

고유 얼굴 분포에 기반한 퍼지 이론을 이용한 얼굴 인식

김재협^o 문영식
한양대학교 컴퓨터 공학과
{jaehyup^o, ysmoon}@cse.hanyang.ac.kr

Face Recognition using Fuzzy Theorem and Eigenfaces

Jae Hyup Kim^o Young Shik Moon
Dept. of Computer Science and Engineering, Hanyang University

요 약

본 논문에서는, 고유 얼굴 분포를 기반으로 하여 퍼지 이론을 이용한 얼굴 인식 기법을 제안한다. 고유 얼굴의 가중치값들에 대해 각각의 분포를 이용한 소속도 함수가 계산되며, 소속도 함수를 통해 계산된 소속도인 신경망을 통해 학습 된다.

1. 서 론

일반적으로 얼굴을 인식하는 알고리즘은 얼굴영상 검출 연구와 함께 매우 중요한 문제로써 연구되어왔다. 1990년대 이전에는 눈, 코, 입의 특징들에만 기초한 연구가 주로 진행되어왔으나, 컴퓨터의 계산기술 부족으로 인해 소수의 테스트만이 적용되었다. 그러나 1990년대 초부터 얼굴 영상 검출과 인식에 대한 연구가 되살아났고, 근 10여년 동안 연구가 활발하게 진행되어 왔다. 그 동안 제안된 얼굴 인식 기법에는, 얼굴의 특징점을 이용하는 기법 [1], 얼굴 영상의 템플릿을 이용한 기법 [1], Principal Component Analysis(PCA)를 이용한 기법 [2], Linear Discriminant Analysis(LDA)를 이용한 기법 [3] 등이 대표적이다. 특히 PCA를 이용한 방법은 얼굴 영상을 이용하여 생성된 저차원의 벡터, 고유얼굴(Eigenface)을 이용하여 가중치를 계산하고, 이 가중치를 기준으로 인식을 수행하는 기법이다. 그러나, 가중치의 개수와 대상 얼굴영상의 구성, 가중치 값에 따른 패턴 분류방식에 따라 많은 연구가 진행되고 있다. 본 논문에서는 퍼지 신경망을 이용하여 가중치 값을 이용한 얼굴 인식 기법을 제안한다. 알고리즘은 크게 전처리 과정, 고유얼굴을 이용한 가중치 계산과정, 퍼지 소속도 추출 과정, 신경망 학습과정, 인식 수행과정으로 구성되어 있다. 먼저, 전체 인식 대상 얼굴영상 각각에 대하여 전처리를 통하여 135개의 영상으로 확장한 후 이를 대상으로 고유얼굴을 추출하여 50개의 가중치를 계산한다. 이 계산된 가중치 벡터는 일반화를 거쳐 각 가중치마다 퍼지 소속도를 구한다. 이 소속도를 신경망에 입력하여 학습과정을 거치며, 인식과정에서 신경망의 출력은 주어진 가중치 벡터를 가지는 얼굴 영상이 어느 얼굴 영상에 얼마나 가까운지를 나타내게 된다.

2. 전처리 과정

전처리 과정은 인식될 얼굴 영상들의 클래스를 구분 짓는다. 한 개의 얼굴 영상의 가중치를 사용하여 수많은 영상적 변화를 가지는 얼굴 영상을 모두 포함하리란 매우 어려운 일이다. 따라서, 일반적인 영상적 변화를 포괄할 수 있는 얼굴 영상 클러

스를 구성하여 영상적 변화에 보다 견고한 경계를 설정할 필요가 있다. 본 논문에서는 하나의 목적 영상을 100x100 크기로 일반화 후 회전, 밝기, 크기에 따라 135개의 변화 영상을 만들어 목적 클래스를 구성하게 된다. 결과로는 55개의 얼굴 영상 각각이 135개의 영상을 집합으로 하는 목적 클래스를 구성하게 된다. 이 목적 클래스 단위로 고유 얼굴을 추출하게 된다.

3. 고유 얼굴

고유 얼굴은 얼굴 영상을 표현하는 기본 벡터들을 추출하고, 가중치를 계산하여 인식에 이용하는 방법이다 [2]. 먼저 목적 영상들의 평균영상을 구한다.

$$\Psi_j = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Gamma_n \quad (1)$$

식 (1)은 평균영상을 구하는 식이다. Ψ 는 평균영상, Γ_n 는 클래스 내의 얼굴 영상, n 는 얼굴 영상들의 55개의 클래스를 의미하며, M 은 각 얼굴 영상의 클래스 안에 있는 135개의 영상을 의미한다. 구해진 평균영상을 이용하여 다음과 같이 공분산 행렬 C 를 구성한다.

$$\Phi_i = \Gamma_i - \Psi \quad (2)$$

$$C = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Phi_n \Phi_n^T = AA^T \quad (3)$$

식 (2)는 얼굴 영상들과 평균 영상과의 차이 영상을 구하는 식이며 이를 이용하여 식 (3)과 같이 공분산 행렬을 구성한다. 생성된 공분산 행렬을 대상으로 고유치와 그에 대응하는 고유 벡터를 계산한다. 고유벡터중 고유치가 큰 순서대로의 벡터를 이용하여 식 (4)와 같이 얼굴 영상들과의 곱을 통하여 가중치를 계산한다.

$$\omega_k = u_k^T (\Gamma - \Psi) \quad (4)$$

u_k 는 고유벡터를 의미하며, ω_k 는 가중치를 의미한다. 이때 계산된 가중치를 이용하여 인식을 수행한다. 본 논문에서는 가중치의 개수의 변화에 따른 인식률의 변화를 실험하였다.

4. 퍼지 소속도 함수의 설계

생성된 가중치 그래프로부터 퍼지 소속도 함수를 만든다. 본 논문에서는 고유치 크기와 그에 따른 벡터에 의한 가중치의 위치에 기반한 가우시안 함수의 퍼지 소속도 함수를 구한다. 이 방법은 히스토그램기반의 소속도 함수를 구하는 과정[4]과 동일하다. 각 위치에 대한 가중치 값을 기반으로 해서 구한 퍼지 소속도 함수는 어떤 한 가중치 벡터에서 해당 위치의 가중치 값이 얼마나 목적클래스의 가중치 값에 가까운지를 소속도로 나타내게 된다.

가중치 벡터로부터 주어지는 일반화된 가중치 값은 확률 분포 함수로 간주할 수 있다[4]. 주어지는 가중치들의 값의 범위가 [0, 1]에 오도록 일반화 한 후에 각각의 가중치 값들을 Q레벨의 가우시안 퍼지집합들로 나타낸다. 여기서 *l*번째 가중치 벡터를 $x'_k = (x'_{k1}, \dots, x'_{kn})$ 로 나타낼때, *s*번째 가중치의 영역에서 정의되는 클래스에 대한 소속도 함수 u'_k 는 식 (5)와 같다.

$$u'_k(i) = \frac{1}{N'} \sum_{j=1}^{N'} f'_k(x'_{kj}) \quad (5)$$

$f'_k()$ 는 클래스 *j*에 대해서 x_k 의 영역에 정의된 *s*번째 소속도 함수이고, N' 는 *j*클래스의 샘플의 개수이다. 식 (5)는 Q개의 퍼지 레벨에서의 가중치의 소속도를 준다[4]. 퍼지 소속도 함수 $u'_k(x_k)$ 가 여러개의 최고점을 가지는 형태라면, 퍼지 소속도 함수는 여러개의 가우시안 함수의 합으로 모델링 될 수 있다. 그리고, 가우시안 함수를 소속도 함수로 더욱 유용성 있게 모델링하기 위해서 비대칭 가우시안 함수로 나타낼 수 있다. 소속도 함수 $u'_k(x_k)$ 가 다중 최고점을 가지고 있다면 소속도 함수는 식 (6)와 같이 비대칭 가우시안 함수의 합으로 모델링할 수 있다[4].

$$u'_k(x_k) \approx F'_k(x_k) = \sum_{i=1}^{L_k} a'_i F'_k(x_k)$$

$$F'_k(x_k) = \begin{cases} G(x_k, c'_{ki}, \sigma'_{ki}) & x_k < c'_{ki} \\ G(x_k, c'_{ki}, \sigma'_{ki}) & x_k \geq c'_{ki} \end{cases} \quad (6)$$

여기서 $F'_k(x_k)$ 함수는 클래스 *j*의 가중치 값의 파라미터 $p'_k = (a'_k, c'_{ki}, \sigma'_{ki}, \sigma'_{ki})$ 에 해당하는 비대칭 가우시안 함수가 된다. $a'_k, c'_{ki}, \sigma'_{ki}, \sigma'_{ki}$ 는 각각 가우시안 함수의 높이, 평균값, 좌우 표준편차를 의미한다.

정확한 파라미터를 생성하기 위하여 가중치 그래프의 소속도 함수를 앞에서 생성한 가중치 그래프로부터 학습시킨다. 학습이 끝난후에는 가중치 그래프의 소속도 함수의 가우시안 파라미터를 얻게 된다. 가중치 그래프의 소속도 함수를 비대칭 가우시안 함수의 합으로 그래프로부터 학습시킬 때, 식 (7)과 같은 목적함수를 최소화시킬 수 있다[4-5].

$$J'_k(p'_k) = \frac{1}{2} \left(\sum_{i=1}^{L_k} h'_k(x_k, p'_k) - u'_k(x_k) \right)^2 \quad (7)$$

$h'_k(x_k, p'_k)$ 는 클래스 *j*의 가중치 x_k 에 대한 소속도 함수 $u'_k(x_k)$ 를 모델링하기 위해서 선택한 파라미터 함수이다. 그리고 파라미터 벡터를 학습, 갱신시켜 최종적인 값을 구하기 위해서 식 (8)의 gradient-descent 방법을 사용한다.

$$p'_{ki}(new) = p'_{ki}(old) - \rho \frac{\partial J'_k}{\partial p'_{ki}} \quad (8)$$

실험에서는 퍼지 소속도 함수로 사용되는 가우시안 함수의 높이는 1.0, 평균값은 일반화된 가중치 값의 최고값, 표준편차는 0.1을 초기값으로 하였다. 학습상수 ρ 는 0.01로 초기치를 정하였다.

위의 방법으로 생성한 가중치 그래프의 비대칭 가우시안 퍼지 소속도 함수에서 고려할 것은 그래프 안에서 위치에 따른 가중치로 구한 퍼지 소속도 함수이다. 즉, 위치에 대한 가중치의 퍼지 소속도 함수이다. 그러므로, 주어지는 가중치에서 한 위치의 가중치가 가중치 그래프에 얼마나 가까운지 소속도로 나타내기 위해서 식 (9)과 같이 가중치 그래프의 퍼지 소속도를 모델링한다[4-5].

$$Face(i) = 1.0 - |Weight(i) - Membership(i)| \quad (9)$$

i: 그래프의 위치

Weight(*i*): 위치 *i*에서의 일반화된 가중치 값

Membership(*i*): 위치 *i*의 퍼지 소속도

5. 신경망

인식하고자 하는 테스트 영상을 위의 결과로 생성된 55개의 목적 클래스 각각에 대한 퍼지 소속도 함수를 이용하여, 각각의 위치에 대한 소속도를 계산할 수 있다. 이를 각 얼굴 클래스에 할당된 신경망의 입력으로 주면, 최종적으로 현재 목적 클래스에 얼마나 가까운지를 계산할 수 있다. 신경망의 구조는 3-layer network이고, 각 레이어의 뉴런의 개수는 각각 가중치의 개수, 12개, 1개이다. 신경망의 학습 방법으로는 오류 역전파 학습 방법[6]을 채택하였다. 최종 레이어의 결과는 테스트 얼굴 영상이 해당 얼굴 클래스에 가까운 정도를 나타내며, 최종적으로 55개의 목적 클래스 각각에 대한 가까운 정도가 결과로써 나오게 되며, 이 값을 기준하여 가장 가까운 얼굴 클래스, 즉 얼굴 영상으로 인식을 수행하게 된다. 그림 2는 신경망의 구조를 보여주고 있다. 일반적으로 고유얼굴 기법에서 가중치의 개수는 80~100개 정도에서 가장 좋은 인식 결과를 얻는다고 실험적으로 제시되어 있다[7-8].

6. 실험 결과

본 논문에서는 고유얼굴과 퍼지 신경망을 이용한 얼굴인식 알고리즘을 제안하였으며, 앞서 본문에서 언급한 바와 같이 얼굴 영상들을 전처리된 거친 후 고유얼굴을 추출하고, 가중치를 계산하여 퍼지 소속도를 계산하였으며, 계산된 결과를 신경망을 이용하여 학습시킴으로써 우수한 인식 성능을 얻고자 하였으며, 본 논문에서는 가중치의 개수, 데이터베이스의 종류, 퍼지 소속도 함수를 구성하는 퍼지 레벨의 개수에 따른 실험을 통하여 알고리즘의 인식 성능을 최적화 및 평가하였으며, AR 얼굴 데이터베이스[9]와 Yale 얼굴 데이터베이스[8]를 통해 얻어진 4926개의 얼굴 이미지에 대하여 다른 알고리즘들과 성능을 비교하였다.

6.1 가중치 개수에 따른 성능 평가

제안하는 알고리즘의 성능을 평가하기 위하여 가중치의 개수와 퍼지 레벨의 개수를 달리 하여 실험해 보았으며, 그림 1과 그

림 2에서 인식 성능을 보여주고 있다. 각각의 가중치 개수 또는 레벨의 개수에 따른 인식률은 여러 가지 다른 조건들에 따른 인식률 중에서 가장 높은 수치를 해당 가중치 개수에 따른 인식률로 결정 하였다.

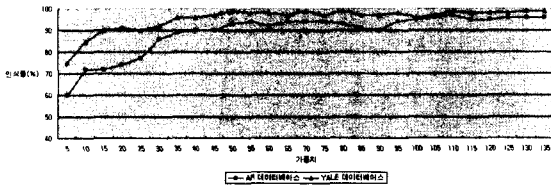


그림 1. 가중치 개수에 따른 인식 성능

Figure 1. Recognition rate as a function of the number of eigenfaces

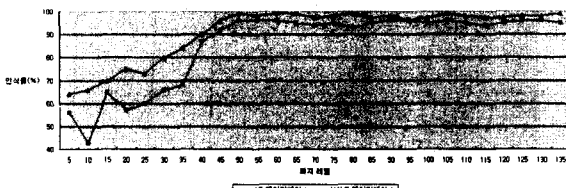


그림 2. 퍼지 레벨 개수에 따른 인식 성능

Figure 2. Recognition rate as a function of the number of fuzzy level

제한하는 알고리즘 이외에도 고유 얼굴을 이용한 여러 가지 알고리즘들이 제안되어 왔다. 이 알고리즘들중 대표적인 5가지의 알고리즘을 AR, YALE 데이터 베이스를 이용하여 실험하여 제안하는 알고리즘의 성능을 평가 하였다. 그림 3, 그림 4는 고유 얼굴을 이용한 여러 가지 다른 알고리즘들과의 비교 실험 결과를 보여주고 있다.

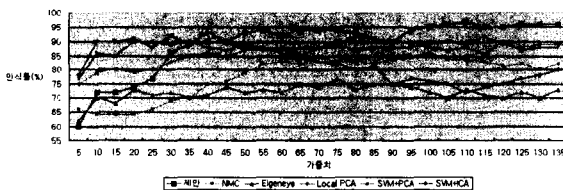


그림 3. 가중치 개수에 따른 인식 성능

Figure 3. Recognition rate as a function of the number of eigenfaces in the AR database

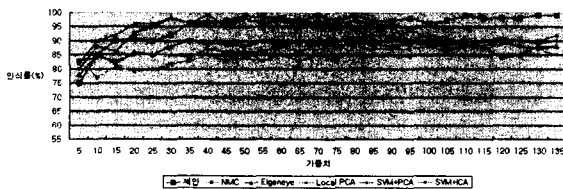


그림 4. 가중치 개수에 따른 인식 성능

Figure 4. Recognition rate as a function of the number of eigenfaces in the YALE database

NMC는 가장 기초적인 패턴인식 기법인 NMC(Nearest Mean Classifier)를 이용하여 고유얼굴의 가중치를 분류함으로써 인식을 수행하는 기법[3]이며, Eigeneye[8]를 이용한 기법은 얼굴 영상의 눈 부분을 추출하여 고유벡터를 취하는 방식으로, 얼굴 영상의 다른 부분에 비해 눈 부분이 더욱 인식에 큰 역할을 한다는 아이디어를 기본으로 한다. Local PCA[16] 방식은 얼굴 영상의 컬러값을 이용하여 얼굴 부분만을 추출한 후 Eigenface를 이용하는 방식이다. SVM을 이용한 방식은 패턴 분류의 한 방식인 SVM을 이용하여 PCA(Principal Component Analysis), ICA(Independent Component Analysis)를 이용한 얼굴 인식 방식[17]이다. 실험결과 약 50개 이상의 개수일 때 부터 평균적으로 95% 이상의 인식 성능을 보이는 것을 확인할 수 있었다. 본 논문에서와 같이 135개의 가중치를 이용하여 인식 성능을 평가했을 경우 데이터 베이스, 가중치의 개수에 따른 변화가 매우 다양함을 알 수 있었으나 가장 우수한 인식률인 5개의 값의 평균을 통해 약 96%의 인식률이 나왔으며, 고유얼굴을 이용한 다른 기법들에 비해 우수한 인식률을 보이는 것을 볼 수 있다.

7. 결론 및 향후 과제

본 논문에서는 얼굴 인식을 위해 고유 얼굴의 가중치의 퍼지 소속도를 구해서 신경망으로 학습하는 고유얼굴과 퍼지 신경망을 이용한 얼굴 인식 기법을 제안하였다. 초기 얼굴 데이터베이스 구성에서 향상된 얼굴 영상의 정의와 함께 신경망의 구조와 학습 방식들에 대한 연구가 병행된다면 보다 나은 인식 결과를 얻을 수 있을 것이다. 또한 보다 많은 경우의 얼굴 영상에 대한 실험을 통하여 알고리즘의 보정과 최적화가 필요하다.

참고 문헌

- [1] R. Brunelli and T. Poggio, "Face Recognition: Feature versus Templates," IEEE Trans. PAMI, vol. 15, no. 10, 1993.
- [2] M. Turk and A. Pentland, "Eigenfaces for Recognition," J. Cognitive neuroscience, vol. 3, no. 1, 1991.
- [3] L. Sirovitch and M. Kirby, "Low-Dimensional Procedure for the Characterization of Human Faces," J. Optical Soc. of Am. A, vol. 2, pp. 519-524, 1987.
- [4] F. C.-H. Rhee, "Fuzzy Rule Generation and Inference Methods for Pattern Recognition and Computer Vision," Ph.D. thesis, University of Missouri, May 1993.
- [5] 이창수, 이정훈, "영상영역 기반 퍼지 신경망을 이용한 얼굴 검출," 퍼지및지능시스템학회 논문지, vol. 1, no. 1, pp. 39-44, 2001.
- [6] 임영도, 이상부, "퍼지, 신경망, 유전진화," 인솔미디어, 2002.
- [7] A. M. Martinez and A. C. Kak, "PCA versus LDA," IEEE Trans. PAMI, vol. 23, no. 2, 2001.
- [8] P. N. Belhumeur and J. P. Hespanha and D. J. Kriegman, "Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition Using Class Specific Linear Projection," IEEE Trans. PAMI, vol. 19, no. 7, 1997.
- [9] <http://rv11.ecn.purdue.edu/v1/ARdatabase>