

새로운 Free Rectangle 특징을 사용한 Adaboost 기반 얼굴검출 방법

홍용희*, 한영준**, 한현수**

A Face Detection Method Based on Adaboost Algorithm using New Free Rectangle Feature

Yong-hee Hong *, Young-Joon Han **, Hern-Soo Hahn **

요약

본 논문은 수행시간이 빠르면서 효율성이 높은 새로운 Free Rectangle 특징을 사용한 Adaboost 알고리즘 기반 얼굴 검출 방법을 제안한다. 제안하는 Free Rectangle 특징은 동일한 면적의 분리가 가능한 두 개의 사각형으로 구성된 마스크로부터 정의된다. Haar-like 특징은 다양성을 높이기 위해 일반적으로 두 개 이상의 사각 영역으로 구성된 복잡한 마스크 구조를 갖는다. 하지만, 제안하는 특징 마스크는 두 사각형이 특징 윈도우 안에 놓이는 위치와 크기에 따라 효율성이 좋은 다양한 특징을 얻을 수 있다. 또한 제안하는 특징은 일반 Haar-like 특징과 달리 마스크 형태에 상관없이 두 사각 영역의 화소 합의 차만 계산함으로써 수행 시간을 크게 줄일 수 있다. 실세계 영상에서 제안하는 Adaboost 알고리즘 기반 얼굴 검출 기법은 빠른 검출 속도와 높은 검출 결과를 보여 학습 데이터만을 바꿔 다른 물체 검출에도 쉽게 적용이 가능하다.

Abstract

This paper proposes a face detection method using Free Rectangle feature which possesses a quick execution time and a high efficiency. The proposed mask of Free Rectangle feature is composed of two separable rectangles with the same area. In order to increase the feature diversity, Haar-like feature generally uses a complex mask composed of two or more rectangles. But the proposed feature mask can get a lot of very efficient features according to any position and scale of two rectangles on the feature window. Moreover, the Free Rectangle feature can largely reduce the execution time since it is defined as the only difference of the sum of pixels of two rectangles irrespective of the mask type. Since it yields a quick detection speed and good detection rates on real world images, the proposed face detection method based on Adaboost algorithm is easily applied to detect another object by changing the training dataset.

• 제1저자 : 홍용희 교신저자 : 한현수

• 투고일 : 2009. 09. 04, 심사일 : 2009. 11. 18, 게재확정일 : 2010. 02. 22.

* 숭실대학교 전자공학부 석사과정 ** 숭실대학교 전자공학부 교수

※ 본 논문은 2009년 정부 교육과학기술부(한국학술진흥재단)의 2단계 BK21사업의 재원으로 지원을 받아 수행된 연구임 (핵C6A1712, 멀티모달정보변환기술산학연공동사업팀). 본 논문은 지식경제부 및 정보통신연구진흥원의 대학 IT연구센터 지원사업의 연구결과로 수행되었음 (IITA-2009-(C1090-0902-0007)).

▶ Keyword : 얼굴 검출(Face Detection), 자유 사각 특징(Free Rectangle Feature), 유사 하르 특징(Haar-like Feature), 에이다부스트 알고리즘(Adaboost Algorithm)

I. 서 론

영상에서 얼굴을 검출 과정은 감시 시스템이나 영상 기반의 휴먼 인터페이스에서 기본이 되는 과정이다. 이러한 시스템에서는 다양한 광원이나 영상잡음에 강하며 모바일 컴퓨터나 휴대폰 등과 같이 시스템 자원이 적은 환경에서도 쉽게 이용될 수 있도록 시스템 자원을 적게 사용하는 알고리즘이 요구되고 있다.

이러한 요구 조건을 충족시켜 줄 수 있는 알고리즘으로 Haar-like특징 기반의 Adaboost 알고리즘이 있다. Adaboost는 참과 거짓의 데이터가 주어 졌을 때 이 데이터들을 효율적으로 구분하기 위해 서로 보완적인 약분류기들을 선택하여 선형적으로 조합하여 최종적으로 높은 정확도를 갖는 강분류기를 생성한다.

Adaboost는 학습 시간이 길고 학습 데이터에 의존적이라는 단점이 있지만 빠른 속도와 높은 정확성, 그리고 적응형이라는 장점을 갖고 있어 현재 영상처리의 패턴인식 분야에서 많이 응용되고 있다.

P. Viola는 4가지 종류의 Haar-like특징 기반 약분류기(Weak Classifier)를 이용하여 불연속 Adaboost 알고리즘을 학습시켜 강분류기(Strong Classifier)를 얻었다[1]. 사용된 Haar-like 특징은 좋은 성능을 보이지만 같은 크기의 사각형이 인접해 있는 형태로 다양한 특징을 얻는데 물리적 구조의 한계를 보여준다. Haar-like 특징의 물리적 구조의 문제점을 보완하기 위해 R. Lienhar는 기존 Haar-like 특징을 변형하여 45°기울인 특징을 추가하였다[2]. 하지만 기울어진 Haar-like 특징의 마스크 모양 때문에 약분류기의 계산량이 많아지는 단점을 갖고 있다. 그리고 L. Furst는 Gabor Filter로 약분류기를 구성하여 강분류기를 학습시키기 위해 Adaboost 알고리즘을 시스템을 사용하였다[3]. 계산량이 많은 Gabor 필터의 이용은 약분류기의 조합으로 만들어진 강분류기의 속도를 낮추는 단점이 있다.

본 논문은 얼굴 검출 시 기존의 Haar-like 특징이 갖는 제한된 물리적 구조에서 발생하는 효율성의 문제와 수행속도를 개선하기 위해 Free Rectangle 특징을 제안한다. 제안하는 특징은 윈도우 영역 안에서 분리가 가능한 두 개의 개별 사각형의 마스크로 구성된다. 일반적으로 Haar-like 특징은 다양성을 높이기 위해 2개 이상의 사각 영역으로 구성된 복잡한 구

조를 사용한다. 하지만 제안하는 Free Rectangle 특징 마스크는 두 사각 영역이 특징 윈도우 안에 놓이는 위치에 따라 강인한 다양한 특징을 얻을 수 있다. 또한 제안하는 특징은 Haar-like 특징과 달리 두 사각 영역의 화소 합의 차만 계산하고 마스크 형태에 따른 분기연산을 수행하지 않기 때문에 수행 시간을 크게 줄일 수 있다. 동일한 49개의 특징을 이용한 강분류기를 이용했을 때 Free Rectangle 특징이 Haar-like 특징에 비해 검출 속도가 12%정도 빠르다. 그리고 실제 영상에서 제안하는 Adaboost 알고리즘 기반 얼굴 검출 기법은 빠른 수행시간과 높은 검출 결과를 보여 학습 데이터만을 바꿔 다른 물체 검출에도 쉽게 적용이 가능하다.

본 논문은 II장에서 기존의 Haar-like 특징과 새로운 Free Rectangle의 특징을 알아보고, III장에서는 이들을 이용하기 위해 이용한 Adaboost 학습 알고리즘에 대해 기술 하였고, IV장에서는 학습 결과와 실제 영상에서 얼굴 검출 결과를 기술 하였고 V장에서는 결론 및 향후 연구 방향을 다룬다.

II. Free Rectangle 특징 기반 약분류기

1. Haar-like 특징

영상이 얼굴인지 비얼굴인지 구분하기 위해 기존 방식은 Adaboost 알고리즘에 Haar-like 특징을 사용하였다. Haar-like 특징은 그림 1과 같이 한 사각형의 위치와 가로, 세로 크기가 정해진 후 같은 모양 같은 크기의 작은 사각형으로 나누어진 형태이다.

그림 1은 Haar-like 특징 마스크의 종류를 보여준다. 그림 1(a)는 수직 특징 성분, (b)는 수평 특징 성분, (c)는 수직 특징 성분, 그리고 (d)는 대각 특징 성분을 추출하는데 사용한다. Haar-like 마스크는 영상에서 지역적 특징을 검출하기 때문에 얼굴 영상의 특정 부분이 어느 정도 가려져도 다른 특징들이 이를 보완한다. 이런 특성 때문에 강인한 얼굴 추출 결과를 얻을 수 있다.

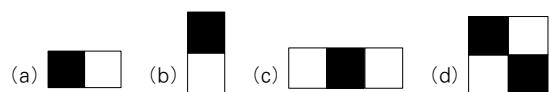


그림 1. Haar-like 마스크 종류
Fig. 1. Types of Haar-like mask

본 논문의 실험에서는 Free Rectangle 특징 마스크의 비교군으로 P. Viola[1]가 제안한 그림 1에서 보여주는 네 가지 종류의 Haar-like 특징 마스크를 사용하였다. 윈도우 크기가 가로 24, 세로 24 일 때 (a)와 (b) 특징은 각각 34,200개, (c) 특징은 27,600개, 그리고 (d) 특징은 20,736개가 사용되어, 총 116,736 가지 Haar-like 특징 마스크를 이용하였다.

2. Free Rectangle 특징

본 논문에서 제안하는 특징 마스크는 개별적으로 분리 가능한 두 개의 사각형으로 구성되어 'Free Rectangle'라는 단어를 사용한다. 그림 2는 Free Rectangle 특징이 특징 윈도우에 적용된 모습을 보여준다. 그림 1의 Haar-like 특징 마스크와는 달리 복잡한 구조를 갖지 않고 단순히 두 사각형 각각의 위치 및 가로, 세로 크기만으로 정의된다. 따라서 Free Rectangle 특징 마스크는 그림 2에서와 같이 Haar-like 특징과 달리 윈도우에서 인접하지 않는 두 영역으로부터 매우 효율적인 특징을 갖는다.

Haar-like 특징[1]은 Adaboost 알고리즘의 선택에 의해 일반적으로 2개 이상의 사각형으로 구성된 마스크를 사용한다. 이 경우 2개 이상의 사각 영역의 화소 합을 각각 구한 후 사각 영역 각각의 차를 이용하여 특징 값을 결정한다. 그러나 Free Rectangle 특징은 두 개의 사각 영역의 화소 합의 차만을 이용하며, 마스크 형태에 따른 분기 연산이 필요 없어 수행시간이 매우 빠르다.

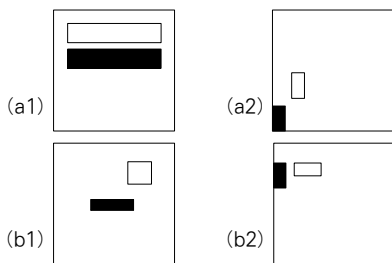


그림 2. 특징 윈도우 상에 Free Rectangle 마스크 형
Fig. 2. Types of Free Rectangle mask on feature window

Free Rectangle 특징 마스크는 두 사각형을 정의 하는데 각각 사각형의 x축, y축 좌표, 가로, 세로 크기를 지정하므로 8 자유도를 가지게 된다. 이러한 높은 자유도로 인해 가로 24, 세로 24 크기의 특징 윈도우에서 효율적인 매우 다양한 특징들을 정의할 수 있다.

하지만 윈도우 내에 Free Rectangle 마스크는 일반 컴퓨터가 다루기 어려울 만큼 수많은 특징 수를 만들어 내어

Adaboost 학습 시간을 늘리는 단점을 가지고 있다. 본 논문에서는 Free Rectangle 특징의 장점을 유지하면서 특징의 개수를 효과적으로 줄이기 위해서 다음 표 1과 같은 특징 생성의 방법을 제안한다.

표 1. Free Rectangle 특징 생성
Table 1. Generation of Free Rectangle features

1. 같은 모양 같은 넓이의 두 사각형 이용 (5,326,768 가지)
① 사각형 가로 길이 1~12, 세로 길이 1~6 (그림 2 a 참조)
② 두 사각형의 위치는 조합 선택으로 결정
2. 다른 모양 같은 넓이의 두 사각형 이용 (7,882,976 가지)
① 두 사각형 넓이 2~12 에서 각 크기마다 다른 모양의 조합을 구성 (그림 2 b 참조)
② 두 사각형의 위치 순열 선택으로 결정
※ 공통 사항
① 두 사각형이 겹치는 경우 제외
② 사각형의 위치와 크기는 1단위로 조절
③ 가로 24, 세로24 윈도우에 적용함

표 1에서 1의 위치 조합 선택은 두 사각형이 모양과 넓이가 같을 때에 두 사각형의 위치가 서로 바뀌어도 같은 특징 값을 가지기 때문이다. 그리고 2의 위치 순열 방식 선택은 두 사각형의 모양이 달라 두 사각형의 위치를 서로 바꾸었을 때 특징 값이 달라지기 때문이다. 표 1의 1과 2의 결정으로부터 발생되는 특징의 수는 13,209,744 가지이다.

3. Free Rectangle 특징 값

본 논문에서 제안한 Free Rectangle 특징의 값은 식 (1) 처럼 Haar-like 특징에서 사용된 방식을 따른다. 여기서, $i(x, y)$ 는 (x, y) 좌표의 화소 밝기를 의미하며 M과 N은 마스크의 각각 흰 사각형 개수와 검은 사각형 개수이다. W_x, W_y, W_w, W_h 는 각각 흰색 사각형의 x축 및 y축 좌표, 가로 및 세로 길이를 나타내고 B_x, B_y, B_w, B_h 는 각각 검은색 사각형의 x축 및 y축 좌표, 가로 및 세로 길이를 의미한다.

$$f(x) = |W_{sum} - B_{sum}| \dots \dots \dots \text{식(1)}$$

$$W_{sum} = \sum_{n=1}^M \sum_{x=W_{nx}}^{W_{nx}+W_{nw}-1} \sum_{y=W_{ny}}^{W_{ny}+W_{nh}-1} i(x, y)$$

$$B_{sum} = \sum_{n=1}^N \sum_{x=B_{nx}}^{B_{nx}+B_{nw}-1} \sum_{y=B_{ny}}^{B_{ny}+B_{nh}-1} i(x, y)$$

식(1)은 특징이 지정하고 있는 검은색 사각형의 영역과 흰

색 사각형 영역 각각의 화소 밝기의 합을 구하고 이 둘의 차에 절대 값을 취한 값으로 검은 사각 영역과 흰 사각 영역의 명암 차가 두드러질수록 큰 값을 갖는다.

그림 3의 (a2)에서와 같이 조명의 영향에 의해 영상의 일부가 밝을 수 있다. 그림 3의 (a2)와 (b2)와 같이 Free Rectangle 특징이 적용된 영역을 보면 검은 사각 영역과 흰 사각 영역의 화소들의 밝기 값이 일률적으로 커진다. 또한, 인종에 따른 피부색에 의한 차이도 비슷한 효과를 얻는다. 따라서, 제안하는 특징은 사각 영역의 차이 값을 이용하기 때문에 조명의 변화나 인종의 피부색에 따른 밝기 차이에도 강인한 특성을 보인다.

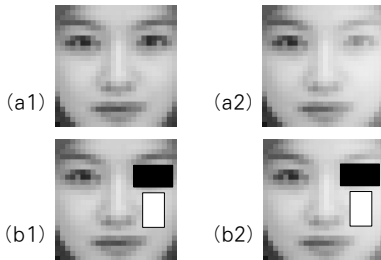


그림 3. 일반 이미지와 조명이 적용된 이미지의 예 (조명이 적용되지 않은 일반 이미지 (a1), 조명이 적용된 이미지 (a2), 일반 이미지에 Free Rectangle 마스크를 적용한 모습 (b1), 조명이 적용된 이미지에 Free Rectangle 마스크를 적용한 모습 (b2))

Fig. 3. Examples of a nonlighted image and a lighted image (a normal image (a1), a lighted image (a2), a normal image applied to Free Rectangle mask (b1), a lighted image applied to Free Rectangle mask (b2))

4. 적분 영상(Integral Image)

Free Rectangle 특징과 Haar-like 특징의 검은 사각 영역과 흰 사각 영역의 화소들의 밝기 값들을 화소 단위로 합산하는 경우에 사각형의 면적이 넓을수록 계산량이 급격히 증가한다. 이는 다수의 특징을 윈도우에 적용하는 학습과정이나 얼굴 검출 강분류기의 계산 속도를 저하시킨다. 하지만, P. Viola[1]의 적분 영상을 이용하게 되면 강분류기 적용 과정에서 발생하는 계산 속도 지연 문제를 상당히 해소할 수 있다.

식(2)는 일반 영상에서 적분 영상을 생성하는 식으로 $ii(x, y)$ 는 적분 영상에서 x, y 좌표에서의 값을 의미하고 $i(x, y)$ 는 영상에서 x, y 좌표의 밝기 값을 나타낸다. 이 값은 좌표 0, 0 에서부터 x, y 좌표까지 사각형을 그렸을 때 이 사각형 영역이 포함하고 있는 영역의 모든 화소들의 밝기를 합한 값을 해당 좌표에 저장한 것이다.

$$ii(x, y) = \sum_{x'=0}^{x-1} \sum_{y'=0}^{y-1} i(x', y') \dots\dots\dots \text{식(2)}$$

그림 4는 가로, 세로 크기가 각각 5, 5인 일반 이미지(왼쪽)를 적분 이미지(오른쪽)으로 변환한 예이다.

3	3	2	1	3
1	4	5	2	4
1	2	6	3	5
6	2	1	3	1
5	2	5	1	4

3	6	8	9	12
4	11	18	21	28
5	14	27	33	45
11	22	36	45	58
16	29	48	58	75

그림 4. 일반 이미지(왼쪽)와 적분 이미지(오른쪽)의 예
Fig. 4. Examples of image(left) and integral image(right)

원 영상을 적분영상으로 변환하는데 시간이 소요되지만, 적분영상이 생성되면 Free Rectangle 특징의 값을 식(3)에서 보여주듯이 항상 4번의 연산만으로 빠르게 계산할 수 있다.

$$\sum_{x=x_1}^{x_4} \sum_{y=y_1}^{y_4} i(x, y) = ii(x_4, y_4) + ii(x_1 - 1, y_1 - 1) - ii(x_2, y_2 - 1) - ii(x_3 - 1, y_3) \dots \text{식(3)}$$

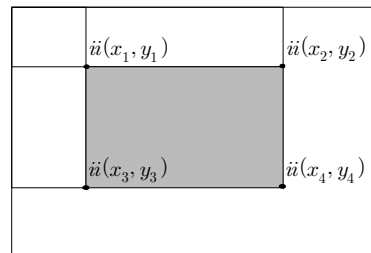


그림 5. 회색 사각 영역의 화소 값의 합은 적분 이미지 값 4개 참조로 $ii(x_4, y_4) + ii(x_1 - 1, y_1 - 1) - ii(x_2, y_2 - 1) - ii(x_3 - 1, y_3)$ 이용하여 계산 가능

Fig. 5. The sum of gray rectangle can be calculated with four array references in integral image as $ii(x_4, y_4) + ii(x_1 - 1, y_1 - 1) - ii(x_2, y_2 - 1) - ii(x_3 - 1, y_3)$

식(3)을 이용하여 그림 5와 같이 영상에서 회색 사각 영역의 화소 값들의 합을 쉽게 구할 수 있다. $ii(x_1, y_1), ii(x_2 - 1, y_2), ii(x_3, y_3 - 1), ii(x_4 - 1, y_4)$ 는 적분 영상의 해당 좌표 값으로 단순히 이 네 가지 값의 합과 차로 원하는 사각 영역의 화소 값들의 합을 계산 가능하다.

III. Free Rectangle 특징 기반 Discrete Adaboost 알고리즘

1. Discrete Adaboost 알고리즘

본 논문에서 얼굴 검출 분류기를 생성하기 위해 Discrete Adaboost 알고리즘을 사용한다. Adaboost 알고리즘은 일반적인 특징으로 정의되는 약분류기(weak classifier)들을 학습시켜 강분류기(strong classifier)를 생성한다. 본 논문은 Adaboost 알고리즘의 약분류기를 위해 Free Rectangle 특징을 사용하였다.

$$h(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } f(x) > \theta \\ -1 & \text{otherwise} \end{cases} \dots\dots\dots \text{식(4)}$$

식(4)는 약분류기를 나타내고 있다. $f(x)$ 는 영상에 free Rectangle 특징의 값을 의미하며, $h(x)$ 는 약분류기를 표현한다. 약분류기의 특징 값이 사전 정의된 문턱 값 θ 보다 크면 1의 값을 가지며 그 외의 경우에는 -1값을 가지게 된다.

Adaboost 알고리즘에 의해 선택된 약분류기들은 입력의 얼굴 영상에 대해 개별적으로 반응한다. 이 때 개개 약분류기에서 얼굴 영상 특징이라고 판단하면 1을 비얼굴 특징이라고 판단하면 -1을 출력한다. Adaboost 알고리즘의 약분류기는 주어진 가중치를 가지며, 강분류기는 각각의 약분류기가 갖는 결과 값들의 가중치 합을 이용하여 얼굴영상을 분류한다.

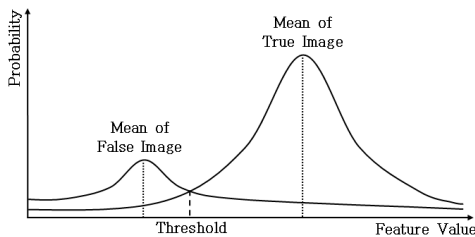


그림 6. 베이저안 정리를 이용한 문턱 값 결정
Fig. 6. Determination of an optimal threshold by Bayes' theorem

개별 약분류기의 사전 정의한 문턱 값 θ 는 가우시안 모델을 사용하여 설정한다. 얼굴 영상으로부터 한 가지 마스크를 적용했을 때 구해지는 평균 값과 분산 값을 이용하여 가우시안 모델을 만들며, 얼굴 영상에 적용했던 동일한 마스크를 비얼굴 영상에 적용하여 평균과 분산을 적용하여 가우시안 모델을 생성한다. 그리고 베이저안 정리(Bayes' Theorem)에 따

라 문턱 값 θ 를 두 가우시안 모델이 만나는 지점으로 정한다.

2. Discrete Adaboost 알고리즘의 학습

얼굴과 비얼굴의 영상을 구분하는 분류기의 연구가 다양하게 시도되고 있다. 신경망 알고리즘, SVM(Support Vector Machine), 그리고 유전 알고리즘 등과 같은 분류기들이 연구되고 있다. 본 논문에서는 얼굴과 비얼굴의 영상을 구분하기 위해 Yoav Freund과 Robert E. Schapire[4]의 Discrete Adaboost 알고리즘을 이용하였다. Adaboost 알고리즘은 약분류기들 중에 정확성이 높고 서로 보완적인 약분류기들을 선별하여 이들의 선형 조합으로 강분류기를 구성한다.

Adaboost 학습 알고리즘은 빠르고 정확성이 높으며, 기반 지식이 필요 없는 적응적인 기법이다. 하지만, 학습 시간이 길고 학습 데이터에 의존적인 단점이 있다. Adaboost 학습과정은 강분류기를 만들기 위한 최적의 약분류기의 조합을 찾는 과정으로 표 2와 같은 과정을 따른다.

표 2의 x_N 은 학습 데이터, t_N 은 학습 데이터의 참 거짓 여부, m 은 거짓 영상의 개수, l 은 참 영상의 개수, $w_n^{(1)}$ 은 첫 번째 학습 데이터의 무게값, e_m 은 약분류기의 오류율, α_m 은 학습 단계에서 선택된 약분류기의 무게값, $y_m(x)$ 은 약분류기, $Y_m(x)$ 은 강분류기를 나타낸다.

학습과정의 초기에는 표 2의 1번과 같이 학습 데이터에 똑같은 가중치를 부여하고 시작한다. 2번 (a) 과정에서 학습 중에 오류율이 가장 작은 약분류기를 선택한다. 그리고, (b) 과정에서 그 약분류기의 오류율을 계산한 후에 이 오류율을 이용하여 약분류기의 가중치를 계산한다. 다음으로 (c) 과정에서 선택된 약분류기가 잘못 분류한 학습 데이터의 가중치를 증가시킨다.

학습 데이터의 가중치가 변경된 상태에서 오류율이 가장 작은 약분류기를 다시 찾는다. 이러한 과정을 반복하며 최종 강분류기에 쓰일 약분류기들을 선택한다.

표 2. Discrete Adaboost 알고리즘
Table 2. The discrete Adaboost algorithm

<p>Training set: $(x_1, t_1), (x_2, t_2), \dots, (x_N, t_N)$ x_N: data t_N: True(1) or False(-1)</p> <p>1. Initialize image data weighting w_n by setting $w_n^{(1)} = \frac{1}{2m}, \frac{1}{2l}$ m = number of negative image l = number of positive image $w_n^{(1)}$: first data weighting coefficient</p> <p>2. For $m=1, 2, \dots, M$: (a) Find weak classifier $y_m(x)$ which have minimum error rate. $J_m = \sum_{n=1}^N w_n^{(m)} I(y_m(x_n) \neq t_n)$ $I(y_m(x_n) \neq t_n): \text{if } y_m(x_n) = t_n \text{ return } 0,$ $\text{if } y_m(x_n) \neq t_n \text{ return } 1$ (b) Compute error ratio $e_m = \frac{\sum_{n=1}^N w_n^{(m)} I(y_m(x_n) \neq t_n)}{\sum_{n=1}^N w_n^{(m)}}$ Set current weighting of weak classifier. $\alpha_m = \ln \left\{ \frac{1 - e_m}{e_m} \right\}$ α_m: weak classifier weighting coefficient e_m: error rate </p> <p>(c) For next weak classifier, update image data weighting. $w_n^{(m+1)} = w_n^{(m)} \exp\{\alpha_m I(y_m(x_n) \neq t_n)\}$ </p> <p>3. Finally, make a strong classifier using linear combination. $Y_m(x) = \text{sign} \left(\sum_{m=1}^M \alpha_m y_m(x) \right)$ </p>

표 2의 2번 (a)과정에서 선택된 최적의 약분류기의 오류율

은 0.2~0.3정도에서 시작하여 학습 횟수가 늘어날수록 오류율은 점점 증가하여 0.5에 가깝게 수렴한다. 학습 단계마다 선택된 약분류기의 오류율이 높을수록 선택된 약분류기의 중요도는 낮아진다. 이러한 이유로 보통 학습과정은 약분류기의 오류율이 0.49이하가 될 때까지 반복한다.

이렇게 선택된 약분류기들을 선형적으로 조합하여 표 2의 3번과 같이 최종적으로 강분류기를 생성하게 된다.

IV. 실험 및 분석

1. Adaboost 학습 시간 및 강분류기의 정확성

본 논문에서 Discrete Adaboost의 학습에 의해 최종적으로 얻어진 강분류기의 정확성을 평가하기 위해 다음과 같은 실험 환경에서 학습시켰다.

Haar-like 특징 기반 Adaboost 알고리즘은 그림 1에서 보여주듯이 4가지 종류를 사용하여 총 116,736 가지의 특징을 생성하였다. 제안하는 Free Rectangle 특징 기반 Adaboost 알고리즘은 표 1과 같은 방법을 통해 총 13,209,744가지의 특징을 생성하여 실험에 사용하였다.

각 마스크의 문턱 값은 가우시안 모델을 이용하여 설정하였다. 그리고 이 문턱 값을 기준으로 식(4)과 같이 각 마스크마다 약분류기를 생성하였다.

학습 데이터로 인터넷에서 무작위로 모은 각각 1000장의 얼굴과 1000장의 비얼굴 영상들을 이용하여 100단계까지 충분히 학습하였다.

표 3. Discrete Adaboost의 학습 시간
Table 3. The training time of the Discrete Adaboost algorithm

	학습 시간 (일:시:분:초)	
	Haar-like	Free Rectangle
1단계	00:00:01:10	00:00:25:12
10단계	00:00:11:44	00:04:19:15
100단계	00:01:56:43	01:19:12:48

표 3은 Discrete Adaboost를 Haar-like와 Free Rectangle 특징을 이용하여 학습 시 소요된 시간을 나타내고 있다. 100단계까지 학습 시 Haar-like 특징은 1시간 56분 43초 Free Rectangle 특징은 1일 19시간 12분 48초가 걸렸다. 이는 Free Rectangle 특징이 Haar-like 특징에 비해 높은 자유도로 생성된 많은 경우의 특징 때문에 학습 시간이 약 21배 차이를 보이는 것을 볼 수 있다.

그림 7은 Discrete Adaboost에 의해 선택된 100개의 Free Rectangle 특징을 보여준다. Free Rectangle 특징은 두 개의 작은 사각형으로 구성된 Haar-like 특징의 모양 형태도 포함하고 있어 Haar-like 마스크 보다 다양한 특징을 가지는 것을 볼 수 있다. 이는 Free Rectangle 특징이 더 다양하고 강인한 특징을 제공하는 것을 알 수 있다.

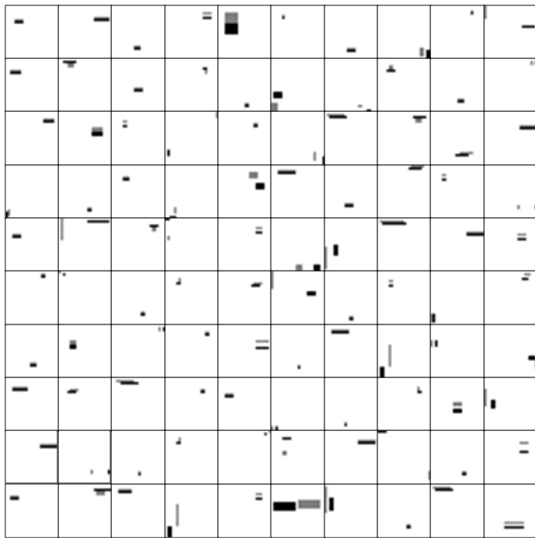


그림 7. Discrete Adaboost 알고리즘에 의해 선택된 Free Rectangle 특징
Fig. 7. Free Rectangle Features selected by the discrete Adaboost algorithm

그림 8은 Free Rectangle 특징과 Haar-like 특징 기반 Discrete Adaboost에 의해 각 학습 단계마다 생성된 강분류기를 학습 데이터를 기반으로 정확도를 나타내고 있으며, 그림 9는 Free Rectangle 특징과 Haar-like 특징 기반 Discrete Adaboost들의 학습 단계에서 선택된 약분류기의 오류율을 나타내고 있다.

그림 8을 살펴보면 15단계의 학습 깊이까지는 비슷하게 정확성이 높아지나 16단계부터 Free Rectangle 특징의 정확성이 Haar-like 특징의 정확성보다 높은 것을 볼 수가 있다. Free Rectangle 특징은 학습 88단계에서 93.65%의 최고 정확도를 보였고 Haar-like 특징은 학습 49단계에서 92.75%의 최고 정확성을 보였다. 25단계 학습 이후로는 Free Rectangle 특징의 정확도가 Haar-like 특징에 비해 대체적으로 약 1%정도 높은 정확도를 보인다.

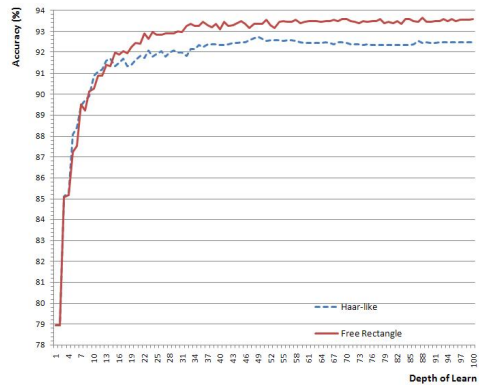


그림 8. Haar-like 특징 기반 강분류기와 Haar-like 특징 기반 강분류기의 정확도 비교
Fig. 8. Comparison of the accuracy between the strong classifier based on Haar-like feature and Free Rectangle

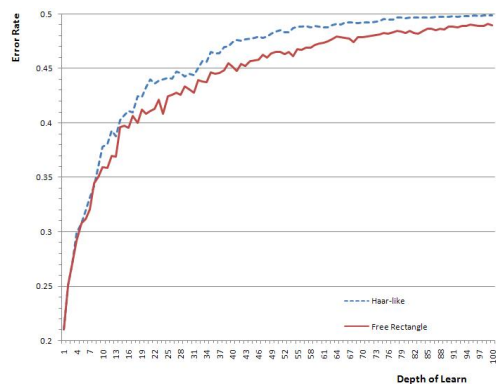


그림 9. Haar-like 특징 기반 Adaboost 알고리즘과 Haar-like 특징 기반 Adaboost 알고리즘의 선택된 약분류기의 학습 깊이에 따른 에러율
Fig. 9. Comparison of error rates of the selected weak classifier between Haar-like feature based Adaboost and Free Rectangle feature at each training stage

Haar-like 특징이 학습 49단계에서 보여 주었던 92.75%의 정확도를 Free Rectangle은 이미 22단계에서 92.9%의 정확도를 앞선다. 이는 Haar-like 특징에 비해 제한하는 Free Rectangle 특징 기반 분류기가 특징의 개수를 반 이하로 줄이고도 더 높은 정확성을 가지는 것을 의미한다.

그림 9에서 제한하는 Free Rectangle 특징 기반 약분류기의 에러율이 Haar-like에 것에 비해 천천히 0.5에 수렴하는 것을 볼 수가 있다. 그림 8과 그림 9를 볼 때 Free Rectangle 특징이 Haar-like 특징에 비해 다양하고 효율적인 약분류기를 생성하여 Adaboost에 제공함으로써 성능이 좋은 강분류기를 생성함을 알 수가 있다.

2. Free Rectangle 특징 기반 분류기의 검출 시간

다음은 Free Rectangle 특징 기반 Discrete Adaboost 알고리즘의 학습에 의해 생성된 강분류기를 얼굴들을 포함하는 영상에서 얼굴의 검출시간에 관해 실험하였다. 그림 10은 Free Rectangle 특징 기반의 강분류기를 이용하여 이미지에서 얼굴을 검출한 영상들을 보여준다.



그림 10. Free Rectangle 기반 강분류기의 얼굴 검출 결과
Fig. 10. Result of the face detection using the strong classifier based on Free Rectangle feature

영상에서 얼굴 검출 시에 영상을 25%씩 줄여 가면서 영상마다 24*24 윈도우를 2화소 단위로 움직이면서 검출했다. 테스트 컴퓨터의 환경은 Intel Dual Core E6550, Ram 2G, Windows XP SP3에서 수행하였다.

첫 번째 실험에서는 Free Rectangle과 Haar-like 특징으로 정의되는 약분류기들의 처리속도를 비교하였다. 이를 위해서 Haar-like 특징 기반 강분류기는 최고의 정확성 92.75% 보인 49개의 특징들을 이용하였으며, 제안하는 Free Rectangle 특징 기반 강분류기는 Haar-like특징과 동일하게 93.35%의 정확성을 갖는 49개의 특징들을 이용하였다.

표 4는 여러 크기의 영상에 얼굴 검출 시 검출 시간을 나타내고 있다. 동일한 49개의 Haar-like 특징과 Free Rectangle 특징으로 구성된 각각의 강분류기의 얼굴 검출 시간을 비교할 수 있다. Haar-like 특징을 이용한 강분류기는 평균 0.434초, Free Rectnagle 특징을 이용한 강분류기는 평균 0.390초의 처리속도를 보였다. 동일한 수의 특징을 이용했을 때 Free Rectangle 특징이 12% 빠른 얼굴검출 속도를 보였다. 이는

Free Rectangle 특징이 Haar-like 특징에 비해 특징 종류를 구분하기 위한 분기점이 없으며 항상 두 개의 사각 영역의 화소 값들의 합만 계산하기 때문이다.

표 4. Haar-like 기반의 강분류기와 제안된 방법을 이용한 얼굴 검출기의 검출 시간 비교 (Haar-like 특징은 49개의 특징을 이용, Free Rectangle 특징은 49개와 22개의 특징 이용)

Table 4. Comparison of the face detection speed between the strong classifier based on Haar-like feature and the proposed method (Haar-like feature use 49 features, Free Rectangle feature use 49 features and 22 features)

영상 크기	검출 시간 (초)		
	Haar-like	Free Rectangle	
	49개 특징	49개 특징	22개 특징
333*500	0.375	0.344	0.172
500*390	0.453	0.406	0.218
359*501	0.406	0.375	0.203
400*579	0.546	0.484	0.261
350*500	0.406	0.359	0.188
450*436	0.453	0.406	0.211
640*480	0.750	0.672	0.348
341*294	0.218	0.188	0.101
500*376	0.438	0.391	0.198
400*583	0.547	0.500	0.262
400*601	0.578	0.516	0.259
400*400	0.360	0.328	0.159
280*338	0.203	0.172	0.098
333*500	0.375	0.344	0.172
500*355	0.406	0.360	0.179
평균	0.434	0.390	0.201

두 번째 실험은 동일한 정확성을 갖는 Free Rectangle 특징 기반 강분류기와 Haar-like 특징 기반 강분류기들의 얼굴 검출 시간을 비교하였다. Free Rectangle 특징 기반 강분류기는 22개의 특징들을 가지며 92.90%의 정확성을 갖는다. 반면에 Haar-like기반 강분류기는 49개의 특징들을 가지면 92.75%의 정확성을 갖는다.

표 4에서 볼 수 있듯이 Haar-like 특징 기반 강분류기는 49개의 약분류기를 이용하여 92.75%의 정확도를 갖는다. 반면에 Free Rectangle 특징 기반 강분류기는 22개의 약분류기만을 이용하여 Haar-like 특징과 비슷한 92.90%의 정확도를 갖는다. 두 특징 기반의 강분류기가 비슷한 정확도를 갖는 경우에 Haar-like 특징 기반 강분류기는 평균 0.434초로 얼굴을 검출하였다. 하지만 Free Rectangle 특징 기반 강분류기는 평균 0.201초로 얼굴을 검출하여 Haar-like 특징 기반에 비해 115% 빠른 수행시간을 보였다.

이는 첫 번째 실험에서 확인할 수 있듯이 동일한 수의 약분류기를 이용할 경우에 Free Rectangle 특징 기반 강분류기가 Haar-like 특징 기반 강분류기에 비해 12% 빠른 얼굴 검출 속도를 보였다. 그리고 Free Rectangle 특징 기반 강분류기는 Haar-like 특징 기반 강분류기 보다 약 50% 이하 수의 약분류기를 사용하여 비슷한 정확도를 보였다.

V. 결론 및 향후 연구 방향

본 논문에서 새로 제안한 Free Rectangle 특징은 기존의 Haar-like 특징에 비해 더욱 다양하고 효율적인 특징을 제공하는 것을 다양한 실험을 통해 입증하였다. 정확성 실험에서 새로 제안된 Free Rectangle 특징 기반 강분류기가 Haar-like 특징 기반에 비해 약 1%의 정확성 향상을 보였다. 검출시간 실험에서는 같은 수의 특징을 썼을 때 Haar-like 특징 기반 분류기 보다 제안하는 Free Rectangle 특징 기반 강분류기가 12% 빠른 처리 속도를 보였다. 또한 비슷한 정확성을 갖는 경우에도 제안하는 특징 기반 강분류기가 115% 빠른 모습을 보였다.

하지만 특징의 개수가 Haar-like에 비해 Free Rectangle의 특징의 수가 많아 21배 정도 늘어난 학습 시간을 필요로 하였다. 앞으로 정확도를 높이면서 Free Rectangle 특징의 개수를 효과적으로 줄여 학습 시간을 단축할 수 있는 방법을 연구할 예정이다.

참고문헌

[1] P. Viola and M. J. Jones, "Robust Real-Time Face Detection," *International Journal of Computer Vision*, Vol. 57, No. 2, pp. 137-154, May. 2004.

[2] Rainer Lienhart and Jochen Maydt, "An Extended Set of Haar-like Features for Rapid Object Detection," *IEEE ICIP 2002*, Vol. 1, pp. 900-903, Sep. 2002.

[3] L. Furst, S. Fidler and A. Leonardis, "Selecting features for object detection using an Adaboost-compatible evaluation function," *Pattern Recognition Letters* Vol. 29, No. 11, pp. 1603 - 1612, 2008.

[4] Y. Freund and R. E. Schapire, "A Short Introduction to Boosting," *Journal of Japanese Society for Artificial Intelligence*, Vol. 14, No. 2, Sep. 1999.

[5] T. Mita, T. Kaneko and O. Hori, "Joint Haar-like Features for Face Detection," *IEEE International Conference on Computer Vision*, Vol. 2, pp. 1619-1626, 2005.

[6] G. Bradski, A. Kaehler and V. Pisarevsky, "Learning Based Computer Vision with Intel's Open Source Computer Vision Library," *Intel Technologies Journal*, Vol. 9, No. 2, May 2005.

[7] J. Miteran, J. Matas, E. Bourennane, M. Paindavoine, and J. Dubois, "Automatic Hardware Implementation Tool for a Discrete Adaboost-Based Decision Algorithm," *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, Vol. 7, pp. 1035-1046, Jan. 2005.

[8] L. Shen, L. Bai, D. Bardsley, Y. Wang, "Gabor Feature Selection for Face Recognition using Improved Adaboost Learning," *Lecture notes in computer science*, Vol. 3781, pp. 39-49, Oct. 2005.

[9] B. Wu, H. Ai, C. Huang and S. Lao, "Fast Rotation Invariant Multi-View Face Detection Based on Real Adaboost," *Proceedings of the Sixth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, pp. 79-84, May 2004.

[10] M. Yang, D. J. Kriegman, and N. Ahuja, "Detecting Faces in Images: A Survey," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 24, No. 1, Jan. 2002.

[11] Rainer Lienhart, Jochen Maydt, "An Extended Set of Haar-like Features for Rapid Object Detection," Vol. 1, pp. 900-903, 2002.

[12] D. Kim, S. Jung, and M. Chung, "Extansion of cascaded simple feature based face detection to facial expression recognition," *Pattern Recognition Letter*, Vol. 29, No. 11, pp. 1621-1631, Aug. 2008.

[13] Rong Xiao, Ming-Jing Li and Hong-Jiang Zhang, "Robust Multi-Pose Face Detection in Images," *Circuits and Systems for Video Technology, IEEE Transactions on*, Vol. 14, pp. 31-41, Jan. 2004.

[14] Phillip Ian Wilson and John Fernandez, "Facial feature detection using Haar classifiers," *Journal of Computing Sciences in Colleges*, Vol. 21, No. 4, pp. 127-133, Apr. 2006.

[15] 이승태, 한영준, 한현수, "컬러 분산 에너지를 이용한 확장 스네이크 알고리즘," *한국컴퓨터정보학회 논문지*, 제 14권, 제 10호, 83-92쪽, 2009년 10월.

[16] 신성운, 표성배, "전경계선 검출의 향상을 위한 Mean Shift 알고리즘과 자기 적응적 Canny 알고리즘의 활용," *한국컴퓨터정보학회 논문지*, 제 14권, 제 7호, 33-40쪽, 2009년 7월.

저 자 소 개



홍 옹 희
2009 : 송실대 정보통신전자공학부 학사.
2009 : 송실대 대학원 전자공학과 석사과정
관심분야 : 영상처리, 패턴인식, 임베디드 시스템



한 영 준
1996 : 송실대 전자공학과 학사.
1998 : 송실대 전자공학과 석사.
2003 : 송실대 전자공학과 박사.
2009-현재 : 송실대 정보통신전자공학부 부교수.
관심분야 : 로봇 비전, 영상처리, 비주얼서보잉



한 현 수
1991 : University of Southern California (공학박사).
1992-현재 : 송실대 정보통신전자공학부 교수.
1994 : 일본기계기술 연구소 객원연구원.
1998 : 송실대학교 어학원장.
1999 : 송실대학교 정보통신전자공학부 학부장.
관심분야 : 자동화 시스템, 자료융합, 물체인식