

교통 영상에서 은닉 마르코프 모델을 이용한 차량 분할 기법

이대호⁰, 박영태

경희대학교 교양학부⁰, 경희대학교 전자정보대학

{nize⁰, ytpark}@khu.ac.kr

Vehicle Segmentation Scheme Based on the Hidden Markov Model in Traffic Sequence

Daeho Lee⁰, Youngtae Park
Kyunghee University

요약

본 논문에서는 교통 영상에서 실시간으로 차량을 검출하는 새로운 기법을 소개한다. 차량의 검출을 위하여 구배도의 방향 정보를 사용하여 차량 영역의 정확한 분할을 위하여 은닉 마르코프 모델을 사용한다. 구배도 방향 정보를 이용하므로 그림자 영역의 영향을 줄일 수 있으며 은닉 마르코프 모델을 이용하므로 배경과 비슷한 차량과 근접한 차량의 분리가 가능하다. 따라서 저해상도의 교통 영상에서 다양한 기상 조건, 그림자의 존재와 교통 상황에 강건한 검출 결과를 나타낸다.

1. 서론

현재 영상 정보를 이용하는 지능형 교통 시스템(Intelligent Transportation System, ITS)에 관한 연구가 활발히 진행 중이다. 이러한 연구 분야는 교통의 흐름을 원활하게 하기 위한 교통 모니터링 시스템과 신호/과속 위반 차량을 단속하기 위한 단속 시스템으로 구분할 수 있다. 영상 정보를 이용한 교통 모니터링 시스템은 도로의 혼잡도를 실시간으로 측정하여 교통 정보를 제공하므로 혼잡한 상황의 발생을 줄일 수 있으며 위반 단속 시스템은 감속자 없이 무인으로 위반한 차량을 검출하여 위반 차량의 자료를 제공할 수 있다. 교통 모니터링 시스템에서 일반적으로 사용하는 유도 루프 검지기(inductive loop detector)에 비해 영상 정보를 이용하는 기술은 몇 가지 장점을 가지고 있다. 우선 루프 검지기 대비 설치 및 보수에 대한 비용이 크게 절감된다. 또한 여러 차선의 정보를 동시에 산출할 수 있으며 시간적으로 분석이 용이하다. 그러나 다양한 기상 조건에서 유도 루프 검지기를 이용하는 방법보다 높은 정확도를 가지는 시스템을 구현하는 것이 매우 어렵다.

본 논문에서는 교통 모니터링 시스템에 사용될 수 있는 차량 분할 기법을 제안한다. 교통 상황과 기상 조건에 따라 정확한 배경 영상의 갱신이 사실상 불가능하므로 제안하는 기법은 배경 영상을 사용하지 않는다. 또한 차량이 근접한 경우와 그림자가 존재하여 차량 분할이 어려운 경우에도 정확한 차량 분할을 할 수 있도록 하기 위하여 두 단계의 분할 과정을 거치게 된다. 첫 번째 분할에서는 분할 후보 위치를 결정하고 두 번째 분할에서는 은닉 마르코프 모델(hidden Markov model, HMM)을 이용하여 차량 영역을 분할한다.

2. 교통 모니터링 시스템

2.1. 시공간 영상 분석

시공간 영상을 이용하는 교통 모니터링 시스템은 유도 루프 검지기와 비슷한 방법으로 동작한다. 동일한 차선에 대해 연속적인 두 개의 검출 영역을 설정하고 검출 영역의 특징을 이용하여 차량의 존재 여부를 판단하게 된다[1,2,3,4]. 검출 영역의 특징은 검지 영역의 평균, 표준 편차와 프레임간 차이값 등이 사용되며 정확한 차량 검출을 위해서는 후처리 과정이 필수적이다. 후처리 과정이 필요한 이유는 유도 루프 검지기와 다르게 시공간 영상을 분석하는 경우에는 그림자와 난 반사가 발생하면 차량을 판별하기 어렵기 때문이다[4].

이러한 기법은 차량의 속도를 계산하기 위하여 한 개의 차선에 두 개의 검지 영역을 설정하게 되며 두 영역에서 검출된 차량 영역의 정보를 이용하여 속도와 차량 길이 등의 교통 정보를 산출한다. 또한 교통 상황이 혼잡하거나 기상 조건이 좋지 않은 경우에는 성능이 크게 떨어지게 된다. 그러나 국부 정보만을 이용하므로 실시간 처리가 가능한 장점을 가지고 있다.

2.2. 전체 영상에서 차량 검출 및 추적

차량 검출 및 추적 기법은 전체 영상을 분석하게 되며 차량의 존재를 판단하고 추적하기 위해서 EMA(block matching algorithm), 배경 영상과의 차를 이용하거나 프레임간의 차이를 이용한다[5,6,7,8,9]. 이러한 방법은 이용하는 교통 모니터링 시스템은 1) 매 프레임마다 차량을 검출하고 이전에 검출된 차량과 연결하여 추적하는 기법(영역 기반 추적)과, 2) 차량을 검출하는 영역을 지정하여 차량을 검출하고 검출된 차량을 특징점을 이용하여 추적하는 기법(특징점 기반 추적)이 있으나 그림자의 영향이나 근접한 차량을 완전히 분리하지 못한다.

대부분의 논문에서는 차량 영역을 분리하기 위하여 두 프레임간의 색

상의 차이를 이용하여 분할 및 합병(split and merge) 방법을 사용하거나 배경 영상과 현재 프레임간의 차이를 이용하여 차량을 분리하고 추적하였다. 이러한 방법들도 교통 상황이 혼잡하지 않고 그림자가 존재하지 않는 상황에는 높은 정확도를 보이지만 실제로 그림자의 방향을 예측할 수 없거나 혼잡한 교통 상황에서는 정확도를 보장할 수 없다. 또한 전체 영상을 모두 사용하므로 처리 시간이 많이 걸린다.

2.3. 제안하는 기법

본 논문에서 제안하는 방법은 위의 두 가지 방법의 장점을 이용한다. 차량의 검출과 추적이 국부 영역에서 수행되며 국부 영역의 크기는 차량 한 대의 크기로 지정한다. 한 개의 차선에 한 개의 검지 영역을 설정하며 그림 1과 같이 자동으로 두 개의 검지 영역을 만든다. 아래의 작은 검지 영역에서는 차량의 진입을 판단하고 큰 검지 영역에서는 차량 영역의 정확한 분리를 수행한다. 따라서 작은 검지 영역에서 차량 진입의 특징이 발생하지 않으면 차량 분할을 시도하지 않고 차량 진입의 특징이 발생하면 차량 영역을 분할한다. 그러므로 차량 검출에 소요되는 시간을 줄일 수 있으며 그림자의 진입을 판단하여 오검출을 막을 수 있다.



그림 1. 검지 영역의 설정

3. 차량 분할

3.1. 차량 진입 검지

차량의 검지는 아래의 작은 검지 영역에서 프레임 차이에 의해 차량의 진입 가능성이 있을 때 큰 검지 영역에서 차량 영역을 분할한다. 아래 검지 영역에서 차량의 진입을 판단하는 신호는 검지 영역의 프레임 차 신호(δ_n)와 분할된 표준 편차(σ_n)이다.

프레임 차는 저속으로 진입하는 차량이나 도로와 비슷한 밝기를 가진 차량의 진입을 판별하기 위하여 일반적인 프레임 차(δ) 대신에 이진화된 프레임 차(δ_n)를 사용한다. δ_n 는 검지 영역(S)에서 현재 프레임(I_n)과 이전 프레임(I_{n-1})의 화소 차이의 평균이며 δ_n 는 식 (1)과 같이 I_1 와 I_2 의 차이가 임계치(τ_d)보다 큰 화소의 비율이다. 또한 식 (1)에서 N 은 F 의 크기이다.

$$\delta_n = \frac{1}{N} \sum_{(x,y) \in R} d(x,y), \quad (1)$$

$$d(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{if } |I_c(x,y) - I_p(x,y)| > \tau_d \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$\sigma_n = \sqrt{\frac{1}{N} \left[\sum_{(x,y) \in R_1} (I_c(x,y) - \mu_1)^2 + \sum_{(x,y) \in R_2} (I_c(x,y) - \mu_2)^2 \right]} \quad (2)$$

분할된 표준 편차란 그림자가 검지 영역에 진입한 경우를 판별하기 위하여 검지 영역을 두 개의 영역으로 분할하여 표준 편차를 구하는 것을 의미하며 식 (2)와 같이 계산된다. 그림자가 존재하는 검지 영역의 히스토그램은 두 개의 봉우리를 가지게 된다. 따라서 두 개의 봉우리사이의 골을 임계치로 설정하여 두 개의 영역(A, B)을 분리하고 분리된 영역의 표준 편차의 평균을 분할된 표준 편차로 정의한다. 식 (2)에서 μ_1 과 μ_2 는 분할된 두 개의 영역의 평균 화소값이다. 도로에 그림자가 드리우면 A과 B는 그림자 영역과 도로 영역으로 분리되어 δ_s 는 낮은 값을 가지게 된다.

차량 진입의 판단은 프레임 차와 분할된 표준 편차에 임계치를 설정하여 차량 진입을 판단할 수 있으나 본 논문에서는 다양한 교통 영상에 적용하기 위하여 다중 계층 퍼셉트론(Multiple Layer Perceptron) 신경망 [10]으로 다양한 교통 영상에 대해 훈련하여 사용하였다.

3.2. 분할 후보 위치 검출

본 논문에서 제안하는 차량 분할 과정은 그림 2와 같다. 분할 과정의 첫 단계는 차량 분할을 쉽게 수행하기 위하여 큰 검지 영역에 대한 역원근 변환[11]을 수행하고 차량 검출은 역 원근 변환된 영상에서 수행된다.

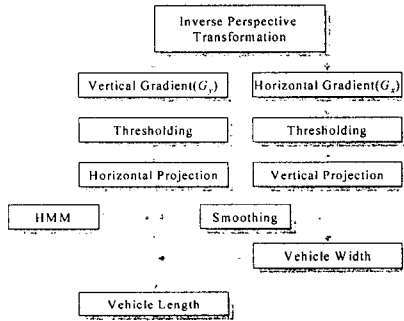


그림 2. 차량 분할의 흐름도

일반적으로 영상에서 물체를 분리하는 방법은 이진화, 에지 기반 또는 영역 기반 분할 기법이 있다. 본 논문에서는 역 원근 변환된 국부 영역에서 차량을 분할하기 위하여 대략적인(coarse) 분할을 먼저 수행하여 차량 영역의 후보 위치를 찾으며 에지 정보를 이용한다.

차량의 양쪽 측면의 후보를 결정하기 위하여 검지 영역의 수평 방향의 에지를 산출하여 수직 방향으로 투영하고 차량의 앞뒤 위치의 후보를 구하기 위하여 검지 영역의 수직 방향의 에지를 산출하여 수평 방향으로 투영한다. 에지 정보는 sobel 마스크를 사용하였고 두 방향으로 산출된 에지 정보들은 투영을 위하여 이진 정보로 변경한다. 에지 정보는 낮은 명암도에서 대부분의 정보가 밀집되어 있으므로 최대값을 가지는 명암도보다 큰 명암도를 가지면서 최대값을 가지는 명암도보다 충분히 작은 명암도를 임계치로 선택하여 유용한 에지 정보를 분리할 수 있다. 즉, 최대값을 가지는 명암도에서 명암도를 증가시키면서 최대값보다 충분히 작은 히스토그램을 가지는 명암도를 찾는다. 본 논문에서는 최대값의 5%를 가지는 위치를 임계치로 설정하였다. 그림 3(b)와 (e)는 각각 수평 방향과 수직 방향의 에지를 이진화한 결과이다.

$$G(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left\{-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right\} \quad (3)$$

$$dist(x) = p(x)(x-max)^2 \quad (4)$$

이진화된 결과에서 유용한 위치를 찾기 위하여 수평 방향 에지는 수직 방향으로 수직 방향 에지는 수평 방향으로 투영한다. 그러나 그림 3(c)와 (f)와 같이 투영된 영상은 변화량이 거칠기 때문에 유용한 위치를 찾기가 어렵다. 따라서 유용한 위치를 검출하기 위하여 식 (3)의 Gaussian 함수에 의해 평활화를 수행한다. 본 논문에서는 Gaussian 함수의 σ 는 2.0을 사용하였다. 그림 3(d)와 (g)는 평활화된 투영값이다. 투영값이 큰 위치는 에지가 많은 위치이므로 차량의 양쪽 측면과 앞뒤의 위치를 포함하고 있으므로 투영값이 최대값을 가지는 위치를 유용한 위치로 선정한다.

수평 방향 에지의 투영값으로 차량의 측면 위치를 결정한다. 검지 영역 내에 차량 전체가 포함되어 있다면 양측면의 위치에서 가장 높은 투영값을 나타내지만 카메라의 위치와 먼 거리의 차선은 차량이 기울어져 차량의 한쪽만이 검지 영역 내에 존재하는 경우가 많다. 따라서 최대값을 가지는 위치를 차량의 한쪽 측면 위치로 결정하고 최대값을 가지는 위치와 식 (4)의 거리가 가장 먼 위치를 다른 한쪽 측면으로 결정한다. 식 (4)에서 $p(x)$ 는 x 에서의 투영값이며 max 는 최대 투영값을 가지는 위치이다.

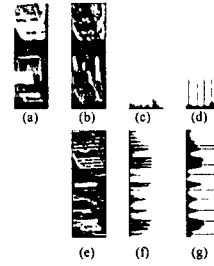


그림 3. 차량 분할 과정

3.3. HMM을 이용한 차량 분할

차량의 앞뒤 위치는 수직 방향 에지의 수평 방향 투영값으로 결정하게 되는데 그림 3과 같이 많은 극대값을 가진다. 가장 아래에 위치한 극대값은 차량 앞의 위치로 결정되면 나머지 극대값들은 차량 끝 위치의 후보가 된다. 많은 후보 위치에서 차량의 정확한 끝을 검출할 때 에지의 방향 정보를 사용한다. 에지의 방향 정보는 식 (5)와 같이 산출되며 차량의 측면에서 0 또는 π 의 방향을 가지게 된다.

$$\angle G = \tan^{-1} \frac{G_y}{G_x} \quad (5)$$

수직 방향 에지의 수평 방향 투영값에서 극대값을 가지는 위치로 그림 4과 같이 영상들을 분할하고 분할된 영상(그림 4의 1, 2, ..., 9)에서 수평 방향 에지의 수직 방향 투영값으로 얻어진 차량의 측면 위치에 0과 π 와 비슷한 에지의 방향을 가지는 값의 비율을 계산한다. 이러한 비율은 식 (6)과 같이 방향의 유사도(S_A)를 가지는 비율이며 θ 는 0과 π 이며 τ 는 허용 오차로서 본 논문에서는 $\pi/12$ 를 사용하였다.

$$S_A(x, y) = \begin{cases} 1 & \theta - \tau < \angle G(x, y) < \theta + \tau \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$



그림 4. 분할 영역

분할 후보 위치의 검출이 완료되면 차량의 영역을 판별하기 위하여 아래에서부터 위치의 극대 위치로 검색하여 차량 끝 위치를 찾는다. 양 측면 위치에서 에지의 방향이 0과 π 와 비슷한 값을 가지는 비율(왼쪽과 오른쪽에서의 비율을 각각 R_L, R_R 로 지정한다)이 작으면 현재 후보 위치의 아래 후보 위치를 차량 끝으로 지정하여 차량 영역을 분할할 수 있다. 그러나 이러한 방법으로 차량을 분할하면 차량 영역이 선명한 영상에서는 정확한 결과를 얻을 수 있으나 일반적으로 도로에서 직접 획득된 영상에 적용하면 그림자와 인접한 차량에 의해 많은 오류가 나타난다. 본 논문에서는 다양한 조건에서의 교통 영상에서도 적용이 가능하도록 HMM을 이용하였다.

차량 진입을 정확히 판단한다면 차량은 영상의 앞부분에 위치할 것이며 차량의 에지 특성에 의해 차량 분할이 가능하다. 즉 그림 4와 같은 상황에서 차량의 진입이 확인되면 1의 영역은 차량의 특징과 비교하여 판단할 수 있다. 앞 영역의 특징과 비교하므로 마르코프 모델로 설계가 가능하며 영역의 특징에 의해 차량을 판별하므로 은닉 마르코프 모델을 사용할 수 있다.

차량을 분할하기 위한 은닉 마르코프 모델에서 은닉 상태는 분류 가능한 클래스이므로 차량(S_c), 그림자(S_s)와 배경(S_b)으로 설정하였으며 차량을 판별하기 위한 후보 영역의 특징을 관측 벡터로 설정하였다.

은닉 마르코프 모델의 인수는 $\lambda = \{A, B, \pi\}$ 로 설정할 수 있다[12,13]. 여기서, 차량 진입을 정확히 판단하였다는 가정에서 차량을 분리하므로 상태의 초기 분포는 식 (7)과 같이 설정하였다.

$$\pi = \{\pi_c, \pi_s, \pi_b\} = \{1, 0, 0\} \quad (7)$$

- 상태 변환 행렬

$$A = \begin{pmatrix} a_{vv} & a_{sv} & a_{vb} \\ a_{sv} & a_{ss} & a_{sb} \\ a_{bv} & a_{bs} & a_{bb} \end{pmatrix} \quad (8)$$

- 관측 확률 분포

$$b_i(o) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^d |\Sigma_i|}} \exp\left[-\frac{1}{2}(o-\mu_i)' \Sigma_i^{-1}(o-\mu_i)\right] \quad (9)$$

또한 상태 변환 행렬(state transition matrix)은 식 (8) 과 같이 표현되며 Baum-Welsh reestimation formulae[13]에 의해 계산될 수 있다. 관측 확률 분포(observation probability distribution)는 모든 관측되는 특징들- R_i , S_i 분할 영역의 평균(Mean)과 표준 편차(SD)-은 정규 분포를 따른다는 가정을 적용하면 식 (9)과 같이 표현될 수 있다. 따라서 교통 영상의 분할 영역에 대한 차량, 그림자와 도로의 평균 벡터(μ)와 공분산 행렬(Σ)을 MLE(Maximum Likelihood Estimation)로 추정할 수 있다.

차량의 분리는 식 (10)와 같은 Viterbi 알고리즘[14]을 이용하여 현재 영역의 S_t , S_s , S_b 를 구하여 가장 높은 확률을 가지는 상태($\alpha(t)$)가 차량이 아닌 다른 상태(S_s , S_b)이면 이전의 영역을 차량의 끝으로 판별하도록 한다.

$$\alpha(t) = \arg \max_{s_t} \{ \Pr(o_1, \dots, o_t, S_t, at | \lambda) \} \quad (10)$$

4. 실험 결과

그림자가 존재하는 영상, 그림자가 존재하지 않는 영상과 차량간의 거리가 가까운 혼잡한 도로에 대해서 실험하였으며 차량 분할의 정확도를 분석하였다.

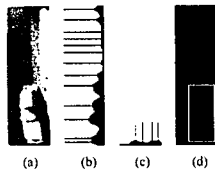


그림 5. 은닉 마르코프 모델을 이용한 차량 분할 결과

표 1은 그림 5(a)의 영상에 대한 분할 과정을 나타낸 것이다. 그림 5의 영상에서 차량의 끝부분을 검출하기 위한 특징들을 각 분할 영역(그림 5(b)에서 아래부터 1, 2, ..., 5)에 따라 나타냈으며 4번 영역까지는 차량일 확률(P_i)이 가장 높으나 5번 영역에서 그림자일 확률이 가장 높으므로 4번 영역까지 차량 영역으로 판별하였다.

표 1. 그림 5의 차량 분할 과정

	R_i	R_s	Mean	SD	P_v	P_s	P_b
1	0.00	0.17	106.27	38.48	1	0	0
2	0.36	0.16	150.78	71.27	4.14E-11	1.93E-12	1.43E-46
3	0.47	0.37	109.38	48.09	1.83E-15	1.3E-19	2.06E-41
4	0.44	0.48	123.13	41.44	2.37E-19	1.53E-24	6.03E-41
5	0.00	0.14	113.39	26.96	2.3E-23	2.07E-22	1.01E-24

그림자가 차량의 폭과 동일한 방향으로 존재하지 않는 영상에 대해서는 단순히 S_b 와 S_s 의 임계치를 설정하여 차량을 분할할 수 있다. 그러나 그림자가 존재하거나 차량의 에지가 분명하지 않은 경우에는 단순 임계치에 의해서는 정확히 차량의 영역을 분할하지 못한다. 그러나 그림자가 존재하거나 다른 차량이 근접한 경우도 은닉 마르코프 모델을 이용하여 차량을 분할하면 정확히 차량 영역을 분할할 수 있었다.

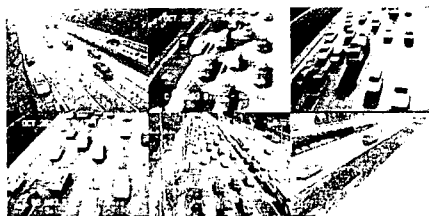


그림 6. 실험에 사용된 다양한 영상

본 실험은 Pentium 4 프로세서(1.6GHz)와 Windows 2000 운영 체제의 PC에서 Visual C++ 6.0으로 프로그램을 제작하여 그림자가 없는 경우와 그림자가 앞으로, 옆으로 존재하는 경우로 나누어 자동차 전용 도로와

고속도로에서 획득된 비디오 영상을 재생하여 실시간으로 실험하였으며 실험에 사용된 영상들은 그림 6과 같다. 또한 비디오에서 재생되는 영상은 Meteor II에 의해 320x240의 해상도를 가지는 디지털 영상으로 전환되었다. 실험에서 차량 분할은 그림자가 존재하지 않는 경우에는 99% 이상의 정확도를 나타냈으며 그림자가 존재하는 경우에는 그림자 방향에 따라 90% 이상의 정확도를 나타내었다. 차량 검출에 대한 정확도는 표 2와 같으며 각 수치는 실제 통과한 차량의 수에 대한 정확히 검출된 차량의 비율이며 괄호안의 수치는 차량이 아닌데 잘못 검출된 차량의 비율을 나타낸다. 표 2와 같이 차량이 아주 고속으로 주행하는 경우만을 제외하고 제안하는 기법은 우수한 성능을 보이며 이러한 상황에서 낮은 정확도를 보이는 것은 고속으로 주행하는 차량의 경계가 불분명해지기 때문이다. 이것은 정밀한 카메라를 사용하거나 전처리를 수행하여 정확도를 높일 수 있다.

표 2. 다양한 환경에서의 차량 검출의 정확도

영상의 종류	임계치 이용	HMM 적용
그림자가 없음	95.24(0)	100(0)
그림자가 차량 옆으로 존재	100(14.29)	94.74(0)
그림자가 차량 앞으로 존재	100(0)	100(0)
고속으로 진행하는 차량	82.82(0)	82.82(0)
고속으로 진행하는 차량 + 비 오는 날	100(10.5)	95(0)

처리 시간은 대부분 디지털 영상을 획득하는데 소요되었으며 실제의 차량 검출은 차선별로 2~5ms안에 처리되었다.

5. 결론

본 논문에서는 구배도 방향을 특징으로 이용한 HMM에 의한 차량 검출 방법을 제안하였다. 제안하는 방법은 전용의 병렬 처리기 없이도 초당 30프레임 이상의 처리가 가능하며 다양한 동작 환경에서 허용되는 오류 범위 내에서 실행화가 가능하다. 차량이 겹쳐있거나 차량이 도로와 매우 비슷한 색으로 나타나는 경우만을 제외하고는 대부분의 환경에서는 높은 정확도로 동작하였다. 그러나 보다 높은 정확도로 동작하기 위해서는 차량 진입의 판별에 대한 성능 보장을 위한 알고리즘 개선, HMM과 규칙에 기반한 방법의 장점을 모두 활용하여 보다 복잡한 환경에서도 동작할 수 있는 기법에 대한 연구와 야간 차량을 검출하고 추적하는 방법에 대한 연구가 필요하다.

참고 문헌

- [1] G. Micalopoulos, "Vehicle detection through video image processing: the AUTOSCOPE system," IEEE Trans. on Vehicular Tech. 40(1), 1991.
- [2] L. Wixson, "Illumination assessment for vision-based traffic monitoring," Proceedings of the 13th International Conference on Pattern Recognition, Vol. 3, pp. 56-62, 1996.
- [3] H. S. Lai and H. C. Yung, "Vehicle-type identification through automated virtual loop assignment and block-based direction-biased motion estimation," IEEE Trans. on Intelligent Transportation System, Vol. 1, No. 2, 2000.
- [4] 이영재, 이대호, 박영태, "시공간 영상 분석에 의한 실시간 교통 정보 산출 기법", 전자공학회 논문지 SP면, Vol. 97, No. 4, 2000.
- [5] R. Quochiara, M. Piccardi and P. Mello, "Image analysis and rule-based reasoning for a traffic monitoring system," IEEE Trans. on Intelligent Transportation System, Vol. 1, No. 2, 2000.
- [6] S. Gupte, O. et al., "Detection and classification of vehicles," IEEE Trans. on Intelligent Transportation System, Vol. 3, No. 1, 2002.
- [7] M. Dubuisson, A. K. Jain and W. Taylor, "Segmentation and matching of vehicles in road images," Transportation Research Record 1412, 1992.
- [8] B. Gloyer, H. K. Aghajan, K. Siu and T. Kailath, "Video-based freeway monitoring system using recursive vehicle tracking," Proceedings of SPIE, Image and Video Processing, 1995.
- [9] T. Ikeda, S. Ohnaka, and M. Mizoguchi, "Traffic measurement with a roadside vision system," IEEE proceedings of IOPR, 1996.
- [10] J. A. Freeman and D. M. Skapura, *Neural Networks Algorithms, Applications, and Programming Techniques*, Addison-Wesley Publishing Company, 1991.
- [11] R. Crane, *A simplified approach to image processing*, Prentice-Hall, 1997.
- [12] S. Theodoridis and K. Koutroumbas, *Pattern recognition*, Academic Press, 1998.
- [13] R. O. Duda, et al., *Pattern Classification*, Wiley Interscience Publication, 2001.
- [14] A. J. Viterbi, "Error bounds for convolutional codes and an asymptotically optimal decoding algorithm," IEEE Trans. On Information theory, Vol. 13, 1967.