

## PCA & LDA 융합 알고리즘을 이용한 pRBFNNs 패턴 분류기 설계

김나현, 유성훈, 오성권  
수원대학교 전기공학과

### Design of pRBFNNs Pattern Classifiers Model Using a Synthesis of PCA & LDA Algorithm

Na-Hyun Kim, Sung-Hoon Yoo and Sung-Kwon Oh  
Dept. of Electrical Engineering, The University of Suwon

**Abstract** - 얼굴 인식에서 가장 많이 사용되고 있는 PCA(Principal Component Analysis)는 고차원의 얼굴 데이터를 낮은 차원으로 표현할 수 있다는 장점이 있다. LDA(Linear Discriminant Analysis)는 서로 다른 데이터를 잘 분리할 수 있으며, 얼굴 인식에서 우수한 성능을 보인다. 본 연구에서는 서로의 장점을 결합하여 PCA와 LDA를 혼합, 적용하였다. 고차원의 얼굴 데이터를 PCA로 차원 축소한 후 LDA를 이용해 더욱 효과적인 분류가 되어 얼굴 인식률을 향상시킨다. 인식 모듈로는 pRBFNN(Polynomial Based Radial Basis Function Neural Networks) 모델을 구축하여 고차원 패턴인식 문제에 대한 해결책을 제시하고자 한다. 그리고 제안된 패턴분류기는 얼굴 데이터를 사용하여 성능을 확인한다.

#### 1. 서 론

패턴인식 시스템에서 특징의 차원수를 결정하는 것은 중요한 문제이다. PCA[1]는 패턴인식과 컴퓨터 비전 분야 등 여러 분야에서 많이 이용되는 전통적인 특징 추출 기술이다. PCA를 이용하여 데이터의 차원을 축소하며 특징벡터를 추출하게 된다. 이렇게 차원 축소된 데이터를 다시 한번 LDA 알고리즘을 이용하여 더욱 효과적인 분류를 위한 데이터를 구하게 된다. 마지막으로 패턴 분류 알고리즘인 pRBFNN[2]을 이용하여 얼굴 데이터가 가지고 있는 고차원 형태의 패턴 판별 문제에 대한 해결책을 제시하였다. 다항식 기반 RBFNN은 조건부, 결론부, 추론부의 세 가지의 기능적 모듈로 나뉘어 네트워크 구조가 형성된다. 조건부는 FCM 클러스터링[3]을 사용하여 입력 공간을 분할하고, 결론부는 분할된 로컬 영역을 다항식 함수로 표현한다. 다항식의 연결가중치 계수 결정에는 경사하강법을 이용한 오류역전파(Back-Propagation) 알고리즘에 의하여 수행하였으며 마지막으로, PSO[5]를 이용해 전역해에 도달하기 위한 계산시간을 단축시켰으며, 얼굴 데이터인 ORL 데이터를 사용하여 성능을 비교하였다.

#### 2. 본 론

##### 2.1 PCA(Principal Component Analysis)

주성분 분석법(PCA, Principal Component Analysis)은 고차원 특징 벡터를 저차원 특징 벡터로 축소하는 특징 벡터의 차원 축소(Dimension Reduction)기법이다. 또한 데이터 시각화와 특징 추출에도 유용하게 사용되는 데이터 처리 기법 중의 하나다. Turk와 Pentland는 고유 얼굴(eigenface)을 통한 얼굴 인식 방법을 제안하였다. 고유얼굴이란 얼굴 공간을 구성하는 기저 벡터로 모든 인식후보 얼굴 영상의 평균 얼굴과 각 후보 얼굴 영상의 차 벡터에 대한 공분산 행렬의 고유 벡터에 해당한다.

PCA를 이용한 얼굴인식 알고리즘은 다음과 같다.

[단계 1] 인식후보 얼굴 벡터 집합 구성

$$S = \Gamma_1, \Gamma_2, \Gamma_3, \dots, \Gamma_M \quad [1]$$

[단계 2] 평균과 분산을 기준으로 모든 이미지 정규화

$$\Gamma_{ij} = (\Gamma_{ij} - \mu_i) \times \frac{\sigma}{\sigma_i} + \mu \quad [2]$$

[단계 3] 평균 얼굴 벡터 계산

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Gamma_n \quad [3]$$

[단계 4] 인식후보 얼굴 벡터와 평균 얼굴 벡터의 차 벡터 계산

$$\Phi_i = \Gamma_i - \Psi \quad [4]$$

[단계 5] 인식후보 얼굴에서 공분산 행렬을 계산

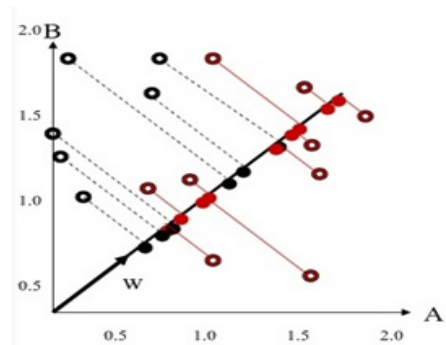
$$C = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Phi_n \cdot \Phi = A \cdot A^T \quad [5]$$

[단계 6] M개의 고유벡터에서 가장 큰 고유값을 갖는 M'개 만을 선택

$$C = U \Lambda U^T \quad [6]$$

[단계 7] 각 인식후보 얼굴과 고유벡터와의 사영을 통해 가중치를 얻는다.

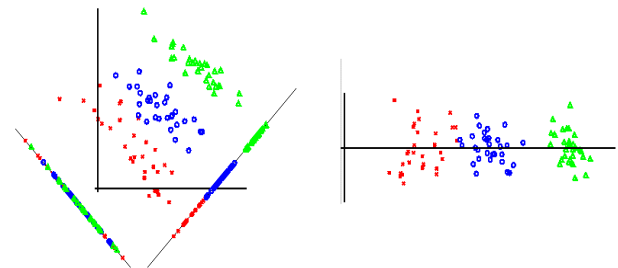
$$\Omega^T = [\omega_1, \omega_2, \omega_3, \dots, \omega_{M'}] \quad [7]$$



<그림 1> PCA에 의한 차원 축소

##### 2.2 LDA(Linear Discriminant Analysis)

선형 판별 분석법(LDA, Linear Discriminant Analysis)은 PCA와 더불어 대표적인 특징 벡터 차원의 축소 기법이다. PCA 방법이 얼굴인식에서 차원을 축소시킬 수 있는 장점이 있지만 클래스를 분리해서 나타내지 못한다는 단점이 있다. 얼굴인식을 위해서 고차원의 데이터를 잘 축소하는 것도 중요하지만 서로 다른 얼굴을 잘 분리할 수 있는 것도 중요한 문제이다. LDA의 목적은 가능한 클래스 간의 분별 정보를 최대한 유지하면서 차원을 축소하는 것이다. LDA는 데이터를 잘 표현하는 기저 벡터를 찾는 것이 아닌 클래스를 잘 구분할 수 있는 공간을 구성하는 기저 벡터를 찾는다.



<그림 2> LDA에 의한 차원 축소

##### 2.3 다항식 기반 RBFNN 패턴 분류기 설계

다항식 기반 RBFNN은 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성된 일반적인 신경회로망 구조에 기반을 둔다. 은닉층에는 활성화함수로서 Fuzzy

c-means(FCM)클러스터링 방법을 사용한다. pRBFNN은 FCM클러스터링을 통한 전반부 규칙과 다항식 함수로 구성된 후반부 규칙으로 이루어진 식(8)의 규칙으로 표현 할 수 있다.

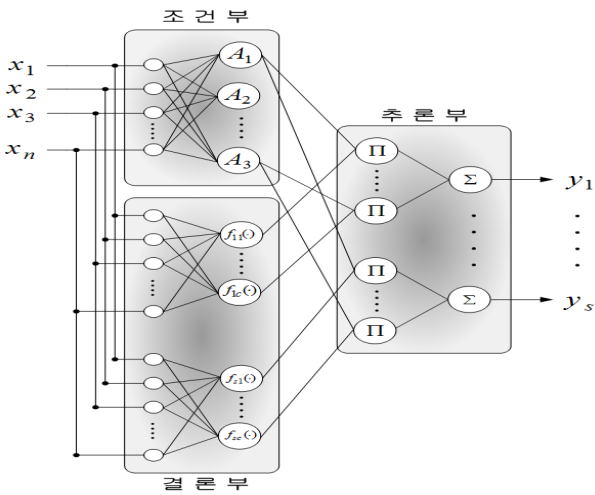
$$IF \mathbf{X} is A_i \text{ then } f_i(\mathbf{x}) \quad (8)$$

$\mathbf{X}$ 는 입력벡터  $[x_1, \dots, x_n]$ ,  $A_i$ 는  $i$ 번째 클러스터의 멤버십함수,  $n$ 은 입력변수 수이다.  $f_i$ 는 은닉층과 출력층 사이의 가중치를 표현하는 다항식 함수로서 다음 세 가지 타입의 함수 중 하나의 형태를 갖는다.

$$\text{Constant} : f_i(\mathbf{x}) = a_{i0} \quad (9)$$

$$\text{Linear} : f_i(\mathbf{x}) = a_{i0} + \sum_{j=1}^n a_{ij}x_j \quad (10)$$

$$\text{Quadratic} : f_i(\mathbf{x}) = a_{i0} + \sum_{j=1}^n a_{ij}x_j + \sum_{j=1}^n \sum_{k=j}^n a_{ijk}x_jx_k \quad (11)$$



<그림 4> 다항식 기반 RBFNN의 구조

### 2.4 패턴분류기의 최적화

PSO 알고리즘은, 새, 벌 등의 군집 생활을 하는 생물체들의 이동 모습과 그 원리를 모방한 최적화 알고리즘이다. PSO 알고리즘에서는 주어진 문제의 해를 찾기 위해 각각의 입자들이 자신의 움직임 정보와 다른 동반 입자들의 움직임 정보로부터 자신의 다음 번 움직임을 조절하게 된다. 즉 입자의 입자의 이전 속도와 이전 경험한 위치 중 가장 좋은 위치와의 거리, 그리고 그룹의 가장 좋은 경험에 의거하여 새로운 속도를 계산하고, 이 새로운 속도를 가지고 문제의 해를 찾아가는 방법이다. 본 연구에서는 PSO 알고리즘을 사용하여 다항식 기반 RBFNNs 구조의 파라미터인 학습률과 모멘텀 계수, 퍼지화 계수를 최적화 시키며 패턴분류기로서의 성능을 향상 시킨다.

	Learning Rate	Momentum Coefficient	Fuzzification Coefficient
Particle	[1e-8, 0.9]	[1e-8, 0.9]	[1.1, 3.0]

<그림 5> 최적화에 사용된 particle 구조

### 3. 시뮬레이션 및 결과 고찰

본 논문에서는 데이터 전처리를 위한 PCA와 LDA 융합 알고리즘을 다항식 기반 RBFNN 패턴 인식 알고리즘과 결합하여 성능의 우수성을 확인하였다. 본 연구에 사용된 데이터는 ORL 데이터이다. 데이터의 구성은 총 40명이 각 사람당 10장씩 총 400장으로 구성된다. 먼저 PCA 알고리즘을 이용하여 데이터를 구한 뒤 다항식 기반 RBFNN 분류기로 성능을 평가한다. 그리고 PCA와 LDA를 결합한 알고리즘을 이용하여 데이터를 구한 후 마지막으로 패턴분류기의 성능을 확인한다.

### <표 1> 실험 파라미터

		파라미터	값
P-RBFNNs		학습 횟수	100
		규칙 수	2-4
		Training dataset 이미지 수	본인 5/ 타인 5
		CV dataset 이미지 수	본인 3/ 타인 3
		Test dataset 이미지 수	본인 2/ 타인 2
PSO		세대수	10
		particle 수	100
	탐색 범위	학습률	[1e-8, 0.9]
		모멘텀 계수	[1e-8, 0.9]
퍼지화 계수		[1.1, 3.0]	

### <표 2> 실험 결과 값

	PCA			PCA+LDA		
		Linear	Quadratic		Linear	Quadratic
pRBFNNs	3	90.67%	91.67%	3	92.24%	95.00%
	4	91.67%	88.33%	4	93.33%	95.87%
	5	92.21%	91.52%	5	90.00%	91.67
	6	93.33%	90.00%	6	93.45%	91.00%

### 4. 결 론

본 논문에서는 얼굴 인증에서 일반적으로 사용되고 있는 PCA와 LDA를 융합한 PCA&LDA 알고리즘을 이용하여 데이터를 구한 뒤 다항식 기반 RBFNNs 패턴 분류기를 이용하여 성능을 평가하였다. PCA만을 사용하였을 때와 LDA와 융합한 알고리즘을 사용하였을 때 두 개 모두 좋은 인식률을 보였지만 LDA를 융합한 알고리즘의 인식률이 더 높게 나오는 것을 확인 할 수 있었다. 앞으로의 연구 계획은 PCA와 LDA 외에 SVM(Support Vector Machine) 알고리즘을 이용하여 고차원의 얼굴 데이터를 더욱 정확하게 축소한다. PSO를 이용한 패턴 분류기는 GA와 같은 최적화 알고리즘을 이용하여 더욱 견고하고 강인한 패턴 분류기를 구현하는 것이다.

### 감사의 글

본 연구는 경기도의 경기도지역협력연구센터사업의 일환으로 수행하였음[GRRC 수원2011-B2, U-city 보안감시 기술협력센터] 그리고 2009년도 지식경제부의 재원으로 한국에너지기술평가원(KETEP)의 지원을 받아 수행한 연구 과제임니다(2009T100100563)

### [참 고 문 헌]

- [1] Peter J. B. Hancock, A. Mike Burton, and Vicki Bruce. "Face processing: Human perception and principal components analysis," *Memory and Cognition*, Volume: 24, Issue: 1, pp.26-40, 1996.
- [2] W. Pedrycz, "Conditional fuzzy clustering in the design of radial basis function neural networks," *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 9, pp. 601 - 612, July 1998.
- [3] J. C. Bezdek, "Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms", Plenum Press, N. York, 1981.
- [4] Turk, M, and Pentland, A., "Eigenfaces for Recognition," *J. Cognitive Neuroscience*, Vol. 3, No. 1, pp. 71-86, 1991.