

특집논문 (Special Paper)

방송공학회논문지 제22권 제3호, 2017년 5월 (JBE Vol. 22, No. 3, May 2017)

<https://doi.org/10.5909/JBE.2017.22.3.282>

ISSN 2287-9137 (Online) ISSN 1226-7953 (Print)

## 저노출 카메라와 웨이블릿 기반 랜덤 포레스트를 이용한 야간 자동차 전조등 및 후미등 인식

허 두 영<sup>a)</sup>, 김 상 준<sup>a)</sup>, 곽 충 섭<sup>a)</sup>, 남 재 열<sup>a)</sup>, 고 병 철<sup>a)†</sup>

### Vehicle Headlight and Taillight Recognition in Nighttime using Low-Exposure Camera and Wavelet-based Random Forest

Duyoung Heo<sup>a)</sup>, Sang Jun Kim<sup>a)</sup>, Choong Sub Kwak<sup>a)</sup>, Jae-Yeal Nam<sup>a)</sup>, and Byoung Chul Ko<sup>a)†</sup>

#### 요 약

본 논문에서는 차량이 움직일 때 발생하는 카메라의 움직임, 도로상의 광원에 강건한 지능형 전조등 제어 시스템을 제안한다. 후보 광원을 검출할 때 카메라의 원근 범위 추정 모델을 기반으로 한 ROI (Region of Interest)를 사용하며 이는 FROI (Front ROI)와 BROI (Back ROI)로 나뉘어 사용된다. ROI내에서 차량의 전조등과 후미등, 반사광 및 주변 도로의 조명들은 2개의 적응적 임계값에 의해 세그먼트화 된다. 세그먼트화 된 광원 후보군들로부터 후미등은 적색도(redness)와 Haar-like특징에 기반한 랜덤포레스트 분류기에 의해 검출된다. 전조등과 후미등 분류 과정에서 빠른 학습과 실시간 처리를 위해 SVM(Support Vector Machine) 또는 CNN(Convolutional Neural Network)을 사용하지 않고 랜덤포레스트 분류기를 사용했다. 마지막으로 페어링(Pairing) 단계에서는 수직 좌표 유사성, 광원들간의 연관성 검사와 같은 사전 정의된 규칙을 적용한다. 제안된 알고리즘은 다양한 야간 운전환경을 포함하는 데이터에 적용한 결과, 최근의 관련연구 보다 향상된 검출 성능을 보여주었다.

#### Abstract

In this paper, we propose a novel intelligent headlight control (IHC) system which is durable to various road lights and camera movement caused by vehicle driving. For detecting candidate light blobs, the region of interest (ROI) is decided as front ROI (FROI) and back ROI (BROI) by considering the camera geometry based on perspective range estimation model. Then, light blobs such as headlights, taillights of vehicles, reflection light as well as the surrounding road lighting are segmented using two different adaptive thresholding. From the number of segmented blobs, taillights are first detected using the redness checking and random forest classifier based on Haar-like feature. For the headlight and taillight classification, we use the random forest instead of popular support vector machine or convolutional neural networks for supporting fast learning and testing in real-life applications. Pairing is performed by using the predefined geometric rules, such as vertical coordinate similarity and association check between blobs. The proposed algorithm was successfully applied to various driving sequences in night-time, and the results show that the performance of the proposed algorithms is better than that of recent related works.

Keyword : intelligent headlight control, region of interest, adaptive thresholding, random forest, pairing, low-exposure camera

Copyright © 2017 Korean Institute of Broadcast and Media Engineers. All rights reserved.

“This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons BY-NC-ND (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited and not altered.”

## 1. 서론

최근 지능형 자동차 분야의 핵심기술인 운전자 지원 시스템(Advanced Driver Assistant System, ADAS)에서 야간 자동차의 충돌 사고를 예방하기 위한 지능형 전조등 조절(Intelligent Headlight Control, IHC)시스템에 대한 연구가 활발히 이루어지고 있다. 2011년 미국 교통안전국의 조사에 따르면<sup>[1]</sup>, 자동차로 인한 사망자 50%이상과 부상자 31.4%가 저녁과 심야시간에 발생하는 것으로 조사되었다. 야간 시간대에 교통사고율이 높은 여러 가지 이유 중에서 전방에서 마주 오는 자동차의 전조등(headlight)에 의한 눈부심 현상은 치명적인 교통사고 중의 하나이다. 따라서 많은 나라에서는 상대방 차량 운전자에게 눈부심을 일으킬 수 있는 전조등 방출량을 법적으로 제한하고 있다. 이러한 이유로 많은 연구자들과 자동차 회사에서는 수년전부터 야간 주행 운전자와 도로 보행자를 보호하기 위한 IHC 연구를 지속해 오고 있다.

초기 전조등 조절 제품은 운전자가 상황에 맞게 조향 스위치를 위 아래로 조절하는 시스템이었다. 하지만 최근의 IHC 시스템은 전방에 진행하는 차량의 유무에 따라 자동차 전조등 패턴을 자동으로 조절하도록 설계되었다. IHC가 자동으로 동작하기 위해서는 자동차의 전조등과 후미 등(taillight), 신호등, 반사등을 구분하는 작업이 필수적이다. 예를 들어 운전자 앞에 마주 오는 자동차의 전조등이라면 자동으로 운전자의 전조등이 하향 등으로 바뀌어야 하고 만약 앞서 진행하는 자동차의 후미등이라면 운전자의 전조등을 하향 등으로 전환하거나 전조등의 광원 세기를 약하게 조절할 수 있다<sup>[2]</sup>.

컴퓨터 비전 기술이나 영상처리 기술을 적용하는 IHC 기술에 대한 연구는 수년전부터 활발하게 진행되어 왔으며 일부 고급차량에는 이미 상용화되어 적용되어 오고 있다. 하지만 비전 센서 기반의 IHC 기술에는 아직 많은 한계점이

존재한다. 첫 번째로 자동차 전조등에서 발생하는 빛이 도로 주변의 신호판, 광고판, 전봇대 등에 반사됨으로 이를 자동차 전조등 혹은 후미등과 구분하는 작업이 필요하다<sup>[3]</sup>. 두 번째로 자동차의 흔들림에 의한 영상 보정이 필요하다. 세 번째로 자동차의 전조등과 후미등의 빛 강도와 색상이 자동차 종류에 따라 다양하다는 문제점이 있다. 네 번째로 자동차들 간의 겹침으로 인해 전조등과 후미등을 오 검출할 수 있다. 다섯 번째로 센서의 가격과 실시간 처리는 상용화를 위해 중요하게 고려되어야 한다.

이러한 문제를 해결하기 위해 비용적인 측면에서는 우선 상대적으로 가격이 비싼 적외선 기반의 카메라 대신에 CMOS(Complementary Metal Oxide Semiconductor)센서 기반의 카메라가 많이 사용되고 있다. 또한 빛 반사로 인한 오 감지를 줄이기 위해 카메라의 노출을 조절하여 전조등과 후미등을 검출하려는 연구가 시도되고 있다. 카메라 노출은 크게 세 가지 형태로 나눌 수 있다. 가장 많이 사용되는 방법은 자동노출(Automatic Exposure) 기반의 IHC 방법으로<sup>[2][4][5][6]</sup>, 우선 빛의 양에 따라 카메라 센서가 자동으로 빛의 양을 조절하여 영상을 만들어 내면 적응적 임계값<sup>[4]</sup>이나 멀티 임계값<sup>[6]</sup>들을 통해 상대적으로 밝은 영역을 찾아내도록 하는 방법이다. 이렇게 찾아진 전조등 및 후미등 후보영역은 이후에 SVM (Support Vector Machine) 등의 방법으로 분류되어지고 Kalman filtering 방법에 의해 추적되는 과정<sup>[2]</sup>을 거친다. 자동노출 기반의 IHC 방법은 원거리에 있는 작고 희미한 광원까지 검출할 수 있다는 장점이 있지만 반대로 과다한 후보 광원들로 인해 처리 속도가 느려지거나 검출 성능이 떨어지는 단점이 있다. 이에 반해 저 노출(Low Exposure) 기반의 방법<sup>[7][8]</sup>들은 노출정도를 낮게 고정시켜 놓음으로써 가로등이나 반사등과 같이 약한 광원에 의해 발생하는 불필요한 조명을 사전에 제거 할 수 있다는 장점이 있다. 따라서 저 노출 영상을 이용할 경우에는 고정 임계 값을 적용하여 후보 광원들을 검출하고 이후 분류기와 추적 기법 등을 통해 검증을 할 수 있다. 하지만 저 노출 정도에 따라 원거리에 있는 전조등이나 후미등을 검출할 수 없다는 문제점이 있다. 마지막으로 저노출 카메라와 자동노출 카메라를 동시에 사용하는 방법이 있다<sup>[9]</sup>. 이 방법에서는 저 노출 카메라와 고정 임계값을 이용하여 다양한 위치의 전조등과 근거리의 후미등을 검출하고 자동노출 카메라와 차선 검출 알고리즘을 이

a) 계명대학교 컴퓨터공학과(Dept. of Computer Engineering, Keimyung University)

‡ Corresponding Author : 고병철(ByoungChul Ko)  
E-mail: niceko@kmu.ac.kr  
Tel: +82-53-580-6275

ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-7284-0768>

Manuscript received February 23, 2017; Revised April 18, 2017; Accepted April 26, 2017.

용하여 원거리의 후미등을 검출하는 알고리즘을 적용한다. 특히 전체 영상에서 전조등과 후미등을 검출하는 것이 아니라 관심영역(Front Region- Of-Interest, FROI)를 설정하여 FROI 영역 내에서만 알고리즘을 적용함으로써 검출 시간을 단축시키고 있다. 하지만 자동노출과 저 노출의 두 개 카메라가 사용됨으로 장비의 설치비용이 증가하고 두 개의 영상을 동시에 처리해야 함으로 처리 시간이 증가하는 단점이 있다.

이러한 문제점을 해결하기 위해서 본 논문에서는 한 개의 저 노출 카메라를 이용하여 전조등과 후미등을 구분하는 IHC알고리즘을 제안한다. 그림 1에서 먼저 저 노출 카메라의 문제점을 해결하기 위해<sup>[9]</sup>의 방법을 변형하여 FROI와 BROI(Back ROI)영역을 설정하고 서로 다른 적응적 임계값을 적용함으로써 원거리의 후미등도 검출 할 수 있도록 하였다. 또한 검출된 후보 광원들을 전조등과 후미등으로 구분하기 위해 두 가지 형태의 랜덤 포레스트 (Random Forest) 알고리즘을 적용하여 빠른 시간 안에 분류가 이루어지도록 하였다. 최종 검증을 위해 이전의 방법들은 칼만 필터링 (Kalman filtering)과 같은 추적 방법을 사용하였지만 실제 떨림이 심한 도로 환경에서는 오히려 성능을 저하시키는 문제가 발생함으로 본 논문에서는 헝가리안 (Hungarian) 방식의 페어링(pairing)알고리즘을 적용시켜서 최종적으로 자동차 영역과 해당 자동차의 전조등 및 후미등

을 구분하는 알고리즘을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II에서는 FROI와 BROI를 이용한 전조등 및 후미등 검출 기법을 소개하고 III에서는 제안된 방법의 효율성에 대한 실험 및 성능 평가 방법을 보인다. 마지막으로 IV에서는 결론 및 향후 연구 방향에 대하여 기술한다.

## II. ROI와 적응적 임계값을 이용한 전조등 및 후미등 검출 방법

### 1. FROI와 BROI설정

본 논문에서는 마주 오는 차량의 전조등과 앞선 자동차의 후미등을 효율적으로 검출하기 위해 저 노출 영상을 사용한다. 저 노출 영상은 약한 밝기의 원치 않는 광원들을 효과적으로 제거 가능한 장점이 있지만 동시에 원거리에 있는 자동차 조명을 검출하지 못하는 단점이 있음으로 영상 내에서 카메라 위치와 촬영되는 화면을 고려했을 때 영상에서 자동차가 존재 할 수 있는 영역은 한정되어 있다는 사실을 기반으로 특정 영역만을 ROI영역으로 설정하고 원 거리에 있는 차량은 도로의 소실점 위치에 존재 하게 되므

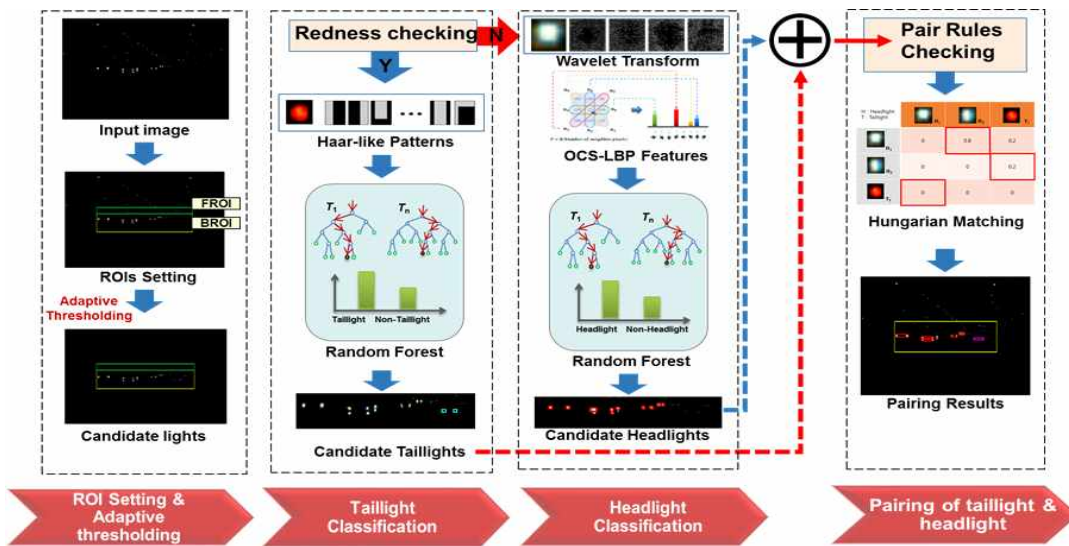


그림 1. 제안 알고리즘 Overview  
Fig 1. Proposed algorithm overview

로 소실점 위치를 FROI영역으로 설정하고 ROI의 나머지 영역을 BROI영역으로 나눈다. FROI는 원거리에 존재하는 낮은 밝기의 자동차 조명을 검출하는데 사용하고 BROI는 강한 빛을 가지는 자동차 조명을 감지하는데 사용한다. 그림 2은 입력 영상에서 ROI를 설정하고 이를 다시 FROI와 BROI로 구분한 영상의 예를 보여주고 있다.

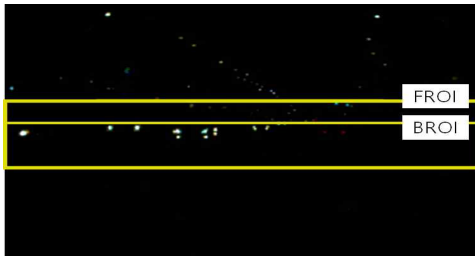


그림 2. 입력 영상의 ROI구성  
 Fig 2. ROI composition of input image

## 2. ROI별 적응적 임계값(Adaptive Thresholding) 적용

ROI영역 내에서 배경 조명과 자동차의 전조등 및 후미등

의 후보 영역을 분리하기 위해서 1차적으로 전조등과 후미등의 밝기 차와 색상차이를 이용한다. 먼저 RGB색상을 YCbCr색상채널로 변화시키고 자동차 전조등을 위해서는 Y채널을 사용하고 후미등은 붉은색 계열임으로 Cr채널을 사용한다. 그림3에서 보는 것처럼 자동차 전조등의 경우 Cr 채널 보다는 Y채널에서 두드러진 밝기를 보였고, 후미등의 경우 Y채널보다 Cr채널에서 더 밝은 값을 나타내었다.

전조등과 후미등의 후보 영역을 검출하기 위해 본 논문에서는 식 (1)의 적응적 임계 값 방법을 적용한다. 우선 ROI영역 내에서 Y채널과 Cr채널에 대해 식 (1)을 각각 적용하여 전조등 및 후미등 후보 영역을 검출한다.

$$Th = \mu - K \cdot \sigma \quad (1)$$

식 (1)에서  $\mu$ 는 Y또는 Cr 채널의 색상 평균을 의미하고  $\sigma$ 는 색상의 표준편차를 의미한다. 파라미터  $K$ 는 고정 상수 값이며, 카메라 설정 값에 따라 변동 가능하다.  $Th$ 는 ROI전체 영역에서 계산되며, FROI와 BROI는 상수  $K$ 를 조절함으로써 조정가능하다. 본 논문에서는 최적의 상수 값  $K$ 를 찾기 위해  $K$ 값을 -3부터 1.5씩 증가시켜 임계값으

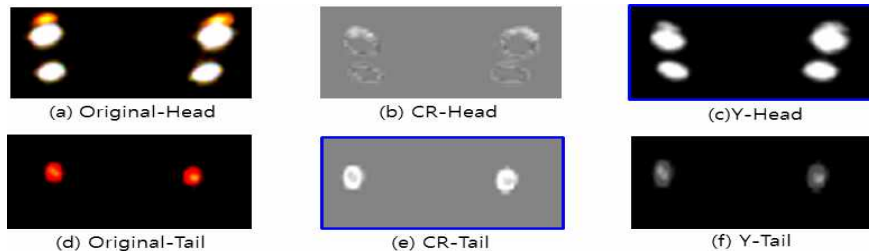


그림 3. YCr color model 채널별 전조등과 후미등의 밝기 차이  
 Fig 3. Brightness difference between headlight and tail light in YCr color model

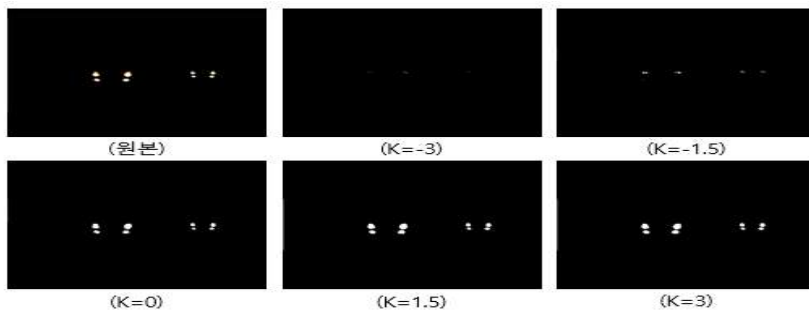


그림 4. 상수값 'K'에 따른 자동차 불빛 이진화  
 Fig 4. Binarization of car light according to a constant value 'K'

로 적용하여 보았다. 그림 4에서 보는 것과 같이 대부분의 영상에서 K값이 1.5인 경우 자동차 불빛이 가장 잘 검출되었으므로 본 논문에서는 K값을 1.5로 정하여 사용하였다.

전조등과 후미등은 일정비율의 정사각형 혹은 가로로 늘어난 직사각형 모양이 일반적이므로 이진화 영상에서 오검출된 후보 영역을 제거하기 위해 후보영역의 너비와 높이 사이의 비에 기반을 둔  $elongation(E(c_i))$  (식 2)를 적용하여 후보 영역의 수를 줄여 준다.

$$E(c_i) = \frac{|Width(C_i) - Height(C_i)|}{Height(C_i)} \tag{2}$$

$$Th_{E_1} \leq E(C_i) < Th_{E_2}$$

식 (2)에서  $C_i$ 는 매 프레임에서  $i$ 번째 후보 영역을 뜻하며, 두 개의 임계 값은 다음과 같은 최소 허용 범위를 가지며 ( $Th_{E_1} = 0.9, Th_{E_2} = 1.5$ ) 이 수치는 실험적으로 결정하였다.

### 3. 옵티컬 플로우(optical flow)를 이용한 ROI위치 변경

본 논문에서 제안하는 IHC 시스템은 자동차 주행 시, 노면 상태와 자동차에서 발생하는 떨림으로 인해서 영상에 흔들림이 존재하며, 이로 인하여 차량이 검출되는 관심영역 설정을 방해하는 문제를 해결하기 위해 옵티컬 플로우(optical flow)를 기반으로 자동차 움직임을 분석하고 이를 통해 ROI의 위치를 변경한다. 실시간 처리를 위해 입력된 영상은 0.5비율로 축소(Down-sampling)하고 입력된 영상에서 옵티컬 플로우 추출을 위해 그림 5 (a)와 같이 밀집

포인트(dense point)를 설정한다. 밀집 포인트란 일정 픽셀을 간격으로 두드러진 속성을 가진 추적할 점을 미리 지정해둔 것을 뜻한다. 밀집 포인트를 기반으로 하여 인접한 두 프레임 사이의 옵티컬 플로우를 측정한다. 자동차 주행 시 발생하는 영상의 흔들림은 좌우 보다 상하의 움직임이 많으므로 추출된 옵티컬 플로우에서 상하방향의 옵티컬 플로우 평균 크기를 추출하여 (그림 5 (b)) 현재 영상의 흔들림 정도를 판단한다. 입력된 영상에서 추정된 평균 움직임을 이용하여 그림 5 (c)와 같이 이전 프레임의 ROI 위치를 새로운 위치로 갱신한다.

## III. 전조등 및 후미등 분류

### 1. Haar-Like 특징과 랜덤 포레스트 분류기를 이용한 후미등 검출

후미등은 다른 광원에 비해 붉은 색상을 갖는다는 사실에 기반 하여 후보 영역들에 대해 적색도(Redness) 검사를 적용한다. 각 후보영역의 적색도 ( $Red(C_i)$ )는 식(3)에 의해 계산할 수 있다.

$$Red(C_i) = \frac{\sum_{j \in C_i} g_j + b_j}{2 \sum_{j \in C_i} r_j} \tag{3}$$

식 (3)에서 r, g, b는 정규화 된 r,g,b색상을 의미하며  $C_i$ 는  $i$ 번째 후보 영역을 뜻하며 후보영역에 포함된 모든 픽셀들의 색상 값을 비교하여 붉은색의 상대적 수치를 계산한다. 식 (3)의 적색도는 0~1사이의 값을 가지며 불빛에 붉은

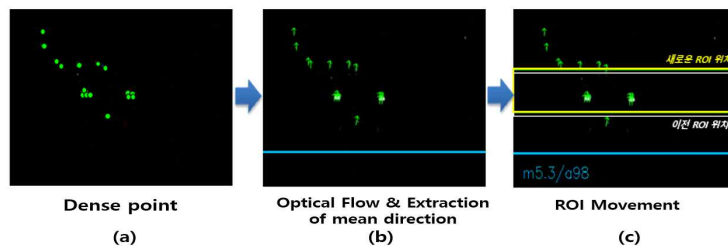


그림 5. 옵티컬 플로우를 이용한 ROI이동 과정  
Fig 5. ROI movement using optical flow

색상이 많을수록 수치가 낮아지고 붉은색상이 적을수록 높은 값을 가진다. 사진에서 카메라의 화이트 밸런스 값이 높을수록 다른 불빛들과 후미등이 비슷하게 나타날 수 있다. 따라서 다른 불빛들과 적절한 차이를 두기 위해 화이트 밸런스 R값을 70%로 조절하여 촬영 했다. 본 논문에서는 적색도 임계값을 0.13으로 지정하여 사용하며 임계값보다 낮은 값을 가진 광원을 후미등을 포함한 후보 영역으로 판단한다. 반대로 높은 값을 가진 경우 전조등을 포함한 후보 영역으로 판단한다. 본 논문에서는 적색도 임계값을 결정하기 위해 수치를 0~1사이에서 변경시켜가면서 표-2의 테스트 데이터에 대해 실험을 진행하였다. 실험 결과 적색도 임계값이 0.13일 때 98.6%의 정확률로 가장 높은 성능을 보여주었다.

앞서 생성된 후미등 후보 영역에는 여전히 신호등, 네온사인, 빛 반사와 같이 붉은 색상을 가지는 오감지 영역이

포함되어 있다. 이를 해결하기 위해서 본 논문에서는 Haar-Like 특징<sup>[10]</sup>과 랜덤 포레스트 분류기<sup>[11]</sup>를 사용하여 오감지 영역을 제거한다. 랜덤 포레스트는 결정 트리의 결합으로 다차원 벡터를 매우 빠르고 효율적으로 처리할 수 있을 뿐만 아니라 분류성과 일반화능력이 SVM(Support Vector Machine)이나 Adaboost등의 알고리즘보다 우수한 장점이 있다. Haar-Like 특징은 기본적으로 영상에서 영역과 영역의 밝기 차를 이용한 특징으로서 다양한 패턴들이 존재하며 패턴들을 다수 조합하여 물체에 대한 특징을 추출하는 방법으로 오브젝트 검출에 많이 사용 된다. 본 논문에서는 그림6(a)와 같이 후보 영역으로부터 특징 추출에 있어서 수행 시간을 줄이기 위해 20개의 패턴을 사용하여 Haar-Like 특징을 생성하고 그림6(b)와 같이 각 패턴에 의해 생성된 Haar-Like 특징을 취합하여 하나의 특징 벡터를 생성한다.

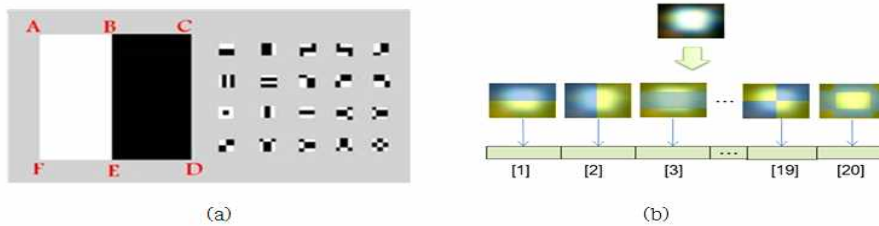


그림 6. (a) Haar-Like 특징 20 패턴, (b) Haar-Like 특징 벡터  
 Fig 6. (a) 20-patterns of Haar-Like features, (b) Haar-Like feature vector

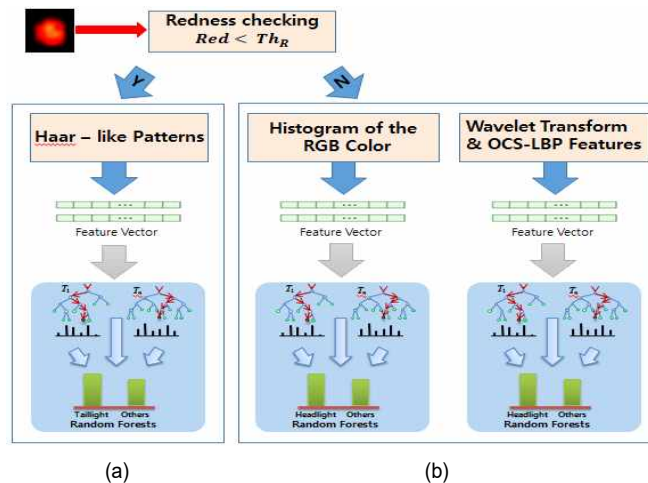


그림 7. 후미등과 전조등의 분류 과정  
 Fig 7. Classification of head light and tail light

후미등 학습 영상으로부터 Haar-like 특징벡터가 추출되면 이를 랜덤 포레스트 분류기에 학습시킨다. 그림 7 (a)에서 보는 것과 같이 후미등으로 판별된 후보 영역으로부터 Haar-like특징이 추출되면 이를 이용하여 랜덤 포레스트 분류기를 학습시켜 실제 후미등과 붉은색 신호등, 반사등 등을 구분한다. 적색도 검사에서 탈락된 후보 영역들은 전조등 검출을 위해 그림7 (b)와 같은 추가적인 과정을 거치게 된다. 이에 대한 내용은 3.2장에서 설명하도록 한다.

## 2. 색상과 웨이블릿 변환 기반의 랜덤 포레스트 분류기를 이용한 전조등 검출

### 2.1 웨이블릿 변환 기반 OCS-LBP(oriented center-symmetric local binary feature) 특징

전조등 영역은 밝은 중심 광 부분과 그라데이션 패턴을 보이는 주변광의 두 파트로 구성되어있으며 다른 조명과 다르게 주변광으로 갈수록 약한 질감(texture)을 가진다. 그림8에서 보이는 것과 같이 전조등은 다른 불빛들과 확연히 다른 질감 정보를 가지고 있다. 따라서 질감성분은 전조등의 특성을 설명해주는 가장 적합한 특징임으로 본 논문

에서는 잡음에 강인하며 다양한 해상도의 주파수 정보를 제공하는 웨이블릿 변환(wavelet transform)을 이용하였다. 그림 8은 웨이블릿 변환된 전조등, 가로등, 표지판 반사등의 웨이블릿 변환 결과를 보여주고 있다. 그림에서 보는 것과 같이 웨이블릿 고주파 영역에서 각 조명의 고주파 패턴이 다르게 나타나는 것을 알 수 있다. 본 논문에서는 3가지의 high pass 필터링 된 서브 이미지(LH, HL, HH)로부터 OCS-LBP<sup>[12]</sup>(Oriented Center Symmetric-Local Binary Pattern) 특징을 추출한다.

OCS-LBP 특징은 방향과 질감 정보를 가진 특징으로 조명 변화에 덜 민감하고 저 차원으로 빠른 수행 속도를 가지기 때문에 조명 변화가 발생하는 환경에서도 강건한 전조등 후보 영역을 검출 할 수 있다. 그림 9과 같이 OCS-LBP 특징은 중심 픽셀을 중심으로 대칭되는 픽셀들 간의 차이의 절대 값을 계산한 후, 값이 더 큰 방향의 빈에 차이의 절대 값을 누적시켜 특징 벡터를 구성하는 것으로 HOG나 LBP와 비슷한 성능을 가지면서 저 차원의 특성을 가진다. 본 논문에서는 실시간 전조등 검출을 위하여 OCS-LBP 특징과 랜덤 포레스트 분류기를 결합하여 사용한다.

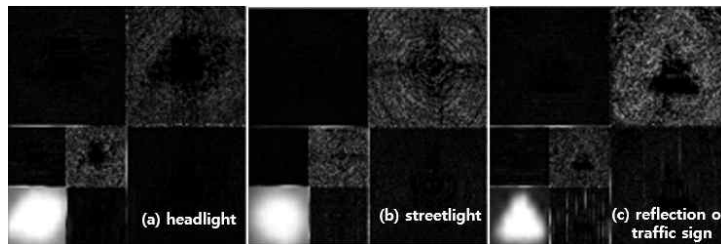


그림 8. 조명별 웨이블릿 변환 결과 (a) 전조등, (b) 가로등, (c) 표지판 반사  
 Fig 8. Results of wavelet transform according to the lights, (a) headlight, (b) street light, (c) reflection light of traffic sign

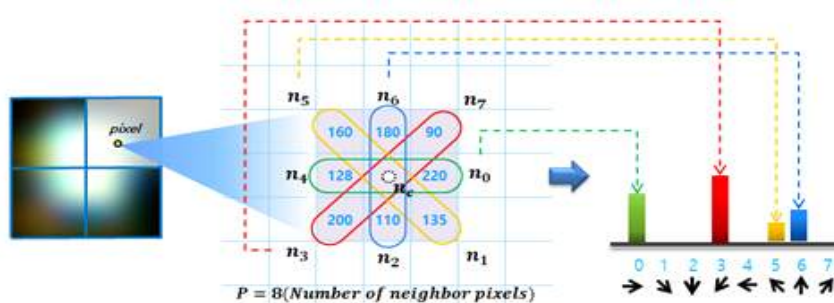


그림 9. 후보 영역에서의 OCS-LBP 특징 벡터 생성 과정  
 Fig 9. OCS-LBP feature extraction from a candidate region

## 2.2 색상과 OCS-LBP특징과 랜덤포레스트 분류기를 이용한 전조등 검출

웨이블릿기반 OCS-LBP 특징만을 사용했을 때 멀리 있는 전조등과 가로등 및 신호등을 구별이 어렵다는 문제점이 있다. 이를 해결하기 위해 본 논문에서는 색상 정보를 추가적으로 사용한다. 각 후보영역에 대해 R, G, B 각 채널의 히스토그램을 특징으로 사용하여 랜덤 포레스트 분류기와 결합하여 사용한다. 그림7 (b)와 같이 색상의 히스토그램과 웨이블릿 기반을 사용한 OCS-LBP특징으로 각각 랜덤 포레스트 분류기를 거친 후 나온 각 결과 값을 가중치 결합하여 임계 값보다 크면 전조등 영역으로 판별한다.

## IV. 전조등/후미등 검증 및 하이 빔 제어

### 1. 전조등과 후미등의 페어링(Paring)

전조등과 후미등의 후보 영역들을 검출한 후에, 자동차 광원은 서로 대칭을 이루고 있으며 하나의 쌍을 이룬다는 사실을 기반으로 2개의 후보 광원들을 페어링을 수행하는 과정을 수행한다. 이러한 페어링 과정을 통해 잘못된 광원 영역을 최종적으로 제거할 수 있다. 본 논문에서는 빠른 시간 안에 페어링 군집을 만들기 위해서, 헝가리안(Hungarian)알고리즘을 이용한 연관성 검사 알고리즘을 사용한다. 단, 연관성 검사는 아래에 주어진 4가지 제약조건을 만족할 시에만 수행된다.

- ① 후보 영역은 전조등 혹은 후미등의 후보여야 한다.
- ② 두 후보 영역의 수직거리는 임계값 안에 존재해야 한다.
- ③ 두 후보 영역의 내부 사이 거리는 일정 거리 이내에 있어야만 한다.
- ④ 두 후보 영역이 수평 또는 수직으로 겹치는 경우는 제외한다.

연관성 검사를 수행하기 전에  $i$ 번째 후보 영역  $b_i$ 와  $j$ 번째

후보 영역  $b_j$  사이의 유사도(Similarity score)를 생성한다. 유사도는 3가지의 매칭 함수로 이루어져 있고,  $Sim(b_i, b_j)$ 로 표현되며, 식은 아래와 같다.

$$Sim(b_i, b_j) = \alpha \cdot S_{b_i, b_j} + \beta \cdot V_{b_i, b_j} + \gamma \cdot A_{b_i, b_j} \quad (4)$$

$S$ (Size)는 각 후보 영역의 크기를 나타내며 영상에서 여러 광원들 중 하나의 쌍을 검사할 때 2개의 광원 중 큰 광원을  $\max S$  작은 광원을  $\min S$ 이며  $S_{b_i, b_j}$ 를 계산한다. 1에 가까운 값을 가질수록 유사한 광원이라고 판별한다.  $V$ (Vertical overlap)는 그림10와 같이 각 후보 영역의 Y축 겹침 정도를 나타내며 2개의 광원후보 영역을 포함하는 Y축 길이(length)와 실제 겹침이 발생하는 영역(overlap)을 이용하여 얼마나 수직적 차이가 발생하는지를 나타낸다.  $A$ (Aspect ratio)는 각 후보 영역의 가로/세로의 비율을 나타내며  $S_{b_i, b_j}$ 와 마찬가지로 2개의 광원 중 큰 광원을  $\max$  작은 광원을  $\min$ 으로 보고 계산을 수행하며  $S, V, A$ 모두 1에 가까울수록 유사도가 높은 광원으로 인식한다. 각각에 해당하는 식은 아래와 같다.

$$S_{b_i, b_j} = \min S(b_i, b_j) / \max S(b_i, b_j) \quad (5)$$

$$V_{b_i, b_j} = Y_{overlap}(b_i, b_j) / Y_{length}(b_i, b_j) \quad (6)$$

$$A_{b_i, b_j} = \min A(b_i, b_j) / \max A(b_i, b_j) \quad (7)$$

위의 세 가지 수치들을 결합한  $Sim(b_i, b_j)$ 을 헝가리안 알고리즘에 적용하여  $b_i$ 번째와  $b_j$ 번째의 후보 영역 중 가장 높은 값을 가지는 것을 하나의 페어로 맺는다.

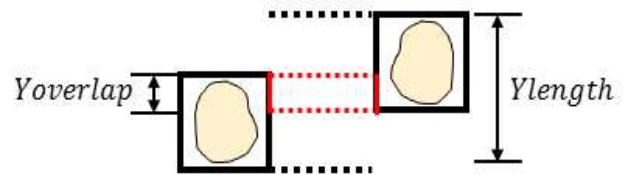


그림 10. V(vertical overlap) 구성요소  
 Fig 10. Vertical overlap component



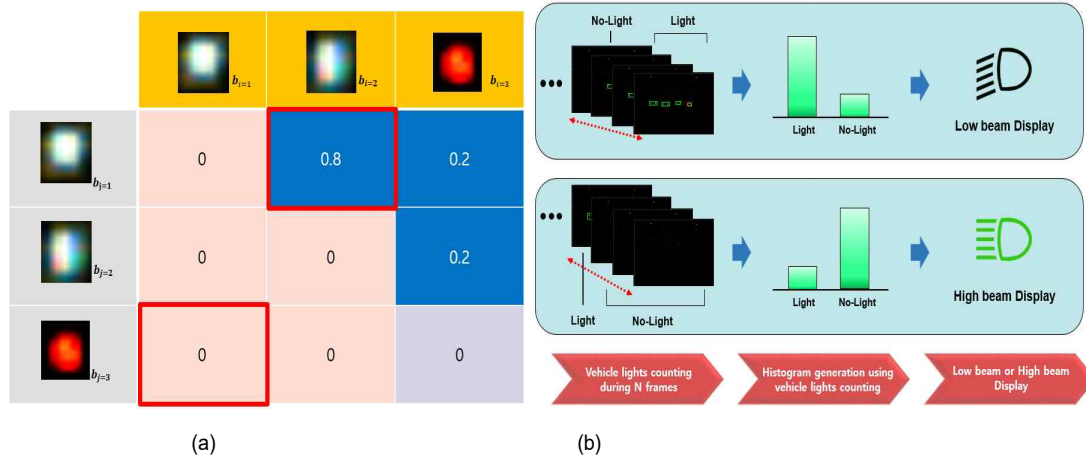


그림 11. 페어링을 통한 차량 검출과 하이 빔 제어, (a) 헝가리안 알고리즘을 이용한 영역 매칭 (b) 하이 빔 제어 알고리즘  
 Fig 11. Vehicle detection through pairing and high beam control, (a) blob matching using Hungarian matching, (b) high beam control algorithm

## 2. 하이빔(High beam) 제어

기본적인 하이 빔 설정은 전방에 차량이 존재하면 로우 빔으로 설정하며, 차량이 존재 하지 않으면 하이 빔으로 설정한다. 하지만, 매 프레임에서 차량 검출은 미검출 및 오검출이 존재 할 가능성이 있으므로 이를 보완하기 위해 일정 이상의 프레임에서의 검출 결과를 고려하여 하이 빔 설정을 제어하게 된다. 차량이 연속된 프레임에서 검출되지 않을 경우가 있기 때문에 일정 프레임 ( $N=5$ ) 동안에서의 차량 검출 결과가  $\lceil N/2 \rceil$  프레임 이상 존재한다면 차량이 있다고 판단하여 로우 빔으로 설정하며, 그렇지 않다면 하이 빔을 계속 유지한다.  $N$ 프레임을 고려한 최종 결과는 새로운 프레임이 들어오면, 큐(queue)의 형식으로 가장 오래된 정보를 폐기하고 다시 최종 결과를 도출하게 된다. 이러한 하이 빔 제어 방식은 매 프레임에서 차량 검출 결과를 이용하는 것보다 좀 더 신뢰성 있는 하이 빔 제어 성능을 보여준다.

## IV. 실험 및 성능 평가

### 1. 실험 데이터

본 논문에서는 실험을 위해 Aptina MT9V CMOS 센서

를 사용하고 이를 자동차 실내 반사경 앞에 설치하였다. 영상은 752x480 크기이며 저조도 영상을 얻기 위해 카메라 노출은 노출 최대 수치의 1/3로 조절하였다. 실제 야간 주행과 유사한 실험데이터를 제작하기 위해 차량 통행이 많은 도심과 자동차 전용도로, 차량 통행이 적은 농촌 지역에서 오후 7시부터 오후 10시까지 촬영된 영상을 사용하였다. 실험에 사용된 학습데이터는 전조등을 검출하기 위해 총 247개의 전조등영상과 239개의 유사 조명영상을 사용하였다. 후미등을 검출하기 위해서는 총100개의 후미등 영상과 94개의 유사 조명영상을 사용하였다. 학습데이터에 대한 자세한 사항은 표 1과 같다.

표 1. 전조등 및 후미등 검출 알고리즘의 학습데이터 구성  
 Table 1. Training data composition of head and tail light detection algorithm

Category	Feature	Number of Training
Head light	Color	Positive : 105 Negative : 105
	Wavelet	Positive : 142 Negative : 134
Tail light	Haar-Like	Positive : 100 Negative : 94

실험을 위해 학습데이터의 동일한 도로 환경과 시각에 장소를 바꾸어 일주일 간 촬영한 영상을 사용하였으며 아래 표와 같이 총 10개의 다양한 비디오에 대해 테스트를

수행했다.

표 2. 테스트 비디오 구성  
 Table 2. Test video configuration

Video No.	Total frames	Data description ( C : Car )
Video 1	211	C1 : Tail light Road sign
Video 2	402	C1, C2, C3 : Head light Road sign
Video 3	87	C1, C2, C3 : Head light Speed bumper
Video 4	101	C1, C2 : Head light Street light, AD sign
Video 5	68	C1 : Head light Street light
Video 6	250	C1 : Tail light Street light, Traffic sign
Video 7	200	C1 : Tail light, C2 : Head light Street light, Traffic sign, Traffic lamp
Video 8	198	C1 : Head light Street light, Traffic sign
Video 9	86	C1 : Head light, C2 : Tail light Street light
Video 10	144	C1 : Head light, C2 : Tail light Street light, Traffic lamp

본 논문에서 제안한 알고리즘의 성능을 비교, 검증하기 위해 Method1<sup>[9]</sup>, Method2<sup>[3]</sup>, Method3<sup>[13]</sup>방법과 비교하여 precision과 recall을 비교 실험 하였다. 본 논문에서는 실시간 처리 및 하드웨어 구현이 목적이므로 CPU만으로도 고속연산이 가능한 아래 3가지 방법과 GPU를 사용한 CNN

(Convolutional Neural Networks) 기반 딥 러닝 알고리즘에 대해 실험하였다. 분류기의 유/무와 분류기의 성능에 따른 검출율과 수행 시간을 비교하기 위해 아래와 같이 4가지 방법과 제안한 알고리즘의 성능을 비교 하였다.

- ① Method1<sup>[9]</sup> : RGB채널에서 Laplacian Of Gaussian (LOG), 광원 추적 알고리즘 사용
- ② Method2<sup>[3]</sup> : 패턴 분류기로 Real-AdaBoost 사용하여 후보 검증
- ③ Method3<sup>[13]</sup> : 분류기를 사용하지 않고, 모든 후보 영역에 페어링을 통해 검증
- ④ Method4<sup>[14]</sup> : CNN기반 딥 러닝(Deep Learning) 알고리즘 YOLO를 사용하여 후보 검증
- ⑤ Proposed : 웨이블릿 기반 랜덤 포레스트를 이용한 후보 검증

제안한 알고리즘은 Precision에서 평균 98.6%로 가장 높은 성능을 보이지만 Method2의 평균과 1.7% 차이로 비슷한 성능을 보였다. 하지만 Recall에서 평균 87.8%로 Method2와 22.6%의 차이가 나는 것을 확인할 수 있었다. CNN기반 알고리즘인 Method4는 제안한 알고리즘과 비슷한 Precision과 Recall을 보였다. 이렇게 Recall의 성능이 많이 차이가 나는 이유는 기존의 알고리즘들은 제한된 환경에서 실험을 진행했기 때문에 다양한 배경 조명이나 자동차의 떨림 등을 고려하지 않고 알고리즘이 개발되었다. 따

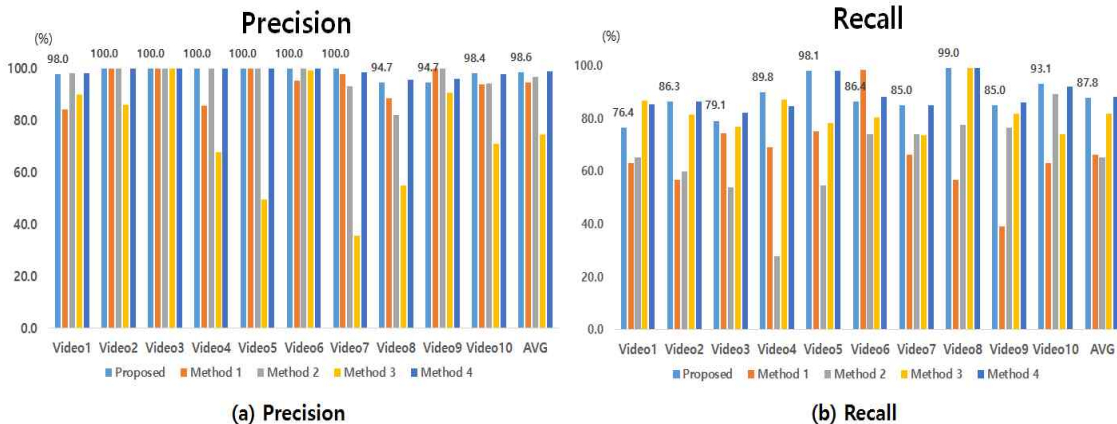


그림 12 성능 평가 결과  
 Fig 12. Performance evaluation

라서 두드러진 특징을 갖는 전조등이나 후미등은 잘 검출하지만 조명의 형태가 다르거나 세기가 다른 경우 잘못 검출하거나 놓치는 경우(miss)가 자주 발생하였다. 하지만 제안하는 알고리즘에서는 개별적인 조명별로 독립적인 분류기를 설계하였고 페어링 과정에서 잘못된 조명을 제거하는 알고리즘을 추가함으로써 Precision과 Recall에서 고르게 좋은 성능을 보일 수 있었다.

표 3. 수행 시간 비교 결과 (단위 ms)  
Table 3. Processing time evaluation (ms)

Category	Method 1	Method 2	Method 3	Method 4	Proposed
AVG	12.3	13.9	11.6	11.8	12.5

각 방법론들과 제안하는 알고리즘의 수행 시간 비교 결과는 표 3에서 볼 수 있다. 수행시간의 경우 모든 테스트 비디오에서 측정하여 평균값으로 추정하였다. 비교 방법 중 Method1부터 Method3은 CPU를 사용하였고 Method4는 GPU를 사용하였다. 수행 시간을 비교했을 때 Method3의 경우 가장 빠른 성능이 보였지만 Precision과 Recall에서 낮은 성능을 보였고, 제안한 알고리즘은 12.5ms로 실시간에 적합한 성능을 보였으며 Precision과 Recall에서도 우수한 성능을 보였다. CNN 기반의 Method4는 제안한 알고리즘과 비슷한 Precision과 Recall을 보이고, 11.8ms로 보다 빠른 수행 시간을 가지지만 고 사양의 GPU가 필요함으로

차량과 같은 제한적인 하드웨어 자원을 사용해야 하는 임베디드 시스템에는 부적합하다.

그림 13은 제안하는 알고리즘을 통해 검출된 자동차 전조등과 후미등, 그리고 연속적인 프레임을 분석하여 최종 하이 빔을 조절하는 과정을 보여주고 있다.

#### IV. 결론 및 향후 연구 방향

본 논문에서는 다양한 실제 주행환경에서 Haar-like특징과 웨이블릿 기반의 OCS-LBP특징을 랜덤 포레스트 분류기에 적용시켜 전조등과 후미등을 구별하여 검출하고, 최종 검증단계에서 페어링 알고리즘을 통해 전조등과 후미등을 탐지하는 알고리즘을 제안하였다. 배경 광원을 최소화시키기 위해 저조도 영상을 사용하였으며, 카메라 떨림에 강인한 알고리즘을 개발하기 위해 동적 ROI를 설정하였다. 또한 저조도 영상으로 인한 오검출을 방지하기 위해 ROI를 FROI와 BROI 두 영역으로 분리하여 서로 다른 적응적 임계값을 적용하였다. 후미등과 전조등은 독특한 색과 모양의 패턴을 가지고 있기 때문에 이를 활용할 수 있는 특징 벡터를 선정하고 랜덤 포레스트 분류기를 통해 각 조명을 분류하도록 하였다.

최종적으로 전조등 및 후미등 검출에 필수적인 페어링 과정을 수행하였고 이렇게 검출된 전조등과 후미등을 N

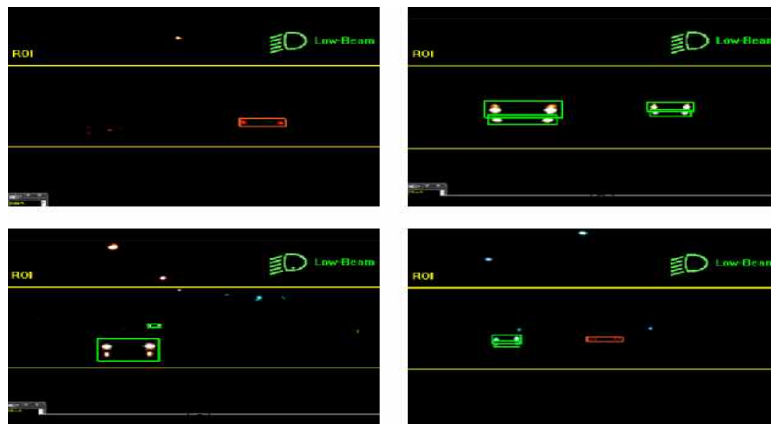


그림 13. 제안한 알고리즘을 사용한 차량 광원 검출 결과 (a) Video1,(b) Video3, (c) Video4, (d) Video9

Fig 13. Vehicle light detection result of the proposed algorithm

(5)프레임동안 관찰하여 일정 프레임이상에서 조명이 발생 하였을 경우에만 하이 빔 제어신호를 발생시키도록 하였다. 실험 결과는 제안된 방법이 다양한 차량의 폐색, 불필요한 광원 빛 교통 표지판의 빛 반사에 관계없이 정확하게 검출 했음을 보여 주었다. 현재 제안하는 알고리즘에서는 차량의 흔들림에 따라 ROI가 가변적으로 이동하도록 하고 있지만, 내리막이나 오르막 경사가 심한 도로에서는 ROI이동의 한계를 가짐으로 향후 연구에서는 차량의 흔들림뿐만 아니라 카메라 수평 각도에 따라 ROI영역이 변동되도록 알고리즘을 보완하도록 할 것이다. 높은 연산속도 측면에서는 윈도우즈 i7-4790 CPU @ 3.60GHz기반에서 752x480영상에 대해 프레임당 11ms의 처리속도를 보여주고 있다. 이러한 속도는 실시간 처리에 약간 부족한 성능임으로 향후 연구에서는 검출 성능을 유지하면서 처리 시간을 보다 단축할 수 있는 알고리즘 개선이 필요하다.

추가적으로 도시와 교외, 언덕, 고속도로, 다양한 계절, 날씨의 변화 등을 포함하는 다양한 주행 장면에 대해 데이터베이스를 추가하고 이를 기반으로 실험을 진행할 예정이다. 또한, 현재 알고리즘에 카메라 떨림에 강인한 추적기술을 적용하여 자동차 조명끼리 겹침이 발생하더라도 이를 효율적으로 구분할 수 있는 알고리즘으로 개선할 예정이다.

참 고 문 헌 (References)

[1] National Highway Traffic Safety Administration, "Traffic safety facts 2011: A compilation of motor vehicle crash data from the fatality analysis reporting system and the general estimates system", NHTSA Annual Report, 2011.  
 [2] P. F. Alcantarilla, L. M. Bergasa, P. Jimenez, M. A. Sotelo, I. Parra, D. Fernandez, "Night time vehicle detection for driving assistance light-beam controller," IEEE Intelligent Vehicle Symposium, pp. 291-296,

2008.  
 [3] A. López, J. Hilgenstock, A. Busse, R. Baldrich, F. Lumbreras, and J. Serrat, "Nighttime vehicle detection for intelligent headlight control," Lecture Note in Computer Science, vol. 5259, pp. 113-124, 2008.  
 [4] P. F. Alcantarilla, L. M. Bergasa, P. Jimenez, M. A. Sotelo, I. Parra, D. Fernandez, M. A. Sotelo, S. S. Mayoral, "Automatic lightbeam controller for driver assistance," Machine Vision and Application. vol. 22, pp. 819-835, 2011.  
 [5] J. H. Connell, B. W. Herta, S. PanKani, H. Hess, and S. Pliefke, "A fast and robust intelligent headlight controller for vehicles," IEEE Intelligent Vehicle Symposium, pp. 703-708, 2011.  
 [6] W. Zhang, Q. M. J. Wu, G. Wang, and X. You, "Tracking and Pairing Vehicle Headlight in Night Scenes," IEEE Transaction on Intelligent Transportation System, vol. 13, pp. 140-153, 2011.  
 [7] R. O'Malley, M. Glavin, and E. Jones, "Vision-based detection and tracking of vehicles to the rear with perspective correction in low-light conditions," IET Intelligent Transportation System, vol. 5, pp. 1-10, 2011.  
 [8] D. Heo, C.-S. Kwak, S. Kim, B. C. Ko, and J. Y. Nam, "Intelligent high beam control of a vehicle for driving assistance in nighttime," International Workshop on Advanced Image Technology, pp. 1-4, 2017.  
 [9] S. Eum, H. G. Jung, "Enhancing light blob detection for intelligent headlight control using lane detection," IEEE Transaction on Intelligent Transportation System, vol. 14, pp. 1003-1011, 2013.  
 [10] Kamal Nasrollahi and Thomas B. Moeslund, "Haar-Like Features for Robust Real-Time Face Recognition," IEEE Int. Conf. Image Process., pp. 3073 - 3077, 2013.  
 [11] M. Jeong, B. C. Ko, and J.-Y. Nam, "Early Detection of Sudden Pedestrian Crossing for Safe Driving during Summer Nights," IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol., vol. 1, pp. 1 - 13, 2016.  
 [12] B. C. Ko, J.-Y. Kwak, and J.-Y. Nam, "Human tracking in thermal images using adaptive particle filters with online random forest learning," Opt. Eng. vol. 52, no. 11, pp. 113-105, 2013.  
 [13] S. Zhou, J. Li, Z. Shen, L. Ying "A Night time Application for a Real-Time Vehicle Detection Algorithm Based on Computer Vision" Science, Engineering and Technology vol. 5, no.10, pp. 3037-3043, 2013.  
 [14] J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick, and A. Farhadi, "YOLO-You only look once: Unified, real-time object detection," IEEE Conf. on Computer Vision, pp.1-10, 2016.

---

저 자 소 개

---



**허 두 영**

- 2017년 : 계명대학교 컴퓨터공학과 졸업(공학사)
- 2017년 : 계명대학교 대학원 컴퓨터공학 석사과정
- ORCID : <http://orcid.org/0000-0002-3456-6884>
- 주관심분야 : ADAS, 비전기반 화재감지, 영상검색, 머신러닝



**김 상 준**

- 2017년 : 계명대학교 컴퓨터공학과 졸업(공학사)
- 2017년 : 계명대학교 대학원 컴퓨터공학 석사과정
- ORCID : <http://orcid.org/0000-0002-7548-9651>
- 주관심분야 : ADAS, 비전기반 화재감지, 보행자 추적, 머신러닝



**박 충 섭**

- 2017년 : 계명대학교 컴퓨터공학과 졸업(공학사)
- ORCID : <http://orcid.org/0000-0003-4978-8778>
- 주관심분야 : ADAS, 비전기반 화재감지, 영상검색, 머신러닝



**남 재 열**

- 1983년 : 경북대학교 전자공학과 졸업(공학사)
- 1985년 : 경북대학교 대학원 전자공학(공학석사)
- 1991년 : University of Texas at Arlington 전기공학(공학박사)
- 1985년 5월 ~ 1987년 7월 : 한국전자통신연구소 연구원
- 1991년 9월 ~ 1995년 2월 : 한국전자통신연구소 선임연구원
- 1995년 3월 ~ 현재 : 계명대학교 컴퓨터공학과 교수, 산학 부총장
- ORCID : <http://orcid.org/0000-0001-7288-283X>
- 주관심분야 : 영상압축, 영상통신, 멀티미디어 시스템



**고 병 철**

- 1998년 : 경기대학교 전자계산학과 졸업(이학사)
- 2000년 : 연세대학교 대학원 컴퓨터과학과 졸업(공학석사)
- 2004년 : 연세대학교 대학원 컴퓨터과학과 졸업(공학박사)
- 2004년 3월 ~ 2005년 8월 : 삼성전자 통신연구소 책임연구원
- 2005년 9월 ~ 현재 : 계명대학교 컴퓨터공학과 교수
- ORCID : <http://orcid.org/0000-0002-7284-0768>
- 주관심분야 : ADAS, 비전기반 화재감지, 영상검색, 의료영상처리