

# 얼굴인식을 위한 배경학습에 관한 연구

박동희\*, 박호식\*, 설중보\*\*, 손동주\*\*, 배철수\*, 나상동\*\*\*

\*관동대학교 전자통신공학과 · \*\* (주) KT · \*\*\*조선대학교 컴퓨터공학부

## A Study on Background Learning for face recognition

Dong-hee Park\*, Ho-sik Park\*, Jeung-bo Seol\*\*, Dong-ju Son\*\*, Cheol-soo Bae\*, Sang-dong Ra\*\*\*  
[easthee@hanmir.com](mailto:easthee@hanmir.com)

### 요약

본 논문에서는 고유얼굴 특성과 배경에 기반한 얼굴인식 기술을 제안한다. PCA 를 이용한 얼굴 인식은 학습영역과 실험영역으로 나뉘는데, 학습영역에서 고유얼굴을 생성시키고 모든 학습영역을 이 얼굴 공간에 투영시켜 몇 개의 성분값을 저장한다. 그 후 각각의 사람마다 저장된 성분들의 평균을 대표값으로 가지고 유클리디안 거리를 비교하여 얼굴을 인식하는 것이다. 하지만, 복잡한 배경에 있는 얼굴들을 인식할 때 EFR 방법은 얼굴인식에는 강하지만, 단점으로 조명과 환경변화에 민감하게 반응한다. 복잡한 배경에서 얼굴인식을 위해 배경 패턴을 학습하며, 배경영역은 배경패턴으로부터 생성되어 얼굴영역과 함께 얼굴 인식을 위하여 사용된다. 본 논문에서 제안한 방법이 EFR 방법보다 성능과 복잡한 배경하에서 매우 좋은 결과를 나타냄을 확인할 수 있었다.

계 “고유얼굴을 이용한 PCA방법[1]”, “동적링크 구조를 이용한 방법[2]”, “신경회로망을 이용한 방법[3]” 등으로 나눌 수 있으며, 1986년 Sirovich와 Kirby는 사람얼굴을 표현하는데 KL변환[4]는 사용하였으며, 얼굴들을 고유얼굴로 알려진 고유벡터에 선형 가중치 합으로써 나타내었다. 1991년 Turk와 Pentland는 PCA를 사용한 얼굴 인식 시스템으로 발전시켰으며, 많은 연구 결과에서 높은 성능을 보이고 있다.

입력영상이 여러 장면으로 분류되어 있다면, EFR방법은 얼굴 인식에도 좋지만, 배경으로 채워진 장면에서 얼굴인식의 문제를 해결[5][6]하기 위해 제안한 방법은 얼굴영역으로부터 거리를 사용하여 얼굴영역과 비얼굴 영역을 검출하고 제거하는 것이다. DFFS와 DIFS는 배경 패턴을 처리하기에 적합하지 않고 EFR방법은 복잡한 배경하에서 얼굴영역을 찾지 못하거나 오경보율을 가지게 됨으로 인해 본 논문에서는 확장한 EFR방법을 제안하였다. 주어진 테스트 이미지에서 배경학습이 잘 된다면, 얼굴의 인식과 많은 오경보율을 제거할 수 있음을 확인할 수 있었다.

### 1. 서론

얼굴인식은 기본적인 영상신호처리, 영상분할, 신경회로망 등의 종합적 기술로서 보안시스템이나, 출입통제시스템, 상업적 목적, 법 집행목적 등과 같이 응용범위가 매우 다양하며, 크게 얼굴검출, 특징추출, 인식의 단계로 나뉘어진다. 1990년 이후 얼굴 인식 분야는 크

### 2. PCA

PCA는 학습하는 벡터들에 의해서 표현 되어진 공간의 기저들을 계산하는 것이다. PCA에 계산되어진 기저 벡터는 학습하는 벡터의 변위를 가장 크게 하는 방향이

된다. 이들 기저 벡터가 고유벡터이며, 그림 1과 같이 영상으로 보여진다. 이것들은 얼굴과 비슷하여, 고유얼굴이라 한다.



그림 1. 고유얼굴의 예

첫번째는, 얼굴의 평균값이며, 나머지는 평균값으로부터의 변화를 나타낸 고유얼굴이다. 인식할 얼굴 영상을 입력하면 얼굴 공간에 투사시킨 후 저장된 모든 얼굴의 변환된 값과 유클리디안 거리를 계산한다.

### 3. 배경 분류

비 얼굴 영역을 포함하는 이미지에서 얼굴을 인식하기 시작하였고, 비 얼굴 영역 이미지들을 제거하기 위하여 얼굴 영역으로부터 거리[5]를 사용하였다.

$\bar{T}_i$  는 얼굴영역에서 이미지 패턴  $T_i$  를 변 투영도이다.  $\bar{T}_i$  는 다음과 같이 나타낸다.

$$\bar{T}_i = \sum_{n=1}^{L^i} w_n^i u_n$$

위 식에서  $w_n^i$  는 고유얼굴  $u_n$  에 해당하는 가중치이고,

$L^i$  는 사용된 고유 얼굴의 수이다.

얼굴영역으로부터의 거리(OFFS)는 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$\|\bar{T}_i - T_i\|^2 \quad (식 1)$$

임계값  $\theta_{OFFS}$  는 얼굴영역으로부터 최대허용 거리이며, OFFS값이 임계값  $\theta_{OFFS}$  적다면 테스트 패턴은 얼굴영역으로 판단한다.

얼굴인식을 수행하기 위하여, 학습된 사람얼굴 가중치 벡터와 부합된 가중치 벡터의 오차를 계산하고, 이 오차는 얼굴영역(OIFS) 안에서의 거리라 불린다.

오차가 적당한 임계값보다 작다면 OIFS가 최소인 것으로 판단하여 학습된 얼굴 영역은 얼굴영역으로 인식된다. 하지만, 얼굴영역을 단지 학습하는 것에 의해 배경 패턴을 분리하기는 어렵다. 높은 임계값을 설정하면 극히 적은 얼굴 이미지는 모든 오류들이 검출되어지는 동안 비 얼굴 영역으로 인식됨으로 인해 논문에서는 이미지 배경 특징을 추출하고, 얼굴 인식을 위한 방법을 제안하였다. 배경 분류는 얼굴 분류에서 얼굴패턴에 인식되지 않는 것은 배경 이미지로 분류하는 것이며, 주어진 이미지에, 배경 패턴의 수는 얼굴 이미지 수보다 많다. 배경 분류를 학습하기 위하여, 주어진 테스트 이미지로부터 충분한 관찰 표본수를 만들며, 배경 패턴을 분류하기 위하여 기본 얼굴 또는 통계적 얼굴영역을 사용하여 임계값을 적용한다.

$m_1, m_2, \dots, m_q$  는 학습된 각 얼굴에 가중치 평균값 응답이며,  $q$ 는 얼굴의 수 또는 학습된 사람의 수이다. 얼굴 영역에서, 테스트 두 이미지  $x$  의 가중치 벡터가  $W$  의해서 주어졌을 때, 각 얼굴의 평균 가중치가 미리 정의된 임계값  $\theta_b$  보다 크다면 패턴  $x$  는 배경 이미지로 간주한다.

$$\text{IF } \|W - m_i\| > \theta_b, \forall i, i=1, \dots, q \quad (식 2)$$

위 (식 2)와 같을 때 이미지 패턴은 비얼굴 이미지이며, 높은 신뢰성을 위해 임계값은 충분히 크도록 설정한다. 배경 패턴은 주어진 테스트 이미지로부터 획득할 수 있다. 고유배경 이미지로 구성된 배경 영상은 고유얼굴을 사용한 경우와 비교하여 더 적은 오차를 가진다. 전형적인 K-means 알고리즘에 의해 K클러스터안에 배경 패턴 그룹은 패턴의 중심을 포함하고 있다. 각 패턴 중심은 클러스터에서 모든 샘플의 대표로 간주하여 배경 이미지의 수를 상당히 줄일 수 있다. K-means 알고리즘에 의해 주어진 패턴 클러스터는 배경영역 학습을 위한 훈련 이미지로 사용되어진다. 서로 다른

클러스터 속한 패턴 클러스터라도, 상호관계가 갖도록 함으로 인해 차수 제거가 가능하다. 첫 번째 배경 패턴의 중심의 주요 요소(KL확장) 또는 배경 패턴 중심의 집합에서 공분산 행렬  $C_b$ 의 고유벡터를 찾는 것이다.

공분산 행렬  $C_b$ 의 고유값  $K'$ 에 응답한 고유벡터 영역은 배경영역이며, 고유 배경 이미지 즉, 행렬  $C_b$ 의 엔진벡터는 배경 이미지 패턴을 기반으로 하고 있다.

#### 4. 얼굴 인식

얼굴 이미지 패턴의 훈련된 데이터 샘플은 얼굴영역을 찾기 위해 사용된다. 주어진 테스트 이미지에서 모든 얼굴 영역과 배경영역을 사용하여 배경패턴을 분류한다.

테스트 이미지에서 서브 이미지 패턴을  $x$  라고 표시하면, 벡터  $x$ 는 얼굴영역  $x_f$ 와 배경영역  $x_b$ 로 분류할 수 있고, 얼굴영역의 투영도이다.

테스트 패턴  $x$ 는 얼굴 영역에 속한다.

$$\|x - x_f\|^2 < \|x - x_b\|^2$$

$$\text{And } \|x - x_f\|^2 < \theta_{DFFS} \quad (\text{식 3})$$

위 (식 3)과 같다면  $\theta_{DFFS}$ 는 적당한 임계값이다.

얼굴영역 패턴  $x$ 에 응답한 가중치 벡터  $W$ 는 얼굴 분류의 각 평균 가중치와 비교되어, 얼굴 패턴  $x$ 는 얼굴에  $i^{th}$  속하게 된다.

$$i = \min \|W - m_j\|^2, j = 1, \dots, q$$

$$\text{And } i = \|W - m_j\|^2 < \theta_{DFFS} \quad (\text{식 4})$$

만일 (식 4)와 같다면  $q$ 는 얼굴 분류의 수 또는 데이터 베이스에서 사람의 수이며  $\theta_{DFFS}$ 는 적절히 선택된 임계값이다. 배경 패턴은 고유 얼굴 보다 고유배경 이미지에 근접하여  $\|x - x_b\|^2$ 는 배경 패턴

$\theta_{DFFS}$ 를 위해  $\|x - x_f\|^2$ 보다 적어야 한다.

하지만,  $x$ 가 얼굴 패턴이면, 배경 영역보다 얼굴영역에 포함되어진다. 배경 영역 학습은 오경보율을 줄일 수 있고, EFR 방법보다 강력한 인식을 할 수 있다.

#### 5. 실험결과 및 고찰

본 논문에서는 자체적으로 만든 얼굴 데이터 베이스를 가지고 실험하였으며, 이 이미지들은 다른 조명 조건과 다양한 얼굴 표정을 가지고 있으며, 각각 다른 조건 하에서 제안한 방법을 실험하였다. 실험을 위하여 각각 15가지 개별 이미지와 10가지의 훈련된 이미지를 사용하였고 40\*40픽셀 단위로 나누었을 때 얼굴인식을 위한 고유 벡터의 수는 40이라는 것을 알 수 있었으며, 20\*20픽셀 단위로 나누었을 때 고유벡터의 수는 20이 되도록 하였다.

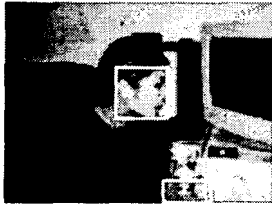
배경은 나무, 도로, 빌딩이 포함된 128\*128크기의 다른 테스트 이미지에 랜덤한 위치에 이미지를 포함시켜 실험하였다.

만일 얼굴 패턴이 실험 이미지에서 어떠한 위치에서 발견된다면, 흰 사각형을 그리게 되며, 자체 구성한 이미지에서 시스템이 얼굴을 발견하면 검정색 사각형을 그리게 된다.

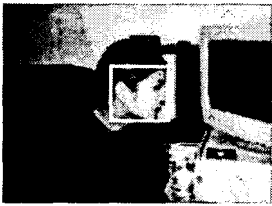
임계값  $\theta_{DFFS}$ 와  $\theta_{DIFS}$ 는 학습된 집합에서 정확히 인식된 얼굴 사이에 모든 DFFS와 DIFS값이 최대가 되도록 하였다. 실제 이미지를 가지고 실험한 결과를 그림 2에서 보여주고 있다.



(a) 테스트 이미지



(b) EFR방법의 얼굴인식 결과



(c) 제안한 방법의 얼굴인식 결과

그림 2. EFR방법과 제안한 방법의 인식결과

## 6. 결 론

본 논문에서 다양한 조명과 복잡한 배경으로 구성되어 있는 이미지 또는 사진 이미지에서 얼굴을 인식하기 위하여, 전형적인 EFR방법을 확장 시킨 배경 학습을 이용한 얼굴인식방법을 제안하였다. 실험을 위하여 나무, 도로, 빌딩이 포함된 이미지에 다양한 얼굴 표정을 가지고 랜덤한 위치에 둔 다음 실험하였다.

얼굴이 인식되게 되면 흰사각형을 표시하게 하였다. 복잡한 배경하에서도 오인식율이 거의 없었고, 정확한 인식결과를 나타낼 수 있었다.

또한 픽셀크기에 따라 고유벡터의 수가 다르게 변화는 것을 확인할 수 있었으며, 만족스러운 수행을 위해 고유벡터의 수는 40이 적당하다는 것을 확인하였다.

## 참고문헌

[1] Yuela, P.C.; Dai, D.Q.; Feng G.C "Wavelet-based PCA for human face recognition", Image Analysis and Interpretation, IEEE Southwest Symposium, pp. 223-228, 1998

[2] J. Buhmann, M. Lades, C. von der Malsburg, "Size and distortion invariant object recognition by hierarchical graph matching", 1990 IJCNN International Joint Conference on Neural Networks, vol. 2, pp. 411-416, 1990

[3] J. Haddadnia, K. Faez, P. Moallem, "Neural network based face recognition with moment invariants", Proceedings. 200 International Conference on Image Processing, vol. 1, pp. 1018-1021, 2001.

[4] L. Sirovich and M. Kirty, "Low-dimensional procedure for the characterization of human faces", J. of Opt. Soc. Amer. A. Vol. 4, No. 3, pp. 519-524, 1987.

[5] M. Turk and A. Pentland. Eigenfaces for recognition. J. Cognitive Neurosciences, 3:71-86, 1991.

[6] B. Moghaddam and A. Pentland. Probabilistic visual learning for object representation. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intel., 19:696-710, 1997.