

웨이블렛 변환과 LDA를 이용한 얼굴인식

Face Recognition using Wavelet transform and LDA

민준오, 고현주, 전명근

충북대학교 전기전자 및 컴퓨터 공학부

Jun-Oh Min, Hyoun-Joo Go, Myung-Geun Chun

Chungbuk National University

School of Electrical and Computer Engineering

E-mail : mgchun@cbucc.chungbuk.ac.kr

요 약

본 논문은 복잡한 상황을 고려한 데이터를 이용하여 얼굴인식을 하는 연구로서, 이산 웨이블렛을 기반으로 하는 다 해상도 분석 방법을 사용하고, 각 해상도로 분해된 영상 중, 스케일 함수에 의해 사영되어진 영역에 LDA(Linear Discriminant Analysis)를 적용하여, 도출된 결과가 기존의 방법들에 비해 더 안정된 성능을 나타냄을 보이고자 한다. 이를 위해, 웨이블렛을 적용하지 않은 이미지에 PCA, LDA, ICA를 이용한 결과와 웨이블렛을 적용한 이미지에 통계적 방법들을 이용한 경우, 그리고 웨이블렛의 각 대역에 통계적인 방법을 적용한 후, 대수적인 합을 하였을때의 인식율을 학습과 검증의 이미지배열을 바꾸어 가며 총 열여덟회 실험하였다. 이에, 본 논문에서 제안한 방법이 이미지 배열에 영향을 덜 받는 안정적인 성능을 가지고 있음을 확인 할 수 있었다.

1. 서론

얼굴인식은 인간이 서로를 구별하고 인식하는 가장 자연스럽고, 핵심적인 과정으로, 인간과 기계간의 상호 인터페이스가 가능한 지능시스템의 구현에 있어, 상당히 중요한 부분을 차지하게 된다. 또한, 이러한 얼굴인식은 바이오메트릭스(Biometrics)의 한 부분으로써, 시스템의 중요한 정보에 대한 누출 및 도용을 방지하기 위한 신분검증을 위한 방법으로써도 연구되어지고 있으며, 나아가, 공항, 항만, 건물 로비와 같은 불특정 다수가 이동하는 공간에서 특정인을 찾아내는 시스템에 도입되어, 테러용의자, 범죄자 등의 검거를 위한 자동화 감시 시스템의 역할로도 연구되어지고 있다. 이를 위해, 현재 얼굴인식은 컴퓨터 비전, 신호처리, 패턴인식과 같은 분야에서 다양한 접근방식으로 연구되어지고 있다. 그러나 얼

굴인식은 아직까지, 가장 최적의 방법이라 할 만한 알고리즘이 도출되지 않았으며, 생체인식에 있어 지문이나, 홍채와 같이 보안분야에 독자적으로 적용할 만큼의 신뢰성 있는 성능을 보이지 못하고 있다[1]. 이것은 지문이나 홍채에 비해, 조명의 방향, 얼굴의 포즈, 얼굴 감정과 같은 요소에 의해 큰 변동을 가지기 때문이다[2]. 이러한 얼굴인식을 위해, 가장 잘 알려진 방법은 PCA, LDA 그리고, ICA 와 같은 통계적인 방법을 사용하는 것이다. 이에 본 연구에서는, 이산 웨이블렛의 다 해상도 분석 기법을 이용하여, 얼굴 영상의 정보를 최대한 보존하면서, 잡음이 감소되는 효과를 나타내는 스케일함수로 사영된 영역에 LDA를 적용하는 방법을 제안하며, 제한한 방법이 다른 통계적인 방법을 이용하는 것 보다 우수한 성능을 나타냄을 보이고자 한다.

2. 적용된 알고리즘

2.1 이산 웨이블릿 변환

웨이블릿 변환(Wavelet Transform)은 비 주기적인 신호분리가 가능한 기저함수를 이용하여 신호를 해석할 수 있는 방법으로 아래와 같이 정의 할 수 있다.

$$CWT_x(\tau, a) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int x(t)h^*\left(\frac{t-\tau}{a}\right)dt \quad (1)$$

$$x(t) = \int_{a>0} \int CWT(\tau, a) h_{a,\tau}(t) \frac{dad\tau}{a^2} \quad (2)$$

이것은 압축계수 a 와 전이계수 τ 에 의해 주파수가 변화함에 따라 웨이블릿의 크기가 같이 변하며, 따라서 신호가 지닌 모든 스케일 성분을 하나의 "시간-스케일" 영역에 모두 표현할 수 있다[3]. 또한, 웨이블릿 변환은 이러한 연속 웨이블릿 변환과 함께 직교 기저를 이루는 정규 직교 웨이블릿을 이용한 이산 웨이블릿이 있으며, 이에 대한 정의는 아래와 같다.

$$DWT_x(j, k) = 2^{-\frac{j}{2}} \int x(t)h(2^{-j}t - k)dt \quad (3)$$

이러한 정규 직교 웨이블릿에 대해서도 분석 방법이 제안 되면서 이산 웨이블릿 변환이 획기적인 발전을 하게 되며, 본 논문에서는 하나의 얼굴이미지에 대해서도 분석 방법을 적용하여, 크기가 1/2로 감소 된 4개의 부영역으로 변환시킨다.

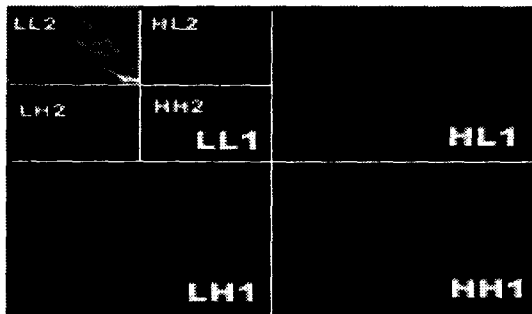


그림1. 웨이블릿 변환후 4개의 밴드로 분리된 영상

위 그림에서 원래 이미지의 영상정보를 그대로 유지하고 있는 부분은 2차원 스케일 함수에 의해 사영된 근사계수(approximation coefficient)이며, 나머지 부분은 각 해상도에 해당하는 웨이블릿 계수에 의해 사영된 이미지를 나타내며 상세계수(detail coefficient)로 정의 된다[4]. 또한, 상세계수로 정의된 영상들은 x 와 y 축 방향에 따라서 다른 방향 특성을 나타낸다.

2.2 통계적인 특징추출 방법

2.2.1 주성분분석기법(PCA)

주성분 분석 기법은 고차원의 데이터를 저

차원의 데이터로 선형 변환하는 것으로 데이터의 차원을 줄이는데 널리 쓰인다[5]. 일반적으로 얼굴 영상은 매우 고차원의 데이터로 표현되기 때문에 특징 추출과 분류를 위해서는 저차원의 데이터로 표현되는 것이 요구 된다. 얼굴 인식에서 주성분분석기법은 학습영상의 2차 통계적 특성을 이용하여 학습영상의 전체적인 특성을 표현하는 직교기저영상인 고유얼굴로 분해할 수 있으며, 이 고유얼굴의 선형조합으로 임의의 얼굴 영상을 표현하는 방법이며 입력 데이터를 저차원의 데이터로 표현하는 효과적인 방법이다.



그림 2. PCA를 이용한 고유영상의 선형조합

2.2.2 선형판별분석기법(LDA)

선형판별분석 방법은 클래스 내의 분산을 나타내는 행렬(Within-Scatter Matrix)과 클래스 간 분산을 나타내는 행렬(Between-Scatter Matrix)의 비율이 최대가 되도록 하는 선형 변환 방법이다[6]. PCA 방법은 영상 공간에서 저차원의 특징 공간으로의 선형 사영을 기초로 하므로 전체 데이터 베이스의 모든 얼굴 영상을 최대화 하는 사영 방향을 찾아낸다. 그렇기 때문에 조명 조건과 얼굴 표정의 변화로 생기는 원하지 않는 변화도 포함되게 된다. 이러한 이유로 PCA 방법은 저차원의 기저벡터로부터 복원을 하는 관점에서는 최적의 방법이지만 조명이나 표정변화가 있는 얼굴영상의 식별, 인식에서는 LDA가 우수한 인식성능을 나타내고 있다. LDA 방법은 Fisherfaces를 기반으로 한 효율적인 인식방법으로 현재, 얼굴인식에서 가장 많이 연구되어 지고 있다.

2.2.3 독립성분분석기법(ICA-factorial)

ICA는 2차 모멘트뿐만 아니라 고차 모멘트까지 학습하는 PCA의 일반화된 알고리즘으로 볼 수 있다[7]. PCA는 직교성(Orthogonality)을 가지는 방향벡터로 제한하며, 오직 2차까지만 독립성을 부여할 수 있는 반면, ICA는 출력벡터의 개별적인 성분에 관해 통계적인 독립성을 부여하여 직교성의 제한 조건을 가지지 않는다. 그림 3 은 ICA알고리즘에 대한 블록 다이어그램이다.

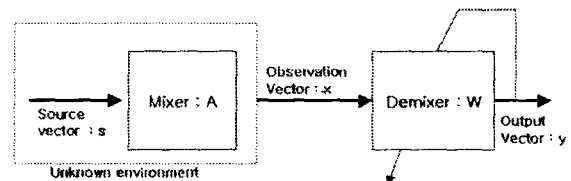


그림 3. ICA알고리즘에 대한 블록다이어그램

행렬 A 는 비선형 정보 최대화(Nonlinear Information Maximization)를 이용한 natural gradient 방법을 사용하여 $s = A^{-1}$ 를 구할 수 있다. A^{-1} 를 학습하는 방법 대신에 W 에 대한 학습 알고리즘인 안정도 분석 방법으로 Amari에 의해 제시된 방법을 사용할 수 있다. 이와 같은 방법에서 얻어진 학습영상 x_i 에 대한 특징벡터를 구할 수 있다.

3. 실험 및 검증

3.1 웨이블릿 변환과 LDA 적용방법

실험에 사용된 이미지는 CBNU 이미지로써, 남녀 혼합 10명의 사람에 대해 각 10장씩의 시선의 방향이 다르고, 방향에 따른 조명효과를 준 이미지를 취득, 총 100장의 이미지를 사용하였다.

각 이미지들은 원이미지에 이산 웨이블릿을 3번 적용함으로써, 원이미지의 크기(640x480)에 대하여 80x60 크기의 4개의 서로 다른 특성의 이미지를 얻을 수 있으며, 이것은 원 이미지의 크기를 줄이면서, 정보의 손실을 최소화 하고, 잡음의 제거효과까지도 얻을 수 있었다. 이렇게 얻어진 4개 대역의 이미지 중, 스케일 함수에 의해 사영된 이미지인 LL영역의 이미지만을 얼굴인식에 사용하게 된다.

웨이블릿 변환이 적용된 영역 중, LL영역의 이미지들을 각 개인 이미지들 중 5장을 학습영상으로 5장을 검증영상으로 선택한 후, LDA를 적용한다. 이 과정에서 학습영상의 이미지 배열과 검증영상의 이미지배열을 상호 교환하여, 각 경우에 있어서, 다른 얼굴인식 기법들과 비교한다.

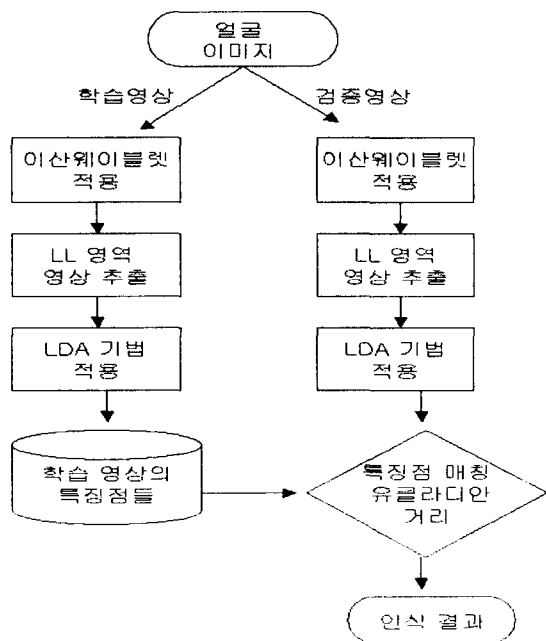


그림 4 얼굴인식을 위한 순서도

3.2 실험방법 및 결과

이번 연구에서 얼굴이미지의 배열은 각 5장씩의 학습과 검증 이미지를 상호 열여덟번에 걸쳐서 교환하여, 각각에 얼굴 이미지 배열에 대한 인식률을 구하였다. 인식률을 구하는 방법에는 웨이블릿을 적용하지 않고, 원 이미지를 리사이즈 한 후, PCA, LDA, ICA를 적용한 경우와 웨이블릿을 적용한 이후 PCA, LDA, ICA를 적용한 경우, 그리고 웨이블릿을 적용한 이후 4개 밴드 모두에 PCA, LDA, ICA를 적용하고 각각에서 도출된 유클리디안 거리를 대수적으로 더한 경우의 총 아홉가지 방법을 사용하였으며, 아래와 같이 각 이미지 배열에 적용된 방법에 대한 평균과 표준편차를 구하고, 마지막으로 평균/표준편차를 구하여, 각 방법중 평균은 높으면서, 표준편차가 작은 특성을 조사하였다. 이것은 그 값이 큰 만큼 이미지의 배열에 영향을 받지 않으면서, 인식률이 높은 경우로, 다른 인식 방법에 비해 높고 안정적인 인식률을 도출한다는 것을 의미한다.

표 1. 얼굴인식 성능 비교

	평균(%)	표준편차	평균/표준편차
PCA	79.00	6.15	12.86
LDA	82.67	9.55	8.65
ICA	74.22	7.29	10.18
웨이블릿 PCA	76.56	5.81	13.17
웨이블릿 LDA	89.78	3.75	26.94
웨이블릿 ICA	71.33	5.44	13.10
PCA 융합	72.22	5.65	12.78
LDA 융합	82.67	5.70	14.51
ICA 융합	81.78	5.86	13.96

표 1에서 보는것과 같이, 웨이블릿을 적용한 후에 LDA를 이용하여 특징점을 추출하는 방법이 웨이블릿을 하지 않은 경우 및 웨이블릿을 적용한 후 다른 통계적인 방법을 사용한 경우보다 상대적으로 높은 인식률을 나타냄을 알 수 있다. 아래의 그래프는 얼굴 이미지의 학습과 검증의 배열을 다양하게 바꾸었을 때의 인식률을 그래프로 나타낸 것이다.

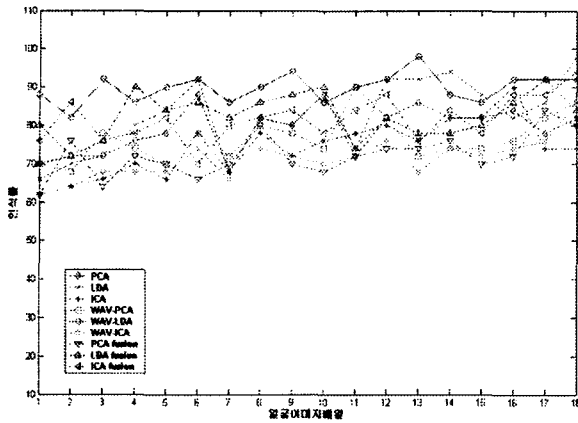


그림 5. 이미지 배열에 따른 인식률의 변화

그림 5에서 보는것과 같이 얼굴 이미지 배열의 변화에도 웨이블릿을 적용한 LDA 방법(WAV-LDA)은 매우 안정적인 인식률의 분포를 보이며, 그림 6의 평균/표준편차의 값을 나타내는 막대그래프에 의해서도 이러한 사실이 명확해 짐을 볼 수 있다.

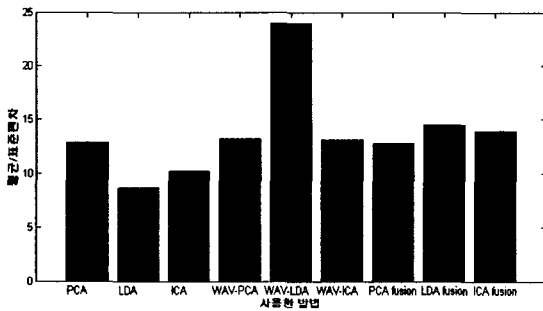


그림 6. 인식방법에 따른 평균/표준편차

4. 결론

얼굴인식에 있어서는 일반적으로 PCA를 이용하는 방법과 그와 유사하게 적용되는 통계적인 방법인 LDA, ICA가 얼굴 이미지의 특징추출을 위해 쓰여지고 있다. 하지만, 이에 대한 실험은 특정한 이미지 배열에서 가장 좋은 인식률을 나타내는 경우만을 선택하였을 뿐, 이미지 배열에 의한 성능평가는 이루어지지 않았고, 단지 그때 그때 상황에 따른 적용만이 이루어졌을 뿐이다.

본 논문에서 제안한 방법은 이산웨이블릿의 다해상도 변환기법을 사용한 이미지에, LDA를 적용한 방법이 다른 방법에 비하여 안정적인 성능을 보이게 되며, 그에 대한 비교실험으로써, 학습과 검증 이미지의 배열에 다양한 변화를 줌으로써, 데이터베이스의 구성상태에 의해서 각각의 인식방법들이 받는 영향을 알 수 있도록 하였다.

이에 본 논문이 제안하는 알고리즘이 이미지 배열에 최소한의 영향을 받으면서, 상대적으로 높은 인식률을 갖는 것을 실험을 통해 알 수 있었다. 그러나, 본 실험에서 얻은 결과는 단지, 다른 통계적인 방법에 비해서 더 안정적인 성능을 가지고 있다는 것일 뿐, 인식률의 평균은 89%로 그리 좋은 결과를 나타내지 못하고 있다. 이에 향후과제로 이러한 특성을 나타내는 구체적인 원인을 밝혀내고, 그러한 특성을 살리면서, 인식률의 향상을 가져 올 수 있는 알고리즘을 구현하여야 하겠다.

참고문헌

- [1] 황성원 역, "The biometric industry report", 정보보호진흥원.2003
- [2] 박근창, 한수정, 고현주, 전명근, "퍼지기반 Fisherfaces을 이용한 얼굴인식", 한국정보보호학회논문지, Vol.12, No.1, pp. 430-433, 2002.
- [3] 이대중, 박근창, 유정웅, 전명근, "웨이블릿 필터뱅크를 이용한 자동차 소음에 강인한 고립단어 음성인식", 한국퍼지 및 지능시스템학회논문지, Vol. 12, No. 2, pp. 115-122, 2002.
- [4] 이승훈, 윤동한 "Introduction to the Wavelet Transform", 2002.
- [5] Sami Romdhani "Face recognition using principal components analysis".2001.
- [6] P. N. Belhumeur, J. P. Hespanha, D. J. Kriegman, "Eigenfaces vs. Fisherfaces : recognition using class specific linear projection," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 19, No. 7, 1997.
- [7] Marian Stewart Bartlett "Face Image Analysis by Unsupervised Learning".1998.