

차량의 부분 특징을 이용한 터널 내에서의 차량 검출 및 추적 알고리즘

김현태* · 김규영** · 도진규** · 박장식***

A Vehicle Detection and Tracking Algorithm Using Local Features of The Vehicle in Tunnel

Hyun-Tae Kim* · Gyu-Young Kim** · Jin-Kyu Do** · Jang Sik Park***

요 약

본 논문에서는 터널 내에서 차량의 운행 상태를 모니터링하기 위하여 차량 검출 및 추적 알고리즘을 제안한다. 제안하는 알고리즘은 세 단계로 이루어진다. 첫 단계는 배경추정으로 비교적 간단한 Running Gaussian Average (RGA)를 사용한다. 두 번째 단계는 차량검출 단계이며, Adaboost 알고리즘을 적용한다. 상대적으로 먼거리의 차량에 대한 오검출을 줄이기 위하여 차량의 높이별 부분 특징을 이용하여 차량을 검출한다. 물체의 부분 특징들이 임계값 이상이면 차량으로 분류한다. 마지막 단계는 차량추적 단계이며, Kalman 필터를 적용하여 이동하는 물체를 추적한다. 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 제안하는 알고리즘이 터널 내에서 차량 검출 및 추적에 유용한 것을 확인하였다.

ABSTRACT

In this paper, an efficient vehicle detection and tracking algorithm for detection incident in tunnel is proposed. The proposed algorithm consists of three steps. The first one is a step for background estimates, low computational complexity and memory consumption Running Gaussian Average (RGA) is used. The second step is vehicle detection step, Adaboost algorithm is applied to this step. In order to reduce false detection from a relatively remote location of the vehicles, local features according to height of vehicles are used to detect vehicles. If the local features of an object are more than the threshold value, the object is classified as a vehicle. The last step is a vehicle tracking step, the Kalman filter is applied to track moving objects. Through computer simulations, the proposed algorithm was found that useful to detect and track vehicles in the tunnel.

키워드

Adaboost Algorithm, Local Feature, Kalman Filter, Vehicle Detection
Adaboost 알고리즘, 부분 특징, Kalman 필터, 차량검출

* 동의대학교 멀티미디어공학과(주저자, htaekim@deu.ac.kr)

** ㈜에이치엠씨(nz90nz@naver.com, mhilt767@naver.com)

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

접수일자 : 2013. 06. 07

심사(수정)일자 : 2013. 07. 23

게재확정일자 : 2013. 08. 23

1. 서론

산업의 고도화가 진행되면서 고속도로 및 터널은 매일 수많은 사람과 물류의 이동 통로이며 도시들을 연결하는 중요한 역할을 한다. 터널건설은 2001년 528개소에 불과하던 것과 비교하여 2011년 12월말 기준 전국의 터널 수는 1,465개소로 937개소(177%)가 증가하였으며, 터널연장은 339km에서 1,052km로 714km(211%) 증가하였다[1]. 터널 건설의 증가는 터널 내 사고 상황에 대한 인지불가, 일방통행으로 인한 우회 불가능, 고속 주행에 따른 대형사고 발생과 대형사고로 인한 추가적인 대형사고의 확대의 위험성이 늘어났다. 터널 내에서 발생할 수 있는 사고를 조기 감지하고, 안전한 운영을 보장하기 위한 대책이 반드시 필요하며 많은 연구들이 진행되고 있다[2-7].

본 논문에서는 터널의 장대화에 따라 원거리에 위치한 CCTV 감시 카메라를 이용한 터널 내 사고 상황을 인지하기 위한 시스템을 제안한다. 원거리에서 차량 오검출을 감소시키기 위하여 차량의 높이별 부분 특징을 이용하여 Adaboost 알고리즘을 적용하고 차량추적에는 이동 물체추적에 용이한 Kalman 필터를 사용한다.

II. 제안하는 차량 검출 및 추적 알고리즘

제안하는 차량 검출 및 추적알고리즘은 그림 1과 같이 입력영상에 대하여 배경추정을 하고, 차량 검출을 위하여 차량의 부분 특징을 이용하고, 차량 추적을 위하여 Kalman 필터를 사용한다.

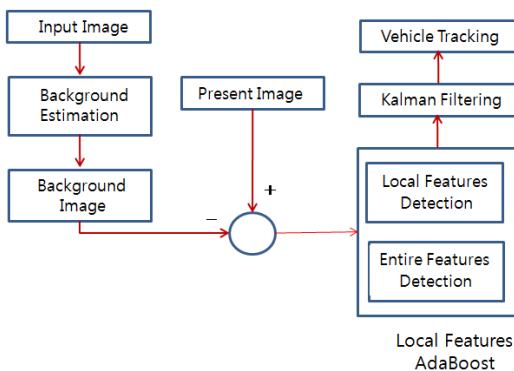


그림 1. 제안하는 전체 시스템 블록도
Fig. 1 Block diagram for proposed total system

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 가정으로 배경을 구성하는 방법이다[8].

프레임 t 에서 RGA의 평균은 다음과 같다.

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

여기서, μ_t 는 프레임 t 에서 평균값, I_t 는 시간 t 에서 프레임 영상이며, α 는 경험적 가중치 값이며 0과 1사이의 값을 사용한다. α 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 σ_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 [9].

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

여기서 M 은 전경이면 1, 배경이면 0을 갖는다. 이 방법은 선택적 배경 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 객체 부분 특징을 이용한 차량 검출

Adaboost 알고리즘은 Freund[10]가 제안한 부스팅(Boosting)의 한 방법이다. 여기서는 상대적으로 원거리에서 오검출을 감소시키기 위하여 부분 특징 Adaboost 알고리즘을 제안한다. 차량의 높이별 부분 특징을 하위 클래스로 분류하여 먼저 인식하고, 하위클래스에서 물체의 특징들이 임계값 이상이면 상위클래스에서 최종 차량으로 분류한다. 부분 특징에 대한 클래스 별 Adaboost 알고리즘 적용 구조는 그림 2와 같다.

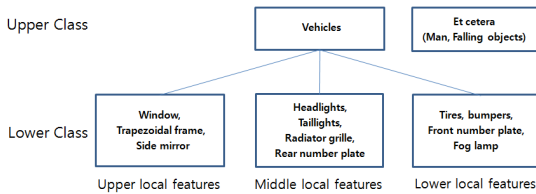


그림 2. 제안하는 부분 특징 Adaboost 알고리즘
Fig. 2 Block diagram for proposed hierarchical adaboost algorithm

실제 차량에 적용해보면, 그림 3의 이미지를 사용하여 그림 4와 같이 차량의 전면, 후면 이미지를 높이 별로 위, 중간 및 아래 세부분으로 특징을 세분화하여 차량의 부분별 특징을 먼저 인식하도록 하였다.



그림 3 차량의 앞, 뒤 이미지
Fig. 3 Images for front and rear of a vehicle

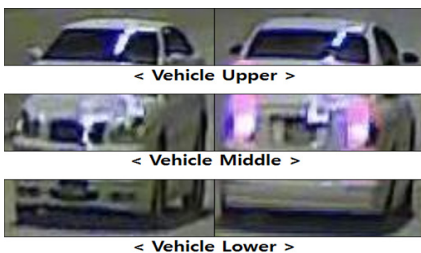


그림 4. 제안하는 부분 특징 Adaboost 알고리즘의 하위클래스 이미지
Fig. 4 lower class image for proposed local features adaboost

2.3 차량추적을 위한 Kalman 필터

Kalman 필터[11]의 기본 개념은 어떠한 시스템에서 측정된 값들이 존재할 경우, 이전 측정의 사후 확률(a posteriori probability)을 최대가 되도록 하는 시스템 상태 모델을 구축할 수 있다는 것이다. 이전에 측정된 값들을 모두 저장해두지 않고도 사후 확률을 최대화시킬 수 있다. 대신 시스템 상태에 대한 모델을 반복적으로 갱신하고, 다음 반복을 위해 해당 모델만 가지고 있으면 된다.

Kalman 필터의 이론적 구성을 위해 세 가지 가정이 사용된다. 첫 번째는 모델이 되는 시스템은 선형(linear)이다. 두 번째는 측정에 영향을 받는 잡음은 “백색(white)” 잡음이다. 세 번째는 잡음은 Gaussian 분포를 따른다. 첫 번째 가정은 시간(k-1)에서의 상태에 특정 행렬을 곱함으로써 시간 k에서 시스템의 상태를 구할 수 있음을 의미한다. 잡음이 백색이고 가우시안이라는 가정은 잡음이 시간에 따른 연관성이 없음을 의미하고, 잡음의 크기가 평균과 공분산에 의해 정확하게 모델링될 수 있음을 의미한다. 즉 잡음 모델은 1차 또는 2차 모멘트를 이용하여 완벽하게 기술할 수 있다.

이전 측정의 사후 확률을 최대화 시킨다는 의미는 불확실성(uncertainty)을 가지는 이전 모델과 불확실성을 가지는 새로운 측정을 모두 고려하여 생성한 새 모델이 올바른 모델일 확률이 가장 높다는 것을 말한다. 세 가지 가정을 갖는 Kalman 필터는 서로 다른 시간에 같은 소스 또는 다른 소스에서 얻어진 데이터를 결합하는 최상의 방법이라고 할 수 있다. 일단 알고 있는 정보가 존재하고, 이 후 새로운 정보를 획득하면, 이전의 정보와 새로운 정보의 확실성에 근거하여 각각의 정보에 가중치를 부여한다. 그리고 두 정보의 가중치 조합을 이용하여 이미 알고 있는 정보를 갱신할 것인지를 결정한다.

$$x_k = Fx_{k-1} + Bu_k + w_k \quad (5)$$

식(5)에서 x_k 는 상태를 나타내는 n 차원 벡터이고, F 는 전이행렬(transfer matrix)로 불리는 $n \times n$ 행렬이다. 새로 나타난 벡터 u_k 는 제어 입력(control input)으로 부르는 c 차원 벡터이며, 시스템 외부 제어를 제공하는 역할을 한다. B 는 $n \times c$ 행렬이며, 제어 입력과 상태 변환의 관계를 규정한다. 벡터 w_k 는 보통

프로세스 잡음(process noise)이라고 부르는 랜덤 변수(random variable)이며, 시스템의 실제 상태에 직접적인 영향을 주는 임의의 사건이나 힘과 관련되어 있다. 위 식에서 w_k 는 가우시안 분포 $N(0, Q_k)$ 을 따른다고 가정하고, 여기서 Q_k 는 $n \times n$ 공분산행렬이다. Q 는 시간에 따라 변할 수도 있지만 대부분의 경우 고정되어 있다.

일반적으로 측정치 z_k 는 상태 변수 x_k 의 직접적인 측정일 수도 있고 아닐 수도 있다. 이러한 상황을 고려하여 m 차원 측정치 벡터 z_k 를 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$z_k = H_k x_k + v_k \tag{6}$$

식 (6)에서 H_k 는 $m \times n$ 행렬이고, v_k 는 측정 오차(measurement error)이다. 측정 오차 또는 가우시안 분포 $N(0, R_k)$ 을 따른다고 가정하고, 여기서 R_k 는 $m \times m$ 공분산 행렬이다.

자동차의 상태는 두 개의 위치 변수 (x, y)와 두 개의 속도(v_x, v_y)로 표현 할 수 있다. 이 네 개의 변수는 상태 벡터 x_k 의 원소가 된다. 이 경우, F 행렬의 형태는 다음과 같다.

$$x_k = \begin{bmatrix} x \\ y \\ v_x \\ v_y \end{bmatrix}, F = \begin{bmatrix} 1 & 0 & dt & 0 \\ 0 & 1 & 0 & dt \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{7}$$

그러나 카메라를 이용할 경우, 차의 위치 정보만 측정이 가능하다. 그러므로 측정 벡터는 다음과 같이 정의된다.

$$z_k = \begin{bmatrix} z_x \\ z_y \end{bmatrix} \tag{8}$$

그리고 행렬 H 는 다음과 같은 형태가 된다.

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \tag{9}$$

일반적으로 자동차가 동일한 속도로 움직이고 있다고 확신할 수는 없으며, 이를 반영하기 위하여 Q_k 의 값을 잘 설정해주어야 한다. 또는 자동차의 위치를 얼마나 정확하게 측정하였는지를 고려하여 R_k 의 값도 설정 해주어야 한다. 사전 추정은 식 (10)과 같이 구해진다.

$$x_k^- = Fx_{k-1} + Bu_{k-1} + w_k \tag{10}$$

뺄셈 부호(-)는 새로운 측정치가 들어오기 바로 직전의 시간을 의미한다. 오차 공분산은 P_k^- 를 사용하여 나타낸다. 시간 k 에서 오차 공분산의 사전 추정은 $(k-1)$ 시간에서의 값을 이용하여 구한다.

$$P_k^- = FP_{k-1}F^T + Q_{k-1} \tag{11}$$

식 (11)은 Kalman 필터에서 예측을 하는 부분으로, 이전에 알고 있는 것들을 근거로 예측을 한다. 이 식으로부터 Kalman 이득을 유도할 수 있다. Kalman 이득은 기존에 알고 있는 것과 새로 들어온 정보 사이의 가중치를 어떻게 설정할 것인지를 나타낸다.

$$K_k = P_k^- H_k^T (H_k P_k^- H_k^T + R_k)^{-1} \tag{12}$$

III. 실험 및 결과

제안하는 알고리즘을 구현하기 위해 실제 터널을 촬영한 초당 30프레임의 1280 x 720 영상으로 실험하였다. Intel(R) Core(TM) i5-2500 CPU @ 3.30GHz, window7 PC를 사용하였으며 Visual Studio2010과 영상처리 공개 라이브러리인 OpenCV를 사용하여 구현 하였다.

성능평가의 정확성을 높이기 위해서 A터널 주간, 야간 및 B터널 주간 영상을 이용하여 테스트를 진행하였다. 각 영상들의 터널 구조와 조명은 그림 5와 같다.



(a) Tunnel 'A' at night time

(b) Tunnel 'A' at daytime



(c) Tunnel 'B' at daytime

그림 5. 조명 및 카메라 위치에 따른 테스트 터널 환경

Fig. 5 Tunnel environments for test according to lights and camera location

표 1은 테스트에 사용한 영상들의 파일 이름, 비디오 길이와 전체 프레임의 개수 등 세부 사양을 나타낸다. 그림 6은 제안하는 방법을 사용하여 차량을 검출한 결과를 터널 영상마다 보여준다. 여기서 빨간색, 초록색 및 파란색 사각형은 각각 위, 중간과 아래의 검출 결과를 나타낸다. 또한 위, 중간, 아래 중 두 부분이상 임계값이상으로 검출되면 차량으로 검출된 것으로 판단한다.

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

File name	Video length	Video total frame
Tunnel 'A' at night time 1	0:11:05	19,932
Tunnel 'A' at daytime 1	0:42:03	75,612
Tunnel 'A' at daytime 2	1:03:00	113,310
Tunnel 'B' at daytime 1	0:36:33	65,682
Tunnel 'B' at daytime 2	0:05:32	9,966

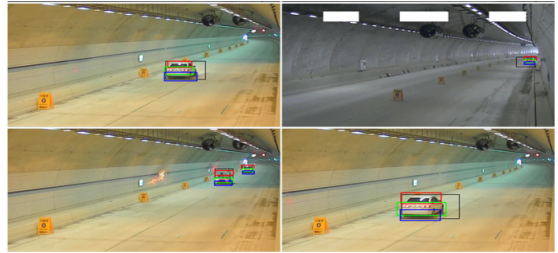
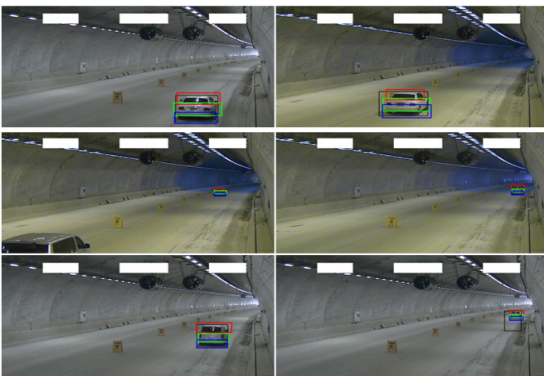


그림 6. 제안 방법의 정확한 차량 검출

Fig. 6. Accurate vehicle detection using proposed method

표 2는 제안하는 방법과 차량 전체 특징에 대해서만 Adaboost를 적용한 기존 방법의 비교결과를 나타낸다. 표 2에 언급한 숫자는 비디오 영상내에 등장한 차량 수를 나타낸다. 표 2의 정확도를 보기 위하여 퍼센트(%)로 나타낸 것이 표 3이다. 제안하는 방법은 기존 방법보다 많은 "B터널주간 1"에서 12.97 % 높게 나왔으며, 작게는 "B터널 주간 2"에서 0.505 % 높게 나왔다.

표 2. 제안 방법과 기존 방법 결과 비교(개수)
Table 2. Comparison between proposed and conventional method(number)

File name	conventional training method		Proposed method		total number of vehicle objects
	Missing	Success	Missing	Success	
Tunnel 'A' at night time 1	2,238	9,600	786	11,052	11,838
Tunnel 'A' at daytime 1	390	20,478	30	20,838	20,868
Tunnel 'A' at daytime 2	4,464	16,386	1,062	19,788	20,850
Tunnel 'B' at daytime 1	2,226	12,300	342	14,184	14,526
Tunnel 'B' at daytime 2	174	1,014	168	1,020	1,188

표 3. 제안하는 방법과 기존 방법의 결과 비교(%)
Table 3. Comparison between proposed and conventional method(%)

File name	conventional training method		Proposed method	
	Missing	Success	Missing	Success
Tunnel 'A' at night time 1	18.905	81.094	6.639	93.360
Tunnel 'A' at daytime 1	1.869	98.131	0.143	99.856
Tunnel 'A' at daytime 2	21.410	78.589	5.093	94.906
Tunnel 'B' at daytime 1	15.324	84.675	2.354	97.645
Tunnel 'B' at daytime 2	14.646	85.353	14.141	85.858

그림 7과 8은 “A터널 야간1” 영상을 이용하여 CAM-Shift 알고리즘, Kalman 필터를 각각 적용하여 차량을 추적하고, 차량의 진행 과정에 대한 추적 궤적을 나타낸 그래프이다. “A터널 야간1”에서 CAM-Shift 알고리즘을 적용한 경우 예측값에서 작은 오차들이 발생하였다. 제안하는 알고리즘은 모든 터널환경에서 실제측정값과 거의 유사한 추적 궤적을 보여주는 것을 확인하였다.

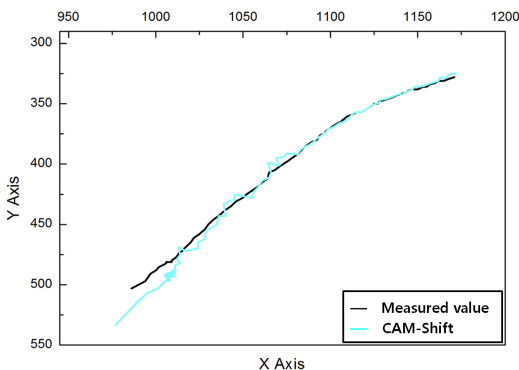


그림 7. “A터널 야간1”에서 CAM-Shift 위치 추적 궤적
Fig. 7 Trajectory tracking using CAM-Shift with “tunnel 'A' at night time 1”

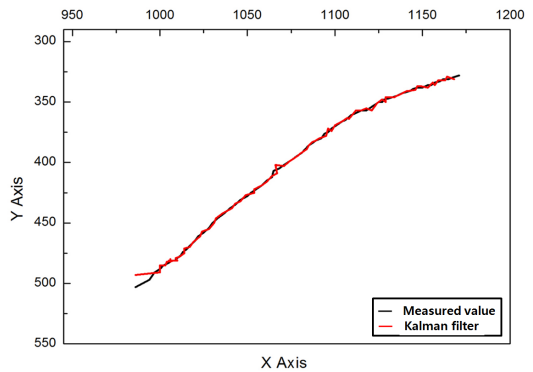


그림 8. “A터널 야간1”에서 Kalman 필터 위치 추적 궤적
Fig. 8 Trajectory tracking using Kalman filter with “tunnel 'A' at night time 1”.

V. 결론

본 논문에서는 터널 내에서 발생하는 유고 상황을 모니터링하기 위한 효율적인 차량 검출 및 추적 알고리즘을 제안하였다. 제안하는 부분 특징 Adaboost 알고리즘을 이용하여 기존의 Adaboost보다 차량 검출 성공률이 최대 12.98 %, 최소 0.505 % 증가하였다. 따라서 터널 안의 먼거리 차량 인식에 부분 특징 Adaboost 알고리즘 방법이 효과적인 것을 확인할 수 있었으며 이와 연동한 Kalman 필터를 이용한 차량 추적도 모든 터널환경에서 실제측정값과 거의 유사한 추적 궤적을 보여 차량의 추적에서도 우수한 성능을 보여주는 것을 확인하였다.

감사의 글

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

참고 문헌

[1] http://www.index.go.kr/egams/stts/jsp/potal/stts/PO_STTS_IdxMain.jspidx_cd=1213&bbs=INDX_001&clas_div=A
[2] T. Vaa, M. Penttinen and I. Spyropoulou.

“Intelligent transport systems and effects on road traffic accidents: state of the art”, Intelligent Transport Systems, IET Vol. 1, pp. 81-88, 2007.

[3] Shee Eng Tan, Yit Kwong Chin, Bih Lii Chua and Teo, K.T.K. “Performance Analysis of Intelligent Transport Systems (ITS) with Adaptive Transmission Scheme”, Computational Intelligence, Communication Systems and Networks (CICSyN), Fourth International Conference, pp. 418-423, 2012.

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

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

[6] 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.

[7] P. Jangsik, K. Hyuntae, Y. Yunsik, “Video Based Fire Detection Algorithm using Gaussian Mixture Mode”, The Journal of the Korea Institute of Electronic Communication Science, Vol. 6, No. 2, pp. 206-211, 2011.

[8] C. Wren, A. Azarhayejani, T. Darrell, and A.P. Pentland, “Pfinder: real-time tracking of the human body”, IEEE Trans. on Pattern Anal. and Machine Intelligence, Vol. 19, No. 7, pp. 78, 1997.

[9] D. Koller, J. Weber, T. Huang, J. malik, G. Ogasawara, B. Rao, and S. Russell, "Towards Robust Automatic Traffic Scene Analysis in Real-time", Proc. ICPR'94, pp. 126-131, Nov. 1994.

[10] Y. Freund, R.E. Schapire, “Experiments with a new boosting algorithm”, In Proceedings of the IEEE International Conference of Machine Learning, pp. 148-156, 1996.

[11] P.L.M Bouttefroy, A. Bouzerdoum, S.I. Phung, A. Beghdadi, “Vehicle Tracking by non-Drifting Mean-shift using Projective Kalman

Filter”, Intelligent Transportation System, 2008. ITSC 11th International IEEE Conference on, pp. 61-66, Oct. 2008.

저자 소개

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



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
 2013년~현재 (주)에이치엠씨 기업부설연구소 소장
 ※ 관심분야 : 영상압축 전송, 영상처리 및 인식, 임베디드시스템



도진규(Do Jin-Kyu)

2011년 동의대학교 수학과 졸업(이학사) 멀티미디어공학 복수전공
 2013년 동의대학교 대학원 디지털미디어공학과 졸업(공학석사)
 2013년~현재 (주)에이치엠씨 기업부설연구소 연구원
 ※ 관심분야 : 영상처리 및 인식, 임베디드시스템



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