

# 실외 도로에서의 영상기반 차량 감시에 관한 연구

박근수\* · 김현태\*\*

## A Study for Video-based Vehicle Surveillance on Outdoor Road

Keun-Soo Park\* · Hyun-Tae Kim\*\*

### 요약

실외 도로에서의 차량 검출 성능은 기상 상태, 태양 이동에 의한 그림자, 조도 변화 등에 영향을 받는다. 본 논문에서는 낮 시간대의 실외도로에서 이러한 주변 환경변화에 강건한 배경 추정 알고리즘과 연동한 차량 검출 시스템을 제안한다. 배경 추정 알고리즘은 혼합 가우시안 모델을 적용하고 후보 영역에 대한 차량 검출은 Adaboost 알고리즘을 적용하였다. 흐린 날, 비오는 날 등 동일한 실제 도로에서 서로 다른 기후에 획득한 CCTV 비디오 영상을 사용한 실험을 통해 제안하는 방법이 일반 도로에서의 차량 검출에 유용한 것을 확인하였다.

### ABSTRACT

Detection performance of the vehicle on the road depends on weather conditions, the shadow by the movement of the sun, or illumination changes, etc. In this paper, a vehicle detection system in conjunction with a robust background estimate algorithm to environment change on the road in daytime is proposed. Gaussian Mixture Model is applied as background estimation algorithm, and also, Adaboost algorithm is applied to detect the vehicle for candidate region. Through the experiments with input videos obtained from a various weather conditions at the same actual road, the proposed algorithm were useful to detect vehicles in the road.

### 키워드

Outdoor Road, Vehicle Detection, Gaussina Mixture Model, Adaboost  
실외도로, 차량검출, 혼합 가우시안 모델, Adaboost

## 1. 서론

산업의 고도화가 진행되면서 자동차는 폭발적으로 증가하였으나 기반 시설인 도로는 이를 따라가지 못하고 있는 실정이다[1]. 이러한 교통량의 증가와 도로 상황에 따른 지체 현상은 오늘날 운송의 심각한 영향을 미치고 있으며, 산업 물류흐름에도 적지 않은 영향

을 줌으로써 경제적 손실을 주고 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 기존의 도로에 IT 기술이 접목된 지능형 교통 시스템(ITS : Intelligent Transportation System)이 등장하였다[2, 3]. 특히 영상기반 교통 정보 검출기는 센서 자체의 가격이 저가이고 비매설식으로 비교적 유지보수가 수월하며, 과속차량 및 과적차량 촬영단속뿐만 아니라 차량 번호판 인식 등 다양한 교

\* 주.MnSA(zeanet@naver.com)

\*\*교신저자(corresponding auther) : 동의대학교 멀티미디어공학과(htaekim@deu.ac.kr)

접수일자 : 2013. 09. 25

심사완료일자 : 2013. 10. 21

게재확정일자 : 2013. 11. 15

통정보 추출이 가능하다. 최근에는 취득된 영상으로부터 차량 계수, 속도, 밀도 등과 같은 단순한 교통 정보 뿐만 아니라 돌발 상황, 차량 정체나 신호 대기 차량들의 대기 행렬 길이 등과 같은 고급 교통정보를 추출하는 많은 연구가 진행되고 있다[4-6]. 본 논문에서는 이러한 다양한 고급 교통 정보 중 차량의 사고 유무를 판단하기 위한 차량 검출에 대한 것으로 조도, 날씨 등 주변 영상에 영향을 미치는 부분을 고려한 주변 환경에 강건한 배경추정알고리즘과 이와 연동한 차량 검출 시스템을 제안한다. 날씨변화 등 다양한 경우의 입력영상을 이용한 실험을 통하여 제안하는 시스템의 인식률을 검증한다.

## II. 배경 추정 알고리즘

배경 추정 방법은 고정된 카메라로부터 움직이는 물체 검출을 위해 사용되는 방법이다. 최근 몇 년간 다양한 방법들이 제안되었다[7-10]. 본 논문에서는 그 중 대표적인 방법인 RGA(Running Gaussian Average), KDE(Kernel Density Estimation) MoG(Mixture of Gaussian)에 대해 서술한다.

### 2.1 Running Gaussian Average(RGA)

배경 추정 알고리즘은 비교적 계산량이 적은 RGA를 사용한다. RGA는 Wren 등이 제안한 방법으로 모든 화소(pixel)에서 배경값이 각 프레임별로 독립이고, 과거  $N_{RGA}$  개의 화소값이 이상적인 Gaussian 확률모델(Gaussian probability density function)을 이루는 것으로 가정하여 배경을 구성하는 방법이다[11].

프레임  $t$ 에서 RGA의 평균은 다음과 같다.

$$\mu_t = \alpha I_t + (1 - \alpha)\mu_{t-1} \quad (1)$$

여기서,  $\mu_t$ 는 프레임  $t$ 에서 평균값,  $I_t$ 는 시간  $t$ 에서 프레임 영상이며,  $\alpha$ 는 경험적 가중치 값이며 0과 1사이의 값을 사용한다.  $\alpha$ 의 값에 따라서 배경영상 갱신 주기가 결정된다. 프레임  $t$ 에서 분산을 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\sigma_t^2 = \alpha(I_t - \mu_t)^2 + (1 - \alpha)\sigma_{t-1}^2 \quad (2)$$

여기서  $\sigma_t^2$ 는 프레임  $t$ 에서 분산이다. Gaussian 확률 모델을 사용하여 아래의 식을 만족하는 화소들이 움직이는 물체라고 판단한다.

$$|I_t - \mu_t| > T \quad (3)$$

여기서  $T$ 는 임계값(Threshold value)이며, 임계값은 임의의 상수  $k$ 를 사용하여  $k\sigma$ 로 사용할 수 있다.

RGA는 각 화소에서 평균과 분산을 식 (1)과 (2)를 사용하여 계산하므로 다른 알고리즘들에 비해서 계산량이 적고, 메모리의 데이터 저장용량이 적다. Koller 등은 배경 모델 갱신을 수정하여 식 (4)을 제안하였다.

$$\mu_t = M\mu_{t-1} + (1 - M)(\alpha I_t + (1 - \alpha)\mu_{t-1}) \quad (4)$$

여기서  $M$ 은 전경이면 1, 배경이면 0을 갖는다. 이 방법은 선택적배경 갱신으로 잘 알려져 있다. 식 (1)에서는 입력 이미지에서 들어오는 모든 픽셀 값에서 업데이트를 하는 방법이며, 식 (4)에서는 배경으로 분리된 화소만 업데이트 방법이다. 배경 모델을 갱신할 때 배경으로 분리된 것으로 배경 모델을 구성하게 되므로 식 (1)보다는 식 (4)가 배경 이미지를 잘 구성하게 된다.

### 2.2 Gaussian Mixture Model(GMM)

가우시안 혼합 모델은 통계적 패턴 인식 기반으로 음성인식이나, 차량 인식 시스템에 많이 사용되어지는 모델이다.

배경에 속한 각 픽셀의 칼라 분포를 가우시안 분포를 가진 다수의 분포의 결합으로 모델링하여 각 가우시안 분포의 파라미터들 가중치, 평균, 공분산을 갱신하여 배경 영상을 결정한다. 다수의 배경 모델로 다수의 배경 물체를 대처할 수 있도록 하였다.

$$P(x_t) = \sum_{i=1}^M \omega_{i,t} * g(x_t, \mu_{i,t}, \Sigma_{i,t}) \quad (5)$$

여기서  $x_t$ 는 현재 픽셀값,  $M$ 은 혼합 모델의 개수,  $\omega_{i,t}$ ,  $\mu_{i,t}$ 와  $\Sigma_{i,t}$ 는 시간  $t$ 에서  $i$ 번째 가우시안모델의 가중치, 평균과 공분산행렬을 나타낸다.

$M$ 개의 가우시안 모델들 가운데 다음 수식(6)의 조건을 만족하는 가우시안 모델들이 배경 모델로 이용

된다. 이때 가우시안 모델들은  $\omega_k/\sigma_k$  값에 의해서 미리 정렬되어 있다. 가중치가 높은 모델은 동일 시간 내에 더 많은 빈도로 발생하였으므로 배경일 가능성이 높으며, 분산이 적을수록 정적이므로 마찬가지로 배경일 가능성이 높게 된다.

$$B = \operatorname{argmin}_a \left( \sum_{i=1}^b \omega_k > T \right) \quad (6)$$

통계적 파라미터들은 업데이트 방식으로 EM 알고리즘을 사용하였다.

### 2.3 Kernel Density Estimation(KDE)

KDE 모델은 통계적 파라미터를 사용하지 않는 비모수적인 접근방식으로 모델을 구성하는 방법이다. 통계적 파라미터를 사용하지 않고서도 다수의 배경 물체에도 적용이 가능하며, 샘플 데이터의 개수가 증가하면 통계적 모델로 접근하는 특징을 가지고 있다. 하지만 메모리와 계산량의 제한으로 샘플의 개수는 제한이 필요하다. 일반적으로 샘플의 수를 100 이하로 설정하여서 사용한다.

$$P(x_t) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n g(x_t, x_i, \Sigma_t) \quad (7)$$

여기서  $n$ 은 샘플수이고  $\Sigma_t$ 은 모두 같다고 가정을 한다.  $x_t$ 의 배경분리는 식(7)을 기반으로  $P(x_t) > T$ 를 사용한다.

모델의 업데이트는 선택적 업데이트에 의해 선입선출(FIFO) 순서대로 배경 값의 버퍼를 업데이트하여 얻는다.

### III. 제안하는 차량 검출 알고리즘

제안하는 차량 검출을 위한 알고리즘은 그림 1과 같이 입력영상에 대하여 조도 변화 등 주변 환경 변화에 강건한 특징을 가진 GMM을 기반으로 배경추정을 하고, 추정된 배경과 입력영상의 차영상을 이용하여 형태학적 후처리를 하고 Adaboost 알고리즘을 통해 차량을 검출한다.

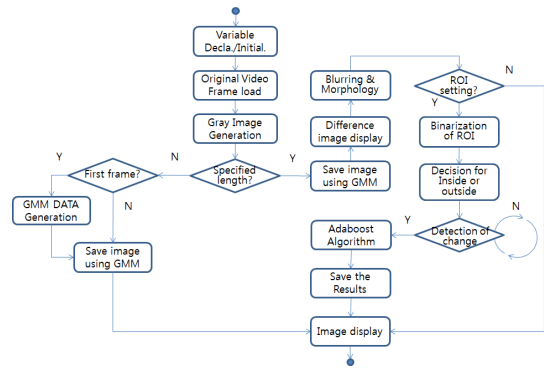


그림 1. 제안하는 전체 시스템 블록도  
Fig. 1 Block diagram for proposed total system

### 3.1 주변환경에 강건한 GMM

입력 영상 데이터  $x$ 에 대한  $M$  차원의 GMM 모델링은 Gaussian 확률밀도함수(probability density function)의 선형결합(linear combination)으로 식(8)과 같이 표현할 수 있다.

$$p(x|\theta) = \sum_{i=1}^M p(x|\omega_i, \theta_i) P(\omega_i) \quad (8)$$

여기서  $M$ 은 Gaussian 확률밀도함수(성분 또는 클러스터)의 개수이며,  $p(x|\omega_i, \theta_i)$ 는 입력 데이터  $x$ 에 대하여  $\omega_i$  번째 성분 계수  $\theta_i$ 로 이루어진 확률밀도함수를 의미한다.  $P(\omega_i)$ 는 혼합가중치(mixture weight)로 각 확률밀도함수의 상대적인 중요도를 의미한다. 혼합가중치를 사전 확률과 같은 형태인  $\alpha_i$ 라고 하면

$$0 \leq \alpha_i \leq 1 \text{ 이고 } \sum_{i=1}^M \alpha_i = 1 \text{ 이 된다.}$$

그리고, 확률밀도함수가 Gaussian 분포를 가질 경우  $\theta$ 는 다음 식과 같이 각 성분의 평균, 분산, 혼합가중치의 집합이 된다. 이는 GMM의 특징 계수이다.

$$\theta = \{\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_m, \sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_m^2, \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m\}$$

그리고, 각 Gaussian 확률밀도함수는 식 (9)와 같이 표현된다.

$$p(x|\omega_j, \theta) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma_j} \exp\left(-\frac{(x - \mu_j)^2}{2\sigma_j^2}\right) \quad (9)$$

여기서,  $\mu_j, \sigma_j^2$  는 각각  $j$  번째 Gaussian 성분의 평균과 분산을 나타낸다. 입력 데이터 집합  $x_n$ 이 주어졌을 때,  $j$  번째 Gaussian 혼합성분의 사후확률 (posterior probability)을 구하는 것이 필요하며, 식 (10)과 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} P(\omega_j|x_n, \theta) &= \frac{p(x_n|\omega_j, \theta)P(\omega_j|\theta)}{p(\omega_j|\theta)} \quad (10) \\ &= \frac{p(x_n|\mu_j, \sigma_j^2)\alpha_j}{p(x_n|\theta)} \end{aligned}$$

GMM의 추출은 EM 알고리즘에 의하여, Gaussian 분포를 갖는 각 성분의 평균, 분산 그리고 혼합가중치를 추정할 수 있다. 입력 데이터 집합  $x = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 에 대하여 최우추정(maximum likelihood estimation)으로  $\mu_j, \sigma_j^2$ , 그리고  $\alpha_j$ 의 추정치를 EM 알고리즘으로 추정할 수 있다. 식(11), (12), (13)은 각각 평균, 분산, 혼합가중치의 추정치를 나타낸다.

$$\hat{\mu}_j = \frac{\sum_{n=1}^N P(\omega_j|x_n, \theta)x_n}{\sum_{n=1}^N P(\omega_j|x_n, \theta)} \quad (11)$$

$$\hat{\sigma}_j^2 = \frac{\sum_{n=1}^N P(\omega_j|x_n, \theta)|x_n - \hat{\mu}_j|^2}{\sum_{n=1}^N P(\omega_j|x_n, \theta)} \quad (12)$$

$$\hat{\alpha}_j = \hat{P}(\omega_j) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N P(\omega_j|x_n, \theta) \quad (13)$$

본 논문에서 식 (11)~(13)을 사용하여 주변 환경 변화에 강건한 배경 영상을 추정하여 날씨 및 조도 변화에도 차량의 오검출이 없도록 한다.

### 3.2 Adaboost 알고리즘

본 논문에서는 도로에 설치된 CCTV 영상을 이용

하여 차량 객체를 검출하기 위해 Adaboost 알고리즘 [12]을 사용하였다. Adaboost 알고리즘은 약한 분류기 (Weak classifier)의 선형적인 결합으로 높은 검출 성능을 가지는 강한 분류기(Strong classifier)를 만드는 알고리즘이다. 강한 분류기를 만드는 약한 분류기는 식 (14)과 같이 차량의 특징을 나타내 주는 Haar-like 특징에 의해 생성된다. 식(14)에서  $j$ 는 특징 집합의 번호,  $f_j$ 는 검출된 특징 값,  $\theta_j$ 는 임계값,  $p_j$ 는 부호 결정 parity이다.

$$h_j(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } p_j f_j(x) < p_j \theta_j \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (14)$$

약한 분류기들의 훈련으로 만들어지는 강한 분류기는 식(15)와 같다.  $h_t(x)$ 는 약한 분류기이고,  $\alpha_t$ 는 약한 분류기의 가중치를 나타낸다. 그리고  $T$ 는 선택된 약한 분류기의 개수이다.

본 논문에서는 OpenCV에서 제공하는 프로그램인 haar training을 사용하여 분류기를 훈련시켰다. 372장의 차량 이미지와 400장의 비 차량 이미지를 사용하였다. 그림 2에 비 차량 및 차량 이미지의 대표 샘플 일부를 나타내었다. 분류기는 XML 파일로 저장되고 차량(객체)을 검출하는데 사용된다.

$$h(x) = \begin{cases} 1, & \sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x) \geq \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \alpha_t \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (15)$$

### 3.3 템플릿 매칭 기법

템플릿 매칭은 객체와 객체간의 유사도를 판단해서 두 개의 객체가 같은 것인지 다른 것인지를 판단하는 기법이다. 템플릿 매칭의 유사성(Similarity)을 찾는 방법 중에 비교적 계산량이 적고 빠른 SAD(Sum of Absolute Differences)[13]를 적용하였다. SAD는 유사도 계산에 있어서 최소비용을 가지는 값을 동일 영역으로 선택한다. 식(16)에서  $M \times N$  픽셀의 템플릿  $T$ (현재 프레임)와  $I$ (이전 프레임)를 이용해서 두 템플릿의 유사성을 계산한다.



(a)



(b)

그림 2. Haar 훈련 이미지  
 (a) 비 차량 이미지 (b) 차량 이미지  
 Fig. 2 Haar training image  
 (a) non-vehicle image (b) vehicle image

$$SAD = \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} |I_{i,j} - T_{i,j}| \quad (16)$$

Adaboost 알고리즘을 이용하여 검출된 차량의 크기는 일정하지 않다. 템플릿 매칭을 적용시키기 위해 먼저 검출된 차량의 이미지들을 16x16 픽셀로 정규화시켰다. 템플릿 매칭 적용 방법은 현재 프레임과 이전 프레임에서 검출된 차량을 비교하여 SAD를 구하고, SAD가 특정 임계치 이하일 때 같은 차량으로 판단한다. 임계치는 실험을 통해 결정하였다.

### III. 실험 및 결과

제안하는 알고리즘을 테스트하기 위해 동일한 실제 도로에서 맑은 날, 흐린 날, 비오는 날에 각각 촬영한 초당 25프레임의 320 x 240 의 유튜브 영상으로 실험하였다. Intel(R) Core(TM) i5-2500 CPU @ 3.30GHz, window7 PC를 사용하였으며 Visual Studio2010과 영상처리 공개 라이브러리인 OpenCV를 사용하여 구현하였다.

객관적인 테스트를 위해 기존 배경 추정 방법인 RGA, KDE 방법과 제안하는 방법을 비교하였다. 제안하는 배경추정 알고리즘을 사용하여 테스트한 결과에 대한 대표적인 샘플 영상은 그림 3과 같으며, 서로 다른 날씨별 영상에서 차량을 검출한 결과를 보여준다. 표 1은 테스트에 사용한 영상들의 파일 이름, 비디오 길이와 전체 프레임의 개수 등 세부 사양을 나타낸다.

표 1. 테스트 영상의 사양  
 Table 1. Specification for test video

File name	Video length	Video total frame
Sunny day	0:07:00	5,262
Cloudy day	0:06:10	9,262
Rainy day	0:04:57	3,723

표 2는 RGA, KDE, 그리고 GMM 배경 추정 방법의 계산량과 메모리 점유를 비교한 결과이다. 표 2에서 언급된 3가지 방법 중 가장 빠른 방법은 RGA 이며 각 픽셀에 대한 분류는 임계값과의 차이로 배경 모델 갱신을 위해 한 개 또는 두 개의 매개 변수를 적용시킨다. 이 시간 복잡도를 O(1) 로 정의한다[10]. 혼합 가우시안 모델은 O(m) 만큼의 시간 복잡도를 가진다. 여기서 m은 가우시안 분포의 수이며 보통 3~5 사이이다. 새로운 픽셀의 분류하기 위해 KDE 모델은 과거 n 프레임상에 중심을 둔 가우시안 커널 안에서 계산한다. 따라서 복잡도는 O(n) 이며 보통 100 정도이다. 메모리 점유도 시간 복잡도와 직관적으로 동일하다.

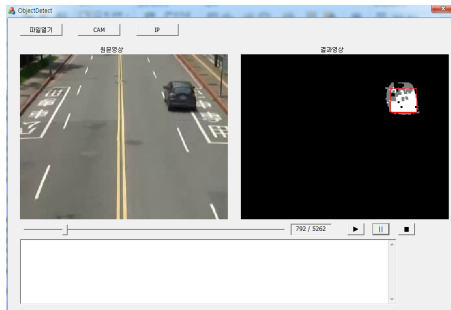
표 3과 표 4는 날씨별로 사용한 동영상내의 차량의 수를 기준으로 제안하는 방법과 기존 방법들의 차량 검출 성능을 비교한 표이다. 표 3의 차량의 수는 표 1에서 사용한 동영상 프레임 중 차량이 포함된 프레임을 기준으로 차량의 수를 육안으로 산정한 값이며, 차량의 수가 프레임 수보다 적은 것은 차량이 전혀 포함되어있지 않은 프레임도 일정부분 존재하기 때문이다. 표 4에서 제안하는 방법이 기존 방법보다 적게는 10.996% 높게 나타났으며, 많게는 13.289% 높게 나타나 평균 12% 이상 향상된 것을 확인할 수 있다.

표 2. 배경추정 방법들의 성능 비교  
Table 2. Performance comparison for background estimation methods

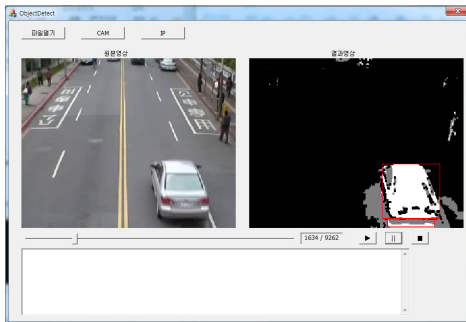
Method	Speed (time complexity)	Memory Requirement
Running Gaussian average	1	1
Mixture of Gaussian	m	m
Kernel density estimation	n	n

표 3. 제안 방법과 기존 방법 결과 비교(개수)  
Table 3. Comparison between proposed and conventional method(number)

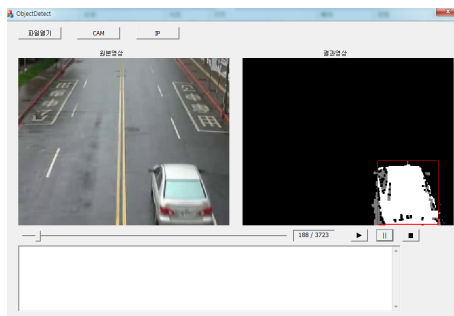
File name	RGA method		KDE method		Proposed method		total number of vehicle
	Missing	Success	Missing	Success	Missing	Success	
Sunny day	819	4,001	579	4,241	289	4,531	4,820
Cloudy day	1,467	5,938	1,074	6,331	578	6,827	7,405
Rainy day	966	3,346	665	3,647	393	3,919	4,312



(a)



(b)



(c)

그림 3. 제안 방법의 차량 검출  
(a) 맑은 날 (b) 흐린 날 (c) 비오는 날  
Fig. 3 Vehicle detection using proposed method  
(a) Sunny day (b) Cloudy day (c) Rainy day

표 4. 제안하는 방법과 기존 방법의 결과 비교(%)  
Table 4. Comparison between proposed and conventional method(%)

File name	RGA method		KDE method		Proposed method	
	Missing	Success	Missing	Success	Missing	Success
Sunny day	16.992	83.008	12.013	87.987	5.996	94.004
Cloudy day	19.811	80.189	14.504	85.496	7.806	92.194
Rainy day	22.403	77.597	15.422	84.578	9.114	90.886

## V. 결론

본 논문에서는 일반도로에서와 같이 조도변화, 날씨 변화 등 주변 환경 변화에 의해 차량 검출 성능이 저하되는 것을 개선한 차량 검출 방법을 제안하고 기존 방법과의 비교하였다. 제안하는 방법이 기존 방법보다 적게는 10.996% 높게 나타났으며, 많게는 13.289% 높게 나타나 평균 12% 이상 향상된 것을 다양한 날씨 상황에서 획득한 영상을 사용하여 확인할 수 있었다. 향후 눈이 내리는 상황 등 보다 다양한 상황에서도 검출 성능이 유지되는 지 추가 실험을 진행할 계획이다.

### 감사의 글

이 논문은 2012학년도 동의대학교 교내연구비에 의해 연구되었음 (과제번호2012AA203).

참고 문헌

[1] Saka, A. A. "Intelligent Transportation Systems (ITS) Education and Training : Why Progress is Slow", Third World Congress on Intelligent Transportation Systems, Orlando, Florida. 1996.

[2] Tamer Nadeem, Sasan Dashtinezhad, Chunyuan Liao, and Liviu Iftode, "TrafficView: A Scalable Traffic Monitoring System", IEEE International Conference on Mobile Data Management, pp. 13-26, 2004.

[3] Iwasaki, Y. and Kurogi, Y., "Real-time robust vehicle detection through the same algorithm both day and night", International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition, pp. 1008-1014, 2007.

[4] Zehang Sun, Bebis, G., and Miller, R., "On-road vehicle detection: a review", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 3, No. 5, pp. 694-711, 2006.

[5] Bao, Jingang Ying, Jiangqian Hayamizu, Satoru, "Development of traffic analysis system using GIS", The 2-nd International Conference on Information Science and Engineering (ICISE), pp. 3648-3652, 2010.

[6] Haixiang Zou Yang Yue Qingquan Li Yonghui Shi, "A spatial analysis approach for describing spatial pattern of urban traffic state", The 13th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC), pp. 557-562, 2010.

[7] K. Gyuyeong, K. Jaeho, K. Hyuntae, P. Jangsik, Y. Yunsik, "Vehicle Tracking Using Euclidean Distance", The journal of the Korea Institute of Electronic Communication Science, Vol. 7, No. 6, pp. 1293-1299, 2012.

[8] K. Gyuyeong, K. Hyuntae, P. Jangsik, Y. Yunsik, "Vehicle Tracking Based on Kalman Filter in Tunnel", Springer ISA 2011, CCIS vol. 200, pp. 250-256. 2011.

[9] K. Hyuntae, L. Geunhoo, P. Jangsik, Y. Yunsik, "Vehicle Detection in Tunnel using Gaussian Mixture Model and Mathematical Morphological Processing", The Journal of the Korea Institute of Electronic Communication Science, Vol. 7, No. 5, pp. 967-974, 2012.

[10] C. Stauffer and W.E.L. Grimson, "Adaptive background mixture models for real-time tracking", Proc.IEEE CVPR 1999, pp. 246-252, June, 1999.

[11] Massimo Piccardi, "background subtraction techniques a review", 2004 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, pp. 3099-3104, 2004

[12] P. Viola and M. Jones, "Rapid object detection using a boosted cascade of simple features", Proceedings IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, 2001.

[13] N. N. Dauoud, B. B. Samir, J. Janier, "Fast Template Matching Method Based Optimized Sum of Absolute Difference Algorithm for Face Localization," International Journal of Computer Applications, Vol. 18, No. 8, 2011.

저자 소개



**박근수(Keun-Soo Park)**

2000년 부산대 전자공학과(학사)  
 2002년 부산대 전자공학과(석사)  
 2007년 부산대 전자공학과(박사)  
 2007년 7월~2009년 9월 엘지전자

에어컨연구소

2009년 10월~현재 ㈜MnSA 개발팀장

※ 관심분야 : 신호처리, 음성 및 음향신호처리, 전력  
 통신



**김현태(Hyun-Tae Kim)**

1989년 부산대학교 전자공학과 졸업(공학사)

1995년 부산대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)

2000년 부산대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학박사)

2002년~현재 동의대학교 멀티미디어공학과 교수

※ 관심분야 : 영상 및 음향신호처리, 적응신호처리

