

웨이블릿 기반 LDA와 ICA의 선택적 융합에 의한 얼굴인식

민준오, 고현주, 전명근
충북대학교 전기전자 및 컴퓨터 공학부

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

Wavelet Based Face Recognition using Selective LDA and ICA Fusion

Jun-Oh Min, Hyoun-Joo Go, Myung-Geun Chun
Chungbuk National University
School of Electrical and Computer Engineering

요 약

본 논문은 복잡한 상황을 고려한 데이터를 이용하여 얼굴인식을 하는 연구로서, 이산 웨이블릿을 기반으로 하는 다 해상도 분석 방법을 사용하고, 각 해상도에서 얻어진 계수를 이용하여 LDA와 ICA 기법을 융합하는 방법을 제안한다. 기존의 얼굴인식방법은 정면에서 바라본 임의의 얼굴영상을 이용하므로, 예상하지 못한 얼굴 모션 변화에 대한 고려와 빛의 변화에 대해 고려하지 못했었다. 그러나, 본 연구에서는 다양한 상황을 고려한 데이터를 취득하여 해상도 별로 분리된 대역에 FLD와 ICA를 선택적으로 융합한 알고리즘을 적용하므로서 인식율을 높일 수 있었다.

1. 연구배경 및 동향

정보화 사회를 맞아 정보의 가치가 개인의 전문성은 물론 기업의 이익, 국가의 장래를 결정짓는 핵심적인 요소로 등장하고 있는 요즘, 자동화된 방법으로 특정 개인의 특성을 검증하거나 신분을 인식하기 위해 측정 가능한 물리적 특성, 또는 개인의 생체학적 특징을 연구하는 바이오메트릭스(Biometrics) 분야가 관심의 대상이 되고 있다. 이와 같이 생체를 이용한 시스템을 도입함으로써 절도, 누출에 의해 도용될 수 없으며, 변경되거나 분실할 위험성이 없는 새로운 형태의 신분 검증 방법으로 자리잡고 있다.

최근에는 인터넷 뱅킹 및 은행 거래, 정확한 본인 여부 판별, 통신상에서의 비밀번호 유출 및 망각에 의한 문제를 해결할 수 있을 것으로 기대되고 있을 뿐만 아니라, 공항, 항만, 건물 로비 등 불특정 다수가 이동하는 공간에서 특정인을 찾아내는 시스템으로 적합하며, 테러 용의자, 범죄자 등의 대상 접근을 차단하는 최첨단 감시 시스템으로 주목 받고 있다.

이와 같은 생체를 이용하는 방법 중 얼굴인식은 우선, PCA(Principal Component Analysis)기법을

이용하여 얼굴영상의 특징을 추출하고 유클리디안 거리로 인식을 수행하는 방법이 있으며, 이 방법은 조명이나 환경변화에 민감하지만 현재까지 많은 알고리즘들의 비교 대상으로 널리 사용되고 있는 대표적인 얼굴인식 방법이다. 또한, Kernel PCA, 웨이블릿, 가우시안 혼합모델(Gaussian Mixture Model)과의 융합을 통해 좀더 향상된 인식률을 높이는 연구가 진행되고 있고 FLD(Fisher's Linear Discriminant)기법을 이용하여, 조명, 환경변화에 둔감한 특징을 가지는 연구도 있다[1][2][3]. 최근에는 무상관된 판별분석과 Gabor 웨이블릿과의 융합등의 방법이 얼굴인식에 적용되고 있다[4][5].

이에, 본 연구에서는 이산 웨이블릿에서의 다 해상도 분석방법을 적용하여, 얼굴영상의 정보를 최대한 보존하고, 영상의 크기를 줄이는 방법을 사용하였다. 또한, 각 대역에서 얻어진 특징 계수를 LDA와 ICA 방법을 적용하여, 대상 영역에서의 비교우위 방법으로 융합하였다. 이는 기존의 LDA와 ICA만을 이용하는 방법보다 더 높은 인식율을 얻을 뿐만 아니라, 여러 가지 상황을 고려한 데이터를 이용하였

을 때에도 좋은 결과를 얻을 수 있었다.

제한한 알고리즘의 유용함을 보이기 위해 자체 제작한 얼굴영상(이후, CBNU 야미지라 칭함)을 이용하였으며, CBNU 이미지는 640 x 480 사이즈의 컬러 영상으로, 남녀 혼합 사진 10명 각각에 대해, 시선의 변화, 감정, 밝기변화가 각기 다른 10개의 얼굴이미지로 총 100개의 이미지를 갖고 있다.

2. 얼굴인식의 일반적인 방법

2.1 웨이블릿에 의한 얼굴인식

웨이블릿 변환(Wavelet Transform)은 비 주기적인 신호분리가 가능한 기저함수를 사용하여 신호를 해석하는 것으로 신호를 형성하고 있는 주파수가 다른 두 개의 사인함수와 하나의 델타함수를 “시간-스케일” 공간에 정확하게 분리해 낸다[6]. 또한, 웨이블릿 변환은 직교변환의 일종으로서 식(1)과 같이 정의 할 수 있으며, 시평면 신호 $x(t)$ 에 대하여 다중 윈도우(multi window) 기능을 제공함으로써 다중분해능 해석을 가능하게 한다.

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

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

2차원의 경우 웨이블릿은 아주 작은 비트 율로 정보를 표현함에도 불구하고 영상의 전체적인 정보뿐만 아니라 에지와 같은 미세한 정보도 스케일 계수로 모두 유지 시킬 수 있다. 따라서 계수들이 변환 전 영상의 위치정보를 포함하기 때문에 사용자가 원하는 영상정보를 변환 후에도 유지시킬 수 있다. 그리고, DWT를 영상신호에 적용하는 것은 영상을 공간상의 x축과 y축 방향으로 저대역 통과필터(LPF)와 고대역 통과 필터(HPF)를 사용하여 신호를 추출하는 것을 의미하는 것으로, DWT를 거친 신호는 총 네 개로 분리될 수 있다.

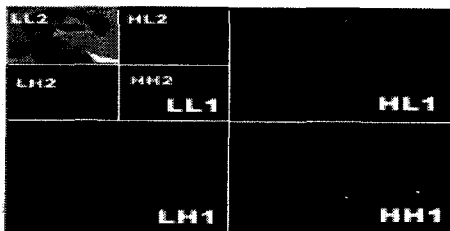


그림 1. 웨이블릿 변환후 4개의 밴드로 분리된 영상

이때, 분리된 영역은 그림 1과 같이 영상에 적용된 필터에 따라 구분된다. 위 그림에서 LL영역은

영상에 저대역 통과 필터를 적용한 것으로, 영상에서 고주파 성분이 배제된 계수들로 이루어져 있다. 또한, HH영역은 영상에 고대역 통과 필터를 사용한 것으로 LL과는 반대의 고주파 성분만 나타나게 된다. 따라서 LL영역의 주파수 대역은 $0 < \omega < \frac{\pi}{2}$ 이

고, HH영역의 주파수 대역은 반대로 $\frac{\pi}{2} < \omega < \pi$ 이

다. 또한, HL영역과 LH영역의 주파수 대역은 공간 상에서 x축과 y축 방향으로 서로 다른 필터를 사용했기 때문에 공간적인 방향에 따라 달라질 수 있다.

2.2 PCA를 이용한 얼굴인식

주성분 분석 기법은 고차원의 데이터를 저차원의 데이터로 선형 변환하는 것으로 데이터의 차원을 줄이는데 널리 쓰인다. 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.

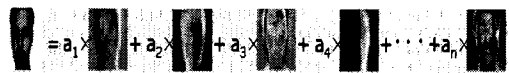


그림 2. PCA를 이용한 얼굴인식

그림 2는 PCA를 이용한 얼굴인식으로 특징벡터 a_1, a_2, \dots, a_n 고유얼굴영상(Eigenfaces)의 선형적인 결합에 의해 얼굴영상들을 표현할 수 있다.

2.3 선형판별분석(LDA)을 이용한 얼굴인식

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. PCA 방법은 영상 공간에서 저차원의 특징 공간으로의 선형 사영을 기초로 하므로 전체 데이터 베이스의 모든 얼굴 영상을 최대화하는 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 표정 변화가 있는 얼굴영상의 식별, 인식에서는 LDA가 우수한 인식성능을 나타내고 있다. LDA 방법은

Fisherfaces를 기반으로 한 효율적인 인식방법으로 현재, 얼굴인식에서 가장 많이 연구되어 지고 있다.

2.4 ICA-factorial을 이용한 얼굴인식

ICA는 2차 모멘트뿐만 아니라 고차 모멘트까지 학습하는 PCA의 일반화된 알고리즘으로 볼 수 있다. 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. 특징추출방법은 식 (3)과 같이 PCA에 의해 특징벡터 z 가 계산되어 진다고 가정하자.

$$z = a_1 s_1 + \dots + a_n s_n = As \quad (3)$$

여기서 A 는 a_{ij} 요소를 가진 정방행렬이고, s 는 s_1, \dots, s_n 요소를 가진 독립성분 벡터이다. 독립성분 벡터 s 와 혼합 행렬 A 는 모두 미지의 것이며, 오직 관측벡터 z 가 주어질 때 얻어진 데이터의 확률분포를 가장 잘 표현하는 A 와 s 를 찾는 것이다. 그림 3은 ICA알고리즘에 대한 블록 다이어그램이다.

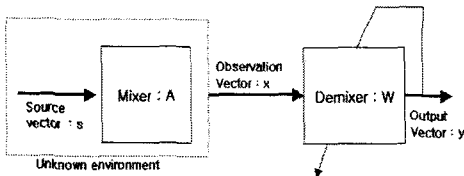


그림 3. ICA알고리즘에 대한 블록다이어그램

행렬 A 는 비선형 정보 최대화(Nonlinear Information Maximization)를 이용한 natural gradient 방법을 사용하여 $s = A^{-1}z$ 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_t 에 대한 특징벡터 s_{train} 는 식 (4)와 같이 나타낼 수 있다.

$$s_{train} = Wz_{train} \quad (4)$$

3. 실험 및 검증

3.1 이산웨이블릿을 이용한 해상도 분할

실험에 사용된 CBNU이미지는 10명으로 한사람에 대해 10장의 이미지를 취득, 100장의 이미지의 배열상태 중 짝수 번째 배열을 학습이미지로, 홀수 번째 이미지를 검증이미지로 사용하였다.

다해상도 분석을 위해 학습이미지에 대해 이산웨이블릿 방법을 3번 적용하므로써, 원 이미지(640x480)에 대해 80x60 사이즈의 4개의 해상도 영상을 얻을 수 있다. 여기서 4개의 해상도 영역은 다해상도 분할 방법의 마지막 단계로 이전 대역의 LL(저주파 혹은 스케일링 함수에 의해 사영된 영역) 영역의 정보만을 연속으로 분해하여 얻어진 영역들이다. 각각의 영역은 스케일링함수에 의해 원 영상의 모습을 그대로 표현하고 있는 한 개의 영역과, 웨이블릿 함수에 의해 사영되어진, 수직, 수평, 대각선의 방향성을 가진 세 개의 영역으로 구성되어 있으며, 본 연구에서는 각각의 영역에 대한 정보들을 해상도별로 저장한다.

3.2 해상도 영역에 따른 LDA와 ICA 적용

해상도별로 분할된 영상정보들은 기존의 얼굴인식기법으로 자주 쓰이는 LDA와 ICA를 이용하여 특징벡터를 얻을 수 있다. 이와 같은 방법은 표 1과 같이 PCA를 이용한 방법 보다 빛과 얼굴의 표정, 각도 변화에 강인할 뿐 아니라, 각 대역에 대한 인식률에 있어서도 뚜렷한 차이를 보이고 있다.

적용방법 \ 대역	LL	HL	LH	HH
PCA	82%	32%	44%	54%
LDA	92%	54%	56%	56%
ICA	76%	46%	68%	68%

[표 1] 각 대역별 적용방법에 따른 인식률

3.3 해상도별 비교우위결정 융합

표 1에서 LDA와 ICA가 PCA보다 비교적 높은 인식률을 보이고 있으며, 각각의 해상도에 있어 상호우위를 다르게 보이고 있음을 알 수 있다. 이와 같은 결과로, 영역 LL의 경우 ICA보다 나은 결과를 보이는 LDA의 결과 값을 사용하며, 영역 HL의 경우에도 LDA의 결과 값을 사용하게 된다. 그리고, 영역 LH와 HH에 대해서는 ICA의 결과 값을 사용한다. 이와 같은 비교우위 결정 방법을 적용하기 위해 검증영상과 학습영상의 특징값을 유클리디안 거리값을 적용, 가장 작은 값을 가지는 조합을 같은 얼굴로 결정하게 된다. 이때, 각각의 영역에 사용된 알고리즘의 결과 값들이 상호 편차가 큰 경우를 대비, 고른 비교 및 적용을 위해, 결과 값들을 정규화(Normalize)한다. 표 2는 최종결과계수들의 대수적인 합을 하기전 정규화(Normalize)를 하지 않은 경우의

인식률을 나타낸 것이다.

적용방법 \ 대역	LL	HL	LH	HH	인식률
ICA 적용방법	ICA	ICA	ICA	ICA	86%
LDA 적용방법	LDA	LDA	LDA	LDA	88%
비교우위 적용방법	LDA	LDA	ICA	ICA	90%

[표 2] 정규화하지 않은 경우의 인식률

표 2에서의 결과와 같이 정규화를 하지 않은 경우, 낮은 인식률과 신뢰성을 갖게 됨을 알 수 있다.

표 3은 정규화과정을 거친후, 최종적인 결과 값들의 융합은 대수적으로 합하는 방식을 사용하였을 때를 보이고 있는 것으로, 비교우위 결정방법이 개별적인 방법을 사용한 결과보다 더 나은 성능을 얻을 수 있다.

적용방법 \ 대역	LL	HL	LH	HH	인식률
ICA 적용방법	ICA	ICA	ICA	ICA	88%
LDA 적용방법	LDA	LDA	LDA	LDA	92%
비교우위 적용방법	LDA	LDA	ICA	ICA	96%

[표 3] 적용방법별 인식률

표 4에서는 실험의 신뢰성을 높이기 위해, CBNU 이미지의 학습과 검증이미지에 대해 배열상태를 바꾸어 적용해 보았을 때의 결과이다.

적용방법 \ 대역	LL	HL	LH	HH	인식률
ICA 적용방법	ICA	ICA	ICA	ICA	94%
LDA 적용방법	LDA	LDA	LDA	LDA	84%
비교우위 적용방법	LDA	ICA	ICA	ICA	96%

[표 4] 이미지배열을 변화시킨 후 인식률

위와 같이 이미지의 배열상태를 바꾼 경우에도 높은 인식률을 보임을 알 수 있었으며, 각각의 방식을 개별적으로 사용하여 융합한 것에 대하여는 인식률의 편차가 큰 반면, 제시한 알고리즘을 사용한 경우에는 이미지 배열에 관계없이 고른 인식률을 보이게 됨을 알 수 있다.

4. 결론

일반적으로 하나의 검증이미지에 대한 학습 이미지와의 매칭 값을 계산할 때, 기존의 방법은 단일의 방법을 사용하여, 한번의 매칭 값을 통해 가장 작은 유클리디안 거리 값을 선택하며, 그 이미지를 같은 얼굴이미지로 결정 하게 된다.

본 논문에서 제안한 방법은 얼굴이미지를 이산 웨이블렛의 다해상도분석기법을 사용하고, 각 해상도

별로 비교우위인 얼굴인식 알고리즘을 적용함으로써, 단일의 방법을 적용했을 때 발생할 수 있는 오류의 폭을 줄일 수 있도록 하였다. 그 결과, 높은 인식성능과 신뢰성을 갖음을 확인할 수 있었다. 그러나, 기존의 LDA와 ICA가 가지고 있는, Eigenface와 Fisherface에 따라 인식률이 변하는 한계를 극복하지 못하였으며, ICA와 LDA방법을 동시에 사용하게 되므로 비효율적인 단계가 발생하게 된다. 이에, 향후 과제로 각각의 결정단계에서 인공지능 기법을 사용하고, 공인된 얼굴이미지들을 사용하므로써, 좀 더 강인한 알고리즘을 구현하여야 하겠다.

참고문헌

[1] K. I. Kim, K. Jeung, H. J. Kim, "Face Recognition using kernel principal component analysis," IEEE Signal Processing Letters, Vol. 9, No. 2, pp. 40-42, 2002.
 [2] B. Li, Y. Lin, "When eigenfaces are combined with wavelets," accepted for the Knowledge-based System, 2002.
 [3] H. C. Kim, D. Kim, S. Y. Bang, "Face recognition using the mixture-of-eigenfaces method," Pattern Recognition Letters, Vol. 23, pp. 1549-1558, 2002.
 [4] 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.
 [5] Z. Jin, J. Y. Yang, Z. S. Hu, Z. Lou, "Face Recognition based on the uncorrelated discriminant transformation," Pattern Recognition, Vol. 34, pp. 1405-1416, 2001.
 [6] 이대중, 광근창, 유정웅, 전명근, "웨이블렛 필터뱅크를 이용한 자동차 소음에 강인한 고립단어 음성인식", 한국퍼지 및 지능시스템학회논문지, Vol. 12, No. 2, pp. 115-122, 2002.