

자율주행 차량의 안전성을 위한 도로의 장애물 추출에 대한 기초 연구

¹박창민

A Basic Study of Obstacles Extraction on the Road for the Stability of Self-driving Vehicles

¹Chang min Park

요약

최근, 차량의 자율주행에 대한 기술이 개발되면서 안정성은 매우 흥미로운 요소로 관심이 증대되고 있다. 그리고 자율주행에 대하여 1980년대 중반부터 전세계의 많은 대학, 연구 센터, 자동차 회사, 그리고 다른 산업의 회사들에 의해 연구 및 개발되고 있다. 본 연구에서는 자율주행 차량의 안전성을 위한 도로의 위협적인 장애물을 자동 추출하는 방안에 대한 기초 연구를 제안한다. 자동차 도로 위에는 다양한 장애물들이 존재하지만, 본 연구에서는 위협적인 장애물은 도로의 중앙에 위치하며 비교적 큰 개체로 정의한다. 먼저, 입력 영상에 대하여 해상도를 달리하여 분할하고 분할된 영역들은 내부 영역과 외부 영역으로 분류한다. 외부 영역은 영상의 경계에 인접하고 내부 영역은 그렇지 않다. 또한, 저해상도 영상에 인접한 영역이 동일한 영역에 포함되면 각 영역은 인접 영역과 병합된다. 그리고 주요한 객체 영역과 주요한 배경 영역은 각각 내부 영역과 외부 영역에서 선택된다. 따라서, 주요한 객체 영역은 면적과 크기 정보를 활용하여 장애물을 대표하는 영역으로 추출된다. 실험을 통하여 제안된 방법이 자동차 자율주행 안전성을 높여 사고와 사상자를 줄일 수 있는 기초 연구에 기여할 수 있을 것으로 기대한다.

Abstract

Recently, interest in the safety of Self-driving has been increasing. Self-driving have been studied and developed by many universities, research centers, car companies, and companies of other industries around the world since the middle 1980s. In this study, we propose the automatic extraction method of the threatening obstacle on the Road for the Self-driving. A threatening obstacle is defined in this study as a comparatively large object at center of the image. First of all, an input image and its decreased resolution images are segmented. Segmented areas are classified as the outer or the inner area. The outer area is adjacent to boundaries of the image and the other is not. Each area is merged with its neighbors when adjacent areas are included by a same area in the decreased resolution image. The Obstacle area and Non Obstacle area are selected from the inner area and outer area respectively. Obstacle areas are the representative areas for the obstacle and are selected by using the information about the area size and location. The Obstacle area and Non Obstacle area consist of the threatening obstacle on the road. Through experiments, we expect that the proposed method will be able to reduce accidents and casualties in Self-driving.

Keywords: Self- driving, obstacle, extraction, Obstacle Area, Non Obstacle Area

¹ 영산대학교 성심교양대학 교수(cmpark@ysu.ac.kr)

I. 서론

최근 자동차 ICT 기술의 급격한 발전으로 자동차 자율주행의 안전에 대한 관심이 고조되고 있다. 이에 자율주행의 안전성에 대하여 다양한 인프라 구축 및 기술개발을 위한 포괄적인 논의가 이루어지고 있으며, 산업체에서는 이러한 새로운 시장 진출을 위하여 노력하고 있다. [1]에 의하면, 자율주행은 긴급 상황에 대한 단순한 보조시스템으로 활용하는 단계부터 운전자가 필요하지 않는 완전 자동화 단계까지 크게 6 단계로 나뉘고 있다. 최종적으로 운전자의 개입 없이 자동차가 스스로 차선을 변경하거나 장애물을 피할 수 있는 완전 자율주행을 목표로 하고 있다. 이러한 자율주행 안전성 기술은 사람들에게 매우 다양한 편리함을 제공하고 있다. 운전자의 운전 부담을 줄여 차내에서의 생산이나 여가시간을 확대시키며, 교통흐름의 효율화, 장애인, 노약자 등 교통약자의 능력 보완 등 삶의 질 개선에 기여한다. 또한 운전자가 도로 상황을 파악하지 못해 발생하는 교통사고를 감소시킬 수 있으며, 연료절감으로 자동차 유지비용과 환경의 오염도를 개선시킬 수 있다[2].

한편, 빠르게 발전하고 있는 자율주행 기술의 발전과 더불어 가장 큰 문제가 되는 것은 인적, 물적 사고이다. 자율주행 안전성은 다양한 카메라 센서를 활용하여 전방 또는 측면에서 갑자기 변화되는 환경에 스스로 대처할 수 있는 방안을 마련하고 있어야 한다. 하지만 자율주행 차량은 도로에서 운전자의 의도를 구분하고 판단하는데 한계가 있다. 따라서 컴퓨터 오작동은 사람의 실수로 발생하는 일반적인 오류보다 훨씬 심각하다[3].

뿐만 아니라 사고차량이 6초 이전에 전방의 물체를 발견하지만 이를 **Unclassified**(분류불가)로 분류하게 되어 “내 차에 위협적이지 않은 물체”로 분류하고 운전자에게 “운전권을 가져가시오” 등의 경고를 무시하여 사망사고가 발생되었다. 이러한 사고를 경험으로 다양한 법제도 체계 정립, 사회적 수용성 확보 등이 논의되고 있으나, 가장 시급한 해결 방안은 기술적 안전성을 확보하는 것이다[4]. 그러나 현재의 국내외 기술은 [1]에서 제시하고 있는 단계 중에서 1 단계 ~ 3 단계 수준에서 머무르고 있는 실정이다. 특히 시내도로를 포함하는 5 단계의 완전자율주행은 현재 기술로는 사실상 어려움을 나타내고 있다.

한편, **ADAS (Advanced Driver Assistance Systems: ADAS)**를 구성하고 있는 다양한 시스템 중에서 3 단계 수준에 해당되는 “도로의 영상정보 및 경고를 제공” 하는 시스템은 인명사고와 가장 밀접하다[5]. 따라서 전방에 물체가 위협적인 장애물인지 아닌지를 판단하기 위하여 먼저 선행되어야 할 것은 도로의 장애물을 추출하고 확인하는 단계의 연구가 절실하다. 도로 위의 물체를 발견한다는 것은 의미 있는 장애물이 존재한다는 것을 나타내기 때문이다.

이에, 본 연구에서는 위협적이고 의미 있는 장애물은 대체적으로 도로영상에서 큰 영역을 차지하고 도로의 중심 부근에 위치하는 장애물로 정의하고, 시스템이 위협을 느끼고 매우 빠른 시간 안에 경고하고 대처하기 위한 전처리 과정으로 단순한 방법을 통하여 이러한 장애물을 추출하는 방안을 제시한다. 이는 주행하는 차량을 방해하여 사고로 유발될 수 있는 가장 큰 요인이기 때문이다. 그리고 이를 기반으로 **ADAS** 시스템이 최단 시간에 보다 효율적으로 대응하여 사고를 최소화하기 위한 기초연구를 제시하는 것을 목적으로 한다.

도로에서는 사람이 보는 시각이나 카메라 센스의 방향에 따라 매우 다양하고 많은 수의 장애물이 존재할 수 있다. 일반적으로 사람들은 도로에 있는 장애물들의 중요 정도에 따라 스스로 판단하고 행동한다. 하지만 기술적으로 획득한 영상의 처리를 통한 이러한 판단은 결코 쉽지 않다. 영상으로부터 장애물을 추출하기 전에 장애물이 도로에 포함되어 있는가에 대한 여부를 결정하는 작업이 선행되어야 하지만 이는 비교적 복잡한 연산으로 많은 연구가 수행되어야 하는 또 다른 분야이기 때문에 본 연구에서는 비교적 단순한 연산과 특징들을 이용하여 장애물이 포함되어 있는 도로영상을 대상으로 장애물을 추출하고 이를 위협적이고 의미 있는 장애물로 결정하고 추출하였다.

2 장에서는 입력영상에 대하여 영역을 분할하고 분할된 영역에 대하여 병합 과정을 반복 수행하여 장애물이 너무 많은 영역으로 분할되는 것을 방지하는 방안을 제시한다. 3 장에서는 위의 결과를 바탕으로 영상의 배경에 해당되는 영역과 장애물에 해당되는 영역을 선택하고 장애물에 해당되는 영역에서 의미 있는 장애물을 추출하는 방안에 대하여 소개한다. 4 장에서는

이들 결과를 복합적으로 활용한 실험 결과를 보여준다. 이어서 5 장에서는 결론 및 향후 연구 방향에 대하여 설명한다.

II. 영상의 분할 및 영역병합

2.1 CA 및 NCA 에 의한 분할과 병합

입력영상에서 장애물 영역을 추출하기 위해 먼저 영상을 분할한다. 기존의 다양한 영상 분할 방법들이 연구되어 매우 만족스러운 결과를 나타내고 있기 때문에 본 연구에서는 [6,7,8]에서 제안하고 있는 영상 분할 방법을 활용하였다. 이는 적절한 처리 시간 내에 칼라와 질감을 함께 고려 가능한 방법이면 본 연구의 최종 결과를 도출하는데 큰 영향을 받지 않기 때문이다. 또한 영역의 경계는 값이 크게 나타나고, 내부는 값이 작도록 나타나게 되어 있어 본 연구에서 효과적으로 이용할 수 있다. 이에, 수식 1 을 이용하여 분할된 영역들을 분류하고 장애물의 경계에 해당되는 접점영역(Contact Area, CA) 과 경계에 접하지 않는 비 접점영역(Non-Contact Area, NCA)로 구분한다.

Equation 1. Equation for distinguishing CA and NCA

$$CL_{Ri}/CL < TH_1, \quad (IS_{Ri}/IS) > TH_2 \quad (i = 1,2,3 \dots n)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} CL, CL_{Ri}: \text{circumference length and area length} \\ IS, IS_{Ri} : \text{image size and Ri size} \\ TH_1, TH_2: \text{Threshold} \\ n: \text{Total number of area} \end{array} \right.$$

따라서 영상에서 어느 정도 크기와 경계에서 비율이 낮은 영역을 비 접점영역으로 정의하며 그 외의 영역을 접점영역으로 정의한다. 본 연구에서는 장애물을 도로영상에서 “어느 정도 큰 영역을 차지하고”, “도로의 중심 부근에 위치한다”로 나타내었기 때문에 분할된 영역에서의 위치정보와 크기에 대한 정보는 도로 위의 장애물 추출에 매우 유용할 것으로 판단된다. 따라서 CA는 핵심적인 장애물이 아니며 NCA은 얻고자 하는 중요한 장애물에 해당될 확률이 높다.

한편, 본 연구에서 활용하고 있는 [6,7,8]의 영역 분할에서 장애물 영역이 매우 세분화되고 조명이나 그림자에 의하여 영역 분할이 단점으로 나타나는 경우가 발생한다. 따라서, 이러한 문제점들을 보완하고 주요한 변화가 발생하는 영역 단위의 분할 결과를 얻기 위해 입력영상에서 먼저 단계적으로 영역들을 병합하였다. 단계적인 영역들의 병합은 영상의 해상도를 변화시키고 각 변화된 해상도 영상에 대하여 분할을 수행한 후 그 결과를 최종 도출하였다.

단계적인 영역 병합은 다음과 같은 과정으로 수행된다.

- ① I_0, I_1, I_2 : 각각 원영상, 해상도 $\frac{1}{4}$ 축소영상, 해상도 $\frac{1}{16}$ 축소영상
- ② 인접그래프(Adjacent Graph, AG): 분할된 영상에 대하여
- ③ I_0 을 P_1 , I_1 을 P_2 로 설정
- ④ P_1 의 인접 영역 (A_i, A_j) 에 아래의 두 가지 조건을 모두 만족하면 병합을 수행.
- ⑤

$$\text{조건 1: } Attr(A_i) = Attr(A_j) (Attr(A) \in BA, NBA)$$

$$\text{조건 2: } A_\delta(A_i)$$

$$= A_\delta(A_j): A_\delta(A) \text{는 } P_2 \text{ 영상에서 } P_1 \text{의 영역 } A \text{를 포함하는 영역}$$

- ⑥ R_1 의 인접하는 모든 영역에 대하여 병합 과정을 반복 수행하여 A_1 (중간결과영상) 생성
 ⑦ A_1 을 R_1 , I_1 를 R_2 로 설정하고 ④와 ⑤과정을 수행하여 최종 병합 결과를 생성한다.

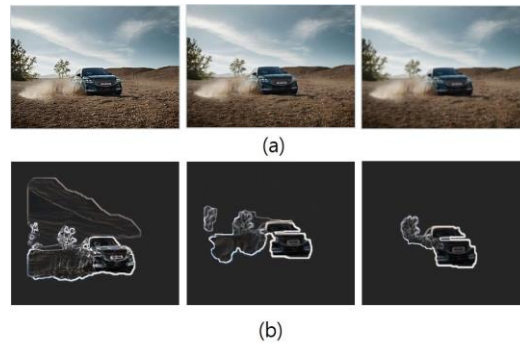


Figure 1. Result of segmentation and merging areas of resolution changes

. 그림 1a는 영상의 해상도를 단계적으로 다르게 하여 나타내고 있는 영상들이며, 그림 1b는 제안한 방법으로 영상을 분할한 후 병합한 결과를 보여주고 있다. 이는 실험을 위하여 인위적으로 배경영역을 제거하고 (배경영역에 대한 상세한 내용은 3장에서 다시 다루었다) 표현한 것이다. 실험을 통하여 해상도 감소를 많이 수행한 결과 객체를 나타내고 있는 다양한 특징들의 정보가 거의 유실되어 잘못된 병합 결과를 초래하기 때문에 해상도 감소는 두 번만 수행하였다. 따라서 해상도 변화에 따른 영상의 병합된 결과에는 세부적인 변화 및 그림자 등에 무관하게 전반적인 객체의 모양으로 나타난 것을 알 수 있다. 이에 점진적인 영역 병합은 저해상도에서의 포괄적인 객체 영역 정보와 원 영상에서의 세부적인 영역 정보를 함께 조합함으로써 중요한 영역 단위의 분할 결과를 얻을 수 있도록 하였다

III. 도로 위의 장애물 추출

3.1 장애물과 비장애물 영역분류

2 장에서의 결과 영상에는 가장 주요한 특징을 가진 장애물 영역(Obstacle Area, OA)과 장애물이 아닌 비장애물 영역이 함께 존재한다. 장애물 추출의 정확도를 높이기 위해서는 이러한 비장애물 영역의 정보도 매우 중요하다. 또한 의미 있는 장애물 영역을 추출하기 위해서 CA와 NCA는 비장애물 영역 선택에 매우 중요한 역할을 한다. 이에 본 연구에서 정의한 장애물 외의 모든 영역을 비장애물 영역(Non-Obstacle Area, NOA)으로 정의한다.



Figure 2. Obstacle Area, Non-Obstacle Area, Attention Area

Equation 2. Equation for OA

$$OA = A_i, i = ARG(Max(NA_1, NA_2, \dots, NA_n))$$

먼저, 장애물일 가능성이 매우 높은 영역을 추출하기 위하여 영상에서 그림 2 와 같이 참고영역을 지정한다. 이는 도로에서 위협적인 장애물들은 대부분 도로의 중앙에서 대체적으로 큰 영역으로 이루어져 있기 때문에 참고영역에 포함될 가능성이 높다. 따라서 참고영역을 영상의 중심을 기준으로 영상 크기의 1/3 로 정하였다.

수식 2 에서 참고영역에 포함되어 있는 비장애물 영역들을 크기를 NA_1, \dots, NA_n 로 정의하고, 이들 중에서 가장 큰 값을 ARG 로 나타낸다. 따라서 참고영역에 있는 비장애물 영역 중에서 가장 큰 영역이 장애물 영역으로 선택된다. 하지만 경우에 따라 장애물 영역이 비장애물 영역으로 나타나는 경우도 발생한다. 이런 경우는 영상에서 장애물 영상이 매우 작거나 멀리 촬영된 경우이다. 입력된 영상에서 장애물 영역과 비장애물 영역을 대표하는 영역들이 추출된 후에 이들을 기초로 장애물 영역들을 추출하기 위하여 영상 내에서 장애물 영역을 포함하고 있을 가능성이 높은 영역들을 우선 추출한다. 본 연구에서는 이러한 영역들을 예비 장애인 영역으로 정의하고, 이를 설정함으로 장애물 영역 추출에서 비교되는 영역의 수를 줄이고 관심 없는 영역이 장애물 영역으로 병합될 가능성을 줄일 수 있게 하였다(그림 3).



Figure 3. Obstacle Candidate Area

3.2 장애물 추출

선택된 예비장애물 영역들에 대하여 OA 와 NOA 의 히스토그램 인터섹션(HI)[9]을 활용한 칼라 분포에 대한 유사도를 비교하여 최대한 유사한 칼라 분포를 가지는 영역들을 위협적인 장애물로 결정된다.

먼저, 장애물일 가능성이 높은 후보영역 중에서 참고영역(REF) 에 인접한 영역(인접영역: A_i)를 선택하고, A_i 가 비장애물 영역(NOA)과 인접한 경우, 장애물 영역과 인접영역의 히스토그램 인터섹션이(HI) 일정 Threshold(T_1)보다 크고, 장애물 영역의 인접영역 HI 가 비장애물 영역의 인접영역이 HI 보다 크면 인접영역은 참고영역에 포함시킨다. 반대인 경우는 인접영역과 참고영역에서 겹치는 영역을 참고영역으로 간주한다. 이러한 과정을 모든 인접영역에 대하여 수행된다. 그리고 REF 에 변화가 없으면 두 번째 장애물영역을 선택하여 처음부터 모든 과정을 반복하게 되고, 더 이상 사용할 장애물 영역이 없으면 REF 에 포함된 영역을 최종 장애물영역으로 설정한다. 따라서 위협적인 장애물은 아래와 같은 순서를 통하여 결정한다.

- ① $REF \leftarrow OA$
- ② Select A_i adjacent to REF in the OA candidate area
- ③ if A_i is adjacent to NOA: $HI(A_i, OA) \geq T_1 \& HI(A_i, OA) \geq HI(A_i, NOA) \Rightarrow REF \leftarrow REF \cup A_i$
- ④ if A_i is not adjacent to NOA: $HI(A_i, OA) \geq HI(A_i, NOA) \Rightarrow REF \leftarrow REF \cap A_i$
- ⑤ For all adjacent area : process ③, ④

- ⑥ Second OA selection (if there is no change in REF, repeat from ①)
- ⑦ Decision final OA: if no more OA
- ⑧ ② repeat process for changed REF

IV. 실험 및 토의

도로에서 촬영된 영상에는 불빛, 그림자, 조명 등이 포함될 수 있어 장애물 추출에 다양한 변수들이 존재한다. 이러한 문제점들을 개선하기 위하여 단계적인 영역 병합을 통해 다소 해결하였지만 자율주행의 안전성을 위한 위협적인 장애물에 해당되는 영역이 완벽히 추출되지 못하는 어려움은 여전히 발생한다. 따라서 장애물이 잡음 등으로 인해 잘못 추출되는 것을 최소화하기 위하여 예비 장애물 영역에 대한 칼라 유사도를 계산할 때 밝기 성분은 제외하고 칼라 성분만을 사용하였다. 본 연구에서 활용된 테스트 영상들은 도로 위에서 직접 촬영한 정지 영상들로 실험의 타당성을 높이기 위하여 비교적 간단한 영상들을 사용하였다. 또한 장애물로는 자동차, 사람, 대형구조물 등으로 구성되어있다. 테스트 영상들로부터 최종 추출된 장애물들은 그림 5에서 보여주고 있다. 다양한 환경에서 촬영된 100개 영상을 대상으로 실험한 결과, 그림 5(a)에서 알 수 있듯이 복잡한 배경을 가지는 영상에서도 장애물이 비교적 명확하게 추출되고 있음을 알 수 있다. 이는 위에 제시한 조건을 모두 만족하는 결과로 나타났다.

한편, 그림 5(b)를 살펴보면 공간적인 정보를 만족하는 결과로 추출되었지만, 크기 정보가 부합되지 않기 때문에 위협적인 장애물이 되지 않는다. 반대로 그림 5(c)에서는 크기 정보는 대체적으로 부합되지만 공간적 정보를 만족하지 않기 때문에 장애물로 추출되지 않은 결과이다.

실험 결과의 타당성을 위하여 장애물 추출의 정확성(precision) 및 소환성(recall)을 산출하였다. 이를 위하여 장애물을 먼저 수동으로 추출하고 추출 단위로 활용하였다(수식 3). OA 추출의 정확성은 제안된 방법으로 추출된 OA가 수동으로 추출된 장애물에 비해 과잉 추출된 정도를 표현하는 반면, 소환성은 부족하게 추출되는 정도를 반영한다. 또한 NOA도 동일한 방법으로 추출 정도를 나타내었다(그림 4). (그림 4.A)에서 실선으로 나타난 영역은 수동으로 추출된 영역(실제추출), 점선으로 나타난 영역(예측되는 추출)은 제안된 방법으로 추출된 영역이라 하면 이들 사이에는 (그림 4.B)의 관계가 성립된다.

Equation 3. Equation for shortage and overextraction

$$Precision(OA) = \frac{TP}{TF + FP}, precision(nOA) = \frac{Tn}{Tn + Fn}$$

$$recall(OA) = \frac{TP}{TP + Fn}, recall(nOA) = \frac{Tn}{Tn + FP}$$

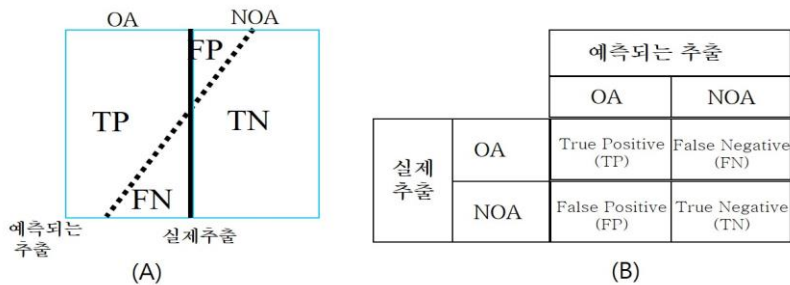


Figure 4. Definition of shortage and overextraction

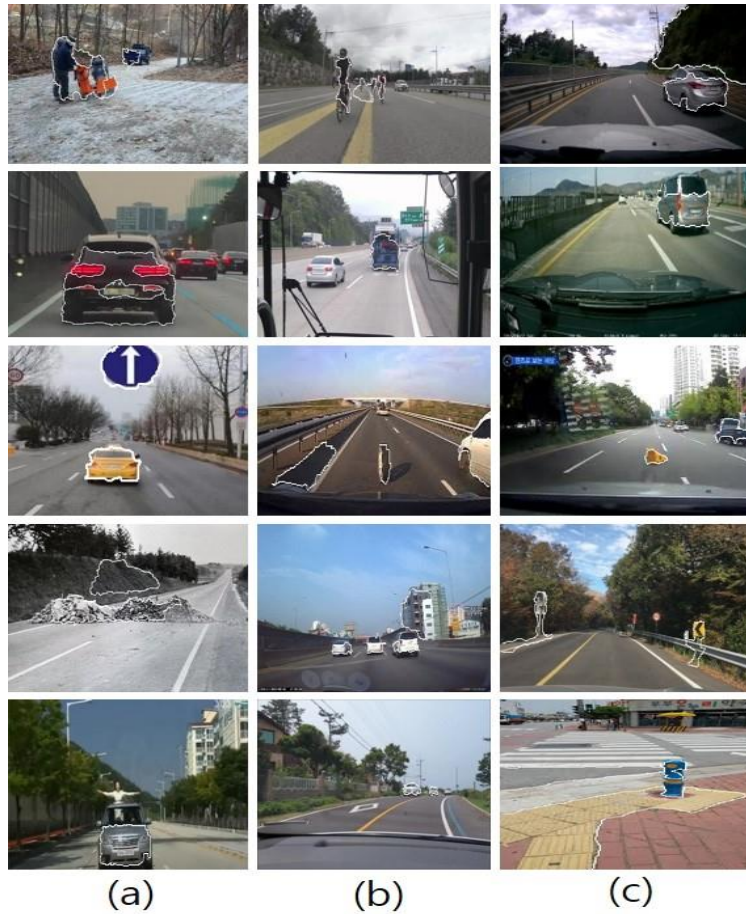


Figure 5. Result of the obstacle extraction by the proposed method

TP 는 제안된 방법으로 추출된 OA 중에 수동으로 추출된 영역들이 포함된 OA 이고, FN 은 수동으로 추출한 OA 에 제안된 방법으로 추출하지 못한 OA 이다. TN 및 FP 는 위와 같이 NOA 로 추출된 영역이다. 이를 바탕으로 각 영역들에 대한 평균 정확성, 소환성 및 F-측정은 각각 0.89, 0.91, 0.87(OA) 그리고 0.93, 0.71, 0.86(NOA)로 나타났다. OA 의 소환성 평균값이 정확성의 평균값보다 높게 나타난 것은 유사한 속성을 가진 OA 가 대체적으로 명확히 추출되었음을 알 수 있다. 반면 NOA 의 정확성이 평균값이 소환성의 평균값보다 나타났다. 이는 비록 작은 영역의 NOA 지만 올바르게 추출된 것으로 확인할 수 있다.

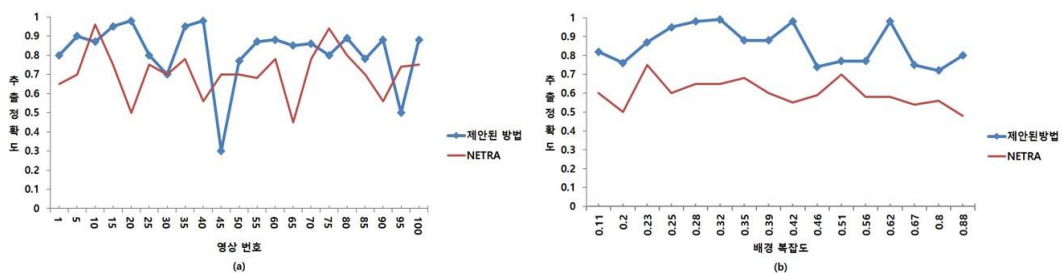


Figure 6. Extraction accuracy (a) and Extract success rate of background complexity (b)

한편, (그림 6(a))는 추출 결과의 타당성을 위하여 100 개의 영상에 대하여 제안한 방법과 [10]에서 제안된 방법을 이용하여 비교한 정확도를 나타내고 있다. 제안된 방법의 정확도는 아래의 수식으로 정의한다.

Equation 4. Equation for extraction accuracy

$$A = \frac{S_G - (S_u + S_E)}{S_G}$$

G 와 E 는 각각 인위적으로 추출 영역과 제안된 방법으로 추출된 영역을 나타낸다. S_G 와 S_E 는 각각 G 와 $G-(G \cap E)$ 의 크기를 나타낸다. 따라서 정확도는 제안된 방법으로 추출된 영역이 인위적으로 추출한 영역과 일치하는 경우 최대 1 이 되며, 그렇지 않은 경우는 정확도가 낮아지게 된다. 그리고, 제안된 방법은 픽셀 단위로 산출되므로 추출된 영역이 실제 장애물 영역과 유사하더라도 정확도가 비교적 낮은 값으로 나타나는 경우가 빈번하다(그림 6(a)). 한편, 배경복잡도에 따른 영역 추출 성공률을 [10]의 방법과 비교하여 그래프로 나타내었다(그림 6(b)). 배경의 복잡도는 인위적으로 추출한 영역을 제외한 나머지 영역의 채널별 분산의 평균값과 밝기 변화에 따른 경계 강도의 합으로 산출하였다. 따라서 배경이 복잡할수록 대체적으로 높은 성공률을 나타내었고 배경이 복잡할수록 정확도는 다양한 값으로 나타나지만 일정 수준 이상의 추출 성공률을 획득할 수 있었다.

V. 결론 및 향후 연구

본 연구에서는 자동차 자율주행의 안전성을 높이기 위하여 카메라로 촬영된 영상들에서 도로의 위협적인 장애물을 비교적 간단한 연산으로 추출하는 기초적인 방안을 제안하였다. 입력영상에 대한 해상도를 줄여 영상분할 및 단계적인 병합을 함으로써 의미가 미미한 부분은 흡수하고 비교적 큰 의미를 나타내는 영역들로 영상들을 분할하였다. 또한 영역들에 대한 공간적인 정보와 크기 정보를 활용하여 장애물 영역과 비장애물 영역을 선택하고 예비 장애물 영역에 대하여 칼라 유사도를 산출하여 최종 장애물 영역을 추출할 수 있도록 하였다. 제안된 방법으로 복잡한 배경과 단순한 배경을 가진 도로 영상에서 비교적 만족할 만한 결과를 도출하였다. 제안된 방법은 자율주행에서 보다 안전한 운행을 할 수 있도록 하여 사고와 인명 피해를 줄일 수 있는 방안으로 활용할 수 있을 것으로 예상된다. 향후 연구 방향으로, 도로의 측면에서 갑자기 나타나는 장애물이나 움직임이 있는 장애물들에 대한 연구를 계속적으로 진행할 것이다.

VI. 감사의 글

1. 이 논문은 2020 학년도 영산대학교 교내연구비의 지원에 의해 이루어진 것임
2. (주)한국유닉스와 공동연구함

VII. 참고문헌

- [1] HYUNDAI MOTOR GROUP TECH, “Level of Self-driving technology”, 2018
- [2] S.M, Lee, “Recent Trends and Implication of Self-driving Cars”, Weekly technology trend, ICTP, 2019,
- [3] Claudine Badue and 12 others, “Self-Driving Cars: A Survey”, arXiv: 1901.04407v2, 2019
- [4] KATS Technical Report, “The latest trends in the autonomous driving industry and the standardization of autonomous driving systems”, NITS, 2018

- [5] European Road Safety Observatory, "Advanced driver assistance systems", www.erso.eu, 2018
- [6] Y.Deng, B.S. Manjunath, and H. Shin, "Color Image Segmentation," IEEE, Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 1999, pp. 446-451
- [7] R. Girshick et al, "Rich Feature Hierarchies for Accurate Object Detection and Semantic Segmentation", *IEEE Conf. Comput. Vision Pattern Recogn.*, Columbus, OH, USA, June 23-28, 2014, pp. 580-587.
- [8] J. Huang et al., "Speed/Accuracy Trade-offs for Modern Convolutional Object Detectors," *Comput. Vision Pattern Recogn.*, Honolulu, HI, USA, July 22-24, 2017, pp. 7310-7319.
- [9] M. J Swain and D.H Ballard, "Color Indexing," *Int. J. Computer Vision* 7(1), 1991, pp. 11-32
- [10] 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.

저자 소개



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
