
SOFM과 다층신경회로망을 이용한 패턴 분류 방식

박진성^{*} · 공휘식^{**} · 이현관^{***} · 김주웅^{*} · 엄기환^{*}

^{*}동국대학교 전자공학과,

^{**}관동대학교 정보통신공학과,

^{***}호남대학교 인터넷프로그램학과

Pattern Classification Method using SOFM and Multilayer Neural Network

Jin Sung Park^{*}, Whue Sik Kong^{**}, Hyun Kwan Lee^{***}, Joo Woong Kim^{*}, Ki Hwan Eom^{*}

^{*}Dept. of Electronic Eng. Dongguk University

^{**}Dept. of Information & Communication, Kwandong University

^{***}Dept. of Internet Programming ,Honam University

Email: parkjins@dongguk.edu

요약

본 연구에서는 비지도 학습 방식인 SOFM(Self Organize Feature Maps)과 지도 학습인 다층 신경회로망을 이용하여 패턴 분류를 하는 방식을 제안하였다. SOFM을 이용하여 입력 패턴을 분류하여 얻은 결과를 다층 신경회로망의 초기 연결강도와 목표 값으로 설정한다. 제안한 방식의 유용성을 확인하기 위하여 얼굴 영상에 대하여 시뮬레이션한 결과 우수한 성능을 얻었다.

Abstract

We proposed a method of a pattern classification using unsupervised learning rules, SOFM, and supervised learning rules, Multilayer neural network. Establish result that classify and get input pattern using SOFM by initial weighting vector of Multilayer neural network and target value. Got superior Performance as result that do simulation about face image to confirm usefulness of way that propose.

키워드

SOFM, Multilayer Neural Network, Pattern classification

I. 서 론

SOFM은 패턴 공간상에서 유사한 부류의 패턴을 하나의 클러스터에 반응하게 만든다. 이러한 SOFM의 학습은 거리 측정법에 기반을 둔 방식이다. 일반적으로 거리 측정 방법에는 성능 면에서 우수하고, 정규화가 필요 없는 유클리드 방식을 널리 사용하고 있다. 따라서 SOFM은 유사한 패턴 벡터는 승리 뉴런으로부터 일정한 거리 내에 위치한 벡터들의 부류를 하나의 클러스터로 분류하는 데 우수한 분류 성능을 갖는다.

패턴을 보다 정밀하게 분류하기 위하여 하나의 클러스터 혹은 클래스에 여러 개의 서브 클래스를 둘 수 있다. 따라서 학습을 통하여 서브 클래스들을 분류하고 분류된 서브 클래스들을 하나의 클래스로 지정한다면 패턴 분류의 성능은 보다 정밀하고 우수한 분류 성능을 갖게 된다. 이러한 클래스 속의 서브 클래스를 목표 값으로 하고, 학습시켜서 클래스로 분류하는 신경회로망이 바로 다층신경회로망(Backproagation)이다. 따라서 다층신경회로망은 SOFM을 보다 정교하게 분류하는 네트워크로 고려할 수 있고, 같은 클래스의 패턴 벡터들이 패턴 공간상에서 흩어져서 서브

클래스를 형성하는 경우에 SOFM은 패턴을 올바르게 분류할 수 없지만 다층신경회로망은 패턴 공간상에 흩어져서 위치하는 패턴 벡터들을 부분 부분의 서브 클래스로 학습을 시키고, 각 서브 클래스를 하나의 클래스로 묶어 주는 역할을 하게 된다.[1][2][3]

본 논문에서는 패턴분류 방식을 위하여 SOFM과 다층신경회로망(BP)을 결합한 새로운 방식을 제안하였다. 분류 성능을 확인하기 위하여 Cambridge 대학의 Olivetti 연구실(ORL)에서 제공하는 얼굴 DB를 대상으로 시뮬레이션을 수행한다.[6]

II. SOFM과 다층신경회로망

2-1. SOFM

1984년 Kohonen이 제안한 SOFM은 비지도 학습(unsupervised learning) 알고리즘의 일종으로 단일 경쟁 뉴런층으로 구성된 신경회로망이다. 경쟁 뉴런은 1차원이나 2차원 혹은 그 이상의 차원에서 물리적으로 정돈되어 있고, 각 뉴런은 특정 반경의 이웃 뉴런을 가지게 된다.[1][4]

일반적인 경쟁학습에서 뉴런들은 승자 뉴런을 결정하고, 승자 뉴런의 연결 강도를 강화하는 winner-takes-all 방식을 취한다. SOFM이 일반적인 경쟁 학습과 다른 점은 승자 뉴런의 연결 강도뿐 아니라 이웃 뉴런의 연결 강도까지 개선한다는 점이다. 학습이 진행되는 동안 결과적으로 승자 뉴런과 이웃하는 뉴런들은 비슷한 연결 강도를 가지게 되고, 승자 뉴런과 이웃 뉴런들은 유사한 입력 벡터에 반응하게 된다.

SOFM의 알고리즘은 다음과 같다.

Step 1. $t = 0$

- ${}^{SOM} w_i(0)$ 를 랜덤하게 선택(초기값은 각각 모두 다른 값을 가져야 한다.)

Step 2.

- 많은 뉴런들을 포함하도록 $N_C = N_C(t)$ 의 초기값 $N_C(0)$ 를 설정

- ${}^{SOM} \alpha(t)$ 의 초기값 설정 (1에 가깝게 한다.)

Step 3. 종료 조건이 만족되지 못하면

- do Step 4~8

Step 4.

- 각 입력 패턴 \mathbf{x} 에 대하여
- do Step 5~8

Step 5.

- 유클리드 거리를 계산

$${}^{SOM} d(j) = \sum_i ({}^{SOM} w_{ji} - x_i)^2$$

Step 6.

- winner 뉴런 ${}^{SOM} y_j$ 를 찾는다.

Step 7.

- 고정 반경 내에서 연결 강도 조정

$${}^{SOM} w_{ji}^{k+1} = {}^{SOM} w_{ji}^k + {}^{SOM} \alpha [x_i - {}^{SOM} w_{ji}^k]$$

Step 8.

- $N_C = N_C(t)$ 감소

- ${}^{SOM} \alpha(t)$ 감소

Step 9.

- 종료 조건 검사

2-2. 다층신경회로망(Backpropagation: BP)

역전파 신경회로망(backpropagation neural network)은 선형 뉴런의 입력층과 출력층 사이에 하나 이상의 중간층, 즉 비선형 뉴런으로 구성된 은닉 층을 갖는 다층 구조의 회로망이다. 입력층의 입력신호들은 은닉층의 뉴런을 거쳐 출력층으로 전달되는 전방향 회로망이다. 출력층의 출력신호는 신경회로망이 추종하고자 하는 목표 출력신호와 비교되어 오차신호를 발생하고, 이 오차의 제곱을 최소화하도록 출력층으로부터 은닉층을 거쳐 입력층으로 역전파되어 연결강도를 조정한다.[1]

역전파 학습 알고리즘은 연결 강도 공간상에 주어지는 오차의 제곱을 높이로 하는 곡면에 대하여 오차의 제곱이 가장 많이 감소하는 방향으로 연결강도를 조정하는 gradient descent 법을 사용한다.

다층신경회로망의 학습 알고리즘은 다음과 같다.

Step 1.

입력가중합의 초기화 가중합을 각각 net_j 이라 정의하면

$$net_j = \sum_{i=1}^n w_{ji} \cdot x_i$$

i 는 입력신호의 수 ($i = 1, 2, \dots, n$), n_j 는 은닉층 뉴런의 수 ($j = 1, 2, \dots, J$)이다.

Step 2.

은닉층 뉴런의 출력은 $out_j = f(net_j)$ 이다.

Step 3.

시그모이드함수로서 함수 $f(net)$ 은

$$f(net) = \frac{2}{1 + e^{-net}} \text{이다.}$$

Step 4.

출력층 뉴런의 입력신호를 net_k 라 하면

$$net_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} \cdot out_j;$$

k 는 출력층 뉴런 수 ($k = 1, 2, \dots, n$)이다.

Step 5.

출력층 뉴런의 출력 out_k 는

$$out_k = f(net_k)$$

Step 6.

출력 out_k 가 임의의 목표 함수 d_k 를 학습하기

위하여 out_k 와 d_k 사이의 오차가 최소화되도록 gradient descent법에 의해 출력층에서 은닉층, 은닉층에서 입력층으로 오차를 역전파하면서 연결강도를 조정한다.

Step 7.

학습하기 위한 목적함수(object function)는

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^l [d_k - out_k]^2$$

목적함수 E 가 w_{kj}, w_{ji} 에 대하여 최소화되도록 gradient descent 법을 적용한다.

Step 8.

출력층과 은닉층 사이의 연결강도의 조정은 $w_{kj}(t+1) = w_{kj}(t) + \Delta w$ 이다.

Step 9.

출력층에서 은닉층으로의 연결강도 조절과

$$w_{kj}(t+1) = w_{kj}(t) + \eta \cdot [d_k - out_k]$$

$$\cdot f'(out_k) \cdot out_j;$$

은닉층에서 입력층으로의 연결강도를 조절한다.

$$w_{ji}(t+1) = w_{ji}(t) + \eta \cdot \delta_j \cdot x_i$$

III. 제안한 방식

제안한 방식의 설계 절차는 크게 세 단계로 구성된다. 첫 번째 단계는 1차원 구조의 SOFM을 설정하고, 입력 벡터로 학습시켜 입력 벡터의 클러스터를 구하여 목표 값으로 한다. 두 번째 단계는 중복된 승리 뉴런의 수가 없거나 적은 출력 뉴런의 수를 정한다. 이렇게 정한 출력 뉴런의 수가 다층 신경회로망의 은닉 층의 수로 한다. 세 번째 단계는 SOFM의 학

습된 연결 강도를 다층 신경회로망의 연결강도의 초기 값으로 정하고, 입력 벡터를 이용하여 다층신경회로망을 학습시킨다.

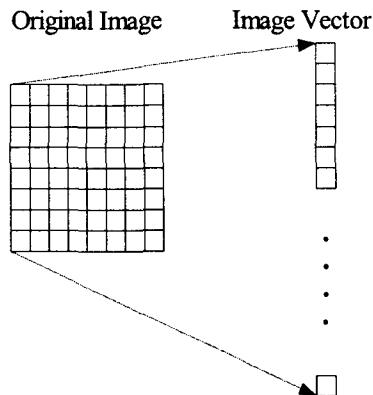


그림 1. 입력 영상 변환

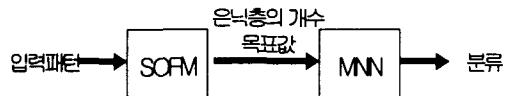


그림 2. 제안한 방식의 전체 블록 선도

IV. 시뮬레이션

Cambridge 대학의 Olivetti 연구실(ORL)에서 제공하는 얼굴 DB 중에서 10명의 얼굴을 이용하여 제안한 방식의 성능을 실험하였다. 영상의 크기는 46x56 픽셀의 크기로, 10개의 각기 다른 얼굴의 표정과 각도, 안경, 머리 모양 등의 변화가 있는 영상으로 구성되어 있다.[5] 이러한 얼굴 데이터에서 5개는 신경회로망을 훈련시키는 훈련 영상으로 사용하고, 나머지 5개의 영상은 제안한 방식의 성능을 평가하는 테스트

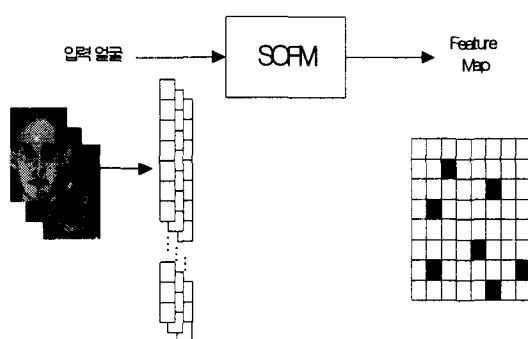


그림 3. SOFM의 학습

영상으로 사용하였다. SOFM의 구성은 입력 뉴런은 영상 크기와 같은 2576(46×56)개이고, 출력 뉴런은 10×10 개의 자기 지도로 구성하였다. 연결강도의 초기 값은 [0,1] 사이에서 임의의 값으로 설정하였고, 학습율은 0.9에서 학습에 따라 감소하게 하였다. 이웃반경 역시 초기에는 5에서 학습에 따라 1까지 감소한다. 학습 횟수는 10000번으로 하였다.

7	7	7		10	9	9	9	
7		7						
			3	9				
			3				6	
8			4	4				
8			4	4		6	6	
8								
			5					
2			1		5			
2	2		1	1	5	5		3

그림 4. 학습영상에 대한 SOFM의 승리뉴런 출력

다층신경망(BP)은 입력뉴런 2개, 은닉층 뉴런 50개, 출력 뉴런은 각각 5개로 구성하였다. 학습율은 0.1, 학습 횟수는 10000번 학습을 시켰다.

다층신경망의 훈련 데이터와 목표값	
x	3 4 3 3 3 1 0 0 0 1
y	0 0 0 1 1 0 0 1 0 0
목표값	1 1 1 1 1 2 2 2 2 2
x	3 4 4 8 8 5 3 5 3 3
y	6 7 7 1 1 5 5 4 4 4
목표값	3 3 3 3 3 4 4 4 4 4
x	6 6 5 6 4 9 8 9 9 9
y	0 1 0 0 2 4 4 4 6 6
목표값	5 5 5 5 5 6 6 6 6 6
x	1 2 2 0 0 0 0 0 0 0
y	9 9 8 8 9 5 5 3 4 3
목표값	7 7 7 7 7 8 8 8 8 8
x	7 8 7 6 6 4 4 4 4 4
y	9 9 9 7 9 9 9 9 9 9
목표값	9 9 9 9 9 10 10 10 10 10

표 1. 다층신경회로망(BP) 훈련 데이터와 목표값

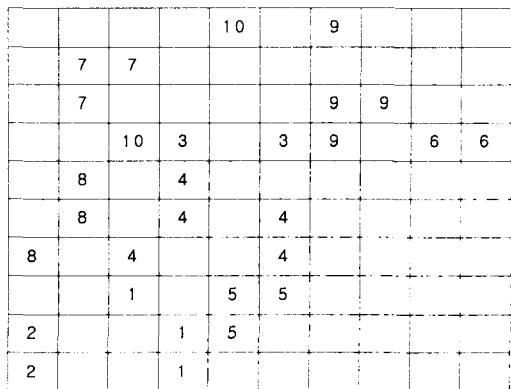


그림 5. 테스트 영상에 대한 SOFM의 승리뉴런 출력

테스트 결과	
목표값	1 1 1 1 1 2 2 2 2 2
결과	1 1 1 1 1 2 2 2 2 2
목표값	3 3 3 3 3 4 4 4 4 4
결과	4 4 3 3 3 4 4 4 4 4
목표값	5 5 5 5 5 6 6 6 6 6
결과	5 5 5 5 5 6 6 6 6 6
목표값	7 7 7 7 7 8 8 8 8 8
결과	7 7 7 7 7 8 8 8 8 8
목표값	9 9 9 9 9 10 10 10 10 10
결과	9 9 9 9 9 10 10 10 10 3

표 2. 최종 테스트 결과

V. 결 론

본 논문에서는 비지도 학습 방식인 SOFM과 지도 학습인 다층 신경회로망을 이용하여 패턴 분류를 하는 방식을 제안하였다. 제안한 방식은 SOFM으로 얼굴 영상의 복잡하고 다차원인 입력 패턴을 2차원으로 변환하고, 다층신경회로망(BP)은 변환된 패턴의 값을 초기 연결강도와 목표 값으로 설정하였다. 제안한 방식의 성능을 확인하기 위해 Cambridge 대학의 Olivetti 연구실(ORL)의 얼굴 DB중 10명의 얼굴 영상을 대상으로 모의 실험을 수행하였다. 100개의 영상중에서 50개는 SOFM과 다층신경회로망(BP)의 학습에 사용하고, 나머지 50개의 영상은 제안한 방식의 성능 테스트를 위해 사용하였다. 모의 실험 결과 훈련 영상은 100%의 분류, 테스트 영상은 94%의 분류 성공률을 얻었다. 향후 연구과제로는 다양한 변화에 대해서도 분류가 가능하고, 실시간으로 영상을 분류하는 시스템을 구현하여 실제 보안 등에 적용하는 것이다.

참고문헌

- [1] Hagan, Demuth, Beale, "Neural Network Design", PWS Publishing Company, 1995.
- [2] S. Haykin. Neural Networks, A Comprehensive Foundation. Macmillan, New York, NY, 1994.
- [3] B. D. Ripley, "Pattern Recognition and Neural Networks", CAMBRIDGE UNIVERSITY PRESS, pp 322-326, 1996.
- [4] V. E. Neagoem A. D. Ropot, "Concurrent self-organizing maps for pattern classification", First IEEE International Conference on Cognitive Informatics, pp. 304-312, 2002.
- [5] Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods, "Digital Image Processing", Prentice Hall, pp 50-66, 2001.
- [6] The ORL Database of Faces: <http://www.uk.research.att.com/facedatabase.html>.