

# 자율주행 효율성 향상을 위한 활동성 장애물 추출에 관한 연구

<sup>1</sup>박창민

## A Study on the extraction of activity obstacles to improve self-driving efficiency

<sup>1</sup> Chang min Park

### 요약

자율주행 차량은 사람의 안전, 환경, 노령화 등의 문제 해결에 새로운 대안으로 부상하고 있다. 또한, 이러한 기술개발은 다른 산업 분야에 파급효과가 매우 크다. 하지만, 이에 따르는 문제점들이 발생한다. 자율주행 차량에 의한 인명 피해는 점점 증가하고 있는 실정이다. 활동성이 없는 물체에 대한 충돌 사고는 다소 줄어들고 있지만, 반대로 활동성을 가진 장애물에 대한 기술 개발은 아직 미미한 편이다. 이에, 본 연구에서는 자율주행 차량에서 가장 큰 문제점으로 나타나고 있는 도로 위의 활동성이 있는 장애물을 추출하는 방안을 제안한다. 먼저, 자동차 카메라에 의해 획득한 연속적인 영상에서 핵심장면을 추출한 후, 장면에 포함되어 있는 장애물들에 대한 활동성의 크기와 활동의 반복성 정보를 이용하여 활동성 장애물을 추출하는 것을 제안하였다. 핵심장면은 영역분할과 병합을 통하여 산출한다. 이러한 결과를 바탕으로 영역의 픽셀 별로 빈도의 크기를 산출하고, 활동성의 빈번하게 나타나는 정보를 이용하여 장애물의 활동의 크기를 계산하였다. 사람이 직접 추출한 결과와 비교했을 때 추출 정확도는 다소 떨어지지만 만족할 만한 결과를 얻을 수 있었다. 따라서 제안된 연구가 자율주행의 문제점들을 해소하고 인명사고를 줄이는 방안에 기여할 것으로 사료된다.

### Abstract

Self-driving vehicles are increasing as new alternatives to solving problems such as human safety, environment and aging. And such technology development has a great ripple effect on other industries. However, various problems are occurring. The number of casualties caused by self-driving is increasing. Although the collision of fixed obstacles is somewhat decreasing, on the contrary, the technology by active obstacles is still insignificant. Therefore, in this study, in order to solve the core problem of self-driving vehicles, we propose a method of extracting active obstacles on the road. First, a center scene is extracted from a continuous image. In addition, it was proposed to extract activity obstacles using activity size and activity repeatability information from objects included in the center scene. The center scene is calculated using region segmentation and merging. Based on these results, the size of the frequency for each pixel in the region was calculated and the size of the activity of the obstacle was calculated using information that frequently appears in activity. Compared to the results extracted directly by humans, the extraction accuracy was somewhat lower, but satisfactory results were obtained. Therefore, it is believed that the proposed method will contribute to solving the problems of self-driving and reducing human accidents.

**Keywords:** Activity obstacles, Center scene, Activity size, Activity repeatability, Self-driving

<sup>1</sup>영산대학교 성심교양대학 교수(cmpark@ysu.ac.kr)

## I. 서론

자율주행 자동차는 사람의 인지 능력이나 판단 등의 기능을 대체하여 운행되는 차량이다. 따라서 운전자의 과실로 발생하는 교통사고를 줄여 운전자와 보행자의 안전을 높이는 역할을 한다. 이에, 스스로 주변 환경을 인식하고, 주행 상황을 판단하여 차량을 제어하고 주어진 목적지까지 주행하는 자율주행 차량의 개발에 많은 연구들이 진행되고 있다. 최근, 자율주행에서 운전자의 과실로 인한 사고를 줄이고 안전성을 높이기 위해 다양한 SW 및 HW 기술들이 개발되고 있다. 현재 개발되고 있는 SW 관련 기술로는 자율주행 지원 경로생성 기술, 목적지까지 최적경로 생성 기술, 실시간 목적지 경로 재설정 기술, 자율주행 차로 판정 기술, 차선 변경 판단 및 path 생성 기술 등이 개발되고 있으며, HW 기술로는 원거리를 위한 레이더(Radar)와 중거리 및 근거리와 음영지역을 방어하기 위한 3D 라이더(Lidar) 및 후방 2D 라이더[1,2], 뿐만 아니라 차량 인식을 위한 카메라와 전역 위치 측정을 위한 GPS/INS 등이 있다[3]. 하지만, 이러한 다양한 첨단 과학 기술 개발에도 불구하고 인명 피해 또는 물적 피해사고는 지속적으로 발생하고 있다. [4]에 따르면, 자율주행 차량은 시스템의 잘못된 작동으로 인하여 운전자의 행동과는 상관없이 스스로 판단하는데 한계가 있어 운전자의 실수로 인하여 발생하는 일반적인 오류보다 훨씬 심각하다고 주장하고 있다.

한편, 도로위의 장애물이 활동성이 있는 경우 가장 심각한 위험성을 내포하고 있다. 이유는, 운전자의 부주의로 인하여 전방 주시의 부족에 의한 사고도 있지만, 현재 개발되고 있는 기술들이 이러한 장애물의 활동성에 빠르게 대응하지 못하기 때문이다. 예를 들면, 자율주행 관련 사고 가운데 하나로 “전방에서 좌회전하는 트레일러 트럭을 발견하지 못하고 차량이 부딪히는 사고”로 인하여 운전자가 사망하는 경우가 발생하였으며, 우버(Uber)의 실제 자율주행이 진행되는 도중에 “2 차로 도로를 횡단하던 보행자와 충돌하여 사망하는 사고”가 발생하였다[5]. 이와 같이 차량의 자율주행과 관련된 대형사고와 인명사고는 활동성이 있는 장애물이 갑자기 나타나는 경우가 대부분이다.

특히, 도로 측면에 차량들이 밀집하여 주차되어 있는 경우 보행자나 차량이 갑자기 주행차량으로 접근하는 경우와 빠른 속도로 무단횡단 하는 보행자가 있는 경우 운전자가 순간적으로 대응하기 어려운 상황이 발생하여 사고로 이어지는 확률이 매우 높다(그림 1). 따라서, 이러한 사고를 줄이고 예방하기 위해서는 기술적인 안전성을 확보하고 완전 자율주행을 달성하는 것이 매우 중요하지만, 먼저 도로위의 활동성 장애물에 대한 정보를 획기적으로 빠르게 추출하여 자율주행의 효율성을 향상시키는 기술 개발이 더욱 시급하다.



Figure 1. An active obstacle on the road

도로 위에서 활동성이 있는 장애물들은 보행자 또는 차량일 가능성이 매우 높다. 뿐만 아니라, 차량이 달리는 동안 도로위의 장애물들은 매우 빠른 속도로 스쳐 지나 가거나 급격히 빠르게 다가온다. 따라서 운전자 또는 차량의 카메라는 이러한 현상을 일련의 연속되는 장면으로 인지하게 된다. 만약 자율주행 기술이 적용되지 않은 차량인 경우, 도로위의 활동성 장애물에 대하여 운전자가 스스로 인식하여 판단하고 행동하지만, 자율주행 차량에서는 탑재된 센스나 카메라에 의해 획득한 연속된 장면 정보를 영상 처리에 의한 장애물들의 활동성을 순간적으로 판단하는 것은 매우 어려운 문제이다.

이에 제안된 연구에서는, 정보처리 과정의 효율성을 높이기 위하여 연속적인 장면들로 이루어진 정보는 순차적으로 서로 유사한 특성을 가진다는 것을 기반으로 하여 장면들을

단계적으로 분할한 후 변화가 없거나 유사한 장면들을 서로 병합하고, 병합된 장면에서 의미 있는 핵심장면(Central-Scene, CS)을 추출한다. 이는 반복된 정보를 최소화하고 관리하기 쉬운 정보로 변경하여 영상을 처리하는 시간 및 공간을 줄이는 효율성을 얻을 수 있을 것이다. 따라서, 이들 결과로 나타나는 장면에 비교적 단순한 연산으로 도로위의 활동성 장애물을 추출하여 자율주행에서 발생하는 사고를 보다 원천적으로 줄일 수 있는 기초적인 연구를 제시한다.

2 장에서는 장애물이 포함된 연속된 장면들의 영역을 단계적으로 분할하고 주요 영역을 반복적으로 병합하여 CS 를 추출하는 과정을 제시한다. 이때, 배경으로 추정되는 영역이 함께 추출되는데, 이러한 영역에는 활동하는 장애물의 경계를 알 수 있는 정보가 포함되어 있어 매우 유용하게 사용된다. 그리고 3 장에서는, 위의 결과로부터 장애물의 활동성을 결정하는 활동성의 크기 및 반복성을 산출하고, 이를 이용하여 최종적으로 활동성 장애물을 추출하는 방법에 대하여 다룬다. 4 장에서는 이들 결과를 바탕으로 실험 결과를 나타낸다. 이어서 5 장은 결론 및 향후 연구 방향에 대하여 논의한다.

## II. CS 추출

### 2.1 장면의 영역분할

위에 서술한 바와 같이 연속성이 있는 장면들은 순차적인 특성을 포함하고 있다. 이에, 획득한 장면들에서 의미 있는 정보를 추출하기 위하여 먼저 장면 영역을 분할한다. 이를 위하여 [6]에서 제안하고 있는 방법을 이용하였다. 이는 Projection 과정으로 연속적인 장면의 현재 영역에서 전 영역(Prev-Region, PrR)의 정보를 활용하여 후 영역(Post-Region, PoR)의 정보를 추정하는 방법이다. 그림 2 에서 보이는 바와 같이, Projection 을 통한 영역분할과 움직임 추정 과정들을 통하여 유사변환 움직임을 추정하고 마지막으로 움직임 보정을 통하여 각 프레임 영역을 분할한다. 이러한 과정에서 PrR 의 정보를 활용하기 때문에 PoR 의 영역 추정이 가능하다. 영역 분할 과정에서 에지 검출과 양자화를 통하여 공간적인 칼라정보를 이용한다. 또한 움직임 정보는 계층적인 블록 매칭을 활용하여 움직임 벡터 값들을 추출하게 된다. 그리고 유사변환 추정을 위하여 선형회귀 알고리즘을 사용하며, 최종적으로 로그스텝 영역 매칭으로 보정한다.

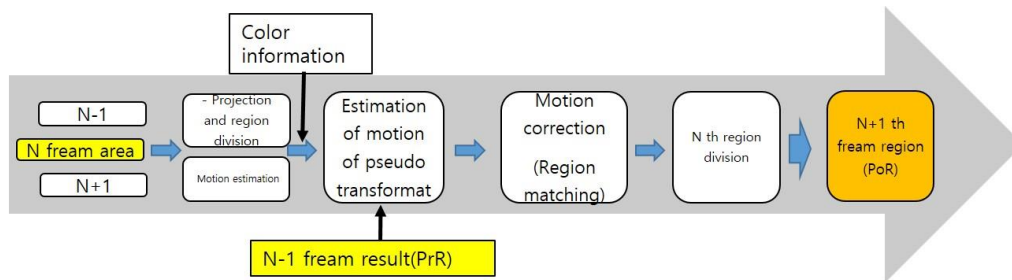


Figure 2. Region segmentation tracking diagram by [6]

그림 3 은 [6]에서 제안한 방법을 이용한 결과로 입력 영상 (그림 3(a)) 에서 연속성이 있는 하나의 장면 영역을 분할한 결과(그림 3(b))를 나타내고 있다. 분할된 영역의 결과들은 PoR 에 상당한 영향이 있어 현재의 영역에서 보여준 영역이 PoR 영역에서는 변형된 다른 모양으로 보여줄 가능성이 있다. 따라서 결과적으로 얻어진 영역들은 연속적인 장면들의 연관성을 나타내는 정보가 포함되어 있어 영역들의 활동성을 추출하는데 매우 중요하다.

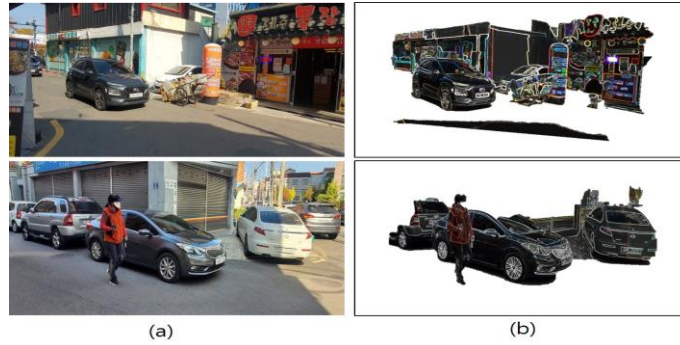


Figure 3. Result of segmentation the scene region

## 2.2 CS 추출

본 연구에서 CS를 추출하기 위한 방법은 다음의 순서로 이루어진다. 우선, 그림 3의 장면영역 분할의 결과를 바탕으로,

1. 활동성 산출 => 연속적으로 활동성이 유사한 영역들의 병합
2. 배경 산출 => 각 계층의 경계 활동성 벡터의 변화율 산출(활동성에 대한 경계 정보 포함): 우선 활동성이 유사한 영역들을 병합하고 배경 계층에 해당되는 영역을 반복적으로 추출한다. 이는 배경 계층은 지속적으로 활동성 경계를 가지기 때문에 각 계층의 경계의 움직임 벡터의 변화율 산출이 가능하다(그림 4(b)).
3. CS 추출 => 배경 계층을 제외한 영역들을 전경 계층으로 정하고 전경 계층들 중에서 시간적으로 자주 나타나고 공간적으로 큰 영역들의 집합(그림 4(c)).

그림 4는 [6]의 방법으로 얻어진 결과 장면(그림 4(a))을 입력하여 얻어진 장면(그림 4(b): 배경이 포함된 장면)과 최종 CS의 추출 결과를 나타낸다(그림 4(c)).

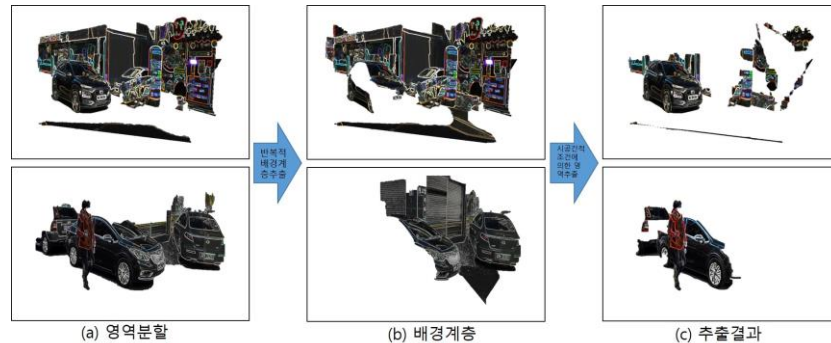


Figure 4. Result of CS extraction

## III. 활동성 장애물 추출

### 3.1 장애물 활동성 크기

자율주행의 가장 큰 문제점은 활동성이 있는 장애물을 어떻게 찾을 것인가이다. 도로 위에는 다양한 장애물들이 존재하지만 이들의 활동성을 추정하는 것은 장면에서 실제로 주요한 의미를 갖는 영역을 찾는 것과 유사하다. 따라서 장면에 포함된 다양한 영역들의 활동성의 분포 크기를 계산하여 찾을 수 있다. 이를 위하여 본 연구에서는 다양한 영역들에 대한 칼라 픽셀 별로 빈도의 크기(ActiS)로 나타내었다.(수식 1).

Equation 1. Equation for the size of the activity of the region

$$\text{ActiS}(i,j) = \sum_{f=1}^N \text{Output}_f(i,j), \quad \text{Output}_f(i,j) = \begin{cases} 1, & (i,j) \in \text{Activity Obstacles} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

$i, j$ : Horizontal and vertical coordinates,  $f$ : Scene number

$\text{Output}_f(i,j)$ : if the  $f$ -th scene contains an activity obstacle, return 1 or 0

그림 5 는, 위의 수식을 활용한 동일한 장면의 장애물 활동성 크기를 나타내고 있다. 그림 5(a)는 연속적인 장면에서 3 개의 대표장면이며, 그림 5(b)는 대표장면에 따른 활동성 크기를 0~255 값으로 표현한 것이다. 그림 5(b)에서 알 수 있듯이, 동일한 장면에서 활동성이 있는 물체의 픽셀의 분포 크기가 매우 뚜렷하게 나타나는 것을 알 수 있기 때문에 장애물의 활동성에 대한 매우 중요한 정보로 활용할 수 있다.

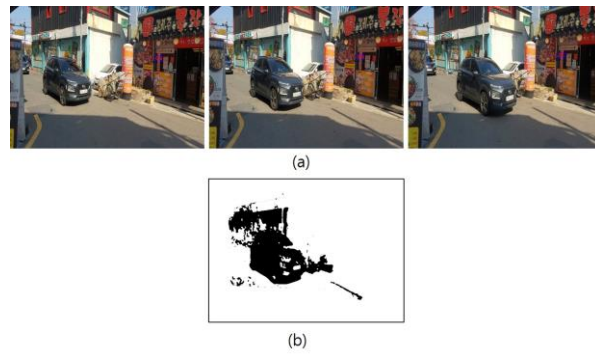


Figure 5. Activity size pixel

### 3.2 장애물 활동의 반복성

차량의 카메라에 전달되는 연속적인 영상들에서 장애물들의 활동성에 대한 정보는 매우 중요하다. 특히, 자율주행의 차량인 경우와 같이 효율성 및 안전성을 강조하는 기술적인 분야에서는 더욱 관심이 높은 정보이다. 따라서 연속적인 영상들의 장면에 포함된 다양한 장애물들 중에 활동성이 가장 많은 장애물이 관심의 대상이 될 것이다. 본 연구에서는 이를 바탕으로 활동의 반복성이라 정의하고 수식 2 를 활용하여 산출한다.

Equation 1. Equation for the size of the activity of the region

if  $\text{ActiS}(i,j) > \text{threshold}_1$ ,  $\text{Activity Obstacles}(i,j) = 1$ ,  
otherwise  $\text{Activity Obstacles}(i,j) = 0$

$$\text{AR} = \sum_{(i,j) \in \text{ECS}} \text{Activity Obstacles}(i,j), \text{ if } \text{AR} < \text{threshold}_2, \text{ not Activity}$$

수식 2 에서와 같이 핵심장면(CS)의 활동의 반복성은 (Activity Repeatability, AR)로 정의하고  $\text{Activity Obstacles}(i, j)$  값들의 합으로 나타낸다. 또한  $\text{Activity Obstacles}(i, j)$ 는 장애물 활동의 반복성 값이 일정한 이상인 것은 1 값을, 그렇지 않은 경우는 0 값을 나타낸다. 따라서  $\text{Activity Obstacles}(i, j)$ 이 1 의 값을 갖는 다는 의미는  $(i, j)$  가 여러 장면에서 활동성이 자주 나타나는 위치를 보여주는 것이다. 여기서  $\text{threshold}_1$ 은 장면 내부에 존재하는 총 프레임 수의 50%가 되는 값으로 정하였다. 또한  $\text{threshold}_2$ 는 관심의 대상이 되는 장면 크기의 25%가 되는 값으로 실험하였다. 이는 활동성이 있는 장애물이 대체적으로 장면의 25% 이내에 존재하기 때문이다.

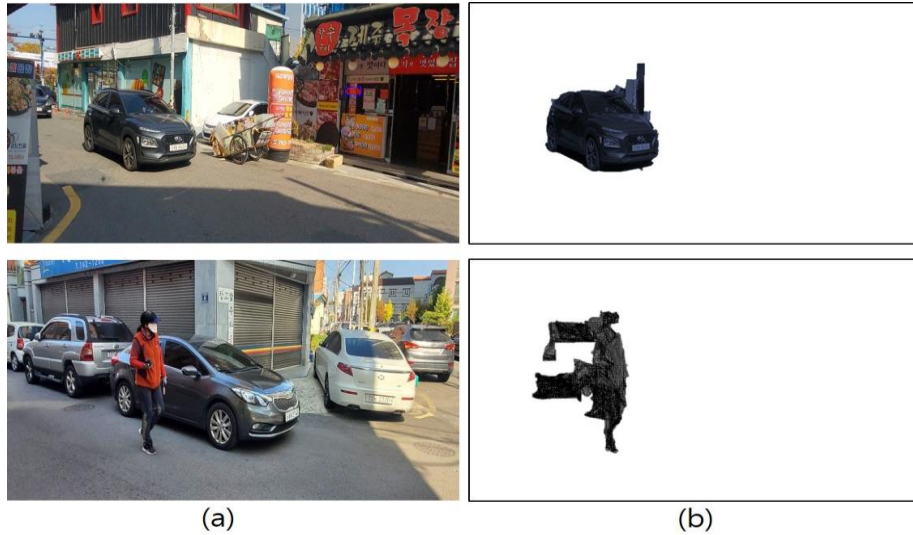


Figure 6. Result of the repeatability experiment of the activity

그림 6 은 장애물 활동의 반복성을 실험을 통하여 보여주고 있다. (a)은 실험을 위한 원본영상을 나타내고 있으며, (b)영상은 CS 에 대한 AR 결과를 0~255 로 변환하여 이를 바탕으로 Activity Obstacles(i, j)의 값이 1인 경우 검은색, 0인 경우 흰색으로 나타낸 결과영상을 보여주고 있다. 결론적으로, 활동성 장애물 반복성이 높게 나타나는 것을 알 수 있으며, 반대로 장애물 활동 반복성이 거의 없는 배경인 경우는 0에 가까운 것으로 나타나는 것을 알 수 있다.

#### IV. 실험 및 토의

제안된 연구에서는 차량의 카메라에 촬영된 연속적인 장면들에서 자율주행 효율성 향상을 위하여 장애물의 활동성 크기와 활동의 반복성을 이용하여 최종적인 활동성 장애물을 추출하였다. 그림 7 은 제안된 방법의 실험 결과를 보여주고 있다. 그림 7(b)의 영상에서 활동성이 두드러지게 나타나는 장애물을 확인할 수 있으며, 이를 바탕으로 최종적으로 활동성이 있는 장애물이 최종 추출된 결과를 알 수 있다(그림 7(c)). 한편, 가장 아래에 위치한 장애물 추출에서 배경 영역이 다소 나타나고 있는 것을 확인할 수 있지만, 뒤에 따르는 또 다른 활동성을 가진 장애물이 존재하여 배경영역이 과잉 추출된 것을 알 수 있다. 하지만, 전반적으로 활동성 장애물이 양호하게 추출되고 있는 것을 알 수 있다.

한편, 실험 결과의 객관성을 위하여, 5 편의 연속적인 영상에서 총 50 장면을 대상으로 실제로 사람이 인식하여 활동성 장애물로 판단하는 장면과 본 연구에서 제안하고 있는 방법에 의한 장면 및 [7, 8]에서 제안된 방법의 장면 추출을 비교하였다.

그림 8 에서 보는 바와 같이, 사람이 인식한 정확도에 비해 제안된 방법의 정확도는 다소 떨어지지만 [7]에서 제시하고 있는 알고리즘을 이용한 정확도와 비교했을 때 비교적 높은 정확도를 보여주고 있다. 그리고 [7]에 비해 정확도가 낮은 값으로 나타나는 경우는 제안된 방법은 픽셀 단위로 산출되기 때문에 실제 활동성 장애물이 유사하게 추출되더라도 정확도 값이 낮아지는 경우가 발생한다. 하지만, 정확도가 0.7 이상이면 추출 성공률이 매우 높은 것으로 간주되기 때문에 제안된 방법은 활동성 장애물 추출에 좋은 결과를 나타내고 있음을 보여주고 있다.

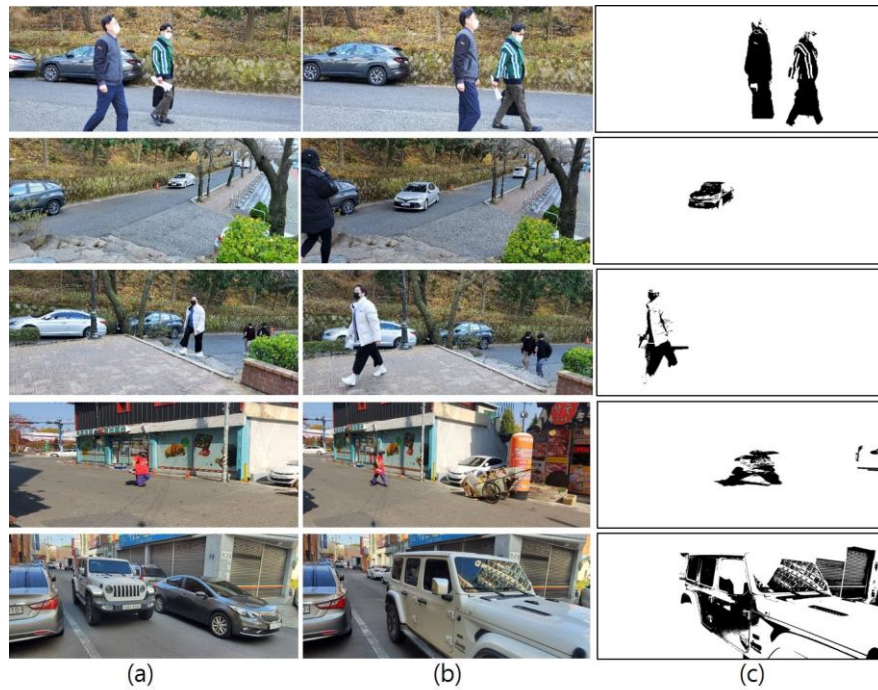


Figure 7. Result of activity obstacle extraction

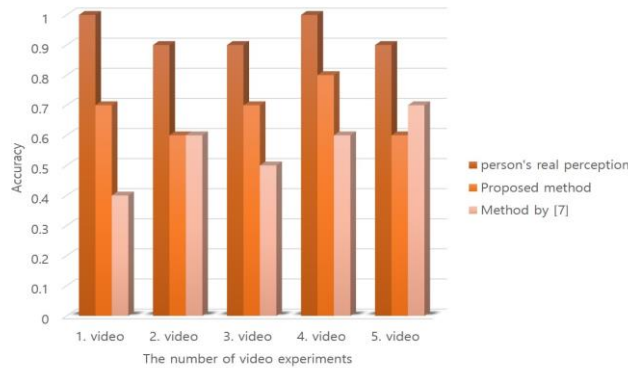


Figure 8. The result of comparing the extraction accuracy

## V. 결론 및 향후 연구

자율주행의 가장 큰 문제점은 활동성을 가진 물체들에 대한 신속한 대처가 잘 이루어지지 않는 점이다. 본 연구에서는 이러한 문제점들을 개선하기 위하여, 차량의 카메라에 획득한 연속적인 영상에서 핵심장면을 추출한 후 물체들의 활동성의 크기와 활동의 반복성 정보를 이용하여 도로의 활동성 장애물을 추출하는 것을 제안하였다. 활동성 장애물을 추출하고 인식하는 문제점들은 지속적으로 연구되어야 하는 과제이다.

뿐만 아니라, 향후 다양한 정보를 통한 보다 명확한 방안이 필요하다. 따라서 장애물 추출을 위한 노이즈 (예: 조명, 야간불빛 등)를 보다 효과적으로 제거하여 추출 및 인식 확률을 높일 수 있는 방안이 절실하다.

## VI. 감사의 글

이 논문은 2021 학년도 영산대학교 교내연구비의 지원에 의해 이루어진 것임

## VII. 참고문헌

- [1] E. Park, C. Yu, and J. Choi, "Development of a lateral control system for autonomous vehicles using information fusion of vision and IMU sense", Journal of Institute of Control Robotics and Systems, Vol. 21, No. 3, pp.179-186, Mar. 2015.
- [2] U. Lee, S. Yun, I. Shim, S. Shin, J. Choi, J. oh, H. Shim, I. Kwon, and S. Choi, "Development of autonomous vehicles capable of environmental awareness and collision avoidance on complex roads", Journal of Institute of Robots and humans, Vol. 10, No. 2, pp.20-31, May 2013.
- [3] G. An et al "Vehicle/driving autonomous driving technology", Journal of electronic engineering, Vol. 41, No. 1, pp. 30-37, 2014
- [4] C. Badue, R. Guidolini, R. Carneiro, P. Azevedo, V. Cardoso, A. Forechi, L. Jesus, R. Berriel, T. Paixão, F. Mutz, L. Veronese, T. Santos, and A. Souza, "Self-Driving Cars: A Survey", arXiv: 1901.04407v2, 2019
- [5] H. Kim, W. Kang, B. Park, C. Roh, Y. Kim, and L. Lim, "Improved Road Infrastructures to Strengthen Driving Safety of Automated Driving Car", KICT 2019-055, Dec. 2019
- [6] S. Chang, W. Chen, H. Meng, H. Sundaram, and D. Zhong, "VideoQ: An automated content based video search system using visual cues," Proc of ACM Multimedia Conference, Nov. 1997
- [7] Hong LU, Yap-Peng Tan, "An efficient graph theoretic approach to video scene clustering," Information, Communication and Signal Processing, 2003 and the Fourth Pacific Rim Conference on Multimedia. Processing of the 2003 Joint. Conference of the Fourth International Conference on, Vol. 3, pp.1782-1786, 15-18 Dec. 2003
- [8] W. Y. Ma and B. S. Manjunath, "NETRA: A Toolbox for Navigating Large Image Databases," Proc. IEEE International Conference on Image Processing, Santa Barbara, Vol. 1, 1997, pp. 568-571.

## 저자소개



**박창민 (Chang Min Park)**

1993 년 2 월 독일 도르트문트대학교 공학사  
 1996 년 2 월 독일 도르트문트대학교 공학석사  
 2006 년 2 월 부산대학교 컴퓨터공학과 공학박사  
 1997 년 9 월 ~ 현재 영산대학교 성심교양대학 교수

관심분야: 영상검색, 영상이해 및 추출