

빌보드 스위프 스테레오 시차정합 알고리즘을 이용한 차량 검출 및 추적

박민우[†], 원광희^{**}, 정순기^{***}

요 약

본 논문에서는 시차영상 생성과 레이블링(labeling)을 동시에 수행하는 빌보드 스위프 스테레오 시차정합 알고리즘을 적용하고, 두 단계로 구성된 복합 가설생성(hypothesis generation) 단계를 적용함으로써 거짓알림(false alarm)을 줄이고, 차량 검출의 정확도를 높이는 방법을 제안한다. 먼저 차량의 정면에 장착된 두 대의 카메라를 이용하여 영상을 획득하고, 이 영상을 사용하여 빌보드 스위프 스테레오 시차정합 알고리즘을 수행하여 지면과 배경이 제거된 장애물(obstacle)만이 존재하는 특수한 형태의 시차영상을 생성한다. 이렇게 생성된 지면과 배경이 제거된 레이블링된 시차영상을 이용하여 차량 검출 및 추적을 수행한다. 차량 검출 및 추적단계는 크게 세 단계로 나뉜다. 첫 번째 단계는 학습 단계로서 학습데이터로부터 Gabor필터를 사용해서 특징점을 추출하고, 추출된 특징점을 학습한 뒤 서포트 벡터머신 분류기를 생성하는 단계이다. 두 번째 단계는 스테레오 카메라의 영상 중 주 카메라의 영상으로부터 에지 정보를 추출하고, 지면과 배경이 제거된 시차 영상으로부터 얻어진 시차정보를 이용해서 차량이 존재하는 후보영역을 뽑은 뒤 서포트 벡터머신 분류기를 사용하여 차량을 검출하는 단계이다. 마지막 단계는 차량 추적단계로서 검출이 완료된 차량들은 다음 프레임에서 템플릿 매칭을 수행하여 추적한다. 이는 추적에 성공할 경우 다음 프레임의 차량 검출시 후보영역에서 배제함으로써 전체적인 차량 검출 성능을 향상시킨다.

Vehicle Detection and Tracking using Billboard Sweep Stereo Matching Algorithm

Min Woo Park[†], Kwang Hee Won^{**}, Soon Ki Jung^{***}

ABSTRACT

In this paper, we propose a highly precise vehicle detection method with low false alarm using billboard sweep stereo matching and multi-stage hypothesis generation. First, we capture stereo images from cameras established in front of the vehicle and obtain the disparity map in which the regions of ground plane or background are removed using billboard sweep stereo matching algorithm. And then, we perform the vehicle detection and tracking on the labeled disparity map. The vehicle detection and tracking consists of three steps. In the learning step, the SVM(support vector machine) classifier is obtained using the features extracted from the gabor filter. The second step is the vehicle detection which performs the sobel edge detection in the image of the left camera and extracts candidates of the vehicle using edge image and billboard sweep stereo disparity map. The final step is the vehicle tracking using template matching in the next frame. Removal process of the tracking regions improves the system performance in the candidate region of the vehicle on the succeeding frames.

Key words: Vehicle Detection(차량 검출), Tracking(추적), Gabor Feature(Gabor 특징점), Learning(학습), Billboard Sweep(빌보드 스위프), Stereo Matching(스테레오 매칭)

※ 교신저자(Corresponding Author) : 정순기, 주소 : 대구 시 북구 산격동 1370번지 경북대학교 공대 9호관 509호 (702-701), 전화 : 053) 940-5555, FAX : 053) 957-4846, E-mail : skjung@knu.ac.kr

접수일 : 2013년 3월 6일, 수정일 : 2013년 4월 15일

완료일 : 2013년 4월 26일

[†] 준회원, 경북대학교 IT대학 컴퓨터학부 (E-mail : mwpark@vr.knu.ac.kr)

^{**} 준회원, 경북대학교 IT대학 컴퓨터학부 (E-mail : khwon@vr.knu.ac.kr)

^{***} 정회원, 경북대학교 IT대학 컴퓨터학부

※ 본 논문은 지식경제부 산업원천기술개발사업으로 지원 (10040927, 운전 안전성 및 편의성 향상을 위한 운전자 시야 중심 차량용 증강현실 정보제공 시스템 기술 개발)되고, 미래창조과학부 및 정보통신산업진흥원의 IT융합 고급인력 과정 지원사업의 연구결과로 수행되었음 (NIPA-2013-H0401-13-1005).

1. 서 론

근래에 공학 분야의 다양한 기술들이 발전함에 따라 이를 활용하여 사고를 미연에 방지(active safety) 하기 위한 연구들이 더욱 큰 관심을 받고 있다. 특히, 그 중에서도 차량에 카메라 및 레이저 센서 등을 장착하여 운전자에게 위험물을 사전에 경고해주거나, 차량을 자동으로 제어함으로써 사고를 미연에 방지해주는 다양한 안전 시스템들이 개발되고 있다. 이러한 시스템들에서 사용되는 센서들 중에서도 카메라 센서는 타 센서들에 비해 비교적 가격이 저렴하고, 영상을 이용한 후처리를 통해 다양한 기능을 구현할 수 있기 때문에 많은 자동차 회사들이 사고 예방을 위한 지능형 차량 개발의 주요 센서로 활용되고 있다. 예를 들어, 차량 내부에 장착된 스테레오 타입의 적외선 카메라를 이용하여 운전자의 눈동자를 추적하여 졸음운전 유무를 파악하거나, 차량의 전방에 장착된 카메라를 이용하여 전방의 위험물을 검출하여 위험 유무를 알려주거나, 차량의 후방을 향하여 장착된 카메라를 이용하여 후방의 사각지대를 가시화시켜주는 연구들이 활발히 진행되고 있다[1-5].

특히, 카메라를 이용하여 주행 중 위험물 즉, 차량 검출에 관한 연구가 많은 대학과 기업을 통해 이뤄져 왔다. 과거에는 단일 카메라 기반의 차량 검출 연구가 주를 이뤘지만, 최근에는 단일 카메라에서 벗어나 스테레오 카메라 기반의 연구가 함께 진행되고 있다. 그 이유는 스테레오 카메라 기반의 방법이 기존 단일 카메라 기반의 방법에 비해 보다 정확한 거리 측정 및 다양한 안전관련 정보 검출이 가능하기 때문이다 [6,7]. 연구 초기의 스테레오 비전 기반 차량 검출 방법들은 단일 카메라기반의 연구들에 비해 낮은 검출율과 낮은 처리 속도를 보였다. 이로 인해 꽤 오랜 시간동안 스테레오 비전에 기반한 차량 검출 연구는 활발히 진행되지 않았다. 하지만, 근래에 들어 하드웨어의 눈부신 발전과 더불어 GPU 등을 활용한 가속화방법들이 새롭게 등장하면서, 스테레오 비전에 기반한 차량 검출 연구들이 다시금 활발히 진행되고 있다. 최근 연구들을 살펴보면, GPU 및 FPGA 등의 하드웨어를 이용하여 속도향상을 꾀하거나, 시차영상에서 생성된 차량 검출에 불필요한 정보들을 제거하고 정확한 차량의 위치를 추정하기 위한 연구가 주로 진행되고 있다[8]. 따라서 본 논문에서는 정확

도가 높은 시차영상(dense disparity map)을 생성함과 동시에 레이블링(labeling)을 수행하는 빌보드 스윙 스테레오 시차정합 알고리즘을 적용하여 차량 검출에 불필요한 정보들을 제거하고, 두 단계로 구성된 복합 가설생성(hypothesis generation)단계를 적용함으로써 거짓알림(false alarm)을 줄이고, 차량 검출의 정확도를 높이는 방법을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 국내외 관련연구를 살펴보고, 3절에서는 지면과 배경이 제거된 시차영상을 이용한 차량 검출 및 추적 시스템의 구성을 살펴본다. 4절에서는 빌보드 스윙 스테레오 정합 알고리즘을 이용하여 지면과 배경이 제거된 시차영상을 획득하는 방법에 대해 살펴보고, 5절에서는 운전자 전방에 존재하는 차량을 검출 및 추적하는 방법을 설명한다. 6절에서는 이에 대한 실험을 수행한 뒤, 결론을 맺는다.

2. 관련 연구

운전자 안전을 위한 비전 기반의 차량 검출에 대한 연구는 십 수 년 전부터 학계와 기업을 주축으로 활발히 이루어져 왔다. 연구 초기 차량 검출 관련 연구들은 단순히 차량 검출을 위한 하나의 알고리즘을 개발한 후, 이를 영상에 적용하여 차량을 분류하였다. 이 접근 방법은 알고리즘과 구현은 단순하였으나, 검출 결과에서 다수의 거짓양성(false-positive)이나 거짓음성(false-negative)이 발생할 확률이 현저히 높아지는 단점을 가진다. 이로 인해 최근에는 단일 알고리즘만으로 정확한 차량 검출이 힘들다는 판단에 따라 복합 알고리즘을 적용한 차량 검출 관련 연구들이 제시되었다. 특히, Zehang Sun은 그의 논문에서 차량 검출방법을 크게 가설 생성(hypothesis generation, HG)와 가설 검증(hypothesis verification, HV)의 두 단계로 정의하고, 각 단계에서 서로 다른 알고리즘을 각각 적용하여, 차량의 후보영역들을 검출하고 그 후보 영역들을 검증하는 방식의 복합 알고리즘을 개발하는 방법을 제시하였다[7]. 이 복합 단계의 구조는 가설 생성 단계에서 차량으로 추정할 수 있는 근거를 가진 모든 영역을 추출할 수 있는 포괄적인 알고리즘을 배치하고, 가설 검증 단계에는 검출의 정확도가 높은 알고리즘을 배치하여 거짓 알림을 낮추고, 참긍정(true positive)의 비율을 높

이다. 최근 십 수 년간 제시된 영상처리 기반의 차량 검출 알고리즘을 나눠보면 크게 지식기반 방법(symmetry, color, edge 등)과 스테레오 비전 기반 방법(disparity map, inverse projection mapping 등), 모션 기반 방법(optical flow 등), 템플릿 기반의 방법(pattern), 형태기반 방법(NNs, SVMs)으로 분류할 수 있다. 이 알고리즘 중 가설 생성단계에서는 주로 지식기반의 방법과 스테레오 비전 기반방법, 모션기반 방법들이 적용되고, 가설 검증단계에는 템플릿 기반의 방법과 형태기반의 방법들이 적용된다. 그림 1은 차량 검출 알고리즘의 분류 결과를 보여준다.

대표적인 차량검출 연구인 Zhang Sun의 연구는 단일 카메라로부터 입력된 영상에서 수직/수평기반의 에지(edge)를 포함한 물체를 차량의 후보영역으로 추출하고, 이를 Gabor 필터와 서포트 벡터머신 분류기를 사용하여 검증함으로써 차량 전용도로에서 차량을 검출하는 방법과 최적화를 수행하였다. 그는 이 연구를 통하여 차량 검출에 있어서 기존의 타 특징추출 방법들에 비해 Gabor 특징점의 높은 효율성에 대한 근거를 제시하고 있다[9,10]. Jaesik Choi의 연구는 단일 카메라에서 광학 흐름(optical flow)과 haar-like 특징점 검출기를 사용하여 실시간에 차량검출을 수행하였다. 반대편 차선에서 다가오는 차량의 경우에는 코너 검출기(corner detector)와 광학 흐름을 사용하여 차량을 검출하고, 동일한 방향의 차선에서는 haar-like 특징점 검출기를 사용하여 차량을 검출한다. 검출된 차량을 검증하기 위해서 다수의 프레임(frame)에 걸친 차량 검출 결과를 바탕으로 해당 위치에 차량이 나타날 것인지에 대한 확률에 기반을 둔 차량 검증을 수행한다[11]. Gwang Yul Song의 연구는 단일 카메라에서 수평/수직 방향의 에지(edge)에 기반하여 후보영역을 설정하고, 이 영

역으로부터 대칭성을 검사하여 차량으로 추정되는 후보영역을 추출한다. 추출된 후보영역으로부터 haar-like 특징 기반의 Adaboost 알고리즘을 적용하여 최종적인 차량 영역을 검증한다[12]. 스테레오 기반의 연구는 복잡한 시차영상 생성 단계와 오랜 시간이 소모되는 레이블링 단계 때문에 차량 검출 연구 초창기 이후로는 활발히 연구되고 있지는 않다. 하지만, 최근들어 FPGA를 이용하여 시차영상 생성 알고리즘을 하드웨어화 시킴으로서 속도를 개선하는 연구가 주로 이뤄지고 있다. Chung-Hee Lee의 연구는 스테레오 카메라와 FPGA기반의 하드웨어를 이용하여 시차영상을 획득하고, 이 시차영상으로부터 V-시차영상(v-disparity map)을 생성한 뒤, 이로부터 도로의 위치를 추출한다. 추출된 도로로부터 열 검출(column detection)을 수행하여 위험물의 존재 유무를 알아낸 후, 위험물을 찾고 나면 조감도(bird's eye view)를 생성하여 위험물을 분리해낸다[13]. 이 연구들은 가설생성(hypothesis generation) 단계에만 집중하여 거짓양성(false positive) 발생이 높거나, 가설 검증(hypothesis generation) 단계에만 집중하여 거짓양성 발생률은 낮지만 거짓음성(false negative)의 발생률이 높은 단점을 가지게 된다. 따라서, 본 논문에서는 거짓양성 발생률을 낮추기 위해서 두 단계의 강한 가설 생성(strong hypothesis generation)을 수행한다. 첫 번째 가설생성 단계에서는 시차영상과 레이블링을 동시에 수행하는 빌보드 스융 스테레오 시차정합 알고리즘을 수행한다. 이 단계에서는 지면과 배경 등 차량이 될 확률이 매우 낮은 영역을 1차적으로 제거하여 지면을 기준으로 높이를 가지는 장애물에 대한 특수한 시차영상을 결과로 얻는다. 2번째 가설생성 단계에는 입력영상으로부터 에지영상을 얻은 뒤 수평/수직기반의 투영함수[14,15]를 사용하여

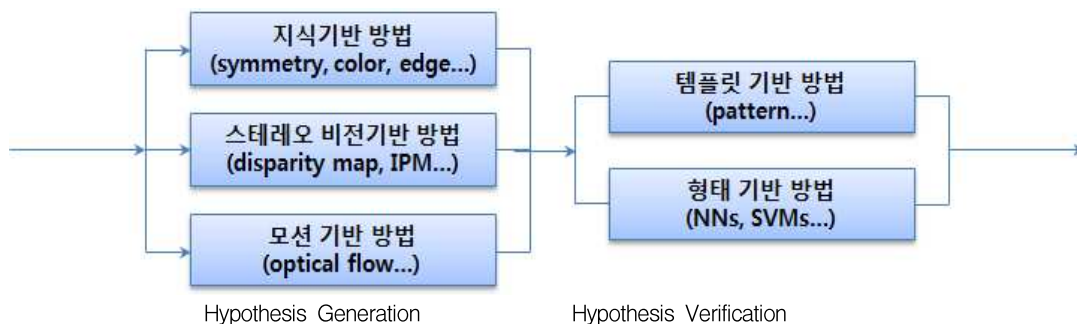


그림 1. 차량 검출 알고리즘의 분류기

영상 영역을 셀(cell)단위로 그룹화한다. 이를 기반으로 1단계에서 얻어진 장애물에 대한 특수한 시차영상을 사용하여 그룹화된 셀(cell)기반의 레이블링을 수행함으로써 거짓 양성률이 줄어든 차량 후보영역을 얻어낸다. 마지막으로 가설 검증단계에서는 이렇게 계산된 차량 후보영역들을 미리 학습시킨 SVM (support vector machine) 분류기를 사용하여 검증함으로써 정확도 높은 차량 검출 시스템을 개발한다.

3. 시스템 개요

본 논문에서는 스테레오 카메라로부터 시차영상과 레이블링을 동시에 수행하여 지면 위에 높이를 가지는 장애물의 시차만을 표현한 특수한 시차영상을 생성한 뒤 다수의 영상처리를 통하여 차량후보영역을 검출하고, 이를 기반으로 SVM 분류기를 사용하여 차량을 검출하고, 검출된 차량을 추적(tracking)하는 시스템을 제안한다.

그림 2는 본 논문에서 제안하는 복합단계(multi-stage) 가설생성 기반의 차량 검출 과정을 보여준다. 첫 번째 가설생성 단계에서 스테레오 영상을 입력으로 사용하여 빌보드 스위프 스테레오 시차정합(billboard sweep stereo matching) 알고리즘을 수행하여 시차영상 생성과 동시에 1차 레이블링을 수행하여 지면과 배경이 제거된 차량으로 추정되는 높이가 존재하는 장애물에 대한 시차영상만을 생성한다. 두 번째 가설생성 단계에서는 입력영상에 대해서 에지(edge)기반 영상처리 알고리즘을 적용하고 수평/수직 투영함수(projection function)[14,15]를 사용하여 그룹화를 수행한다. 그룹화가 된 각 영역을 셀(cell)로 규정하고 첫 번째 단계에서 얻어진 높이가 존재하는 물체에 대한 시차영상을 사용하여 이 셀 영역들에 대해 병합(merge) 및 2차 레이블링(labeling)을 수행한다. 이 복합 단계를 거침으로써 거짓 양성률이 줄어든 보다 강인한 차량의 후보 영역을 검출한다. 차량 후보영역 검출이 완료되면 가설검증 단계에서

는 추정된 차량의 후보영역에 대해 미리 학습된 서포트 벡터머신 분류기를 사용해서, 차량의 유무를 판별한다. 이렇게 가설생성과 가설검증이 결합된 방식은 차량 검출 효율을 높여준다. 즉, 수행 속도가 빠른 알고리즘들을 통해서 불필요한 영역들을 우선적으로 제거해주기 때문에 단순히 전체 영상의 모든 영역을 검사하는 방식에 비해 높은 성능을 보여준다. 아울러, 가설생성 단계에서 영상의 특징을 이용한 알고리즘과 스테레오 기반의 알고리즘을 함께 적용함으로써 거짓 양성(false positive) 발생률을 낮춘 정확도(precision)가 높은 시스템을 완성한다.

그림 3은 본 논문에서 제안한 전체 시스템의 흐름도를 보여준다. 제안된 시스템은 입력으로 좌/우 스테레오 영상을 사용한다. 입력된 영상을 기반으로 빌보드 스위프 스테레오 시차정합을 수행하여 시차영상 생성과정에서 동시에 1차적인 레이블링을 수행하여 지면과 배경이 제거된 높이만 가지는 위험물(obstacle)에 대한 시차영상을 생성한다. 이렇게 생성된 지면과 배경이 제거된 높이만 가지는 장애물에 대한 시차영상은 차량의 후보 영역을 검출하기 위한 입력으로 사용된다. 장애물에 대한 시차영상 생성이 완료 되었으면, 입력된 스테레오 영상 중에서 좌측 주 영상으로부터 에지(edge)기반 영상처리 알고리즘을 통해 물체들의 경계를 검출하고, 이에 대해 수평/수직 투영함수(projection function)[14,15]를 적용하여 수평/수직방향의 픽셀의 밝기(intensity)를 누적한 뒤, 차량으로 추정되는 위험물들의 영역을 셀(cell)단위로 그룹화한다. 이렇게 그룹화된 영역에 대해서 앞선 단계에서 생성된 지면과 배경이 제거된 시차영상을 참조하여 해당 영역의 평균 시차(disparity)를 계산한다. 영상의 에지(edge)와 투영함수를 사용하여 나뉜 셀 영역들을 대상으로 평균 시차 값을 사용하여 수정된 CCL(connected component labeling) 알고리즘[16]을 적용한다. 이 알고리즘은 셀 영역들을 병합(merge)하고 레이블링(labeling)하면서 차량 후보영역을 결정한다. 이렇게 복합 단계의 가설생성 과정이



그림 2. 제안된 시스템의 차량 검출 과정

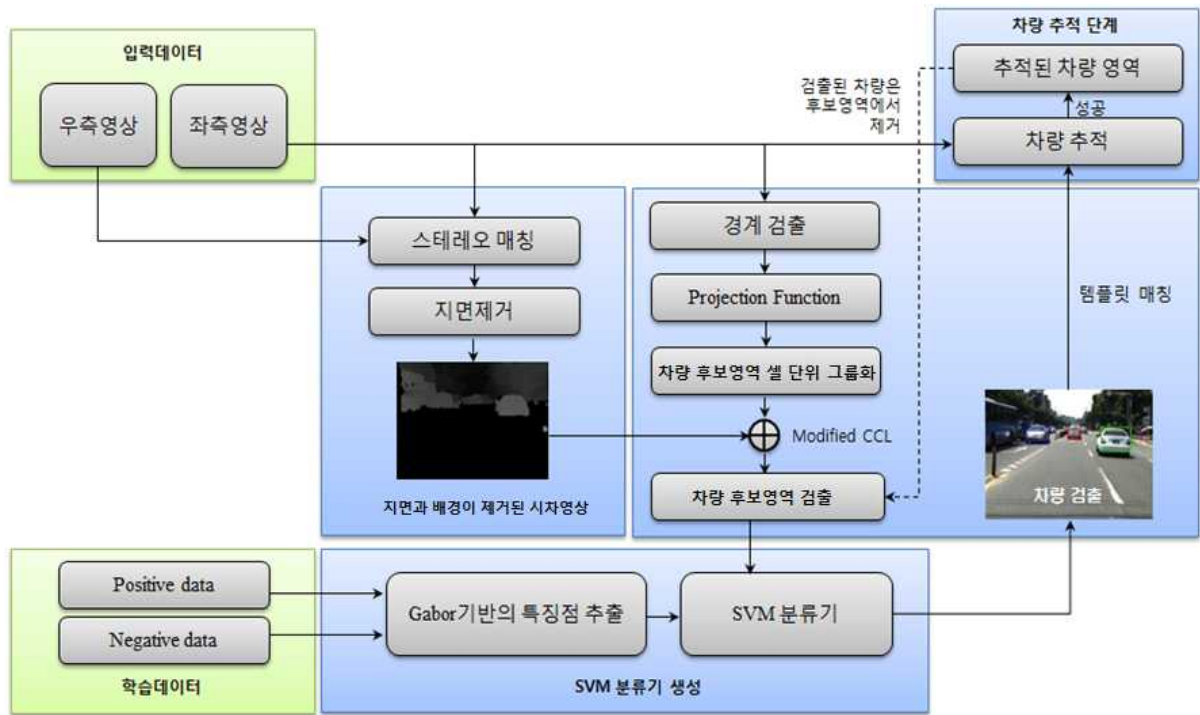


그림 3. 전체 시스템 흐름도

끝나게 되면, 차량후보 영역은 지면 혹은 먼 배경과 같이 차량일 수 없는 영역들이 완전히 제거되고 평균 시차 값에 따라 그룹화 된 셀의 형태로 최종 후보 영역이 결정된다.

차량 후보영역이 최종 결정되면, 후보영역들을 입력으로 사용하여, 학습된 분류기를 통해 차량의 형태 (appearance)에 기반하여 차량인지 아닌지 검증을 수행한다. 제안된 시스템에서는 선형 서포트 벡터머신(linear SVM) 분류기를 검증과정에서 이용한다. 서포트 벡터머신 분류기의 생성은 포지티브 데이터(positive data)와 네거티브 데이터(negative data)에 Gabor 필터를 적용한 뒤 특징점을 추출하고, 이 특징점을 입력으로 사용하여 분류기를 생성한다. 분류기가 마련되었다면, 앞서 결정된 차량 후보영역들에 대한 Gabor 특징점을 계산하고, 그 결과를 서포트 벡터머신 분류기에 입력하여 차량인지 검증(verification)한다. 마지막으로 검증단계에서 검출된 차량은 다음 프레임부터 템플릿 매칭 알고리즘을 사용하여 추적(tracking)된다. 추적에 성공하면, 해당 영역은 다음 프레임부터 서포트 벡터머신 분류기의 입력으로 사용되는 최종 후보 영역에서 제거됨으로서 계산의 효율성을 높여준다.

4. 차량 후보영역 검출을 위한 빌보드 스위프 스테레오 시차정합

빌보드 스위프 스테레오 시차정합(billboard sweep stereo matching) 알고리즘[17]은 스테레오 도로영상으로부터 지면, 지면위에 존재하는 객체, 그리고 카메라로부터의 거리가 먼 배경의 세 영역에 대한 레이블과 시차를 동시에 결정하는 알고리즘이다. 제안된 시스템에서는 지면, 객체 및 배경의 세 영역 중, 객체영역을 차량검출을 위한 후보 영역으로 활용한다. 이와 같이, 기하정보를 활용하여 획득된 객체영역을 차량 검출에 활용할 경우, 거짓 양성(false positive)의 비율을 낮출 수 있고 검출된 차량과의 거리, 크기 등의 3차원 정보를 활용할 수 있다는 장점이 있다.

도로영상의 시차와 레이블을 결정하기 위한 과정은 크게 호모그래피 기반의 정합비용(matching cost) 획득과정과 계산된 정합비용을 활용한 다중방향선 최적화(multi-path optimization) 과정[18]으로 구분된다. 우선 미리 정의된 각 3차원 평면에 대해 호모그래피 기반의 정합비용을 획득한다. 스테레오 카메라와 3차원 평면의 관계는 식(1)과 같이 호모그래피 H 로 표현된다.

$$x' = Hx = K'(R - tn^T/d)K^{-1}x, \tag{1}$$

식(1)에서 x, x' 가 영상의 대응점, K, K' 는 두 카메라의 내부행렬, R, t 는 두 카메라 사이의 회전, 이동을 나타내며, n 과 d 는 3차원 평면의 법선벡터와 거리를 각각 나타낸다. 이때 기준 지면에 대한 호모그래피는 차량에서 카메라가 설치된 높이, d_g 와 지면에서의 연직방향을 나타내는 법선벡터 n_y 로 표현되며, 이를 중심으로 기울기를 가진 지면의 호모그래피들을 설정하여 지면의 높낮이를 표현할 수 있도록 한다. 빌보드 형태의 객체에 대한 후보평면은 일반적인 스테레오 시차정합 알고리즘과 동일하게 설정한다. n_0 는 영상평면과 평행한 평면에서 카메라의 방향을 가리키는 법선벡터, d_0 는 카메라로부터 후보평면까지의 거리를 나타낸다. 이때 카메라로부터의 거리가 특정 값, d_c 이상인 경우는 배경의 후보평면으로 정한다. 화소 p 의 i 번째 호모그래피에 대한 정합비용 $C_H(p, i)$ 는 식(2)와 같이 표현된다.

$$C_H(p, i) = |I_L(p) - I_R(H_i(p))|, \tag{2}$$

식(2)에서 I_L 은 좌영상, I_R 은 우영상을 나타내며, 밝기의 차이의 절대값이 정합비용으로 사용될 수 있다. 실제 도로에서 획득한 실영상을 사용한 실험에서는 I_L 의 p 주변의 영상패치와 H_i 에 의해 왜곡(warping)된 I_R 의 영상패치에 대한 센서스 변환(Census Transform)[19]을 계산하여 특징벡터를 생성하고 이들 간의 Hamming 거리측정법(Hamming distance)과 화소의 밝기 차를 함께 활용하여 정합비용을 계산한다.

획득된 호모그래피 기반의 정합비용은 다중방향선 최적화기법을 통하여 집계비용이 최소가 되는 i 를 결정하는데 사용된다. 이때 i 는 레이블과 시차, 또는 기울기에 대응된다. 화소 p 의 방향 r 에 대한 호모

그래피 i 의 집계비용 L_r 은 다음 식과 같이 재귀적으로 표현된다.

$$L_r(p, i) = C_H(p, i) + \min(L_r(p_p, i), L_r(p_p, j) + p_1, L_r(p_p, k) + p_2), \tag{3}$$

식(3)에서 p_p 는 방향 r 에 대한 p 의 이전 화소를 의미하고 j 는 i 와 인접한 호모그래피의 인덱스를 나타내며, k 는 i 와 j 가 아닌 모든 호모그래피의 인덱스를 나타낸다. $p_1, p_2 (> p_1)$ 는 인접한 화소의 레이블이 j 와 같이 적게 변화하는 경우와 k 와 같이 많이 변화하는 경우의 추가비용을 의미하며, p_2 는 화소 p_p 와 p 의 밝기 차를 활용해 적응적으로 계산할 수 있다. 화소 p 에 대한 집계비용은 모든 방향 r 에 대하여 합계를 구하고 최소의 값을 갖는 i 를 최적의 평면, 즉 레이블과 시차로 결정한다. 실험에서는 총 8방향의 r 에 대해서 비용집계를 수행하였다. 이와 같은 과정을 통하여 획득된 지면과 배경이 제거된 시차영상은 그림 4와 같다. 그림 4의 우측영상은 결정된 레이블에서 지면과 배경에 해당하는 영역을 제거하고 차량 검출의 후보로 사용될 객체영역만을 나타낸 영상이다. 호모그래피 기반의 정합비용 계산과 다중방향선 최적화 과정은 K. H. Won의 고속화 연구[20]에서의 방법과 유사하게 GPU를 활용한 병렬화가 가능하며 640×480의 VGA급 영상에서 초당 10프레임(fps)의 속도로 처리가 가능하다.

5. 차량 검출 및 추적

지면과 배경이 제거된 시차영상 생성이 완료되면, 본격적인 차량 검출 및 추적을 수행한다. 차량 검출 및 추적 단계는 크게 서포트 벡터머신 분류기 학습단계와 차량 검출, 차량 추적단계로 나뉘지는데 그 입



그림 4. 좌: 입력(좌), 중앙: 지면/배경이 제거된 시차영상, 우: 지면/배경이 제거된 객체영역

력으로 지면과 배경이 제거된 시차영상과 주 카메라(primary camera)의 영상이 사용된다. 일반적인 차량 검출 연구들의 경우, 단순한 시차영상 혹은 차량의 특징 추출을 위한 영상처리 기술 중 하나만을 사용하여 차량의 후보영역을 결정한다. 하지만, 제안된 시스템에서는 지면과 배경이 제거된 시차영상을 통해 우선적으로 높이가 존재하지 않는 위험물이 아닌 부분은 모두 제거하고, 그 결과를 수평/수직의 차량 영상의 특징을 이용한 영상처리 알고리즘과 함께 사용함으로써 차량 후보 영역 검출을 위한 보다 신뢰도 높은 가설생성(HG)을 수행한다. 또한, 차량 추적 단계에서 다음 프레임에서 추적된 결과를 다시 피드백(feedback)하여 이후의 차량 검출 과정에서 제외시킴으로써 차량 검출의 효율성을 높인다.

5.1 서포트 벡터 머신 분류기 생성

차량 검출 과정에 앞서 서포트 벡터 머신(support vector machine, SVM) 분류기 생성이 먼저 이뤄져야 한다. 서포트 벡터머신 분류기 생성 과정은 포지티브(positive)와 네거티브(negative) 학습데이터의 수집과 특징점 추출 및 학습으로 이루어진다. 포지티브 데이터는 제안된 시스템에서 검출하고자 하는 차량의 모습이 담긴 영상을 의미하고, 네거티브 데이터는 검출하고자 하는 차량이 아닌 그 외의 다양한 물체 혹은 배경의 모습이 담긴 영상들을 의미한다. 해당 데이터들을 두 가지 분류로 구분하여 획득한 뒤 해당 영상으로부터 Gabor 특징점을 추출한다. 영상을 대표하는 특징점을 추출한 뒤 이 특징 정보를 서포트 벡터머신 학습도구[21,22]를 통해 학습시킴으로써 차량 검출을 위한 분류기가 생성된다. 그림 5는

제안된 시스템에서 사용되는 서포트 벡터머신 분류기의 생성과정을 보여준다.

5.1.1 서포트 벡터머신 분류기와 학습 데이터 획득

제안된 시스템에서 사용하는 서포트 벡터 머신은 주어진 데이터에 대해서 그 데이터들을 분리하는 초평면(hyperplane) 중에서 자료들과 가장 거리가 먼 초평면을 찾는 학습기반의 분류방법이다[21]. 이 방법은 주로 학습 데이터(training data)로부터 분류를 위한 하나의 함수를 유추해내기 위한 기계 학습(machine learning), 즉 지도학습(supervised learning)을 위해 사용되는 방법이다.

서포트 벡터 머신은 선형 분류 문제와 비선형 분류 문제에 다양하게 적용할 수 있는데, 제안된 시스템은 차량 혹은 차량이 아닌 물체, 두 가지로만 분류하는 선형(linear) 분류기로 사용된다[21,22]. 따라서 포지티브 데이터와 네거티브 데이터의 두 가지 데이터를 학습 단계에서 사용한다. 포지티브 데이터의 경우, 제안된 시스템에서 검출하고자 하는 차량의 모습을 다양한 영상으로부터 추출해 낸다. 마찬가지로 네거티브 데이터의 경우에도 검출하고자 하는 차량이 아닌 다양한 영상들을 잘라내서 획득한다. 그림 6과 그림 7은 제안된 시스템에서 사용된 포지티브 학습 데이터와 네거티브 학습데이터를 보여준다.

5.1.2 Gabor 필터 생성

학습 데이터가 모였으면 이를 효과적으로 학습하기 위해서 분류해내고자 하는 정보를 잘 표현할 수 있는 특징을 추출해서 학습해야 한다. 일반적으로 영상의 특징정보는 영상의 밝기 혹은 에지(edge), 코너(corner)등 다양한 값들이 될 수 있다. 제안된 시스템



그림 5. SVM 분류기 생성 과정



그림 6. 차량 검출을 위한 포지티브(positive) 학습데이터

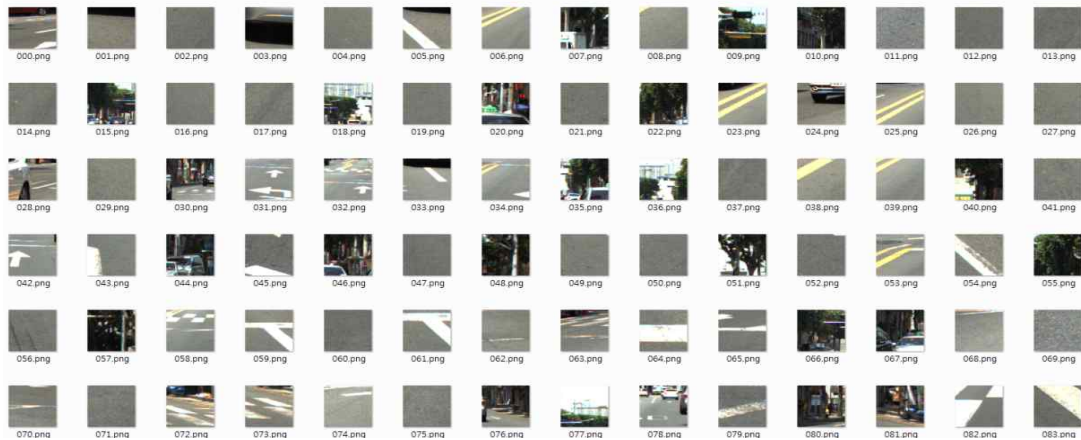


그림 7. 차량 검출을 위한 네거티브(negative) 학습 데이터

에서는 그 중에서도 Gabor 필터(filter)를 이용한 Gabor 특징점을 학습에 사용한다. Gabor 특징점을 학습을 위한 특징점으로 선택한 이유는 Gabor 필터가 에지검출을 위한 선형 필터로서 그 주파수와 방향 표현이 인간의 시각시스템(human vision system)과 유사하여 영상의 질감표현 및 식별에 상당히 적합하기 때문이다[23]. 뿐만 아니라, 앞선 관련 연구들을 통해서 차량 검출에서 Gabor 필터의 유용성이 상당수 입증되었기 때문에 이를 사용하여 학습 데이터로부터 특징을 추출한다[11]. Gabor 특징점은 수식 (4)의 2차원 Gabor 필터의 일반 함수(general function)에 의해 계산된다. σ_x 와 σ_y 는 효과적인 필터 크기를 결정하는 크기 인자(scale parameter)를 의미하고, θ 는 필터의 방향(orientation)을 의미한다. 그리고 W 는 사인곡선의 방사주파수(radial frequency)를 의미한다.

$$g(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{\tilde{x}^2}{\sigma_x^2} + \frac{\tilde{y}^2}{\sigma_y^2}\right)\right] \exp[2\pi j W \tilde{x}], \quad (4)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \tilde{x} = x \cos\theta + y \sin\theta \\ \tilde{y} = -x \sin\theta + y \cos\theta \end{array} \right\}$$

제안된 시스템에서는 이와 같은 Gabor 필터를 세 가지 회전과 두 가지 스케일에 따라 6개의 각기 다른 Gabor 필터를 생성하여 사용한다. Gabor 필터 적용 결과는 수식 (5)와 같이 입력 영상 $I(x, y)$ 와 Gabor 필터 간의 컨벌루션(convolution)을 통해서 계산된다[10,11].

$$r(x, y) = \iint I(\xi, \eta) g(x - \xi, y - \eta) d\xi d\eta. \quad (5)$$

그림 8은 각각 세 가지 방향(orientation)과 두 가지 크기(scale) 인자에 따라 적용된 6개의 Gabor 필터가 적용된 결과를 보여준다. 각 Gabor 필터의 인자(parameter) 변화에 따라서 해당 차량의 형태학적인

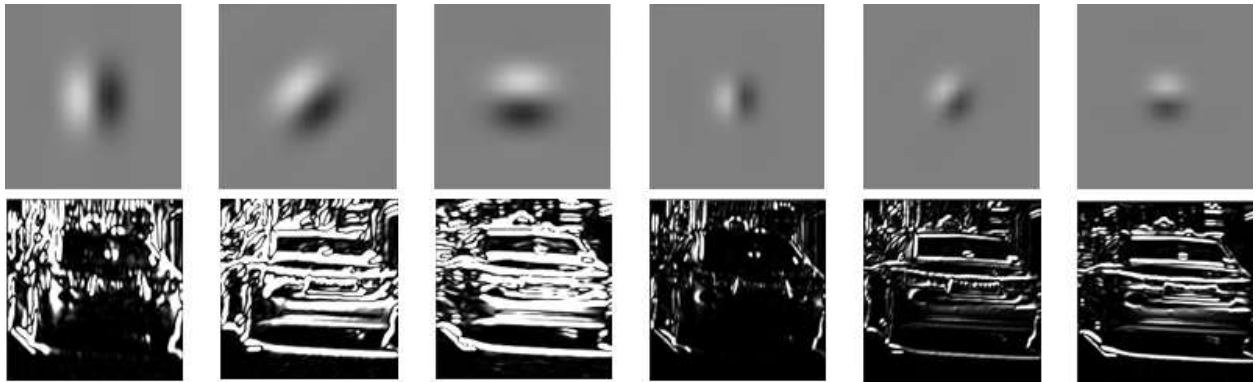


그림 8. 회전과 크기에 따른 Gabor 필터를 적용 결과

특성이 달리 강조되는 것을 확인할 수 있다.

$$[\mu_{11}\sigma_{11}\kappa_{11}, \mu_{12}\sigma_{12}\kappa_{12} \dots \mu_{69}\sigma_{69}\kappa_{69}], \quad (6)$$

5.1.3 효과적인 차량 검출을 위한 Gabor 특징점 생성

앞선 단계에서 제안된 시스템은 Gabor 필터를 적용하여 다양한 형태학적 특성이 반영된 차량의 영상 정보를 획득하였다. 하지만, 이것을 그대로 학습에 적용하기에는 무리가 있다. 따라서 제안된 시스템에서는 회전과 크기가 각각 다른 다양한 Gabor 필터들을 통해 얻어진 영상들로부터 차량의 특징을 대표할 만한 특징점(feature)들을 추출하여 이 정보를 학습 데이터로 사용한다. Gabor 특징점 추출은 세 가지 회전 정보와 두 가지 스케일에 따라 만들어진 6개의 Gabor 필터로부터 얻어진 결과들로부터 이루어진다. 즉, 계산된 결과를 단순히 나열하는 것이 아니라 계산된 6개의 영상 각각을 다시 9개의 서브윈도우(subwindow)들로 나누고, 각 서브윈도우에 대해서 서브윈도우를 대표하는 평균(μ), 편차(σ), 왜도(κ)를 추출하여 수식 (6)과 같은 튜플(tuple) 형태로 특징점을 생성한다[10]. 특징점을 이와 같은 튜플 형태로 구성할 경우, 특징점 벡터의 크기는 162가 된다.

5.2 학습된 분류기를 이용한 차량 검출 및 추적

빌보드 스윙 스테레오 시차정합 알고리즘을 통해 지면과 배경이 제거된 시차영상이 계산되고 서포트 벡터머신 분류기를 생성했다면, 본격적인 차량 검출 및 추적을 수행한다. 제안된 시스템에서는 더 안정적인 차량 검출 성능을 얻기 위하여 가설생성과 가설검증의 단계를 거친다. 가설생성 단계는 빌보드 스윙 스테레오 시차정합 단계를 포함하여 영상처리 기반의 최종 차량 후보영역 추출단계를 의미한다. 차량 후보영역이 모두 추출되었다면, 미리 학습된 서포트 벡터머신 분류기를 사용하여 차량인지 아닌지를 판별하는 차량 검증단계를 수행한다. 차량이 검출된 다음 프레임부터는 차량을 추적한 뒤 추적에 성공할 경우 최종 차량 후보 영역에서 해당 차량 영역을 제거하고 차량 검출을 수행함으로써 차량 검출의 효율성을 높인다. 그림 9는 제안된 시스템의 차량 검출 과정을 보여준다.



그림 9. 지면기반 영상을 이용한 차량 검출 과정

5.2.1 차량 후보영역 추출

제안된 시스템에서 차량 후보영역 추출과정은 지면과 배경이 제거된 시차영상 생성 과정과 에지기반의 영상처리 과정으로 이루어진다. 먼저, 앞서 언급된 빌보드 스왑 스테레오 시차정합 알고리즘을 수행하여 지면과 배경이 제거된 시차 영상을 생성한다. 이렇게 생성된 시차영상을 사용함으로써 지면 위 높이를 가지는 물체만을 포함하고, 그 외의 불필요한 지면과 배경은 자연스럽게 제거된다.

지면과 배경이 제거된 시차영상을 생성했으면, 주 카메라의 입력영상으로부터 Sobel 에지 알고리즘 [24,25]을 이용하여 에지를 추출한다. 계산된 에지 영상으로부터 수평/수직 방향에 대해서 일반화된 투영함수(generalized projection function) 알고리즘 [14, 15]을 적용하여 의미있는 경계선만을 남긴다. 그림 10은 Sobel 에지 알고리즘과 일반화된 투영함수 알고리즘을 사용하여 생성된 수평/수직 방향의 경계

검출 결과를 보여준다.

이렇게 얻어진 수평/수직 경계선을 사용하여 다양한 사이즈의 셀(cell)을 정의하고, 각 셀 영역내의 평균 시차 값을 지면과 배경이 제거된 시차영상으로부터 계산한다. 그림 11은 경계 영역의 밝기 변화에 따른 셀 영역과 셀 영역 별 평균 시차영상을 보여준다.

이렇게 생성된 셀들과 셀 영역 내 평균 시차 값을 기반으로 CCL(connected component labeling) 알고리즘을 적용하여 인접한 셀들 중에서 유사한 시차 값을 가지는 셀들을 병합하고, 병합된 셀은 하나의 덩어리로 레이블링(labeling)된다. 이렇게 레이블링된 셀들을 최종 차량 후보영역으로 결정한다. 그림 12는 병합 후 레이블링된 셀을 가시적으로 보여준다.

5.2.2 차량 후보영역 검증을 통한 차량 검출 및 추적
 차량 후보영역이 결정되었으면, 학습된 분류기를

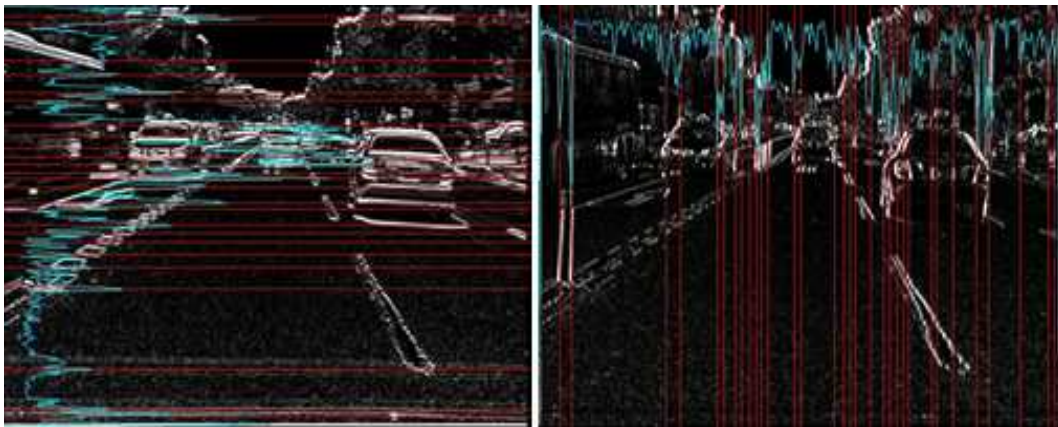


그림 10. 수평/수직 방향의 의미있는 경계 검출 결과

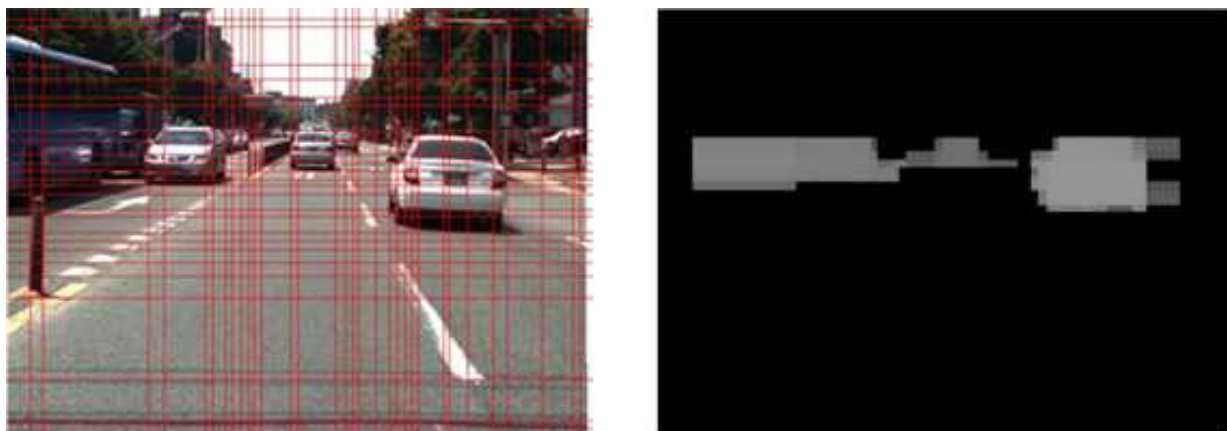


그림 11. 경계 영역의 밝기 변화에 따른 셀 영역(좌)과 셀 영역별 평균 시차영상(우)

표 1. 실험용 센서 사양

종류	제품명	세부 사양	인터페이스	제작사	
Camera	GS2-FW-14S5	1384×1036 at 30fps	IEEE 1394b	Point Grey Research	국외
Lens	LM8JMC	focal length = 8mm	C-Mount	KOWA	국외

구축된 스테레오 시스템은 차량의 전방 유리에 부착되었고, 주행 중인 상태에서 운전자 전방의 영상을 획득하였다. 그림 14는 구축된 스테레오 시스템을 이용하여 실험영상을 획득하는 실제 실험환경을 보여준다.

실험은 주행 중인 차량에 부착된 스테레오 카메라를 이용하여 주간에 촬영된 시내도로 영상을 사용하여 실험하였다. 본 실험에서는 제안된 시스템이 빌보드 스윙 스테레오 시차영상과 복합 단계 가설생성을 적용하여 기존 방법들과 비교하여 거짓검정 발생율과 차량 후보영역 검출에서 얼마나 향상된 성능을 보이는지 알아보기 위해서 두 가지 비교실험을 수행하였다. 첫 번째 비교실험에서는 동일한 차량검증 단계를 수행한다는 가정 하에서 얼마나 정확도 높은 차량후보영역을 검출하는가를 알아보기 위해서 가설생성단계에서 많은 연구에 적용되고 있는 uv-시차(uv-disparity)를 이용한 스테레오 영상기반의 차량 후보영역 검출 결과와 제안된 시스템의 차량 후보영역 검출 결과를 비교한다.

그림 15는 시내도로에서 얻어진 실험 영상에 대해 u-시차영상과 v-시차영상을 이용한 스테레오 영상기반의 차량후보 영역 검출결과와 제안된 시스템의 차량 후보영역 검출 결과를 보여준다. 좌측상단의 영상은 스테레오 정합 알고리즘을 통해 얻어진 시차영상이고, 우측 영상은 v-시차영상을 보여준다. 그리고, 하단의 영상은 u-시차영상을 보여준다. 결과에서

보듯이 스테레오 기반의 많은 연구들이 차량후보 영역 검출에 사용하고 있는 uv-시차영상의 경우, 배경의 복잡도가 낮고, 차량의 복잡도가 낮은 고속도로 영상의 경우에는 차량 후보영역을 검출기로서 의미 있는 역할을 수행하고 있으나, 배경의 복잡도가 높은 시내도로 영상에서는 차량이 아닌 다수의 영역을 차량 후보영역으로 내포하고 있다. 이러한 결과는 단일 카메라기반의 검출에서 많이 적용하고 있는 대칭성 및 수평/수직기반의 경계검출 등 다양한 영상처리를 이용한 가설생성의 결과들과 같이 낮은 차량 후보영역 검출 성능을 보인다. 이렇게 얻어진 넓은 후보영역은 가설 검증단계에서 많은 계산을 수행하게 만들고, 다수의 거짓 양성을 발생시키는 원인이 된다. 이에 반해, 제안된 시스템에서 사용하고 있는 빌보드 스윙 스테레오 시차영상 기반의 차량 후보영역 검출은 시차영상 생성단계에서 미리 배경과 지면을 제거하고 차량의 후보영역을 검출하기 때문에 기존 스테레오 비전기반의 방법에 비해 거짓양성인 차량 후보영역들을 가설생성 단계에서 미리 걸러준다. 그림 16은 빌보드 스윙 스테레오 시차영상을 이용하여 얻어진 차량 후보영역을 보여준다.

두 번째 비교실험은 제안된 시스템의 전체적인 차량 검출율에 대한 평가를 위한 실험이다. 비교 대상은 기존의 많은 논문들이 인용하고 비교대상으로 삼고 있는 Zehang Sun의 알고리즘을 구현하여 비교하였다. 두 알고리즘 모두 동일한 Gabor필터기반의 서



그림 14. 스테레오 시스템을 이용한 실험 환경

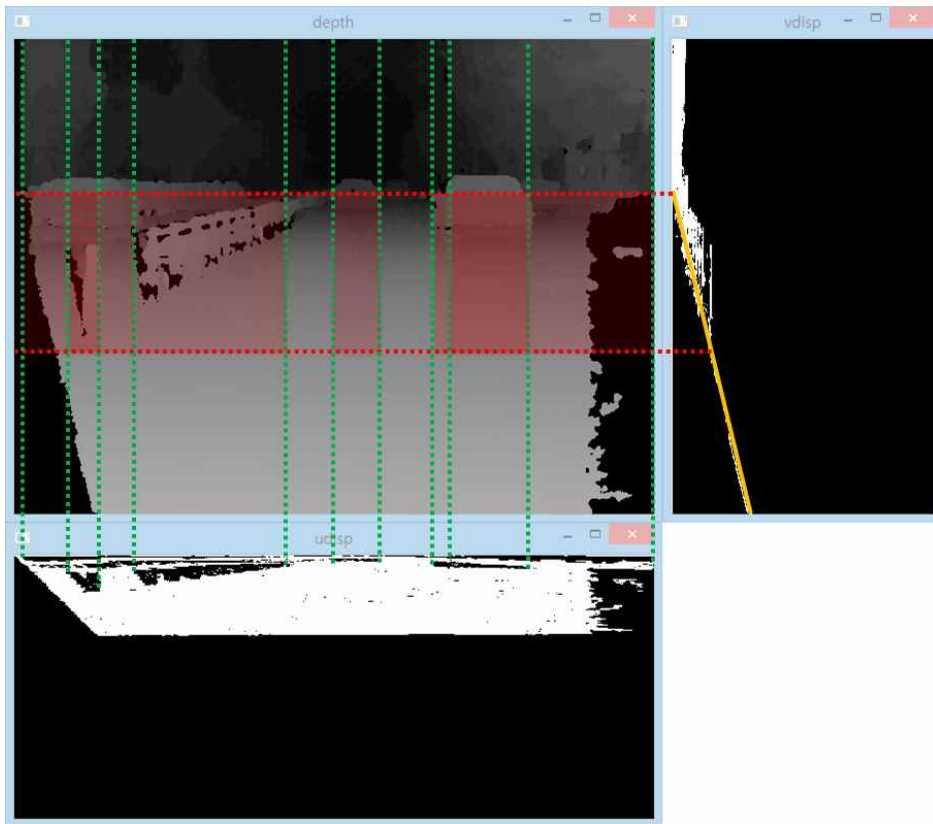


그림 15. uv-시차영상을 적용한 스테레오 영상기반의 차량 후보영역

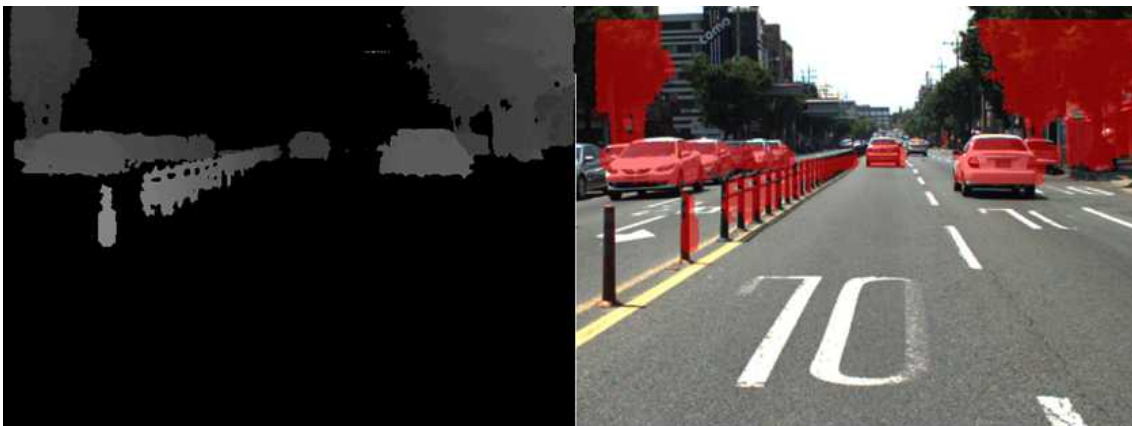


그림 16. 빌보드 스윙 스테레오 시차정합을 적용하여 얻은 차량 후보영역

포트 벡터 머신을 사용하였고, 사용된 서포트 벡터 머신 분류기는 208개의 포지티브 데이터와 502개의 네거티브 데이터를 학습하여 생성하였다. 실험 영상은 고속도로와 일반 시내도로 영상을 사용하여 제안된 시스템이 다양한 환경에서도 일정수준이상의 안정적인 검출율을 보임을 검증하고자 하였다. 고속도로 영상은 70~80km/h의 속도로 이동하면서 해상도 640×480에서 초당 10프레임의 속도로 촬영되었고,

시내도로 영상은 40~50km/h의 속도로 이동하면서 해상도 640×480에서 초당 10프레임의 속도로 시내 차량 밀집 구간을 가다 서다를 반복하면서 촬영하였다. 해당 구간 내의 정답 데이터(ground truth)의 개수는 고속도로와 시내도로 각각 331개와 1,371개로서, 차량의 형태가 70%이상 식별가능하고 차량의 크기가 가로/세로 20 픽셀이상인 물체를 차량으로 정의하였다. 정답 데이터는 전방으로 주행 중인 차량

뿐만 아니라, 식별조건에만 만족된다면 반대편 차선에서 주행 중인 차량과 길가에 주정차 중인 차량까지 모두 포함하여 구성하였다. 그림 15와 표 2는 제안된 시스템의 차량검출 및 추적을 수행한 결과 및 검출 정확도를 보여준다.

그림 17의 좌측 영상은 빌보드 스왑 스테레오 시차정합 알고리즘을 통해 얻어진 지면과 배경이 제거된 시차영상을 보여준다. 그림 17의 중앙 영상은 지면과 배경이 제거된 시차영상으로부터 경계검출을 수행한 뒤 CCL 알고리즘 기반으로 그룹화 된 차량 후보영역을 보여준다. 흰색에서 붉은색 사이의 밝기

변화로 나타낸 부분이 차량의 후보영역이다. 붉은 색에 가까울수록 운전자에게 더욱 가까운 영역임을 의미한다. 그림 17의 우측 영상은 차량 후보영역으로부터 차량 검출 및 추적을 수행한 결과를 보여준다.

표 2의 실험 결과에서 보듯이, 제안된 시스템의 차량 검출 알고리즘은 Zehang의 알고리즘보다 높은 차량 검출 성능을 보여준다. 단, 참긍정 검출 비율은 서로 유사한 결과를 보이는데 이것은 가설 검증 단계에서 사용되는 서포트 벡터 머신의 학습데이터와 특징점이 동일하기 때문에 유사한 참긍정(true positive, TP) 검출율을 보여준다. 하지만 참긍정은 실제

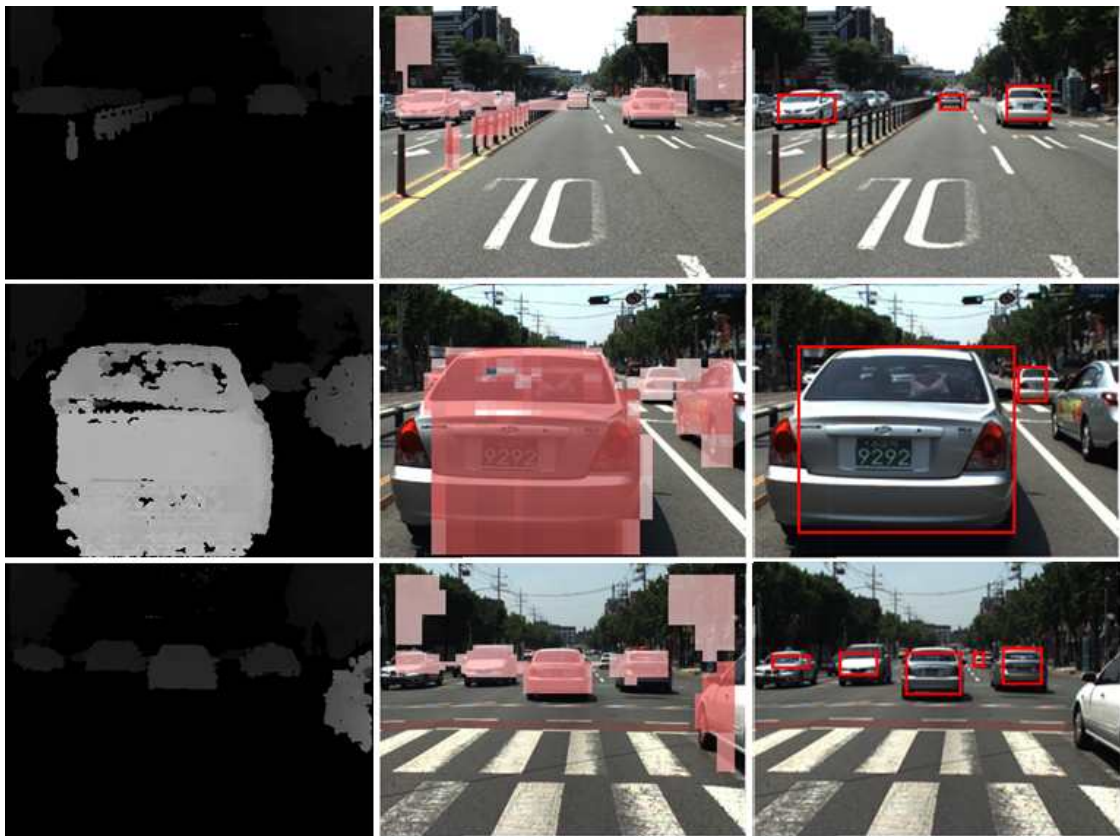


그림 17. 좌측: 지면/배경 제거 시차영상, 중앙: 차량 후보영역, 우측: 차량 검출 결과

표 2. 제안된 시스템의 차량 검출 정확도 실험결과

실험데이터 촬영환경			실험데이터		Zehang의 알고리즘[10]			제안된 알고리즘		
도로환경	해상도	촬영속도	전체 프레임	정답 데이터	참긍정 (TP)	거짓 양성 (FP)	정확도 (precision)	참긍정 (TP)	거짓 양성 (FP)	정확도 (precision)
시내도로	w: 640 h: 480	10fps	501	1371	1282	261	83.08%	1261	87	93.55%
고속도로	w:640 h:480	10fps	271	331	301	28	91.49%	298	12	96.13%

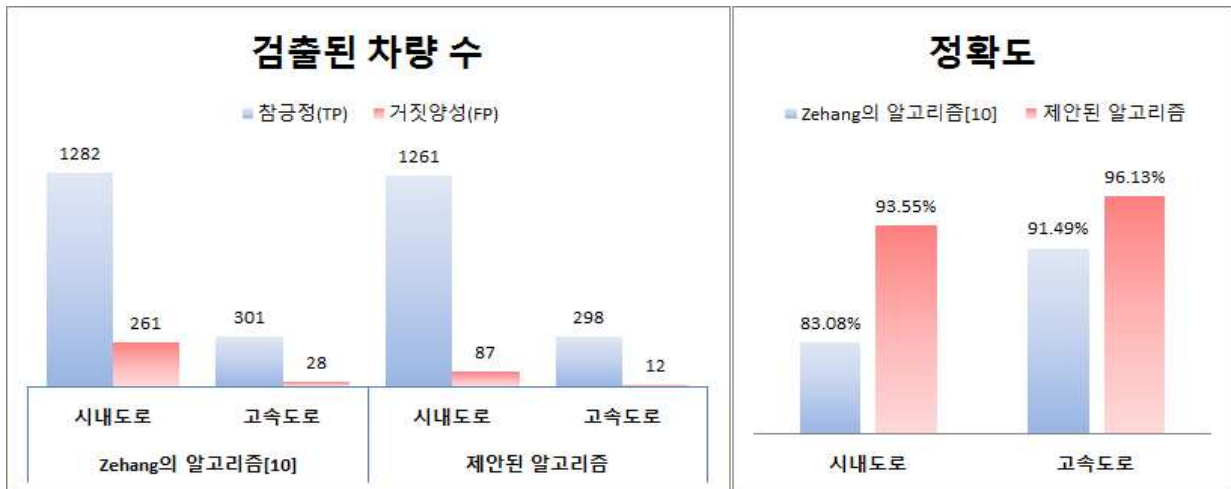


그림 18. 알고리즘에 따른 차량 검출 결과

차량이 존재할 경우 그 차량을 올바르게 찾은 경우만을 의미하는 것으로, 이것이 실제로 얼마나 정확하게 차량을 검출하는지를 의미하지는 않는다. 따라서 제안된 시스템이 차량을 검출했을 때 그 검출 결과를 얼마나 신뢰할 수 있는지를 의미하는 정확도(precision)를 측정할 필요가 있다. 수식 (7)은 베이즈 정리(Bayes' Theorem)[27]를 이용하여 정확도를 계산하는 전개식을 보여준다.

$$P(D|P) = \frac{P(D) \cdot P(P|D)}{P(P|D) \cdot P(D) + P(P|D^c) \cdot P(D^c)} \quad (7)$$

이 식에서 P 는 양성판정을 의미하고, D 는 실제 촬영된 영상에 차량이 존재할 경우의 사건을 의미한다. 즉, $P(D)$ 는 촬영된 영상 내에 실제로 차량이 존재할 확률로서 본 실험에서는 50%로 가정한다. $P(P|D)$ 는 영상 내에 실제 차량이 존재하는 경우 시스템이 차량을 바르게 찾을 확률, 즉 참긍정을 의미한다. $P(P|D^c)$ 는 영상 내에 실제 차량이 존재하지 않는데도 시스템이 차량이 있다고 판별할 확률, 즉 거짓양성(false positive)을 의미한다. 그림 18는 기존 알고리즘과 제안된 알고리즘의 참긍정, 거짓양성, 그리고 정확도 비교 결과를 도표로 보여준다.

그림 18의 그래프에서 보듯이, 제안된 시스템은 기존 Zehang의 알고리즘에 비해서 높은 정확도를 보여준다. 이것은 제안된 시스템이 기존 학습기반 연구들과는 달리 가설생성 단계에서 빌보드 스위프 스테레오 시차정합 알고리즘을 사용함으로써 지면 및 배경을 모두 제거함으로써 지면과 배경에서 일어날 수 있는 거짓 경보(false alarm), 즉 거짓 양성을 원천적

으로 차단하였기 때문이다. 이것은 실제 차량을 차량이라고 올바르게 판별하는 참긍정 결과를 향상시키는 것보다, 차량이 존재하지 않음에도 차량이 있다고 판별하는 거짓 양성을 줄이는 것이 효율적인 시스템을 만드는데 있어서 얼마나 중요한 문제인지를 보여준다. 즉, 시스템에서 참긍정 비율을 향상시키는 것보다 거짓양성 비율을 떨어뜨리는 것이 시스템의 정확도를 높이는데 더 큰 도움이 되는 것을 확인할 수 있다[28].

6.2 결론

본 논문은 스테레오 카메라를 사용하여 빌보드 스위프 스테레오 시차정합이라는 특수한 시차생성 알고리즘과 복합 단계의 가설생성을 적용하여 정확도 높은 차량 검출 및 추적 시스템을 제안한다. 운전자 전방에 장착된 스테레오 카메라를 이용하여 빌보드 스위프 스테레오 시차정합 알고리즘을 이용하여 지면과 배경이 제거된 높이가 존재하는 장애물에 대한 시차영상을 생성한다. 지면과 배경이 제거된 시차영상 생성 후, 에지 검출과 투영함수에 기반하여 차량의 후보영역에 대한 셀을 생성하고, 지면과 배경이 제거된 시차영상에 기반하여 이 셀들을 병합 및 라벨링한 뒤 최종 차량후보 영역을 결정한다. 다수의 알고리즘을 이용한 복합 가설생성이 완료되었으면, 가설 검증 단계에서는 검출된 후보영역이 실제 차량인지 검증하기 위해서 서포트 벡터머신 분류기를 이용하여 차량을 검출한다. 차량 검출이 완료되면, 이후 프레임부터는 검출된 차량을 입력 템플릿으로 활용하여 템

플릿 매칭을 사용하여 차량 추적을 수행한다. 차량 추적이 성공적으로 이뤄질 경우, 이후의 차량 검출단계에서 추적된 영역을 제거함으로써 차량 검출의 효율성을 높인다. 제안된 방법은 지면과 배경이 제거된 시차영상을 사용함으로써 기존 알고리즘들에 비해 비교적 적은 거짓 양성을 발생시킨다. 아무리 참긍정 검출 비율이 높다고 하더라도 거짓 양성의 비율이 높다면 그것은 좋은 검출 시스템일 수 없다. 본 논문에서는 일정 수준 이상의 참긍정 비율을 유지하면서 복합 단계의 가설생성 방법을 적용하여 거짓 양성의 비율을 대폭 감소시킴으로써 보다 정확도가 높은 시스템을 제안하였다. 하지만, 이러한 방법은 차량 검출 시스템의 효율을 높이지만, 비교적 계산량이 많은 Gabor 특징점을 이용함으로써 아직 실시간 시스템을 구축하기에는 부족한 성능을 보인다. 향후에는 빌보드 스윙 스테레오 시차생성 등 일부에만 적용된 GPU를 확대적용하여 Gabor 특징점 계산시간을 줄임으로써 실시간에 동작 가능한 시스템을 구축할 예정이다.

참 고 문 헌

[1] Volvo invents BLIS, <http://www.autoblog.com/2004/08/04/volvo-invents-blis-blind-spot-info-system-actual-happiness>, 2004.

[2] Min Woo Park, Kyung Ho Jang, and Soon Ki Jung, "Panoramic Vision System to Eliminate Driver's Blind Spots using a Laser Sensor and Cameras," *International Journal of Intelligent Transportation Systems Research*, Vol. 10, Issue 3, pp. 101-114, 2012.

[3] Gideon P. Stein, Yoram Gdalyahu, and Amnon Shashua, "Stereo-Assist: Top-down Stereo for Driver Assistance Systems," *Proc. Intelligent Vehicles Symposium(IV)*, pp. 723-730, 2010.

[4] Seiya Shimizu, Jun Kawai, and Hiroshi Yamada, "Wraparound View System for Motor Vehicles," *Fujitsu Scientific & Technical Journal*, Vol. 46, No. 1, pp. 95-102, 2010.

[5] 최미순, 이정환, 석정희, 노태문, 심재창, "영상 분할 및 Haar-like 특징기반 자동차 검출," 멀티

미디어학회논문지, 제13권, 제9호, pp. 1314-1312. 2010.

[6] M. Okutomi and T. Kanade, "A Multiple-Baseline Stereo," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 15, No. 4, pp. 353-363, 1993.

[7] Zehang Sun, George Bebis, and Ronald Miller, "On-Road Vehicle Detection: A Review," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 28, No. 5, pp. 694-711, 2006.

[8] C.H. Lee, Y.C. Lim, S. Kwon and J.H. Lee, "Stereo Vision-Based Vehicle Detection using a Road Feature and Disparity Histogram," *Optical Engineering*, Vol. 50, Issue 2, pp. 027004-027004-23, 2011.

[9] Zehang Sun, George Bebis, and Ronald Miller, "On-Road Vehicle Detection using Evolutionary Gabor Filter Optimization," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Vol. 6, No. 2, pp. 125-137, 2005.

[10] Zehang Sun, George Bebis, and Ronald Miller, "On-Road Vehicle Detection using Gabor Filters and Support Vector Machines," *Proc. International Conference on Digital Signal Processing*, pp. 200-203, 2002.

[11] Jaesik Choi, *Realtime On-Road Vehicle Detection with Optical Flows and Haar-Like Feature Detectors*, Computer Science Research and Tech Reports, University of Illinois at Urbana-Champaign, 2006.

[12] Gwang Yul Song, Ki Yong Lee, and Joon Woong Lee, "Vehicle Detection by Edge-based Candidate Generation and Appearance-based Classification," *Proc. IEEE Symposium(IV) Intelligent Vehicle*, pp. 428-433, 2008.

[13] Chung-Hee Lee, Young-Chul Lim, Soon Kwon, and Jonghwan Kim, "Stereo Vision-Based Obstacle Detection using Dense Disparity map," *Proc. International Conference on Graphic and Image Processing*, Vol. 8285,

- pp. 828530–828530–6, 2011.
- [14] Z.H. Zhou and X. Geng, “Projection Functions for Eye Detection,” *Pattern Recognition*, Vol. 37, Issue 5, pp. 1049–1056, 2004.
- [15] M.W. Park and S.K. Jung, “Eyeball Detection using Projection Function and Color Similarity,” *Proc. The 8th International Conference on Multimedia Information Technology and Applications*, pp. 31–34, 2012.
- [16] Michael B. Dillencourt, Hannan Samet, and Markku Tamminen, “A General Approach to Connected-Component Labeling for Arbitrary Image Representations,” *Journal of the ACM*, Vol. 39, Issue 2, pp. 253–280, 1992.
- [17] K.H. Won and S.K. Jung, “Billboard Sweep Stereo for Obstacle Detection in Road Scenes,” *Electronics Letters*, Vol. 48, No. 24, pp. 1528–1530, 2012.
- [18] H. Hirschmuller, “Accurate and Efficient Stereo Processing by Semi-Global Matching and Mutual Information,” *Proc. IEEE Conf on CVPR’05*, pp. 807– 814, 2005.
- [19] B. Froeba and A. Ernst, “Face Detection with the Modified Census Transform,” *Proc. IEEE Conf on Automatic Face and Gesture Recognition*, pp. 91–96, 2004.
- [20] K.H. Won and S.K. Jung, “Parallel Implementation of Ground Plane Obstacle Detection,” *Proc. The 8th International Conference on Multimedia Information Technology and Applications*, pp. 51–52, 2012.
- [21] Corinna Cortes and Vladimir Vapnik, “Support-Vector Networks,” *Machine Learning*, Vol. 20, Issue 3, pp. 273–297, 1995.
- [22] SVM Light, <http://svmlight.joachims.org>, 2008.
- [23] Gabor Filter, http://en.wikipedia.org/wiki/Gabor_filter, 2013.
- [24] Gary Bradski and Adrian Kaehler, *Learning OpenCV*, O’Reilly, Sebastopol, Calif., 2008.
- [25] Rafael C. Gonzalez and Richard E. Woods, *Digital Image Processing*, Prentice Hall, Upper Saddle River, New Jersey, 2008.
- [26] Y.M. Fouda, “Template Matching based on SAD and Pyramid,” *International Journal of Computer Science and Information Security*, Vol. 10, No. 4, pp. 11–16, 2012.
- [27] M. Bayes and M. Price, “An Essay towards Solving a Problem in the Doctrine of Chances. by the Late Rev. Mr. Bayes, Communicated by Mr. Price, in a Letter to John Canton, M. A. and F. R. S.,” *Philosophical Transactions*, Vol. 53, No. 1, pp. 370–418, 1763.
- [28] Receiver Operating Characteristic, http://en.wikipedia.org/wiki/Receiver_operating_characteristic, 2013.



박민우

2005년 동국대학교 컴퓨터공학과 졸업(공학사)
2007년 경북대학교 컴퓨터공학과 석사 졸업(공학석사)
2007년~2008년 임베디드 소프트웨어 연구센터 위촉연구원

2008년~현재 경북대학교 컴퓨터학부 박사 과정
관심분야: Image Registration, Augmented Reality, Computer Vision, Intelligent Vehicle



원광희

2005년 경북대학교 컴퓨터공학과 (공학사)
2007년 경북대학교 컴퓨터공학과 (공학석사)
2007년~현재 경북대학교 컴퓨터 학부 박사 과정

관심분야: Multi-view image processing, 3D data processing, Computer Graphics



정순기

1992년 한국과학기술원 전산학과 (이학석사)
1997년 한국과학기술원 전산학과 (공학박사)
1997년~1998년 University of Maryland, Research Associate

2001년~2002년 University of Southern California, Research Associate

2008년~2009년 University of Southern California, Visiting Faculty

1998년~현재 경북대학교 IT대학 컴퓨터학부 교수

1999년~현재 (주) IDIS 사외이사

관심분야: Virtual Reality, Artificial Intelligence, Computer Vision, Image Processing, Computer Graphics