

# 신경 회로망을 이용한 영상인식

이 일병

(연세대 이과대 전산과학과 조교수)

## 1. 서 론

신경회로망(neural net)은 영상(image)의 인식(recognition) 분야에서 사람의 능력을 흉내내고자 지난 40여년 연구되어 왔다. 이들은 또 인공신경망(artificial neural net), 신경망모형(neural network model), 신경망, 신경회로, 연결주의(connectionist) 모형, 신연결주의(neo-connectionist) 모형, 또는 PDP(Parallel distributed processing) 모형 등으로 불린다. 이런 모형들은 대체로 많은 간단한 계산요소(computational element)들의 집합으로 구성되어지고, 각각이 병렬(parallel)적으로 항상 동작한다. 각각의 계산요소 혹은 노드(node)들은 보통 성능의 향상을 위해서 사용중이나 사용전에 조절되는 많은 수의 연결 가중치(connection weight)들로 관계지어진다. 1980년초 이후 인공신경회로망 분야는 새로운 표상(representation) 구조와 학습 알고리즘(learning algorithm)의 발견, 아날로그(analog) VLSI 구현기술의 발전과 함께 영상인식을 위해서는 처리방식의 대단위(massive) 병렬화가 필요하다는 믿음 등 여러 요인에 힘입어 활성화된 연구가 재개되었다.

신경회로망은 영상인식 같이 많은 가설들이 동시에 추구되어, 전체적으로 빠른 계산속도가 요구되고, 현재의 인공지능(AI : artificial intelligence) 시스템의 성능이 사람의 성능에 비해서 상대도 안되게 떨어지는 경우 큰 가능성을 보여준다. 그 이유는 우선 기존의 기호처리(symbolic manipulation) 방법에 의존한 인공지능에 비해 비교적 적게 연구된 개척분야이기 때문이다. 둘째로

상당히 많은 수의 계산요소들의 동시적(simultaneous) 동작으로 많은 경쟁적 가설들을 결과적으로 짧은 시간에 처리할 수 있는 가능성을 보이며, 세째로 계산요소들 간의 가변적(variable) 가중치로 인한 학습 효과를 통해 구체적인 지식을 부여하지 않고도 성능 향상이 가능하기 때문이다.

신경회로망에 쓰이는 계산요소들은 대체로 비선형적(nonlinear)이며, 보통 아날로그의 값을 가지며, 전자회로에 의해 훨씬 느린 속도를 가정하고 있다. 이중 가장 많이 쓰이는 것들은 (그림1)에서 보이듯이 N개의 입력에 각각 대응되는 가중치를 곱한 것들을 합산(summation) 한 후, 그 결과에 비선형 함수를 취함으로써 결과를 산출한다<sup>1)</sup>. 이런 요소들은 내부적 임계치(internal threshold)와 비선형 함수 형태의 두가지 성질에 의해서 특징지어진다. 하지만 보다 복잡한 계산요소들도 쓰이는데, 이들에는 시간적 적분(temporal integration) 등의 시간에 대한 의존이나 입력에 대한 합산보다 더 복잡한 수학적 연산 등이 포함되기도 한다. 신경회로망은 많은 구조와 계산요소의 특징과 학습규칙에 따라 그 부류가 규정된다.

신경회로망의 가능한 잇점은 단순히 대단위 병렬성에 의한 속도의 개선만은 아니다. 신경회로망은 많은 계산요소들로 인해 von Neumann 형 컴퓨터보다 오류에 강하다. 또한, 많은 신경회로망 알고리즘들이 현재 결과를 토대로 성능을 향상시키기 위해 연결 가중치를 변화시킨다. 이런 학습 방법들이 지난 몇 년간에 걸쳐 이 분야에서 중점적으로 연구되고 있다. 이런 학습 능력은 항상

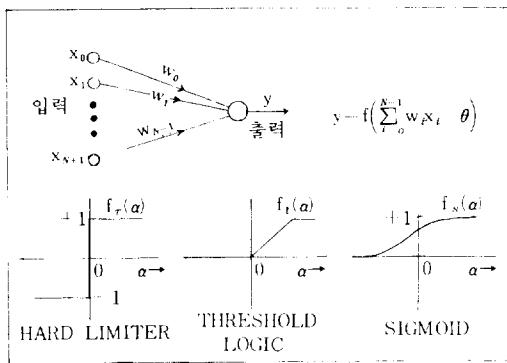


그림1 신경회로망에서 흔히 쓰이는 계산요소들과 합산 후 거치는 3가지비선형 함수(Lippmann<sup>11</sup>의 Fig. 1)을 다시 그림)

변하고 동적 상황에서는 거의 필수적인 능력이라고 말할 수 있다. 특히, 동적이 아닌 상황에서는 적응 능력은 동일한 수학적 모형이 아닌 각 계산요소 하드웨어의 적은 변형들을 보상함으로써 전체 성능에 신빙도를 높이게 된다. 또한 신경회로망 분류기(classifier)들은 비매개 변수(non-parametric)적이며 동시에 기존 방식보다 분포(distribution)를 가정하는데 있어서 보다 일반적인 가정을 한다. 이런 점은 입력 자료의 분포가 비선형 프로세스에 의해 생성되거나 가우스 형태가 아닌(non-Gaussian) 때에 이들이 보다 신빙도 높은 처리를 수행할 수 있도록 한다.

영상 인식에 있어서 신경회로망 모형의 효시는 Pitts 와 McCulloch<sup>2</sup>의 동물 신경계에 대한 관찰과 신경망 제시가 그 이론적 바탕을 놓았으며, 이어 Rosenblatt의 퍼셉트론(perceptron)<sup>3</sup>이 이 분야를 신경망 분야에 중심 연구분야로 확고히 했다. 최근에 신연결주의 연구가 재활성화되기 전에는 Grossberg<sup>4</sup>, Kohonen<sup>5</sup>, Anderson<sup>6</sup>, Fukushima<sup>7</sup> 등의 극소수의 연구자들에 의해 그 연구의 명맥을 유지하게 되었다. Hopfield<sup>8</sup>, Rumelhart 등<sup>9</sup>, Sejnowski<sup>10</sup>, Feldman<sup>11</sup> 등의 연구가 기존 연구들에 새로운 활력소를 불어넣어 자발적인 신경회로망 연구가 활성화됨으로서 영상인식 분야에서도 본방법론의 연구가 재개되게 되었다. 이런 세계적인 연구 경향에 힘입어 1980년대 중반부터 우리 나라에서도 소수 신경회로망 연구가 활발히 진행되게 되었다.

## 2 기존 통계적 패턴 인식 방법과 신경 회로망

기존의 통계적 패턴 분류기(pattern classifier)와 신경회로망적 분류기의 도형이 (그림2)에 있다. 두 분류기 모두 N개의 입력 요소를 가진 미지의 입력 패턴이 M개의 부류(class) 중 어느 것과 가장 비슷한 것인가를 공통의 목표로 갖고 있다. 영상 인식기에서 입력 자료를 흔히 흑백의 이진값을 갖는 화소(pixel)들이나 그레이(gray) 단계의 값을 갖는 화소들로 이루어진 이차원 배열구조로 구성되어 있으며, 부류들은 구별되어야 할 다른 개체(object)들이나 글자 등을 표상한다.

기존 분류기는 (그림2)의 위쪽에 보이듯이 두 단계로 구성되어 있다. 그 첫 단계는 각 부류(class)의 매칭 점수(score)를 계산하고, 그 둘째 단계에서는 그 중 가장 큰 값을 지닌 부류를 선택하게 된다. 이 때 입력은 N 입력 요소의 값을 표상하는 기호의 나열이며, 이들은 수학이나 기초적 처리에 적합한 내적표상으로 변환되어 저장된다. 알고리즘이 이런 입력에 대한 내적 표상에 대해 M개의 부류에 대해 각각 얼마나 범형(exemplar) 패턴과 비슷한가를 나타내는 매칭점수를 계산한다. 이 범형 패턴이란 각 부류에서 가장 전형적인 패턴을 의미한다. 대부분의 경우 확률 모형이 범형 패턴에서부터 입력 패턴을 생성하는데 사용되며, 이 때 매칭 점수는 M개의 가능한 범형 중의 하나로부터 입력 패턴이 생성되었는지를 나타내는 확률을 의미한다. 이런 경우 보통 입력요소들의 분포에 대한 강한 가정이 세워진다. 그러면 분포

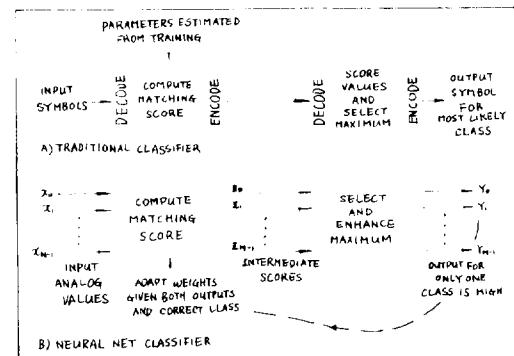


그림2 기존의 통계적 분류기(A)와 신경회로망 분류기(B)의 개략도 (Lippmann<sup>11</sup>의 Fig.2)을 다시 그림)

의 매개 변수들이 학습자료(training data)를 사용하여 측정될 수 있다. 간단한 매칭 점수 계산을 위하여 허리 변수 Gaussian분포를 쓴다. 일단 매칭 점수가 계산된 후에는 기호적 표상으로 바뀌어서 순차적으로 분류기의 제2차 단계에 보내져서 가장 큰 점수를 가진 부류가 선택된다. 결과로 선택된 부류를 나타내는 기호가 출력된다.

적응(adaptive) 신경회로망 분류기(그림2)의 아래쪽에 있다. 여기에서는 입력치들이 N입력 연결선을 통해 병렬로 첫째 단계에 전달된다. 각 연결선들은 이진값 입력이거나 연속치 입력이거나 아날로그 값을 갖는다. 첫째 단계는 대칭점수를 계산하여 다음 단계에 M개의 아날로그 출력선을 통해 전달한다. 이차 단계에서 이들 중 최대치가 선택되어 강조된다. 이 단계의 출력은 M개의 부류에 해당하는 M개의 선으로 이루어진다. 분류가 끝나면 M개의 출력선 중 하나는 높고, 나머지는 낮은 값을 갖게 된다. 가장 간단한 형태의 분류기의 출력들은 위와 같이 이루어진다. 그러나 보다 복잡한 형태의 분류기는 위의 출력들이 다음 단계에서 다른 양태(modality)의 입력이나 시간적 의존도 등을 포함한 입력과 결합된다. 만약 맞는 부류가 제공된다면, 이 정보와 분류기의 출력이 분류기의 제1단계로 피드백(feedback)되어 특정한 학습 규칙을 사용하여 가중치를 적용시키는 데 사용될 수 있다. 이런 학습은 현재의 입력과 비슷한 미지의 입력 패턴에 대해 보다 높은 점수를 생성할 확률을 높이게 된다.

신경회로망 분류기가 요구하는 병렬 입력은 실시간(real-time) 하드웨어 구현을 위하여서는 특수용도(special-purpose) 전처리기(pre-processor)를 포함해야 된다는 것을 의미한다. 이런 처리기를 설계하기 위한 방침의 하나는 사람이나 동물의 감각 기관을 모형화한 전처리기를 제작하는 것이다. Mead<sup>12)</sup>는 사람의 망막을 모형하여 아날로그 VLSI 회로로 설계된 영상분류기의 전처리기의 예가 있다.

이런 패턴 분류기는 세 가지 다른 업무를 담당할 수 있다. 첫째, 이들은 잡음으로 불순하게 된 입력 패턴이 어느 범형 패턴에 가장 가까운가를 결정할 수 있다. 이것은 전형적인 결정이론(decision theory) 분야의 문제이다. 둘째로, 이들은 입력 패턴에 따라 적합한 전형 패턴이 생성되게 하는 content-addressable memory(CAM)이나 연상기억(associative memory) 장치로서 사용될 수

있다. 이런 용도를 위해서는 (그림2)에 가장 적합한 부류의 범형패턴을 생성하는 제3단계의 첨가가 필요하다. 이 때 Hopfield Net처럼 CAM으로 특별히 설계된 경우에는 제3단계가 불필요한 예외적인 경우도 있다. 세번째 업무는 벡터 양자화(vector quantize)나 N입력을 M부류로 모으는 cluster라고 불린다. 벡터 양자화는 통신시스템에서 아날로그 자료를 송신할 때 디지털자료로 비트 수를 줄이는 경우 사용된다.

### 3 영상 인식 신경 회로망

현재까지 개발되고 알려진 대부분의 영상인식 신경회로망은 정적패턴(static pattern)을 그 입력으로 한다. 이들은 첫째로 입력이 이진치인가 연속치인가의 여부와, 둘째 학습이 지도형(supervised)인가 비지도형(unsupervised)인가의 여부로 크게 나누어질 수 있다. Hopfield net과 Hamming net는 이진치 입력을 갖는 지도형 학습 신경망이며, Carpenter / Grossberg 분류기는 이진치 입력을 가진 비지도형 학습 신경망의 예이다. 또한 Perceptron은 연속치 입력을 가지는 지도형 학습의 신경망이며, Kohonen의 자기구성(self-organizing) feature map은 연속치 입력을 가지는 비지도형 학습신경망의 예이다. 학습시에 신경세포간에 접합(synaptic) 강도에 변경이 있을 것이라는 Hebb의 규칙<sup>13)</sup>은 특정 업무를 달성하는데 학습을 통해서 성능을 개선하는 적응 신경회로망의 연구를 활성화하게 하였다. 본 논문에서는 이 중 Perceptron을 중심으로 다음의 영상인식 신경회로망들을 살펴보겠다.

(1) Pitts와 McCulloch의 패턴인식 신경망 : 신경회로망에서의 패턴 인식의 문제는 Pitts와 McCulloch<sup>2)</sup>에 의해 처음으로 연구되었다. 이들은 동물들이 범형 패턴의 많은 다른 변종(version)들을 인식할 수 있어야만 한다는 점을 관찰하였다. 이는 사람들의 경우 같은 문장이라도 크고 작은 다른 필체라던가 여러 형태, 색체와 크기의 인쇄체나 필기체 자형 내지 다른 관찰 상황하에서도 같은 특정 범형이라는 점을 인식해야 하는 것과 같다. 이들은 청각과 시각신경계가 신경생리학적 자료로 이루어 블 때 특정 패턴으로부터 불변(invariant)의 성질을 발견하는 능력을 포함하고 있다고 관찰했다.

이들은 나아가 신경회로망이 구조적으로 다른층(layer)이나 부속층(sub-layer)들이 각각의 이미지의 변환을

수행하고, 이들이 다음층에서 다시 변환을 추가함으로써 반복되어 최종의 변환에 도달할 수 있으리라고 제안했다. 또한, 구조의 경제성을 고려하여 공간적 차원(spatial dimension)을 대치하는 신경망 하드웨어의 시간적 차원에서의 재사용으로 “time-space trade-off”가 가능하리라고 제안했다. 이들은 이들의 과거 신경회로망 논문<sup>14)</sup>에서의 논리 기술에서, 특히 영상인식의 문제에서 공간적으로 분산된 표상(spatially distributed representation)과 아날로그 계산(analog computation)의 형태로 신경회로망의 구조와 기능을 설명하였다.

(2) 기본 perceptron : 위의 Pitts와 McCulloch의 논문 발표가 10여년 지난 후에 Rosenblatt<sup>3)</sup>가 패턴 인식 문제에 대해 주류가 될 방법을 소개하였다. 이런 부류의 신경망은 Perceptron이란 이름으로 불리는데, 기존의 논리적인 McCulloch-Pitts net<sup>14)</sup>에 가변적 연결성을 첨가함으로써 전체망이 특정 패턴의 집합을 비슷하다고 인식하고 나머지 패턴들을 상이하다고 분류할 수 있도록 학습될 수 있음을 보였다. (그림3)에 간단한 전형적인 기본 Perceptron이 보인다. 그림에서 보듯이 구조적인 면에서 perceptron은 “감각”기기(“sensory” unit)인 입력층이 한층의 McCulloch-Pitts 신경세포 논리모델을 통하여서 출력층인 “운동”기기(“motor” unit)들로 연결되어 있다. Rosenblatt는 위의 구조에서 첫째로 특정한 입력자극 패턴에 대해서 M-P unit의 반응을 관찰한 후 그 unit의 가중치를 unit이 활성화되어야 하는데 그렇지 못하게 반응이 틀린 경우에 한하여 활성화된 접합강도의 가중치를 감소시키고 그 반대의 경우는 반대로 가중치를 증가시킨다. 이런 과정들을 모든 자극-반응 패턴들에 유한히 반복함으로써 가중치들이 수정된다.

위에서 언급한 perceptron은 연속치나 이진치를 입력으로 취할 수 있으며, 간단한 입력 패턴들을 구별할 수 있게 학습할 수 있는 능력이 있다. 이때 중요한 점은 설계자가 분별능력을 특정 가중치로 입력시켜주지 않고, 단순히 perceptron의 결과가 맞았거나 틀린점 만을 가르쳐주면 학습 규칙에 따라 퍼셉트론 자신의 분별 지식이 스스로 축적되어 간다는 점이다. 또 한가지 퍼셉트론의 이런 학습과정에서 중요한 점은 기억이 학습기간 중 변경된 모든 연결도에 분산(distributed)되어 있다는 사실이며, 이런 분산기억의 결과로 부분적 손상에 보다 둔감한 반응(fault tolerant)을 보이게 되는 것이다.

그러나, 이런 단층 구조를 가진 기본 퍼셉트론은 “T”

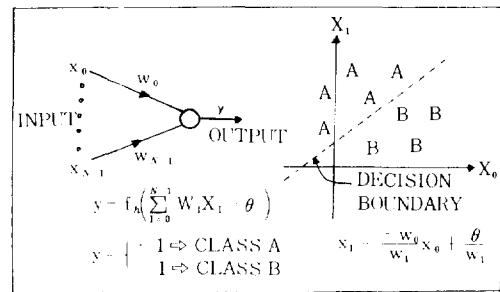


그림3 기본적 perceptron의 개략도(Lippmann<sup>11</sup>의 Fig. 12)을 다시 그림)

나 “C” 같은 간단한 패턴도 구별하지 못하는 등의 근본적인 약점을 갖고 있음이 발견되었다. 그 원인은 가변 접합 연결 가중치를 가진 중간층이 한층밖에 존재하지 않는데서 찾을 수 있다. 즉, 이런 층의 unit들은 “x AND y”, “x OR y”, “NOT x” 등의 간단한 논리함수는 계산할 수는 있지만, 단독으로는 “x OR ELSE y”는 계산하지 못한다. 계산상 범용성(computationally universal)이 있는 후자의 논리함수를 계산못한다는 것은 다시 말하여 기본적인 퍼셉트론이 학습할 수 있는 접합연결을 가지면서도 계산상 범용성이 없다는 것을 의미한다. 단층퍼셉트론은 이차원 입력 평면 공간상에서 한직선으로 구분되는 반면 결정영역(half plane decision region)을 결정한다.

(3) 단층 perceptron과 오류 역전달법(error back propagation : EBP) : 단층 퍼셉트론(multi-layer perceptron)이란 입력과 출력층 사이에 둘이상의 은닉 신경망 층이 존재하고 신호의 전달이 입력쪽에서 출력쪽으로 전달되는 신경망(feed-forward net)을 지칭한다. 신경회로망에서 입력노드는 실제 외부의 변화를 자신이 차지한 시공적 공간에서 강약으로 나타내는 역할만을 담당하기 때문에 실제 신경망의 수에서 세지 않는다. 중간 층들은 입력과 출력 노드중에 한쪽만 연결되던지 둘다 연결되어있지 않는 은닉층(hidden layer)들을 말한다. (그림4)에 두층의 은닉층을 갖고 있는 세층으로 이루어진 퍼셉트론이 있다. 이런 단층 퍼셉트론은 기본(단층) 퍼셉트론의 한계점을 극복할 수 있지만 은닉층 노드들은 비교적 효과적으로 학습시킬 수 있는 즉 “credit assignment problem”的 문제<sup>15)</sup> 해결 알고리즘<sup>9)</sup>이 1985년에 새발견되기 전까지는 거의 쓰이지 않았다. 만약 어

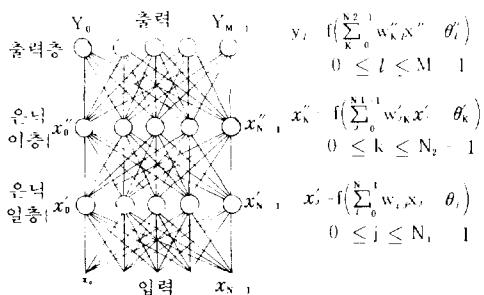


그림4. 두층의 은닉층을 포함하는 삼층 perceptron의 예(Lippmann<sup>10</sup>의 <Fig.15>을 다시 그림)

면 다층 퍼셉트론의 모든 노드들의 기능을 선형적 함수로서 나타낼 수 있다면 그런 선형함수들을 모두 취합한 접합가중치를 갖는 단층 퍼셉트론으로 대치시킬 수가 있다. 따라서 이런 다층 퍼셉트론의 능력은 각 노드에서 쓰이는 비선형 전이함수 때문이라고 말할 수 있다.

이미 위에서 언급했듯이 단층 퍼셉트론은 반면 결정 구역을 결정한다. 또한 이층 퍼셉트론은 입력 공간에서 개방 convex 구역(open convex region)이나 폐구역(closed region)을 결정한다. 나아가 삼층 퍼셉트론은 노드 수에 제한이 없다면 어떤 복잡한 결정이라도 구현할 수 있는 가능성이 있다. (그림5)에 단층, 이층, 삼층 퍼셉트론의 구조와 결정구역의 전형적인 그림이 있다. 위의 결정구역의 구분 능력을 보면 퍼셉트론같은 다층 feed-forward 망 구조에서는 세층 퍼셉트론이 임의로 결정구역을 구현할 수가 있으므로 이론적으로는 세층 이상이 필요없다는 것을 알 수가 있다. 이때 첫번째 층에서의 각 노드의 입력가중치에 따라 결정된 결정선들을 세개 이상 조합해서 두번째 층으로 각 convex 구역을 정하게 되므로 보통 다층 퍼셉트론에서는 두번째층의 노드수는 첫번째층의 노드수의 약 세배 이상으로 구성된다.

만약 오류역행 전달 알고리즘<sup>9)</sup>이 개발 안됐더라면 다층 퍼셉트론은 지금처럼 활발히 연구되지 못했을 것이다. 이 방법은 LMS(Least Mean Square) 알고리즘의 일반화로서 망의 실제 출력과 이상출력(desired output)과의 평균차이(mean square difference)를 나타내는 cost 함수를 극소화하는 gradient 탐색 방법을 쓴다. 보통 입력이 속하는 출력만이 활성화되어 나타나고, 모든 나머지 출력은 비활성화되어야 한다. 망의 모든 접합 가중치

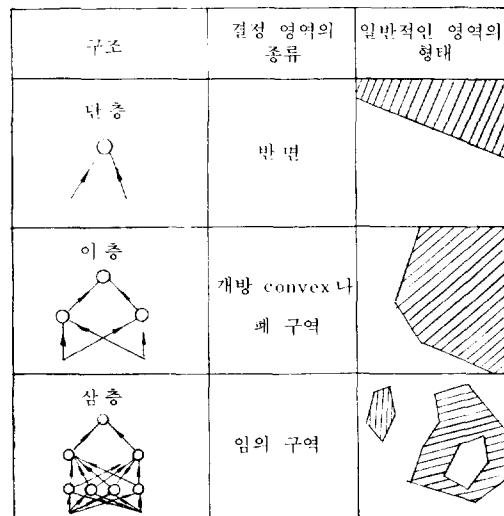


그림5. 단층, 이층 및 삼층 퍼셉트론의 결정 구역(Lippmann<sup>10</sup>의 <Fig.14>을 다시 그림)

와 내부 임계치의 초기치는 작은 무작위 수로 설정된다. 가중치는 각 학습 샘플이 입력된 후에 이상출력 부류들을 나타내는 부가정보를 가지고 가중치들이 수렴하고, 동시에 cost 함수가 원하는 경로로 극소화 될때까지 반복된다. 이 알고리즘은 다른 여러가지 문제들과 더불어 영상인식 문제에서도 성공적으로 그 성능을 발휘하고 있다. 현재까지 알려진 이 방법의 가장 큰 문제점은 가중치가 수렴할 때까지 걸리는 샘플 학습 입력 자료들의 숫자(약 100번 이상)가 크다는 점이다.

(4) Neocognition : 다층 퍼셉트론은 그 기능을 분석하기가 어렵고, 특히 “credit assignment problem”으로 인해 학습시키기가 어렵다는 것을 위해서 이미 언급하였다. 최근에 오류 역행 전달법과 Boltzmann Machine이 이런 문제를 풀 수 있다는 것을 보였다. 이런 방법론들이 알려지기전에 다층 퍼셉트론의 일종인 Neocognition을 학습시켰던 Fukushima 등<sup>16)</sup>은 약간 다른 방법을 제안하였다. 즉, 이들은 신경망의 설계자들이 내부 각 은닉층이 대강 어떤 특징 패턴을 학습해야 되는지를 알고 있다고 가정하였다. 이들은 Hubel과 Wiesel<sup>17)</sup>이 묘사한 척추동물의 시신경 계통의 신경 해부구조와 신경생리기능을 모형으로 하여 Neocognitron의 구조를 설계하고 은닉층의 기능을 가정하였다. 각 층(layer)은 여러 부속면(plane)들로 구성되는데 각 면은 초기시뇌(primary visual cortex)의 단순세포(simple cell) 성질을 토대로

모형한 "S-cell"들로 이루어지거나, 복잡세포(complex cell)의 성질을 토대로 모형한 "C-cell"들로 이루어져 있다. 이 신경망에서의 S-cell은 그 전단계에서 간단한 특징들을 추출하던지, 아니면 그 전단계에서 추출된 특징들을 조합하여 보다 복잡한 특징들을 추출한다. 다음 층의 C-cell들은 가까운 거리안에 있는 바로 앞 S-cell들의 활성정도에 따라 반응을 한다. 즉, C-cell들은 특정한 S-cell들이 추출한 특징에 따라 가까운 영역내에서 위치 변화에 무관하게 반응한다.

이 신경망에서 우리가 특히 배워야 할 점은 이미 McCulloch 와 Pitts가 1947년에 지적한 단계별 특징 추출(layerd feature extraction)의 아이디어인데, 이런 점은 신경과학 측면에서의 타당성만이 아니라 공학적인 면에서도 타당한 접근방법이라고 보인다. 위에서 설명한 바와 같이 필기체 숫자나 문자에 해당하는 특징들을 단계별로 학습시킨 Neocognitron은 수용야(reception field)의 위치변화나 상당한 왜곡과 잡음에도 불구하고 신빙성있게 문자의 패턴인식을 수행한다. 이 신경망의 중요성은 생리학, 공학과 신경망이론을 적절히 조합함으로써 이론적으로 매우 어렵지만 실용성이 큰 문제를 신경망의 범용성(generality)과 특수성(specificity)을 적절히 조화시킴으로써 홀륭히 해결하였다는 점이다.

(5) 동적 다층 퍼셉트론 : 본 논문에서 다루지는 않았지만, Hopfield Net<sup>8)</sup>과 Boltzmann machine은 그들의 연결이 모두 대칭적이라는 면에서 볼 때 신경망의 모형으로서는 적절하지 못하다. 그러나, 이들 망들이 동적으로 안정된 해를 구한다는 것은 매우 중요하다. 반면에 다층 퍼셉트론은 대칭적으로 연결이 되지 않아도 되지만, 이들의 작동은 동기적이어야만 한다. 즉, 외부적인 시계(clock)에 의해 제어를 받아야만 하고 내부적인 역학이 없다. 이에 반하여 Lapedes와 Farber<sup>18)</sup>에 의해 제안된 Master-slave Net은 양쪽의 좋은 점을 모두 구비하고 있다. 여기서 slave는 비동기적이고 비대칭적인 연결을 가졌으며, 이들의 접합 가중치가 master Hopfield net에 의해 변경된다. 이런면에서 보면 master-slave net은 정적인 패턴과 correlation만이 아니라, 시간에 따라 변하는 패턴도 표상이 가능한 다층 perceptron의 동적인 일반화이다. 따라서 앞으로 패턴 인식에서의 연구 경향은 이런 동적 다층 퍼셉트론의 활용에 크게 좌우된다고 하겠다.

## 4 우리나라에서의 신경회로망을 이용한 영상 인식 연구

우리나라에서의 신경회로망 연구는 비교적 새롭다. 이미 1985년에 박상희 등<sup>19)</sup>이 단순한 숫자 패턴에 대한 신경회로망 모델을 제시하였고 이일병<sup>20)</sup>이 척추동물의 망막의 신경망 모델을 수학적으로 발표하는 등 개별적 연구가 있었다. 그러나 1988년에 들어와 "1988년도 국내외 한국과학자 워크숍"에서 정보과학 인공지능 분야의 연구발표 때 의외로 많은 숫자의 신경망연구가 발표되었다. 이때 simulated Annealing을 통한 학습에 대한 논문이 두편<sup>21) 22)</sup>, 신경망을 이용한 전문가 시스템 구축<sup>23)</sup>, 패턴인식<sup>24)</sup>, 전반적 신경회로망의 배경과 응용<sup>25)</sup> 등이 각각 한편씩 발표되었다. 이때부터가 우리나라에서의 본격적인 영상인식 분야의 신경회로망 방법론 사용의 원년이 된다고 보인다. 이때 발표된 논문중 특히 이 일병의 "한글 인식 neocognition"이 기존 Necognition의 구조와 방법론을 사용해서 한글 단모음 10자의 패턴 인식 신경회로망을 구현하여 수용야내의 위치와 왜곡에 상당히 강한 결과를 발표하였다. 이어 1988년 가을 한국정보과학회 학술발표회에서 Hopfield / Tank 신경망에 대한 연구<sup>26)</sup>와 simulated annealing을 이용한 역행 전달 학습 방법<sup>27)</sup>이 발표되었다.

또한, 1989년 1월에 개최된 "제1회 영상처리 및 이해에 관한 워크샵"에서도 이일병 등<sup>28)</sup>이 KoRecNet이라고 불리는 한글의 동적 패턴 인식을 위한 주로 동물 신경계에서 힌트를 얻어 주로 표상을 위주로하는 신경회로망에 대한 연구를 발표하였다. 또한 고 병기 등<sup>29)</sup>은 인쇄체 한글 문자 인식을 위한 신경망 조직을 다층 perceptron 구조에 역행 전달 학습법을 사용하여 시도한 연구를 발표하였다. 여기서 특히 재미있는 점은 실제적인 많은 자료를 대상으로 여러 module들을 통해 병렬적으로 인식 경쟁을 통해 상당히 실용적인 결과를 얻었다는 점이다. 또한 이때 발표된 동적 단층 신경망에 의한 컴퓨터 비전 시스템의 구현에 관한 이 수동 등<sup>30)</sup>의 연구는 특히 패턴 인식 분야에서 우리나라에서 처음으로 발표된 RAM H / W의 구현 연구라는 점이다. 따라서 여타 연구와 달리 simulation이 아니라, 하드웨어로 구성한 시스템에서 실시간에 미지의 패턴 입력에 대한 인식 처리가 가능했다는 점이 특기할 점이라 하겠다. 위의 두 논문은 우리나라의 신경회로망을 통한 패턴인식 분야

연구가 짧은 연구기간에도 불구하고 이미 모형 분야에 머무르는 것이 아니라, 기존 패턴 인식 방법의 성능에 견줄만한 실용화에 접근하는 연구 결과를 보여줬다는 점에서 매우 고무적이라 하겠다.

위에서 여러가지 영상 인식 연구들은 이미 언급된 RAM 하드웨어 구현 등과 더불어 본 특집에서 언급되는 VLSI구현 기술과 광 구현 기법 등의 실용화가 빠르게 진전을 보게 됨으로써 그 진가를 발휘하게 될 것으로 보인다.

## 5 결 론

이상으로 간단하게나마 신경회로망의 특성 및 영상 인식에서의 사용 가능성 등에 대해 알아봤다. 둘째로 기존의 통계적 패턴 인식 방법과 비교해서 신경회로망의 이점 등을 살펴보았다. 셋째로 영상 인식 신경회로망의 핵심적인 연구인 perceptron을 중심으로 학습방법과 응용 등에 대해 살펴보았다. 넷째로 간단하게 최근 우리나라에서 수행하고 있는 영상 인식 분야의 신경회로망 연구에 대해 살펴보았다.

이상에서 알 수 있듯이 신경회로망 연구가 초기에는 신경 조직에 대한 모형에서 비롯되었다는 점에 유의할 필요가 있다. 이는 신경회로망의 연구가 공학적인 면에서 실패한다 하더라도 최소한 과학으로서 신경과학이나 인지과학의 범주에서 연구될 수 있다는 것을 의미한다.

둘째로 대부분의 신경회로망 연구는 극도로 단순한 신경세포와 신경조직을 모델하였기 때문에 이미 거의 실제 신경조직과는 관계없는 모형이라는 점이며, 따라서 공학적인 의미에서 대부분 현재의 신경회로망 연구가 진행중이라는 점이다. 따라서 영상 인식의 문제에 신경회로망 방법론을 적용한다면 기존의 방법론들과 주어진 문제에 새로운 방법론이 어떤 잇점을 제공하나를 비판적으로 검토한 후에 사용해야 한다는 것이다.

셋째로 신경회로망 방법론은 패턴 인식 문제에 있어서 적어도 두가지의 장점을 내포하고 있다는 점이다. 그 중 하나는 학습의 성질이며, 나머지는 분산처리의 형태이다. 이 중 전자는 학습을 통한 일반화(generalization) 과정을 통해 위치나 왜곡과 잡음 등에 강한 인식 결과를 보이며, 후자는 하드웨어 발전을 쉽게 수용하여 궁극적으로 처리 속도의 고속화를 가져올 것이라는 점이다. 넷째로 주어진 문제를 푸는 데 있어 인공적인 신경회

로망 방법으로 설계한다던가, 실제 생체의 신경망을 연구하는 것은 우리가 문제에 대해 생각하는 방법 자체를 바꾸고 따라서 새로운 통찰력과 보다 나은 알고리즘을 가져오게 할지도 모른다는 점이다.

\*필자註 : 이 논문의 상당부분이 R.Lipmann의 논문<sup>1)</sup>에서 발췌된 것임을 밝힌다.

## 참 고 문 헌

- 1) R.Lippman "An Introduction to Computing with Neural Net" IEEE ASSP Mag. Apr. 1987, pp.4-22, 1987.
- 2) W.Pitts and W.S.McCulloch, "How we know universals: the perception of auditory and visual forms," Bulletin of Mathematical Biophysics 9 : 127-147, 1947.
- 3) F.Rosenblatt, "The perception : a probabilistic model for information storage and organization in the brain," Psychological Review 65 : 386-408, 1958.
- 4) S.Grossberg, "Adaptive pattern classification and universal recording : I. Parallel development and coding of neural feature detectors," Biological Cybernetics 23 : 121-134, 1979.
- 5) Teuvo Kohonen, "Correlation matrix memories," IEEE Transactions on Computers C-21:353-359, 1972.
- 6) J.A.Anderson, J.W.Silverstein, S.A.Rits and R.S.jones, "Distinctive features, Categorical perception, and probability learning : some application of a neural module," Psychological Review 84 : pp.413-451, 1977.
- 7) K.Fukushima "Cognition : A self-organizing multi-layered neural network," Biological Cybernetics, Vol. 20 pp.126-136, 1975.
- 8) J.J.Hopfield, "Neural network and physical systems with emergent collective computational abilities," Proceedings of the National Academy of Sciences 79 : 2554-2558, 1982.
- 9) D.E.Rumelhart, G.E.Hilton, and R.J.Williams, "Learning internal representations by error propagation," Parallel Distributed processing : Explorations in the Microstructures of Cognition, Vol.I, D.E.Rumelhart and J.L.McClelland(Eds,) Cambridge, MA:MIT

- 
- Press, pp.318-362 1986.
- 10) T.J.Sejnowske and C.R.Rosenberg, "NET talk : a parallel network that learns to read aloud," The Johns Hopkins Univ. EECS Tech. Rep. THU / - EECS- 86 / 01, pp.32, 1986.
  - 11) J.A.Feldman and D.H.ballard, "Connectionist models and their properties," Cog. Science 6 : pp.205-254, 1982.
  - 12) M.A.Sivilotti, M.A.Mahowald, C.A.Mead, "Real-time visual computations using analog CMOS processing arrays," Advanced Reasearch in VLSI : Proceedings of the 1987 Stanford Confence, P.Los-leben(ed.), MIT Press, pp.295-312,1987.
  - 13) Donald O.Hebb, the Organization of Behavior, New York:Wiley, Introduction and chapter 4, "The first stage of perception : growth of the assembly, "pp. xi-xix, 60-78, 1949.
  - 14) W.S.McCulloch and W.Pitts, "A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity," Bulletin of Mathematical Biophysics 5 : 115-133, 1943.
  - 15) Andrew G.Barto, Richard S.Sutton, and Charles W.Anderson, "Neuronlike adaptive elements that can solve difficult learning control problems," IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics SMC-13 : 834-846, 1983.
  - 16) Kunihiko Fukushima, Sei Miyake, and Takayuki Ito, "Neocognition : a neural network model for a mechanism of visual pattern recognition," IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics SMC- 13 : 826-834, 1983.
  - 17) D.H.Hubel and T.N.Wiesel, "Receptive fields, Binocular interaction and functional architecture in cat's visual cortex," J.Physiol. (London), Vol.160, pp.106-154, 1962.
  - 18) A.Lapedes and R.Farbor, "A Self-Optimizing, Non-symmetrical Neural Net for Content Addressable Memory and Pattern Recognition," Physica D22 : 247, 1986.
  - 19) 윤형식, 고용훈, 박상희 "시각패턴의 특징추출을 위한 신경회로망" 대한전자공학회 학술대회 논문집 Vol.8, No.1, pp.318-320, 1985.
  - 20) 이일영, 컴퓨터 시뮬레이션을 위한 개구리 망막의 수학적 모델, 연세대학교 자연과학 연구소 학술 논문집 Vol. 16, pp. 36-50, 1986 .
  - 21) 정홍, Simulated Annealing과 Back-propagation을 이용한 인공 신경망의 학습 방법 '88 국내외 한국 과학 기술자 학술회의 추계 Workshop 발표집, 한국 과학기술 협의회, pp.16-22.
  - 22) 이원돈, On Simulated Annealing, '88국내외 한국 과학기술자 학술회의 추계 Workshop 발표집, 한국 과학기술 협의회, pp.84-89.
  - 23) 이전영, 신경회로망의 형태 분류를 이용한 전문가 시스템 개발환경 구축, '88국내외 한국 과학 기술자 학술회의 추계 Workshop 발표집, 한국 과학 기술 협의회, pp.97-102.
  - 24) 이일영, 한글문자 인식을 위한 Neocognition의 연구, '88 국내외 한국과학기술자 학술회의 추계 Workshop 발표집, 한국 과학 기술 협의회, pp. 78-83, 1988.
  - 25) 이강석, Neural Networks : Background and Applications, '88 국내외 한국과학기술자 학술회의 추계 Workshop 발표집, 한국과학기술 협의회, pp. 71-77.
  - 26) 정창성, 정철환, TSP를 위한 Hopfield / Tank 신경 망의 성능 향상과 고도병렬 메쉬 구조 SIMD에의 구현, '88 가을 학술 발표 논문집, 한국 정보 과학회, pp.213-216, 1988.
  - 27) 정홍, 박정오, Simulated Annealing을 이용한 Back-Propagation Neural Network의 학습 방법, '88가을 학술 발표 논문집, 한국 정보 과학회, pp.217-220, 1988.
  - 28) 이일영, 정아연, 신경회로망 KoRecNet의 설계, 제 1회 영상처리 및 이해에 관한 워크샵 발표논문집, pp.100-104, 1989.
  - 29) 고병기, 김진형, 양현승, 경쟁하는 신경망 조직을 이용한 인쇄체 한글문자의 인식, 제1회 영상처리 및 이해에 관한 워크샵 발표논문집, pp.127-134, 1989.
  - 30) 이수동, 김문현, 단층 신경망에 의한 컴퓨터 비전 모델의 구성에 관한 연구, 제1회 영상처리 및 이해에 관한 워크샵 발표논문집, pp.105-109, 1989 .