

퍼지 기반 Fisherfaces를 이용한 얼굴인식

곽근창*, 한수정, 고현주, 전명근

*충북대학교, 전기전자공학부

Face Recognition Using Fuzzy-based Fisherfaces

Keun-Chang Kwak*, Su-Jeung Han, Hyeun-Ju Go, Myung-Geun Chun

*School of Electrical and Electronics Engineering, Chungbuk University

요 약

본 논문에서는 얼굴인식을 위해 기존의 Fisherfaces와 퍼지개념을 도입한 퍼지 기반 Fisherfaces 방법을 제안한다. 기존의 얼굴인식 방법들은 학습영상에 해당되는 각 특징벡터에 대해 특정한 클래스를 할당하지만, 이와는 달리 제안된 방법은 각 특징벡터에 대해 퍼지 값으로 된 클래스 소속도를 부여하여 조명의 방향, 얼굴표정과 같은 큰 변화에 민감하지 않으면서도 닳은 얼굴 영상으로 인해 생기는 오분류(misclassification)의 문제점을 해결하고자 한다. 따라서, 본 논문에서는 ORL(Olivetti Research Laboratory) 얼굴 데이터 베이스에 대해 적용하여 이전의 연구인 Eigenfaces와 Fisherfaces보다 더 좋은 인식성능을 보이고자 한다.

I. 서론

얼굴인식은 정보 보안에서부터 가상 현실 시스템에 이르는 다양한 응용분야에 적용되고 있다. 또한, 얼굴인식 시스템은 조명조건, 포즈, 얼굴표정으로 인한 많은 변화를 다룰 수 있어야 하며, 사람마다 다른 얼굴들의 데이터 베이스를 가지고 입력되는 얼굴영상을 비교하여 누구인지를 식별해 내어야 한다. 지금까지 널리 알려진 얼굴 인식 방법으로 Eigenfaces[1]는 PCA(Principal Component Analysis) 기법을 이용하여 얼굴영상의 특징을 추출하고 유클리디안 거리로 인식을 수행한다. 이 방법은 조명이나 환경변화에 민감하게 반응하지만, 현재까지 많은 알고리즘들의 비교 대상으로 널리 사용되고 있는 대표적인 얼굴인식 방법이다. 최근에는 Kernel PCA[2], 웨이블릿[3]이나 가우시안 혼합모델(Gaussian Mixture Model)[4]과의 융합을 통해 더 좋은 인식성능을 보여주고 있다. Fisherfaces[5]는 FLD(Fisher's Linear Discriminant) 기법을 이용하여 조명, 환경변화에 둔감한 특징을 가지며 연구되고 있다. 최근에는 무상관된 판별 분석[6], gabor 웨이블릿[7]과의 융합 등 여러 방법들이 있다. 한편, ICAfaces[8]는 2차의 통계적 특징뿐만 아니라 고차의 통계적 구조도 고려한 ICA(Independent Component Analysis)를 이용하여 효과적인 정보 표현을 하면서 좋은 인식성능을 보여주고 있다. 그러나, 위와 같은 연구들은 학습영상의 각 특징벡터에 대해 클래스의 레벨을 지정하여 사용하지만, 본 논문에서 제안된 방법은 학습영상의 닳은

정도를 각 특징벡터에 대해 0과 1사이의 퍼지 소속도 값을 부여한다. 퍼지 집합은 1965년 Zadeh[9]에 의해 소개되었으며, 많은 연구자들이 기존의 연구 방법들을 일반화하기 위해 퍼지 이론을 이용해 왔었다. 이렇게 함으로서 애매한 경계부위에 있는 클래스, 즉 얼굴영상을 퍼지 소속도를 통해 효과적으로 분류할 수 있다. 이 방법은 FKNM(Fuzzy k-Nearest Neighborhood)[10] 알고리즘에서 퍼지 소속도를 부여하는 방법을 사용한다. 본 논문에서는 제안된 방법의 유용함을 보이고자 ORL 얼굴 데이터 베이스에 대해 적용하여 이전의 연구된 결과와 비교하여 좋은 성능을 보이고자 한다.

II. Fisherface에 의한 얼굴인식

Fisherfaces 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 방법으로 조명이나 표정변화가 있는 얼굴영상에 대해 Eigenfaces 방법 보다 우수한 인식성능을 나타내고 있다[5]. Fisherfaces 방법에 대한 알고리즘을 살펴보면 다음과 같다. 먼저 between-scatter 행렬 S_B 는 식(1)과 같이 표현된다.

$$S_B = \sum_{k=1}^c N_k (\mu_k - \mu)(\mu_k - \mu)^T \quad (1)$$

여기서 N_k 는 클래스 k 내의 데이터 수이고, μ_k 는 클래스 k 내에서 평균 영상이며 c 는 클래스의

수이다. within-scatter 행렬 S_W 는 x_i 가 학습영상이라 할 때 식(2)와 같이 표현된다.

$$S_W = \sum_{k=1}^c \sum_{x_i \in C_k} (x_i - \mu_k)(x_i - \mu_k)^T \quad (2)$$

만약에 S_W 가 정칙(nonsingular)이라면, 최적의 투영 W_{opt} 는 식(3)와 같이 투영된 샘플의 within-class scatter 행렬의 행렬식에 대한 between-class scatter 행렬의 행렬식의 비율을 최대로 하는 정규직교 열을 가진 행렬로서 선택되어진다.

$$W_{opt} = \arg \max_w \frac{|W^T S_B W|}{|W^T S_W W|} \quad (3)$$

여기서 $\{w_i | i=1, 2, \dots, m\}$ 는 m 개의 가장 큰 일반화된 고유치에 대응되는 S_B 와 S_W 의 일반화된 고유벡터의 집합이다. 이것은 식(4)에 의해 나타내어진다.

$$S_B w_i = \lambda S_W w_i \quad (4)$$

여기서 행렬 W_{opt} 의 열 벡터가 Fisherfaces가 된다. 그러나 S_W 는 Rank가 $P-c$ 개 존재(P : 영상의 수, c : 클래스의 수)하고, 일반적으로 학습영상의 수는 각 영상에서 픽셀의 수 n 보다는 작기 때문에 투영된 샘플의 within-scatter 행렬은 항상 비정칙(singular)이다. 따라서, 최적의 투영 W_{opt} 를 계산하기 전에 within-scatter 행렬 S_W 가 정칙이 되도록 PCA를 이용하여 영상집합을 저차원 공간으로 투영함으로써 위 문제를 해결할 수 있다. 그림 1은 위에서 설명한 Fisherfaces 방법을 그림으로 나타내고 있다. 또한 그림 2는 Fisherfaces와 특징벡터의 선형결합에 의해 표현된 얼굴영상을 보여주고 있다.

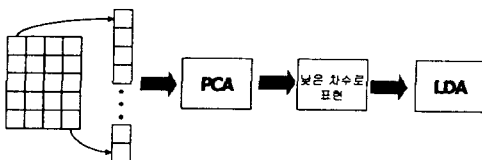


그림 1. Fisherfaces 방법의 개념도

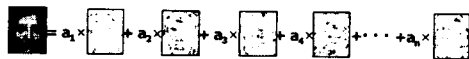


그림 2. Fisherfaces와 특징벡터에 의한 얼굴표현

III. 퍼지 Fisherface에 의한 얼굴 인식

제안된 퍼지 Fisherfaces는 KNN(K-nearest neighborhood)에 의해 레벨된 특징벡터들을 퍼지 소속도로 할당하는 방법을 사용한다. 각 특징벡터 x 에 대한 K-최근접 이웃을 찾은 다음, 각 클래스에서 식(5)와 같이 소속도를 부여한다.

$$u_j(x) = \begin{cases} 0.51 + 0.49(n_j/K) & \text{If } j=i \\ 0.49(n_j/K) & \text{If } j \neq i \end{cases} \quad (5)$$

여기서 n_j 는 클래스 j 에 속하는 이웃 클래스의 수이다. 식(5)에서 얻어진 소속도의 행렬 U 는 식(6)에 의해 u_k 를 계산한 후에 식(1)과 (2)에 대입하면 된다.

$$u_k = \frac{U x_i}{\sum U} \quad (6)$$

또한, 가장 좋은 discriminant 벡터를 찾기 위해 Duchene[11]의 순환적인 방법을 사용하였다. [11]에서 이 방법은 판별분석(discriminant analysis)과 패턴인식을 위한 강력한 방법임을 보여주었다.

위와 같은 방법에서 얻어진 W_{opt} 는 식(7)에 의해 투영된 특징벡터를 얻을 수 있다.

$$Z_{train} = x_i W_{opt} \quad (7)$$

따라서, 검증 영상 x_c 에 대한 특징벡터는 식(8)에 의해 구해진다.

$$Z_{check} = x_c W_{opt} \quad (8)$$

Z_{train} 과 Z_{check} 의 유사도는 식(9)와 같이 두 개의 특징벡터들 사이의 유클리디안 거리방법을 이용하여 얻어진다.

$$\epsilon_k = \|Z_{train} - Z_{check_k}\|^2 \quad (9)$$

여기서 k 는 클래스의 수를 나타내며, ϵ_k 의 값은 가장 작은 값을 갖는 테스트 영상이 속한 부류로 인식한다. 그림 3은 세 개의 클래스 영역에 대해서 각각의 테스트 데이터의 퍼지 소속도를 나타내고 있다.

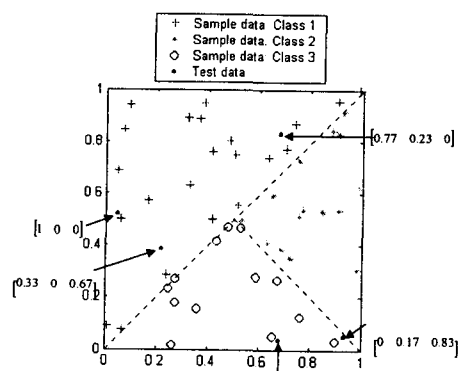


그림 3. 테스트 데이터의 퍼지 소속도

IV. 시뮬레이션 및 결과

본 논문에서 제안된 방법의 유용성을 보이기 위해 ORL 얼굴 데이터 베이스를 사용하였다. 40명에 대해서 개인당 다양한 조명, 얼굴 표정, 안경에 의한 얼굴변화 등 10개의 영상을 취득하여 총 400개의 영상을 사용하였다. 그림 4는 한 사람에 대한 영상이며 각 영상의 크기는 112×92이다. 본 논문에서는 학습과 테스트 영상에 대해서 두 경우를 고려하였다. 첫 번째 경우는 홀수는 학습 영상, 짝수는 테스트 영상으로 사용하였으며, 두 번째 경우는 첫 행은 학습영상, 다른 행은 테스트 영상에 사용하였다. 따라서, 200개의 영상은 학습 영상, 나머지 영상은 테스트 영상으로 사용된다. 첫 번째 경우, eigenfaces 방법은 고유벡터가 40개일 때 97.5%로 제일 좋은 인식성능이 나타났으며 Fisherfaces와 퍼지 Fisherfaces 방법은 그림 5와 같이 인식성능을 비교했으며, 제안된 방법의 discriminant 벡터가 25개일 때 제일 좋은 분류성능 99%을 보이고 있다. 또한, 그림 6과 7은 각각 고유얼굴과 퍼지 Fisherfaces들을 보여주고 있다. 두 번째 경우, eigenfaces 방법은 고유벡터가 80개일 때 93.5%로 가장 좋은 성능을 보였으며, Fisherfaces와 제안된 방법의 인식성능은 그림 8과 같이 discriminant 벡터가 30개일 때 가장 좋은 분류성능 95.5%을 나타내고 있다. 그림 9는 ORL 얼굴 데이터 베이스의 님은 얼굴 영상으로 기존의 연구에서 인식률을 저하시키는 요인이 되었다. 표 1은 이전 연구된 얼굴인식 성능과 제안된 방법과의 성능을 비교하고 있다. 표에서 알 수 있듯이 제안된 방법이 좋은 분류성능을 나타냄을 알 수 있었다.

V. 결론

본 논문에서 제안한 퍼지 Fisherfaces는 퍼지 개념을 이용하여 Fisherfaces를 일반화하였으며, 님은 영상에 대한 오분류 문제를 각 특징벡터에 퍼지 소속도를 부여함으로써 개선시켰다. 또한 가장 좋은 discriminant 벡터를 찾기 위해 순환적인 방법을 사용하였으며, ORL 얼굴 데이터 베이스에 적용하여 좋은 분류성능을 나타내고 유용성을 확인하였다. 이러한 개념은 패턴인식이나 결정경계 분석과 관련된 분야에 유용하게 사용되리라 생각된다.

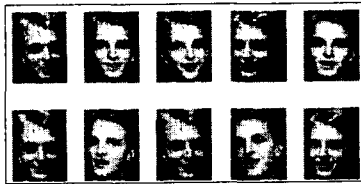


그림 4. ORL 얼굴 데이터베이스의 예

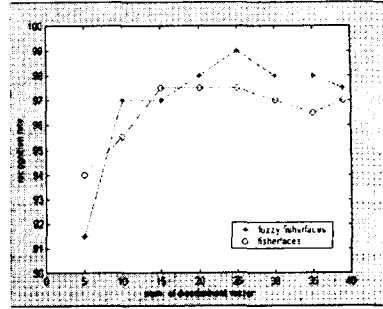


그림 5. 제안된 방법과의 비교(Case1)

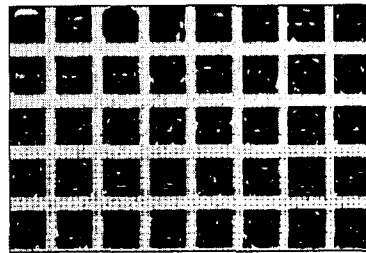


그림 6. 고유얼굴(40개)

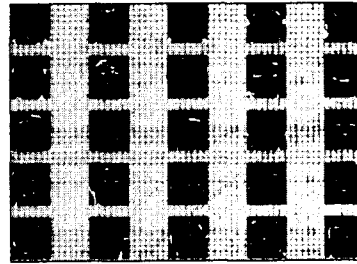


그림 7. 퍼지 Fisherfaces(25개)

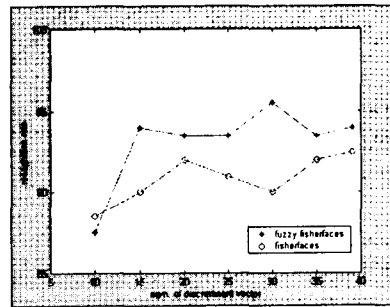


그림 8. 제안된 방법과의 비교(Case2)



(a) 클래스 5과 40 (b) 클래스 28과 37
그림 9. ORL얼굴데이터베이스에서 닮은 얼굴

표 1. 얼굴인식 성능의 비교
(위에서 여섯 번째까지 [2]참조)

Systems	Error rates(%)
Eigenfaces	10
Pseudo-2D HMM	5
Probabilistic decision based NN	4
Convolutional NN	3.8
Linear SVMs	3
Kernel PCA[2]	2.5
Fisherfaces	2.5
Fuzzy Fisherfaces	1

참고문헌

[1] M. Turk, A. Pentland, "Eigenfaces for recognition," *Journal of Cogn. Neurosci.* Vol. 13, No. 1, pp. 71-86, 1991.

[2] 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.

[3] B. Li, Y. Lin, "When eigenfaces are combined with wavelets," *accepted for the Knowledge-based System*, 2002.

[4] 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.

[5] 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.

[6] 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.

[7] C. Lin, H. Wechsler, "Gabor feature based classification using the enhanced fisher linear discriminant model for face recognition", *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol. 11,

No. 4, pp. 467-476, 2002.

[8] A. Gersho and R. M. Gray, *Vector Quantization and Signal Compression*, Kluwer Academic Publishers, 1992.

[9] L. A. Zadeh, "Fuzzy sets," *Inf. Control*, Vol. 8, pp. 338-353, 1965.

[10] J. M. Keller, M. R. Gray, J. A. Givens, "A fuzzy k-Nearest Neighbor algorithm," *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybern.*, Vol. SMC-15, No. 4, pp. 580-585, 1985.

[11] J. Duchene, S. Leclercq, "An optimal Transformation for discriminant and principal component analysis," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 10, No. 6, pp. 978-983, 1998.