

에지 대칭과 특징 벡터를 이용한 사람 검출 방법

변오성*

Method of Human Detection using Edge Symmetry and Feature Vector

Oh-Sung Byun *

요약

본 논문에서는 단일 입력 영상에서 특징을 추출하여 실시간으로 에지 대칭과 기울기의 방향성 특징을 이용하여 효과적으로 사람을 검출하는 알고리즘을 제안한다. 제안된 알고리즘은 전처리, 사람 후보 영역 분할, 후보 영역 검증인 3단계로 구성되었다. 여기서 전처리 단계는 주변 조도 환경과 밝기에 강인하고, 사람의 특징인 모양 특징 크기, 사람의 조건을 고려한 사람의 특성을 가진 윤곽선을 검출한다. 그리고 사람 후보 영역 분할 단계는 검출된 윤곽선에서 사람의 에지 대칭성과 크기를 가지고 영역을 분리하고, 에이타부스트 알고리즘을 적용하여 1차 후보 영역을 분할한다. 마지막으로 후보 영역 검증 단계는 분할된 국소 영역에 대한 기울기의 특징 벡터 및 분류기를 이용하여 후보 영역을 검증하여 오검출의 성능을 우수하게 한다. 제안된 알고리즘을 적용하여 모의실험을 한 결과, 제안된 알고리즘은 단일 알고리즘을 적용한 기존 알고리즘 보다 처리 속도가 약 1.7배 정도 개선되었으며, FNR(False Negative Rate)은 3% 정도 우수함을 확인하였다.

▶ Keyword : 기울기, 특징 벡터, 에지 대칭, 히스토그램, 에이타부스트

Abstract

In this paper, it is proposed for algorithm to detect human efficiently using a edge symmetry and gradient directional characteristics in realtime by the feature extraction in a single input image. Proposed algorithm is composed of three stages, preprocessing, region partition of human candidates, verification of candidate regions. Here, preprocessing stage is strong the image regardless of the intensity and brightness of surrounding

• 제1저자 : 변오성
• 투고일 : 2011. 07. 06, 심사일 : 2011. 07. 22, 게재확정일 : 2011. 07. 25.
* 현대모비스 기술연구소 (R&D Center, HYUNDAI MOBIS)

environment, also detects a contour with characteristics of human as considering the shape features size and the condition of human for characteristic of human. And stage for region partition of human candidates has separated the region with edge symmetry for human and size in the detected contour, also divided 1st candidates region with applying the adaboost algorithm. Finally, the candidate region verification stage makes excellent the performance for the false detection by verifying the candidate region using feature vector of a gradient for divided local area and classifier. The results of the simulations, which is applying the proposed algorithm, the processing speed of the proposed algorithms is improved approximately 1.7 times, also, the FNR(False Negative Rate) is confirmed to be better 3% than the conventional algorithm which is a single structure algorithm.

▶ Keyword : Gradient, Feature Vector, Edge Symmetry, Histogram, Adaboost

1. 서 론

카메라를 이용하여 실시간으로 사람을 검출하는 연구는 자동 보안 감시 시스템, 로봇 응용, 의학 응용 시스템, 지능형 차량용 등의 다양한 분야에 활용되었다[1-4]. 특히 자동 보안 감시 시스템 분야에서는 보안 및 범죄 예방을 목적으로 사람을 자동으로 검출, 분할, 추적하는 연구가 활발히 진행되고 있다[2]. 그리고 지능형 차량용 분야에서도 사람 검출 연구를 활용하여 차량이 사고 없이 안전하게 운행 하도록 연구가 진행되고 있다[1,3].

사람 검출에 대한 연구를 정리하면 아래와 같이 분류된다. 먼저, 사람을 검출하기 위해 사용되는 카메라 수에 따른 영상 획득 방법은 한 대 카메라를 사용하는 방법[2-12]과 두 대 이상의 카메라를 사용하는 방법[13,15]으로 구분 할 수 있다. 여기서 한 대의 카메라를 사용하는 방법을 단안 카메라 시스템, 두 대 이상의 카메라를 사용하는 방법은 스테레오 카메라 시스템이라고 한다. 현재 대부분의 사람 검출 시스템은 단안 카메라를 이용하며, 영상의 공간적, 시간적 파라미터를 이용한 연구가 진행되고 있다. 이 시스템은 부피가 작고, 가격이 저렴할 수 있으며, 보정을 위한 추가적인 요소가 필요하지 않다는 장점을 가지고 있다.

스테레오 영상 시스템을 이용한 검출 방식은 주로 영상의 깊이 정보를 활용하며, 또한 거리 정보를 쉽게 계산 할 수 있는 장점을 가지고 있으며, Zhao[15]는 스테레오 영상으로부터 불일치 지도(disparity map)를 만들어 영상을 분할하고, 각 영역은 신경망에 입력되어 보행자 여부를 결정하도록 하였다. 그러나 이는 부피가 크고, 가격적으로 고가이며, 카메라를 보정하기위한 알고리즘이 추가로 필요하여 시스템이 복잡해지는 단점을 가지고 있다.

입력 영상의 파장 대역에 따른 영상 획득 방법은 가시광선 대역의 영상을 획득하기 위해 흑백 센서 카메라를 이용한 방법[8-10]과 적외선 대역의 영상을 획득하기 위해 적외선 센서 카메라를 이용한 방법[11,12]으로 분류 할 수 있다. 먼저, 흑백 카메라를 기반으로 Ma 등[8]은 검출 단계와 인식 단계로 나누어 사람을 검출하였다. 검출 단계는 도로 표면의 특성을 이용하여 발 부위를 먼저 검색한 후, 다리의 대칭성 검사를 하여 후보 영역을 획득하였다. 그러나 계산 속도를 빠르게 하기 위해 ROI를 30픽셀 정도로 지나치게 좁은 수평 스트립으로 제한하여 정확도가 낮다는 단점이 있다. 그리고 Tian 등[9]은 380~770nm의 파장대역을 이용해서 야간 보행자 검출을 하였다. 이들은 야간 보행자 검출 시 램프에 가까운 곳에 위치한 보행자는 더 밝고, 먼 곳에 위치한 배경은 어둡다는 것을 가정하였다. 그리고 적응적 문턱치 처리 방식을 이용하여 보행자 후보 영역을 검출하고, 검출된 영역에 대해 모양을 분석하여 보행자 여부 판정을 하였다. 그러나 이 알고리즘은 한적한 교외가 아닌 도시와 같이 배경이 밝거나 복잡한 경우에는 보행자 후보 영역과 배경이 분리되어 나타나지 않으며, 어두운 옷을 입은 보행자는 검출되지 않는 단점을 가지고 있다.

그리고 Tsuji 등[11]은 적외선 대역에서 얻은 영상에서 사람이 가지고 있는 밝기의 문턱치를 이용하여 영역을 검출하고, 이 영역들의 크기로 구별하였다. 또한 Nanda 등[12]은 저해상도 적외선 카메라 시스템을 제안하였으며, 영상을 스캔할 때 확률 템플릿을 사용하여 사람을 검출하였다. 이렇게 적외선 시스템을 이용하면 간단한 알고리즘으로 사람을 쉽게 검출 할 수 있으나, 시스템이 고가이며 정확도를 높이려면 일반 시스템에서와 같이 추가적인 알고리즘이 필요하다는 단점을 가지고 있다.

사람을 검출하는 방법은 모델 기반 방법[2,3], 모양 기반 방법[4-7,14]으로 크게 구분 할 수 있다. 먼저, 움직임에 의하여 인식하는 방법에 사용되는 모델 기반 방법으로 Curio 등[2]

은 인간의 걷는 자세에 대한 워킹 모델을 구축하고 워킹 패턴을 분석해서 검출에 사용하였다. 그러나 이것은 워킹 패턴을 결정하기 위해서 다중 프레임이 필요하며, 또한 다리가 보여야 하고 옆으로 이동하고 있어야 하는 등의 제약을 가지고 있다. 모양 기반 방법은 모양 특징 추출 방법과 특징 분류 방법으로 구분할 수 있다. 특징 추출 방법은 Haar 웨이블렛(Wavelet) 기반 방법[13,16], 기울기의 방향성(Histogram of Oriented Gradient)을 이용한 방법[17], 그리고 LRF(Local Receptive Field) 방법 등이 있으며, 특징 분류 방법에는 SVM(Support Vector Machine)[14,24], 신경망(Neural Networks)[15], 에이다부스트(Adaboost)[18-21] 알고리즘이 적용되고 있다.

모양 기반 방법은 Grubb 등[4]과 Papageorgiou 등[14]이 Haar 웨이블렛과 SVM을 이용한 방법을 제안하였으며, 그리고 Elzein 등[5], Xu 등[6]은 SVM을 분류기 사용하였다. Viola 등[16]은 Haar-like 웨이블렛과 공간-시간 차이(space-time difference)를 기초로 하여 복잡한 영역을 이동하는 사람을 에이다부스트 알고리즘을 이용하여 검출하였다. 이 방법은 정확도면에서는 우수하나 실시간으로 사람을 검출이 어렵다는 단점을 가지고 있다. 그래서 최근에는 특징 추출과 분류 속도를 증가시키기 위해서 두 가지 이상의 알고리즘을 적용하여 실시간으로 사람을 검출하는 연구가 주를 이루고 있다[16,18]. 또한 모양 기반 방법은 일부가 가려진 사람이나 우산, 큰 가방, 유모차 등을 가지고 있는 경우에 사람 모양과 달라서 검출하기가 어려우며, 특징을 추출할 때 학습에 사용되는 영상에 따라 정확도의 성능 차이가 발생할 수 있는 단점이 있다. 그리고 앞에서 설명한 기존 방법들은 훈련 및 시험 데이터 등이 통일되어 있지 않기 때문에 방법들 간에 성능을 정량적으로 비교가 어렵다.

본 논문은 단일 입력 영상에서 특징을 추출하여 실시간으로 사람을 검출하는 연구로, 에지 대칭과 방향성 특징을 이용하여 효과적으로 사람 검출하는 알고리즘을 제안한다. 제안된 알고리즘은 3단계로 구성되었으며, 1단계인 전처리 과정은 주변 조도 환경 및 밝기에 강인하고, 사람의 특징인 모양 특징 크기, 비율을 고려하여 사람의 특성을 가진 윤곽선을 검출한다. 사람 후보 영역 분할 과정인 2단계는 사람의 에지 대칭성과 크기로 영역을 분리하고, 빠르고 정확한 분류를 실현하기 위하여 Haar-like 특성을 가진 에이다부스트 알고리즘을 적용한다. 후보 영역 검증 과정인 3단계는 국소 영역에 대한 기울기를 특징 벡터로 나타내는 알고리즘을 적용하여 오검출율을 줄인다.

본 논문은 II장에서 기존의 특징 추출 방법과 분류 방법

알고리즘에 대해서 HOG(Histogram of Oriented Gradients)와 에이다부스트(Adaboost) 알고리즘을 기술하고, III장에는 본 논문에서 제안된 사람 검출 시스템 구조를 설명한다. IV장에는 실험에 사용한 다양한 영상들과 다양한 조건에서 실험한 결과들을 보여주고, V장에서 본 논문의 내용 및 결과에 대한 결론을 기술한다.

II. 기존 특징 검출 알고리즘

2.1 HOG 알고리즘

HOG(Histogram of Oriented Gradients)는 물체의 모양 특징을 표현하고자 국소영역에 대한 밝기의 분포 방향을 히스토그램으로 나타내어 특징 벡터로 사용한 것이다 [17,19]. 여기서 국소영역을 히스토그램으로 표현함으로써 조명의 영향을 적게 받아서 국소영역의 기하학적인 변화에 강인한 특징을 가지도록 한다. 그리고 HOG를 이용하여 특징을 추출하기 위해서 먼저 기울기와 크기를 구해야 한다. 기울기 값은 각 화소의 밝기값을 $I(x, y)$ 라고 하면 기울기 크기 $m(x, y)$ 와 방향 $\theta(x, y)$ 는 식 (2.1)과 같다.

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

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

$$\begin{cases} f_x(x, y) = I(x+1, y) - I(x-1, y) \\ f_y(x, y) = I(x, y+1) - I(x, y-1) \end{cases} \dots\dots\dots (2.1)$$

여기서, $m(x, y)$ 은 $I(x, y)$ 로부터 x축과 y축의 변화에 대한 분포의 크기이며, $\theta(x, y)$ 는 $I(x, y)$ 변화에 대한 방향성을 나타내는 것이다. 그리고 밝기 영상분포의 크기 $m(x, y)$ 과 변화의 방향성 $\theta(x, y)$ 를 이용하여 8x8 화소 크기 영역을 하나의 셀 영역으로 구성하며, 이 셀 영역의 내부 밝기 변화에 대한 방향성에 대해 히스토그램을 얻을 수 있다. $m(x, y)$ 를 계산하기 위해 기본 소벨 연산자를 이용하고, $\theta(x, y)$ 는 기울기 크기의 방향성만을 고려하면 0°180°를 20°씩 분할하여 셀당 9개의 방향성에 대한 히스토그램 bin(bin)을 갖도록 구성한다. 그리고 히스토그램 bin에 기울기 크기값을 누적하여 분포도를 구한다. 또한 3x3 셀 영역 크기를 하나의

블록(block)으로 하는 정규화를 실시한다. 정규화는 i 행, j 열의 셀 (i, j) 의 특징수(9개)를 $F_{i,j} = [f_1, f_2, \dots, f_9]$ 로 나타낸다. k 번째 블록의 특징수(81개)는

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

로 표시할 수 있다. 정규화 후의 특징 벡터를 v 라 하면, 식 (2.2)에 의해 정규화를 구한다.

$$v = \frac{f}{\sqrt{\|B_k\|_2^2 + \epsilon^2}} \quad (\epsilon = 1) \dots\dots\dots (2.2)$$

여기서, k 는 블록내의 특징수이고, ϵ 는 분모가 0이 되었을 때 계산 불능을 방지하기 위한 값으로 1이다. 그리고 블록의 이동은 오른쪽과 아래로 1셀씩 움직이는 것을 기준으로 한다. 예를 들어 입력 영상이 64x64 화소인 경우 8x8 화소가 하나의 셀로 64개 셀이 존재하고, 한 블록이 3x3셀로 구성되고 중복이 가능하여 움직임으로 블록 수는 횡방향으로 6블록, 종방향으로 6블록이 생성되어 전체 36개의 블록에 대한 정규화가 이루어진다. 블록별 정규화를 한 후의 특징 벡터량은 2916개(36블록x81개) HOG의 특징 벡터가 얻어진다. 셀 히스토그램은 그림 1에서 서술한 절차를 이용하여 얻는다[17].

1. 화소의 기울기에 삼각 선형보간법(trilinear interpolation)을 적용시켜 히스토그램의 가로축에 해당하는 기울기의 각도와 가중치를 얻는다.
2. 블록은 2차원 셀의 집합으로 영상에서 특징벡터를 추출하는 최소단위이다. 블록의 중심과 화소까지의 거리 (d) , 기울기 크기 (m) , 표준편차 $(\sigma=0.5 \cdot \text{블록의 길이})$ 와 식 (2.3)을 통해 가우시안 가중치를 계산한다.

$$W(m, d, \sigma) = \frac{m}{2\pi\sigma^2} e^{-m/2\pi\sigma^2} \quad (2.3)$$
3. 단계 1을 통해 얻은 기울기의 각도에 단계 2로부터 얻은 가우시안 가중치를 셀 히스토그램에 누적시킨다.
4. 셀의 모든 화소에 단계 1-3을 적용한다.

그림 1은 셀의 기울기 정보가 히스토그램으로 축적되는 과정을 작성한 것이며, 블록 안에 있는 모든 셀의 히스토그램이 완료되면 블록 정규화(block normalization)를 한다. 정규화 과정까지 거친 히스토그램은 블록에 해당하는 영상 영역에서 추출된 최종적인 특징 벡터이며, 이와 같은 방법으로 영상내의 모든 특징 벡터를 추출한다.

2.2 에이타부스트 알고리즘

에이타부스트 알고리즘[16,18,19]에서 강한 분류기(Strong Classifier)는 약한 분류기(Weak Classifier)의 선형적 결합으로 구성되는데, 일반적으로 두 종류의 클래스를 분류하기 위한 분류기로 사용된다. 즉 약한 분류기를 학습시킨 후 올바르게 분류된 데이터에 대해서는 낮은 예러 가중치가 부과되고, 올바르게 분류된 데이터에 대해서는 높은 예러 가중치를 부과하는 것이다. 이는 실시간 검출에 있어서 뛰어난 성능을 보이며, 복잡하고 다양한 배경에서 강인하게 사람을 추출할 수 있는 장점을 가지고 있다. 그림 2는 알고리즘의 처리 과정으로 3단계로 구성되어 있다.

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

2단계 : 가중치 초기화

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

3단계 : 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 훈련 영상의 가중치를 의미한다. 각각의 특징점 j 에 대해서 약한 분류기 h_j 를 학습시킨다.

(2) 약한 분류기(h_j)의 예러 계산

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

그림 1. 벡터 추출 알고리즘
 Fig. 1. The vector extraction algorithm

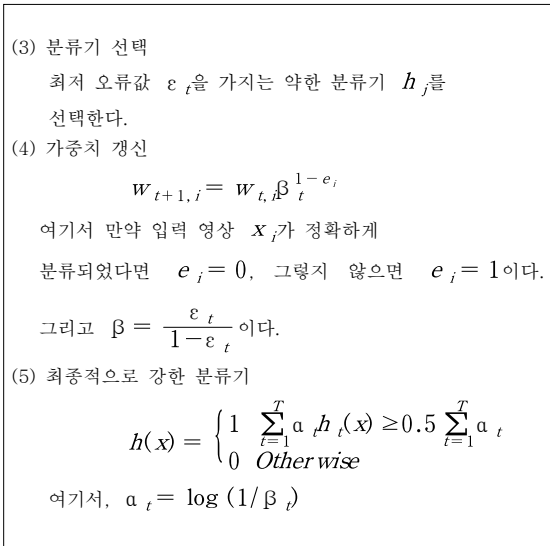


그림 2. 에이다부스트 알고리즘
 Fig. 2. The adaboost algorithm

그림 2에서 1단계의 초기 입력값 x 는 훈련 영상이며, y 는 사람(+1)와 비사람(-1)의 구분을 나타낸다. 2단계는 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 담당하지만 후반부에 선택된 특징들은 구별이 어려우므로 담당하기 위한 것이다.

III. 제안된 사람 검출 알고리즘

본 장에서는 단안 카메라를 이용하여 얻은 단일 입력 영상에 에지 대칭과 방향성 특징을 이용하여 실시간으로 사람을 검출하는 알고리즘을 제안한다.

그림 3은 사람을 검출하기 위해 제안된 알고리즘의 흐름도이며, 이는 전처리 단계, 사람 후보 영역 분할 단계, 후보 영역 검증 단계로 구성된다.

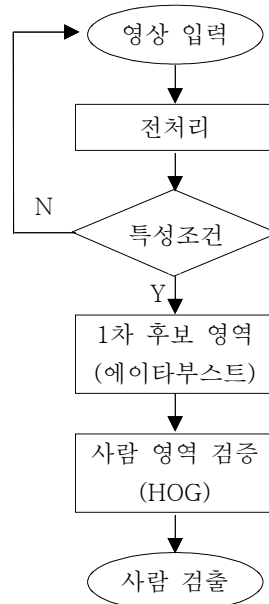


그림 3. 제안된 알고리즘 구조
 Fig. 3. The proposal algorithm architecture

먼저, 단일 영상이 입력되면 사람 후보 영역을 검출하기 위해 조명, 잡음 등에 강인하도록 하기 위해 전처리 단계를 거쳐야 한다. 본 논문에서는 전처리 단계를 그레이 모듈, 스무딩 모듈, 에지 모듈, 윤곽선 모듈인 4개의 모듈로 구성된다.

첫 번째 모듈인 그레이스케일 모듈은 컬러 혹은 모노 영상을 주변 조도 환경 및 밝기에 강인하도록 그레이스케일 영상으로 변환한다. 여기서는 그레이 256 레벨로 변환하여 적용한다. 두 번째로 스무딩 모듈은 영상 처리를 할 때 잡음에 덜 민감하도록 하는 과정으로 7x7 가우시안 필터를 이용한다. 세 번째로 사람의 후보 영역을 효율적으로 검출하기 위해 사람의 특징적인 부분을 강조하기 위해서 적용된 에지 모듈은 사람이 가지고 있는 에지의 방향 성분을 위주로 강조하기 위해 기울기 연산자(gradient operator)를 사용한다. 여기서 영상 $f(x, y)$ 의 위치에서 (x, y) 기울기 벡터는 식 (3.1)과 같다.

$$\nabla \mathbf{f} = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\delta f}{\delta x} \\ \frac{\delta f}{\delta y} \end{bmatrix} \dots \dots \dots (3.1)$$

여기서 기울기 벡터는 f 의 최대 변화율 방향을 가리키며, 기울기 벡터의 크기 ∇f 는 식 (3.2)와 같다.

$$\nabla f = \text{mag}(\nabla \mathbf{f}) = [G_x^2 + G_y^2]^{1/2} \dots \dots \dots (3.2)$$

여기서 ∇f 의 값은 $\nabla \mathbf{f}$ 의 방향으로 단위 길이당 $f(x, y)$ 의 최대 증가율과 같다. 그리고 기울기 벡터의 방향은 식 (3.3)과 같다.

$$\alpha(x, y) = \tan^{-1}\left(\frac{G_y}{G_x}\right) \dots\dots\dots (3.3)$$

본 논문은 소벨 연산자를 사용하였으며, G_x 와 G_y 는 식 (3.4)와 같다.

$$\begin{aligned} G_x &= (z_7 + 2z_8 + z_9) - (z_1 + 2z_2 + z_3) \dots\dots (3.4) \\ G_y &= (z_3 + 2z_6 + z_9) - (z_1 + 2z_4 + z_7) \end{aligned}$$

이것을 간단하게 마스크를 이용하여 나타내면 그림 4와 같다.

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

(a) G_x

1	2	1
0	0	0
-1	-2	-1

(b) G_y

그림 4. sobel 연산자의 마스크
Fig. 4. Mask of sobel operator

전처리 단계 중 에지 검출 모듈은 식 (3.4)를 이용하여 얻은 그림 4를 적용하여 사람의 특징 성분이 강조되는 에지를 검출한다. 그 후, 윤곽선 검출 모듈에서는 사람의 특징 성분이 강조된 부분으로 검출된 에지 중에서 사람의 특징, 즉 특징 크기, 비율, 위치를 고려한 특징적인 윤곽선만을 검출한다. 여기서 사람의 특징을 가진 윤곽선을 검출하기 위한 조건은 연결된 윤곽선의 픽셀 수(픽셀 수 > 13 픽셀, 픽셀 수 < 영상의 3/4)와 연결된 윤곽선 길이(세로 길이 > 가로 길이)이다. 이렇게 사람의 특징 조건을 많이 설정 할수록 정확하게 사람의 후보 영역을 확보 할 수 있으나, 설정된 조건을 많은 후보 영역에서 처리하기 위해서는 많은 처리 시간이 필요함으로 처리 속도에 영향을 준다.

그림 5는 전처리 단계의 결과 영상들이고, 그림 5(a)는 에지 검출의 결과로 검출된 모든 에지를 표시한 영상, 그림 5(b)는 검출된 에지에서 사람의 특성을 위해서 제시한 조건을 적용하여 검출된 윤곽선의 결과 영상이다.

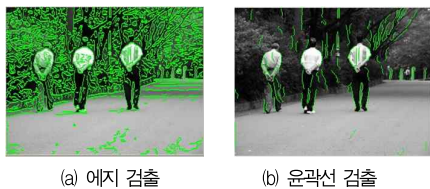


그림 5. 전처리 단계의 결과 영상
Fig. 5. The result image of pre-processing Stage

두 번째로 사람 후보 영역 분할 단계는 에지 대칭성을 이용한 윤곽선 분할 모듈과 속도 개선을 위해서 그림 2에서 설명된 Haar-like 특성을 이용한 에이다부스트 알고리즘을 이용하여 1차 후보 영역을 선택하는 모듈로 구성된다.

그림 6은 사람의 대표적인 특징인 에지 대칭성을 나타낸 영상으로 윤곽선 분할 모듈의 특징으로 적용된다. 여기서 윤곽선 분할을 위해 90% 이상의 에지 대칭 비율을 윤곽선 분할 모듈에 적용한다.



그림 6. 윤곽선 모듈의 사람 특징
Fig. 6. Human feature of contour module

그림 7은 그림 6의 사람의 에지 대칭 특징을 적용하여 얻은 결과 영상으로, 윤곽선 분할 모듈 결과인 사람의 후보 영역 위치를 사각형으로 표시한 것이다.

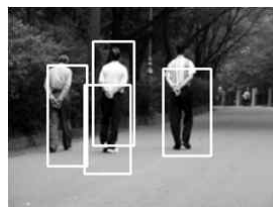


그림 7. 윤곽선 분할 모듈 결과 영상
Fig. 7. The result image of a contour segmentation module

윤곽선 분할 모듈에서 얻은 분할 데이터에서 1차로 사람 후보 영역 분할을 위해 그림 2에서 설명한 Haar-like 특성을 적용한 에이다부스트 알고리즘을 이용한다. 이는 사람 검출 알고리즘의 속도 개선을 위해 사용되고 있으며, 사람의 특징을 검출하기 위해 적용된 Haar-like 특징은 그림 8과 같다. 그림 8에서 그림 8(a), 8(b), 8(c)는 얼굴 검출 등에서 사용한 일반적인 Haar-like의 특징들이며, 그림 8(d), 8(e)는 사람에 적합한 특징들을 추출하기 위해 본 논문에서 추가로 사용한 라인 특징과 중심-주변 특징들이다.

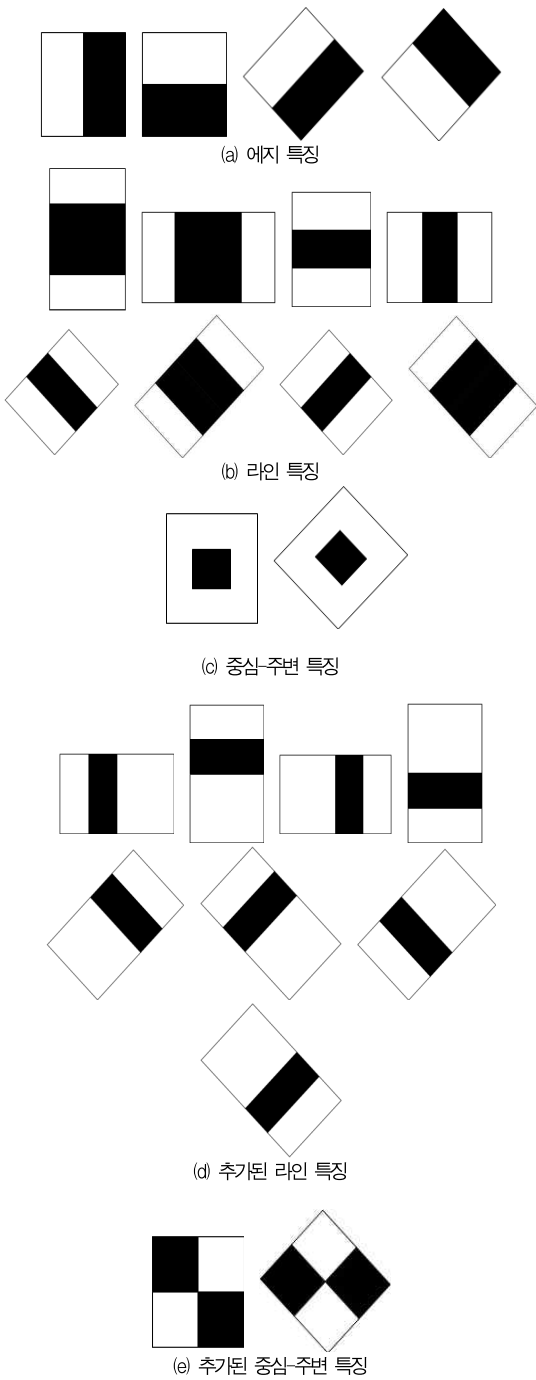


그림 8. 적용된 Haar-like 특징
Fig. 8. The applied Haar-like Feature

제안된 알고리즘의 마지막 후보 영역 검증 단계는 방향 및

크기 검출 모듈과 사람 분류 모듈로 구성된다. 1차로 사람 후보자로 선택된 영역의 오검출율 성능을 개선하고자 그림 1에서 설명된 HOG(Histogram of Oriented Gradient)를 이용하여 선택된 객체의 방향과 크기를 구한 후 SVM(Support Vector Machine)을 이용하여 사람을 분류하여 최종적으로 사람의 후보 영역을 검증하여 선택한다.

IV. 시뮬레이션

본 논문에서 학습을 위한 훈련 영상과 실험 영상 데이터는 MITI[22]와 INRIA[23], 일반 사람 영상을 이용하였다. 그리고 분류 알고리즘인 SVM과 Haar-like 특징을 이용한 이타부스트 알고리즘을 사용하기 위해 데이터를 학습(learning)을 해야 하는데, 본 논문에서는 학습을 하기 위한 훈련 영상 데이터로 총 2400장의 영상 데이터를 사용하였다. 영상 데이터는 600장을 포지티브(positive) 영상과 1800장을 네거티브(negative) 영상으로 구성되었다. 그림 9는 본 논문에서 학습을 위한 훈련 영상 데이터로 사용한 일부의 영상 데이터이다.



그림 9. 훈련 영상
Fig. 9. The Training Image

성능 검증은 학습을 위해 사용한 훈련 영상을 제외한 3000장 영상 데이터를 이용하여 확인하였다. 그림 10은 본 논문에서 제안한 구조의 단계별 결과 영상이다. 그림 10(a)는 전처리 과정 후 윤곽선 검출 모듈인 1 단계의 결과 영상으로 사람과 유사한 에지 성분 특성 및 조건을 만족하는 영역이 사람 이외의 영역에 일부 존재한다. 그림 10(b)는 사람 후보 영역 분할 과정인 2 단계의 결과 영상으로 사람과 유사한 에

지 대칭을 가진 영역과 1차적으로 사람 후보 영역으로 일부 영역이 사람 영역으로 표시함을 보인다. 그리고 그림 10(c)는 제안된 세 번째 단계로 기울기와 크기 영역과 SVM을 적용하여 후보 영역을 검증하여 분리한 결과 영상이다.

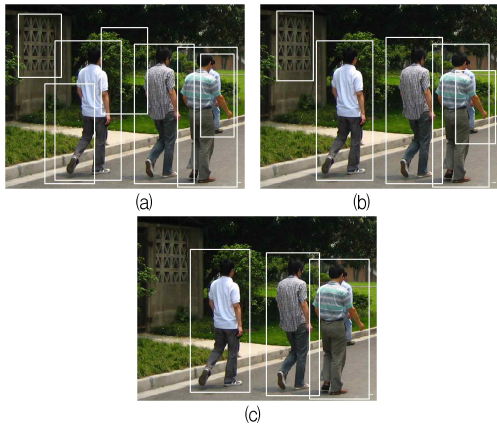


그림 10. 제안된 알고리즘의 단계별 결과 영상
Fig. 10. Each Stage Result Image of the proposal algorithm

표 1은 기존 알고리즘과 제안된 알고리즘의 성능을 비교한 것이며, 처리 속도는 320x240 크기의 영상을 기준으로 비교하였다. 모의실험의 결과로 기존 알고리즘[17]의 처리 속도는 평균 95msec이며, 제안된 알고리즘의 처리 속도는 대략 55msec 정도 소요가 되었다. 그리고 검출 정확도는 영상의 크기에 관계없이 비교하였으며, 비학습 영상에서 기존 알고리즘은 94%, 제안된 구조는 96.5% 정도의 검출 정확도 성능을 보였으며, FPR(False Positive Rate)은 기존 알고리즘은 4%, 제안된 알고리즘은 2%의 성능을 보였다. 그리고 FNR(False Negative Rate)은 기존 알고리즘이 8%, 제안된 알고리즘이 5%의 성능을 보였다.

표 1. 비학습 영상에서 성능 비교
Table. 1. Compare Performance in Non-Learning Image

	기존 알고리즘	제안된 알고리즘
검출 정확도	94%	96.5%
FPR	4%	2%
FNR	8%	5%
처리속도	95ms	55ms

V. 결론

본 논문에서는 단일 입력 영상에서 특징을 추출하여 실시간으로 에지 대칭과 기울기의 방향성 특징을 이용하여 효과적으로 사람을 검출하는 알고리즘을 제안했다.

제안된 알고리즘은 전처리, 사람 후보 영역 분할, 후보 영역 검증인 3단계로 구성되었다. 여기서 전처리 단계는 주변 조도 환경과 밝기에 강인하고, 사람의 특징인 모양 특징 크기, 비율을 고려한 사람의 특성을 가진 윤곽선을 검출한다. 그리고 사람 후보 영역 분할 단계는 검출된 윤곽선 중에서 사람의 에지 대칭성과 크기로 영역을 분리하고, 에이타부스트 알고리즘을 적용하여 1차 후보 영역을 분할한다. 마지막으로 후보 영역 검증 단계는 분할된 국소 영역에 대한 기울기를 특징 벡터 및 분류기를 이용하여 후보 영역을 검증하여 오검출의 성능이 우수했다.

제안된 알고리즘을 적용하여 모의실험을 한 결과, 제안된 알고리즘이 단일 알고리즘을 적용한 기존 알고리즘 보다 처리 속도가 약 1.7배 정도 개선되었으며, FNR은 3% 정도 우수함을 확인하였다.

향후, 제안된 알고리즘은 지능형 전장용 시스템에 적용하여 보행자를 검출하여 자동으로 자동차 램프 라이트 제어 및 자동차 편의성을 위해 활용 할 수 있다. 또한 실시간으로 활용을 하기 위해 전용 하드웨어에 대한 최적화 연구가 필요하다고 사료된다.

참고문헌

- [1] W. H. Lee, H. J. Yoo, H. S. Kim and Y. B. Jang, "Detection Nighttime Pedestrians for PDS Using Camera in Visible Spectrum," Journal of KAIS, Vol. 10, No. 9, pp. 2280-2289, July, 2009.
- [2] C. Curio, J. Edelbrunner, T. Kalinke, C. Tzomakas, and W. V. Seelen, "Walking Pedestrian Recognition," IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems, Vol. 1, No. 3, pp. 155-163, Sept. 2000.
- [3] D. M. Gavrila and S. Munder, "Multi-cue Pedestrian Detection and Tracking from a Moving Vehicle" International Journal of

- Computer Vision, Vol. 73, No. 1, pp. 41-59, June, 2007.
- [4] 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, June, 2004.
- [5] H. Elzein, S. Lakshmanan, and P. Watta, "A motion and shape based pedestrian detection algorithm," Proc. of IEEE Intelligent Vehicle Symposium, pp. 500-504, June, 2003.
- [6] F. Xu, L. Xia and K. Fujimura, "Pedestrian detection and tracking with night vision," IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems, Vol. 6, No. 1, pp. 63-71, Mar. 2005.
- [7] U. Franke, D. Gavrila, S. Gorzig, F. Lindner, F. Puetzold, and C. Wohler, "Autonomous driving goes downtown," IEEE Intelligent Systems and their Applications, Vol. 13, No. 6, pp. 40-48, Nov/Dec. 1998.
- [8] G. Ma, A. Kummert, S. B. Park, S. M. Schneiders, and A. Loffe, "A Symmetry Search and Filtering Algorithm for Vision Based Pedestrian Detection System," SAE TECHNICAL PAPER SERIES 2008-01-1252, 2008 World Congress, April, 2008.
- [9] Q. M. Tian, Y. P. Luo and D. C. Hu, "Pedestrian detection in nighttime driving," Proc. of the Third International Conference on Image and Graphics, pp. 116-119, Dec. 2004.
- [10] M. Enzweiler and D. M. Gavrila, "Monocular Pedestrian Detection: Survey and Experiments," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 31, No. 12, pp. 2179-2195, Dec. 2009.
- [11] T. Tsuji, H. Hattori, M. Watanabe, and N. Nagaoka, "Development of night-vision system," IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, Vol. 3, No. 3, pp. 203-209, Sept. 2002.
- [12] H. Nanda and L. Davis, "Probabilistic template based pedestrian detection in infrared videos," IEEE Intelligent Vehicle Symposium, Vol. 1, pp. 15-20, June, 2002.
- [13] M. Oren, C. Papageorgiou, P. Sinha, E. Osuna, and T. Poggio, "Pedestrian detection using wavelet templates," Proc. of IEEE computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 193-199, June, 1997.
- [14] C. Papageorgiou and T. Poggio, "A trainable system for object detection," International Journal of Computer Vision, Vol. 38, No. 1, pp. 15-33, June, 2000.
- [15] L. Zhao and C. Thorpe, "Stereo and neural network-based pedestrian detection," IEEE/IEEEJ/JSAP International Conference on Intelligent Transportation Systems, pp. 298-303, Oct. 1999.
- [16] P. Viola, M. J. Jones and D. Snow, "Detecting pedestrians using patterns of motion and appearance," Proc. Ninth IEEE International Conference on Computer Vision, Vol. 2, pp. 734-741, Oct. 2003.
- [17] N. Dalal and B. Triggs, "Histograms of oriented gradients for human detection," IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Vol. 1, pp. 886-893, June, 2005.
- [18] S. Paisitkriangkrai, C. Shen and J. Zhang, "Fast Pedestrian Detection Using a Cascade of Boosted Covariance Features," IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology, Vol. 18, No. 8, pp. 1140-1151, Aug. 2008.
- [19] Y. H. Lee, J. Y. Ko, J. H. Suk, T. M. Roh, and J. C. Shim, "Pedestrian Recognition using Adaboost Algorithm based on Cascade Method by Curvature and HOG," Journal of KIISE, Vol. 16, No. 6, pp. 654-662, June, 2010.
- [20] Y. H. Hong, Y. J. Han and H. S. Hahn, "A Face Detection Method Based on Adaboost Algorithm using New Free Rectangle Feature," Journal of KSCI, Vol. 15, No. 2, pp. 55-64, Feb. 2010.
- [21] H. G. Kim and G. B. Hung, "Real-time Face Detection System using YCbCr Information and AdaBoost Algorithm," Journal of KSCI, Vol. 13, No. 5, pp. 19-26, Sept. 2008.
- [22] <http://cbcl.mit.edu/software-datasets/PedestrianData.html>
- [23] <http://pascal.inrialpes.fr/data/human>
- [24] M. A. Sotelo, I. Parra, D. Fernandez, E. Naranjo, "Pedestrian Detection using SVM and Multi-feature Combination," In Proc. of the 2006. ITSC '06, IEEE Intelligence Trans., pp. 103-108, Sept. 2006.



변 오 성

2000 : 원광대학교 전자공학과 공학 석사

2003 : 원광대학교 전자공학과 공학 박사

2003~2010 : 삼성전기 ISM 개발팀 책임연구원

현 재 : 현대모비스 기술연구소 책임연구원

관심분야 : 영상처리, 패턴인식, 임베디드 시스템, 지능형 전장시스템 등

Email : byunoh@naver.com