

Localization of Unmanned Ground Vehicle based on Matching of Ortho-edge Images of 3D Range Data and DSM

Soon-Yong Park[†] · Sung-In Choi^{**}

ABSTRACT

This paper presents a new localization technique of an UGV(Unmanned Ground Vehicle) by matching ortho-edge images generated from a DSM (Digital Surface Map) which represents the 3D geometric information of an outdoor navigation environment and 3D range data which is obtained from a LIDAR (Light Detection and Ranging) sensor mounted at the UGV. Recent UGV localization techniques mostly try to combine positioning sensors such as GPS (Global Positioning System), IMU (Inertial Measurement Unit), and LIDAR. Especially, ICP (Iterative Closest Point)-based geometric registration techniques have been developed for UGV localization. However, the ICP-based geometric registration techniques are subject to fail to register 3D range data between LIDAR and DSM because the sensing directions of the two data are too different. In this paper, we introduce and match ortho-edge images between two different sensor data, 3D LIDAR and DSM, for the localization of the UGV. Details of new techniques to generating and matching ortho-edge images between LIDAR and DSM are presented which are followed by experimental results from four different navigation paths. The performance of the proposed technique is compared to a conventional ICP-based technique.

Keywords : 3D Registration, UGV, Localization, ICP, Ortho-Edge Image

1. 서 론

야지에서 주행하는 무인이동로봇의 위치인식은 SLAM (Simultaneous Localization and Map Building)을 구현하기 위한 매우 중요한 기술의 하나이다. 최근의 무인이동로봇의 위치인식 기술은 하나의 센서 정보에만 의지하지 않고 GPS(Global Positioning System), IMU(Inertial Measurement Unit), LIDAR(Light Detection And Ranging), 비전(Vision) 카메라 등 다양한 센서 정보를 필터링하여 최종 위치를 결정하고자 한다. 이들 센서 중에서 LIDAR 센서는 로봇의 주행환경에 대한 3차원 지형정보를 실시간으로 정밀하게 획득할 수 있어 위치인식에 있어 매우 유용한 정보이다. 최근의 로봇 주행 연구에서도 LIDAR와 다른 센서를 결합하거나 LIDAR 만을 사용한 위치인식 연구가 많이 소개되고 있다 [1,2,3].

LIDAR와 같은 거리측정 센서는 로봇이 주행하는 경로 및 주위 환경에 대한 3차원 지형정보를 로봇에게 제공하므로 3차원 정합 또는 등록(registration) 기술을 사용하여 로봇의 초기위치에 대한 상대적인 위치를 추정하거나 GPS 또는 DSM (Digital Surface Map) 정보와 결합하여 WGS84와 같은 표준좌표계를 기준으로 절대위치를 추정하는데 사용되고 있다[4]. 3차원 거리 정보를 활용하기 위해서는 GPS나

IMU에 비하여 상대적으로 많은 정보를 처리해야 하는 단점이 있지만 정보처리를 위한 컴퓨팅 성능이 충분한 경우 정밀한 위치 인식이 가능하여 로봇의 위치인식 연구에 많이 활용되고 있다.

3차원 거리 정보를 활용하는 기존의 기술은 대부분 3차원 정합 기술을 사용하고 있다[2,5,6]. 3차원 정합 기술은 서로 다른 시점에서 획득한 3차원 거리 정보 사이에서 동일한 3차원 점들 사이의 3차원 변환관계를 구하는 기술이다. 이는 두 시점 사이의 3차원 변환관계는 기준 시점에 대한 현재 시점의 상대적 위치 변환으로 간주될 수 있기 때문이다. 가장 일반적으로 알려진 3차원 정합 기술은 ICP(Iterative Closest Point)라 할 수 있다[7]. ICP는 서로 다른 시점에서 획득한 3차원 점군 (point-cloud) 사이에서 가장 근접한 점들을 일치점으로 간주하고 이들 사이의 3차원 유클리디언 (Euclidean) 변환 관계를 최소화승해로 구한다. 그리고 3차원 변환관계를 이용하여 현재 시점의 3차원 점군을 변환한 다음 다시 최소 근접점들 사이의 3차원 변환관계를 구하는 과정을 반복하여 두 3차원 점군 사이의 변환관계가 수렴하도록 하는 기술이다[8].

ICP기술을 이용한 위치인식은 비교적 쉽게 구현할 수 있는 장점이 있지만 센서에서 획득하는 프레임의 수가 늘어날수록 누적오차가 발생하는 단점이 있다. 예를 들어 로봇의 초기위치를 0으로 초기화하고 이동하면서 많은 프레임의 3차원 거리정보를 획득한다고 가정하자. 이때 초기에 획득한 3차원 프레임들 사이의 누적 오차가 적더라도 프레임의 수가 늘어나면 위치오차가 누적되어 커지게 된다. 이러한 단점을 해결하기 위해서는 GPS 또는 DSM과 같은 절대위치 정보를 결합하거나 지형 정보의 특징을 추출하여 랜드마크(landmarker)

※ 본 연구는 한국과학기술원 국방무인화기술 특화연구센터를 통한 방위사업청과 국방과학연구소 연구비 지원으로 수행되었음.

† 정 회 원 : 경북대학교 컴퓨터학부 부교수

** 준 회 원 : 경북대학교 전자전기컴퓨터학부 박사과정

논문접수 : 2012년 6월 18일

수정일 : 1차 2012년 8월 28일, 2차 2012년 9월 12일

심사완료 : 2012년 9월 18일

* Corresponding Author : Soon-Yong Park(sypark@knu.ac.kr)

로 사용하는 것을 고려해볼 수 있다[6,9,10,11]. 특히 야지에서 주행하는 로봇의 경우 GPS 정보를 쉽게 획득할 수 있으며, 지형 및 지물의 고해상도 3차원 DSM 또한 활용이 가능하다. 그러나 GPS는 일반적으로 수 m의 오차를 가지고 있어 3차원 정합의 누적 오차를 보정할 정밀도를 가지고 있지 않다. 반면 고해상도 DSM의 경우 1m 이하의 정밀도를 가지고 있어 ICP의 누적오차를 충분히 보정할 수 있다.

본 논문 저자의 이전 연구에서는 전방향 3차원 LIDAR 센서에서 획득한 거리정보를 ICP기반의 정합 기술을 사용하여 무인이동로봇의 위치를 추정하는 바가 있다[12,13]. ICP 기반의 위치추정의 누적오차를 보완하고자 LIDAR 거리정보와 DSM을 정합하여 누적오차를 최소화하였다. 그러나 전방향 3차원 센서정보와 DSM 3차원 지형 정보의 정합에 있어 가장 큰 문제점은 3차원 정보 획득의 특성이 서로 다르다는 것이다. Fig. 1에서 보이듯이 로봇에 탑재된 3차원 센서는 로봇이 주행하는 방향의 3차원 정보를 획득하는 것이 목적이기 때문에 주로 지표면과 평행한 방향으로 센싱한 거리정보를 포함하고 있다. 따라서 거리정보의 대부분이 로봇에서 보이는 평면이나 지표면과 수직인 평면, 예를 들어 건물의 옆면 등의 정보를 가지고 있다. 반면 DSM의 획득은 인공위성이나 항공기를 사용하므로 센싱 방향이 지표면과 수직방향이다. 따라서 지형 및 건물의 상부 또는 지표면과 수평방향의 평면에 대한 3차원 정보를 주로 가지고 있다. 요약하면 두 3차원 거리 정보는 서로 수직인 방향에서 획득되었기 때문에 포함하는 정보의 특성이 다르다. 기존의 3차원 정합 기술을 이용하려면 두 거리정보 사이의 대응점이 충분한 개수가 있어야 한다. 그러나 서로 다른 방향에서 획득된 3차원 거리정보 사이는 대응점의 수가 적은 문제가 발생하고 따라서 일반적인 3차원 정합 기술은 실패할 가능성이 많기 때문에 새로운 정합 기술을 적용하여야 한다.

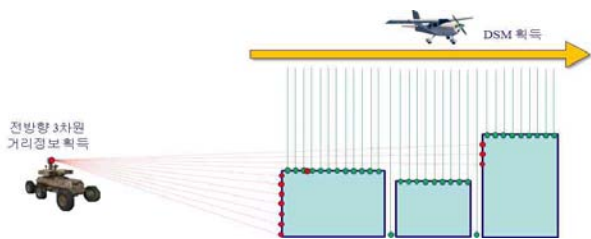


Fig. 1. Characteristic difference of 3D range data due to orthogonal sensing directions

기존의 연구에서도 지상의 3차원 LIDAR 정보와 항공에서 획득한 3차원 정보의 정합을 위한 연구가 진행된 바 있다[2,4,14], 그러나 앞서 설명하였듯이 이러한 방법들도 대부분 3차원 기하정보 간의 정합 또는 등록 기술을 사용하고 있다. 예를 들어 3차원 정합을 위하여 비특징 방법인 ICP를 이용하거나 특징 (feature)기반의 3차원 정합 방법을 사용하고 있다. 3차원 기하 정보를 사용하는 방법의 문제점은 많은 정보량으로 인하여 샘플링과정을 거치게 되는데 3차원 정보 사이의 위치 관계에 따라 샘플된 대응점의 개수가 영

향을 받고 따라서 정합의 오차가 발생할 수 있다[12].

본 논문에서는 무인이동로봇의 위치인식을 위하여 로봇에 설치된 전방향 3차원 센서에서 획득한 3차원 거리정보와 고해상도 DSM을 정합하기위한 새로운 방법을 제시하고자 한다. 3차원 기하정보에 기반한 기존의 정합 방법을 사용하지 않고 3차원 거리정보를 영상화하여 새로운 정사육각선 영상 (Ortho-edge image)을 정의하고 이들을 정합하여 최종적으로 로봇의 위치를 추정하는 기술을 제안하고자 한다. 본 논문에서 제안하는 기술의 가장 큰 특징은 서로 다른 특성을 가진 3차원 정보를 정합하기위하여 동일한 특성의 2차원 영상 정보를 생성하고 이들을 정합하여 로봇의 위치를 결정하는데 있다. 본 논문에서는 동일한 특성의 영상 정보를 생성하고자 새로운 개념의 정사육각선 영상을 정의하였다. 정사육각선 영상을 생성하는 가장 큰 목적은 3차원 거리정보 및 DSM에서 지형 및 지물의 고도 변화가 있는 영역만을 추출하여 서로 다른 시점의 3차원 정보에서 공통된 정보만을 추출하는데 있다. 3차원 정보에서 고도의 변화를 가지는 영역이란 건물의 벽, 언덕, 나무의 옆면 등 높이의 변화를 가진 물체의 옆면이 주로 해당되며 이들은 지상의 3차원 센서와 DSM에서 동시에 관측되기 때문에 동일한 특징 정보라 할 수 있다.

Fig. 2에서는 본 논문이 제안하는 정사육각선 영상 정합 기반의 무인로봇의 위치인식 기술의 순서를 보이고 있다. 로봇에 탑재된 3차원 센서에서는 전방향 3차원 거리정보를 획득하고 DSM과의 정합을 통하여 로봇의 위치를 추정한다. 위치 추정의 기본 알고리즘을 ICP기반의 3차원 정합을 사용한다. 위치 추정의 성공여부를 판단하여 추정오차가 클 경우에 정사육각선 영상의 정합 기술을 이용하여 오차를 최소화하고자 한다. 로봇 주행 환경의 DSM으로부터 정사육각선 영상 E_D 를 생성하기위하여 로봇의 이전위치를 기준으로 정합에 필요한 영역을 설정하고 육각선 영상 생성 알고리즘을 수행한다. 동시에 전방향 3차원 거리정보에서 정사육각선 영상 E_R 를 생성한다. 로봇의 이전 위치 정보는 DSM의 정사육각선 영상 E_D 를 생성하는데 있어 로봇의 시점 정보를 제공하는 역할을 한다. 한 장의 E_R 영상과 로봇의 이전 위치 주변의 탐색 영역에서 생성한 많은 수의 E_D 를 정합하여 최소 오차를 가지는 위치를 로봇의 현재 위치로 추정한다.

제안하는 기술의 성능을 분석하기위하여 4개의 서로 다른 주행 경로에 대하여 실험 조건을 달리하여 총 7번의 실험을 수행하였다. 성능의 비교는 기존의 ICP 기반의 기하정합의 결과와 비교하였다. 각 경로에서 기존의 기하정합이 위치오차에 실패하는 경우와 성공하는 경우 모두에 대하여 제안하는 기술과의 위치오차 및 수행시간을 비교하였다. 기존의 기술이 실패하고 제안 기술이 성공하는 경우는 위치오차가 평균 1/5 이하로 줄어들음을 알 수 있었다. 기존의 기술이 성공하는 경우에도 위치추정의 오차는 제안기술이 약 10% 정도 나은 성능을 보였다. 반면 제안 기술은 정사육각선 영사의 정합과정이 추가되어 평균적으로 10% 수행시간이 더 소요됨을 알 수 있었다. 각 경로의 실험 결과는 그래프로 출력하여 성능을 쉽게 비교할 수 있도록 하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 전방향 3차원 센서의 하나인 Velodyne 3차원 센서에서 획득한 3차원 거리 정보와 DSM에서 정사운곽선 영상을 생성하는 방법을 기술한다. 3장에서는 서로 다른 시점에서 획득한 정사운곽선 영상의 정합 기술에 대하여 설명하고 4장에서 실험 결과를 보여준다. 그리고 5장에서는 본 논문의 결말을 맺는다.

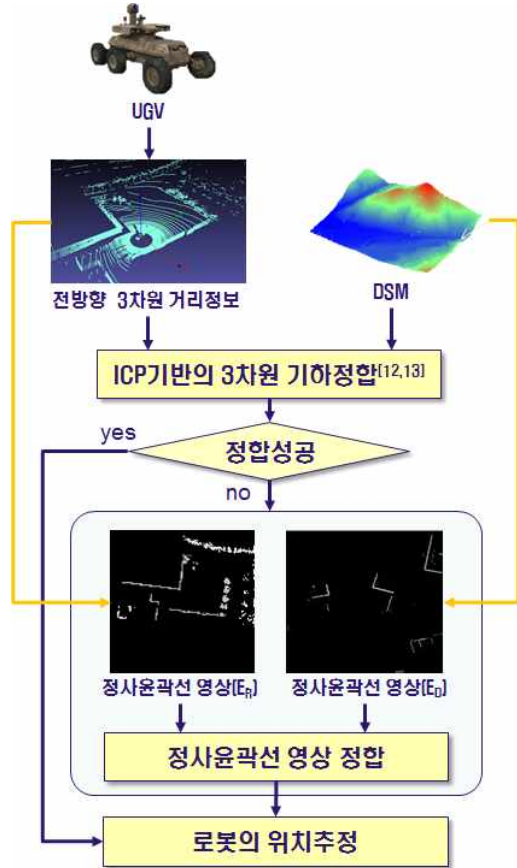


Fig. 2. Steps of UGV localization using ortho-edge images

2. 정사운곽선 영상의 생성

2.1 전방향 3차원 센서의 정사운곽선 영상 생성

본 연구에서 사용한 전방향 3차원 센서는 Velodyne사의 HDL-64ES2센서이다. Table 1은 전방향 센서의 사양을 보여주고 있다. 이 센서는 64개의 레이저 발생기와 검출기로 구성되어 있으며 각 레이저 검출기는 최대 2048개의 3차원 정보를 획득하여 센서 좌표계를 기준으로 (X,Y,Z) 값을 출력한다[15,16]. 본 연구를 위하여 센서를 지면으로부터 약 2.08m의 높이에서 수평에서 아래 방향으로 24.8°의 영역을 스캔하도록 무인로봇에 설치되어있기 때문에 스캔된 3차원 정보는 지형 및 지물의 고도 변화를 충분히 표현할 수 있다. 따라서 3차원 센서에서 획득한 거리정보에서 정사운곽선 정보를 추출하여 DSM의 정사운곽선 영상과 정합하고 무인로봇의 위치를 추정하고자 한다.

Table 1. Specification of Velodyne HDL-64ES2

센서	<ul style="list-style-type: none"> - 64개의 레이저발생기 및 검출기 - 360도 데이터획득 - 0.09도의 데이터 획득 분해능 - 26.8도의 수직 획득각도 - 5~15Hz 획득 속도 - 최대 검출 거리 : 120m
레이저	<ul style="list-style-type: none"> - 905nm 레이저 파장대 - 5 nsec의 레이저 펄스 발생 - 4x16의 레이저 발생기

전방향 3차원 센서정보로부터 정사운곽선 영상을 생성하는 과정은 다음과 같다. 먼저 Fig. 3과 같이 센서좌표계의 Z축과 수직인 가상의 2차원 영상평면을 설정한다. 이때 센서좌표계의 원점은 영상평면의 중심에 있다고 가정하여 360° 전방향에 대한 정사영상이 생성될 수 있도록 한다. 다음으로 센서에서 획득한 3차원 거리정보를 설정된 2차원 영상평면으로 투영한다. 센서에서 모두 n 개의 3차원 점 $P_m = [x_m, y_m, z_m]^T$ ($m = 1, 2, \dots, n$)이 스캔되었다고 가정할 때, 각 3차원 점에 대한 2차원 영상평면으로의 투영점의 좌표는 식 (1)과 같이 계산할 수 있다.

$$[i_m, j_m] = \left[\left\lfloor \frac{x_m}{b} \right\rfloor, \left\lfloor \frac{y_m}{b} \right\rfloor \right]. \quad (1)$$

식(1)에서 b 는 영상 1픽셀 크기에 대한 실제 거리를 나타내는 상수항으로써 b 값의 크기에 따라 정사영상의 정밀도 또는 해상도에 영향을 준다. 본 연구에서는 1m급 해상도의 DSM을 사용하기 때문에 b 값 역시 1m로 적용하였다. Velodyne 3차원 센서의 유효 센싱거리를 60m로 정하고 최종적으로 121x121 크기의 정사영상을 생성하였다. 정사영상의 각 픽셀의 화소값 $I(i_m, j_m)$ 은 수식 (2)와 같이 각 픽셀 내에 양자화 된 3차원 점들의 개수로 정의한다.

$$I(i_m, j_m) = \begin{cases} \frac{n_c}{t} \times 255, & \text{if } n_c < t \\ 255 & \text{else} \end{cases}. \quad (2)$$

여기서 n_c 는 각 픽셀 내에 양자화 된 3차원 점들의 개수이며, 문턱값 t 는 정사영상의 한 픽셀이 최대 밝기값을 가지기 위한 조건이다.

3차원 센서로부터 획득한 거리정보는 특성상 근거리에서 센싱된 정보의 밀도가 높고 동시에 지면에 대한 정보가 대부분이다. 이러한 지면에 대한 거리 정보는 수직방향보다는 수평방향의 평면정보만을 포함하고 있으므로 수직 지형이나 건물에서 나타나는 윤곽선 특징을 포함하고 있지 않다. 따라서 센서좌표계의 Z축 방향에 대해서 -1.58m 이하의 정보는 정사운곽선 영상을 생성하기 전에 제거하였다. 또한, 실

험 진행 중에 실험 참가자의 머리 또는 상체 등 신체의 일부가 센싱되는 경우를 대비하여 센서 근방 8m 이내의 3차원 거리정보 역시 모두 제거하였다. Fig. 4는 전방향 3차원 센서의 거리정보에서 정사윤곽선 영상을 생성한 예를 보여준다. Fig. 4의 좌측에는 3차원 센서의 64개 레이저 검출기에서 획득한 모든 점군 정보를 출력한 결과를 보이고 있으며, 이중 보라색(어두운 회색)으로 표시된 부분은 -1.58m 이하의 지면부분과 센서 근방 8m 이내의 근접지역이기 때문에 제거하였으며, 청록색(밝은 회색)으로 표시된 부분은 지면이외의 높이 정보가 윤곽선 특징 부분으로 이들 3차원 점들을 사용하여 정사 윤곽선 영상을 생성하였다. 이에 대한 결과를 그림의 우측에 제시하였다. 생성된 윤곽선 영상에서 영상의 중심이 센서 좌표의 원점이라 할 수 있다. 그림에서 중심보다 주변부의 윤곽선 밝기가 어두운 것은 단위면적당 센싱되는 3차원 점의 개수가 상대적으로 중심에 비하여 줄어들기 때문이다. 이러한 센서의 특성이 반영되어 영상이 생성됨을 알 수 있다. 이러한 특성은 DSM에서 정사 윤곽선 영상을 생성할때도 반드시 반영되어야 한다.

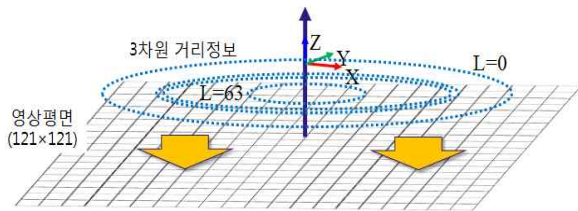


Fig. 3. Generation of ortho-edge image from 360 degree range data

2.2 DSM의 정사윤곽선 영상 생성

일반적으로 DSM은 정사영상(ortho-rectified image)의 한 종류로 볼 수 있다[17,18,19]. 위성 또는 항공기를 이용하여 DSM을 생성할 때 지표면에 대하여 수직 방향으로 지형 및 지물의 고도 정보를 영상화하기 때문이다. 따라서 정사영상인 DSM으로부터 윤곽선 특징을 추출하면 지형 및 지물의 정사 윤곽선 영상을 직접 추출할 수 있다. 또한 이러한 윤곽선 특징 정보는 무인로봇의 위치인식을 위하여 유용한 정보로 사용될 수 있다. DSM의 정사윤곽선 영상 생성 과정을 Fig. 5에서 요약하였다. 우선 DSM을 영상화하고 Sobel 필터링으로 DSM에서 윤곽선 특징을 추출한다. 윤곽선 영상을 이진화한 다음 지형 및 지물의 후면, 즉 로봇에 탑재된 3차원 센서에서 보이지 않는 윤곽선 영역을 제거한다. 마지막으로 후면이 제거된 이진영상과 윤곽선 영상을 결합하여 정사윤곽선 영상을 생성한다. 이진 영상과 윤곽선 영상을 결합할 때 3차원 센서의 특성을 반영하기 위하여 가중치를 부여한다. 다음에서 각 과정을 상세히 기술하고자 한다.

DSM 영상의 각 화소값은 고도의 높낮이에 따른 밝기값이다. Fig. 6의 좌측 첫 번째 영상은 DSM을 영상화하여 보여준다. 본 논문에서는 로봇의 주행환경의 DSM의 최대 및 최소 고도값을 0에서 255로 정규화하여 영상으로 변환하였다. DSM 영상으로부터 윤곽선을 추출하기 위해서 간단한 Sobel 필터를 사용하였다[20]. Sobel 필터링을 빠르게 진행하기 위해서는 일반적으로 수식 (3)에 정의된 두 개의 3x3 마스크와 원본영상의 컨볼루션(convolution) 연산을 사용한다. 수식 (3)의 h_x 와 h_y 는 각각 영상의 x와 y방향 대한 마스크 필터를 나타낸다. 각 방향에 대한 마스크 연산을 거친

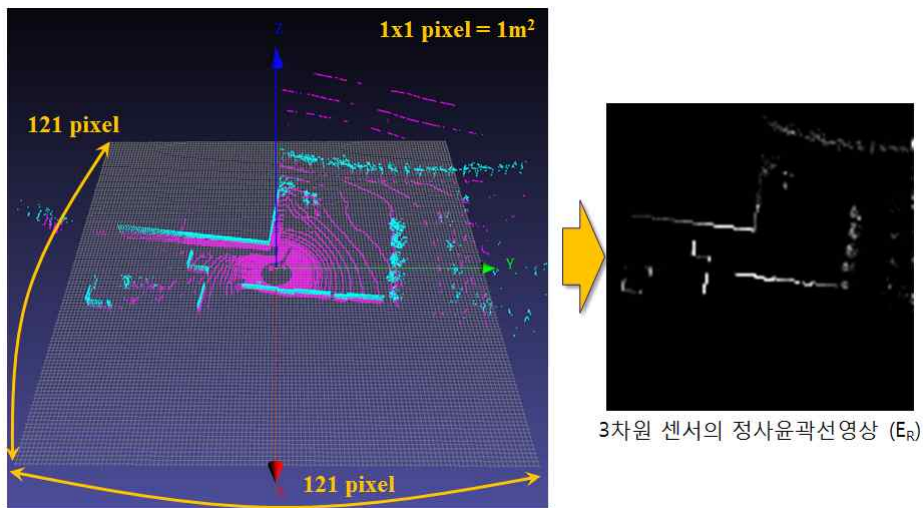


Fig. 4. Example of ortho-edge image generation

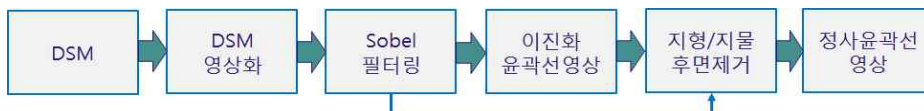


Fig. 5. Generation steps of ortho-edge image of DSM

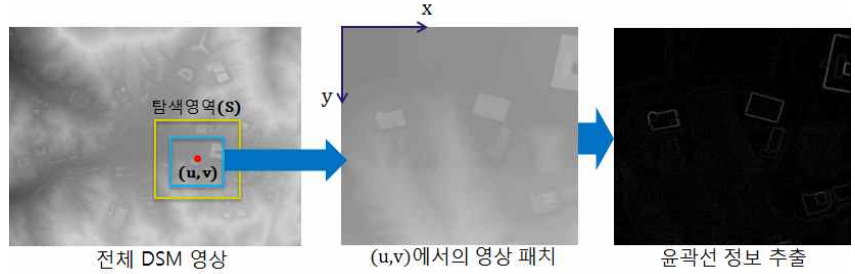


Fig. 6. Edge detection of DSM using the Sobel filter

필터 영상을 각각 I_x , I_y 라고 하였을 때, 최종적으로 추출된 윤곽선 영상은 수식 (4)에 의해 만들어진다. Fig. 6에서 보듯이 로봇의 이전 위치를 (u,v) 라고 할 때 전체 DSM에서 탐색영역(S) 내의 일부분에서 정방향 영상을 가져오고 Sobel 필터를 적용하였다. 이때 정방향 영상의 크기는 앞 절에서 기술한 전방향 3차원 센서 정보의 정사운곽선 영상과 동일한 121×121 크기를 가진다.

$$h_x = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{pmatrix}, \quad h_y = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{pmatrix}, \quad (3)$$

$$\nabla I(x, y) = \sqrt{[I_x(x, y)^2 + I_y(x, y)^2]}. \quad (4)$$

Sobel 필터링을 실행하면 DSM의 윤곽선 정보가 추출되지만 화소 밝기 값의 변화율에 따라 에지 정보의 강약이 결정되기 때문에 경우에 따라서는 윤곽선이 구분되지 않을 정도로 윤곽선이 어둡게 보일 수 있다. 따라서 영상 이진화를 통해 특정 문턱값(threshold) 이상의 화소 값을 가지는 부분만을 선택적으로 강조하여 지형 및 지물의 윤곽선 성분이 명확하게 나타나도록 하였다. 본 연구에서는 영상 이진화시 문턱값을 20으로 설정하였으며 이는 다수의 실험에 의해 경험적으로 결정하였다.

위성이나 항공기에서 획득되는 DSM과는 다르게 로봇에 탑재된 전방향 3차원 센서는 지상에서 거리 정보를 획득하기 때문에 센서의 시점을 기준으로 나무의 뒷면 또는 건물의 후면과 같이 가려짐이 발생하는 영역이 존재한다. 따라서 DSM 역시 로봇에서 보이지 않는 영역에 대해서는 윤곽선 영상에서 해당영역을 제거해주는 것이 바람직하다. 지형 및 지물의 후면 여부를 판별하기 위하여 Fig. 7의 좌측 그림과 같이 센서의 시점 (또는 영상의 중심점) c로부터 윤곽선상의 점 e로 가는 벡터 \vec{v} 와 점 e에서의 윤곽선의 방향 (기울기) 벡터 \vec{d} 를 각각 구한 뒤 두 벡터의 내적을 구하였다. 내적 값이 양수인 경우는 윤곽선 영역이 보이지 않는 영역으로 간주하여 제거하였다. 이는 윤곽선 영상의 중심이 로봇의 이전 시점을 기준으로 생성되었기 때문에 윤곽선의 기울기 벡터 \vec{d} 가 센서의 관측 벡터 \vec{v} 와 내적이 양의 값일 경우 해당 윤곽선 부분은 로봇의 센서에서 보이지 않는 것으로 판단하였다. 벡터 \vec{v} 는 영상점 c와 e에 의해 매우 간단

하게 계산된다. 벡터 \vec{d} 는 아래의 수식 (5)와 (6)에 의해 결정된다. 수식 (5)에서 I_y 와 I_x 는 각각 x와 y방향에 대한 Sobel 값을 말한다. Fig. 7의 우측에서는 건물의 후면을 제거한 이진화 영상의 예를 보이고 있다.

$$\theta = \tan^{-1}\left(\frac{I_y}{I_x}\right), \quad (5)$$

$$\vec{d} = (\cos\theta, \sin\theta). \quad (6)$$

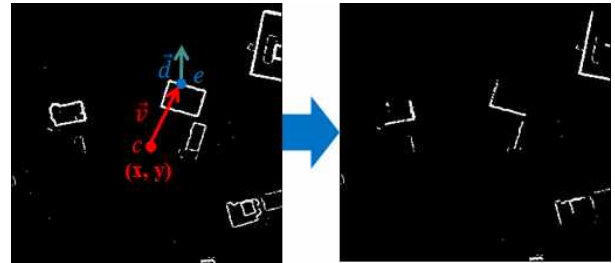


Fig. 7. Removal of backside building edge. Left: Before removal Right: After removal

건물 후면의 윤곽선이 제거된 이진 영상은 Sobel 필터링 시 생성된 윤곽선의 밝기 영상과 논리 AND 과정을 거치게 된다. AND 합성 이후에는 Fig. 8과 같이 최종적으로 건물의 후면이 제거된 정사 윤곽선 영상이 생성된다. 전방향 3차원 센서의 경우 센서로부터 거리가 멀리 떨어진 지형 및 지물에 대해서는 센싱되는 3차원 점들의 개수가 줄어든다. 센서에서 거리가 멀어질수록 센싱되는 점들의 밀도가 줄어들기 때문이다. 따라서 전방향 3차원 센서의 정사윤곽선 영상은 영상의 중심부에서 멀어질수록 윤곽선의 밝기값이 줄어드는 특징이 있다. 따라서 DSM의 정사윤곽선 영상에서도 동일한 특성을 가지도록 영상을 생성하여야 한다.

전방향 3차원 거리정보의 경우 센서의 중심에서 멀어질수록 단위면적당 센싱되는 점들의 개수는 거리에 반비례하여 줄어들게 된다. 따라서 DSM 윤곽선의 밝기 또한 Fig. 8에서 보듯이 영상의 중심부에서의 거리 d에 따라 줄어들어야 한다. Fig. 8에서 윤곽선 상의 점 e의 밝기 I_e 는 중심으로부터의 거리에 따라 가중치를 곱하여 I'_e 로 다음과 같이 변경한다.

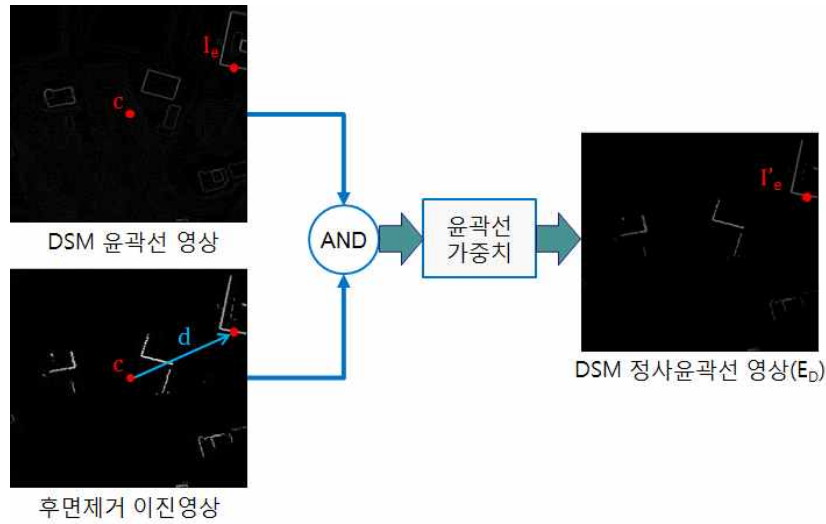


Fig. 8. Generation a DSM ortho-edge image considering the weight of sensing distance

$$I'_e = I_e \left(\frac{1}{\lambda d + 1} \right). \tag{7}$$

위 식에서 λ 는 가중치의 기울기를 조절하는 파라미터이며 영상의 가장자리의 가중치를 0.8로 고정하기 위하여 λ 를 (0.25/121)로 정하였다.

3. 정사윤곽선 영상의 정합

3.1 DSM과 3차원 센서정보의 정합

이동로봇의 위치추정의 기본 알고리즘은 앞서 기술한 바와 같이 ICP를 사용한다. 우선 참고문헌 [12] 및 [13]에서 기술한 바와 같이 로봇의 위치 추정을 위하여 전방향 3차원 거리 정보의 쌍정합(pair-wise matching)과 DSM 정합을 이용하여 로봇의 위치를 추정한다. 그리고 3차원 센서정보와 DSM의 최대 정합 오차로 정사윤곽선 정합을 실행할지를 판단하게 된다. 정사윤곽선 영상의 정합을 실행하지 않는 경우에는 ICP기반의 정합이 최종 추정 위치가 되며, 정사윤곽선 영상을 정합하는 경우 정합의 결과가 최종 추정 위치가 된다.

본 논문에서 사용한 ICP는 참고문헌 [12]의 방법을 사용하였으며 따라서 ICP정합의 오차가 위치 추정의 오차라 할 수 있다. ICP 정합의 오차는 DSM의 3차원 정보 D와 센서 정보 S가 Fig. 9와 같이 있다고 가정할 때 다음과 같이 결정한다. 센서에서 획득한 거리 정보의 한 점 p에서 가장 가까운 D에서의 점을 일치점으로 간주한다. 이와 같은 방법으로 충분한 수의 대응점 집합 {p}와 {q}를 구하고 두 점집합 사이의 등록 오차 ϵ 를 최소화하는 변환 행렬 T를 구하기 위하여 식 (8)의 해를 SVD(singular value decomposition)를 이용하여 구한다. 이러한 과정은 변환행렬 T가 수렴할 때까지 반복적으로 수행한다.

$$\epsilon = \sum_i \| p_i - Tq_i \|. \tag{8}$$

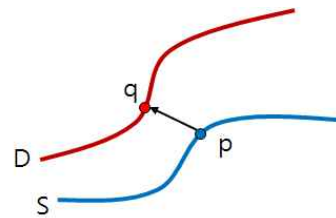


Fig. 9. Corresponding points in ICP-based registration

ICP 기반의 로봇 위치 추정의 오차를 줄이기위하여 위치 추정의 성공 여부를 판단하여야 한다. 잘못된 위치 추정 경우에는 본 논문에서 제안하는 정사윤곽선 정합 기반의 위치 추정 방법을 다시 적용하였다. 한편 ICP 기반의 위치 추정 오차가 잘못된 경우를 판단하기위해서 본 논문에서는 Fig. 10에서와 같이 전방향 3차원 거리 정보와 DSM의 최대 정합오차가 일정한 범위를 벗어나면 위치 추정이 잘못되었다고 판단하였다. 이는 정합오차의 평균을 위치 추정 실패의 판단 기준으로 사용할 경우에는 3차원 거리정보의 이동 변환이 발생하거나 소수의 3차원 대응점만을 사용하여 DSM과 거리정보를 정합하는 경우에 평균 오차와 최대오차 사이에 매우 큰 차이가 있을 수 있기 때문이다. 반면 3차원 센서 정보에 외치점(outlier)이 있을 경우에는 최대 오차를 정합 실패의 판단 근거로 사용하는 것은 상당히 위험한 접근 방법이나 이러한 경우에도 정사윤곽선의 정합으로 위치 추정을 다시 실행하여 최종 위치를 결정하였다. 한편 ICP기반의 정합의 최대 오차를 위치추정 실패의 판단 기준으로 사용할 경우에는 Fig. 10과 같이 정합의 실패하는 경우에는 어떤 경우라도 최대오차가 항상 크게 발생하는 것을 알 수 있다. 본 논문의 실험에서도 3차원 정합의 최대 오차를 판단 근거로 사용하는 것이 합리적임을 알 수 있었다.

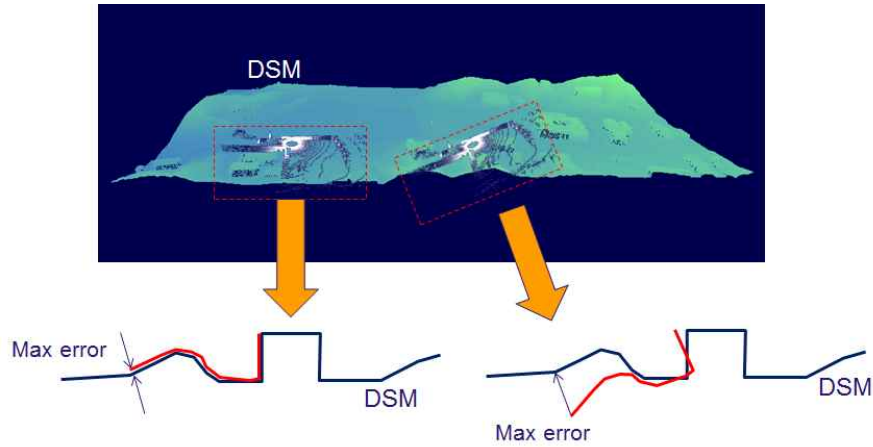


Fig. 10. Maximum registration error between 3D range data and DSM

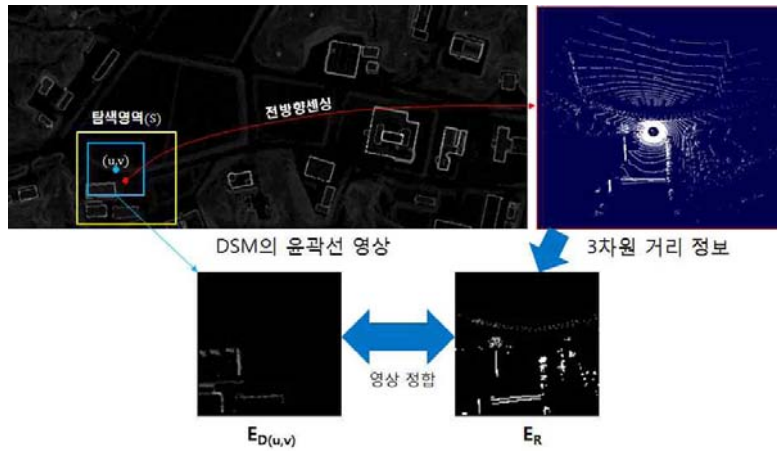


Fig. 11. Localization based on ortho-edge images of DSM and 3D range data

3.2 정사운곽선 영상의 정합

DSM과 전방향 3차원 센서에서 획득한 정사 윤곽선 영상의 정합은 비교적 단순한 SAD(Sum of Squared Difference) 알고리즘을 적용하였다. DSM의 좌표계 (u,v) 에서 생성한 정사운곽선 영상 $E_D(u,v)$ 와 3차원 거리정보의 윤곽선 영상 E_R 의 밝기값 차이를 보정하기위하여 윤곽선의 밝기 평균을 정규화하고 다음 식(9)와 같이 두 윤곽선 영상의 정합 비용(cost)을 계산하였다. $E_D(u,v)$ 는 DSM 영상의 탐색영역에서 생성한 정사운곽선 영상이며 이동로봇의 이전 위치 (u,v) 를 중심으로 탐색영역(S)에서 정합비용을 모두 비교하였다. 정합비용이 최소가 되는 DSM의 영상좌표를 식(10)에서 (u_m, v_m) 로 결정하고 이 좌표에 해당하는 3차원 DSM좌표 (X, Y, Z) 를 이동로봇의 현재 위치로 식(11)과 같이 결정하였다.

$$Cost(E_R, E_{D(u,v)}) = \sum_{x=-60}^{60} \sum_{y=-60}^{60} |E_R'(x,y) - E_{D(u,v)}'(x,y)|, \quad (9)$$

$$|E_R'(x,y) - E_{D(u,v)}'(x,y)|,$$

$$(u_m, v_m) = \operatorname{argmin}_{(u,v) \in S} Cost(E_R, E_{D(u,v)}), \quad (10)$$

$$(X, Y, Z) = DSM(u_m, v_m). \quad (11)$$

식 (9)에서 E_R' 과 $E_D'(u,v)$ 는 각각 E_R 와 $E_D(u,v)$ 의 평균을 정규화한 영상이다. 그리고 식 (11)에서 $DSM(u,v)$ 는 2차원 영상좌표 (u,v) 에서 로봇의 3차원 위치를 구하는 함수를 말한다.

Fig. 11에서와 같이 로봇의 이전위치가 주어지면 DSM에서 이전위치를 기준으로 탐색영역을 설정하고 탐색영역내에서 정사운곽선 영상을 생성하였다. 로봇의 현재 위치에서 생성한 3차원 센서의 윤곽선 영상과 정합과정을 통하여 현재의 로봇 위치를 결정하였다.

4. 실험결과

제안하는 정사운곽선 영상 기반의 위치추정 방법의 성능을 검증하기 위해 총 4 가지의 주행경로에 대한 실험을 진

행하였다. 알고리즘의 성능을 평가하기 위해서 본 연구에서 제안한 방법과 기존의 기하 정보만을 사용한 위치인식 [12,13]의 결과를 서로 비교하였다. 각 실험에서 사용한 ICP를 기반의 3차원 정합에서 쌍정합의 반복 횟수는 경우는 10회, DSM과의 정합은 30회로 고정하였다. 그리고 3차원 거리정보와 DSM을 정합하기위하여 사용하는 3차원 대응점들의 수를 변화하였다. 일반적으로 ICP 정합에 사용된 대응점의 수가 많을수록 정합의 결과가 좋아지는 특징이 있으나, 3차원 센서 정보 또는 DSM의 기하적 특성에 따라 너무 많은 수의 대응점들이 오히려 잘못된 정합의 결과를 가져오기도 한다. 이러한 예를 실험에서 보이고자 한다. 실험에서 사용한 경로의 3차원 거리 정보는 참고문헌 [12] 및 [13]에서 사용한 정보와 동일하며 운전자가 이동로봇을 운전하여 경로를 따라 주행하면서 3차원 LIDAR 센서로 전방향 거리 정보를 획득하였다. 동시에 고성능 GPS를 이용하여 이동로봇의 Ground truth 값을 획득하였다. 본 논문에서도 GPS로 획득한 위치정보를 오차 분석의 기준값으로 사용하였다.

Fig. 12는 실험에 사용된 DSM을 보여준다. 그림에서 붉은색의 사각 박스는 실험에 사용된 주행경로를 포함하는 영역을 표시하였다. Table 2에는 실험에 사용된 4개의 경로의 명세 정보를 제시하였다. Table 3에서는 위치 인식 실험의 결과를 보여준다. 경로 P-4를 제외한 각 주행 경로에 대하여 두 번의 실험 결과를 보여주고 있다. 실험은 ICP 대응점 수를 달리하여 위치인식의 성능을 보여준다. 두 3차원 정보 사이에서 대응점들의 수가 많을수록 정합의 정확도가 향상됨을 보여준다. 경로 P-2의 경우는 예외적으로 대응점수가 많은 경우의 결과가 더 나빠짐을 알 수 있다. 이는 3차원 점들의 대응점 수가 과도하게 많을 경우 ICP의 특성 상 3차

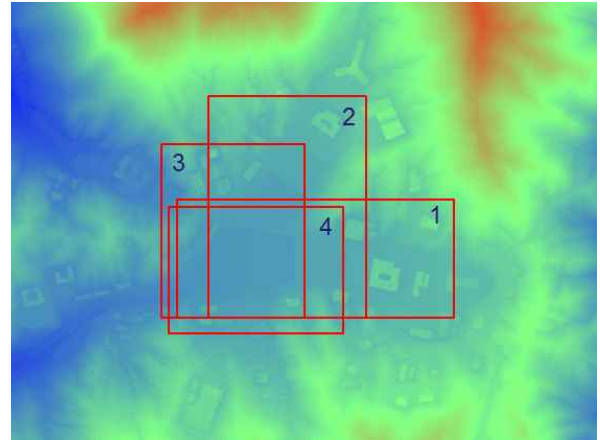


Fig. 12. Regions of experimental navigation paths in a DSM

원 변환이 정확한 정합으로 수렴하지 못하는 경우라 해석할 수 있다.

3차원 대응점의 개수가 상당히 줄어들더라도 기존의 기하 기반의 위치인식 결과에 비하여 정사운곽선 영상의 정합을 이용한 위치 추정의 성능이 좋을 수 있다. 각 실험에서 기하기반의 방법과 정사운곽선 방법의 3차원 대응점의 개수가 다를 수 있다. 이는 3.1절에서 간략히 설명한 바와 같이 ICP기반의 정합은 두 3차원 거리정보의 대응점들 사이의 변환정보를 반복적으로 구하는데 이 반복 과정에서 대응점들은 항상 다른 점들로 구성되며 그 개수도 달라진다. 만약 두 3차원 거리 정보가 정합에 성공할수록 대응점의 개수는 많아지고 정합에 실패할수록 두 거리정보가 멀어지거나 잘못된 변환관계로 인하여 대응점의 개수는 적어지게 된다. Table 3에서 보면 각 경로에서 'Exp.-1'의 경우,

Table 2. Navigation path information

Path	P-1	P-2	P-3	P-4
Total frames	970	650	549	1130
DSM resolution (pixel)	1677×1441	969×2713	1125×1336	961×820
DSM accuracy (m)	1.0	1.0	1.0	1.0

Table 3. Localization results of four experimental paths

Path	No. of Exp.	No. of correspondences		Localization error (m)		Computation time (msec)	
		ICP	ICP+ Ortho-Edge	ICP	ICP+ Ortho-Edge	ICP	ICP+ Ortho-Edge
P-1	Exp.-1	21	77	51.9	6.0	246	293
	Exp.-2	84	87	5.8	4.3	282	305
P-2	Exp.-1	253	296	35.6	6.3	291	328
	Exp.-2	75	54	9.6	8.4	259	274
P-3	Exp.-1	41	45	41.1	38.8	233	278
	Exp.-2	66	65	6.2	6.2	253	250
P-4	Exp.-1	440	424	3.4	12.1	328	499

기하기반의 방법보다 정사운곽선 기반의 위치추정의 오차가 더 작고 또한 대응점의 개수가 더 많은 이유가 여기에 있다고 할 수 있다.

위치 인식의 속도비교에서는 기하기반 및 정사운곽선 기반의 수행 속도가 비슷함을 알 수 있다. 각 경로의 'Exp.-1' 과 'Exp.-2'의 속도를 비교하면 기하기반의 위치인식 속도와 정사운곽선 기반의 속도의 차이가 남을 알 수 있다. 예를 들어 P-1 경로 'Exp.-1'의 경우 기하 및 정사운곽선 기반의 속도차이가 약 50ms가 차이가 나지만 'Exp.-2'의 경우는 약 20ms의 차이만 있음을 알 수 있다. 이러한 속도의 차이는 모든 경로에서 공통적임을 알 수 있다. 이러한 차이가 발생하는 이유는 'Exp.-1'의 경우 'Exp.-2'에 비하여 기하 정합의 성능이 좋지 못하고 따라서 정사운곽선 정합의 개입으로 인한 속도 지연이 발생하기 때문이다. 그리고 대부분의 실험에서 위치추정의 속도는 3차원 대응점의 개수에 비례함을 알 수 있다. 반면 경로 P-4의 경우는 정사운곽선 기반의 위치인식이 좋지 않은 결과가 발생하여 대응점의 개수가 줄어도 위치추정 시간이 늘어남을 알 수 있다.

Fig. 13에서 16까지는 4개의 주행 경로의 Ground truth와 기존의 방법 및 본 논문의 제안 방법의 위치 추정 결과를

비교하였다. 그림의 결과들은 모두 Table 3에서 보이고 있는 실험과 동일한 실험의 결과이다. 2차원 경로의 그림에서 비교하면, 두 가지의 실험에서 하나는 기존의 방법에 비하여 큰 차이가 있으며, 두 번째 실험은 기존 방법과 제안 방법의 결과가 매우 유사하지만 제안 방법이 나은 성능을 보이는 실험 결과를 출력하였다. Table 3의 위치오차 분석에서도 보이듯이 P-1과 P-2 경로에서 기존의 정합기술이 실패하고 제안 기술이 성공하는 'Exp.-1'의 경우에 위치오차가 평균 1/5 이하로 줄어들음을 알 수 있었다. 기존의 기술과 제안 방법이 유사한 위치오차를 보이는 'Exp.-2'의 경우에도 제안기술이 약 10% 정도 나은 성능을 보였다. 반면 경로 P-4의 출력 그림에서는 제안 방법의 위치 오차 성능이 떨어짐을 보이고 있다.

Fig. 17과 18에서는 경로 P-1 (Exp.-1)과 P-4에 대하여 위치 추정 오차 그래프를 출력하였다. 각 그림에서는 위치 추정의 평균오차(빨간색)와 최대오차(초록색)를 동시에 출력하고 있다. 앞서 언급하였듯이 위치 추정의 평균 오차가 큰 부분에서 최대 오차도 급격히 증가함을 알 수 있다. 최대오차가 큰 경우는 3차원 거리정보와 DSM 사이의 정합에 문제가 발생하였다고 판단할 수 있으며 본 논문에서는 최대

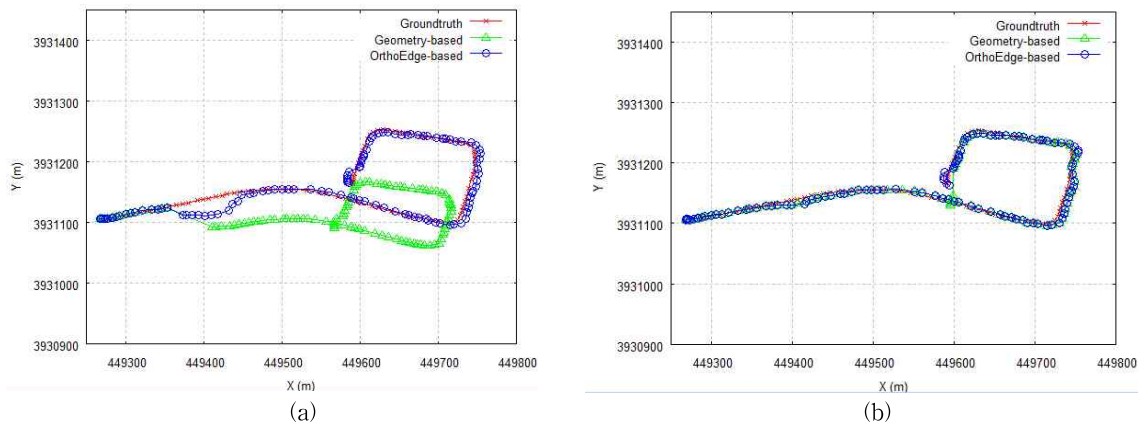


Fig. 13. Experimental results of 'P-2' (a) 'Exp.-1' (b) 'Exp.-2'

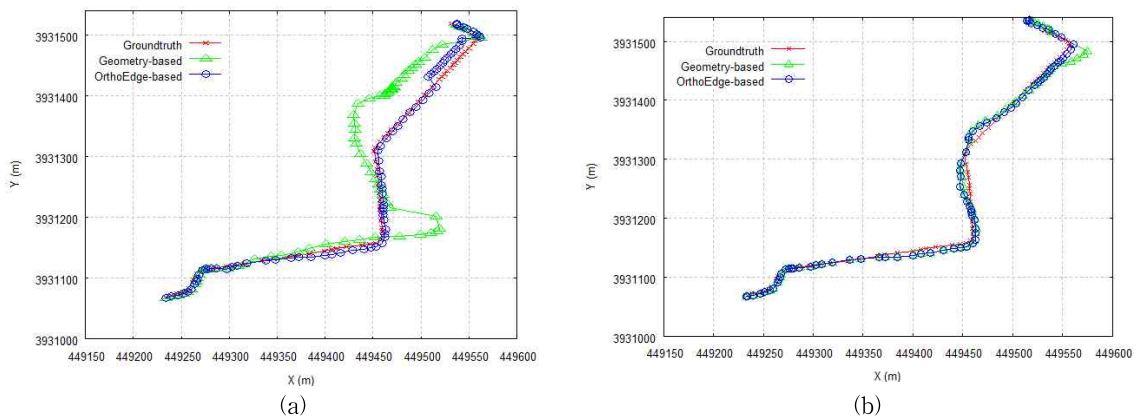


Fig. 14. Experimental results of 'P-2' (a) 'Exp.-1' (b) 'Exp.-2'

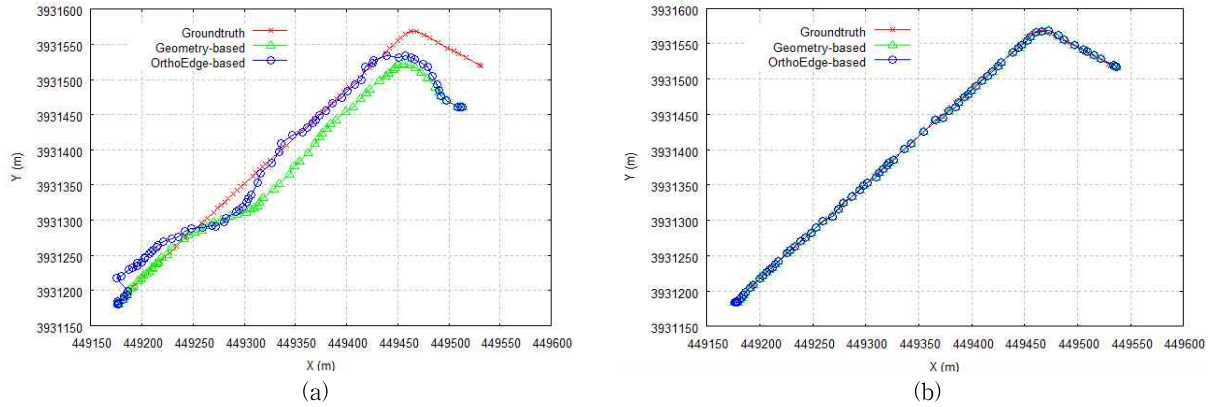


Fig. 15. Experimental results of 'P-3' (a) 'Exp.-1' (b) 'Exp.-2'

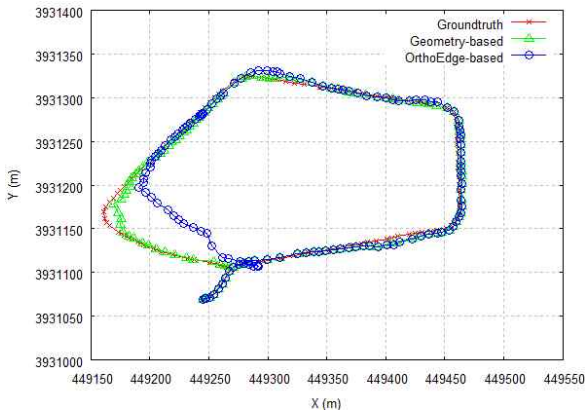


Fig. 16. Experimental results of 'P-4'

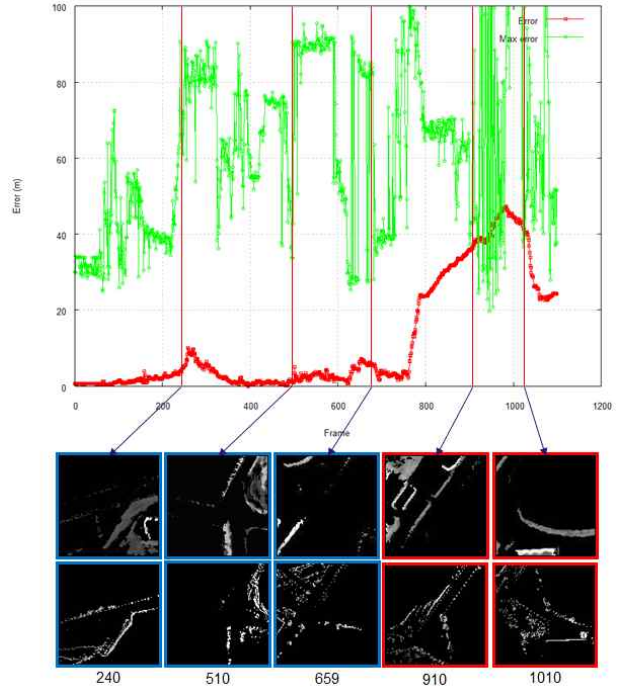


Fig. 18. Top: Average and maximum localization errors of path 'P-4' Bottom: Matching results of ortho-edge images

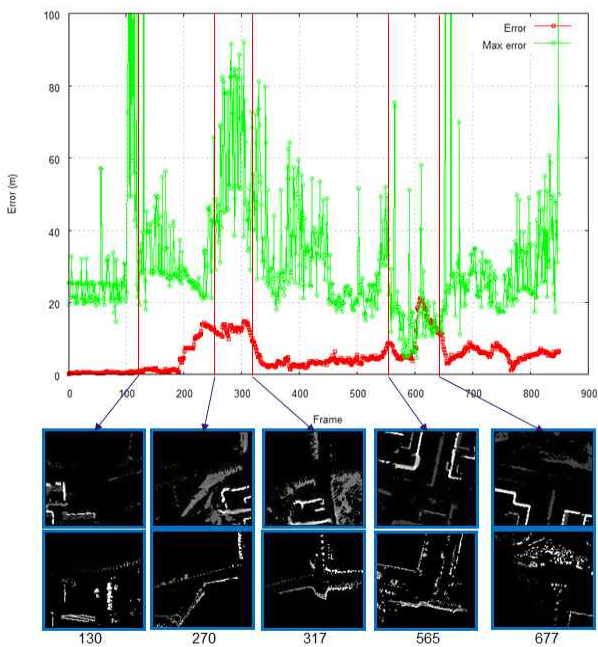


Fig. 17. Top: Average and maximum localization errors of path 'P-1'(Exp.-1) Bottom: Matching results of ortho-edge images

오차가 70m가 넘는 경우는 ICP기반의 기하정합이 실패한 것으로 판단하였다. 기하기반의 ICP정합이 실패한 경우에는 정사원곽선 영상의 정합을 사용하였다. 그래프의 아래쪽에 정합된 DSM과 3차원 거리정보의 윤곽선 영상을 보여주고 있다. 그래프에서 보듯이 실험에서는 최대오차가 70m를 넘는 많은 위치에서 정사원곽선 영상의 정합이 수행되었으며 대표적으로 5개의 위치에 대하여 DSM와 센서정보의 영상을 비교 출력하였다. 서로 다른 센서 특성으로 인하여 완전히 동일한 윤곽선 영상은 아니지만 비교적 유사한 영상이 생성되고 정합되었다는 것을 알 수 있다. 경로 P-4의 경우 그림에서 보이는 마지막 2개 위치에서는 잘못된 윤곽선 영상 정합으로 인하여 로봇의 위치 추정 오차가 크게 발생함을 알 수 있다.

5. 결 론

야지환경에서 주행하는 이동로봇의 위치를 추정하고자 서로 다른 방향에서 획득한 전방향 3차원 거리정보와 DSM에서 수직방향의 3차원 거리정보를 2차원으로 영상화하고 이들을 정합하는 기술을 제안하였다. 기존의 기하정합 기반의 위치인식 기술은 동일하거나 유사한 방향에서 획득한 3차원 거리정보의 정합을 이용하여 위치를 결정하기 때문에 서로 다른 방향에서 획득된 3차원 정보의 정합에 맞지 않다. 본 논문에서는 기존의 3차원 정합 기술과는 다른 새로운 기술을 제안하고자 전방향 3차원 거리정보와 DSM에서 2차원의 정사운곽선 영상을 생성하고 정합하여 로봇의 위치 추정을 구현하였다. 정사운곽선 영상은 서로 다른 특성의 3차원 센서에서 동일한 지형 및 지물의 고도 변화만의 특성을 추출하기 위하여 제안되었다. 정사운곽선 영상의 정합을 사용하여 비교적 적은 수의 3차원 대응점을 사용하더라도 ICP기반의 기하 3차원 정합에 비하여 나은 성능의 위치 추정을 구현할 수 있었다.

참 고 문 헌

- [1] D. Filliat and J.-A. Meyer, "Map-based navigation in mobile robots. I. A review of localization strategies," *Journal of Cognitive Systems Research*, Vol.4, No.4, pp.243-282, 2003.
- [2] R. Madhavan, T. Hong, and E. Messina, "Temporal range registration for unmanned ground and aerial vehicles," *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, Vol.44, No.1, pp.47-69, 2007.
- [3] J. Welle, D. Schulz, T. Bachran, and A. Cremers, "Optimization techniques for laser-based 3D particle filter SLAM," *In proceeding of IEEE International Conference on Robotics and Automation, ICRA*, pp.3525-3530, 2010.
- [4] T. Ridene and F. Goulette, "Registration of fixed and mobile based terrestrial laser data sets with DSM," *International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation (CIRA)*, pp.375-380, 2009.
- [5] F. Tungadi and L. Kleeman, "Multiple laser polar scan matching with application to SLAM," *Australasian Conference on Robotics and Automation*, 2007.
- [6] T. Bailey and J. Nieto, "Scan-slam: Recursive mapping and localization with arbitrary-shaped landmarks," *In Robotics: Science and Systems Conference (RSS)*, 2008.
- [7] P. J. Besl and N. D. McKay, "A method for registration of 3-D shapes," *IEEE Trans. on Pattern Recognition and Machine Intelligence*, Vol.14, No.2, pp.239-256, 1992.
- [8] R. I. Hartley and A. Zisserman, *Multiple View Geometry in Computer Vision*. Cambridge University Press., 2000.
- [9] K. Arras and R. Siegwart, "Feature extraction and scene interpretation for map-based navigation and map building," *Proceedings of SPIE, Mobile Robotics XII*, Vol.3210, 1997.
- [10] J. Levinson, M. Montemerlo, and S. Thrun, "Map based precision vehicle localization in urban environments," *In Proc. of Robotics: Science and Systems*, 2007.
- [11] R. Triebel, P. Pfaff, and W. Burgard, "Multi-level surface maps for outdoor terrain mapping and loop closing," *In Int'l Conf on Intelligence Robotics and Systems(IROS)*, pp.2276-2282, 2006.
- [12] 박순용, 최성인, "전방향 거리 센서의 균일 원호길이 샘플링을 이용한 무인 이동차량의 실시간 위치추정," *전자공학회논문지-CI*, Vol.48, No.6, pp.114-122, 2011.
- [13] S.-Y. Park, S.-I. Choi, J. Moon, J. Kim, and Y. W. Park, "Localization of an unmanned ground vehicle based on hybrid 3D registration of 360 degree range data and DSM," *International Journal Of Control Automation And Systems*, Vol.9, No.5, pp.875-887, 2011.
- [14] N. Vandapel, R. Donamukkala, and M. Hebert, "Unmanned ground vehicle navigation using aerial lidar data," *The International Journal of Robotics Research*, Vol.25, No.1, pp.31-51, 2006.
- [15] M. Himmelsbach, A. Muller, T. Luttel, and H. Wunsche, "Lidar-based 3D object perception," *In Proc. of the 1st Int'l Workshop on Cognition for Technical Systems*, 2008.
- [16] R. Kummerle, D. Hahnel, D. Dolgov, S. Thrun, and W. Burgard, "Autonomous driving in a multi-level parking structure," *In Proc. of the IEEE Int'l Conf on Robotics and Automation*, 2009.
- [17] M. Lehner, R. Müller, and P. Reinartz, "DSM And orthoimages from Quickbird And Ikonos data using rational polynomial functions," *In Proceedings of High Resolution Earth Imaging for Geospatial Information*, Vol. XXXVI, 2005.
- [18] R. Gupta, and R. Hartley, "Linear pushbroom cameras," *IEEE Transactions On Pattern Analysis And Machine Intelligence*, Vol.19, No.9, pp.963-975, 1997.
- [19] K. Jacobsen, "DEM generation from satellite data," *EARSeL Symposium Ghent: Remote Sensing in Transition*, pp.273-276, 2003.
- [20] R. Gonzalez, and R. Woods, *Digital Image Processing*, 3rd Ed., Addison-Wesley, 1992.



박 순 용

e-mail : sypark@knu.ac.kr
1991년 경북대학교 전자공학과(공학사)
1993년 경북대학교 전자공학과(공학석사)
2003년 Electrical & Computer Engineering
at State University of New York at
Stony Brook(공학박사)

2005년~현 재 경북대학교 컴퓨터학부 부교수
관심분야: 3차원 컴퓨터비전 및 로봇비전, 3차원 센싱



최 성 인

e-mail : ellim5th@naver.com
2007년 2월 금오공과대학교 컴퓨터공학부
(공학사)
2009년 8월 경북대학교 전자전기컴퓨터학부
(공학석사)
2009년 9월~현 재 경북대학교 전자전기
컴퓨터학부 박사과정

관심분야: 3차원 정합 및 복원, 로봇비전, 영상처리 등

3차원 거리정보와 DSM의 정사운곽선 영상 정합을 이용한 무인이동로봇의 위치인식

박 순 용⁺ · 최 성 인^{**}

요 약

본 논문에서는 야지 환경에서 동작하는 무인이동로봇에서 획득한 3차원 LIDAR (Light Detection and Ranging) 센서 정보와 로봇이 이동하는 지형의 3차원 DSM (Digital Surface Map)에서 정사운곽선(Ortho-edge) 특징영상을 생성하고 정합하여 로봇의 현재 위치를 추정하는 기술을 제안한다. 최근의 무인이동로봇의 위치 인식에 대한연구는 GPS (Global Positioning System), IMU (Inertial Measurement Unit), LIDAR 등의 위치인식 센서를 융합하는 경우가 많아지고 있다. 특히 LIDAR에서 획득한 거리정보를 ICP(Iterative Closest Point) 기반의 기하정합으로 로봇의 위치를 추정하는 기술이 개발되고 있다. 그러나 이동로봇에서 획득한 센서 정보는 DSM의 센싱 방향과 큰 차이차이가 있어 기존의 기하정합 기술을 사용하는데 어려움이 있다. 본 논문에서는 서로 다른 센싱 방향에서 획득한 3차원 LIDAR 거리정보와 DSM에서 정사운곽선이라는 특징 영상을 생성하고 이들을 정합하여 로봇의 위치를 추정하는 새로운 기술을 제안한다. DSM으로부터 현재 시점의 정사운곽선 영상을 생성하는 방법, 전방향 LIDAR 거리센서에서 정사운곽선 영상을 생성하는 방법, 그리고 정사운곽선 영상의 정합 기술을 설명하였다. 실험에서는 다양한 주행 경로에 대한 위치 추정의 오차를 분석하고 제안 기술의 성능의 우수성을 보였다.

키워드 : 3차원 정합, 무인이동로봇, 위치인식, ICP, 정사운곽선 영상