

# Adaboost 최적 특징점을 이용한 차량 검출

김규영\* · 이근후\*\* · 김재호\*\*\* · 박장식\*\*

Vehicle Detection Using Optimal Features for Adaboost

Gyu-Yeong Kim\* · Geun-Hoo Lee\*\* · Jae-Ho Kim\*\*\* · Jang-Sik Park\*\*

## 요약

본 논문에서는 최적 특징점 선택기법을 적용한 다중 최적 Adaboost 분류기를 기반으로 새로운 차량 검출 알고리즘을 제안한다. 제안하는 알고리즘은 2 가지 주요 모듈로 구성된다. 첫 번째는 설치된 카메라의 사이트 모델링을 이용한 영상 스케일링을 기반으로 하는 이론적 DDISF(Distance Dependent Image Scaling Factor) 모듈이며, 두 번째는 차량과 카메라의 거리에 대응하는 최적 Haar-like 특징을 활용하는 것이다. 실험 결과 제안하는 알고리즘은 기존의 방법에 비하여 인식 성능이 개선됨을 확인하였다. 제안하는 알고리즘은 96.43%의 인식률과 약 3.77%의 오검출이 발생하였다. 이러한 성능은 기존의 표준 Adaboost 알고리즘에 비하여 각각 3.69%와 1.28%의 성능을 개선한 것이다.

## ABSTRACT

A new vehicle detection algorithm based on the multiple optimal Adaboost classifiers with optimal feature selection is proposed. It consists of two major modules: 1) Theoretical DDISF(Distance Dependent Image Scaling Factor) based image scaling by site modeling of the installed cameras, and 2) optimal features selection by Haar-like feature analysis depending on the distance of the vehicles. The experimental results of the proposed algorithm shows improved recognition rate compare to the previous methods for vehicles and non-vehicles. The proposed algorithm shows about 96.43% detection rate and about 3.77% false alarm rate. These are 3.69% and 1.28% improvement compared to the standard Adaboost algorithm.

## 키워드

Vehicle Detection, Adaboost Algorithm, Haar-Like Feature, Site Model  
차량검출, Adaboost 알고리즘, Haar-Like 특징, 사이트 모델

## 1. 서론

최근 정보통신 기술의 발달과 더불어 영상처리 및 이해를 통한 응용서비스가 증가하고 있으며, 이를 실 생활에 이용하기 위한 컴퓨터 비전 연구가 다양한 분

야에서 진행되고 있다. 컴퓨터 비전의 가장 대표적인 응용 분야로서 출입통제시스템, 공항검색시스템, 지능형 영상감시시스템, 지능형 교통시스템(ITS), 전자통관 시스템, 화물차량 관리시스템 등 다양한 분야에서 활용되고 있다. 통계청 자료에 의하면 2011년 국내

\* (주)에이치엠씨 부설연구소(nz90nz@naver.com)

\*\* 교신저자(corresponding author) : 경성대학교 전자공학과 교수(jsipark@ks.ac.kr)

\*\*\* 부산대학교 전자공학과(jhkim@pusan.ac.kr)

접수일자 : 2013. 06. 21

심사(수정)일자 : 2013. 07. 23

게재확정일자 : 2013. 08. 23

차량 등록수가 2010년 1,794만대에서 2.8% 증가한 1,844만대로 집계되고 있다[1]. 효율적인 교통 흐름 관리를 위하여 영상기반의 모니터링 시스템에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다.

기존 감시 시스템들은 입력되는 영상으로부터 사건 사고를 해결하기 위한 데이터 제공자로 활용됨으로써 대부분 사후 처리용으로 사용되는 경우가 많으며, 사전 예방 및 사고 후 발생하는 2차 사고 방지를 위한 기능을 수행하는데 한계가 있다. 특히, 터널 내에 사고는 대부분 대형사고로 이어지므로 즉각적인 상황인식 및 신속한 대처가 이루어지지 않으면 막대한 인적, 물적 피해가 일어남을 알 수 있다. 한국도로공사, 국토관리청 등과 같은 도로 유지 관리 기관에서는 터널 사고에 대처하기 위한 영상기반 사고감지시스템을 일부 설치하여 운영하고 있으며, 점차 확대될 전망이다 [2].

차량에 대한 정보는 차량의 움직임, 거리에 따른 크기 변화, 차량의 종류에 따른 외형, 색정보, 다른 객체와의 겹침, 실내 및 실외 조명, 카메라의 특성 등에 따라 다양하게 나타날 수 있다. 그로 인하여 차량인식 일련의 과정들은 다양한 방법에 의하여 연구되고 있다[3]. 차량이 존재할 가능성이 높은 차량 후보영역 검출 기법에는 경계[4], 그림자[5], 대칭성[6], 코너 검출[7] 그리고 배경모델[8-10] 등이 있다.

차량 인식기법은 PCA(principal component analysis)[11], LDA(linear discriminant Analysis)[12], ICA(Independent component analysis)[13], 신경회로망[14], 서포트 벡터머신(SVM, Support Vector Machine)[15], Adaboost(Adaptive boost)[16-17] 등이 있으며 주로 서포트 벡터 머신과 Adaboost 가 사용된다.

본 논문에서는 학습 시간을 다소 소요되지만, 구현이 용이하고 성능이 우수한 Adaboost 학습에 의한 차량 검출기를 기본적으로 개선하고자 한다. 카메라가 설치된 장소의 환경에 따라 거기에 따른 차량 후보영상의 스케일링 파라미터를 구하여 영상의 크기를 정규화하였다. 이후 거리별 영상의 해상도가 현저히 달라 생기는 문제를 해결하고자 한다. 거리별 Haar-like 분석을 통하여 검출율과 오분류를 최적화하고자 한다.

## II. 영상기반 차량 검출

차량을 검출 또는 인식하는 과정은 일반적으로 2단계로 나눌 수 있다. 그림 1은 일반적인 차량 검출 또는 인식하는 단계를 나타낸 것이다. 첫 번째 단계는 영상 내에서 차량이 가지는 특징을 기반으로 차량 후보영역을 검출하고, 두 번째 단계에서는 후보영역에 대하여 차량 여부를 결정하고 검증한다.

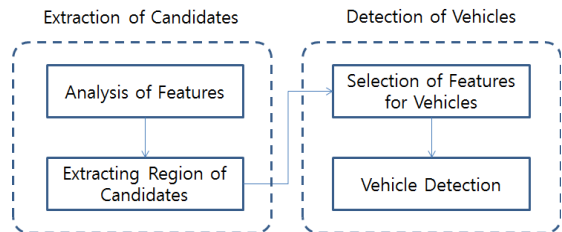


그림 1. 차량 검출 또는 인식 과정  
Fig. 1 Process of detection or recognition of vehicles.

### 2.1. 차량 후보영역 검출

차량 후보영역을 검출하는 방법은 경계선(edge), 그림자, 대칭성 모서리(corner) 그리고 배경 추정 등의 방법들이 있으며, 차량으로부터 획득할 수 있는 부분적인 특징들을 가지고 차량 후보영역 검출한다. 한 가지 특징점으로 차량을 검출할 수 있지만 일반적으로 에지를 포함한 다른 특징점들을 같이 활용하는 경우가 많다.

### 2.2. 차량 인식 방법

차량을 인식하는 방법으로는 SVM(support vector machine)과 Adaboost 알고리즘(adaptive boosting algorithm)이 주로 사용되고 있다. SVM은 일반적인 판별 분석방법으로 경험적인 위험을 최소화와 달리 구조적 위험 최소화를 통하여 오류를 최소화하는 방법으로써 패턴을 고차원의 특징 공간으로 사상시키는 방법이다.  $N$ 차원의 벡터공간에서 분류 공간 간의 모든 점들 사이의 거리가 최대가 되도록 만들어진 분류 평면을 구함으로써 객체를 분류할 수 있다. 그림 2은 SVM의 기본 원리를 나타낸 그림이다. 두 그룹이 주어졌을 때, 각각의 데이터 간 거리를 측정하여 두 개의 중심을 구한 후 최적의 초평면을 구함으로써 두 그룹을 분리하는 방법을 학습한다.

학습기반의 방법 중에서 자체적인 학습 샘플을 가지고 객체를 인식하는 방법이 Adaboost 알고리즘이다. Adaboost 알고리즘은 얼굴 검출, 보행자 검출, 차량 검출, 번호판 검출 등 이진 분류 문제에 대하여 뛰어난 성능을 보인다.

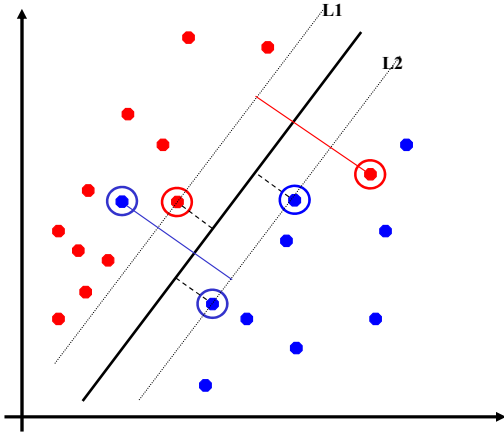


그림 2. SVM 개념  
Fig. 2 Concept of support vector machine

그림 3은 Adaboost 알고리즘의 기본 개념을 나타내고 있다. Adaboost 알고리즘은 Haar-like 특징, 적분영상 그리고 계층(cascade) 구조를 도입하여 연산량을 감소시키고 높은 검출 성능을 보이도록 설계되었다.

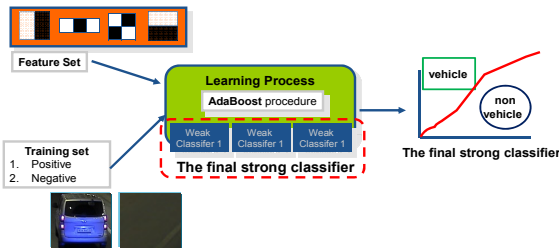


그림 3. Adaboost 알고리즘 개념  
Fig. 3 Concept of adaboost algorithm

약한 분류기(weak classifier)를 반복적인 학습과정에서 순차적으로 선택하고 조합하여 판별력이 뛰어난 강한 분류기(strong classifier)를 생성한다. 학습시간이 길고, 데이터에 의존적이라는 단점이 있지만 기존

의 알고리즘들에 비하여 높은 정확성 그리고 적응형 알고리즘이라는 장점을 갖고 있다.

### III. 제안하는 차량 검출 방법

제안하는 차량 검출 방법은 2 가지 구성요소로 이루어진다. 첫 번째는 Distance Dependent Image Scaling Factor(DDISF)에 의한 영상 스케일링 방법이다. 사이트 모델링(site modeling)을 통한 이론적인 DDISF에 의하여 거리별 영상을 스케일링한다. 객체를 기준으로 근거리 영상은 축소하고, 원거리 영상은 확대하여 전체 차량 영상을 이론적으로 크기를 정규화한다. 원거리에서 최소 Haar-like 특징 크기보다 작아지면 검출 성능이 상당히 저하된다. 이 경우 DDISF에 의하여 차량을 확대하면 차량 인식율을 향상시킬 수 있다. DDISF 즉, 객체의 정규화를 위한 스케일링은 식 (1)과 같다. 객체의 크기와 거리 그리고 검출되는 부윈도우(sub-window)와의 관계를 나타낸다.

$$\omega_0 \times D = K \times W \tag{1}$$

$$= \frac{\sum_{i=0}^{G-1} (\omega_{s_{min}} SF^{p_i})}{G} \times D$$

$\omega_0$ 는 차량의 크기, 이전 영상과 현재 영상에서 차량 실제 거리  $D$ ,  $K$ 는 카메라와 객체 차량과의 거리이다.  $K$ 는 2.0에서 2.5사이의 값을 갖는 상수이다.  $W$  영상의 크기 즉 폭을 의미한다.  $\omega_{s_{min}}$ 는 Haar-like 특징 크기,  $SF$ 는 스케일링 파라미터,  $p$ 는 스케일링 단계 지수(step index), 그리고  $G$ 는 Haar-like 특징의 수이다.  $p$ 가 0이 되면 이론적인 최대 검출 거리는  $KW/\omega_{s_{min}}$ 로 추정할 수 있다[19].

두 번째는 Adaboost 알고리즘에서 Distance Dependent Optimal Feature Selection(DDOFS)에 의하여 최적 특징을 선택한다. 다수의 특징을 학습시키는 것이 아니라, 거리별 Haar-like 특징을 분석하여 검출율과 오분류율에 최적인 특징을 선택하여 학습한다. 그림 4의 Haar-like 특징 14 가지 모두를 학습하여 검출하고, 선택 빈도에 따라서 특징들을 내림차순으로 정리한다. 영상에서 거리, 특징수, 검출율과 오분

류율의 관계를 분석하여 0~50m 는 9가지 특징, 50~100m는 7가지 특징, 100~150m는 7가지 특징이 선택되었다. 거리별 선택된 특징수는 각각 단일 분류기를 구성하여 강한 분류기를 만든다.

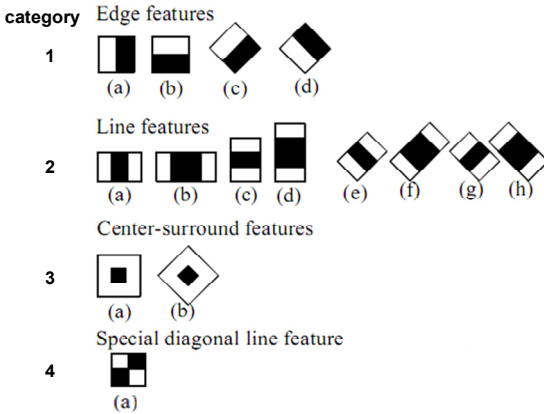


그림 4. 일반적인 Haar-like 특징  
Fig. 4 General Haar-like features

표 1은 그림 4의 Haar-like 특징으로 학습하였을 때, 각 특징들이 약한 분류기로 선택되는 확률을 나타내고 있다. 그림 4의 Haar-like 특징들 중에서 1.(a), 1.(b), 2.(a), 2.(b), 2.(c), 2.(d) 그리고 4.(a) 특징이 선택되는 확률이 약 95% 이다. 나머지 특징들은 거의 선택되지 않음을 확인할 수 있다.

그림 5는 카메라와 차량 간의 거리가 0~50m에서 선택된 Haar-like 특징 중에서 선택 빈도가 높은 것 으로부터 내림차순으로 정렬한 것이다. 선택 빈도 순서에 따라 특징들의 수를 증가시키고 학습상의 오분류율과 실제로 테스트한 오분류율을 비교하였다. 마른모 표시 그래프는 학습에서 예측된 특징수에 따른 오분류율이고 사각형 그래프는 실제 환경에서 실험한 오분류율의 결과이다. 특징 수가 증가하면 오분류율이 감소하고 특징수가 9개 이상부터는 오분류율은 차이가 없음을 알 수 있다. 9개 특징이 최적의 특징이 됨을 확인할 수 있다. 표 3은 거리별 Haar-like 특징에 대하여 기존의 Adaboost 알고리즘과 제안하는 알고리즘의 훈련 시간의 비교한 결과이다.

제안하는 알고리즘이 종래의 Adaboost 알고리즘에 비하여 훈련시간이 다소 소요된다.

표 1. Haar-like 특징 선택 확률  
Table 1. Selected probabilities of Haar-like features

Features	Selected Probability.	Feature	Selected Probability
1.(a)	<u>25.25</u>	2.(e)	0.25
1.(b)	<u>40.64</u>	2.(f)	0.17
1.(c)	1.02	2.(g)	0.2
1.(d)	0.98	2.(h)	0.17
2.(a)	<u>6.57</u>	3.(a)	0.87
2.(b)	<u>7.27</u>	3.(b)	0
2.(c)	<u>5.62</u>	4.(a)	<u>6.45</u>
2.(d)	<u>5.64</u>		

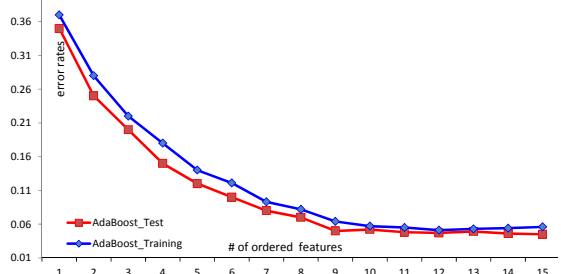


그림 5. 분류기의 개수와 오분류율(감지거리 0~50m)  
Fig. 5 Number of features and false alarm rates(detection distance 0~50m)

표 3. 훈련시간 비교  
Table 3. Comparison of training period

Distance	Number of Features	Training Period (hour:minute:second)		
		Viola	DDOFS	DDOFS and DDISF
0~50m	7	00:10:25	00:15:08	00:21:22
	9	00:21:48	00:32:44	01:08:45
	15	01:15:31	-	-
50~100m	7	00:08:18	00:12:07	00:18:39
	9	00:17:51	-	-
	15	00:45:11	-	-
100~150m	7	00:07:26	00:10:21	00:15:49
	9	00:15:34	-	-
	15	00:41:42	-	-

#### IV. 시뮬레이션 결과 및 검토

제안하는 차량 검출 방법 및 비교 대상 알고리즘들의 성능을 평가하기 위하여 초당 28 프레임의 1280x720 영상을 촬영하여 실험하였다.

Intel(R) Core(TM)i5-2500 CPU @3.30GHz, 4GB RAM, Window7 PC를 사용하였으며, Visual Studio2010과 영상처리 공개 라이브러리인 OpenCV를 사용하여 구현하였다.

표 2는 DDOFS 선택 방법으로 평균 1.56%, DDOFS와 DDISF 적용 방법으로 평균 3.69% 성능이 개선됨을 확인할 수 있다.

표 2. 차량 검출 성능 비교  
Table 2. Comparison of vehicle detection rates

Algorithm	Viola	DDOFS	DDOFS+ DDISF
A tunnel	90.12	92.74	93.37
B tunnel	99.14	99.09	98.84
C tunnel	88.18	91.23	94.91
D tunnel	92.25	94.30	97.65
Average	92.74	94.3	96.43

그림 6은 제안하는 알고리즘으로 검출된 결과이다. 빨간색, 파란색, 초록색으로 표시된 사각형은 Haar-like 특징이 선택된 위치를 나타내고 있다. 제안하는 알고리즘은 사이트 모델에 의한 이론적인 DDISF에 의한 영상스케일링 방법, Adaboost 알고리즘에서 거리별 최적 DDOFS 특징 선택 방법이다. 성능 평가는 Viola 방식, DDOFS특징 선택 방법 그리고 DDOFS와 DDISF 적용 방법을 비교하였다.

거리별 오분류율을 최소화하기 위하여 사용되는 특징의 개수는 각각 9, 7, 7 이다. 시뮬레이션 결과 DDISF에 의한 영상 정규화 데이터 결과를 기존 Adaboost 알고리즘에 적용하였을 때, 100~150m 영역에 2.12% 개선을 가져왔다. 여기에 거리별 Adaboost 알고리즘을 추가로 적용하였을 때, 기존 방식보다 평균 3.69%의 차량인식 성능을 개선하였다. 0~50m 거리에서 성능의 차이는 거의 없으며, 50~150m의 거리에서는 성능 향상을 있었으며, 50~100m, 100~150m에서는 각각 약 1.49%, 2.25% 차량

인식 성능이 향상됨을 확인하였다.

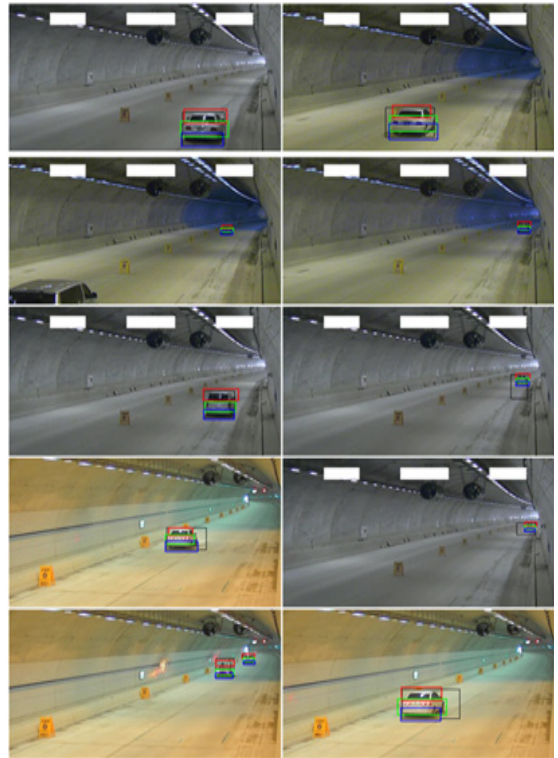


그림 6. 제안하는 차량 검출 방법의 검출 결과  
Fig. 6 Detection results of the proposed method

#### V. 결론

본 논문에서는 학습시간이 다소 소요되지만, 구현이 용이하고 성능이 우수한 Adaboost 알고리즘의 거리별 최적 특징을 선택하여 적용하는 방법을 제안한다. 제안하는 차량 검출 방법으로 2 가지 측면에서 성능을 개선하였다. 첫 번째는 카메라가 설치된 장소의 환경, 즉 거리에 따른 차량 후보영역의 스케일링 계수 DDISF를 제안하고, 이를 이용하여 후보 영상의 크기를 정규화하였다. 두 번째 거리별 영상에 해상도가 현저히 다르기 때문에 발생하는 문제를 해결하기 위하여 거리별 Haar-like 특징을 분석하여 검출율은 높이고 오분류율을 감소시킨다.

### 감사의 글

이 논문은 2012년도 정부(산업통상자원부, 미래창조과학부)에서 시행한 글로벌전기술개발사업으로 수행된 연구임([10039483] 영상보안 감시를 위한 객체 검출 기반 관제시스템 개발)

### 참고 문헌

- [1] Young-Wook Kwon, Se-Hoon Jung, Dong-Gook Park, Chun-Bo Sim, "A Key-frame Method based on HSV Color Model for Smart Vehicle Management System", The Journal of Korea Institute of Electronic Communication Sciences, Vol. 8, No. 4, pp. 595-604, 2013.
- [2] Kyung-Guk Lim, Sung-Bae Yoon, "Enforcement of Efficacy of Tunnel Disaster Prevention", Proc. of Korean Society Civil Engineering, Vol. 57, No. 6, pp. 75-83, 2009.
- [3] Z. Sun, "On-Road Vehicle Detection: A Review", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 28, No. 5, pp. 694-711, 2006.
- [4] Sun.Z., Bebis. G., Miller, R., "On-road vehicle detection using optical sensors : a review," IEEE Conference on Intelligence Transportation Systems, pp. 585-590, 2004.
- [5] Zehang Sun, George Bebis, and Ronald Miller, "Monocular Precrash Vehicle Detection: Features and Classifiers", IEEE Transactions on Image Processing, No. 7, pp. 2019-2034, July, 2006.
- [6] H. Mori and N. Charkai, "Shadow and Rhythm as Sign Patterns of Obstacle Detection," Proc. Int'l Symp. Industrial Electronics, pp. 271-277, 1993.
- [7] T. Zielke, M. Brauckmann, and W. von Seelen, "Intensity and Edge-Based Symmetry Detection with an Application to Car-Following", CVGIP : Image Understanding, Vol. 58, pp. 177-190, 1993.
- [8] S. Smith and J. Brady, ASSET-2: Real-Time Motion Segmentation and Shape Tracking, Vol. 17, pp. 814-820, 1995.
- [9] R. Cucchiara, C. Grana, M. Piccardi, and A. Prati, "Detecting moving objects, ghosts and shadows in video streams", IEEE Trans. on Patt. Anal. and Machine Intell., Vol. 25, No. 10, pp. 1337-1342, 2003.
- [10] Hyun-Tae Kim, Geun-Hoo Lee, Jang-Sik Park and Yun-Sik Yu, "Vehicle Detection in Tunnel using Gaussian Mixture Model and Mathematical Morphological Processing", The Journal of Korea Institute of Electronic Communication Sciences, Vol. 7, No. 5, pp. 967-974, 2012.
- [11] Gyu-Yeong Kim, Jae-Ho Kim, Jang-Sik Park, Hyun-Tae Kim, Yun-Sik Yu, "Vehicle Tracking using Euclidean Distance", The Journal of Korea Institute of Electronic Communication Sciences, Vol. 7, No. 6, pp. 1293-1299, 2012.
- [12] J. Wu and X. Zhang, "A PCA Classifier and Its Application in Vehicle Detection," Proc. IEEE Int'l Joint Conf. Neural Networks, Vol. 1, pp. 600-604, 2001.
- [13] K. Etemad, R. Chellappa, "Discriminant analysis for recognition of human face images", J. Opt. Soc. Am., 14, pp. 1724 - 1733, 1997.
- [14] Chengjun Liu, Wechsler, H., "Independent component analysis of gabor features for face recognition", Neural Networks, IEEE Transactions on, Vol. 14, Issue. 4, pp. 919-928, 2003.
- [15] C. Goerick, N. Detlev, and M. Werner, "Artificial Neural Networks in Real-Time Car Detection and Tracking Applications", Pattern Recognition Letters, Vol. 17, pp. 335-343, 1996.
- [16] Z. Sun, G. Bebis, and R. Miller, "On-Road Vehicle Detection Using Evolutionary Gabor Filter Optimization", IEEE Trans. Intelligent Transportation Systems, Vol. 6, No. 2, pp. 125-137, 2005.
- [17] Y. Freund and R. E. Schapire. "Experiments With a New Boosting Algorithm. In Machine Learning", In Proceedings of the Thirteen International Conference In Machine Learning, Bari, pp. 148 - 156, 1996.
- [18] M. T. Pham and T. J. Cham, "Fast Training And Selection of Haar Features Using Statistics in Boosting-Based Face Detection", In Proc. International Conference on Computer Vision (ICCV 2007), Rio de Janeiro, Brazil, pp. 1-7, 2007.
- [19] Yi-Min Tsai, Keng-Yen Huang, Chih-Chung Tsai and Liang-Gee Chen, "Learning-based

Vehicle Detection Using Up-scaling Schemes and Predictive Frame Pipelines Structures”, International Conference on Pattern Recognition, pp. 3101-3104, 2010.

저자 소개



**김규영(Gyu-Yeong Kim)**

2001년 동명대학교 정보통신공학과 졸업(공학사)  
2011년 부산대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)

2013년 부산대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학박사)  
2011년~2012년 부산IT융합부품연구소 연구원  
2012년~(주)에이치엠씨 부설연구소 소장

※ 관심분야 : 영상압축 전송, 영상처리 및 인식, 임베디드시스템



**이근후(Geun-Hoo Lee)**

1992년 동의대학교 멀티미디어학과 졸업(공학사)  
2011년 동의대학교 대학원 멀티미디어학과 졸업(공학석사)

2011년~2012년 부산IT융합부품연구소 연구원  
2012년~현재 경성대학교 전자공학과 박사과정

※ 관심분야 : 영상처리 및 인식, 임베디드시스템



**김재호(Jae-Ho Kim)**

1980년 2월 부산대학교 전기기계공학과 졸업(공학사)  
1982년 2월 KAIST 산업전자공학과 석사(공학석사)

1990년 2월 KAIST 전기 및 전자공학과 박사(공학박사)  
1992년~현재 부산대학교 전자공학과 정교수

※ 관심분야 : 비디오압축표준, 임베디드시스템, 고해상도 영상처리, 애니메이션 자동화



**박장식(Jang-Sik Park)**

1992년 부산대학교 전자공학과 졸업(공학사)

1994년 부산대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)

1999년 부산대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학박사)

1997년~2011년 동의과학대학 디지털전자과 교수

2011년~현재 경성대학교 전자공학과 부교수

※ 관심분야 : 적응신호처리, 영상 및 음향신호처리, 임베디드시스템

