

곡률과 HOG에 의한 연속 방법에 기반한 아다부스트 알고리즘을 이용한 보행자 인식

(Pedestrian Recognition using Adaboost Algorithm based on Cascade Method by Curvature and HOG)

이영학[†] 고주영^{**} 석정희^{***} 노태문^{***} 심재창^{****}
 (Yeunghak Lee) (Jooyoung Ko) (Jung-Hee Suk) (Tae Moon Roh) (Jaechang Shim)

요약 본 논문은 2단계 연속(cascade) 방법을 이용한 향상된 보행자/비보행자 인식 알고리즘을 제안한다. 인식을 위한 분류기로는 약한 분류기를 강한 분류기로 만드는 아다부스트 알고리즘을 적용하였다. 먼저 두 가지 특징벡터를 추출 한다: (i) 기존의 기울기 히스토그램(HOG) 특성과 (ii) 한 점이 가지는 곡률특성 네 가지를 이용한 곡률-HOG를 제안하고 이용하였다. 그 다음 훈련 영상을 통하여 두 가지의 특징 벡터에 대해 약한 분류기로부터 강한 분류기를 얻었으며, 인식은 입력 영상으로부터 하나의 특징을 선택하여 이미 만들어진 강한 분류기를 통하여 1차적인 인식과 오인식을 실시하며, 오인식에 대해 2차적인 특징을 투입하여 이에 해당하는 강한 분류기를 통하여 2단계 아다부스트 알고리즘을 적용하여 최종적인 인식결과를 얻는다. 두 가지의 서로 다른 특성 벡터를 이용하여 연속 방법에 의한 2단계 아다부스트 알고리즘을 적용한 결과 기존의 실험 방법보다 더 정확한 인식 결과를 얻을 수 있었다.

키워드 : 보행자 검출, 곡률-HOG, 아다부스트, HOG(Histogram of Oriented Gradient), 패턴 인식

Abstract In this paper, we suggest an advanced algorithm, to recognize pedestrian/non-pedestrian using second-stage cascade method, which applies Adaboost algorithm to make a strong classification from weak classifications. First, we extract two feature vectors: (i) Histogram of Oriented Gradient (HOG) which includes gradient information and differential magnitude; (ii) Curvature-HOG which is based on four different curvature features per pixel. And then, a strong classification needs to be obtained from weak classifications for composite recognition method using both HOG and curvature-HOG. In the proposed method, we use one feature vector and one strong classification for the first stage of recognition. For the recognition-failed image, the other feature and strong classification will be used for the second stage of recognition. Based on our experiment, the proposed algorithm shows higher recognition rate compared to the traditional method.

Key words : Pedestrian Detection, curvature-HOG, Adaboost, HOG(Histogram of Oriented Gradient), Pattern Recognition

· 본 연구는 지식경제부 및 한국산업기술평가관리원의 산업원천기술개발사업 (정보통신)의 일환으로 수행하였음(KI002162, 다중카메라 기반 고속 영상인식 SoC 플랫폼)

논문접수 : 2010년 1월 18일
 심사완료 : 2010년 4월 6일

† 정 회 원 : 경운대학교 디지털 전자공학과 교수
 annaturu@ynu.ac.kr

** 정 회 원 : 안동대학교 외래강사
 sonice@andong.ac.kr

*** 정 회 원 : 한국전자통신연구원
 jhsuk@etri.re.kr
 tmroh@etri.re.kr

**** 종신회원 : 안동대학교 컴퓨터공학과 교수
 jcshim@andong.ac.kr

Copyright©2010 한국정보과학회 : 개인 목적이나 교육 목적인 경우, 이 저작물의 전체 또는 일부에 대한 복사본 혹은 디지털 사본의 제작을 허가합니다. 이 때, 사본은 상업적 수단으로 사용할 수 없으며 첫 페이지에 본 문구와 출처를 반드시 명시해야 합니다. 이 외의 목적으로 복제, 배포, 출판, 전송 등 모든 유형의 사용행위를 하는 경우에 대하여는 사전에 허가를 얻고 비용을 지불해야 합니다.

정보과학회논문지 : 컴퓨팅의 실제 및 레터 제16권 제6호(2010.6)

1. 서론

카메라로 입력된 영상에서 이동하는 물체나 사람을 추적하는 연구는 여러 분야에서 응용된다. 움직임이 활발한 스포츠에서 선수의 움직임을 추적하여 분석 자료로 사용할 수 있으며, 로봇이 사람 움직임을 감지 그리고 추적에 의해 환자를 돌보는 등 여러 응용 시스템의 연구가 활발히 진행되고 있다[1]. 본 연구는 도로위에서의 보행자 검출을 주요 과제로 다룬다. 보행자는 도로위에서 길을 걷고 있는 사람을 의미하며, 길 위를 움직이는데 정해진 방향이 없고 어떤 차를 하고 있는지에 따라 색상과 모양 및 그 형태도 매우 다양하다. 이러한 보행자 검출 연구는 지능형 차량과 감시카메라 등에서 많이 적용되어 연구되고 있다. 특히 지능형 차량에서의 보행자 검출은 날로 늘어나고 있는 차량에 의한 보행자의 사고를 방지하여 보행자가 골목길이나 도로의 가장 자리에 있을 경우 안전한 보행을 만드는데 목적이 있다. 영상 기반의 보행자 검출은 쉽지만 특히 차량이 움직일 때 보행자를 검출하는 것은 더욱 간단하지 않다.

보행자를 검출하기 위한 영상 획득 방법에는 카메라 한대를 이용한 단일 영상획득 방법이 있고 두 대 이상의 카메라를 이용하여 얻은 스테레오 영상으로 영상의 깊이차를 이용하는 방법이 있다[2]. 또한 보행자를 한번씩 검출하는 방법과 보행자가 두 명이상 그룹으로 있을 때 검출하는 방법[3] 그리고 보행자의 외형, 움직임 특징으로 검출하는 방법도 있다[4]. 단일 입력 영상을 이용하는 방법 중 외형기반 방법은 보행자의 움직임, 의복, 빛, 자세와 배경 등 다양한 외부 조건에 영향을 받는다[4,5]. 모션 기반 방법(motion-based method)은 모델의 움직임을 이용하여 인식하는 방법이다[6,7]. 본 연구는 단일 입력 영상에서 특징을 추출하여 실시간으로 보행자를 추출하는 방법에 대한 연구이다.

보행자 검출을 위한 특징 추출 방법으로 Harr 웨이블릿(Wavelet)기반 방법, 기울기의 방향성(Histogram of Oriented Gradient(HOG))을 이용한 방법, 그리고 LRF(Local receptive field) 방법 등이 주로 연구되고 있으며, 분류 방법으로는 SVM(Support Vector Machine), 신경망, 아다부스트 알고리즘이 많이 적용되고 있다. Papageorioul[8]은 수정된 Haar 웨이블릿을 이용하여 다항식 SVM 방법에 의해 보행자를 검출하였으며, De-poortere 등[9]은 Papageorioul등의 연구로부터 최적화한 결과를 얻었으며, Gavrilova와 Philomin[10]은 에지 영상 추출로부터 작은 모서리(chamfer) 거리를 이용한 비교를 수행하였다. Chamfer 거리는 가장 가까운 특징들의 평균 거리로 나타낸다. Viola 등[11]은 haar-like 웨이블릿과 공간-시간 차이(space-time difference)를 기초

로 한 좀 더 복잡한 영역의 이동하는 사람 검출을 아다부스트 알고리즘에 의한 훈련영상을 이용하여 검출하였다. Ronfard 등[12]은 1차와 2차 가우시안(Gaussian) 필터에 대한 limb 클래스 화를 기초로 하는 합동 SVM에 의한 정확한 신체 검출을 구현 하였다.

실시간 보행자를 검출하기 위해서는 특징 추출과 분류의 속도를 증가시키기 위해 한 가지 방법이 아닌 두 개 이상의 계층을 이용하는 방법을 적용한 연구가 있다. S. Paisitkriangkrai, C. Shen, and J. Zhang의 연구에서는 두개의 계층을 사용하여 첫 번째 계층은 Haar-like 특징을 이용하여 특징을 빠르게 추출하고 두 번째 계층에서는 공분산 특징을 이용하여 기존의 공분산만을 이용한 방법보다 15배 빠른 검출 결과를 얻었다[1].

본 연구에서는 보행자 검출을 위한 특징을 획득하기 위해 기울기(gradient)의 방향성을 이용한 블록별 히스토그램을 구현하였으며, 빠르고 정확한 분류를 실현하기 위하여 전통적인 방법의 아다부스트 알고리즘을 적용하였다. HOG는 국소 영역에 대한 밝기 분포방향을 히스토그램화하여 특징 벡터로 나타내는 것이다. 그리고 각 점에서의 곡률 성분 특징들을 획득하여 이들을 이용한 곡률-HOG 연속 방식을 개발하였으며 보다 향상된 보행자 및 비보행자 검출을 구현 하였다. 2장에서는 특징 추출을 위한 HOG 방법과 곡률을 설명하며, 3장에서는 분류에 사용된 아다부스트 알고리즘을 서술하고, 실험 및 결과를 4장에 그리고 5장에 결론을 나타내었다.

2. 특징 추출

2.1 기울기 히스토그램(HOG)

HOG[13]는 국소영역에 대한 밝기의 분포방향을 히스토그램화하여 이를 특징벡터로 나타내는 것으로서, 물체의 형상 특징을 나타내고자 하는 것에 사용된다. 이러한 HOG는 근접화소의 분포를 국소영역에 대해 히스토그램화하여 조명의 영향을 적게 받으며 국소영역의 기하학적인 변화에 강건한 특징을 가지고 있다. 아래에 HOG의 특징 벡터를 계산하는 방법을 기술한다.

2.1.1 기울기 값의 계산

기울기 값은 각 픽셀의 밝기 영상 $I(x,y)$ 로부터 x축과 y축의 변화에 대한 분포의 크기 m 과 $I(x,y)$ 변화에 대한 방향성을 나타내는 θ 을 다음의 (1), (2) 및 (3) 식을 이용하여 각각 계산한다.

$$m(x,y) = \sqrt{f_x(x,y)^2 + f_y(x,y)^2} \quad (1)$$

$$\theta(x,y) = \tan^{-1} \frac{f_y(x,y)}{f_x(x,y)} \quad (2)$$

$$\begin{cases} f_x(x,y) = I(x+1,y) - I(x-1,y) \\ f_y(x,y) = I(x,y+1) - I(x,y-1) \end{cases} \quad (3)$$

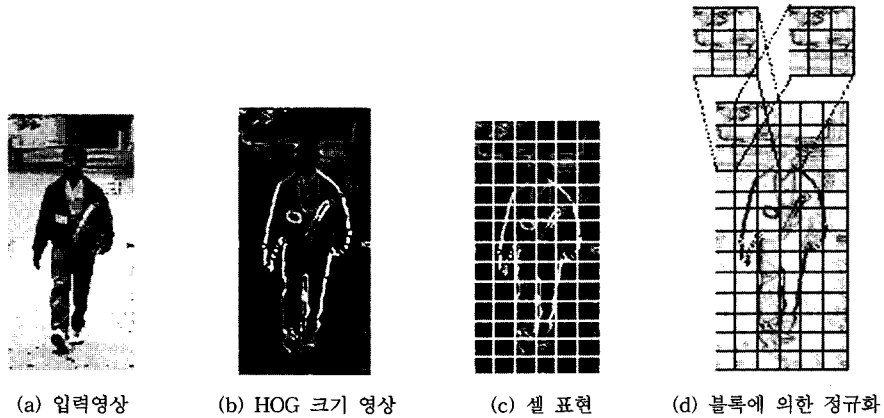


그림 1 기울기 히스토그램 방법에 의한 셀 정규화

2.1.2 셀의 벡터화

계산된 변화에 대한 밝기영상분포의 크기 m 과 변화의 방향성 θ 을 이용하여 8×8 픽셀 크기를 하나의 셀로 하였으며, 이 셀 내부의 밝기의 변화에 대한 방향성에 대해 히스토그램을 작성한다. 셀 표현의 예를 그림 1의 (c)에 나타내었다. 여기서 작성된 방향성분은 $0-360^\circ$ 로 나타내지만 본 논문에서는 $0-180^\circ$ 를 기준으로 나타내었다. 20° 씩 분할하여 9개의 방향성에 대한 히스토그램을 작성하였다. 그림 1(a)는 입력 영상이며, 그림 1(c)에서 하나의 셀은 8×8 픽셀로 구성되어있는 것을 나타내며, 그림 1(d)은 3×3 셀의 크기를 하나의 블록으로 사용한 것을 나타내고 있다.

2.1.3 블록에 의한 정규화

각 셀에서 작성된 밝기에 대한 방향성 히스토그램을 3×3 셀을 하나의 블록으로 하는 정규화를 실시한다. i 행 j 열의 셀(i, j)의 특징량(9차원)을 $F_{i,j} = [f_1, f_2, \dots, f_9]$ 로 나타낸다. k 번째 블록의 특징량(81차원)은

$$B_k = [F_{i,j}, F_{i+1,j}, F_{i+2,j}, F_{i,j+1}, F_{i+1,j+1}, F_{i+2,j+1}, F_{i,j+2}, F_{i+1,j+2}, F_{i+2,j+2}]$$

로 표시할 수 있다. 정규화 후의 특징 벡터를 v 라 하면, 다음 식에 의해 정규화를 구한다.

$$v = \frac{f}{\sqrt{\|B_k\|_2^2 + \epsilon^2}} \quad (\epsilon=1) \quad (4)$$

정규화 과정을 그림 1의 (d)에 나타내었으며, 이때 블록의 이동은 오른쪽과 아래로 1셀씩 움직이는 것을 기준으로 하였다. 입력 영상이 128×64 픽셀일 경우 횡방향으로 6블록, 종방향으로 14블록이 생성되며, 전체 84개의 블록에 대한 정규화가 이루어진다. 블록별 정규화를 한 후의 특징 벡터량은 “84블록 \times 81차원”이 되므로 모두 6804차원 HOG의 특징 벡터가 얻어진다.

2.2 표면 곡률의 정의

물체의 표면 특성을 이용하면 물체 인식을 위한 새로

운 특성들을 얻을 수 있다[14]. 본 논문에서는 표면 특성의 성질을 잘 나타내는 표면 곡률 성분을 구하여 이를 HOG 방법에 의해 새로운 곡률-HOG 특성을 얻는다. 표면 특성은 표면 함수와 같은 수학적 형태로 정의되며, 임의의 평활 표면은 매개 변수공간에서 제1기본형과 제2기본형으로 정의가 가능하다. 더욱이 이들 기본형계수들의 조합에 의해 구해지는 곡률 정보는 표면 형태 특성을 잘 설명하기 때문에 최근에는 이들 곡률 정보를 이용한 거리 영상 분석이 많이 연구되고 있다.

표면의 한 점에서 주 곡률은 그림 2와 같다. 점 P에서 표면에 수직한 법선 벡터 \vec{n} 을 포함하는 법평면이 벡터 \vec{n} 을 축으로 회전할 때 곡률 k_n 은 변화하고 두 수직한 방향으로 최대, 최소값을 갖는다. 이 극한치와 이에 대응하는 방향이 주 곡률과 주방향이다. 주 곡률은 표면 위의 한 점에서의 표면 특성을 잘 표현하며, 특히 주 곡률의 부호에 따라서 표면을 6가지 기본 유형으로 구분할 수 있는 특징이 있다. 그러나 미분 연산에 의한 잡음 증폭은 특히 경계선 근방에서 올바른 주방향 및 주 곡률의 추정을 어렵게 한다.

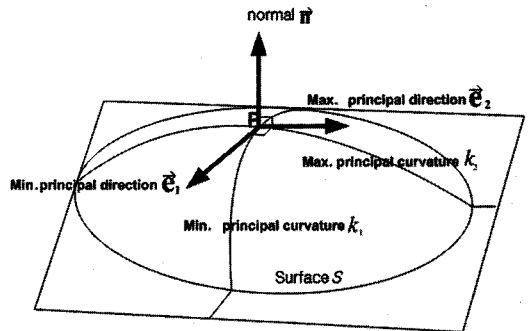


그림 2 표면 한 점의 주 곡률과 방향성 $\{k_1, k_2\}$ (e_1, e_2)

본 논문에서는 물체의 표면을 작은 조각들로 분할(segmentation)을 한 후 조각을 2차원으로 변환하여 근사화 시키는 방법을 사용하였다. 물체의 표면은 영상의 한 점(x, y)에서 거리 값 z(x, y)로 근사화할 수 있다.

$$z(x, y) = a_{00} + a_{10}x + a_{01}y + a_{20}x^2 + a_{02}y^2 + a_{11}xy \quad (5)$$

식 (5)의 계수들은 최소 제곱 문제를 사용하여 구한다. 그리고 표면의 한 점은 주어지는 그 점에서의 위치 벡터에 의해 식 (6)과 같이 정의되며,

$$R(x, y) = x\hat{i} + y\hat{j} + z(x, y)\hat{k} \quad (6)$$

임의의 평활 표면은 미분 기하학에 의해 매개 변수 공간에서 제1기본형과 제2기본형으로 정의가 가능하다. 제1기본형 I과 제2기본형 II는 식 (7)과 식 (8)과 같이 표현된다.

$$I = ds^2 = dR \cdot dR = E dx^2 + 2F dx dy + G dy^2 \quad (7)$$

$$II = -dR \cdot dn = e dx^2 + 2f dx dy + g dy^2 \quad (8)$$

제 1기본형은 변수 공간(dx, dy)에서의 미소 변화량에 대한 2차원 표면 위의 한 점 (x, y)에서 R의 미소 변화량 즉, |dR|²을 나타내며, 이 값은 표면의 평행 이동 및 회전과 표면 변수화의 변동에도 불변하는 값으로써 표면 자체 특성에 기인하는 표면의 내적 성질을 표현한다. R은 2차원 표면상의 한 점 R(x, y)에서의 표면 단위법선 벡터이다. 제2기본형은 변수 공간 (dx, dy)에서의 미소 변화량에 대한 3차원 표면 위의 한 점 (x, y)에서 법선 벡터 변화량 dn과 표면 위치 변화량 dR 사이의 상관도를 나타낸다. 이것은 표면이 2차원 공간에서 어떠한 형태로 존재하는가에 의존하므로 표면의 외적 성질을 내포한다. 위의 두 기본형에 의해 2차원 표면은 존재성과 유일성이 보장된다. 따라서 임의의 평활화 표면 형태는 6개의 스칼라 함수 E, F, G, e, f, g에 의해 결정된다. 또한 6개 스칼라 값들의 조합에 의해 구해지는 곡률 정보는 표면 형태 특성을 잘 설명한다. 6개의 스칼라 함수는 아래 식 (9), (10), (11) 그리고 (12)와 같다.

$$E = 1 + \left(\frac{\partial z}{\partial x}\right)^2, \quad F = \frac{\partial z}{\partial x} \frac{\partial z}{\partial y}, \quad G = 1 + \left(\frac{\partial z}{\partial y}\right)^2 \quad (9)$$

$$e = \frac{R_{xx} \cdot R_x \times R_y}{(EG - F^2)^{1/2}} = \frac{\frac{\partial^2 z}{\partial x^2}}{(EG - F^2)^{1/2}} \quad (10)$$

$$f = \frac{R_{xy} \cdot R_x \times R_y}{(EG - F^2)^{1/2}} = \frac{\frac{\partial^2 z}{\partial x \partial y}}{(EG - F^2)^{1/2}} \quad (11)$$

$$g = \frac{R_{yy} \cdot R_x \times R_y}{(EG - F^2)^{1/2}} = \frac{\frac{\partial^2 z}{\partial y^2}}{(EG - F^2)^{1/2}} \quad (12)$$

상기에서 구한 스칼라 값들을 이용하여 최소 곡률 k₁

과 최대 곡률 k₂는 아래의 식 (13)과 식 (14)와 같다.

$$k_1 = \{p1 - [p2 - p3]^{1/2}\} / 2 * p4 \quad (13)$$

$$k_2 = \{p1 + [p2 - p3]^{1/2}\} / 2 * p4 \quad (14)$$

여기서 p1, p2, p3 그리고 p4는

$$p1 = (gE - 2Ff + Ge), \quad p2 = (gE + Ge - 2Ff)^2$$

$$p3 = 4(eg - f^2)(EG - F^2), \quad p4 = (EG - F^2)이다.$$

k₁과 k₂의 값은 고정된 표면에 대해서는 불변의 변수이므로 동일한 조건의 고정된 표면을 위해 전처리 과정으로 정규화를 모두 거쳤기 때문에 x-y 좌표 평면에서 정의되는 픽셀 값들의 방향성은 고려하지 않는다. 그리고 가우스 곡률과 평균 곡률은 이들 1, 2기본형 표면 함수를 결합함으로써 유도되는 회전, 평행 이동 및 변수화의 변동에 관계없는 스칼라 표면특징이다. 가우스 곡률(K)와 평균 곡률(M)는 여러 가지 방법에 의해 정의가 가능하지만 그 중에서 대표적인 표면 제1, 2기본형 계수들의 조합과 1, 2차 편미분 함수들에 의해 구할 수 있다.

앞에서 언급한 주 곡률을 이용하여 가우스 곡률 K는 식 (15)와 같이 나타낼 수 있다.

$$k_3 = K = k_1 k_2 = \frac{(eg - f^2)}{(EG - F^2)} \quad (15)$$

평균곡률 M은 식 (16)과 같다.

$$k_4 = M = \frac{(k_1 + k_2)}{2} = \frac{(Eg - 2Ff + Ge)}{2(EG - F^2)} \quad (16)$$

본 논문에서는 주 곡률, K 그리고 M의 부호가 아닌 곡률 값 변화 특성을 이용하고자 한다. K와 M의 정의식은 위와 같으며 일반 표면 곡률을 k라 할 때, k와 가우스 곡률(K) 및 평균 곡률(M) 사이의 관계는 식 (17)과 식 (18)과 같다.

$$k^2 + 2Mk + K = 0 \quad (17)$$

$$k_1 = M - (M^2 - K)^{1/2}, \quad k_2 = M + (M^2 - K)^{1/2} \quad (18)$$

위의 정의로, 만약 표면 곡선이 주어진 방향에서 아래로 볼록하다면, 그 방향에서 표면 곡률 값은 양이 된다. 만약 곡선이 위로 볼록하다면 그 방향에서 표면 곡률 값은 음이 된다.

3. 패턴의 분류

본 논문은 앞서 실시한 입력 영상에 대한 보행자의 특징 벡터를 이용하여 보행자를 검출 하기위해 아다부스트 알고리즘을 사용하였다[11]. 아다부스트의 기본 알고리즘은 약한 분류기(Weak Classifier)를 선형적 결합에 의해 강한 분류기(Strong Classifier)로 생성하고자 한다. 즉 약한 분류기를 학습 시킨 후 올바르게 분류된 데이터에 대해서는 낮은 여러 가중치가 부과되고 올바르게 분류된 데이터에 대해서는 높은 여러 가중치

를 부과하는 것이다. 이는 실시간 검출에 있어서 기존의 방법에 비해 뛰어난 성능을 보이며, 복잡하고 다양한 배경에서 강인하게 보행자를 추출할 수 있는 장점을 가지고 있다. 이러한 점을 고려하여 본 연구에서는 보행자를 검출하기 위해 아다부스트 알고리즘을 사용하였으며, 과정을 요약해보면 다음과 같다.

단계 1. 입력 - 보행자(+1)와 비보행자(-1)
 훈련영상 집합 : $(x_1, y_1) \dots (x_n, y_n)$,
 여기서 $y_i = +1, -1$ 이다

단계 2. 가중치 초기화

$$w_{1,i} = \begin{cases} \frac{1}{2m} & y_i = +1 \\ \frac{1}{2l} & y_i = -1 \end{cases}$$

단계 3. 반복 $t=1 \dots T$

(1) 가중치 정규화

$$w_{t,i} = \frac{w_{t,i}}{\sum_{j=1}^n w_{t,j}}$$

$w_{t,i}$ 는 t 번째 약한 분류기에 입력되는 i 번째 훈련영상의 가중치를 의미한다.
 각각의 특징점 j 에 대해서 약한 분류기 h_j 를 학습시킨다.

(2) 약한 분류기(h_j)의 에러 계산

$$\epsilon_j = \sum_i w_{t,i} |h_j(x_i) - y_i|$$

(3) 분류기 선택
 최저 오류값 ϵ_t 을 가지는 약한 분류기 h_j 를 선택한다.

(4) 가중치 갱신

$$w_{t+1,i} = w_{t,i} \beta_i^{1-\epsilon_i}$$

여기서 만약 입력영상 x_i 가 정확하게 분류되었다면 $\epsilon_i = 0$, 그렇지 않으면 $\epsilon_i = 1$ 이다.
 그리고 $\beta = \frac{\epsilon_t}{1-\epsilon_t}$ 이다.

(5) 최종적으로 강한 분류기

$$h(x) = \begin{cases} 1 & \sum_{i=1}^T \alpha_i h_i(x) \geq 0.5 \sum_{i=1}^T \alpha_i \\ 0 & \text{Otherwise} \end{cases}$$

여기서 $\alpha_i = \log(1/\beta_i)$

1단계에서 초기 입력값 x 는 훈련 영상이며, y 는 보행자(+1)와 비보행자(-1)의 구분을 나타낸다. 2단계에서는 가중치 초기화를 실시한다. 3단계는 약한 분류기를 생성하는 단계이다. 이 단계에서는 최소 에러를 가지는 약한 분류기를 선택하는 단계이며, 이 분류기에 가중치를 부과한다. 이때 가중치 부과는 잘못 분류된 훈련 영상은 가중치 $w(i)$ 를 증가시키고, 옳게 분류된 훈련 영상은 가중치 $w(i)$ 를 감소시킨다. 이는 초기에 선택된 특징들은 쉽게 구별할 수 있는 역할을 담당 하지만 후반 부에 선택된 특징들은 구별이 어려우므로 이를 담당하기 위한 것이다.

4. 2단계 연속 방법

본 논문에서는 아다부스트 알고리즘을 이용한 2단계 연속 방법을 제안한다. 기존의 방법에는 1개 혹은 히든 계층에 의해 특징을 추출 한 후 분류기, 즉 아다부스트 혹은 SVM을 이용하여 보행자 및 비보행자를 분류 및 인식하는 방법을 사용하고 있다. 본 논문이 제안하고 있는 방법은 2차적 분류 방법과 각각의 분류에서 전혀 다른 특징 벡터를 이용하는 것이다. 이는 인식률을 향상시킬 수 있었으며, 오인식에 의한 인식을 저하를 서로 보완적인 역할에 의해 높은 인식률을 끌어 올렸다. 아래 그림 3은 본 논문에서 제안한 2단계 연속 방법을 나타내고 있다.

5. 실험 및 결과

본 논문에서는 펜티엄 3.1Ghz의 일반 사용자 컴퓨터 환경을 실험하였다. 사용된 데이터는 MIT공대에서 제공하고 있는 BMP 파일 형태로 된 보행자 사진 924장 중 900장의 명암도 영상으로 변환된 영상과 보행자가 포함되지 않은 임의의 명암도 영상에서 추출된 비보행자 사진 900장을 사용하였으며, 영상의 크기는 128x64를 적용하였다. 보행자 영상 30장과 비보행자 영상 30장

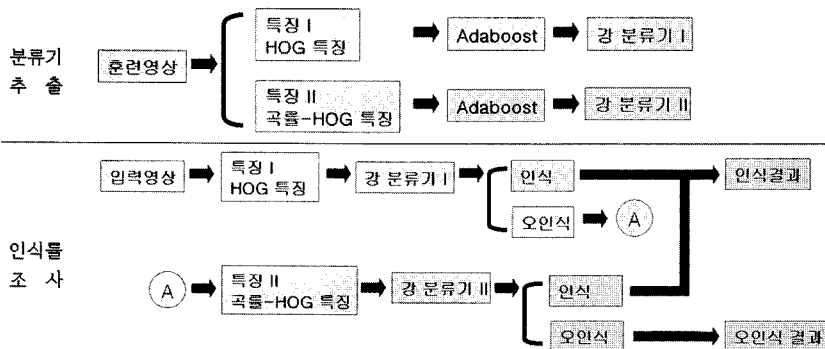


그림 3 연속 방식에 의한 보행자/비보행자 인식 흐름도

의 예를 그림 4에 나타냈고, 또한 그림 5에 보행자/비보행자 오인식 영상의 예를 나타내었다. 본 논문에서는 3가지 종류의 강한 분류기의 아다부스트를 생성하였다. 첫 번째 강한 분류기는 보행자 영상 250개와 비보행자 영상 250개를 이용하였으며, 전체 500개의 훈련영상이다. 두 번째 강한 분류기는 보행자 영상 300개와 비보행자 영상 300개를 이용하였으며, 전체 600개의 훈련 영상이다. 그리고 세 번째 강한 분류기는 보행자 영상 500개와 비보행자 영상 500개를 이용하였으며, 전체 1000개의 훈련 영상이다. 그리고 실험을 위한 입력 영상은 보행자 전체 영상 개수와 비보행자 전체 영상 개수가

운데서 훈련 영상으로 사용한 나머지 영상 650개씩, 600개씩 그리고 400개씩을 각각 이용하였다. 보행자/비보행자 검출을 위한 특징을 추출하기 위해 앞 절에서 설명한 HOG 방법을 이용하여 1장의 영상으로부터 6,804개의 특징을 추출하였다. 그리고 곡률-HOG의 경우는 1장의 영상으로부터 4가지 곡률 성분인 최소곡률(K1), 최대곡률(K2), 가우스곡률(K) 그리고 평균곡률(M)을 각각 추출하여 HOG 과정을 거쳐 각각 6,804개의 특징을 추출하였다. 각 곡률 특징에 대한 예를 그림 6에 나타내었으며, 이는 특징 값이 0 이상인 경우에 대한 것이다. 각각의 실험에 대해 훈련 영상 개수에 따른 실험 결과를 그림 7, 그림 8 그리고 그림 9 및 표 1에 나타내었다. 여기서 P는 보행자를 의미하며, NP는 비보행자를 의미한다.

입력 영상으로부터 HOG 특징만을 이용하여 아다부스트 알고리즘에 의한 강한 분류기를 사용한 보행자/비보행자의 검출 결과를 그림 7에 나타내었다. 실험결과 보행자의 경우 98% 이상의 검출 능력을 보였으며, 비보행자의 경우는 훈련 영상 개수가 400개일 경우 약 84%을 보였으나 훈련 영상 개수가 많을수록 96% 이상이 검출되었다. 보행자/ 비보행자의 오인식 결과 예를 그림 5에 나타내었다. 원 영상에서 배경이 계단인 경우 그리고 보행자가 다른 물체와 같이 붙어있는 경우들이 잘 식별되지 않았으며, 비보행자의 경우는 원 영상에서 나무숲을 일부 이루는 경우 그리고 원 영상이 전체적으로 어두운 경우가 잘 식별되지 않았다.



그림 4 보행자 입력 영상과 비보행자 입력 영상 예

	영상1		영상2		영상3		영상4	
	원 영상	HOG	원 영상	HOG	원 영상	HOG	원 영상	HOG
보행자 오인식								
비보행자 오인식								

그림 5 보행자/비보행자 오인식 영상의 예

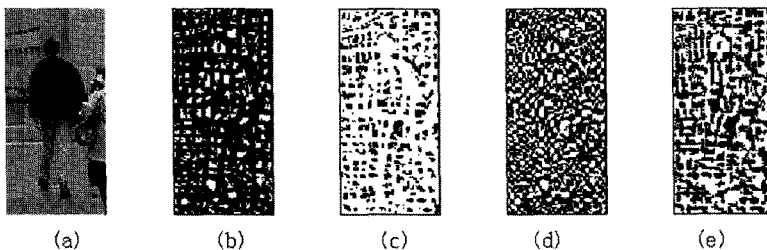


그림 6 영상에 대한 4가지 곡률 영상(특징값 "0"이상) (a) 원 영상, (b) 최소곡률, (c) 최대곡률, (d) 가우스곡률, (e) 평균곡률

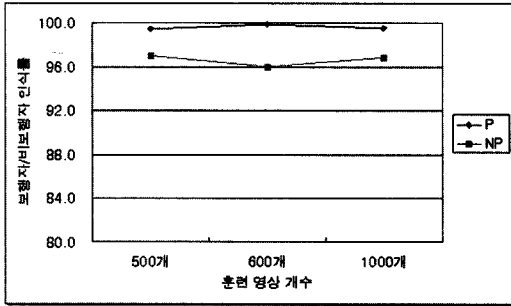


그림 7 HOG를 이용한 보행자/비보행자 인식 결과

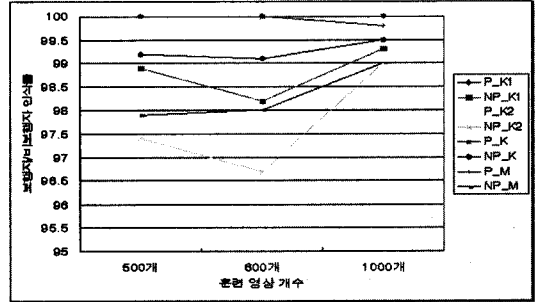


그림 9 훈련 영상 개수에 따른 곡률-HOG의 연속 방법

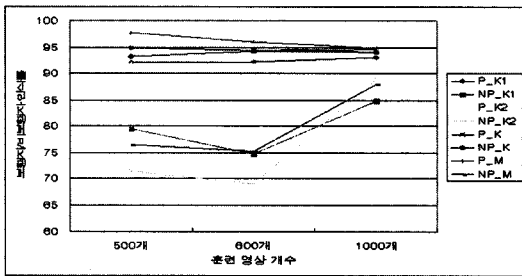


그림 8 곡률-HOG를 이용한 보행자/비보행자 인식 결과

곡률은 2.2절에서 설명한 것처럼 하나의 픽셀에서 4가지의 곡률 성분을 알 수 있으며, 본 논문에서 사용된 입력 영상에 대한 예를 그림 6에 나타내었다. 본 논문에서는 비교를 위해 우선, 기존의 HOG 방법에 의한 보행자/비보행자의 인식 결과를 그림 7에 나타내었다. 다음으로, 이러한 곡률 성분을 이용하여 새로운 곡률-HOG 특성을 얻은 후, 이들 성분 값을 이용한 곡률-HOG 방법에 대한 아다부스트 분류 결과를 그림 8에 나타내었다. 실험 결과 보행자 검출인 경우는 평균 곡률이 훈련 영상 500개인 경우가 가장 높게(97.7%, 15개 오인식) 나타났으며, 비보행자인 경우는 가우스 곡률이 훈련 영상 600개인 경우가 가장 높은(94%, 24개 오인식) 결과를 보였다. 가장 낮은 인식률을 나타낸 보행자 실험결과는 훈련 영상 600개의 K2(그림 8에서 P_K2 선분)인 경우로서, 91.7%(50개 오인식)을 나타내었으며, 그리고 가장 낮은 인식률을 보인 비보행자 실험 결과는 훈련 영상 600개의 K2(그림 8에서 NP_K2 선분)인 경우이며 69% (186개 오인식)의 인식률을 나타내었다.

HOG 방법만 이용했을 경우, 보행자의 검출확률은 아주 높게 나타났으나, 비 보행자의 경우 보행자의 검출률에 비해 높게 나타나지 못했다. 그래서 본 논문에서는 두 가지의 특성을 연속 방법을 이용한 2단계 아다부스트 알고리즘에 의한 보행자 및 비보행자 검출 방법을 제안하게 되었다. 이는 4절의 그림 3에 나타난 순서도처럼 먼저 1차적으로 하나의 특성을 이용하여 1단계 아다부스트 알고리즘을 실시한 후 오인식된 영상에 대하여 2차적인 다른 특성을 가진 특징 벡터를 적용하여 2단계 아다부스트 알고리즘을 실시하는 것이다. 본 논문에서 제안한 방법의 실험 결과를 표 1과 그림 9에 나타내었다. 보행자의 경우는 최소 곡률과 가우스 곡률은 100%의 인식 결과를 보였으며, 최대 곡률은 훈련 영상 개수가 500개와 1000개인 경우 99.8% 이상(1개 오인식)의 인식률을 보였으며, 훈련 영상 개수 600개인 경우에 의한 보행자/비보행자 인식 결과(단위 %)의 인식률을 나타내었다. 평균 곡률의 경우는 훈련 영상 개수 1,000개인 경우 99.8%(1개 오인식)의 인식결과를 보였으며, 나머지는 모두 100%의 인식 결과를 나타내었다.

동일한 MIT 데이터를 이용한 실험에서는 M. Peder-soli 등[15]는 HOG 특징에 가우시안 무게를 마스크로 사용하여 실험하였으며, false positive per window(FPPW)가 10^{-4} 인 경우 85%이상의 검출 성능을 보였다. 그리고 국부적 영역에 대해 부가된 가중치의 조합을 이용하여 특징을 추출한 P. Sabzmeydani 등[16]의 실험에서는 FPPW가 10^{-6} 인 경우 86%의 검출 결과를 나타내었다.

곡률의 측면에서는 가우스 곡률이 보행자와 비보행자에 대해 각각 가장 높게 나타났으며, 최대곡률인 경우가

표 1 곡률-HOG의 연속 방법에 의한 보행자/비보행자 인식 결과(단위 %)

훈련 영상 개수 \ 곡률	K1		K2		K		M	
	P_K1	NP_K1	P_K2	NP_K2	P_K	NP_K	P_M	NP_M
500개	100	98.9	99.9	97.4	100	99.2	100	97.9
600개	100	98.2	100	96.7	100	99.1	100	98
1000개	100	99.3	99.8	99	100	99.5	99.8	99

전체적으로 타 곡률에 비해 조금 낮은 인식률을 나타내었다. 또한 이 곡률-HOG의 연속 방법에 의한 보행자/비보행자의 인식률은 앞에서 실시한 이전 방식의 HOG 보다는 보행자와 비보행자에 대해 향상된 인식률을 나타내었으며, 곡률-HOG보다는 훨씬 높은 인식 결과를 나타내었다. 훈련 영상 개수는 그림 9에 나타낸 것처럼 1,000개인 경우가 평균적으로 높게 나타났으며, 이는 훈련 개수를 높임으로써 보다 높고 안정된 인식률을 얻을 수 있다는 것을 암시한다.

6. 결론

지능화 자동차의 연구에서 보행자 검출 및 인식은 인명 사고를 미연에 방지하는 아주 중요한 연구 부분 중의 하나이다. 지금까지의 연구에서는 하나의 특징을 추출하여 보행자/비보행자를 검출하는 방법을 많이 사용하여왔다. 논문에서는 두 가지의 특징 벡터를 연속으로 적용하는 방법에 의한 2단계 아다부스트 알고리즘을 적용하여 기존의 보행자/비보행자 인식률보다 높은 인식률을 획득할 수 있었다. 이전에 사용된 특징 외에 논문에서 제안한 특징 벡터는 각각의 픽셀이 가지는 네 가지 곡률 성분을 이용한 새로운 형태의 곡률-HOG 특징 벡터를 제안하였다. 제안된 방법의 실험을 위해 훈련 영상을 이용하여 두 가지의 특징 벡터를 각각 추출한 후 아다부스트 알고리즘을 이용하여 강한 분류기를 각각 획득한다. 그리고 입력 영상으로부터 하나의 특징 벡터 추출한 후 1단계에서 강한 분류기를 이용하여 인식과 오인식을 분류한다. 2단계에서는 1단계에서 오인식된 영상에 대해서 곡률-HOG 특징 벡터와 이에 대한 강한 분류기를 이용하여 최종적으로 인식 여부를 판단하는 실험을 하였다. 제안된 알고리즘을 이용한 결과 기존의 1단계만을 이용했을 때 보다 상당히 높은 인식 결과를 나타내었으며, 동일 데이터에 대한 비교 실험에서도 인식 능력이 높다는 것을 확인할 수 있었다. 향후 과제로는 다른 특징 벡터의 고려와 셀 및 블록의 크기에 따른 변화도 조사해야 할 것 같다.

참고 문헌

- [1] Paisitkriangkrai, S., Shen, C. and Zhang J., "Fast Pedestrian Detection Using a Cascade of Boosted Covariance Features," *IEEE Trans. Circuit and System for Video Technology*, vol.18, no.8, pp.1140-1151, 2008.
- [2] Enzweiler, M. and Gavrila, D., "Monocular Pedestrian Detection: Survey and Experiments," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* (available online: *IEEE Computer Society Digital Library*, <http://doi.ieeecomputersociety.org/10.1109/TPAMI.2008.260>), 2009.
- [3] Lim, J. S., and Kim, W. H., "Multiple Pedestrians Detection and Tracking using Color Information from a Moving Camera," *Journal of KIPS : Korea Information and Applications B*, vol.11-B, no.3, pp.317-326, 2004. (in Korean)
- [4] Broggi, A., Bertozzi, M. and Fascioli, A., "Shape-based Pedestrian Detection," *Proc. of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium 2000*, pp.215-220, 2000.
- [5] Mählich, M., Oberländer, M., Löhlein, O., Gavrila, D. and Ritter W., "A multiple detector approach to low-resolution for pedestrian recognition," *In Procs. IEEE Intelligent Vehicles Symposium 2005*, pp.23-28, 2005.
- [6] Gavrila, D. M., "Pedestrian Detection from a Moving Vehicle," *In Procs. of European Conference on Computer Vision*, vol.2, pp.37-49, 2000.
- [7] Curio, C., Edelbrunner, J., Kalinke, T., Tzomakas, C. and von Seelen, W., "Walking Pedestrian Recognition," *IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems*, vol.1, no.3, pp.155-163, 2000.
- [8] Papageorgiou, C. and Poggio, T., "A trainable system for object detection," *International Journal of Computer Vision*, vol.38, no.1, pp.15-33, 2000.
- [9] Fransens, R., Depoortere, V. and Prins, J. D., "Boundary based feature selection," *Technical report, KU. Leuven*, 2002.
- [10] Gavrila, D. and Philomin, V., "Real-time object detection for "smart" vehicles," *In IEEE International Conference on Computer Vision*, pp.87-93, 1999.
- [11] Viola, P., Jones, M. and Snow, D., "Detecting pedestrians using patterns of motion and appearance," *International Journal of Computer Vision*, vol.63, no.2, pp.153-161, 2005.
- [12] Ronfard, R., Schmid, C. and Triggs, B., "Learning to parse pictures of people," *The 7th ECCV*, vol.IV, pp.700-714, 2002.
- [13] 松島千佳, 山内悠嗣, 山下隆義, 藤吉弘亘, "人検出のためのReal daBoostに基づくHOG特微量の効率的な削減法," *情報処理学会研究報告*, pp.1-8, 2009.
- [14] Peet, F. G. and Sahota, T. S., "Surface Curvature as a Measure of Image Texture," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 7, no. 6, pp.734-738, 1985.
- [15] Pedersoli, M., González, J., Chakraborty, B. and Villanueva, J. J., "Enhancing Real-Time Human Detection Based on Histograms of Oriented Gradients," *Advances in Soft Computing*, vol.45/2008, pp.739-746, 2008.
- [16] Sabzmeydani, P. and Mori, G., "Detecting Pedestrians by Learning Shapelet Features," *IEEE Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.1-8, 2007.



이영학

1988년 2월 영남대학교 전자공학과 학사
1991년 2월 영남대학교 전자공학과 대학
원 석사. 2003년 8월 영남대학교 전자공
학과 대학원 박사. 1991년 1월~1995년
9월 LG정밀(주) 용인연구소 주임 연구원
2004년 9월~2009년 8월 영남대학교 객
원교수. 2005년 11월~2006년 10월 학술진흥재단 해외포닥
(Cardiff Univ.). 2010년 3월~현재 경운대학교 교수. 관심
분야는 영상처리, 패턴 및 생체 인식, 로봇비전, 임베디드
비전 시스템



고주영

1989년 효성여자대학교 의류학과 학사
1994년 효성여자대학교 의류학과 석사
2004년 국립안동대학교 멀티미디어공학
전공 석사. 2010년 국립안동대학교 멀티
미디어공학전공 박사. 현재 국립안동대학
교 교육개발센터 외래강사. 관심분야는
멀티미디어응용, 이러닝



석정희

2001년 2월 경북대학교 전자공학과 학사
2003년 2월 경북대학교 전자공학과 대학
원 석사. 2007년 2월 경북대학교 전자공
학과 대학원 박사. 2007년 3월~현재 한
국전자통신연구원 선임연구원. 관심분야
는 영상처리, 패턴인식, 멀티미디어 코덱,
임베디드 시스템, 병렬처리 시스템



노대문

1984년 2월 경북대학교 전자공학과 학사
1986년 8월 경북대학교 전자공학과 대학
원 석사. 1998년 2월 경북대학교 전자공
학과 대학원 박사. 1986년 9월~1988년
1월: 삼성종합기술원 연구원. 1988년 2
월~현재 한국전자통신연구원 책임연구
원. 관심분야는 SoC 설계, 멀티미디어 코덱, 영상 처리, 반
도체 소자 및 공정



심재창

1987년 2월 경북대학교 전자공학과 학사
1990년 2월 경북대학교 전자공학과 대학
원 석사. 1993년 8월 경북대학교 전자공
학과 대학원 박사. 1994년 3월~현재 국
립안동대학교 컴퓨터공학과 교수. 1997
년~1999년 IBM T. J. Watson 연구소
연구원. 2005년~2006년 미국 프린스턴대학교 Visiting
Fellow Professor. 관심분야는 영상처리, 패턴인식, 임베디
드 비전시스템