

# 자율주행 인지를 위한 마코브 모델 기반의 정지 장애물 추정 연구

윤정식\* · 이경수\*,†

## Markov Model-based Static Obstacle Map Estimation for Perception of Automated Driving

Jeongsik Yoon\*, Kyongsu Yi\*,†

*Key Words* : *Static obstacle map*(정지 장애물 맵), *LiDAR point cloud*(라이다 포인트 클라우드), *Probability density function*(확률 밀도 함수), *Hidden Markov model*(은닉 마코브 모델)

### ABSTRACT

This paper presents a new method for construction of a static obstacle map. A static obstacle is important since it is utilized to path planning and decision. Several established approaches generate static obstacle map by grid method and counting algorithm. However, these approaches are occasionally ineffective since the density of LiDAR layer is low. Our approach solved this problem by applying probability theory. First, we converted all LiDAR point to Gaussian distribution to considers an uncertainty of LiDAR point. This Gaussian distribution represents likelihood of obstacle. Second, we modeled dynamic transition of a static obstacle map by adopting the Hidden Markov Model. Due to the dynamic characteristics of the vehicle in relation to the conditions of the next stage only, a more accurate map of the obstacles can be obtained using the Hidden Markov Model. Experimental data obtained from test driving demonstrates that our approach is suitable for mapping static obstacles. In addition, this result shows that our algorithm has an advantage in estimating not only static obstacles but also dynamic characteristics of moving target such as driving vehicles.

### 1. 서론

인지 분야는 자율주행자동차 연구에서 중요한 비중을 차지하고 있다.

인지 결과는 그 자체로도 유용하지만 무엇보다도 판단, 제어 등 하위 알고리즘의 출발점이 된다는 점에서 의미가 남다르다. 이를 위해, 인지 분야에서 가장 중요하게 고려되어야 할 사항은 자동차 주변의 움직이는 차량을 인식하는 문제일 것이다. 여러 방법이 고안되었으나 기본적

으로 레이저 스캐너(LiDAR, 라이다)를 이용하여 주변의 정지한 모든 물체 및 지형지물을 정지 장애물로 정의하는 방식이 주로 사용된다. 기존의 연구에서는 주로 차량 주변 공간을 격자화하고 각 격자 내부의 라이다 포인트 개수가 시간에 따라 변화하는 양상을 관찰하여 정지 장애물과 이동 장애물을 구분한다. 그러나 사각지대에 숨어있다가 갑자기 관측되는 정지 장애물은 이동 장애물로, 또는 주행하는 주변 차량의 옆면은 정지 장애물로 오인식되는 현상 등 예외사례가 지나치게 많이 발생하여 범용성이 떨어진다. 따라서 라이다 포인트를 확률론적 방법 등을 도입한 별도의 기법으로 처리하여 실제 세상과 비슷한 정지 장애물 맵을 만드는 것을 목표로 한다.

\* 서울대학교 기계항공공학부

†E-mail : wjdtlr1915@snu.ac.kr

이를 위해 은닉 마코브 모델(Hidden Markov Model)을 핵심으로 하는 새로운 인지 방식을 제안하였다. 베이즈 이론(Bayes theorem)에 기반한 확률기법으로 작동되는 이 모델을 통해 정지 장애물 맵을 추정하는 방법을 제시하였다. 은닉 마코브 모델 기반의 인지 연구는 주로 로보틱스 분야에서 진행된 바 있으나, 주변에 움직이는 물체가 없다는 가정하에 정지된 외벽만 존재하는 환경에서 효과를 보였고 이러한 제한조건을 설정하기 위해 실내 모바일 로봇에 한정하여 연구되어왔다. 본 연구에서는 통상적인 은닉 마코브 모델에 ‘신뢰도’ 개념이 추가된 발전된 형태의 수식을 제안하였고, 이로 인해 주변의 모든 라이다 포인트 중 정지 장애물과 이동 장애물을 구분할 수 있도록 하였다.

## 2. 사용 장비 및 알고리즘 요약

### 2.1. 차량 센서 구성

주행 데이터는 자체 구성한 자율주행 실험용 차량(Fig. 1)을 통해 취득하였다. Fig. 2와 같이 주변의 모든 방향

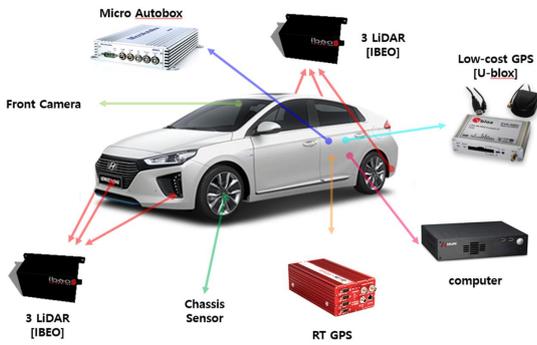


Fig. 1 Sensor configuration



Fig. 2 Detection area of 6 LiDAR (Bird eye view)



Fig. 3 Detection area of 6 LiDAR (Side view)

100m 영역을 커버하는 6개의 IBEO사 레이저 스캐너 장비를 장착하였고, 차량의 위치와 yaw angle을 측정하는 고성능 DGPS와 yaw rate을 측정하는 자체 내부 센서를 통해 필요한 변수를 제공받는다.

레이저 스캐너는 4개 채널 방향으로 레이저를 방출하고 반사되는 양을 감지하여 장애물의 유무를 포인트 클라우드 형식으로 제공한다. 화각(FOV)이 4°에 불과하므로 z축 방향의 위치값은 신뢰도가 매우 떨어진다. 따라서 연구에서는 라이다의 2차원 데이터 x, y 값만 고려한다.

### 2.2. LiDAR 기반 정지 장애물 맵 생성

이 절에서는 라이다 포인트를 비롯한 취득된 데이터를 정지 장애물 맵으로 변환하는 수학적 방법을 제시한다. 라이다의 불확실성을 고려하는 과정, 라이다 포인트를 관측치로 하여 은닉된 정보인 정지 장애물 정보를 추정하는 은닉 마코브 과정을 구체적으로 설명한다.

#### 2.2.1. LiDAR 포인트의 확률분포 변환

기존의 연구에서는 격자화를 통해 정지 장애물 맵을 생성하는 방법이 널리 사용된다. 자차량 주변 공간을 격자로 나누고 각 격자에 속한 라이다 포인트의 개수를 실샘한 개수가 기준치 이상이 되면 장애물이 위치한 것으로 간주하는 방식이다. 그러나 실험에 사용된 라이다의 화각이 좁고, 채널 개수가 부족함을 고려하면 측정된 라이다 포인트는 실제 공간의 형상을 제대로 반영하지 못할 가능성이 크다. 따라서 이 문제를 해결하기 위해 가우시안 커널을 고려한다. 라이다 포인트가 측정된 위치에 실제 장애물이 위치할 가능성이 가장 큰 대신, 그 주변부에도 장애물이 존재할 가능성이 있음을 이용한다. 모든 라이다 포인트에 대하여 가우시안 커널을 생성하고 전체를 합산하면 자차량 주변 모든 공간에 걸쳐 확률분포 맵이 산출되며 이는 곧 해당 격자 위치에 라이다의 포인트가 위치할 가능성을 의미한다. 결과는 Fig. 4와 같다. (a)는 라이다가 측정된 포인트, (b)는 측정된 각 포인트를 중심으로 가우시안 커널을 생성하여 모든 포인트에 대하여 합산한 결과, (c)는 전체 공간에 대하여 최종적으로 완성된 라이

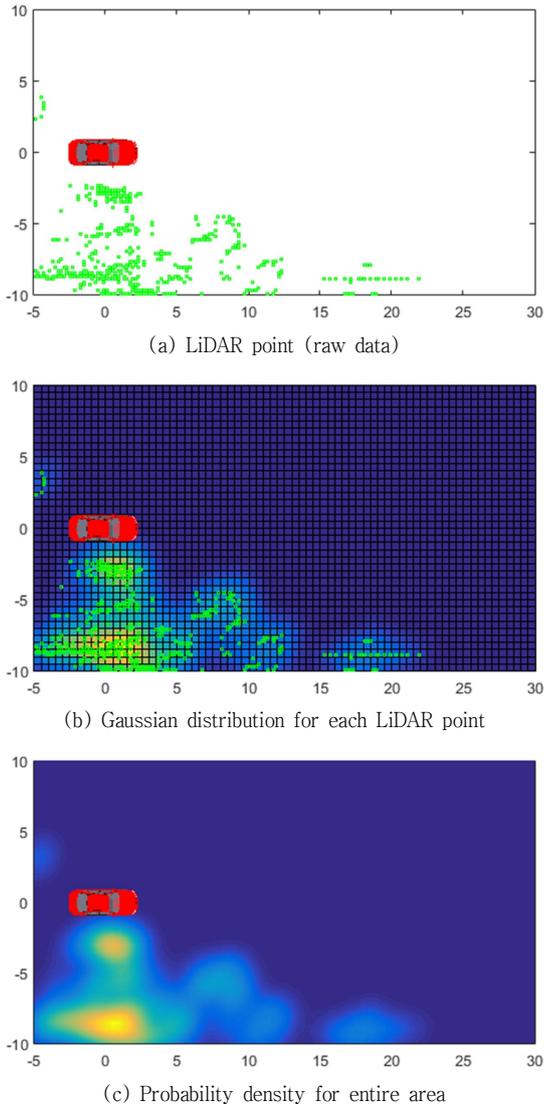


Fig. 4 Process of probability density construction (Unit : m)

다 확률분포 맵이다.

언어진 라이다 확률분포 맵은 다음 단계에서 은닉 마코브 모델의 관측치  $z$ 로써 활용된다. 연구를 통해 궁극적으로 알아내고자 하는 정보는 은닉된 정보인 정지 장애물 맵이기 때문에 여기서 구한 관측치를 분석하여 정지 장애물 맵으로 변환하게 된다.

### 2.2.2. 정지 장애물 점유 상태 업데이트

마코브 모델은 현재 상태와 이전 상태의 관계와 관측

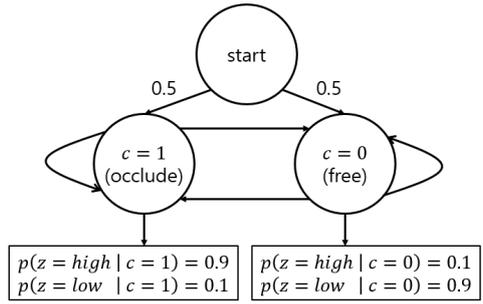


Fig. 5 Diagram of Hidden Markov model for suggested method

치  $z$ 로부터 필요한 정보를 추정해내는 모델이다. 자율주행자동차 연구에서는 실시간으로 측정된 차량 센서 데이터를 활용하면 차량의 현재와 이전 순간의 상태 관계를 정립할 수 있다. 따라서 모델을 잘 설정하면 필요한 정보를 얻어낼 수 있을 것이다. 본 연구에서 마코브 모델은 각각의 격자마다 적용된다. 해당 격자의 정지 장애물 점유 여부를  $c$ 로 표기하고 점유되었다면 1, 점유되지 않은 자유공간이라면 0을 갖도록 정의한다.  $c$ 는 외부에서 관측되지 않으면서 최종적으로 구해야 하는 정보이므로 은닉 정보라고 볼 수 있다. 실제로 관측되는 데이터는 라이다 포인트이다. 이 연구에서는 앞 절에서 라이다 확률분포 맵을 만들었기 때문에 이 확률분포 맵을 마코브 모델의 관측치  $z$ 로 정의한다. 전체 모델은 Fig. 5와 같으며, 목표는  $p(c_t | z_{1:t})$ 를 구하는 것이다.

$$p(c_t | z_{1:t}) = \eta p(z_t | c_t) \sum_{c_{t-1}} p(c_t | c_{t-1}) p(c_{t-1} | z_{1:t-1}) \quad (1)$$

적절한  $Q$ 를 도입하여 계산이 용이한 연쇄 방정식으로 표현해보자.

$$Q_t = [p(c_t = 1 | z_{1:t}), p(c_t = 0 | z_{1:t})]$$

$$Q_{t+1} = \eta Q_t A_c B_{z_{t+1}} \quad (2)$$

$A$ 는 은닉 마코브 모델 특유의 변수로, 이전 순간과 현재 순간의 상태 변수 사이의 관계를 의미하는 transition matrix이다. 의미상 정지 장애물 맵이 어떻게 변화하는지를 나타내기 때문에 차량의 회전 행렬을 이용하여 나타낼 수 있다. 그리고 회전 행렬은 차량 센서가 측정하는 차속과 yaw angle의 함수이므로  $A$ 는 실시간으로 변화하며 계산가능한 값이다.  $B$ 는 마코브 모델에서의 ‘관측 모델’

로 라이더 확률분포가 높을 때 실제로 정지 장애물이 위치할 확률을 의미하므로 라이더의 ‘신뢰도’를 의미한다. 이 연구에서는 신뢰도를 90%로 가정하였다. 즉, B는 대각 성분이 각각 0.9, 0.1인 대각행렬을 대입하였다.

$$A_c = \begin{bmatrix} p_c^{11} & p_c^{01} \\ p_c^{10} & p_c^{00} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1-p_c^{01} & p_c^{01} \\ p_c^{10} & 1-p_c^{10} \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\begin{aligned} p_c^{10} &= p(c_{t+1} = 1 | c_t = 0) \\ p_c^{01} &= p(c_{t+1} = 0 | c_t = 1) \end{aligned} \quad (4)$$

$$B_{z_t} = \begin{bmatrix} p(z_t | c_t = 1) & 0 \\ 0 & p(z_t | c_t = 0) \end{bmatrix} \quad (5)$$

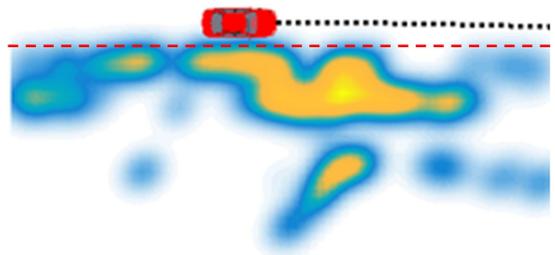
### 3. 실험 결과 및 분석

은닉 마코브 모델의 성능을 검증하기 위해 Fig. 6의 서울대 시흥 캠퍼스 주변 도로에서 주행 데이터를 취득했다. 주행 시나리오는 총 3개로, 첫 번째는 일반적인 직선 코스를 주행하면서 우측의 인도를 정지 장애물로 인지하는지 확인하는 시나리오이다. 두 번째는 교차로에서 우회 전하면서 우측의 인도를 정지 장애물로 인지하는지 확인하며, 세 번째는 직선 주행 시 좌측 전방에서 이동하는 차량을 이동 장애물로 인지하는지 확인하는 시나리오이다.

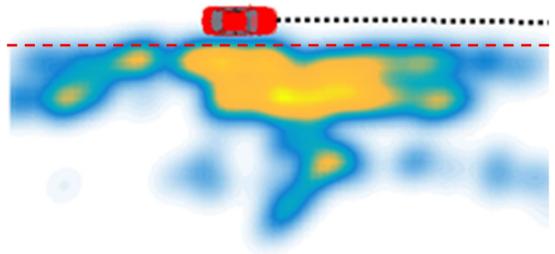
세 시나리오 데이터에 은닉 마코브 모델을 적용하여 정지 장애물 맵을 생성하였다. Fig. 7부터 Fig. 9는 기존 방식과 은닉 마코브 모델 적용 후 각 시나리오의 결과가 어떻게 달라지는지 비교한다. 생성된 정지 장애물 맵은 확률분포로 표현되며 색상이 노란색에 가까울수록 정지 장애물의 존재 확률이 높다.



Fig. 6 SNU Si-heung campus : straight course at the top, Intersection course at the bottom



(a) Scenario 1 without Hidden Markov model



(b) Scenario 1 with Hidden Markov model

Fig. 7 Result of scenario 1

#### 3.1. 시나리오 1

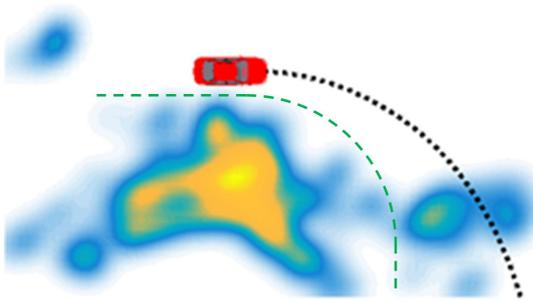
시나리오 1은 일반적인 직진 주행시 우측에 인도가 위치한 상황으로, Fig. 7의 붉은 점선이 도로와 인도의 경계이다. 간단한 상황이기 때문에 기존 방식에서도 중대한 오인식은 발생하지 않으나, 마코브 모델 적용 이후 인도와 도로의 경계면이 좀 더 실제 형상(빨간 점선)과 비슷하게 나타남을 확인할 수 있다.

#### 3.2. 시나리오 2

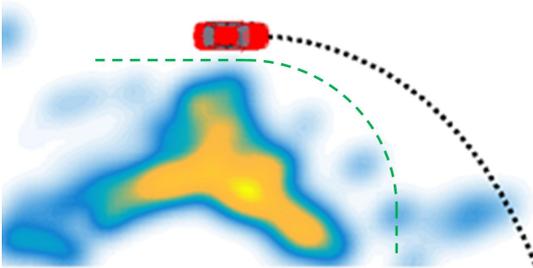
교차로 우회전 상황으로(Fig. 8), 초록색 점선은 인도와 도로의 경계를 나타낸 것이다. 기존 방식으로는 아무것도 존재하지 않는 도로상에 장애물이 위치한 것으로 오인식되는 결과가 나타난다(Fig. 8(a)). 이는 레이저 스캐너 장비의 장착 위치, 각도와 같은 외부 요인으로 종종 발생할 수 있다. 그러나 은닉 마코브 모델을 적용하면 차량이 진행하려고 하는 도로상의 오인식된 물체가 사라진 것을 확인할 수 있다.

#### 3.3. 시나리오 3

전방 좌측에 이동 차량(Fig. 9, 검정 점선 타원)이 나타

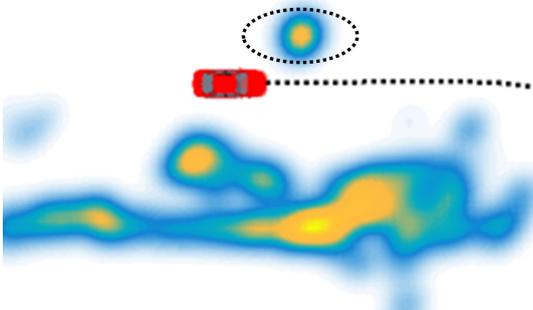


(a) Scenario 2 without Hidden Markov model

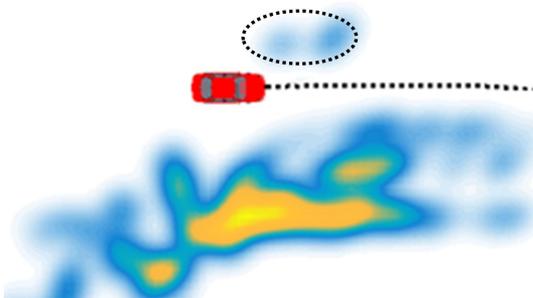


(b) Scenario 2 with Hidden Markov model

Fig. 8 Result of scenario 2



(a) Scenario 3 without Hidden Markov model



(b) Scenario 3 with Hidden Markov model

Fig. 9 Result of scenario 3

난 상황이다. 마코브 모델 적용 이전에 나타나는 매우 높은 확률의 전방 좌측의 자동차는 마코브 모델 적용 이후 거의 사라짐을 확인할 수 있다. 다만 시나리오 2와 마찬가지로 완벽하게 배제하지는 못하므로 적절한 threshold를 설정하고 그 이하의 확률분포는 0으로 만드는 등 후처리가 필요하다.

### 3.4. 결과 분석

모든 시나리오를 종합하면 기존의 방식보다 개선된 결과를 보여주지만, 한계점도 관찰되었다. 은닉 마코브 모델이 비교적 광범위하게 적용되어 온 로보틱스 분야의 결과와 비교하면 정지 장애물과 이동 타겟의 구별이 가능하다는 비교 우위가 있으나, 정지 장애물이 상용화 수준에 다다를 만큼 정교하게 추출되지는 않는 한계도 관찰된다. 이는 연구에 사용한 레이저 스캐너 자체의 스펙과 장착 위치가 일부 기여하는 것으로 보인다. 우선, 최근 연구에서 주로 사용되는 32채널 이상의 다채널 레이저 스캐너 대신 4채널 모델을 사용해서 라이다 포인트 데이터의 밀도가 낮다. 이로 인해 마코브 모델이 순차적으로 적용되는 과정에서 각 격자의 확률값이 기대했던만큼 상승하지 못하는 현상이 발생했다. 또한, 차체에서 가장 낮은 위치인 범퍼 부근에 설치하였기 때문에 동일한 물체라 할지라도 차량과의 상대 위치가 변화함에 따라 라이다 포인트로 측정되기도 하고 사라지기도 하는 한계가 있다.

### 4. 결론

본 연구에서는 레이저 스캐너의 불확실성과 은닉 마코브 모델을 도입하여 정지 장애물 맵을 생성하는 새로운 방법을 제시하였으며 주행 데이터를 통해 은닉 마코브 모델을 사용하지 않은 기존의 포인트 실센 방식보다 효과적임을 확인하였다. 여러 시나리오에서 정지 장애물이 기존 방식에 비하여 더 현실적인 형상으로 산출되었고, 전방에서 주행중인 차량은 정지 장애물이 아닌 이동 장애물로 정확하게 구별하는 목표를 달성했다. 이는 마코브 모델의 고려 없이 공간을 격자화하고 라이다 포인트 개수를 실센하는 기존의 방식보다 개선된 결과를 의미한다. 정지 장애물의 경계가 상용화 수준만큼 정교하지 못한 한계는 앞으로 레이저 스캐너 장비의 채널 수가 증가하고 장착 위치를 수정하여 라이다 포인트의 측정 강건성을 높이면 해결할 수 있을 것으로 기대한다. 또한, 공간의 점유 가능성을 확률값으로 나타내는 방식이기 때문에 정지 장애물 존

재의 유무를 이산적으로 정확하게 존재, 미존재로 구분하지는 못하지만, threshold를 도입하면 충분히 활용가능함을 확인했다. 이 결과는 이동하는 타겟 인지부터 안전한 주행을 위한 경로 계획에 이르기까지 다양한 분야에 걸쳐 활용도가 높을 것으로 기대한다.

### 후 기

본 연구는 국토교통부 및 국토교통과학기술진흥원의 2018년 교통물류연구사업(18TLRP-B146733-01, 자율주행기반 대중교통시스템 실증 연구)의 지원을 받아 연구되었음을 밝히며, 이에 감사드립니다.

본 연구는 과학기술정보통신부의 재원(NRF - 2016R1E1A1A01943543)의 지원을 받아 수행하였습니다.

본 연구는 서울대-삼성전자 스마트 캠퍼스 협력과제의 지원을 받아 수행된 연구임.

### 참고문헌

- (1) Thrun, Sebastian, Wolfram Burgard, and Dieter Fox., 2005, Probabilistic robotics., MIT press, pp. 221~242.
- (2) Meyer-Delius, Daniel, Maximilian Beinhofer, and Wolfram Burgard., 2012, "Occupancy Grid Models for Robot Mapping in Changing Environments", AAAI, pp. 2024~2030.
- (3) Kim, B., Kang, C. M., Lee, S. H., Chae, H., Kim, J., Chung, C. C., and Choi, J. W., 2017, "Probabilistic vehicle trajectory prediction over occupancy grid map via recurrent neural network", In Intelligent Transportation Systems (ITSC), 2017 IEEE 20th International Conference on IEEE, pp. 399~404.
- (4) Thrun, Sebastian., 2003, "Learning occupancy grid maps with forward sensor models", Autonomous robots, Vol. 15, No. 2, pp. 111~127.
- (5) Birk, A. and Carpin, S., 2006, "Merging occupancy grid maps from multiple robots", Proceedings of the IEEE, Vol. 94, No. 7, pp. 1384~1397.
- (6) Saarinen, Jari, Henrik Andreasson, and Achim J. Lilienthal., 2012, "Independent markov chain occupancy grid maps for representation of dynamic environment", Intelligent Robots and Systems (IROS), IEEE/RSJ International Conference on, pp. 3489~3495.
- (7) Thrun, Sebastian, Wolfram Burgard, and Dieter Fox., 1998, "A probabilistic approach to concurrent mapping and localization for mobile robots", Autonomous Robots, pp. 253~271.
- (8) Wang, Zhan, 2014, "Modeling motion patterns of dynamic objects by IOHMM", 2014 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, IEEE, pp. 1832~1838.
- (9) Danescu, Radu, Florin Oniga, and Sergiu Nedevschi, 2011, "Modeling and tracking the driving environment with a particle-based occupancy grid", IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, pp. 1331~1342.
- (10) Kohara, K., Suganuma, N., Negishi, T., and Nanri, T., 2010, "Obstacle detection based on occupancy grid maps using stereovision system", International Journal of Intelligent Transportation Systems Research, pp. 85~95.