

자동주차를 위한 확장된 증거이론 기반 동적 환경 정보 격자지도

Extended Evidential Grid map in Dynamic Environments for an autonomous parking system

○ 최 주 희¹, 신 세 호¹, 박 재 흥^{1,2*}

¹⁾ 서울대학교 (E-mail: joohee0718@snu.ac.kr, shinsh@snu.ac.kr)

²⁾ 차세대융합기술연구원 (E-mail: park73@snu.ac.kr)

Abstract Knowledge about the parking environment is required to enable autonomous parking system. This paper proposes an evidential grid map to find parking spaces for an autonomous vehicle. Evidential grid map based on the Dempster-Shafer theory is possible to characterize objects movements in addition to stationary objects. However, recognition of empty and occupied lot in the parking space is challenging because of occluded regions. This algorithm assigns the probability for occlusion region by extending occupied grid. Experimental results proved that this approach can efficiently manage the recognition of the parking space environment.

Keywords Occupancy grid map, parking space detection, evidential theory

1. 서론

자율 주행 차량을 이용한 주차 시스템은 운전자 개입 없이 차량 스스로 주차장 내에서 주차 가능한 공간을 찾아 주차해 주는 기술이다. 이를 위한 핵심 기술로 주차장 내의 자기위치 인식과 주차 가능한 공간의 위치 파악은 매우 중요하다. 이와 관련된 연구는 차량에 부착된 센서를 기반으로 하여 주차선(parking space marking) 인식[1], 주변 차량인식[2] 등의 차량 주도적 방법과 주차장 내 인프라를 구축하여 차량과 연계하는 방법이 있다. 인프라 구축을 통한 방법은 표준화가 필요하고 모든 주차장에 적용할 수 없는 한계가 있다. 따라서 본 연구에서는 차량 내 센서를 이용하여 주차 가능 지역을 찾기 위한 추론 방법에 대해 논의하고자 한다.

공간에 대한 해석 방법으로는 대표적으로 베이시안 방법을 이용한 점유격자지도[3] 방법이 있다. 하지만 주차 공간과 같이 겹침 영역이나 움직이는 물체가 혼재되어 있는 경우 불확실한 환경에 대한 정보를 반영하지 못하여 주차 가능 여부에 대한 추론이 어렵다. 이를 보완하기 위하여 본 연구에서는 Dempster-Shafer 이론을 기반으로 공간의 불확실성에 대한 확률을 얻어, 겹침 영역과 움직이는 물체의 인식이 가능한 격자 지도를 생성하고, 이를 이용하여 주차 가능 공간 여부를 판단하는 방법에 대해 제안한다.

2. 본론

2.1 Evidential Grids

Occupancy Grid를 표현하기 위해 Evidential theory는 비어있는 공간(F)과 점유 되어있는 공간(O) Unknown(Ω) Conflict(\emptyset)[4,5] 이렇게 4가지 요소로 나타내었다. 이 개념을 적용하여 센서로부터 얻은 데이터에 따라 모든 격

자에 확률 $m(A)$ 을 구한다. 여기서 A는 각 요소 O, F, Ω , \emptyset 을 의미한다. 지도 정보를 갱신하기 위하여 시점 t의 확률 데이터와 이전시점 t-1의 확률 데이터의 확률 결합연산에 의해 현재 시점의 확률을 구한다. 이를 통해 각 Grid의 장애물 유무 뿐만 아니라 동적 상태나 겹침 영역도 판단할 수 있다.

2.2 Extended Evidential Grids for Parking space

Evidential Grids를 이용한 추론 방법은 동적인 물체에 대한 추론이 용이하지만 겹침 영역이 많을 경우 Unknown 확률이 높아지게 되고, 이는 주차 영역과 같이 공간적 해석이 요구되는 경우에 정확한 판단이 어려워진다. 즉, 주차 가능한 빈 공간 임에도 다른 차량에 가려진 영역이 많으면 판단이 어렵고 센서 인식 범위의 한계로 주차되어 있는 공간 임에도 주차 여부에 대한 추론이 어렵다. 이를 해결하기 위해 본 연구에서는 겹침 영역의 확률을 계산할 때, 대상 물체의 크기가 고려되도록 하여 공간에 대한 추론능력을 높일 수 있는 방법을 제안한다. 이를 위해 장애물로 인해 가려져 센서가 도달하지 않는 지역의 확률을 계산할 때, 장애물의 크기 α 를 고려하여 Unknown 확률과 Occupied 확률을 수식 (1)과 같이 유도하였다. 이는 장애물이 존재하는 영역으로부터 장애물의 크기 α 범위 내에서 거리가 가까울수록 점유 확률이 높아지고, 멀어질수록 낮아지도록 설계되었다. 식(1)의 d는 장애물로 가려진 영역에서 장애물이 인식된 격자로부터의 거리로 α 범위내에서 d가 커질수록 $m(O)$ 가 수식에 따라 감소된다.

$$m(\Omega) = \begin{cases} \frac{1}{1+e^{-(d-\alpha)}}, & d < \alpha \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases},$$

$$m(O) = 1 - m(\Omega), \quad m(F) = 0, \quad m(\emptyset) = 0. \quad (1)$$

이때 본 연구에서는 주차 공간에 대한 해석을 위해 $\alpha = 2.3$ 으로 하여 주차라인 가로폭인 2.3m이내에서 확장하도록 제한하고 장애물이 검출되었을때의 $m(O)$ 을 고려하여 κ 값을 설정하였다.

2.3 Decision Making for Parking space occupancy

주차 가능 여부에 대한 판단을 위해, 먼저 정해진 주차 지역에 속해있는 격자들의 확률 값의 평균을 식(2)와 같이 $M(A)$ 로 정의하였다. 이때 n 은 주차 지역에 속한 격자의 개수이다. 이를 이용하여 주차 가능 여부를 식(3)과 같은 Sigmoid Decision 함수로 모델링 하였다.

$$M(A) = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n m_i(A). \quad (2)$$

$$D = \begin{cases} \frac{1}{1+e^{(k1 \cdot \frac{M(O)}{P} + k2)}}, & M(O) > M(F) \\ 0, & M(O) \leq M(F) \end{cases} \quad (3)$$

수식 (3)의 P 는 실험적으로 획득한 $M(O)$ 의 임계 값을 의미한다. 이 모델에서는 $M(O)$ 가 높더라도 $M(F)$ 가 더 높다면 신뢰할수 없기 때문에 $M(O)$ 가 $M(F)$ 보다 상대적으로 큰 경우에 계산 하도록 하였다. 또한 $k1, k2$ 는 $M(O)$ 가 P 이상일때 Decision 함수 D 가 0.99가 되도록 하여, 이러한 경우 주차할 수 없는 공간으로 분류되도록 하였다. 즉, $D \geq 0.99$ 인 경우 주차된 영역이라 판단한다. 위의 식을 이용하여 $D \leq 0.01$ 이고 $M(F)$ 가 설정된 임계 값 이상인 경우 주차 가능한 빈공간으로 판단한다.

2.4 Experimental results

본 실험은 차량에 설치된 Velodyne사의 라이이다 센서를 통해 획득된 점군데이터(point cloud)에서 높이 0.1m ~ 0.6m 사이의 정보를 이용하여 수행 되었다. [그림 1]는 각각의 격자 크기 (0.25*0.25)meters 를 가지는 센서를 장착한 차량주변 (16*16) meters 영역의 40초간 정지 상태로 누적된 결과를 격자 지도로 나타낸 것으로 왼쪽은 기존 Evidential grid map, 오른쪽은 제안한 Extended Evidential grid map 이다. 이 때, 센서 특성을 고려하여 장애물이 있는 격자 $m(O) = 0.7$, $m(\Omega) = 0.3$, 비어 있는 격자 $m(F) = 0.7$, $m(\Omega) = 0.3$ 로 하였다. 이를 바탕으로 한 실험을 통하여 Decision 함수의 임계 값 P 는 0.35, $k1 = -15.0$, $k2 = 10.0$ 으로 설정하였다. [그림 2]는 [그림 1]에서 상자로 나타난 5개의 주차영역에 대한 $M(A)$ 결과이고, [그림 3]은 그에 따른 D 의 결과를 그래프로 표현하였다. Extended Evidential grid map 에서 차량이 주차된 1,2,3,5는 $D \geq 0.99$ 로 주차된 영역으로 유추할 수 있다. 또한, 여기서 4번만이 빈공간으로 유추 가능하지만 왼쪽의 도표에서는 $D \leq 0.01$ 인 2,3번 공간도 빈공간의 후보가 될 수 있어 주차가능 영역 판별이 어렵다.

3. 결론

본 논문에서는 주차장 환경의 주차구역 정보를 포함한 지도를 생성하는 방법을 제시하였다. 센서의 인식범위 한계로 차량의 일부만 인식하여도 가려진 영역내 차량이 존재할 가능성을 추론하여 빈공간 여부 판단이 가능함을 확인하였다. 향후 연구에서 주차 공간에 동적물체가 있는 상황, 주차가 가능할것으로 추측되는 겹침영역, 주차장에 주차되어 있는 비율이 높은상황 등 다양한

환경에 대해 고려하여 경로계획과 연계하여 유용성을 확인할 것이다.

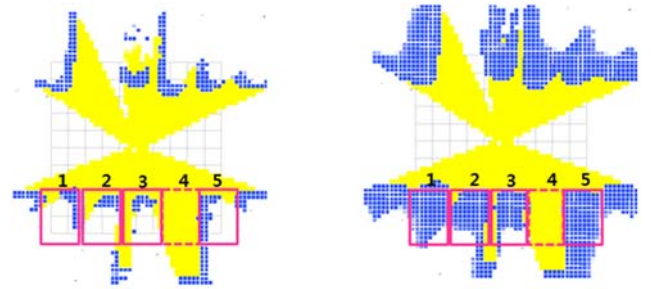


그림 1. 실외 주차장에서 누적된 grid map 결과 비교

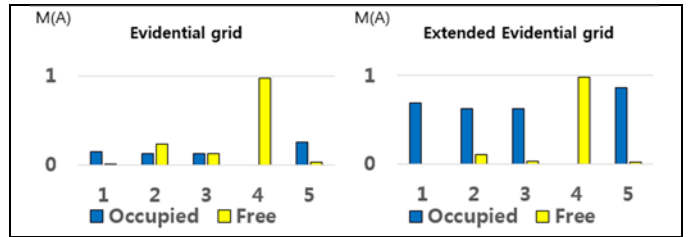


그림 2. 주차장의 5개의 주차영역에 대한 $M(O), M(F)$ 의 비교

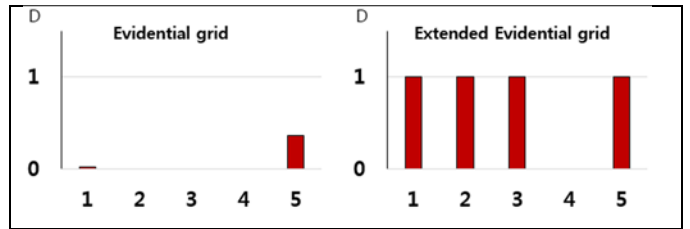


그림 3. 주차장의 5개의 주차영역에 대한 D 의 비교

참고문헌

- [1] Xu, J., Chen G., Xie, M.: "Vision-guided automatic parking for smart car," In: IEEE Intelligent Vehicle Symposium, pp. 725-730, Oct. 2000.
- [2] J. K. Suhr, H. G. Jung, K. Bae, and J. Kim, "Automatic free parking space detection by using motion stereo-based 3D reconstruction," Mach. Vis. Appl., vol. 21, no. 2, pp. 163-176, Feb. 2010.
- [3] A. Elfes, "Using occupancy grids for mobile robot perception and navigation," Computer, vol. 22, no. 6, pp. 46-57, 1989.
- [4] J. Moras, V. Cherfaoui and P. Bonnifait, "Credibilist occupancy grids for vehicle perception in dynamic environments," In: IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 84-89, 2011.
- [5] J. Moras, V. Cherfaoui, and P. Bonnifait, "Moving objects detection by conflict analysis in evidential grids, In: IEEE Intelligent Vehicle Symposium, pp. 1120-1125, June 5-9 2011.