

격자 단위 특징값을 이용한 도로 영상의 차량 영역 분할

백낙훈[†], 김구진^{**}

요 약

도로 영상에서 차량 영역을 분할하는 차량 영역 분할(vehicle segmentation) 문제는 지능형 교통 시스템을 비롯한 다양한 응용 분야들에서 중요하게 사용되는 기본 연산(fundamental operation)이다. 본 연구에서는 야외의 도로 상에 설치된 CCD 카메라에서 촬영된 정지 영상으로부터 차량 영역을 찾아내는 효율적인 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 입력되는 영상들을 격자 단위로 분할하여 각 격자에서의 에지 검출 결과를 대표하는 특징값(feature value)들을 통계적으로 분석한 후, 이를 바탕으로 최적해를 구한다. 전처리 과정에서는 다양한 외부 환경에서 촬영한 배경 영상들에 대해서 각 격자에서의 특징값들을 통계 처리한다. 입력된 차량 영상에서는 각 격자의 특징값이 배경 영상의 대응되는 격자에서의 특징값과 통계적으로 얼마나 오차를 보이냐에 따라, 배경 영역인지 차량 영역인지를 판단한다. 격자 별로 차량 영역에 해당하는 지를 판정한 뒤, 이 결과에 동적 프로그래밍(dynamic programming) 기법을 이용하여 차량을 포함하는 최적의 직사각형 영역을 찾아낸다. 본 논문에서 제안하는 방법은 통계 처리와 전역 탐색 기법을 사용하므로 휴리스틱에 주로 의존하는 기존 연구들에 비해 좀더 체계적이다. 또한, 배경 영상에 대한 통계 처리는 흐리거나 밝은 등의 날씨 변화 및 바람이나 진동에 의한 카메라의 흔들림과 같은 다양한 외부 요인들이 가져올 수 있는 노이즈나 오차에 대해서도 높은 신뢰성을 보여준다. 제안하는 방법을 구현한 프로토타입 시스템은 1280×960 크기의 차량 영상들을 장당 평균 0.150초의 수행 시간에 처리하였으며, 총 270장의 다양한 노이즈를 가지는 차량 영상들에 대해 97.03%의 성공률을 보였다.

Vehicle Area Segmentation from Road Scenes Using Grid-Based Feature Values

Nakhoon Baek[†], Ku-Jin Kim^{**}

ABSTRACT

Vehicle segmentation, which extracts vehicle areas from road scenes, is one of the fundamental operations in lots of application areas including Intelligent Transportation Systems, and so on. We present a vehicle segmentation approach for still images captured from outdoor CCD cameras mounted on the supporting poles. We first divided the input image into a set of two-dimensional grids and then calculate the feature values of the edges for each grid. Through analyzing the feature values statistically, we can find the optimal rectangular grid area of the vehicle. Our preprocessing process calculates the statistics values for the feature values from background images captured under various circumstances. For a car image, we compare its feature values to the statistics values of the background images to finally decide whether the grid belongs to the vehicle area or not. We use dynamic programming technique to find the optimal rectangular grid area from these candidate grids. Based on the statistics analysis and global search techniques, our method is more systematic compared to the previous methods which usually rely on a kind of heuristics. Additionally, the statistics analysis achieves high reliability against noises and errors due to brightness changes, camera tremors, etc. Our prototype implementation performs the vehicle segmentation in average of 0.150 second for each of 1280×960 car images. It shows 97.03% of strictly successful cases from 270 images with various kinds of noises.

Key words: Vehicle Segmentation(차량 영역 분할), Feature Value(특징값), Statistic Approach(통계 처리)

* 교신저자(Corresponding Author) : 백낙훈, 주소 : 대구광역시 북구 산격동 1370번지(702-701), 전화 : (053)950-6379, FAX : (053)950-6369, E-mail : nbaek@knu.ac.kr
접수일 : 2005년 4월 4일, 완료일 : 2005년 5월 23일

[†] 경북대학교 전자전기컴퓨터학부 조교수

** 정회원, 경북대학교 컴퓨터공학과 조교수
(E-mail : kujinkim@knu.ac.kr)

* 저자 김 구진은 2004년도 경북대학교 연구비에 의해 지원받았음.

1. 서 론

도로 영상에서의 차량 인식은 지능형 교통 시스템(Intelligent Transportation System), 교통 정보 수집, 불법 차량 적발, 자동 과금 등의 다양한 응용 분야에서 반드시 필요한 작업들 중의 하나이다. 차량의 인식 문제는 대체로 차량의 번호판 영역으로부터 차량 번호를 찾거나[1,2], 차량의 전체 윤곽 또는 부분적인 특징으로부터 차종을 분류하는[3-6] 방식으로 접근하고 있다. 어느 경우이든, 도로 영상에서 차량이 차지하고 있는 영역을 검출하는 차량 영역 분할(vehicle segmentation)은 가장 기본적인 연산으로 사용되어야 한다. 차량 영역을 분할한 후에는 해당 영역에 대해서만 번호판 영역이나 외관을 분석하도록 함으로써, 최종 문제를 해결할 수 있다.

본 연구에서는 도로 영상에서 차량이 속한 영역을 추출하는 차량 영역 분할 문제를 다룬다. 이 문제는 도로 영상에 포함되어 있는 도로 표면, 차선, 차량의 그림자 등의 불필요한 정보를 담은 영역을 제외시키고, 차량이 포함되어 있는 영역만을 추출하는 것을 목표로 한다.

차량 영역 분할에 대한 다양한 연구 결과들이 있지만, 본 논문에서는 특히 실용성을 추구하여, 야외의 도로 위에 설치된 CCD 카메라에서 순간 촬영한 정지 영상을 입력으로 한다. 또, 향후 번호판 인식이나 외관 인식을 모두 포함하는 통합된 차량 인식 시스템의 기능을 제공하기 위해, 비교적 근접 촬영된, 1280×960 정도의 비교적 고해상도를 가지는 영상을 대상으로 한다.

야외의 공중에서 촬영된 도로 영상은 날씨에 의한 조도 변화, 진동이나 바람에 의한 카메라의 흔들림, 옆을 지나가는 다른 차량이 생성하는 그림자 등에 의한 다양한 노이즈를 포함하고 있다. 본 연구가 제안하는 방법은 노이즈에 대한 안정성과 빠른 처리 시간을 위하여, 입력 영상을 격자 형태로 분할한 후, 각 격자에 대한 특징값(feature value)들을 통계 기법들로 처리하여 일정 요건을 만족시키는 격자들만을 차량 영역으로 판정하는 것이다.

이 방법은 기존의 방법들에 비해 다음과 같은 특징들을 가진다. 우선, 전체 영상을 격자 단위로 분할하여 처리하고, 각 격자의 특징값들에 대해 통계 기법을 사용함으로써, 다양한 요인에 의한 노이즈에 대해서도 차량 영역 판정이 좀더 안정적이다. 또한, 특

정한 위치에 있는 차량에 대해서만 판정 가능하다는 식의 제약 조건을 배제하여, 도로 영상에 차량의 일부분만 포함되거나, 차량이 기울어지게 진입하는 경우 등에 대해서도 만족할 만한 결과를 보임으로써, 촬영 조건에 대한 제약을 줄였다. 마지막으로, 처리 과정의 상당한 부분이 단순화된 특징값들을 다룸으로써, 프로토타입 구현에서 영상 1개당 0.150초 정도의 비교적 빠른 처리 속도를 보였다.

2절에서 관련된 연구 결과들이 제시되고, 3절에서 본 논문이 제안하는 방법을 설명한다. 4절에서는 본 논문에서 제안하는 방법과 그 실험 결과를 제시하고, 기존의 방법을 이용한 실험 결과들과 간단히 비교한다. 마지막으로 5절에서 결론을 제시한다.

2. 관련 연구

차량 영역 분할 방법들 중의 일부는 차량의 존재 여부를 파악하는 데에 초점을 맞춘다. 비디오 카메라로 넓은 영역을 촬영한 후, 전체 영역에 포함된 차량의 수를 파악하거나 차량을 추적(tracking)하는 방식이 일반적이다. 연속 영상을 대상으로 하기 때문에, 이전 프레임(frame)과 현재 프레임 간의 차이를 계산하거나, 차량의 이동에 따른 운동 궤적(motion trail)을 감지하여 차량을 감지할 수 있다[7-12]. 이 경우는 상대적인 저해상도로 인해, 차량의 외관을 인식하거나 번호판을 인식하는 등의 용도로는 사용하기에 적합하지 않다.

배경 감산은 차량이 없는 상태에서의 배경 영상을 미리 촬영해 둔 후, 차량 영상과 배경 영상의 대응되는 픽셀들 간의 차이를 계산하여, 차량 영역을 추출하는 방법이다[7,8]. 개념적으로 우수한 방법이지만, 촬영 시의 조도 변화에 민감하고, 카메라의 흔들림과 같은 노이즈의 영향을 많이 받는다. 또한 차량의 색상이 도로와 유사할 때 차량을 인식하기 힘들며, 차량의 그림자를 중요한 부분으로 인식하는 등의 문제를 가진다. 이 방법을 적용하기 위해서는 지속적으로 배경 영상을 갱신하여야 하고, 차량과 배경을 구분하기 위한 적절한 문턱값(threshold)이 설정되어야 한다는 한계를 가진다[7,9,11].

배경 감산의 문제점을 극복하기 위한 방법으로 에지를 이용하는 방법들도 제시되고 있다[7,10,12,14]. Yu 등[12]은 영상에서 에지 검출을 수행한 후에 배경 감산을 적용하여 그림자를 제거하는 방법을 제안하

였다. Fathy and Siyal[7,8]은 촬영 시의 제약 조건을 이용하여, 영상의 특정 영역을 지나가는 차량을 감지하는 방식으로 배경 감산의 문제점을 피하였다. Ha 등[10]은 도로 영상에 글자가 있을 경우 차량이 글자 영역에 들어갈 때 배경과 차량 영상 간의 에지 차이를 이용하여 그림자를 제거하는 방법을 제안하였다.

Lee and Kweon[14]은 연속적으로 촬영된 차량의 후면 사진에 배경 감산 기법을 적용하여 대상 영역을 설정하고, 이 영역 내에서의 에지, 명도 등의 대칭성을 계산하여 차량을 검출하는 방법을 제안하였다. 이 방법은 단순한 배경 감산에 비해서는 보다 나은 결과를 보이지만, 대칭성을 찾기 위해, 차량 전체가 영상에 포함되어야 하고, 대칭축도 영상의 수직 방향으로만 제한되는 등의 한계를 가진다.

이상에서 살펴본 바와 같이, 차량 추출에 대한 상당한 연구 결과들이 제시되어 있지만, 아직까지는 일반적으로 적용될 수 있는 적합한 방법이 제시되지 못하고 있다. 특히, 차량의 그림자에 대한 처리와, 조도 변화나 카메라의 흔들림 등에 대한 대책에 있어서는 새로운 해결책이 필요하다. 다음 절에서는 이러한 문제점들을 극복하기 위해, 본 논문이 제안하는 방법을 설명하겠다.

3. 차량 영역 분할 알고리즘

3.1 특징값의 계산

본 연구에서 제안하는, 영상에서 차량이 속한 영역을 추출하는 방법은 에지(edge)의 검출(detection)에서 출발한다. 차량의 색상 정보를 이용하는 경우에는 색상 정보의 처리에 필요한 연산량에 비해 그렇게 좋은 결과를 보이지 않기 때문에, 본 연구에서는 입력된 영상을 우선 그레이스케일(grayscale) 영상으로 변환한 후, 이 그레이스케일 영상에 대해서 에지를 검출한다. 수평 및 수직 방향 에지들을 중점적으로 검출하기 위해 소벨 에지 검출(Sobel edge detection) 방법을 사용하였으며 좀더 자세하게는, 영상 내에서 (x, y) 위치에 있는 픽셀(pixel) \mathbf{p}_{xy} 에 대해서, 그 픽셀에서의 에지 검출값인 $Edge(\mathbf{p}_{xy})$ 는 다음의 값을 갖는다.

$$Edge(\mathbf{p}_{xy}) = |p_{(x-1)(y-1)} + 2p_{x(y-1)} + p_{(x+1)(y-1)} - p_{(x-1)(y+1)} - 2p_{x(y+1)} - p_{(x+1)(y+1)} + p_{(x-1)(y-1)} + 2p_{(x-1)y} + p_{(x-1)(y+1)} - p_{(x+1)(y-1)} - 2p_{(x+1)y} - p_{(x+1)(y+1)}|$$

본 연구의 실험에서 사용한 영상들은 일반 도로에서 흔히 볼 수 있는 과속 감지 카메라와 같이, 별도의 지지대를 사용하여 도로 위에 설치된 카메라에서 촬영한 것들이다. 이러한 영상들을 포함하여, 야외에서 차량을 촬영한 영상들은 촬영 시의 진동이나 바람의 영향으로 각각의 영상들을 촬영한 위치가 조금씩 벗어나갈 수 있다. 또, 촬영 순간의 날씨나 기타 환경적인 요인들에 의해, 영상의 노출(exposure)이나 대비(contrast)가 달라질 수 있다. 본 연구에서는 촬영된 영상이 포함하고 있는 이러한 형태의 오차들이 미치는 영향을 최소화하기 위해서, 픽셀 단위의 처리 대신에, 전체 영상을 일정한 크기의 격자(grid)로 분할하여, 각 격자를 기준으로 차량이 속한 영역인지를 판별하는 방식을 사용한다. 야외에서 직접 촬영한 영상들이 가지는 오차들을 감안하면, 차량이 속한 영역을 픽셀 단위로 추출하는 것보다는 이렇게 격자 단위로 추출하는 방식이 전체 인식률의 면에서는 더 합리적인 대안이 될 수 있을 것이다. 또한, 격자 단위로 처리하기 때문에 픽셀 단위 처리에 비해 전체 처리 시간을 감소시킬 수 있는 이점도 있다.

주어진 영상 I 를 폭 w , 높이 h 의 직사각형 격자들로 분할하면, 각 격자 I_{ij} 는 다음과 같이 $w \times h$ 개 픽셀들의 집합으로 표현된다.

$$I_{ij} = \{p_{xy} \mid i \cdot w \leq x < (i+1) \cdot w, j \cdot h \leq y < (j+1) \cdot h\}$$

각각의 격자 I_{ij} 를 연산의 기본 단위로 사용하기 위해, $Edge(\mathbf{p}_{xy})$ 값들을 직접 사용하는 대신, 해당 격자 내에서의 $Edge(\mathbf{p}_{xy})$ 값들의 특성을 잘 나타내는 특징값들(feature values)을 사용하고자 한다. 우선, 격자 I_{ij} 에 속하는 모든 픽셀 \mathbf{p}_{xy} 들에 대한 $Edge(\mathbf{p}_{xy})$ 값들을 각각 격자의 직사각형 영역에 평행한 수평 및 수직 방향으로 누적시킬 수 있다. 수직 방향으로의 누적 연산은 I_{ij} 에 속하는 모든 x 좌표들에 대하여, 다음과 같은 연산으로 해당 x 좌표를 가지는 모든 $\mathbf{p}_{xy} \in I_{ij}$ 들에 대한 $Edge(\mathbf{p}_{xy})$ 의 합을 구할 수 있다.

$$S_{ij}(x) = \sum_{y \in I_{ij}} Edge(\mathbf{p}_{xy}), \text{ for each } x \in I_{ij}.$$

위의 식에서, $x \in I_{ij}$, $y \in I_{ij}$ 는 각각 I_{ij} 의 영역에 포함되는 x, y 좌표값들을 의미한다. 이제 $x \in I_{ij}$ 인

모든 그림 x 좌표들에서 $S_{ij}(x)$ 값들을 계산하여 그래프로 표현하면, 그림 1에서와 같다. 그림 1(a)의 차량은 그림 1(b)에서와 같이 적당한 크기의 격자로 분할된 후에, 각각의 격자 I_{ij} 에서 $Edge(p_{xy})$ 를 계산한다. 그림 1(c)는 그림 1(b)에서 굵은 선으로 표시된, 사이

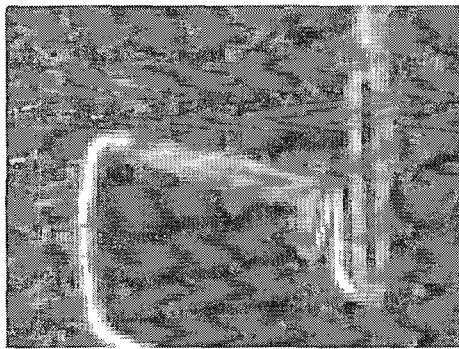
드 미러를 포함하는 격자에 대하여 $Edge(p_{xy})$ 를 계산한 예이다. 그림 1(c)의 $Edge(p_{xy})$ 값들을 수평과 수직 방향으로 누적시키면, 각각 그림 1(d)와 1(e)의 그래프와 같다. 수직 방향으로 $Edge(p_{xy})$ 를 누적시킨 결과인 $S_{ij}(x)$ 의 값은 그림 1(e)의 그래프와 같은데,



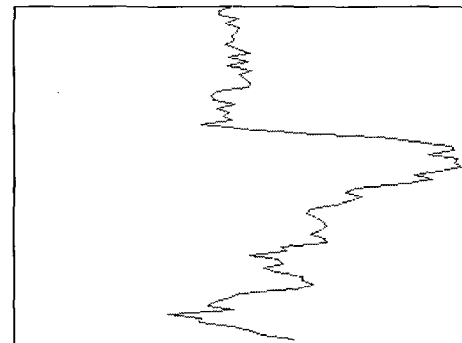
(a)



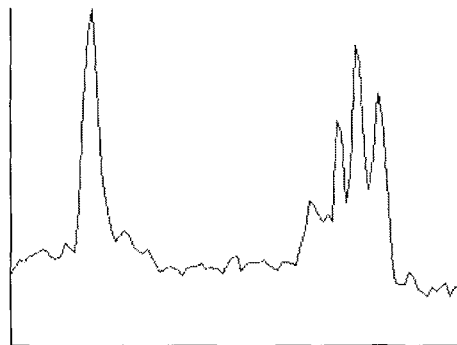
(b)



(c)



(d)



(e)

그림 1. 격자로 분할된 차량 영상과 격자 단위 특징값의 계산 예: (a) 차량 영상, (b) 100×80 격자로 분할한 예, (c) $Edge(p_{xy})$ 의 계산 결과, (d) $S_{ij}(y)/\max S_{ij}(y)$ 의 그래프, (e) $S_{ij}(x)/\max S_{ij}(x)$ 의 그래프.

이 결과는 그림 1(e)에서 보는 바와 같이, 영상 내에 존재하는 수직 방향 에지(vertical edge)에 대응되는 x 좌표 부근에서 집중적으로 값이 증가하는 성질을 가진다. 이 성질은 배경 영상과 차량 영상의 비교 시에, 차량과 배경의 경계를 포함하는 격자들에서는 급격하게 증가한 $S_{ij}(x)$ 값들을 발견하게 될 것임을 의미한다. 그림 1(c)에서 사용한 격자 I_{ij} 는 수평과 수직 방향 에지를 모두 가지고 있으므로, 양쪽 그래프 모두에서 급격히 값이 증가하는 부분이 존재하게 된다.

일반적인 에지 검출 결과들에서와 같이, 서로 다른 영상에서 동일 위치에 있는 \mathbf{p}_{xy} 에 대해 $Edge(\mathbf{p}_{xy})$ 값들은 입력 영상의 노출과 대비 정도에 따라 급격하게 변할 수 있다. 또한, 바람이나 진동으로 카메라가 흔들린 경우에도 같은 위치의 \mathbf{p}_{xy} 값들이 급격히 변할 수 있고, 결과적으로 $Edge(\mathbf{p}_{xy})$ 값들이 크게 차이가 날 수 있다. 본 연구에서는 히스토그램 정규화(histogram normalization)의 아이디어를 적용하여, $S_{ij}(x)$ 를 그대로 사용하는 대신, $\max_{x \in I_{ij}} S_{ij}(x)$ 값으로 정규화(normalize)한 $S_{ij}(x) / \max_{x \in I_{ij}} S_{ij}(x)$ 를 사용한다. 이러한 정규화 연산 과정은 서로 다른 환경 요인으로 인한 노출의 차이를 보정하는 역할을 한다.

$S_{ij}(x)$ 에 대한 그래프는 격자 I_{ij} 안에 존재하는 수직 방향 에지들이 어떠한 분포를 보이는 지에 대한 정보를 제공해 주지만, 전체적인 처리 과정에서 그래프 자체를 사용하기는 곤란하다. 본 연구에서는 주어진 그래프의 여러 가지 특성들 중에서, 최대값과 최소값의 차이에 주목하여, $S_{ij}(x)$ 의 그래프에 대한 특징값으로 다음의 값을 사용한다.

$$R_{ij}^x = \max_{x \in I_{ij}} \left(S_{ij}(x) / \max_{x \in I_{ij}} S_{ij}(x) \right) - \min_{x \in I_{ij}} \left(S_{ij}(x) / \max_{x \in I_{ij}} S_{ij}(x) \right) \\ = \frac{\max_{x \in I_{ij}} S_{ij}(x) - \min_{x \in I_{ij}} S_{ij}(x)}{\max_{x \in I_{ij}} S_{ij}(x)}$$

비슷한 방식으로, 격자 영역에 대한 수평 방향으로의 누적 연산값 $S_{ij}(y)$ 를 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$S_{ij}(y) = \sum_{x \in I_{ij}} Edge(\mathbf{p}_{xy}), \text{ for each } y \in I_{ij}.$$

이 값은 해당 격자 내에서의 수평 방향 에지(horizontal edge)들의 분포에 대한 정보를 제공하게 되고, 또 하나의 특징값인 R_{ij}^y 를 다음과 같이 계산할 수 있다.

$$R_{ij}^y = \max_{y \in I_{ij}} \left(S_{ij}(y) / \max_{y \in I_{ij}} S_{ij}(y) \right) - \min_{y \in I_{ij}} \left(S_{ij}(y) / \max_{y \in I_{ij}} S_{ij}(y) \right) \\ = \frac{\max_{y \in I_{ij}} S_{ij}(y) - \min_{y \in I_{ij}} S_{ij}(y)}{\max_{y \in I_{ij}} S_{ij}(y)}$$

이 절에서 정의한 R_{ij}^x 와 R_{ij}^y 는 해당 격자 I_{ij} 에 대한 특징값으로써, 차량 영역 분할을 위한 기본적인 자료로 사용된다.

3.2 배경 영상에 대한 처리

차량 검출 과정은 뒤집어서 말하면, 영상 내에서 배경인 부분을 제거하려는 것으로 볼 수 있다. 기존 연구들에서 배경을 제거하기 위한 방법으로 많이 사용되는 배경 감산(background subtraction) 방법들은 이론상으로는 좋은 결과를 가져올 수 있으나, 차량의 색상이 도로의 색상과 유사하거나, 외부 그림자가 있거나, 촬영 시에 카메라가 진동 또는 바람에 의해 흔들리는 경우에는 좋지 않은 결과를 보이기도 한다. 그림 2는 특히 배경 영상에 예기치 못한 그림자가 들어간 경우에 배경 감산 시의 잘못된 결과들의 예이다.

본 연구에서는 배경 영역의 판별을 위해, 각 격자 I_{ij} 에 대한 특징값 R_{ij}^x 와 R_{ij}^y 를 각 격자가 배경인지 아닌지를 판별하는 기준으로 사용한다. 즉, 배경 영상들의 집합을 Π_{bs} 라고 하면, 이들 집합에 속한 영상들과 유사한 특징값들을 가지면 배경으로 분류하는 방식이 된다. 실제 촬영 시에는 검지선에 아무런 물체가 감지되지 않는 경우에 촬영한 영상은 배경 영상으로 분류하고, 나머지 경우는 차량 영상으로 분류하였다. 배경영상들은 그림 3에서 보는 바와 같이, 순수하게 배경만 촬영된 경우보다는 과다 노출되거나, 그림자가 포함되거나, 바람이나 진동에 의해 배경 영상들의 초점이 조금씩 빗나간 경우가 대부분이었다. 본 연구에서는 촬영 시의 흔들림이나 조도 변화, 예기치 못한 그림자 등의 원인으로 인한 오차를 배제하기 위해서, 배경으로 분류된 영상들이 가지는 특징값들



그림 2. 오정보가 있는 배경 영상에서의 배경 감산 결과의 실패 예들: (a) 배경 영상, (b) 차량 영상, (c) 배경 감산 결과, (d) 배경 영상, (e) 차량 영상, (f) 배경 감산 결과.

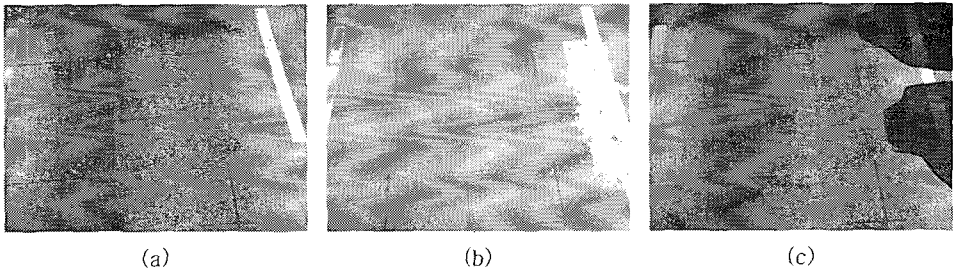


그림 3. 촬영된 배경 영상들: (a) 일반적인 배경 영상, (b) 과다 노출되고, 초점이 흔들린 경우, (c) 그림자를 포함한 경우.

을 통계적인 접근 방법으로 계산하였고, 이 과정에서 육안으로 뚜렷한 그림자가 보이는 배경 영상들은 통계 처리에서 제외시켰다.

각각의 격자 I_{ij} 에 대해서, 배경 영상으로 분류된 모든 영상들 $I \in \Pi_{bg}$ 에 대한 특징값 R_{ij}^x, R_{ij}^y 들을 구한 후에, 이들의 평균(mean)과 표준 편차(standard deviation)를 각각 구한다. R_{ij}^x 에 대한 평균과 표준 편차를 각각 $\mu_{ij}^x(\Pi_{bg}), \sigma_{ij}^x(\Pi_{bg})$, R_{ij}^y 에 대한 평균과 표준 편차를 각각 $\mu_{ij}^y(\Pi_{bg}), \sigma_{ij}^y(\Pi_{bg})$ 라고 표기하겠다.

배경 영상들에 대한 R_{ij}^x, R_{ij}^y 가 정규 분포(normal distribution)를 따른다고 가정하면, 대상이 되는 영상에서 격자 I_{ij} 에 대해 계산한 R_{ij}^x, R_{ij}^y 가 각각 어느

정도의 신뢰 수준을 가지느냐를 아래 식으로 판별할 수 있다.

$$\left| \frac{R_{ij}^x - \mu_{ij}^x(\Pi_{bg})}{\sigma_{ij}^x(\Pi_{bg})} \right| \leq \alpha_x \tag{1}$$

$$\left| \frac{R_{ij}^y - \mu_{ij}^y(\Pi_{bg})}{\sigma_{ij}^y(\Pi_{bg})} \right| \leq \alpha_y \tag{2}$$

α_x, α_y 는 각각 신뢰 구간을 잡기 위한 매개변수로, 예를 들어 $\alpha_x = 2, \alpha_y = 2$ 인 경우는 위의 식들을 만족시키는 I_{ij} 를 약 95.5%의 신뢰 수준으로 배경으로 분류할 수 있다[15].

본 논문에서는 위의 식에서와 같이, 특정한 신뢰

수준을 만족시키는 격자들을 배경으로 분류함으로써, 배경에 속하는 격자들을 제거시키는 방법을 사용한다. 이 방법은 실제로 실험 과정에서 기존의 배경 감산 방법들에서의 문제점을 극복할 수 있음을 보여 주었다. 이러한 통계적 접근 방법을 사용하기 위해서는 $\mu_{ij}^x(\Pi_{bg})$, $\sigma_{ij}^x(\Pi_{bg})$, $\mu_{ij}^y(\Pi_{bg})$, $\sigma_{ij}^y(\Pi_{bg})$ 를 전처리 과정에서 미리 계산해 두어야 한다. 계산 자체는 단순하므로, 자세한 설명은 생략한다.

3.3 차량 영역의 분할

차량 영역을 검출하고자 하는 영상이 입력되면, 배경으로 판단할 수 있는냐에 따라, 각 격자를 분류할 필요가 있다. 배경으로의 판단 여부는 신뢰 구간의 폭을 결정하는 매개변수인 α_x , α_y 의 값에 따라 조절이 가능하다. 각 매개변수 α_x , α_y 의 값이 정해지면, 각각의 격자 I_{ij} 에서 계산된 R_{ij}^x , R_{ij}^y 가 (1), (2)를 만족시키느냐에 따라, 다음의 4가지 경우로 분류할 수 있다.

case A: $\left| (R_{ij}^x - \mu_{ij}^x(\Pi_{bg})) / \sigma_{ij}^x(\Pi_{bg}) \right| > \alpha_x$ 이고

$\left| (R_{ij}^y - \mu_{ij}^y(\Pi_{bg})) / \sigma_{ij}^y(\Pi_{bg}) \right| > \alpha_y$ 인 경우.

해당 영역 내에서 배경 영상들에 비해서 비정상적으로 많은 수직 방향 에지들과 수평 방향 에지들이 포함되어 있다는 의미이므로, 차량 영역에 속할 확률이 매우 높다고 볼 수 있다.

case B: $\left| (R_{ij}^x - \mu_{ij}^x(\Pi_{bg})) / \sigma_{ij}^x(\Pi_{bg}) \right| > \alpha_x$ 이고

$\left| (R_{ij}^y - \mu_{ij}^y(\Pi_{bg})) / \sigma_{ij}^y(\Pi_{bg}) \right| \leq \alpha_y$ 인 경우.

해당 영역 내에서 배경 영상들에 비해서 비정상적으로 많은 수직 방향 에지들이 존재하므로, 차량 영역에 속할 확률이 높다고 볼 수 있다.

case C: $\left| (R_{ij}^x - \mu_{ij}^x(\Pi_{bg})) / \sigma_{ij}^x(\Pi_{bg}) \right| \leq \alpha_x$ 이고

$\left| (R_{ij}^y - \mu_{ij}^y(\Pi_{bg})) / \sigma_{ij}^y(\Pi_{bg}) \right| > \alpha_y$ 인 경우.

해당 영역 내에서 배경 영상들에 비해서 비정상적으로 많은 수평 방향 에지들이 존재하므로, 차량 영역에 속할 확률이 높다고 볼 수 있다.

case D: $\left| (R_{ij}^x - \mu_{ij}^x(\Pi_{bg})) / \sigma_{ij}^x(\Pi_{bg}) \right| \leq \alpha_x$ 이고

$\left| (R_{ij}^y - \mu_{ij}^y(\Pi_{bg})) / \sigma_{ij}^y(\Pi_{bg}) \right| \leq \alpha_y$ 인 경우.

배경에 속할 확률이 높다고 볼 수 있다.

주어진 영상의 각 격자 I_{ij} 를 위의 4가지 경우로 분류하면, 주로 차량의 경계 주변에 case A, B, C에 속하는 격자들이 분포하고, 그 이외의 영역들에서는 case D로 분류되는, 배경에 속하는 영역들이 분포할 것으로 기대할 수 있다. 다만, 영상을 촬영할 때 들어간 오차들이나, 예기치 못한 주변 차량들 또는 그림자들에 의해, 차량에 속하는 영역 이외에서도 case A, B, C에 속하는 격자들이 분포할 수 있다. 반대로, 차량의 천정 부분과 같이 넓고 균일한 면에 대해서는 에지가 검출되지 않음으로 인해, 차량 영역에 속함에도 case D로 판정할 수도 있다.

본 논문의 목적은 전체 화면에서 가장 크게 면적을 차지하는 차량을 주 검출 대상으로 보고, 그 차량이 속한 격자들을 찾아내는 데에 있다. 좀더 정확히는 대부분의 영상 처리 방법들이 직사각형 형태의 영상을 입력으로 하기 때문에, 차량이 속한 격자들이 아니라, 그러한 격자들을 포함하는 최소의 직사각형 영역을 찾고자 한다.

이 과정에서 한 가지 더 고려해야 하는 것은 차량 자체가 전체 영상에서 어느 부분에 있을지 알 수 없다는 것이다. 검지선을 이용한 차량 촬영 방법들에서는 차량이 영상의 특정 위치에 위치할 것으로 기대할 수도 있지만, 본 논문에서 사용한 실험 영상들에서는 반드시 그런 것은 아니라는 것을 보여주고 있다. 예를 들어, 그림 6(c), 6(d)에서 보는 바와 같이, 검지선 옆 부분에 걸쳐서 통과하는 차량을 촬영하는 경우도 있기 때문에, 가능하면 이런 경우들에도 차량 영역을 최대한 검출하는 것이 바람직할 것이다.

결과적으로, 본 논문이 제안하는 방법에서는 전체 영상에서 차량이 어느 위치에 존재할 것이라는 가정을 없애고, 전체 영상에서 차량 또는 차량의 일부 영역으로 인식될 수 있는 직사각형 영역을 찾는 것을 목적으로 한다. 차량의 위치에 대한 기대를 할 수 없기 때문에, 차량 영역을 찾는 방법은 결국 전체 영상에 대해서 수행되어야 한다.

본 연구에서는 전체 영상에서 최적의 차량 영역을 찾기 위해서 동적 프로그래밍(dynamic programming) 기법을 사용한다. case A, B, C, D로 분류된 각 격자들에 대해서 대응되는 가중치(weight) W_A ,

W_B, W_C, W_D 를 각각 부여하고, 전체 영상에서 포함된 격자들의 가중치의 합계가 최고가 되는 직사각형 영역들 중에서 가장 작은 크기의 것을 최종 결과로 제시하는 방식이다. 각 case의 특성을 고려하면, $W_A \geq W_B, W_C > W_D$ 의 관계를 만족시키도록 가중치를 부여하여야 할 것이다. 또한, $W_D < 0$ 로 설정하여, 배경 영역으로 분류되어야 하는 case D에 속하는 격자들이 포함되는 것을 억제하도록 할 수 있다. 정리하면, 격자 I_{ij} 에 대한 가중치 값 w_{ij} 는 I_{ij} 가 case A,

B, C, D 중 무엇으로 분류되는가에 따라 W_A, W_B, W_C, W_D 의 값을 갖게 된다.

전체 영상에서 적합한 직사각형 영역을 모두 검사해 보기 위해, 격자 I_{pq} 에서 오른쪽 방향으로 격자 m 개, 아래 방향으로 격자 n 개를 포함하는 직사각형 영역에 대해서 내부의 모든 격자들의 가중치의 합을 다음과 같이 계산할 수 있다.

$$w_{pqmn} = \sum_{i=p}^{p+m-1} \sum_{j=q}^{q+n-1} w_{ij}$$

Algorithm: Vehicle Segmentation

```

Input: preprocessed statistics values,  $\mu_{ij}^x(\Pi_{bg}), \sigma_{ij}^x(\Pi_{bg}), \mu_{ij}^y(\Pi_{bg}), \sigma_{ij}^y(\Pi_{bg})$ ,
a car image  $I$ .
Output: the minimal area containing the vehicle image.
begin
  (* prepare the grids*)
  read in the car image  $I$ .
  for each grid area  $I_{ij}$  do
    calculate  $S_{ij}(x), S_{ij}(y)$ .
    classify  $I_{ij}$  into case A, B, C and D.
    assign  $w_{ij}$  according to the classified case.
  end for
  (* search for the area using the dynamic programming technique *)
  for all  $p$  do
    for all  $q$  do
       $w_{pq00} = w_{pq01} = w_{pq10} = 0$ 
    end for
  end for
   $max = -\infty$ 
  for  $m = 1$  to maximum possible  $m$  do
    for  $n = 1$  to maximum possible  $n$  do
      for  $p = 1$  to (maximum possible  $p$ ) -  $m$  do
        for  $q = 1$  to (maximum possible  $q$ ) -  $n$  do
           $w_{pqmn} = w_{pq} + w_{(p+1)q(m-1)} + w_{p(q+1)(n-1)} + w_{(p+1)(q+1)(m-1)(n-1)}$ 
          if  $w_{pqmn} > max$  then
             $max = w_{pqmn}$ 
          end if
        end for
      end for
    end for
  end for
  (* output the result *)
  get  $p, q, m, n$  for the  $max$  value.
  output the grid region  $[p, p + m - 1] \times [q, q + n - 1]$  as the result.
end

```

그림 4. 차량 영역 분할알고리즘

효율적인 계산을 위해, 위의 수식은 동적 프로그래밍에 적합하게 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$w_{pqmn} = \begin{cases} 0, & \text{if } m = 0 \text{ or } n = 0 \\ w_{pq}, & \text{if } m = 1 \text{ and } n = 1 \\ w_{pq} + w_{(p+1)(q-1)} + w_{p(q+1)(n-1)} + w_{(p+1)(q+1)(m-1)(n-1)}, & \text{if } m > 0 \text{ or } n > 0 \end{cases}$$

이제 모든 가능한 p, q, m, n 의 조합들에 대해서 w_{pqmn} 의 값을 계산하고, 그들 중에서 가장 값이 큰 것을 찾아, 대응되는 $m \times n$ 크기의 직사각형 영역 $\{I_{ij} \mid p \leq i < p+m, q \leq j < q+n\}$ 을 최종 결과로 돌려주게 된다. 전체 과정을 정리하면, 그림 4에 제시된 알고리즘이 된다. 다음 절에서는 이 알고리즘을 적용한 결과를 보이겠다.

4. 실험 결과

3절에서 설명한, 본 논문이 제안하는 방법은 검증을 위하여 Pentium4 PC에서 Visual C++ .NET과 Qt graphics library를 이용하여 프로그램으로 구현되었다. 그림 5는 실험에 사용한 프로토타입 시스템의 실행 예제 화면이다. 샘플 데이터로는 실제로 맑거나 흐림 또는 바람의 세기가 변하는 등의 다양한 날씨에

야외의 도로에서 지지대 위에 설치된 CCD 카메라에서 촬영한 1280×960 크기의 컬러 영상들이 사용되었다. 이들 중에서 배경만 촬영된 197장의 도로 영상이 배경 영상들의 집합 Π_{bg} 로 사용되었고, 특징값 추출을 위한 격자의 크기는 100×80으로 설정하였다. 전처리 과정에서 Π_{bg} 에 대한 통계 값들인 $\mu_{ij}^x(\Pi_{bg}), \sigma_{ij}^x(\Pi_{bg}), \mu_{ij}^y(\Pi_{bg}), \sigma_{ij}^y(\Pi_{bg})$ 등이 미리 계산되었다.

총 281장의 차량 영상이 실험 데이터로 사용되었고, 이들 중의 일부는 차량의 일부분만 촬영되었거나, 2대 이상이 서로 겹치게 촬영되거나, 노출 과다로 인한 노이즈를 포함한 것들이었다. 배경 영상이나 차량 영상 모두가 조도 변화나 바람 등의 외부 요인으로 상당한 노이즈를 가지고 있기 때문에, 각 격자의 특징값에 의한 판정 시에는 $\alpha_x = 6, \alpha_y = 6$ 으로 설정하였다. 통계학적으로는 신뢰 수준 99.9999%를 보장하는 값들이지만, 영상들이 가지고 있는 노이즈를 감안하면, 그렇게 높은 신뢰 수준을 기대하기는 곤란하였다. 구현된 프로토타입 프로그램은 Pentium4 3.0GHz CPU와 1GB RAM을 가진 PC에서 차량 영상 1대당 평균 0.150초의 처리 시간을 기록하였고, 최종

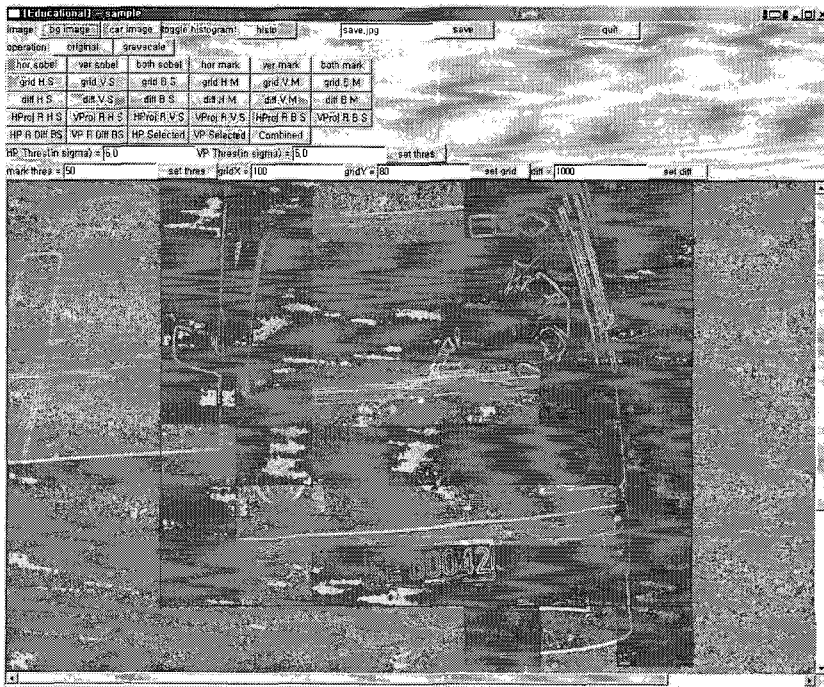


그림 5. 구현된 프로토타입 시스템의 실행 예: 색상 표시는 중간 결과를 점검하기 위해 사용되었다.

결과는 다시 육안으로 검증하여, 다음과 같이 성공과 실패의 2가지 경우로 분류하였다.

성공한 경우: 계산된 차량 영역이 차량을 포함하는 격자들의 최소 직사각형 영역과 일치하거나, 1행 또는 1열의 차이를 보이는 경우. 그림 6에 성공한 경우로 판정한 영상들의 예가 제시되어 있다. 차량의 경계 부분에서는 사이드 미러나 다른 액세서리들이 돌출되거나, 아주 작은 영역만 포함되는 격자들이 나타날 수 있다. 이러한 경우에 1행 또는 1열의 격자 영역이 포함되느냐 마느냐로 성공과 실패를 판정하는 것은 무의미하다. 따라서, 본 연구에서는 경계 부

분에서 액세서리 등으로 인한 1행 또는 1열의 격자 영역 차이는 성공으로 판정하였다.

실패한 경우: 계산된 차량 영역이 차량을 포함하는 격자들의 최소 직사각형 영역과 2행 또는 2열 이상의 크기 차이를 보이는 경우. 이 경우에 속한 결과들은 그림 7에서 보는 바와 같이, 2대 이상의 차량이 서로 중첩된 상태로 촬영되어, 2대 모두를 포함하는 영역을 찾았거나(그림 7(a)와 7(b)), 다른 차량의 그림자에 의해 교란되었거나(그림 7(c)), 자신의 그림자에 의해 교란된 경우(그림 7(d))들이다.

실험에 사용된 차량 영상들은 본 논문이 제시하는



그림 6. 차량 영역을 정확하게 찾은 경우들

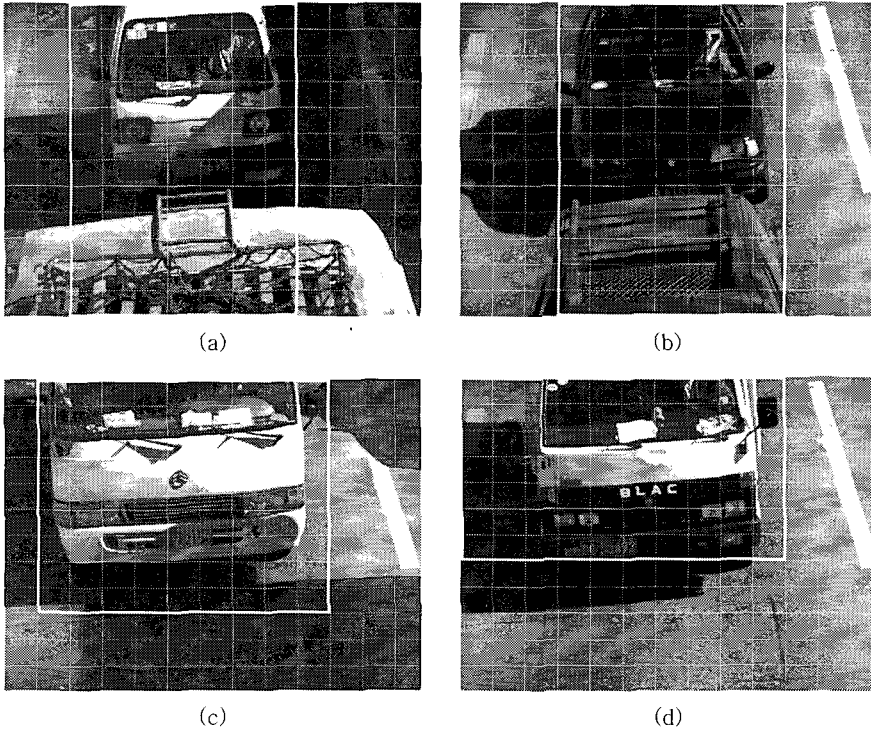


그림 7. 차량 영역 분할에 실패했다고 판정한 경우들

방법의 신뢰성을 검증하기 위해, 차량의 일부만 촬영되거나(그림 6(a)와 6(c)), 여러 차량이 서로 겹쳐진 경우(그림 7(a)와 7(b) 등)을 포함하고 있다. 표 1에 제시된 것과 같이, 총 281장의 차량 영상들에 대해, 262장이 성공한 경우로 판정되었고, 19장이 실패한 경우로 판정되었다. 성공으로 판정된 262장 중에는, 그림 6(a), 6(c)에서와 같이 차량의 일부만 포함된 경우들이나 그림 6(c), 6(d)와 같이 기울어진 방향으로 진입하는 차량들, 그리고 그림 6(e), 6(f)와 같이 다른 차량이 생성하는 그림자가 있는 경우에도 차량 영역을 정확하게 추출할 수 있었다.

총 19장의 실패한 경우들 중에서 11장은 그림 7(a), 7(b)와 같이 차량 2대가 서로 중첩되게 촬영되어, 각각의 차량 영역이 서로 겹치는 경우였다. 이 경우는 사실상 차량이 속한 격자 영역들을 분리한다는 것이 무의미하다고 볼 수 있다. 나머지 8장의 실패 경우는 그림 7(c), 7(d)와 같이, 다른 차량의 그림자 또는 자신의 그림자에 의한 교란을 차량의 경계로 판정한 경우였다. 그림자를 차량 영역으로 오인식하는 경우는 기존 연구들에서 빈번하게 지적되던 문제점이었었는데, 제안하는 방법은 그림자에 의한 오인식 사례가 전체의 2.85%로, 상대적으로 많이 감소하였

표 1. 차량 영상들에 대한 판정 결과

분류	원인	모든 사례 사용		차량 영역 중첩을 배제	
		사례 수	비율	사례 수	비율
	성공	262	93.24%	262	97.04%
실패	그림자 오인식	8	2.85%	8	2.96%
	차량 영역 중첩	11	3.91%		
	소계	19	6.76%	8	2.96%
	총계	281	100.00%	270	100.00%

다고 판단된다.

단순한 성공, 실패 분류에 따른 성공률은 281장에 대한 262장의 성공 판정에 따라, 93.24%로 계산된다. 그러나, 실패로 분류된 11장은 차량 2대가 중첩된 경우로, 어떤 경우에 성공으로 판정해야 할 지 모호하다. 본 논문에서 행한 실험은 제안하는 방법이 얼마나 안정적인지 신뢰성을 가지는지를 테스트하는 것이 목적이었기 때문에, 일반적인 차량 영상들에 대한 테스트에서는 잘 사용하지 않는 이들 경우를 포함하고 있다. 다른 테스트들에서와 같이, 이들 모호한 경우를 샘플 데이터에서 배제하면, 총 270장의 차량 영상에 대해 262장의 성공 판정이 내려졌고, 성공률은 97.03%로 계산된다.

제안하는 방법은, 그림 6, 7의 실험 결과들에서 보듯이, 일반적인 차량 검출 방법들에서는 테스트 목적으로 잘 사용하지 않는, 차량의 일부만 촬영된 영상이나 차량이 기울어진 방향으로 진입한 영상, 차량 2대가 중첩된 영상 등에서도 신뢰할 만한 결과를 가져왔다. 다음 단계의 번호판 인식이나 차량 외관 인식을 위해서는, 그림 7(d)와 같이, 실패한 경우로 분류된 영상들도 충분히 신뢰할 만한 차량 영역을 분할해 주었다. 최소한 실험에 사용한 영상들에서는, 차량을 발견하지 못하거나 차량 영역이 완전히 엉뚱하게 분할된 경우는 한 건도 발견되지 않았다. 촬영된 영상들이 실제로 야외의 도로 상에서 기후 변화, 바람, 진동, 촬영 시의 흔들림 등의 다양한 교란을 받은 영상들임을 감안하면, 실용적인 차량 영역 분할 시스템으로서 안정적으로 사용할 수 있을 것으로 기대된다.

본 논문이 제안하는 방법을 기존의 연구 결과들과 비교하기 위해서는 같은 영상들에 대해서 같은 기준으로 차량 영역 분할의 성공 여부를 판정할 필요가 있다. 반면에, 기존 연구 결과들은 필요로 하는 조건들이 서로 다르고, 응용 분야에 따라, 판정 기준도 달라질 수 있다. 이러한 이유로, 본 논문에서는 차량 영역 분할을 위해서 일반적으로 광범위하게 사용되는 직관적인 방법인 배경 감산(background subtraction) 기법을 비교의 대상으로 택하였다. 객관적인 비교를 위하여, 본 논문에서 사용한 배경 영상과 차량 영상들을 가능한 한 그대로 사용하여, 차량 영상 281장과, 각 차량 영상의 촬영 직전에 촬영된 배경 영상들을 사용하였다. 배경 영상들은 검지선에 차량이 감지되지 않은 경우만을 선택하였지만, 옆 차선의 차량

이나 그림자에 의한 오정보가 포함된 경우가 12.8%였다. 이러한 경우를 제외하더라도, 많은 경우에서 대상이 되는 차량 자체의 그림자가 차량 영역의 일부로 인식되어, 본 논문이 제안하는 방법에서 사용한 판정 기준으로는 실패로 판정되었다. 최종적으로 단순한 배경 감산 기법에 의해서 차량 영역이 성공적으로 분할된 경우는 17.4%에 불과하였고, 차량 영상 1장당 평균 0.297초의 수행 시간이 소요되었다.

배경 감산 기법 자체는 비교적 간단한 연산만으로 차량 영역을 찾고자하는 방법이므로, 그 성공률이 상대적으로 낮게 나온 것으로 분석된다. 배경 감산 기법에 적절한 휴리스틱을 적용하여 그림자 영역의 오인식을 감소시키거나 전체 인식률을 높일 수 있겠지만, 그러한 기법들은 본 논문의 범위를 벗어난다. 배경 감산 기법에서는 처리하려는 차량 영상과 이에 대응되는 가장 최근에 촬영한 배경 영상을 매번 새로 처리하여야 하므로, 비교적 큰 사이즈의 영상들을 다룰 경우에는 상당한 시간이 소요되었다. 반면에, 본 논문이 제안하는 방법은 전처리 과정을 통하여 미리 통계 처리된 배경 정보를 사용한다. 이에 따라, 배경 영상을 처리하는 시간을 절약하여 상대적으로 빠른 수행 시간을 보인 것으로 분석된다.

5. 결 론

본 논문에서는 도로 영상에서 차량 영역 분할을 수행하는 방법을 제안하였다. 이 방법은 입력 영상을 격자 형태로 분할한 후, 각 격자에 대한 특징값들을 통계 기법들로 처리하여 차량 영역을 판별한다. 이 방법은 휴리스틱에 의한 접근 방법 대신에, 특징값들을 통계적으로 계산하고, 동적 프로그래밍 기법으로 최적해를 찾음으로써 좀더 체계적인 판정이 가능하다. 또, 격자 단위로 영상을 처리함으로써, 기존 방법들에 비해 좀더 안정적인 성능을 보였고, 특히 그림자 부분을 차량의 일부로 오인식하는 경우가 상당히 많이 감소하였다. 통계 처리를 통하여, 조도 변화나 바람에 의한 흔들림 등의 다양한 외부 환경 요인들에 의한 제약 조건들이 상당히 줄어들었다는 장점도 있다.

제안한 방법은 실제 야외에서 촬영된 영상들을 대상으로 하는 실험에서 장당 0.150초의 속도로, 육안으로 분류한 경우와 비교하여 97.03%의 추출 성공률을 보였다. 현재의 문제점은 배경 영상과 차량 영상이 동일한 격자에서 유사한 특징값을 가짐으로써 차

량에 속한 부분이 배경으로 판단되는 경우가 존재한다는 것이다. 이것은 격자의 특징을 더욱 정밀하게 표현할 수 있는 특징값을 도입함으로써 개선하고자 하며, 새로운 특징값을 검증하기 위한 실험도 수행할 예정이다. 다음 단계로는 번호판 인식이나 외관 인식에서 이 방법을 기본 연산으로 사용할 예정이다. 또한, 다른 영상 처리 응용들에서 비슷한 접근 방법을 적용할 수 있음을 검증하는 중이다.

참 고 문 헌

- [1] T. Naito, T. Tsukada, K. Yamada, K. Kozuka, and S. Yamamoto, "Robust licenseplate recognition method for passing vehicles under outside environment," *IEEE Trans. Vehicular Technology*, Vol. 49, No. 6, pp. 2309-2319, 2000.
- [2] C. Rahman, W. Badawy, and A. Radmanesh, "A real time vehicle's license plate recognition system," In *Proc. of IEEE Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance*, pp. 163-166, 2003.
- [3] P. Blythe and P. Hills, "Automatic debiting and electronic payment for transport - the ADEPT project," *Traffic Engineering and Control*, 1994.
- [4] W. Hwang and H. Ko, "Real time vehicle recognition using local feature extraction," *Electronic Letters*, Vol. 37, No. 7, pp. 424-425, 2001.
- [5] 이 응주, "차량후면부 차량특징정보 검출을 통한 차량정보인식 및 자동과금시스템," 멀티미디어학회 논문지, 제7권, 제1호, pp. 35-43, 2004.
- [6] 민 각, 이 응주, "차폭정보를 이용한 차종분류 및 인식 알고리즘," 한국화상학회지, 제6권, 제1호, pp. 69-75, 2000.
- [7] M. Fathy and M. Siyal, "An image detection technique based on morphological edge detection and background differencing for real-time traffic analysis," *Pattern Recognition Letters*, Vol. 16, No. 2, pp. 1321-1330, 1995.
- [8] M. Fathy and M. Siyal, "A window based image processing technique for quantitative and qualitative analysis of road traffic parameters," *IEEE Trans. on Vehicular Technology*, Vol. 47, No. 4, pp. 1342-1349, 1998.
- [9] S. Gupte, O. Masoud, and N. Papanikolopoulos, "Detection and classification of vehicles," *IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems*, Vol. 3, No. 1, pp. 37-47, 2002.
- [10] 하 동문, 이 종민, 김 용득, "비전 기반 차량 검출 및 교통 파라미터 추출," 정보과학회 논문지: 시스템 및 이론, 제30권, 제11호, pp. 610-620, 2003.
- [11] J. H. Lee and Y. C. Kim, "Vehicle detection based on background differencing and texture model," In *Proc. of 3rd IWAM*, pp. 289-294, 1999.
- [12] M. Yu, G. Jiang, and B. Yu, "An integrative method for video based traffic parameter extraction in ITS," In *Proc. of IEEE Asia-Pacific Conference on Circuits and Systems*, pp. 136-139, 2000.
- [13] P. G. Michalopoulos, "Vehicle detection video through image processing: The AUTOSCOPE system," *IEEE Trans. Vehicular Technology*, Vol. 40, No. 1, pp. 21-29, 1991.
- [14] J. W. Lee and I. S. Kweon, "MAP based probabilistic reasoning to vehicle segmentation," *Pattern Recognition*, Vol. 31, No. 12, pp. 2017-2026, 1998.
- [15] S. Ross. *Introduction to probability and statistics for engineers and scientists*, 2nd Ed., Wiley, 2000.



백 낙 훈

1990년 한국과학기술원 전산학과 학사
1992년 한국과학기술원 전산학과 석사
1997년 한국과학기술원 전산학과 박사

현재 경북대학교 전자전기컴퓨터

학부 조교수

관심분야: 컴퓨터 그래픽스, HCI, 계산 기하학



김 구 진

1990년 이화여자대학교 전자계산학과 학사
1992년 한국과학기술원 전자계산학과 석사
1998년 포항공과대학교 컴퓨터공학과 박사

1998년~2000년 Dept. of Computer Sciences, Purdue University, Post Doc.

2000년~2002년 아주대학교 정보및컴퓨터공학부 BK21 조교수

2002년~2003년 Dept. of Mathematics and Computer Science, University of Missouri-St. Louis, Visiting Assistant Professor

2004년~현재 경북대학교 컴퓨터공학과 조교수

관심분야: 컴퓨터 그래픽스, 컴퓨터 애니메이션, 곡면 및 기하모델링 등