높음을 보였다.

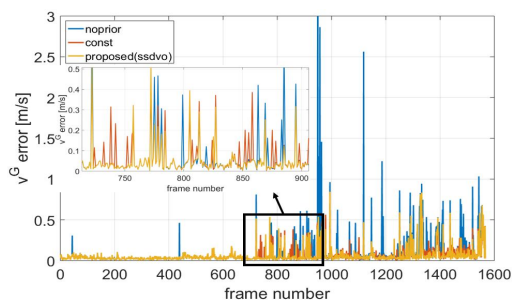
5개의 궤적 중 s19 궤적에 대해 구체적인 성능 분석을 하고자 Fig. 7에 시간에 따른 로버의 위치 및 속도 오차의  $L_2$ -norm을 나타내었다. 'noprior'는 Fig. 7(a)와 같이 949~963번째 프레임에서 급격한 위치 오차 누적과 평균 1.04m/s의 속도 오차를 나타낸 반면, 'proposed'와 'constant'는 해당 프레임에서 급격한 위치 오차 누적을 보이지 않았고, 약 0.10 m/s의 속도 오차를 보였다. 이는 해당 구간의 급격한 로버의 움직임과 야외 태양빛에 의한 이미지 밝기 변화에 의한 것으로 이전 상대 포즈를 고려하지 않은 'noprior'는 잘못된 최소값으로 수렴하였기 때문이다. 또한 Fig. 7(b)의 700~900번째 프레임에서 'constant'와 'noprior'는 'proposed' 보다 높은 속도 오차를 나타내었는데, 이는 Fig. 7(a)와 같이 위치 오차 누적으로 이어졌다. SSDVO는 이전 상대 포즈에 따라  $E_{prior}$ 에 가중치를 고려함으로써 그렇지 않은 'constant'보다 속도 오차를 감소시킬 수 있었다. 또한 'proposed'의 경우 2.91%dt, 'noprior'의 경우 7.15%dt 그리고 'constant'의 경우 5.30%dt의 위치 오차 성능을 보였고, 로버의 이전 상대 포즈를 가중치에 고려함으로써 그렇지 않은 경우보다 VO의 성능이 향상됨을 확인하였다.

Table 2. Performance evaluation for selected sequences

seq	SSDVO ('proposed')		'noprior'		'const'	
	%dt	RMSE[m]	%dt	RMSE[m]	%dt	RMSE[m]
00	8.98	13.6	14.3	22.7	12.0	19.4
16	14.6	38.8	11.6	32.1	13.3	37.4
17	11.0	20.4	15.6	30.1	14.2	28.0
18	12.9	19.9	31.7	59.7	22.8	41.8
19	2.91	2.32	7.15	9.10	5.30	4.73



(a) XYZ errors at s19



(b) Global velocity errors at s19

Fig. 7. Performance comparison

#### IV. 결 론

본 논문에서는 특징점 기반의 기존 탐사 로버 VO 알고리즘과 달리 직접방식 VO 기반 SSDVO 알고리즘을 제안하여 실제 달의 특성을 반영하는 유사환경 데이터셋에서 성능을 검증하였다. 또한, 제안한 알고리즘을 특징점 기반 VO의 대표적인 알고리즘인 libviso2와 비교 및 분석하였고, 움직임 가중치에 따른 결과를 비교함으로써 이로 인해 로버의 항법 성능이 향상됨을 확인하였다.

달 유사환경 데이터셋에서 SSDVO는 특징점 기반 VO인 libviso2보다 전반적으로 우수한 항법 성능을 보여주었다. 또한, 3fps의 낮은 샘플링 주기와 야외 환경의 광변화가 존재하는 데이터셋의 특성에도 불구하고 로버 움직임의 가중치를 최적화에 고려함으로써 성공적으로 로버의 움직임을 추정할 수 있었다. 하지만, 로버 자신의 그림자가 영상에 노출 되었을 때는 이미지 밝기차 가중치로 이를 제거하는 것에는 한계가 있었으며, 이는 시간적인 스테레오 영상을 활용하여 해결할 수 있을 것으로 기대된다. 또한, 광변화에 더욱 강건한 알고리즘을 위해 각 이미지 패치에 광변화를 모델링하여 확장된 파라미터를 추정할 수 있을 것으로 기대된다.

#### 후 기

본 연구는 한국연구재단을 통해 미래창조과학부의 지원(과제번호 NRF-2013M1A3A3A02042468)을 받아 수행되었습니다.

#### References

- 1) Cheng, Y., Maimone, M., and Matthies, L., "Visual odometry on the Mars exploration rovers," *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, Oct. 2005, pp. 903-910.
- 2) Fraundorfer, F., and Scaramuzza, D., "Visual odometry: Part II: Matching, robustness, optimization, and applications," *IEEE Robotics & Automation Magazine*, Vol. 19, No. 2, June 2012, pp. 78-90.
- 3) Steinbrücker, F., Sturm, J., and Cremers, D., "Real-time visual odometry from dense RGB-D images," *IEEE International Conference on Computer Vision Workshops*, Nov. 2011, pp. 719-722.
- 4) Howard, A., "Real-time stereo visual odometry for autonomous ground vehicles," *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Oct. 2008, pp. 3946-3952.
- 5) Lambert, A., Furgale, P., and Barfoot, T. D., "Field testing of visual odometry aided by a sun sensor and inclinometer," *Journal of Field Robotics*, Vol. 29, No. 3, Feb. 2012, pp. 426-444.
- 6) Engel, J., Sturm, J., and Cremers, D., "Semi-dense visual odometry for a monocular camera," *IEEE International Conference on Computer Vision*, 2013, pp. 1449-1456.
- 7) Forster, C., Pizzoli, M., and Scaramuzza, D., "SVO: Fast semi-direct monocular visual odometry," *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, June 2014, pp.15-22.
- 8) Furgale, P., Carle, P., Enright, J., and Barfoot, T. D., "The Devon Island rover navigation dataset," *The International Journal of Robotics Research*, Vol. 31, No. 6, April 2012, pp. 707-713.
- 9) Kerl, C., Sturm, J., and Cremers, D., "Robust odometry estimation for RGB-D cameras," *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, May 2013, pp. 3748-3754.
- 10) Geiger, A., Ziegler, J., and Stiller, C., "Stereoscan: Dense 3d reconstruction in real-time," *IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, June 2011, pp. 963-968.