

SIFT와 부분공간분석법을 활용한 얼굴인식

김동현^o 박혜영

경북대학교 전자전기컴퓨터학부
{newpolaris, hypark}@knu.ac.kr

Face Recognition using SIFT and Subspace Analysis

Donghyun Kim^o Hyeyoung Park

School of Computer Science and Engineering,
Kyungpook National University

요 약

본 논문에서는 영상인식에서 널리 사용되는 지역적 특징인 SIFT와 부분공간분석에 의한 차원 축소 방법의 결합을 통하여 얼굴을 인식하는 방법을 제안한다. 기존의 SIFT기반 영상인식 방법에서는 추출된 키 포인트 각각에 대하여 계산된 특징기술자들을 개별적으로 비교하여 얻어지는 유사도를 바탕으로 인식을 수행하는데 반해, 본 논문에서 제안하는 접근법은 SIFT의 특징기술자를 명도 값으로 표현된 얼굴 영상을 여러 변형에 강건한 형태로 표현되도록 변환하는 표현방식으로 본다. SIFT기반의 특징기술자에 의해 표현된 얼굴 영상을 부분공간분석법에 의해 저차원의 특징벡터로 다시 표현되고, 이 특징벡터를 이용하여 얼굴인식을 수행한다. 잘 알려진 벤치마크 데이터인 AR 데이터베이스에 대한 실험을 통해 제안한 방법이 조명 변화와 가려짐에 강인한 인식 결과를 보여줄 뿐 아니라, 기존의 SIFT 기반의 얼굴 인식 방법에 비하여 우수한 처리 속도를 보임을 확인하였다.

1. 서 론

얼굴인식이 매우 다양한 응용이 가능하지만 해결하기 어려운 문제기 때문에 지난 10년간 많은 관심을 받았다 [1]. 데이터 집합의 통계적 특성을 분석하여 적절한 저차원의 특징을 추출하는 부분공간분석 방법인 Eigenface 방법 [2]과 와 Fisherface 방법 [3]은 잘 알려진 얼굴 인식을 위한 접근 방법들이다. 하지만 이러한 전역적 특징추출 방법이 얼굴 인식에 적용될 때에 있어서 큰 문제점은 얼굴이 강체(rigid object)가 아니며 가려짐과 조명의 변화에 영향을 받는 물체란 것이다 [4][5]. Eigenface와 같은 얼굴 전체의 정보를 이용하는 방법은 이와 같은 변화에 많은 영향을 받는다.

한편, 객체 인식 등의 분야에서 주로 사용되는 지역적 특징 추출 방법은, 특징점 주위의 픽셀들로부터 계산되는 다양한 정보를 가지는 특징기술자(descriptor)들을 영상으로부터 추출해 내고, 두 영상으로부터 얻어지는 특징기술자들을 서로 비교하여 그 유사도를 바탕으로 대응하는 쌍을 결정하는 특징점 매칭(match) 과정에 기반하여 인식을 수행한다. 이러한 접근 방법에 있어 가장 중요한 점은 특징기술자들이 영상의 주요 부분을 충분

히 잘 표현할 수 있도록 하는 구별성(distinctness)이 보장되어야 하며, 동시에 환경 변화에 대해 강인해야 된다는 것이다. 여러 가지 다양한 지역적 접근 방법이 제안되어 왔으며 얼굴인식 분야에 있어서도 지역적 특징을 이용한 얼굴 인식에서의 성능 비교가 진행된 바 있다 [6].

본 논문에서는 다양한 지역 특징 추출 방법 중 SIFT에 기반한 방법을 사용한다. SIFT(Scale Invariant Feature transform) [7]는 Lowe가 제안한 지역 특징 추출 방법으로, 이미 객체 인식에서 여러 지역적 접근 방법 중 성공적인 성능을 보인 바 있다 [8]. 하지만 Lowe가 제안한 방법은 얼굴 영상의 부족한 텍스처(texture) 정보와 나쁜 조명으로 인해 충분하지 못한 수의 특징이 추출되므로 얼굴 인식에서 안정적인 성능을 보여 주지 못하였다.

이러한 문제점을 개선하기 위하여 SIFT에 기반한 여러 가지 변형방법들이 제안되었다. Bicego [9]는 얼굴 영상을 일정한 격자(Grid)로 나누고 서로 같은 격자 영역의 특징만을 비교하는 SIFT-GRID 방법을 제안하였다. 제안한 방법은 기본적인 방법과 달리 매칭(matching)과정에서 특징점들의 위치 정보를 고려함으로써, 기존의 SIFT 방법에 비해 얼굴인식 분야에서 보

다 개선된 인식 성능을 보여주었다. Luo[10]는 Bicego의 방법을 개선하여 K-평균 군집화를 통한 단순 GRID가 아닌 자동적인 영역 분할을 가능하게 하는 방법을 제안 하였다. 또한, Dreuw[11]는 영상 전체에 균일하게 특징점이 분포되도록 그 위치를 미리 정하여 특징점을 추출하는 dense-SIFT 방법을 얼굴 인식에 적용하였다. Dense-SIFT방법은 기존의 SIFT방법에 비해 보다 조밀한 특징점을 추출하여 사용함으로써 결과적으로 인식 성능 향상됨을 보였으나, 너무 많은 수의 특징점으로 인하여 계산 량이 증가하는 문제점도 안고 있다.

본 연구에서는 기존의 지역적 특징추출 방법의 환경 변화에 대한 강건성(robustness)을 보존하면서, 동시에 부분 공간 분석 방법을 통하여 저차원 특징을 추출함으로써 통계적 의미를 고려하며 동시에 처리 속도를 개선한 새로운 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 다음과 같은 과정을 거쳐 얼굴을 인식한다. 우선, dense-SIFT 방법을 이용하여 가로, 세로 일정한 간격으로 SIFT 특징기술자를 계산한다. SIFT 특징기술자는 4x4 크기의 2차원 배열 형태로 영상 정보를 표현하지만, 기본적인 PCA와 LDA의 적용을 위하여 128차원의 기술자를 1차원 벡터로 차례 대로 기록한다. 구성된 학습데이터 집합에 대해 부분공간분석법을 적용하여 저차원의 특징을 추출하고, 이를 최 근접 분류기의 입력으로 사용함으로써 얼굴 인식을 수행한다.

기존의 SIFT기반 특징 추출 및 인식 방법에서는 개개의 특징기술자를 영상 간의 유사도 비교의 기본 정보로 사용한 것과 달리, 제안하는 방법에서는 특징기술자를 얼굴 영상의 각 국소부분을 표현하는 방식으로 본다. 즉, 제안하는 방법에서는 특징기술자를 사용함으로써 얼굴 영상이 가지는 다양한 환경 변화에 강인한 형태로 데이터의 표현방식을 바꾸는 변환을 수행한다고 본다. 이렇게 변환한 데이터에 부분공간 분석법을 적용하여 통계적 의미를 포함한 저차원 데이터를 얻을 수 있다.

이 논문은 다음과 같은 순서를 가진다. 2장에서는 얼굴영상을 표현하기 위해 사용하는 SIFT 특징기술자에 대해서 설명하고, 3장에서는 제안하는 방법에 대하여 설명한다. 이어서 4장에서는 실험 환경을 제시하고, 실험을 통해 제안된 방법을 입증하고 마지막 5장에서 결론 내린다.

2. SIFT기반 특징추출

이 장에서는 얼굴영상을 다양한 변형에 강인한 형태로 표현하기 위해 사용하는 SIFT는 특징기술자에 대하여 설명한다. SIFT는 특징점을 추출하기 scale-space DoG (Difference of Gaussian) 함수를 사용한다. DoG 함수는 가우시안 평활화(Gaussian smoothing)와 부분 샘플링을 통하여 구한 각기 다른 스케일(scale)을 가지

는 이미지 피라미드(image pyramid) 간의 차로서 구해지며, 다음과 같은 식으로 정의될 수 있다

$$D(x, y, \sigma) = (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) * I(x, y) \\ = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma)$$

위 식에서 k 는 상수이고 $I(x, y)$ 는 영상의 (x, y) 픽셀에서의 명도 값, 그리고 $G(x, y, \sigma)$ 는 분산 σ 를 가지는 2변량 가우시안 함수이다

DoG에서의 지역 극대값과 극소값은 현재 이미지에서의 8방향 이웃 점과 이웃한 스케일에서의 같은 좌표 점과 그 점의 8방향 이웃 점, 총 26개 점 사이에서의 극대 혹은 극소 점을 의미한다. 이러한 극대, 극소 점이 SIFT 특징 후보 점이 되며, 이후 과정을 통하여 특징점으로 확정한다.

특징 검출 기반의 지역 특징 추출 방법을 얼굴 영상에 적용한 경우에 발생하는 성능 저하의 원인은, 주로 얼굴의 부족한 텍스처 정보와 나쁜 조명에 의하여 충분하지 못한 수의 특징점이 선택되었기 때문이다. 그러므로 기존의 지역특징 기반 영상인식에서 사용하는 특징 검출기를 그대로 쓰는 대신 인위적인 기준으로 특징점을 추출하는 방식을 사용함으로써 얼굴인식에 있어서의 문제점을 해결하는 시도가 행해졌는데, SIFT를 사용한 경우에 있어서의 이와 같은 변형을 dense-SIFT라 부른다[12][13]. 본 논문에서는 dense-SIFT 방법을 적용하여 모든 얼굴 영상으로부터 같은 수의 특징기술자(descriptor)를 얻어 이를 이용하여 얼굴 영상을 표현한다.

SIFT에 기반한 의 특징기술자(descriptor)는 128차원의 배열로 나타난다. 이것은 특징 점 부근의 4x4 격자 영역 내부의 픽셀의 기울기 값을 8방향의 히스토그램으로 나타낸 것이다[7]. 각 격자에서의 기울기의 크기 $m(x, y)$ 과 방향 $\theta(x, y)$ 는 각각 다음과 같이 정의한다.

$$m(x, y) = \sqrt{(L(x+1, y) - L(x-1, y))^2 + (L(x, y+1) - L(x, y-1))^2}$$

$$\theta(x, y) = \tan^{-1} \left(\frac{L(x, y+1) - L(x, y-1)}{L(x+1, y) - L(x-1, y)} \right)$$

위의 식으로 계산한 기울기는 주 방향(principle direction)에 맞춰 정렬하며, 이러한 정렬을 통하여 회전 변화에 강인한 128차원의 특징기술자를 얻는다.

dense-SIFT 방법에서는 영상 전체 영역으로부터 2step pixel간격으로 특징점을 규정하고 각 특징점의 특징 기술자를 계산하여 전체 영상을 표현하는 방식을 사용한다. 이 논문에서는 dense-SIFT를 이용하여 얼굴 영상을 표현하는 방식을 사용하며, 4장의 실험에서는 기존의 SIFT 기반 방법과 제안하는 방법의 성능을 비교한다. 이때 실험을 위해서는 SIFT, dense-SIFT 모두

Vedaldi와 Fulkerson[15]의 구현을 이용하여 실험을 진행하였다.

3. 제안하는 방법

제안하는 방법은 dense-SIFT에 의해 추출된 지역특징 집합에 대하여 부분공간 분석법을 적용하여 저차원의 특징을 추출하여 인식에 활용한다. 이 장에서는 먼저 본 논문에서 사용하는 부분공간 분석법인 PCA와 LDA에 대하여 간단히 기술하고, 이어서 제안하는 결합 방법에 대하여 기술한다.

PCA를 활용한 얼굴인식[2]에서는 학습 데이터의 분산을 최대화 하는 선형변환을 찾기 위해, 학습 데이터 행렬의 공분산 행렬을 구한다. 공분산 행렬에 고유치 분석을 적용하여, 벡터로부터 학습 데이터의 직교 기저 벡터를 구한다. 이는 어떠한 새로운 이미지라도 고유얼굴의 가중 합으로 표현 가능함을 의미하며, 실험 이미지의 가중 합을 기존의 학습 데이터와 비교함으로써 이미지의 소속을 결정한다.

LDA를 활용한 얼굴인식[3]에서는 먼저 클래스 간 분산 (between-class scatter) S_b 와 클래스 내 분산 (within-class scatter) S_w 의 비율을 최대화하는 선형변환을 찾기 위해, $S_w^{-1}S_b$ 에 고유치 분석을 적용하여, 직교 기저 벡터를 구한다. LDA 역시 PCA와 마찬가지로, 얼굴 영상을 이러한 직교 기저 벡터의 가중 합으로 나타낼 수 있으며, 학습데이터와의 가중 합의 비교를 통해 얼굴영상의 적절한 클래스에 할당한다.

이러한 부분 공간 분석법은, 학습 데이터 집합으로부터 그 통계적인 특성을 분석함으로써 통계적으로 의미 있는 저차원의 특징벡터를 효과적으로 추출하는 장점을 가지고 있다. 따라서 얼굴인식과 같이 고차원의 데이터를 위한 인식 문제에서 널리 사용되고 있다. 그러나, 얼굴영상과 같이 조명, 포즈, 표정, 폐색(occlusion)과 같이 매우 다양한 변형이 존재하는 경우에는 이들을 충분히 잘 반영한 특징을 추출하기 위해서는 매우 많은 수의 학습데이터가 필요하며, 따라서 제한된 데이터만을 활용 가능한 실제 응용에서 좋은 성능을 기대하기 어렵다는 단점을 가지고 있다.

따라서, 본 논문에서는 2장에서 살펴본 SIFT 기반방법과 부분공간분석법을 적절히 결합함으로써 서로의 장단점을 보완한 새로운 얼굴인식 방법을 제안한다. 제안하는 방법에서는, 첫째로, 이미지를 지역 특징으로 나타낸다. 이 과정을 통해 이미지로부터 환경 변화에 좀 더 강인한 변환을 얻을 수 있다. 둘째로, 지역특징으로 표현된 영상에 대하여 전역적 특징 추출법을 취함으로써 통계적 의미를 가지는 저차원 특징을 추출 할 수 있다.

기존의 단순한 지역특징에 기반한 접근 방법은, 두 얼굴 간의 유사도를 측정하기 위하여 얼굴의 모든 특징을 서로 비교하여야 한다. 이로 인하여 학습 영상의 수가

많을수록 테스트 시간이 급격하게 늘어난다. 반면, 제안하는 방법은 뽑혀진 특징 벡터를 모아서 고차원의 행렬을 구성하며 여기에 통계적 특징 추출 방법인 PCA 혹은 LDA를 적용함으로써 저차원의 특징을 획득한다. 이는 학습에서 추가적인 처리 시간을 필요로 하지만, 테스트 단계에서 현저한 처리 속도 향상을 가지며, 기존의 접근 방법과 달리 많은 공간을 필요로 하는 학습 데이터를 유지할 필요가 없다.

제안하는 방법의 전체적인 처리과정을 그림 1에 나타내었다. 먼저, 모든 학습 영상데이터에 대하여 dense-SIFT방법을 적용하여 영상을 특징 기술자로 표현한다. 이렇게 얻어진 새로운 데이터 집합에 대하여, 부분공간 분석법(PCA 혹은 LDA)를 적용하여 저차원의 특징벡터 집합을 얻는다. 새로운 데이터가 주어지면, 같은 방식으로 dense-SIFT와 부분공간분석법을 통해 저차원 특징 벡터를 얻고, 이를 학습데이터에 대한 특징벡터 집합들과 비교함으로써 인식을 수행하게 된다. 인식을 위해서는 최 근접 이웃 알고리즘 (Nearest Neighbor Method)을 사용한다.

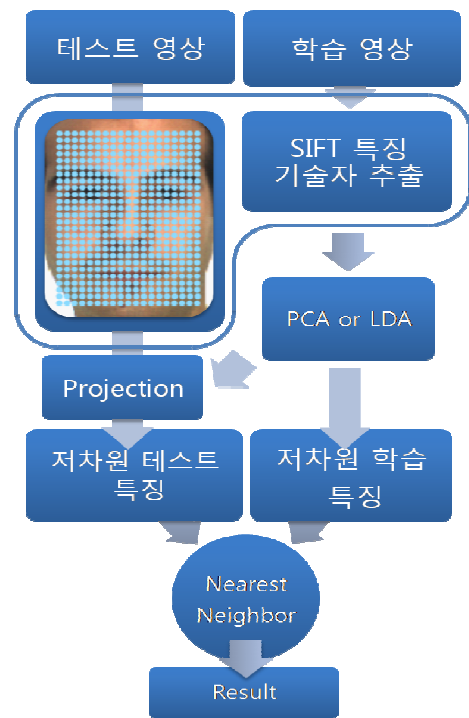


그림 1. 제안하는 방법의 전체적인 처리과정

4. 실험 결과

이 절에서는, 제안된 방법의 유용성을 검증하기 위하여 조명변화 및 가려짐 변형 등을 가진 데이터를 이용하여 비교실험을 수행한다. 사용한 데이터는 벤치마크 데이터로 잘 알려진 AR-Face 데이터베이스이다. AR-Face 데이터베이스의 다양한 변형 데이터에 대하여, 기

본적인 부분공간 분석법인 PCA와 LDA만 적용한 방법과, 기본적인 SIFT에 의한 방법, 그리고 dense-SIFT방법과 성능을 비교하였다.

4.1 실험데이터

AR-Face 데이터베이스는 Martinez와 Benavente가 제작하였다[16]. 이 데이터베이스는 남자 70명, 여자 56명의 정면 영상으로 이루어져 있으며, 2주 간격을 두고 촬영된 각 13장의 이미지로 구성된다. 2개 세션에서의 각 13장의 이미지는, 표정 변화, 조명 변화, 부분적인 가려짐(partial occlusion)의 차이가 있다. 본 실험에서는 남, 여 50명씩 총 100명을 대상으로 실험하였다. 그림 2에 AR 데이터베이스로부터 주어지는 기본 영상의 예를 나타내었다.

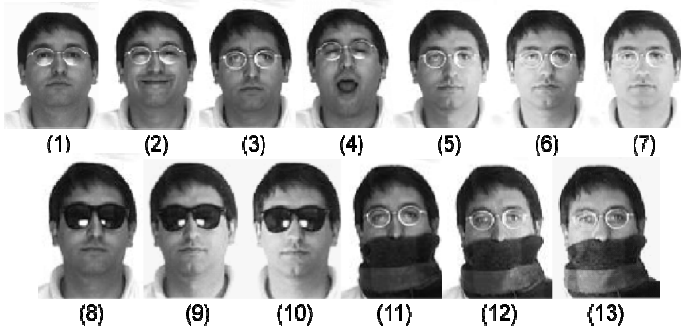


그림 2. AR-Face DB. 예제: 하나의 세션

4.2 실험조건

실험에서는 수작업을 통해 눈 중심점으로 정렬을 맞춘 얼굴 이미지를 사용하였다[17]. 귀, 목을 포함하는 부분을 제거하였고 눈, 코 부분이 다른 이미지와 같은 선상에 있도록 모핑(morphing)하였다. 마지막으로 이미지 크기를 88x64로 동일하게 변환하였다.

dense-SIFT를 이용한 특징 추출에서는 이미지 가장자리영역 4.5 픽셀을 비워두고 나머지 영역에 대해서 가로, 세로 모두 두 픽셀 단위의 간격으로 조밀한(dense) 특징 점을 추출하였다. 실험에 사용된 88x64 크기의 단일 이미지로부터 1120개의 특징기술자를 얻을 수 있었다.

전역적 특징 추출법의 적용을 위해, 이미지 한 장에서 얻어진 dense-SIFT 특징을 1차원 벡터로 표현한다. 1개의 특징기술자는 128차원의 벡터이므로, 실험에 사용된 이미지 한 장은 1120x128 크기의 1차원 벡터로 표현 가능하다.

SIFT와 dense-SIFT 함수는 Vedaldi와 Fulkerson의 구현[15]을 사용하였으며, 실험에서의 SIFT와 DSIFT 얼굴인식은 각각 SIFT 특징점, dense-SIFT 특징점을

사용하였음을 의미한다. 학습과 테스트 얼굴 영상간의 유사도 측정은 Lowe[7]가 제안한 특징점 매칭(matching) 방법으로 판단하였다. PCA는 99%의 정보를 보존하도록 기저를 선택하였으며, 처음의 4개의 기저를 제외하였다. LDA는 PCA를 통하여 얻어진 새로운 특징 집합을 대상으로 수행하였으며, 가능한 모든 기저를 분류에 사용하였다. 제안하는 DSIFT PCA와 DSIFT LDA 방법 모두 PCA와 LDA와 같은 방식으로 기저를 선택하였다.

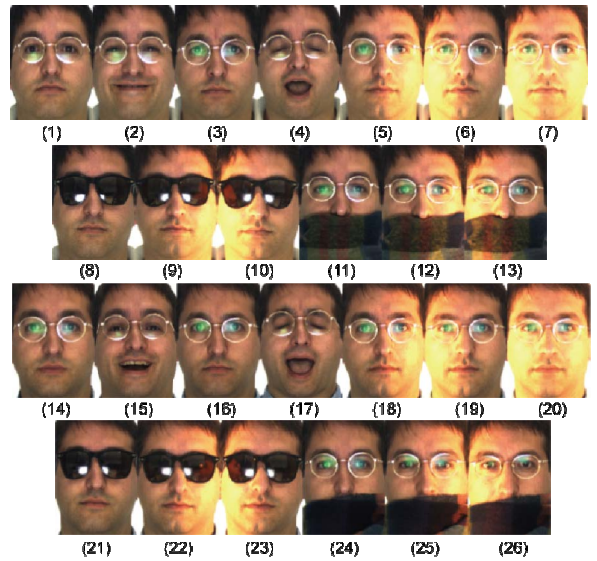


그림 3. 실험에 사용된 이미지 예

4.3 실험 결과

실험1에서는, 시간 변화에 따른 강인함을 알아보기 위하여, 남녀, 50명씩 총 100명에 대하여 가려짐이 없는 첫 세션의 7장의 이미지를 학습 데이터로 두고 2주 후의 두 번째 세션의 7장의 이미지를 테스트 데이터로 정하여 수행하였다. 결과는 표 1에 제시하였다. 기존의 PCA와 LDA와 비교할 때 제안하는 방법(DSIFT PCA와 DSIFT LDA)이 인상적인 인식률의 향상을 보였으며, 기본적인 SIFT방법은 기본적인 PCA와 유사하게 저조한 성능을 보였다. 조밀한 특징점을 추출하는 DSIFT방법이, 인식성능 면에서 가장 우수하였는데, 이는 사용한 특징기술자의 변형에의 강건성을 보여준다고 할 수 있다. 그러나, 표에서 확인할 수 있듯이 수행시간이 지나치게 오래 걸려서 실제 응용 시스템으로 구현되기는 어렵다는 한계를 가진다. 이에 반해 제안하는 방법의 경우에는 인식성능은 DSIFT에 비해 다소 떨어지나 수행시간에 있어서는 DSIFT에 비하여 3500배 이상 감소하였다. 이 실험을 통하여 제안하는 방법이 시간 변화에 따른 영상 변화에 강인하며, 효과적으로 dense-SIFT의 특징과 부분공간분석 방법의 특징을 결합한 것을 보여준다.

실험2에서는 부분적인 가려짐에 의한 강인함을 실험하기 위해, 남녀, 50명씩 100명에 대해 첫 번째 세션의 가려짐이 없는 3장의 이미지를 학습 데이터로 나머지 10장의 그림을 테스트 데이터로 사용하였다. 첫 번째 실험과 비교할 때 PCA, LDA는 가려짐에 대해 성능 저하가 뚜렷하게 나타났다. 이에 반해 제안하는 방법은 PCA와 LDA에 비하여 인식률의 현저한 향상을 가져왔다. 이번 실험에서도 첫 번째 실험에서와 같이 dense-SIFT를 이용한 경우가 가장 높은 인식률을 보여주었다. 하지만 제안하는 방법은 하나의 인식에서 dense-SIFT에 비해 1200배 이상의 처리 속도를 향상을 보여준다. 이러한 점에서 제안하는 방법이 인식률과 수행 시간을 동시에 볼 때 효율적인 방법이라 볼 수 있다.

표 1. 시간 변화에 따른 얼굴 인식 결과

실험 집합	방법	특징 수	인식시간	인식/학습	오인식률 (%)
집합 1	PCA	229	1	1	23.00
	LDA	99	0.9	1.01	15.86
	SIFT	Avg.27.18	366.9	14.09	24.29
	DSIFT	1120x128	532914.6	19290.77	0.14
	DSIFT PCA	568	148.2	14.32	2.14
	DSIFT LDA	99	148.1	14.98	0.43
집합 2	PCA	133	1	1	57.10
	LDA	99	1.07	1.14	56.80
	SIFT	Avg.25.38	256.31	70.02	56.80
	DSIFT	1120x128	277496.4	67435.45	0.00
	DSIFT PCA	252	223.31	77.24	5.00
	DSIFT LDA	39	223.26	77.62	3.90

5. 결 론

본 논문에서는 SIFT에 기반한 특징기술자로 얼굴 영상을 표현하고, 이에 부분공간분석법을 적용하여 얼굴을 인식하는 효율적인 얼굴인식 알고리즘을 제안 하였다. 제안한 방법의 유용성을 판단하기 위해 AR 데이터베이스를 이용하여 다양한 환경 변화 아래의 얼굴을 인식하였다. 제안하는 방법은 실험 결과 높은 얼굴 인식 성능과 동시에 빠른 처리 속도를 보여주었다. 본 논문은 다른 특성을 가진 여러 특징 추출법의 결합한 새로운 특징추출법 개발을 위한 기초 연구로서, 향후 보다 정교한 특징추출법을 적용함으로써 인식률과 수행시간 면에서 동시에 최상의 결과를 얻는 방법을 개발할 수 있을 것으로 기대된다.

참 고 문 헌

- [1] W. Zhao, R. Chellappa, P.J. Phillips, and A. Rosenfeld, "Face recognition: A literature survey," *ACM Comput. Surv.*, vol. 35, No. 4, pp. 399-458, 2003.
- [2] M. Turk and A. Pentland, "Eigenfaces for recognition," *Journal of cognitive neuroscience*, vol. 3, No. 1, pp. 71-86. 1991.
- [3] P. Belhumeur, J. Hespanha, and D. Kriegman, "Eigenfaces vs. fisherfaces: Recognition using class specific linear projection," *Computer Vision--ECCV'96*, pp. 43-58.
- [4] H.K. Ekenel and R. Stiefelagen, "Why Is Facial Occlusion a Challenging Problem?," *Proceedings of the Third International Conference on Advances in Biometrics*, Alghero, Italy: Springer-Verlag, 2009, pp. 299-308.
- [5] L. Wolf, T. Hassner, and Y. Taigman, "Descriptor based methods in the wild," *Faces in Real-Life Images Workshop in ECCV*, Citeseer, 2008.
- [6] R. Verschae, J. Ruiz-del-Solar, and M. Correa, "Face recognition in unconstrained environments: a comparative study," *Proc. of ECCV Workshop on Faces in Real-Life Images*, 2008.
- [7] D.G. Lowe, "Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints," *Int. J. Comput. Vision*, vol. 60, No. 2, pp. 91-110, 2004.
- [8] K. Mikolajczyk and C. Schmid, "A performance evaluation of local descriptors," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 27, No. 10, pp. 1615-1630, 2005.
- [9] M. Bicego, A. Lagorio, E. Grosso, and M. Tistarelli, "On the Use of SIFT Features for Face Authentication," *Proceedings of the 2006 Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshop*, IEEE Computer Society, p. 35, 2006.
- [10] J. Luo, Y. Ma, E. Takikawa, S. Lao, M. Kawade, and B.L. Lu, "Person-specific SIFT features for face recognition," *Proc. of ICASP*, 2007, 2007.
- [11] P. Dreuw, P. Steingrube, H. Hanselmann, H. Ney, and G. Aachen, "SURF-Face: Face Recognition Under Viewpoint Consistency Constraints," *British Machine Vision Conference, London, UK*, 2009.
- [12] A. Bosch, A. Zisserman, and X. Munoz, "Scene Classification via pLSA," *Proceedings of the European Conference on Computer Vision*, 2006.
- [13] B. Fulkerson, A. Vedaldi, and S. Soatto, "Localizing Objects with Smart Dictionaries," *Proc. Of ECCV: Part I*, Marseille, France: Springer-Verlag, pp. 179-192, 2008.
- [14] N. Dalai, B. Triggs, I. Rhone-Alps, and F. Montbonnot, "Histograms of oriented gradients for human detection," *Proc. of CVPR 2005*, vol. 1, 2005.
- [15] A. Vedaldi and B. Fulkerson, *VLFeat: An open and portable library of computer vision algorithms*, 2008.
- [16] A.M. Martinez and R. Benavente, "The AR Face Database," *CVC Technical Report #24*, Jun. 1998.
- [17] A.M. Martínez and A.C. Kak, "PCA versus LDA," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 23, No. 2, pp. 228-233, 2001.