

# 독립성분분석을 이용한 최적의 얼굴 검출

박운원<sup>0</sup>, 이필규  
인하대학교 전자계산공학과  
conexant@hanmail.net<sup>0</sup>, pkrhee@inha.ac.kr

## Optimal Face Detection using Independent Component

Yun-Won Park<sup>0</sup>, , Phill-Kyu Rhee  
Inha Univ. Dept of Computer Science and Engineering

### 요 약

정보화 시대가 도래하고 급격히 발전해 감에 있어 모든 형태의 정보가 가장 중요한 가치로 평가되고 있고 멀티미디어가 급속히 발달함으로 인해 산업 및 생활에서 정보 보안이 매우 중요한 관건이 되어 정보보안의 여러 형태 중의 한가지로서 얼굴인식은 최근 연구가 활발하게 이루어지고 있다. 얼굴인식은 신체의 일부를 직접 접촉하지 않으므로 사용자 하여금 불편함이나 기계적 반감을 불러일으키지 않는 장점으로 그 비중은 커질 것으로 예상되고 있다.

영상에 있어서 많은 중요한 정보가 영상픽셀들간의 고차원적인 연관 속에 담겨져 있을 것이다. ICA(Independent Component Analysis)는 이러한 고차원적인 정보를 2차원적인 정보로부터 추출하는 것이 아니라 각각의 고차원적인 정보를 직접 얻을 수 있는 장점을 이용하고 있다.

본 논문에서는 얼굴인식시스템의 첫번째 관문인 배경화면으로부터의 얼굴영상을 구별해내는 데 있어 ICA를 적용하여 기저영상벡터공간(Source or Basis Image Space)을 구하고 그 공간에 테스트할 영상을 투영시켜 얻어진 벡터의 cosine distance를 이용하여 얼굴영상을 추출하는 방법에 대해서 제안하였다.

### 1. 서 론

Machine Vision기술로써 얼굴인식 또는 얼굴 인증 기술은 사진 또는 카메라를 통해 입력되는 영상으로부터 얼굴 부분만을 인식하고 그로부터 검출된 정보를 이용하여 인식된 얼굴이 누구의 얼굴인지 이미 학습된 얼굴 데이터 베이스 영상속에서 가려내는 기술이다. 이러한 얼굴인식을 통한 정보확인 및 보안 방법은 지문인식, 홍채인식, 정맥인식, 음성인식등의 다른 기타의 생체인식 방법보다 간편하고 사용자의 반감을 유발하지 않는 장점으로 인해 앞으로 여러 분야에서 차별화되어 수요가 커질 것으로 예상된다.

이러한 얼굴인식의 실용적인 적용을 위해서는 영상의 질, 배경영상, 조명, 얼굴의 회전, 표정변화, 다양한 헤어스타일등의 변화요소를 극복해야 하며 그에 관하여 많은 연구가 행해지고 있다. 이러한 얼굴인식에 가장 많이 이용되는 방법으로는 신경 회로망을 이용하거나 Principle Component Analysis(PCA)를 이용한 방법등이 있다. 신경 회로망을 이용하는 방법은 Training 영상과 방법에 따라서 결과에 많은 차이가 발견되며 보통 얼굴인식에 응용할 경우 보통 수천, 수만개 이상의 학습 영상을 필요로 하며 사용환경 변화에 따라 다시 database를 구축하여 학습을 시켜야 하는 경우도 생길 수 있는 단점이 있으며, 얼굴 인식(Face Detection)과 얼굴 인증(Face Recognition)을 동시에 수행하는 시스템구축을 위해서는 얼굴인식에만

적용할 수 있고 얼굴인증은 또 다른 인증을 위한 시스템을 구축하여야 하는 단점이 있다.

PCA는 얼굴인증에 많이 사용되어온 기법으로서 영상 벡터로부터 Eigen Face를 추출하여 영상의 차원을 감소시켜 얼굴을 인식하는 기법이다[1]. 이러한 PCA(Principle Component Analysis)는 2차원적인 정보만을 사용하여 다른 고차원적인 정보는 정확한 계산이 아닌 이미 얻어진 2차원적 정보를 다시 재사용하여 추출하는 것이다. 하지만 ICA는 고차원적인 정보는 2차원적인 정보로부터 추출하는 것이 아니라 각각의 고차원적인 정보를 직접 얻을 수 있는 장점이 있다. 즉, ICA(Independent Component Analysis)는 최적 정보 전달이론을 바탕으로 하는 unsupervised learning algorithm에 의하여 구현되는 PCA의 일반화 또는 보편화라고 볼 수도 있다.[2]

독립성분분석의 영상에의 응용은 세상에 존재하는 모든 영상들은 정해진 충분히 많은 수의 서로 독립적이고 유일무이한 기저영상(Source image)들의 혼합에 의해 이루어진다는 생각에서 시작한다. 즉, 얼굴영상도 통계적으로 독립적인 기저이미지의 선형결합에 의해 만들어진다. 이러한 기저영상들을 Independent components라 하며 이러한 독립성분들은 “입력값과 출력값의 선형 또는 비선형 변환에서 전달되는 정보를 최대화” 하는 방향으로의 unsupervised learning rule에 의해 구해질 수 있다.

본 논문의 구성은 2절에서는 ICA의 이론, 3절에서는 최적얼굴영상 추출, 4절에서는 3절에서 설명된 조건을 바탕으로 진행된 실험결과 그리고 마지막 5절에서는 결론에 대해 기술하고 있다.

2. 독립성분분석

서론에 기술되었듯이 세상에 존재하는 모든 영상들은 정해진 충분히 많은 수의 서로 독립적이고 유일무이한 기저영상(Source or Basis image)들의 혼합에 의해 이루어진다는 가정에서 시작한다(그림 1).

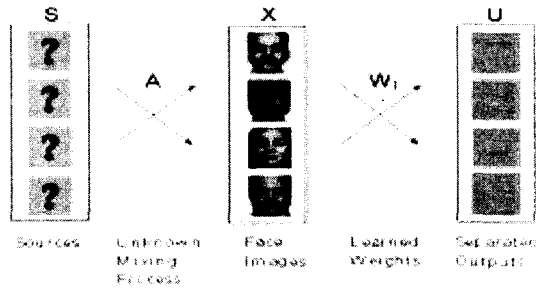


그림 1. 영상 혼합 모델[3]

2.1 독립성분분석의 알고리즘

ICA는 Sigmoidal neurons을 통하여 최적의 정보를 전달하고자 하는 원리를 이용하여 유도된 Unsupervised learning rule이다. 여러 ICA알고리즘 중 본 논문에서 사용한 ICA 알고리즘은 'Information maximization method between input and output' 이론에 의한 Independent component를 구하는 방법으로 입력값 X와 출력값 Y의 정보전달을 최대화하도록 Mutual information I(X,Y)를 최대화하는 것이 주목적이다.[2]

I(X,Y)는 Entropy H의 개념을 통하여 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$I(Y,X) = H(Y) - H(Y|X) \quad (X: \text{input}, Y: \text{output})$$

이식을 가중치 w에 관하여 편미분하면, H(Y|X)는 w의 변화에 무관하므로 식(1)과 같이 표현된다.

$$\frac{\partial}{\partial w} I(Y,X) = \frac{\partial}{\partial w} H(Y) \quad (1)$$

즉, 식(1)에서 보이는 바와 같이 I(Y,X)의 최대값은 궁극적으로 H(Y)의 최대값을 구하는 것과 같다고 할 수 있다.

이러한 관계를 그림2(a)와 같이 임의의 한 개의 입력값 x와 출력값 y에 관하여 sigmoid function과 같은 logistic transfer function을 이용하여 표현하였을 경우, I(Y,X)와 H(Y)는 입력값 x의 확률밀도함수 (fx(x))의 최대값을 sigmoidal function g(x)의 최대 기울기값과 정렬시켰을 때 최대값을 가지게 된다.

$$u = w \cdot x + u_0 \quad g = g(u) = \frac{1}{1 + e^{-u}} \quad (2)$$

이러한 logistic transfer function을 Weight matrix W를 이용하여 다시 표현하면,

$$y' = \frac{\partial}{\partial y_i} \frac{\partial H}{\partial u_i} = \frac{\partial}{\partial u_i} \ln \frac{\partial H}{\partial u_i} = (1 - 2y_i). \quad (3)$$

이므로 Weight에 관하여 다시 정리하면,

$$\Delta W = (I - y' u^T) W \quad (4)$$

의 update rule을 얻을 수 있다.

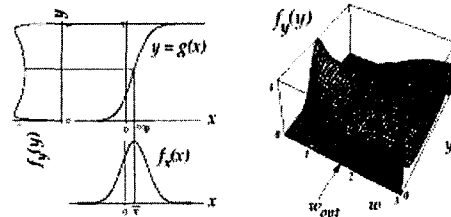


그림 2. 최적 정보전달흐름도 모델 [2]

2.2 전처리

ICA의 WX=U에서 입력값이 X이고 우리가 궁극적으로 구하고자 하는 것은 Source Image가 U라 할 때 작업을 하기에 앞서 결과의 정확성과 효율성을 위해서는 반드시 Centering과 Whitening의 전처리과정을 거쳐야만 한다.

2.2.1 Centering

입력값의 평균을 ZERO로 이동시켜 zero-mean variable로 만드는 작업이다. 이것은 기저 영상도 역시 ZERO 평균임을 의미하며 ICA계산 과정을 매우 간편하게 한다.

2.2.2 Whitening

Whitening이란 입력데이터 X를 선형 변환하는 과정으로서 whitening 된 X는 uncorrelated이며 동일단위의 분산을 가진다. 이것은 수많은 얼굴 이미지를 input vector로 사용하는 실제의 경우 매우 효율적이다. 이러한 Whitening은 다음 과정을 전처리로서 추가함으로써 이루어진다.

$$Wz = 2 * \langle X \cdot X^T \rangle^{-1/2} \quad (5)$$

즉, WX=U는

$$\Rightarrow W \cdot Wz = X = U \quad (\text{after whitening}) \quad (6)$$

$$\Rightarrow W_1 \cdot X = U \quad (W_1 = W \cdot Wz) \quad (7)$$

과 같이 전처리가 첨가되어 구현된다.

3. 최적 얼굴 영상 검출

실제로 ICA Algorithm을 얼굴인식에 응용하는 구체적인 방법은 얼굴입력영상들을 학습시킨 후 독립성분들과 Unmixing matrix W를 구하고, 그 Independent Component Space에 테스트할 영상과 평균얼굴영상을 각각 투영하여 얻어진 벡터간의 Cosine Distance를 구하여 face 영상인지 nonface 영상인지를 판별해 내는 것이다.

3.1 학습 조건

얼굴 학습 영상은 20\*20 Pixel size를 사용하였으며 380개의 정면 얼굴을 사용 하였다. 즉 Input Matrix(X)는 380x400으로 구성되었다. Weight matrix(W)를 구하는 과정에서 Learning rate는 0.1~0.0001사이에서 heuristic하게 적용하여 0.0001을 사용하였으며 테스트의 기준이 될 평균얼굴영상은 양쪽 눈의 중심좌표기준으로 정렬한 380개의 얼굴영상으로부터 추출되었다. 학습완료 후 출력값인 Independent Component Matrix(U 380x400)를 추출한 후 각각의 독립성분에 하여 평균얼굴과 반응시켜 그 반응값이 큰 순서대로 다시 재정렬하였다.

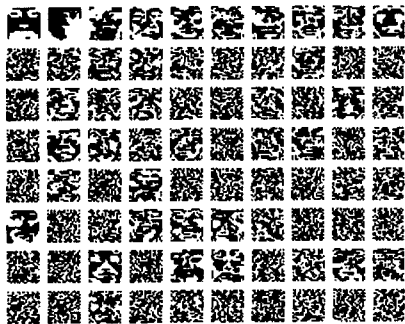


그림 3. 얼굴의 독립 성분 영상(Source image)

3.2 테스트 조건

테스트는 2가지 즉, 876개의 face 영상과 9000개의 nonface 영상을 정확하게 구별하는가에 대하여 테스트를 진행하였으며 Cosine distance 의 임계값은 ICA테스트시 0.63으로 설정하였고 PCA테스트시는 각각 조건별 최적의 임계값을 구하여 적용하였다.

4. 실험 결과

TEST1 (876 개 face image)	조건	성공영상	인식률
PCA	30 개 Eigen face 사용	799 개	91.2%
	100 개 Eigen face 사용	819 개	93.5%
ICA	80 개 독립성분사용	864 개	98.6%

TEST2 (9000 개 nonface image)	조건	성공영상	인식률
PCA	30 개 Eigen face 사용	7929 개	88.1%
	100 개 Eigen face 사용	8433 개	93.7%
ICA	80 개 독립성분사용	8739 개	97.1%

ICA Total 인식률(오인식률): 97.2%(2.8%)

표 1. PCA와 ICA인식률 비교

표1의 Test1은 학습시 사용되지 않았던 얼굴 영상을 가지고 그 인식률과 오인식률을 파악한 것이며 Test2는 다수의 Nonface영상을 사용하여 얼굴이 아닌 영상을 걸러내는 인식률과 얼굴이라고 오인식 하는 정도를 파악하기 위한 실험이다.

학습에서 얻어진 Matrix U(380x400)는 가장 평균얼굴과의 반응값이 큰 80개의 독립성분이미지만을 택하여 80x400로 수정하여 적용을 하였고, 그 결과는 380개의 독립성분이미지를 모두 사용하였을 경우와 차이가 없었다. 표1은 PCA 적용 시 가장 높은 그 인식률을 얻었을 경우와 ICA와 비교한 것이며 본 실험에서 PCA는 100개의 eigen face를 사용할 때 까지 점점 좋은 결과를 보였으나 80개의 독립성분의 ICA를 적용하였을 경우 보다 그 인식률이 낮음을 알 수 있다.

5. 결론

본 논문에서는 얼굴영역에 대한 정확한 추출을 위한 방법으로 독립성분분석에 의한 방법을 제안 하였다. ICA를 이용함으로써 380개의 얼굴 영상만을 가지고 unsupervised learning rule에 의하여 Source Image를 추출한 후 정렬하여 80개의 독립성분을 이용하여 테스트하였으며 이는 표1의 결과와 같이 PCA보다 좋은 결과를 나타내었고, 신경망을 이용한 방법보다 상당히 작은 수의 학습영상을 가지고 결과를 도출할 수 있는 장점이 있다.

참고 문헌

[1] B. Mener and F. Muller, "Face Detection in Color Images Using Principal Components Analysis", Image Processing and its Applications, IEEE 1999.  
 [2] A.J. Bell and T.J. Sejnowski. "An information-maximization approach to blind separation and blind deconvolution.", Neural Computation, 7, pp.1129-1159, 1995.  
 [3] M. S. Bartlett, H. M. Lades, and T. J. Sejnowski. "Independent component representations for face recognition", In Proceedings of the SPIE, Conference on Human Vision and Electronic Imaging III, volume 3299, pp. 528- 539, 1998.  
 [4] A. Hyvärinen and E. Oja. "Independent Component Analysis : Algorithms and Application", Neural Networks 13, pp.411-430, 2000.  
 [5] Henry A. Rowley and Takeo Kanade, "Neural Network-Based Face Detection", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998.  
 [6] A. Hyvärinen. "Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis.", IEEE Trans. on Neural Networks, 10(3), pp.626-634, 1999.