

# A New Confidence Measure for Eye Detection Using Pixel Selection

Yonggeol Lee<sup>†</sup> · Sang-Il Choi<sup>††</sup>

## ABSTRACT

In this paper, we propose a new confidence measure using pixel selection for eye detection and design a hybrid eye detector. For this, we produce sub-images by applying a pixel selection method to the eye patches and construct the BDA(Biased Discriminant Analysis) feature space for measuring the confidence of the eye detection results. For a hybrid eye detector, we select HFED(Haar-like Feature based Eye Detector) and MFED(MCT Feature based Eye Detector), which are complementary to each other, as basic detectors. For a given image, each basic detector conducts eye detection and the confidence of each result is estimated in the BDA feature space by calculating the distances between the produced eye patches and the mean of positive samples in the training set. Then, the result with higher confidence is adopted as the final eye detection result and is used to the face alignment process for face recognition. The experimental results for various face databases show that the proposed method performs more accurate eye detection and consequently results in better face recognition performance compared with other methods.

**Keywords :** Confidence Measure, Eye Detection, Face Recognition, Pixel Selection, Hybrid Eye Detector

## 눈 검출에서의 픽셀 선택을 이용한 신뢰 척도

이 용 겐<sup>†</sup> · 최 상 일<sup>††</sup>

## 요 약

본 논문에서는, 눈 검출에서의 픽셀 선택 방법을 이용한 편향 판별 분석(BDA) 기반의 신뢰 척도를 제안하고 이를 이용하여 hybrid 눈 검출기를 설계한다. 이를 위해 눈 조각 영상에서 먼저 판별 분석에 유용한 픽셀들을 선택하여 부분 영상을 만들고, 부분 영상에 BDA를 적용하여 신뢰 척도를 위한 특징 공간을 구성한다. Hybrid 눈 검출기를 구성하는 기본 검출기로는 상호 보완적인 특성을 가진 HFED와 MFED를 사용하였다. 주어진 영상에 대해, 기본 검출기들에 의해 생성된 눈 좌표를 가지고 생성한 눈 조각 영상의 부분 영상들을 BDA 특징공간에 투영하여 positive 샘플의 평균과의 거리를 측정함으로써 그 정확성을 측정하고, 기본 검출기의 결과들 중에서 신뢰도가 높은 결과를 최종 눈 검출 결과로 사용한다. 다양한 얼굴 데이터베이스들에 대한 실험 결과에서, 제안한 방법은 검출된 눈 좌표의 정확도 측면에서 뿐만 아니라 검출된 눈 좌표를 이용한 얼굴 인식 성능에서도 다른 방법들보다 우수한 결과를 나타내었다.

**키워드 :** 신뢰도 측정, 눈 검출, 얼굴 인식, 픽셀 선택, 융합 눈 검출기

## 1. 서 론

얼굴 인식 시스템은 크게 영상에서 얼굴의 영역을 찾는 얼굴 검출(face detection) 단계와 검출된 얼굴을 일정한 크기로 조정하는 얼굴 정렬(face alignment) 단계, 그리고 정렬된 얼굴을 분류하는 얼굴 인식(face identification) 단계로 구분할 수 있다. 이 가운데 특히 얼굴 정렬의 정확도는 형상 기반의 얼굴 인식 방법들[1-5]에서 얼굴 인식을 위한 특징들을 추출하는 데에 직접적인 영향을 미치므로 전체 얼굴 인식 시스템에서 매우 중요한 부분을 차지한다.

얼굴 정렬은 얼굴의 특징점을 기준으로 아핀 변환(affine transform)을 통해 수행되는데 많은 경우 두 눈의 위치를 특징점으로 사용한다. 그러나 실제 환경(real-world)에서 촬영된 얼굴 영상에는 조명, 얼굴의 포즈, 표정 등에서 다양한 변화가 있기 때문에 정확한 눈 검출에 어려움이 있으며, 이로 인한 얼굴의 오정렬(mis-alignment)은 결과적으로 얼굴 인식 성능을 떨어뜨리는 주된 요인이 된다. [6]에서는, Fisherface[2] 특징을 이용하여 얼굴 인식 실험을 수행하였을 때 눈 검출의 오차로 인해 오정렬된 얼굴 영상이 학습 단계에서 클래스 내 분산(within-scatter)의 분포를 크게 하고 오히려 클래스 간 분산(between-scatter)의 분포를 작게 하는 등 눈 검출의 정확도가 얼굴 인식 성능에 미치는 영향을 분석하였다.

얼굴 정렬을 위해 얼굴에서 두 눈의 좌표를 찾는 여러 방법들이 제안되어왔다[7-12]. Viola와 Jones가 제안한 Haar-like Feature based Eye Detector(HFED)[7]는 다양한 모양의 윈도우에서 픽셀들의 밝기 값의 차이로부터 Haar-like

\* 이 논문은 2015년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 연구되었음(2015R1A1A1A05001065).

† 준 회원: 단국대학교 컴퓨터학과 박사과정

†† 정 회원: 단국대학교 컴퓨터학과 조교수

Manuscript Received: April 1, 2015

First Revision: June 17, 2015

Accepted: June 17, 2015

\* Corresponding Author : Sang-Il Choi(choisi@dankook.ac.kr)

Feature를 계산하고, 다단계 분류기(cascade)로부터 눈에 대한 판별력이 우수한 특징들을 추출하였다. HFED는 실시간 연산이 가능하고 영상 내 포즈, 표정, 화장, 그리고 부분가림 등 다양한 변이에 강인하게 동작하는 반면 조명 변이가 다수 포함될 경우 눈 검출 성능이 저하된다. [8]에서 제안된 MCT Feature based Eye Detector(MFED)는  $3 \times 3$  크기의 커널에서 이웃 픽셀들의 상대적 밝기 값을 기준으로 해당 픽셀의 값을 결정하므로, 조명 변이에 강인한 눈 검출을 수행할 수 있다. 그러나 조명 변이를 제외한 일반적인 변이에 대해서는 HFED에 비해 눈 검출 성능이 떨어진다. CM-CBDA[9]는 이러한 HFED와 MFED의 상호보완적인 관계를 이용한 신뢰 척도(confidence measure) 기반의 hybrid 눈 검출 방법을 제안하였다. 이를 위해, 초기 HFED와 MFED에서 검출한 눈 좌표로부터 눈 조각 영상을 생성하고, CBDA[10] 공간에서 생성한 눈 조각 영상과 positive 샘플들의 거리를 측정함으로써 검출된 눈 좌표의 신뢰도를 측정하였다. 그러나 CM-CBDA의 경우, 개별적으로 HFED와 MFED를 사용했을 때와 비교하여 검출률 면에서는 성능이 향상되었지만 신뢰 척도 측정에 따른 연산량 증가로 실시간으로 눈을 검출하는 데에는 어려움이 있었다.

본 논문에서는, 픽셀 선택 기법을 이용한 신뢰 척도를 제안하고, 이를 통해 빠른 속도로 동작하는 hybrid 눈 검출기를 제안한다. Hybrid 검출기를 구성하는 기본 검출기로는 눈 검출 성능이 높으면서 서로 상호보완적인 성격을 가지는 HFED와 MFED를 사용하였다. 기본 검출기가 병렬로 동작하여 생성된 각각의 눈 좌표 결과는 제안한 신뢰 척도를 이용하여 그 정확도를 평가받는다.

눈 검출의 신뢰도는 판별 분석에 기반하여 측정된다. 먼저 눈 조각 영상을 positive 샘플로 하는 학습 집합으로부터 편향 판별 분석(BDA; Biased Discriminant Analysis)[13]을 이용하여 특징공간을 구성한다. 이때, 학습 집합의 각 샘플에서 판별 분석에 적합한 픽셀들만을 선택하여 특징공간 구성에 사용함으로써, 특징공간의 판별력을 향상시켰다. 그런 다음, 기본 검출기가 찾은 눈 조각 영상 샘플에서도 선택된 픽셀들만을 특징공간에 투영(projection)하여 positive 샘플들의 중심, 즉 positive 샘플들의 평균(mean)과의 거리를 신뢰 척도로 사용하여 높은 신뢰도를 가지는 눈 좌표를 hybrid 검출기 최종 눈 좌표로 사용하여 얼굴 정렬을 수행한다.

FERET[14], AR[15], CMU-PIE[16, 17] 데이터베이스, 그리고 인터넷에서 수집한 영상들로 구성된 real-world[10] 데이터베이스에 대해 눈 검출을 수행한 결과, 기존의 HFED, MFED, 그리고 CM-CBDA에 비해 제안한 방법이 더 좋은 눈 검출 성능을 나타냈다. 또한 AR 데이터베이스와 CMU-PIE 데이터베이스에서 검출된 눈 좌표로부터 생성한 얼굴 영상들에 대해 얼굴 인식 실험을 수행한 결과 HFED, MFED, 그리고 CM-CBDA에 비해 제안한 방법을 적용한 경우 더 높은 얼굴 인식 성능을 보였다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 2절에서는 제안한 신뢰 척도 방법과 이를 이용한 hybrid 눈 검출기의 설계를 제시하고, 3절에서는 다양한 얼굴 데이터베이스들에 대해 기존의 눈 검출 방법들과 제안한 방법의 눈 검출의 정확도 및 얼굴 인식 성능을 비교한다. 4절에서는 전체적인 내용을 정리한다.

## 2. 제안한 방법

본 논문에서는, 픽셀 선택을 이용한 새로운 신뢰 척도를 제안하고, 신뢰 척도를 이용하여 상호보완적인 여러 개의 검출기를 결합함으로써 속도와 정확도가 개선된 hybrid 눈 검출기를 제안한다. HFED와 MFED를 기본 검출기로 사용하여 입력 영상에 대한 눈 좌표 및 눈 조각 영상을 각각 생성하고, 픽셀 선택 방법을 이용하여 구성된 특징공간에서 개별 눈 조각 영상들의 신뢰도를 측정하여 높은 신뢰도를 갖는 눈 좌표를 얼굴 인식을 위한 얼굴 정렬에 사용하였다(Fig. 1).

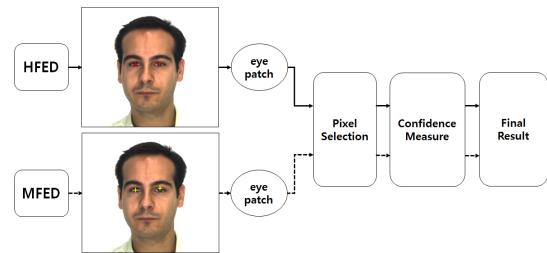


Fig. 1. Schematic Diagram of the Proposed Hybrid Eye Detector

### 2.1 픽셀 선택

HFED와 MFED에서 검출된 눈 좌표로 생성한 눈 조각 영상들에 대해 원 영상 공간(original image space)에서 그 정확도를 측정하는 것은 매우 어렵다. 따라서 눈과 눈이 아닌 영역의 조각 영상을 각각 positive 샘플, negative 샘플로 하는 특징공간에 샘플들을 투영하여 눈 검출의 정확도를 측정하였다. 눈 조각 영상의 판별 여부는 이분류(two-class classification) 문제로 볼 수 있지만, 동시에 특정 클래스에 속해있는지를 구분하는 단일분류(one-class classification) 문제에 해당한다고 볼 수 있다. 따라서 신뢰도 측정을 위한 특징공간을 구성하기 위해 특정 클래스에 편향된 판별 분석을 하는 BDA를 사용하였다[18].

BDA는 positive 샘플을 정규분포의 형태로 구성하고 negative 샘플들은 positive 샘플의 평균으로부터 멀리 분포하도록 하는 특징공간을 구성하는데, 다음과 같은 목적함수를 갖는다.

$$W_{BDA} = \operatorname{argmax}_W \frac{|W^T S_N W|}{|W^T S_p W|} \quad (1)$$

여기에서  $S_p$ 과  $S_N$ 는 각각 positive 샘플들과 negative 샘플들의 공분산 행렬이다. 제안한 방법에서는, BDA 특징공간을 구성하기에 앞서, 눈 조각 영상 샘플에 픽셀 선택 방법을 적용하여 BDA 특징공간의 판별 능력을 향상시켰다. BDA 특징공간을 학습하는 데에 사용된 눈 조각 영상에는 판별 분석에 유용한 픽셀들뿐만 아니라 눈매 이외의 사각 영역과 같이 오히려 판별 분석에 도움이 되지 않는 픽셀들도 함께 존재한다. 불필요한 픽셀들을 포함하는 것은 계산량이 증가할 뿐만 아니라 positive 샘플을 클러스터링 하는 데에도 도움이 되지 않는다.

픽셀 선택은 원 샘플 공간(original sample space)과 특징

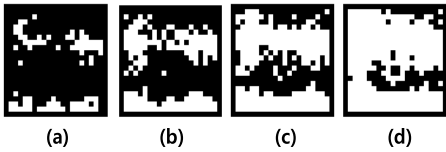


Fig. 2. Mask for Different Numbers of Selected Pixels Using BDA (a) 80pixels(20%), (b) 160pixels(40%), (c) 240 pixels(60%), (d) 320pixels(80%)

공간 사이의 관계를 바탕으로 샘플의 각 성분의 정보 양을 측정하는 IVS 방법[19]을 이용하여 수행하였다. 먼저 눈 조각 영상들의 모든 픽셀로부터 Equation (1)을 이용하여  $W_{BDA} = [\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \dots, \mathbf{w}_d]^T$ 을 구한다.  $W_{BDA}$ 에서  $l$ 번째 사영 벡터  $\mathbf{w}_l = [w_{l1}, w_{l2}, \dots, w_{ld}]^T$ 을 원 영상 공간에 나타내면 각각의  $w_{li}$ 의 절댓값은 사영 벡터  $\mathbf{w}_l$ 를 구성하는 데에 영상 공간의  $i$ 번째 단위 방향 벡터가 얼마나 기여했는지를 나타낸다.  $i$ 번째 단위 방향 벡터는  $i$ 번째 픽셀에 해당되므로,  $|w_{li}|$ 는 해당 픽셀이 BDA특징공간의  $l$ 번째 기저에 대한 영향력, 즉 기여도라고 볼 수 있다. 같은 방식으로  $t$ 개의 투영 벡터 각각에 대한 각 픽셀의 기여도를 계산하여, BDA 특징공간의 전체 기저 벡터들에 개별 픽셀의 기여도를 합산한다. 이를 위해, 각 투영 벡터  $\mathbf{w}_l$ 에 대해 같은 크기의 순서 벡터  $\mathbf{r}_l = [r_{l1}, r_{l2}, \dots, r_{ld}]^T$ 을 정의하고, 순서 벡터의 각 성분  $r_{li}$ 은  $|w_{li}|, \dots, |w_{ld}|$ 들을 오름차순으로 정렬했을 때  $|w_{li}|$ 의 순서가 되도록 한다. 그런 다음, 각  $\mathbf{w}_l$ 의 고유값(eigenvalue)을  $\lambda_l$  가중치로 주어 다음과 같이 최종적으로 특징공간에 대한 각 픽셀의 기여도를 나타내는  $\mathbf{r}^\Sigma$ 을 구한다.

$$\mathbf{r}^\Sigma = \sum_l \alpha_l \mathbf{r}_l, \quad \alpha_l = \frac{\lambda_l}{\sum_j \lambda_j} \quad (2)$$

Fig. 2는  $\mathbf{r}^\Sigma$ 에 근거하여  $20 \times 20$  크기의 눈 조각 영상에서 전체 픽셀의 20%, 40%, 60%, 그리고 80%만큼의 픽셀을 선택하였을 때, 선택된 픽셀(흰 픽셀)의 분포를 보여준다. Fig. 2에서, 눈 조각 영상 내의 눈동자가 위치하는 중앙에 비해 눈의 주변부에 판별력이 높은 픽셀들이 존재하는 것을 확인할 수 있다. FERET, AR, CMU-PIE, 그리고 real-world 데이터베이스에 대해 선택한 픽셀 수에 따른 눈 검출 실험을 수행하여 가장 판별력이 높은  $d_j$ 개의 픽셀들로부터 구성된 부분 영상( $\mathbf{e}^R$ )을 사용함으로써 positive 샘플과 negative 샘플의 판별 능력이 향상된 특징공간을 구성하였다.

### 2.2 편향 특징공간에서의 신뢰 척도

검출된 눈 좌표의 정확도를 판별하기 위해, 눈 좌표에 의해 생성된 눈 조각 영상에서  $\mathbf{r}^\Sigma$ 에 따라 선택된 픽셀들로 구성된 부분 영상을 BDA 특징공간에 투영한다. [9]에서는 CBDA 특징공간에 검출된 눈 조각 영상을 투영하고 cosine distance를 사용하여 개별 positive 샘플들과의 거리를 모두 측정하였다. 그리고 이들 중 가장 가까운  $k$ 개와의 거리의 평균을 눈 검출의 신뢰 척도로 사용하였다. 그러나 이러한 거리 계산 방법에는 몇 가지 문제점이 있는데, 먼저 모든 positive 샘플과의 거리를 계산하여 비교하기 때문에 계산 양이 많아 실시간 눈 검출에 어려움이 있다. 또한, positive 샘플의 개수

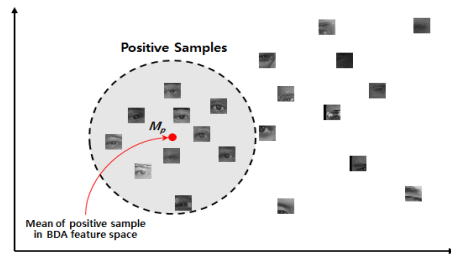


Fig. 3. Conceptual Diagram of BDA

가 유한하기 때문에 개별 샘플과의 거리를 기준으로 했을 때에는 과적합(over fitting)의 문제가 발생할 수도 있다.

본 논문에서는 개별 positive 샘플과의 거리를 계산하는 대신, 학습 집합의 positive 샘플들의 평균으로부터의 거리를 해당 눈 좌표에 대한 신뢰 척도로 사용하는 방법을 제안한다(Fig. 3). 먼저, 학습 집합의 positive 샘플들의 평균( $M_p$ )과 BDA 특징공간에서 생성된 눈 조각과 평균과의 거리는 다음과 같이 정의하였다.

$$M_p = (1/N_p) \sum_{i=1}^{N_p} W_{BDA}^T \mathbf{e}^R_i \quad (3)$$

$$\mathbf{e}_i^R = \|W_{BDA}^T \mathbf{e}^R - M_p\|_2 \quad (4)$$

Equation (3)에서,  $N_p$ 는 학습 집합 내의 positive 샘플 개수이며,  $W_{BDA}^T$ 는  $\mathbf{e}^R$ 로부터 생성한 특징 벡터이다.

본 논문에서 제안한 신뢰 척도 방법을 확실적인 관점에서 살펴보면, Equation (1)의  $W_{BDA}$ 를 구하는 과정에서  $S_p$ 는 화이트닝(whitening)을 통해 항등 행렬  $S_p''$ 로 변환된다. 즉, BDA 특징공간에서 positive 샘플들은 정규 분포를 따르기 때문에 임의로 주어진 샘플( $z$ )이 positive 클래스( $c_p$ )에 속할 확률( $p(c_p|z)$ )은 Bayes rule[20]에 의해 positive 클래스( $c_p$ )에 대한 조건부 확률(conditional probability)  $p(z|c_p) = (1/(2\pi)^{m/2} |S_p''|^{1/2}) \exp(-1/2(z - M_p)^T S_p''(z - M_p))$ 에 비례하고,  $S_p''$ 가 항등 행렬이므로 결국  $z$ 와  $M_p$ 와의 거리  $\mathbf{e}_i^R$ 와  $p(c_p|z)$ 는 서로 반비례한다[10].

### 2.3 Hybrid 눈 검출기

실제 환경에서는 포즈, 화장, 안경, 표정, 그리고 조명의 변화 등 정확한 눈 검출을 어렵게 하는 많은 요소들이 존재한다. 기존의 여러 종류의 눈 검출기는 각각 나름대로의 특징에 기인하여 특정 변이에 대해서는 강인한 성능을 보이지만, 여러 종류의 변이를 동시에 다룰 수 있는 검출기를 설계하는 것은 매우 어렵다. 따라서 본 논문에서는 제안한 신뢰 척도를 이용하여 서로 다른 특성을 보이면서도 상호보완적인 특성을 갖는 여러 기본 검출기를 병렬로 결합하여 보다 다양한 상황에서도 강인하게 동작할 수 있는 hybrid 검출기를 설계하였다. 본 실험에서는 기본 검출기로서 눈 검출 속도가 빠르고 조명 변이를 제외한 다양한 변이조건에서 강인한 눈 검출을 수행하는 HFED와 조명 변이가 있는 환경에서 우수한 성능을 보이는 MFED를 사용하였다. 각각의 기본 검출기의 결과에 대해 2.2절에서 제안한 방법에 의해 신뢰도를 측정하여 보다 신뢰도가 높은 결과를 최종 눈 검출 결과로 사용한다.

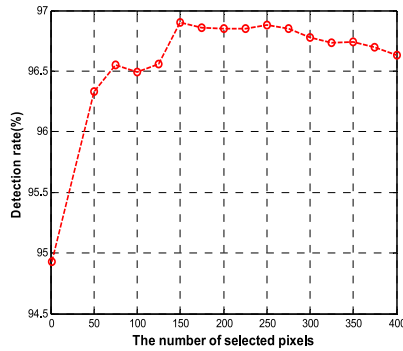


Fig. 4. Detection Performance for the Number of Selected Pixels

제한한 신뢰 척도를 이용한 hybrid 눈 검출기는 다음과 같이 구성된다.

**Step 1.** 기본 검출기인 HFED와 MFED로부터 검출된 초기 눈 좌표에 아핀 변환(affine transform)을 적용하여 입력 영상의 얼굴을 정렬한 후, 좌우 눈 조각 영상( $e_{HFED}, e_{MFED}$ )을 cropping 한다.

**Step 2.** 두 눈의 대칭성을 고려하여 한쪽 눈 조각 영상을 좌우로 반전시킨다.

**Step 3.** 픽셀 선택 방법에 의해 구한  $r^{\Sigma}$ 에 근거하여 각각의 눈 조각 영상에서 선택한 픽셀들로 부분 영상( $e^{R_{HFED}}, e^{R_{MFED}}$ )들을 만든다.

**Step 4.**  $e^{R_{HFED}}$ 와  $e^{R_{MFED}}$ 를 BDA 특징공간에 투영하여 positive 샘플의 평균  $M_p$ 과의 유클리디안 거리( $e_d^{R_{HFED}}, e_d^{R_{MFED}}$ )를 측정함으로써 각각의 신뢰도를 측정한다.

**Step 5.**  $e^{R_{HFED}}$ 와  $e^{R_{MFED}}$  중 높은 신뢰도를 갖는 검출기의 눈 검출 결과를 최종 눈 검출 결과로 사용한다.

### 3. 실험 결과

픽셀 선택과 신뢰 척도를 위한 BDA 특징공간을 구성하기 위해, FERET와 real-world 데이터베이스로부터 실측좌표를 참조한 1200개의 positive 샘플과 눈 주변에서 무작위로 생성한 1200개의 negative 샘플을 사용하였다. 각 샘플들은 아핀 변환을 통해  $20 \times 20$ 의 크기로 정렬되었으며, 히스토그램 평활화(histogram equalization)를 통해 정규화되었다.

제한한 눈 검출기(CM-PSBDA)의 성능을 평가하기 위해 FERET, AR, real-world, 그리고 CMU-PIE 데이터베이스에서 눈 검출 실험을 수행하였으며, 기본 검출기인 HFED와 MFED의 성능과 CM-CBDA[9]의 눈 검출 성능을 비교하였다. 눈 검출의 성능은 실측 눈 좌표로 검출된 눈 좌표의 오차와 검출된 눈 좌표를 얼굴 인식에 사용했을 때의 인식률을 통해 평가하였다.

#### 3.1 픽셀 선택

픽셀의 선택과 그에 따른 특징 벡터의 개수는 눈 검출의 성능을 좌우한다. 먼저, 최적화된 픽셀 개수를 선택하기 위해 FERET, AR, real-world, 그리고 CMU-PIE 데이터베이스의 픽셀 개수에 따른 눈 검출 결과를 비교하였다. 눈 검출 성능을 비교하기 위해 3.2절에서 소개할 정규화 오차를 사용하였다. Fig. 4는 선택된 픽셀의 개수에 따른 각각의 데

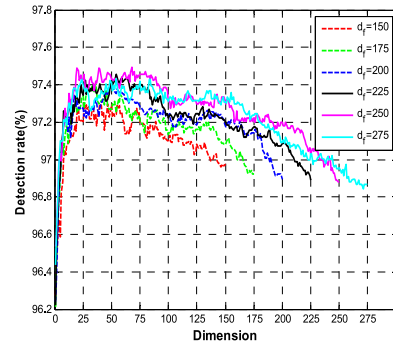


Fig. 5. Detection Performance for Dimensions

이터베이스의 눈 검출률을 나타낸다. 실험 결과에서, 전체 데이터베이스에 대해 가장 높은 눈 검출률을 보이는 150, 175, 200, 225, 250, 275개를 최종 선택한 픽셀 개수의 후보군으로 정했다. 또한 선택된 후보군으로부터 구성된 각각의 BDA 특징공간에서 positive와 negative 샘플들을 가장 잘 분류하는 특징 벡터를 찾기 위해 FERET, AR, real-world, 그리고 CMU-PIE 데이터베이스 전체에 대한 눈 검출 실험을 수행하였다. Fig. 5에서,  $d_f = 250$ 개이고 68개의 특징 벡터를 사용할 경우 4개의 데이터베이스에 대한 평균 눈 검출률이 97.49%로 가장 높았다.

따라서 본 논문에서는  $d_f$ 를 250개로 설정하고,  $d_f$ 로부터 재구성된 BDA 특징에서 68개의 특징 벡터를 사용함으로써 기본 검출기에 대한 신뢰도를 증정하였다.

#### 3.2 눈 검출 결과

검출된 눈 좌표의 정확성은 정규화 오차(Normalized Error(NE))[21]를 측정함으로써 평가할 수 있는데, NE는 두 눈의 실측좌표와 검출된 좌표의 상대적 오차를 의미하며 다음과 같이 정의된다.

$$NE = \frac{\max(e_l, e_r)}{d_r} \quad (5)$$

Equation (5)에서  $e_l$ 과  $e_r$ 은 검출된 두 눈의 좌표와 실측좌표 간의 유클리디안(euclidean) 거리이며,  $d_r$ 은 실측좌표에서의 두 눈의 거리이다. 검출된 눈 좌표가 실측좌표에 근접할수록 NE 값은 감소되며, 임계값  $k_e$ 보다 NE 값이 작을 경우 정확한 눈 검출이 수행되었다고 판단할 수 있다.  $k_e$ 의 값이 0.125 이내인 경우 검출된 눈 좌표가 대부분 눈동자 이내에 위치하는 것을 확인할 수 있었으며, 따라서 본 논문에서는  $k_e = 0.125$ 를 정화한 눈 검출의 기준으로 하여 성능을 비교하였다.

Fig. 6은 각각의 데이터베이스에 대한 눈 검출 성능을 나타낸다. FERET, AR, real-world, 그리고 CMU-PIE 데이터베이스에서 제안한 CM-PSBDA의 검출률은  $k_e = 0.125$ 일 때 98.64%, 97.22%, 96.61%, 그리고 97.51%이며, HFED, MFED, CM-CBDA와 비교할 때 CM-PSBDA가 각각 0.25%~2.27%, 0.43%~3.03%, 0.39%~6.86%, 그리고 0.59%~4.40%의 더 높은 검출 성능을 보였다. Fig. 6(a)-Fig. 6(c)와 Fig. 6(d)에서 볼 수 있듯이, 변이가 상대적으로 크지 않은 FERET 데이터베이스나 다양한 종류의 변이가 포함된 AR, real-world 데이터베이스의

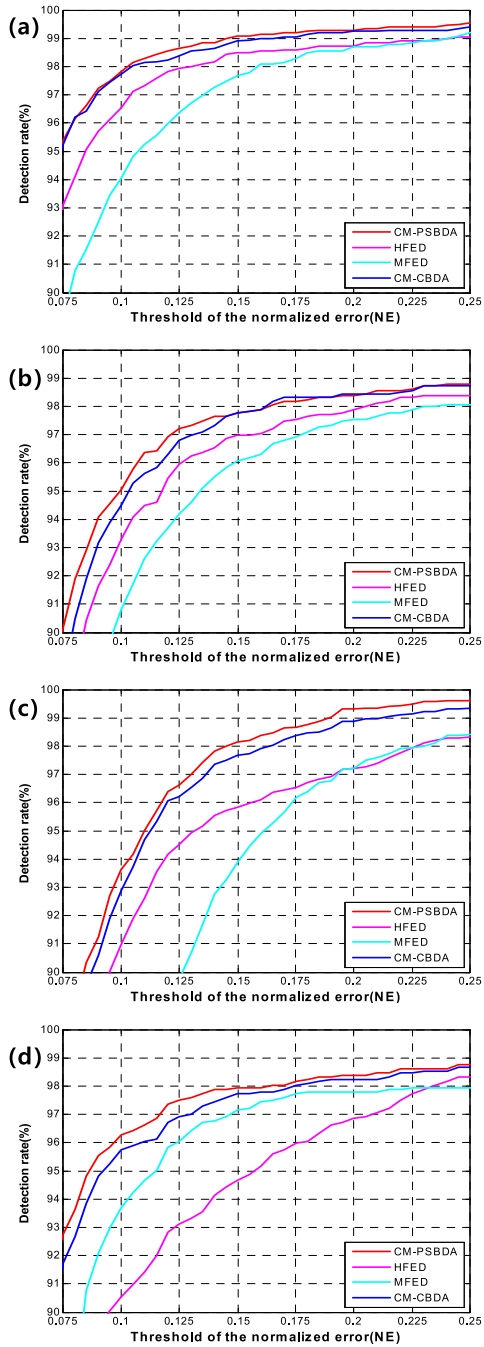


Fig. 6. Normalized Error (a) FERET Database, (b) AR Database, (c) The real-world Database, (d) CMU-PIE Database

경우, HFED가 MFED보다 정확한 눈 검출 결과를 보이지만 조명 변이가 큰 CMU-PIE 데이터베이스에 대해서는 MFED가 HFED보다 눈을 정확하게 검출하는 것을 볼 수 있다. 이와 달리, 이렇게 다른 특성을 갖는 HFED와 MFED를 함께 사용하는 CM-PSBDA 검출기는 각각의 데이터베이스에서 모두 가장 정확한 눈 좌표를 생성하는 것을 확인할 수 있다.

### 3.3 얼굴 인식 결과

눈 검출의 결과가 얼굴 인식 시스템에서 최종 얼굴 인식

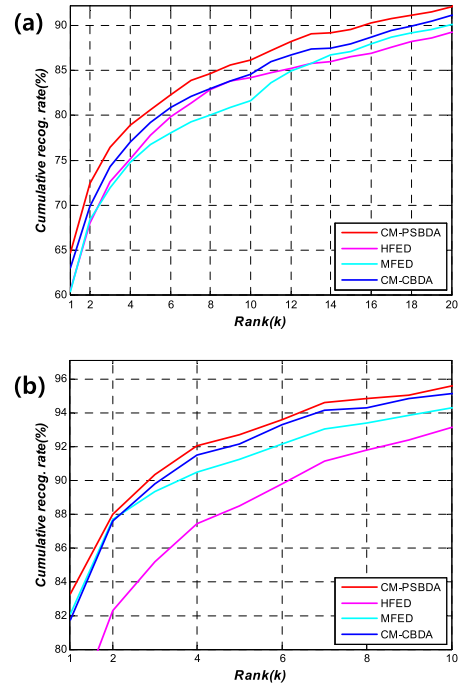


Fig. 7. Face Recognition Rates (a) AR Database, (b) CMU-PIE Database

성능에 미치는 영향을 확인하기 위해, AR과 CMU-PIE 데이터베이스의 영상들을 각 눈 검출기의 결과를 가지고 100×80의 크기로 정렬하여 얼굴 인식 실험을 수행하였다. AR 데이터베이스는 영상 내 조명과 표정 변이가 포함되어있으며, 118개의 클래스에 14장씩 총 1,652장의 영상들로 구성되어있다. 또한 CMU-PIE 데이터베이스는 영상 내 다양한 조명 변이가 포함되어있으며, 65개의 클래스에 21장씩 총 1,365장의 영상들로 구성되어있다. 얼굴 인식을 위한 특징공간은 실측좌표로부터 생성된 얼굴 영상들을 가지고 N-LDA[3]를 이용하여 구성하였다. 학습을 위해 사용된 얼굴 영상은 실측좌표를 이용하여 정렬하였으며, 테스트에 사용된 얼굴 영상은 각 눈 검출기의 눈 좌표를 이용하여 정렬하였다.

Fig. 7은 각각의 눈 검출기에 대한 얼굴 인식 결과이다. 얼굴 인식 성능은 누적 얼굴 인식률(cumulative face recognition rate)로[9] 평가하였다. Fig. 7에서도 Fig. 6에서와 마찬가지로 여러 종류의 변이가 포함된 AR 데이터베이스에서는 HFED가 MFED보다 더 좋은 인식 성능을 보였지만, 조명 변이가 큰 CMU-PIE 데이터베이스에 대해서는 MFED가 HFED보다 더 높은 인식률을 보였다. 이와 달리, 제안한 CM-PSBDA는 조명 변이뿐만 아니라 다양한 종류의 변이에 대해서 모두 다른 방법들보다 얼굴 인식 성능을 보였다.

## 4. 결론

본 논문에서는, 눈 검출 결과에 대한 정확도를 측정하기 위해, 편향 판별 분석(BDA)에 기반한 신뢰 척도를 제안하였다. 이를 위해 먼저 검출된 눈 좌표를 이용하여 만든 조각 영상이 눈에 해당하는지의 여부를 판별하는 데에 유용한 픽셀들을 판별 분석에 의해 선택한다. 그런 다음, 선택된 픽



셀들로 구성된 부분 영상을 BDA 특징공간에서 투영하여 positive 샘플의 평균과의 거리를 계산함으로써 눈 검출의 신뢰도를 측정한다. 제안한 신뢰 척도를 이용하여 설계된 hybrid 눈 검출기는 상호보완적인 특성을 가지는 HFED와 MFED를 기본 검출기로 사용하였다. 주어진 영상에 대해, HFED와 MFED는 병렬로 눈을 검출하고, 각각의 결과에 대해 제안한 신뢰 척도를 사용하여 그 정확성을 측정하여 가장 정확한 결과를 최종 눈 검출 결과로 사용하였다.

FERET, AR, real-world, 그리고 CMU-PIE 데이터베이스에 대한 정규화 오차와 얼굴 인식 실험을 통해, 여러 종류의 변이가 존재하는 환경에서 제안한 방법 기반의 눈 검출기는 다른 방법들보다 눈 좌표의 정확도 측면에서만뿐만 아니라 얼굴 인식에서도 우수한 성능을 나타내는 것을 확인할 수 있었다.

### References

[1] M. A. Turk and A. P. Pentland, "Face recognition using eigenfaces," in *Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.586-591, 1991.

[2] P. N. Belhumeur, J. P. Hespanha, and D. Kriegman, "Eigenfaces vs. fisherfaces: Recognition using class specific linear projection," *IEEE Transactions on : Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.19, No.7, pp.711-720, 1997.

[3] H. Cevikalp, M. Neamtu, M. Wilkes, and A. Barkana, "Discriminative common vectors for face recognition," *IEEE Transactions on : Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.27, No.1, pp.4-13, 2005.

[4] H. Yu and J. Yang, "A direct LDA algorithm for high-dimensional data with application to face recognition," *Pattern recognition*, Vol.34, No.10, pp.2067-2070, 2001.

[5] C. H. Kim and C. H. Choi, "Image covariance-based subspace method for face recognition," *Pattern Recognition*, Vol.40, No.5, pp.1592-1604, 2007.

[6] S. Shan, Y. Chang, W. Gao, B. Cao, and P. Yang. "Curse of misalignment in face recognition: problem and a novel mis-alignment learning solution," in *Proceeding of Sixth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, pp.314-320, 2004.

[7] P. Viola and M. J. Jones, "Robust real-time face detection," *International Journal of Computer Vision*, Vol.57, No.2, pp.137-154, 2004.

[8] B. Froba and A. Ernst, "Face detection with the modied census transform," in *Proceedings of Sixth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, pp.91-96, 2004.

[9] S. I. Choi, Y. G. Lee, and C. H. Kim, "Confidence Measure Using Composite Features for Eye Detection in a Face Recognition System," *IEEE Signal Processing Letters*, Vol.22, No.2, pp.225-228, 2015.

[10] C. H. Kim, S. I. Choi, M. Turk, and C. H. Choi, "A new biased discriminant analysis using composite vectors for eye detection," *IEEE Transactions: Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, Vol.42, No.4, pp.1095-1106, 2012.

[11] J. N. Jung and P. K. Rhee, "An Effective Eye Location for Face Recognition," *The KIPS transactions : Part B*, Vol.12, No.2, pp.109-114, 2005.

[12] S. H. Kim and G. T. Han, "An Enhanced Method for Detecting Iris from Smartphone Images in Real-Time," *KIPS transactions on software and data engineering*, Vol.2, No.9, pp.643-650, 2013.

[13] X. S. Zhou and T. S. Huang, "Small sample learning during multimedia retrieval using biasmap," in *Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.1-11, 2001.

[14] P. Phillips, H. Moon, S. Rizvi, and P. Rauss, "The FERET Evaluation Methodology for Face Recognition Algorithms," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.22, No.10, pp.1090-1104, 2000.

[15] A. M. Martnez and R. Benevente, The AR face database, CVC Technical Report #24, Computer Vision Center (CVC), Barcelona, Spain.

[16] T. Sim, S. Baker, and M. Bsat, "The CMU pose, illumination, and expression (PIE) database," in *Proceedings of Fifth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, pp.46-51, 2002.

[17] D. J. Kim, S. H. Lee, and M. K. Sohn, "Face Recognition using Modified Local Directional Pattern Image," *KIPS transactions on software and data engineering*, Vol.2, No.3, pp.205-208, 2013.

[18] J. H. Lee, "Video-Based Face Recognition by Discriminant Analysis using Distance From Feature Space of each pose," Master. dissertation, National Seoul University, KOREA, 2011.

[19] S. I. Choi, C. H. Choi, G. M. Jeong, and N. J. Kwak, "Pixel selection based on discriminant features with application to face recognition," *Pattern Recognition Letters*, Vol.33, No.9, pp.1083-1092, 2012.

[20] R. Duda, P. Hart, and D. Stork, "Pattern Classification," 2nd ed., New York: John Wiley&Sons, 2001.

[21] J. Song, Z. Chi, and J. Liu, "A robust eye detection method using combined binary edge and intensity information," *Pattern Recognition*, Vol.39, No.6, pp.1110-1125, 2006.



### 이 용 길

e-mail : lbeginning11@gmail.com  
 2012년 단국대학교 응용컴퓨터공학과(학사)  
 2014년 단국대학교 컴퓨터학과(석사)  
 2015년~현 재 단국대학교 컴퓨터학과 박사  
 과정  
 관심분야 : Pattern Recognition & Computer  
 Vision



### 최 상 일

e-mail : choisi@dankook.ac.kr  
 2005년 서강대학교 전자공학과(학사)  
 2010년 서울대학교 전기·컴퓨터공학부  
 (석·박사통합)  
 2010년~2011년 Post Doctoral Fellow, BK21  
 Information Technology, Seoul  
 National University, Seoul, Korea  
 2011년 Post Doctoral Fellow, Computer Science Department,  
 University of Southern California, CA, USA  
 2011년~현 재 단국대학교 컴퓨터학과 조교수  
 관심분야 : Pattern Recognition & Computer Vision