

8 방향 색상 표현 기반 컨벌류션 정합(Convolution Matching)을 이용한 차량 검출기법

한성지*, 한영준**, 한현수**

Vehicle Detection Method Using Convolution Matching Based on 8 Oriented Color Expression

Sungji Han *, Youngjoon Han **, Hernsoo Hahn **

요 약

본 논문에서는 단순화된 색상 정보에 기반한 컨벌류션 정합(Convolution Matching)을 이용하여 차량을 검출하는 기법을 제안한다. 입력 영상을 화소 색상 벡터의 방향을 고려해 8방향 색상(Red, Green, Blue, Cyan, Yellow, Magenta, White, Black)으로 표현한다. 8 방향 색상의 표현은 조명이나 환경 변화에 강인한 영상을 제공한다. 본 논문의 차량 검출 단계는 크게 후보 영역 검출 단계와 차량 검증 단계로 구성된다. 후보 영역 검출 단계에서는 수직 에지와 그림자 등을 고려하여 차량의 후보 영역을 결정한다. 차량 검증 단계에서는 차량을 판별하기 위해 컨벌류션 정합과 후보 영역내의 에지 복잡도를 사용한다. 제안하는 차량 검출 알고리즘은 조명이나 환경이 변화하는 다양한 실험들에서 빠르고 높은 검출률을 보였다.

Abstract

This paper presents a vehicle detection method that uses convolution matching method based on a simple color information. An input image is expressed as 8 oriented color expression(Red, Green, Blue, White, Black, Cyan, Yellow, Magenta) considering an orientation of a pixel color vector. It makes the image very reliable and strong against changes of illumination condition or environment. This paper divides the vehicle detection into a hypothesis generation step and a hypothesis verification step. In the hypothesis generation step, the vehicle candidate region is found by vertical edge and shadow. In the hypothesis verification step, the convolution matching and the complexity of image edge are used to detect real vehicles. It is proved that the proposed method has the fast and high detection rate on various experiments where the illumination source and environment are changed.

• 제1저자 : 한성지 교신저자 : 한현수

• 투고일 : 2009. 10. 31, 심사일 : 2009. 11. 05, 게재확정일 : 2009. 12. 24.

* 숭실대학교 전자공학과 석사과정 ** 숭실대학교 정보통신전자공학부 교수

※ 본 논문은 2009년 정부 교육과학기술부(한국학술진흥재단)의 2단계 BK21사업의 재원으로 지원을 받아 수행된 연구임 (핵C6A1712, 멀티모달정보변환기술산학연공동사업팀). 본 논문은 지식경제부 및 정보통신연구진흥원의 대학 IT 연구센터 지원사업의 연구결과로 수행되었음 (IITA-2009-(C1090-0902-0007)).

▶ Keyword : 차량검출(Vehicle detection), 대칭성(Symmetry), 색상 방향(Color vector), 컨벌루션 정합(Convolution Matching)

1. 서론

최근 차량 차량의 안정성을 높이기 위한 운전자 보조 시스템이나 사람의 도움 없이 스스로 판단하여 주행하는 무인 자동차에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 이러한 지능형 자동차에 있어서 가장 중요한 부분은 전방의 차량이나 장애물에 대한 유무이다. 또한 전방 차량이나 장애물과의 거리를 추정하여 위험도를 인식해 사고를 방지하거나 안전하게 주행할 수 있도록 해야 한다. 하지만 복잡한 도로 상황이나 날씨 등의 다양한 환경적 요인으로 인해 실제 도로에서 적용하는 것은 쉽지 않은 실정이다. 그렇기 때문에 이를 실제로 차량에 적용하여 사용하기 위해 많은 연구가 진행되고 있다.

도로 환경에서 차량이나 주변의 물체를 인식하기 위해서 레이더(Radar)나 레이저 스캐너(Laser Scanner)와 같은 능동 센서나 단일 카메라(Single Camera)나 스테레오 카메라와 같은 수동 센서들이 주로 사용된다.

레이더(Radar)와 같은 능동 센서의 경우 동시에 여러 대의 차량을 정확하게 검출할 수 있고 고속 주행 상황에서도 100m이상의 거리를 정확하게 탐지할 수 있기 때문에 차량 검출 시 유용하다. Park[1]은 도로 측면에 레이더 설치하여 차량의 위치와 크기, 속도를 추정하였다. 레이더는 움직이는 물체에 대해서는 매우 정확한 프로파일링을 얻을 수 있지만, 정지 되어있거나 가까이 붙어있는 차량에 대해서는 매우 취약하다. 레이저 스캐너(Laser Scanner)의 경우는 가까운 거리의 물체나 장애물에 관한 프로파일링이 매우 뛰어나다. Mendes[2]는 차량에 레이저 스캐너를 설치하여 주변의 물체들을 분류하여 차량을 검출하고 추적하는 알고리즘을 제안하고 있다. 하지만 레이저는 검출거리가 비교적 짧기 때문에 원거리의 장애물이나 차량을 검출하기 어렵다. 이러한 능동 센서는 카메라를 사용하는 수동 센서에 비해 가격이 고가이다. 또한, 차량의 주변 장애물이나 차량을 잘 검출하나 센싱 정보가 빈약해 검출된 차량의 검증이 어렵다.

최근에는 가격이 고가이고 제한된 정보를 갖는 능동센서의 문제점을 해결하기 위해 비접촉 센서이면서 도로 환경에 대해 풍부한 정보를 획득할 수 있는 수동 센서를 많이 사용한다. 수동 센서인 단일 카메라(Single Camera)나 스테레오 카메라(Stereo Camera)를 이용한 기법들이 다양하게 시도되고 있다. 단일 카메라를 이용한 차량모델 기반 검출의 경우 도

로 영상의 형태를 일반적인 직선과 곡선의 조합으로 가정한다. 이 기법은 잡음과 차선 정보의 손실에 강인하다. 하지만 특정한 형태의 도로에 초점을 맞추고 있기 때문에 임의의 도로 형태에서 차량 검출에는 적합하지 않다. 위 문제를 해결하기 위해 직선, 곡선의 도로에 모두 적용이 가능한 B-Snake 기법을 이용한 차선의 검출로부터 차량을 추출하는 기법이 제안되었다[3]. 또한 많은 연구들이 영상 내에서 직선성분을 검출하는 기법인 허프변환(Hough Transform)을 이용한 차선의 검출로부터 차량을 추출하는 기법이 제안되었다[4].

허프변환은 영상 내에서 직선으로 나열된 화소들을 검출하는데 효율적인 방법으로 알려져 있다. 이런 특징을 응용해 다양하게 변형된 허프변환 방법들이 차량 영역을 찾는 연구에 사용되고 있다[5]. Hua-jun[6]은 허프 공간상에서의 변환을 이용한 소실점 추정에 관한 연구를 통해 차선을 검출한다. 일반적인 허프변환을 이용한 차량의 검출은 도로 영상에서 배경 정보가 단순한 경우에 잘 적용된다. 시내도로와 같이 복잡하고 다양한 배경을 가지는 도로 영상에는 에지의 정보가 복잡하기 때문에 정확한 차선 검출이 힘들어 차량을 검출하기 어렵다.

A. Broggi[7]는 스테레오 카메라를 이용한 자동 주행 차량 알고리즘을 제안하였다. 스테레오 카메라를 이용하면 거리 정보를 비교적 정확하게 획득할 수 있다. 하지만 단일 카메라를 사용할 때에 비해 알고리즘이 복잡하여 차량의 실시간 검출이 어렵다. 또한, 검출 차량과 거리가 멀어질수록 두 카메라의 영상 사이에 분별력이 떨어져 거리정보의 정확성 떨어지는 경향이 있다[8].

본 논문에서는 차량 프로파일링을 높이기 위해, 주간 상황에 차량 전면에 고정된 단일 카메라에서 획득된 영상을 각 화소들의 R, G, B 값이 나타내는 색상 방향을 고려해 조명이나 환경 변화에 강인하도록 변환한다. 색상 정보는 차량을 구분하는 가장 좋은 특징 중의 하나임에도 불구하고 조명이나 환경에 따른 가변적 특징 때문에 적용이 쉽지 않다. 본 논문의 색상 변환 영상은 색상의 밝기와 방향을 고려해 Red, Green, Blue 와 White, Black, Cyan, Yellow, Magenta 8가지의 대표색상으로 표현하였기 때문에 조명이나 환경 변화에 좀 더 강인한 특징을 가진다.

차량 검출 단계는 크게 후보 영역 검출 단계와 차량 검증 단계로 구성된다. 기존 연구의 후보 영역 검출 단계에서는 횡 단보도나 도로 등과 같은 표시들을 차량과 구분하지 않은 복

잡한 도로 영상에 차량 데이터와 정합하거나 학습 알고리즘을 이용하여 차량을 검출함으로써 정확성이나 처리속도를 저하시키는 단점이 있다(9,10). 본 논문에서는 수직 에지와 그림자 등을 고려하여 차량의 후보 영역을 결정하였다. 즉, 횡단 보드나 도로와 같은 표시 등을 제거함으로써 도로 영상의 복잡도를 상당히 줄였다.

차량 검증 단계에서는 차량의 색상 대칭성을 이용한 컨벌류션 정합(Convolution Matching) 방법과 후보 영역내의 에지성분의 분포 등을 이용한다. 색상영상에 컨벌류션 정합 방법을 적용해 차량을 검출함으로써 기존의 다른 방법의 차량 검출에 비해 단순하면서도 빠르고 정확한 결과를 얻는다. 이를 통해 나타나는 각 후보 영역에 대한 컨벌류션 그래프와 정합도를 이용해 차량과 비차량을 구분한다.

본 논문의 구성은 2장에서 본 논문에 사용된 전반적인 차량 검출 기법에 대해 소개하고 3장에서는 후보 영역 검출 단계에 대한 세부적인 내용, 4장에서는 차량 검증 단계에 대한 세부적인 내용을 언급한다. 5장에서는 제안한 알고리즘을 바탕으로 한 실험 및 고찰에 대해서 기술하고 마지막으로 6장에서 결론을 맺는다.

II. 차량 검출 시스템 구성

본 논문의 전반적인 시스템 구성은 그림 1과 같다. 후보 영역 검출 단계에서는 단일 카메라를 이용해 차량을 검출할 때 가장 널리 사용되는 방법 중 하나인 그레이 영상을 이용한다. 이러한 그레이 이미지를 통해 에지와 그림자를 특징 등을 얻어 차량 후보 영역을 결정한다. 그레이 영상을 이용하는 방법들은 차량이나 조명 등 주변 환경에 의한 영향을 많이 받기 때문에 [11] 에지나 그림자의 변화가 심하다. 특히 그림자는 주변 환경의 조명 변화에 매우 민감하다. 이러한 그림자 정보를 좀 더 효율적으로 사용하기 위해 전체 영상의 밝기(Image Intensity)를 조절하여 사용한다. 그림자 영역이라고 판단되는 아주 어두운 영역을 제외한 나머지 영역에 대한 밝기를 계산하여 특정한 밝기 값으로 수렴되도록 한다. 전체 영상 밝기 GB의 계산식은 다음과 같다.

$$GB = \frac{1}{N * M} \sum_{j=0}^M \sum_{i=0}^N \{x(i, j) | x(i, j) > \theta_{th}\} \dots \dots (1)$$

위의 식 (1)에서 N는 입력 영상의 width, M은 height를 나타낸다. θ_{th} 는 임계치로 입력 영상에서 이미 그림자로 나타

나는 부분의 밝기를 제외하기 위해 정한 값으로 10~15 정도의 값을 사용한다. 위와 같은 식으로 구한 영상의 밝기 값을 특정한 값으로 고정시킴으로 보다 안정적으로 그레이 영상을 얻을 수 있다.

이와 같이 얻어진 그레이 영상을 이용해 수직 에지를 구하고 그림자를 이용해 도로 표시와 같은 잡음을 제거함으로써 좀 더 신뢰성 있는 후보 영역을 얻을 수 있다. 그림자를 이용함으로써 시내 도로와 같이 복잡한 환경에서도 차량 검출이 가능하다. 노이즈가 제거된 수직 에지 영상에서 수직 방향으로 에지 성분들을 누적하면 차량과 배경 사이에서 에지 성분이 강하게 나타나기 때문에 누적 그래프의 Peak point를 이용해 차량의 후보 영역을 결정할 수 있다. 이 수직 에지 누적을 통한 차량 후보 영역 결정은 단일 카메라를 이용한 차량 검출 시 많이 사용되는 방법 중 하나이다(9,12).

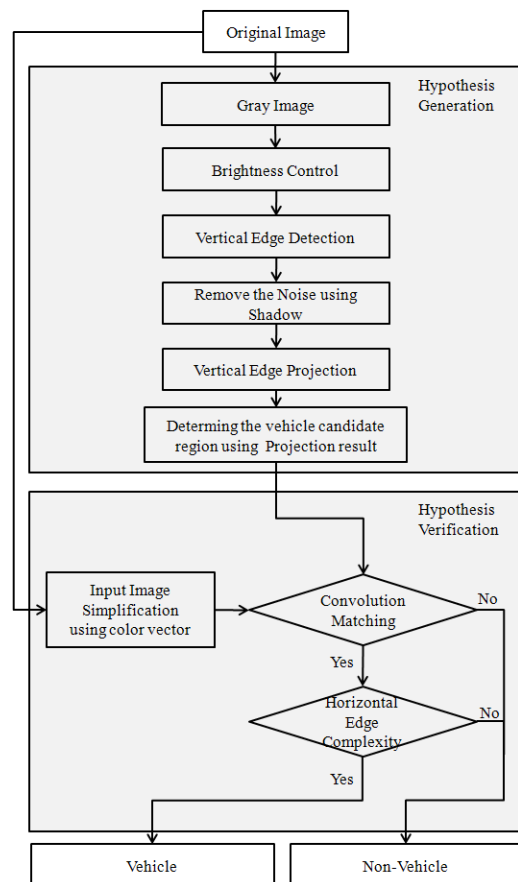


그림 1 시스템 구성 흐름도
Fig 1 System Architecture Flowchart

차량 검증 단계에서는 먼저 각 화소의 R, G, B 값이 나타내는 방향성을 고려해 입력 영상을 Red, Green, Blue와 White, Black, Cyan, Yellow, Magenta의 8 방향 색상으로 단순화 시킨다. Red, Green, Blue 3가지 색상만 이용하여 색상을 표현하면 다양한 환경 변화에 따라 색상의 변화가 너무나 크기 때문에 사실상 큰 의미를 가지지 못한다. 하지만 색상 방향을 고려하여 각 화소 값을 8 방향 대표 색상으로 나타냄으로써 보다 안정적으로 색상을 표현할 수 있다.

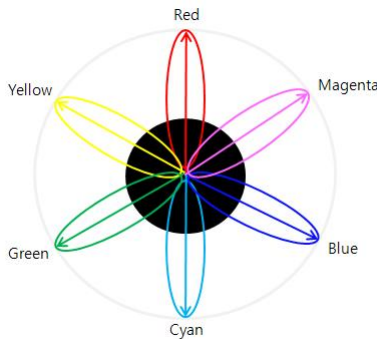


그림 2 색상 방향 표현
Fig 2 Color Vector Expression

그림 2는 본 논문에서 이용한 색상 방향 표현(Color Vector Expression)이다. 본래 3차원 공간으로 설명이 되어야 하지만 본 논문에서는 2차원으로 표현하여 설명한다. 그림 2에서 큰 원의 반지름은 0부터 255의 크기를 나타낸다. 검은 원은 어두운 부분을 나타내는 영역으로 R, G, B 값이 나타내는 색상 벡터 값이 검은 원 안에 있을 때 검은 색으로 표현한다. 검은 색 원 밖의 흰 원에서는 R, G, B 값의 색상 벡터 값이 6가지 타원 위에 존재할 때 각각의 색으로 표현하고 나머지는 흰 색으로 표현한다. 검은 색 원의 크기나 타원의 크기는 각 색상을 나타내는 임계값을 나타내며 그 값의 크기에 따라 원의 크기 또한 다르게 표현된다. 본 논문은 이들 임계값을 다양한 실험을 통해 색상의 임계치들을 선형적으로 결정하였다. R, G, B의 값의 평균이 0부터 255 값에서 80 이하일 경우 Black, 초과일 경우 White의 색상으로 구분하고 Red, Green, Blue, Cyan, Yellow, Magenta에 해당하는 값이 다른 값들에 비해 20 이상의 값을 가질 경우 각 화소의 색상을 부여하였다.

색상 벡터를 이용해 단순화한 영상을 이용해 가설 형성 단계에서 결정한 차량 후보 영역을 차량과 비차량으로 결정한다. 본 논문에서는 후보 영역의 좌우를 바꾸어 후보 영역의 width 만큼을 이동하면서 입력 영상과 비교하는 컨벌루션 정합 방법을 제안한다. 모든 차량의 후면은 좌우가 대칭되는 특

징을 가지고 있기 때문에 차량 영역에서는 좌우를 바꾸어 비교 하여도 정합도가 크기 때문에 차량과 비차량을 구분할 수 있다. 또한 대칭성을 가진 차량 영역에서 나타나는 컨벌루션 정합 그래프는 보통의 배경에서 나타나는 그래프와는 다른 모양을 가지기 때문에 이를 이용해서도 차량과 비차량을 구분할 수 있다.

본 논문의 마지막 검증 단계는 수평 에지(Horizontal Edge)를 확인하는 것이다. 컨벌루션 정합을 통해서 차량과 비차량을 구분하지만 좌우가 대칭되는 단순한 배경이 차량으로 검출되는 경우를 제거하기 위해 검출된 수평 에지의 복잡도를 검사하여 최종적으로 차량과 비차량을 구분한다.

III. 차량 후보 영역 검출

후보 영역 검출(Hypothesis Generation) 단계에서는 단일 카메라를 이용해 차량을 검출할 때 가장 널리 이용되는 수직 에지와 그림자를 이용한다. 그림자는 차량이 존재할 경우 하단에 반드시 나타나는 특징이기 때문에 차량 검출 시 용이하게 이용할 수 있다. 하지만 이러한 그림자 특징은 조명 환경에 따라 큰 차이를 가지기 때문에 이를 안정적으로 이용하기 위해 입력 영상의 밝기를 정규화 한다. 위의 식 (1)을 이용하여 다음과 같이 밝기를 조절함으로써 보다 더 안정적인 그레이 영상을 얻을 수 있다.



그림 3 어두운 영상의 조절
Fig 3 Control of Dark Image



그림 4 밝은 영상의 조절
Fig 4 Control of Bright Image

그림 3과 그림 4는 각각 어두운 영상과 밝은 영상의 밝기를 조절한 결과를 나타내고 있다. 첫 번째가 입력 영상이고 두 번째는 일반 그레이 영상이다. 마지막 그림이 밝기 조절 후의 결과를 나타낸다. 그림에서 나타나는 것처럼 영상이 너무 어두운 경우 영상의 밝기를 밝게 하고 너무 밝은 경우 영상의 밝기를 어둡게 한다. 정규화 과정을 통하여 보다 더 효율적으로 그레이 영상을 활용할 수 있다.

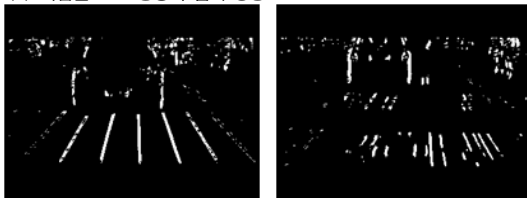
3.1 수직 에지 검출

수직 에지(Vertical Edge)는 단일 카메라를 이용하여 차량을 검출할 때 가장 쓰는 특징 중 하나이다[13]. 도로에서 차량은 수직 방향으로 존재하기 때문에 영상에서 도로와 차량의 경계는 수직 방향으로 존재한다. 대부분 도로와 차량과의 경계에서는 화소 값의 변화가 커 차량의 경계에 대한 수직 에지 성분이 크게 나타나기 때문에 차량의 후보 영역을 결정하는 데에 있어 주요한 정보이다.

하지만 복잡한 시내 도로와 같은 경우 횡단보도, 도로 표시, 그리고 주변의 환경 등으로 인한 불필요한 수직 에지 성분들 때문에 차량들을 검출하기 어렵다. 이러한 복잡한 환경에서 차량의 검출률을 높이기 위해 본 논문에서는 물체 검출 시 빈번히 사용되는 특징 중 하나인 그림자 특징을 이용하였다[14,15]. 조명이 존재하는 곳에서는 어떠한 물체이든 간에 그림자를 가지고 있기 때문에 그림자는 물체 검출 시 아주 유용한 정보이다. 특히 차량의 경우, 하단부에는 늘 그림자가 존재하기 때문에 차량 검출 시 유용하게 이용할 수 있다. 이러한 차량 하단부에 나타나는 그림자 특징을 이용하면 도로 마크와 같은 잡음을 제거하고 차량에 대한 수직 성분을 보다 신뢰성 있게 얻을 수 있다.



(a) 복잡한 도로 상황의 입력 영상



(b) 그림자를 고려하지 않은 수직 에지 영상



(c) 그림자를 고려하여 잡음을 제거한 수직 에지 영상

그림 5 복잡한 도로 상황에서의 에지 영상 비교

Fig 5 The Comparison of Edge Image in Complex Road Condition

본 논문에서는 차량 하단부에 존재하는 그림자를 이용하여 차량의 그림자 영역보다 아래 부분에 존재하는 잡음을 제거한다. 이러한 잡음은 2차원 평면상에 존재하기 때문에 그림자를 가지고 있지 않다. 따라서 영상에서 그림자가 존재하는 영역을 고려하면 차량에 대한 에지 성분을 검출할 수 있다. 그림 5는 복잡한 도로 상황에서 그림자를 고려하지 않았을 때와 그림자를 고려하여 잡음을 제거했을 때의 수직 에지 영상을 보여준다.

그림 5(a)와 같이 도로에 횡단보도나 도로 표시 등과 같은 잡음이 있으면 그림 5(b)와 같이 잡음 성분의 수직 에지가 나타나 차량의 후보 영역이 올바르게 검출되지 않는다. 하지만 그림자를 고려해 에지 성분을 검출한 그림 5(c)와 같은 경우 차량의 후보 영역 검출에 큰 문제가 될 수 있는 영상 내 잡음이 제거 되었음을 확인할 수 있다.

3.2. 차량 후보 영역의 결정

후보 영역 검출(Hypothesis Generation)단계에서는 차량이 있을 수 있는 후보 영역을 결정해 주어야 한다. 이를 위해 그림자를 이용해 잡음을 제거한 영상의 수직 에지를 누적(Accumulation)하여 그린 그래프를 이용한다.

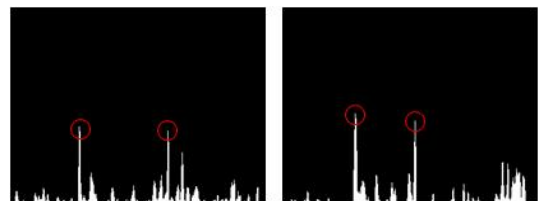


그림 6 수직 에지 누적 그래프

Fig 6 Vertical Edge Accumulation Graph

그림 6은 그림 5(c) 영상의 수직 에지 누적 그래프(Accumulation Graph)이다. 그래프의 빨간 원은 영상 내에서 실제 차량의 좌, 우측 끝을 나타낸다. 그림 6의 누적 그래프에서 나타난 것처럼 차량과 배경의 경계에서 큰 값들을 가진다. 따라서 누적 그래프에서 큰 값을 가지는 순서대로 두 개의 점들과 누적 그래프에서 가장 높은 값을 가질 때 수직 에지 영상에서 나타나는 수직 라인의 끝 값 바닥점으로 하여 후보 영역을 결정할 수 있다. 이러한 각각의 후보 영역에 대해서 검증 단계를 시행함으로써 여러 대의 차량을 검출할 수 있다. 전방 차량 검출에 있어서 차량의 높이는 중요한 정보가 아니기 때문에 각각의 차량마다 높이를 검출하지 않고 차량 폭의 2/3값으로 높이를 정하였다.

IV. 차량 검증

본 논문의 차량 검증(Hypothesis Verification) 단계에서는 차량 후보로 검출된 영역을 검증하기 위해 먼저 각 화소의 색상 방향(Color Vector)를 고려해 입력 영상을 8 방향 대표 색상으로 단순화한다. 이 단순화한 영상에서 후보 영역 검출 단계에서 결정한 각각의 차량 후보를 컨벌류션 정합 방법을 적용하여 검증한다. 마지막으로 차량 후보 영역 내 수평 에지 성분을 검사하여 차량과 비차량을 구분한다.

4.1 색상 방향을 고려한 영상 단순화

카메라를 통해 얻은 도로 환경에서의 영상은 다양한 색상을 가진다. 또한 조명이나 환경에 따라 색상의 변화가 커 입력 영상 자체의 색상을 이용하는 것은 거의 불가능하다. 본 논문에서는 이러한 영상의 색상을 신뢰성 있게 사용하기 위해서 각 화소의 밝기와 방향을 고려하여 입력 영상을 Red, Green, Blue, White, Black, Cyan, Yellow, Magenta의 8 방향 색상으로 표현한다.



그림 7 색상 방향을 고려한 영상 변환
Fig 7 Image Conversion through Color Vector

그림 7은 색상 방향을 고려해 입력 영상을 단순화시킨 예이다. 비슷한 크기와 방향을 가진 색상을 같은 색으로 단일화 시킴으로써 색상 구분이 명확해진다. 또한 변환된 영상은 조

명이나 환경 변화에 따른 색상 변화가 적어 신뢰성 있게 사용할 수 있다.

4.2 컨벌류션 정합(Convolution Matching)을 통한 차량 검증

본 논문에서는 컨벌류션 정합이라는 차량 검증 기법을 제안한다. 선형 시스템에서 입력에 대한 응답 출력을 구하는데 사용되는 컨벌류션은 다음 식과 같이 표현된다.

$$y(t) = x(t) * h(t) = \int_{-\infty}^{\infty} x(\tau)h(t - \tau)d\tau \dots\dots\dots (2)$$

위의 식(2)에서 x(t)는 입력, y(t)는 출력, h(t)는 임펄스 응답을 나타낸다. 컨벌류션은 임펄스 응답 h(t)의 좌우를 반전하여 오른쪽 방향으로 이동하면서 겹치는 부분의 적분을 수행한다. 이처럼 검출된 후보 영역의 좌우를 반전하여 1 화소 단위씩 이동하며 원 영상과의 색상의 정합도를 계산하여 나타내기 때문에 컨벌류션 정합이라고 하였다.

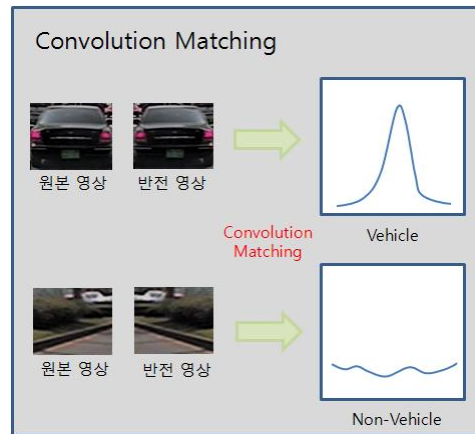


그림 8 컨벌류션 정합 방법
Fig 8 Convolution Matching Method

그림 8은 컨벌류션 정합 방법을 설명하기 위해 후보 영역이 차량일 때와 비차량 일 때를 비교하여 나타내었다. 후보 영역이 차량일 때에는 좌우를 반전하여도 차량의 대칭적인 특성 때문에 원 영상과 거의 비슷하게 나타난다. 따라서 컨벌류션 정합 결과 그래프는 그림 8과 같이 중심 부분에서 가장 큰 정합도를 나타내고 그래프의 형태 또한 대칭적 특징을 가진다. 그러나 그림 8에서 후보 영역이 비차량 일 때의 결과 그래프는 보통 특징이 없이 무작위로 나타난다. 이러한 결과를 이용해 후보 영역을 차량과 비차량으로 구분할 수 있다.

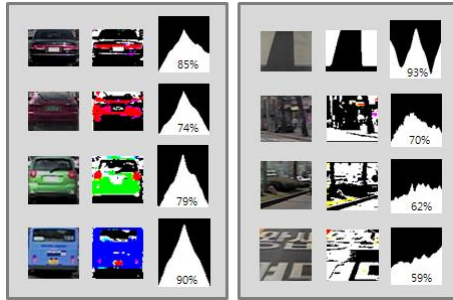


그림 9 후보 영역의 컨벌류션 정합 결과
Fig 9 The Convolution Matching Result of the Candidate Region

그림 9는 각각 차량과 비차량에 대한 컨벌류션 정합의 결과이다. 그림 9에서 첫 번째 그림은 임의로 정한 후보 영역을 나타낸다. 두 번째 그림은 컬러 변환된 후보 영역을 나타내고 마지막 그림은 컨벌류션 정합의 결과 그래프를 나타낸다. 결과 그래프 안의 숫자는 최대 정합도를 나타낸다. 그림 9에서 보면 알 수 있듯이 차량에 대한 컨벌류션 정합의 결과는 삼각형 모양 형태의 그래프가 나타나고 최대 정합도는 차량의 중심에서 나타남을 알 수 있다. 반면 비차량의 그래프는 일정치 않는 형태를 나타남을 알 수 있다. 또한 최대 정합도가 위치가 일정치 않음을 알 수 있다.

본 논문에서는 이러한 컨벌류션 정합 그래프들의 특징을 분석함으로써 다음 그림 10과 같은 과정을 거쳐 차량과 비차량을 검증한다. 후보 영역이 차량으로 판별되기 위해 차량이 대칭적인 특성을 갖기 때문에 컨벌류션 정합의 그래프는 그림 8과 같이 중심 부분에서 가장 큰 정합도를 가지며 좌우로 대칭으로 정합도가 감소하는 특징을 가져야 한다.

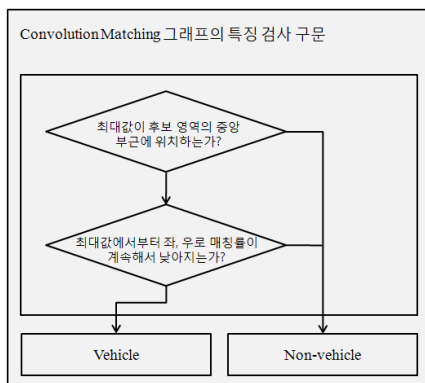


그림 10 컨벌류션 정합 그래프를 이용한 차량 검증
Fig 10 Vehicle Verification Using Graph Feature of Convolution Matching

컨벌류션 정합을 수행하여 차량이라고 판별되면 그 영역의 수평 에지 성분을 검사하여 최종적으로 차량이라고 결정한다. 후보 영역이 차량이 아니지만 색상이 아주 단순하게 나타나는 경우 드물게 차량 영역의 컨벌류션 정합의 결과와 아주 유사한 형태를 나타낸다. 이를 제거하기 위해서 최종적으로 수평 에지 성분을 이용해 영역의 복잡도를 조사한다. 그림 11에서 볼 수 있듯이 차량 영역에서는 수평 에지 성분이 잘 나타나기 때문에 이를 이용하여 차량의 유무를 판별할 수 있다.



그림 11 수평 에지 특징
Fig 11 Horizontal Edge Feature

본 논문에서는 수평 에지의 복잡도를 간단히 조사하기 위하여 후보 영역 내에서 X자 형태의 두 대각선에서의 나타나는 에지의 화소 수를 이용하였다. 대각선에 나타나는 에지의 화소 수가 30%이상일 때 이를 최종적으로 차량으로 판단한다.

V. 실험 및 고찰

실험에 사용된 영상은 차량 내 앞 유리창 상단에 설치한 단일 카메라를 이용하여 획득하였다. 비교적 단순한 고속도로 영상부터 복잡한 시내 도로 영상 등 다양한 환경에서 영상을 획득하였으며 획득된 동영상을 0.3초 단위로 저장하였다. 이렇게 얻은 정지영상을 도로 상황이나 환경의 복잡성에 따라 4단계로 나누어 구분하고 각각의 단계에 대하여 500장 이상의 영상을 선택하여 총 2000장 가량의 영상에 대하여 실험하였다. 이번 실험은 주간 상황에 대해서만 고려되었으며 320*240크기의 영상을 Intel Core2 Duo CPU 3.00GHz, 2GB RAM 성능의 컴퓨터를 이용해 실험하였다.

제한한 컨벌류션 정합 방법의 우수성을 입증하기 위해, 일반적인 템플릿 정합을 이용한 차량 검출 기법과 외관 기반 방법 중 Matthoews[16]가 제안한 PCA 기반의 차량 검출 기법에 대하여 차량 검출율과 검출시간을 비교하여 실험하였다. PCA 기반의 차량 검출 기법은 학습을 필요로 하기 때문에 실험 영상에 대한 차량과 비차량 영역을 미리 학습시킨 후 프로파일링과 검출시간을 비교 실험하였다.

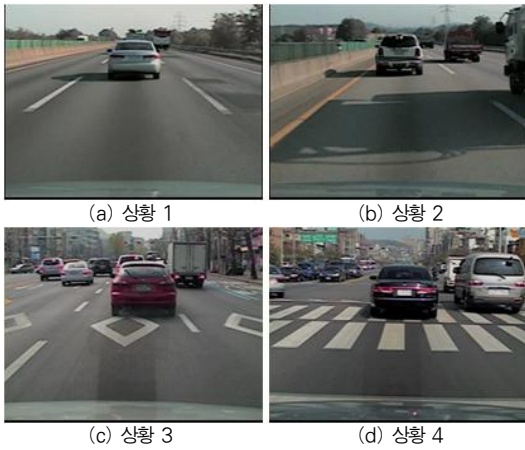


그림 12 도로 상황에 따른 참고 영상
Fig 12 Reference Images based on the Road Condition

차량 프로파일링 비교 실험은 도로 환경의 복잡성에 따라 영상을 4가지 상황으로 나누어 진행하였다. 상황 1(그림 12(a))은 그림자나 도로 표시와 같은 잡음 없이 단순한 경우, 상황 2(그림 12(b))는 영상 내에 그림자가 많이 있는 경우, 상황 3(그림 12(c))은 차량이 많거나 비교적 작은 도로 마크가 있는 경우, 상황 4(그림 12(d))는 시내 도로 상황에서 횡단보도나 도로 표시와 같은 잡음이 심하게 있는 경우로 분리하였다. 각각의 상황별로 500장 이상의 영상들을 사용하였다. 그림 12은 각 상황에 대한 대표적인 영상을 나타낸다. 마지막 상황으로 갈수록 도로 환경이 점점 복잡해짐을 확인할 수 있다.

다음 표 1은 각 상황에 대하여 템플릿 정합 차량 검출 기법과 PCA기반의 차량 검출 기법, 컨벌류션 정합을 이용한 차량 검출 기법에 대한 상황별 프로파일링을 보여준다. 검출 대상은 전방에서 차량 후면이 90% 이상 보이는 차량을 대상으로 50m 이내의 차량을 목표로 하여 검출 결과를 표시하는 빨간색 네모 박스가 차량을 큰 오차 없이 포함하고 있을 때 좋게 검출된 것으로 간주하였다.

표 1. 각 차량 검출 기법에 대한 상황별 차량 프로파일링
Table 1. Vehicle Profiling about Each Vehicle Detection Method

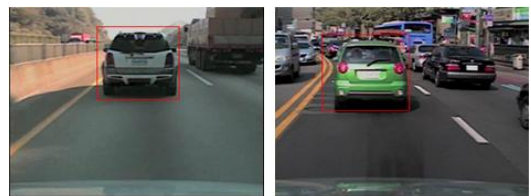
실험 환경	영상개수 (frame)	프로파일링(%)		
		템플릿 정합 기법	PCA 기반	컨벌류션 정합 방법
상황 1	560	91.7	93.2	94.1
상황 2	550	84.2	82.5	90.7
상황 3	520	71.5	78.9	89.4
상황 4	520	65.9	69.9	87.7
평균	538	78.3	81.1	90.6

위의 표 1의 결과를 보면 비교적 단순한 환경의 상황 1에서는 세 기법 모두 90%이상의 높은 프로파일링을 보인다. 하지만 도로 환경이 점점 복잡해질수록 기존의 템플릿 정합과 PCA기반의 차량 검출 기법에서는 프로파일링이 크게 감소하는 것을 확인할 수 있다. 하지만 본 논문에서 제안한 기법은 복잡한 환경에서도 강인하게 차량을 검출함을 확인할 수 있었다. 표 2의 결과를 보면 제안하는 방법이 도로 환경이 복잡해짐에도 불구하고 프로파일링이 크게 떨어지지 않고 90% 가량의 결과를 가짐을 확인할 수 있다. 또한 차량 검출 시 가장 중요한 자차선 내 전방 차량의 경우 본 논문에서 제안한 컨벌류션 정합 방법을 이용했을 때에 98% 가량의 높은 프로파일링을 얻을 수 있었다.

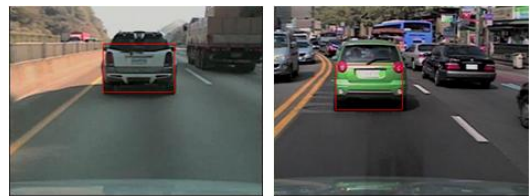
본 논문에서 제안하는 컨벌류션 정합 방법은 차량의 폭과 바닥점이 정확하게 나타나 전방 차량의 폭과 거리를 비교적 정확히 추정할 수 있다. 하지만, 템플릿 정합 차량 검출과 PCA기반의 차량 검출의 경우에는 차량의 폭이나 바닥점이 정확하게 검출되지 않아 차량의 크기나 거리에 대한 값을 신뢰성 있게 얻을 수 없었다.



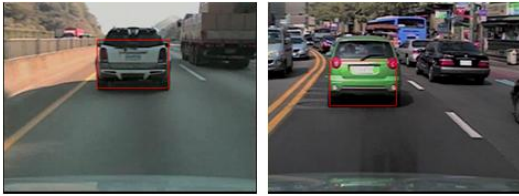
(a) 원본 영상



(b) 템플릿 정합 기반 차량 검출 결과



(c) PCA 기반 차량 검출 결과



(d) 컨벌류션 정합 방법을 이용한 차량 검출 결과

그림 13 차량 검출 기법에 따른 결과 영상
Fig 13 The Result Image about each Vehicle Detection Method

그림 13은 템플릿 정합 차량 검출 기법이나 PCA기반의 차량 검출 기법들과 같은 기존의 결과와 색상 기반의 컨벌류션 정합 방법의 검출 결과를 나타낸다. 위의 그림에서 검출된 차량은 빨간색 사각형으로 표시하였다. 그림 13(b)의 영상과 그림 13(c)의 영상의 검출 결과를 비교해보면 (b)와 (c)는 차량의 폭이나 바닥점과는 상관없이 차량의 유무만을 판단할 수 있도록 검출되었다. 하지만 (d)의 경우 차량의 폭과 바닥선이 실제 차량의 폭과 바닥에 매우 근접하게 나타나 실제 전방 차량의 크기나 거리 등을 추정할 수 있다.

본 논문에서 제안한 컨벌류션 정합 방법은 검출 시간에 있어서도 기존의 다른 기법들에 비해 빠른 결과를 가진다. 컨벌류션 정합 방법은 차량에 대한 자료 수집이나 학습을 필요로 하지 않고 컨벌류션 정합을 이용해 나타나는 그래프의 특징을 이용해 차량을 검증하기 때문에 기존의 기법들에 비해 검출 시간이 매우 짧은 장점을 가진다.

표 2. 각 차량 검출 기법에 대한 평균 검출 시간
Table 2. Average Detection Time about Each Vehicle Detection Method

실험 환경	평균 검출 시간(s)		
	템플릿 정합 기법	PCA 기반	컨벌류션 정합 기법
상황 1	0.31	0.19	0.031
상황 2	0.30	0.18	0.035
상황 3	0.34	0.21	0.057
상황 4	0.35	0.29	0.065
평균	0.33	0.21	0.047

표 2에 템플릿 정합 차량 검출과 PCA기반의 차량 검출 기법, 색상 기반의 컨벌류션 정합 방법의 검출 시간을 비교하여 나타내었다. 표 2에 나타나듯이 템플릿 정합 기법이나 PCA 기반의 차량 검출 기법에서는 검출 시간이 약 0.2~0.3초 가

량 소요되었다. 이는 초당 3~5프레임을 처리할 수 있는 속도로 실시간으로 사용하기에는 어려움이 있다. 하지만 본 논문에서 제안하는 컨벌류션 정합 방법은 약 0.05초의 차량 검출 시간으로 초당 약 20장 가량의 영상을 처리할 수 있어 실시간으로 이용하기에 적합하다.

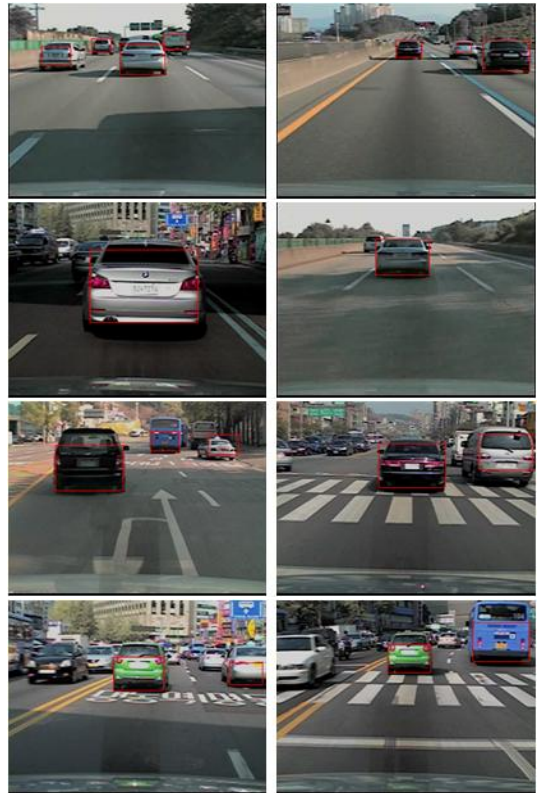


그림 14 색상 기반 컨벌류션 정합 방법을 이용한 차량 검출 결과
Fig 14 Vehicle Detection Result using Convolution Matching Method based on the Color

그림 14는 다양한 환경에 대하여 본 논문이 제안한 색상 기반 컨벌류션 정합 방법을 적용한 결과 영상이다. 그림에서 나타난 것처럼 그림자나 도로표시와 같은 잡음이 존재할 때나 복잡한 시내 도로 환경에서도 차량 검출이 가능했다.

VI. 결론

본 논문에서는 각 화소들이 가진 R, G, B 색상의 방향을 이용해 영상을 단순하게 표현하고 컨벌루션 정합을 이용해 차량을 검증하는 방법을 제안하였다. 색상 방향을 고려해 색상을 단순하고 명확하게 표현함으로써 환경에 따라 변화가 심한 색상을 이용해 차량 검출에 적용할 수 있었다. 후보 영역 검증(Hypothesis Verification)단계에서는 템플릿 정합(Template Matching) 기법이나 학습 방법을 사용하지 않고 영상 내 후보 영역에 대해 컨벌루션 정합 방법 기법을 적용하여 보다 빠르고 정확한 차량 검출이 가능했다. 또한 차량의 후보 영역 결정 단계에서 그림자를 이용해 도로 마크와 같은 잡음을 제거함으로써 복잡한 환경에서도 차량 검출이 가능했다. 하지만 트레일러와 같은 대형 차량이 전방에 가까이 존재하는 경우 한 차량임에도 불구하고 여러 대의 차량이 존재하는 것처럼 검출되었다. 또한 좌우가 대칭이며 수평 에지 성분을 갖는 장애물을 차량으로 오인하는 경우가 가끔 발생하였다.

앞으로의 연구에서는 본 논문에서 제안한 컨벌루션 정합 방법을 통해 위와 같은 문제점을 해결하기 위한 연구를 계속할 것이다. 또한 차량의 가장 큰 특징인 대칭적 색상 특징을 더 효과적으로 이용하기 위해 색상 정보를 더 효율적으로 이용하기 위한 방법에 관해 계속 연구할 것이다.

참고문헌

- [1] S.Park, T.Kim, S.Kang, and K.Heon, "A Novel Signal Processing Technique for Vehicle Detection Radar," 2003 IEEE MIT-S International Microwave Symp. Digest, Vol. 1, pp. 607-610, June 2003.
- [2] G.Alessandreit, A.Broggi and P.Cerri, "Vehicle and Guard Rail Detection Using Radar and Vision Data Fusion," IEEE Intelligent Transportation Systems, Vol. 8, pp. 95-105, Mar. 2007.
- [3] Y. Wang, "Lane detection and tracking using B-snake", Elsevier, Image and Vision Computing, Vol. 22 pp. 269-280, Apr. 2004.
- [4] H. Lim, "Lane departure identification on Highway with searching the region of interest on Hough Space", International Conference on Control, Automation and Systems, pp. 1088-1091, 2007.
- [5] M. Tian, "Vision Based Lane detection for Active Security in Intelligent Vehicle," IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety, pp. 507-511, Dec. 2006.
- [6] H.J. LIU, "A Fast Method for Vanishing Point Estimation and Tracking and Its Application on Road Images," The 6th International Conference on ITS Telecommunications Proceedings, pp. 106-109, 2006.
- [7] A. Broggi, "The Single Frame Stereo Vision System for Reliable Obstacle Detection Used during the 2005 DARPA Grand Challenge on TerraMax," IEEE Intelligent Transportation Systems Conference, pp. 745-752, Sept. 2006.
- [8] A. Bensrhair, "A Cooperative Approach to Vision-based Vehicle Detection," IEEE Intelligent Transportation Systems Conference Proceedings, pp. 209-214, Aug. 2001.
- [9] 송광열, 이기용, 이준웅, 윤팔주, "에지 분석과 에이다부스트 알고리즘을 이용한 차량검출," 한국자동차공학회, 27-34쪽, 2007년 8월.
- [10] R. Miller, Z. Sun, G. Bebis, "On Road vehicle Detection," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 28, pp. 694-711, May 2004.
- [11] 한상훈, 조형제, "그림자 정보를 이용한 HSV 컬러 모델 기반의 전방 차량 검출 및 차선 정보 검출," 멀티미디어 학회 논문지, 제5권, 제2호, 176-190쪽, 2002년 4월.
- [12] T. Liu, N. Zheng, L. Zhao, H. Cheng, "Learning based Symmetric Features Selection for Vehicle Detection," IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp. 124-129, June 2005.
- [13] Z. Sun, G. Bebis, R. Miller, "Monocular Precrash Vehicle Detection : Features and Classifiers," IEEE Transactions on Image processing, Vol. 15, No. 7, pp. 2019-2034, July 2006.
- [14] R. Cucchiara, C. Grana, M.Piccardi, A. Prati, S. Sirotti, "Improving Shadow Suppression in Moving Object Detection with HSV Color Information," IEEE Intelligent Transportation Systems, pp. 334-339, Aug. 2001.
- [15] A. Prati, I. Minic, M. Trivedi, R. Cucchiara,

"Detecting Moving Shadows : Algorithms and Evaluation," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.25, no.7, pp. 918-923, July 2003.

- [16] N. D. Mattheows, P. E. An, D. Charnley, C. J. Harris, "Vehicle Detection and Recognition in greyscale imagery," Control Engineering Practice, Vol. 4, Issue 4, pp. 473-479, Apr. 1996.

저 자 소 개



한 성 지

2009: 숭실대 정보통신전자공학부 학사.

2009-현재: 숭실대 대학원 전자공학과 석사과정

관심분야: 영상처리, 물체 인식



한 영 준

1996: 숭실대 전자공학과 학사.

1998: 숭실대 전자공학과 석사.

2003: 숭실대 전자공학과 박사.

2009-현재:

숭실대 정보통신전자공학부 부교수.

관심분야: 로봇 비전, 영상처리, 비주
얼서보잉



한 현 수

1991:

University of Southern California
(공학박사).

1992-현재:

숭실대 정보통신전자공학부 교수.

1994:

일본기계기술 연구소 객원연구원.

1998: 숭실대학교 어학원장.

1999: 숭실대학교 정보통신전자공학
부 학부장.

관심분야: 자동화 시스템, 자료융합,
물체인식