

강건한 얼굴인식을 위한 배경학습에 관한 연구

박동희* · 설증보** · 나상동*** · 배철수*

*관동대학교 · **(주) KT · ***조선대학교

A Study on Background Learning for Robust Face Recognition

Dong-hee Park* · Sang-dong Na** · Cheol-soo Bae*

*Kwangdong University · **Korea Telecom · ***Chosun University

E-mail : easthee@hanmir.com

요 약

본 논문에서는 고유얼굴 특성에 기반한 강건한 얼굴 인식 기술을 제안한다. 전형적인 고유얼굴 인식방법은 학습영역에서 고유얼굴을 생성시키고, 모든 학습영상을 이 얼굴공간에 투영시켜 각각의 사람마다 저장된 성분들을 비교하거나 상관시켜 특징들을 추출합니다. 복잡한 배경에 있는 얼굴들을 인식할 때 EFR방법은 얼굴인식에는 강하지만, 얼굴과 배경들 사이의 구분을 실패하게 된다. 배경에서 강건한 얼굴인식을 위해서 배경패턴을 학습하며, 배경영역은 배경패턴으로부터 생성되어 얼굴영역과 함께 얼굴 인식을 위하여 사용된다.

본 논문에서 제안한 방법이 EFR방법보다 성능과 복잡한 배경하에서 매우 좋은 결과를 나타냄을 확인할 수 있었다.

ABSTRACT

In this paper, we propose a robust face recognition technique based on the principle of eigenfaces. The traditional eigenface recognition (EFR) method works quite well when the input test patterns are cropped faces. However, when confronted with recognizing faces embedded in arbitrary backgrounds, the EFR method fails to discriminate effectively between faces and background patterns, giving rise to many false alarms. In order to improve robustness in the presence of background, we argue in favor of learning the distribution of background patterns. A background space is constructed from the background patterns and this space together with the face space is used for recognizing faces. The proposed method outperforms the traditional EFR technique and gives very good results even on complicated scenes.

키워드

EFR, DFFS, DIFS

1. 서 론

얼굴 검출은 입력 영상의 배경에 따라 크게 달라지는데 배경이 단순한 경우와 복잡한 경우 등으로 나눌 수 있다.

고유얼굴을 이용한 PCA방법론은 인간의 얼굴 인식 기술에서 가장 효율적인 방법으로 입증되어 왔으며[1, 2] 1986년, Sirovich와 Kirby[3]는 처음으로 사람의 얼굴을 표현하는데 KL변환을 사용하였다. 이 방법에서 얼굴들을 고유얼굴로 알려진 고유벡터에 선형 가중치 합으로써 나타내었다.

1991년, Turk와 Pentland[4]는 얼굴검출과 인식을 위해 PCA를 사용한 얼굴 인식 시스템으로 발

견시켰다.

입력 테스트 패턴 즉, 얼굴 이미지가 여러 장면으로 분리되어 있다면 EFR 같은 방법은 얼굴 검출 효과에 매우 좋다. 하지만, 배경으로 채워진 장면에서의 얼굴 인식의 문제를 해결[4,5]하기 위한 제안한 방법은 얼굴영역으로부터 거리를 사용하였으며, 얼굴영역안에 거리는 비얼굴 영역을 검출하고 제거하기 위한 것이다.

본 논문에서는 DFFS와 DIFS가 배경 패턴들을 처리에는 적합하지 않고, EFR방법은 또한 얼굴영역을 찾지 못하거나 많은 오경보율을 나타내며, 임계값에 의존하게 됨으로 인해 복잡한 배경안에서 강건한 다중 얼굴 인식을 위해 EFR방법을 확장한

방법을 제안하였다.

주어진 테스트 이미지에 배경 영상들을 표현할 공간을 구성하는 것이 가능하며 만일, 배경영역이 잘 학습된다면, 얼굴영역에서보다 배경영역에서 얼굴이 잘 검출되며, 많은 오경보율을 제거할 수 있음을 알 수 있다.

II. 배경 영역

비 얼굴 영역을 포함하는 이미지에서 얼굴을 인식하기 시작하였고[4, 5], 비 얼굴 영역 이미지들을 제거하기 위하여 얼굴 영역으로부터 거리[5]를 사용을 제안하였다.

\overline{T}_i 는 얼굴영역에 이미지패턴 T_i 를 빼기 위한 투영도이다. \overline{T}_i 는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

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

위 식에서 w_n^i 는 고유얼굴 u_n 에 해당하는 가중치이고, L '는 사용된 고유얼굴의 수이다.

얼굴영역으로부터의 거리(DFFS)는 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$\|\overline{T}_i - T_i\|^2 \quad (1)$$

임계값 θ_{DFFS} 는 얼굴영역으로부터 최대 허용거리이며[5] DFFS값이 임계값 θ_{DFFS} 적다면 테스트 패턴은 얼굴영역으로 판단한다.

얼굴인식을 수행하기 위하여, 학습된 사람얼굴 가중치 벡터와 부합된 가중치 벡터의 오차를 계산하고, 이 오차는 얼굴영역(DIFS) 안에서의 거리라 불린다. 오차가 적당한 임계값 θ_{DFFS} 보다 적다면 DIFS가 최소인 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 인식되게 됨으로 인해 본 논문에서 이미지 배경 특징을 추출하고, 강건한 얼굴 인식을 위한 방법을 제안하였다.

III. 배경 영역

본 논문에서는 주어진 장면에서 배경 이미지 특성 분류 학습을 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 부 이미지 x 의 가중치 벡터가 W 에 의해서 주어졌을 때, 각 얼굴의 평균 가중치가 미리 정의된 임계값 θ_b 보다 크다면 패턴 x 는 배경 이미지로 간주한다.

얼굴의 평균 가중치 각각으로부터 가중치 벡터 유클리디안 거리가 미리 정의된 임계값 K 보다 크다면 패턴 X 는 배경이미지로 분류된다.

$$\|W - m_i\| > \theta_b \forall i, i=1, \dots, q \quad (2)$$

식 2와 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 K클러스터 안에 배경 패턴 그룹은 패턴의 중심을 포함하고 있다. 각 패턴 중심은 클러스터에서 모든 샘플의대표로 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 하고 있다.

IV. 강건한 얼굴인식

본 절에서는 복잡한 배경에서 주어진 테스트 이미지를 검색에 의해 얼굴을 찾는 강건한 얼굴인식 방법을 제안하였다.

얼굴 이미지 패턴의 훈련된 데이터 샘플은 얼굴영역을 찾기 위해 사용된다. 주어진 테스트 이미지에서 배경은 학습되고, 시스템은 얼굴로 알려진 부 이미지를 분류하며, 모든 얼굴 영역과 배경영역을 사용하여 배경패턴을 분류한다.

테스트 이미지에서 서브 이미지 패턴을 x 라고

표시하면, 벡터 x 는 얼굴영역 $\overline{x_f}$ 와 배경영역 $\overline{x_b}$ 분류할 수 있고, 얼굴영역의 투영도이다.

테스트 패턴 x 는 얼굴 클래스에 속한다.

$$\|x - \overline{x_f}\|^2 < \|x - \overline{x_b}\|^2$$

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

식 (3)과 같다면 θ_{DFFS} 는 적당한 임계값이다.

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

$$i = \min \|W - \underline{m}_i\|^2, j = 1, \dots, q$$

$$\text{and } i = \|W - \underline{m}_i\|^2 < \theta_{DIFS} \quad (4)$$

만일 식 (4)와 같다면 q 는 얼굴 분류의 수 또는 데이터 베이스에서 사람의 수이며 θ_{DIFS} 는 적절히 선택된 임계값이다. 배경 패턴은 고유 얼굴 보다 고유배경 이미지에 근접하며 $\|x - \overline{x_b}\|^2$ 는 배경 패턴 x 를 위해 $\|x - \overline{x_f}\|^2$ 보다 적어야 한다.

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

V. 실험결과 및 고찰

본 논문에서는 표준 Yale 데이터 베이스와 자체적으로 만든 얼굴 데이터 베이스를 가지고 실험하였으며, Yale 데이터베이스는 15부류의 165 그레이 정면 이미지로 구성되어있다. 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 33*33픽셀 단위로 나누었을 때 얼굴인식을 위한 고유 벡터의 수는 40이라는 것을 알 수 있었으며, 21*21픽셀 단위로 나누었을 때 고유벡터의 수는 20이 되도록 하였다.

배경은 나무, 도로, 빌딩이 포함된 128*128크기의 다른 테스트 이미지에 랜덤한 위치에 Yale 데이터베이스를 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 θ_{DFFS} 와 θ_{DIFS} 는 학습된 집합에서 정확히 인식된 얼굴 사이에 모든 DFFS와 DIFS값이

최대가 되도록 하였다. 실제 이미지를 가지고 실험한 결과를 그림 1에서 보여주고 있다.



(a) 테스트 이미지



(b) 전형적인 EFR방법의 얼굴 인식 결과



(c) 제안한 방법의 얼굴 인식 결과
그림 1. 실험결과

VI. 결 론

본 논문에서 복잡한 배경으로 구성되어 있는 이미지 또는 사진 이미지에서 다중 얼굴을 인식하기 위한, 배경 학습을 이용한 강건한 얼굴인식방법을 제안하였다.

주어진 장면의 배경 이미지로부터 배경 영역을 구성하는 방법을 제안하였고, 제안한 방법이 전형적인 EFR방법보다 우수하며, 복잡한 장면에서도 오경보가 거의 없는 정확한 인식결과를 나타낼 수 있었으며, 픽셀크기에 따라 고유 벡터의 수도 변한다는 것을 확인 할 수 있었다.

참고 문헌

[1] R. Chellappa, Charles L. Wilson, and S. Sirohey, "Humand and Machine Recognition of Faces : A Survey", Proc. IEEE, Vol. 83, No. 5, pp. 704-740. May 1995.
[2] J. Daugman, "Face and gesture recognition : overview", IEEE Trans, Pattern Anal. and

- Mac, *Intell.*, Vol. 19, No 7, pp 675, 1997.
- [3] L. Sirovich and M. Kirby. Low-dimensional procedure for the characterization of human faces. *J. Opt. Soc. Am. A*, 4:519-524, 1987.
- [4] M. Turk and A. Pentland. Eigenfaces for recognition. *J. Cognitive Neurosciences*, 3:71-86, 1991.
- [5] B. Moghaddam and A. Pentland. Probabilistic visual learning for object representation. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intell.*, 19:696-710, 1997.