

논문 2010-47CI-1-5

HSI 고유칼라 모델과 불변 모멘트를 이용한 교통 표지판 검출 방법

(Traffic Sign Detection Using The HSI Eigen-color model and
Invariant Moments)

김종배*, 박정호*

(JongBae Kim and JungHo Park)

요약

차량 운전자 지원을 위한 연구에서 도로상에 위치한 교통 표지판은 운전자에게 아주 중요한 정보임에 틀림없다. 따라서 주행 중인 차량에서 획득한 영상으로부터 실시간으로 교통 표지판을 검출하여 운전자에게 그 정보를 제공한다면 안전운전에 큰 도움이 될 것이다. 하지만 주행 중인 차량으로부터 획득한 영상에는 차량과 노면의 진동에 의해 획득된 영상에 흐림 현상이 발생하고 또한 노이즈들이 포함되어 있어 정확한 표지판 검출이 어려운 문제점이 있다. 게다가 영상 획득을 위한 촬영 각도나 날씨 등에 의해 교통 표지판의 고유한 색상과 모양이 서로 다르게 표현되는 문제점이 발생한다. 이를 해결하기 위해 본 논문에서는 도로 환경과 같은 다양한 조도 변화가 포함된 교통 표지판 영상들로부터 고유색상 정보를 분석하고 HSI 고유칼라 모델을 생성하고 이를 이용하여 교통 표지판의 후보 영역을 검출한다. 그리고 모양정보 분석을 위해 교통 표지판의 고유한 형태학적 정보를 표현할 수 있는 불변 모멘트 특징정보를 추출하여 SVM을 통해 최종 교통 표지판 영역을 검출하는 방법을 제안한다. 제안한 방법을 도로에서 획득한 영상에서 실험한 결과, 교통 표지판 검출율은 91%, 그리고 프레임당 처리 시간은 0.38초이며, 제안한 방법은 실시간 지능형 교통 안내 시스템에 유용하게 적용될 수 있다.

Abstract

In the research for driver assistance systems, traffic sign information to the driver must be a very important information. Therefore, the detection system of traffic signs located on the road should be able to handel real-time. To detect the traffic signs, color and shape of traffic signs is to use the information after images obtained using the CCD camera. In the road environment, however, using color information to detect traffic sings will cause many problems due to changes of weather and environmental factors. In this paper, to solve it, the candidate traffic sign regions are detected from road images obtained in a variety of the illumination changes using the HSI eign-color model. And then, using the invariant moment-based SVM classifier to detect traffic signs are proposed. Experimental results show that, traffic sign detection rate is 91%, and the processing time per frame is 0.38sec. Proposed method is useful for real-time intelligent traffic guidance systems can be applied.

Keywords : eigen-color model, invariant moments, driver assistance system, svm

I. 서론

최근 도로 교통 표지판의 자동 검출 및 인식은 지능형 운전자 지원 시스템에 중요한 요소로 자리 잡고 있

다^[1~5]. 교통 표지판은 운전자의 시인성을 높이기 위해 주위 환경과 쉽게 구분될 수 있도록 정해진 색상과 모양으로 설계되어 도로에 설치된다. 하지만 교통 표지판의 색상과 모양은 운전자의 시야각, 주위 밝기, 안개, 그늘, 날씨 등에 의해 서로 다른 색상과 모양을 나타내게 된다. 더구나, 만약 자동차에 설치된 영상 획득 장치를 통해 교통 표지판을 획득하게 되면 자동차의 떨림으로

* 정희원, 서울디지털대학교 컴퓨터공학부
(Dept. of Computer Eng., Seoul Digital University)
접수일자: 2009년12월16일, 수정완료일: 2010년1월11일

획득된 영상의 흐림 현상(motion blur) 발생과 물체의 크기, 그리고 모양이 서로 다르게 표현되는 문제가 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 많은 연구자들이 환경 변화에 강인한 교통 표지판 검출 연구를 수행하고 있다. 대부분의 연구들에서는 교통 표지판의 색상과 모양 기반의 연구가 주류를 이루고 있다. 색상 기반의 교통 표지판 검출 연구에는 RGB 및 HSI 칼라 모델 기반의 영상 분할 방법을 적용하여 교통 표지판과 유사한 영역을 검출하는 방법이 대부분이다^[6~8]. 이는 영상의 색상 정보를 바탕으로 교통 표지판이 일정한 색상 분포를 가지고 있다는 특성에 기인한 것이다. 단, 영상내의 색상 변화가 급격하지 않다는 전제 조건하에 수행된 것이라 조도 변화나 같은 환경 변화에 적응적으로 대응하지 못하는 문제점이 존재한다. 따라서 이를 보완하고자 칼라 정규화 과정을 거친 색상 정보로부터 self-organising map(SOM) 필터링을 통해 표지판 후보 화소를 검출하고 이를 입력으로 하는 신경망을 사용한 표지판 검출 방법^[9~10], 칼라 히스토그램의 기울기를 입력으로 하는 SVM을 이용한 검출 방법^[11], 그리고 칼라 영상 분할 방법을 적용하여 교통 표지판을 검출 방법^[12]이 있다. 하지만 이 방법들은 계산 시간의 소모로 인해 실시간 적용에는 여러 어려움이 존재한다. 그리고 모양 정보 기반의 표지판 검출 방법들은 에지 정보에 기반을 둔 매칭 방법이 많이 연구되었다^[13~15]. 에지 정보의 기울기와 분포 정도의 임계치를 두어 후보 영역을 검출하고 사전에 정의된 표지판 모양과 유사성 비교를 수행한 후 최종 교통 표지판을 검출하는 방법이 개발되었다^[15]. 하지만 에지 정보 역시 영상의 밝기 변화에 가변적으로 변화함으로써 실제 적용에는 여러 한계점이 존재한다. 그 외 연구로는 색상과 모양 정보의 결합으로 상기 언급된 문제점들을 해결하고자하는 연구들이 나타나게 되었다. 색상 정보를 통해 교통 표지판의 후보 영역을 검출하고 사전에 학습된 모양 정보를 후보 영역에 대응시킴으로써 유사성이 가장 높은 영역을 표지판 영역으로 검출하는 연구가 개발되었다^[2~3, 8, 15]. 하지만 근본적으로 조도 변화와 같은 환경 변화에 적응적으로 대응 가능한 색상 및 모양 특징 정보로부터의 표지판 검출 연구가 필요하다. 그러므로 환경 변화에도 불구하고 물체에 대한 고유한 색상과 형태학적 정보를 표현하는 특징 값이 필요하다. 따라서 본 논문에서는 기존 연구들에서 발생한 문제점들을 해결하기 위해 다양한 조도 환경하에서 교통 표지판이 가지는 칼라 공간을 분석하여 고유

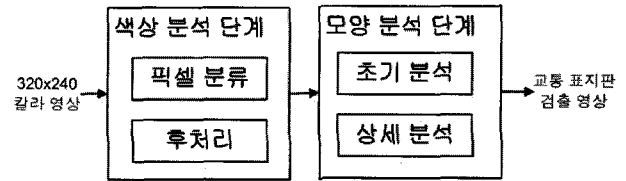


그림 1. 제안한 방법의 흐름도

Fig. 1. Flowchart of the proposed method.

칼라 공간으로 변환하고 이 공간으로부터 고유크랄라 모델을 생성한다. 그리고 생성된 고유크랄라 모델로부터 표지판 후보 영역을 검출한다. 마지막으로 표지판 유무 판별을 위해 물체에 대한 고유한 특징 정보의 표현이 가능한 웨이블릿 불변 모멘트^[16]를 입력하는 SVM을 통해 표지판을 검증하는 방법을 제안한다. 본 논문에서 제안한 방법의 흐름도는 그림 1과 같다.

그림 1에서 첫 번째 단계로 입력된 영상에서 고유크랄라 모델을 적용하여 표지판 후보 화소들을 분류한다. 그리고 후처리 과정을 통해 후보 영역을 검출한다. 두 번째 단계로 검출된 후보 영역의 경계선 정보를 이용한 초기 분석 단계를 수행하고 마지막으로 상세 분석 단계에서 검출 영역의 웨이블릿 불변 모멘트 값을 입력으로 하는 SVM을 사용하여 최종 교통 표지판 영역의 검출과 분류를 수행한다. 본 논문의 구성은 II장에서 제안한 방법의 색상 분석 단계를 설명하고, III장에서는 교통 표지판 모양 분석을 위한 단계에 관해 설명한다. 그리고 실험 결과는 IV장에서 보이며, 마지막으로 V장에서 결론을 맺는다.

II. 색상 분석 단계

본 단계는 칼라 영상을 입력으로 하고 고유크랄라 모델을 사용하여 교통 표지판 색상을 포함하고 있는 영역을 이진영상으로 출력한다. 이를 위해 입력 영상의 한 화소가 본 단계에서 검출하고자하는 색상 값인지를 쉽고 빠르게 판별하기 위해 입력 영상의 색상 공간을 검출하고자하는 해당 영역과 비영역인 두 부류의 색상 공간으로 변환할 수 있다면 가능할 것이다. 이러한 변환은 서로 다른 부류 색상 집합들과 쉽게 구분되어야 함으로 가능한 해당 부류의 색상 공간 특징 정보들 사이의 분산이 커야 함을 의미한다. 이를 위해 Ohta^[17] 방법과 같이 색상 공간내의 칼라 히스토그램 분포를 주성분분석 방법을 사용하여 공분산 행렬 Σ 을 계산한 후, 고유벡터(eigenvectors)와 고유값(eigenvalues) λ_1 , λ_2 , 그리고 λ

$\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3$)를 추출한다. 추출된 고유벡터들을 통해 입력 영상의 색상 공간을 식 (1)과 같이 weight 벡터(W)를 사용하여 X_1, X_2 , 그리고 X_3 고유 칼라 특징 공간으로 변환한다.

$$X_i = \omega_{H_i} \times H + \omega_{S_i} \times S + \omega_{R_i} \times I, \quad (1)$$

$$\|W_i\| = 1, i = 1, 2, 3$$

여기서 $W_i = (\omega_{H_i} \omega_{S_i} \omega_{R_i})^t, i=1, 2, 3$ 은 고유값 λ_i 에 대응하는 공분산 행렬 Σ 의 고유 벡터들이다. 그러므로 X_1 은 입력 데이터들에서 가장 큰 분산을 가지고 있는 특징 정보를 의미한다. 그러므로 고유칼라 모델은 영상의 HSI 색상공간을 X_1, X_2 , 그리고 X_3 특징 공간으로 변환하여 유추한다. 본 단계에서 특징정보 생성을 위해 사용한 칼라 공간은 조도 변화에 영향을 최소화 할 수 있는 특성을 가지고 있는 HSI 칼라 모델을 사용한다.

1. 고유 칼라 모델

고유칼라 모델은 색상 정보들의 통계학적 선형 분포를 나타낸 모델로써 모델 생성 과정에 있어서 조도의 반사, 날씨, 촬영 각도 등에 대한 어떠한 사전 정보가 필요하지 않는다는 특징을 이용한 것이다^[3, 17]. 즉 입력 영상들로부터 이들이 가지는 색상의 분포를 표현하고 이 분포가 가지는 변량들의 분산을 줄이기 위해서 의미 없는 변량의 집합으로 기준 축을 변환하여 특징 벡터를 재배치하는 것이 주성분 분석 방법의 특징이다^[18]. 본 단계에서는 교통 표지판의 고유색상 모델 분석을 위해서 사전에 획득한 표지판 영상들을 HSI 칼라 공간으로 변환하고, 변환된 칼라 벡터들로부터 공분산 행렬을 계산하여 고유벡터와 고유값을 획득한다. 그림 2는 교통 표지판의 색상 분석을 위해 사용한 학습 영상들이다. 그림 2와 같이 표지판 영상이 가지는 색상은 4가지 색상 클래스로 분류되는 종류로는 녹색, 푸른색, 빨간색, 그리고 노란색으로 표현된다. 따라서 각 색상에 따른 4가지의 고유칼라 모델을 생성한다. 고유칼라 모델 생성을 위한 과정은 먼저 학습을 위해 입력된 영상들의 크기를 각 클래스별 영상들의 평균 가로와 세로 크기로 정한다. 그리고 정규화된 학습 영상을 조도의 영향을 최소화 할 수 있는 HSI 칼라 공간으로 변환하고 각 학습 영상들이 가진 각 채널들의 칼라 히스토그램(hist)을 이용하여 공분산 행렬을 계산한다. 즉 i 클래스에 m 개의 학습 영상이 존재할 때 m 개의 공분산 행렬, $\Sigma_i = \text{COV}(\text{hist})_i^n$ 을 계산할 수 있다. 그리고 계산된 n 개의



그림 2. 고유칼라 모델 생성을 위한 학습 영상
Fig. 2. Examples of training image for eigen-color model.

공분산 행렬로부터 칼라 특징 벡터의 변동량이 최대가 되는 축의 순서대로 제 1, 2, 3 주축의 고유값에 해당하는 고유벡터들을 획득한다. 이때 고유벡터들의 절대값 합이 1이 되도록 정규화 한다. m 개의 학습 영상들에서 계산된 $m \times v \times c$ 개의 고유벡터들로부터 고유칼라 특징 벡터인 weight 벡터 W 를 추정한다. 여기서 v 는 고유값 $\lambda_i(i=1,2,3)$ 에 대응하는 공분산 행렬 Σ 의 고유벡터 개수를 의미하고, c 는 칼라 채널의 개수를 의미한다. 고유칼라 특징 벡터 W 는 칼라 모델에서 고유벡터를 추정하기 위해 c 개의 칼라 채널을 가진 m 개의 학습 영상에서 v 개의 고유값에 대응하는 고유벡터를 계산하고 식 (2)와 같이 임의의 칼라 채널의 고유 벡터값에서 m 개의 서로 이웃하는 고유벡터의 차이가 ± 0.2 보다 작은 벡터값을 가진 학습 영상의 개수가 전체 학습 영상 개수 대비 50% 이상일 때 해당 고유벡터들의 평균값을 고유칼라 특징 벡터로 추정한다. 따라서 고유칼라 특징 벡터 W 는 $v \times c$ 개만큼 추정할 수 있다. x_i 는 i 번째 학습영상이 가지는 고유 벡터이다.

$$i = 1, \dots, m$$

$$\text{diff}(i) = \begin{cases} 1 & \text{if } |x_i - (x_{i+1})| \geq 0.2 \\ 0 & \text{other} \end{cases} \quad (2)$$

$$\text{mean}(\forall x_i, \text{diff}(i) = 1)$$

$$= \text{if} \left(\frac{\text{co}(\text{diff}(\forall i) = 1)}{m} \right) \geq 0.5$$

표 1. 칼라 모델에 대한 고유 벡터
Table 1. Eigenvectors of each color model.

실험영상	HSI 칼라 공간								
	ω_{H1}	ω_{S1}	ω_{I1}	ω_{H2}	ω_{S2}	ω_{I2}	ω_{H3}	ω_{S3}	ω_{I3}
1	-0.0497	-0.4627	0.4876	0.0886	0.4630	0.4484	0.8384	-0.1267	-0.0349
2	-0.0860	-0.4903	0.4237	0.0307	0.4464	0.5228	0.8456	-0.1101	0.0443
3	-0.0777	-0.5187	0.4036	0.0284	0.4227	0.5488	0.8631	-0.1026	0.0343
4	-0.0890	-0.4232	0.4878	0.0584	0.4985	0.4431	0.8310	-0.1310	0.0380
5	-0.0437	-0.4676	0.4887	0.0421	0.4876	0.4703	0.9146	-0.0821	0.0033
6	-0.0714	-0.4340	0.4946	0.1256	0.4560	0.4184	0.7813	-0.1766	-0.0421
7	-0.0102	-0.5286	0.4612	0.8261	0.0725	0.1014	-0.0962	0.4221	0.4817
8	-0.0203	-0.4276	0.5522	0.1723	0.4629	0.3648	0.7116	-0.1773	-0.1111
9	-0.0340	-0.5341	0.4319	0.0429	0.4264	0.5307	0.9123	-0.0713	-0.0164
10	-0.0552	-0.5067	0.4382	0.0405	0.4426	0.5169	0.9009	-0.0914	0.0077
11	-0.1086	-0.4401	0.4513	0.6522	-0.2556	-0.0923	0.2066	0.3766	0.4169
12	-0.0406	-0.4953	0.4641	0.0573	0.4536	0.4891	0.8892	-0.0913	-0.0196
13	-0.0473	-0.4410	-0.5118	0.1040	0.4761	0.4198	0.8164	-0.1391	-0.0445
14	-0.0380	-0.6086	0.3533	0.0955	0.3285	0.5760	0.8217	-0.0980	-0.0803
15	-0.1271	-0.4880	0.3849	-0.5079	-0.1430	-0.3491	-0.3244	-0.3451	-0.3305
$mean(x_i, diff(i)=1)$	-0.0599	-0.47555	0.3874	0.1317	0.4182	0.4790	0.8438	-0.1164	-0.0184

표 1은 학습 영상들로부터 획득한 고유벡터들을 표시하였으며 입력 칼라 영상에서 HSI 칼라 모델을 변환하여 고유 벡터들을 계산한 것이다. 총 100개의 학습 영상의 고유벡터 결과를 그림 3과 같이 3차원 도식화하여 표현하였다. 고유칼라 모델은 학습영상을 가장 잘 표현할 수 있는 고유벡터를 weight 벡터로 추출한다. 그림 3으로부터 학습 영상들간의 고유벡터의 변화가 가장 적은 부분이 학습 영상들의 가장 대표할 수 있는 값으로 간주한다. 그림 3에서는 weight 벡터, ω_{S1} , ω_{I1} , ω_{S2} , ω_{I2} , 그리고 ω_{H3} 고유벡터 축이 다른 영영에 비해 다소 영향이 적은 부분임을 확인할 수 있다. 단, 고유벡터가 0에 가까운 부분은 제외하였고 음수 고유벡터는 절대값으로 표현하였다. 결국 표 1로부터 weight 벡터 추정 과정을 통해 획득한 고유값($\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3$)에 대응하는 각 칼라 채널당 평균 고유벡터는 $\lambda_1 = [-0.0599, -0.4755, 0.3874]$, $\lambda_2 = [0.1317, 0.4182, 0.4790]$, 그리고 $\lambda_3 = [0.8438, -0.1164, -0.0184]$ 와 같다. 따라서 weight 벡터 $W (\|W\| = 1)$ 는 $W_1 = (0, -\frac{1}{2}, \frac{1}{2})$, $W_2 = (0, \frac{1}{2}, \frac{1}{2})$, 그리고 $W_3 = (1, 0, 0)$ 과 같이 표현할 수 있다. 결국 weight 벡터로부터 교통 표지판 색상을 다른 색상들과 효율적으로 구분 가능한 칼라 특징 공간(u, v)으로 변환

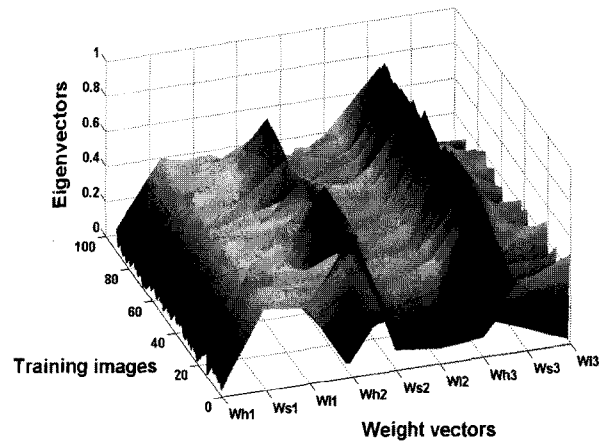


그림 3. 학습영상의 고유벡터
Fig. 3. Eigenvectors of training images.

표 2. 고유 벡터 모델에 따라 칼라 특징 공간으로 변환

Table 2. Color feature spaces of eigen-color model.

칼라 모델	칼라 특징 공간
1	$u = \frac{I-S}{2}, v = \frac{S+I}{2}$
2	$u = \frac{I-S}{2}, v = H$
3	$u = \frac{S+I}{2}, v = H$

이 가능하고 이를 고유칼라 모델 표 2와 같이 3가지 경우로 표현 할 수 있다.

2. 화소 분류 및 후처리

입력 영상으로부터 고유칼라 모델을 사용하여 교통 표지판 후보 영역들을 검출하기 위해서는 입력 칼라 벡터를 u, v 고유 칼라 특징 벡터로 변환한 후 교통 표지판 화소 영역을 효율적으로 구분하기 위한 방법이 필요하다. 따라서 교통 표지판 색상을 가진 화소들을 배경으로부터 효율적으로 구분하기 위해 본 단계에서는 타원형 가우시안 그래프를 사용한다. 가우시안 그래프 중심점(Cx, Cy)과 분산은 교통 표지판에 해당하는 화소들의 두 고유벡터 u, v 분포의 평균 좌표값과 공분산이다. 따라서 두 영역의 분류 기준은 타원형 가우시안 분포가 가진 이심률을 사용한 식 (3)과 같다. 이심률은 원뿔 곡선의 특성을 나타내는 값으로써 원의 이심률은 0이고 타원의 이심률은 0과 1사이, 그리고 포물선은 1, 쌍곡선은 1보다 크며 직선을 무한대의 값을 가지는 특성이 있다. 표지판과 비표지판 화소의 분류 기준 함수는 화소들이 가진 u, v 특징 벡터가 타원형 가우시안 그래프 내에 존재 유무에 따라 결정한다.

$$\begin{aligned}
 maks &= \bigcup_{i=1}^k R_i \\
 R_i(x,y) &= \begin{cases} 1 & \text{if } \left(\frac{(x-Cx)^2}{a^2} + \frac{(y-Cy)^2}{b^2} \right) < 1 \\ 0 & \text{other} \end{cases} \quad (3)
 \end{aligned}$$

여기서 R_i 는 입력 영상 I 에서 i 번째 분할된 영역, k 는 분할된 영역의 개수, a 와 b 는 타원 가우시안 그래프 장축과 단축의 길이를 의미한다. 결국, 최종적으로 분할된 R_i 영역이 교통 표지판 영역인지 판별 기준은 해당 영역의 70% 이상의 화소가 교통 표지판 색상으로 검출될 때 교통표지판 영역으로 분류한다. 검출된 이진 교통 표지판 후보 영상에 모플로지 연산과 연결성분석사, 그리고 영역내 고립된 영역 채움의 후처리 과정을 거쳐 최종 교통 표지판 후보 영역들을 검출한다.

III. 모양 분석 단계

본 단계는 색상 분석 단계에서 검출된 후보 영역들이 가지는 모양 정보를 분석하여 교통 표지판이 포함되어 있는 영역을 검출하는 단계이다. 본 단계에서는 초기

분석과 상세분석 단계를 통해 이전 단계에서 검출된 이진 영역에 포함하고 있는 교통 표지판을 검증하고 최종 표지판의 판별을 수행한다. 모양 분석을 위해 먼저 입력된 이진 영상에서 경계선 정보를 분석하여 교통 표지판 모양과 유사한 영역이 포함되어 있는지를 판별하는 초기 분석 단계를 수행한다. 초기 분석 단계는 색상 분석을 통해 검출된 이진 영상에서 각 영역들의 경계선 화소의 위치 정보를 분석하여 사각형, 삼각형, 그리고 원형의 표지판 중에 하나인지를 판별하는 역할을 수행한다. 모양 분석 방법은 이진 영상내에 속한 각 영역들의 top-left, top-right, left-top, right-top, left-bottom, right-bottom, bottom-left, 그리고 bottom-right들의 위치 좌표를 검출하고 이를 바탕으로 사각형 혹은 삼각형 모양인지를 분석한다. 그리고 원인 경우는 식 (4)와 같이 이심률(e) 측정을 통해 원에 가까운 지를 판별한다.

$$e = \sqrt{1 - \gamma \frac{b^2}{a^2 \dots}} \leq 0.4 \quad (4)$$

여기서 a 와 b 는 타원의 장축 및 단축의 길이, 그리고 γ 는 원 또는 타원일 경우를 검증하기에 1로 둔다. 따라서 원의 이심률 e 가 0과 1사이인 경우는 타원을 의미한다. 그리고 상세분석 단계에서는 초기분석을 통해 검출된 영역의 웨이블릿 불변 모멘트 값을 입력으로 하는 SVM 분류기를 사용하여 교통 표지판을 최종 판별한다. 불변 모멘트는 물체의 이동, 변환, 그리고 회전등에 의한 변화와는 무관하게 물체에 대한 형태학적인 정보를 표현할 수 있는 특징을 가지고 있음으로 인해 본 단계의 교통 표지판이 포함되어 있는 영역의 최종 유무 판별에 적용한다^[16]. SVM의 입력으로는 1-level Haar 웨이블릿 변환된 서브 도메인의 LL, LH, HL, 그리고 HH 영역들에 웨이블릿 계수로부터 각각 7개씩의 불변 모멘트 값을 입력한다^[19].

IV. 실험 결과

제안한 방법을 실험하기 위해 일반 도로와 고속도로에서 촬영한 도로 영상 등 서로 다른 시간대에 획득한 교통 표지판이 포함된 영상으로 실험하였다. 실험을 위해 IBM호환 PC에서 윈도우 2008서버 환경(Core2 Quad CPU: 3GHz, RAM: 8G)의 VC++과 Matlab으로 실험하였다. 입력 영상은 320×240 화소 크기의 칼라 영상이고 실험 영상 내에 표지판의 크기는 약 21×24에서

표 3. 제안한 연구의 단계별 수행 시간
Table 3. Processing time of each step.

단계	평균 수행 시간 (sec/frame)
색상 분석	0.22
모양 분석	0.16
전체 수행 시간	0.38

96×85 화소 크기이다. 제안한 방법의 각 단계별 수행 시간은 표 3과 같다. 전체 수행에 있어서 색상 분석을 위해 전체 영상을 고유칼라 특징 공간을 변환하여 색상 필터링하는 과정에 다소 시간이 소모되었다. 현재 실험상 전체 영상을 바탕으로 처리하고 있으나 향후 교통 표지판이 위치가 입력 영상에서 상단과 우측면에서 존재하는 가정을 둔다면 전체 영상을 처리하는 데 소모되는 계산 시간을 줄일 수 있다.

제안한 방법의 성능 평가를 위해 식 (5)와 같이 검출 정확도와 검출 정밀도 지표를 측정하였다. 먼저 검출 정확도 측정을 위해 실험을 통해 획득한 교통표지판 영역과 사전에 교통 표지판 영역을 ground-truth 방법으로 검출한 영역과의 공간적인 겹침 정도를 측정하였다.

$$\begin{aligned}
 DA(t) &= \frac{\sum_{i=1}^{N_{map}^t} |G_i^t \cap S_i^t|}{\sum_{i=1}^{N_{map}^t} |G_i^t \cup S_i^t|} \left/ \left[\frac{N_G^t + N_S^t}{2} \right] \right. \\
 SDA &= \sum_{i=1}^{N_f} DA(i) / \sum_{i=1}^{N_f} \exists (N_G^i \text{ OR } N_S^i) \\
 N-MODA &= 1 - \frac{\sum_{i=1}^{N_f} (df_i + fa_i)}{\sum_{i=1}^{N_f} N_G^i} \\
 MODP(t) &= \frac{\sum_{i=1}^{N_{map}^t} |G_i^t \cap S_i^t|}{\sum_{i=1}^{N_{map}^t} |G_i^t \cup S_i^t|} \\
 N-MODP &= \frac{\sum_{i=1}^{N_f} MODP(i)}{N_f}
 \end{aligned} \quad (5)$$

식 (5)에서는 G_i^t 는 t 프레임에 i 번째 ground-truth 방법에 의한 사각형 표지판 영역, S_i^t 는 t 프레임에 i 번째 제안한 방법에 의해 검출된 사각형 표지판 영역, N_G^t 와 N_S^t 는 t 프레임에서 ground-truth 방법과 제안한 방법에 의해 검출된 사각형 영역의 개수, N_{map} 는 ground-truth 방법과 제안한 방법에 결과가 일치하는 영역의 수, N_f 는 입력 영상의 프레임 총 수, 그리고 df

와 fa 는 검출오류와 오인식의 개수를 의미한다. 즉, df 는 ground-truth 방법에 의해 검출된 영역이 제안한 방법에 의해 검출되지 않는 검출 실패의 경우이고, fa 는 제안한 방법에 의해 영역이 검출되었으나 ground-truth 방법에서는 검출되지 않는 오인식을 의미한다. $DA(t)$ 측정에 있어서 두 영역들 간의 겹침 정도가 약 70% 이상일 때만 판별하였다.

1. 색상 분석 단계 실험 결과

제안한 고유칼라 모델의 성능을 평가하기 위해 교통 표지판이 가진 RGB 색상 필터링과 제안한 방법의 교통 표지판 화소 검출 결과를 평가하였다. 실험을 위해 입력 영상에 노이즈, 그리고 조명값 변화를 가한 오염된 영상들에서 실험하였다. 표지판의 RGB 색상 필터링을 위해서는 학습 영상들의 전체 평균 RGB 값의 범위를 필터링 값으로 결정하였다. 그림 4는 4가지 색상의 교통 표지판의 전체 RGB 색상의 평균 범위를 나타낸다.

그림 5는 원 영상 (가)와 시계반대방향 15도 각도를 이루면 5화소 크기로 카메라 직선 운동에 의한 흐림 영상 (나), 그리고 평균은 0이고 분산이 0.01 과 0.02인 가 Gaussian 랜덤 노이즈를 (나) 영상에 추가한 오염된 영상 (다)와 (라), 그리고 영상의 밝기값을 전역적으로 50 감소한 영상(마)와 밝기값 100 증가한 영상 (바)이다. 그림 5에서 실험 영상들에서 그림 4에서 제시한

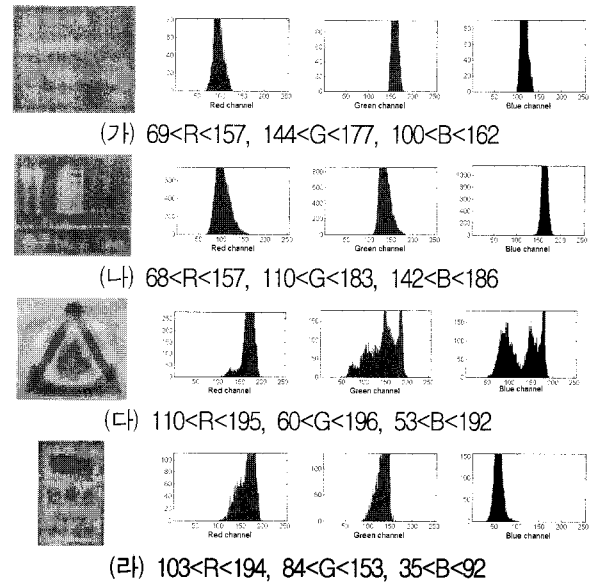


그림 4. 교통 표지판 학습 영상들의 평균 영상과 RGB 색상 히스토그램

Fig. 4. Average images of traffic sign and RGB histograms.

RGB 화소의 필터링 결과와 고유칼라모델을 적용하여 녹색 교통 표지판의 검출 결과를 나타낸다. 실험에서 사용한 고유칼라모델의 특징 벡터 $u = (I-S)/2, v = H$ 를 사용하였으며 제안한 방법을 실험한 결과 다양한 영상 변화에도 교통표지판을 비교적 정확히 검출함을 알 수 있다. 특히 조명 변화뿐만 아니라 영상이 흐림 현상 및 노이즈 영향을 최소화할 수 있는 검출 결과를 제시함을 확인할 수 있다.

2. 모양 분석 단계 실험 결과

색상 분석 단계를 통해 검출된 교통 표지판 후보 영

역들중에서 실제 교통 표지판이 포함된 영역을 검출하기 위해 웨이블릿 변환을 통해 분해된 4개의 웨이블릿 계수 영역들에 7개씩 총 28개의 불변 모멘트 값을 추출하여 SVM 분류기를 통해 최종 교통 표지판 영역을 검출하였다. SVM 학습을 위해서 승수 d 가 3인 polynomial 커널($k(X, X') = (X \cdot X' + C)^d$)을 사용하고 C 는 1로 설정한다. 라그랑주 승수와 convex quadratic 문제의 조건 파라미터는 100과 10^{-7} 으로 두고 학습에 사용한 영상은 총 209개(사각형: 98개, 원형: 73개, 삼각형: 38개)를 사용하였으며, SVM 입력 노드는 28개, 그리고 출력노드 4개로 구성하였다. SVM 학습

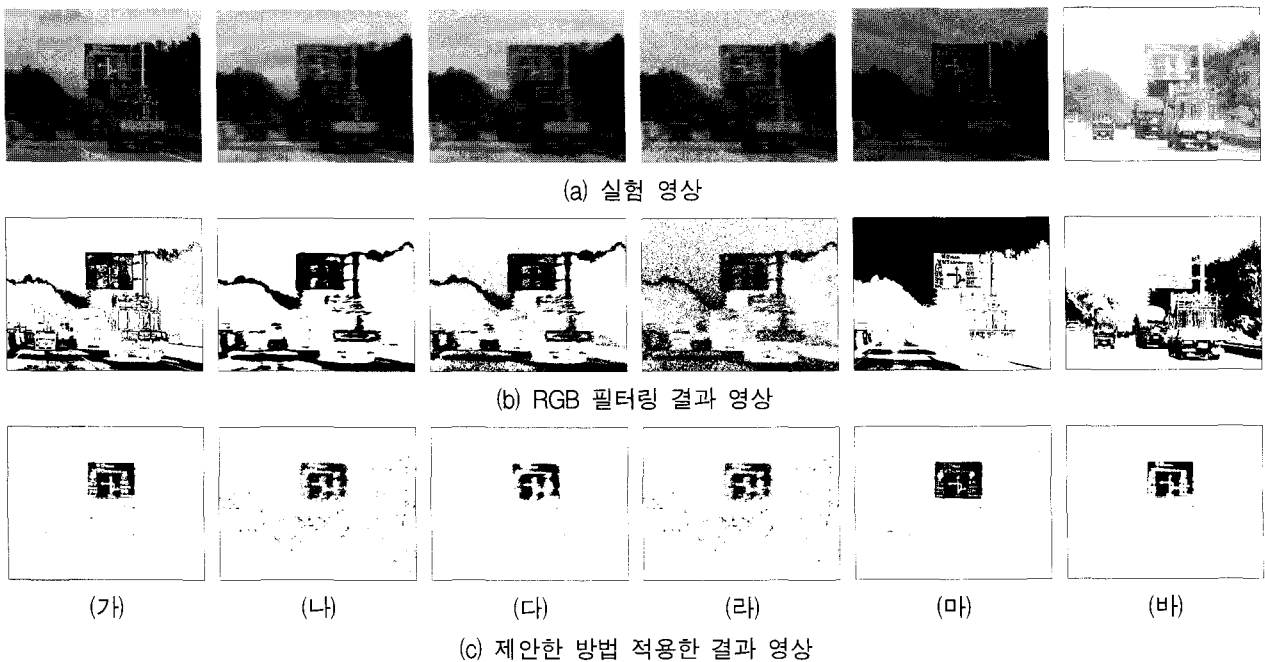
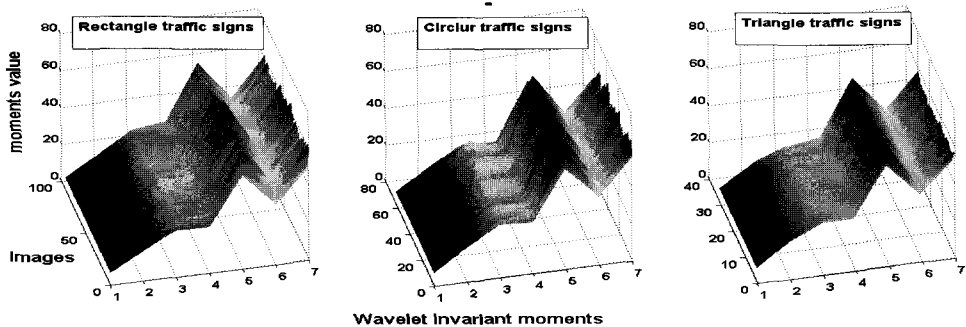


그림 5. 색상 분석 실험 결과
Fig. 5. Experimental results of color analysis.



(가) 사각형 교통 표지판 영상 (나) 원형 교통표지판 영상 (다) 삼각형 교통 표지판 영상

그림 6. 교통 표지판 영상들의 웨이블릿 불변 모멘트 비교
Fig. 6. Wavelet invariant moments of each traffic sign.

횡수는 학습 데이터의 출력 결과값이 더 이상 변화가 없을 때 까지 반복하되 최대 학습 횟수를 10000번으로 설정하였다. 그림 6은 사각형, 원형, 그리고 삼각형 교통 표지판들의 LL 웨이블릿 계수 영역에 불변 모멘트 값을 나타낸 것이다. 실험 결과 각 교통 표지판들이 가지는 해당 모멘트 값의 변화가 작아 해당 표지판의 특성을 표현하는데 있어 적당함을 알 수 있으며 각 표지판 모양별 모멘트 값이 첫 번째와 두 번째 모멘트 값을 제외한 나머지 값들에서 차이를 확연히 구분할 수 있음을 알 수 있다. 제안한 모양 분석 단계의 교통 표지판 판별 결과는 94% 이상의 판별율을 제시하였다.

3. 교통 표지판 검출 결과 비교

제안한 방법의 결과를 비교하기 위해 RGB 필터링 기반의 검출 방법(Filtering), L.W. Tsai *et al.*^[3]의 RGB 고유칼라 모델과 RBF 기반의 검출 방법(RGB color-model)과 그림 4의 템플릿 매칭(Template matching) 기반의 검출 방법(TM)들을 비교 평가 하였다. RGB 필터링 기반의 검출 방법은 앞에서 언급한 바와 같이 교통 표지판 학습을 위해 추출한 교통 표지판 영역이 가진 평균 RGB 색상값의 ±20% 오차 범위 내의 RGB 색상을 필터링 하였다. 그리고 RGB 고유칼라 모

델과 RBF 화소 분류기 기반의 검출 방법^[3]의 $u = \frac{R-B}{2}, v = \frac{R+B-2G}{4}$ 벡터를 사용하였다. 마지막으로 템플릿 매칭 기반의 검출 방법은 그림 4의 각 교통 표지판의 평균 영상으로부터 canny 에지를 검출한 후 입력 영상과 에지간의 상호 관계 유사도 계산을 통해 표지판 영역을 검출한다. 실험을 위해 상호 관계 유사도 값이 0.5 이하이면 해당 표지판이 존재하지 않

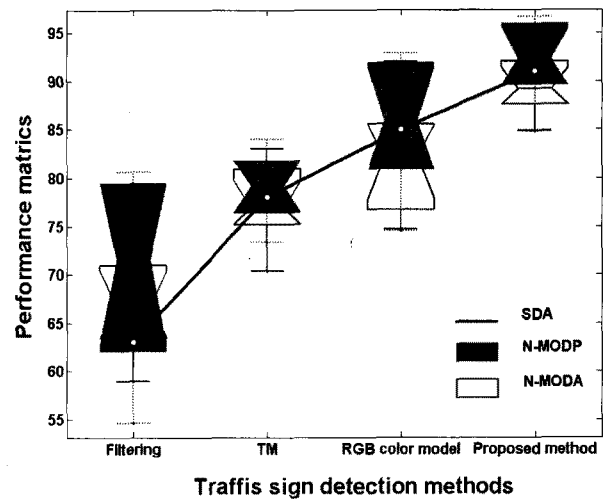


그림 7. 교통 검출 성능 결과 비교
Fig. 7. Performance of the traffic sign detection results.

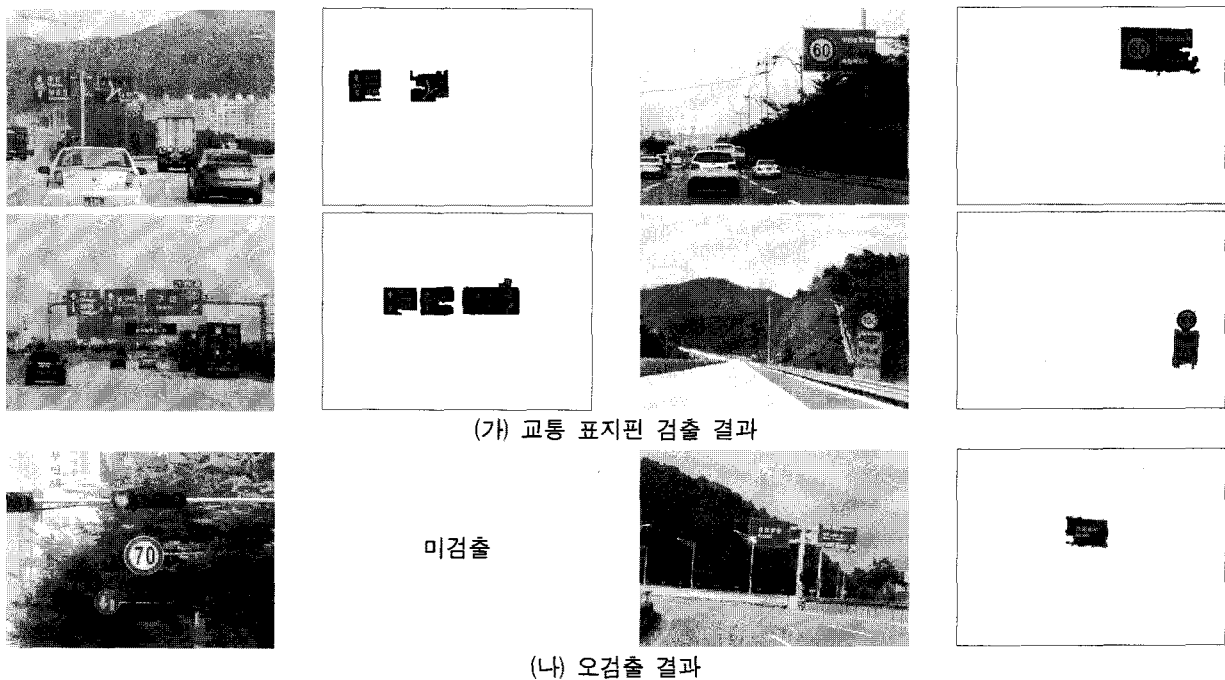


그림 8. 교통 표지판 검출 결과
Fig. 8. Results of traffic sign detection.

는 것으로 간주한다. 그림 7은 식 (5)의 성능 측정 지표를 사용하여 표지판 검출 방법들의 검출 결과를 비교한 것이다. 그림 7에서 음영 도형은 N-MODP로써 제안한 방법에 의해 검출된 표지판 영역과 ground-truth 방법에 의해 검출된 영역들의 공간적인 겹침 정도의 정밀성을 나타내고, 실선 도형은 N-MODA로써 오인식과 검출 오류를 나타내는 표지판 검출 성능을 나타낸다. 그리고 실선은 SDA로써 전체 실험 영상들에서 제안한 방법과 ground-truth방법에 의해 검출된 영역에 70% 이상 겹침이 발생한 영역들의 검출 결과를 나타낸다. 도영 성능 지표들은 SDA와의 시각화를 위해 결과값에 100값의 곱하여 표시하였다. 실험 결과 제안한 방법의 교통 표지판 검출율을 역 91% 이상의 결과를 제시하였다. 결국 L.W. Tsai^[3]가 제안한 RGB 고유 칼라 모델 보다는 HSI 고유칼라 모델을 교통 표지판 검출 적용함으로써 조도의 영향을 최소화 할 수 있음을 확인하였다. 하지만 평상시 조도 상황에서는 RGB 및 HSI 고유칼라 모델간의 검출 성능의 차이를 발생하지 않았으며, 교통 표지판 화소 판별을 위해 사용한 특징 정보인 웨이블릿 불변 모멘트가 좋은 결과를 제시하였지만 원영과 삼각형 표지판 인식에 오인식되는 경우가 발생하였다. 그리고 그림 8은 제안한 방법에 의해 검출된 교통 표지판 결과 영상들이다. (가)는 다양한 환경에서 정확하게 표지판을 검출한 결과이고, (나)는 오검출된 결과이다. 오검출의 원인은 검출된 화소의 연결성분 크기가 400화소 미만이거나 표지판에 흰색이나 검은색의 문자가 많이 포함되어 있는 경우, 혹은 배경 영역에 나무나 다른 물체에 의한 겹침 현상이 존재할 경우 발생하였다. 하지만, 연속적으로 입력되는 영상에서 촬영 각도의 변화와 표지판과 촬영지점의 변화 등으로 이는 극복할 수 있음을 알 수 있다.

V. 결 론

도로상에 위치한 교통 표지판은 운전자들의 시인성을 높이기 위해 주위 환경과 구별되는 모양과 색상으로 표현되어 있다. 하지만 모양과 색상 정보는 조도 변화에 민감하게 반응함으로써 정확한 정보를 얻기가 어렵다. 이를 해결하기 위해 본 논문에서는 PCA 방법을 이용하여 색상 변화의 통계학적 선형 모델인 고유칼라 모델로 입력 영상을 변환하고 이를 기반으로 하여 교통 표지판 색상과 유사한 표지판 후보 영역을 검출한다.

그리고 웨이블릿 불변 모멘트 정보에 기반을 두어 사전에 학습된 SVM을 검출된 후보 영역들의 검증 과정을 거쳐 최종 교통 표지판을 검출한다. 실험 결과 전체 입력 영상에서 색상 필터링 과정과 SVM 기반의 분류 과정에서 다소 계산의 소모가 발생하여 초당 3프레임 정도의 처리율과 91%의 검출정확도를 제시하였다. 따라서 교통 표지판 검출을 위한 색상분석 단계에서 전체 영상이 아니라 표지판이 위치한 영역에서만 필터링을 적용하여 계산 시간의 단축을 꾀하고 모양분석을 위해 표지판의 고유 모양 정보 표현이 가능한 특징값 추출 연구를 향후 연구로 진행하고자 한다.

참 고 문 헌

- [1] L. Fletcher, N. Apostoloff, L. Petersson, A. Zelinsky, "Vision in and out of vehicles", IEEE Intelligent systems, vol.18, no.3, pp.12-17, 2003.
- [2] R. Andrzej, L. Youngmin, L. Xiaohui, "Real-time traffic sign recognition from video by class-specific discriminative features", PR, vol.43, no.1, pp.416-430, 2010.
- [3] L. W. Tsai, J. W. Chuang, C. H. Tseng, Y. J. Fan, K. C. Lee., "Road sign detection using eigen colour", IET computer vision, vol.2, no.3, pp.164-177, 2008.
- [4] A. de la Escalera, J. M. Armingol, M. Mata, "Traffic sign recognition and analysis for intelligent vehicles", Image and vision computing, vol.21, no.3, pp.247-258, 2003.
- [5] J. M. Armingol, A de la Escalera, J. M. Collado, and J. Rodriguez, "Intelligent vehicle based on visual information", Robotics and autonomous systems, vol.55, pp.904-916, 2007.
- [6] W. Ritter, F. Stein, R. Janssen, "Traffic sign recognition using color information", Mathematical and computer modelling, vol. 22, no. 4-7, pp.149-157, 1995.
- [7] E. Ulay, G. B. Akar, M. M. Bulut, "Color and shape based traffic sign detection", IEEE conf. SPCA, pp.9-11, 2009.
- [8] S. P. Miguel, R. A. Alastair, "Using self-organizing maps in the detection and recognition of road signs", Image and vision computing, vol.27, no.6, pp.673-683, 2009.
- [9] M. A. G. Garrido, M. A. Sotelo, E. M. Gorostiza, "Fast traffic sign detection and recognition under changing lighting conditions", IEEE conf. intelligent transportation systems, pp.811-816,

- 2006.
- [10] P. Medici, C. Caraffi, E. Cardarelli, P. P. Porta, G. Ghisio, "Real time road signs classification", IEEE conf. vehicular electronics and safety, pp. 253-258, 2008.
- [11] Y. Xie, L. F. Liu, C. H. Li, Y. Y. Qu, "Unifying visual saliency with HOG feature learning for traffic sign detection", IEEE conf. intelligent vehicles symposium, pp.24-29, 2009.
- [12] W. G. Shadeed, D. I. A, A. Nadi, M. J. Mismar, "Road traffic sign detection in color images", IEEE conf. electronics circuits and systems, vol.2, pp.14-17. 2003.
- [13] S. Varan, S. Singh, R. S. Kunte, R. D. S. Samuel, B. Philip, "A road traffic sign recognition system based on template matching employing tree classifier", IEEE conf. comp. intelligence and multimedia applications, vol. 3, pp.360-365, 2007.
- [14] S. Xu, "Robust traffic sign shape recognition using geometric matching", IET ITS, vol.3, no.1, pp.10-18, 2009.
- [15] P. G. Jimenez, S. M. Bascon, H. G. Moreno, S. Arroyo, F. L. Ferreras, "Traffic sign shape classification and localization based on the normalized FFT of the signature of blobs and 2D homographies", Signal processing, vol.88, pp.2943-2955, 2008.
- [16] J. B. Kim, "Real-time moving object recognition and tracking using the wavelet-based neural network and invariant moments", Journal of the IEEK, vol.45SP, no.4, pp. 304-315, 2008.
- [17] Y. I. Ohat, T. Kanada, T. Sakai, "Color information for region segmentation", computer graphics and image processing, vol.13, pp.222-241, 1980.
- [18] R. C. Gonzalez, and R. E. Woods, Digital image processing, 2th, Prentice-Hall, 2002.
- [19] J. B. Kim "Indoor positioning using the WLAN-based Wavelet and Neural Network", Journal of the IEEK, vol.45CI, no.5, pp. 38-47, 2008.

 저 자 소 개

김 종 배(정회원)
대한전자공학회 논문지
제 45권 CI편 제 5호 참고



박 정 호(정회원)
1985년 성균관대학교 전자공학과
학사 졸업.
1987년 성균관대학교대학원
전자공학과 석사 졸업.
1998년 성균관대학교대학원
전자공학과 박사 졸업.
1987년~1992년 삼성종합기술원 전자기기연구소
HDTV팀 주임연구원
현 서울디지털대학교 컴퓨터공학부 조교수
<주관심분야 : 통신, 영상처리, 멀티미디어>