얼굴의 자세추정을 이용한 얼굴인식 속도 향상

Improvement of Face Recognition Speed Using Pose Estimation

최선형*・조성원*・정선태**

SunHyung Choi, Seongwon Cho and Sun-Tae Chung

- * 홍익대학교 전기정보제어공학과
- ** 숭실대학교 정보통신전자공학부

nscircle@gmail.com, swcho@hongik.ac.kr

요 약

본 논문은 AdaBoost 알고리즘을 통한 얼굴 검출 기술에서 학습된 하-웨이블렛의 개별값을 비교하여 대략적인 자세를 추정하는 방법과 이를 이용한 얼굴인식 속도 향상에 대하여 기술한다. 학습된 약한 분류기는 얼굴 검출 과정 중 각각 계수값을 비교하여 각 자세의 특징에 강인한 하-웨이블렛을 선별한다. 하-웨이블렛 선별과정에는 각 항목의 유사도를 나타내는 마할라노비스 거리를 사용하였다. 선별된 하-웨이블렛을 사용하여 임의의 얼굴 이미지를 검출하였을 때 각각의 자세를 구별하는 결과를 전체 실험결과를 통해 평가한다.

키워드: AdaBoost, 하-웨이블렛, 얼굴 검출, 마할라노비스 거리, 얼굴식별

Abstract

This paper addresses a method of estimating roughly the human pose by comparing Haar-wavelet value which is learned in face detection technology using AdaBoost algorithm. We also presents its application to face recognition. The learned weak classifier is used to a Haar-wavelet robust to each pose's feature by comparing the coefficients during the process of face detection. The Mahalanobis distance is used to measure the matching degree in Haar-wavelet selection. When a facial image is detected using the selected Haar-wavelet, the pose is estimated. The proposed pose estimation can be used to improve face recognition speed. Experiments are conducted to evaluate the performance of the proposed method for pose estimation.

Key Words: Pose Estimation, AdaBoost, Haar-wavelet. Face Detection, Mahalanobis Distance, face identification

1. 서 론

얼굴 검출은 주어진 영상에 존재하는 얼굴의 위치와 크기를 찾아내는 단계로, 얼굴인식을 수행하기 위해 반드시필요한 선행 단계이다. 정확한 얼굴 검출 없이는 안정적인얼굴 인식을 수행할 수 없으므로, 얼굴 검출은 얼굴 인식기술에 있어 매우 중요한 기술이다. 얼굴 검출을 위해 얼굴과 비얼굴을 분류해 낼 수 있는 분류기(clsssifier)를 주어진영상에 대해 적용하여 얼굴의 다양한 위치와 크기를 찾는다. 얼굴을 검출하기 위해서는 분류기를 많은 횟수 적용하게 되므로, 검출에 있어 많은 시간이 소요 된다. 또한, 사람의 얼굴은 개인 차이나, 안경과 같은 액세서리에 따라 변화하며, 특히 자세나 시점, 조명변화, 회전 등에 의해 다양한

접수일자: 2010년 8월 4일 완료일자: 2010년 10월 11일

감사의 글 : 이 논문은 정부재원(한국연구재단 [2010-0016426], 중소기업청, 산학협동재단, 한국연구재단) 및 2008년도 홍익대학교 학술연구진흥비와 숭실대학교 교 내연구비의 지원을 받아 수행 되었습니다. 연구비 지원에 감사드립니다.

변화를 가지므로 분류기의 복잡도는 매우 높다. 이러한 얼굴 검출의 특성은 빠른 검출 속도 뿐 아니라, 높은 검출율 (detection rate)과 낮은 오검출율(false alarm rate)이라는 상충되는 과제도 안고 있다.

기존의 얼굴 검출에 관한 연구들중에서 속도와 검출 성 능에서 가장 우수한 평가를 받고 있는 알고리즘은 Viola 와 Iones가 제안한 아다부스트(AdaBoost)를 이용한 얼굴 검출 알고리즘이다[1.2]. 아다부스트 알고리즘은 많은 특징 집합 으로부터 약한 분류기(Weak classifier)를 구성하고 이를 선택적으로 조합하여 복잡한 패턴을 분류할 수 있는 강한 분류기(Strong classifier)를 학습하는 방법으로, 강한 분류 기를 단계적(Cascade)으로 배열하여 얼굴 분류기를 생성한 다. 하지만 검출된 얼굴은 다양한 자세와 액세서리를 포함 한 포괄적인 얼굴 이미지이다. 이 경우 얼굴 인식 단계에서 자세와 조명에 따른 인식률의 현저한 저하와 연산량의 증대 라는 문제를 안고 있다. 본 논문에서는 아다부스트 알고리 즘에 의해 학습된 얼굴 검출 알고리즘에 자세의 위치와 특 징에 따른 분류기들의 계수 값을 비교하여 마할라노비스 거리(Mahalanobis Distance)를 이용, 자세에 따라 유사한 값을 보이는 분류기들을 따로 선별하였다. 이렇게 선별된 분류기들을 이용하여 얼굴 검출 시 각각 얼굴의 자세를 동 시에 판별할 수 있게 하였다. 본 논문은 5개의 장으로 구성

된다. 2장에서는 아다부스트 얼굴 검출기에 대해 간략하게 소개하고, 3장에서 제안된 자세에 따른 약한 분류기의 특징들을 구별하여 선별한다. 4장에서 제안된 모델의 성능 향상에 대한 실험결과를 보이고, 5장에서 결론을 맺도록 한다.

2. 아다부스트를 이용한 얼굴검출

2.1 누적 영상(Integral Image)의 준비

Viola와 Jones가 제안한 단계별 얼굴 검출기는 하-웨이 블릿 특징을 이용하여 약한 분류기를 학습한다[2]. 약한 분류기의 계산속도 향상을 위해 누적 영상을 사용한다. 누적 영상은 흑백 영상에서 특정 사각형 영역의 픽셀 값의 합을 빠르게 계산할 수 있게 해준다.

누적영상 ii(x,y)는 영상의 좌표 (x, y)에서의 명암 값 (intensity)을 i(x,y)라고 할 때, 식 (1)과 같이 정의하였다.

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

누적영상으로부터 그림 1의 영역 D의 각 픽셀의 명암 값의 합은 네 점으로부터 ii4 - ii2 - ii3 + ii1 로 계산될 수 있다.

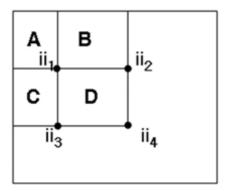


그림 1. 누적 영상을 이용한 사각영역의 명암의 합 계산 Fig. 1. Calculation of image sum using integral image

2.1 하-웨이블릿 특징 집합의 생성

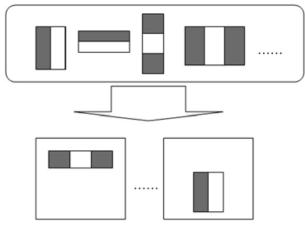


그림 2. 하-웨이블렛의 선별 Fig. 2. Haar-wavelet selection

하-웨이블렛 특징은 에지(edge)나 라인(line)을 표현하며, 다음 그림 2에 나타난 것과 같이 두 개 혹은 그 이상의 사각형 영역으로 정의하였다. 즉, 주어진 하-웨이블렛 특징 값은 두 가지 사각형 영역(흑백)의 명암 값의 가중차(weighted subtraction)로 정의될 수 있다. 하-웨이블렛 특징 집합은 에지 혹은 라인 특징을 부 윈도우에 임의의 위치에 배치하여 얻는다.

2.3 약한 분류기 학습 및 강한 분류기의 학습

약한 분류기는 각 하-웨이블렛 특징 집합에 대한 가충치의 값에 대해 최적화된 문턱 값으로 얼굴과 비얼굴을 분류하도록 설계하였다. 즉, 하-웨이블릿 특징에 대한 가중치의 값이 $f_j(x)$ 일 때, 약한 분류기 $h_j(x)$ 는 다음 식(2)와 같이설계하였다. θ_j 는 임계값이다.

$$h_{j}(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } f_{j}(x) < \theta_{j} \\ 0, & otherwise \end{cases}$$
 (2)

강한 분류기는 약한 분류기의 가중합으로 구성되며 아다부스트 알고리즘은 적절한 약한 분류기를 선택하고 이에 가중치를 부여하는 알고리즘이다. 아다부스트 알고리즘을 통해 얻은 강한 분류기 h(x)는 T개의 약한 분류기로 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 반비례 하는 경향을 지닌다.

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

2.4 단계별 얼굴 검출기의 구성

단계별 얼굴 검출기는 그림 3에 나타난 바와 같이 학습된 강한 분류기를 순차적으로 적용함으로써 구성하였다. 입력 영상이 주어지면, 각 단계(stage)의 강한 분류기로 얼굴과 비얼굴 분류를 하게 되면 비 얼굴로 결정을 하게 하였다. 각 단계의 강한 분류기는 앞 단계를 통과한 학습데이터들을 사용한다. 각 단계의 강한 분류기는 초기단계에서는 적은수의 약한 분류기로 목표로 한 검출율과 오검출률을 달성할수 있다. 하지만 후반으로 갈수록 분류하기 어려운 비얼굴데이터 때문에 목표 검출율과 오검출율을 달성하기위해 더욱 많은 약한 분류기가 뒤에 위치하게 된다. 즉, 연산량이적은 분류기가 앞에 위치하게 되고, 후반으로 갈수록 연산량과 복잡도는 증대한다고 할 수 있다.

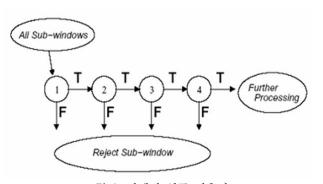


그림 3. 단계별 얼굴 검출기 Fig. 3. Cascade face detector

3. 자세에 강인한 얼굴인식

3.1 마할라노비스 거리

자세에 따른 하-웨이블렛의 명암 값의 차이를 알아내고, 자세에 강인한 하-웨이블렛을 분류하기 위해 두 자세(패턴)의 비유사도를 판단해야 한다. 두 패턴 \mathbf{x} 와 \mathbf{y} 의 비유사도 $\mathbf{d}(\mathbf{x},\ \mathbf{y})$ 를 측정하는 방법으로 유클리드 거리 \mathbf{ED} 와 마할라노비스 거리 \mathbf{MD} 를 사용하고 비교하였다. 두 패턴 $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \cdots, x_m)^T$, $\mathbf{Y} = (y_1, y_2, \cdots, y_m)^T$ 에 대한 유클리드거리 (\mathbf{ED})는

$$d_{E\!D}(X,Y) = \sqrt{\sum_{k=1}^{m} |x_k - y_k|^2} \eqno(4)$$

이고, 패턴 x와 분산이 \sum 인 패턴 y와의 마할라노비스 거리 (MD)는

$$d_{MD}(X,Y) = (X-Y)^{T} \sum_{i=1}^{T} (X-Y)$$
 (5)

이다. 여기서 $\sum_{i=1}^{n}$ 는 공분산 행렬 $\sum_{i=1}^{n}$ 의 역행렬이다.

식 (4), (5)에서 d_{ED} 는 두 패턴 벡터 사이의 거리를 나타내며, d_{MD} 는 한 포인트에서 어떤 분포를 이루고 있는 군집 중심 가지의 거리나 또는 두 분포의 중심간 거리를 나타낸다. 따라서, 두 분포의 분산구조를 변경시킬 경우, 두 중심의 유클리드 거리는 동일한 값을 갖는 반면, 마할라노비스 거리는 다른 값을 갖게 하였다. 예를 들어, 두 개의 1차 원 정규분포 $N(\mu_1,\sigma_1), N(\mu_2,\sigma_2)$ 에서 분산이 서로 같으면 $(\sigma_1=\sigma_2)$, 유클리드 거리와 마할라노비스 거리는 $d_{ED}(\mu_1,\mu_2)=d_{MD}(\mu_1,\mu_2)$ 가 되지만, 두 패턴이 속한 분산이서로 다를 경우 $(\sigma_1 \neq \sigma_2)$ 에는 $d_{ED}(\mu_1,\mu_2)\neq d_{MD}(\mu_1,\mu_2)$ 가 하였다. 따라서, 두 패턴 x,y의 상관성을 나타내는 비 유사도 측정법으로 두 점 사이의 기하거리만을 나타내는 d_{ED} 보다는 분산구조를 고려하는 d_{MD} 가 효과적이다[3].

3.2 자세에 따른 하-웨이블렛의 선별

아다부스트 알고리즘을 통해 학습된 하-웨이블렛은 일반적으로 정면 얼굴 이미지만을 학습시키는 것이 아닌 상하좌우로 돌아간 얼굴 이미지를 함께 학습시킨다. 이렇게 학습된 하-웨이블렛은 정면 얼굴 및 회전된 얼굴도 얼굴 검출시 검출해야 하므로 단계별 얼굴 검출기는 회전된 얼굴 이미지와 정면 얼굴이미지의 공통된 특징을 포함하고 있다고할 수 있다.

그러나, 얼굴을 검출하는 공통된 특징이라도 정면과 각 자세에 따른 얼굴 이미지의 명암 계산 값은 다를 수밖에 없 다.

각 자세에 따라서 동일한 단계적 얼굴 검출기를 통과하여 얻은 값을 바탕으로 마할라노비스 거리를 구하면 정면의 얼굴 집단과 좌우 측면의 얼굴 집단간의 얼굴 검출기 명암 값이 다르게 나타나고 얼굴 검출기의 각각 약한 분류기 값을 비교 할 수 있다.

그림 4는 자세에따른 약한 분류기 선정과정을 도식화 한 것이고, 그림 5는 마할라노비스 거리를 이용하여 왼쪽과 정 면 얼굴을 구분 하는 선별된 약한 분류기를 나타낸다.

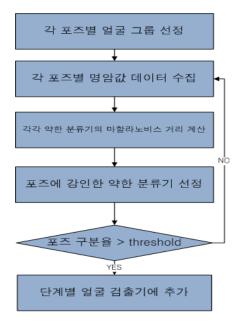


그림 4. 약한 분류기 선정 과정 Fig. 4. Weak classifier selection process

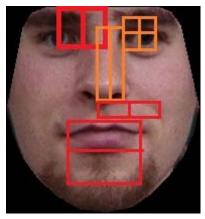


그림 5. 왼쪽과 정면 얼굴을 구분하기 위해 마할라노비스 거리를 이용하여 선택된 5개의 약한 분류기

Fig. 5. Five weak classifier to classify left face and front face selected using Mahalanobis distance

3.3 자세추정을 이용한 얼굴 인식 속도향상

기존의 얼굴인식 방법은 상, 하, 좌, 우, 정면의 5개 등록 데이터를 자세의 구분 없이 한 곳에 저장하고, 인증 시 입 력 이미지와 5개의 등록 이미지 사이의 유사도를 측정하여 인증 여부를 판단하였다.

제안하는 방법은 아다부스트와 마할라노비스 거리를 이용하여 오프라인 트레이닝 데이터를 미리 만들어 얼굴검출에 사용한다. 등록 절차에서 자세의 구분에 따라 각각 따로데이터를 저장하고, 인증 부분의 속도 향상을 위해 얼굴 검출시 선택된 분류기의 값을 이용하여 입력 얼굴 이미지의상, 하, 좌, 우, 정면 여부를 판단한다. 그 후 자세에 따라 인증여부를 비교할 등록 데이터에서 등록 이미지와 입력 이미지의 유사도를 비교함으로써 자세가 일치하지 않아 인증이안 되는 이미지들과의 유사도 측정을 피하고 연산량을 줄이는데 목적이 있다.

얼굴 등록과정은 사전에 수행되고 다양한 자세에서도 얼굴 인증을 수행할 수 있어야 하기 때문에 얼굴 인식용에 맞게 정면과 상하좌우 5개의 컬러 이미지를 그레이 이미지로 처리하여 데이터 세트를 구성하였다.

얼굴 인식 과정 전에 우선적으로 검출된 얼굴을 확보하는 과정은 필수적이다. 아다부스트를 이용한 얼굴 검출 후얼굴 이미지의 검출과 함께 대략적으로 판별한 자세의 정보까지 동시에 입력 시키면 정면, 상, 하, 좌, 우 5개의 데이터 세트를 비교하여 가장 비슷한 데이터를 인증에 사용하게 함으로써 인증에 소요되는 시간을 단축 시킬 수 있다[4,5,6,7,8,9]. 그림 6은 자세추정 기반 얼굴 인증 절차를 나타낸다.

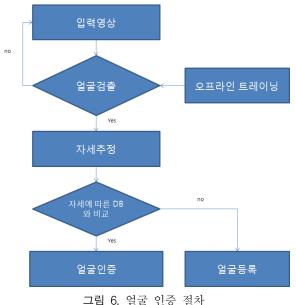


그림 6. 얼굴 인증 설자 Fig. 6. Face recognition process

4. 실험결과

4.1 실험 환경

본 논문의 실험에서 사용된 PC 사양은 Intel(R) Core(TM)2 Duo E6750 2.66GHz, 2GB RAM 2.66GHz 이 며, 실험에는 듀얼 코어중 하나의 CPU만을 이용하였다.

실험은 제안된 하-웨이블렛을 이용한 자세추정의 얼굴인 식 속도 개선 효과를 테스트하기 위해, 자세를 추정하는 방 법과 얼굴 검출시 자세의 정보를 포함하여 인증과정에 사용 함으로써 자세추정을 하지 않는 기존의 방법과 비교하는 것 이다.

사용한 얼굴 데이터 베이스는 자세에 대한 얼굴검출과 인식을 사용 하는데 쓰이는 CMU PIE DataBase와 FEI Face Database를 이용 하였다[10,11].



그림 7. FEI 얼굴 데이터 Fig. 7. FEI Face database



그림 8. CMU PIE 얼굴 데이터 Fig. 8. CMU PIE face database

그림 7은 FEI 얼굴데이터 이고, 그림 8은 CMU PIE 얼굴 데이터이다. FEI 얼굴데이터는 다섯 각도의 좌우자세를 분류해 놓은 얼굴 데이터이고, CMU PIE 얼굴 데이터는 상하좌우 5가지 자세를 분류해 놓은 얼굴 데이터이다.

FEI Face Database는 정면 얼굴 이미지와 좌우 180도의 각도를 나누어 자세의 추정을 테스트하기 위해 제공된 얼굴 데이터베이스이다. 총 200명의 얼굴 데이터를 제공하고 있으며 실험에 사용된 데이터는 정면얼굴과 얼굴 검출이 허용하는 한계치인 좌우 30도까지의 이미지 총 5장을 좌우 테스트용으로 사용하였다.

CMU PIE Face Database는 총 41368장의 JPEG 포맷의 컬러 이미지로 640x480의 해상도로 68명의 인물에 대해, 13개의 자세 43개의 조명 조건, 4개의 표정으로 구성되어 있다. 실험에 사용된 이미지는 조명의 영향을 제외한 상하좌우 그리고 정면의 5개 이미지이며 특히 상하 이미지의 자세 구별을 위해 사용되었다.

실험 방법은 첫 번째, 좌우 자세 구분만을 테스트 하기위한 FEI FaceDatabase를 사용, 좌우 구별이 얼마나 잘 되는지 정면과 좌우 구별률을 테스트하는 실험과 두 번째, 5개의 표준 자세에 따른 입력이미지와의 L2 Norm 계산법에의한 자세추정과 얼굴 검출 수행과 동시에 판별하는 자세추정의 두 가지 경우를 비교하는 것이다.

우선 정면 얼굴과 좌우 자세 추정을 수행하기 FEI Face Database를 이용 100명의 이미지의 약한 분류기 값을 각각 구하고 그에 따른 평균과 분산 값을 구하였다. 그 다음 마할라노비스 거리를 구하고 값이 큰 순서 대로 정렬하여 좌우 자세에 민감한 약한 분류기를 각 자세별로 5개씩 선별하였다. 그 후 나머지 100명의 이미지에 대해 좌우 구별을 테스트 하였다.

다음으로 두 번째 실험을 위해 FEI Face Database를 이용하여 선택한 약한 분류기와 추가로 CMU PIE Face Database를 이용하여 상하를 구분하는 약한 분류기를 따로 선별하였고 본 논문에서는 총 65사람 중 35사람을 이용 상하 자세에 민감한 약한 분류기를 선별하고 나머지 30사람을 테스트에 사용하였다.

4.2 실험 결과

그림 9와 그림 10은 FEI Face Database를 이용한 정면 이미지와 왼쪽이미지의 약한 분류기를 비교한 그래프다. 가 로축은 학습시킨 약한 분류기들을 번호 순서대로 나열한 것이고 이고, 세로축은 각각의 약한 분류기들을 얼굴이미지의해당영역과 연산했을 때의 값이다. 약한 분류기의 값이 전체적인 범위가 10 배 이상 차이가 나는 것을 볼 수 있다. 이중에서 평균 0값에 치우친 약한 분류기가 아닌 마할라노비스 거리를 이용하여 큰 이질성을 가진 약한 분류기를 선택해낸다.

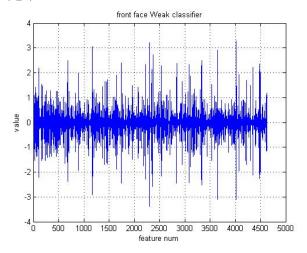


그림 9. 정면 얼굴의 약한 분류기 값 Fig. 9. Front face weak classifier coefficient

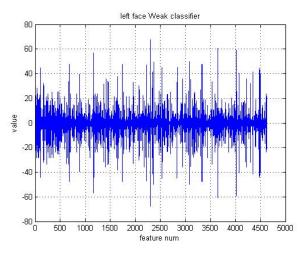


그림 10. 왼쪽 얼굴의 약한 분류기 값 Fig. 10. Left face weak classifier coefficient

표 1. 4개의 자세에 대한 자세 추정률 Table 1. 4 Pose estimation rate

	상	하	좌	우
추정률	89%	87%	94%	94%

표 2. 자세 추정을 이용한 전체 얼굴인식 시스템의 연산속도 Table. 2. Face recognition system processing time

	인증시간(msec)
자세추정 방법	21.30
기존의 방법	35.89

그리고 이렇게 선별한 약한 분류기를 사용한 자세 추정률을 정리한 결과가 표 1에 정리되어 있다. 표 1에서는 또한 CMU PIE Face Database를 사용하여 정면 얼굴을 기준으로 상, 하, 좌, 우 얼굴의 자세 추정률이 정리되어있다. 정면 얼굴과 비교해서 상, 하 얼굴은 패턴의 변화가 적은 반면, 좌, 우 얼굴과 정면 얼굴 간에는 자세의 각도가 조금만 틀어져도 패턴의 변화가 많기 때문에 자세의 구별이 확연해진다. 따라서, 정면얼굴을 기준으로 자세 추정률이 상, 하 얼굴 보다는 좌, 우 얼굴이 추정률이 더 좋음을 알 수 있다.

표 2는 자세추정을 하지 않는 기존의 얼굴인식 시스템의 인증시간과 자세추정을 적용한 새로운 얼굴인식 시스템의 인증시간을 비교한 결과이다. 실험값은 CMU Database 100장을 등록 후 인증에 걸리는 평균시간이다. 표 1과 표 2의 실험결과는 하-웨이블렛을 이용한 대략적인 자세 추정의 결과가 얼굴검출과 동시에 수행하여 얼굴인식 시스템의 전체 연산량을 줄이면서도 상당히 우수한 자세 추정률을 보인다는 것을 보여준다.

5. 결론

본 논문에서는 얼굴검출과 동시에 자세의 대략적인 추정을 통해 전체 얼굴인식 시스템의 연산량을 줄이는 방법에 대해 설명 하였다. 먼저 얼굴검출 데이터의 작성을 위해 아다부스트 알고리즘을 이용하여 단계적 얼굴검출기를 학습시켰다. 그 후 학습된 얼굴 검출기를 이용하여 다양한 5가지 자세에 강인한 약한 분류기를 그 중에서 선별하기 위해다양한 자세를 갖는 얼굴 이미지에 얼굴 검출기를 적용하여 각각 약한 분류기 값을 추출 하였다.

다음에 각각 약한 분류기 값의 분산과 평균을 구하여 이를 이용 마할라노비스 거리가 가장 먼 값을 갖는 분류기들을 선택하였다. 이렇게 선택된 약한 분류기들은 따로 단계적 얼굴검출기 후반에 추가시켜 몇 개의 약한 분류기 연산 만으로 자세를 추정할 수 있게 하였다.

이렇게 학습된 전체 얼굴 검출기를 사용하여 얼굴 검출 후에 수행되는 얼굴 인식 과정에 들어가는 표준 5가지 자세 를 미리 추정함으로써 5번의 연산을 1번의 연산으로 줄여 전체 시스템의 연산량을 감소시킬 수 있게 하였다.

그러나, 위 과정에서 얼굴검출이 반드시 수행되어야 자세를 추정할 수 있고 아다부스트 알고리즘을 통해 만들어진약한 분류기를 사용하여 얼굴 자세를 추정하므로 아다부스트를 이용한 강력한 성능을 가진 얼굴 검출기가 생성되어야하는 것이 관건이다. 아다부스트는 일반적으로 좌우 30도정도의 얼굴 회전을 검출시키게 학습시키는 것이 일반적이고 또한 30도가 넘어가서 얼굴 검출조차 시킬 수 없다면 제안한 전체 얼굴 인식 시스템은 동작할 수 없는 단점을 안고있다.

앞으로 30도를 넘어선 극단적인 회전에 강인한 얼굴 검출 시스템의 개발에 대한 계속적인 연구가 필요하다. 이미지의 유사성을 따지는 템플릿 매칭을 이용한 회전에 좀 더강인한 얼굴 검출 시스템을 구현하려는 후속연구를 진행 할계획이다.

참 고 문 헌

[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] Genichi Taguchi, Subir Chowdhury, YuinWu, The Mahalanobis-Taguchi System, John Willy&Sons, 2000
- [4] S. Z. Li and A. K. Jain, *Handbook of Face Recognition*, 2004.
- [5] M. Kirby and L. Sirovich, "Application of the-Karhunen-Loeve procedure for the characterization of human faces," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.12, pp.103-108, 1990.
- [6] A. Pentland and M. Turk, "Eigenfaces for recognition," *Journal of Cognitive Neuroscience*, Vol.3, pp.71–86, 1993.
- [7] T. F. Cootes, D. J. Edwards, and S. J. Taylor,"Active Appearance Models," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, Vol.23, No.6, pp.681–685, 2001(6).
- [8] 김상훈, 정선태, 정수환, 전승선, 김재민, 조성원.
 "AAM과가버특징벡터를이용한강인한얼굴인식시스템",한국콘텐츠학회제7권 제2호 pp.1-10, 2007(2).
- [9] 김상훈, 정선태, 정수환, 조성원. "얼굴인식을 위한 Anisotropic Smoothing 기반효율적조명전처리", 한 국콘텐츠학회논문지 pp.236-245, 2008(1)
- [10] FEI Face database http://www.fei.edu.br/~cet/faced...ase.html
- [11] CMU PIE Face database http://www.ri.cmu.edu/research_project_detail.html?project_id=418&menu_id=261

저 자 소 개



최선형 (Choi Sun Hyung)

2008년 : 홍익대학교 전자전기공학부 졸 업. 2008년 ~ 현재 : 동 대학원 전기정보제어 공학과 석사과정

관심분야 : 컴퓨터 비전, 영상처리, 신경회로망,

Phone : 02-577-6586 E-mail : nscircle@gmail.com



조성원 (Seongwon Cho) 종신회원

1982년 2월 : 서울대 학사 1987년 12월 : Purdue University 석사 1992년 2월 : Purdue University 박사 현재 : 홍익대 전자전기공학부 교수 한국 지능시스템학회 편집이사

관심분야: 영상처리 및 인식, 지능시스템

Phone : 02 -3141 -9540 E-mail : swcho@hongik.ac.kr



정선태(Sun-Tae Chung) 정회원

1983년 2월:서울대학교 전자공학과 학사 1986년 12월:미국 미시간대학교(앤아버)

전자 및 컴퓨터 석사

1990년 12월:미국 미시간대학교(앤아버)

전자 및 컴퓨터 박사

1991년 3월~현재:숭실대학교 정보통신 전자공학부 교수

관심분야 : 생체 및 얼굴 인식, 임베디드 컴퓨팅

Phone : 02 -820 -0638 E-mail : cst@ssu.ac.kr