

## RAM 기반 신경망의 비지도 학습에 관한 연구

박상무\*, 김성진\*\*, 이동형\*\*\*, 이수동\*\*, 옥철영\*\*

### A Study on Unsupervised Learning Method of RAM-based Neural Net

Sang-Moo Park \*, Seong-Jin Kim \*\*, Dong-hyung Lee \*\*\*, Soo-Dong Lee \*\*, Cheol-Young Ock \*\*

#### 요약

RAM 기반 3-D 신경망은 2진 신경망(Binary Neural Network, BNN)에 복수개의 정보 저장 비트를 두어 교육의 반복 횟수를 누적하도록 구성된 가중치를 가지지 않는 신경회로망으로서 한 번의 교육만으로 학습이 이루어지는 효율성이 뛰어난 신경회로망이다. MRD(Maximum Response Detector) 기법을 이용한 3-D 신경망의 인식 방법은 지도 학습에 기반을 둔 것으로서 학습을 통해 신경망 스스로가 범주를 구분할 수 없으며 잘 구분된 범주의 학습 데이터를 통해서만 성능을 발휘할 수 있다. 본 논문에서는 기존 3-D 신경 회로망에 학습 데이터의 구분 없이 신경망 자체가 입력 패턴에 따라 학습하여 범주를 구분하는 비지도 학습 알고리즘을 제안한다. 제안된 비지도 학습 알고리즘에 의해 신경회로망은 판별자의 수를 스스로 조절할 수 있는 구조를 가지게 되며 이는 망의 유연한 확장성을 보장한다. 0에서 9까지의 다중 패턴으로 구성된 오프라인 필기체 숫자를 무작위로 추출하여 학습 패턴으로 인식 실험을 수행하였으며 실험을 통해 신경망이 스스로 비지도 학습에 의해 판별자의 수를 결정하게 되며 이것은 신경망이 각각의 필기체 숫자에 대한 개념을 가지게 되는 것으로 해석할 수 있다.

▶ Keyword : 비지도 학습, 3-D 신경회로망, 다중 판별자, 패턴 분류

#### Abstract

A RAM-based Neural Net is a weightless neural network based on binary neural network. 3-D neural network using this paper is binary neural network with multiful information bits and store counts of training. Recognition method by MRD technique is based on the supervised learning. Therefore neural network by itself can not distinguish between the categories and well-separated categories of training data can achieve only through the performance. In this paper, unsupervised learning algorithm is proposed which is trained existing 3-D neural network without distinction of data, to distinguish between categories depending on the only input training patterns. The training data for proposed

• 제1저자 : 박상무

• 투고일 : 2010. 09. 17, 심사일 : 2010. 09. 29, 게재확정일 : 2010. 10. 19.

\* 영산대학교 교통시스템학과(Dept. of Transport System, Yeungsan University) \*\* 울산대학교 컴퓨터정보통신공학부(Dept. of Computer Engineering and Information Technology, Ulsan University) \*\*\*한국폴리텍VII대학 울산캠퍼스 정보통신시스템과(Dept. of Information and Communication System, Korea Polytechnics VII)

unsupervised learning provided by the NIST handwritten digits of MNIST which is consist of 0 to 9 multi-pattern, a randomly materials are used as training patterns. Through experiments, neural network is to determine the number of discriminator which each have an idea of the handwritten digits that can be interpreted.

▶ Keyword : Unsupervised learning, 3-D Neural Network, Multi-discriminators, Pattern Classification

## 1. 서론

생물의 뉴런은 상호작용을 통해 성장한다. 뉴런의 네트워크가 신경 결함을 재조정하면서 정보를 처리하는 방식을 파악하기 위해 비슷하게 작동하는 전기 네트워크를 만든 결과가 인공 신경망(artificial neural network)이다. 인공 신경망이 기존의 컴퓨터와 다른 점은 일련의 지시어에 의해 프로그램화되지 않고 특정한 자극에 반응하여 특정한 결과를 산출하기 위해 인간과 같이 학습과정을 거쳐야만 한다는 것이다. 그 교육과정이 적절한 결합 유형을 확고하게 수립하는 것이다[1,2]. 신경망은 위상(topology), 노드의 특성(node characteristics), 학습 규칙(learning rule) 등으로 특징되며, 많은 간단한 병렬 처리 소자들로 이루어진다. 신경망은 고정된 패턴을 분류하는 방법에 따라 분류되며, 이들은 학습 방법에 따라 각각 지도학습(Supervised Learning) 모델과 자율학습(Unsupervised Learning) 모델로 나누어진다.

기존의 신경회로망(Weighted Neural Network)을 이용한 패턴인식은 인식률을 높이기 위해 전처리 과정 중에 많은 변형을 사용함으로써 전처리 과정이 복잡해지고, 연결강도를 보정하기 위한 반복계산 등으로 인해 학습 시에 많은 시간이 걸리며, 또한 기존에 교육된 패턴과 유사한 교육 패턴에 대해서는 학습이 되지 않으며, 추가되는 교육 패턴을 포함한 전체를 처음부터 다시 재교육해야 하는 등의 문제점이 있다.

Aleksander와 Stonham은 동일한 범주에 대해서도 추가학습이 가능한 지도학습 기반의 2진 신경망 모델(Binary Neural Network:BNN)을 제안하였다[3,4]. BNN은 2진 정보를 처리할 수 있는 모델로서 N-tuple method을 이용하여 N개의 입력 노드로부터 입력된 2진 정보를 주소 정보로 하여 RAM으로 구성된 기억 소자의 해당 주소에 의도한 교육 정보를 기억시키는 부분 분산 사상(Partial Distributed Mapping) 방법으로 학습이 이루어진다[5,6,7]. 2진 신경망은 동일한 범주에서 추가학습이 가능하지만 반복되는 교육은 동일한 기억이 되기 때문에 반복 학습이 되지 않는 단점이 있다[8]. 이런 단점을 해결하기 위해 학습을 하면서 신경 세포에 누적할 수 있도록 하여 다범주에서도 반복 학습이 가능한 경험유관 축적 신경망

(Experience Sensitive Cumulative Neural Network : ESCNN)[9,10]과 누적하면서 귀환 방법[11]을 적용한 특징점 누적이 가능한 3-D 신경회로망[12]이 제안되었다. 3-D 신경회로망은 기존의 BNN과 유사한 구조이나, 정보의 기억 소자 단위를 단일 비트(Bit)로 하지 않고 복수개의 비트로 구성된 램(RAM)을 사용하여 교육의 반복 횟수를 기억할 수 있도록 구성되고, 또한 신경 세포내에 연산기를 두어 신경세포 내부에 기억된 정보를 귀환하여 연산할 수 있도록 되어 있다. 이러한 구조로 인해 3-D 신경회로망은 기존의 교육된 정보를 유지하면서 새로운 정보를 추가할 수 있는 추가 교육이 가능하고, 동일한 범주의 정보에 관해서는 반복 교육 횟수에 따라 교육 정도가 점점 누적되는 반복 교육도 가능하다.

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. 이런 문제를 해결하기 위하여 기존에 교육된 범주와 다른 범주의 패턴이 입력되면 스스로 새로운 범주로 판단하여 인식하는 자율 학습(Unsupervised Learning) 모델의 연구가 필요하다.

본 논문에서는 지도학습 신경망인 3-D 신경 회로망의 구조에 학습 패턴의 구분 없이 신경망 자체가 패턴의 범주에 따라 학습 범주를 구분하여 학습이 가능한 램 기반 비지도 학습 신경망을 제안한다. 제안된 비지도 학습 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 제한없는 입력에 대해 실시간으로 빠르고 안정되게 배울 수 있는 구조이다. 본 논문에서 제안된 비지도 학습 알고리즘을 이용한 3-D 신경망은 최초 하나의 판별자로 구성된 후 입력 패턴의 특성에 따라 패턴 범주인 클래스의 증가유무를 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 신경망이라 할 수 있으며, 이는 망의 크기를 유연하게 할 수 있다.

본 논문에서 제안된 비지도 학습 신경망의 성능 분석을 위

하여 미지의 입력 패턴에 대한 패턴인식 및 패턴분류 실험을 수행하였다. 이를 위해 0에서 9까지의 다중 패턴으로 구성된 오프라인 필기체 숫자를 무작위로 추출하여 학습 패턴으로 하는 인식 실험을 수행하였으며 실험 결과로서 각각의 신경망이 다양한 필기체 숫자에 대하여 스스로 결정한 판별자의 수를 나타내는 클래스 개수와 평균 인식률 등을 비교 분석하였다. 실험에 사용된 데이터는 NIST의 MNIST 데이터베이스[13]를 사용하였다.

## II. 3-D 신경회로망

### 1. 이진신경망

이진 신경망은 부분 분산 사상(Partial Distributed Mapping) 방법을 이용하여 입력 이미지의 정보를 램(RAM, Random Access Memory)에 저장하는 방식으로 학습한다[7].

입력 패턴이 R개의 노드를 가질 경우 이를 학습하기 위해서는 완전 연결일 경우에는 R/N개의 램이 필요하며, 이들을 조합하여 한 범주의 인식 판별자를 구성한다. 따라서 각 램의 크기는  $2^N$ 이 된다[5,6].

이진신경망은 교육된 정보로부터 일반화된 패턴을 생성시킬 수 있다. 이것은 입력 노드 중에서 부분적인 정보를 독립된 복수 개의 2진 신경세포에 분산 저장시킴으로써 분산 저장된 정보를 다시 조합할 때 만들어지는 경우의 수만큼 새로운 패턴이 생성되기 때문이다.

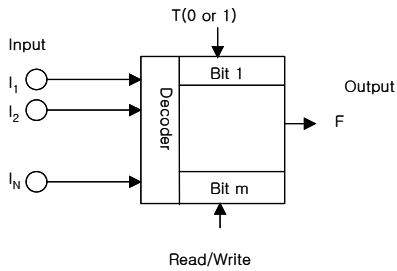


그림 1. 이진 신경세포  
Fig. 1. A Binary neuron

입력층으로부터 임의의 N-tuple의 노드를 추출하며, 추출된 tuple을 이용하여 조합된 2진 입력값이 기억층의 디코더에 전달되고, 식 1에 의해 주소 정보가 해석되어 정해진 주소의 비트가 1로 설정된다.

$$Address_i = 2^N + 2^{N-1} + \dots + 2^i \dots\dots\dots (1)$$

즉, 입력층에서 기억층으로 전달된 2진 값이 디코더에 의해 주소 정보화되어 램의 내부 Bit를 선택하게 되며, 선택된 위치의 주소에 정보를 기록함으로써 학습 된다. 따라서 입력 이미지가 한 번의 학습으로 메모리(RAM)에 기록되어 학습이 완료되는 구조이므로 기존의 가중치를 조절하여 학습의 유무를 결정하는 전통적인 신경망에 비하여 처리 속도가 빠른 것이 장점이다[4,5,6].

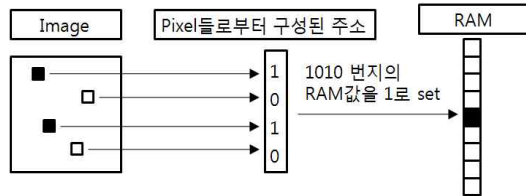


그림 2. 부분 분산 사상법  
Fig. 2. A Partial Distributed Mapping Method

인식 때에는 교육 때와 동일한 방법으로 조합된 tuple을 이용하여 디코더의 입력값을 만들고, 이를 이용하여 2진 입력의 주소에 해당하는 Bit에 기억된 값을 출력함으로써 패턴의 인식 여부를 결정한다.

### 2. 3-D 신경회로망

3-D 신경세포(A 3-D Neuron)는 BNN의 신경세포와는 달리 정보기억소자 단위를 비트로 구성되는 램 단위로 함으로써 교육 횟수를 누적할 수 있도록 구성된다[12]. 3-D 신경세포의 구조는 그림3과 같다.

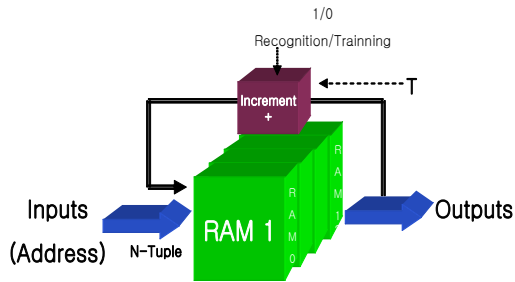


그림 3. 3-D 신경 세포  
Fig. 3. A 3-D neuron

T값은 입력 패턴에 대응하는 프로토타입 값을 의미하고, 입력패턴의 내용과 동일한 내용으로 기억시키려면 T=1로 하면 된다. 3-D 판별자의 기본 구성 요소인 3-D 신경세포의 학습은 이진 신경망과 같이 입력으로부터 N-Tuple만큼의 픽셀

을 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 [9,10,12].

### 3. 3-D 다중 판별자

3-D 다중 판별자는 그림4와 같이 각 카테고리 정보를 기억하고 있는 판별자와 각 판별자의 출력으로부터 가장 큰 반응(R)을 선택하는 MRD로 구성된다. MRD에서는 여러 판별자들의 반응값 중 가장 큰 반응값( $r_{best}$ )을 찾아 출력한다[14].

MRD로부터 나오는 출력을 비교하여 인식여부를 결정하며 해당 카테고리 할당된다.

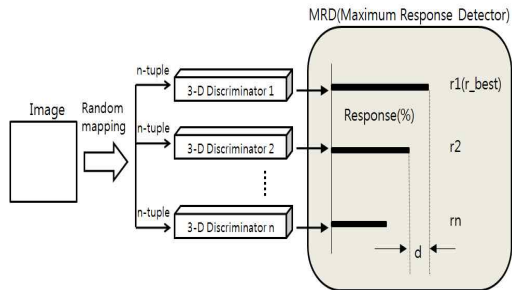


그림 4. 3-D 다중 판별자  
Fig. 4. A 3-D multi-discriminator system

## III. 비지도 학습 알고리즘

### 1. 클래스 할당 알고리즘

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[14]. 이 때 새로운 입력 이미지에 대한 기존 판별자

의 응답값이 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.

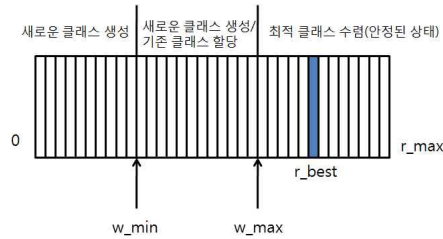


그림 5. MRD 테이블  
Fig. 5. A MRD(Maximum Response Detector) table

이를 위한 MRD 테이블의 구조를 그림 5에 나타내었다. 그림 5에서  $r_{best}$ 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 아래의 식을 만족하는 범위내에서 인식 간격을 만들게 된다.

$$0 \leq w_{min} \leq w_{max} \leq r_{max}$$

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.

제안된 클래스 할당 정책에 따른 비지도 학습 알고리즘을 순서도로 그림6에 나타내었다.

클래스 할당 정책에 의해 MRD 테이블은 부적절한 입력 이미지에 대하여 불필요한 학습과정을 요구하게 되기도 하며, 잘못된 이미지가 새로운 클래스로 할당되게 되어 해당 이미지를 대표하는 클래스로 표현되기도 한다. MRD 테이블 내부의  $w_{min}$ 과  $w_{max}$ 에 의해 존재하는 간격은 3-D 신경회로망이 임의의 입력 이미지에 대하여 새로운 클래스를 할당할 것인지

기존 클래스에 수렴시킬 것인지를 선택하여 해당 이미지의 인식 여부를 판정하는 상대적인 위치를 결정하는 확률 함수로서 사용되어 진다. 이러한 확률적 판단은 클래스 할당 정책의 두 번째 경우에서 보여지게 된다.  $r\_best$ 가  $w\_min$ 에 가깝게 위치한다면 신경망은 새로운 클래스를 할당하여 해당 이미지를 학습시킬 것이며,  $r\_best$ 가  $w\_max$ 에 가깝게 위치한다면 기존의 클래스의 범주에 수렴시킬 것이다.  $r\_best$ 가  $w\_min$ 과  $w\_max$  사이의 상대적인 위치에 의해 신경망의 동작이 구분되어 진다.

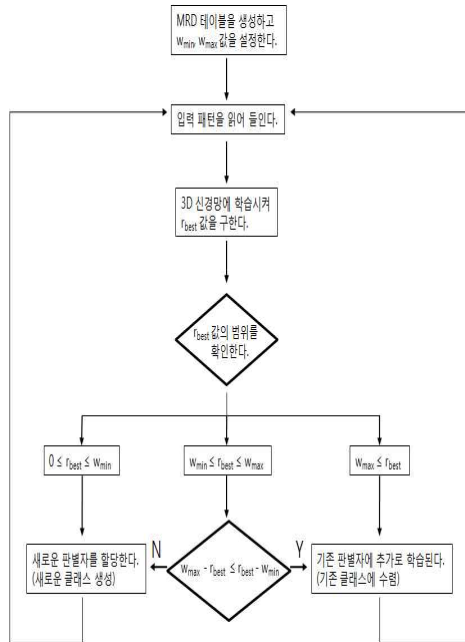


그림 6. 제안된 비지도 학습 알고리즘에 의한 순서도  
Fig. 6. Unsupervised learning algorithm flowchart

또한 클래스 할당 정책에 의해 판별자의 수가 무한히 늘어나는 경우를 최소화하기 위해 부분 학습 방법이 제안된다. 이것은 임의의 학습 이미지에 대하여  $r\_best$ 가  $w\_max$ 가 되도록 만들어 판별자가 학습 이미지를 충분히 인식 할 수 있도록 만드는 일종의 학습방법이 된다. 이러한 부분 학습법은  $w\_max$ 에서  $r\_best$ 를 뺀 만큼의 수치를 오인식된 뉴런의 수로 간주하여 다시 입력 이미지로 학습을 시키게 된다. 이러한 판별자에 대한 부분 학습법과 연계된 클래스 할당 정책은 무분별한 학습 이미지에 대하여 클래스를 조절하고 3-D 신경망을 안정된 상태로 수렴하게 한다. 또한 모든 학습 이미지에 대하여  $w\_max$ 값 만큼의 최소한의 인식응답을 보장하게 된다.

### IV. 실험 및 결과

본 논문에서 제안한 3-D 신경회로망의 비지도 학습 알고리즘의 성능 검증을 위해 0에서 9까지의 다중 패턴으로 구성된 오프라인 필기체 숫자를 대상으로 인식 실험을 수행하였다.

입력 이미지에 대하여 노이즈가 없을 경우에는 가장 유사한 패턴들도 분리될 수 있을 정도로 경계 임계값을 정하면 되지만 노이즈가 있을 경우에는 저장되는 대표패턴의 개수가 모든 패턴들이 제시되기도 전에 급속도로 커지게 될 수도 있다. 따라서 노이즈가 있을 때의 알고리즘의 성능을 높이기 위하여 각 숫자 데이터의 개수를 표1과 같이 조정하였다.

실험에 사용된 데이터는 NIST의 MNIST 데이터베이스 [13]를 사용하였으며 실험에 사용된 숫자데이터는 28x28픽셀의 고정된 크기로 정규화 되어있고, 문자정보는 20x20크기로 중앙에 위치하도록 전처리 되어있는 이미지 데이터를 사용하였다. 그림 7은 학습에 사용된 샘플 이미지를 나타내었다.

표 1. 학습에 사용된 이미지 수  
Table 1. The number of training images

Digit	0	1	2	3	4
Qty.	180	195	190	199	187

Digit	5	6	7	8	9
Qty.	190	195	200	185	200



그림 7. 학습에 사용된 샘플 이미지  
Fig. 7. The Training Sample Images

실험은 0에서 9까지의 무작위로 추출된 필기체 숫자 이미지를 3-D 신경회로망 내부에 학습시키고, 신경망 내부에 형성된 클래스의 수를 측정하였다.

2개 이상의 숫자를 포함하는 클래스의 비율을 측정하고, 인식 성공률을 나타내었다. 3-D 신경회로망의 성능 분석은 실험에 사용된 각종 변수들에 민감함으로 정확한 실험을 위해 입

력 이미지로부터 주소화하는 tuple 크기, MRD 테이블 변수들은 고정된 값으로 사용하여 실험을 진행하였다.

총 20개의 3-D 신경회로망을 가지고 실험을 진행한 결과를 표2에 나타내었다. 각각의 3-D 신경망에 순서없이 무작위로 구성된 0부터 9까지의 필기체 숫자 데이터를 입력으로 비지도 학습을 시킨 후 신경망에 생성된 클래스의 수와 2개 이상의 심볼(숫자)을 나타내는 클래스의 수, 그리고 1개의 심볼로 수렴되는 인식률의 평균값을 나타낸 후 전체 신경망에 대한 평균과 표준편차를 나타내었다.

표 2 3-D 신경망의 비지도 학습 결과  
Table 2. The results of unsupervised learning in 3-D Neural Network

3-D Network	Classes	Classes with multiple symbols				Winners, recog. average. (%)
		2	3	4	5+	
1	120	27	4	5	0	85.53
2	133	26	10	4	1	78.27
3	127	18	9	3	1	82.49
4	130	25	8	2	2	83.84
5	126	32	4	1	2	84.81
6	129	22	4	3	1	83.98
7	110	20	5	4	3	84.91
8	132	25	10	3	0	85.82
9	127	31	6	4	0	86.26
10	117	25	5	2	1	85.25
11	112	23	8	2	1	86.38
12	126	25	5	3	0	83.28
13	127	23	11	3	1	86.31
14	132	22	8	4	0	82.49
15	128	23	4	4	1	83.01
16	122	18	12	4	0	86.07
17	120	28	8	4	0	81.47
18	117	31	10	3	0	83.78
19	131	22	5	2	2	82.96
20	116	25	6	3	2	87.38
AVG	124.1	24.55	7.1	3.15	0.9	84.21
STEDV	6.91	3.93	2.61	0.99	0.91	2.13

표2에 나타낸 20개 신경망의 평균과 표준편차는 무작위로 추출된 입력 이미지에 서로 다른 부분 분산 사상법이 적용되었음에도 불구하고 각각의 신경망의 패턴 분류 능력은 비슷하게 나오는 것을 알 수 있다. 2개 이상의 다중 심볼을 가진 클래스들에서 나타나는 낮은 표준편차를 통해 신경망 내부에서 여러 가지 심볼들이 충돌이 있었음에도 불구하고 하나의 범주로 구분해 낼 수 있는 능력을 보여 주고 있으며, 또한 판별자 역시 명확한 범주의 결정이 일어나지 않는 패턴에 대하여 확률적 판단에 근거하여 폭주하지 않고 기존 클래스에 수렴됨을 알 수 있다.

실험에 사용된 변수값은 다음과 같다.

6-bit tuples, w\_min=30%, w\_max=40%

## IV. 결 론

3-D 신경 회로망의 패턴 인식 방법은 학습 단계와 인식 단계로 나누어진다. 학습 단계에서는 인식 범위를 포함하는 정해진 수만큼의 다중 판별자에 미리 구분된 학습 데이터를 가지고 교육시키게 되며, 인식 단계에서는 미지의 데이터를 학습이 완료된 정해진 각 판별자에 인식시킨 후 각 판별자의 출력 중 최대 응답 값으로 해당 패턴의 범주가 결정되는 MRD 기법이 이용된다. 이러한 인식 방법은 지도학습에 기반을 둔 것으로서 학습을 통해 신경망 스스로가 범주를 구분할 수 없으며 잘 구분된 범주의 학습 데이터를 통해서만 성능을 발휘할 수 있다.

본 논문에서는 기존 지도학습 기반의 3-D 신경 회로망에 학습 데이터의 구분 없이 신경망 자체가 입력 패턴에 따라 학습하여 범주를 구분 할 수 있는 비지도 학습 신경망을 제안하였다. 제안된 비지도 학습에 의하여 3-D 신경망은 입력 데이터의 특성과 학습 데이터의 양에 따라 동적으로 클래스가 증가하게 된다. 즉, 최초 하나의 판별자로 구성된 신경망은 학습이 진행됨에 따라 알고리즘에 의해 클래스의 증가유무를 판단하여 판별자의 개수를 늘려나감과 동시에 신경망의 크기가 증가되는 구조를 가지게 된다. 따라서, 본 논문에서 제안된 비지도 학습 신경망은 판별자의 수를 고정시켜 학습하는 기존 신경망과 달리 망의 크기를 스스로 조절할 수 있는 신경망이라 할 수 있으며, 이는 망의 유연한 확장성을 보장한다고 할 수 있다. 가중치를 가지지 않는 3-D 신경망을 기반으로 하기 때문에 부분 분산 사상에 의해 추출된 입력 이미지가 한 번의 학습으로 메모리(RAM)에 기록되어 학습이 완료되는 구조이므로, 기존의 신경망에서 입력 노드마다 부여된 가중치 보정을 위한 반복적인 계산이 필요가 없기 때문에 처리속도가 향상되며, 비지도 학습이므로 학습하기 위해 미리 데이터를 구분하는 전처리 과정이 필요가 없어지게 됨으로 임의의 입력 데이터를 실시간으로 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 토대로 지능을 가지게 되는 인간의 패턴 인식 방법과 매우 유사한 성격을 지니는 것으로 확인할 수 있다.

본 논문에서 제안된 램 기반 비지도 3-D 신경회로망의 패턴인식에 있어서 새로운 신경망적 접근 방식이며, 패턴인식

및 분류에 있어서 인간과 유사한 지능을 가지는 효율적인 인공지능 모델임을 알 수 있다.

향후 연구 방향으로 다중 심볼을 가지는 클래스에 대한 재귀적 클러스터링 방법에 대한 연구를 통해 다중 심볼을 가지는 클래스의 수를 줄임으로서 인식률의 향상을 도모하고 클래스 할당 변수들의 효율적 조정에 대한 연구가 필요하다.

## 참고문헌

- [1] M. A. Arbib, "Brains, Machines and Mathematics," Springer Verlag, 1987.
- [2] Amari 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," IRE. Transactions Vol. EC-11, pp.414-415, 1962.
- [8] E. C. D. B. Filho, M. C. Fairhurst and D. L. Bisset, "Analysis of Saturation Problem in RAM-Based Neural Network," Electronics Letters, Vol. 28, No. 4, pp. 345-346, February 1992.
- [9] Y. C. Kwon, "Experience Sensitive Binary Neural Network", Univ. of Ulsan, 1995.
- [10] S. J. Kim, Y. C. Kwon, S. D. Lee, "Experience Sensitive Cumulative Neural Network using RAM", Journal of IEK, Vol. 41, No. 2, 2004. 3.
- [11] N. W. Jeong, B. K. Kim, "The Improving Method of Characters Recognition Using New Recurrent Neural Network", Journal of KSCI, Vol. 1, No. 1, pp.129-138, 1996. 8.
- [12] S. J. Kim, D. H. Lee, Y. C. Kwon, S. D. Lee, "A Dynamic Three Dimensional Neuro System with Multi-Discriminator", Journal of KIISE, Vol 34, No. 7, pp 585-594, 2007. 7.
- [13] Yann LeCun, NEC Research Institute,  
<http://yann.lecun.com/exdb/mnist/index.html>
- [14] D. H. Lee, S. J. Kim, S. M. Park, S. D. Lee, C. Y. Ok, " A Study on MRD Methods of A RAM-based Neural Net", Journal of KSCI, Vol. 14, No. 9, pp 11-19, 2009. 9.

## 저자 소개



### 박 상 무

1995 : 울산대학교 공학사.  
1997 : 울산대학교 공학석사.  
1999 : 울산대학교 박사수료.  
1999 - 2010 : 영산대학교 교통시스템학과 조교수  
관심분야 : 신경망, 뉴로퍼지 시스템  
Email : chreepo@naver.com



### 김 성 진

1996 : 울산대학교 공학사.  
1998 : 울산대학교 공학석사.  
2009 : 울산대학교 공학박사.  
2005 - 현재 : 울산대학교 객원교수  
관심분야 : 신경망, 뉴로퍼지 시스템  
Email : sjkim@ulsan.ac.kr



### 이 동 형

1996 : 울산대학교 공학사.  
1998 : 울산대학교 공학석사.  
2000 : 울산대학교 박사수료.  
2001 - 현재 : 한국폴리텍VII대학 울산캠퍼스 정보통신시스템 부교수  
관심분야 : 신경망, 뉴로퍼지 시스템.  
Email : sunhook@dreamwiz.com



**이수동**

1969 : 서울대학교 공학석사.  
1980 : Brunel University 공학석사.  
1984 : Brunel University 공학박사.  
1976 - 2004 : 울산대학교 컴퓨터 정보통신 공학부 교수.  
2005 - 현재 : 울산과학기술대학교 학장  
관심분야 : 인공지능, 소프트웨어 컴퓨팅  
Email : sdlee@ulsan.ac.kr



**옥철영**

1982 : 서울대학교 공학사.  
1984 : 서울대학교 공학석사.  
1983 : 서울대학교 공학박사.  
1984 - 현재 : 울산대학교 컴퓨터 정보통신 공학부 교수.  
관심분야 : 자연언어처리, 정보검색, 기계학습  
Email : okcy@ulsan.ac.kr