

개인별 고유얼굴 공간을 이용한 얼굴 인식 방법

이 경 희

수원대학교 전기공학과

Face Recognition Method using Individual Eigenfaces Space

KyungHee Lee

Department of Electrical Engineering, The University of Suwon

요 약

본 논문에서는 얼굴인식에 널리 사용되는 고유얼굴(eigenfaces)을 이용한 방법에서 고유얼굴들을 고유치(eigenvalues)의 크기에 따라 사용하는 기존의 방식과는 달리, 개인별로 인식에 사용될 고유얼굴들을 선택하여 인식하는 방법을 제안한다. YALE, ORL(Olivetti Research Laboratory) 데이터베이스에 대하여, 기존의 방법과 제안한 방법에 의한 선택에 따른 고유얼굴들을 사용한 경우를 비교 실험하였다. 실험결과, 개인별로 선택된 고유얼굴들에 의한 특징벡터를 이용한 인식이 더 우수한 성능을 보였다.

ABSTRACT

We present a new face recognition method, which selects eigenfaces by our algorithm instead of the existing eigenfaces selection method that chooses eigenfaces by the value of corresponding eigenvalues. We justify our method by comparing our method with traditional one by experiments with YALE, ORL database. By using our algorithm in selecting the eigenfaces, we obtain higher recognition rate than the existing schemes.

Keywords : face recognition, eigenfaces, support vector machines

1. 서 론

생체인식(biometrics)은 사람의 신체적, 행동적 특성을 기반으로 신원을 인증하는 기술로 비밀번호, 토큰 방식보다 더 신뢰할 수 있어, 정보보안을 위한 분야로 활발하게 연구가 진행되고 있다. 생체특징 중에서 얼굴인식은 인간에게 친숙하고 영상을 얻는 것이 비감제성을 띠는 점에서 편리한 기술이지만, 얼굴영상은 얼굴의 3차원방향, 빛의 방향 및 세기, 머리모양, 표정, 노화에 따른 변화 등에 따라 차이가 현저하여 해결하기 어려운 문제이다. 얼굴인식에 관한

기존의 연구들은 전체적인 접근 방법과 분석적인 접근 방법으로 크게 분류해 볼 수 있다^[1]. 전체적인 접근 방법은 패턴의 전역적인 특성을 고려하는 것으로, 얼굴 영상 영역을 정규 직교 기저 벡터(orthonormal basis vectors)의 집합을 사용하여 표현하는 것이다. 가장 널리 알려진 기저 벡터는 Turk 등이 제안한 고유얼굴(eigenfaces)이다^[2]. 분석적인 접근 방법은 눈, 코, 입 등과 같은 얼굴의 요소들을 얼굴영상으로부터 추출하여, 이러한 얼굴의 요소 특징들 간의 지형적인 특성들의 차이를 인식에 사용하는 것이다^[3]. 특징 기반 기법은 빠른 인식 속도와 적은 메모리를 요구하는 반면에, 특징 선택과 추출이 어렵다는 단점이 있다.

고유얼굴을 사용하는 얼굴인식 방법은 고유치의 크기에 따라 상위 고유얼굴 M 개에 해당하는 M 개의 가중치들로 이루어진 특징벡터를 이용하여 유사도를 판정한다. 최상위 고유얼굴들에 해당하는 가중치들은 조명에 매우 민감하므로 최상위 고유얼굴들을 제외하고 사용하는 얼굴인식 연구도 있다. 본 논문에서는 고유얼굴을 사용하는 얼굴인식 방법에 있어서 상위 고유얼굴들을 차례대로 이용하는 기존 방법과는 달리, 유전자 알고리즘을 이용하여 개인별로 우수한 성능을 갖는 고유얼굴 공간을 선택하여 이에 따른 특징벡터를 이용한 얼굴인식 방법을 제안한다. Yale⁽⁴⁾, ORL 데이터베이스⁽⁵⁾를 사용하여 다양한 고유얼굴 공간의 특징벡터를 이용한 비교 실험 결과, 제안한 방법이 가장 우수한 성능을 보였다. 본 논문의 2장에서는 고유얼굴을 이용한 얼굴인식 방법에 대해서 기술하고, 3장에서는 제안하는 방법인 개인별 고유얼굴 공간을 이용한 얼굴인식에 대하여 살펴보고, 4장에서는 성능 실험 및 결과 분석을 설명하고, 마지막으로 5장에서 본 연구에 대한 결론을 서술한다.

II. 고유얼굴을 이용한 얼굴인식

얼굴인식에 널리 사용되는 고유얼굴 방법은 주성분 분석(Principal Component Analysis: PCA)을 이용한 것으로, 모든 투영된 샘플들의 분산을 최대화하여 차원을 감소시키는 선형 투영을 선택하는 기법이다. PCA의 기본 접근 방법은 공분산 행렬의 고유벡터(eigenvectors)를 계산하고, 상위 고유벡터의 선형 조합으로 원래 데이터에 근접해 가는 것이다^[2]. $N \times N$ 크기의 M 개의 얼굴영상들의 학습데이터 집합을 $\Gamma_1, \Gamma_2, \Gamma_3, \dots, \Gamma_M$ 로 나타낼 때, 이 데이터집합의 평균 얼굴은 $\Psi = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Gamma_n$ 와 같이 나타낼 수 있으며, 각각의 얼굴과 평균 얼굴과의 차영상은 벡터 $\Phi_i = \Gamma_i - \Psi$ 로 나타낸다. 벡터 u_k 와 스칼라 λ_k 는 각각 다음 식(1)의 공분산 행렬의 고유벡터와 고유치(eigenvalues)이다. 여기서 행렬 $A = [\Phi_1 \Phi_2 \dots \Phi_M]$ 이다.

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

이러한 고유벡터들은 원영상과 같은 차원이고 얼굴과 비슷한 모양을 나타내기 때문에 고유얼굴

(eigenface) 이라고 불린다. 고유얼굴들이 주어지면 각각의 얼굴은 가중치들의 벡터로 표현될 수 있다. 가중치들은 얼굴 영상(Γ)을 고유얼굴(u_k) 성분대에 하여 투영하여 다음 식 (2)에 의하여 얻어진다.

$$w_k = u_k(\Gamma - \Psi) \quad \text{for } k=1, \dots, M' \quad (2)$$

여기서 상위 M' 개의 고유치에 해당하는 M' 개의 고유얼굴들($u_1, \dots, u_{M'}$)이 선택된다. 상위 M' 개의 고유얼굴에 투영되어 구해진 가중치들은, 고유얼굴 각각의 기여도를 나타내는 하나의 특징벡터 $\Omega^T = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_{M'}]$ 를 이루어 하나의 입력 얼굴 영상을 표현한다. 이러한 특징벡터의 유사도를 판정하여 얼굴인식을 수행한다.

III. 개인별 고유얼굴 공간을 이용한 얼굴인식

본 논문에서는 유전자 알고리즘(GA: Genetic Algorithms)⁽⁶⁾을 이용하여 개인별로 우수한 인식 성능을 보이는 고유얼굴 공간을 선택하여 이에 따른 특징벡터를 이용하여 얼굴인식을 수행한다. 특징벡터를 평가하는 분류기로는 Support Vector Machines(SVM)⁽⁷⁾을 이용한다.

1. 개인별 고유얼굴 공간 선택

유전자 알고리즘⁽⁶⁾은 자연계의 유전자 시스템의 기작을 본떠서 만든 적응적이고 강인한 계산 과정이다. 유전자 알고리즘은 해결되어야 할 최적화 문제의 후보해를 표현하는 개체들로 이루어진 일정수의 집단을 유지하면서, 적합도에 의존한 선택 과정과 유전자 연산자를 적용하여 각 개체들의 다음 세대를 생성하면서 만족할만한 해가 발견될 때까지 반복한다. 제안하는 알고리즘에서는 각 사람에 대하여 유전자 알고리즘을 통하여 고유얼굴 공간의 특징벡터의 모든 부분 집합들을 탐색하도록 한다. 유전자 알고리즘 과정이 진행되는 동안 우수한 인식 능력과 작은 크기의 부분 집합에 더 높은 선호도를 준다. 염색체로 표현된 특징 부분집합 각각은 SVM을 이용하여 평가되며, 이러한 전체 과정은 가장 좋은 특징 부분집합을 찾을 때까지 반복을 통하여 진화해간다. 그림 1은 각각의 염색체가 특징벡터의 부분집합을 표현하는 일정한 길이의 이진열(binary string)로 나타냄을 보여준다.

염색체의 길이는 특징벡터의 전체 크기와 같고, 염색체의 각 비트는 그 비트에 대응되는 특징의 선택 여부를 표시한다. 비트의 값 "1"은 그 비트에 해당하는 특징이 선택되었음을 나타내고, "0"은 선택되지 않았음을 나타낸다.

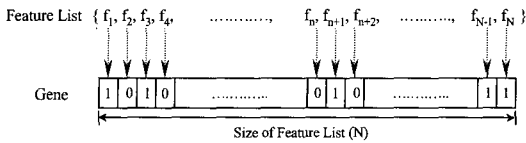


그림 1. 특징 부분집합의 염색체 표현

2. 선택된 고유얼굴의 특징벡터 평가

Support Vector Machines(SVM)⁽⁷⁾은 V. Vapnik과 그의 공동 연구자들에 의해 최근에 제안된 방법으로, 구조적 위험 최소화 개념에 기반한 최적의 선형 결정 평면(optimal linear decision surface)을 찾는 이진 분류 방법이다. 앞 절에서 기술된 각각의 염색체를 평가하기 위하여, 학습데이터 집합에서 염색체로 표현된 선택된 고유얼굴 공간에 대응하는 특징값을 추출하여 이를 입력벡터로 한 SVM을 생성한다. 각 염색체의 적합도는 생성된 SVM에 튜닝데이터 집합의 특징값들을 입력한 후의 얼굴 인식 결과에 비례하고, 특징 부분집합의 크기에는 반비례하도록 다음 식 (3)와 같이 정의한다.

$$fitness = \left(\frac{V_{self}}{T_{self}} \times \lambda + \frac{V_{other}}{T_{other}} \times (1-\lambda) \right) \times (1-\eta) + \eta \times F(N_s) \quad (3)$$

위 식(3)에서 T_{self} 는 인증 대상자 본인 영상의 총 개수이고, V_{self} 는 본인으로 올바르게 인증된 영상의 개수이고, T_{other} 는 타인 영상의 총 개수이고, V_{other} 는 타인 영상으로 올바르게 인증된 영상의 개수이다. λ 는 False Reject Rate(FRR)와 False Acceptance Rate(FAR)를 조절하는 파라미터로, λ 가 증가함에 따라 FRR은 감소하고 FAR은 증가한다. 함수 $F(N_s)$ 는 특징 부분집합의 크기인 N_s 에 반비례하게 한다. 식 (3)에서 η 는 에러율과 특징 부분집합의 크기의 트레이드-오프(trade-off) 파라미터로, η 가 클수록 작은 특징 부분집합이 더 높은 점수를 얻게 된다. 시스템은 이러한 적합도를 이용하여 가장 우수한 염색체의 적합도가 1.0이 되거나 세대수가 일정한 수에 이를 때까지 진화해 간다. 진화가 종료된

후, 가장 우수한 염색체로 표현된 고유얼굴 공간에 의한 특징벡터를 입력벡터로 하는 SVM이 각 사람에 대한 얼굴 인식 시스템이 된다.

IV. 실험 결과 및 분석

1. 실험 방법

제안한 얼굴인식 방법의 성능을 분석하기 위하여 Yale⁽⁴⁾, ORL⁽⁵⁾ 데이터베이스를 사용하여 실험하였다. 각 데이터베이스는 염색체로 표현된 선택된 고유얼굴 공간에 대한 SVM을 생성하는데 사용할 학습데이터 집합, 염색체의 적합도 계산을 위한 SVM을 평가하는데 사용할 튜닝데이터 집합, 학습이 끝난 뒤 생성된 최종 얼굴 인증 시스템의 성능을 평가할 때 사용할 테스트데이터 집합의 3가지로 나누어서 사용하였다.

본 논문에서는 인식률이 좋은 고유얼굴들의 집합을 알아보기 위한 비교 실험으로, 기존의 방식과 같이 상위 100개의 고유얼굴 모두를 이용한 실험과 더불어, 상위 고유얼굴 100개 중에서 다음 식(4)에서 보듯이 차례대로 30개씩을 선택하여 인식 실험을 수행하였다. 즉 최상위 고유얼굴에 해당하는 가중치로부터 시작하여 가중치 각각을 1번, 2번, 3번 등으로 정의하였을 때, 1~30번 가중치, 2~31번 가중치, 3~32번 가중치, ..., 71~100번 가중치로 이루어진 30개의 값 각각을 특징벡터로 하여 실험하였다. 또 제안한 방법의 실험은 상위 100개의 고유얼굴들 중에서, 유전자 알고리즘 과정을 통하여 우수한 성능을 내는 고유얼굴 공간을 선택하게 하였다. 3가지 비교 실험 모두 얼굴 인식기로는 SVM 분류기를 사용하였다.

$$\{\omega_M | M' = N_s, \dots, N_e, 1 \leq N_s \leq 71, 30 \leq N_e \leq 100\} \quad (4)$$

2. 결과 및 분석

비선형인 경우 표준 SVM 학습은 전체의 오분류율을 최소화하기 때문에, 생체인식 시스템의 성능 평가에 주로 사용되는 EER(Equal Error Rate) 측정에 적합하지 않다. 따라서 본 논문의 실험에서는 FAR(False Accept Rate)과 FRR(False Reject Rate)의 합인 TER(Total Error Rate)을 이용하여 각 실험 결과들을 비교하였다. 실험 결과는 데이터베이스 내의 각 사람별로 실험한 결과를 평균하여 나타낸 것이다.

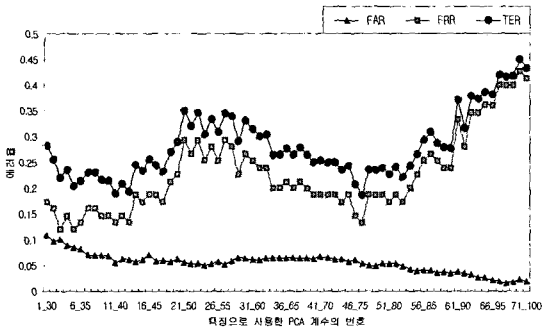


그림 2. Yale 얼굴 데이터베이스에 대한 30개의 고유얼굴 일괄 선택 실험 결과

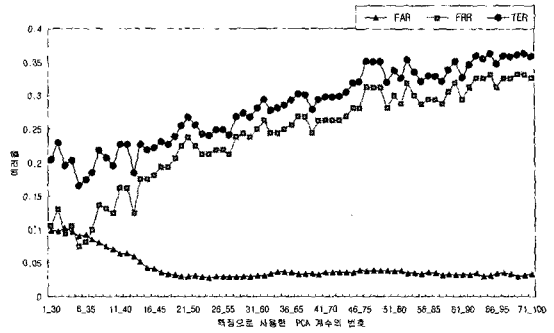


그림 3. ORL 얼굴 데이터베이스에 대한 30개의 고유얼굴 일괄 선택 실험 결과

그림 2는 Yale 데이터베이스에 대한 30개씩의 고유얼굴들을 사용한 실험 결과이고, 그림 3은 ORL 데이터베이스에 대한 실험 결과를 나타낸다. 결과에서 보듯이, 최상위의 몇 개의 고유얼굴들을 제외하여 감에 따라 한동안 TER이 낮아지다가 다시 높아짐을 확인하였다. Yale 데이터베이스의 경우에는 평균적으로 11번~40번 고유얼굴들을 사용하였을 때 가장 우수한 성능을 보였다. 즉 최상위 10개의 고유얼굴들을 제외한 30개의 고유얼굴들에 대한 특징벡터가 가장 인식률이 좋았다. ORL 데이터베이스인 경우는 평균적으로 최상위 4개를 제외한 5번~34번 고유얼굴들을 사용하였을 경우 최고의 성능을 보였다.

다음으로 상위 100개의 고유얼굴들 중에서, 제안한 방법에 따른 선택된 고유얼굴에 해당하는 특징벡터를 사용한 인식 결과를 표 1, 표 2에 기술하였다. Yale 데이터베이스에 대한 실험 결과는 표 1에서 보듯이, 상위 100개의 고유얼굴들 모두를 사용한 경우보다, 11번~40번 고유얼굴들 30개를 사용한 경우에 TER이 3.9% 감소하였고, 제안한 방법에 의한 선택된 고유얼굴들에 대한 특징 31.6개를 사용한 경우에는 TER이 4.4% 감소하여 더 좋은 결과를 보였다. 이와 유사하게 표 2의 ORL 데이터베이스에 대한 실험 결과에서도 상위 100개의 고유얼굴들을 모두 사용

한 경우보다, 5번~34번 고유얼굴들 30개를 사용한 경우에 TER이 3.7% 감소하였고, 제안한 방법에 의한 선택된 고유얼굴들에 대한 특징 32.0개를 사용한 경우에는 TER이 4.2% 감소하여 더 좋은 결과를 얻었다. 이러한 실험 결과를 통하여 적절한 고유얼굴 공간의 선택이 인식에 큰 영향을 미치는 것을 알 수 있었다. 그러나, 모든 사용자에 대하여 어떠한 고유얼굴 공간이 좋은 인식 성능을 내는지에 대한 결정은 매우 힘든 문제이다. 따라서 본 논문에서 제안한 방법인 유전자 알고리즘을 통하여, 사용자별로 인식률이 우수한 고유얼굴 공간을 생성할 수 있음을 보였다. 또한 유전자 알고리즘을 통한 개인별 학습시간은 펜티엄급 PC에서 수초 이내이며, 인증은 실시간으로 가능하므로 제안한 시스템은 실제 응용분야에 적용할 수 있음을 확인하였다.

V. 결 론

본 논문에서는 얼굴인식에 널리 사용되는 고유얼굴들을 이용한 방법에서 상위 고유얼굴들을 차례대로 사용하는 기존의 방식과는 달리, 개인별로 인식에 사용될 고유얼굴들을 선택하여 인식하는 방법을 제안하였다. YALE, ORL 데이터베이스에 대하여 실험한

표 1. Yale 데이터베이스에 대한 고유얼굴의 선택 실험결과

특징 성능	고유얼굴 1-100번	고유얼굴 11-40번	고유얼굴 1-100번에서선택
FAR	0.108	0.056	0.077
FRR	0.120	0.133	0.107
TER	0.228	0.189	0.184
특징갯수	100.000	30.000	31.600

표 2. ORL 데이터베이스에 대한 고유얼굴의 선택 실험결과

특징 성능	고유얼굴 1번~100번	고유얼굴 5번~34번	고유얼굴 1~100번에서선택
FAR	0.097	0.091	0.049
FRR	0.106	0.075	0.112
TER	0.203	0.166	0.161
특징갯수	100.000	30.000	32.025

결과, 100개의 고유얼굴들을 모두 사용한 경우보다 순차적으로 30개씩을 선택하여 최고 성능을 낸 경우에 TER이 3.7~3.9% 감소하였고, 제안한 방법에 의하여 선택된 31.6~32.0개의 고유얼굴을 사용한 경우에는 TER이 0.5% 정도 더 감소하였다. 모든 사용자에게 대하여 성능이 우수한 고유얼굴 공간을 결정하기는 어려운 문제이므로, 본 논문에서 제안한 방법을 이용하여 사용자별로 인식률이 우수한 고유얼굴 공간을 생성할 수 있다.

참 고 문 헌

- [1] K. Lam and H. Yan, "An Analytic-to-Holistic Approach for Face Recognition based on a Single Frontal View", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 29(7), pp. 673-686, 1998.
- [2] M. Turk and A. Pentland, "Face Recognition using Eigenfaces", *Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 586-591, 1991.
- [3] R. Brunelli and T. Poggio, "Face Recognition: Features versus Templates", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 15(10), pp. 1042-1052, 1993.
- [4] Yale Face Database, <http://cvc.yale.edu/projects/yalefaces/yalefaces.html>
- [5] ORL Face Database, <http://www.cam-orl.co.uk/facedatabase.html>
- [6] David E. Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, Addison-Wesley, 1989
- [7] V. Vapnik, *Statistical Learning Theory*, John Wiley & Sons, New York, 1998.