

논문 2005-42SC-2-2

# 방향성 특징을 가지는 특징 점에 의한 차량 검출

## (Vehicle Detection using Feature Points with Directional Features)

최 동 혁\*, 김 병 수\*\*

(Dong-Hyuk Choi and Byoung-Soo Kim)

### 요 약

본 논문은 CCD 카메라를 통해 입력받은 영상에서 차량을 검출하는 방법을 제안한다. 차량을 검출하기 위해서 먼저 영상을 독립적인 방향과 레벨을 가지는 스티어블 피라미드로 변환한다. 특징 벡터는 스티어블 피라미드로 변환된 서브밴드들을 연관되는 같은 위치의 픽셀들을 체인으로 연결하여 방향성 피라미드 특징을 가지는 다차원 벡터들로 구성한다. 차량의 검출은 특징 점의 특징 벡터들을 차량 검출에 사용하였다. 특징 점은 기하학적 위치 정보와 국부적인 방향 정보를 가지는데, 실험을 위해서 격자 구조 모양으로 일정한 간격을 갖는 격자 점, 사람의 수작업을 통해서 만든 코너 점, 그리고 격자 내의 코너 점을 대상으로 했다. 차량 검출을 위해 미리 저장된 모델 영상의 특징 점들의 특징벡터들과 후보 영상으로부터 추출된 특징 벡터들의 정합을 통해 각 특징 점의 거리를 비교했다. 차량 검출을 위해 특징 점을 이용함으로써 후보 영상 전체를 비교하지 않고 특징 점의 위치에 대해서만 특징 벡터를 비교하기 때문에 비교 시간과 정확도를 높일 수 있었다. 또한 주변 밝기조건 및 그림자의 영향에 의해 차량 검출이 민감한 문제를 해결할 수 있었다. 도로에서 획득한 주간 영상(10,567)과 저녁 영상(624)을 대상으로 실험하였고, 검출율은 주간 경우 92.0%와 야간의 경우 87.3%를 얻을 수 있었다.

### Abstract

To detect vehicles in image, first the image is transformed with the steerable pyramid which has independent directions and levels. Feature vectors are the collection of filter responses at different scales of a steerable image pyramid. For the detection of vehicles in image, feature vectors in feature points of the vehicle image is used. First, the feature points are selected with the grid points in vehicle image that are evenly spaced, and second, the feature points are corner points which are selected by human, and last, the feature points are corner points which are selected in grid points. Next, the feature vectors of the model vehicle image are compared the patch of the test images, and if the distance of the model and the patch of the test images is lower than the predefined threshold, the input patch is decided to a vehicle. In experiment, the total 11,191 vehicle images are captured at day(10,576) and night(624) in the two local roads. And the 92.0% at day and 87.3% at night detection rate is achieved.

**Keywords :** vehicle detection, steerable pyramid, parent vector, corner point

### I. 서 론

도로, 자동차, 철도, 항공, 해운 등 기존의 교통시스템에 전자, 통신, 제어 등 첨단기술을 접목시켜 신속, 저렴하고 안전한 교통 환경을 확보하고 운영의 효율화를 위해 지능형 교통 시스템 (ITS : Intelligent Transprot

System)이 등장하였다. 지능형 교통 시스템은 여러 부분으로 구성이 된다. 이 중 첨단 교통 제어 시스템 (ATMS : Advanced Traffic Management System)에서 실시간 교통 제어 (ATC : Advanced Traffic Control)는 교통량 변화에 실시간으로 대응하여 신호 시간, 고속도로 진입 등의 자동조절을 가능하게 해주는 첨단 시스템이다. 실시간 교통 제어를 위한 영상식 차량 검지기란 카메라의 영상을 입력 수단으로 이용하여 차량을 검출하는 시스템으로 주파수 변환에 의해 검출하는 방법<sup>[1]</sup>, 프레임간의 삭제를 통해서 차량과 도로를

\* 정희원, 건양대학교 컴퓨터공학과  
(Dept. of Computer Eng., Konyang University)

\*\* 학생회원, (주)벨웨이브  
(Bell Wave Co., LTD.)

접수일자: 2004년12월2일, 수정완료일: 2005년3월10일

분리함으로써 검출하는 방법<sup>[2]</sup>, 배경 삭제를 함으로써 차량을 검출하는 방법<sup>[3]</sup> 등이 있다.

본 논문에서는 차량을 검출하기 위해 스티어블 피라미드(steerable pyramid)를 통해서 방향성 특징 벡터를 추출하고, 차량 모델의 특징 점들(feature points)에 대한 특징 벡터의 비교하는 방법을 제시한다. 웨이블릿 변환의 한 종류인 스티어블 피라미드는 주파수 영역에서 극좌표로 방향 분해를 수행함으로써 독립적인 방향과 레벨을 표현할 수 있고, 컴퓨터 비전과 영상 처리 응용에 유용하게 쓰인다.<sup>[4][5][6]</sup> 특징 벡터는 페어런트 벡터를 이용하여 추출한다. 페어런트 벡터는 피라미드 구조에서 연관되는 같은 위치의 픽셀들을 체인으로 연결하여 서로 다른 특징을 가지는 다차원 벡터로서 De Bonet와 Viola에 의해 제안되었다.<sup>[4]</sup> 얼굴 인식에 적용된 이 논문은 모델이 되는 얼굴 영상들에 대한 페어런트 벡터들을 모두 모아서 군집화를 하고, 비교 영상이 들어오면 미리 군집화 된 페어런트 벡터와의 확률을 구해서 얼굴 유무를 분류한다.

하지만 이 방법은 군집화 된 벡터 정보만 가지고 있기 때문에 객체 특징에 대한 위치 정보는 가지고 있지 않다. 그리고 또한 주변 밝기조건 및 그림자의 영향에 민감하다는 문제점을 가지고 있다. 본 논문에서는 특징 벡터를 차량 검출에 적용하고 객체 특징에 대한 위치 정보를 고려하기 위해서 특징 점을 이용하였다. 특징 점은 기하학적 위치 정보와 국부적인 방향 정보를 가지고 그래프 매칭 등에 쓰이며, 이미 객체 인식과 얼굴 인식 등 여러 컴퓨터 비전에 적용되어 왔다.<sup>[7][8]</sup> 그리고 주변 밝기에 민감한 문제를 해결하기 위해서 기존에 전 처리 과정으로 사용하는 히스토그램 평활화(histogram equalization)를 이용한 방법과 달리 히스토그램에 대해 2개의 경계 값을 이용한 이진화 방법을 적용하였다. 2개의 경계 값을 이용한 이진화 방법은 히스토그램 평활화와는 달리 전체 영상에 대해 미리 영상 변환을 하고, 변환된 영상에서 국부적으로 영역을 얻어와 히스토그램을 구성한 뒤 주어진 2개의 경계 값을 이용하여 경계 값 범위 밖에 해당되는 화소를 이진화하는 것을 말한다.

검출을 위해 입력된 영상에 윈도우 스캐닝 기법(window scanning technique)을 통하여 후보 차량 영상의 영역을 얻은 후 특징 벡터를 추출한다. 검출은 후보 영상의 특징 벡터를 미리 저장된 모델 영상의 특징 점들의 위치와 정합을 통하여 특징 벡터들 사이의 유사도를 비교함으로써 검출할 수 있다. 특징 벡터의 유사

도 비교는 벡터들 간의 유클리드 거리를 비교하여 분류했다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 영상 변환 및 특징 벡터에 대해 논하고, III장에서는 특징 점에 의해서 차량을 검출하는 방법에 대해서 제시한다. 그리고 IV장에서는 실험을 통하여 제안한 방법의 결과를 분석하였고, 마지막으로 V장에서 결론 및 향후 연구 과제에 대해 논하였다.

## II. 영상 변환 및 특징 벡터

신호 처리에서 신호는 웨이블릿 변형과 같이 서브밴드(subband)로 분해 시킬 수 있다. 웨이블릿의 피라미드 구조는 인간의 시각 시스템에 잘 응답하기 때문에 웨이블릿 변형은 여러 응용 분야에 유용하게 사용된다.<sup>[8]</sup> 웨이블릿 중에서 기본 필터들의 선형 조합에 의해 만들어진 방향별 필터들의 집합으로 영상을 변환하는 스티어블 피라미드(steerable pyramid)는 주파수 영역에서 극좌표로 방향 분해를 수행하기 때문에 독립적인 방향과 레벨을 표현할 수 있다.<sup>[6]</sup>

객체의 특징 벡터를 구성하기 위해서는 우선 객체 영상을 스티어블 피라미드로 변환을 해야 한다. 객체 영상  $I$ 에 대해 스티어블 피라미드의 저주파 필터  $L$ 과의 컨볼루션(convolution)과 2 다운 샘플을 통해서  $N$  개의 레벨을 가지는 피라미드 구조를 만든다. 그리고 각 레벨의 저대역 서브밴드  $L_n$ 은 스티어블 피라미드의 방향별 필터  $B_k$ 와의 컨볼루션에 의해  $n$  레벨과  $k$  방향의 서브밴드  $F_n^k$ 를 구성한다.

그림 1은 차량 영상  $I$ 를 3 레벨과 4 방향의 스티어

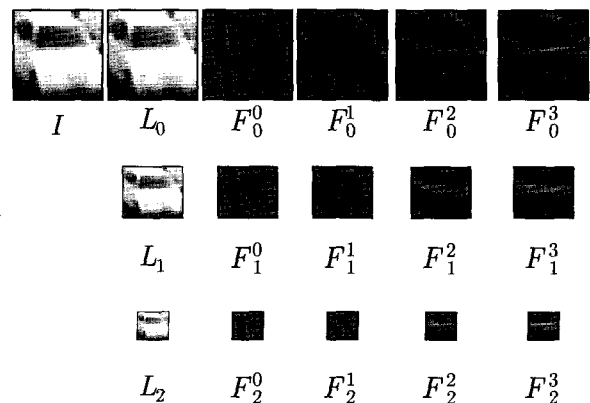


그림 1. 차량 영상의 특징 벡터의 구성 ( $N=3, K=4$ )  
Fig. 1. Feature vector composition of a vehicle image.

블 피라미드로 변환을 하고, 특징벡터를 구성한 예이다.

차량 영상의 크기가  $28 \times 24$  라면 저주파 필터를 적용하여 저주파 서브밴드  $L_0$ 를 만든다. 그리고 피라미드 구조를 구성하기 위해 2 다운 샘플을 하여  $14 \times 12$ 의 크기를 갖는 저주파 서브밴드  $L_1$ 과  $7 \times 6$  크기를 갖는  $L_2$ 로 총 3 레벨로 구성한다. 방향별 서브밴드는 각 레벨별 저주파 서브밴드와 4개의 방향별 필터와의 컨볼루션을 통해서 4개의 방향별 서브밴드  $F^0, F^1, F^2, F^3$ 을 레벨 별로 구성한다. 특징 벡터는 객체 영상을 피라미드 구조로 변환하고, 연관되는 같은 위치의 픽셀들을 체인으로 연결함으로써 서로 다른 특징을 가지는 벡터를 추출한다.

$x$ 와  $y$ 좌표에 대한 특징 벡터  $\vec{V}(x, y)$ 는 스티어블 피라미드로 변환된 서브밴드들에서 레벨과 방향별로  $\frac{x}{2^N}, \frac{y}{2^N}$ 에 위치한 픽셀들을 연결하여  $N \times K$  차원의 방향성 특징을 가진다. 그림 1에서  $x = 16$  과  $y = 10$  좌표에 대한 특징 벡터  $\vec{V}(16, 10)$ 을 구성하기 위해서는 레벨과 방향별 서브밴드 별로 아래와 같이 괄호에 주어진 위치의 픽셀 값을 추출해서 12 차원(3 레벨  $\times$  4 방향)으로 구성한다.

$$\begin{aligned} \vec{V}(16, 10) = & \{F_0^0(16, 10), F_0^1(16, 10), F_0^2(16, 10), F_0^3(16, 10), \\ & F_1^0(8, 5), F_1^1(8, 5), F_1^2(8, 5), F_1^3(8, 5), \\ & F_2^0(4, 2), F_2^1(4, 2), F_2^2(4, 2), F_2^3(4, 2)\} \end{aligned}$$

도로면과 비슷한 명암을 갖는 영상의 경우는 명암 값의 분포가 한쪽으로 치우치거나 균일하지 못해서 검출이 잘 안 되는 문제가 발생하게 된다. 이러한 문제를 해결하기 위해서 경계 값을 정하여 이진화 하는 방법을 적용한다. 이진화 방법을 적용하기 위해서는 전체 영상을 스티어블 피라미드로 변환해야 한다. 그림 2는 영상 변환된  $F_0$  레벨의 서브 밴드 영상들이다.

영상 변환이 끝나면 변환된 서브 밴드들에 대한 히스토그램을 구성한다. 이진화 방법의 원리는 히스토그램의 분포 정도를 근거로 하여 경계 값을 결정하게 된다. 하지만 히스토그램의 분포 정도로는 정확한 경계 값을 결정하기 힘든 경우가 있다. 이러한 경우에는 실험에 의해서 경계 값을 설정하여 사용한다. 그림 3은 그림 2의 첫번째 서브 밴드에 대해서 히스토그램을 구성하고, 경계값을 정해서 중간 부분을 제거한 예이다. 이때 경계 값은 전체의 30% 를 에지라고 가정하여 결정하였다.



그림 2. 스티어블 피라미드 영상 변환 ( $F_0$  레벨)

Fig. 2 An example of steerable pyramid image ( $F_0$  level).

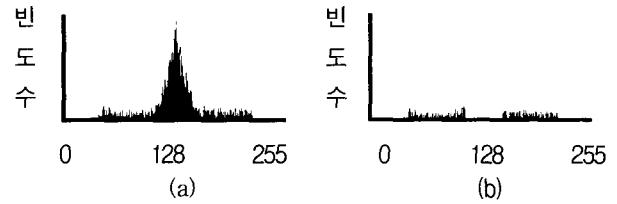


그림 3.  $F_0^0$ 에 대한 히스토그램, (b) 두 개의 경계값 처리한 히스토그램

Fig. 3. (a) Histogram of  $F_0^0$ , (b) histogram of  $F_0^0$  cut by two thresholds.



그림 4. 경계값 처리에 의해 이진화된 서브 밴드 영상들

Fig. 4. Binary image of  $F_0$  level subband processed by two thresholds.

경계 값 처리를 위해서는 그림 3에서 히스토그램의 X축 좌표의 0 에서부터 오른쪽으로 15%의 빈도수를 가지는 곳과 255에서부터 왼쪽으로 15%의 빈도수를 가지는 곳을 경계 값으로 정하여 중간 부분을 제거한 뒤 그림 4와 같이 이진화하게 된다.

명암 분포가 한쪽으로 치우치는 문제를 해결하기 위해 기존에 사용하는 히스토그램 평활화 (histogram equalization)를 이용한 방법과 히스토그램을 이용하여 이진화하는 방법의 차이를 말하자면, 전자는 원 영상에 대해서 히스토그램 평활화를 수행함으로써 명암을 향상시킨 후 영상 변환을 하는 것이고, 후자는 먼저 영상 변환한 뒤 히스토그램을 이용하여 경계값 처리를 하는 것이다. 이진화 방법은 전체 영상을 미리 영상 변환을 함으로서 평활화 방법보다 전처리 시간을 많이 줄일 수 있었고, 경계 값을 이용해 특징을 뚜렷하게 때문에 보다 좋은 결과를 얻을 수 있다.

### III. 차량 검출 방법

차량을 검출하기 위해서 II장에서 추출한 특징 벡터

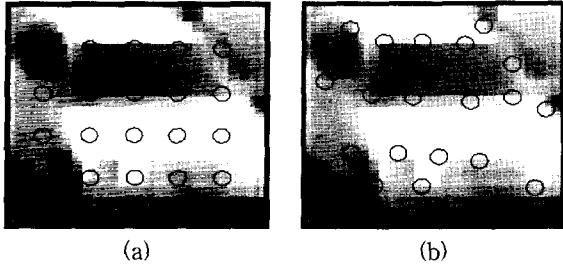


그림 5. (a) 일정한 간격의 격자 점, (b) 사람의 수작업에 의한 코너 점

Fig. 5. (a) Lattice points, (b) Corner points.

	$x_1, y_1$	$v_1$	$v_2$	...	$v_{n-1}$	$v_n$
index 1	$x_1, y_1$	$v_1$	$v_2$	...	$v_{n-1}$	$v_n$
index 2	$x_2, y_2$	$v_1$	$v_2$	...	$v_{n-1}$	$v_n$
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
index i-1	$x_{i-1}, y_{i-1}$	$v_1$	$v_2$	...	$v_{n-1}$	$v_n$
index i	$x_i, y_i$	$v_1$	$v_2$	...	$v_{n-1}$	$v_n$

그림 6. 특징 점의 위치 정보와 방향별 특징 벡터의 특징 테이블 구성

Fig. 6. Feature table with the directional feature vectors and positions of feature points.

에 대한 특징 점을 이용했다. 기하학적 위치 정보와 국부적인 방향 정보를 가지는 특징 점은 그래프 매칭 등에 쓰이며 여러 컴퓨터 비전에 적용되어 왔다.<sup>[7]</sup> 특징 점은 객체 영상에서 특징이 뚜렷한 화소로서 비교 시 객체 영상 전체 화소를 비교하는 것보다 효율적으로 비교할 수 있는 장점이 있다. 본 논문에서는 특징 점으로 격자 구조 모양으로 일정한 간격을 갖는 격자 점, 격자 내에서 가장 특징이 뚜렷한 벡터로 구성 된 코너 점, 그리고 사람의 수작업에 의해 결정된 코너 점을 비교하였다.

차량 모델 영상들에 대한 특징 벡터는 3 레벨과 4 방향의 스티어블 피라미드로 변환되고 히스토그램을 이용해 이진화 한다. 그리고 특징 점의 위치를 중심으로 3 × 3 크기로 평균을 구해서 추출한다. 추출된 특징 벡터들은 특징 점의 위치 및 위치에 대응하는 방향별 특징 벡터를 특징 테이블에 저장한다.

차량 검출은 입력 영상이 들어오면 3 레벨과 4 방향의 스티어블 피라미드로 영상 변환을 하게 된다. 그리고 차량의 후보 영역을 얻기 위해서 윈도우 스캐닝 기법을 적용한다. 윈도우 스캐닝 기법은 본질적으로 모든 스케일에서 가능한 차량의 위치들을 위한 입력 영상의 탐색이지만, 거의 모든 영상 기반 시스템들을 위한 이

알고리즘의 구현에서의 변형들이 존재한다. 전형적으로 스캐닝 윈도우의 크기, 하위샘플링 율(subsampling rate), 스텝 크기, 그리고 반복 횟수들은 제안되는 방법과 계산적으로 효율적인 시스템을 위한 필요성에 의존하여 변한다. 본 논문에서는 윈도우 스캐닝을 위해 좌에서 우, 그리고 위에서 아래로 2 스텝 씩 이동하면서 후보 영상의 윈도우 영역을 스캔한다. 스캔을 통해서 독립적인 방향과 레벨을 가지는 특징 벡터에 대한 후보 영상의 영역을 얻으면, 미리 저장된 모델 영상들에 대한 특징 테이블에는 각 모델 영상에 대한 특징 점의 위치 정보와 방향별 특징 벡터가 인덱스 되어 있고, 질의를 통해서 후보 영상은 모델 영상의 특징 점과 정합하고 특징 벡터의 거리를 비교함으로써 차량 여부를 분류한다.

특징 벡터의 거리 비교는 벡터들 간의 유클리드 거리를 이용한다. 유클리드 거리(euclidean distance)는 서로 다른 벡터 사이의 거리를 비교하기 위한 방법이다. N 차원을 가지는 두 페어런트 벡터  $V = v_1, v_2, \dots, v_n$  와  $V' = v'_1, v'_2, \dots, v'_n$  사이의 유클리드 거리  $D(V, V')$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$D(V, V') = \sqrt{\sum_{n=1}^N (v_n - v'_n)^2} \tag{1}$$

사람이 직접 입력한 코너 점은 차량 모델 마다 인덱스의 크기가 다르기 때문에 정규화 과정을 거쳐야 한다. 정규화된 유클리드 거리  $Dn$ 에 대한 수식은 다음과 같이 정의된다.

$$Dn(M^n, O) = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I D(M_i^n, O_i) \tag{2}$$

정규화된 유클리드 거리  $Dn$ 은 특징 테이블에 저장된 n 번째 모델  $M^n$ 과 후보 영상  $O$ 의 i 번째 인덱스 좌표의 특징 벡터 간 유클리드 거리  $D(M_i^n, O_i)$ 를 구하고 모델의 인덱스 개수 I 로 나누어 줌으로써 정규화할 수 있다. 그리고 임계값을 설정하여  $Dn$ 이  $\lambda$  보다 작으면 차량으로 분류한다.

$$Dn(M^n, O) < \lambda \tag{3}$$

#### IV. 실험 및 결과

차량 검출을 위해 사용된 영상은 도로에서 CCD 카

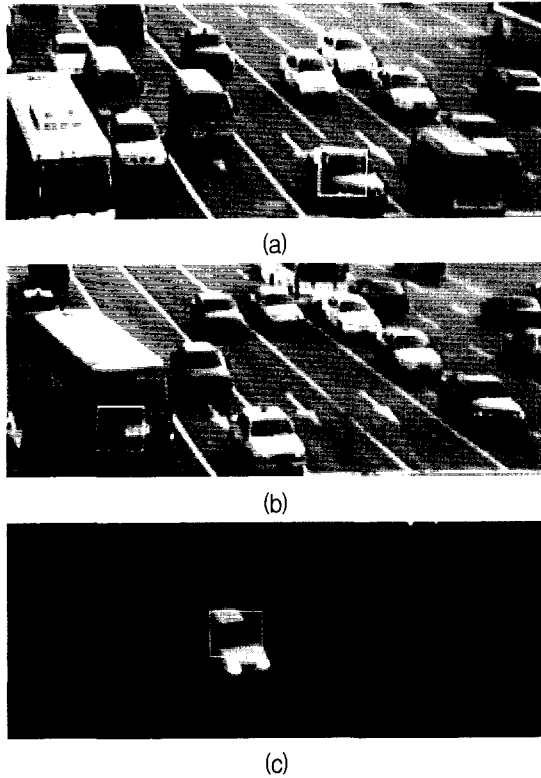


그림 7. (a) 일반 승용차의 윈도우 위치, (b) 버스의 윈도우 위치, (c) 야간 영상  
 Fig. 7. (a) The window position of the vehicle, (b) The window position of the bus. (c) night image.

메라를 이용한 비디오 흑백 동영상으로 320 × 120의 크기를 가지며 주간과 저녁 영상을 사용하였고 각각 1200 프레임으로 되어 있다. 차량 영상의 크기는 일반 승용차를 기준으로 그림 7과 같이 28 × 24의 고정된 크기의 윈도우로 했다. 그런데 버스나 대형 트럭의 경우는 차량이 크기 때문에 고정된 크기의 윈도우로 차량 전체를 포함할 수 없게 된다. 그래서 차량의 왼쪽 아래 부분에 윈도우를 위치시키도록 한다. 차량 아래 부분에 윈도우를 위치시키면 검출 위치와 실제 차량 진입 위치가 동일한 효과도 얻을 수 있다.

차량의 영상은 고정된 크기를 가지고 3 레벨과 4 방향으로 스티어블 피라미드로 변환을 통하여 특징 벡터를 구성했다. 실험에서는 차량의 모델 영상으로 주간 영상과 야간 영상을 합쳐서 200개를 대상으로 했다. 그리고 특징 점은 세가지 방법을 적용하였다. 먼저, 첫 번째는 일정 간격의 격자 점이다. 모델 영상을 격자 모양의 5 × 4로 분할을 하여 20개 특징 점을 만든다. 두 번째는 격자 내에서 가장 특징이 뚜렷한 점으로 구성하는 코너 점이다. 5 × 4로 분할을 하여 각각의 격자 내에서 특징 벡터의  $F_0^0$ 와  $F_0^8$ 의 합이 가장 큰 점을 선택하여

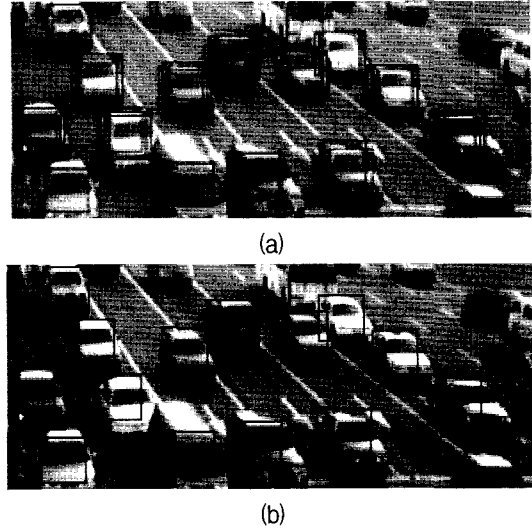


그림 8. (a) 검출된 차량 영상, (b) 중첩을 제거한 영상  
 Fig. 8. (a) Result image of vehicle detection, (b) Processed image in which the overlapped rectangles are deleted.

20개의 특징 점을 구성한다. 그리고 마지막 방법은 수작업을 통해서 평균 20.0개의 코너 점을 구성한다.

차량의 모델 영상들은 독립적인 방향과 레벨을 가지는 스티어블 피라미드로 영상 변환하고, 히스토그램을 이용한 이진화 방법을 통해 특징 벡터를 구성한다. 그리고 특징 점의 위치에 맞는 특징 벡터를 추출하여 위치 정보와 방향별 특징 벡터를 특징 테이블에 저장했다.

차량을 검출하기 위한 320 × 120 크기의 입력 영상이 들어오면 스티어블 피라미드로 영상 변환을 한다. 그리고 윈도우 스캐닝 기법을 통해서 후보 영상의 윈도우 영역을 얻는다. 스캔은 고정된 크기로 윈도우를 위에서 아래, 좌에서 우로 2 스텝 씩 이동하면서 스캔을 했다. 스캔을 통해서 후보 영상의 윈도우 영역을 얻으면 히스토그램을 이용한 이진화 방법을 통해 특징 벡터를 구성하고, 미리 저장된 모델 특징 테이블에 차량 여부를 질의하게 된다. 차량 검출은 모델 영상과 스캔을 통한 후보 영상의 특징 점을 정합하고 특징 점의 특징 벡터에 대한 거리를 비교하여 차량 여부를 분류한다.

거리 비교는 후보 영상과 모델 영상과의 특징 점에 대한 방향별 특징 벡터의 유클리드 거리를 비교하였다. 그리고 사람이 직접 입력한 코너 점은 모델 영상마다 인덱스의 크기가 다르기 때문에 정규화 과정을 거쳐서 유사도의 기준이 되는 임계치와 비교를 통해서 임계치보다 작으면 차량 영상으로 분류했다.

그림 8의 (a)는 위의 과정을 통해서 검출된 차량 영

표 1. 주간 영상에서 실험한 차량 검출 실험 결과 (총 10567 대)

Table 1. Vehicle detection results in day images. (total 10567)

실험방법	일정한 간격의	격자 내의	수작업에 의한
	격자 점	코너 점	코너 점
원영상	55.6 %	60.2 %	61.7 %
평활화	81.8 %	80.7 %	78.1 %
이진화	92.0 %	89.7 %	83.2 %

표 2. 저녁 영상에서 실험한 차량 검출 실험 결과 (총 624 대)

Table 2. Vehicle detection results in night images. (total 624)

실험방법	일정한 간격의	격자 내의	수작업에 의한
	격자 점	코너 점	코너 점
원영상	26.2 %	23.9 %	22.0 %
평활화	75.8 %	71.4 %	54.2 %
이진화	87.3 %	85.5 %	78.4 %

상이다. 윈도우 스캔을 통해서 차량을 검출하기 때문에 하나의 차량에 대해서 많은 중첩이 발생하게 된다. 중첩된 부분을 제거하기 위해서는 윈도우 하나를 기준으로 잡고, 임계값을 주어 주위 윈도우를 하나로 묶음으로서 영상을 정리할 수 있다.

표 1과 2는 제안하는 알고리즘을 적용하여 차량 검출을 한 실험 결과이다. 실험으로는 비교를 위해서 원영상 자체를 특징으로 사용하여 비교하는 방법과 히스토그램 평활화를 적용하고 영상 변환 후 특징 점을 이용한 방법, 스티어블 피라미드로 변환 하고 히스토그램을 구한 뒤 국부적으로 이진화하고 특징 점을 이용하여 실험한 방법에 대해서 비교 실험하였다.

실험을 통해서 주간 영상이 저녁 영상보다 높은 결과를 얻을 수 있었고, 저녁 영상의 경우 전체적인 명암이 어둡기 때문에 특징이 주간 영상에 비해서 뚜렷하게 구분되지 않았다. 그리고 원영상의 경우를 제외하고 수작업에 의한 코너 점의 경우보다 일정한 간격의 격자 점이 좋은 결과를 얻었고, 이진화를 통한 격자 점에서 각각 92.0% 와 87.3% 로 좋은 결과를 얻을 수 있었다.

차량 검출 시 오류를 나타내는 경우는 크게 다음과 같다.

- 1) 버스나 트럭 등의 큰 차에 가려 뒷 차가 검출이 안 되고 겹치는 경우 (그림 9)



그림 9. 버스에 나 트럭 등의 큰 차에 가려 겹치는 경우  
Fig. 9. In case the vehicle is occluded by the bus or truck.



그림 10. 도로면과 비슷한 레벨을 가지는 차량의 경우  
Fig. 10. In case the gray level of the vehicle and road is similar.

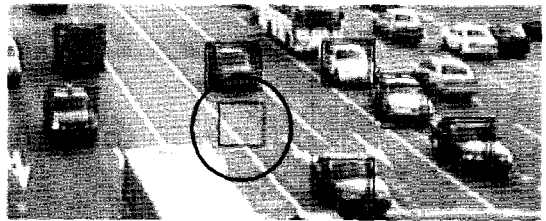


그림 11. 검출하지 않아야 되는데 검출된 경우  
Fig. 11. In case the road is detected to a vehicle.

- 2) 도로면과 비슷한 레벨을 가지는 차량의 경우 (그림 10)
- 3) 검출하지 않아야 되는데 검출된 경우 (그림 11)

### V. 결 론

CCD 카메라는 고정된 위치에서 영상을 입력 받기 때문에 기하학적 위치 정보와 국부적인 방향 정보를 가진 특징 점들을 이용하여 차량을 검출하는 방법에 대해 고찰하였다. 특징 추출 방법으로 스티어블 피라미드로 변환 후 페어런트 벡터를 이용하였다. 차량 검출을 위해 미리 저장된 모델 영상의 특징 점에 대한 특징 테이블에 질의하고 후보 영상과 정합을 통해 각 특징 점들 간의 거리를 비교했다. 거리 비교는 특징 점의 위치에 대한 특징 벡터 간 유클리드 거리를 계산하였고, 정규화 과정을 통해 임계값보다 작으면 차량으로 분류했다.

도로면과 비슷한 명암을 가지는 차량의 경우는 명암 값의 분포가 한쪽으로 치우치거나 균일하지 못해서 검출이 잘 안되는 문제가 발생하게 된다. 이러한 문제를

해결하기 위해서 본 논문에서는 히스토그램을 이용한 이진화 방법을 수행한다. 이진화 방법은 전체 영상을 미리 영상 변환을 한 후에 국부적으로 이진화를 함으로서 평활화 방법보다 전처리 시간을 많이 줄일 수 있었고 경계 값을 사용하여 보다 좋은 결과를 얻을 수 있었다.

차량 검출을 위해 특징 점을 이용함으로써 후보 영상 전체를 비교하지 않고 특징이 뚜렷한 위치에 대해서만 특징 벡터를 비교하기 때문에 비교 시간과 정확도를 높일 수 있었다. 향후 효율적으로 차량 검출을 위해서는 객체간의 공통점을 찾고, 공통점을 기반으로 특징 벡터를 군집화 함으로서 특징을 축소(feature reduction)하여 오인식율을 낮추고 속도를 증가 시키는 연구가 필요하다.

### 참 고 문 헌

- [1] M. Fathy and M. Y. Siya, "A window-based edge detection technique for measuring road traffic parameters in real-time," *Real-Time Imaging*, 1, pp.297-305, 1995.
- [2] Hongjiang Zhang, Yihong Gong, Dan Patterson, and Atreyi Kankanhalli, "Moving object detection, tracking and recognition," *The Third International Conference on Automation, Robotics and Computer Vision*, pp.21-29, 1991.
- [3] P.G. Michalopoulos, "Vehicle detection video through image processing: The Autoscope system," *IEEE Trans. on Vehicular Technology*, vol.40, no.1, pp.21-29, 1991.
- [4] Thomas D. Rikert, Michael J. Jones, and Paul Viola, "A Cluster-Based Statistical model for Object Detection," *International Conference on Computer Vision*, 1999.
- [5] P. Viola, "Feature-Based Recognition of Objects," in *Proceedings of the AAAI Fall Symposium Series : Machine Learning in Computer Vision: What, Why, and How*, pp. 60-64, 1993.
- [6] Eero P. Simoncelli and William T. Freeman, "The Steerable Pyramid: A Flexible Architecture For Multi-scale Derivative Computation," *2nd Annual IEEE International conference on Image Processing*, 1995.
- [7] M.Lades, J.C.Vorbrüggen, J.Buhmann, J.Lange, C.vonder Malsburg, R.P.Würtz, and W.Konen. "Distortion invariant object recognition in the dynamic link architecture," *IEEE Trans. On Computers*, vol. 42, no. 3, March, 1993.
- [8] C. Schmid and R. Mohr, "Local Greyvalue Invariants for Image Retrieval," *IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 19, no. 5, pp. 530-535, May, 1999.
- [9] Jaideva C. Goswami and Andrew K. Chan, *Fundamentals of Wavelets*, Wiley Interscience, 1999.
- [10] Richard O. Duda, Peter E. Hart and David G. Stork, *Pattern Classification*, Second Edition, Wiley Interscience, 2001.
- [11] R. C. Gonzalez, R. E. Woods, *Digital Image Processing*, Second Edition, Prentice Hall, 2002.
- [12] C. Harris and M. Stephens, "A Combined Corner and Edge Detector", In *Alvey Vision Conference*, pp. 147-151, 1988.
- [13] R.T.Chin, H. Smith, and S.C. Fralick, "Model-Based Recognition in Robot Vision," *ACM Computing Surveys*, vol. 18, no. 1, pp. 67-108, 1986.

---

 저 자 소 개
 

---



최 동 혁(정회원)

1986년 연세대학교 전자공학과  
학사

1988년 연세대학교 전자공학과  
석사

1993년 연세대학교 전자공학과  
박사

1993년~현재 건양대학교 컴퓨터공학과 부교수  
<주관심분야 : 패턴인식, 컴퓨터비전, 영상처리>



김 병 수(학생회원)

2003년 건양대학교  
컴퓨터공학과 학사

2005년 건양대학교 전자공학과  
석사

2005년 현재 (주)벨웨이브 연구원  
재직 중

<주관심분야 : 영상 처리, 패턴 인식>