

패턴인식을 위한 자율조직망의 적용가능성에 관한 연구

正會員 丁 恩 鎬* 正會員 金 珍 九**

A Study on the Feasibility of Self-Organizing Net for the Pattern Recognition

Eun Ho JEONG*, Jin Goo KIM** *Regular Members*

要 約 본 논문에서는 숫자, 알파벳 및 임의의 도형을 인식할 수 있는 자율조직 신경회로망의 한 형태를 제안하였다. 제안된 알고리즘은 미리 정해진 규칙을 부여하지 않아도 입력화상에 존재하는 특징점의 분포 형태에 따라 시스템 내부에서 자율적으로 유사패턴을 조직, 분류하게 된다. 따라서 학습의 규칙을 만들지 못한 임의도형의 인식을 위해 적절하게 이용될 수 있으며, 기억용량의 한계까지를 안정된 인식동작을 한다. 또한 본 알고리즘을 50개 이상패턴에 적용하여 노이즈의 증가에 대한 인식능력을 측정한 결과, 최대 44%의 노이즈(SNR 2dB)로 인해 변형된 형태에서도 인식이 가능함으로서 양호한 내잡음특성이 입증되었다.

ABSTRACT This paper proposes a type of self-organizing neural network which recognizes arbitrary symbols as well as numeric or alphabetic characters. The proposed algorithm autonomically organizes and classifies similar patterns on the basis of the distribution types of characteristics in the input images. Thus it can be applied for the recognition of arbitrary images when it is difficult to establish a learning rule. It performs a stable recognition process with in the limit of the memory capacity. The scheme was applied and tested to 50 different image patterns with increased noise level up to 44%(SNR 2dB).

The implementation results demonstrate that the proposed algorithm successfully recognizes the image patterns changed due to the various noise levels and thus proves excellent antinoise characteristics.

I. 서 론

신경회로망은 인간 대뇌의 메카니즘과 유사한 방법에 의해서 인간이 느끼는 지각능력을 컴퓨터를 이용하여 인간과 보다 가까운 기능을 수행할 수 있도록 하기 위한 방법이다. 화상인식 분야에 신경회로망을 적용시키고자 하는 연구가 활성화 되는 이유로서는 신경망의 적응성에 의한 학습이 가능하다는 점과, 병렬분산처리가 가능하다는 점이다.⁽¹⁾

패턴인식에 사용되는 신경회로망 모델로서는 감독자에 의하여 훈련이 진행되는지의 여부에

따라 지도학습(supervised learning)과 자율학습(unsupervised learning)으로 분류된다.

감독자에 의하여 훈련되는 HOPFIELD 망과 PERCEPTRON 등은 연상기억장치나 분류기로 사용되며, 감독자없이 훈련되는 KOHONEN의 특성지도망(feature map net)은 벡터양자화(vector quantization) 또는 무리화(clustering)에 사용되고 있다.⁽²⁾⁽³⁾

자율조직(self-organizing) 원리를 이용한 특성지도망은 방대한 훈련을 필요로 하지만, 미리 정해진 규칙이 부여되지 않은 상태에서도 많은양의 자료를 그 유사성에 따라 스스로 조직, 분류하는 기능이 있다. 따라서 지금까지 자율조직 특성지도망을 활용하여 시간적 가변치를 갖고, 화자별 음성스펙트럼이 상이하게 나타나는 다양

* 延世大學校 産業大學院 電子工學科
Dept. of Electronic Eng. Yonsei Univ.
** 光云大學校 電子通信工學科
Dept. of Electronic Communication Eng. Kwangwoon Univ.
論文番號 : 91-38(接受1990. 12. 6)

한 음성패턴 유형을 적절히 분류해 내었다.⁽⁴⁾⁽⁵⁾ 화상의 경우에서도 각 패턴은 인식을 원하는 형태에 있어 화물적분포가 유사한 부류 및 상호 관련성이 없는 부류로 구별이 되며, 화상패턴의 통계적 평균값으로 적응하는 자율조직의 개념은 다수 뉴런의 경쟁에 의하여 자신을 활성화 시키며 특정입력 패턴에 적응하게 된다. 즉, 자율조직 과정하에서는 뉴런 상호간의 밀도높은 측방인접을 통해 무리화를 이룸에 따라 출력노드상에서 특성지도가 형성되는 것이다.

본 논문에서는 영문자, 숫자, 기호 등 임의 화상패턴에 대한 형태별 분류가 필요할 경우 자율조직 특성지도(self-organizing feature map)의 효율적 적용이 가능함을 제안하였다. 이를 위해 단계적으로 자율조직의 특성지도 형성에 의한 화상패턴의 분류기능, 방향벡터 성분에 의한 신경망 그룹분할 방법을 제안하였고, 화상패턴에 학습된 뉴런이 외부의 불안정한 환경하에서 발생하는 노이즈의 분포레벨에 따라 인식능력의 변화상태를 점검하여 화상패턴 인식기로서 활용성을 검증하였으며, 학습된 뉴런이 적응하는 패턴과 공간적 화물분포가 유사한 패턴과의 이격도를 이용하여 패턴의 재분류가 가능함을 보였다.

II. 자율조직에 의한 특성지도의 형성 원리

T.KOHONEN은 대뇌에는 많은 종류의 sensory experience map과 image가 존재하고 대뇌신피질(cerebral neocortex)에 있는 신경망은 뉴런 서로가 측면피환(lateral feedback) 관계로서 밀도높게 연결된 2차원층으로 대부분 이루어졌으며, 초기에 임의 상태의 구조적 분포로부터 특정 입력에 반응하는 구조적 자율조직 시스템(topographically self-organizing system)을 구성하게 된다고 하였다. 또한 뇌속의 특정 영역은 high level feature 및 이들의 조합에 따라 특정한 셀(cell) 또는 셀그룹(cell group)이 구조적

형태로 정렬된다(ordered)고 하였다.⁽²⁾⁽⁵⁾⁽⁶⁾

이 기법의 기본 구조는 이러한 상태가 나타나도록 경쟁학습(competitive learning)에 의하여 자기 자신을 스스로 수정해 나가는 시스템이 되도록하는 것이며, 관련 변수(parameter)들로부터 최상의 반응을 보이는 유닛(unit)의 선택으로부터 활성화되기 시작하고, 선택된 유닛 및 그 유닛 주위에 인접된 유닛의 시냅스 가중치(synapse weight)를 점차 증가시키는 방향으로 조절하게 된다.

자율조직이 발생하는 기본동작 요소로서는

- (1) coherent input 수신및 입력분리함수 기능을 수행하는 전처리망(preprocessing network)
- (2) 각 분리함수의 비교및 최대함수 값을 갖는 유닛을 선택하는 기능
- (3) 선택된 유닛및 인접 유닛이 동시에 활성화되는 측방 인접작용(lateral interaction)
- (4) 활성화된 유닛의 파라메타가 현재입력과 관련된 분리함수 값을 증가시키는 적응과정

이와같은 과정을 도시한 그림 1에서와 같이 입력 데이터는 전처리망을 통하여 개별의 특징을 보유한 sensory signal의 형태로서 프로세싱 유닛에 전달되며, 특징이 표현된 입력값의 순서를 정하게되는 매트릭스 또는 구조적 공간(topological space)으로 표현 가능한 추상적이거나 개념적 항목으로서 특성지도망의 자율조직이 가능한 것이다.

따라서 자율조직 특성지도망이 분산개념 패턴의 내부표현을 갖게되면, 입력패턴은 전처리 단계에서 구조적인 정보로 표현됨에 의하여 맵(map) 상에서 특징이 발생하게 된다. 이로서 입력패턴은 신경회로망의 시냅스 매트릭스에 개념패턴으로 적응변환되어 매핑(mapping)되며, 물리적으로 유사한 개념이 맵의 인접한 뉴런과 관계하게 된다. 즉, 외부에서 인입되는 sensory signal S_i 의 집합은 각 event마다 동일하지 않고, 현재의 event내에서 전적으로 결정된다는 관점에서 coherent한 매트릭스 형태로 정의된다.⁽⁶⁾

특성지도 형성을 위한 구조는 그림 2와 같이

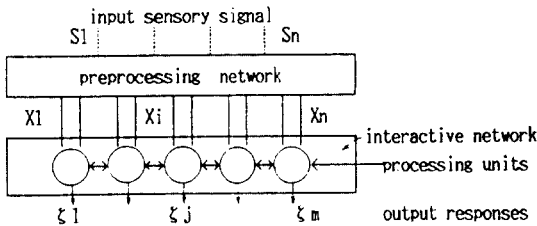


그림 1. 자율조직을 설명하는 기본 구성도
A diagram that implements the self-organizing

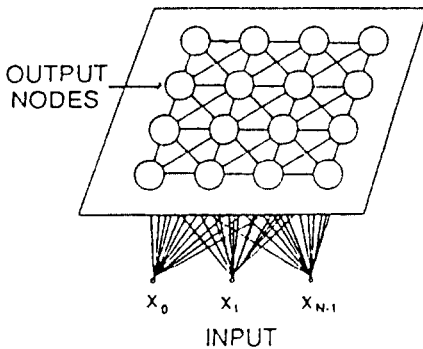


그림 2. 특성지도 형성을 위한 출력노드의 이차원 배열
Two dimensional array of output nodes for forming a feature map

출력층의 유닛은 2차원 배열로서, 주위의 모든 유닛들과도 상호연결된 형태로 구성된다. 입력층 간의 시냅스는 뉴런의 실체를 나타내는 요소로서, 패턴상의 입력특징 벡터 X_i 가 순차적으로 제공됨에 따라 학습이 진행되고, 시냅스 가중치는 해당입력 및 유사한 입력에 대해 활성화된다. 이는 어떤 특정한 event에 있어서 최대의 반응을 보이는 유닛이 어레이 형태의 영상(image)으로 간주된다면 매핑은 이루어졌다(ordered)라고 하게 되며, 신경망 내부조직 및 외부 event간의 구조적관계(topological relation)는 유사하게 된다.

자율조직 특성지도망은 시냅스 가중치의 적응이 느리나, 학습 종료후 시냅스 가중치 강도가 고정됨에 따라 노이즈에 강한 장점이 있다. 따라서 유형의 갯수가 한정되어 있고 다량의 입력

데이터가 존재할 경우 순차적 vector quantizer로서 응용이 가능하다.⁽¹⁾

Ⅲ. 화상인식에의 적용

1. 전처리 과정

화상패턴의 화소를 모두 다 신경회로망의 입력으로 사용하게 된다면 방대한 연산량 및 메모리가 필요하게 되므로, 각 패턴의 특징이 고루 표현되면서 입력의 갯수를 축소시킬수 있는 방법으로서 특징 벡터를 추출하여 사용한다. 이를위해 화상 테이더 입력 pixel에 대해 3×3의 배열로 마스킹을 순차적으로 실행함으로써 원화상과 대등한 분포형태의 축소된 특징벡터를 구할 수 있다. 패턴의 유형이 매우 세밀한 종류를 구분하여 인식하기 위해서는 원화상 자체의 특징이 복잡해짐에 따라 특징벡터수는 세분화됨이 요구되고, 신경망에서 특징 벡터의 갯수와 인식의 정확도는 비례하게 되나 속도 및 효율면에서는 반비례하게 되므로 인식시스템의 입력패턴 유형에 따라 특징 벡터의 수를 탄력적으로 선택함이 필요하다.

여기서는 행, 열, 대각선 및 역대각선의 방향성분(DC)을 추출하여 아날로그값의 화상강도를 보유한 특징벡터를 사용하였으며, 신경망 입력에 적합하도록 노말라이즈 하였다. 행 방향 DC 성분을 추출하기 위한 방법은 식(1)과 같이 입력 화상 화소 P_{ij} 의 행방향 성분을 각각 가산한 후, 최대치와 최소치의 산술평균값으로 나누어서 원화상의 특징성분을 보유하는 0과 1사이의 벡터 값을 구한다. 열, 대각선, 역대각선 성분도 순차적으로 같은 방법에 의한다.

2. 자율조직 알고리즘

1 단계 : 입력특징벡터 추출 :

$$DCR_i = \sum P_{ij} / PIXAVR \quad (1)$$

$$PIXAVR = (\max \sum P_{ij} + \min \sum P_{ij}) / 2 \quad (2)$$

2 단계 : 출력력 노드간 시냅스 가중치 초기화 : $0.4 < W_{ij} < 0.6$

- 3 단계 : 특징벡타 X_1 를 입력
- 4 단계 : 전출력노드에 대한 거리 계산 : $D_j = d(X_1, W_{ij})$ (3)
- 5 단계 : 최소의 거리를 갖는 출력노드 선택 : $D_{j^*} = \min D_j (j=0,1, \dots, m)$ (4)
- 6 단계 : 승리노드 j^* 및 인접 노드에 대한 가중치 조절 :
 $W_{ij^*}(n+1) = W_{ij^*}(n) + \epsilon(n,0)[X_1(n) - W_{ij^*}(n)]$, for winner node. (5)
 $W_{ij}(n+1) = W_{ij}(n) + \epsilon(n,\Psi)[X_1(n) - W_{ij}(n)]$, for others (6)
- 7 단계 : 3 단계로 반복

여기서 n 은 학습의 iteration 횟수이고, $\epsilon(n,\Psi)$ 는 이득조절 함수로서 $0 < \epsilon(n,\Psi) < 1$ 의 값을 가지며 iteration의 증가에 따라 단조감소 한다. Ψ 는 인접유닛을 결정하는 요소로서 $\Psi = \max$ 에서 출발하여 주기적으로 $\Psi = 0$ 될 때까지 감소시킨다.

IV. 실험 및 고찰

자율조직에 의한 화상패턴 분류 및 인식능력의 검증은 특성지도 형성에 의한 패턴의 분류와 방향벡타의 조합에 의한 소그룹별 신경망의 분할 연결, 삽입점가 및 시냅스의 손상 상태에서의 인식률, 이격도에 의한 유사 패턴의 재분류 등 4가지 단계로 분리 수행하였다.

1. 특성지도 형성에 의한 패턴의 분류

이 단계에서는 입력데이터의 변치가 존재하는 coherent 입력패턴을 이용하여 뉴런 상호간의 측방결합을 통한 특성지도망을 형성하였다. 입력데이터는 영문자 모음과 자음중에서 임의로 방대한 A,E,I,O,U,K,N,X,Z,Y의 10개를 표준 패턴으로 하고, 이들의 coherent 패턴 50개를 입력데이터로 사용하였다. 영문자 패턴 'A'에 대해 발생시킨 5개의 coherent 패턴의 예를 그림 3에 도시하였다.

이를 선처리과정을 거쳐 자율조직 알고리즘에 적용하여 학습을 수행한 결과, 뉴런은 측방결합에 의해 초기에는 선택된 cluster의 상호 충돌이 발생하게 되나, 학습회수의 증가에 따라 각 뉴런은 자신의 위치를 조절해 나가게 된다. 즉, 최초 입력력 노드간 랜덤한 시냅스 가중치에서 출발하여 학습을 통한 뉴런간의 경쟁이 이루어지며 학습회수의 증가에 따라 점차 제시된 입력에 상응 반응을 나타내게 되고, 기타의 패턴에 대하여는 매우 약한 반응을 보이게 된다.⁽⁶⁾

본 실험에서 500회의 iteration에서는 M(3, 3)의 출력뉴런의 경우 3개의 패턴에 중복된 반응을 보이고, 또한 중복되는 뉴런의 갯수도 6개가 나타났다. 그러나 iteration의 증가에 따라 점차 각 cluster의 형성에 그룹별로 분류되어 2000회의 iteration 이상에서 부터 명확한 특성지도가 형성되었으며, 가중치의 이득조절함수의 단조감소에 따라 5000회 이상에서 안정된 형태가 나타

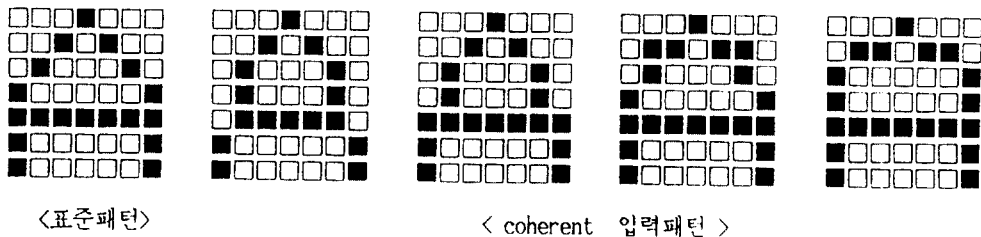


그림 3. 화상패턴 'A'의 coherent 입력패턴
Coherent input patterns for image 'A'

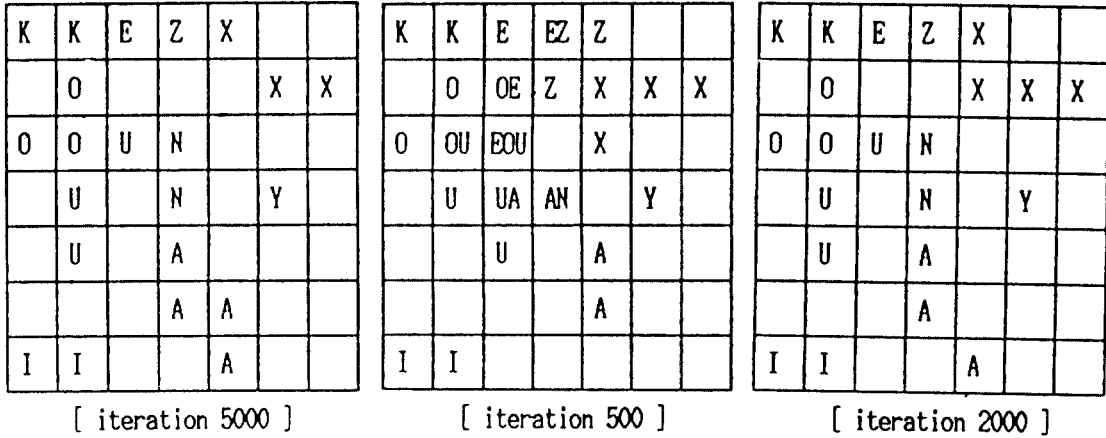


그림 4. 10개 패턴에 대한 특징지도 형성 및 과정
Forming and process of feature map for 10 patterns

났다. 따라서 출력노드상에 10개의 패턴 그룹별 신경세포 무리(neuron cluster)가 형성되고, 또한 각 cluster는 상호 유사한 특성이 존재하는 그룹 무리가 발생하게 된다. 10가지 패턴에 대한 iteration 별 특징지도의 형성 형태 및 그 과정을 그림 4에 도시하였다.

따라서 입력패턴의 형태가 몇가지로 대별되면서 많은 유사한 형태가 존재할 경우의 패턴 분류 및 인식시스템에 활용이 가능하고, cluster가 입력 특징벡타의 평균치에 적용하게 된다.

2. 방향벡타 조합에 의한 소그룹별 신경망 분할연결

입력 데이터의 갯수가 대규모인 경우 학습 및 인식효율을 개선하기 위한 방법으로서 입력 패턴을 형태별로 대별하여 소그룹으로 분할하고, 각각에 신경망을 연결함으로써 목적을 달성할 수 있음을 제안하였다. 소그룹 갯수는 인식을 위한 데이터의 전체적 형태와 밀접한 관계가 있고, 각 패턴에 대한 특징의 확률적 분포에 의하여 결정이 되게 된다.

여기서는 입력 데이터를 영문자 대, 소문자 52개와 특수기호(* # % / < > ? =) 8개를 선정하여 총 60개의 입력패턴으로 하고, 그룹분할을

위하여서는 화상내 분포된 방향벡타를 입력시키면 패턴은 그룹별로 분리된 후 각각의 출력노드 상에서 학습이 진행된다.

방향벡타의 선정방법은 해쉬테이블(hash table)에 의한 다수의 벡타정보를 추출하여 이용할 수 있으나,⁽¹⁰⁾ 여기서는 이를 단순화 변형시켜 그룹의 분류만을 목적으로 하였다. 이에 따라 방향벡타의 가로 성분을 구하기 위하여 식 (7)(8)을 사용하였다.

$$RH = \begin{cases} 1 & \text{for } \sum P_{ij} > \text{connweit} \\ 0 & \text{for } \sum P_{ij} < \text{connweit} \end{cases} \quad (7)$$

$$\begin{aligned} &\text{If } (P_{ij} + P_{i,j+1}) > 1.5 \text{ Then } (\sum P_{ij} = \text{increase}) \\ &\text{Else } (\sum P_{ij} = \text{clear}) \end{aligned} \quad (8)$$

여기서 connweit는 입력 화상데이터의 규모에 의하여 결정하게 되고 전체 화상길이의 2/3로 하였으며, 그 크기에 의하여 분할 성분이 다르게 된다. 이로서 입력된 화상패턴의 방향벡타 성분(RH, RL, CH, CL)의 유무 및 절단된 형태를 판단할 수 있게 된다. 구해진 두개의 벡타 성분을 조합하여 4개의 소그룹으로 분할하여 각각에 신경망을 연결하였다. 60개 입력패턴을 적용한 결과 각 그룹별로 13, 13, 17, 17개의 방향성분에 의한 패턴

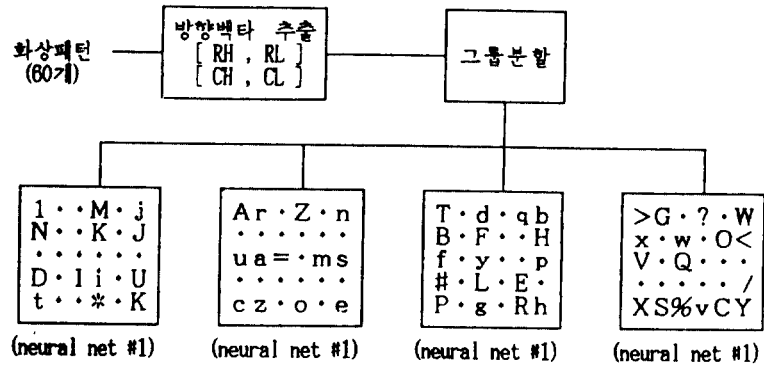


그림 5. 방향벡터에 의한 신경망의 분할 및 출력노드 배열
Partition of neural nets by directional vector and arrays of output node

분할이 이루어졌으며 각각은 신경망에서 반복 학습이 수행되었다.

따라서 소그룹 분할을 통하여 입력데이터의 증가시 과도한 출력노드의 확장을 방지하여, 신경망의 연산효율을 높일 수 있게된다. 신경망 분할연결 개요도 및 학습을 종료한 후의 출력노드상의 배열 형태를 그림 5에 도시하였다.

3. 내잡음성 및 시냅스 손상시 인식능력

이 단계에서는 본 자율조직 기법을 이용한 화상패턴 인식의 효율을 점검하기 위하여 원화상에 노이즈를 증가시켜 가면서 노이즈에 의하여 변형된 상태에서의 인식능력을 시험하였다. 사용패턴의 형태는 숫자(0-9), 영문자대문자(A-Z), 교통표지판 도형(14개) 등 50개를 대상으로 하여 10×8배열의 출력노드를 이용하여 학습을 진행하였으며, 학습이 진행되지 않은 노드가 선택되는 오인식이 발생하는 가를 점검하였다. 여기서 사용된 숫자, 문자, 도형의 패턴을 그림 6에 도시하였다. 각 패턴을 순차적으로 학습시킨 후의 출력노드 배열은 그림 7과 같으며, 무잡음 상태에서는 50개의 패턴을 정확히 인식하였고 학습이 진행되지 않는 노드에 적응하는 경우는 발생하지 않았다.

노이즈로 인해 변형된 입력패턴에 대한 인식능력을 시험하기 위하여, 그림 8과 같이 각 입력패

턴에 노이즈를 점진적으로 증가시켰다. 노이즈의 첨가 방법은 화상의 각 화소 위치에 랜덤함수를 발생시켜 노이즈 발생부분을 임의로 선택하도록 하였다. 노이즈 첨가 및 신호대 잡음비(SNR)는 식(9) 및 (10)을 각각 이용하였다.¹⁷⁾

$$P = \begin{cases} 0 & \text{for } N_{ij}=1 \\ 1 & \text{for } N_{ij}=0 \end{cases} \quad (9)$$

여기서 $N_{ij} = \text{RND}(i, j)$ 이고,

$$\text{SNR} = 20 \log[(441 - L) / L] \text{ (dB)} \quad (10)$$

으로서, (10)식의 L은 원화상과 변형된 화상과의 화소수가 서로 다른 갯수이다. 노이즈 레벨에 대한 인식률은 표1에서와 같이 SNR 12dB (잡음 20%)까지는 모든 패턴을 정확히 인식할 수 있었으며, 그 이상의 노이즈에서는 패턴별로 인식률의 차이가 나타나기 시작하였고, 패턴의 특징분포가 뚜렷한 것이 단순한 것보다 인식률이 양호하였다. SNR 7.5dB(노이즈 30%)를 넘어서면서부터 인식률이 급격히 저하하기 시작하였으며, 최대 SNR 2dB(노이즈 44%)에서도 인식이 가능하였다.

랜덤한 분포의 노이즈 성분을 최소화하기 위하여는 전처리과정에서 노이즈제거를 위한 필터를

채용함으로써 인식의 능률을 향상시킬 수 있으며, 원화상에 근사시켜 노이즈를 제거하기 위해서는 패턴의 각 화소치 성분의 행과 다음단의 하향행 성분의 단절된 화소치의 복귀로서 고려된 상태의 노이즈 성분은 제거되며 식(11)이 사용되었다.

$$P_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{for } 1 \leq \sum_{i=1}^{i+1} \sum_{j=1}^{j+1} N_{ij}(i \neq j) \\ 0 & \text{for } 1 > \sum_{i=1}^{i+1} \sum_{j=1}^{j+1} N_{ij}(i \neq j) \end{cases} \quad (11)$$

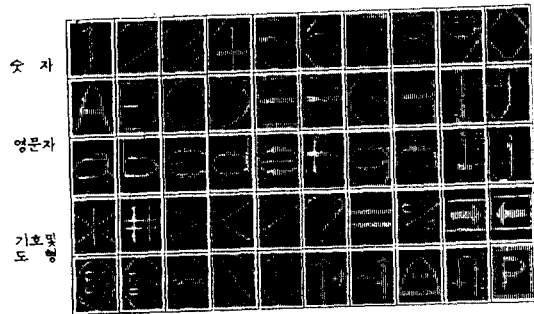


그림 6. 입력 화상패턴의 세가지 형태(숫자, 영문자, 도형)
Three types of input image patterns (number, alphabets, figurer)

D	P4	9		H	N	P11	A	P7	P6
Q		G			M		P8		P3
U		O		K	E		F		P12
P10			L					B	P
W	V	X		2		5		8	R
P13				7		S	P14		Z
Y	1	J			3		P5		O
T	I	P9	P2	P1	4		6		C

그림 7. 50개의 입력패턴 학습후 출력노드 배열
Array of output nodes after learning 50 input patterns

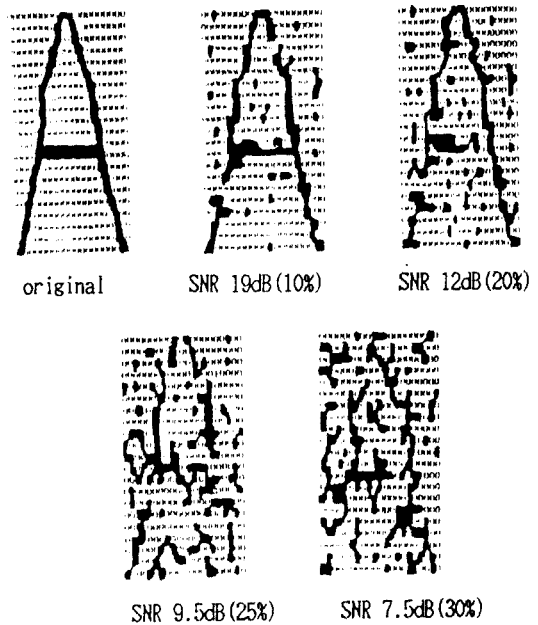


그림 8. 여러 레벨의 노이즈에서 화상패턴 'A'의 변형
Distorted image samples of character 'A' with each noise level

여기서 N_{ij} 는 노이즈 성분에 의하여 변형된 pixel의 위치이다. 위와 같은 필터를 전처리 과정에 삽입하여 고려된 노이즈 성분을 제거함에 의하여 SNR 2.5dB를 개선할 수 있었다.

다음단계로서 뉴런 시냅스의 손상이 발생할 경우에 대한 인식률을 시험하기 위하여 출력노드에 연결된 시냅스를 임의 위치별로 순차적 절단해 나간다. 시냅스의 절단률 증가에 따라 인식률은 저하하고, 안정된 인식동작은 24dB(6%) 내에서 수행되었으며 최대 2.4dB(75%) 상태에서도 인식이 가능함을 알 수 있었다. 여기서도 개별패턴의 특징점 분포가 인식률에 영향을 주게됨을 알 수 있었다.

시냅스 절단비 SCR(synapse cut rate)는 식(12)와 같다.

$$SCR = 20 \log [M / C] \quad (\text{dB}) \quad (12)$$

여기서 M은 뉴런 시냅스의 갯수이고, C는 절단

표 1. 패턴별 SNR 및 SCR
SNR and SCR for each pattern

패턴	SNR	SCR	패턴	SNR	SCR	패턴	SNR	SCR	패턴	SNR	SCR	패턴	SNR	SCR
1	5.84	24.3	A	6.55	2.67	K	5.40	8.22	U	5.40	8.69	P 5	12.0	18.2
2	5.84	6.95	B	4.30	9.72	L	4.30	4.55	V	5.40	4.55	P 6	3.22	11.5
3	5.06	12.9	C	12.0	13.8	M	6.19	15.7	W	5.40	2.43	P 7	5.06	1.57
4	2.09	3.70	D	4.63	8.22	N	5.84	8.69	X	5.06	5.84	P 8	5.40	2.43
5	4.63	6.95	E	5.40	10.2	O	5.40	11.7	Y	5.40	7.35	P 9	4.30	10.8
6	5.40	9.19	F	5.40	11.5	P	7.86	15.7	Z	4.30	5.50	P10	4.30	5.50
7	5.40	5.50	G	6.55	12.9	Q	6.55	8.22	P1	10.5	13.8	P11	6.55	12.9
8	6.19	15.7	H	3.96	8.22	R	3.96	12.9	P2	9.15	8.22	P12	7.86	14.7
9	7.01	8.69	I	4.30	18.2	S	5.40	12.9	P3	5.40	7.78	P13	6.19	11.5
0	5.40	16.9	J	4.63	10.8	T	4.30	10.2	P4	7.86	24.2	P14	6.19	10.2

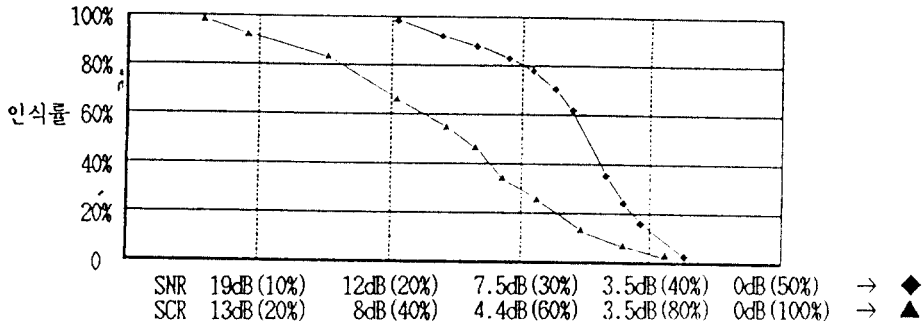


그림 9. 잡음첨가 및 시냅스 손상시 인식률
Recognition ratio in case of adding noise and damaging synapses

된 시냅스의 갯수이다. 각각의 패턴에 대한 노이즈 영향 및 시냅스 손상시 인식률은 표1 및 그림 9와 같다.

4. 이격도에 의한 유사패턴 분류

3번 단계에서 수행된 결과를 이용하여 50개 입력패턴 중 숫자와 영문자 36개를 발제하여 상호 유사한 패턴 그룹으로 분류하기 위하여, 기본패턴과 출력노드간의 이격도를 계산하고 이격도가 작은 순서대로 각 패턴당 3개씩의 유사패턴을 선택하여 그룹화 시키면 표2와 같은 그룹

이 형성된다. 기본패턴과 유사패턴과의 이격도 Γ 는 식(13)과 같다.

$$\Gamma_j = \frac{\min_{j=1, \dots, m} d(X_i, W_{ij})}{d(X_i, W_{ij})} \quad (13)$$

$j=1, \dots, m; j \neq k;$
 $i=k$

여기서 k 는 기본패턴의 출력노드를 나타내고, 이격도가 작을수록 상호간의 유사도는 커지게 되며, 각 그룹과 연관성이 없는 패턴은 개별의 상태로 단계된다. Γ 의 증가에 따라 그룹당패

표 2. 이격도를 이용한 유사패턴 그룹분류
Classification of pattern groups by similarity using the degree of distance gap

이격도(Γ)	I그룹	8그룹	O그룹	B그룹	M그룹	Y그룹	개별패턴
3	4	3	7	5	3		14
4	4	4	8	8	3		9
5	4	4	8	9	3	2	6
종 류	I,I,T,J	8,S,3,9	O,O,C,G, Q,6,U,L	B,E,F,P,R, 5,D,K,2	M,N,H	X,Y	others

턴의 수는 증가하게되며 $\Gamma > 4$ 에서는 “L”패턴이 “O”그룹과 “B”그룹에 중첩 적용하는 등 모호한 경우가 발생하게 되어 분류가 곤란해지나, $\Gamma < 4$ 에서는 안정된 형태의 그룹이 나타났다. 이를 이용하여 임의형태의 패턴을 학습한 후 유사한 패턴별로 재분류하는 방법에 활용이 가능할 것이다. 표 3은 영문자 및 숫자에 대한 이격도를 이용한 패턴의 그룹별 재분류 결과이다.

V. 결 론

본 연구에서 자율조직 알고리즘을 이용한 신경 회로망이 화상패턴에 대한 특성지도 형성에 의하여 패턴의 분류 및 인식의 효율적 수행이 가능함을 알아보았다. 이용된 방법은 화상패턴 전체에 분포된 특징점의 유·무를 스스로 파악하여 식별하는 기법이기 때문에 입력에 대한 식별기준이나 규칙을 미리 부여할 필요가 없어 패턴의 유형을 임의로 선택할 수 있는 장점이 있다. 또한 입력 화상이 잡음에 의하여 변형된 상태 및 출력뉴런 시냅스의 손상 상태에서도 일정한 한계까지는 인정된 인식능력을 보여주고 있다.

그러나 출력노드 갯수가 인식패턴 갯수를 결정하기 때문에 다량의 패턴인식을 위하여는 대규모의 출력노드 확장이 필요하게되며, 이를 위한 방법으로서 신경망의 소그룹 분할연결후 virtual memory의 활용이 가능할 것이다. 이 경우에는 방향벡터의 선정시 패턴의 그룹 선정을 위한 세심한 고려로서 외부잡음에 의한 redundancy

를 갖을 필요성이 있다. 즉, 본 영문자 및 기호 인식 실험에서는 패턴이 단순함에 따라 방향벡터에 의한 그룹 분류가 신경망 자체의 내잡음성보다 강하였으나, 기타의 패턴인식을 위해서는 더욱 복잡한 형식이 요구될 것이다. 또한 본인식시스템에서는 패턴의 방향변화가 고려되지 않았으며, 분변 모멘트 활용기법을 복합적으로 이용하면 양호한 특성이 구해될 것이다.

향후 병렬처리가 가능한 신경컴퓨터가 개발된다면 이러한 문제점은 해소될 것이며, 본 인식기법이 한정된 갯수의 화상패턴을 식별하기 위한 시스템으로서의 효율적 활용이 가능할 것이다.

참 고 문 헌

1. Kunihiko Fukushima, "A Neural Network for Visual Pattern Recognition", IEEE Computer, vol.21, pp. 65-75, march 1988.
2. R.P.Lippman, "An Introduction to Computing with Neural Nets", IEEE ASSP magazine, vol. 3, no.1, pp. 4-22, April 1987.
3. D.E. Rumelhart and D.Zipser, "Feature Discovery by Competitive Learning", Cognitive Science, vol. 9, pp. 75-112, 1985.
4. T.Kohonen, "The Neural Phonetic Typewriter", IEEE computer, vol.21, pp.11-22, March 1988.
5. T.Kohonen, "Self-Organized Formation of Topographically Correct Feature Maps", Biol. Cybern 43, pp. 59-69, 1982.
6. T.Kohonen, "Self-Organization and Associative Memory", Springer-Verlag, newyork, 2nd ed, 1988.
7. A.Khotanzad, "Classification of Invariant Image

Representations using a Neural Network", IEEE, vol. 38, no.6, pp.1028-1038, June 1990.

8. M.Menon and K.Heinemann, "Classification of Patterns using a Self Organizing Neural Network", Neural Networks, vol.1, pp.201-215, 1988.

9. J.L. McClelland and D.E. Rumelhart, "Explorations in Parallel Distributed Processing", pp.203-239, MIT

Press, 1986.

10. E.Horwitz and S.Sahni, "Fundamental of Data Structure in Pascal", Computer Science Press, Inc, U.S.A., 1984.

11. A.K. Krishnamurthy, "Neural Networks for Vector Quantization of Speech and Images", IEEE,communications, vol.8, no. 8, October 1990.



丁 恩 鎬(Eun Ho JEONG) 正會員
1985年 2月: 서울産業大學 電子工學科卒業(工學士)
1991年 現在: 延世大學校産業大學院 電子工學科 在學中
관심분야: 신호처리 및 신경회로망



金 珍 九(Jun Goo KIM) 正會員
1983年 2月: 光云大學校 電子通信工學科 卒業(工學士)
1987年 8月: 光云大學院 電子通信工學科 修了(工學碩士)
1991年~現在: 光云大學院 電子通信工學科 博士課程 在學中
관심분야: 디지털(MW)통신 및 신호처리
·신경회로망