

텍스처를 매핑한 지형 메쉬에서의 건물 및 나무 분류

송웨이*, 조성재*, 조경은*, 엄기현*, 원치선**, 심성대***

*동국대학교 멀티미디어공학과

**동국대학교 전자전기공학부

***국방과학연구소

교신저자 e-mail : cke@dongguk.edu

Building and Tree Classification in Textured Terrain Meshes

Wei Song*, Seongjae Cho*, Kyungeun Cho*, Kyhyun Um*, Cheesun Won** and Sungdae Sim***

*Department of Multimedia Engineering, Dongguk University

**Division of Electronics and Electrical Engineering, Dongguk University

***Agency for Defense Development

e-mail : cke@dongguk.edu

요 약

지형 분류는 원격 로봇이 처한 환경에서 오브젝트의 종류를 표시한 지도를 만들 수 있게 한다. 우선 2D 및 3D 데이터셋으로부터 텍스처를 매핑한 지형 메쉬를 생성하였다. 그 후 지형 메쉬에서 수평 공간적 분포를 기반으로 건물 및 나무를 분류하는 방법을 제안한다. 옥외 환경에서 이 방법을 적용하여 실험을 수행하였으며, 텍스처를 매핑한 지형 메쉬에서 건물과 나무를 성공적으로 분류할 수 있음을 확인하였다.

1. 서론

오브젝트 분리 및 분류는 원격 로봇을 이용한 측량, 지도 제작, 항법 자동화 등의 분야에서 널리 연구되고 있다[1]. 이러한 기술은 주위 지형에 대한 정보를 빠르고 정확하게 파악하여 로봇이 처한 환경을 탐험하거나 상호작용할 수 있도록 한다[2].

본 논문은 텍스처를 매핑한 지형 메쉬 생성과 지형 메쉬에서 건물 및 나무를 분류하는 기술에 대해 논한다.

실험에 사용한 로봇에는 다중 센서를 탑재하여 로봇의 위치, 회전, 3D 포인트 클라우드, 2D 영상 등의 정보를 획득한다. 그 후, 다중 센서에서 획득한 정보를 융합하여 텍스처를 매핑한 지형 메쉬를 생성한다. 3D 포인트 클라우드 상에서 나무의 경우 구멍이 많고 건물은 균일 분포 형태를 나타낸다. 이러한 특성과 함께, 마스킹 기법을 사용한 수평 공간적 분포를 기반으로 건물과 나무를 분류한다.

본 논문에서 2 장은 오브젝트 분류에 관련된 연구를 기술하며, 3 장은 건물 및 나무 오브젝트 분류 기법을 제안한다. 4 장은 오브젝트 분류 기법의 결과를 분석하며 5 장에서는 결론을 맺는다.

2. 관련 연구

지형에서 특징을 추출하여 오브젝트를 분리하거나 분류하는 여러 가지 방법이 존재한다[3]. Nüchter 는 3D 포인트 클라우드를 분류하기 위해 평면 기반 오브젝트 탐지 방법을 제안하였다[4]. 우선

RANSAC(RANdom SAMple Consensus) 알고리즘을 사용하여 3D 포인트 클라우드에서 평면을 검출한다. 그 후 미리 정의된 장면 해석에 따라 벽, 바닥, 천장 및 기타 오브젝트 등에 각각 이름을 붙인다. 그러나 RANSAC 의 연산량이 크기 때문에 실시간으로 평면 오브젝트를 분류해내기 어렵다.

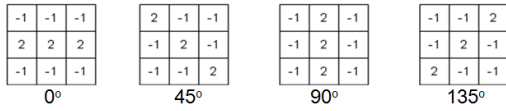
2D 영상과 3D 포인트 클라우드만으로 오브젝트를 분류하기는 어렵다. Posner 는 2D 영상과 3D 기하 정보에서 의미맵을 생성하기 위한 확률적 분류 프레임워크를 소개하였다[5]. 그는 오브젝트 조각의 속성을 파악하기 위해 기하학적 특징과 색상 특징의 조합과 bag-of-words 알고리즘을 적용한 확률적 bag-of-words 분류자를 제안하였다. 그 후 맥락적인 정보를 포함하기 위해 MRF 모델을 적용하였다.

본 논문에서는 오브젝트의 수평 공간적 분포를 기반으로 건물과 나무를 분류하는 방법을 구현하였다. 다른 3D 오브젝트 분류 기법보다 연산량을 줄이기 위하여 x-z 평면에 대해 공간적 분포를 계산하여 성능을 개선하였다.

3. 지형 메쉬에서의 건물 및 나무 분류

본 논문에서 나무 오브젝트는 3D 거리 측정 센서의 레이저가 뚫고 지나가는 구멍이 많은 풀과 나무 등을 모두 의미한다. 이는 3D 거리 측정 센서의 레이저가 바깥쪽 표면에서만 반사되는 건물과 대비되는 특성이다. 그러므로 나무는 정규 분포 형태를 띠는 반면, 건물의 수평 형태는 균일 분포 형태를 띤다. 다

음 그림 1 에 나타난 마스크를 사용하여 건물의 수평 직선을 검출하여 건물을 분류한다.



(그림 1) 직선 검출 마스크

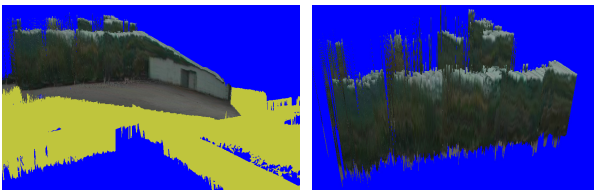
마스킹 기법을 적용하기 위한 컨볼루션 함수는 다음과 같다.

$$U(i, j) = \sum_{n=-s}^s \sum_{m=-s}^s h(i-m, j-n) f(m, n) \quad (1)$$

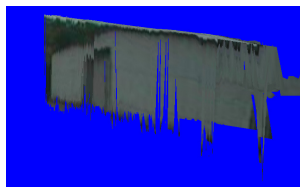
$h(i, j)$ 는 지형 메쉬의 각 버텍스의 높이값이며, $f(m, n)$ 은 마스크 각 셀의 값이고, s 는 마스크의 크기이다. $U(i, j)$ 가 한계점보다 크면 버텍스 (i, j) 를 건물에 해당하는 것으로 판단한다. 그렇지 않은 버텍스는 나무에 해당하는 것으로 판단한다. 지형 메쉬에서 건물을 분류한 후, 2D 영상을 건물 버텍스에 매핑하여 분류된 결과를 확인한다.

4. 실험 결과

실험은 3D 거리 측정 센서, GPS 수신기, 자이로스코프, 비디오 카메라 등의 다중 센서를 탑재한 원격 로봇을 사용하여 진행하였다. 그림 2. (a) 는 다중 센서로부터 획득한 정보를 융합하여 가상 환경에 텍스처를 매핑한 지형 메쉬를 재구성한 화면이다. 그 후 로봇의 고도값을 기준으로 지면을 분리한다. 최종적으로 그림 2. (b), (c) 는 본 논문에서 제안한 마스킹 기법을 기반으로 지형 메쉬에서 건물과 나무를 분류한 결과를 나타낸다.



(a) (b)



(c)

(그림 2) 지형 메쉬 분리 및 분류 결과 (a) 텍스처를 매핑한 지형 메쉬; (b) 나무 분류 결과; (c) 건물 분류 결과

5. 결론

원격 로봇에 의한 자동화된 측량 및 지도 제작을 위해 수평 공간적 분포를 기반으로 텍스처를 매핑한 3D 지형 메쉬에서 건물 및 나무를 분류하는 기법을 제안하였다. 이 방법은 3D 거리 측정 센서, 비디오 카메라, GPS 수신기, 자이로스코프 등의 다중 센서가 탑재된 로봇 차량에서 효과적으로 적용되는 것을 확인하였다. 본 연구는 전역적인 정보 데이터베이스를 구축하거나 의미맵 생성, 증강 현실, 멀티미디어 응용 프로그램 등에 적합하다.

감사의 글

본 논문은 국방과학연구소의 지원으로 수행되었음.

참고문헌

- [1] Y. Matsushita and J. Miura, On-line Road Boundary Modeling with Multiple Sensory Features, Flexible Road Model, and Particle Filter, J. Robotics and Autonomous Systems, Vol.59, No.5, 2011, pp.274-284.
- [2] R. Triebel, Three-dimensional Perception for Mobile Robots, PhD thesis, Albert Ludwigs University of Freiburg, Germany, May, 2007.
- [3] O. Martinez-Mozos, R. Triebel, P. Jensfelt, A. Rottmann, and W. Burgard, Supervised semantic labeling of places using information extracted from sensor data. Robotics and Autonomous Systems, Vol.55, No.5, 2007, pp. 391-402.
- [4] A. Nüchter and J. Hertzberg, Towards semantic maps for mobile robots, J. Robotics and Autonomous Systems, Vol.56, No.11, 2008, pp.915-926.
- [5] I. Posner, M. Cummins, and P. Newman, Fast probabilistic labeling of city maps. Proc. of Robotics: Science and Systems, 2008.