

논문 2008-45SC-6-4

무인 차량의 자율 주행을 위한 2차원 레이저 거리 센서와 카메라를 이용한 입방형 격자 기반의 3차원 지형형상 복원

(3D Terrain Reconstruction Using 2D Laser Range Finder and Camera Based on Cubic Grid for UGV Navigation)

정지훈*, 안광호*, 강정원*, 김우현*, 정명진**

(Ji Hoon Joung, Kwang Ho An, Jung Won Kang, Woo Hyun Kim, and Myung Jin Chung)

요약

차량의 접근 가능한 구역에 대한 판단과 경로 계획은 무인 차량의 자율 주행에 있어서 필수적이다. 차량의 접근 가능한 구역과 경로계획을 위한 정보는 3차원 지형형상을 분석하여 얻을 수 있다. 이 논문에서는 카메라의 색 정보와 2차원 레이저 거리센서(2D LRF)를 융합하여 모바일 로봇의 휠 인코더를 통해 복원한 3차원 지형형상과, GPS/IMU 정보와 2차원 레이저 거리센서로 복원한 3차원 지형형상을 적은 데이터로 표현하는 방법을 제시하였다. 카메라의 색 정보와 2차원 레이저 거리센서의 융합을 위해 카메라의 좌표계와 LRF의 좌표계 사이의 기하학적인 관계를 격자무늬 평면을 이용하여 구하였다. 카메라와 2차원 레이저 거리센서의 융합을 통한 3차원 지형형상 복원은 모바일 로봇을 이용하여 실내에서 실험하였고, GPS/IMU 정보와 2차원 레이저 거리센서를 통한 3차원 지형형상 복원은 차량을 이용하여 실외에서 실험하였다. 이런 시스템에서 복원한 3차원 지형형상은 점군 기반으로 되어있고, 이는 매우 많은 양의 정보를 필요로 한다. 정보의 양을 줄이기 위해 점군 기반을 대신하여 입방형 격자 기반의 지형형상으로 복원하였다.

Abstract

The information of traversability and path planning is essential for UGV(Unmanned Ground Vehicle) navigation. Such information can be obtained by analyzing 3D terrain. In this paper, we present the method of 3D terrain modeling with color information from a camera, precise distance information from a 2D Laser Range Finder(LRF) and wheel encoder information from mobile robot with less data. And also we present the method of 3D terrain modeling with the information from GPS/IMU and 2D LRF with less data. To fuse the color information from camera and distance information from 2D LRF, we obtain extrinsic parameters between a camera and LRF using planar pattern. We set up such a fused system on a mobile robot and make an experiment on indoor environment. And we make an experiment on outdoor environment to reconstruction 3D terrain with 2D LRF and GPS/IMU(Inertial Measurement Unit). The obtained 3D terrain model is based on points and requires large amount of data. To reduce the amount of data, we use cubic grid-based model instead of point-based model.

Keywords: 3D terrain reconstruction, camera and LRF calibration, cubic grid model, linked list kd-tree

I. 서론

무인 차량의 자율 주행에 있어서 차량의 접근 가능한

구역에 대한 판단과, 무인 차량의 경로 계획은 필수적이다. 그러므로 차량의 접근 가능한 구역의 판단과 경로 계획을 위해서 색 정보와 3차원 거리 정보를 가지고 있는 지형형상의 효율적인 복원이 무인 차량의 자율 주행에 필요하다.

무인 차량의 접근 가능한 구역은 카메라의 색 정보를 이용하여 접근 가능한 구역에 대한 판단을 하고 이를 학습하여 알 수 있다^[1]. 그리고 스테레오 카메라를 이용한 스테레오 매칭을 통해 작성된 스테레오 맵의 형상을

* 학생회원, ** 평생회원, 한국과학기술원

(Dept. of Electrical Engineering, Korea Advanced Institute of Science and Technology)

※ 본 연구는 한국과학기술원 국방무인화기술 특화연구센터를 통한 국방과학연구소 연구비 지원으로 수행되었습니다.

접수일자: 2008년10월20일, 수정완료일: 2008년10월22일

이용하여 접근 가능한 구역에 대한 판단을 할 수 있다^[2]. 접근 가능한 구역에 대한 판단이 포함된 지도가 주어져 있는 환경에서 시작 위치와 목표 위치가 주어진다면 Dynamic A* 알고리즘으로 차량의 경로를 계획할 수 있다. Dynamic A* 알고리즘은 지도에 접근 가능한 구역에 대한 판단을 비용함수로 표현하여, 이를 목표 위치에서 시작 위치까지 전달하는 방식으로 비용함수의 합이 가장 적은 경로를 초기 경로로 생성한다. 시작 위치에서 목표 위치까지의 초기 경로를 생성하고, 계획된 경로를 주행한다. 이 때 경로 상에 동적 장애물이 발견되었을 경우, 전체 경로를 수정하지 않고 지역적 경로를 수정하여 장애물을 회피할 수 있는 알고리즘이다^[3].

3차원 모델 복원을 위한 기준 연구는 다음과 같다. Fraunhofer institute of autonomous intelligent systems에서는 모바일 로봇에 2D LRF를 설치하고 이를 회전시켜 3D LRF를 구현하였다. 정지된 상태에서 좌우로 scan하는 2D LRF를 상하로 회전시켜 점군 기반의 데이터를 얻고, 다시 이동하여 이를 반복하였다. 그리고 이동할 때마다의 데이터를 통합하기 위해 Iterative Closest Point(ICP)방식을 사용하였다. 이를 점군 기반(point cloud)의 형식으로 표현하였다^[4]. 그리고 이와 유사한 방법을 이용해 입방형 격자(cubic grid)를 기반으로 하여 복원을 하였다^[6]. 또한 앞의 방법들과 달리 2D LRF를 회전시키지 않고 Optec사의 3D Lidar를 이용하여 정보를 얻고 이를 ICP로 통합하여 메쉬(mesh)형식으로 복원한 방법도 있다^[5].

점군기반의 방법은 구현이 간단하다는 장점이 있다. 하지만 3차원 지형형상 복원에 필요한 데이터양이 많고, 데이터만 모아 놓은 형태이기 때문에 무인 차량의 경로계획 등에 사용할 수 없다. 메쉬를 이용한 방법은 점군기반에 비해 데이터양이 적고 평야와 같은 지형형상을 유사하게 복원할 수 있다는 장점이 있다. 하지만 복원에 필요한 시간이 길고, 나무 등의 실제 지형 형상 표현이 어렵다. 입방형 격자기반의 방법은 데이터 양이 적고, 적은 데이터로 효율적으로 지형 형상 복원이 가

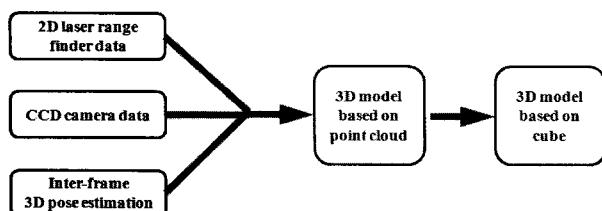


그림 1. 시스템 블럭도
Fig. 1. System block diagram.

능하며 무인 차량의 경로 계획에 사용될 수 있는 장점이 있다. 그리고 격자의 크기를 조절하여 상황에 맞는 복원을 가능하게 하지만 격자의 크기가 작아질수록 필요한 데이터 양이나 이를 이용한 처리속도가 늘어나는 단점이 있다. 여러 포인트를 하나의 입방형 격자로 통합하여 사용하기 때문에 세밀한 지형 형상의 복원은 힘들다.

본 논문은 카메라와 2D LRF로부터 얻은 데이터를 이용하여 지형형상을 복원하고 이를 효과적으로 구성하기 위해 점군기반이 아닌 입방형 격자를 사용하는 방법을 제시하였다.

II. 본 론

1. 카메라-LRF 캘리브레이션

가. 카메라-LRF 캘리브레이션 방법

카메라와 LRF 사이의 기하학적인 관계는 카메라와 LRF의 캘리브레이션을 통해 얻을 수 있고, 캘리브레이션을 통해 얻어진 기하학적인 관계는 LRF의 거리 정보와 카메라의 색 정보 융합에 사용될 수 있다. 카메라와 LRF 캘리브레이션은 그림 2와 같이 격자무늬 평면을 사용하여 실시하였다^[7]. 이 캘리브레이션 방법은 카메라의 내부 변수(intrinsic parameter)와 카메라와 격자무늬 평면과의 기하학적인 관계(extrinsic parameter)^[8]와 LRF로 얻은 LRF 좌표계에서의 격자무늬 평면 데이터를 알아야한다.

LRF 좌표계 기준의 격자무늬 평면의 3차원 좌표, P_t

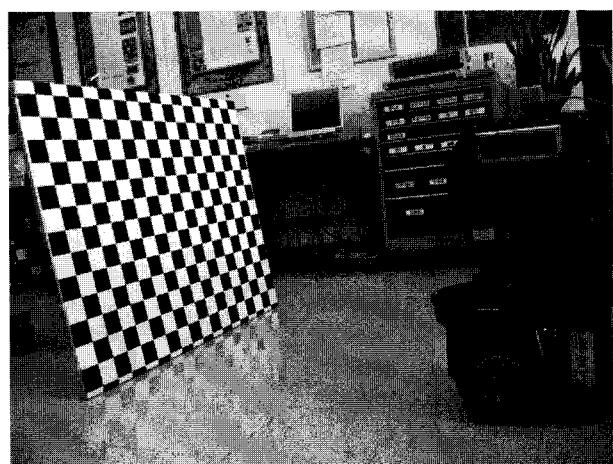


그림 2. 카메라-LRF 캘리브레이션 실험 환경
Fig. 2. Experiment circumstance of camera-LRF calibration.

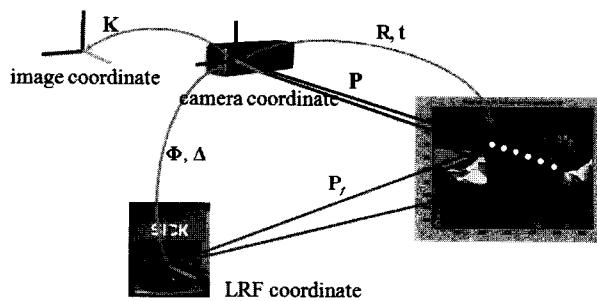


그림 3. 좌표계 사이의 기하학적 관계

Fig. 3. Geometric relation between coordinate.

는 식 (1)을 통해 영상 좌표계 기준의 2차원 좌표, p 로 매핑될 수 있다.

$$\begin{aligned} P_f &= \Phi P + \Delta \\ p &= KP \\ p &= K\Phi^{-1}(P_f - \Delta) \end{aligned} \quad (1)$$

P 는 격자무늬 평면의 카메라 좌표계 기준의 3차원 좌표이고, Φ 는 카메라와 LRF 좌표계 사이의 회전 행렬, Δ 는 카메라와 LRF 좌표계 사이의 평행이동 벡터, K 는 카메라의 내부변수이다.

즉, 카메라 캘리브레이션의 결과인 K (카메라 내부 변수), R (격자무늬 평면과 카메라 좌표계 사이의 회전행렬), t (격자무늬 평면과 카메라 좌표계 사이의 평행이동 벡터)와 그리고 P_f 를 이용해 카메라-LRF 캘리브레이션 결과 Φ , Δ 가 구해지면 LRF의 데이터와 카메라의 색 정보를 융합할 수 있다.(그림 3.)

Φ , Δ 를 구하기 위해 벡터 N 을 사용하였다. 이 벡터 N 은 격자무늬 평면의 수직 벡터와 평행하며, 카메라 좌표계의 원점과 격자무늬 평면과의 거리를 크기로 하는 벡터이다.(그림 4.) 이 벡터는 카메라의 캘리브레이션을 통해 얻은 격자무늬 평면과의 기하학적인 관계로 구할 수 있다. 이 N 은 카메라 좌표계에서 얻은 격자무늬 평면의 점 P 에 대해 식 (2)를 만족시킨다.

$$N^T P = \|N\|^2 = N^T \Phi^{-1}(P_f - \Delta) \quad (2)$$

Φ , Δ 는 식 (2)를 통해 구할 수 있고, 캘리브레이션의 정확도는 격자무늬 평면의 위치와 각도를 달리하여 충분히 많은 P_f 와 N 을 획득하고, 최적화를 실행하여 높일 수 있다.

캘리브레이션의 참값은 LRF 프레임의 원점과 카메라 프레임의 원점을 정확히 알 수 없기 때문에 알기 힘들다. 그래서 위의 방법으로 얻은 캘리브레이션 결과를 LRF의 격자무늬 평면 데이터를 영상에 매핑하는 방법

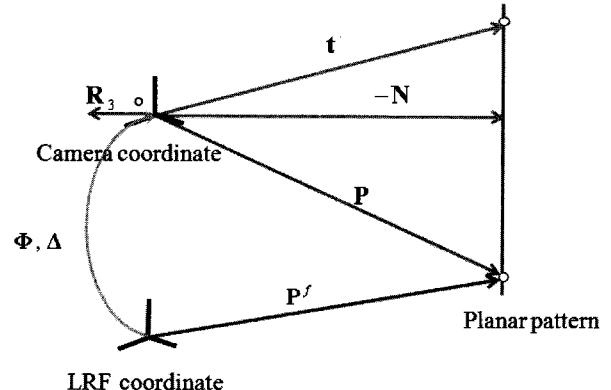


그림 4. 격자무늬 평면과 카메라 좌표계 사이의 관계

Fig. 4. Geometric relation between coordinates and planar pattern.

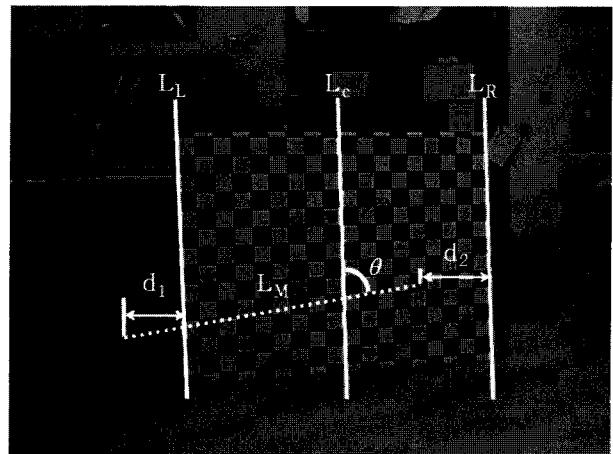


그림 5. 카메라-LRF 정확도 측정

Fig. 5. Estimation of camera-LRF calibration accuracy.

을 통해 정확도를 확인하였다. 카메라 캘리브레이션 tool box^[9]를 사용하여 캘리브레이션을 하면 카메라의 내부 변수와 카메라와 격자무늬 평면과의 기하학적인 관계뿐만 아니라 영상에서 격자무늬 평면의 코너들의 좌표를 제공한다. 이 코너들의 좌표 데이터를 이용하여 캘리브레이션의 정확도를 측정하는데 사용 가능하다.

그림 5의 L_M 은 LRF의 격자무늬 평면 데이터를 영상에 매핑한 결과이다. 바닥과 LRF 좌표계가 수평하다고 가정하면 캘리브레이션 결과가 정확하지 않음을 이 그림 5를 통해 알 수 있다. 캘리브레이션의 오차는 완전 평면이지 않은 패턴 평면에 의해서 또는 LRF의 오차 또는 카메라 캘리브레이션의 오차에 의해 생길 수 있다. 캘리브레이션 결과의 오차를 줄이기 위해서는 캘리브레이션 결과의 오차를 수치화해야 한다. 이를 위해 영상 위에 매핑된 점들을 이용하였다.

캘리브레이션 결과의 오차를 수치화하기 위해 매핑된 점이 격자무늬 평면을 얼마나 벗어났는지와 매핑된

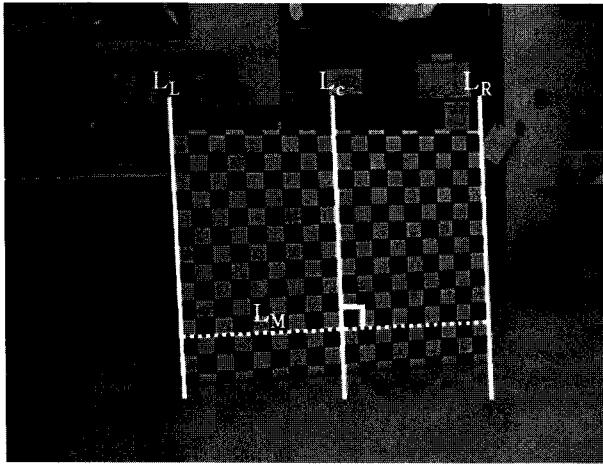


그림 6. 정확도가 높은 캘리브레이션 결과

Fig. 6. Accurate calibration result.

점으로 이루어진 선이 체크무늬와의 기울어진 차이, 그리고 결과가 참값의 범위를 벗어나는지의 여부를 이용한다.

직선 L_L , L_C , L_R 은 카메라의 캘리브레이션 결과를 통해 얻은 격자무늬 평면의 코너점의 위치로 구한 직선이다. 이 직선은 패턴의 수직 방향과 평행한 직선으로 오차를 수치화 하기 위해 사용된다. L_M 의 가장 왼쪽의 점과 L_L 과의 거리, d_1 , L_M 의 가장 오른쪽 점과 L_R 과의 거리 d_2 를 구한다. 그리고 L_M 과 L_C 의 사이각, θ 를 구한다. 그러면 캘리브레이션 결과의 오차는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\sum_{i=1}^k [w_{di}(d_{1i} + d_{2i}) + w_{ci}\cos\theta] + m_{err} \quad (3)$$

식 (3)에서 k 는 캘리브레이션을 위해 사용된 격자무늬 평면의 포즈 수이고 w_{di} , w_{ci} 는 오차들을 평준화하기 위한 상수이고, m_{err} 은 캘리브레이션 결과가 측정을 통해 알 수 있는 참값의 범위를 크게 벗어났을 경우 더해지는 패널티이다.

나. RANSAC(RANdom SAmple Consensus)을 이용한 카메라-LRF 캘리브레이션

Ransac은 부정확한 데이터(outlier)를 포함한 데이터 집합에서 특정한 수학적 모델의 파라미터를 결정하는 반복적인 방법이다. Ransac에서 outlier는 특정 수학적 모델에 적합하지 않는 데이터를 의미하고 inlier는 모델에 적합한 데이터를 의미한다.

데이터 집합에서 임의의 점을 선택하여 모델의 파라미터를 정해 나머지 데이터가 이 모델에 부합한지 여부

를 판단한다. 이를 통해 데이터 집합 중 inlier가 가장 많이 생성한 파라미터를 최적의 파라미터로 결정하는 방법이다. 이를 위해 inlier와 outlier에 대한 기준과 선택할 임의의 샘플 수, 그리고 얼마나 반복해야 하는지에 대한 파라미터 결정이 필요하다.

Ransac을 수행하기 위해서는 inlier와 outlier를 구분할 기준이 필요하다. 이는 데이터 집합의 분포를 분석하여 결정할 수 있다^[10]. line fitting의 경우 측정한 오차가 평균이 0이고 표준편차가 σ 인 가우시안 분포를 가질 경우 inlier와 outlier의 기준 $T_{distance}$ 는 식 (4)와 같다.

$$T_{distance} = 3.84\sigma^2 \quad (4)$$

이를 적용하기 위해 격자무늬 평면의 모든 데이터를 이용해 직선을 구하고 각 데이터와의 오차를 구해 표준편차를 구하고 식 (4)를 이용하여 inlier와 outlier의 기준으로 결정하였다.

Ransac을 위해서 또 필요한 것은 전체 데이터 집합 중 몇 개의 샘플을 선택하여 모델링할 것인가에 대한 문제이다. 이는 식 (5)를 이용하여 결정할 수 있다^[10].

$$N = \log(1 - q) / \log(1 - (1 - \epsilon)^s) \quad (5)$$

N 은 전체 데이터 중 선택할 샘플의 수이고, s 는 샘플 size, ϵ 은 outlier의 비율 그리고 q 는 임의의 샘플 s 가 적어도 한 샘플 이상 outlier를 포함하지 않을 확률로 일반적으로 0.99로 설정한다. 주어진 s , q , ϵ 으로 N 을 결정해야 한다.

카메라-LRF 캘리브레이션을 할 때 q 는 0.99, ϵ 은 전체 데이터를 line fitting하여 나온 직선과 $T_{distance}$ 를 기준으로 outlier와 inlier를 구분하여 나온 outlier의 비율 그리고 s 는 최소 size로 2로 설정하여 N 을 구하였다.

마지막으로 반복의 횟수를 설정해야 한다. 이는 식 (6)을 통해 결정할 수 있다.

$$T = (1 - \epsilon)n \quad (6)$$

T 는 반복 횟수이고, n 은 전체 데이터의 개수이다.

이를 이용해 오차가 적은 카메라-LRF 캘리브레이션 결과를 얻기 위해 다음의 과정을 거쳤다. 우선 부정확 할 수 있는 격자무늬 평면의 점들을 모두 사용하지 않고, 위의 과정을 통해 얻은 Ransac 파라미터를 이용하여 임의의 일부 점을 사용하는 Ransac을 수행하였다. 그 점들로 line fitting하여 수정된 격자무늬 평면의 데이터(P_f)를 생성하였다. 이 수정된 데이터는 식 (2)에 적용되어 새로운 캘리브레이션 결과를 얻는데 사용된다.

그 후 식 (3)을 이용해 결과의 오차를 수치화하여 수치화된 오차가 가장 적은 캘리브레이션 결과를 최종 결과로 정하였다.

2. 입방형 격자기반 3차원 복원

LRF를 통해 얻은 데이터로 복원한 지형형상은 점군을 기반으로 배열에 저장되어 있다. 이 지형형상은 점군 기반이 아닌 입방형 격자기반의 3차원 지형형상으로 구성하면 지형형상을 구성하는 데이터양을 줄일 수 있고, 이를 이용한 프로세싱 타임을 줄일 수 있다. 이런 장점을 갖는 입방형 격자기반의 3차원 복원 과정은 다음과 같다. 우리는 점군 기반의 지형형상을 일정한 크기의 입방형 격자로 나누고, 해당 입방형 격자마다 대표가 되는 점의 좌표(x, y, z)를 정하였다. 그리고 해당 입방형 격자 안에 포함된 모든 점의 좌표는 입방형 격자를 대표하는 좌표로 매칭하는 양자화 과정을 거친다. (그림 7.)

격자를 생성하기 위해 필요한 것은 격자 안에 점이 있는지 없는지의 여부와 격자 안에 포함된 점의 수다. 양자화 과정은 격자 안 여러 점의 좌표들을 격자의 대표점에 매칭시킨다. 이렇게 중복된 여러 점들의 좌표는

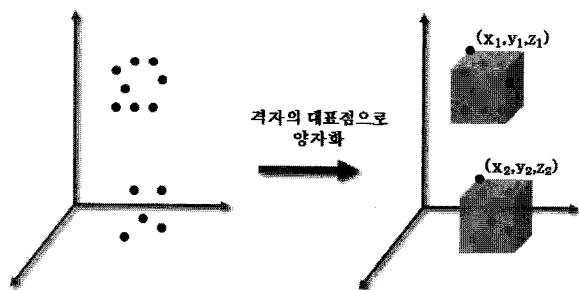


그림 7. 입방형 격자 구성을 위한 양자화
Fig. 7. Quantization for configuring cubic grid.

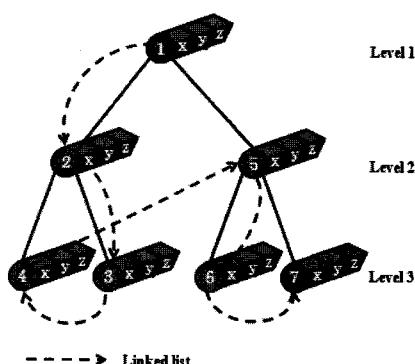


그림 8. 연결고리를 이용한 kd tree
Fig. 8. kd tree with linked list.

격자 생성에 필요한 데이터가 아니므로 제거하여 데이터를 줄인다. 양자화와 대표점이 중복되는 점의 제거는 다음의 과정을 거친다. 배열에 저장된 점들을 대표 좌표를 키(key)값으로 하는 kd tree를 구성한다. tree를 구성하면서 대표 좌표가 중복되는 점들은 제거될 수 있으며, 동시에 대표 좌표에 중복되는 점의 수를 저장할 수 있다. 그리고 저장되는 중복되는 점의 수는 노이즈에 의해 생기는 격자를 줄이기 위해 격자 안에 있는 점의 수가 적을 경우 노이즈로 간주하고 격자를 생성하지 않기 위하여 사용된다.

점군의 데이터가 매우 많을 경우에 연결고리를 이용한 트리가 각 트리 노드의 효율적인 방문을 위해 사용되었다.(그림 8.)

3. GPS/IMU를 이용한 통합 모델 구성

매 프레임마다 얻어진 2D LRF 데이터는 GPS/IMU로 얻어진 정보를 이용해 통합할 수 있다. GPS는 MGRS (Military Grid Reference System) geocoordinate standard을 사용하며, 10cm의 해상도로 North, West, elevation 정보를 제공한다. IMU는 GPS 좌표계를 기준으로 하여 LRF 좌표계의 roll, pitch, yaw 정보를 0.001°의 해상도로 제공한다. 이 정보들은 통합 모델에 필요한 프레임 간의 3차원 모션(motion)에 대한 정보이다. 이를 이용해 매 프레임 2D LRF 데이터를 식 (7)을 이용해 GPS 좌표계에 등록할 수 있다.(그림 9.)

$$\begin{aligned} P_{GPS} &= R_{IMU}P_f + T_{GPS} \\ R_{IMU} &= RPY(\phi, \theta, \psi) \end{aligned} \quad (7)$$

P_{GPS} 는 GPS 좌표계를 기준으로 하는 데이터의 좌표이고, T_{GPS} 는 GPS로부터 얻을 수 있는 평행이동 벡터이고, R_{IMU} 는 IMU의 roll(ϕ), pitch(θ), yaw(ψ)의 정보를 회전 행렬로 변환한 것이다.

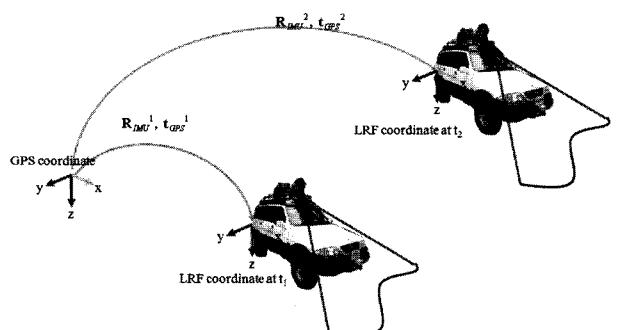


그림 9. GPS/IMU를 이용한 통합
Fig. 9. Combining using GPS/IMU.

III. 실험 결과

1. 카메라-LRF 캘리브레이션

카메라와 LRF의 기하학적인 관계를 실제 측정하여 결과값과 비교하였다.(그림 10.) 실제 측정한 Φ , Δ 는 결과식 (8)과 같고, 이 결과는 카메라와 LRF의 정확한 중심을 알 수 없기 때문에 정확도가 낮은 근사값이다.

$$\Delta = [T_x, T_y, T_z]^T = [0 \ 20 \ -60]^T$$

$$\Phi = \begin{bmatrix} 0 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (8)$$

이 환경에서 [2] 방법의 캘리브레이션 결과는 다음과 같다.

$$\Delta = [T_x, T_y, T_z]^T = [5.586 \ 351.616 \ -84.6647]^T$$

$$\Phi = \begin{bmatrix} -0.061 & 0.051 & -0.997 \\ 0.010 & 0.999 & 0.051 \\ 0.998 & -0.007 & -0.061 \end{bmatrix} \quad (9)$$

위의 환경을 참값의 범위로 하여 식 (3)을 기반으로 Ransac을 사용한 캘리브레이션 한 결과는 다음과 같다.

$$\Delta = [T_x, T_y, T_z]^T = [-18.401 \ 226.55 \ -59.953]^T$$

$$\Phi = \begin{bmatrix} -0.056 & -0.006 & -0.998 \\ 0.028 & 0.999 & -0.008 \\ 0.998 & -0.029 & -0.055 \end{bmatrix} \quad (10)$$

두 결과는 이 캘리브레이션 결과의 오차를 수치화하는 식 (3)을 이용하여 비교할 수 있다. 결과식 (9)를 식 (3)을 이용하여 수치화하면 (11)과 같다.

$$E_{cal} = d_{err} + a_{err} + m_{err} = 43.9 + 21.4 + 20 = 85.3 \quad (11)$$

d_{err} 는 매핑한 데이터가 격자무늬 평면을 얼마나 벗어났는지에 대한 값이고, a_{err} 은 매핑한 데이터가 얼마나 기울어져 있는지에 대한 값이다. 각 값은 평균화를 적

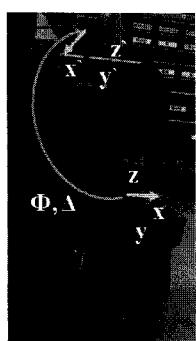


그림 10. 카메라-LRF의 기하학적 관계

Fig. 10. Geometric relation between camera and LRF.

용 시킨 값이다. 같은 방법으로 결과식 (10)을 식 (3)에 적용하면 결과는 식 (12)과 같다.

$$E_{cal} = d_{err} + a_{err} + m_{err} = 43.2 + 9.5 + 0 = 52.7 \quad (12)$$

RANSAC을 이용한 결과식 (10)이 더 적은 오차임을 식 (3)을 통해 확인하였고, 실제 두 센서 사이의 기하학적 관계를 측정한 근사값을 비교하여 을 때 결과식 (10)이 결과식 (9)에 비해 더 근접함을 확인할 수 있었다.

2. GPS/IMU를 이용한 입방형격자 기반 복원 결과

그림 11은 실외환경에서 LRF와 GPS/IMU를 설치한 차량으로 얻은 데이터를 GPS/IMU 정보를 이용하여 프레임 사이의 3차원 모션을 추정해 복원한 지형형상이다. 점군 기반 지형형상은 4,183,310개의 점이 사용하여 복원되었다. 한 변의 크기가 5cm인 입방형 격자를 사용하여 복원한 결과 54,524개의 점을 이용해 복원할 수 있었다.(그림 12.)



그림 11. 점군기반 지형형상(전체지형(위), 세부지형(아래))

Fig. 11. Point cloud based terrain(overall terrain(top), detail terrain(bottom)).

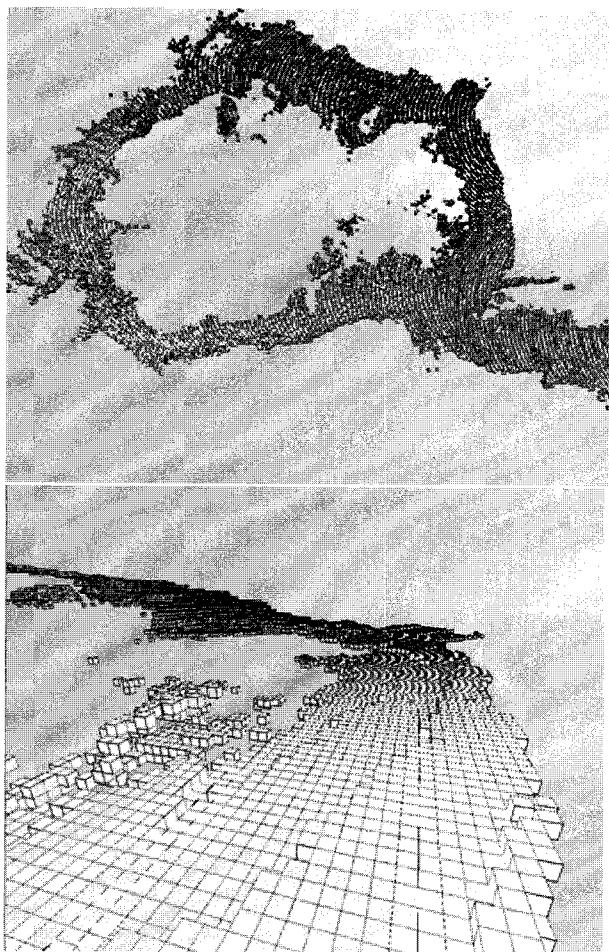


그림 12. 입방형 격자기반 지형형상(전체지형(위), 세부지형(아래))

Fig. 12. Cubic grid based terrain(overall terrain(top), detail terrain(bottom)).

3. 색 정보를 포함한 복원 결과

그림 13.는 그림 2.의 시스템으로 얻은 LRF 정보와 카메라 정보를 융합하여 복원한 결과이다. 실내환경에서 실험한 결과로 프레임 사이의 3차원 모션 정보는 모바일 로봇의 휠 인코더로부터 추정하였다. 점군기반에는 263,530개의 점이 사용되었고, 입방형 격자기반은 한 변의 크기가 5cm인 입방형 격자를 사용하였고 3,635 개의 점이 복원에 사용되었다.

IV. 결 론

본 논문은 카메라와 2차원 레이저 거리 센서의 융합과 입방형 격자기반의 3차원 지형형상을 GPS/IMU 정보를 이용하여 복원하는 방법을 제시하였다. 식 (3)에 정의된 캘리브레이션 오차 식을 이용한 RANSAC 방법은 더 정확한 캘리브레이션 결과를 가능하게 하여 정확

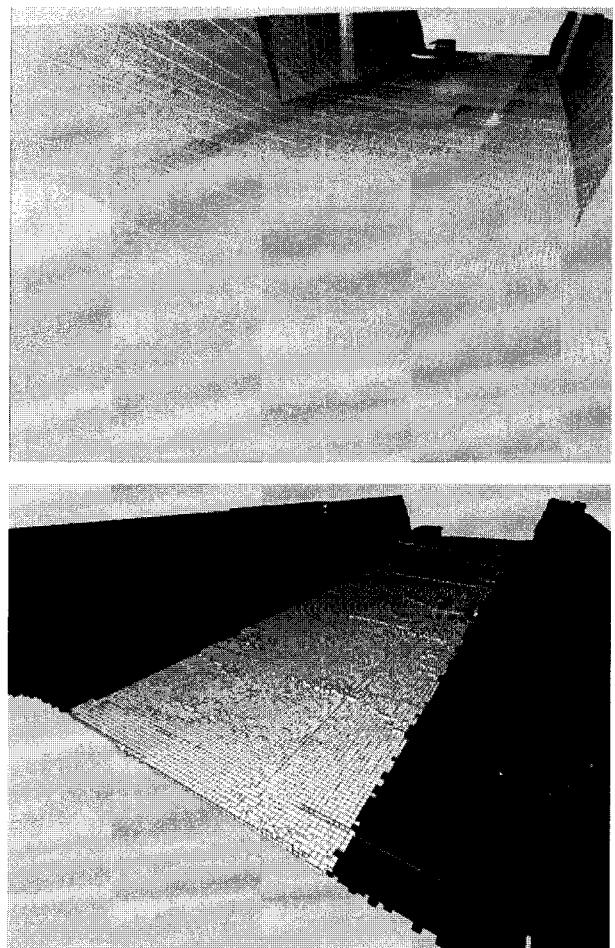


그림 13. 색 정보를 포함한 복원 결과(점군기반(위), 입방형 격자 기반(아래))

Fig. 13. Reconstruction with color information(point cloud (top), cubic grid (bottom)).

도 높은 융합을 할 수 있게 해주었다. 그리고 입방형 격자를 이용하여 더 적은 데이터로 지형형상을 복원하였고, 연결고리를 이용한 kd tree로 복원된 지형형상을 더 빨리 이용할 수 있게 되었다. GPS/IMU의 정보를 이용한 프레임 사이의 3차원 모션 추정은 visual odometry 보다 빠른 데이터를 등록을 가능하게 하여 실시간성을 해치지 않는 결과를 얻을 수 있었다.

향후 연구 과제는 카메라와 2차원 레이저 거리 센서로 얻은 데이터를 융합하여 점군 기반의 3차원 모델을 만들 때, GPS/IMU 정보를 이용하지 않고, 이동 로봇의 인코더와 카메라의 정보를 사용하여 프레임 사이의 3차원 모션을 추정하는 것이다. 이러한 연구는 고가의 센서에 의존하지 않는 자율주행 시스템 구축에 도움이 될 것이다.

참 고 문 헌

Cambridge University Press, Cambridge, pp. 11
7~121, 2003.

- [1] D. Kim, J. Sun, S. M. Oh, J. M. Rehg, and A. Bobick, “*Traversability classification using unsupervised on-line visual learning for outdoor robot navigation*” in IEEE Intl. Conf. on Robotics and Automation, pp. 518~525, May 2006.
- [2] Singh, S. et al, “*Recent progress in local and global traversability for planetary rovers*”, Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, vol. 2, pp. 1194~1200, San Francisco, April 2000.
- [3] A. Stentz, “*Optimal and Efficient Path Planning for Partially-Known Environments*”, Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, Vol. 4, pp. 3310~3317, May 1994.
- [4] Andreas Nüchter, Hartmut Surmann, Kai Lingemann, Joachim Hertzberg, and Sebastian Thrun, “*6D SLAM with Application in Autonomous Mine Mapping*” in Proceedings IEEE 2004 International Conference Robotics and Automation (ICRA '04), New Orleans, USA, pp. 1998 - 2003, April 2004.
- [5] S. Gemme, J.N. Bakambu, I. Rekleitis, “*3D reconstruction of environments for planetary exploration*”, Proceedings of The 2nd Canadian Conference on Computer and Robot Vision, pp. 594-601, May 2005.
- [6] Hartmut Surmann, Andreas Nüchter, Joachim Hertzberg, “*An autonomous mobile robot with a 3D laser range finder for 3D exploration and digitalization of indoor environments*” Robotics and Autonomous Systems, Vol. 45, pp. 181-198, December 2003.
- [7] Q. Zhang and R. Pless, “*Extrinsic Calibration of a Camera and Laser Range Finder (improves camera calibration)*”, in Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2004.
- [8] Z. Zhang, “*Flexible Camera Calibration by Viewing a Plane from Unknown Orientations*”, in Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, Vol. 1, pp. 666~673, 1999.
- [9] Jean-Yves. Bouguet, Camera calibration toolbox for matlab, Computational Vision at Caltech, http://www.vision.caltech.edu/bouguetj/calib_doc/.
- [10] Richard Hartley and Andrew Zisserman, “*Multiple View Geometry in computer vision*”,

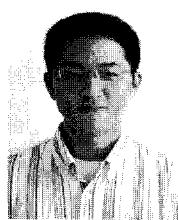
저자 소개



정지훈(학생회원)
2007년 서강대학교 전자공학과
학사 졸업
2007년 ~ 현재 KAIST 전기및전자
공학과 석사과정
<주관심분야 : 3차원 복원, 이동
로봇, 컴퓨터비전>



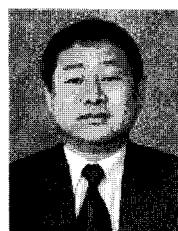
안광호(학생회원)
2002년 고려대학교 전파공학과
학사 졸업
2004년 KAIST 전기및전자공학과
석사졸업
2004년 ~ 현재 KAIST 전기및전자
공학과 박사과정
<주관심분야 : 컴퓨터 비전, 패턴 인식, HRI>



강정원(학생회원)
2004년 고려대학교 공과대학 전기
전자전파공학부 학사졸업
2006년 KAIST 전기및전자공학과
석사 졸업
2006년 ~ 현재 KAIST 전기및전자
공학과 박사과정
<주관심분야 : 이동 로봇, 컴퓨터 비전>



김우현(학생회원)
2007년 KAIST 전자공학과
학사 졸업
2007년 ~ 현재 KAIST 전기및전자
공학과 석사과정
<주관심분야 : 스테레오매칭,
HRI>



정명진(평생회원)
1973년 서울대학교 공과대학
전기공학과 학사 졸업
1977년 미시간 대학교 전기공학과
석사 졸업
1983년 미시간 대학교 제어공학과
박사 졸업
1976년 국방과학연구소 연구원
1981년 ~ 1983년 미시간대학교 CRIM 연구 조교
1983년 ~ 현재 KAIST 전기및전자공학과 교수
<주관심분야 : 서비스 로봇, HRI, visual servoing>