

http://dx.doi.org/10.7236/JIWIT.2012.12.3.201

JIWIT 2012-3-26

RAM 기반 신경망을 이용한 필기체 숫자 분류 연구

A Study on Handwritten Digit Categorization of RAM-based Neural Network

박상무*, 강만모**, 엄성훈***

Sang-Moo Park, Man-Mo Kang, Seong-Hoon Eom

요 약 RAM 기반 신경망은 2진 신경망(Binary Neural Network, BNN)에 복수개의 정보 저장 비트를 두어 교육의 반복 횟수를 누적하도록 구성된 가중치를 가지지 않는(weightless) 신경회로망으로서 한 번의 교육만으로 학습이 이루어지는 효율성이 뛰어난 신경회로망이다. 지도 학습에 기반을 둔 RAM 기반 신경망은 패턴 인식 분야에는 우수한 성능을 보이는 반면, 비지도 학습에 의해 패턴을 구분해야 하는 범주화 연구에는 적합하지 않은 모델로 분류된다. 본 논문에서는 비지도 학습 알고리즘을 제안하여 RAM 기반 신경망으로 패턴 범주화를 수행한다. 제안된 비지도 학습 알고리즘에 의해 RAM 기반 신경망은 입력 패턴에 따라 자율 학습하여 스스로 범주를 생성할 수 있으며, 이를 통해 RAM 기반 신경망이 지도 학습과 비지도 학습이 모두 가능한 복합 모델임을 증명한다. 실험에 사용한 학습 패턴으로는 0에서 9까지의 오프라인 필기체 숫자로 구성된 MNIST 데이터베이스를 사용하였다.

Abstract A RAM-based neural network is a weightless neural network based on binary neural network(BNN) which is efficient neural network with a one-shot learning. RAM-based neural network has multiful information bits and store counts of training in BNN. Supervised learning based on the RAM-based neural network has the excellent performance in pattern recognition but in pattern categorization with unsupervised learning as unsuitable. In this paper, we propose a unsupervised learning algorithm in the RAM-based neural network to perform pattern categorization. By the proposed unsupervised learning algorithm, RAM-based neural network create categories depending on the input pattern by itself. Therefore, RAM-based neural network for supervised learning and unsupervised learning should proof of all possible complex models. The training data for experiments provided by the MNIST offline handwritten digits which is consist of 0 to 9 multi-pattern.

Key Words : Weightless, RAM-based, Neural Network, Pattern Categorization, Unsupervised Learning

1. 서 론

신경망은 위상(topology), 노드의 특성(node characteristics), 학습 규칙(learning rule) 등으로 특징되며, 많은 간단한 병렬처리 소자들로 이루어진다^[1]. 신경

망은 고정된 패턴을 분류하는 방법에 따라 분류되며, 이들은 학습 방법에 따라 지도 신호(정답)의 입력에 의해서 문제에 최적화되어 가는 지도 학습(supervised learning) 모델과 지도 신호를 필요로 하지 않는 비지도 학습(unsupervised learning) 모델로 나누어진다^{[2][3]}.

*정회원, 울산대학교 전기공학부

**정회원, 울산대학교 전기공학부

***정회원, 영산대학교 자유전공학부

접수일자 2012년 4월 24일, 수정완료 2012년 5월 30일,

게재확정일자 2012년 6월 8일.

Received: 24 April, 2012, Revised: 30 May, 2012,

Accepted: 8 June, 2012

*Corresponding Author: cthreepo@ulsan.ac.kr

School of Electrical Engineering, Ulsan University, Korea

지도학습 기반의 신경회로망은 학습 처리 부분에서 입력되는 각각의 패턴에 대하여 명확한 해답을 가진 지도가 필요하다. 특히 패턴의 특성이 다범주인 경우 학습 데이터를 원하는 범주에 각각 선택하여 학습시켜야 한다^{[4][5]}. 반면 데이터 클러스터링 또는 패턴 범주화와 같은 문제를 해결하기 위해서는 기존에 교육된 범주와 다른 범주의 패턴이 입력되면 스스로 새로운 범주로 판단하여 인식하는 비지도 학습(unsupervised learning) 모델의 연구가 필요하다^{[6][7]}.

본 논문에서는 지도학습 신경망인 RAM 신경망의 구조에 학습 패턴의 구분 없이 신경망 자체가 패턴의 범주에 따라 학습 범주를 구분하여 학습이 가능한 RAM 기반 비지도 학습 신경망을 제안한다. 제안된 비지도 학습 신경회로망은 사전에 어떤 데이터의 정보도 주지 않은 채 분류기를 구성하며 범주를 구별할 수 있는 임계값(Threshold)의 정도에 따라 기존 학습된 패턴에 추가 교육 및 새로운 범주로 분류 저장 할 수 있다. 본 논문에서 제안된 비지도 학습 신경망은 RAM 신경망의 구조적 특징을 이용하여 여러 개의 판별자(discriminator) 모듈들이 출력하는 결과를 토대로 범주에 대한 부류를 얻게 된다. 최초 하나의 판별자로 구성된 후 입력 패턴의 특성에 따라 패턴 범주의 증가유무를 결정하여 범주의 저장 공간인 판별자의 개수를 결정할 수 있는 구조를 가지게 된다. 각 판별자 모듈의 구조는 비지도 학습 신경망이며 크기는 각기 다르다. 따라서, 판별자의 수를 고정시켜 학습하는 지도학습 신경망과 달리 망의 크기를 스스로 조절할 수 있는 자기 조직화 신경망이라 할 수 있으며, 패턴 범주화 문제를 해결하는 새로운 신경망 모델임을 보여 준다.

본 논문에서 제안된 RAM 기반 비지도 학습 신경망의 성능 분석을 위하여 미지의 입력 패턴에 대한 패턴 범주화 실험을 수행하였다. 이를 위해 0에서 9까지의 다중 패턴으로 구성된 오프라인 필기체 숫자를 무작위로 추출하여 학습 패턴으로 하는 범주화 실험을 수행하였으며 실험 결과로서 각각의 신경망이 다양한 필기체 숫자에 대하여 스스로 결정한 판별자의 수를 나타내는 범주 개수와 평균 인식을 등을 비교 분석하였다. 실험에 사용된 데이터는 NIST의 MNIST 데이터베이스를 사용하였다.

II. RAM 기반 신경회로망

1. 2진 신경회로망 (BNN, Binary Neural Network)

2진 신경망(BNN)은 부분 분산 사상(Partial Distributed Mapping) 방법을 이용하여 입력 이미지의 정보를 램(RAM, Random Access Memory)에 저장하는 방식으로 학습한다. 램은 N-tuple로 샘플링 된 N개의 노드와 연결되어 있으며, 그 노드를 각 램의 주소로 이용한다. 패턴이 영역으로 표현되는 상황에서 패턴은 이진 배열로 표현할 수 있다. 입력 패턴의 전체 노드 수가 R인 경우, 하나의 신경세포마다 N-tuple씩 입력 노드를 조합하여 기억시킬 때, 입력 패턴은 식 (1)과 같이 벡터 I로 표현할 수 있으며, 그림 1과 같은 부분 분산 사상법(Partial Distributed Mapping Method)에 의하여 주소화되어 그림 2와 같이 다수의 비트(bit)로 구성된 RAM에 학습이 된다.

$$I = \begin{bmatrix} I_1 \\ I_2 \\ \vdots \\ I_K \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_{11}A_{12} \cdots A_{1M} \\ A_{21}A_{22} \cdots A_{2M} \\ \vdots \\ A_{K1}A_{K2} \cdots A_{KM} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_M \end{bmatrix} \quad (1)$$

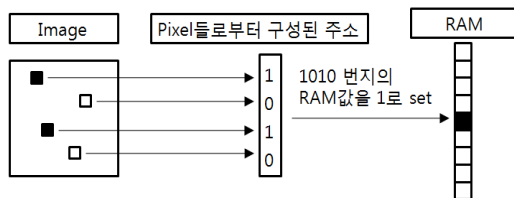


그림 1. 부분 분산 사상법
Fig. 1. A Partial Distributed Mapping Method

식 (1)에서 I_k 는 입력 노드로부터 한 번에 N개의 노드를 조합할 때 k번째 조합한 입력 정보를 말하며, k번째 신경세포 $[A_{k1}a_1 \ A_{k2}a_2 \ \cdots \ A_{kM}a_M]$ 에 기억되어진다. 또 N Bit 2진수를 주소 정보로 할 경우에 조합이 가능한 경우의 수 M은 2^N 이므로 각 신경세포에는 2^N 개의 기억 소자가 필요하며, a_M 은 M번째의 2진 주소를 단위 벡터화 한 것으로 단위 주소 벡터(Unit Address Vector)라고 한다. 행렬 A는 입력 I를 단위 주소 벡터로 나타낼 때 상관 관계 계수로써 입력 계수 행렬(Input Coefficient Matrix)이라고 한다.

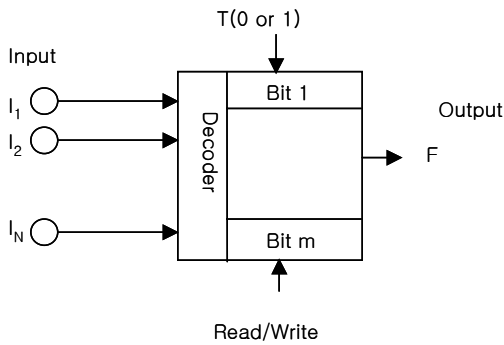


그림 2. 2진 신경세포
Fig. 2. A Binary neuron

하나의 입력 패턴에 대하여 각 신경세포에 기억되는 정보는 N개의 입력 정보를 주소 정보화 하여 그 주소에 해당하는 하나의 RAM에 기억시키므로 입력 계수 행렬 A에서 하나의 열에는 반드시 한 개의 계수만이 '1'의 값을 가진다. 식 (2)에서 $addr(I_i)$ 는 입력 I로부터 N-tuple씩 i번째 조합한 입력의 2진 주소값(Binary Address Value)이다.

$$\sum_{j=1}^M A_{ij} = 1, \text{ 또는 } A_{i \text{ addr}(I_i)} = 1 \quad (2)$$

2. 경험 유관 2진 신경회로망(Experience Sensitive Binary Neural Network)

경험 유관 2진 신경 세포는 정보의 저장 형태가 2차원의 이미지 위치 정보와 학습 횟수라는 경험 정보가 저장되어 3차원(3-D)의 정보 저장 구조를 가진다. 이러한 3-D 신경세포(A 3-D Neuron)는 BNN의 신경세포의 구조에 정보기억소자 단위가 바이트로 구성되는 램을 추가함으로써 교육 횟수를 누적할 수 있도록 구성된다. 3-D 신경세포의 구조는 그림 3과 같다.

T값은 입력 패턴에 대응하는 프로토타입 값을 의미하며, 학습은 2진 신경망과 같이 입력으로부터 N-Tuple 만큼의 픽셀을 랜덤 하게 선택하여 주소 정보화 한 후, 선택된 램 내부에 기억된 값을 귀환시켜 교육정보 T와 연산한 후, 그 결과를 다시 기억시킨다. 인식은 학습에서의 입력과정과 동일한 순서로 N-Tuple만큼의 픽셀을 선택하여 주소 정보화 한 후, 신경세포의 해당 램에 저장되어 있는 값을 가져온다. 이때 출력은 교육의 반복 횟수 값을 출력하는데, 이로 교육경험이

많은 패턴에 대해서는 상대적으로 주의 집중기능을 지님을 알 수 있다^{[8][9]}.

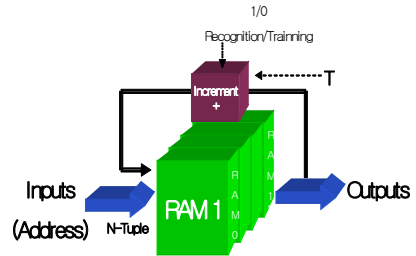


그림 3. 3-D 신경 세포
Fig. 3. A 3-D neuron

3-D 신경세포로 구성된 경험 유관 2진 신경회로망은 3-D 신경회로망으로 그림 4와 같이 각 카테고리 정보를 기억하고 있는 다중 판별자(discriminator)와 각 판별자의 출력으로부터 가장 큰 반응(R)을 선택하는 MRD로 구성된다. MRD에서는 여러 판별자들의 반응값 중 가장 큰 반응값(r_{best})을 찾아 출력한다. MRD로부터 나오는 출력을 비교하여 인식여부를 결정하며 해당 카테고리 로 할당된다.

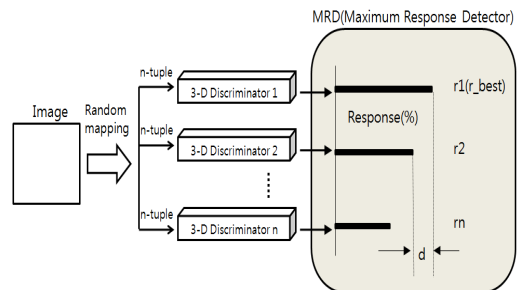


그림 4. 경험 유관 2진 신경회로망
Fig. 4. Experience Sensitive Binary Neural Network

III. RAM 신경망을 이용한 패턴 범주화

1. RAM 기반 패턴 분류기

지도학습 기반의 3-D 신경회로망은 학습 처리 부분에서 입력되는 각각의 패턴에 대하여 지도가 필요하다. 특히 패턴의 특성이 다범주인 경우 학습 데이터를 원하는 범주에 각각 선택하여 학습시킨다. 부류 정보가 주

어져 있지 않고 단지 샘플만 주어지 있는 상황에서 서로 비교를 통하여 스스로 군집을 조직해 내야 하는 문제를 해결하기 위하여 기존에 교육된 범주와 다른 범주의 패턴이 입력되면 스스로 새로운 범주로 판단하여 인식하는 자율 학습(Unsupervised Learning) 모델이 필요하다.

3-D 신경회로망의 구조에 학습 패턴의 구분 없이 신경망 자체가 패턴의 범주에 따라 학습 범주를 구분하여 학습이 가능하도록 구성된 비지도 학습을 적용한 RAM 신경망의 구조는 그림 5와 같다. 제안된 RAM 신경회로망은 범주를 구별할 수 있는 임계값(Threshold)의 정도에 따라 기존 학습된 패턴에 추가 교육 및 새로운 범주로 분류 저장 할 수 있다. 따라서 끊임없이 변하는 환경에서 자신의 메모리 용량을 전부 소모할 때까지는 입력에 제한 없이 실시간으로 빠르고 안정되게 학습할 수 있는 구조이다. 본 논문에서 제안된 비지도 학습 알고리즘을 이용한 RAM 신경망은 최초 하나의 판별자로 구성된 후 입력 패턴의 특성에 따라 패턴 범주의 증가 유무를 결정하여 범주의 저장 공간인 판별자의 개수를 결정할 수 있는 구조를 가지게 된다. 판별자의 수를 고정시켜 학습하는 지도학습 신경망과 달리 망의 크기를 스스로 조절할 수 있는 자기 조직화 신경망이라 할 수 있으며, 이는 망의 크기를 유연하게 할 수 있다.

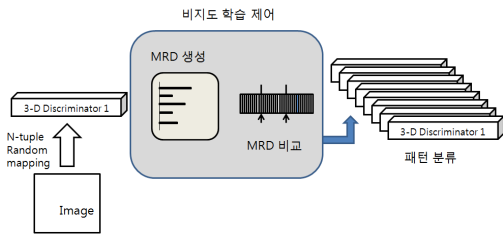


그림 5. RAM 기반 패턴 분류기
Fig. 5. RAM based pattern categorizer

2. RAM 기반 패턴 분류기의 학습 및 분류

본 논문에서 제안하는 비지도 학습 알고리즘은 학습하기 위해 미리 데이터를 구분할 필요가 없으며, 무작위로 추출된 데이터를 바로 처리하여 구분한다. 본 알고리즘에 의해 신경망은 새로운 입력 이미지가 주어지면 기존의 학습된 범주의 판별자로부터 응답을 받아 그 결과값을 가지고 스스로 판별하게 된다. 즉, 각 판별자의 모든 신경 세포들의 합을 비교하여 최고의 응답 두

개를 찾아 그 차($d = r_{best} - r_{(best-1)}$)를 구한 후 상대적인 신뢰도 $C=d/r_{best}$ 의 범위에 의해 선택 인식 범주가 결정된다. 이 때 새로운 입력 이미지에 대한 기존 판별자의 응답 값이 해당 이미지의 범주로 수렴될 만큼의 충분한 값을 가진다면 그 이미지는 기존의 범주에 속하게 되며 만약 기존의 판별자로부터의 응답이 해당 이미지를 인식할만한 수준에 이르지 못할 경우 새로운 클래스로 학습되어진다. 이것은 경계 변수의 선택에 따라 전혀 다른 개수의 클래스를 형성한다는 것과 더불어 경계 변수가 크면 보다 세분화된 분류를 할 수 있다는 특성을 나타낸다. 이를 위한 MRD 테이블의 구조를 그림 6에 나타내었다. 그림 6에서 r_{best} 는 임의의 입력 이미지에 대한 3-D 신경회로망의 최대 인식값을 의미하며, r_{max} 는 판별자의 뉴런(RAM 노드)의 수를 의미한다. 클래스의 할당 여부를 결정하기 위해 주어지는 w_{min} 과 w_{max} 는 식 (3)을 만족하는 범위내에서 인식 간격을 만들게 된다.

$$0 \leq w_{min} \leq w_{max} \leq r_{max} \quad (3)$$

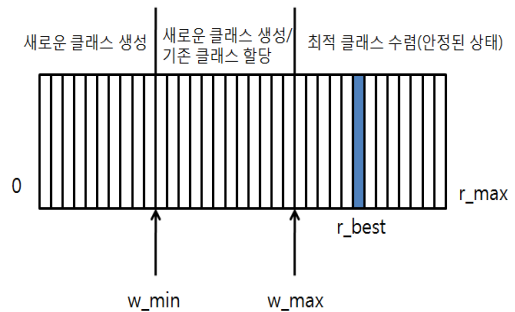


그림 6. MRD 테이블
Fig. 6. A MRD(Maximum Response Detector) table

클래스 할당 정책은 다음 3가지 경우에 따라 이루어진다.

- $0 \leq r_{best} \leq w_{min}$ 인 경우, 해당 이미지에 대하여 새로운 판별자가 할당되어지고 학습된다.
- $w_{min} \leq r_{best} \leq w_{max}$ 인 경우, 확률적으로 새로운 클래스로 할당되어질 수도 있고, 기존 클래스 중 최적 클래스에 할당되어 질 수도 있다.
- $w_{max} \leq r_{best}$ 인 경우, 기존 클래스에 수렴된다.

범주 할당 정책에 의해 MRD 테이블은 부적절한 입력 이미지에 대하여 불필요한 학습과정을 요구하게 되기도 하며, 잘못된 이미지가 새로운 범주로 할당되게 되어 해당 이미지를 대표하는 범주로 표현되기도 한다. MRD 테이블 내부의 w_{min} 과 w_{max} 에 의해 존재하는 간격은 3-D 신경회로망이 임의의 입력 이미지에 대하여 새로운 범주를 할당할 것인지 기존 범주에 수렴시킬 것인지를 선택하여 해당 이미지의 인식 여부를 판정하는 상대적인 위치를 결정하는 확률 함수로서 사용되어 진다. 이러한 확률적 판단은 범주 할당 정책의 두 번째 경우에서 보여지게 된다. r_{best} 가 w_{min} 에 가깝게 위치한다면 신경망은 새로운 범주를 할당하여 해당 이미지를 학습시킬 것이며, r_{best} 가 w_{max} 에 가깝게 위치한다면 기존의 범주에 수렴시킬 것이다. 즉, w_{min} 과 w_{max} 사이의 r_{best} 의 상대적인 위치에 의해 신경망의 동작이 구분되어 진다.

IV. 실험 및 결과

본 논문에서 제안한 RAM 기반 패턴 분류기의 성능 검증을 위해 0에서 9까지의 다중 패턴으로 구성된 오프라인 필기체 숫자를 대상으로 패턴 범주화 실험을 수행하고 그 결과를 기술한다. 실험으로는 다중 판별자로 구성된 기존의 지도 학습 기반의 RAM 신경망의 숫자별 누적 학습에 따른 인식을 실험과 무작위로 추출된 10종류의 숫자를 학습시켜 범주화하는 실험을 수행하였다. 실험에 사용된 데이터는 NIST의 MNIST 데이터 베이스를 사용하였으며 실험에 사용된 숫자데이터는 28x28픽셀의 고정된 크기로 정규화 되어있고, 문자정보는 20x20크기로 중앙에 위치하도록 전처리 되어있는 이미지 데이터를 사용하였다. 먼저, 기존의 지도 학습 기반의 RAM 신경망에 대한 각 숫자별 인식률을 그림 7에 나타내었다. 인식은 각 숫자별 판별자에 미지의 필기체 숫자를 지도 학습시켜 나오는 응답 중 최대 응답을 출력하는 판별자를 선택하여 인식 여부를 결정하게 된다. 본 실험에 사용된 테스트 데이터에 대한 인식률은 99.2%의 인식률을 얻었다.

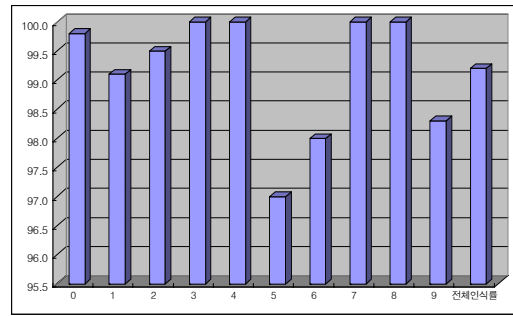


그림 7. 테스트 데이터에 대한 인식률
Fig. 7. Recognition rate of test data.

비지도 학습을 이용한 범주화 실험으로 0에서 9까지의 무작위로 추출된 필기체 숫자 이미지를 신경망 내부에 학습시키고, 신경망 내부에 형성된 범주의 수를 측정하였다.

그림 8은 범주의 수렴 여부를 결정하는 판별자의 응답 값의 범위를 결정하는 w_{min} 과 w_{max} 값의 변화에 따른 학습창(learning window)의 범위 변화를 나타낸다.

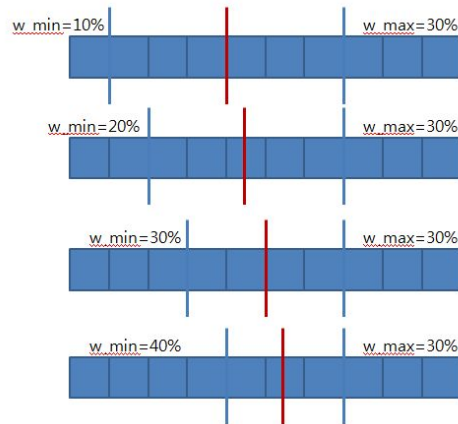


그림 8. w_{min} 과 w_{max} 조정에 따른 MRD 테이블 변화
Fig. 8. w_{min} and w_{max} adjusted according to changes in MRD table

그림 8에서 w_{min} 과 w_{max} 값 사이의 구분선을 기준으로 샘플 데이터의 범주 생성 여부를 결정하게 된다. 총 10개의 RAM 신경망을 가지고 실험을 진행하였으며, MRD 테이블 변수인 w_{min} 과 w_{max} 의 비율을 조절하여 실험한 결과를 표 1~표 3에 나타내었다.

표1~표3은 각각의 신경망에 순서없이 무작위로 구성된 0부터 9까지의 필기체 숫자 100개의 데이터를 입력력으로 비지도 학습을 시킨 후 신경망에 생성된 범주의 수와 인식률을 나타낸 후 전체 신경망에 대한 평균과 표준편차를 나타내었다.

표 1. RAM기반 패턴 분류기의 분류결과
(4-tuple, w_max = 40%, w_min=10%)
Table 1. The results of RAM based pattern categorizer
(4-tuple, w_max = 40%, w_min=10%)

3-D 신경회로망	범주수 (Categories)	인식률(%) (Winners,recog.average)
1	2	10.2
2	5	12.5
3	3	13.2
4	4	15.6
5	3	20.5
6	5	17.3
7	3	15.6
8	5	14.2
9	4	18.5
10	3	15.8
평균	3.70	15.34
표준편차	1.1	3.0

표 2. RAM기반 패턴 분류기의 분류결과
(4-tuple, w_max = 40%, w_min=20%)
Table 2. The results of RAM based pattern categorizer
(4-tuple, w_max = 40%, w_min=20%)

3-D 신경회로망	범주수 (Categories)	인식률(%) (Winners,recog.average)
1	5	40.2
2	6	50.3
3	5	46.5
4	4	58.3
5	4	47.4
6	7	56.2
7	6	43.7
8	3	58.6
9	4	55.2
10	5	45.4
평균	4.90	50.18
표준편차	1.2	7.8

표 3. RAM기반 패턴 분류기의 분류결과
(4-tuple, w_max = 40%, w_min=30%)
Table 3. The results of RAM based pattern categorizer
(4-tuple, w_max = 40%, w_min=30%)

3-D 신경회로망	범주수 (Categories)	인식률(%) (Winners,recog.average)
1	12	95.1
2	13	98.3
3	12	94.2
4	13	93.6
5	12	94.2
6	11	93.5
7	13	95.7
8	10	96.2
9	10	96.4
10	12	95.7
평균	11.80	95.29
표준편차	1.1	1.5

V. 결론

본 논문에서는 RAM 신경망에 학습 데이터의 구분 없이 신경망 자체가 입력 패턴에 따라 학습하여 범주를 구분할 수 있는 비지도 학습 신경망을 제안하였다. 제안된 비지도 학습에 의하여 RAM 신경망은 입력 데이터의 특성과 학습 데이터의 양에 따라 동적으로 범주가 증가하게 된다. 즉, 최초 하나의 판별자로 구성된 신경망은 학습이 진행됨에 따라 비지도 학습 알고리즘에 의해 범주의 증가유무를 판단하여 판별자의 개수를 늘려 나감과 동시에 신경망의 크기가 증가되는 자기 조직화 구조를 가지게 된다. 따라서, 본 논문에서 제안된 비지도 학습 RAM 신경망은 판별자의 수를 고정시켜 학습하는 기존 신경망과 달리 망의 크기를 스스로 조절할 수 있는 자기 조직화 신경망이다. 비지도 학습 알고리즘을 적용하므로 학습하기 위해 미리 데이터를 구분하는 처리 과정이 필요가 없고, 임의의 입력 데이터에 대한 지도 학습 과정이 없이 처리할 수 있는 장점이 있다.

실험을 통해 신경망이 0에서 9까지의 수를 구분하기 위해 스스로 판별자의 수를 조절함을 알 수 있으며, 이러한 과정은 신경망이 학습과정을 통해 각각의 필기체 숫자에 대한 개념을 가지게 되는 것으로 해석할 수 있다. 이는 개념을 통하여 지식을 축적하고 그 지식을 토

대로 지능을 가지게 되는 인간의 패턴 인식 방법과 매우 유사한 성격을 지니는 것으로 확인할 수 있다. 따라서, 본 논문에서 제안된 RAM 신경망의 패턴 범주화 기법이 패턴 인식에 있어서 새로운 신경망적 접근 방식이며, RAM 신경망이 패턴 인식 및 범주화에 있어서 인간과 유사한 지능을 가지는 효율적인 인공지능 모델임을 알 수 있다.

참 고 문 헌

- [1] M. A. Arbib, "Brains, Machines and Mathematics", Springer Verlag, 1987.
- [2] Amary and Mori, "Introduction to Neural Network", Treecaps WS, 1991.
- [3] I. Aleksander and T. J. Stonham, "Adaptive logic for artificially intelligent system", The Radio and Electronic Engineer, Vol. 44, 1974.
- [4] I. Aleksander and T. J. Stonham, "Guide to pattern recognition using random-access memories", Computers and Digital Techniques, Vol. 2, pp. 29-40, 1979.
- [5] I. Aleksander and H. Morton, "An Introduction to Neural computing", Chapman & Hall, 1990.
- [6] I. Aleksander, Thomas W. V., Bowden P. A., "WISARD a radical step forward in image recognition.", Sensor Review, pp. 120-124, July 1984.
- [7] W. W. Bledsoe and C.L. Bisson, "Improved memory matrices for the N-tuple pattern recognition method", I.R.E. Transactions Vol. EC-11, pp.414-415, 1962.
- [8] Young Chul Kwon, "Experience Sensitive Binary Neural Network", Ph. D Thesis, Ulsan University, 1995.
- [9] Dong Hyung Lee, Sang Moo Park, Young Chul Kwon, Soo Dong Lee, "Experience Sensitive Binary Neural Network", ITC-CSCC'98, Vol. II , pp.1049-1052, 1998.
- [10] Sung Jin Kim, Young Chul Kwon, Soo Dong Lee, "Experience Sensitive Cumulative Neural Network using RAM", IEEK Journal, Vol. 41, CI, 2004. 3.

저자 소개

박 상 무(정회원)



- 1995 울산대학교 컴퓨터공학과 학사졸업
- 1997 울산대학교 컴퓨터공학과 석사졸업
- 2010 울산대학교 컴퓨터공학과 박사졸업
- 2011~현재 울산대학교 전기공학부 객원교수

<주관심분야> 인공지능, 신경회로망, 임베디드 시스템

강 만 모(정회원)



- 1998 울산대학교 전자계산학과 학사졸업
- 2000 울산대학교 전자계산학과 석사졸업
- 2011 울산대학교 정보통신공학 박사졸업
- 2006~2009 울산대학교 객원교수
- 2009~현재 대광산업 기술연구소 책임연구원

<주관심분야> 전자상거래, 멀티에이전트, 무선망, 빅데이터

엄 성 훈(정회원)



- 1996 울산대학교 물리학과 학사 졸업
- 1998 울산대학교 컴퓨터공학과 석사졸업
- 2002 울산대학교 컴퓨터공학과 박사졸업
- 1999~현재 영산대학교 자유전공학부 교수

<주관심분야> 컴퓨터비전, 가상현실, 인공지능