

얼굴 색상과 에이다부스트를 이용한 효율적인 얼굴 검출

(Efficient Face Detection using Adaboost and Facial Color)

채 영 남[†] 정 지 년^{**} 양 현 승^{***}
(Yeong Nam Chae) (Ji-nyun Chung) (Hyun S. Yang)

요 약 Viola와 Jones가 제안한 에이다부스트 얼굴 검출기는 속도와 정확도면에서 매우 훌륭한 성능을 보이고 있는 얼굴 검출기이다. 하지만 에이다부스트 얼굴 검출기에도 여전히 오검출이 발생하며, 이를 줄이기 위해서는 더욱 많은 계산이 필요하다. 에이다부스트 얼굴 검출기는 흑백 영상을 사용하므로, 색상정보를 사용하면 더 적은 연산으로 오검출율을 낮출 수 있다. 본 논문은 얼굴 색상 정보를 이용하여 대상 영상에서 부 윈도우를 효율적으로 검색하고, 에이다부스트 얼굴 검출기의 첫 단계에 계산속도가 매우 빠른 얼굴 색상을 이용한 얼굴/비얼굴 분류기를 채용하여 더 빠른 얼굴 검출 속도와 더 낮은 오검출율을 달성할 수 있는 단계별 얼굴 검출 모델을 제안하였다. 얼굴색상 필터링을 위해 정의된 얼굴색상 소속함수를 이용하여 얼굴색상 필터 영상과 그 누적영상을 계산한다. 누적 영상에 의해 빠른 속도로 임의의 부 윈도우의 밀도를 계산할 수 있다. 제안된 검색 방법은 이 색상 밀도에 기반하여 얼굴일 가능성이 없는 부 윈도우들을 생략하게 된다. 그리고 부 윈도우의 밀도를 이용한 얼굴/비얼굴 분류기는 단계별 얼굴 검출기의 앞단에서 얼굴이 아닌 부 윈도우를 빠르게 거절한다. 제안된 얼굴 검출 모델은 적은 계산으로 오검출율을 낮출 수 있었으며, 실시간 얼굴 검출 속도를 비약적으로 향상시킬 수 있었다.

키워드 : 에이다부스트, 얼굴 색상, 얼굴 검출, 효율적 얼굴 검색, 부 윈도우 검색

Abstract The cascade face detector learned by Adaboost algorithm, which was proposed by Viola and Jones, is state of the art face detector due to its great speed and accuracy. In spite of its great performance, it still suffers from false alarms, and more computation is required to reduce them. In this paper, we want to reduce false alarms with less computation using facial color. Using facial color information, proposed face detection model scans sub-window efficiently and adapts a fast face/non-face classifier at the first stage of cascade face detector. This makes face detection faster and reduces false alarms. For facial color filtering, we define a facial color membership function, and facial color filtering image is obtained using that. An integral image is calculated from facial color filtering image. Using this integral image, its density of subwindow could be obtained very fast. The proposed scanning method skips over sub-windows that do not contain possible faces based on this density. And the face/non-face classifier at the first stage of cascade detector rejects a non-face quickly. By experiment, we show that the proposed face detection model reduces false alarms and is faster than the original cascade face detector.

Key words : adaboost, facial color, face detection, cascade, efficient face detector, sub-window scanning

본 연구는 국토해양부 첨단도시개발사업의 연구비지원(07첨단도시 A01)에 의해 수행되었습니다. 그리고 지식경제 프론티어 기술개발사업의 일환으로 추진되고 있는 지식경제부의 유비쿼터스컴퓨팅및네트워크원천기술개발 사업의 09C1-C2-10M 과제 지원으로 수행되었습니다.

[†] 학생회원 : 한국과학기술원 전산학과
ynchae@paradise.kaist.ac.kr
^{**} 정 회원 : KT 중앙연구소 선임연구원
j.chung@kt.com
^{***} 종신회원 : 한국과학기술원 전산학과 교수
hsyang@paradise.kaist.ac.kr

논문접수 : 2009년 3월 12일
심사완료 : 2009년 5월 20일

Copyright©2009 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: 소프트웨어 및 응용 제36권 제7호(2009.7)

1. 서론

얼굴 검출은 주어진 영상에 존재하는 얼굴의 위치와 크기를 찾아내는 단계로, 얼굴인식을 수행하기 위해 반드시 필요한 선행 단계이다. 정확한 얼굴 검출 없이는 안정적인 얼굴 인식을 수행할 수 없으므로, 얼굴 검출은 얼굴 인식 기술에 있어 매우 중요한 기술이다. 얼굴 검출은 얼굴과 비얼굴을 분류해 낼 수 있는 분류기(classifier)를 주어진 영상에 대해 다양한 위치와 크기에 적용하여 얼굴로 분류되는 위치와 크기를 찾는 과정이다. 얼굴을 검출하기 위해서는 분류기를 많은 횟수 적용하게 되므로, 검출에 있어 많은 시간이 소요된다. 또한 사람의 얼굴은 개인차이나, 안경과 같은 액세서리에 따라 변화하며, 포즈나 시점, 조명 변화, 회전 등에 의해 다양한 변화를 가지므로 분류기의 복잡도는 매우 높다. 이러한 얼굴검출의 특성은 빠른 검출 속도뿐 아니라, 높은 검출율(detection rate)과 낮은 오검출율(false alarm rate)이라는 상충되는 과제도 부여하고 있다.

상충된 얼굴검출의 요구조건을 충족시키기 위한 연구들 중에서 속도와 검출 성능에서 가장 우수한 평가를 받고 있는 알고리즘은 Viola와 Jones가 제안한 에이다부스트(Adaboost)를 이용한 얼굴 검출 알고리즘이다 [1,2]. 에이다부스트 알고리즘은 많은 특징 집합으로부터 약한 분류기(Weak classifier)를 구성하고 이를 선택적으로 조합하여 복잡한 패턴을 분류할 수 있는 강한 분류기(Strong classifier)를 학습하는 방법으로, 그들은 학습된 강한 분류기를 단계적(Cascade)으로 배열하여 얼굴 분류기를 구성하였다. 그들이 제안한 얼굴 검출 알고리즘은 계산량이 적은 분류기를 앞에, 계산량이 많은 분류기를 뒤에 배치하는 방식으로 분류기를 복잡도에 따라 단계적으로 배열하였다. 이를 통해 비얼굴패턴을 초기 단계에서 거절(Reject)하게 되어 알고리즘의 수행 속도가 크게 향상되었다. 더불어 누적영상(Integral image)을 이용하여 빠르게 하-웨이브릿 특징(Harr-like wavelet feature)을 추출하여 개별 분류기의 계산 시간도 단축하였다. 이 알고리즘은 검출 성능에 있어서 다른 알고리즘과 비교하여 뒤지지 않으면서도 계산시간이 매우 짧으므로 많은 연구자들이 이 알고리즘을 이용하거나 이를 보다 개선하여 얼굴 검출기를 개발하고 있다.

Viola와 Jones가 얼굴 검출 알고리즘을 제안한 이후, 많은 연구자들이 이를 개선한 얼굴 검출 알고리즘을 제안하였다. Lienhart와 Maydt는 에이다부스트에 사용된 하-웨이브릿 특징을 보다 보완하여 확장 하-웨이브릿 특징(Extended Haar-like wavelet feature)을 제안하였다 [3]. 제안된 특징은 기존의 특징에 45도로 기울어진 특징을 포함시킴으로써 보다 풍부한 특징 집합(feature

set)을 구성하도록 하였으며, 이를 통해 보다 적은 약한 분류기로 동일한 성능의 강한 분류기를 구성할 수 있도록 하여 계산 복잡도 대비 성능을 향상시켰다. 에이다부스트 알고리즘에 의해 얻은 강한 분류기를 구성하는 약한 분류기의 잉여(Redundancy)를 제거하는 알고리즘도 제안되었다[4]. 이 알고리즘은 부유검색(Floating search)를 이용하여 강한 분류기를 구성하는 약한 분류기를 역으로 탐색, 오차율에 영향을 미치지 않는 약한 분류기를 제거하여 보다 적은 약한 분류기로 강한 분류기를 구성할 수 있도록 하였다. 그 외에 리얼부스트(Realboost), 젠틀부스트(Gentleboost) 등 강한 분류기를 학습하는 다양한 알고리즘이 제안되었으며, 이들에 대한 성능 비교도 수행되었다[5].

에이다부스트 알고리즘의 개선은 특징 집합의 표현력을 증가시키거나, 강한 분류기 학습 방법을 개선하여 보다 적은 계산시간으로 보다 높은 얼굴 검출 성능을 달성할 수 있도록 하고 있다. 그러나 기존의 연구들은 대부분 흑백영상만을 이용하고 있으며, 색상정보는 이용하지 않고 있다. 이는 색상정보가 없이도 얼굴과 비얼굴을 구분함에 필요한 충분한 정보가 제공되기 때문이다. 그러나 색상 특징은 얼굴과 비얼굴을 구분함에 있어 중요한 특징 중 하나이며, 정확도의 향상 효과는 크지 않겠지만, 얼굴의 색상정보를 이용하여 빠르게 얼굴/비얼굴을 구분할 수 있다면 얼굴 검출 속도 향상에 기여할 수 있을 것이다.

본 논문은 이러한 점에 착안하여 기존의 에이다부스트를 이용한 얼굴 검출 알고리즘에 색상을 이용한 부 윈도우 검색기와 얼굴 분류기를 추가하여, 기존의 얼굴 검출기의 성능을 일부 향상시킴과 동시에 계산시간의 단축을 이루고자 하였다. 색상을 이용한 얼굴 분류기는 HSV(Hue-Saturation-Value, 색상-채도-명도) 색상계에서 색상과 채도로 정의된 얼굴색의 소속함수를 통계적으로 학습하여 입력 영상의 각 픽셀의 소속함수 값을 계산한다. 계산된 소속함수 값은 문턱값을 이용하여 이진화하여 얼굴색상의 픽셀과 그렇지 않은 픽셀을 구분하는 이진영상을 얻는다. 이진 영상은 누적영상(Integral image)으로 계산되며, 이를 이용하여 각 부 윈도우의 밀도를 빠르게 계산한다. 본 논문에서 제안된 부 윈도우 검색기는 빠르게 계산된 부 윈도우의 얼굴 색상 밀도를 이용하여 다음 번 검출을 수행할 부 윈도우의 위치를 효율적으로 검색한다. 그리고 얼굴 색상을 이용한 얼굴/비얼굴 분류기는 최적화된 문턱값을 이용하여 부 윈도우에 얼굴 영상이 있을지 여부를 결정하게 된다. 밀도가 문턱값 이상인 경우 이후 동일한 영역을 에이다부스트를 이용하여 학습한 단계별 얼굴 검출기에 넘겨 얼굴인지의 여부를 결정하도록 하고, 밀도가 문턱값 미만일 경

우 얼굴이 아닐 것으로 판단하여 에이다부스트 얼굴 검출기에 해당 영역을 넘기지 않도록 한다. 제안된 색상을 이용한 얼굴 분류기는 누적영상을 이용한 밀도 계산을 통해 빠르게 얼굴/비얼굴의 분류가 가능하다. 제안된 부 윈도우 검색기와 얼굴/비얼굴 분류기를 통해 많은 경우 이후의 얼굴 분류 과정을 거치지 않게 되며, 이를 통해 속도향상은 물론, 오검출(false alarm)을 줄이는 효과도 얻을 수 있었다.

다음 장에서는 본 논문에서 사용한 Viola와 Jones의 에이다부스트 얼굴검출기에 대해 간략하게 소개하고, 3장에서 제안된 색상을 이용한 얼굴 검출 모델에 대해 설명한다. 4장에서 제안된 모델의 성능 향상에 대한 실험 결과를 보이고, 5장에서 결론을 맺도록 한다.

2. 에이다부스트를 이용한 단계별 얼굴 검출기

Viola와 Jones가 에이다부스트를 이용한 단계별 얼굴 검출기를 제안한 이후, 이에 대한 많은 개선이 이루어져 왔다[3-5]. 이는 사용된 특징 집합을 보다 풍부하게 하거나, 약한 분류기 혹은 강한 분류기의 학습 방법을 개선하여 보다 빠르고 정확한 얼굴 검출기를 만들고자 하는 방향으로 진행되어 왔다. 개선된 얼굴 검출기들도 약한 분류기를 조합하여 구성한 강한 분류기를 이용한 단계별 얼굴 검출기라는 점에서 Viola와 Jones의 얼굴 검출기와 크게 다르지 않으므로 본 논문에서는 Viola와 Jones의 얼굴 검출기를 사용하도록 하였다. Viola와 Jones의 단계별 얼굴 검출기의 학습은 누적영상의 준비, 하-웨이블릿 특징 집합의 생성, 약한 분류기 및 강한 분류기의 학습, 단계별 얼굴 검출기의 구성으로 이루어지며, 본 장에서는 이에 대해 간략하게 소개한다.

2.1 누적 영상(Integral Image)의 준비

Viola와 Jones가 제안한 단계별 얼굴 검출기는 하-웨이블릿 특징을 사용하여 약한 분류기를 학습하는데, 약한 분류기의 계산 속도향상을 위해 누적 영상을 사용하고 있다. 누적영상은 흑백 영상에서 특정 사각형 영역의 픽셀 값의 합을 빠르게 계산할 수 있도록 해주므로, 두 개 이상의 사각형 영역으로 정의될 수 있는 하-웨이블릿 특징을 빠르게 계산할 수 있도록 해준다. 누적영상 $ii(x,y)$ 는 영상의 좌표 (x,y) 에서의 명암값(intensity)를 $ii(x,y)$ 라고 할 때, 식 (1)과 같이 정의된다.

$$ii(x,y) = \sum_{x' \leq x, y' \leq y} i(x',y') \quad (1)$$

누적영상으로부터 그림 1의 영역 D의 각 픽셀의 명암값의 합은 $ii_4 - ii_2 - ii_3 + ii_1$ 로 계산될 수 있다.

2.2 하-웨이블릿 특징 집합의 생성

하-웨이블릿 특징은 에지(Edge)나 라인(Line)을 표현하며, 다음 그림 2와 같이 두 개 혹은 그 이상의 사각형 영역으로 정의된다. 즉, 주어진 부 윈도우(subwindow)

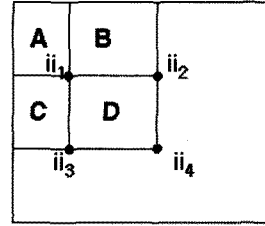


그림 1 누적 영상을 이용한 사각영역의 명암합 계산. 누적 영상의 네 점에 대한 접근(Access)으로 영역 D의 명암값의 합을 계산할 수 있다.

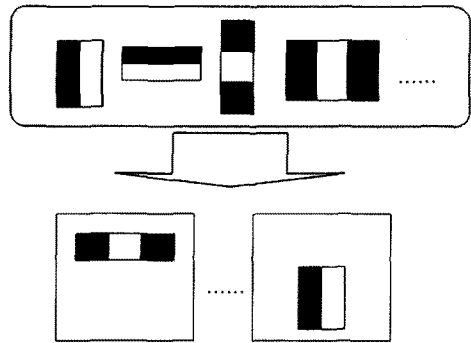


그림 2 하-웨이블릿 특징 집합의 생성. 라인, 예지를 표현하고 있다.

의 하-웨이블릿 특징 값은 두 가지 사각형 영역(음영으로 구분됨)의 명암합의 가중차(weighted subtraction)로 정의될 수 있다. 하-웨이블릿 특징집합은 그림 2가 나타난 것 같이 에지 혹은 라인 특징을 부 윈도우에 임의의 위치에 배치하여 얻어진다.

2.3 약한 분류기 학습 및 강한 분류기의 학습

약한 분류기는 각 하-웨이블릿 특징 집합에 대한 가중치의 값에 대해 최적화된 문턱값으로 얼굴/비얼굴을 분류하도록 설계된다. 즉, 하-웨이블릿 특징에 대한 가중치의 값이 $f_j(x)$ 일 때, 약한 분류기 $h_j(x)$ 는 다음 식 (2)와 같이 설계된다. θ_j 는 문턱값, p_j 는 polarity이다.

$$h_j(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } p_j f_j(x) < \theta_j \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

강한 분류기는 약한 분류기의 가중합으로 구성되며, 에이다부스트 알고리즘은 적절한 약한 분류기를 선택하고 이에 가중치를 부여하는 알고리즘이다. 에이다부스트 알고리즘을 통해 얻은 강한 분류기 $h(x)$ 는 T개의 약한 분류기가 선택되었을 때, 다음 식 (3)과 같은 형태를 지닌다. α_t 는 학습을 통해 얻은 각 약한 분류기에 대한 가중치로, 각 약한 분류기가 가지는 에러에 반비례하는 경향을 지닌다. 자세한 강한 분류기 학습 과정은 [2]를 참고하길 바란다.

$$h(x) = \begin{cases} 1, & \sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x) \geq \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \alpha_t \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

2.4 단계별 얼굴 검출기의 구성

단계별 얼굴 검출기는 그림 3에 나타난 바와 같이 학습된 강한 분류기를 순차적으로 적용함으로써 구성된다. 입력 영상이 주어지면, 각 단계(stage)의 강한 분류기로 얼굴/비얼굴 분류를 순차적으로 수행하게 되며, 그 중 하나에서 비얼굴 분류를 하게 되면 비얼굴로 결정을 하게 된다. 각 강한 분류기는 사전에 지정된 검출율(detection rate)과 오검출율(false alarm)을 만족하도록 학습되며, 각 단계의 강한 분류기는 앞 단계를 통과한 학습데이터들을 사용한다. 각 단계의 강한 분류기는 초기 단계에서는 적은 수의 약한 분류기로 목표한 한 검출율과 오검출율을 달성할 수 있으나, 후반으로 갈수록 분류하기 어려운 비얼굴 데이터가 남으므로, 목표한 한 검출율과 오검출율을 달성하기 위해서 더욱 많은 약한 분류기가 필요하게 된다. 즉, 후반으로 갈수록 더욱 강한 분류기의 계산 복잡도는 증가하게 된다. 단계별 얼굴 검출기는 초반에 적은 계산으로 빠르게 비얼굴 패턴을 거절할 수 있도록 해주므로 얼굴 검출기의 속도 향상에 크게 도움이 된다.

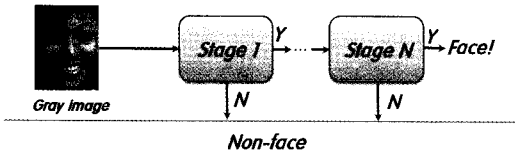


그림 3 단계별 얼굴검출기의 개념도. 계산량이 적은 분류기가 앞 단계에 위치하게 된다.

3. 얼굴색상과 에이다부스트를 이용한 빠른 얼굴 검출

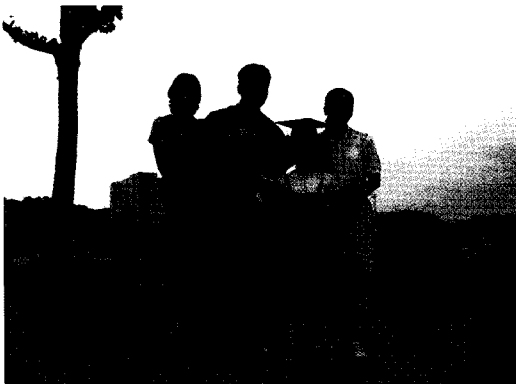


그림 4 피부색상 필터링의 예. 입력 영상(좌)과 얼굴색상 필터 영상(우)

본 논문은 Viola와 Jones가 제안한 단계별 얼굴 검출기에 얼굴 색상 특징을 이용한 효율적인 부 윈도우 검색기와 얼굴 색상 특징을 이용한 얼굴/비얼굴 분류기를 추가하였다. 얼굴 색상을 이용한 부 윈도우 검색기는 부 윈도우의 얼굴 색상 밀도를 이용하여 얼굴일 가능성이 없는 부 윈도우를 생략하며, 얼굴 색상을 이용한 얼굴/비얼굴 분류기는 에이다부스트 단계별 얼굴 검출기의 앞 단계에 위치하여 보다 일찍 비얼굴 패턴을 거절하게 된다. 이와 같은 2가지 기법을 통해 검출 속도의 향상과 함께 오검출을 줄이고자 하였다.

3.1 얼굴색상 유사도 모델의 학습

색상을 이용한 얼굴 검출은 얼굴색상과 유사한 색상이 환경에 존재하지 않는 경우가 아니면, 단독으로 얼굴 검출기를 구성할 수는 없다. 일상적인 환경에서 얼굴 외에 얼굴색과 유사한 물체가 많기 때문이다. 따라서 다양한 환경에서의 얼굴 검출을 수행하고자 할 경우, 색상을 단독으로 사용하기 보다는 필터링을 통해 얼굴이 존재할 수 있는 후보 영역을 추출하고 얼굴만이 지닌 특징(눈, 코, 입)을 확인하는 과정을 거치거나[6], 신경망과 같은 분류기에 의해 얼굴인지 확인하는 것이 일반적이다[7]. 필터링을 위해서는 일반적으로 샘플들로부터 추출한 얼굴 색상 확률 모델 $p(\text{color}|\text{face})$ 을 계산하는 과정이 필요하다. 이를 이용하여 주어진 영상을 필터링하여 그림 4와 같은 얼굴색상 필터 영상을 획득하고, 이에 대해 세그멘테이션(segmentation)을 수행하여 후보 영역을 획득하게 된다[8]. 그러나 얼굴색상은 조명이나 개인차에 의해 다양한 변화를 가지기 때문에 그 속성상 얼굴 영역과 그렇지 않은 영역을 정확하게 분리해 내기가 어렵다. 필터링은 일반적으로 오거절(false reject)을 낮추도록 하므로, 얼굴 후보영역은 크게 늘어나고 세그멘테이션의 결과의 신뢰도도 떨어진다. 얼굴색상 필터영상의 세그멘테이션에 소요되는 계산량도 적은 편이 아니므로, 예

다부스트를 이용한 단계별 얼굴 검출기에 적용하여 계산 시간의 향상 효과는 크지 않을 수 있다. 따라서 세그먼트이션에 의한 후보 영역 추출보다는 계산 량이 적은 얼굴색상을 이용한 얼굴/비얼굴 분류기를 단계별 검출기의 첫 단계로 포함시키는 방법을 제안한다.

얼굴 색상 확률 모델은 얼굴 색상을 구성하는 색상에 대해 베이시안 룰(Bayesian rule)에 따라 다음의 식 (4)와 같이 모델링 될 수 있다.

$$p(\text{face} | \text{color}) = \frac{p(\text{face} \cap \text{color})}{p(\text{color})} \quad (4)$$

특정 픽셀의 색상 color에 대해 얼굴 색상 우도(likelihood)를 $p(\text{face} | \text{color})$ 와 같이 정의할 수 있으며, $p(\text{color})$ 는 얼굴과 배경을 포함하여 관찰되는 모든 영상의 색상의 확률분포, $p(\text{face} \cap \text{color})$ 는 얼굴 영상에서 관찰되는 색상의 분포이다. 이 확률 분포는 일반적으로 HSV(Hue-Saturation-Value, 색상-채도-명도) 색상계에서 색상(Hue) 성분을 추출하고 이를 혼합 가우시안(Gaussian Mixture)으로 근사하여 학습할 수 있다[9].

식 (4)의 모델을 따르면, 통계적 특성상 특정 색상 값이 높은 확률 값을 가지게 된다. 이러한 특성은 상대적으로 특이한 피부색(예를 들어 지나치게 검거나 흰 사람)을 가진 사람의 경우, 낮은 우도값을 가지게 되어 문턱값을 설정할 때 비얼굴색으로 간주되어 필터링 되어 버리는 단점을 가지게 된다. 따라서 본 논문에서는 이러한 얼굴 색상 우도 계산의 단점을 보완하기 위해 이를 수정하여 다음 식 (5)와 같이 얼굴 색상 소속함수(face color membership function)를 정의하였다.

$$M(\text{color}) = \frac{\max_{I_i \in \text{face}} (p_i(\text{color}))}{p(\text{color})} \quad (5)$$

모든 얼굴 영상으로부터 $p(\text{face} \cap \text{color})$ 를 구하지 않고, 각 얼굴 영상의 확률분포를 계산한 후, 각 색상의 확률 값 중 최대값을 취하도록 하였다. 이 모델은 출현 빈도는 적으나 특정 얼굴에서 지배적으로 나타나는 색상에 대해 높은 소속함수 값을 얻을 수 있도록 해주므로, 기존의 얼굴 색상 우도(식 (4))가 지닌 단점을 보완할 수 있게 된다. 이로 인해 오검출율이 높아지는 단점이 있으나, 기존의 모델이 동일한 검출율을 달성하기 위해 문턱값을 낮추는 과정에서 생기는 오검출율보다는 낮은 오검출율을 획득할 수 있다. 이러한 특성은 다음 장에서 확인할 수 있다.

얼굴 색상 소속함수를 통계적으로 학습함에 있어 HSV 색상계를 사용한다. 본 색상계에서 얼굴 색상을 가장 잘 반영하는 기저(basis)가 색상(Hue)임은 분명하나, 정확성의 향상을 위해 채도(Saturation)를 함께 사용하였다. 더불어, 이를 혼합 가우시안으로 표현하기 보다는 테이블(lookup table)형태로 저장하여 보다 빠른

계산이 가능하도록 하였다. 실제 적용에 있어 색상과 채도를 각각 128단계로 충분히 표현할 수 있다고 보고, 128×128 테이블로 소속함수를 구현하도록 하였다. 또한 학습한 멤버함수에 일반화 특성을 부여하기 위해 학습된 테이블을 가우시안 콘볼루션(Gaussian convolution) 하도록 하였다.

3.2 얼굴색상 필터 영상의 밀도계산

앞 절에서 설명한 바와 같이 칼라 얼굴 영상과 배경영상을 이용하여 얼굴 색상 소속함수를 학습하면, 영상의 임의의 픽셀에 대해 소속함수 값을 계산할 수가 있다. 주어진 입력 영상은 HSV 색상계로 변환하여 표현한 후, 영상의 각 픽셀의 색상 $h(x,y)$ 와 채도 $s(x,y)$ 에 대한 멤버함수 값을 계산하도록 하였다. 멤버함수 값들은 식 (6)에 나타난 바와 같이 사전에 정한 문턱값과 비교해 문턱값보다 큰 픽셀은 1, 그렇지 않은 픽셀을 0으로 하여 얼굴 색상 필터 영상 $I_f(x,y)$ 를 얻는다. 이런 과정을 통해 얻은 얼굴 색상 필터 영상은 그림 4와 같다.

$$I_f(x,y) = \begin{cases} 1, & \text{if } M(h(x,y), s(x,y)) \geq \theta \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

밀도 계산은 2장에서 설명한 누적영상을 이용하면 매우 빠르게 수행할 수 있다. 색상 필터 영상에 대해 누적영상을 미리 한번 계산해두면, 얼굴 검출 과정을 마칠 때까지 이를 사용하여 다양한 부 윈도우에서의 밀도를 계산할 수 있다.

색상필터 영상의 누적 영상을 $I_f(x,y)$ 라고 하면, 부 윈도우 win의 영역 $(x_{ul}, y_{ul}) \sim (x_{br}, y_{br})$ 의 부 윈도우의 밀도는 다음 식 (7)과 같이 계산될 수 있다. 이 계산은 매우 빠른 속도로 부 윈도우의 얼굴 색상 밀도를 알 수 있게 해준다.

$density(win) =$

$$\frac{I_{if}(x_{br}, y_{br}) - I_{if}(x_{br}, y_{ul}-1) - I_{if}(x_{ul}-1, y_{br}) + I_{if}(x_{br}, y_{ul}-1)}{(x_{br} - x_{ul} + 1)(y_{br} - y_{ul} + 1)} \quad (7)$$

3.3 얼굴 색상 밀도에 의한 부 윈도우 검색

기존에 제안된 에이다부스트 얼굴 검출기의 경우 대상 이미지를 선형적으로 검색하게 된다. 하지만 이와 같은 선형 검색의 경우 얼굴을 포함하고 있는 부 윈도우의 크기와 위치가 다양하므로 매우 넓은 검색 공간을 포함해야 한다. 따라서 선형 검색의 경우 넓은 검색 공간으로 인해 전체적인 얼굴 검출 시간이 증가하게 된다. 제안된 얼굴 검출기는 식 (7)에 의해 계산된 부 윈도우의 얼굴 색상 밀도 정보에 기반하여 얼굴일 가능성이 없는 부 윈도우를 생략하게 된다. 이를 통해 제안된 얼굴 검출기는 이미지 상의 검색 공간을 효율적으로 검색하게 된다. 제안된 검색 방법은 수평 방향 검색 간격을 식 (7)의 얼굴 색상 밀도 정보를 이용하여 다음의 식 (8)

과 같이 결정한다.

$$s_{ih} = \begin{cases} \delta & \text{density(win)} = 1 \\ \omega(1 - \text{density(win)} / \emptyset) & \text{density(win)} < 1 \end{cases} \quad (8)$$

식 (8)에서, s_{ih} 는 수평 방향 검색 간격이며, δ 는 최소 검색 간격이다. ω 의 경우 부 윈도우의 너비를 의미하며, \emptyset 는 부 윈도우에 존재해야 하는 얼굴 색상 밀도의 최소값으로 실험에 의해 0.55로 결정하였다. 제안된 얼굴 검출기는 부 윈도우의 얼굴 색상 밀도에 따라 동적으로 검색 간격을 변경하여 얼굴일 가능성이 없는 부 윈도우를 생략하게 한다. 수평 방향 검색 간격을 계산하는 것과 비슷한 방법이 수직 방향 검색 간격을 정하는 데에도 적용될 수 있다. 수직 방향 검색 간격은 아래의 식 (10)에서처럼 계산된다.

$$\text{density}_{min} = \min_{win \in A} (1 - \text{density(win)} / \emptyset) \quad (9)$$

$$s_{iv} = \begin{cases} \delta & \text{density}_{min} = 1 \\ h \cdot \text{density}_{min} & \text{density}_{min} < 1 \end{cases} \quad (10)$$

식 (9)에서 A는 같은 행에 위치하는 부 윈도우들의 집합을 의미하며, density_{min} 은 같은 행에 위치하는 부 윈도우의 얼굴 색상 밀도 중 최소 값을 의미한다. 식 (10)에서 s_{iv} 는 수직 방향 검색 간격을 의미하고, h 는 부 윈도우의 높이를 의미한다. 그림 5는 제안된 검출기가 어떻게 부 윈도우들을 검색하는지를 보여준다.

그림 5에서 실선으로 표현된 부 윈도우는 현재의 부 윈도우이고, 점선으로 표현된 부 윈도우는 다음에 검색할 부 윈도우를 나타낸다. (a)는 얼굴을 포함하고 있지 않은 부 윈도우가 s_i 값에 따라 건너뛰어지는 모습을 보여준다. (b)는 부 윈도우가 얼굴이 아님에도 얼굴 색상 밀도가 1일 경우를 보여준다. 이 경우에는 현재 부 윈도우에서 최소 검색 간격인 δ 만큼 건너뛰어 바로 옆의 부 윈도우를 검색하게 된다. (c)는 수직 방향의 경우를 보여준다. 이때의 수직 방향 검색 간격인 s_i 값은 같은 행에 있는 부 윈도우들의 얼굴 색상 밀도 값 중 최대값에 의해 결정된다.

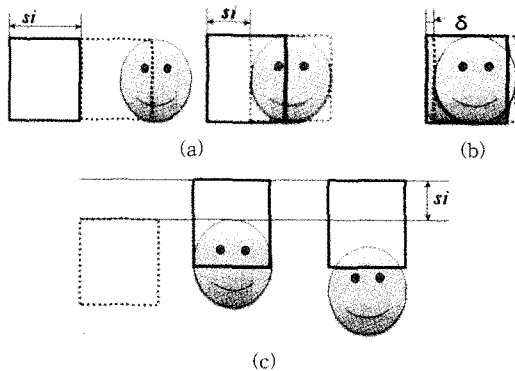


그림 5 얼굴 색상을 이용한 부 윈도우 검색기의 동작 방법

3.4 얼굴 색상 밀도에 의한 얼굴/비얼굴 분류

기존에 제안된 단계별 얼굴 검출기의 각 단계는 에이다부스트 알고리즘을 이용하여 학습된 강한 분류기 (Strong classifier)로 구성되며, 각 강한 분류기는 하-웨이브릿 특징을 사용하는 약한 분류기 (Weak classifier)로 구성된다. 하-웨이브릿 특징은 흑백 영상을 대상으로 하고 있으며, 색상특징은 고려하고 있지 않다. 물론, 얼굴을 검출함에 있어 흑백 영상은 충분한 정보를 제공하고 있으므로 정확한 얼굴 검출에 부족함은 없으나, 얼굴 패턴의 다양성으로 인해 정확도 향상을 위해서는 매우 높은 계산복잡도를 지닌 분류기가 단계별 얼굴 검출기에 포함되어야 한다. 이에 반해, 색상특징을 단계별 얼굴 검출기에 포함시킬 경우, 보다 적은 계산량으로 흑백 영상에 있어 오분류되는 얼굴 유사 패턴 중 색상이 얼굴 색상과 상이한 패턴의 오검출을 상당수 제거할 수 있다. 실제 비얼굴 패턴의 자유도는 매우 높기 때문에 기존에 제안된 단계별 얼굴 검출기에서 검출되는 비얼굴 패턴도 많은 편이다. 이 경우 중 상당수는 색상에 있어 얼굴과는 상이한 경우이므로, 색상을 이용한 검출기가 포함될 경우 오검출을 제거함에 기여할 수 있을 것으로 판단되었다. 더불어 그림 6과 같이 이를 단계별 검출기의 첫 단계에 배치할 경우 일찍 얼굴 색상과는 다른 부 윈도우를 거절함으로써 계산 속도를 비약적으로 향상시킬 수 있을 것으로 보인다.

제안된 얼굴 검출 모델은 실험을 통해 순수한 에이다부스트 얼굴 검출기에 비해 오검출율이 감소하고 계산 속도가 향상됨을 확인할 수 있었다. 얼굴 색상 필터 영상은 그림 6과 같이 단계별 얼굴인식기의 첫 단계의 입력으로 사용되어 얼굴/비얼굴 분류과정을 거치게 된다. 현재의 부 윈도우 영역에 얼굴 색상 필터 영상의 밀도가 문턱값 \emptyset 이상인 경우는 얼굴이 존재할 수 있으므로, 에이다부스트 단계별 얼굴 검출기에서 지정된 부 윈도우의 영상이 얼굴 영상인지를 판단하게 된다. 얼굴 색상 필터 영상의 밀도가 \emptyset 미만이면, 얼굴이 아닌 것으로 판단하고 다음 부 윈도우에 대해 얼굴 영상 여부를 판단하도록 한다. 얼굴 색상 밀도에 의한 얼굴/비얼굴 분

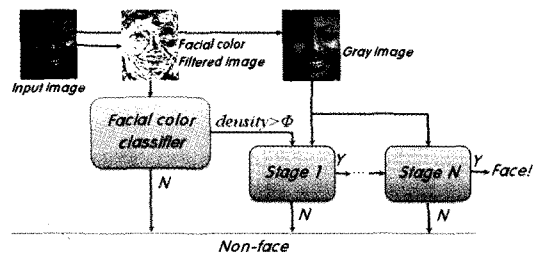


그림 6 단계별 얼굴 검출의 첫 단계로서의 얼굴 색상 필터 영상의 밀도 계산에 의한 얼굴/비얼굴 분류

류기는 색상 필터 영상의 누적영상을 4번 접근하여 계산함으로써 분류가 가능하다. 이는 에이다부스트 얼굴 검출기의 약한 분류기(Weak classifier)가 최소 8번의 접근이 필요로 한다는 점에서 단계별 얼굴 검출기의 맨 앞 단에 얼굴 색상 밀도에 의한 얼굴/비얼굴 분류기를 포함함이 타당함을 보여준다.

4. 실험

4.1 색상을 이용한 얼굴/비얼굴 분류기에 대한 실험

본 논문에서 제안한 색상을 이용한 얼굴/비얼굴 분류기는 XM2VTS DB[10]에서 얻은 얼굴 영상과 인터넷에서 얻은 416명의 얼굴 영상과 9000여장의 비얼굴 영상을 이용하여 학습하였다(그림 7).

동일한 학습데이터를 사용하여 식 (4)의 얼굴 색상 우도(좌측)와 식 (5)의 얼굴색 소속 함수를 학습하면 그림 8과 같이 색상과 채도에 대한 그래프로 표현할 수 있다. 그래프에서 볼 수 있듯이 얼굴 색상 소속 함수가

보다 넓은 얼굴색 변화를 수용하고 있다. 얼굴 색상 우도의 경우 특정인에게는 관찰 빈도가 높으나 전체적인 관찰 빈도가 적은 얼굴 색상에 대해 낮은 우도값을 보이게 되나, 얼굴 색상 소속 함수의 경우는 각 사람에게서 관찰된 얼굴 색상 빈도의 최대값을 취하기 때문에 소수의 사람이 가지는 얼굴색에 대해서도 높은 얼굴 색상 소속 함수 값을 가진다. 이러한 특성은 얼굴 색상 분포 학습 시 조금씩 포함되는 피부 영역에 포함되지 않은 색상(눈썹, 머리카락 등, 얼굴이 아닌 곳에서도 많이 관찰되는 색상)의 얼굴 색상 소속함수 값을 낮게 유지되는 반면, 비록 소수의 사람에게서 관찰되지만 얼굴에 지배적으로 나타나는 피부 색상의 얼굴 색상 소속함수 값(얼굴 색상 우도에서는 낮은 값을 가짐)은 높은 값을 가지게 하여 얼굴/비얼굴 분류기의 최적의 문턱치 결정에 있어 보다 유리하다(그림 9).

얼굴색상을 이용한 얼굴/비얼굴 분류기의 구현을 위해서는 필터링을 위한 문턱값 θ 와 밀도에 의한 얼굴/비

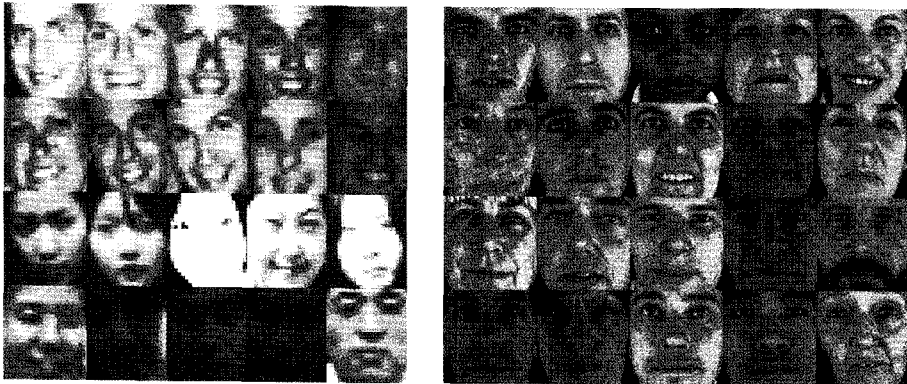


그림 7 색상을 이용한 얼굴/비얼굴 분류기에 사용한 얼굴 영상들

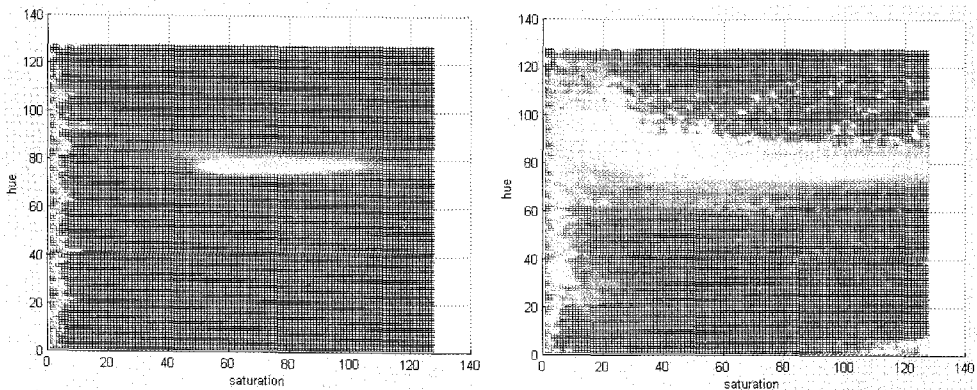


그림 8 식 (4)에 의해 학습한 얼굴색상 우도의 분포(좌측)와 식 (5)에 의해 학습한 얼굴색상 소속함수의 분포(우측). 제안된 얼굴색상 소속함수가 보다 다양한 피부색 변화를 반영하고 있음을 알 수 있다.

얼굴 분류에 필요한 문턱값 ϕ 를 결정해야 한다. 이 두 가지 문턱값은 서로 연관을 가지고 있으므로 함께 고려해야 한다. 즉, θ 가 높은 경우, 필터 영상의 밀도는 낮아지므로, ϕ 를 낮게 잡아야 한다. 반대로, θ 가 낮은 경우는 ϕ 는 높아져야 한다. 따라서 ϕ 를 변화시켜가며, 적절한 검출율 0.999를 얻기 위한 θ 를 찾도록 하였다. 또한 이렇게 결정된 문턱값으로부터 비얼굴 영상에서 임의로 추출한 부 윈도우에 대해 얼굴/비얼굴 분류를 수행하여 오검출율을 계산, 오검출율이 가장 낮은 문턱값을 선택하도록 하였다.

문턱값 결정을 위해 ϕ 는 [0.5,1]의 범위에서 0.05씩 변화시켜가며 설정하였고, 그 때 얼굴 영상의 검출율 99.9%를 달성하기 위한 θ 를 결정하도록 하였다. 이렇게 결정된 각 (ϕ, θ) 에 대해 비얼굴 영상으로부터 추출한 3천만개의 다양한 위치와 크기의 부 윈도우에 대한 분류를 수행하고, 오검출율을 기록하도록 하였다. 또한 피부 색상 우도를 이용한 경우와의 비교를 위해 동일한 데이터에 대해 오검출율을 기록해 보았다. 실험 결과 그림 9에서 나타난 바와 같이 본 논문에서 사용한 얼굴 색상 소속함수가 얼굴 색상 우도를 이용한 경우보다 낮은 오검출율을 보여주고 있으며, 이 결과를 바탕으로 ϕ 는 0.55로, θ 는 2.78로 설정하였다.

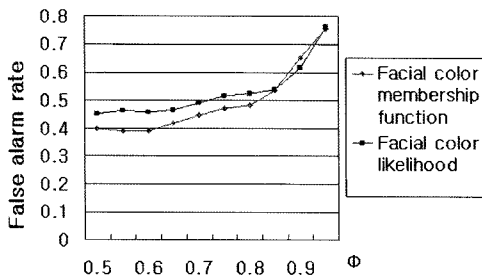


그림 9 문턱값에 따른 오검출율 변화

4.2 얼굴 검출율 및 오검출 비교

본 실험에서는 에이다부스트에 의해 학습한 단계별 얼굴 검출기에 본 논문에서 제안한 색상을 이용한 부 윈도우 검색기와 얼굴/비얼굴 분류기를 포함시켰을 때 어느 정도 오검출을 감소시키고 계산 속도를 향상시키는지를 알아보려고 하였다. 본 실험에서 비교 대상이 되는 기존 에이다부스트 얼굴 검출기는 Viola와 Jones가 제안한 에이다부스트 얼굴 검출기에 확장된 하-웨이블릿 특징을 포함한 모델을 사용하였다(Lienhart와 Maydt, [3]). 이 얼굴 검출기는 공개 라이브러리인 OpenCV [12]에서 제공하는 검출기를 사용하였다. 실험은 OpenCV에서 제공하는 에이다부스트 얼굴 검출기에 본 논문

에서 제안한 방법을 적용하여 기존의 에이다부스트 얼굴 검출기와 제안한 방법을 비교하는 방식으로 이루어졌다.

얼굴 검출 결과의 평가를 위해 일반적으로 CMU-MIT의 얼굴 검출 데이터베이스[11]를 많이 사용하나, 그 데이터베이스는 흑백 영상만을 담고 있으므로, 본 논문에서 원하는 비교 실험을 할 수는 없었다. 또한 본 논문이 제안하는 것이 에이다부스트 알고리즘이 아니라, 이것에 색상을 이용한 얼굴 검출기를 효과적으로 결합하는 방법에 관한 것이므로, 공개된 색상 얼굴 검출 데이터베이스와 자체적으로 수집한 얼굴 검출 데이터베이스를 이용하여 실험하였다.

실험의 다양성을 제공하기 위해 실험은 크게 2가지로 나누어서 진행되었다. 우선은 정면과 측면 얼굴을 모두 포함하는 2개의 데이터베이스를 대상으로 실험을 수행하였다. 그리고 정면 얼굴을 알고 있는 대용량 공개 데이터베이스를 대상으로 정면 얼굴 검출을 실험하였다.

우선적으로 정면과 측면 얼굴을 모두 포함하는 2개의 데이터베이스를 대상으로 얼굴 검출을 수행하였다. 실험을 위해 UCD 색상 얼굴 검출 테스트 데이터베이스[13]에서 직립의 얼굴만을 포함하는 70장의 영상을 사용하였고, 자체적으로 수집한 KAIST 색상 얼굴 검출 테스트 데이터베이스를 사용하였다. KAIST 데이터베이스의 경우 한 명 혹은 여러 명의 얼굴이 영상에 포함되어져 있는 80장의 영상으로 구성되어져 있으며, 이 영상들은 스냅사진이나 텔레비전 영상으로부터 획득한 것이다. 측면의 얼굴까지 모두 검출하기 위하여 OpenCV에서 제공하는 정면 검출기 1개와 측면 검출기 2개를 순차적으로 결합하여 정면과 측면을 모두 검출할 수 있는 얼굴 검출기를 구성하였다. 실험은 Quad Core(각 2.4Ghz) PC를 이용하여 수행하였으며 OpenMP[14]기능을 사용하여 OpenCV에서 제공하는 멀티 스레딩 기법을 활용하여 실험하였다. 실험 결과의 예제는 그림 10에서 살펴볼 수 있다. 그림 10의 왼쪽은 UCD 데이터 베이스의 결과를 나타내고 오른쪽은 KAIST 데이터베이스의 결과를 나타내고 있다. 상단의 영상은 기존의 에이다부스트 얼굴 검출기의 결과를 보여주고 가운데 단의 영상은 색상 필터 이미지를 나타내며, 하단의 영상은 제안된 얼굴 검출기의 결과를 보여준다. 그림 10에서 알 수 있듯이 제안된 얼굴 검출기의 결과에는 기존의 결과에 비해 적은 수의 오검출이 검출됨을 살펴볼 수 있다.

전체적인 실험 결과는 표 1에서 살펴볼 수 있다. 기존 에이다부스트 얼굴 검출기의 결과와 비교해 봤을 때 제안된 얼굴 검출기에서 오검출은 줄어들었고, 평균 계산 시간은 UCD 데이터베이스의 경우 기존의 75%, KAIST 데이터베이스의 경우 기존의 53%수준으로 줄



그림 10 UCD 데이터베이스(왼쪽)와 KAIST 데이터베이스(오른쪽)에서의 예제

어 들었음을 살펴볼 수 있다. 그에 반해 제안된 얼굴 검출기의 검출율은 기존의 얼굴 검출기와 제안된 얼굴 검출기가 같은 수준을 나타내고 있음을 알 수 있다.

다음으로, 공개된 대용량 데이터베이스에서 실험을 수행하였다. 실험에 사용된 데이터베이스는 Caltech 10,000 WebFaces[15] 데이터베이스이다. Caltech 데이터베이스는 인터넷을 통해 수집된 10,503개의 얼굴이 포함된 7088장의 영상으로 구성되어 있다. Caltech 데이터베이스의 경우 얼굴 검출 실험을 검증할 수 있도록 정면 얼굴의 눈, 코, 입의 좌표를 제공한다. 실험은 Pentium 4 3.0Ghz PC(Single Core)에서 수행되었으며 멀티 스레딩 기법 등은 사용되지 않았다. 실험 결과의 예제는 그림 11에서 살펴 볼 수 있다. 그림의 왼쪽 열은 기존 에이다부스트 얼굴 검출기의 결과이고 가운데 열은 색상 필터 영상이다. 그리고 오른쪽 열은 제안된 얼굴 검출기의 결과를 보여준다. 그림 11에서 파란색의 상자는 주어진 눈과 입의 좌표를 포함하는 검증 기준이고 빨간색의

사각형은 올바르게 검출된 얼굴을 의미한다. 눈, 코, 입을 모두 포함하고 파란색 사각형의 16배(가로 4배, 세로 4배) 보다 크기가 작으면 올바른 얼굴로 검증하였다. 녹색 사각형은 오검출을 보여준다. 그림 11에서도 알 수 있듯이 제안된 검출기의 검출 결과는 기존의 에이다부스트 얼굴 검출 결과에 비해 오검출이 적음을 알 수 있다.

전체적인 실험 결과는 표 2에서 살펴볼 수 있다. 기존 에이다부스트 얼굴 검출기의 결과와 비교해 봤을 때 제안된 얼굴 검출기에서 상당량의 오검출이 줄어들었고, 평균 계산시간이 기존의 에이다부스트 얼굴검출기의 84% 수준으로 줄어들었음을 살펴 볼 수 있다.

얼굴 검출율의 경우 제안된 얼굴 검출기가 근소하게나마 기존의 얼굴 검출기보다 줄어들었음을 알 수 있다. 이와 같은 이유는 그림 12에서와 같이 청색 조명과 같은 평상시와 상이하게 다른 조명하에서 얼굴 색상의 왜곡이 일어나 검출에 실패하기 때문이다.

다양한 데이터베이스에서 수행된 실험을 통해 제안된 얼굴 검출기가 기존의 에이다부스트 얼굴 검출기에 비해 검출율은 비슷하게 유지하면서 오검출의 개수가 상당히 줄어들었음을 알 수 있다. 이는 제안된 얼굴 검출기가 기존의 에이다부스트 얼굴 검출기보다 검출 결과의 정확도 면에서 높은 성능을 보임을 의미한다. 더 나아가 제안된 얼굴 검출 모델은 정확도뿐만 아니라 계산 시간의 수행 성능 면에서도 기존의 에이다부스트 얼굴 검출기보다 뛰어난 성능을 보여 주었다.

4.3 실시간 수행 성능 비교

제안된 얼굴 검출기는 얼굴 검출 속도 향상에 더 큰 목적이 있다. 본 논문에서 제안한 색상을 이용한 부원도우 검색기와 얼굴/비얼굴 분류기는 색상 필터 영상의 누적영상을 이용하여 계산량이 매우 적기 때문에 빠른 속도로 부원도우를 검색하고 비얼굴을 포함한 부원도우를 거절할 수 있다. 따라서 이보다 계산량이 많은 에이다부스트 분류기를 보다 적게 거치게 된다. 이로 인해 얼굴 검출 속도도 비약적으로 향상된다. 실시간 수행 속도 향상 정도를 측정해보기 위해 그림 13과 같이 카메라로부터 입력된 동영상에 대해 얼굴 검출을 수행하여 보았다. 이때 사용된 얼굴 검출기는 UCD 데이터베이스

표 1 UCD 데이터베이스와 KAIST 데이터베이스에서의 실험결과

		기존 에이다부스트 얼굴 검출기	제안된 얼굴 검출기
UCD 데이터베이스 72 영상, 252 얼굴 평균 영상 크기: 351×351	검출율	78.97%	78.97%
	오검출	113	97
	평균계산시간	645.24ms	485.73ms
KAIST 데이터베이스 80 영상, 273 얼굴 평균 영상 크기: 380×380	검출율	95.24%	95.24%
	오검출	170	87
	평균계산시간	733.33ms	396.40ms

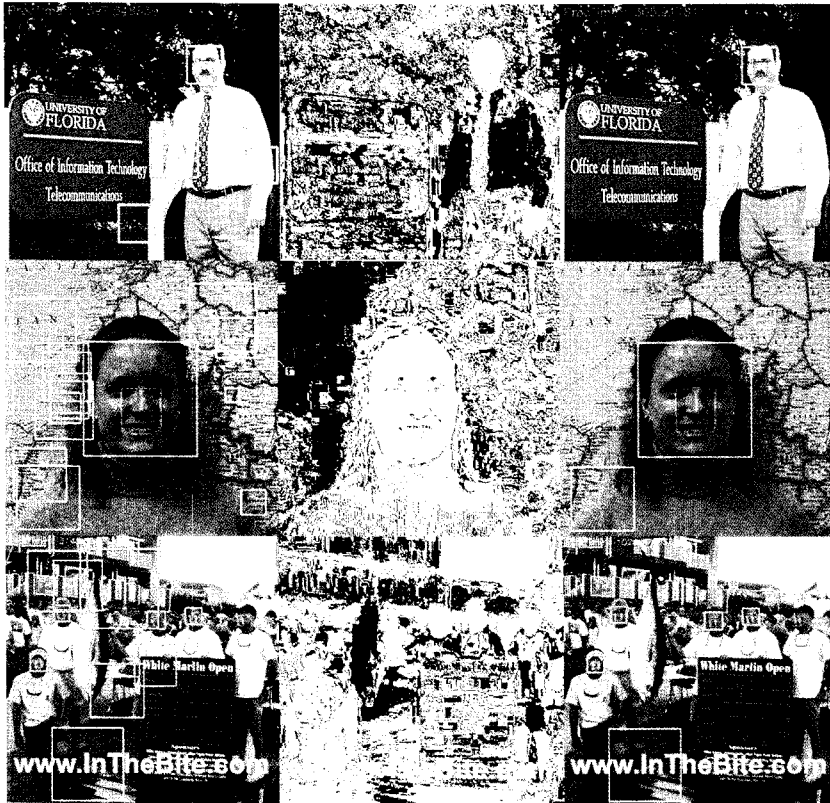


그림 11 Caltech 데이터베이스에서의 예제

표 2 Caltech 데이터베이스에서의 실험 결과

	기존 에이다부스트 얼굴 검출기	제안된 얼굴 검출기
Caltech 데이터베이스 7088 영상, 10503 얼굴 평균 영상 크기: 281×281	검출율	87.78%
	오검출	13928
	평균계산시간	2317.321442ms
		1945.218093ms



그림 12 청색 조명 하에서의 얼굴 영상 예



그림 13 온라인 얼굴 검출을 수행하는 모습. (좌측) 검출 결과, (우측) 얼굴 색상 필터 영상

실험에서와 마찬가지로 OpenCV에서 제공하는 정면 얼굴 검출기 1개와 측면 얼굴 검출기 2개를 연결하여 정면과 측면을 모두 검출할 수 있는 얼굴 검출기를 구성하였다. 사용한 카메라는 Logitech사의 Quick Pro이며, 이미지 사이지는 320×240, 시스템은 펜티엄 4 윈도우

환경이다. 실시간 검출 속도는 카메라에 의해 연속적으로 입력된 영상(프레임)들에 대한 얼굴 검출 작업의 초당 처리 프레임수로 측정될 수 있다. 초당 프레임 수는 처리된 프레임 수를 프로그램의 수행시간으로 나눔으로써 계산된다. 실험 결과, 기존 에이다부스트 얼굴 검출

기를 사용하였을 경우 초당 4 프레임 정도를 보였고, 제안된 얼굴 검출기의 경우 초당 12 프레임 정도의 처리 속도를 보였다. 실험 결과를 통해 볼 때 본 논문이 제안한 얼굴 검출 모델이 검출속도를 높이는데 기여하고 있음을 알 수 있다.

5. 결론

본 논문에서는 얼굴 검출의 속도와 검출 능력에 있어 우수한 에이다부스트를 이용한 단계별 얼굴 검출기에 얼굴 색상을 이용하는 부 윈도우 검색기와 빠르게 얼굴/비얼굴을 분류하는 분류기를 첫 단계에 도입하여 속도와 오검출율에 있어 우수한 성능을 가지는 단계별 얼굴 검출 모델을 제안하고 실험으로 이를 검증하였다. 기존의 에이다부스트 얼굴검출기는 얼굴의 색상정보를 이용하고 있지 않아 단계별 검출기의 계산량에 비해 비얼굴 패턴에 대한 거절의 효율이 높지 않았다. 제안된 얼굴 검출 모델은 이러한 제약을 극복하고자 계산량이 적은 색상을 이용한 얼굴/비얼굴 분류기를 단계별 얼굴 검출기 첫 단계에 도입하여 적은 연산으로 많은 비얼굴 영상을 거절할 수 있도록 하였다. 이를 통해 전반적인 얼굴 검출 속도를 비약적으로 향상시킬 수가 있었다. 또한 검출기의 전단에 얼굴 색상 정보를 이용하여 불필요한 부 윈도우를 효율적으로 생략할 수 있는 부 윈도우 검색기를 적용하여 성능을 배가 시켰다. 그리고, 얼굴 색상 우도 계산에 의한 얼굴 색상 필터링의 단점을 극복하기 위해 이를 변형한 얼굴색상 소속함수를 정의하여 보다 다양한 얼굴 색상을 허용하는 필터링 영상을 구할 수 있도록 하였으며, 문턱치 결정 실험을 통해 보다 낮은 오검출율을 보임을 확인할 수 있었다.

그러나 색상 변화의 다양성으로 인해 특수한 조명 환경에서는 오히려 검출율이 떨어질 수 있음을 관찰하였다. 예를 들어 청색 조명에서 찍은 영상의 경우, 얼굴색상의 왜곡되어 나타나 얼굴 영역이 색상을 이용한 얼굴/비얼굴 분류기를 통과하지 못할 것이기 때문이다. 따라서 이 경우는 이러한 색상의 편향을 보정하거나, 색상을 이용한 분류기를 건너뛰고 바로 에이다부스트 알고리즘을 적용할 수 있도록 해주어야 할 것이다.

참고 논문

- [1] Stan, Z. Li and Anil, K. Jain, "Handbook of Face Recognition," Springer-Verlag, 2005.
- [2] P. Viola and M. Jones, "Rapid object detection using a boosted cascade of simple features," In Proc. of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Kauai, Hawaii, 12-14, 2001.
- [3] 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.

- [4] S. Z. Li and Z. Zhang, "FloatBoost learning and statistical face detection," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 26(9): 1112-1123, 2004.
- [5] R. Lienhart, A. Kuranov, and V. Pisarevsky, "Empirical Analysis of Detection Cascades of Boosted Classifiers for Rapid Object Detection," *Lecture Notes in Computer Science*, pp.297-304, Springer-Verlag, 2003.
- [6] R. L. Hsu, M. Abdel-Mottaleb, and A. K. Jain, "Face detection in color images," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.24, no.5, pp.696-706, 2002.
- [7] R. Féraud, O. J. Bernier, J.-E. Viallet and M. Collobert, "A Fast and Accurate Face Detector Based on Neural Networks," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.23, no.1, pp.42-53, 2001.
- [8] M. Abdel-Mottaleb and A. Elgammal, "Face Detection in Complex Environments from Color Images," *IEEE Int'l Conf. Image Processing*, pp.622-626, Oct. 1999.
- [9] M. H. Yang and N. Ahuja, "Gaussian mixture model for human skin color and its application in image and video databases," In Proc. of the SPIE Conf. on Storage and Retrieval for Image and Video Databases, vol.3656, pp.458-466, San Jose, 1999.
- [10] K. Messer, J. Matas, J. Kittler, J. Luetttin and G. Maitre : XM2VTS DB: The Extended XMVTS Database. AVBPA 99, Washington D.C. 1999.
- [11] http://www.ri.cmu.edu/projects/project_419.html
- [12] <http://www.intel.com/technology/computing/opencv/>
- [13] <http://dsp.ucd.ie/~prag/>
- [14] <http://openmp.org/wp/>
- [15] http://www.vision.caltech.edu/Image_Datasets/Caltech_10K_WebFaces/



채 영 남

2005년 숭실대학교 컴퓨터학부 학사. 2005년~현재 KAIST 전산학과 석박사통합과정. 관심분야는 컴퓨터 비전, 패턴 인식, 인공지능



정 지 년

KAIST 전산학과 학사(1999), 석사(2000), 박사(2008). 2008년~현재 KT 중앙연구소 선임연구원. 관심분야는 컴퓨터 비전, 패턴 인식, 인공지능



양 현 승

1976년 서울대 전자공학과 학사. Purdue University 전자과 석사(1983), 박사(1986) 1986년~1988년 University of Iowa 전자전산학과 조교수. 1988년~현재 KAIST 전산학과 조.부.정교수. 관심분야는 인공지능, 컴퓨터 비전, 로보틱스, 가상현실, 유비쿼터스컴퓨팅