

실내 구면 파노라마 점군으로부터의 볼륨 검출

김기식, 박종승
 인천대학교 컴퓨터공학과
 {kisik, jong}@inu.ac.kr

Volume Detection from Indoor Spherical
Panorama Point Cloud

Ki-Sik Kim, Jong-Seung Park
 Dept. of Computer Science & Engineering, Incheon National University

요 약

본 논문에서는 사각형 실내 공간에서 점군 데이터를 기반으로 빠르고 정확하게 바닥, 천장, 벽면에 대한 평면 정보를 획득할 수 있는 시스템을 제안한다. 기존의 방법은 관측되지 않은 공간에 대한 평면을 예측할 수 없으며, 노이즈에 취약하고, 모든 점에 대한 기저 정보를 알아야하기 때문에 많은 연산량을 요구한다. 제안 방법은 기존의 평면 검출 방식에서 벗어나 Bounding Box 형상을 예측하는 기술을 활용한다. 또한, 제안 시스템은 구면 파노라마 비디오를 기반으로 적은 수의 프레임으로도 빠르게 실시간 점군 데이터를 확장해나간다. 제안 방법은 실험을 통해 기존의 방법보다 월등히 빠르고, 노이즈 등 환경 제약 요소에 강건함을 보인다.

1. 서론

영상 정보를 기반으로 하는 가상 세계에서 시스템이 환경을 인식하기 위해서는 평면의 정보와 같은 수치화된 기하 정보가 필요하다. 이를 위해 Vision SLAM과 같이 실시간으로 카메라의 위치를 추정하며 점군 데이터를 확장해나가는 기저 시스템이 필요하다. 평면 검출을 위해 활용되는 기저 SLAM 시스템은 Depth Map을 기반으로 하거나 Semi-Dense를 목표로 하는 Direct SLAM이 아닌, PTAM[1]이나 ORB-SLAM[2]와 같은 특징점 기반의 간결하고 빠른 시스템을 활용한다.

구면 파노라마는 전 방향의 광학 정보를 한 프레임의 이미지에 담고 있기 때문에 영상 기반 가상 세계의 구축에 매우 효율적이다. 구면 파노라마 기반의 SLAM은 많은 양의 광학 데이터를 활용할 수 있기 때문에 카메라 위치 추정에 있어서 편향 기반의 SLAM보다 성능이 좋다는 장점이 있다. 하지만 각각의 3차원 점들의 정확도는 떨어질 수 있다. Vision SLAM의 핵심 기술인 양안 시차를 통해 점들의 3차원 위치를 복원하는 과정에서 이상점을 생산하지 않기 위해 평균 깊이의 한계점을 변화시키며 점들의 최대 거리에 제한을 두는데, 구면 파노라마

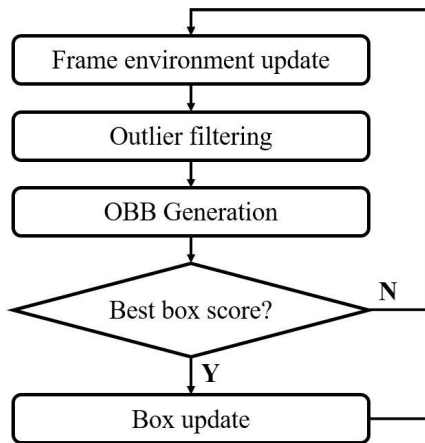
는 넓은 시야각 때문에 최대 거리가 대부분 멀게 설정되기 때문이다.

기존의 평면 검출 방법은 Hough Transform[3], RANSAC[4] 등의 방법에 기반하고 있다. 이 방법은 3개 이상의 점군 샘플을 선정하고, 이를 기준으로 평면 탐색을 시작하기 때문에 노이즈가 심할 경우 평면의 방향에 오차가 심해진다. 따라서 구면 파노라마 기반 SLAM을 통해 생성된 점군에 적합하지 않다. 또한, 이 방법은 점군이 존재하지 않는 공간에 대한 평면을 예측할 수 없으며, 모든 점에 대한 법선 벡터를 알고 있어야하기 때문에 많은 연산량을 요구한다. 따라서 실시간성 비디오를 입력으로 활용하기에는 부적절하다.

평면 검출 알고리즘은 AR 시스템에서 많이 활용된다. AR 시스템을 활용하는 대부분의 실내 공간은 사각형의 방이다. 따라서 사각형 공간이 가지는 특성을 고려한 알고리즘은 대부분의 실내 공간에서 활용이 가능하며, 매우 효율적이다. 사각형 공간에서 가장 중요한 평면 정보는 공간을 감싸고 있는 바닥, 천장, 벽면에 대한 정보이다. 따라서 사각형 공간에서 AR 시스템을 활용하기 위해서는 정확하고 빠르게, 그리고 적은 수의 프레임으로도 바닥, 천장, 벽면의 정보를 가져오는 알고리즘이 필요하다.

본 논문에서는 사각형 실내 공간에서 점군 데이터를 기반으로 바닥, 천장, 벽면의 정보를 빠르고 정확하게 획득할 수 있는 시스템을 제안한다. 제안 시스템은 바닥, 천장, 벽면의 정보를 얻기 위해 기존의 알고리즘에서 벗어나 Bounding Box 획득 기술을 활용한다. 제안 시스템은 점군의 노이즈를 제거하고 Oriented Bounding Box(OBB)를 검출하여 실내 공간에 대한 점군을 박스에 가둔다. 또한, 제안 시스템은 구면 파노라마 비디오를 기반으로 효율적으로 실시간 점군을 획득한다. 제안 시스템은 무작위 샘플링이나 법선 정보 등의 많은 연산량을 요구하지 않는다. 제안 시스템은 사각형 실내 공간 내에서 더욱 정확하고 빠르게 바닥, 천장, 벽면 정보를 검출한다.

2. 제안 방법



(그림 1) 제안하는 시스템의 흐름도

제안하는 시스템은 3개의 메인 파트로 구성된다. 먼저, 구면 파노라마 기반 Vision SLAM을 통해 점군 데이터를 확보한다. 다음으로, 점군 데이터의 이상점을 파악하여 제거한다. 그 후 이상점이 제거된 실내 점군 데이터의 OBB를 검출한다.

제안하는 시스템은 실시간으로 점군 데이터를 획득하기 위해서 OpenVSLAM[5]을 활용하였다. 해당 기술은 최근의 VSLAM 시스템으로, 구면 파노라마 비디오를 입력으로 하여 점군 데이터와 카메라 위치 정보를 생성한다. 제안 시스템은 OpenVSLAM이 생성한 점군 데이터를 가상 세계로 업데이트한다.

제안하는 시스템은 실시간 비디오를 입력으로 한다. 실시간으로 점군이 확장되며 데이터를 분석하고, 이전보다 더욱 좋은 OBB를 검출할 경우 업데이트한다. 향후의 데이터로 OBB를 검출하였으나 상태가

이전보다 좋지 않은 경우 기존의 상태를 유지한다.

2.1. 점군 이상점 제거

SLAM으로 획득한 점군 정보는 오차를 포함하고 있다. 특히 구면 파노라마를 기반으로 하는 경우, 양안 시차를 통한 점의 거리 복원 과정에서 더욱 오차가 크다. 본 시스템에서는 점군의 치명적인 이상점을 제거하기 위해 3차원 KDTree를 활용하였다. KDTree는 BST를 기반으로 다중 차원에 적용시킨 구조로, 한 점을 기점으로 각 축들을 번갈아가며 주변 점의 위치 값의 크기대로 노드를 구성한다. 본 시스템에서는 모든 점의 평균에 가장 가까운 점을 기준으로 KDTree를 구성하였다.

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum(x_i - x_m)^2}{n}}, \quad e = x_m + \sigma. \quad (1)$$

그리고, 모든 점들 $X = [x_0, x_1, \dots, x_n]$ 에 대해 가장 가까운 점과의 거리 d 을 찾고, 이 거리의 평균 x_m 을 구하였다. X 와 x_m 을 활용하여 식 (1)과 같이 표준 편차 σ 를 구할 수 있다. 제안 방법에서는 모든 점에 대해 d 가 x_m 과 σ 를 더한 값인 e 보다 클 경우 해당 점을 치명적인 이상점으로 분류하였다.

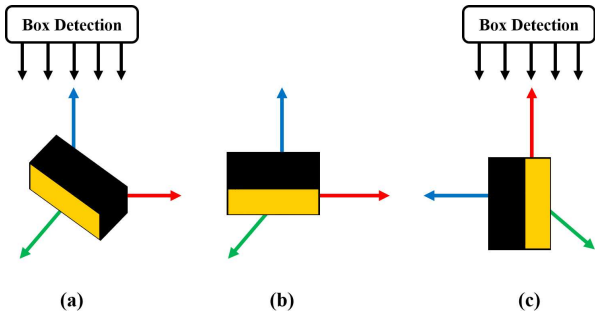
분류된 이상점은 삭제하지 않는다. 이상점은 향후에 추가될 점군으로 인해 정상적인 점으로써 동작할 수 있기 때문에 이상점으로 분류만 하며 보관한다.

2.2. OBB 검출

OBB는 점군 전체를 감싸는 박스다. 노이즈가 없는 환경에서 박스는 사각형 공간을 정확히 감싸게 된다. 이 경우 복잡한 연산 없이 단 한 번에 바닥, 천장, 벽면에 대한 6개의 평면 정보를 획득할 수 있다. 본 시스템은 Naujoks 등[6]의 방법을 활용하여 점군에 대한 3차원 OBB를 검출하였다. 해당 알고리즘은 점군을 둘러싸는 Convex Hull을 검출하고, Convex Hull을 감싸는 박스의 방향 교정을 통해 좋은 품질의 박스를 생성한다. 해당 알고리즘은 방향 교정에서 L-Shape[7]과 같이 반복적이고 연산량이 많은 방법에서 벗어나 독창적인 방법을 활용했다.

Naujoks 등의 알고리즘은 많은 과정에서 장점을 가지지만, 점군이 평지에 안착되어 있다는 가정을 하고 검출하기 때문에 3차원 오브젝트의 Up축에 대한 박스 회전 값만 획득한다. 제안 시스템에서 오브젝트가 평지에 안착되어있는 것이 아닌, 어느 방향으로든 회전해 있을 수 있다. 이를 위해 Up축만이

아닌, 모든 축에서의 박스 회전 값을 획득하기 위해 총 4번의 박스 검출을 수행한다.



(그림 2) 3차원 OBB 획득 방법

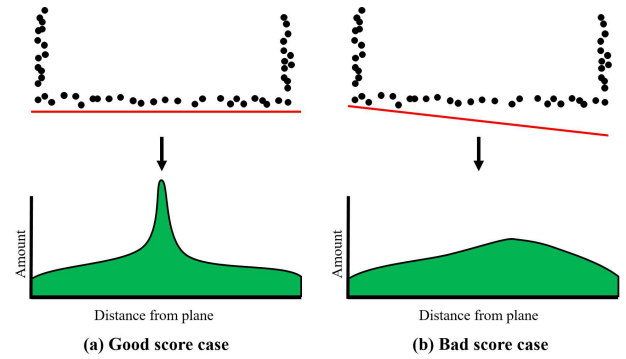
(그림 2)는 이에 대한 예시이다. 점군이 실제로 Up축 방향으로 30°, Right축 방향으로 30°가 회전되어 있다 가정할 때, 먼저 (a)와 같이 Up축 방향에 대해 박스를 검출하여 박스의 회전 값을 획득한다. 다음으로, (b)와 같이 획득한 회전 값만큼 Up축을 기준으로 회전시킨다. 이어서 (c)와 같이 Right 축이 Up축 방향이 되도록 좌표계 변환을 수행한 뒤 Right축 방향으로 박스를 검출하여 회전 값을 획득한다. 나머지 한 축에 대해서도 이와 같은 과정을 수행한다. 종합적으로 점군의 모든 축에 대한 회전 값이 0°가 되도록 회전시킨 뒤 OBB를 구하면 정확한 박스 사이즈에 맞는 OBB가 검출된다. 마지막으로 해당 OBB를 기존에 획득한 세 방향의 회전 값만큼 종합적으로 회전시킨다.

2.3. 평면 정보 업데이트

제안 시스템은 실시간으로 점점 좋은 OBB로 업데이트한다. 이를 위해서는 OBB의 품질을 정량적으로 평가할 수 있는 수치화된 데이터가 필요하다. 제안 시스템에서는 6개의 면에 대해서 평면상에 존재하는 점들이 많을수록, 그리고 주변 점들의 거리가 일정할수록 정확하게 검출한 박스라 가정하였다.

(그림 3)의 (a)와 같이 좋은 방향의 평면은 평면과 점들 사이의 거리가 일정하여 평면과 점 사이의 거리에 대한 히스토그램이 뾰족한 형태가 될 것이다. 이 경우 거리의 표준편차는 낮은 값이다. (b)와 같이 좋지 않은 방향을 가지는 경우 점들 사이의 거리가 일정하지 않기 때문에 낮은 표준편차를 가진다.

또한, 평면상에 존재하는 점의 개수가 많을수록 샘플의 수가 증가하니 표준편차의 신뢰도는 높아진다. 식 (2)은 이를 반영한 점수에 관한 식이다.



(그림 3) 좋은 평면과 좋지 않은 평면의 예시

$$score = \sum_{i=1}^6 \frac{n_i}{\sigma(D_i)} \quad (2)$$

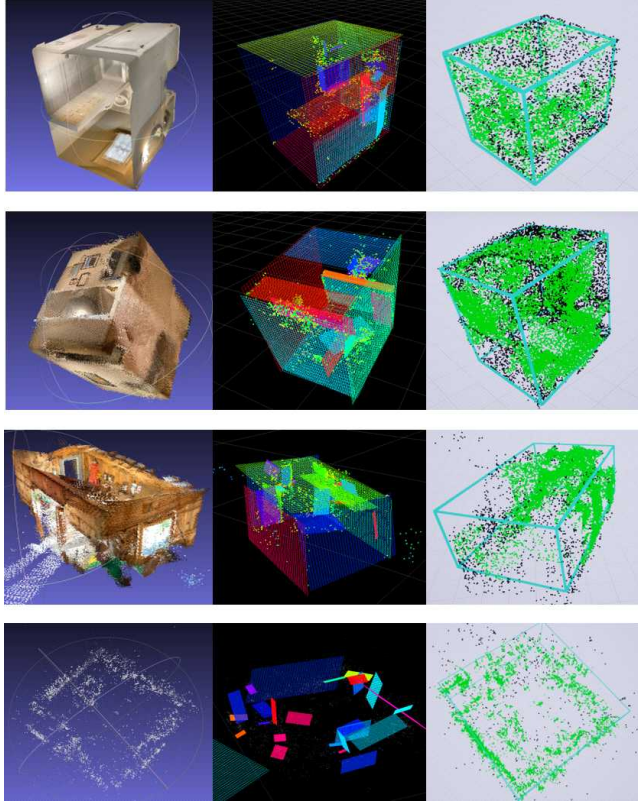
제안 시스템에서는 식 (2)과 같은 방법으로 OBB의 점수를 산출했다. 6개의 면 $[P_1, \dots, P_6]$ 에 대한 평면상의 점들의 거리에 대한 집합 $[D_1, \dots, D_6]$ 가 존재할 때, i 번째 평면상의 점의 개수 n_i 을 D_i 의 표준편차로 나누어준 값을 해당 평면의 점수로 산출하였고, 6개의 평면에 대한 점수의 합을 OBB의 점수로 산출했다. 본 시스템에서는 매 프레임마다 OBB의 점수를 산출하여 현재 프레임에서 이전보다 더욱 높은 OBB 점수가 산출된 경우 기존의 OBB 상태에서 교체하고, 반대 경우 기존의 OBB 상태를 유지한다.

3. 실험 결과

제안 알고리즘의 우수성을 평가하기 위해 실험을 수행하였다. 실험은 기존의 알고리즘 중 비교적 최근에 제안되고, 좋은 실험 결과를 보인 Araujo 등[8]의 시스템과 비교하였다. 실험을 위해 노이즈가 적고 샘플이 많은 점군 데이터와, OpenVSLAM을 통해 획득한 노이즈가 많고 샘플이 적은 데이터를 입력으로 하는 상황에 대해 두 시스템을 비교하였다. 제안 시스템은 Araujo등의 시스템과 달리 실시간으로 증가하는 점군에 적합한 시스템이지만, 동일한 조건을 가정하기 위해 완성된 점군 데이터에 대해 실험하였다.

(그림 4)와 (표 1)는 실험에 대한 결과를 나타낸 것이다. 노이즈가 적고 샘플이 많은 (a), (b), (c)의 경우 두 시스템 모두 좋은 평면 검출 결과를 보였지만, 노이즈가 많고 샘플이 적은 점군인 (d)의 경우 결과에 명확한 차이가 보였다. 제안 방법의 경우 6면에 대해 모두 좋은 평면 검출 결과를 보였지만, 기존 방법의 경우 6면 중 한 개의 평면도 검출되지

않았다. 수행 시간에서도 큰 차이를 보였다. 제안 방법은 평균 139ms로 실시간성이 확보되었지만, 기존 방법은 $10^5 \times 1.26\text{ms}$ 로 많은 수행 시간이 필요했다. 제안 방법은 기존의 방법보다 약 910배 빠르게 6면의 평면을 검출했다.



(그림 4) 평면 검출 결과: 위에서부터 순서대로 (a), (b), (c), (d)

(표 1) 두 시스템의 수행 시간

점군 데이터	수행 시간(ms)	
	기존 방법	제안 방법
(a)	$10^5 \times 1.32$	147
(b)	$10^5 \times 1.44$	183
(c)	$10^5 \times 1.38$	197
(d)	$10^4 \times 9.21$	30

4. 결론

본 논문에서는 구면 파노라마 점군 데이터를 기반으로 사각형 공간의 평면을 검출하는 알고리즘을 제안하였다. 제안 방법은 OBB와 KDTree를 활용하여 빠르고 정확하게 평면을 검출할 수 있다. 실험 결과 기존의 시스템보다 노이즈 등 환경의 제약에 월등히 강건하며, 수행 속도가 월등히 빠름을 확인할 수 있었다. 제안 방법은 실내 AR 콘텐츠 등 평면 검출이

사용되는 공간의 특성을 반영하여 대부분의 공간에서 활용할 수 있다. 향후 제안 방법에 Least Square 등 정교한 교정 알고리즘을 활용한다면 더욱 좋은 평면을 획득할 수 있을 것이다.

Acknowledgments

This work was supported by the National Research Foundation of Korea(NRF) grant funded by the Korea government(MSIT) (No. NRF-2019R1F1A1060828).

참고문헌

[1] Georg Klein, David Murray, "Parallel Tracking and Mapping for Small AR Workspaces," In Proc. 6th IEEE and ACM ISMAR, Vol. 17, No. 4, pp. 225-234, 2007.

[2] R. Mur-Artal, J. M. M. Montiel, Juan D. Tardos, "ORB-SLAM: a Versatile and Accurate Monocular SLAM System," IEEE Trans. Robot, Vol. 31, No. 5, pp. 1147 - 1163, 2015.

[3] R. Hulik, M. Spanel, P. Smrz, Z. Materna, "Continuous plane detection in point-cloud data based on 3D Hough Transform," J. Visual Commun. Image Represent., Vol. 15, No. 1, 2014.

[4] M. Y. Yang, W. Forstner, "Plane detection in point cloud data," In Proc. 2nd Int. Conf. Machine Control Guidance, Vol. 1, pp. 95 - 104, 2010.

[5] S. Sumikura, M. Shibuya, K. Sakurada, "OpenVSLAM: A Versatile Visual SLAM Framework," In Proc. 27th ACM Int. Conf. Mult., pp. 2292-2295, 2019.

[6] B. Naujoks, H. J. Wuensche, "An Orientation Corrected Bounding Box Fit Based on the Convex Hull under Real Time Constraints," In Proc. IEEE Int. Vehicles Symp., pp. 415-420, 2018.

[7] N. Tayem, H. M. Kwon, "L-shape 2-dimensional arrival angle estimation with propagator method," IEEE Trans. Antennas Propag., Vol. 53, No. 5, pp. 1622 - 1630, 2005.

[8] Abner M. C. Araujo, Manuel M. Oliveira, "A Robust Statistics Approach for Plane Detection in Unorganized Point Clouds," Pattern Recognition, 2019.