

인식을 향상을 위한 데이터 전처리와 Neuro-Fuzzy 네트워크 기반의 실시간 얼굴 인식 시스템 설계

유성훈\*, 오성권\*\*, 김현기\*\*\*  
수원대학교

Design of Real-time Face Recognition Systems Based on Data-Preprocessing and Neuro-Fuzzy Networks for the Improvement of Recognition Rate

Sung-Hoon Yoo\*, Sung-Kwun Oh\*\* and Hyun-Ki Kim\*\*\*  
Dept. Electrical Engineering, The University of Suwon

**Abstract** - 본 논문에서는 다항식 기반 Radial Basis Function(RBF)신경회로망(Polynomial based Radial Basis function Neural Network)을 설계하고 이를 n-클래스 패턴 분류 문제에 적용한다. 제안된 다항식 기반 RBF 신경회로망은 입력층, 은닉층, 출력층으로 이루어진다. 입력층은 입력 벡터의 값들을 은닉층으로 전달하는 기능을 수행하고 은닉층과 출력층사이의 연결가중치는 상수, 선형식 또는 이차식으로 이루어지며 경사 하강법에 의해 학습된다. Networks의 최종 출력은 연결가중치와 은닉층 출력의 곱에 의해 퍼지추론의 결과로서 얻어진다. 패턴분류기의 최적화는 PSO(Particle Swarm Optimization)알고리즘을 통해 이루어진다. 그리고 제안된 패턴분류기는 실제 얼굴인식 시스템으로 응용하여 직접 CCD 카메라로부터 입력받은 데이터를 영상 보정, 얼굴 검출, 특징 추출 등과 같은 처리 과정을 포함하여 서로 다른 등록인물의 n-클래스 분류 문제에 적용 및 평가되어 분류기로서의 성능을 분석해본다.

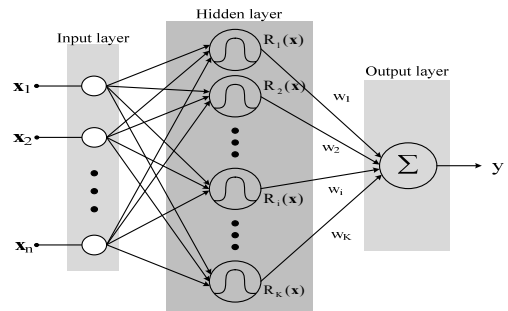
가장 잘 나타내는 기저 벡터다. 즉 고유얼굴은 모든 인식후보 얼굴 영상의 평균 얼굴과 각 후보 얼굴 영상의 차 벡터에 대한 공분산 행렬의 고유벡터에 해당한다.

2.2 다항식기반 RBF 신경회로망의 설계

본 연구에서 구현한 다항식기반 RBF 신경회로망은 기본 RBFNN과 같이 네트워크가 3층으로 구성되고 가중치가 은닉층과 출력층 사이에서만 존재한다. 그러나 기존의 RBF 신경회로망은 입력변수들을 사용한 다항식으로 구성되어 어려운 패턴분류 문제를 위한 알맞은 공간 분할곡선(비선형 판정경계)을 만들 수 있다. 또한 은닉층의 노드들이 Fuzzy c-means(FCM) 클러스터링 방법으로 활성화된다. 즉, FCM의 클러스터들이 각 은닉층의 노드에 한 개씩 할당되며, 각 클러스터에 대한 소속값이 노드의 활성화로 사용된다.

1. 서 론

지난 수십 년간 패턴인식을 위한 다양한 방법들이 연구되었다. 그 중 신경 회로망을 기반으로 한 Multi-Layer Perceptron(MLP), Polynomial Neural Networks(PNN), Radial basis Function Neural Networks(RBFNN)등은 좋은 패턴인식 성능을 보이는 방법이다[1-2]. 본 연구에서는 기존의 RBF 신경회로망의 성능 개선을 위하여, 다항식기반 RBF 신경회로망을 설계한다. 구현한 다항식 기반 RBF 신경회로망은 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성된 3층 네트워크이다. 본 논문에서 제안한 pRBFNNs[1]은 분류기의 성능향상을 위해 퍼지 추론 메커니즘을 네트워크 구조에 적용하였으며, 은닉층과 출력층 사이의 상수항 연결가중치를 다항식으로 표현함으로써 출력 공간 내의 선형 판정 경계를 비선형 판정 경계로 나타내고자 한다. 또한 제안된 pRBFNNs 구조는 FCM 클러스터링에 기반 한 분할 함수를 활성화 함으로써 입력 공간의 데이터 분포 특성을 잘 반영함으로써 빠른 학습 수렴과 성능 개선의 특징을 가진다. 이와 같은 장점을 가지는 다항식 기반 RBF 신경회로망을 패턴분류기로 얼굴인식 시스템에 적용한다.



〈그림 1〉 일반적인 RBF 신경회로망의 구조

언어적 해석의 관점에서, 다항식기반 RBF 신경회로망은 FCM 클러스터링을 통한 전반부규칙과 다항식 함수로 구성된 후반부 규칙으로 이루어진, 식(1)의 룰(rule)로서 표현된다. 그러므로 룰의 개수는 FCM의 클러스터 개수와 은닉층 노드수와 같고 다항식기반 RBF 신경회로망의 최종 출력은 퍼지 추론으로서 얻어진다.

$$\text{If } \mathbf{X} \text{ is } A_i \text{ Then } f_{ji}(x) \tag{1}$$

$\mathbf{X}$ 는 입력벡터  $[X_1, \dots, X_n]$ ,  $A_i$ 는  $i$ 번째 클러스터의 멤버쉽함수,  $f_{ji}$ 는 다항식함수,  $n$ 은 입력변수 수,  $c$ 는 클러스터 개수이다.  $f_{ji}$ 는 은닉층과 출력층 사이의 가중치를 표현하는 다항식 함수로서 상수, 선형, 2차식의 세 가지 타입 중 한가지로서 구성되며 식(2)-(4)로 표현된다.

$$\text{Type 1 : Constant: } f_i(\mathbf{x}) = a_{i0} \tag{2}$$

$$\text{Type 2 : Linear: } f_i(\mathbf{x}) = a_{i0} + \sum_{j=1}^n a_{ij}x_j \tag{3}$$

$$\text{Type 3 : Quadratic: } f_i(\mathbf{x}) = a_{i0} + \sum_{j=1}^n a_{ij}x_j + \sum_{j=1}^n \sum_{k=j}^n a_{ijk}x_jx_k \tag{4}$$

2.2.1 Fuzzy c-means 클러스터링

본 연구에서 구현한 다항식기반 RBF 신경회로망은 FCM 클러스터링을 이용하여 은닉층 노드들의 활성화값을 계산한다. FCM에서의 클러스터 수에 따라 은닉층 뉴런의 개수가 정해지며 이는 식(1)의 IF-then 룰의 개수와 같다. FCM의 식(5)로 표현되는 목적함수 값을 최소화하는 클러스터링 방법이며  $n$ 차원 입력 벡터들의  $c$ 개의 클러스터에 대한 소속

2. 본 론

2.1 Facial Image data의 전처리 과정

본 연구에서는 데이터 전처리 단계로서 조명으로 인한 영상 왜곡현상을 개선하기 위해서 히스토그램 평활화 방법을 사용하여 표현하고자 하는 명암도(Gray Level)의 범위, 동적 영역(Dynamic Range)을 늘림으로써 화질을 향상시킨다. 또한 실시간으로 들어오는 영상에서 얼굴과 비얼굴의 분류를 통해 얼굴 검출을 하기 위해 AdaBoost알고리즘을 이용하여  $N \times N$  크기의 정사각형 영역의 크기로 얼굴을 검출한다. 그리고 고차원으로 구성된 얼굴 영상의 차원축소 된 특징추출 알고리즘으로는 PCA 기법을 이용한다.

2.1.1 PCA 알고리즘을 이용한 특징 추출

주성분 분석법(PCA, Principal Component Analysis)은 고차원 특징 벡터를 저차원 특징 벡터로 축소하는 특징 벡터의 차원 축소(dimension reduction)뿐만 아니라, 데이터 시각화와 특징 추출에도 유용하게 사용되는 데이터 처리 기법 중의 하나다. 고차원 데이터 집합에 대한 견고한 분류기를 설계하려는 데 필요한 데이터를 충분히 많이 확보하고 있지 않을 경우가 있다. 이런 경우에는 PCA를 사용하여 차원을 축소시켜 분류기를 설계하면 확보한 적은 양의 표본으로도 충분히 정확한 데이터의 분포를 표현하고 분류할 수 있다. Turk와 Pentland는 고유얼굴(eigenface)을 통한 얼굴인식 방법을 제안하였다[3]. 고유얼굴이란 얼굴 공간을 구성하는 기저 벡터로 모든 인식후보 얼굴의 공통적인 특징을

값을 구한다[4].

$$Q = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N u_{ik}^m \|X_k - V_i\|^2 \quad (5)$$

식 (5)의  $m$ 은 FCM의 퍼지화 계수(상수)이며,  $c$ 는 클러스터 수,  $N$ 은 데이터 패턴 개수를 나타낸다.  $k$ 번째 입력 벡터  $X_k$ 와  $i$ 번째 클러스터의 중심  $v_i$ 간의 거리를 표준편차로 나눈 weighted Euclid distance는 식 (6) 으로서 얻는다.

$$\|X_k - V_i\|^2 = \sum_{j=1}^n \frac{(x_{kj} - v_{ij})^2}{\sigma_j^2} \quad (6)$$

식(6)의  $\sigma_j$ 는  $j$ 번째 차원의 입력변수들의 표준편차이다. 식 (5) 과 식 (6)의 결과로서 소속 행렬  $U=[u_{ik}](i=1,\dots,c; k=1,\dots,N)$ 로 표현되고 은닉층 뉴런의 출력값으로 사용된다.

### 2.2.2 Fuzzy Inference

2.1절에서 언급한 바와 같이, 구현한 다항식 기반 RBF 신경회로망의 구조는 식(1)의 *If-then* 룰로 표현될 수 있으며 이를 통해 언어적 해석이 가능해진다. 본 신경회로망은 FCM의 각 클러스터를 룰로서 사용하여 퍼지공간분할 개념을 구현한다. 그러므로 네트워크의 최종출력은 전 반부규칙에 해당하는 은닉층의 출력과 후반부 규칙에 해당하는 다항식 함수를 곱하여 얻어지는 퍼지추론 결과를 가진다. 최종 출력  $y$ 는 모든 룰의 합으로서 계산되며, 이는 다음의 식(7)과 같이 표현된다.

$$y = g(x) = \sum_{i=1}^c u_i f_i(x) \quad (7)$$

$g(x)$ 는 다항식 기반 RBF 신경회로망의 출력 함수,  $u_i$ 는 FCM으로 구한 클러스터  $A_i$ 에 대한 소속값,  $f_i(x)$ 는 후반부 규칙으로 표현되는 식 (2)-(4)의 다항식 함수이다. 각 룰에 해당하는  $c$ 개의 다항식 함수를 사용하여 네트워크를 구성한다. *If-then*절로 표현되는 다항식 기반 RBF 신경회로망의 구조는 처치 뉴런 네트워크와 구조의 유사성을 갖는다[5].

### 2.2.3 패턴분류기의 최적화

Particle Swarm Optimization(PSO)은 각 객체가 단순한 역할(연산)을 가지면서 상호 정보교환 및 협력을 통하여 원하는 목적을 이루는 벌레, 군집을 이루어 먹이를 탐색하는 새들과 같은 생체군집의 사회적 행동양식을 바탕으로 한 최적화 알고리즘이다. 본 연구에서는 PSO 알고리즘을 사용하여 다항식 기반 RBFNN 구조의 파라미터인 학습률과 모멘텀 계수, 퍼지화 계수를 최적화 시키며 패턴분류기의 성능을 향상 시킨다.

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

<그림 2> 최적화에 사용된 particle의 구조

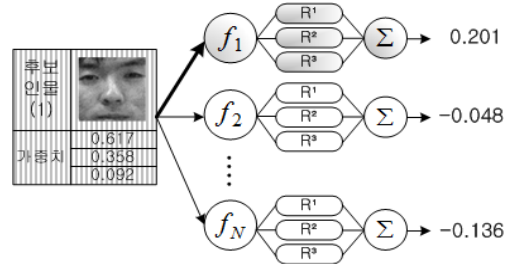
### 3. 실험결과 및 고찰

새로운 얼굴 데이터베이스에 대한 구성은 전체 8명, 각 사람당 10장으로 총 80장으로 구성된다. 640×480 크기의 입력으로 들어오는 실시간 컬러 영상으로부터 그레이 영상으로 변환된 후 히스토그램 평활화를 통해 조명의 영향으로 왜곡된 영상을 개선해준 후 검출된 얼굴영역은  $N \times N$ 크기의 정사각형 영역으로 검출된다. 본 연구에서는 90×90의 크기로 설정한다. 검출과정 중 최대한 얼굴영역만을 적용하고 그 이외의 외란은 제거하기 위해서 정사각형의 중심점을 기준으로 일정범위의 이미지를 잘라준다. 최종적으로 얼굴 이미지의 크기는 90×90, BMP(bit map) 파일 포맷으로 저장된다.

<표 1> 얼굴 인식에 사용된 실험 파라미터

	파라미터	값
p-RBFNNs	학습 횟수	300
	규칙 수	2-6
	Training dataset 이미지 수	본인 5 / 타인 5
	CV dataset 이미지 수	본인 2 / 타인 2
	Test dataset 이미지 수	본인 3 / 타인 3

PSO	generation		50
	population		100
	탐색 범위	학습률	[1e-8, 0.9]
		모멘텀 계수	[1e-8, 0.9]
		퍼지화 계수	[1.1, 3.0]



<그림 3> 인식 후보 인물의 판별 과정

실험은 조명에 의한 변화 요인을 최대한 줄이기 위하여 같은 장소에서 일괄적으로 반복 수행하였고, 모델의 객관적 평가를 반영하기 위하여 등록된 인물에 대하여 새로운 10개의 테스트 영상을 생성하여 평가하였다.

<표 2> 지능제어 및 CI Lab. 얼굴 데이터 실험 결과  
인식률%(오인식 횟수/인식실험 횟수)

No. of Rules	RBFNNs	L-RBFNNs	Q-RBFNNs
2	31.25%(55/80)	88.75%(9/80)	88.75%(9/80)
3	46.25%(43/80)	92.50%(6/80)	93.75%(5/80)
4	56.25%(35/80)	90.00%(8/80)	91.25%(7/80)
5	51.25%(39/80)	93.75%(5/80)	90.00%(8/80)
6	58.75%(33/80)	91.25%(7/80)	88.75%(9/80)

### 4. 결 론

본 연구에서는 Fuzzy c-means 클러스터링과 다항식 기반 RBF 신경회로망을 응용하여 얼굴인식 시스템으로 적용하였다. 제안된 다항식 기반 RBF신경회로망의 패턴분류 성능분석을 위하여 연구실의 얼굴 데이터를 취득하여 실험하였고, 그 결과로서 우수한 성능을 보임을 알 수 있었다. 앞으로의 연구방향은 모델의 성능을 평가하는데 있어 판별의 결과와 더불어 인식의 정확성을 분석하는 방향으로 다양한 실험검증이 필요할 것으로 보이며, 이를 바탕으로 기술 개발이 이루어져야 할 것으로 보인다.

### 감사의 글

본 연구는 경기도의 경기도지역협력연구센터사업의 일환으로 수행하였음[GRRR 수원2011-B2, U-city 보안감시 기술협력센터] 그리고 이 논문은 2009년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(NRF-2009-0074928)

### [참고 문헌]

- [1] J. Shurmann, Pattern Classification: A Unified View of Statistical and Neural Approaches, Wiley Interscience, New York, 1996
- [2] U. Krebel and J. Schurmann, "Pattern classification techniques based on function approximation", in handbook of Character Recognition and Document Image Analysis, H. Bunke and P.S.P.Wnag, Eds. World Scientific, Singapore, pp.49-78, 1997
- [3] Turk, M. and Pentland, A., "Eigenfaces for Recognition", J. Cognitive Neuroscience, Vol. 3, No. 1, pp. 71-86, 1991.
- [4] J.C. Bexdek, Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms, Plenum Press, N. York, 1981
- [5] S.-K. Oh, W. Pderycz and B.-J. Park, "Self-organizing neurofuzzy networks in modeling software data", Fuzzy sets and Systems, vol.145, pp.165-181, 2004