

코호넨 신경회로망 학습알고리즘의 개선

정회원 이 승 주*, 조 원 경**

The Enhancement of Learning Algorithm of Kohonen Neural Networks

Seung Joo Lee*, Won Kyung Cho** *Regular Members*

요 약

신경회로망의 학습은 뉴런사이의 연결강도 갱신과정으로 이루어진다. 이 때, 학습계수를 잘못 설정하였을 경우, 과도한 학습횟수를 요하거나, 올바른 학습을 수행하지 못하게 된다. 지도학습을 수행하는 신경회로망뿐만 아니라, 패턴분류에 자주 이용되는 코호넨 신경회로망 경우, 학습계수에 의하여 학습효율이 좌우된다. 본 논문에서는 코호넨 신경회로망의 학습효율을 향상시키기 위하여 학습계수를 입력벡터와 연결강도 벡터의 차에 따라 가변적으로 적용하는 자율학습 알고리즘을 제안하였다. 제안된 학습 알고리즘의 검증을 위하여 필기체 한글의 기본 획(9자)분류에 적용하였다. 그 결과 약 20~30% 정도의 학습 효율이 향상됨을 고찰하였다.

ABSTRACT

Learning procedure in the neural network is updating of weights between neurons. Unadequate initial learning coefficient causes excessive iterations of learning process or incorrect learning results. Not only supervised learning neural networks but also Kohonen neural networks to used the pattern classification under the influence by learning parameter. In this paper, adaptive learning algorithm is proposed to increase the efficient. The algorithm updates the weights adaptively when learning procedure runs. To prove the efficiency the algorithm is experimented to classification of strokes which is basic primitives hand-written korean character. The result shows improved learning rate about 20~30% ; less iteration counts with correct answer.

I. 서 론

신경회로망 이론은 인공지능의 한 분야로써 인간의 신경 기능과 유사한 동작을 수행하는 로봇이나 컴퓨터에 대한 연구가 진행되어 왔으며, 영상처리 분야와 패

턴인식 및 적응 제어 등 여러 응용분야에 그 우수성을 인정받고 있다.⁽¹⁾⁽²⁾

신경회로망의 알고리즘으로는 교사신호가 있는 지도학습과 교사신호가 없는 자율학습으로 나뉘어 진다. 지도학습 알고리즘으로는 역전파 알고리즘이 널리 이용되고, 자율학습 알고리즘으로는 인간의 자율신경과 유사한 처리를 수행하는 코호넨(Kohonen Networks) 신경회로망이 널리 이용된다.⁽¹⁾⁽²⁾⁽³⁾⁽⁴⁾

코호넨 신경회로망의 학습규칙은 승자독점(winner

* 해전대학 전자과

** 경희대학교 전자공학과

論文番號 : 98115-0314

接受日字 : 1998年 3月 14日

take all)의 원리를 이용한다. 즉, 승자 뉴런만이 출력을 낼 수 있으며, 승자와 그 이웃한 뉴런들만이 연결강도를 조정할 수 있다. 생물학적 모델로 고안된 코호넨 신경회로망은 층 내에서 경쟁하는 복잡한 구조를 갖고 있으며, 맥시칸 모자 형태인 측면제어(lateral inhibition)를 사용한다. 이 측면제어에 의한 코호넨 신경회로망의 학습수행과정은 승리뉴런과 일정한 범위의 이웃하는 뉴런들이 모두 학습을 수행한다. 시간이 지나고 학습횟수가 점차 증가하면서 이웃 뉴런들의 범위는 점차로 줄어들어 최적화된 승리 뉴런만이 남게 된다.⁽³⁾⁽⁴⁾⁽⁵⁾⁽⁶⁾

그러나, 기존의 코호넨 학습알고리즘은 승자 뉴런과 이웃하는 뉴런의 연결강도 수정시 발생한 오차에 상관없이 임의의 시간 함수를 학습계수($\alpha(t)$)로 하여, 연결강도를 일률적으로 조정하는 불합리성을 지니고 있다.⁽³⁾⁽⁴⁾ 이 학습계수를 부적절하게 선택할 경우, 필요 이상의 반복횟수를 요하거나 주어진 입력패턴에 대하여 올바른 분류를 수행하지 못하는 문제점이 발생한다. 따라서 이러한 문제점을 해결하고 학습알고리즘을 빠르게 처리할 수 있는 알고리즘에 대한 연구가 요구된다.⁽³⁾⁽⁴⁾

위의 문제점을 해결하기 위하여 Martin A. Kraaijveld와 Jianchang Mao는 비선형함수인 가우시안(Gaussian)함수를 이용하여 학습계수를 가변적으로 갱신하는 알고리즘을 제안하였다.⁽⁵⁾ 이 알고리즘은 기존의 코호넨 신경회로망에 비해 학습효율이 향상되었지만, 많은 부가적인 계산이 필요하고 학습에 관여하는 학습 상수값들의 설정에 많은 시간이 소요되는 문제점을 갖는다.

본 논문에서는 코호넨 신경회로망의 연결강도 갱신과정에 영향을 미치는 학습계수를 입력벡터와 연결가중치 벡터의 차에 따라서 가변적으로 갱신할 수 있는 두가지 알고리즘을 제안하였다. 제안한 알고리즘은 부가적인 계산없이 반복횟수와 학습효율을 향상시켰다.

II. 코호넨 신경회로망의 기본이론

코호넨 신경회로망은 1980년경 핀란드의 헬싱키 공과대학(Helsinki Technology University)의 튜보 코호넨(Teuvo Kohonen)에 의해 제안된 자율 신경회로망으로 그림 1과 같은 구조를 갖는다.⁽³⁾⁽⁴⁾

그림 1에 나타난 코호넨 신경회로망은 여러 단계

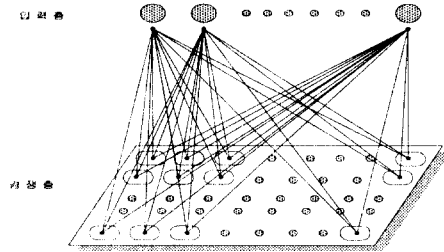


그림 1. 코호넨 신경회로망의 구조
Fig. 1 The structure of Kohonen neural networks

의 피드백이 아닌 단 하나의 전방패스(feed-forward flow)를 사용하므로 구조상 수행이 상당히 빠르고, 입력 데이터의 통계적 분포 변화에 코호넨 신경회로망이 자동적으로 적응하므로 연속적인 학습이 가능하다. 코호넨 신경회로망의 학습규칙은 식 (1)에 따라서 수행된다.

$$W_{new} = W_{old} + \alpha(t) (X - W_{old}) \quad (1)$$

식 (1)에서 W_{old} 는 조정되기 이전의 연결강도 벡터이고 W_{new} 는 조정된 후의 새로운 연결강도 벡터이며, $\alpha(t)$ 는 학습계수이고 X 는 입력벡터이다.

학습규칙은 승자 뉴런과 이웃한 뉴런들의 연결 강도 벡터를 갱신하여 입력벡터에 접근하는 과정으로 이루어진다. 이 경우, 학습의 진행은 승자 뉴런과 일정한 범위의 이웃하는 뉴런들이 모두 학습에 참여한다. 시간이 경과함에 따라 이웃 뉴런들의 범위는 점차로 줄어들어 최적화된 승리 뉴런만이 남게되며, 시간의 경과에 따른 최적화 과정은 그림 2와 같다.

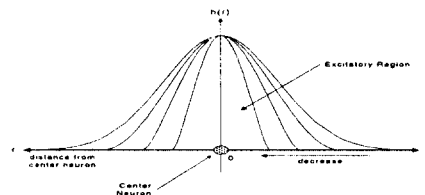


그림 2. 경쟁 학습을 통한 이웃 뉴런의 감소.
Fig. 2 The decreasing of neighborhood neuron for winner take all.

그림 2와 같이 최적화된 뉴런의 산출은 식 (1)에 의해 이루어지며, 식(1)은 학습계수 $\alpha(t)$ 에 따라서 1회의 학습량이 결정된다. 그러나, 기존에는 이 학습계수를 일률적으로 연결강도를 갱신하는 불합리성을 지닌다.

III. 학습효율 개선을 위한 코호넨 신경회로망

II장에서 언급된 문제를 해결하기 위하여 Martin A. Kraaijveld와 Jianchang Mao이 아래와 같은 알고리즘을 제안하였다.⁽⁵⁾

$$w_i(t+1) = w_i(t) + h_{\alpha}(t)(x(t) - w_i(t)) \quad (2)$$

식 (2)에서 $h_{\alpha}(t)$ 는 가우시안 연결가중치 함수로써 식 (3)과 같다.

$$h_{\alpha}(t) = h_0(t) \exp\left(-\frac{\|r_i - r_c\|^2}{\sigma(t)^2}\right) \quad (3)$$

식 (3)에서 r_i 와 r_c 는 각각 중심 클러스터와 이웃하는 클러스터를 의미한다. 또한, $h_0(t)$ 와 $\sigma(t)$ 는 시간 함수로써 적절히 감소되어 선택된다. 그러나, 위의 알고리즘은 $\sigma(t)$ 의 부가적인 계산이 필요하며 $h_0(0)$ 와 $\sigma(0)$ 의 초기값 설정이 잘못되었을 경우, 학습을 올바르게 수행하지 못하는 문제점이 발생한다.

본 논문에서는 발생한 오차(유클리디언 거리)값에 따라 가변적으로 학습계수를 변화시킬 수 있는 알고리즘들을 제안하였다. 즉, 학습률 $\alpha(t)$ 를 입력패턴(X)과 승자 뉴런의 연결강도(W_c)의 차를 이용하여 가변적으로 갱신함으로써, 신경회로망의 단점인 과도한 학습으로 인한 속도지연 및 분류를 제대로 수행하지 못하는 문제를 해결할 수 있다.

(제안 1) 시그모이드 함수의 성질을 이용하여 학습계수를 가변적으로 갱신하는 알고리즘을 제안한다.

식 (1)을 정리하면 식 (4)와 같이 기술할 수 있다.

$$\begin{aligned} w_{ij}(t+1) - w_{ij}(t) &= \alpha(t)(x_i(t) - w_{ij}(t)) \\ \Delta w_{ij}(t) &= \alpha(t)d_j \\ \alpha(t) &= \frac{\Delta w_{ij}(t)}{d_j} \end{aligned} \quad (4)$$

(단, $d_j = x_i(t) - w_{ij}(t)$)

식 (4)에서 알 수 있듯이 학습계수 $\alpha(t)$ 는 연결강도 공간상에서 기울기의 변화량과 같다. 따라서, 그림 3과 같이 기울기가 점차 증감하는 성질을 이용하는 시그모이드(sigmoid) 함수를 적용한 학습계수의 갱신 과정을 나타내면 식 (5)와 같이 기술할 수 있다.

$$\begin{aligned} \alpha(t+1) &= \alpha(t) + \Delta\alpha(t) \\ \Delta\alpha(t) &= A\left(\frac{1}{1 + \exp(d_j + \theta_j)}\right) \end{aligned} \quad (5)$$

(단, $d_j = (x_i - w_{ij})$)

식 (5)에서 A는 초기 상수값을 나타내고, d_j 는 입력패턴과 연결강도의 차를 나타내며, θ_j 는 임계값을 나타낸다. 식 (5)을 식 (1)에 대입하면 식 (6)과 같다.

$$\begin{aligned} w_{ij}(t+1) - w_{ij}(t) &= \alpha(t)(x_i(t) - w_{ij}(t)) \\ \alpha(t) &= A\left(\frac{1}{1 + \exp(d_j + \theta_j)}\right) \\ d_j &= (x_i(t) - w_{ij}(t)) \end{aligned} \quad (6)$$

식 (6)은 입력벡터와 연결강도 벡터의 차에 따라 학습계수를 비선형적으로 갱신함으로써 연결강도를 효율적으로 갱신한다.

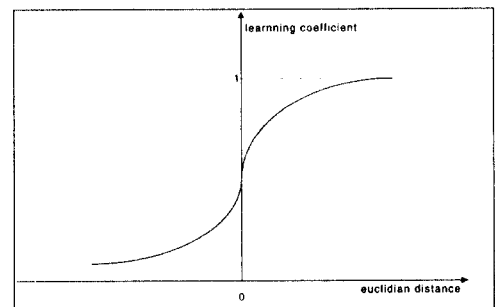


그림 3. 시그모이드 함수값에 의한 학습계수의 변화
Fig. 3 The change of learning coefficient for sigmoid function

(제안 2) 지수함수의 성질을 이용하여 학습계수를 가변적으로 갱신하는 알고리즘을 제안한다.

지수 함수의 성질은 그림 4와 같이 입력패턴과 연

결강도의 차가 클 경우, 학습계수를 크게 하여 연결 강도를 갱신하며, 입력패턴과 연결강도가 작을 경우, 학습계수를 작게 하여 연결강도를 갱신한다.

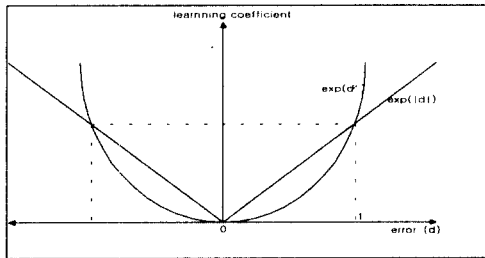


그림 4. 오차에 의한 학습계수 변화
Fig. 4 The change of learning coefficient by the error

그림 4에서 알 수 있듯이 오차 거리(d)가 1이상일 경우는 $EXP(d^2)$ 를 적용하고, $0 < d < 1$ 일 경우는 $EXP(|d|)$ 를 적용하여 학습계수를 갱신한다. 위의 과정을 수식으로 기술하면 다음과 같다.

$$\alpha(t+1) = \alpha(t) + \Delta\alpha(t) \quad (7)$$

$$\Delta\alpha(t) = A \begin{cases} \exp(d_j)^2, & d_j > 1, d_j < -1 \\ \exp(|d_j|), & -1 \leq d_j \leq 1 \end{cases} \quad (8)$$

(단, $d_j = x_i - w_{ij}$)

식 (8)에서 d_j 는 입력패턴과 연결가중치의 차이를 나타내며, 이 차이에 따라 지수함수값이 결정된다. 식 (7)과 (8)을 정리하여 연결강도의 갱신과정으로 기술하면 식 (9)와 같다.

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \alpha(t)(x_i(t) - w_{ij}(t)) = \begin{cases} w_{ij}(t) + A \exp(d_j)^2, & d_j > 1, d_j < -1 \\ w_{ij}(t) + A \exp(|d_j|), & -1 \leq d_j \leq 1 \end{cases} \quad (9)$$

이 지수함수값에 따라 학습계수를 가변적으로 갱신함으로써 학습효율을 극대화 할 수 있고, 수렴속도를 개선할 수 있다.

IV. 실험 및 고찰

본 논문에서는 코호넨의 학습알고리즘을 개선하기 위하여 학습계수를 입력패턴과 연결강도의 차에 따라 가변적으로 갱신하는 알고리즘을 제안하였다. 제안한 알고리즘의 타당성을 검증하기 위하여 아래와 같은 온라인 한글 필기체의 기본 획(9개의 획)에 적용하였다.

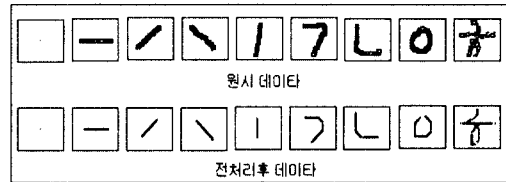


그림 5. 실험에 사용한 한글 기본획
Fig. 5 The primitive strokes using simulation

한글 필기체 패턴의 기본획의 분류 과정을 나타내면 그림 6과 같다.

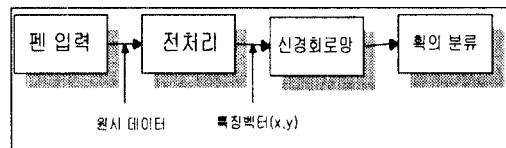
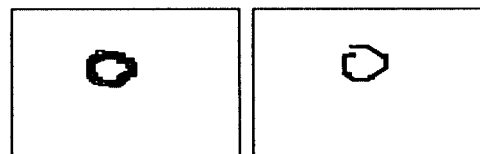


그림 6. 획의 분류 과정
Fig. 6 The classification procedure of primitive strokes

그림 6에서 신경회로망 입력으로 사용된 데이터는 전처리 되어진 한글 필기체의 기본획(9개 획)을 사용하였으며 그 예는 그림 7과 같다.



a) 입력패턴 b) 전처리된 특징점

그림 7. 입력패턴과 전처리에 의한 특징점
Fig. 7 Input pattern and feature point by preprocessing

그림 7에서 a)는 펜입력 "o"를 나타내며, b)는 전처리한 결과 추출된 4 개의 특징점을 나타낸다. 이 특징점은 시점(starting point)으로부터 종점(ending point)까지 필기진행중 굴곡점으로 하며, 굴곡점이 필기 진행 방향으로 누적된 각도가 90°이하일 때 특징점으로 추출한다. 추출된 특징점으로부터 코호넨 신경회로망의 입력으로 이용되는 입력벡터의 추출은 그림 8과 같다.

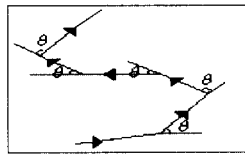


그림 8. 한글 필기체의 입력벡터 추출
Fig. 8 The extraction of input vector of handwritten of korean language

그림 8의 과정을 거쳐 코호넨 신경회로망의 입력으로 이용되는 입력벡터를 표현하면 식 (10)과 같다.

$$x = \cos(\theta), \quad y = \sin(\theta) \quad (\theta = 0^\circ \sim \pm 180^\circ) \quad (10)$$

식 (10)에서 θ 는 한글 필기체 획의 방향을 나타낸다. 한글 필기체 기본 획 9자의 특징점 갯수는 표 1과 같다.

표 1. 한글 필기체 기본 획의 특징점의 갯수
Table 1. The number of feature point for basic primitive strokes

특징점 \ 획	·	—	/	\		ㄱ	ㄴ	ㅇ	ㅎ
갯수	0	1	1	1	1	2	2	3~5	5~8

본 논문에서 제안한 알고리즘의 타당성을 검증하기 위한 실험조건으로는 2개의 입력단과 50개의 선형적인 경쟁단으로 구성된 코호넨 신경회로망을 사용하였으며, 연결가중치는 0~1사이 값을 초기 발생하여 실험하였다. 또한, 반복횟수를 25000번으로 제한하여

각 알고리즘의 성능을 비교 분석하였다. 표 2는 각각의 알고리즘에 대한 실험결과를 나타낸다.

표 2. 한글 필기체 기본 획에 대한 각 알고리즘의 반복횟수 비교
Table 2. Comparing of algorithms for basic primitive handwritten korean character.

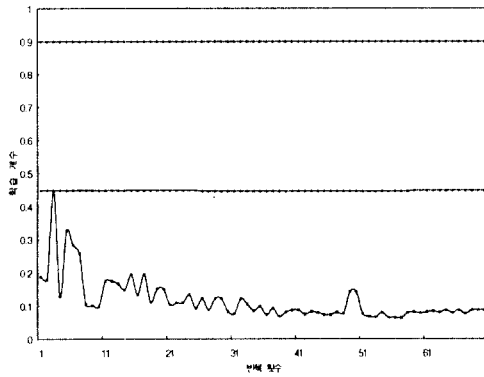
획	알고리즘	코호넨	Mao	제안 1방법 (+)	제안 2방법 (**)
·		1451	1283	1071	1060
—		1451	1283	1071	1060
/		1451	1283	1067	1060
\		1451	1283	1070	1060
		1451	1283	1071	1052
ㄱ		1410	1279	1121	1054
ㄴ		1450	1280	1075	1053
ㅇ		1420	1276	1080	1057
ㅎ		1460	1290	1080	1020

표 2에서 알 수 있듯이 본 논문에서 제안된 (제 1 방법)이 코호넨 알고리즘에 비하여 약 19.9%~26.2% 정도 반복횟수를 줄일 수 있었으며, Mao에 의해 제안된 알고리즘에 비해서도 약 11.6%~16.5% 정도의 반복횟수가 개선되었다.

또한, 본 논문에서 제안된 (제 2방법)은 코호넨 알고리즘에 비해 약 25.6%~30.1%정도 반복횟수를 줄일 수 있었으며, Mao에 의해 제안된 알고리즘에 비해서도 약 21% 정도의 반복횟수가 감소하였다. 그리고, 본 논문에서 제안한 제 2방법은 제 1방법에 비해 반복횟수가 약 0.7%~6%정도 감소함을 알 수 있었다.

실험 결과, 코호넨 알고리즘은 초기 학습계수를 잘못 설정($\alpha(0) = 0.9$)하였을 경우, 올바른 학습이 수행되지 못하였으며, Mao에 의해 제안된 알고리즘 또한, 초기상수 설정값이 잘못되었을 경우 올바르게 학습을 수행하지 못하는 문제가 발생하였다.(즉, 참고문헌 (5)에서 $h_0(0) = 0.5, \sigma_0(0) = 16.66$)

그림 9는 Mao에 의해 제안된 학습알고리즘과 본 논문에서 제안한 학습알고리즘의 반복횟수에 따른 학습계수 변화량을 나타낸다.



+ : [제안 2방법] : 지수함수 이용
 △ : [제안 1방법] : 시그모이드 함수 이용
 □ : Mao에 의해 제안된 알고리즘

그림 9. Mao 알고리즘과 제안된 알고리즘의 반복횟수와 학습계수의 관계

Fig. 9 The relation of iteration and learning coefficient of Mao and proposed algorithm

그림 9에서 각 알고리즘을 정확히 분석하기 위하여 확대하여 나타내면 아래와 같다. 그림 10은 Mao에 의해 제안된 알고리즘의 학습계수와 반복횟수를 나타내며, 그림 11과 그림 12는 본 논문에서 제안한 알고리즘의 학습계수와 반복횟수와 관계를 나타낸다.

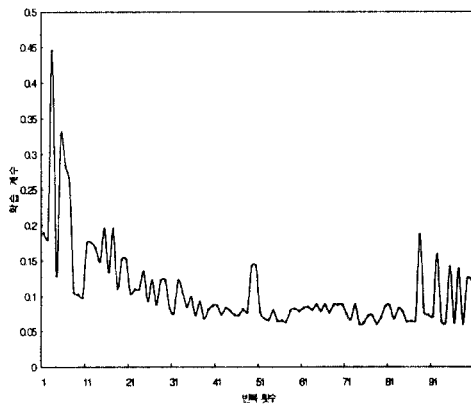


그림 10. Mao 알고리즘의 반복횟수와 학습계수의 관계
 Fig. 10 The relation of iteration and learning coefficient of Mao algorithm

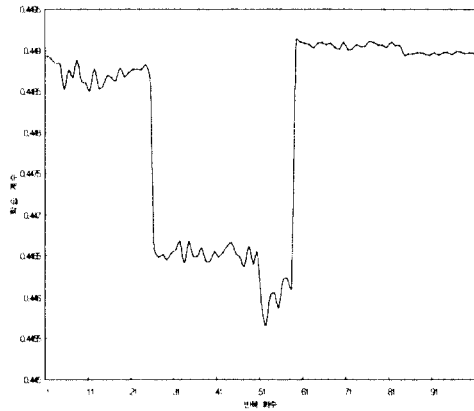


그림 11. (제안 1방법)에 의한 학습계수와 반복횟수의 관계 (시그모이드함수 이용)

Fig. 11 The relation of learning coefficient and iteration according to (proposed 1)(using sigmoid function)

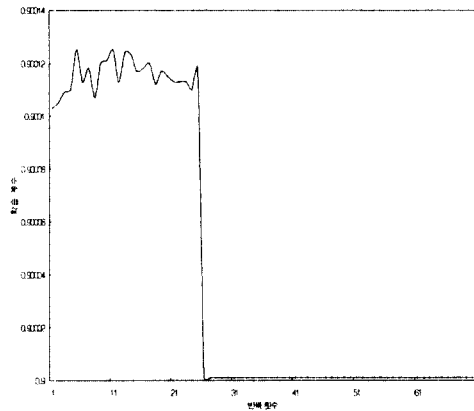


그림 12. (제안 2방법)에 의한 반복횟수와 학습계수 관계 (지수함수 이용)

Fig. 12 The relation of iteration and learning coefficient according to (proposed 2) (using exponential function)

그림 10에서 알 수 있듯이 Mao에 의해 제안된 알고리즘은 반복횟수에 따라서 학습계수가 큰 폭(0.03~0.45)의 변화량을 나타내고 있으므로 시스템이 불안정할 가능성이 높다. 반면, 본 논문에서 제안한 알고리즘은 소폭의 변동(제안 1방법(그림 11)):0.445~

0.449, (제안 2방법(그림 12)):0.9~0.90014)을 보이고 있다. 따라서, 시스템의 안정도면에서 Mao에 의해 제안된 알고리즘에 비하여 우수함을 알 수 있다. 또한, 본 논문에서 제안한 (제안 1방법)과 (제안 2방법)은 서로 비슷한 결과를 보이고 있으나, (제안 2방법)이 (제안 1방법)에 비해 약 6%정도 반복횟수가 감소함을 알 수 있다. 반면, 계산의 복잡도는 (제안 2방법)에 비해 (제안 1방법)이 유리하다.

V. 결 론

오늘날 신경회로망 이론은 많은 연구를 거듭하여 여러 응용분야에서 적합성을 인정받고 있으나, 학습계수를 잘못 설정하였을 경우(코호넨 신경회로망:0.95이상, Mao에 의해 제안된 알고리즘: $h_0(0) = 0.5$, $\sigma_0(0) = 16.666$) 필요이상의 학습횟수를 요하거나 분류를 제대로 수행하지 못하는 문제점이 야기된다.

본 논문에서는 인간의 신경 처리와 유사한 동작을 하는 자율 신경회로망의 일종인 코호넨 신경회로망의 알고리즘을 분석하여 학습효율을 향상시키기 위하여 연결강도 갱신에 중요한 역할을 수행하는 학습계수(α)를 입력벡터와 연결강도의 차이에 따라서 가변적으로 갱신할 수 있는 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘의 타당성을 검증하기 위하여 한글 필기체 기본획 9자에 적용한 결과, 표 2와 같은 결과를 얻었다.

표 2에 알 수 있듯이 코호넨 학습알고리즘과 Mao에 의해 제안된 학습알고리즘에 비하여 본 논문에서 제안한 (제안 1방법)은 약 20%~27% 정도의 반복횟수가 감소하였으며, (제안 2방법)은 약 25%~30.1% 정도의 반복횟수가 감소하여 학습효율이 향상되어짐을 고찰하였다. 또한, 본 논문에서 제안한 (제안 1방법)과 (제안 2방법)은 서로 비슷한 결과를 보이고 있으나, 반복횟수면에서는 (제 2방법)이 (제 1방법)에 비하여 약 6%정도 감소됨을 고찰하였다. 반면, 계산의 복잡도는 (제안 2방법)에 비하여 (제안 1방법)유리함을 고찰하였다.

참 고 문 헌

1. JACEK M. ZURADA, Introduction to Artificial Neural Systems, West Publishing Company, 1992.
2. Gerald Tesauro David S.Touretzky and Todd K.

Leen Advances in Neural Information Processing Systems 7, The MIT Press, 1995.

3. J.C. Bezdek and N.R. Pal "A Note on Self-Organizing Segmantic Maps", IEEE Transaction on Neural Networks, vol. 6, no.5 pp.1029~1036. Semp. 1995.
4. N.R. Pal, J.C. Bezdek, and E.C.-K. Tsao "Generalized Clustering Networks and Kohonen's Self-Organizing", IEEE Transaction on Neural Networks, vol. 4, no. 4 pp. 549~557. July 1993.
5. Martin A. Kraaijveld, Jianchang Mao "A Nonlinear Projection Method Based on Kohonen's Topology Preserving Maps", IEEE Transaction on Neural Networks, vol. 6, no.3, pp. 548~559. May 1995.
6. Patrick Thiran, Vincent Peiris, Pascal Heim, and Bertrand Hochet "Quantization Effects in Digitally Behaving Circuit Implementations of Kohonen networks", IEEE Transaction on Neural Networks, vol. 5, no. 3, pp. 450~458. May 1994.
7. 홍성민의 5, "구조해석적 방법과 획사전을 이용한 온라인 문자 인식 시스템", 제1회 문자인식 워크샵 발표 논문집, 1993, pp. 195-198.
8. "체를 이용한 자료입력 시스템 기술 개발에 관한 연구", 통상산업부, 1995.



이 승 주(Seung Joo Lee) 정회원
1956년 3월 16일생
1979년 : 경희대학교 전자공학과(공학사)
1985년 : 경희대학교 전자공학과(공학석사)
1998년 9월~현재: 경희대학교 전자공학과 박사과정

현재: 혜전대학 전자과 조교수

※주관심분야: 컴퓨터 구조, 신경망 및 퍼지 이론, VLSI 설계 등



조 원 경(Won Kyung Cho) 정회원
1948년 3월 19일생

현재: 경희대학교 전자공학과 교수
※주관심분야: 컴퓨터 구조, VLSI

설계, 영상 신호 처리, 패턴 인식, 신경회로망 및 퍼지 이론 등