

야간 PDS를 위한 광학 흐름과 기울기 방향 히스토그램 이용 방법

조희택¹, 유현중^{2*}, 김형석³, 황정녕⁴

¹전남대학교 문화사회과학대학원, ²상명대학교 정보통신공학과,
³전북대학교 전기전자컴퓨터학부, ⁴워싱턴대학교 전기및컴퓨터공학과

Using Optical Flow and HoG for Nighttime PDS

Hitek Cho¹, Hyeon-Joong Yoo^{2*}, Hyoungsuk Kim³ and Jeng-Neng Hwang⁴

¹Dept. of CSS, Chonnam University, ²Dept. of ITE, Sangmyung University,

³Div. of EECE, Chonbuk University,

⁴Dept. of ECE, University of Washington - Seattle

요약 자동차 주요 생산국인 우리나라 보행자의 교통사고 사망률은 인구 10만 명 당 5.28명으로서 OECD 평균의 약 2.5배에 달한다. 보행자를 감지하고 운전자에게 경보를 보내주는 시스템이 개발되어 보행자 교통사고를 조금이라도 줄일 수 있다면, 그 자체만으로도 보행자 감지 시스템의 가치는 충분하기 때문에 PDS에 대한 관심이 높아지고 있다. 보행자 교통사고율은 야간에 더 높기 때문에, 야간 보행자 감지 시스템에 주요 자동차 회사들이 관심을 두고 있으나, 그들은 일반적으로 고가의 나이트비전 또는 복합적 센서를 사용하는 장비를 채택하고 있다. 본 논문에서는 PDS에서 나이트비전 대신에, 넓은 동적 범위를 갖는 가시 스펙트럼 대역 흑백 카메라 한 대만을 사용하는 야간 보행자 감지 기법을 제안한다. 서로 다른 환경에서 촬영된 야간 동영상들에 대해 실험한 결과, 제안 알고리즘이 에지가 어느 정도 정확하게 검출되는 상황이라면 정확한 보행자 검출 성능을 보였다.

Abstract The death rate of pedestrian in car accidents in Korea is 2.5 times higher than the average of OECD countries'. If a system that can detect pedestrians and send alarm to drivers is built and reduces the rate, it is worth developing such a pedestrian detection system (PDS). Since the accident rate in which pedestrians are involved is higher at nighttime than in daytime, the adoption of nighttime PDS is being standardized by big auto companies. However, they are usually using night visions or multiple sensors, which are usually expensive. In this paper we suggest a method for nighttime PDS using single wide dynamic range (WDR) monochrome camera in visible spectrum band. In our experiments, pedestrians were accurately detected if only most edges of pedestrians could be obtained.

Key Words : Pds, Pedestrian detection system, Smart vehicle

1. 서론

보행자 감지란 traffic scene에서 자동으로 보행자를 검출하는 행위를 뜻한다. 주요 응용 분야는 자동차에 장착되어 운전자가 보행자를 인지하는 것을 도와주는 운전자 보조 시스템(DAS, driver assistant system)과 자율 운전 차량(autonomous vehicle) 등이며, 그 목적은 위험 상황 발생시 운전자에게 경보를 보내거나, 만일 대응 시간이 충분치 않은 경우에는 적절한 보호 수단(예: 자동 브레이크)

를 작동시키는 것이다.

교통사고의 많은 부분을 대인사고가 차지하고 있으며, 주요 자동차 생산국인 우리나라의 보행자의 교통사고 사망 위험이 OECD 중 가장 높은 10만 명 당 5.28명(2005년 통계기준)으로 발표되었다. 이는 0.34명으로 가장 낮은 아이슬란드나, 1.9명인 일본에 비해 훨씬 높다. 또한, 전체 교통사고 사망자 가운데 보행자가 차지하는 비율도 39.96%로서 OECD 평균인 16.44%에 비해 월등히 높다. 미국의 경우, 2003년도 보행자 교통사고 사망 건수의

본 논문은 상명대학교 공학기술연구소 연구과제로 수행되었음.

*교신저자 : 유현중(yoohj@smu.ac.kr)

접수일 09년 01월 14일

수정일 (1차 09년 05월 18일, 2차 09년 06월 16일)

게재확정일 09년 07월 22일

65%가 야간에 발생했다[1]. 운전자에게 미리 경고를 줄 수 있거나 자동 브레이킹 같은 비상 조치를 취할 수 있는 보행자 감지 시스템이 개발되어, 대인 사고를 줄이거나 충격을 완화시켜줄 수 있다면 그 가치는 충분하기 때문에 유럽과 일본의 우수 자동차 회사에서 앞 다투어 PDS 시스템을 장착하기 시작하고 있다. 보행자 감지는 DAS 뿐만 아니라 자율 운전 차량에도 필요하며, DAS는 현재 일반 차량에도 보급되고 있다.

이 논문에서는 가시 스펙트럼 대역의 모노컬러 흑백 카메라를 사용하는 야간 보행자 감지 시스템을 위하여, 광학 흐름과 조명의 변화에 강인하며 빠른 특징 추출이 가능한 기울기 방향 히스토그램(HoG, histogram of oriented gradients)을 이용하는 방법을 소개한다. 이 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 PDS 기술의 연구 및 개발 현황에 관하여 소개하고, 3장에서는 이 논문에서 제안하는 기법의 알고리즘과 실험결과를 설명하고, 4장에서는 실험결과에 대해서 분석 및 논의하고, 5장에서는 결론을 맺는다.

2. 보행자 감지 기술의 연구 및 개발 현황

2.1 보행자 감지 기술 개발의 문제점

PDS를 위한 알고리즘 설계 시의 주요 문제점은 센서 위치가 고정되어 있지 않고 이동한다는 것이다. 즉, 알고리즘이 ego motion을 다룰 수 있도록 설계되어야 하며, 그로 인한 문제 복잡도 및 난이도 증가는 매우 크다. 또한, 운전자가 위기 상황에 반응할 시간을 줄 수 있도록 보행자 검출은 신속히 이루어져야 한다. 또 다른 요소는 보행자의 모양, 크기, 칼라, 복장, 자세, 액세서리, 조명 조건 등이 매우 다양하다는 것이다. 그리고, 도시의 복잡하고 예측 불가능한 도로 상태 및 배경 시나리오도 보행자 검출을 어렵게 만든다.

2.2 PDS의 요건

안전장치로서 사용될 수 있으려면 PDS는 다음과 같은 요건을 충족해야 한다. 첫째, 실시간으로 동작할 수 있는 임베디드 시스템이어야 한다. 둘째, 차량 근처 또는 주행 경로상의 모든 보행자를 검출하여야 한다. 셋째, 그와 동시에 낮은 허위 경보율(false alarm rate. 또는 false acceptance rate)을 가져야 한다. 넷째, 보행자의 일시적 자세나 액세서리 등에 영향 받지 않고 검출해야 한다. 그리고 마지막으로, 환경 조건에 영향 받지 말아야 한다.

2.3 PDS의 센서

보행자 검출 용도로 가장 많이 쓰이고 있는 센서는, 주간용으로는 가시 스펙트럼 센서, 야간용으로는 적외선(IR) 스펙트럼 센서이다. 가시 스펙트럼 센서는 다시 흑백 카메라와 칼라 카메라로 나뉘며, 적외선 스펙트럼 센서에는 대표적으로 원적외선 카메라와 근적외선 카메라가 있다. 또한, 카메라 수에 의해서도 분류할 수 있는데, single vision 시스템, 스테레오 비전 시스템, 그리고 테트라 비전(tetra vision) 시스템[2]도 존재한다. 드물게 사용되지만, 기타 센서로는 레이더, 레이저 레인지 스캐너 등이 있다. 각 센서 종류의 장단점을 요약하면 다음과 같다.

2.3.1 가시 스펙트럼 센서

0.48 - 0.78 μm 의 파장을 사용한다. 널리 보급되어 있어 비용이 저렴하나, 어두운 곳에 부적합하고, 조명 조건, 반사, 재질 등 환경에 영향을 많이 받는다.

2.3.2 IR 스펙트럼 센서

근적외선과 중적외선 대역에서는 반사(reflectance)와 방사(emission)를 분리하기 위해 적지 않은 노력이 필요한 반면, 원적외선으로 갈수록 방사만이 영상에 기여하기 때문에, 원적외선 센서가 대세이다. 원적외선의 파장은 6 - 14 μm 범위이다. 열 방사를 캡처하므로 광원에 독립적이며, 반사 영향을 받지 않는다. 그러나, 하드웨어가 상대적으로 고가이고, 자동차, 오토바이, 아스팔트 등 주위 열(온도)에 영향을 받는 단점이 있다.

2.3.3 능동 센서

능동 센서는 에너지를 방사하며, 방사된 에너지는 scene의 객체에서 반사된다. 반사된 에너지의 서명(signature)은 주변에 관한 정보를 제공한다. 주요 능동 센서로는 레이더, 레이저 스캐너, 소나가 있다. 단점은 에너지를 방사하기 때문 때문에 간섭이 발생할 가능성이 있으며, 탑재 차량이 증가할수록 그 가능성이 증가한다. 그리고, 레이더와 소나는 거리가 멀어질수록 구분 능력이 현저히 감소하며, 레이저 레인지 스캐너 등은 고가 장비이다. 그러한 이유로 능동형 센서는 보행자 감지 용도로 많이 사용되지 않고 있다. PDS에 사용된 능동형 센서에 관해서는 [3]에 소개되어 있다.

2.4 관련 연구

2.4.1 보행자 감지 분야 및 시스템

보행자 감지는 컴퓨터 비전의 다른 연구 분야들(예: 감

시, 휴먼 모델 추출, 얼굴 검출)에서 사람을 찾는 것과 밀접한 관계가 있다. 이 분야에 대한 연구는 제법 오래 전에 시작되었으나, 실질적인 약진은 1997년도에 Oren[4], 1998 1999년도에 Papageorgiou[5, 6] 등에 의해 이루어졌으며, 1999년도에 Curio[7], 2000년도에 Zhao[8], 2007년도에 Gavrilu[9] 등으로 이어져 오고 있다. 이 분야는 객체 검출에 그 뿌리를 두고 있으나, 안전성 확보를 위한 하드 실시간성이 특히 강하게 요구된다. 대부분의 접근 방법은 가시 스펙트럼 대역에서의 컴퓨터 비전을 이용하고 있으며, 처리의 간편성으로 인해 최근에는 IR 스펙트럼 센서를 사용하는 시스템들이 주로 발표되고 있다.

2.4.2 PDS 시스템 종류

이 절에서는 보행자 검출 분야의 주요 기법들을 특징별로 분류하여 요약한다. 참고로, Gavrilu[3], Grubb[10], Lombardi[11] 등에도 개관이 잘 소개되어 있다.

(a) 모델 기반

Curio 등[7]은 biomechanical 연구에 기반해서 인간의 걷는 자세에 대한 워킹 모델을 구축하고 워킹 패턴을 분석해서 검출에 사용했다. 그러나, 워킹 패턴 결정에 필요한 다중 프레임 조건에 따른 시간 지연 같은 근본적인 제한과, 다리가 보여야 하고 옆으로 이동하고 있어야 하는 등의 제약 때문에 이 분야에 대한 연구는 부진한 상태이다.

(b) 모노클러 기반

Ma 등[12]은 단일 흑백 카메라 기반 시스템을 제안했다. 보행자 감지 알고리즘을 검출 단계와 인식 단계로 나눌 때, 검출 단계에서 다양한 과정을 거쳐서 후보 대상을 축소시킨다. 우선, 차량으로부터 속도와 yaw 정보를 제공받아서 현재 프레임을 이전 프레임과 시간 축에서 일치시키고 역 원근법 매핑을 적용한 후 차영상을 구한다. 그렇게 함으로써 결과 차영상에서는 도로 표면으로부터 돌출되어 있는 객체들이 강조된다. 도로 표면의 단순한 특성을 이용하여, 발 부위를 먼저 검색하고, 다시 다리의 대칭성 검사에 의해 후보 영역을 좁힌다. 그러나, 수직 경계선만을 찾아내려는 Hough 변환을 이용하는 발 부위 검출 기법과 히스토그램의 대칭성을 이용하는 다리 부위 검출 기법 간에 관련성이 낮은 등 검증이 필요하다. 계산 속도 개선을 위해 지나치게 좁은 수평 스트립(30 화소 높이)으로 ROI를 제한하고 있는 것도 실용성과 거리가 있음을 드러내고 있다. Tian 등[13]은 적응적 문턱치 처리에 의한 보행자 검출을 제안하였으나, 확인 실험 결과, 사용 환경이 지극히 제한적인 것으로 확인되었다.

(c) 스테레오 기반

Zhao 등[8]은 전경과 배경을 분리하기 위하여 스테레오 카메라를 사용했고, 분류에는 뉴럴네트워크를 사용했다. 스테레오 영상으로부터 불일치 지도(disparity map)을 만들어 영상을 분할하고, 각 영역은 뉴럴네트워크에 입력되어 보행자 여부가 결정된다. Oren 등[4], Papageorgiou 등[5, 6]도 스테레오 카메라를 사용했다.

(d) 모양 기반

웨이블릿(Haar)과 SVM(support vector machine)을 이용한 Papageorgiou 등[5], Grubb 등[14]이 모양 기반 기법에 속한다. Papageorgiou 등[5]의 영향을 받아 Elzein 등[15], Grubb[10], Xu 등[16] 같은 여러 연구 그룹들이 분류기로 SVM을 채택하기 시작했다. Urban Traffic Assistant (UTA) 시스템[17]에 참여한 Gavrilu [18]도 모양 기반 보행자 검출 시스템을 개발했으며, 템플릿 매칭을 사용하고 있는데, 일부가 가려진(occlude) 보행자를 검출하지 못 하는 단점이 있다. Gavrilu 등[9]은 계속해서 영상 검색 공간을 좁혀가고 견고함과 효율성의 균형을 맞추기 위하여 스테레오 기반 ROI 설정, 모양 기반 검출, 텍스처 기반 분류, 스테레오 기반 확인 등 단계별로 다른 모듈을 사용했다. 예를 들면, 이 모양 기반 검출기는 각각 특정 자세에 동조되어 있는 가중된 텍스처 기반 분류기들을 기동시킨다.

(e) 적외선 기반

Tsuji 등[19]은 IR 기술을 이용하는 나이트비전 시스템을 개발했다. 보행자의 위치는 영상에서 밝은(온도가 높은) 영역을 찾아내는, 간단한 밝기 문턱치에 의해 찾아진다. 문턱치를 통과한 영역들은 크기에 의해 걸러진다. Nanda 등[20]은 저해상도 IR 카메라를 사용하는 시스템을 개발했다. 보행자를 검출하기 위해서 영상을 스캔할 때 확률 템플릿이 사용되었다. 탐색 윈도우가 영상 전체에서 이동되면서, 보행자에 속하는 각 화소의 확률을 더함으로써 확률 지도가 만들어지게 된다. IR 영상은 더운 날씨에 노이즈가 심한 단점이 있다.

일반적으로 PDS 시스템들은 차량의 자이로스코프, 속도계 등으로부터 받는 회전, yaw, 속도 정보로부터 차량의 ego motion을 추정하고 있다. 추정된 ego motion 정보는 scene에서의 상대적 움직임을 계산하는데 이용된다. 스테레오 카메라를 사용하는 경우 거리 계산이 가능한 장점이 있으나, 가격면에서 모노 카메라 센서 경우보다 불리하다. 그 반면 모노 카메라 채택 시스템은 알고리즘이 복잡해질 수 있다. 현재로서는 각각에 사용된 훈련 및 시험 데이터가 통일되어 있지 않기 때문에, 기법들 간의

미 있는 정량적 성능 비교는 곤란하다.

2.5 현재의 PDS 시스템들의 문제점

대부분이 보행자 모양에 관한 가정을 사용하고 있다. 예를 들면, Zhao 등[8], Bertozzi 등[2], Grubb [10] 등은 보행자의 높이와 폭 비율을 가정하고 있는데, 그로 인해, 바이커, 유모차를 밀고 가는 사람, 그룹, 일부가 가려진 보행자 등의 검출에 실패하는 경향이 있다. 템플릿 기반인 Bertozzi 등[4]과 보행자 전체를 한 단위로 다루서 특징을 추출하는 Papageorgiou 등[6], Grubb[10] 등은 일부가 가려진 보행자들에 대해 취약하다. 일부가 가려진 보행자에 대해서는 Nanda 등[20] 같은 IR 접근 방식이 특히 견고하다. 대부분의 시스템들이 우산이나 큰 백을 든 경우 같이 전형적인 보행자 모양에서 벗어났을 때 취약하다. Gavrilu 등[21]은 chamfer distance를 사용해서 에지 영상을 추출하고 학습된 표본들의 집합과 매칭시키며, 이것은 실제 PDS 시스템[22]에 사용되고 있다. 그러나, chamfer distance는 cluttered background 환경에서 불안정한 성능이 예상된다. Dalal 등[23]은 보행자가 완전하게 보일 때(upright fully visible)를 가정한다.

이 논문에서는 기존의 시스템과는 달리, 인접 프레임들로부터 광학 흐름 영상을 얻고, 그에 대한 분석을 통하여 가능성이 높은 보행자 후보 영역을 검출하고, 후보 영역에 대한 기울기 방향 히스토그램을 측정하고, DB와의 매칭을 통하여 보행자인지 또는 아닌지를 판정한다. 또한, 차량에 WDR 카메라 한 대만을 설치해서 야간 보행자 감지를 가능하게 해주는 알고리즘을 제안한다.

3. 모노컬러 흑백 WDR 카메라를 사용하는 PDS 알고리즘

3.1 에지 검출 및 이진화

Sobel 에지 검출기는 수평 연산자와 수직 연산자로 구성된다. 이 연산자들에 의한 좌표 (x, y) 에서의 기울기 G_x, G_y 와 이들이 구성하는 기울기 벡터 $[G_x(x,y) G_y(x,y)]^T$ 의 각도는 다음 식들로 정의된다:

$$G_x(x, y) = \frac{\partial f(x, y)}{\partial x} \tag{1a}$$

$$G_y(x, y) = \frac{\partial f(x, y)}{\partial y} \tag{1b}$$

$$\theta(x, y) = \arctan \frac{G_y(x, y)}{G_x(x, y)} \tag{2}$$



(a) 프레임 f[n-1]



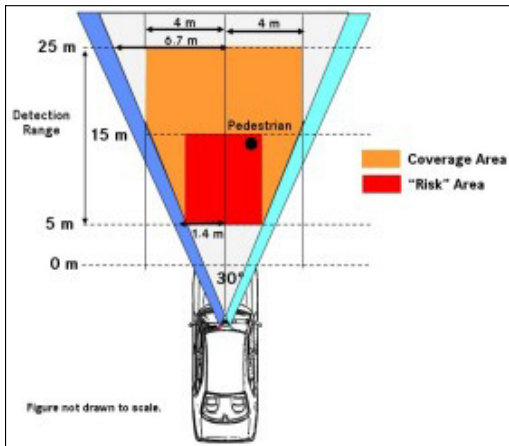
(b) 프레임 f[n]

[그림 1] 인접한 두 프레임들의 예.

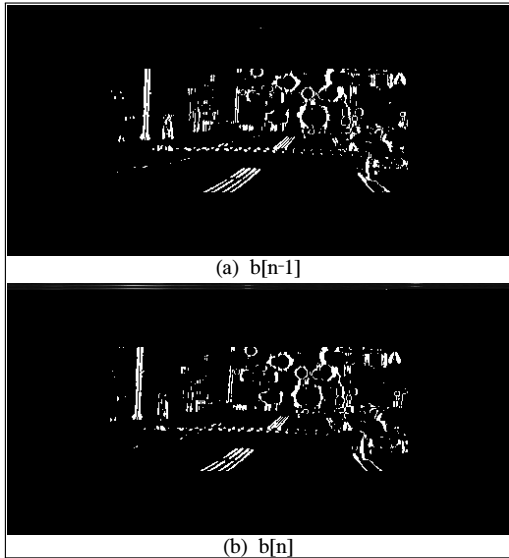
그림 1의 (a)와 (b)는 한 동영상 클립에서 추출된 인접한 두 프레임 f[n-1]과 f[n]의 한 예를 각각 보여주며, 그림 2는 그림 1(a)에 대해 수직 Sobel 에지 연산자를 적용한 결과를 보여준다. 이 그림에서 영상 영역이 축소 처리된 이유는 그림 3에 표시된 커버 또는 위험(risk) 영역에서 알 수 있듯이 너무 가까이 또는 멀리 있는 보행자들을 관심 대상에서 제외하는 일반적 PDS 시스템의 ROI 요구 사항을 반영한 것이다. 이 규격은 요구 사양, 카메라의 FOV 등에 따라 결정된다. 그림 4는 두 프레임 f[n-1]과 f[n]의 에지 영상들을 이진화시킨 결과들을 보여준다.



[그림 2] 그림 1(a)의 프레임 f[n-1]에 대한 Sobel 에지 검출 결과



[그림 3] PDS 시스템의 일반적 관찰 영역 범위(주황색: 커버 영역; 적색: 위험 영역)



[그림 4] 그림 1의 두 프레임에 대한 이진 에지 영상

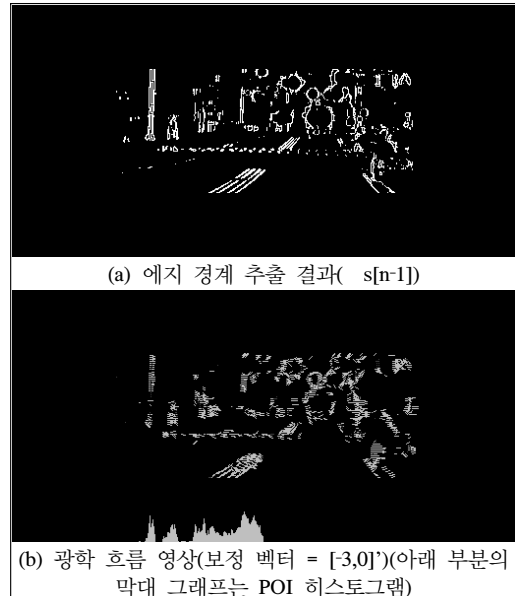
3.2 광학 흐름 영상

다음 단계에서는 그림 4의 두 이진 에지 영상으로부터 광학 흐름이 계산된다. 그 전에, 계산량을 줄이고 매칭 정확도를 개선하기 위해, 두 이진 영상들에 대해 아래 공식의 모폴로지 침식을 적용하여 에지의 경계선을 추출한다.

$$(b) = b - (b \ominus S) \quad (3)$$

여기서, b 는 이진 에지 영상 $b[n-1]$ 또는 $b[n]$, 그리고 S 는 침식에 사용된, 모두 1로 채워진 3×3 구조 요소를 나타낸다. 그림 5(a)가 이진 에지 영상 $b[n-1]$ 에 대해 식

(3)을 이용하여 경계를 추출해서 얻은 이진 에지 경계 영상 $s[n-1]$ 을 보여준다. 이진 에지 영상 $b[n]$ 에 대해서도 같은 과정을 거쳐 유사한 이진 에지 경계 영상($s[n]$)을 얻을 수 있다.



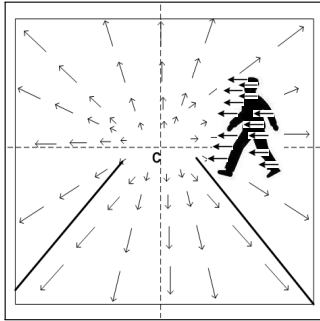
[그림 5] 이진 에지 경계 영상 및 광학 흐름 영상

이렇게 해서 얻은 두 이진 에지 경계 영상들로부터 광학 흐름 영상을 생성하기 전에, 정확도를 높이기 위해 우선 차량의 ego motion을 계산해야 한다. 이를 위해 편의상 영상의 중간 영역의 모션 벡터들로부터 보정 벡터를 계산한다. 참고로, 이 예에서 두 프레임들로부터 계산된 보정 벡터는 $[3, 0]^T$ 이다.

두 이진 에지 경계 영상 $s[n-1]$ 과 $s[n]$ 으로부터 각 화소에 대한 모션 벡터를 계산하고, 앞에서 구한 보정 벡터를 빼서, 최종적으로 그림 5(b)와 같은 광학 흐름 영상을 생성한다. 그림 5(b)의 광학 흐름 영상에서는 벡터를 화살표로 표시하는 대신에, 모션 벡터들(motion vectors)을 수직 방향, 왼쪽 방향, 오른쪽 방향으로 분류하고 각각을 서로 다른 밝기 값의 선으로 표현하고 있다: 왼쪽 방향 모션 벡터들은 백색(=255), 그 반대 방향 모션 벡터들은 중간 밝기 그레이(=170), 수직 방향 모션 벡터들은 어두운 밝기 그레이(=85).

그림 6은 이동 카메라로 촬영된 동영상으로부터의 이론적 광학 흐름을 보여준다. 그림에서 보듯이 직진하는 차량에서 획득된 동영상에서 정지 상태의 배경 화소에 대한 모션 벡터는 바깥으로 향하는 반면, 도로를 횡단하기 위해 도로의 한 쪽에서 출발하는 보행자에 의한 모션

벡터들은 프레임 속도가 충분히 빠르다면 영상의 중심을 향하게 된다. 즉, 배경에 대한 모션 벡터들의 방향과 역방향이 된다.

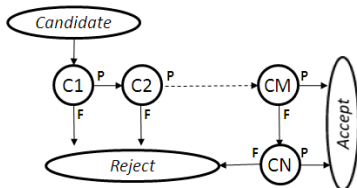


[그림 6] 배경과 보행자의 모션 벡터들 간의 차이

이러한 원리에 따르면, 그림 5(b)의 광학 흐름 영상에서 우리가 관심을 두어야 할 부분은 중앙으로 향하는 벡터들과 관련된 화소들, 즉, 이 영상의 왼쪽에서는 중간 밝기 화소들, 오른쪽에서는 백색 화소들이다. 이들을 관심 대상 화소(POI, pixel of interest)들이라고 부르기로 하자. 같은 그림의 밑 부분의 막대그래프는 이 POI들로부터 생성된 히스토그램을 보여준다.

3.3 후보 영역 선정

이렇게 해서 얻은 히스토그램은 보행자 존재 범위에 관한 정보를 제공하므로, POI들이 존재하는 열 범위에 대해서만 보행자를 검색한다. 검색된 각 후보 영역은 그림 7에서와 같은 축퇴 판정 트리(degenerate decision tree)[24]에 의해 분류된다. 이 검출 프로세스 형태에서 각 노드의 분류기는 계산량을 적게 필요로 하는 순으로 배치되며, 그림으로써 가능성이 낮은 후보를 조기에 신속하게 배제시킬 수 있어서 계산 속도를 향상시키는 효과를 얻을 수 있다. 그림에서와 같이 각 노드에서 사용되는 기준(criteria)이 허위 긍정(false positives)을 축소하게 된다.



[그림 7] 축퇴 판정 트리에 의한 보행자 검출. (P = pass, F = fail)

그림 7의 앞 단의 노드들은 후보 영역의 크기, 가로 대 세로 비, 후보 영역 면적 대 POI 수의 비 등의 매우 간단한 크기 또는 모양 계산에 의해 후보 영역들에 대한 걸러 내기를 수행한다.

한 예를 들면, 모노 카메라를 사용하므로, 우선, 차량으로부터 후보 영역까지의 거리 d 가 후보 영역이 시작하는 행(즉, 후보 영역의 가장 아래 행)의 인덱스(y_c)에 반 비례하므로, $d(y_c) \propto 1/y_c$ 의 관계를 갖는 공식을 세운다. 이 식으로부터의 거리 정보와 후보 영역의 높이 h 를 비교하여 보행자 여부를 판단한다. 보행자의 폭 w 도 거리 d 와 반비례 관계를 가지므로, 추정된 객체 거리에 비해 폭이 너무 좁거나 넓은 후보 영역 블록을 제외시킨다.

남아 있는 후보 영역들에 대해서는 다음 노드에서 높이 h 와 폭 w 의 비가 적당한 범위 이내, 즉, $k_1 < h/w < k_2$ 인 블록과 히스토그램 그룹은 남겨두고 그렇지 않으면 제거한다. 여기서, k_1 은 일반적으로 1 근처 또는 이상의 값을 사용한다.

이러한 과정을 통과한 후보 영역들만으로 히스토그램을 다시 만들고, 히스토그램 대칭성과 같은 비교적 간단한 통계적 모양 분석에 의해 후보 군을 다시 축소한다. 구체적으로, 각 히스토그램 그룹에 대해 식 (4)와 (5)를 이용하여 비대칭도(skewness)와 첨도(kurtosis)를 측정한다.

$$\text{Skewness} = \frac{\sum_{n=1}^N (x_n - \bar{x})^3}{\{\sum_{n=1}^N (x_n - \bar{x})^2\}^{3/2}} \quad (4)$$

$$\text{Kurtosis} = \frac{\sum_{n=1}^N (x_n - \bar{x})^4}{\{\sum_{n=1}^N (x_n - \bar{x})^2\}^2} \quad (5)$$

식 (4)에 의한 비대칭도는 대칭에 가까울수록 0에 가깝다; 왼쪽 또는 오른쪽으로 치우치는 경우, 정도에 따라 각각 음 또는 양의 값으로 커지게 된다. 식 (5)에 의한 첨도는 정규 분포에 대해서는 3, 균등분포에 가까울수록 3보다 작아지며, 밀집 분포일수록 3보다 커지게 된다. 이 식들의 값에 기반해서 보행자가 존재할 가능성이 낮은 블록을 제거한다. 이 두 공식의 pass/fail 값의 범위는 하나가 아닌 두 개 이상일 수 있는데, 그 이유는 야간 영상에서는 완벽한 에지 검출이 드물며, 에지 검출에 실패하는 부위에 따라 단일 또는 다중 모드를 형성할 수 있다는 점이다. 예를 들면, 머리 부분을 포함한 전체 에지가 잘 검출된 경우에는 히스토그램이 정규 분포에 가까우며, 그렇지 않고 머리 부분의 에지가 검출되지 않은 경우에는 이중 모드 모양을 가질 수 있다. 야간 영상에서는 이러한

부분적 에지 검출 현상이 흔히 관찰된다.

3.4 기울기 방향 히스토그램

이러한 걸러내기 과정들을 모두 통과한 블록들에는 환경의 다양성과 야간 영상의 피할 수 없는 특징인 저화질로 인하여, 일반적으로 보행자를 놓치거나(true negatives) 비보행자 영역도 함께 검출(false positives)되어 있다. 따라서, 오검출률을 줄이기 위해 아래와 같이 기울기 방향 히스토그램(HoG, histogram of oriented gradient)들을 최종 판정에 사용한다.

우선, 위 히스토그램 분석에 의해 배제된 보행자 영역들에 대해서, 에지들의 기울기 방향(gradient orientation)들로부터 히스토그램을 만들고, 식 (6)의 L1 norm에 의해 정규화시켜서 후보 블록에 대한, 정규화된 기울기 방향 히스토그램 벡터 \mathbf{v} 를 생성한다. 즉, 정규화시키기 전의 히스토그램을 $\mathbf{h} = [h_1, h_2, \dots, h_N]$ 형태의 벡터로 놓았을 때, 블록의 HoG는 식 (7)로 표현된다. 또한 각 영역의 거울 영상(left right reflections)에 대한 HoG도 만든다.

$$|\mathbf{x}|_1 = \sum_{n=1}^N |x_n| \quad \text{for} \quad \mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_N \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$\mathbf{v} = \frac{\mathbf{h}}{|\mathbf{x}|_1} = \frac{1}{|\mathbf{x}|_1} \begin{bmatrix} h_1 \\ h_2 \\ \vdots \\ h_N \end{bmatrix} \quad (7)$$

위 과정을 허위 긍정(false positive) 영역들에 대해서도 반복한다. 그렇게 함으로써, 놓친 보행자 영역들(true negatives)에 대한 기울기 방향 히스토그램들 $\mathbf{v}_{p,s}$ 로 구성된 $\mathbf{V}_p = \{\mathbf{v}_{p,1}, \mathbf{v}_{p,1}, \dots, \mathbf{v}_{p,S}\}$ 와 보행자로 오인하게 만드는 영역들(false positives)에 대한 기울기 방향 히스토그램들 $\mathbf{v}_{n,t}$ 로 구성된 $\mathbf{V}_n = \{\mathbf{v}_{n,1}, \mathbf{v}_{n,2}, \dots, \mathbf{v}_{n,T}\}$ 의 두 집합으로 구성된 DB를 만든다.

표 1이 78 프레임으로 구성된 한 클립에 대해 HoG 수를 증가시키에 따른 성능 변화를 보여준다. 이 표에서 보

듯이, HoG를 사용하지 않았을 때는 보행자를 제대로 검출한 비율은 21.8%(true negatives = 78.2%)에 지나지 않았고, 비보행자를 보행자로 인식한 비율은 26.9%이나 되었으나, 보행자 HoG 벡터 수와 비보행자 HoG 벡터 수를 각각 하나씩 사용자 보행자 검출률이 37.2%로 높아졌고, 비보행자 영역을 보행자로 인식한 비율은 10.3%로 낮아짐으로써 뚜렷한 성능 향상을 보였다. 이로부터 HoG가 일반화 성능(generalization performance) 특성을 갖추고 있다고 볼 수 있다. 이 개선률은 표 1에서 보듯이 곧 포화되며 이는 같은 클립에 대해 HoG를 많이 사용할 필요가 없음을 의미한다.

[표 1] 보행자 및 비보행자 HoG 벡터 추가에 의한 인식률 및 오인식률 개선

보행자 HoG 수(S)	0	1	1
비보행자 HoG 수(T)	0	1	2
True positives	21.8%	37.2%	39.7%
False positives	26.9%	10.3%	6.4%

그림 8이 true negative 부영상 예들을 보여준다. 첫 행은 부영상, 두 번째 행은 그의 이진 에지 영상, 세 번째 행은 OF(또는 모션 벡터) 영상, 네 번째 행은 모션 벡터의 히스토그램, 다섯 번째 행은 영역의 크기를 보여준다. 표 2는 각 영역에 대한 HoG를 보여준다. 히스토그램의 각 열의 밝기는 해당 열에서의 주 방향에 대한 정보를 제공한다(그림 5(b) 참고).

그림 8(a)는 자동차와 보행자가 영상에서 붙어서 나타남으로써 모션 벡터 히스토그램이 왜곡되어 배제되었으나, HoG에 의해 부활(그림 7의 CN 노드)된 보행자 영역이다. 그림 8(b)는 무릎 아래의 모션 벡터들의 방향이 배경의 방향과 같게 계산되어 바운딩 박스를 설정할 때 무릎 아래가 제외된 경우로서, 그 OF 히스토그램의 두 주요 피크가 끊기기 때문에 배제되었으나, HoG에 의한 판정을 추가하여 부활된 보행자 영역을 보여준다. 그림 8(c)에서는 점선이 머리 부분이 제외된 블록을 표시한다. 옷의 밝기가 비교적 밝은 반면 머리와 배경의 밝기가 비슷하여 머리 부분의 에지가 검출되지 않은 경우이다 이 경우도 OF 히스토그램 그룹의 주요 피크들이 끊겨 있음을 관찰할 수 있다. 그림 8(d)는 허리 아래 부분에서만 역방향 모션 벡터가 검출된 예를 보여준다.

그림 8의 (b)와 (d)에서 보는 바와 같이 HoG를 이용함으로써, 부분적 가려짐을 다룰 수 있는 보행자 검출(part based pedestrian detection for handling partial occlusion)도 가능하다.

원영상				
이진 에지 영상				
OF 영상				
히스토그램				
박스 크기	43x22	40x23	43x31	44x15
	(a)FS	(b)KS	(c)BS	(d)LS

[그림 8] True negative 보행자 영역 예 (FS: full shot; KS: knee shot; BS: 편의상 body shot으로 부름; LS: 편의상 leg shot으로 부름)

표 2는 그림 8의 부영상 영역들로부터 구해진 기울기 방향 히스토그램(HoG)들 v_p 의 요소 값들은 $[-\pi, \pi]$ 의 범위를 20개의 bin(bin)들로 나누어 구하였다. bin들의 값들의 합은 1이다. 정확도를 위하여 부호 있는 기울기를 사용하였다.

[표 2] 그림 5의 부영상 영역들로부터 구해진 기울기 방향 히스토그램(HoG)들.

bin	(a)	(b)	(c)	(d)
1	0.01	0.03	0.03	0.05
2	0.03	0.04	0.05	0.07
3	0.04	0.02	0.03	0.02
4	0.02	0.03	0.04	0.03
5	0.05	0.05	0.05	0.04
6	0.07	0.05	0.06	0.05
7	0.07	0.03	0.04	0.05
8	0.07	0.04	0.04	0.03
9	0.04	0.04	0.03	0.04
10	0.06	0.06	0.08	0.07
11	0.08	0.11	0.11	0.1
12	0.06	0.06	0.05	0.05
13	0.06	0.07	0.04	0.06
14	0.04	0.07	0.05	0.04
15	0.08	0.07	0.09	0.05
16	0.08	0.06	0.08	0.06
17	0.05	0.05	0.05	0.04
18	0.03	0.06	0.04	0.05
19	0.04	0.05	0.02	0.04
20	0.03	0.03	0.03	0.05

보행자로 오인식되는 비보행자 영역들에 대해서도 위에서와 비슷한 방법에 의해 벡터들 v_{np} 을 만들고 DB를 구성할 수 있다.

이와 같은 절차를 따라서 DB를 구성한 후, 시험 클립에서 검출된 후보 영역으로부터의 HoG 벡터 v 가 DB의 보행자 벡터들 v_p 및 비보행자 벡터들 v_{np} 와 비교되고, 판정된다. 즉, 최종 노트에서

$$\min_r \|v(r) - v_p(r)\| < \min_s \|v(r) - v_{np}(s)\|$$

이면, 보행자 존재 영역으로 판정하고, 바운딩 박스를 그린다. 알고리즘을 정리하면 다음과 같다.

Begin

Capture 2 consecutive frames

Repeat for the 2 frames

Generate edge images with Sobel operators

Generate angle images

Binarize the edge images

Extract boundaries from the edge images

end

Generate optical flow image

Generate histogram of POI

Search for likely blocks using the histogram

Repeat for each candidate block

Analyze the shape for the block itself

if block is not likely

then delete the block.

end

Repeat for each remaining block

Generate histogram of the block

Analyze the block histogram statistically

if the block is not likely

then delete it.

end

Repeat for each remaining block

Generate its edge angle vector v

if $\min_r \|v(r) - v_p(r)\| > \min_s \|v(r) - v_{np}(s)\|$

then delete the block

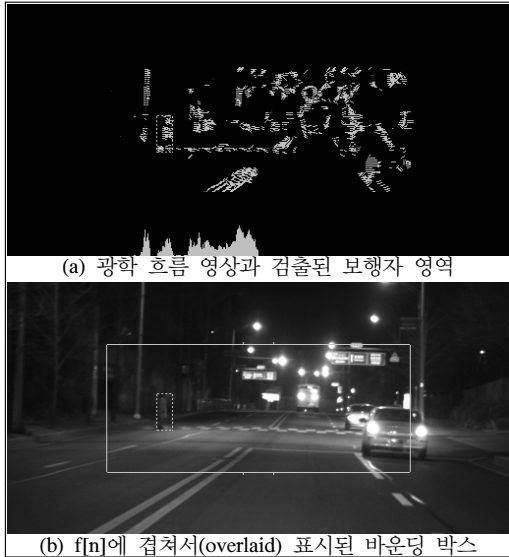
else draw a bounding box

end

end

[알고리즘 1] 광학 흐름 영상과 기울기 방향 히스토그램에 의한 보행자 검출

그림 9(a)가 이 알고리즘에 의한 보행자 검출 결과를 점선 바운딩 박스로 보여주며, 그림 9(b)에서는 원영상에 바운딩 박스를 표시하였다.



[그림 9] 제안 알고리즘에 의해 검출된 보행자 영역

4. 실험 결과 분석 및 토의

나이트 비전이 아닌 일반 카메라 한 대를 사용하는 보행자 감지 기법으로는 Ma 등[12]과 Tian 등[13]이 있다. 임베디드 시스템의 계산 부하를 줄이기 위해 Ma 등은 소위 보행자 감지 띠(pedestrian detection strip)라는 수평 영역을 설정하여 ROI를 단순 축소시켰다. 이 방법은 보행자가 항상 영상의 중앙 행에 걸쳐서 나타난다는 가정에 기반하는데, 이 논문의 예제들에서 보듯이 이 가정은 일반적으로 사실과 다르다. 또한, 그들이 사용한 보행자 감지 띠의 높이도 32 화소로서 에지 검출이 부정확한 야간 영상의 특성상, 그들의 주장과 같이 대칭성을 이용할 수 있도록 보장하기에는 일반적으로 에지 검출이 불충분하다. 따라서, 이 논문의 실험에서는 실용성을 위해 그들이 사용한 높이보다 훨씬 넓은 영역을 사용하였다. 그리고, 그들이 이용한 다리 부분의 수직 경계선도 검출이 잘 안 되었다. 또한, 그들의 방법은 그 다음 단계를 위해 자동차로부터 ego motion에 관한 정보를 필요로 한다.

Tian 등의 기법은 “단일 일반 카메라를 사용하는 야간용 PDS”를 위한, 현재까지 유일하게 발표된 기법이다. 그림 1(b)의 scene에 대하여 그들이 제안한 적응적 문턱치 처리 기법을 적용하여 얻은 검출 결과를 그림 10이 보여

준다. 이 그림에서와 같이 그들이 제안한 기법은 배경이 복잡한, 일반적인 경우에 대해 보행자 검출이 불가능하다.



[그림 10] 그림 1(a)의 scene에서 Tian 등[13]의 적응적 문턱치 처리 기법에 의해 검출된 보행자 영역. (배경 영역이 훨씬 더 많이 검출되었으며, 보행자 영역 또한 보행자 모양을 갖추고 있지 않으므로, 보행자 검출이 불가능하다.)

기존의 기법들과 비교할 때, 제안 알고리즘은 그림 9의 결과에서 보듯이 Ma 등의 기법보다 우월하다: 보행자 영역에 대한 완벽한 에지 검출을 요구하지 않으며, 보행자까지의 거리가 멀어서 보행자가 작게 나타나고, 보행자 영역의 대조(contrast) 등이 어느 정도 불리한 상황에서도 보행자를 검출하고 있으며, 보행자가 영상의 중앙 행에 걸쳐서 나타나야 하는 등의 제한 조건이 필요 없다. 다. 또한, 그림 10에서 보듯이 복잡한 배경에 대해서도 Tian 등의 기법보다 유리하다. 따라서, 제안 알고리즘은 기존 알고리즘들에 비해 실용성을 갖추고 있다.

한편, 그림 11은 보행자에 대해 검출된 에지가 미흡하고 다른 객체들과 연결되는 등의 이유로 보행자 검출에 실패한 예를 보여주고 있는데, 이는 보조 센서의 필요성을 의미할 수 있다.

기울기 방향 히스토그램은 홍채 인식에도 사용되고 있으나, 홍채 인식에서와 달리 야간 보행자 검출은 두 프레임 사용하고 일반적으로 캡처된 영상의 화질이 나쁘기 때문에 그림 8의 예에서 보듯이 보행자 영역에 대한 정확한 정규화가 거의 불가능하기 때문에, 홍채 인식에서와 같이 관심 영역을 분할하여 벡터화한다면 분할 방법에 따라 성능에 큰 영향이 있게 될 것이다. 따라서, 홍채에 비해 텍스처가 불필요하며 관심 영역이 훨씬 더 간단한 보행자 감지에서는 전체 관심 영역에 대해 히스토그램 벡터가 둘 이상일 필요가 없을 것으로 판단된다.

무수히 다양한 실제 환경에서 제안 알고리즘이 겪을 가능성이 있는 문제와 그에 대한 대책은 다음과 같다: (1) 배경이 복잡한 길 가장자리로 보행자가 이동할 때 발생할 수 있는 문제: 이전 프레임에서 검출된 결과를 이용하여 트래킹을 수행함으로써 해결. (2) 허위 긍정 경고(false

positive alarm)를 줄이고 신뢰도를 높이기 위하여 최종 후보 영역에 대해 인공신경망 등을 이용하는 패턴 인식 기법 적용.

3절의 각 단계를 거칠 때마다 ROI 수가 더욱 축소되며, 또한 임베디드 시스템의 카메라 해상도와 CPU 계산 속도 등에 따라 마스크 서브 샘플링 등에 의해 계산량을 조절할 수 있기 때문에, 제안된 알고리즘은 임베디드 시스템에도 적합하다. 각각 78 프레임에 포함하는 비디오 시퀀스들에 대해 1.6GHz, Pentium M 프로세서 장착 노트북에서 약 15Hz의 프레임 처리 속도를 보였다. 검출률은 PDS 탐재 차량이 이동함에 따라 선명도 및 콘트라스트 등의 화질 및 보행자 위치가 인접 프레임 간 급격히 변하는 현상이 자주 발생하기 때문에, 평균적으로 30% 정도이었으나 큰 편차를 보였다.



[그림 11] 보행자 에지 검출 실패 예. (보행자가 헤드라이트에서 비교적 먼 거리에 있고, 가로등 조명 바깥에 서있어서 배경과 밝기가 비슷해서 에지가 잘 검출되지 않았다.)

5. 결론

이 논문에서 제안된 점진적 ROI 축소 방법과 기울기 방향 히스토그램 등을 이용한 야간 보행자 검출 알고리즘들은 서로 다른 환경에서 촬영된 야간 동영상 시퀀스들에 대해 보행자 검출 성능 및 실시간성에서 기존 기법들에 비해 실용성을 보여주고 있다. 그러나, 실제 야간 환경은 무수히 다양하며, PDS 탐재 차량이 이동함에 따라 캡처된 프레임들 간 화질 및 보행자 위치가 급격히 변하게 되어 보행자를 검출하지 못 하는 경우가 자주 발생하기 때문에, 특히, 복잡한 배경 상황에 대하여 이전 프레임에서의 검출 결과를 기반으로 하는 추적 등에 의한 보완책이 필요하다. 또한, 인공신경망 등을 이용한 보행자 인식이 추가된다면 허위 긍정 경보(오경보)를 줄일 수 있을 것이다.

참고문헌

- [1] NHTSA, Traffic safety facts 2003: Pedestrians, Technical report, 2003.
- [2] M. Bertozzi, A. Broggi, M. Felisa, G. Vezzoni and M. Del Rose, "Low level Pedestrian Detection by means of Visible and Far Infrared Tetra vision," Proc. of IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Tokyo, Japan, pp. 231 - 236, 2006.
- [3] D. Gavrila, "Sensor based pedestrian protection," IEEE Intelligent Systems, vol. 16:6, pp. 77 - 81, 2001.
- [4] M. Oren, C. Papageorgiou, P. Sinha, E. Osuna, and T. Poggio, "Pedestrian detection using wavelet templates," Proc. of the Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 193 - 199, 1997.
- [5] C. Papageorgiou, Evgeniou X, and T. Poggio, "A trainable pedestrian detection system," IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp. 241 - 246, 1998.
- [6] C. Papageorgiou and T. Poggio, "Trainable pedestrian detection," IEEE Int'l Conf. on Image Processing, vol. 4, pp. 35 - 39, 1999.
- [7] C. Curio, J. Edelbrunner, T. Kalinke, C. Tzomakas, C. Bruckhoff, T. Bergener, and W. von Seelen, "Walking pedestrian detection and classification," Proc. of the DAGM Symposium Mustererkennung, pp. 78 - 85, 1999.
- [8] L. Zhao and C. Thorpe, "Stereo and Neural Network Based Pedestrian Detection," IEEE Trans. Intelligent Transportation Systems, vol. 1, pp. 148 - 154, 2000.

- [9] D. Gavrila and S. Munder, "Multi cue Pedestrian Detection and Tracking from a Moving Vehicle", International Journal of Computer Vision, vol. 73, pp. 41 - 59, 2007.
- [10] G. Grubb, 3D Vision Sensing for Improved Pedestrian Safety, Master's thesis, Australian National University, 2004.
- [11] P. Lombardi, Survey on Pedestrian Detection for Autonomous Driving Systems, Technical report, University of Pavia, 2001.
- [12] G. Ma, A. Kummert, S. B. Park, S. Müller Schneiders, and A. Loffe, A Symmetry Search and Filtering Algorithm for Vision Based Pedestrian Detection System, SAE TECHNICAL PAPER SERIES 2008 01 1252, 2008.
- [13] Q. Tian, Y. Luo, and D. Hu, "Pedestrian detection in nighttime driving," Proceedings of the Third International Conference on Image and Graphics, 2004.
- [14] G. Grubb, A. Zelinsky, L. Nilsson, and M. Rilbe, "3D vision sensing for improved pedestrian safety," Proc. of IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp. 19 24, 2004.
- [15] H. Elzein, S. Laksmanan, and P. Watta, "A motion and shape based pedestrian detection algorithm," IEEE Intelligent Vehicle Symposium, pp. 500 504, 2003.
- [16] F. Xu, X. Liu, and K. Fujimura, "Pedestrian detection and tracking with night vision," IEEE Intelligent Transportation Systems, vol. 6, pp. 63 71, 2005.
- [17] Y. Franke, D. Gavrila, S. G'orzig, F. Lindner, F. Paetzold, and C. W'ohler, "Autonomous driving goes downtown," IEEE Intelligent Systems, vol. 13, pp. 40 - 48, 1998.
- [18] D. Gavrila, "Detection from a moving vehicle," European Conference on Computer Vision (ECCV), vol. 2, pp. 37 - 49, 2000.
- [19] T. Tsuji, H. Hattori, M. Watanabe, and N. Nagaoka, "Development of nightvision system," IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, vol. 3:3, pp. 203 209, 2002.
- [20] H. Nanda and L. Davis. "Probabilistic template based pedestrian detection in infrared videos," IEEE Intelligent Vehicle Symposium, vol. 1, pp. 15 20.
- [21] D. Gavrila and V. Philomen, "Real time object detection for smart vehicles," CVPR, Fort Collins, Colorado, USA, pp. 87 93, 1999.
- [22] D. Gavrila, J. Giebel, and S. Munder, "Vision based pedestrian detection: the protector+ system," Proc. Of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Parma, Italy, 2004.
- [23] N. Dalal, and B. Triggs, "Histograms of oriented gradients for human detection," International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 2005.
- [24] P. Viola and M. Jones, "Robust Real time Object Detection," 2nd International Workshop on Statistical and computational theories of vision modeling, learning, computing and sampling, Vancouver, Canada, July 13, 2001.

조 휘 택(Hitek Cho)

[정회원]



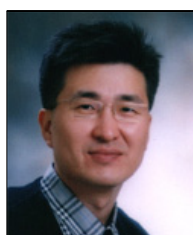
- 1991년 2월 : 서울대학교 공과대학 무기재료공학과 (공학사)
- 2000년 4월 ~ 현재 : (주)아이미디어 아이앤씨 (대표이사)
- 2006년 1월 ~ 현재 : (주)엠아이웨어 플랫폼연구소장 (COO)
- 2008년 3월 ~ 현재 : 전남대학교 문화사회과학대학원 디지털컨버전스 협동(석사)과정

<관심분야>

정보경영, 정보통신, IT융합

유 현 중(Hyeon-Joong Yoo)

[정회원]



- 1996년 5월 : 미조리대학교 전기및컴퓨터공학과(공학박사)
- 1996년 10월 ~ 현재: 상명대학교 IT공학과 교수

<관심분야>

패턴인식, 영상처리

김 형 석(Hyongsuk Kim)

[정회원]

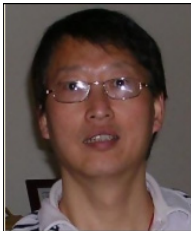


- 1992년 5월: 미조리대학교
전기및컴퓨터공학과(공학박사)
- 2003년 3월 ~ 현재 : 전북대학
교 전기전자컴퓨터공학부 교수

<관심분야>
영상처리, 로봇비전

황 쟁 녕(Jeng-Neng Hwang)

[정회원]



- 1988년 2월 : 남가주대학교
전기공학과(공학박사)
- 1989년 8월 ~ 현재 : 워싱턴대
학교 전기공학과

<관심분야>
영상처리, 멀티미디어네트워킹 및 QoS, 패턴인식