

# 지능형 휠체어 적용을 위해 Haar-like의 기울기 특징을 이용한 아다부스트 알고리즘 기반의 보행자 인식

이상훈<sup>1</sup>, 박상희<sup>2</sup>, 이영학<sup>3</sup>, 서희돈<sup>4</sup>

<sup>1</sup>영남대학교 전자공학과,

<sup>2</sup>대구사이버대학교 언어치료학과,

<sup>3</sup>경운대학교 디지털전자공학과,

<sup>4</sup>영남대학교 전자공학과

## Pedestrian recognition using differential Haar-like feature based on Adaboost algorithm to apply intelligence wheelchair

Sang-Hun Lee<sup>1</sup>, Sang-Hee Park<sup>2</sup>, Yeung-Hak Lee<sup>3</sup>, Hee-Don Seo<sup>4</sup>

<sup>1</sup>Yeungnam University, Department of Electronic Engineering Graduate School

<sup>2</sup>DaeguCyber University, Department of Speech and Language Pathology

<sup>3</sup>Kyungwoon University, Department of Digital Electronic Engineering

<sup>4</sup>Yeungnam University, Department of Electronic Engineering Graduate School

(Received October 11, 2010. Accepted November 22, 2010)

### Abstract

In this paper, we suggest an advanced algorithm, to recognize pedestrian/non-pedestrian using differential haar-like feature, which applies Adaboost algorithm to make a strong classification from weak classifications. First, we extract two feature vectors: horizontal haar-like feature and vertical haar-like feature. For the next, we calculate the proposed feature vector using differential haar-like method. And then, a strong classification needs to be obtained from weak classifications for composite recognition method using the differential area of horizontal and vertical haar-like. In the proposed method, we use one feature vector and one strong classification for the first stage of recognition. Based on our experiment, the proposed algorithm shows higher recognition rate compared to the traditional method for the pedestrian and non-pedestrian.

**Key words :** haar-like method, Adaboost algorithm

## 1. 서론

정 보화 산업의 발달은 IT산업을 더욱 성장시키고 있으며, 이를 바탕으로 하는 IT 융합 산업 분야로 확산되고 있다. 또한 의료 기술의 발달로 인하여 고령인구의 수가 매년 증가하고 있으며, 노인이나 장애인 그리고 특수 환자들을 돕기 위한 보다 지능화된 휠체어가 점점 요구되고 있으며, 이중 휠체어 및 스쿠터 등은 이동성을 보장하는 대표적인 시스템이다. 기존 휠체어는 신체적 제약을 가진 사용자에게 운전조작을 위한 많은 부하를 요구하고 있어 이를 해결하기 위한 보다 나은 지능형 휠체어가 제안되었다[1-4].

지능형 휠체어의 운전조작 및 장애물 인식에 관해서는 두 가지로 분류할 수 있다. 첫 번째는 미리 기억된 지도를 참조하여 정해진 장소로 경로를 따라 장애물을 피해서 가는 방법이다. 두 번째는 좁고 군중이 있는 지역을 카메라 센서, 초음파 또는 기타 센서들을 이용하여 목적지로 가는 것이다[5].

위의 두 방법에 공통으로 적용되는 것은 휠체어를 제어하기에 앞서 먼저 물체나 사람(보행자)을 인식해야 하는 것이다. 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),

Corresponding Author : 박상희  
경상북도 경산시 진량읍 내리리 15번지 대구사이버대학교  
Tel : +82-53-850-4091 / Fax : +82-53-850-4019  
E-mail : 49811097@hanmail.net

신경망, 아다부스트 알고리즘이 많이 적용되고 있다. 또한, Chung-Rong Huang 등은 HOG, Contrast Context Histogram(CCH) 그리고 아다부스트를 Cascaded Decision Tree를 이용하여 약 92% 이상의 인식률을 얻은 연구결과가 있다[10].

본 논문에서는 지능형 휠체어의 보행자 검출을 위한 특징을 획득하기 위해 기존의 Haar-like 특징이 갖고 있는 제한된 물리적 구조에서 발생하는 많은 양의 특징 개수와 수행 속도를 개선하기 위해 새로운 형태의 Haar-like 특징을 적용한 기울기(gradient) 특징을 제안한다. 제안된 방법은 기존의 많은 특징 개수 획득하기 위해 사용된 Haar-like보다 적은 수의 특징을 이용하여 보행자 및 비보행자의 많은 특징 검출 능력을 향상시켰다. 2장에서는 특징 추출을 위한 Haar-like 방법을 설명하며, 3장에서는 분류에 사용된 아다부스트 알고리즘을 서술하고, 실험 및 결과를 4장에 그리고 5장에 결론을 나타내었다.

## II. Haar-like 특징 추출

### A. Haar-like 특징

Haar-like 특징은 Viola와 Jones에 의해 적분 이미지를 통해 빠른 속도로 계산하여 얼굴 검출에 적용된 방법이다[8]. Haar-like 특징은 하나의 사각형(검은색) 위치와 가로, 세로 크기가 정해진 후 이와 같은 크기의 사각형(흰색)을 가로, 세로 그리고 대각 등으로 붙여서 두 개의 면적을 구하여 이용하는 방법이다. 그림 1에 가장 일반적인 Haar-like 특징 마스크를 나타내었다. 이를 통해 보행자 특징 추출 결과를 얻을 수 있다.

### B. 적분 영상

Haar-like 특징들은 직사각형 형태를 이루므로 적분법에 의한 계산을 이용하면 매우 빠른 속도로 계산 될 수 있다. 원 영상에서 임의의 화소  $(x, y)$ 에서의 적분 이미지 값은 영상의 왼쪽 위 끝점부터 화소  $(x, y)$ 까지의 픽셀값들의 합이다. 임의의 화소  $(x, y)$ 에 대한 적분 이미지  $h(x, y)$ 는 식 1과 같다.

$$h(x, y) = \sum_{x'=0}^{x-1} \sum_{y'=0}^{y-1} i(x', y') \quad (1)$$

$h(x, y)$ 는 적분 영상에서  $x, y$ 좌표에서의 값을 의미하며,  $i(x, y)$ 는 원 영상에서  $x, y$  좌표에서의 밝기 값이다. 이  $h(x, y)$  값은 좌표 0, 0에서부터  $x, y$ 좌표까지 사각형을 그렸을 때 이 사각



그림 1. Haar-like 특징 마스크 종류 (a) 수직 특징 성분, (b) 수평 특징 성분, (c) 좀 더 넓은 수직 특징 성분, (d) 대각 특징 성분

Fig. 1. Types of Haar-like feature masks

형 영역이 포함하고 있는 영역내의 모든 화소들의 밝기 값을 합한 것을 해당 좌표에 나타낸 것이다. 원 영상을 적분 영상으로 변환하는데 시간이 소요되지만, 적분 영상이 생성되면 Haar-like 특징이나 Haar-like 특징의 기울기 특징 값 계산은 식 2와 같이 4번의 연산만으로 빠르게 계산 할 수 있다.

$$S(x, y) = \sum_{x=x_1}^{x_4} \sum_{y=y_1}^{y_4} i(x, y) = h(x_4, y_4) + h(x_1 - 1, y_1 - 1) - h(x_2, y_2 - 1) - h(x_3 - 1, y_3) \quad (2)$$

## III. 아다부스트 알고리즘

본 논문은 앞서 실시한 입력 영상에 대한 보행자의 특징 벡터를 이용하여 보행자를 검출 하기 위해 아다부스트 알고리즘을 사용하였다[6]. 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 가중치를 부과 하는 것으로, 실시간 검출에 있어서 기존의 방법에 비해 성능이 뛰어나며, 복잡하고 다양한 배경에서 강인하게 보행자를 추출 할 수 있는 장점이 있다. 본 논문에서 적용된 아다부스트 알고리즘 과정을 요약해보면 다음과 같다.

단계 1. 입력 - 보행자(+1)와 비보행자(-1)

훈련영상 집합:  $(x_1, y_1) \cdots (x_n, y_n)$ ,

여기서  $y_i = +1, -1$  이다

단계 2. 가중치 초기화

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

(여기서  $m$ 과  $l$ 은 보행자와 비보행의 수이다)

단계 3. 반복  $t=1 \cdots T$

(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

$$\epsilon_j = \sum_i w_i |h_j(x_i) - y_i|$$

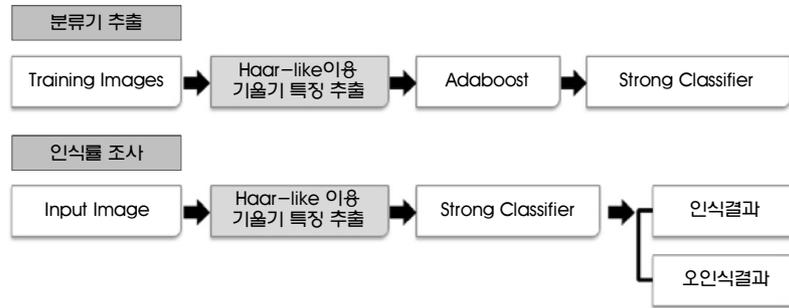


그림 2. 인식 실험 순서도  
Fig. 2. Flow chart of recognition experiment

- (3) 분류기 선택  
최저 오류값  $\epsilon_t$ 을 가지는 약한 분류기  $h_j$ 를 선택한다.
- (4) 가중치 갱신

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

여기서 만약 입력영상  $x_i$ 가 정확하게 분류 되었다면

$\epsilon_i = 0$ , 그렇지 않으면  $\epsilon_i = 1$ 이다. 그리고  $\beta = \frac{\epsilon_t}{1 - \epsilon_t}$ 이다

- (5) 최종적으로 강한 분류기

$$h(x) = \begin{cases} 1 & \sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x) \geq 0.5 \sum_{t=1}^T \alpha_t \\ 0 & \text{Otherwise} \end{cases}$$

여기서  $\alpha_t = \log(1/\beta_t)$

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 분

류기에 가중치를 부과한다. 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 담당하지만 후반 부에 선택된 특징들은 구별이 어려우므로 이를 담당하기 위한 것이다.

강한 분류기를 이용한 인식 실험 순서도를 그림 2에 나타내었다.

#### IV. 실험 및 결과

본 논문에서는 펜티엄 3.1Ghz의 일반 사용자 컴퓨터 환경에서 실험하였다. 사용된 데이터는 MIT공대에서 제공하고 있는 BMP 파일 형태로 된 보행자 사진 924장중 900장의 명암도 영상으로 변환된 영상과 보행자가 포함되지 않은 임의의 명암도 영상에서 추출된 비보행자 사진 900장을 사용하였으며, 영상의 크기는 128x64를 적용하였다. 보행자 영상 20장과 비보행자 영상 20장의 예를 그림 3에 나타내었다.

또한, 훈련과정에서 3가지 종류의 강한 분류기의 아다부스트를 생성하였다. 첫 번째 강한 분류기는 보행자 영상 250개와 비보행자 영상 250개를 이용하였다. 두 번째 강한 분류기는 보행자 영상



그림 3. 보행자 입력 영상과 비보행자 입력 영상 예  
Fig. 3. Examples of pedestrain input image and non-pedestrian input image

300개와 비보행자 영상 300개를 이용하였다. 그리고 세 번째 강한 분류기는 보행자 영상 500개와 비보행자 영상 500개를 이용하였다. 그리고 실험을 위한 입력 영상은 보행자 전체 영상 개수와 비보행자 전체 영상 개수 가운데서 훈련 영상으로 사용한 나머지 영상 650개씩, 600개씩 그리고 400개씩을 각각 이용하였다.

먼저 전통적인 수평과 수직의 Haar-like 특징을 이용하여 보행자/비보행자 검출을 위해 2.1절의 그림 1 (b)에 대해 사각형의 면적 구성을 그림 5와 같이 나타내었다.

그림 4에서 숫자는 영상에서의 픽셀 수를 의미한다. 그림 4 (a)인 경우 검은 사각형과 흰 사각형의 면적은 가로 2 픽셀, 세로 2픽셀을 의미한다. 전체 영상 128x64로부터 이동되는 윈도우의 크기는 16x16으로 하였으며, 이동 거리는 8픽셀과 16픽셀 두 가지를 실험 하였다. 16x16 윈도우와 이동거리 16픽셀인 경우 최대 153개 그리고 최소 118개의 특징 개수가 얻어진다. 이 경우 전체 특징 개수는 4,719개 이며, 이동거리 8픽셀의 경우, 16x16 윈도우에 대해 얻어진 전체 특징의 개수는 17,000개 이다.

첫 번째 실험은 그림 4에 나타난 수평 특징과 수직 특징에 대한 각각의 실험이며, 실험 결과를 그림 5 와 그림 6에 나타내었다. 그림 5와 그림 6에서 ‘P\_H’와 ‘P\_V’는 수평특징과 수직특징을 사용

한 보행자를 의미하며 그리고 ‘NP\_H’와 ‘NP\_V’는 수평특징과 수직 특징을 사용한 비보행자를 의미한다. 윈도우의 움직이는 거리가 이동거리 16 픽셀인 경우 중복되는 부분이 없지만, 이동거리 8픽셀인 경우는 윈도우 크기가 16x16이므로 8픽셀의 중복성을 가지고 있다. 이동 거리 8픽셀 실험에서, 수평 특징을 이용한 보행자 (P\_H)의 인식률은 95% 이상을 나타내지만 수직 특징을 이용한 보행자(P\_V)의 경우는 수평 특징 보다는 훨씬 낮은 인식 결과를 나타내었다. 이는 보행자의 수직 특징 성분이 비보행자의 수직 특징 성분으로 검출과정에서 많이 오인식된 것이라 생각된다. 즉 비보행자인 나무의 일부, 전봇대 그리고 건물의 기둥 일부 등이 보행자와 비슷한 특징을 나타내기 때문이다. 그리고 수평 특징을 이용한 비보행자(NP\_H)의 경우 95%이상의 인식 결과를 얻었으며, 수직 특징의 비보행자(NP\_V) 경우 훈련 영상의 개수가 많아질수록 인식률이 떨어지는 경향을 나타내었다. 이는 훈련 영상의 개수가 증가하므로 더 혼란적인 분류화가 이루어졌다는 것을 의미한다. 이동 거리 16 픽셀인 경우 전체적으로 인식률은 약간 상승하였지만, 8픽셀 이동거리의 P\_V를 제외한 나머지에 대해서는 이동 거리 8픽셀과 비슷한 인식률 패턴을 나타내었다.

두 번째 실험에서는 두 개의 haar\_like특징을 같이 사용하여 실

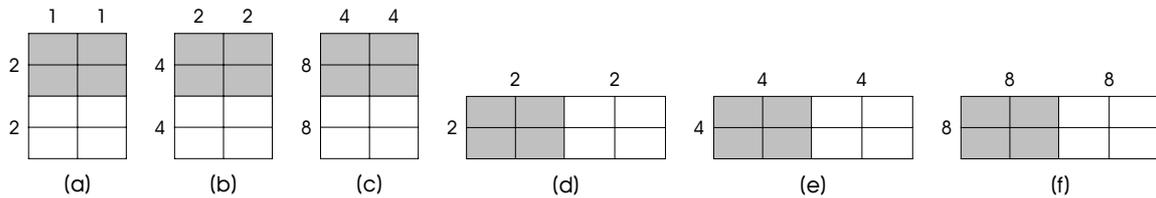


그림 4. Haar-like 특징 픽셀 구성도 : (a), (b), (c) - 수평특징 추출, (d), (e), (f) - 수직특징 추출

Fig. 4. Haar-like feature pixel samples : (a), (b), (c) - Horizontal Feature extraction, (d), (e), (f) - Vertical feature extraction

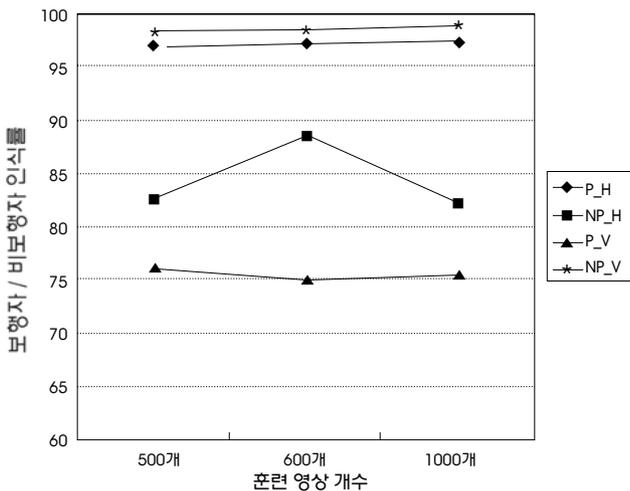


그림 5. 수평과 수직 특징을 사용한 인식률 결과(%) : 이동거리 16픽셀

Fig. 5. Result of recognition rate using horizontal and vertical feature(%) : movement distance 16 pixel

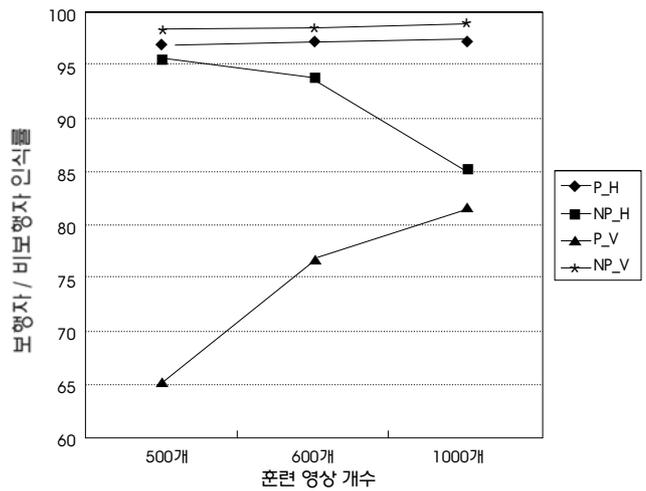


그림 6. 수평과 수직 특징을 사용한 인식률 결과(%) : 이동거리 8픽셀

Fig. 6. Result of recognition rate using horizontal and vertical feature(%) : movement distance 8 pixel

합하였다. 이는 수평과 수직 두 개의 특징을 하나의 특징 파일로 묶어서 표현하며, 특징의 개수가 배 이상이 된다. 실험 결과를 그림 7에 나타내었다. 그림 7에 나타낸 것처럼, 두개의 특징을 모두 이용한 경우 보행자는 최고 98%(훈련영상개수 600개)의 인식률을 나타내었다. 그러나 비보행자의 경우는 최저 70%(훈련 영상 개수 500개) 그리고 최고 86%(훈련 영상 개수 600개)의 인식결과를 나타내었다. 이때 윈도우 이동 거리는 가로 이동거리 8픽셀 그리고 세로 이동거리 16픽셀의 경우이다. 다른 경우, 즉 가로 이동거리와 세로 이동거리 모두 8픽셀 그리고 16픽셀, 가로 이동거리 16픽셀 그리고 세로 이동거리 8픽셀인 경우는 모두 낮은 인식률을 나타내었다.

보행자/비보행자의 오인식 결과 예를 그림 8에 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 전체적으

로 어두운 경우가 잘 식별되지 않았다.

세 번째 실험은 논문에서 제안하는 새로운 특징 추출 방법이다. 그림 5와 그림 6로부터 우리는 공통적인 특징을 발견 할 수 있다. 즉, 수평 특징을 이용한 보행자(P\_H) 인식률과 수직 특징을 이용한 비보행자(NP\_V) 인식률이 높게 나타나고 있다는 것이다. 따라서, 본 논문에서는 수평 특성과 수직 특성의 면적의 크기 변화를 이용한 새로운 방법을 그림 9와 식 3에 나타내었다.

그림 9는 하나의 공통된 면적(A1과 B1)에 대한 가로축과 세로축의 면적 변화를 나타낸 것으로, 가로세로 2x2pixel, 4x4pixel, 8x8pixel크기에 대한 특징을 포함한다. A1, A2, B1 그리고 B2는 각각 면적을 의미한다. 식 3의 m은 가로와 세로에 대한 면적의 기울기 크기값,  $dA = A1 - A2$ ,  $dB = B1 - B2$ 을 각각 나타낸다. 그림 9와 같이 하나의 공통된 면적(A1, B1)에 대한 가로축과 세로축의 면적 변화를 이용하여 그 실험 결과를 그림 10과 표 1에 나타내었다.

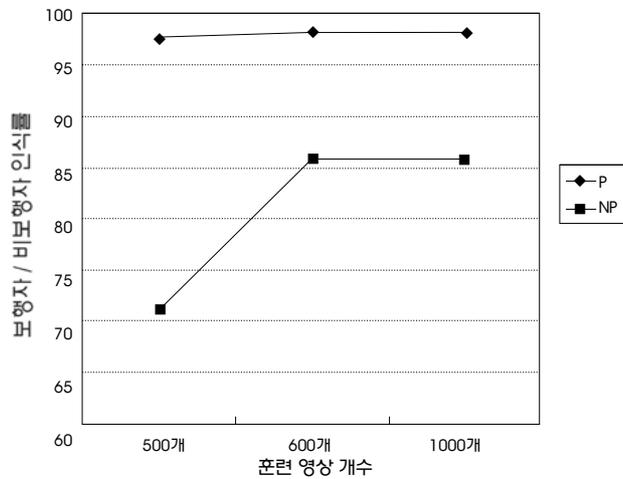
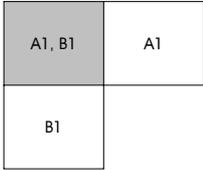


그림 7. 수직 특징과 수평 특징을 모두 이용한 인식 실험 결과 (%)  
 Fig. 7. Result of recognition experiment using both horizontal feature and vertical feature

구분	영상1		영상2		영상3		영상4	
	원 영상	미분영상						
오인식-보행자								
오인식-비보행자								

그림 8. 보행자/비보행자 오인식 영상의 예  
 Fig. 8. Examples of pedestrian and non-pedestrian misrecognition image



$$m = \sqrt{dA^2 - dB^2} \quad (3)$$

그림 9. 면적의 크기 변화를 이용한 특징 추출 방법  
 Fig. 9. Feature extraction method using change of area size

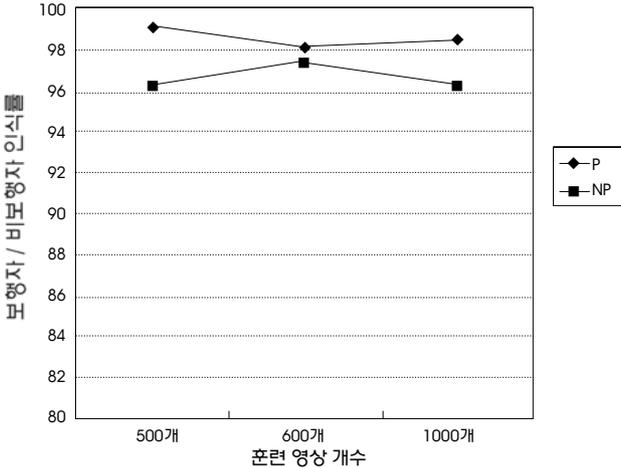


그림 10. 면적의 변화 크기를 이용한 인식을 실험 결과(%)  
 Fig. 10. Result of recognition rate experiment using change of area size

표 1. 면적의 크기 변화를 이용한 인식을 실험 결과(%)

Table 1. Result of recognition rate experiment using change of area size

훈련 영상 개수	보행자(P)	비보행자(NP)
500개	99.1	96.3
600개	98.2	97.5
1000개	98.5	96.3

그림 10과 표 1에서 나타낸 것처럼 본 논문에서 제안한 방법이 기존 방식의 첫 번째 실험과 두 번째 실험 보다 훨씬 좋은 인식률을 나타내었다. 면적 변화 크기(8×16 pixel(수평), 16×8 pixel(수직))에 대한 1개의 마스크를 이용하므로써 보행자의 경우 최고 99.1%(훈련 영상 500개)의 인식률을 나타내었으며, 평균적으로는 약 98.6%의 인식률을 보였다. 비보행자의 경우 최고 97.5%(훈련 영상 600개)의 인식률을 나타내었으며 평균 96.7%의 인식률을 보였다. 두 면적의 기울기 값을 이용 한 본 논문의 제시 방법이 보행자와 비보행자 모두 높은 인식률을 얻을 수 있었다.

M. Pedersoli 등[9]는 MIT 데이터를 이용하여 HOG 특징에 가우시안 무게를 마스크로 사용한 결과 false positive per window(FPPW)가 10<sup>-4</sup>인 경우 85%이상의 검출 성능을 보였으며, 국부적 영역에 대해 부가된 가중치의 조합을 이용하여 특징을 추출한 P. Sabzmejdani 등[7]의 실험에서는 FPPW가 10<sup>-6</sup>인 경우 86%의 검출 결과를 나타내었다.

## V. 결론

지능형 휠체어의 연구에서 보행자 검출 및 인식은 사용자의 미숙한 운전으로 인한 잠재적 사고를 미연에 방지하는 아주 중요한 연구 부분 중의 하나이다. 본 논문에서는 수평 특징과 수직 특징의 면적 기울기 값을 이용하여 특징 개수를 줄이면서 인식률을 향상시키는 방법을 제안 하였다. 제안된 알고리즘을 이용한 결과 기존의 수직이나 수평 특징만을 이용했을 때 보다 보행자와 비보행자의 높은 인식 결과를 나타내었으며, 동일 데이터에 대한 비교 실험에서도 인식 능력이 높다는 것을 확인 할 수 있었다. 향후 과제로는 다른 특징 벡터의 고려와 셀 및 블록의 크기에 따른 변화도 조사해야 할 것 같다.

## 참고문헌

- [1] D. P. Miller and M. G. Slack, "Design and testing of a low-cost robotic wheelchair prototype," *Autonomous Robotics*, vol. 2, pp. 77-88, 1995.
- [2] R. C. Simpson and S. P. Levine, "Adaptive shared control of a smart wheelchair operated by voice control," *Proc. IROS 97*, vol. 2, pp. 622-626, 1997.
- [3] H. A. Yanco and J. Gips, "Preliminary investigation of a semi-autonomous robotic wheelchair directed through electrodes," *Proc. Rehabilitation Engineering Society of North America 1997 Annual Conference*, 1997, pp. 414-416.
- [4] T. Gomi and A. Griffith, "Developing intelligent wheelchairs for the handicapped," *Assistive Technology and Artificial Intelligence, Lecture Notes in AI*, vol. 1458, pp. 150-178, 1998.
- [5] Murakami, Y., Kuno, Y., and Shimada, N., and Shirai, Y., "Intelligent Wheelchair Moving among people based on their observations." *2000 IEEE International Conference*. Nashville, TN, USA, Oct, 2000, pp. 1466-1471.
- [6] 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.
- [7] Y. H. Hong, Y. J. Han, H. S. Hahn, "A Face Detection Method Based on Adaboost Algorithm using New Free Rectangle Feature," *Journal of the Korea Society of Computer and Information*, vol. 15, no. 2, pp. 1-10, 2010.
- [8] P. Viloa and M. Jones, "Robust Real-Time Face Detection," *International Journal of Computer Vision*, vol. 2, pp. 137-154, 2004.
- [9] 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. 45/2007, pp. 739-746, 2007.
- [10] C. R. Huang, P. C. Chung, K. W. Lin and S. C. Tseng, "Wheelchair Detection Using Cascaded Decision Tree," *IEEE Trans Inf Technol Biomed*, vol. 14, pp. 292-300, 2010.