

논문 2015-10-37

## 다중-클래스 SVM 기반 야간 차량 검출 (Night-time Vehicle Detection Based On Multi-class SVM)

임 효 진, 이 희 용, 박 주 현, 정 호 열\*

(Hyojin Lim, Heeyong Lee, Ju H. Park, Ho-Youl Jung)

Abstract : Vision based night-time vehicle detection has been an emerging research field in various advanced driver assistance systems(ADAS) and automotive vehicle as well as automatic head-lamp control. In this paper, we propose night-time vehicle detection method based on multi-class support vector machine(SVM) that consists of thresholding, labeling, feature extraction, and multi-class SVM. Vehicle light candidate blobs are extracted by local mean based thresholding following by labeling process. Seven geometric and stochastic features are extracted from each candidate through the feature extraction step. Each candidate blob is classified into vehicle light or not by multi-class SVM. Four different multi-class SVM including one-against-all(OAA), one-against-one(OAO), top-down tree structured and bottom-up tree structured SVM classifiers are implemented and evaluated in terms of vehicle detection performances. Through the simulations tested on road video sequences, we prove that top-down tree structured and bottom-up tree structured SVM have relatively better performances than the others.

Keywords : Computer vision, Driver assistance, Support vector machine, Night vehicle detection, Adaptive thresholding, Multi-classifier, Top-down tree

### 1. 서 론

야간 운전환경에서 운전자의 시야는 안전과 직결된다. 그러므로 상향등을 사용할 경우 가시거리가 멀어지게 되어 사고예방 효과가 있다. 하지만 상향등은 대향차량이나 선행 차량 운전자에게 눈부심을 유발할 수 있어 항상 켜놓을 수 없으므로 운전자가 상향등과 하향등을 수동적으로 번갈아가며 조작해야 하는 불편함을 동반한다. 대부분 운전자는 상향등을 켜놓고 다른 차량이 접근할 때, 상향등의 조작을 잊어버리는 경우가 많다. 또한, 수동 조작의 불편으

로 사용하지 않는 운전자도 있다. 따라서 운전자에게 편리함과 동시에 안전함을 제공하기 위해 전조등 자동제어장치는 필수적이다 [1, 2].

초기의 전조등 제어시스템 “Automatic On/Off switching”[1], “Binary headlamp control”[2]은 하향등과 상향등을 전방 차량의 접근에 따라 자동으로 제어한다. 최근에는 제논(High Intensity Discharge, HID) 및 발광다이오드(Light-Emitting Diode, LED)와 같은 차량용 조명 개발로 전조등의 미세한 제어까지 가능해져 더욱 지능적인 시스템 개발을 필요로 한다. 차량이 존재하는 지역의 빔 (beam)만을 차단하고 차량이 존재하지 않는 지역의 모든 빔은 조사거리를 최대화시킴으로써 운전자의 시인성을 최대로 확보할 수 있다. 이러한 지능형 전조등 제어 시스템의 성공적인 실현을 위해서는 카메라를 이용한 야간차량 검출이 가장 중요한 요소 기술이라 할 수 있다. 이에 따라, 최근 지능형 전조등 시스템에 적용할 수 있는 야간차량인식에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다[1-9].

카메라를 이용한 차량인식은 다양한 첨단운전자

\*Corresponding Author(hoyoul@yu.ac.kr)

Received: 28 Apr. 2015, Revised: 29 May 2015,

Accepted: 8 June 2015.

H.J. Lim, H.Y. Lee, J.H. Park, H.-Y. Jung:  
Yeungnam University

※ 본 논문은 2011년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 기초연구사업 일부 지원을 받아 수행된 것임(2011-0011096).

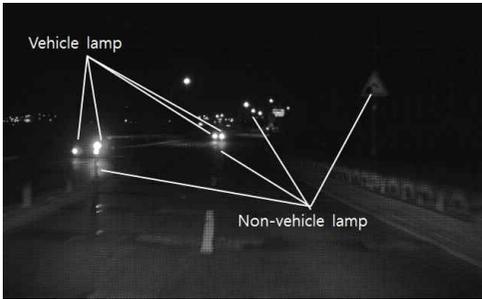


그림 1. 야간 도로 환경

Fig. 1 Typical night-time road environment

보조시스템(Advanced Driver Assistance System, ADAS)분야에서 연구되고 있다. 일반적으로 차량의 형태를 기반으로 검출하는 주간환경과는 달리 야간에는 낮은 조도환경 때문에 배경과 물체구별이 어렵고 차량의 형태 정보를 사용하기 힘들다. 야간 도로환경에서는 차량의 전조등과 후미등의 밝기 정보를 중심으로 차량을 검출하는 방법이 대다수이다 [1, 3-9]. 야간 차량 검출 기법은 주로 후보 추출 단계, 분류 단계, 페어링(pairing)과 시간적(temporal) 특징 분석 등의 후처리 단계 등으로 구성된다. 입력 영상으로부터 전조등과 후미등의 밝기 정보를 기준으로 이진화하고 라벨링(labeling) 함으로써 차량 램프로 추측되는 블로브(blob)를 차량 후보 영역으로 분리 추출한다. 하지만 그림 1에서 보는 바와 같이 가로등, 신호등, 교통표지판과 도로에 반사된 불빛인 반사체(reflector) 또한 차량 램프와 유사한 밝기 정보를 나타내기 때문에 이들 비차량 불빛들도 차량 후보 영역으로 추출되게 된다. 추출된 블로브로부터 각종 형태학적 특징, 기하학적 특징, 통계적 특징을 추출한다. 객체 인식에 자주 사용되는 histogram of oriented gradients (HOG), local binary pattern(LBP), Haar-like 특징 등을 사용할 수도 있으나 본 논문에서는 시스템의 실시간성을 고려하여 기본적인 특징만을 사용한다. 이를 기반으로 해당 블로브가 차량 램프 인지 아닌지를 분류하게 되는데, 일반적으로 support vector machine(SVM) 분류기가 주로 사용되고 있으며 [1, 3-7], AdaBoost [8]와 룰-기반(rule-based) 방법 [9]도 일부 사용되고 있다.

SVM은 기본적으로 이진(binary) 분류기로 분류하고자 하는 대상을 포지티브(positive) 와 네거티브(negative) 중 하나로 분류하게 된다. 지금까지 야간 차량 검출에 사용된 대다수의 SVM 또한 이러

한 이진-클래스(binary-class) SVM이 사용되었다. 만약 전조등과 후미등의 형태학적, 기하학적, 통계적 특징 분포가 유사하다고 하면 이러한 이진-분류 SVM을 이용하여 효율적인 차량 검출이 가능할 것이다. 하지만 전조등과 후미등의 특징 분포가 상이할 뿐만 아니라 가로등, 반사체, 간판 등과 같은 차량이 아닌 블로브들의 특징 분포 또한 상이하기 때문에 이들을 크게 두 가지 클래스(포지티브(차량)과 네거티브(비차량))로 정의하여 분류하는 것은 분류 성능이 저하되는 주요 요인이 될 수 있다.

한편, 다중-클래스 SVM은 여러 개의 이진-클래스 SVM을 확장하여 사용하는 방법으로 필기체 문자 인식을 비롯한 다양한 인식 알고리즘에 사용되고 있다[10-13]. 이러한 다중-클래스 SVM을 구현하는 방법으로는 one against all(OAA)와 one against one(OAO) 방식과 같은 직접적인 확장 방법[9, 10]과 top-down 트리 구조[9, 10]와 bottom-up[9] 트리 구조 방식과 같은 결정 트리(decision tree)구조를 기반으로 확장하는 방법이 주로 사용되고 있다.

본 논문에서는 차량과 비차량에 해당하는 블로브를 다섯 가지 클래스로 세분화하여 정의하고 다중-클래스(multi-class) SVM 기법을 도입하여 분류함으로써 궁극적으로는 차량과 차량이 아닌 객체로 분류하는 효과적인 방법을 제안하고자 한다. 이를 위해, 전조등, 후미등, 가로등, 반사체, 간판을 포함한 기타 클래스로 구분하여 정의하고, 앞서 설명한 네 가지 다중-클래스 SVM 방식을 야간 차량 검출에 적합하도록 수정 보완하여 적용함으로써 검출 성능 측면에서 더 우수한 방법론을 찾고자 한다. 이때, 지능형 전조등 제어 시스템의 성공적인 구현을 위해 수식 (14)의 차량 검출의 정확도(accuracy)뿐만 아니라 수식 (16)의 리콜율(recall) 측면에서의 검출 성능을 함께 고려한다. 이는 차량을 잘못 인식하여 차량이 아닌 것으로 판단하는 false negative(FN)이 발생하게 되면 상대방 차량 운전자에게 전조등 불빛이 닿게 되고 눈부심을 유발하게 되어 중대한 교통사고의 원인이 될 수 있기 때문이다.

먼저 제II장에서는 본 연구에서 적용하고자 하는 야간 차량 검출 시스템의 전체 알고리즘 구성에 대해 설명한다. 특히, 차량 램프 후보 영역 추출 단계에서 적용한 국부적 밝기 평균 기반 이진화 기법과 분류기(인식기)에서 사용될 특징(feature) 추출에 대해 좀 더 자세히 설명한다. 제III장에서는 야간 차량 검출을 위한 네 가지 형태의 다중-클래스 SVM

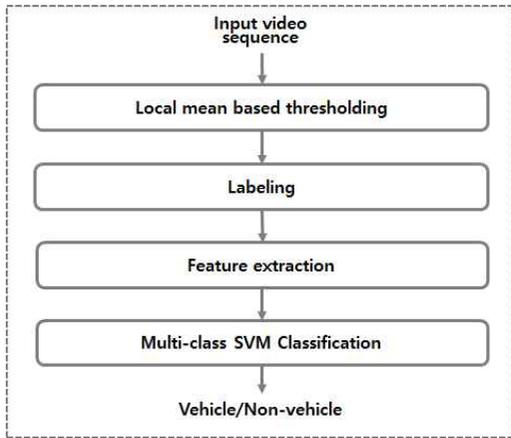


그림 2. 시스템 블록 다이어그램  
Fig. 2 Functional block diagram of system

을 소개한다. 이들 다중-클래스 SVM은 다섯 가지 클래스 분류에 적합하면서 궁극적으로는 차량과 비차량으로 분류할 수 있도록 제안된다. 제IV장에서는 실제 야간 주행환경에서 촬영된 비디오를 이용한 차량 검출 시플레이션 결과를 나타내고 마지막으로 제V장에서는 결론을 맺는다.

## II. 야간 차량 검출 시스템

본 논문에서 적용한 야간 차량 검출 시스템은 그림 2에서 보는 바와 같이 일반적인 네 개의 단계로만 구성하였고 페어링(pairing)이나 위치추적(tracking) 등의 후처리 단계는 고려하지 않기로 한다.

이는 다중-클래스 SVM 적용에 의한 성능 향상이 본 연구의 목적일 뿐만 아니라 후처리 단계 등은 또 다른 중요한 연구 주제이기 때문이다. 우선, 입력된 YCbCr 컬러 영상으로부터 밝기 정보(intensity) Y를 기준으로 이진화하는 thresholding 단계와 화소들의 연결성을 이용하는 라벨링(labeling) 단계로 구성된다. 이러한 과정을 통해 차량 램프 후보 영역이 독립된 블로브 형태로 추출된다. 이때, thresholding 방법으로는 [14]에서 제안한 국부 밝기 평균값을 이용한 기법(local mean based thresholding)을 사용한다. 추출된 차량 램프 후보 영역에 대해 기하학적 및 통계적 특징을 추출하는 특징 추출 단계, 추출된 특징을 기준으로 차량 및 비차량을 분류하는 다중-클래스 SVM 기반 분류기 단계로 구성된다. 본 장에서는 thresholding 단

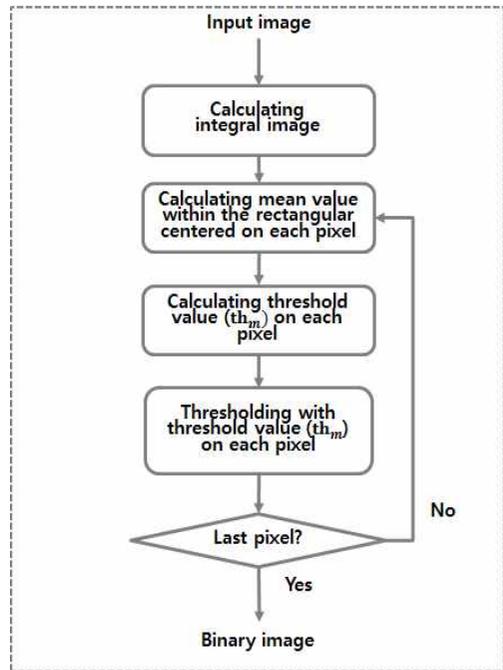


그림 3. 국부적 평균 밝기 기반 thresholding 기법  
Fig. 3 Flowchart of local mean-based adaptive thresholding method

계, 라벨링 단계 및 특징 추출 단계에 대해 간략히 설명하고 다중-클래스 SVM 기반 분류기에 대한 설명은 다음 장에서 한다.

### 1. 국부 밝기 평균 기반 thresholding

후보 추출 단계는 전체 검출 시스템의 성능에 매우 중요한 비중을 차지한다. 만약 실제 차량이 후보추출단계에서 후보로 추출되지 않는다면, 분류기 단이 아무리 정교하더라도 결코 차량으로 검출될 수 없기 때문이다. 차량의 전조등과 후미등의 밝기 값을 기준으로 후보 영역을 추출하는 방법으로 다양한 thresholding 방법이 적용되어 왔으며, 국부적 평균 밝기 값을 이용하는 방법이 원거리의 후미등 추출에 보다 우수하고 근거리 전조등의 번짐(blooming) 효과가 적은 것으로 최근 분석되었다 [14].

국부적 평균 밝기 기반 thresholding 기법은 해당 픽셀의 이웃하는 픽셀들의 밝기 평균값을 기반으로 임계값(threshold value)을 계산한다. 따라서 낮은 밝기 값을 가지는 원거리 후미등 검출 및 근거리 전조등의 번짐 현상 제거가 가능하다. 하지만

모든 픽셀의 임계값을 매년 새롭게 계산해야 하고 이를 위해 픽셀마다 주변 밝기 평균을 구하는 연산이 필요하게 되어 연산량 측면에서는 비효율적이다. 이러한 연산량을 획기적으로 감소시킬 수 있는 적분 영상(integral image)을 이용하여 평균값 연산에 적용할 수 있다.

국부적 평균 밝기 기반 thresholding 기법은 그림 3과 같으며, 크게 적분 영상(integral image)을 생성하는 단계, 임계값을 계산하는 단계 및 thresholding 단계로 이루어진다. 우선 입력 영상  $f(x,y)$ 를 바탕으로 적분 영상  $I(x,y)$ 을 생성한다.

$$I(x,y) = f(x,y) + I(x-1,y) + I(x,y-1) - I(x-1,y-1) \quad (1)$$

모든 픽셀의 임계값을 계산하기 위해 사각형 마스크 내의 이웃하는 픽셀들의 평균값  $m(x,y)$ 를 아래의 (2)와 같이 계산한다.

$$m(x,y) = \frac{I(x_2,y_2) - I(x_2,y_1 - 1) - I(x_1 - 1,y_2) + I(x_1 - 1,y_1 - 1)}{(x_2 - x_1)(y_2 - y_1)} \quad (2)$$

이 때,  $(x_1,y_1)$ 와  $(x_2,y_2)$ 는 마스크의 시작점과 끝점을 나타내는 좌표이며, 실험에 사용된 마스크의 사이즈는 실험을 통해 구한 값인  $5 \times 5$ 를 사용하였다.

위에서 구한 평균값  $m(x,y)$ 를 이용하여 좌표  $(x,y)$  위치 픽셀의 임계값  $th_m(x,y)$ 은 다음과 같이 구한다.

$$th_m(x,y) = m(x,y) + \alpha \quad (3)$$

여기서  $\alpha$ 는 일반적으로 마스크 내 밝기 값의 표준편차가 사용되나 본 연구에서는 연산량을 고려하여 고정된 임의의 실숫값을 사용하였다.

마지막으로 입력영상  $f(x,y)$ 를 임계값  $th_m(x,y)$ 를 기준으로 이진 영상  $b(x,y)$ 를 아래의 (4)를 통해 생성시킨다.

$$b(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{if } f(x,y) > th_m \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

## 2. 라벨링(labeling)

이진화된 영상에서 라벨링(labeling)을 하여 차

량 램프 후보영역(blob)을 추출하는 단계이다. 각 픽셀의 8방향을 검색하여 연결된 픽셀들을 하나의 후보영역(blob)으로 묶어준다. 이로부터 후보영역의 마운딩 박스(bounding box)를 구할 수 있으며, 중심좌표, 시작점 및 끝점 좌표 등을 구할 수 있다.

## 3. 특징추출

전조등과 후미등의 특징을 추출하기 위해서 YCbCr영상을 기반으로 영상의 밝기 정보 Y와 색차 정보인 Cr을 기반으로 총 일곱 가지의 기하학적 통계적 특징을 추출한다. 거리에 따라 변하는 차량 램프의 크기 변화를 고려할 수 있도록 기하학적 특징은 정규화(normalization)하여 사용한다. 첫 번째 특징은 후보 블로브의 중심 좌표  $(blob_{centroidX}, blob_{centroidY})$ 로 다음의 (5), (6)을 통해 구할 수 있다.

$$blob_{centroidX} = blob.xsum / blob.area \quad (5)$$

$$blob_{centroidY} = blob.ysum / blob.area \quad (6)$$

$blob.xsum$ 과  $blob.ysum$ 은 각각 해당 블로브 내 픽셀들의  $x$ 좌표 값의 합,  $y$ 좌표 값의 합이며,  $blob.area$ 는 해당 블로브의 면적, 즉 픽셀 수를 의미한다.

두 번째 특징은 블로브의 면적과 블로브를 감싸는 마운딩 박스(bounding box)의 면적비  $blob_{areaRatio}$ 이다.

$$blob_{areaRatio} = blob.area / (blob.width \times blob.height) \quad (7)$$

$blob.width$ 와  $blob.height$ 는 마운딩 박스의 가로, 세로 길이를 나타내며, 이들의 곱은 마운딩 박스의 면적과 같다.

세 번째 특징은 후보영역의 가로와 세로의 길이 비율  $blob_{aspectRatio}$ 로 아래의 식 (8)를 통해 구한다.

$$blob_{aspectRatio} = blob.height / blob.width \quad (8)$$

네 번째와 다섯 번째 특징은 블로브 내 픽셀들의 밝기 정보 Y의 평균값  $blob_{Ymean}$ 과 분산 값  $blob_{Yvariance}$ 이다.

$$blob_{Ymean} = \frac{\sum pixel.intensity}{blob.area} \quad (9)$$

$$blob_{Y variance} = \frac{\sum(pixel.intensity - blob_{Y mean})^2}{blob.area} \quad (10)$$

여기서  $pixel.intensity$  는 후보영역내의 한 픽셀의 밝기 값을 뜻한다.

여섯 번째와 일곱 번째 특징은 후보 블로브내 픽셀들의 붉은색 색차정보  $C_r$ 의 평균값  $blob_{C_r, mean}$  과 분산 값  $blob_{C_r, variance}$  이며, 식 (9) 와 (10)과 동일한 방법 구할 수 있다. 여기서  $C_b$ 의 평균과 분산 값도 특징으로 사용하는 것을 고려할 수 있으나 검출하고자하는 전조등 및 후미등에서는  $C_b$  성분이 상대적으로 매우 부족하기 때문에 사용하지 않는다.

$$blob_{C_r, mean} = \frac{\sum pixel_{C_r}}{blob.area} \quad (11)$$

$$blob_{C_r, variance} = \frac{\sum (pixel_{C_r} - blob_{C_r, mean})^2}{blob.area} \quad (12)$$

### III. 다중-클래스 SVM

차량 램프 후보로 추출된 블로브들은 분류기(classifier)를 통해 차량 램프와 비차량 광원으로 분류된다. 지금까지 주로 적용되던 SVM은 두 개의 클래스를 구분하는 이진 분류 학습방법으로 두 클래스 간의 여백(margin)이 최대가 되는 초평면(hyperplane)을 찾는 것이다. 입력 특징벡터  $\mathbf{x}$ 에 대해 SVM의 결정함수(결정 초평면)  $d(\mathbf{x})$ 의 부호(sign)에 의해 포지티브(차량 램프) 및 네거티브(비차량 광원)로 분류된다.

$$d(\mathbf{x}) = \mathbf{w}^T \mathbf{x} + b \quad (13)$$

여기서,  $\mathbf{w}$ 와  $b$ 는 가중치 벡터와 바이어스(bias)로써 학습 단계에서 구해진다.

본 장에서는 야간 차량 검출 성능 향상을 위한 효율적인 다중-클래스 SVM 기법을 찾고자 한다. 이를 위해, 차량 램프와 비차량 광원에 해당하는 블로브를 다섯 가지 클래스, 즉 전조등, 후미등, 가로등, 반사체, 간판을 포함한 기타광원 클래스로 세분화하고, OAA, OAO [9, 10], top-down 트리 구조 [9, 10]와 bottom-up 트리 구조[9]의 다중-클래스 SVM을 야간 차량검출에 적합하도록 수정 보완하여 적용한다. 이진-클래스 SVM과 네 가지 다중-클래스 SVM 기법은 다음과 같다.

#### 1. 이진-클래스(binary-class) SVM

가장 일반적으로 사용되는 SVM 기반 이진(binary) 분류기법으로, 본 논문에서는 전조등과 후미등을 포지티브로 구성하고 이외의 광원(가로등, 도로반사체, 기타 광원)은 네거티브로 구성하여 하나의 SVM을 사용하여 분류한다.

#### 2. One-against-all(OAA) SVM

다중-클래스 분류에 적용되던 기법으로 여러 개의 OAA SVM을 사용하여 분류하는 방식으로 하나의 클래스를 포지티브로 학습하고 나머지 클래스는 네거티브로 학습하여 분류하는 방식이다. 다중-클래스 OAA SVM은 클래스 수가 N 개일 때 분류기의 수는 N개이다. 본 연구의 목적에 맞게 다섯 개의 OAA SVM 분류기로 구성한다.

다섯 개의 OAA SVM 중 분류결과가 포지티브로 나타나는 OAA SVM의 결정 함수들을 비교한다. 비교 결과, 결정 함수가 최대인 OAA SVM을 선정하여 포지티브 클래스를 최종 분류 결과로 선정한다. 분류 결과가 전조등 또는 후미등을 포지티브로 갖는 OAA SVM일 경우 차량(포지티브)로 분류하고, 분류 결과가 가로등, 도로 반사체 또는 기타 광원일 경우는 비차량 광원(네거티브)으로 분류한다.

#### 3. One-against-one(OAO) SVM

다중 분류에 적용되던 기법으로 여러 개의 OAO SVM을 사용하여 분류하는 방식으로 분류기의 수는 클래스 수가 N 개일 때,  $N(N-1)/2$ 개이다. 본 논문에서는 다섯 가지 클래스인 전조등, 후미등, 가로등, 반사체, 기타 광원으로 각각 1:1 분류하는 열 개의 OAO SVM으로 구성된다. 입력된 후보 영역에 대해 10개의 분류기에서 가장 최대로 카운팅된 클래스로 판별하고 해당 클래스가 전조등 또는 후미등일 경우 차량(포지티브)으로 결정하도록 구성한다. 만약, 차량(전조등, 후미등)인 클래스와 비차량 광원(가로등, 반사체, 기타 광원)인 클래스의 최대 카운팅 회수가 동일한 경우 리콜율을 고려하여 차량으로 인식하도록 하였다.

#### 4. Top-down 트리 구조 SVM

다중 분류 기법 중 계층적 구조(hierachical)를 이용하는 방법으로 OAO SVM 기반의 결정 트리 SVM 방식 중 하나이다. 가장 위에 위치하고 있는 하나의 분류기부터 분류를 시작하여 아래로 분류기가 하나씩 증가하며 분류하는 피라미드식 구조로,

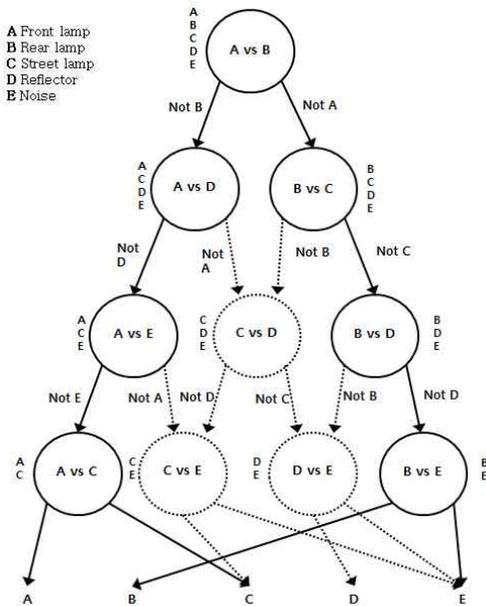


그림 4. Top-down 트리 구조 SVM 분류기 [9, 10]  
Fig. 4 Top-down tree structured SVM classifier [9, 10]

top-down 트리 방식 또는 decision directed acyclic graph(DDAG) 구조의 directed acyclic graph support vector machine(DAGSVM) [13]으로도 불린다. Top-down 트리 방식은 OAO 분류기가 하나의 노드로 구성되며, 분류기의 수는 클래스 수가  $N$  개일 때, 최대  $N(N-1)/2$ 개이고, 입력되는 각 후보군에 대한 테스트를 위해  $N-1$  번의 분류기 연산이 필요하다. 따라서 다섯 가지 클래스인 경우 최대 열 개의 OAO 분류기가 학습되어 준비되어 있어야 하고, 입력된 후보 영역에 대해 네 번의 분류기 연산이 필요하다. 이 방식은 가장 위에 있는 분류기의 분류 결과가 잘못된다면, 최종 분류 결과 또한 잘못 도출되기 때문에 첫 분류기의 선택이 매우 중요하다. 본 연구에서는 전조등과 후미등을 제외한 나머지 세 가지 클래스는 최종적으로 네거티브로 간주하기 때문에 그림 4와 같이 최대 일곱 개의 분류기가 필요하다. 그림 4에서 점선으로 표시된 SVM 분류기인 가로등-도로반사체 분류기, 가로등-기타잡음 분류기, 도로반사체-기타광원 분류기는 실제 사용되지 않는다.

5. Bottom-up 트리 구조 SVM

계층적 구조를 이용하는 다중 분류 기법으로

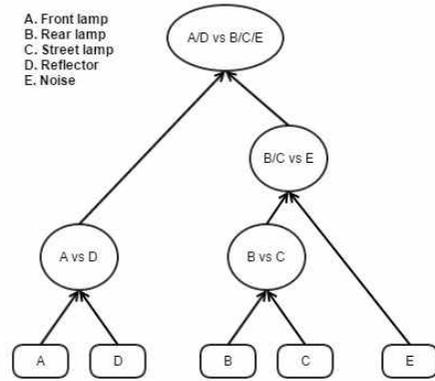


그림 5. Bottom-up 트리 구조 SVM 분류기 [9]  
Fig. 5 Bottom-up tree structured SVM classifier [9]

top-down 트리구조와 같이 OAO 분류기가 하나의 노드로 구성되며 필요한 분류기 수도 동일하게  $N(N-1)/2$  개이다. 방식은 테니스 경기와 같은 토너먼트 방식과 유사하다. 입력된 후보 영역에 대해 top-down tree 방식처럼  $N-1$  번의 분류기 연산이 필요하다. 이 방식 또한 첫 분류기에서 잘못된 분류를 하게 된다면 최종 분류 결과 또한 오류가 발생되기 때문에 처음에 분류하는 분류기의 배치가 매우 중요하다. 본 연구에서는 그림 5와 같이 구성될 경우, 마지막 분류 후보가 가로등과 반사체, 또는 가로등과 기타광원으로 나온다면 분류 결과는 네거티브로 분류되기 때문에 이 경우의 수를 제외한 최대 여덟 개의 분류기가 필요하다.

IV. 실험 및 결과

본 논문에서 제안한 다중-클래스 SVM의 유효성을 검증하기 위해서 실제 야간주행 환경에서 촬영된 비디오를 사용하여 학습과 분류 테스트를 진행하였다. 학습 데이터의 구성은 다섯 가지 클래스로 구분하여 구성하였으며, 적용하는 SVM 방식에 맞게 포지티브와 네거티브 클래스로 다시 구분하여 학습하였다. 이때 모든 분류기에서 포지티브와 네거티브 학습데이터의 양은 임의로 선택하여 각각 500개와 1000개로 1:2 비율로 조정하였다. 또한, ground truth는 100 프레임(frame)의 영상으로 구성하여 실험하였다.

그림 2에서 제시한 시스템에 따라 야간 차량 인

식 알고리즘을 구현하였으며 제III장에서 언급한 다섯 가지 방법의 SVM을 적용하여 실험을 진행하였다. 이때, 다중-클래스 SVM을 구성하는 SVM 분류기 각 각이 서로 다른 특징을 이용할 수도 있으나, 모든 내부 분류기가 동일하게 제II장 3절에서 제시한 일곱 가지 특징을 사용하는 것으로 구현하였다.

차량검출 성능 측정을 위한 척도로는 다음과 같은 차량 검출의 정확도(accuracy), 프래시전율(precision)과 리콜율(recall)을 사용하였다.

$$accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FN + FP} \times 100 \quad (14)$$

$$precision = \frac{TP}{TP + FP} \times 100 \quad (15)$$

$$recall = \frac{TP}{TP + FN} \times 100 \quad (16)$$

여기서  $P$ 는 포지티브로 차량 램프를,  $N$ 은 네거티브인 비차량 광원을 나타내며, true positive( $TP$ )는 실제 포지티브(차량 램프)가 포지티브로 검출된 블로브의 수이며, true negative( $TN$ )는 실제 네거티브(비차량 광원)가 네거티브로 검출된 블로브의 수이다. False positive( $FP$ )는 실제 네거티브가 포지티브로, false negative( $FN$ )는 포지티브가 네거티브로 검출된 블로브의 수를 뜻한다.

이진-클래스 SVM(binary라고 표기됨)과 네 가지 다중-클래스 SVM(OAA, OAO, top-down SVM, bottom-up SVM)을 적용 시켰을 경우 야간 차량 램프 검출 성능을 표 1에 나타내었다. 전체적인 검출 성능을 나타낸다고 할 수 있는 정확도 측면에서 보면 top-down과 bottom-up과 같은 트리 구조 방식의 다중-클래스 SVM 방식이 가장 우수한 성능을 나타내었고, 기존의 이진-클래스 SVM 대비 약 3.7%와 3%의 성능향상을 보였다. 하지만 OAA와 OAO SVM을 적용한 경우에는 이진-클래스 SVM 경우보다 오히려 정확도가 낮게 나타났으며, 특히 OAA SVM의 경우에는 정확도가 크게 떨어짐을 알 수 있었다. 이는 실제 네거티브(비차량 램프)가 포지티브(차량 램프)로 분류되는 false positive( $FP$ )가 상대적으로 크게 증가되기 때문으로 분석된다. 리콜을 측면에서는 다섯 가지 방식 모두 95% 이상으로 나타나 우수한 것으로 나타났다. 정확도와는 반대로 OAA와 OAO SVM이 상대적으로 높은 것으로 나타났으나 앞서 설명한바와 같이 false positive( $FP$ )가 상대적으로 크게 증가되어 실제 적용이 힘들 정도이다. 프래시전율 측면에서는 top-down과 bottom-up 방식이 상대적으로 우수한

표 1. 다중-클래스 SVM 기반 야간 차량 램프 검출 성능 비교

Table 1. Performance comparison of night-time vehicle detection based on multi-class SVM

(%)			
Classifier	Accuracy	Precision	Recall
binary	87.13	39.28	96.80
OAA	10.04	8.50	99.13
OAO	78.14	27.44	97.09
top-down	90.85	47.82	95.63
bottom-up	90.21	46.07	95.63

결과를 나타내고 있지만, 절대적인 기준으로는 다소 부족한 성능을 나타내고 있어 향후  $FP$ 를 줄이는 방향으로 연구가 계속 진행되어야 될 것으로 분석된다.

시스템 복잡도 측면에서는 제안한 다중-클래스 SVM이 이진-클래스 SVM에 비해 다소 복잡하다. 분류과정에서는 결정함수 연산 자체가 많지 않아 시스템 복잡도는 크게 증가하지 않지만, 학습과정은 사용된 SVM의 개수만큼의 배수로 연산량이 크게 증가하게 된다. 실시간 시스템 구현을 위해서 이러한 점을 고려한 설계가 필요하다.

## V. 결 론

본 논문에서는 카메라를 이용한 야간 차량 검출을 위해 다중-클래스 SVM을 이용하는 방안을 제안하였다. 국부 밝기 평균 기반 thresholding과 라벨링과정을 통해 얻어진 차량 램프 후보영역에 대해 기하학적 및 통계적 특징을 이용하는 다중-클래스 SVM 기반 야간 차량 검출 방식이다. 이를 위해, 차량 램프와 비차량 광원에 해당하는 블로브를 다섯 가지 클래스로 세분화하여 정의하고, 네 가지 다중-클래스 SVM(OAA, OAO, top-down SVM, bottom-up SVM)이 궁극적으로는 차량과 비차량으로 분류하기에 적합하도록 개발하였다. 실제 야간 주행 비디오를 이용한 시뮬레이션을 통해 top-down 트리 구조 SVM 가 bottom-up 트리 구조 SVM 방식이 야간 차량 검출 시스템에 보다 우수한 검출 성능을 나타냄을 보였다.

## References

[1] J. Rebut, B. Bradai, J. Moizard, A.

- Charpentierhi, "A monocular Vision Based Advanced Lighting Automation System for Driving Assistance," Proceedings of IEEE International Symposium on Industrial Electronics, pp. 311-316, 2009.
- [2] Mobileye, Adaptive Headlight Control, Available: <http://www.mobileye-vision.com>, <http://www.mobileye.com/technology/applications/head-lamp-control>.
- [3] J.-E. Joung, H.-K. Kim, J.-H. Park, H.-Y. Jung, "Night Time Leading Vehicle Detection Using Statistical Feature Based SVM," IEMEK J. Embed. Sys. Appl., Vol. 7, No. 4, pp. 163-172, 2012 (in Korean).
- [4] H. Lee, J.H. Park, H.-Y. Jung, "Nighttime Vehicle Detection Based on SVM with Geometric Features," Proceedings of IEMEK Fall Conference, pp. 88-91, 2014 (in Korean).
- [5] 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," Proceedings of IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp. 291-296, 2008.
- [6] P.F. Alcantarilla, L.M. Bergasa, P. Jimenez, M.A. Sotelo, I. Parra, D.F. Llorca, M.A. Sotelo, S.S. Mayoral Fernandez, "Automatic LightBeam Controller for Driver Assistance," Machine Vision and Application, Vol. 22, No. 5, pp. 819-835, 2011.
- [7] V.B. Sutar1, L.S. Admuthé, "Night Time Vehicle Detection and Classification Using Support Vector Machine," IOSR Journal of VLSI and Signal Processing, Vol. 1, No. 4, pp. 1-9, 2012.
- [8] A. López, J. Hilgenstock, A. Busse, R. Baldrich, F. Lumbreras, J. Serrat, "Nighttime vehicle detection for intelligent headlight control," Proceedings of the 10th International Conference on Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems, 2008.
- [9] T. Schamm, C. Carlowitz, J.M. Zöllner, "On-Road Vehicle Detection during Dusk and at Night," Proceedings of IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp. 418-423, 2010.
- [10] H. Byun, S.-W. Lee, "Applications of Support Vector Machines for Pattern Recognition: A Survey", Lecture Notes in Computer Science Vol. 2388, pp. 213-236, 2002.
- [11] C.-W. Hsu, C.-J. Lin, "A Comparison of Methods for Multiclass Support Vector Machines," IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 13, No. 2, pp. 415-425, 2001.
- [12] B. Zhao, Y. Liu, S.W. Xia, "Support vector machines and its application in handwritten numerical recognition," Proceedings of 15th International Conference on Pattern Recognition, Vol. 2, pp. 720-723, 2000.
- [13] J. Platt, N. Christianini, J. Shawe-Taylor, "Large margin DAGs for multiclass classification," Advances in Neural Information Processing Systems 12, the MIT press, pp. 547-553, 2000.
- [14] H. Lee, J.H. Yoo, J.H. Park, H.-Y. Jung, "Efficient thresholding for Night-time Vehicle Candidate Detection," Proceedings of International Conference on Green and Human Information Technology, pp. 118-121, 2015.

### Hyojin Lim (임 효 진)



He is received B.S. degree in information and communication engineering from Yeungnam University, Gyeongsan, Republic of Korea, in 2015. He is currently a master candidate in information and communication engineering, Yeungnam University. His research interests are intelligent vehicle and image processing.

Email: [hjlim@ynu.ac.kr](mailto:hjlim@ynu.ac.kr)

**Heeyong Lee (이 회 용)**

He is received B.S. degree in the department of computer engineering from Yeungnam University, Gyeongsan, Republic of Korea, in 2011. He is currently a master candidate in information

and communication engineering, Yeungnam University. His research interests are intelligent vehicle and computer vision.

Email: hyleej@gmail.com

**Ho-Youl Jung (정 호 열)**

He is received the Ph.D. degree in Electronics Engineering from the Institut National des Sciences Appliquées de Lyon (INSA de Lyon), France, in 1988. He is currently a Professor in

the Department of Information and Communications Engineering, Yeungnam University, Korea. Both teaching and research interests include digital signal/image processing, intelligent vehicles, and nonlinear systems.

Email: hoyoul@yu.ac.kr

**Ju H. Park (박 주 현)**

He is received the Ph.D. degree in Electronics and Electrical Engineering from POSTECH, Pohang, Republic of Korea, in 1997. From May 1997 to February 2000, he was a Research Associate in

ERC-ARC, POSTECH. In March 2000, he joined Yeungnam University, Gyeongsan, Republic of Korea, where he is currently the Chuma Chair Professor. From December 2006 to December 2007, he was a Visiting Professor in the Department of Mechanical Engineering, Georgia Institute of Technology. Prof. Park's research interests include robust control and filtering, neural networks, complex networks, multi-agent systems, and chaotic systems. He has published a number of papers in these areas. Prof. Park serves as Editor of International Journal of Control, Automation and Systems. He is also an Associate Editor/Editorial Board member for several international journals, including Nonlinear Dynamics, IET Control Theory and Applications, Applied Mathematics and Computation, Journal of the Franklin Institute, and Journal of Applied Mathematics and Computing.

Email: jessie@ynu.ac.kr