

극좌표계 변환과 AdaBoost를 이용한 회전 얼굴 검출

장경식*

Rotated Face Detection Using Polar Coordinate Transform and AdaBoost

Kyung-Shik Jang*

*Professor, Division of Creative Software Eng., Dong-eui University, Busan, 47340 Korea

요약

회전된 얼굴 검출은 많은 응용 분야에서 필요하지만 회전에 따른 얼굴 모양의 큰 변화로 인해 여전히 어려운 분야이다. 이 논문에서는 회전의 영향을 받지 않는 극좌표 변환 방법과 변환된 영상을 이용하여 회전얼굴을 효과적으로 검출하는 방법이 제안되었다. 제안한 극좌표계 변환 방법은 회전 각도와 무관하게 눈, 입 등과 같은 얼굴 구성 요소들의 위치가 항상 유지되기 때문에 얼굴 구성요소들 간의 공간 정보가 유지되며, 이로 인해 회전 효과가 제거된다. 극좌표계 변환된 영상을 정면 얼굴 검출에 사용되는 AdaBoost를 이용하여 학습하고 회전 얼굴을 검출하였다. 비얼굴 영상을 LBP를 이용하여 학습하고 검출한 얼굴을 검증하였다. BioID 데이터베이스에 있는 영상을 회전하여 얻은 3600개 얼굴영상에 대한 실험 결과 96.17%의 회전얼굴 검출률을 얻었다. 또한, 다수의 회전 얼굴이 포함된 배경이 있는 영상에서 회전 얼굴들을 정확하게 검출하였다.

ABSTRACT

Rotated face detection is required in many applications but still remains as a challenging task, due to the large variations of face appearances. In this paper, a polar coordinate transform that is not affected by rotation is proposed. In addition, a method for effectively detecting rotated faces using the transformed image has been proposed. The proposed polar coordinate transform maintains spatial information between facial components such as eyes, mouth, etc., since the positions of facial components are always maintained regardless of rotation angle, thereby eliminating rotation effects. Polar coordinate transformed images are trained using AdaBoost, which is used for frontal face detection, and rotated faces are detected. We validate the detected faces using LBP that trained the non-face images. Experiments on 3600 face images obtained by rotating images in the BioID database show a rotating face detection rate of 96.17%. Furthermore, we accurately detected rotated faces in images with a background containing multiple rotated faces.

키워드 : 회전 얼굴 검출, 극좌표계 변환, AdaBoost, 하르-유사 특징, LBP 특징

Keywords : Rotated face detection, Polar coordinate transform, AdaBoost, Haar-like feature, LBP feature

Received 7 June 2021, Revised 8 June 2021, Accepted 22 June 2021

* Corresponding Author Kyung-Shik Jang(E-mail:ksjang@deu.ac.kr, Tel:+82-51-890-1988)
Professor, Division of Creative Software Eng., Dong-eui University, Busan, 47340 Korea

Open Access <http://doi.org/10.6109/jkiice.2021.25.7.896>

print ISSN: 2234-4772 online ISSN: 2288-4165

© This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.
Copyright © The Korea Institute of Information and Communication Engineering.

I. 서 론

얼굴 검출은 컴퓨터비전 기반 HCI(Human Computer Interface)의 핵심인 얼굴 인식, 표정인식 등의 여러 기술을 지원하는 중요한 방법이며, 생체 인식, 감시 시스템 등 여러 분야에서 많이 사용된다. 이러한 중요성 때문에 얼굴 검출 방법은 활발히 연구되어 왔다[1].

Viola와 Jones가 제안한 AdaBoost 알고리즘을 이용한 얼굴 검출 방법[2]은 하르-유사 특징(Haar-like feature)을 적분 이미지를 통해 빠른 속도로 계산하여 얼굴을 검출한다. B. Jun[3]은 텍스처(texture)를 분류하기 위한 용도로 개발된 LBP(Local Binary Pattern) 특징과 LGP(Local Gradient Pattern) 들을 AdaBoost를 사용하여 학습하고 얼굴을 검출하였다.

이와 같은 얼굴 검출 방법들은 회전이 없는 얼굴을 대상으로 좋은 검출률을 보이고 있다. 그러나 일반적인 환경에서 인물의 다양한 포즈가 있을 수 있기에 회전된 얼굴을 검출하는 것이 매우 중요하다[4].

H. Rowly는 기존의 정면얼굴 검출 시스템을 이용하여 기울어진 얼굴을 검출하는 방법을 제안하였다[5]. 각 20도씩 회전한 얼굴 영상들을 이용하여 총 18 방향의 얼굴을 학습하고 이들을 조합하여 회전된 얼굴을 검출하였다. LPT(Log Polar Transform)과 DCT(Discrete Cosine Transform)을 사용하여 회전 얼굴을 검출하는 방법도 제안되었다[6]. 얼굴 영상에 LPT를 수행하여 회전 효과를 제거하고 DCT를 사용하여 저 차원 특징 벡터를 생성하여 회전 얼굴을 검출하였다.

X. Shi[7]은 PCN(Progressive Calibration Networks)을 사용하여 회전 얼굴을 검출하였다. PCN은 세 단계로 구성되며 각 단계는 얼굴 후보의 회전 방향과 예측 방향과의 차이를 점차적으로 감소시키면서 얼굴과 비 얼굴의 이진 분류를 수행하여 회전 얼굴을 검출하였다. S. N. Sujay[8]은 확장된 LBP의 특징을 사용하여 회전된 얼굴을 검출하고 인식하였다. Viola-Jones 알고리즘을 통해 검출된 얼굴 영상에서 LBP 특징을 얻는다. 얼굴을 15개의 각도에 대해 회전하여 LBP 특징을 얻고, SVM(Support Vector Machine)을 이용하여 얼굴을 인식하였다.

Y. H. Tsai는 스킨 필터(skin filter)와 ERS(Entropy Rate Superpixels)를 이용하여 얼굴 후보를 검출하였다[9]. 대칭 확장 방법을 사용하여 정면얼굴과 유사한 얼굴을 생성하여 회전 얼굴을 검출하였다. Y. Shima[10]

는 딥 러닝을 이용하여 얼굴의 회전 방향을 90도 단위의 4가지로 분류하였다. 사전 훈련 된 컨벌루션 신경망을 사용하여 영상의 특징을 추출하고 SVM을 이용하여 분류하였다.

이 논문에서는 얼굴 구성요소들의 공간적 정보를 유지하는 극좌표계 변환 방법과 AdaBoost를 사용하여 회전 얼굴을 검출하는 방법을 제안하였다. 제안한 방법을 이용한 극좌표계 변환한 결과는 회전 각도와 무관하게 얼굴 요소들의 위치가 항상 유지되기에 회전 효과가 제거된다. 이후 극 좌표계 변환 영상을 회전이 없는 정면 얼굴 검출에 사용되는 AdaBoost와 LBP를 이용하여 회전 얼굴을 검출하는 방법을 제안하였다.

논문의 전체 구성은 다음과 같다. 2장에서 극좌표계 변환과 학습 영상 생성에 대하여 설명하고 3장에서 회전 얼굴 검출 및 검증에 대하여 설명한다. 4장에서는 실험 및 분석 결과를 제시한 후 5장에서 결론을 맺는다.

II. 극좌표계 변환과 학습

2.1. 극좌표계 변환

이 논문에서는 회전 각도에 무관하게 얼굴 구성요소들의 공간적인 정보를 유지하는 극좌표계 변환 방법을 제안하였다.

식 (1), (2)는 직각 좌표계 영상 $I_r(x, y)$ 을 극좌표계 영상 $I_p(r, \theta)$ 으로 변환하는 변환식이다. (C_x, C_y) 는 직각좌표계 영상의 중심점 좌표이며, 영상에 내접하는 원의 반지름이 R 일 때, $1 \leq r \leq R$ 이다.

그림 1에서와 같이 영상의 중심을 지나는 지름에 해당하는 선분이 특정 각도에서 만나는 화소들은 극좌표계 변환 영상에서 동일한 열(column)의 화소에 대응된다. 식 (1)의 (x_u, y_u) 는 그림 1에서 지름에 해당하는 선분의 위쪽 반지름이 시계방향으로 회전하며 만나는 화소들의 좌표들이고, 식 (2)의 (x_p, y_p) 는 반대쪽 반지름이 시계방향으로 회전하며 만나는 화소들의 좌표들이다.

그림 2는 얼굴의 중심을 기준으로 각각 90°, 180° 회전한 영상들과, 이 논문에서 제안한 방법으로 회전된 각 영상을 얼굴의 중심과 두 눈썹 사이의 미간을 잇는 직선을 기준으로 -90°~90° 범위에서 극좌표계 변환된 영상을 나타낸 것이다. 그림 2(a) 경우에는 $-90^\circ \leq \theta \leq 90^\circ$

범위에서 변환한 것이고, (b)는 $0^\circ \leq \theta \leq 180^\circ$ 범위에서 변환한 것이다. 극좌표계 변환된 영상에서 회전각도에 무관하게 얼굴요소들의 공간정보가 유지됨을 알 수 있다. 변환된 영상 자체만으로는 회전이 발생했는지 알 수 없으며, 이로 인해 회전 효과가 제거된다.

입력 영상이 101 x 101 크기인 경우, 반지름 $R=50$ 이며, 극좌표계 변환된 영상의 크기는 180 x 100이다. 변환된 영상의 폭 180은 회전각도 180° 에 해당되고 높이가 100은 $2R$ 에 해당한다.

$$\begin{aligned} x_u(r, \theta) &= C_x + r \cos \theta \\ y_u(r, \theta) &= C_y + r \sin \theta \end{aligned} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} x_l(r, \theta) &= C_x + (-r) \cos \theta \\ y_l(r, \theta) &= C_y + (-r) \sin \theta \end{aligned} \quad (2)$$

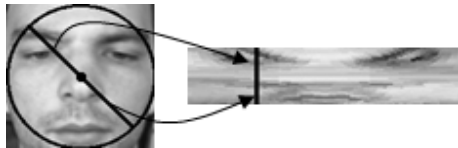
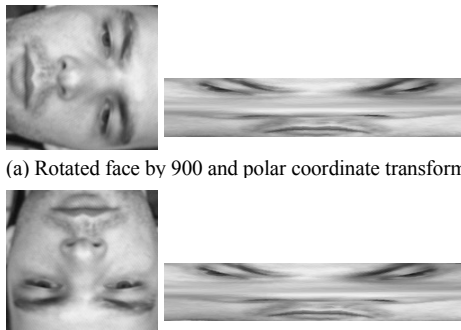


Fig. 1 polar coordinate transform



(a) Rotated face by 90 and polar coordinate transform
 (b) Rotated face by 180 and polar coordinate transform
 Fig. 2 Rotated faces and polar coordinate transform

2.2. AdaBoost를 이용한 학습

하르-유사 특징(Haar-like feature)은 기본적으로 영상에서 영역과 영역의 밝기차를 이용한 특징으로서 직사각형 형태로 이루어진 다양한 모양의 특징들이다. 같은 종류의 특징이라 할지라도 물체 내에서의 위치 및 크기에 따라 서로 다른 특징으로 간주되며, 이들 중 물체의 검출에 중요한 역할을 하는 특징들의 선택은 AdaBoost 학습 알고리즘을 이용하여 수행된다.

AdaBoost 학습 알고리즘은 낮은 분류 성능을 보이는 간단한 형태의 약한 분류기들을 선형적으로 결합하여 강한 분류기를 만든다. 잘못 분류된 학습영상을 가중치를 증가시키고, 바르게 분류된 영상은 가중치를 감소시키는 과정을 반복하면서 최소의 오류율을 내는 하르-유사 특징만을 선택한다[2].

하르-유사 특징을 사용하는 AdaBoost 알고리즘에 의한 물체 검출 방법은 물체의 기하학적 정보를 유지하며 영역 단위의 밝기차를 이용하기 때문에 영상에서 물체의 작은 형태변화나 위치변화에도 검출이 가능하지만, 영상 밝기 변화에 영향을 받으며 물체가 회전된 경우에는 올바른 물체의 검출이 어렵다.

이 논문에서는 회전하지 않은 정면 얼굴 영상을 극좌표계 영상으로 변환하고 하르-유사 특징을 사용하는 AdaBoost 학습 알고리즘을 사용하여 학습하였다. 그림 1 과 같은 정면 얼굴 영상들을 33 x 33 크기로 정규화하고, $-175^\circ \leq \theta \leq -5^\circ$ 범위에서 극좌표계 영상으로 변환하여 170 x 32 크기의 극 좌표계 변환 영상을 생성한다. 영상 폭을 축소하여 60 x 32 크기로 정규화된 학습 영상들을 생성하고 하르-유사 특징을 사용하여 AdaBoost 학습 알고리즘을 이용하여 학습하였다.

III. 회전 얼굴 검출

3.1. AdaBoost를 이용한 회전 얼굴 검출

회전된 얼굴을 검출하기 위하여 입력 영상을 히스토그램 평활화(histogram equalization)를 수행하고 33x33 크기로 정규화 시키고 $-180^\circ \leq \theta \leq 360^\circ$ 범위로 극좌표계 영상으로 변환하였다. 극좌표계 영상으로 변환하는 각도 범위를 작게 하는 경우 얼굴 회전각도 크기에 따라 극좌표계 변환된 영상에서 검출할 얼굴이 잘리는 경우가 발생한다. 극좌표계 변환된 영상은 540 x 32 크기가 되며, 학습 영상 생성시 영상폭을 줄인 비율에 따라 190 x 32 크기로 축소하고 AdaBoost를 이용하여 회전 얼굴을 검출하였다.

그림 3의 (c)는 -30° 회전한 (a) 영상을 극 좌표계로 변환한 영상에서 검출한 얼굴 위치를 표시한 것이다. 검출한 사각형의 중심 x 좌표가 얼굴의 회전각도이며, (a)에 직사각형으로 검출한 회전각도를 표시하였으며, -31° 회전한 것으로 검출되었다. 그림 3의 (d)는 0° 회전한 (b)

영상을 극 좌표계로 변환한 영상에서 검출한 얼굴 위치를 표시한 것으로 0°와 -3° 회전한 것으로 검출되었다.

그림 3의 (d)에서 검출 얼굴 위치가 두 곳에 존재하지만, 이는 (b)와 같이 0° 근처의 각도로 회전한 얼굴인 경우에 $-180^\circ \leq \theta \leq 360^\circ$ 범위로 극좌표계 변환된 영상에서 -90°, 270° 근처의 두 곳에 동일한 얼굴이 존재하게 된다. 270° 보다 큰 각도 위치에서 검출된 결과는 검출 사각형의 좌상단 x 좌표 x_l 를 $x_l = x_l - 360$ 과 같이 보정하였다.

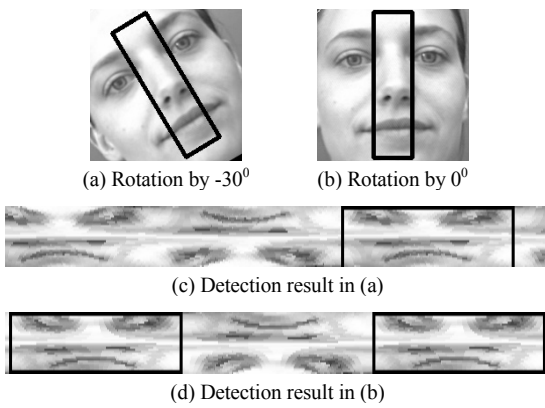


Fig. 3 Polar coordinate transform and detection result

3.2. LBP를 이용한 검출 결과 검증

LBP는 영상의 텍스처(texture)를 분류하기 위한 용도로 개발된 특징이며, 얼굴검출과 얼굴인식 등과 같은 응용에 활용되고 있다[11]. LBP는 영상의 모든 픽셀에 대해 계산되는 값으로서 각 픽셀의 주변 3 x 3 영역의 상대적인 밝기 변화를 2진수로 코딩한 인덱스 값이다. 주변 화소값이 중앙 화소값보다 밝으면 1, 어두우면 0으로 코딩한 후 이 값들을 연결한 8비트 이진수를 10진수로 변환한다. 이런 변환을 모든 화소에 적용하면 각 화소는 0~255 범위의 정수를 생성한다. 이들 정수들의 히스토그램을 구하면 영상에 대한 256 차원의 LBP 텍스처 특징을 얻을 수 있다.

MB-LBP(Multi-scale Block LBP)[12]는 기존의 LBP가 너무 지역적인 특징을 사용하기에 블록 단위로 LBP를 계산한다. 영상을 여러 부분 영역으로 나누고 각 부분영역을 3 x 3 블록으로 분할한 후 각 블록평균에 대해 LBP 특징을 계산한다.

그림 4와 같이 다수의 회전 얼굴이 포함된 배경이 있

는 영상에서 회전 얼굴을 검출하였다. 검출결과 비얼굴 부분이 얼굴로 검출되는 경우가 발생하기도 하였다. 비얼굴 부분이 얼굴로 검출하는 경우 이 부분을 비얼굴 학습 영상에 추가하여 AdaBoost 학습알고리즘으로 재학습하였으나 AdaBoost 학습알고리즘의 특성상 오검출을 완전히 방지할 수는 없다.

이 논문에서는 얼굴로 오검출되는 비얼굴 영상 중에서 대표적인 25개를 LBP를 이용하여 학습하고 이를 이용하여 얼굴을 검증하였다. 이들 영상들을 극좌표계 변환하고 8 x 8 부분 영역으로 분할한 후, 각 부분 영역마다 LBP에 대한 히스토그램을 구하고 부분 영역들의 히스토그램들을 일렬로 연결한 벡터를 최종 특징으로 사용하여 학습하고 검출된 얼굴을 검증하였다. 전체적인 회전 얼굴 검출 과정은 다음과 같다.



Fig. 4 Grouping sub-window regions

1. 영상의 위치 (x, y) 를 중심으로 하는 $n \times n$ 크기의 윈도우 영역 $R_r(x, y)$ 의 영상 $I_r(x, y)$ 를 극좌표계 영상 $I_p(r, \theta)$ 으로 변환한다. 위치 (x, y) 는 영상 전체에 걸쳐 슬라이딩 이동하며, 윈도우 영역의 크기 n 은 얼굴 크기가 다를 수 있기 때문에 $n=55$ 부터 1.1배씩 증가한다.
2. 극좌표계 변환 영상 $I_p(r, \theta)$ 를 입력으로 AdaBoost 얼굴 검출기를 사용하여 회전 얼굴을 검출한다. 검출 결과 사각형 $R_p(r, \theta)$ 이 4개 이상 인접한 경우만 검출한다.
3. $I_p(r, \theta)$ 에서 검출한 사각형 영역 $R_p(r, \theta)$ 에 대해 LBP 특징을 구하고 학습한 비얼굴 영상들의 LBP 특징과의 유사도를 계산하여 이중 가장 작은 유사도 값이 임계치보다 큰 경우만 얼굴로 판정한다.
4. 입력 영상 모든 위치에서, 모든 스케일(scale)에 걸쳐 얼굴이 검출된 모든 윈도우 영역 $R_r(x, y)$ 들을 사각형 좌표를 기반으로 그룹핑(grouping)한다. 이때 인

접한 사각형 수가 4개 이상인 경우만 그룹핑한다. i 번째 그룹에 속한 사각형들의 좌표를 평균하여 i 번째 그룹의 대표 사각형 $R_r^i(x, y)$ 을 구한다. 그림 6은 검은색 사각형들을 그룹핑하여 i 번째 그룹의 대표 사각형 $R_r^i(x, y)$ 를 흰색 사각형으로 표시한 것이다.

5. i 번째 그룹의 대표 사각형 $R_r^i(x, y)$ 은 영상에서 회전 얼굴이 있는 위치만을 나타낸다. i 번째 그룹 $R_r^i(x, y)$ 에 속한 모든 원소 사각형 $R_r(x, y)$ 의 극좌표계 변환 영상 $I_p(r, \theta)$ 각각에서 검출한 결과인 $R_p(r, \theta)$ 들을 모두 그룹핑한다. 이때 인접 사각형이 3개 이상인 경우만 그룹핑한다.
6. 그룹핑한 결과에서 가장 원소수가 많은 그룹에 속한 검출 사각형 $R_p(r, \theta)$ 들의 좌표를 평균하여 대표 사각형 $R_p^i(r, \theta)$ 을 구하고 $R_p^i(r, \theta)$ 의 중심 x 좌표를 i 번째 그룹의 대표 사각형 $R_r^i(x, y)$ 위치에서의 최종 얼굴 회전 각도로 판정하였다.

IV. 실험 및 결과 고찰

Intel(R) Core i5 CPU 3.30GHz, 8G RAM 환경에서 OpenCV 4.1.2를 사용하여 실험하였다. OpenCV 라이브러리에는 AdaBoost 알고리즘에 의한 얼굴 검출 시스템이 구현되어 있으며 제안한 방법을 추가하여 실험하였다.

BioID 얼굴 데이터베이스[13]에 있는 영상 중에서 무작위로 선택한 영상 1000개를 사용하여 학습하였다. BioID 얼굴 데이터베이스는 23명의 정면 얼굴 영상들이며, 384x286의 해상도를 가진 명암도 영상(gray image) 1521개로 구성되었다. OpenCV에서 제공하는 AdaBoost 정면 얼굴 검출 방법을 이용하여 BioID 영상에서 검출한 얼굴 영역을 33 x 33 크기로 정규화한 후, 극좌표계 영상으로 변환하여 학습 영상으로 사용하였다. 또한, 인터넷을 통해 획득한 영상과 얼굴 검출시 얼굴로 오검출된 영상을 포함하여 2000개의 비얼굴 학습 영상을 사용하였다. 이들 얼굴 영상과 비얼굴 영상들을 AdaBoost 학습 알고리즘을 이용하여 학습하였다.

BioID 데이터 영상에서 학습에 참여하지 않은 영상 30개를 선택하여 얼굴의 중심을 기준으로 0°~357° 까지

3°씩 회전시킨 후, 얼굴영역만을 잘라내어 총 3600개의 실험 영상을 만들고 회전 얼굴을 검출하였다. (표 1)은 실험결과이다. AdaBoost 학습 알고리즘으로 학습하는 과정에서 하르-유사 특징을 이용하여 학습하고 이를 사용한 검출 결과와 LBP 특징을 이용하여 학습하고 검출한 결과를 비교하였다. 하르-유사 특징을 사용한 검출률이 더 좋음을 알 수 있다.

Table. 1 Experiment result

angle	Haar-like feature		LBP feature	
	detection number	detection rate	detection number	detection rate
20	3519	97.75%	2620	72.78%
15	3518	97.72%	2603	72.31%
10	3462	96.17%	2488	69.11%
5	2699	74.97%	1683	46.75%

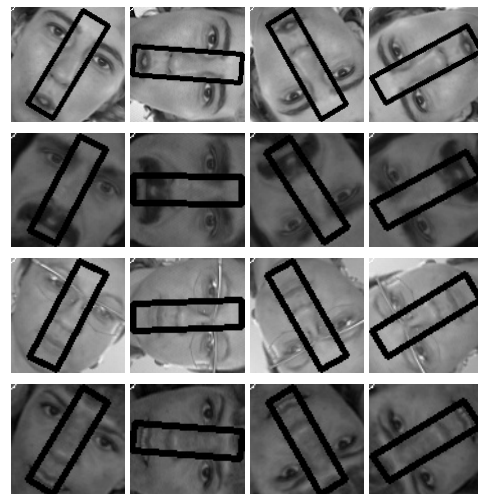


Fig. 5 Detection examples

(표 1)에서 검출성공 허용각도를 변화하며 검출률을 나타내었다. 영상의 회전 각도와 검출한 얼굴 각도 차이가 20°, 15°, 10°, 5° 이내인 경우를 각각 검출 성공으로 판정하였다. 0° 회전한 영상의 얼굴도 약간 기울어진 경우도 있기 때문에 영상의 회전각도와 검출한 얼굴 각도 차이가 10° 정도 차이 나면 성공한 것으로 간주해도 무방할 것으로 판단되며, 이 경우 96.17%의 검출률을 보인다.

Table. 2 Detection rate by angle

rotation angle	detection number	detection rate
30	29/30	96.67 %
60	28/30	93.33 %
90	29/30	96.67 %
120	29/30	96.67 %
150	29/30	96.67 %
180	30/30	100.0 %
210	30/30	100.0 %
240	30/30	100.0 %
270	27/30	90.0 %
300	28/30	93.33 %
average detection rate		96.33 %

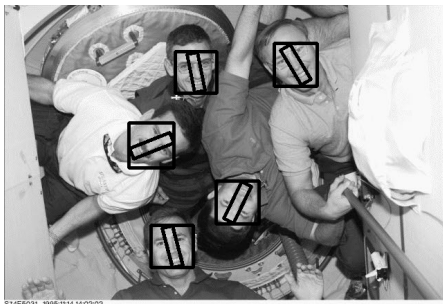
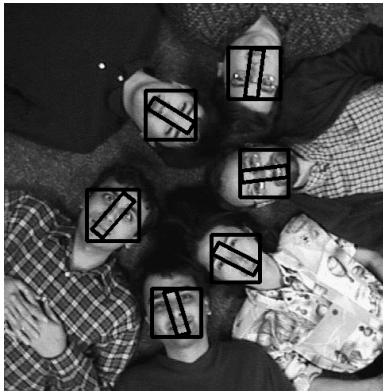


Fig. 6 Rotated face detection results

그림 5는 검출 결과의 예이다. 왼쪽 열부터 30°, 90°, 150°, 240° 회전한 영상에서 얼굴을 검출한 결과이다. 검출한 얼굴 회전 각도에 맞추어 직사각형으로 검출 각도를 표시하였다.

(표 2)는 30개 실험 영상에 대해 30°에서 300°까지 30° 단위로 회전시켜 회전 각도별로 검출률을 나타낸

것이다. 특정 회전 각도에서 검출 성능이 나빠지지 않고 모든 회전각에서 비슷하게 좋은 결과를 보임을 알 수 있으며, 제안한 방법이 회전 각도에 무관하게 효과적으로 회전 얼굴을 검출함을 알 수 있다.

다수의 얼굴이 포함된 배경이 있는 영상에서 제안한 방법을 사용하여 회전 얼굴을 검출하였다. 그림 6은 MIT-CMU[14]에서 회전 얼굴 검출의 실험 영상으로 제공하는 영상들에서 회전 얼굴을 검출한 결과이다. 모든 회전 얼굴들을 검출하였으며 검출한 회전각도가 각 얼굴의 회전 각도와 유사함을 알 수 있다.

V. 결 론

이 논문에서는 회전 효과를 제거하기 위한 극좌표계 변환 방법과 AdaBoost 학습 알고리즘을 이용하여 회전 얼굴을 검출하는 방법을 제안하였다. 제안한 방법을 이용한 극좌표계 변환 결과는 회전 각도와 무관하게 얼굴 구성요소들의 공간 정보가 유지되기 때문에 회전 효과가 제거된다. 이로 인해 기존의 정면 얼굴 검출 방법으로 회전 얼굴을 검출할 수 있다. 극 좌표계 변환 영상을 정면 얼굴 검출에 사용되는 AdaBoost 학습 알고리즘을 이용하여 학습하고 회전 얼굴을 검출하였다. 실험 결과 제안한 방법이 회전 얼굴을 검출하는데 매우 효과적임을 확인할 수 있었다.

향후 연구로는 동양인 얼굴을 포함한 다양한 영상에서 더 정확하게 회전얼굴을 검출하는 방법에 대한 연구를 진행할 것이다. 또한 정면 얼굴의 방향회전 문제뿐만 아니라 포즈 회전 문제를 동시에 해결하는 방법에 연구가 필요하다.

ACKNOWLEDGEMENT

This Work was supported by Dong-eui University Foundation Grant(2018)

References

- [1] G. Singh and A. K. Goel, "Face Detection and Recognition System using Digital Image Processing," in *International*

- Conference on Innovative Mechanisms for Industry Applications*, pp. 348-352, Mar. 2020.
- [2] P. Viola and M. Jones, "Robust Real-Time Face Detection," in *IEEE International Conference Computer Vision*, vol. 20, pp. 1254-1259, Jul. 2001.
- [3] B. Jun, I. Choi, and D. Kim, "Local transform features and hybridization for accurate face and human detection," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 35, no. 6, pp. 1423-1436, Jun. 2013.
- [4] Y. Chen and Y. X. W. Liu, "Multi-angle Face Detection with Step-by-Step Adjustment Networks," in *International Conference on Mechanical, Control and Computer Engineering*, pp. 589-594, Sept. 2018.
- [5] H. Rowley, S. Baluja, and T. Kanade, "Rotation Invariant Neural Network-Based Face Detection," in *IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 38-44, 1998.
- [6] R. F. Abdel-Kader, R. M. Ramadan, and R. Y. Rizk, "A Hybrid Rotation-Invariant Face Recognition System Using Log-Polar Transform," in *IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology*, pp. 585-590, 2009.
- [7] X. Shi, S. Shan, M. Kan, S. Wu, and X. Chen, "Real-time rotation-invariant face detection with progressive calibration networks," in *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 2295-2303, Jun. 2018.
- [8] S. N. Sujay, H. S. M. Reddy, and J. Ravi, "Face recognition using extended LBP features and multilevel SVM classifier," in *International Conference on Electrical, Electronics, Communication, Computer and Optimization Techniques*, pp. 1-4, Dec. 2017.
- [9] Y. H. Tsai, Y. C. Lee, J. J. Ding, R. Y. Chang, and M. C. Hsu, "Robust in-plane and out-of-plane face detection algorithm using frontal face detector and symmetry extension," *Image and Vision Computing*, vol. 78, pp. 26-41, Oct. 2018.
- [10] Y. Shima, Y. Nakashima, and M. Yasuda, "Detecting orientation of in-plane rotated face images based on category classification by deep learning," in *IEEE Region 10 Conference (TENCON)*, pp. 127-132, Nov. 2017.
- [11] G. B. Sujate and V. H. Mankar, "Recognition of Faces using Efficient multi-scale local binary pattern and kernel Discriminant Analysis in Varying Environment," *American Journal of Engineering and Applied Sciences*, vol. 10, no. 3, pp. 726-732, 2017.
- [12] S. Liao and S. Z. Li, "Learning Multi-scale Block Local Binary Patterns for Face Recognition," in *International Conference on Biometrics*, pp. 828-837, Aug. 2007.
- [13] BioID Face Database [Internet]. Available: <https://www.bioid.com/facedb/index.php>.
- [14] H. A. Rowley, S. Baluja, and T. Kanade, "Neural network-based face detection," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 20, pp. 23-38, Jan. 1998.



장경식(Kyung-Shik Jang)

1989년 연세대학교 전자공학과 공학사
1991년 연세대학교 전자공학과 공학석사
1996년 연세대학교 전자공학과 공학박사
1998년 ~ 동의대학교 창의소프트웨어공학부 교수
※ 관심분야 : 컴퓨터비전, 패턴인식, 인공지능