

시공간 영상 분석에 의한 강건한 교통 모니터링 시스템

(Robust Traffic Monitoring System by Spatio-Temporal Image Analysis)

이 대 호 [†] 박 영 태 [‡]

(Daeho Lee) (Youngtae Park)

요약 본 논문에서는 교통 영상에서 실시간 교통 정보를 산출하는 새로운 기법을 소개한다. 각 차선의 검지 영역은 통계적 특징과 형상적 특징을 이용하여 도로, 차량, 그리고 그림자 영역으로 분류한다. 한 프레임에서의 오류는 연속된 프레임에서의 차량 영역의 상관적 특징을 이용하여 시공간 영상에서 교정된다. 국부 검지 영역만을 처리하므로 전용의 별도 처리기 없이도 초당 30 프레임 이상의 실시간 처리가 가능하며 기상조건, 그림자, 교통량의 변화에도 강건한 성능을 보장할 수 있다.

키워드 : 교통 정보 처리, 차량 검출, 분류, 시공간 영상, 통계적 특징, 구조적 특징, 시간적 특징

Abstract A novel vision-based scheme of extracting real-time traffic information parameters is presented. The method is based on a region classification followed by a spatio-temporal image analysis. The detection region images for each traffic lane are classified into one of the three categories: the road, the vehicle, and the shadow, using statistical and structural features. Misclassification in a frame is corrected by using temporally correlated features of vehicles in the spatio-temporal image. Since only local images of detection regions are processed, the real-time operation of more than 30 frames per second is realized without using dedicated parallel processors, while ensuring detection performance robust to the variation of weather conditions, shadows, and traffic load.

Key words : Traffic information processing, Vehicle detection, Classification, Spatio-temporal image, Statistical feature, Structural feature, Temporal feature

1. 서 론

지능형 교통 시스템(ITS, Intelligent Transportation Systems)은 도로와 차량 등 기존 교통 체계의 구성 요소에 첨단의 전자, 정보, 통신과 제어 등의 기술을 적용하여 교통 정보 및 자료를 수집하여 안전하고 편리한 통행과 교통 체계 전체의 효율성을 극대화하기 위한 정보화 체계이다[1]. 따라서 ITS의 구축을 위하여 실시간으로 교통 상황을 판단하는 것은 필수적인 요소이다. 실시간으로 교통 상황을 분석하는 방법으로는 유도 루프 검출기(ILD, inductive loop detector)를 이용하는 방법과 영상 인식을 이용하는 방법 등을 들 수 있다. ILD는

도로 표면 밑에 설치하므로 설치 및 구조 변경이 어렵고 유지비용이 높다. 또한 자기장의 간섭의 변화량을 측정하여 차량을 검출하므로 차량이 천천히 움직이거나 정지하는 경우에는 차량의 검출이 불가능하다[2,3]. ILD 대신에 초음파, 레이저 및 적외선 검출기가 사용될 수 있으며 ILD와 비슷한 원리로 동작한다.

영상 인식을 이용하는 방법으로는 전체 영상에서 차량을 분할하고 추적하는 기법과 ILD와 같이 국부 검출 영역에서 차량과 도로를 판단하는 기법이 있다. 전체 영상에서 차량을 분할하여 추적하는 기법에서는 배경 영상을 생성하고 배경 영상과의 차이를 이용하여 차량을 분리하는 기법[4-7]과 움직임 영역을 검출하여 차량을 분리하는 기법이 제시되었다[8,9]. 배경 영상과의 차이를 이용하는 기법에서는 연속적으로 배경 영상을 수정하고 현재 영상과의 차이를 계산하여 차량 영역을 검출하며 형상과 태양의 위치 정보 등을 이용하여 겹쳐진 차량과

[†] 종신회원 : 경희대학교 전자공학과

nize@khu.ac.kr

[‡] 비회원 : 경희대학교 전자정보학부 교수

ytpark@khu.ac.kr

논문접수 : 2004년 1월 30일

심사완료 : 2004년 9월 13일

그림자 영역을 제거한다. 차량의 추적은 일반적으로 검출된 영역을 연상(association)하는 기법을 이용한다. 반면 움직임 영역을 검출하는 기법은 연속된 두 프레임간의 차이 정보나 프레임간의 움직임 벡터를 이용하여 움직임 영역을 찾아 추적한다. 국부 검출 영역에서 차량과 도로를 판단하는 기법은 1) ILD와 같이 검지 영역에서 차량을 판단하고 동일한 차선에 연속적인 두 개의 검지 영역에 의해 차량의 속도를 판단하는 기법[10-12], 2) 차선과 나란한 국부 영역에서 차량 영역을 분할하여 추적하는 기법[13,14]과 3) 차선에 수직과 수평의 검지 영역을 설정하여 차량을 검출하고 추적하는 기법[15]이 있다. 교통 모니터링 시스템은 도로의 통과 차량수, 속도, 차간 거리와 도로 접유율 등을 산출하며, 전체 영상을 이용하는 기법은 차량의 움직임 궤적을 산출하여 자동 교통 단속 시스템에도 사용될 수 있다.

영상 인식을 이용하는 다른 기술로서 [16,17]과 같이 도로의 대기 차량의 길이나 혼잡도를 측정하는데 사용될 수 있고 [18,19,20]과 같이 주행하는 차량에 카메라를 설치하여 장애물을 검출하는데 사용될 수 있다. 도로의 대기 차량의 길이나 혼잡도를 측정하는 것은 위에서 언급한 모니터링 기법이 사용될 수 있으나 추적을 수행하지 않고 차량의 존재 유무만을 판단하는 것이 일반적이다. 또한 차량에 카메라를 탑재하여 장애물을 검출하는 기법은 차량의 이동에 따라 배경과 도로의 영역이 바뀌게 되므로 도로 검출과 장애물 검지의 두 가지 과정이 필요하다.

앞에서 기술된 영상 정보를 처리하는 기법들은 그림자가 존재하지 않고 차량의 흐름이 순조로운 주간의 경우에는 모두 우수하게 동작하나 그림자가 복잡하고 혼잡한 도로 영상에서는 차량 검출의 높은 정확도를 보장하지 못한다. 따라서 영상 정보를 이용하는 교통 모니터링 시스템은 다양한 환경에서 유연하게 동작되도록 설계되어야 하는 매우 어려운 문제를 가지고 있다.

본 논문에서는 앞에서 기술된 시공간 영상을 이용하는 기법들의 장점을 사용하기 위하여 차량의 판별은 [11]에서 제안된 기법을 사용하며, 차량을 추적하여 속도, 차량 길이 등의 교통 정보를 산출하기 위하여 [16]에서 사용된 EPI(epipolar plane image)를 사용한다. 또한 차량 판별의 후처리 과정에 일반적인 차량의 길이와 속도에 맞지 않는 차량은 제거한다. 제안하는 기법은 [11]에서 사용된 그림자 제거 기법이 사용되었으며 [7]에서 사용된 배경 영상 수정 기법을 사용하므로 그림자가 존재하는 등의 다양한 기상 조건에서 사용자의 특별한 설정이 없어도 우수하게 동작할 수 있다. 또한 시공간 영상만을 이용하므로 일반 PC에서도 전용의 프로세서 없이 실시간 동작이 가능하다. 기존의 교통 모니터링

기법들은 교통량이 많은 도심의 전용차로와 복잡한 그림자가 존재하는 경우에는 많은 오동작을 하는 단점을 가지고 있으나 제안하는 기법은 균일한 차량을 잘 분리하고 그림자의 방향에 관계없이 자동으로 처리할 수 있는 장점을 가지고 있다.

2. 시공간 영상 생성 및 시스템 개요

시공간 영상은 2차원 공간의 영상을 시간에 따라 누적한 영상이다. 본 논문에서는 그림 1과 같이 검지선(detection line)에서 시간에 따라 누적된 PVI(panoramic view image)와 차선에 수평인 검지선(epipolar line)에서 시간에 따라 누적된 EPI(epipolar plane image)를 프레임마다 생성한다. 그림 1과 같이 한 차선의 검지 영역(detection region)에서 차량을 판별하며 차량의 연결을 수정하기 위하여 PVI가 사용되며 차량의 움직임을 추적하기 위하여 EPI가 사용된다. 각 차선별 설정 영역(setting region)과 설정 영역의 길이를 운영자가 설정하며 검지 영역 및 검지선들은 자동으로 생성된다. EPI를 생성하기 위한 검지 영역은 카메라의 설치 각도에 따라 투영된 검지선으로 나타나므로 우선 설정 영역을 역원근 변환(inverse perspective transformation)하고 시공간 영상을 생성한다. t 프레임에서 역원근 변환된 설정 영역이 $W \times H$ 의 크기를 가지는 영상 $S_t(x,y)$ 이고 검지선이 아래쪽에 있다면 PVI와 EPI는 식(1)과 같이 생성된다.

$$\begin{aligned} PVI(t, y) &= S_t(y, H-1) \\ EPI(t, y) &= S_t(W/2, H-y-1) \end{aligned} \quad (1)$$

식 (1)에서 PVI와 EPI의 높이는 W 이고 W 는 H 보다 큰 값을 가지며 본 논문에서는 고속의 차량의 속도를 판별하기 위하여 H 는 8~12m 범위에서 W 는 H 의 0.25~0.5배 정도를 사용하였다.

제안하는 교통 모니터링 시스템의 처리 과정은 그림 2와 같다. 매 프레임마다 PVI와 EPI를 생성하며 PVI는

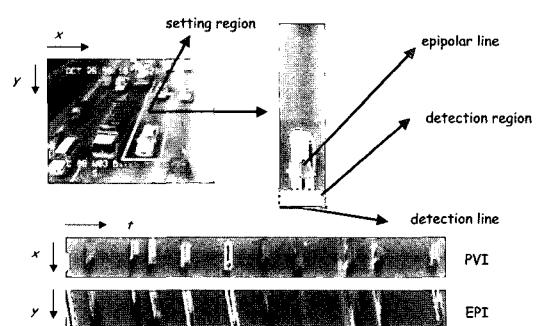


그림 1 검지 영역, 검지선들과 시공간(PVI, EPI)
영상의 생성

차량 검출을 위하여 EPI는 차량의 길이와 속도의 산출을 위하여 사용된다. 매 프레임마다 검지 영역에 대한 특징을 추출하여 일차적으로 차량, 도로, 그리고 그림자로 분리한다. 단순히 검지 영역의 특징만으로 차량을 분리하면 그림자와 반사의 영향으로 여러 차량이 한 대로 분류되거나 한 대의 차량이 여러 차량으로 분류되는 경우가 많이 발생한다. 따라서 여러 차량이 한 대로 분류되지 않도록 도로와 그림자를 엄격히 판별하고, 차량의 진입이 검지되면 PVI 영상을 분석하여 분리된 동일 차량인지를 판별하여 병합한다. 단일 PVI 만으로는 차량의 속도 및 길이를 판별할 수 없으므로 일반적으로 두 개의 PVI를 사용하여 PVI간의 거리와 차량이 검출된 시간을 이용하여 차량의 속도와 길이를 판별한다. 그러나 본 논문에서는 단일 PVI와 단일 EPI를 사용하여 차량이 검출된 후에 EPI 추적을 통하여 차량의 속도와 길이를 산출한다.

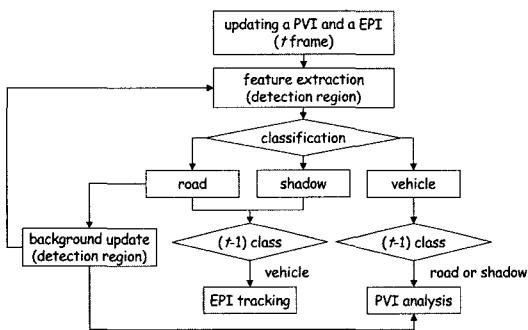


그림 2 교통 모니터링 시스템의 처리 과정

3. 검지 영역 분류

검지 영역(R_t)의 분류는 균일한 도로의 특성과 이분화되는 그림자의 특성을 이용하여 도로, 그림자와 차량을 판별하며, 사용되는 특징들은 검지 영역의 평균(μ), 표준 편차(σ), 분할된 표준 편차(σ_s), 고립 영역의 개수(a)와 불규칙 영역의 개수(β)이다.

$$\mu(t) = \frac{1}{N} \sum R_t(x, y) \quad (2)$$

$$\sigma(t) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum (R_t(x, y) - \mu(t))^2} \quad (3)$$

N : the number of pixels in the region R_t

식 (2)와 (3)에 의해 μ 와 σ 를 계산하며 균일한 도로 영역은 낮은 σ 를 가지므로 도로와 차량 내부의 판별이 가능하다.

국부 검지 영역을 이진화하여 밝은 영역(R_1)과 어두운 영역(R_2)으로 구분하면 그림자가 포함된 도로 영상

은 도로(R_1)와 그림자(R_2)로 분리되어 분리된 영역에 대한 표준 편차의 평균(σ_s)은 낮은 값을 가지게 된다. 또한 그림자가 포함된 도로 영상은 이진화에 의해 두 개의 영역으로 분리되며 분리된 영역의 경계가 불규칙적이지 않다[12]. 고립된 영역은 검지 영역의 가장 자리를 걸치지 않고 내부에 존재하는 분할 영역을 의미하며 불규칙 영역은 식 (5)와 같이 계산된 불규칙도(ρ)가 임계치보다 큰 영역으로 정의한다. 여기서 ρ 는 분할 영역의 경계 밖에 위치하지 않는 외곽선의 비율로서 0.08보다 크면 불규칙 영역으로 판별한다. 따라서 σ_s , a 와 β 에 의해 그림자가 포함된 도로 영상과 어두운 차량 내부의 판별이 가능하다.

$$\sigma_s(t) = \sqrt{\frac{1}{N} \left(\sum_{(x, y) \in R_1} (R_t(x, y) - \mu_1)^2 + \sum_{(x, y) \in R_2} (R_t(x, y) - \mu_2)^2 \right)} \quad (4)$$

$$\rho = \frac{|\{(x, y) | (x, y) \in B_Q \text{ AND } (x, y) \notin A\}|}{|\{(x, y) | (x, y) \in Q\}|} \quad (5)$$

μ_1 , μ_2 : the mean of the R_1 and R_2 , respectively

Q : the segmented region, B_Q : the set of boundary points

A : the bounding box of the detection region

$| \cdot |$: the number of elements in the set

위에서 언급된 특징만을 이용하면 도로 영역이 균일하지 못한 경우에는 제대로 분할하지 못하므로 배경 영상을 이용한다. 최초의 배경 영상은 최초의 국부 검지 영역의 영상을 배경(B_t)으로 지정하고 국부 영역이 도로로 판별되어지면 현재 프레임의 검지 영역(R_t)과 비교하여 식(6)과 같이 수정하여 배경을 재생산할 수 있다. 배경과 차이의 평균(μ_s)을 이용하여 균일하지 못한 도로의 판별이 가능하다.

$$B_{t+1}(x, y) = \begin{cases} B_t(x, y) + 1 & \text{if } B_t(x, y) < R_t(x, y) \\ B_t(x, y) - 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

국부 검지 영역의 특징들은 그림 3과 같이 각 클래스마다 서로 다른 분포를 가지게 된다. 그림 3은 여러 상황의 도로 영상에서 각 클래스마다 μ , σ , σ_s 와 β 의 분포를 나타낸 것이다. 이러한 분포 특성을 이용하여 그림 4와 같은 분류가 가능하다. 그림 4에서 μ_b 는 배경 영상의 평균 밝기이고 밝은 차량을 빠르게 분류하기 위해 사용된다. t_0 , t_1 , t_2 , t_3 과 t_4 는 분류를 위한 임계치들이며 본 논문에서는 10, 50, 40, 20과 20을 사용하였다.

그림 4와 같은 과정으로 분류를 수행하면 특정 상황에서만 우수한 결과를 나타내게 된다. 그림 5에서 아래의 PVI는 위의 PVI에 비해 도로와 차량이 모두 밝다. 따라서 그림 4와 같이 특정한 임계치를 사용하면 그림 5의 분류 결과와 같이 아래의 PVI의 분류는 오류를 많이 낸다. 따라서 본 논문에서는 배경의 평균과 표준편차

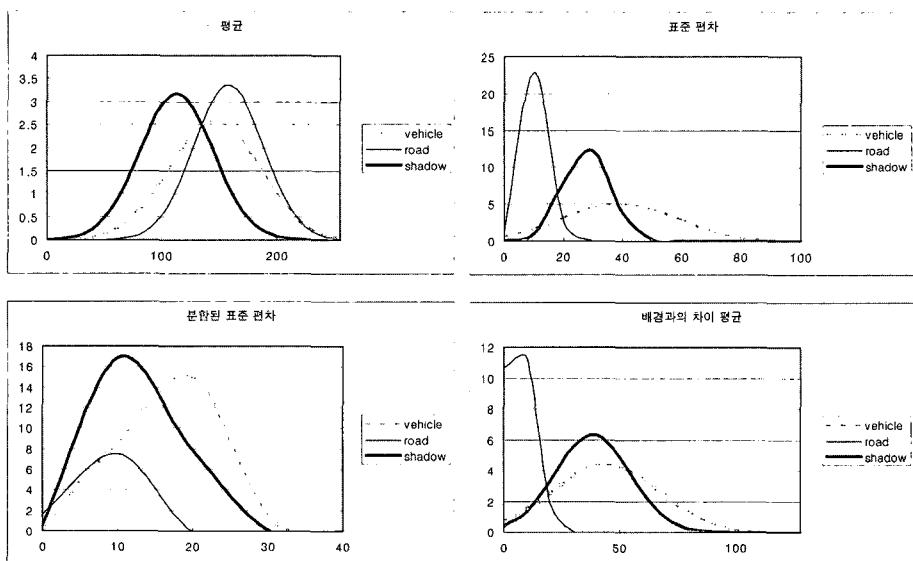


그림 3 차량, 도로와 그림자의 특징 분포

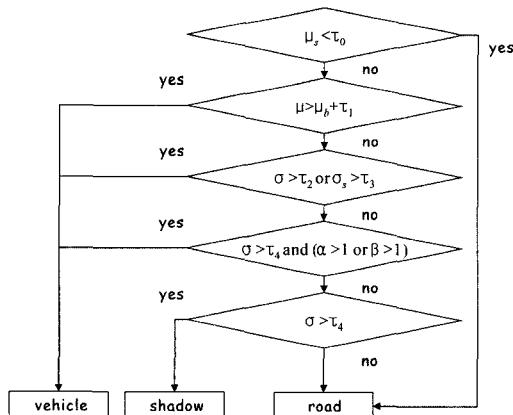


그림 4 국부 검지 영역의 분류 기법

를 밝기의 참조 특징으로 추가하여 신경망에 의해 분류를 시도하였다. 신경망의 입력 특징은 규칙 기반 분류에서 사용된 μ , μ_b , σ , σ_s , α 와 β 에 배경 영상의 평균(μ_b)과 표준 편차(σ_b)이며 1개의 은닉층을 가지며 은닉층은 입력 노드의 두 배의 노드를 가진다. 신경망의 출력 노드는 분류의 결과인 차량, 그림자, 도로의 3가지이며 2488 개의 다양한 영상에 대해서 오류 역전파 알고리즘(error back-propagation)으로 훈련되었다. 그림 6은 신경망에 의해 그림 5의 동일한 영상에 대해 적용한 결과이다.

그림 5와 6에서 첫 번째와 세 번째 영상은 다른 시간 대의 PVI이며 그 아래에 있는 영상은 검지 영역을 규칙 기반과 신경망으로 분류한 결과이다. 분류된 결과에서

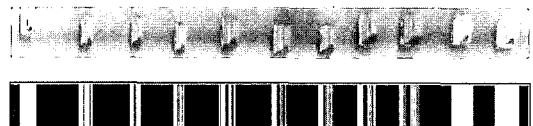


그림 5 차량 분류(규칙 기반)

흑색 : 도로, 백색 : 차량, 회색 : 그림자



그림 6 차량 분류(신경망)

흑색 : 도로, 백색 : 차량, 회색 : 그림자

백색은 차량, 회색은 그림자, 흑색은 도로로 판정된 영역이다. 규칙 기반 기법에서는 도로와 유사한 색상의 차량이 대부분 도로로 판단되지만 신경망을 이용한 경우

에는 이와 같은 오류를 줄일 수 있음을 알 수 있다. 그림 5와 6에서 어두운 차량 내부는 그림자 또는 배경으로 판별되었다. 따라서 분리된 동일 차량을 합병하는 기법이 필요하며 PVI를 분석하여 끊어진 영역에서 앞-뒤 차량을 비교하여 병합할 수 있다.

4. PVI 분석

PVI 분석은 PVI의 에지 영상을 이용하여 차량의 에지 정보로서 분할된 차량을 합병한다. 그림 7의 세 번째 영상은 PVI의 에지 영상이며 t 축과 x 축에 대한 차이를 임계치에 의해 이진화한 결과이다. 여기서 도로 영상에서 나타나는 에지의 영향을 줄이기 위하여 배경 영상의 에지와 일치하는 에지는 제거한다.

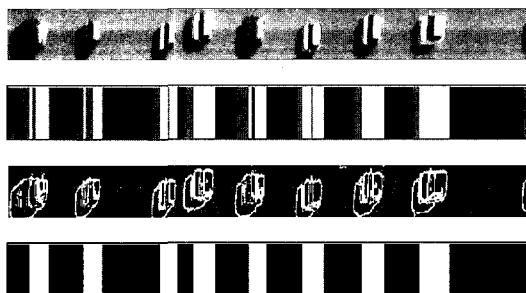


그림 7 PVI 분석에 의한 차량 병합(위에서부터 PVI, 신경망에 의한 영역 분류 결과, PVI 에지 영상, PVI 분석에 의해 수정된 영역 분류 결과)

현재 프레임에서 검지 영역이 차량으로 분류되고 이전 프레임에서 도로나 그림자로 분류되었다면 이전에 검지된 차량 영역과의 에지의 연결성을 이용하여 이전 차량과 합병한다. 분리된 차량 영역에서 에지의 연결성은 그림 8과 같이 type 1, 2와 3인 경우에는 동일 차량의 특징이므로 연결하고 type 4와 5인 경우에는 다른 차량이므로 연결하지 않는다. 그림 7에서 마지막 영상은 이러한 규칙에 의해 합병된 결과를 보여주며 회색으로 표시된 부분이 합병된 부분이다.

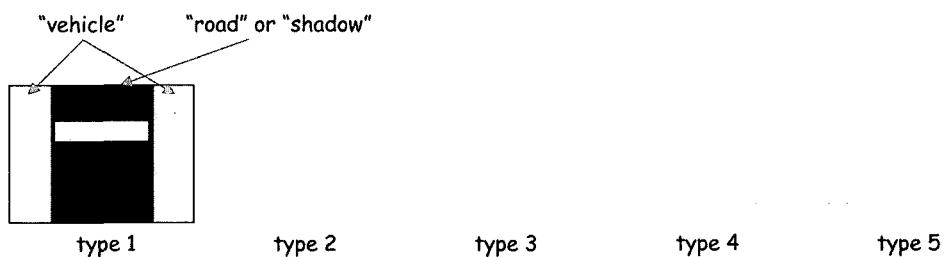


그림 8 차량 병합 규칙

5. EPI 추적

교통 모니터링 시스템에서 산출되는 도로의 정보는 검지선을 통과한 차량의 계수뿐만 아니라 속도, 차량 길이들도 중요한 정보들이다. 차량의 계수는 단일 국부 검지 영역에 의해 가능하지만 차량의 속도와 길이는 동일 차선에 연속적으로 설정된 두 개의 검지 영역에 의해 산출될 수 있다. 그러나 [15]에서는 한 개의 PVI와 한 개의 EPI에 의해 차량의 속도 및 길이를 산출하였으며 차량의 속도 및 길이는 차량으로 분류된 시간의 EPI의 궤적 추적에 의해 산출되었다. 본 논문에서는 차량으로 분류된 시간의 EPI에 BMA(block matching algorithm)를 이용하여 차량의 움직임을 추적하여 차량의 속도를 산출하였다. 차량의 움직임을 추적하는 것은 그림 9의 마지막 그림과 같이 차량 영역으로 판정된 EPI를 $M \times M$ 의 EPI_{cp}로 분리하여 시간에 따른 이동의 변화량을 찾는다. 분리된 EPI_{cp}의 왼쪽열의 화소부터 시작하여 바로 오른쪽열의 화소와 블록 정합을 시도한다. 이때 블럭의 크기는 $N \times 1$ 이 되며 N 의 크기는 실험적으로 EPI의 높이의 1/3정도가 가장 우수하게 동작하였다. 따라서 블록 정합으로 산출되는 기울기는 식 (7)과 같다.

$$\frac{dy_d}{dt_d} = \frac{1}{M-1} \sum_{t=0}^{M-2} \arg \min_{y=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} |EPI_{cp}(n, t) - EPI_{cp}(n+y, t+1)| \quad (7)$$

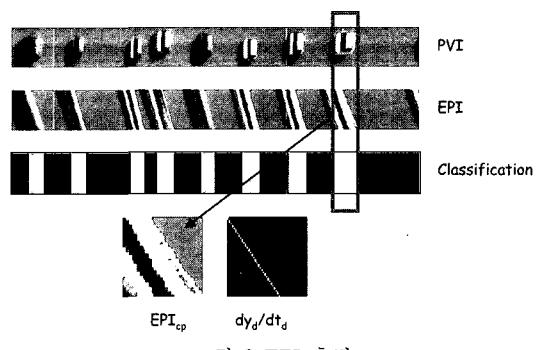


그림 9 EPI 추적

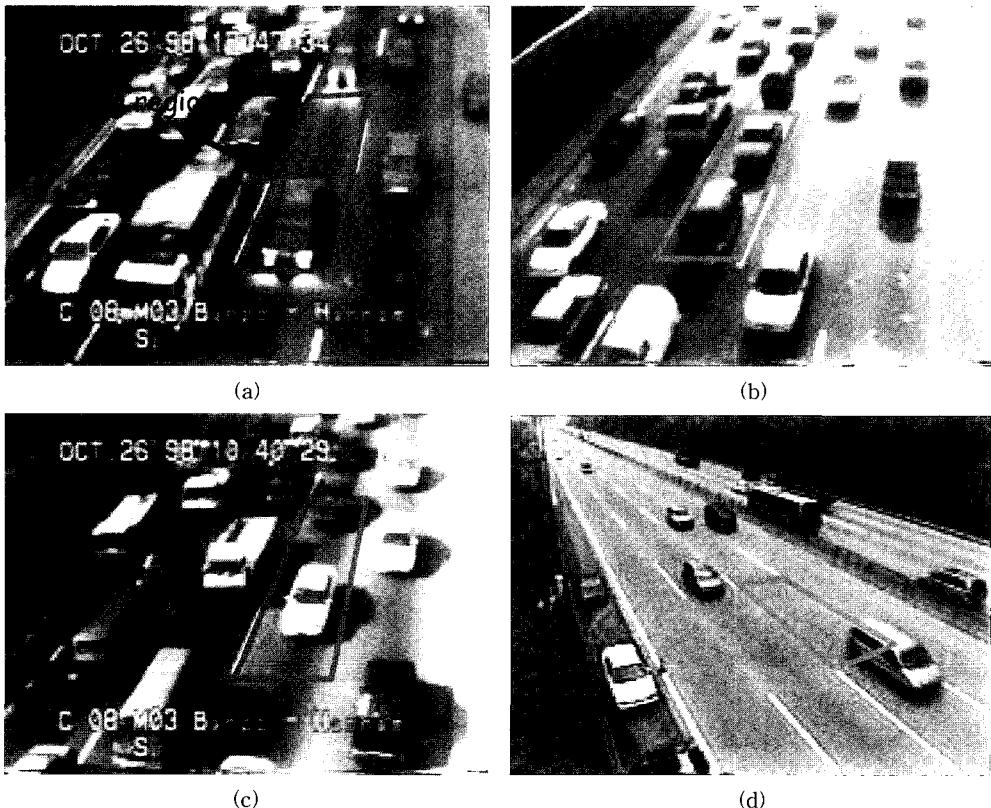


그림 10 실험에 사용된 교통 영상

- (a) 그림자가 없는 경우(그림 11), (b) 그림자가 앞으로 존재하는 경우(그림 12),
 (c) 그림자가 옆으로 존재하는 경우(그림 13), (d) 고속으로 주행하는 경우(그림 14)

정확한 차량의 길이(l)는 dy_d/dt_d 에 차선에 수평인 검지선(epipolar line)으로 설정된 도로의 실제 길이를 곱하여 구할 수 있고 차량의 속도(v)는 l 을 EPI_{cp}의 누적 시간으로 나누어 구할 수 있다.

차량의 속도와 길이가 계산되고 다음 진입한 차량과 병합이 되지 않으면 차량 분류를 검증하게 된다. 검증 방법은 산출된 차량의 속도가 150km/h 이상이거나 차량 길이가 3m이하이면 차량이 아니므로 검출된 차량을 제거한다.

6. 실험 결과

다양한 장소에서 획득된 영상들에 대해서 실험을 수행했다. 도로 영상이 촬영된 비디오에서 재생되는 영상을 PC에서 전송받고 320×240 크기의 8bit/pixel의 회색조 영상으로 변환하여 1.7GHz PC의 Windows 2000 환경에서 처리했다.

그림 11, 12, 13과 14는 실험 결과 영상으로 각각 그

림 10의 (a), (b), (c)와 (d)의 상황에서 처리된 결과이며 PVI, EPI, 신경망에 의한 분류 결과, PVI 에지와 최종 분류 결과의 순서로 보여준다. 그림 11에서는 전조등의 반사에 의해 잘못된 분류는 PVI 분석과 차량 정보 검증에 의해 제거된 부분이 보이며 그림 12와 13에서는 PVI 분석에 의해 올바르게 병합된 부분들이 보인다. 그림 14는 고속으로 주행하는 차량들에 대한 결과로서 추적되는 프레임의 수가 적으므로 차선에 수평인 검지선을 길게 설정하여 EPI 추적을 수행하며 옆 차선으로 지나가는 차량은 EPI 추적에서 속도가 0에 가깝게 계산되어 차량 길이가 0에 가까우므로 차량 검증 과정에서 제거되었다.

다양한 조건에서의 실험 결과는 표 1과 같이 그림자가 없는 주간 영상의 경우에는 차량 검출의 오류가 없었으며 그림자가 차량 옆으로 존재하여 차량의 앞창이 그림자 또는 도로로 분류되거나 어두운 차량의 에지가 나타나지 않으므로 차량의 검출에 실패하는 경우가 많

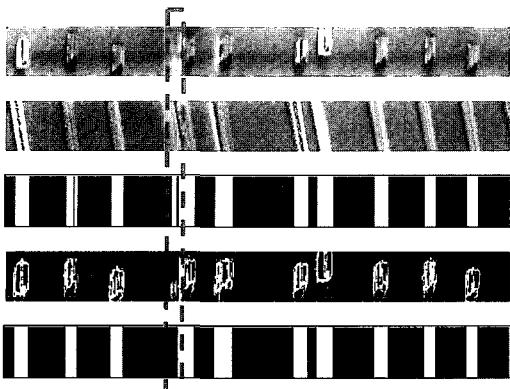


그림 11 실험 결과(그림자가 없는 경우)

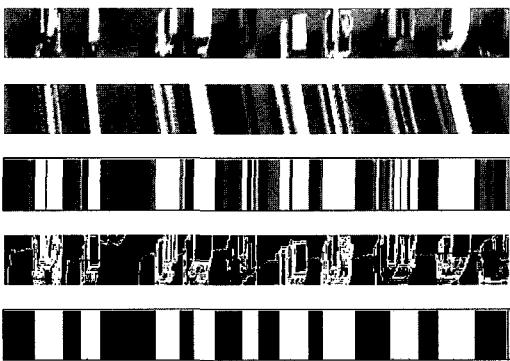


그림 12 실험 결과(그림자가 앞으로 존재하는 경우)

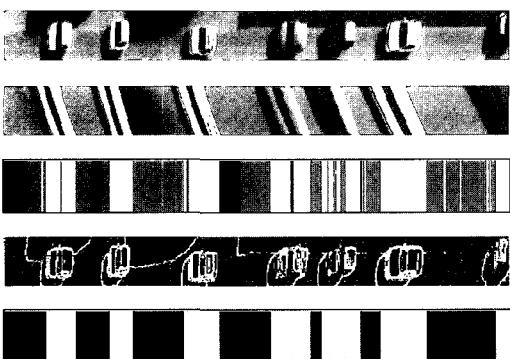


그림 13 실험 결과(그림자가 옆으로 존재하는 경우)

았으며 고속도로에서 빠르게 진행하는 차량에 대해서는 시공간 영상이 4~5 프레임 정도 밖에 생성되지 않으므로 그림자로 분류되거나 EPI를 정확히 추적하지 못하여 차량이 제거되는 경우가 발생했다. 그러나 오히려 고속도로에서 비 오는 날에 대한 결과는 차량 영역이 뚜렷하게 나타나므로 정확도가 상당히 높았다.

기존의 교통 모니터링 기법들은 그림 10의 (a), (b)와

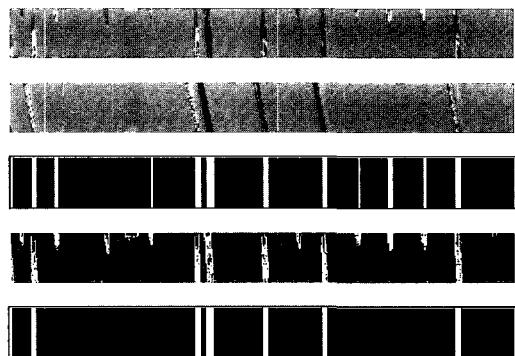


그림 14 실험 결과(고속으로 주행하는 경우)

(c)의 상황에서는 높은 정확도를 가지기 어렵다. 전체 영상에서 차량이나 움직임을 분할하는 기법들[4~9]은 차량들이 근접해서 진행하고 그림자의 영향이 크므로 배경 영상에 잡음이 많아지며 겹쳐진 차량이 나타나게 된다. 또한 차선당 두개의 PVI를 생성하여 교통 정보를 산출하는 기법들[10~12]도 차량들이 근접해서 진행하므로 속도나 차량 길이의 산출에서 정확도가 떨어지게 된다. 또한 기존의 검지기의 경우에는 다양한 기후 조건의 변화에 대해 사용자가 설정을 수동으로 바꾸어야 하는 단점을 극복할 수 있다.

프레임당 평균 처리 시간은 표 2와 3과 같이 30ms 이내로서 대부분의 시간은 비디오 영상을 디지털 영상으로 변환하는 시간과 처리 결과를 화면에 출력하는 시간이었다. 따라서 전용의 그레이어 보드를 이용하여 디지털 영상을 획득하는 시간을 줄이면 많은 차선에 대한 실시간 처리가 가능하다.

표 1 다양한 환경에서의 차량 검출의 정확도

영상의 종류	차량 검출의 정확도
그림자가 없음	100%
그림자가 차량 옆으로 존재	84.21%
그림자가 차량 앞으로 존재	95.65%
고속으로 진행하는 차량	77.19%
고속으로 진행하는 차량 + 비 오는 날	97.87%

표 2 동작에 따른 처리 시간

	디지털 영상 획득	차량 검출	영상 출력
처리 시간(ms)	20.7	4.4	8.6

표 3 검지 차선의 개수에 따른 처리 시간(처리중의 영상 출력 제외)

검지 차선의 개수	1개	2개	3개	4개
처리 시간(ms)	25.4	30.0	35.7	39.5

영상 정보를 이용하는 교통 모니터링 시스템은 동시에 여러 차선의 처리가 가능하지만 카메라의 각도에 의해 옆 차선을 통과하는 차량과 근접한 차량의 분리가 어렵다. 그림 15는 그림 1과 같은 환경에서 4차선에 대한 처리 결과를 나타낸 것이다. 점선으로 표시된 앞의 두 가지 경우는 옆 차선을 통과하는 차량에 영향을 받았으며 처음의 경우에는 차량을 검증하면서 제거되었으나 두 번째 경우에는 겹지 차선을 진행하는 차량과 겹치면서 제거되지 않았다. 그리고 세 번째 경우는 차량이 너무 근접하여 진행하여 올바르게 분류하지 못한 경우이다. 동시에 여러 차선을 처리하며 옆차선의 간섭을 줄이기 위하여 차선과 수평으로 카메라를 설치하고 차량이 최대한 겹치지 않도록 근거리만을 처리하도록 하면 해결될 수 있다. 또한 차량의 겹침은 차량의 검증을 더욱 엄격하게 수행하거나 [14]의 국부 영역 분석 기법을 도입하여 보다 정확히 분리할 수 있을 것이다.



그림 15 차량이 잘못 분류된 예

7. 결 론

본 논문에서는 1) 영역 분류에 의한 초기 차량 검지 기법과 PVI의 형상 특징을 이용한 차량 영역의 검증 기법을 결합한 영상 검지 기법과 2) EPI 추적에 의한 교통 정보 산출 기법을 사용한 새로운 영상 검지 기법을 제시하였다.

다른 검지 기법에서 제시된 사용자의 추가 설정이 없이 자동적으로 다양한 환경에서 동작할 수 있으며 동일한 위치에서 PVI와 EPI를 생성하므로 거리 오차를 최소화하여 교통 정보의 산출이 가능하므로 ITS를 포함한 지능형 교통 정보 체계의 구축을 위한 핵심 기술로 활용될 수 있다.

참 고 문 헌

[1] 이승환, “ITS의 기본 개념과 국내·외 추진 동향”, 대

한전자공학회지, Vol. 28, No. 5, pp. 22-26, 2001.

- [2] Andrew H.S. Lai and Nelson H.C. Yung, "Vehicle- Type Identification Through Automated Virtual Loop Assignment and Block-Based Direction-Biased Motion Estimation," IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, Vol. 1, No. 2, pp. 86-97, 2000.
- [3] V. Kastrinaki, M. Zerakis and K. Kalaitzakis, "A Survey of Video Processing Techniques for Traffic Applications," Image and Vision Computing, Vol. 21, pp. 359-381, 2003.
- [4] O. Masoud, et al., "The Use of Computer Vision in Monitoring Weaving Sections," IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, Vol. 2, No. 1, pp.18-25, 2001.
- [5] S. Gupte, et al., "Detection and Classification of Vehicles," IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, Vol. 3, No. 1, pp. 37-47, 2002.
- [6] D. Koller, et al., "Robust Multiple Car Tracking with Occlusion Reasoning," Proceedings of 3rd European Conference on Computer Vision, Vol. 1, pp. 189-196, 1994.
- [7] Y. Jung and Y. Ho, "Traffic Parameter Extraction using Video-based Vehicle Tracking," Proceedings of IEEE International Conference on ITS, pp. 764-766, 1999.
- [8] R. Cucchiara, M. Piccardi, and P. Mello, "Image Analysis and Rule-Based Reasoning for a Traffic Monitoring System," IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, Vol. 1, No. 2, pp. 119-130, 2000.
- [9] L.D. Stefano and E. Viarani, "Vehicle Detection and Tracking Using the Block Matching Algorithm," Proceeding of 3rd IMACE/IEEE, Vol. 1, pp. 4491-4496, 1999.
- [10] P.G. Michalopoulos, "Vehicle Detection Video Through Image Processing: The Autoscope System," IEEE Transactions on Vehicular technology Vol. 40, No. 1, pp. 21-29, 1991.
- [11] 이영재, 이대호, 박영태, “시공간 영상 분석에 의한 실시간 교통 정보 산출 기법”, 전자공학회논문지 SP편, 27권, 4호, pp. 11-19, 2000.
- [12] 이대호, 박영태, “영역 분류와 시공간 영상 분석에 의한 실시간 교통 정보 파라메터 산출 기법”, 제12회 영상 처리 및 이해에 관한 워크샵 발표 논문집, pp. 347-352, 2000.
- [13] L. Wixson, K. Hanna, and D. Mishra, "Illumination Assessment for Vision-Based Traffic Monitoring," 1998 IEEE Workshop on Visual Surveillance, pp. 34-41, 1998.
- [14] 이대호, 박영태, “국부 다중 영역 정보를 이용한 교통 영상에서의 실시간 차량 검지 기법”, 2000년도 전자공학회 학술대회 논문집, pp. 163-166, 2000.
- [15] Z. Zhu, et al., "VISATRAM: A Real-Time Vision System for Automatic Traffic Monitoring," Image and Vision Computing, Vol. 18, No. 10, pp.

- 781~794, 2000.
- [16] M.Y. Siyal and M. Fathy, "A Neural-Vision based Approach to Measure Traffic Queue Parameters in Real-Time," *Pattern Recognition Letters*, Vol. 20, pp. 761~770, 1999.
 - [17] M. Fathy and M.Y. Siyal, "Measuring Traffic Movements at Junctions using Image Processing Techniques," *Pattern Recognition Letters*, Vol. 18, pp. 493~500, 1997.
 - [18] M. Betke, E. Haritaoglu and L.S. Davis, "Real-Time Multiple Vehicle Detection and Tracking from Moving Vehicle," *Machine Vision and Application*, Vol. 12, pp. 69~83, 2000.
 - [19] S.M. Smith, "ASSET-2: Real-Time Motion Segmentation and Object Tracking," *Real Time Imaging*, Vol. 4, pp. 21~40, 1998.
 - [20] Z. Duric, et al., "Estimating relative Vehicle Motions in Traffic Scenes," *Pattern Recognition*, Vol. 35, pp. 1339~1353, 2002.



이 대 호

1998년 2월 경희대학교 전자공학과(학사). 2001년 2월 경희대학교 전자공학과(석사). 2001년 3월~경희대학교 전자공학과 박사 과정. 주 관심분야는 컴퓨터 비전, ITS, 신호처리 등임



박 영 태

1979년 2월 서울대학교 전자공학과(학사). 1981년 8월 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(석사). 1989년 12월 University of California, Irvine 전기 및 컴퓨터공학과(Ph.D.), 1990년 1월~1990년 7월 University of California, Irvine (Post Doc.). 1990년 7월~1991년 2월 Innovision Medical Inc., 1991년 6월~1992년 1월 대우통신 중앙연구소. 1992년 3월~현재 경희대학교 전자정보학부(교수). 주 관심분야는 컴퓨터 비전, 패턴인식, ITS, 신경회로망 학습이론 등임