점군 클러스터링 기반 실내 공간의 다중 개체 영역 검출

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

Object Area Detection based on Point Cloud Clustering in Indoor Space

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

요 약

본 논문에서는 직육면체 형태의 실내 공간에서 다중 개체 영역을 검출하는 방법을 제안한다. 평면 검출 알고리즘은 평면성을 띄지 않거나 관측이 미흡한 영역에 대해 기하 정보를 검출할 수 없다. 이로 인해 장애물과 같은 개체의 영역을 파악할 수 없는 한계점이 있다. 제안 방법은 유클리드 클러스터링을 기반으로 군집화를 수행하고, 클러스터의 간소화를 통해 다중 개체 영역을 검출한다. 제안 방법은 직육면체 공간의 내부표면을 활용해 직육면체 공간과 좌표계를 공유하는 주요 개체들의 영역을 다량으로 검출한다. 제안 방법은 실험을 통해 다중 개체 영역이 적합하게 검출되었음을 보인다.

1. 서론

비전 기반의 시스템이 실내 공간을 인식하기 위해서는 평면이나 박스와 같은 기하 정보를 검출해야 한다. 검출한 기하 정보는 가상의 공간에 입력되어 시각화되고, 가상공간의 정보를 분석하여 시스템이 실제 공간에서 목표하는 행위를 수행한다. 이때 검출된 기하 정보는 시스템의 목적에 따라 바닥면과 같이 활용도가 높은 평면만 존재할 수도 있고, 세부적인 개체의 영역을 인식한 다중 기하 모델 정보일 수도 있다. 오늘날의 로보틱스나 증강현실과 같은 분야의 비전 기반 알고리즘은 장애물 인식과 이동경로 검출 등을 위해 공간을 세밀하게 분석한 다중 기하 모델 정보를 필요로 한다.

컴퓨터 비전에서 공간 인식은 일반적으로 이미지 자체에서 수행하기보다는, 이미지의 깊이 정보나 특징점 정보를 통해 점군을 획득하여 수행한다. 이를 위해 카메라의 위치를 추정하여 점진적으로 점군 데이터를 확장해나가는 Vision SLAM 알고리즘이 필요하다. 이 때 점군을 획득하기 위한 SLAM 알고리즘은 주로 PTAM[1]이나 ORB-SLAM[2]과 같은 특징점 기반의 간결하고 빠른 알고리즘을 활용한다.

기존의 비전 기반의 공간 인식은 주로 평면 검출 알고리즘을 기반으로 한다. 평면 검출은 Hough Transform, RANSAC 등의 알고리즘을 기반으로 하여 점군 속에 평면성을 띄는 영역들을 찾아 많은 점을 포함하는 최적의 평면의 위치와 자세, 크기를 계산한다. 평면 검출 알고리즘을 기반으로 하는 공간 인식은 가상공간과 공존하는 환경에서 활용도가 높은 기하 정보를 획득할 수 있다. 그러나 평면 검출은 실내 공간에 존재하는 장애물과 같은 개체의 영역을 파악할 수 없는 한계점이 있다.

평면 검출 알고리즘은 점군 속에서 평면성을 띄지 않는 영역, 관측이 미흡한 영역에 대해 기하 정보를 검출할 수 없다. 따라서 실내 공간에 존재하는 대부분의 물체에 대해 일부 영역의 미완성된 기하 정보만을 검출한다. 이를 통해 특정 영역의 면적을 파악할 수는 있지만, 개체의 무게중심이나 부피, 개체가 공간에서 차지하는 구체적인 영역 등을 파악할 수는 없다. 그러므로 평면 정보는 장애물 인식과 이동경로 검출 등을 수행하기에는 정보량이 미흡하다. 이를 위해서는 다른 접근 방법을 통한 다중 개체 영역의 검출이 필요하다.

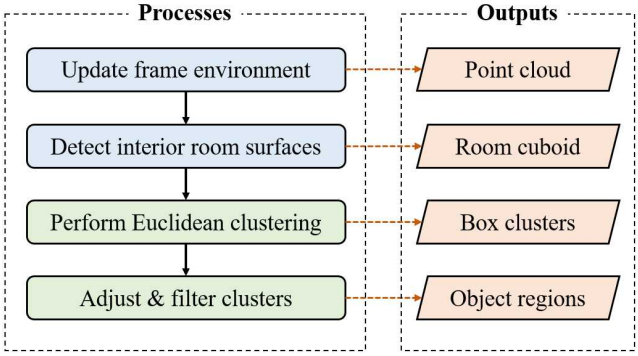
비전 기반의 시스템을 활용하는 대부분의 실내 공간은 직육면체 형태의 방이다. 따라서 직육면체 형태의 공간이 가지는 특성을 고려한 다중 개체 영

역 검출은 대부분의 실내 공간에서 활용이 가능하다. 직육면체 형태의 방에서 존재하는 벽장, 테이블, 사물함과 같은 많은 개체는 공간의 벽면과 수평을 이루도록 배치되어 있다. 따라서 직육면체 공간의 내부 표면을 알 수 있다면 직육면체 공간과 좌표계가 같은 많은 개체의 영역을 비교적 정확하게 예측할 수 있다.

본 논문에서는 직육면체 형태의 실내 공간에 대한 다중 개체 영역을 검출하는 방법을 제안한다. 직육면체 공간의 내부 표면을 검출하고, 이를 기반으로 직육면체 공간과 좌표계가 동일한 다중 개체 영역을 검출한다. 제안하는 방법은 점군에 대해 유클리드 클러스터링(Euclidean Clustering)[3]을 통해 군집화를 수행하고, 클러스터의 간소화를 통해 개체 영역을 검출한다. 제안하는 알고리즘은 실시간으로 스트리밍 이미지 데이터를 입력받아 점진적으로 공간을 확장하며 개체 영역을 검출한다. 본 논문은 제안 방법을 통해 획득한 다중 개체 영역에 대해 실제 세계와 일치시켜 영역의 우수성을 평가한다.

2. 제안 방법

제안하는 알고리즘은 매 프레임마다 새로운 스트리밍 이미지 데이터를 입력받아 (그림 1)의 파이프라인을 수행하여 다중 개체 영역을 검출한다.



(그림 1) 제안 방법의 파이프라인

(그림 1) 파이프라인 속 4개의 프로세스 블록은 각 프로세스를 수행 후 결과물 데이터를 출력하며, 출력물은 다음 프로세스의 수행에 활용된다. 파이프라인 속 프로세스 블록 중 파란색 블록들은 다중 개체 영역 검출을 위한 전처리 과정으로, 이미지 데이터를 통해 점군을 확장하고 이를 기반으로 직육면체 공간의 내부 표면을 검출하는 과정이다. 이후 수행되는 녹색 프로세스 블록들은 다중 개체 영역을 검출하는 과정이다.

제안 알고리즘은 실시간으로 넓은 시야각을 통해 빠르게 점군을 확장하기 위해 OpenVSLAM[4]를 활용하였다. 해당 SLAM은 매 프레임마다 구면 파노라마를 입력으로 하여 다량의 점군 데이터와 카메라 위치를 출력한다. 제안 알고리즘은 이후 수행할 과정을 위해 출력된 점군의 샘플들에 대한 KDTree를 형성하여 이웃점과의 거리가 지나치게 먼 이상점들을 제거하여 1차적으로 점군을 가공한다.

제안 알고리즘은 실내 공간의 점군 데이터를 활용하여 직육면체 공간의 내부 표면을 검출한다. 제안 알고리즘은 내부 표면을 검출 위해서 Kim 등[5]이 제안한 검출 방법을 활용했다. 해당 알고리즘은 직육면체형 공간에 대한 볼륨 검출을 통해 공간의 내부표면 직육면체(바닥, 벽면, 천장의 6개 표면에 대한 평면 집합)를 검출한다. 제안 알고리즘은 이후의 다중 개체 영역 검출 과정에서 해당 직육면체를 활용해 실내 공간의 로컬 좌표계를 정의하고, 점군 속에서 실질적으로 실내의 샘플에 해당되지 않는 이상점을 제거하는 2차적 가공을 수행한다.

전처리 과정 이후, 제안 알고리즘은 실내 점군 데이터와 공간의 내부 표면 데이터를 활용하여 다중 개체 영역 검출을 수행한다. 이는 본 논문에서 제안하는 핵심 알고리즘으로, 2.1장과 2.2장에서 자세히 설명한다.

2.1. 실내 점군의 군집화

제안 알고리즘은 유클리드 클러스터링을 기반으로 점군의 군집화를 수행하고, 군집들의 조정과 간소화를 통해 영역을 확정한다. 이에 앞서서 공간의 내부 표면 데이터를 기반으로 점군 $\mathbf{X}$에 대해 공간의 내부표면 직육면체의 자세와 위치 $\mathbf{T}_b = [\mathbf{R}_b|\mathbf{t}_b]$을 변환행렬로 좌표계 변환을 수행한다(식 (1) 참조).

$$\mathbf{X}_t = \mathbf{T}_b^{-1} f(\mathbf{X}) . \tag{1}$$

식 (1)의 함수 f은 앞서 설명한 이상점 제거 함수이다. 좌표계 변환을 거친 $\mathbf{X}_t$은 3차원 세계의 원점을 기준으로 형성된 점군이 된다. 점군 $\mathbf{X}_t$의 군집화를 통해 검출한 군집의 Axis Aligned Bounding Box (AABB) 은 공간의 내부표면 직육면체와 자세가 동일하므로 벽면과 수평인 박스 형태가 된다.

이상점 제거와 변환을 마친 점군 $\mathbf{X}_t$을 획득한 후, 유클리드 클러스터링을 수행한다. 유클리드 클러

스터링은 유클리드 거리 계산법을 통해 이웃점과의 거리가 임계값 d 이하의 거리에 해당하는 점들을 동일한 군집으로 분류하는 알고리즘이다.

여러 개체에 대한 클러스터를 지정할 때, 개체마다 샘플 군집의 밀도차가 발생한다. 이를 고려하여 제안 알고리즘은 유클리드 거리 임계값 d을 가변 인자로 할당하였다. 클러스터링 알고리즘이 임의의 한 점을 기점으로 이웃점을 탐색할 때마다 식 (2), (3)와 같은 방법을 통해 d을 조정한다.

$$g(d_1,d_2,w) = (1-w)d_1 + wd_2\,, \tag{2}$$

$$d = g(d_o, g(d,d_c,w_d), w_o)\,. \tag{3}$$

식 (2)의 함수 g은 가중 이동 평균 필터(Weighted Moving Average Filter) 함수이다. 함수 g의 d_1은 이동평균이며, d_2은 d_1에게 w만큼 영향을 주는 갱신 인자이다. 제안 알고리즘은 d을 조정하기 위해 총 두 번의 가중 이동 평균 필터를 거친다(식 (3) 참조). 먼저, d에 대해 직전 탐색에서의 이웃점 거리 d_c을 갱신 인자로 $g(d,d_c,w_d)$을 수행한다. 이를 통해 d_c을 w_d만큼 반영하여 최근 탐색 영역의 밀도에 적합한 d로 조정한다. 그 다음, 가장 초기에 설정한 거리 임계값 상수 d_o에 대해 d을 갱신 인자로 w_o만큼 반영하여 $g(d_o,d,w_o)$을 수행한다. 만약 이를 수행하지 않을 경우, d가 지나치게 커지거나 작아져 예상범위 밖의 클러스터링 결과를 초래할 수 있다. 따라서 $g(d_o,d,w_o)$을 통해 d가 초기에 설정한 거리 임계값에서 지나치게 차이가 나지 않도록 조정한다. 제안 알고리즘에서는 적합한 가변성을 고려하여 $w_d = 0.3$, $w_o = 0.6$으로 가정하였다.

제안 알고리즘은 클러스터링을 통해 다중 샘플 군집을 획득한다. 획득한 다중 샘플 군집은 각 군집에 대한 AABB로 변환하여 저장한다.

2.2. 군집 간소화를 통한 영역 검출

클러스터링을 수행하여 획득한 다중 AABB은 식 (4)와 같은 형태로 저장된다.

$$B = \{\mathbf{B}_0, \mathbf{B}_1 \cdots\} \;\; where \;\; \mathbf{B}_i = [\mathbf{a}_i, \mathbf{b}_i]^T \tag{4}$$

식 (4)의 각 원소 $\mathbf{B}_i$은 AABB의 8개의 모서리 중 좌표의 값이 가장 작은 $\mathbf{a}_i$ 지점과 가장 큰 $\mathbf{b}_i$ 지점을 담고 있다. 해당 데이터는 실내 공간의 일부 영역들을 직육면체 형태로 표현한다.

B의 원소인 직육면체들은 일부 이상의 영역이 겹쳐있을 수 있다. 만약 많은 영역이 겹쳐져 있어 한 직육면체가 영역을 표시할 의미가 없어진다면, 해당 직육면체를 제거한다. 이는 B의 모든 원소에 대해 수행된다. 만약 기준 직육면체가 $\mathbf{B}_0$이고, 비교할 직육면체가 $\mathbf{B}_i$라면, $\mathbf{B}_i$의 클러스터를 생성할 때 당시의 거리 임계값이었던 d_i을 활용한다. $\mathbf{d}_i = [d_i, d_i]^T$라고 할 때, 만약 $\mathbf{B}_0$이 $[\mathbf{a}_i - \mathbf{d}_i, \mathbf{b}_i + \mathbf{d}_i]^T$의 직육면체 영역 안에 포함된다면 $\mathbf{B}_0$을 제거한다.

유클리드 클러스터링을 통해 획득한 AABB은 $\mathbf{X}_t$을 입력으로 획득한 AABB로, 공간의 내부표면 직육면체가 기준이 되도록 좌표계 변환을 한 데이터이다. 그러므로 $\mathbf{B'}_i = \mathbf{T}_b\mathbf{B}_i$을 통해 월드 좌표계가 기준이 되도록 변환을 수행한다.

3. 실험 결과

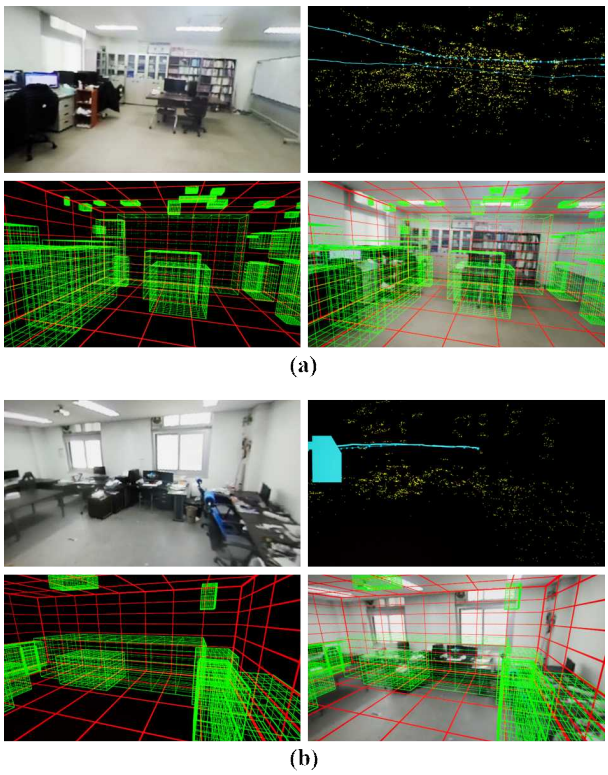
제안하는 다중 개체 영역 검출 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 실험을 수행하였다. 실험을 위해 가상 월드에서 구면 파노라마 비디오를 큐브맵으로 변환하여 스카이박스 형태를 구성하고, 다중 개체 영역 데이터를 시각화하여 시점을 일치시켰다.

실험은 2개의 다른 실내 공간에 대한 비디오를 통해 수행했다(그림 2와 3 참조). 다중 개체 영역 검출의 성능을 평가하기 위해 비디오가 촬영된 공간에서 책상, 테이블, 사물함 등의 크기가 크고 중요도가 높은 개체의 개수와 직육면체 영역 부피를 측정하고, 검출된 개체 영역과 비교하였다(<표 1> 참조).

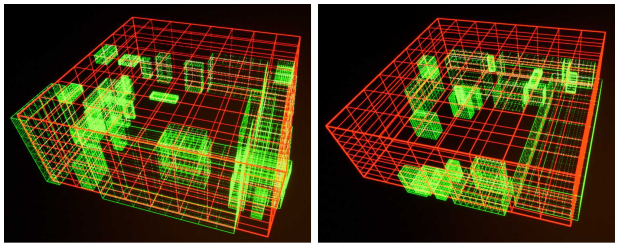
개체 영역 평가를 위해 영역이 70% 이상 유사할 경우(T)와 50% 이상 유사할 경우(H), 그 이하로 유사하거나 개체가 없는 영역을 검출한 경우(F)를 구분하였다. 그리고 이를 통해 T의 경우 2점, H의 경우 1점, F의 경우 -1점을 부여하여 점수(S)를 산출하였다. 마지막으로 정규화한 점수($D = S/S_{\max}$)를 검출률로 지정하여 평가하였다.

두 환경 (a)와 (b)에서, (a)는 총 16개, (b)는 총 12개의 개체를 측정하였다(<표 1>의 N 참조). 다중 개체 영역 검출 결과, 환경 (a)에서는 15개의 개체 영역을 검출했으며, 검출 결과가 우수한 T은 12개였다. 환경 (b)에서는 12개의 개체 영역을 검출했으며, 검출 결과가 우수한 T은 11개였다. 두 환경을 합해 오검출에 가까운 경우인 F은 1개였다. 두 환경 (a)와 (b)에서의 검출 점수 S은 각각 27과 22로, 정규화한다면 두 환경에 대해 평균 0.88이라는 우수한

결과를 보였다.



(그림 2) 두 환경 (a), (b)에 대한 실측 실험



(그림 3) 두 환경의 다중 개체 영역 검출 결과

<표 1> 개체 검출 성능 평가 결과

	N	T	H	F	S_{max}	S	D
(a)	16	12	3	0	32	27	0.84
(b)	12	11	1	1	24	22	0.91

제안 알고리즘은 공간을 구성하는 주요한 개체인 책상, 의자, 책장 등의 거의 모든 영역을 인식하였다. 또한, 초과영역이 크지 않고 개체의 크기에 적합하게 영역을 검출하였다. 이는 제안하는 알고리즘을 통해 검출한 다중 개체 영역이 우수함을 보여준다.

4. 결론

본 논문에서는 직육면체 형태의 실내 공간에서 다중 개체 영역을 검출하는 방법을 제안하였다. 제안 방법은 유클리드 클러스터링 기반의 군집화를 통해 거의 모든 주요 개체의 영역을 적합하게 검출하였다. 제안 방법은 실내 AR 콘텐츠 등의 비전 기반 기술이 활용되는 직육면체 공간의 특성을 고려하였으므로 대부분의 실내 공간에서 활용이 가능하다.

본 논문의 제안 방법은 입력과 출력이 분명한 프레임워크로, SLAM의 점군 검출 성능 향상이나 입력 비디오의 화질 개선을 통해 더욱 좋은 정확도로 개선할 가능성을 포함하고 있다. 향후 제안 방법을 통해 검출된 개체 영역의 자세와 크기를 미세 조정할 수 있는 최적화 알고리즘을 활용한다면 정량적으로 높은 정확도를 가진 더욱 좋은 다중 개체 영역을 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, 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. B. Rusu, N. Blodow, Z. C. Marton and M. Beetz, "Close-range scene segmentation and reconstruction of 3D point cloud maps for mobile manipulation in domestic environments," In Proc. Int. Conf. Intelligent Robots and Sys., 2009.

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

[5] K. S. Kim, J. S. Park, “Volume Detection from Indoor Spherical Panorama Point Cloud,” In Proc. KIPS Spring Conf., Vol. 28, No. 1, pp. 560-563, 2021.