

# 얼굴인식을 위해 효과적인 차원 축소 방법을 사용한 특징추출

손병준, 김귀주, 이일병  
연세대학교 컴퓨터 정보공학부  
e-mail:sonjun@csai.yonsei.ac.kr

## Face Feature Extraction Using the Efficient Dimensionality Reduction Method

Byungjun Son, Kwijoo Kim, Yillbyung Lee  
Division of Computer and Information Engineering,  
Yonsei University

### 요 약

얼굴 데이터를 사용하는 인식 시스템에서 특징 벡터의 차원은 일반적으로 매우 크다. 패턴인식에서 차원 축소는 중요한 문제로서, 효과적인 얼굴 인식을 위한 특징 벡터의 차원 축소는 필수적이라 할 수 있다. 본 논문에서는 획득된 얼굴 데이터로부터 저 차원의 강건한 특징을 얻기 위하여 웨이블릿을 사용하고, 식별력 있는 특징을 얻기 위하여 direct linear discriminant analysis를 사용하였다. Direct linear discriminant analysis 방법을 사용하기 이전에 웨이블릿을 사용함으로써 계산 복잡도를 줄여줄 뿐만 아니라 식별력을 높여주고 효과적으로 얼굴 데이터의 차원을 축소할 수 있음을 보여준다. 얼굴의 패턴정합을 위해서는 최근접 평균 분류기(Nearest Mean Classifier)를 사용하였으며, 최근접 평균 분류기를 사용함으로써 분류를 위한 시간을 최소화하였다. 본 논문에서 인간의 얼굴인식을 위해 제시한 방법이 얼굴패턴을 표현하는 효과적인 방법이며, 시간 및 공간의 절약이라는 측면에서 유리하다는 것을 보여준다.

### 1. 서론

개인 식별에 대한 전통적인 방법은 ID카드나 열쇠와 같은 사람이 제시하는 것과 비밀번호와 같이 사람이 알고 있는 것에 의한 것이 대부분이다. 하지만 이러한 방법들은 여러 가지 문제점들을 보이고 있다. 예를 들면, 열쇠나 ID카드 등은 분실이나 도난의 위험이 있으며, 비밀번호는 잊어버리거나 다른 사람에게 의해서 추측될 수 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 최근에 많은 관심을 보이고 있는 얼굴, 홍채, 지문 등과 같은 생체인식 정보를 사용하는 인식 시스템은 높은 수준의 정확성을 가지며 신뢰할 수 있는 개인 식별 확인 방법이다.

“본 연구는 과기부 뇌신경정보학사업으로부터 부분적인 지원을 받아 수행되었음.”

따라서 생체인식 정보를 사용하는 인식 시스템은 비밀번호나 ID카드와 같은 전통적인 식별 방법보다는 현대의 정보화 사회에 특히 요구되는 보안성을 높일 수 있는 획기적인 방법이라고 할 수 있다. 하지만 이러한 방법들은 일반적으로 특징차원이 매우 크다는 공통된 단점들을 가지고 있다.

본 논문에서는 매우 높은 차원의 얼굴 특징들의 클래스에 대한 특징추출 과정을 다룬다. 얼굴 인식 시스템에서 인식률을 높이기 위하여 높은 차원을 사용하려는 시도를 할 수도 있다. 그러나 특징 차원의 증가는 많은 문제점을 유발할 것이다. 예를 들면, 고차원의 특징을 사용하면 많은 저장 공간이 필요하며, 계산 복잡도는 증가하고, 실시간 인식이 불가능한 경우가 생길 것이다. 지금까지 이러한 문제점을 해결하고, 컴팩트한 특징 셋을 얻기 위하여 많은 차

원 축소 알고리즘이 제시되었다.

많은 클래스들을 잘 분류할 수 있는 두드러진 특징을 추출하기 위하여 효과적인 특징추출 과정이 필요하다[1]. 주성분 분석(PCA)과 같은 몇몇 방법들은 특징들이 잘 분리되고, 분류를 더 쉽게 하기 위하여 입력 데이터를 변환한다 [2][3]. 선형 변환은 계산과 분석을 원활하게 만들어 주므로 자주 사용되기도 한다. 이러한 변환은 고차원의 특징공간을 분별력이 높은 저차원의 특징공간으로 정사영하는 의미를 가지고 있다. Linear discriminant analysis(LDA)는 Fisher's linear discriminant에 기반한 선형 변환 기법이라고 할 수 있다[4]. LDA와 PCA는 새로운 특징을 추출하기 위해 많이 사용되는 중요한 두 가지 방법론이기도 하다.

본 논문에서는 고차원의 데이터들을 처리하기 위해 2차원 다중해상도 웨이블릿 변환과 LDA의 변형인 direct linear discriminant analysis(DLDA)를 기반으로 한 간결하고 효과적인 특징추출방법을 제시한다. 또한 비슷하거나 상이한 얼굴 사이의 유사성을 비교하기 위해 최근접 평균 분류기를 사용하여 분류 능력은 향상시키며 수행속도가 매우 빠른 패턴정합(Pattern matching)방법을 선택하였다.

본 논문의 순서는 다음과 같다. 2장에서는 낮은 차원과 강인한 특징을 가지는 얼굴영상의 특징 벡터를 얻기 위해 다중 2차원 이산 웨이블릿 변환(DWT)에 대해 개괄적으로 설명한다. 또한, 높은 분리성과 낮은 차원을 가진 새로운 특징공간을 얻기 위해 웨이블릿 변환을 이용하여 얻어진 얼굴의 부 영상(subimage)을 선형적으로 변형하는 DLDA에 대해 설명한다[5]. DWT와 DLDA 같은 작업은 테스트 단계에서 뿐만 아니라 학습 단계에서도 수행되어진다. 3장에서는 실험 결과와 분석에 대해 설명하고, 마지막으로 4장에서 결론을 제시한다.

## 2. 특징추출

분류시스템은 입력개체들을 결정클래스로 할당하는 방법을 다루는 것인데, 그것의 정확도는 특징 셋(Feature set)이 얼마나 문제를 잘 표현하는가에 달려있다. 생체인식 시스템에서는 인식에 필요한 조건에 맞는 특징을 찾아내는 것이 효과적이고 실현가능한 시스템을 설계하는데 핵심요소이다. 실세계에서의 문제들은 고차원의 특징을 가지므로 이용하기에 적절한 특징을 찾아내야 한다. 즉, 문제를 해결하기 위한 특징의 차원이 너무 높을 때, 그 특징들로부터 문제해결에 적합한 특징을 선택해야 한다.

그림 1은 본 연구에 사용된 얼굴 영상을 보여준다.



그림 1. 실험에 사용된 얼굴 영상들의 예.

이 영상의 각 픽셀 값들은 다음에 설명할 웨이블릿의 입력 데이터로 사용된다.

### 2.1 웨이블릿 변환

계층적 웨이블릿 함수와 이와 관련된 스케일링(Scaling) 함수는 원 신호나 영상을 다른 하위 대역으로 분해한다. 분해과정은 계층의 다음 단계를 일 반화하기 위해 하위 대역에 반복적으로 적용시킨다. 전통적인 피라미드 구조의 웨이블릿 변환은 신호를 더 낮은 주파수 영역내에서 더 좁은 대역폭을 가지는 주파수의 집합으로 분해한다[4]. DWT는 다중해상도 분해 분석 능력이 우수하기 때문에 텍스처 분석(Texture analysis)이나 영상 압축에 적용되어진다. 그림 2는 전체적으로 조화를 이룬 피라미드 구조의 얼굴영상에 대한 웨이블릿 분해를 보여준다.

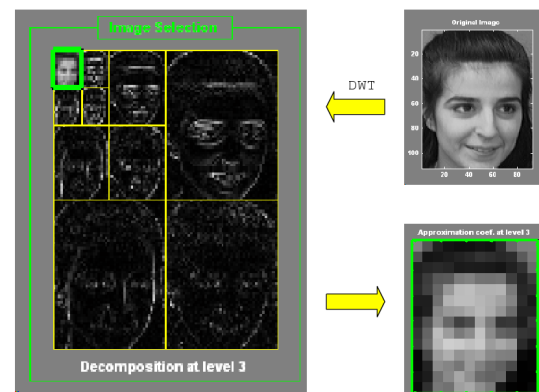


그림 2. 얼굴영상의 3단계 웨이블릿 변환의 예

웨이블릿 분해 기술은 얼굴인식에서 고유의 특징을 추출하는데 사용될 수 있다. 본 논문에서는 얼굴 특징을 추출하기 위해 먼저 다중 2차원 Daubechies 웨이블릿 변환을 사용 하였다. 웨이블릿 변환을 사용하기 위해 픽셀(Pixel) 배열의 행벡터와 열벡터에 대하여 고대역 및 저대역 통과 필터링을 통하여

영상 데이터를 4개의 부 영상으로 분해한다. 이산 2차원 신호 및 영상의 경우, 웨이블릿 계수는 1차원의 경우와 유사한 방법으로 계산할 수 있다.

본 논문에서는 지속적인 분해를 위해 항상 낮은 주파수의 부 영상을 선택한다. 여기서는 3단계 웨이블릿 분해에서 얻어지는 낮은 주파수의 부 영상을 특징벡터로 추출하였다. 일반적으로 저주파 요소들이 영상의 기본 형태를 나타내고 영상의 변화에 덜 민감하며, 이러한 요소들이 가장 높은 변별력 정보를 가진 부 영상이다. 특징벡터를 추출하기 위해 저주파의 부 영상을 선택하는 단계는 얼굴 영상의 크기에 달려있다. 본 실험에서 사용된 얼굴 영상보다 영상의 크기가 더 작다면 1 또는 2단계의 저주파 부 영상이 더 높은 변별력을 가질 수도 있다.

## 2.2 Direct Linear Discriminant Analysis

웨이블릿 변환을 통해 얼굴 특징 벡터를 추출한 후에 10,304차원의 원래의 얼굴벡터  $x$ 를 168차원의 특징벡터  $y$ 로 변환한다. 그림 3은 168차원의 특징벡터를 구성하기 위해 웨이블릿 변환에 의해 획득된 얼굴영상이다.



그림 3. 웨이블릿 변환에 의해 얻어진 얼굴영상의 예.

이렇게 웨이블릿 변환에 의해 획득된 얼굴영상을 가지고 좀 더 특징의 차원을 줄이는 동시에 분별력을 더욱 높이기 위해, direct linear discriminant analysis(DLDA)를 적용하여 특징벡터  $y$ 를 보다 차원이 낮은 새로운 특징벡터  $z$ 로 변환한다. 기존의 LDA방법은 저차원으로 데이터를 투영하기 위해 먼저 PCA를 사용하고 그 다음에 LDA를 사용하고 있다. 그러나 PCA 단계에서 판별에 유용한 요소들이 제거될 수 있다. DLDA의 핵심은 가장 판별력이 있는 정보를 포함한  $S_w$ 의 영공간(Null space)을 버리기 보다는, 유용한 정보를 포함하지 않은 클래스 스캐터(class scatter)  $S_b$ 사이의 영공간을 버리는 것이다 [5].

각 스캐터(scatter)는 다음과 같이 주어진다.

$$S_b = \sum_{i=1}^J n_i (\mu_i - \mu)(\mu_i - \mu)^T \quad (n \times n)$$

$$S_w = \sum_{i=1}^j \sum_{x \in C_i} (x - \mu_i)(x - \mu_i)^T \quad (n \times n)$$

여기서  $n_i$ 는 class  $i$ 의 특징벡터 수,  $\mu_i$ 는 class  $i$ 의 평균,  $\mu$ 는 전역평균, 그리고  $J$ 는 전체 class의 수이다.

DLDA 방법의 개요는 다음과 같다. 우선 입력 데이터의 차원이 웨이블릿 변환을 통해 적당하게 축소되므로 두 스캐터 행렬들(scatter matrices)이 너무 커서 저장하기에 어려울 것이라는 계산적 어려움은 걱정할 필요가 없다. 먼저  $S_b$ 행렬에 대해 행렬  $V$ 를 찾아 대각화하면

$$V^T S_b V = D$$

이다. 여기서  $V$ 의 열은  $S_b$ 의 고유벡터이고  $D$ 는 감소 순서에서  $S_b$ 의 고유값을 포함하고 있는 대각행렬이다. 전체 스캐터(scatter)의 값이 0이어서 전혀 판별력을 행사하지 못하는 투영방향으로 0을 가진 고유값과 고유벡터를 버리는 것이 필요하다[5].  $D_b$ 는 감소 순서에서  $S_b$ 의 0이 아닌  $m$ 개의 고유값을 포함하고  $Y$ 의 열은 상응하는 고유벡터를 포함할 때,  $V$ 의 첫 번째  $m$ 개의 열벡터를  $Y$ 로 놓으면

$$Y^T S_b Y = D_b \quad (m \times m)$$

이다. 다음 단계로  $Z = Y D_b^{-1/2}$  로 하면  $Z^T S_b Z = I$ 이다[5].  $U^T U = I$  일 때 행렬  $Z^T S_w Z$  를 대각화하면

$$U^T (Z^T S_w Z) U = D_w$$

이다. 여기서  $D_w$ 는 그것의 대각성분에 0을 포함할 수도 있다.  $D_w$ 의 대각 요소를 정렬시킨 후 상응하는 고유벡터와 함께 최상위에 있는 고유값을 버릴 수 있다. 이렇게 얻어진 변환 행렬로부터  $n \times 1$ 의 특징 벡터를  $m \times 1$ 의 특징벡터로 변환시킨다.

## 4. 실험 결과

본 논문에서는 Olivetti-Oracle Research Lab (ORL)에서 획득한 얼굴 영상을 사용하였다 [7]. 이 ORL 데이터 셋은 40명으로부터 각각 10개의 얼굴 영상을 획득한 총 400개의 데이터로 이루어져 있으며, 이 데이터 셋은 그림 1에서와 같이 다양한 표정과 다양한 방향의 얼굴영상을 포함하고 있다.

학습과 테스트를 위해 각 개인당 각각 5장의 영상을 임의적으로 골랐으며, 변화량을 줄이기 위해 각 실험은 20회 이상 반복하였다. 학습 데이터에 LDA,

DWT+LDA, DLDA, 그리고 DWT+DLDA를 적용시켰다. 그리고 각 방법마다 다음의 인식 방법을 사용하였다.

학습 데이터와 테스트 데이터는 변환 행렬에 의해 각각 변형되고, 테스트 데이터  $x$ 는  $x$ 의 가장 근접한 평균이 속하는 클래스에 할당된다. 가장 근접한 평균이란  $D$ 가 유클리드 거리(Euclidean distance)일 때, 만약

$$D(\mu_i, x) = \min_k D(\mu_k, x), \quad k=1, 2, \dots, J$$

라면  $J$ 는 클래스의 개수를 나타내고 있으며, 여기서  $\mu_i \in \mu_1, \mu_2, \dots, \mu_J$ 는  $x$ 의 가장 근접한 평균을 나타낸다. 그림 4는 특징 차원에 따른 인식률의 결과를 보여준다. 얼굴 영상에 대한 LDA 접근법의 가장 높은 인식률은 25개의 특징벡터를 가질 때 78.58%이다. DLDA의 인식률은 30개의 특징벡터를 가질 때 94.65% 까지 올라갔다. DWT+LDA와 DWT+DLDA는 각각 20개와 35개의 특징벡터를 가질 때 92.25% 와 96.43%까지 올라갔다. 따라서 웨이블릿 방법론은 보다 분별력을 높이는데 효과적임을 알 수 있으며, 4가지 방법론 중에서 DWT+DLDA 방법론이 가장 좋은 성능을 보임을 알 수 있다.

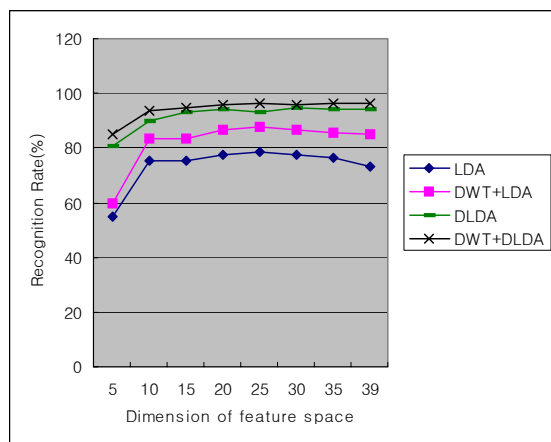


그림 4. 인식률 vs. 특징 차원

게다가 DWT+DLDA 접근법은 특징의 수가 15일 때 94.72%까지 도달했다. 이는 다른 방법들의 최고 인식률보다 더 높은 것이다. 이것은 DWT+DLDA방법이 적은 수의 특징 벡터를 사용할지라도 다른 방법보다 우수한 수행능력을 얻을 수 있다는 것을 보여준다.

## 5. 결 론

본 논문에서는 얼굴인식을 위한 효과적인 특징추출 방법을 제시하였다. 저차원의 강인한 특징을 추출하기 위해 특별히 2차원 이산 웨이블릿 변환의 다

중해상도 분해를 사용하였다. 게다가 높은 식별력과 낮은 차원을 가진 특징을 얻기 위해 DLDA 방법을 사용하였다. 이러한 특징 추출 방법은 이동이나 회전 에 무관한 알고리즘을 요구하는 얼굴인식 시스템에 적합하다.

인식률 측면에서 DWT+DLDA가 LDA나 DLDA보다 우수한 성능을 보여주었다. 이는 DWT+DLDA방법이 특징 추출에 있어서 특징 차원은 줄여주며 분별력은 높여주는 효과적인 특징추출 방법임을 보여준다. 얼굴인식과 같이 많은 클래스로 구성된 복잡한 데이터에 대해서는 LDA 대신 DWT+DLDA가 사용될 수 있다. 이는 다른 선형 분류기와 비교해 볼 때 쉬운 학습, 효과적인 테스트, 좋은 수행능력 면에서 유리하다.

차후 연구에서는 이러한 접근법의 효율성과 강인성, 그리고 현실적인 측면에서 신뢰할 수 있는 인간의 얼굴 인식 시스템에 대한 검증을 위해서 더 많은 수의 데이터를 대상으로 실험할 필요가 있다.

## 참고문헌

- [1] H. Watanabe et al: "Discriminative Metric Design for Robust Pattern Recognition", IEEE Trans. On Signal Processing, vol. 45, PP. 2655-2662, 1997.
- [2] Ian T. Jolliffe: "Principal Component Analysis", Springer Verilog, New York, 1986.
- [3] Richard O. Duda, Peter E. Hart, David G. Stork: "Pattern Classification and Scene Analysis", Wiley Interscience, 2000.
- [4] W. L. Poston and Marchette, D. J.: "Recursive Dimensionality Reduction Using Fisher's Linear Discriminant", Pattern Recognition, 31(7):881--888, 1988.
- [5] Jie Yang, Hua Yu: "A Direct LDA Algorithm for High-Dimensional Data - with Application to Face Recognition", Pattern Recognition, 34(10):2067--2070, 2001.
- [6] A. Tefas, C. Kotropoulos, and I. Pitas, "Using support vector machines to enhance the performance of elastic graph matching for frontal face authentication", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 23, no. 7, 2001.
- [7] AT&T Laboratories Cambridge. The ORL Database of Faces. <http://www.cam-orl.co.uk/facedatabase.html>