

신경망

Neural Networks

장 병 탁

서울대학교 컴퓨터공학부

인지과학 협동과정 및 뇌과학 협동과정

btzhang@cse.snu.ac.kr

<http://scail.snu.ac.kr/~btzhang/>

1. 서론

1940년대 초반에 디지털 컴퓨터가 발명되고 1956년에 인공지능(artificial intelligence, AI)이라는 용어가 처음 사용된 이래 지능형 컴퓨터 기술은 그 동안 비약적인 발전을 하였으며 인공지능의 아이디어와 방법들은 여러 분야에 적용되고 있다. 그러나 현재 대부분의 인공지능 시스템은 매우 제한된 학습(learning) 능력을 갖거나 아니면 학습 능력이 전혀 없다. 모든 지식은 프로그래밍되어 시스템에 입력되어야 한다. 혹시 에러가 있더라도 이 시스템들은 자신의 힘으로 에러를 고칠 수 없다. 단지 주어진 과정을 끝없이 반복할 뿐이며, 아무리 많이 과정이 반복된다 하여도 이 시스템은 에러를 고치려는 노력을 할 수 없다. 프로그램들은 경험을 통해 자신의 성능을 점차 개선할 수도 없고 실험을 통해 문제 영역 특유의 지식을 학습할 수도 없다. 사람은 자라서 세살만 되어도 사물을 알아보는 법을 배우고 언어를 구사하며 지식을 스스로 습득하지만, 컴퓨터는 10년을 훈련시켜도 인간의 언어를 학습하지 못하며, 이전의 것과 유사한 것을 만들어 내거나, 발견을 통해서 새로운 해답을 찾아내지도 못한다.

지난 반세기 동안 컴퓨터는 눈부신 발전을 거듭하였음에도 불구하고 이러한 문제가 해결되지 못한 이유는 무엇일까? 원인을 분석하기 위해 현재 사용되는 컴퓨터의 구조와 사람의 두뇌 구조를 비교해 보자. 먼저 계산 소자 하나 하나의 계산 속도 면에서, 현재 반도체 칩에서의 계산이 나노초 단위로 수행된다고 볼 때 이는 생물학적인 신경세포가 밀리초 단위로 활성화 되는 것에 비하면 1000배 정도 빠른 속도이다. 이렇게 개개의 계산 속도는 생물학적인 계산 소자를 훨씬 능가함에도 불구하고 아직까지 컴퓨터가 여러 가지 인공지능 문제를 잘 해결하지 못하고 있는 것을 보면 이는 단순한 계산 속도만의 문제가 아니라는 것을 시사한다. 사람의 두뇌에는 약 10^{11} 개의 뉴런(신경세포)이 존재하며 이들은 평균 약 천개 정도의 많은 다른 뉴런과 연결되어 있다. 즉, 두뇌에서는 단순하지만 아주 많은 수의 프로세서가 서로 밀접하게 연결되어 정보를 분산 저장하고 초병렬적으로 계산을 수행한다. 이에 비해 현재의 컴퓨터는 아주 빠르지만 적은 수의 프로세서가 중앙집중적이고 순차적인 방식으로 계산을 수행한다. 인간이 현재의 컴퓨터보다 뛰어난 적응 및 학습 능력이나 유연한 의사 결정 능력을 갖게 된 것은 아마도 이러한 정보처리 방식의 근본적인 차이에서 오는 것일 가능성이 높다.

신경망(neural networks) 또는 신경연산(neural computation)은 기존의 컴퓨터와 사람의 두뇌 구조 사이에 존재하는 이러한 차이점에 착안하여 기존의 연산 방식을 벗어나 생물학적인 두뇌의 정보처리 모델에 더욱 충실함으로써 보다 자연스럽게 사람의 기억, 학습 및 지능 현상을 흉내내려는 일련의 시도이다. 신경망 연구의 기원은 1943년으로 거슬러 올라간다. 이 때 McCulloch와 Pitts가 생물학적인 신경세포가 AND, OR, NOT의 논리 연산을 수행할 수 있다는 것을 증명하면서 신경망이 계산을 수행할 수 있다는 이론적인 근거가 마련되었다. 그 후 1949년에 Hebbian 규칙과 같은 신경세포에서의 학습 현상이 발견되고, 1958년에 Perceptron이 개발됨으로써 신경망에 대한 기대가 고조되었다. 그러나 1969년에 Minsky와 Papert의 책을 통해 단순 신경망(simple Perceptrons)의 표현 능력에 제한(예를 들어, 단순한 이진 함수인 XOR 문제를 퍼셉트론으로는 해

결할 수 없음)이 있다는 것을 증명하게 됨으로써 그 한계가 드러나게 되었다. 이에 반해, 당시 기호논리에 기반한 인공지능 연구는 상대적으로 꽃을 피우고 있었으며 전문가 시스템 등을 통하여 실제적인 응용들이 개발되었다. 따라서 1970년대를 통해서 신경망에 관한 연구는 몇몇 연구자만을 통해서 비교적 조용히 진행되었다.

그러나 1980년대 중반에 접어들면서 기호기반의 인공지능 역시 여러 가지 문제점(예를 들어, 불완전한 데이터로부터 추론 학습하는 능력의 부족)이 드러나게 되었으며 이러한 문제들에 대해서는 신경망 모델이 보다 좋은 해를 제공할 수 있음이 제시되었다. 여기에 일조한 것이 Rumelhart와 McClelland를 중심으로 형성된 PDP (Parallel Distributed Processing) 그룹에서 1986년에 나온 같은 이름의 책이다. 이 책에서는 특히 기존의 단순 퍼셉트론의 한계를 벗어나 다층 신경망을 자동으로 학습시킬 수 있는 알고리즘인 오류역전파(Backpropagation) 알고리즘이 처음으로 소개되었다(그러나 이와 유사한 알고리즘이 이미 그 전에도 Werbos나 Parker 등 다른 연구자들에 의해 개발된 바가 있음이 후에 밝혀지게 되었기 때문에 이를 재발견이라고 하기도 한다). 또한 그 사이 반도체 기술의 발전으로 인해 신경망 컴퓨터를 시뮬레이션하거나 VLSI 칩으로 구현하기 위한 하드웨어 기술이 발달하게 되어 본격적인 신경망 연구를 할 보조 기술들이 뒷받침되고 있었다.

이에 따라 신경망에 대한 관심이 급격히 일기 시작하였으며 1980년대 후반기를 통해서 신경망 관련 학회들이 계속 구성되었으며 현재는 매년 정기적으로 열리는 학회만 하여도 International Neural Network Society (INNS)와 IEEE Neural Networks Council이 공동으로 개최하는 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), European Neural Network Society (ENNS)에서 개최하는 International Conference on Artificial Neural Networks (ICANN), Asia-Pacific Neural Network Assembly (APNNA)에서 주관하는 International Conference on Neural Information Processing (ICONIP), 그리고 NIPS Foundation에서 주최하는 International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS) 등이 있고, 그 외에도 많은 신경망 관련 학술대회와 워크샵이 매년 열리고 있다.

본 고에서는 지금까지 연구된 신경망 모델의 기본적인 구조와 그 동작 원리 및 학습 방식에 대해 개괄적으로 살펴보고자 한다. 그리고 지금까지의 응용 사례와 현재의 연구 경향 그리고 앞으로의 연구 방향 및 국내외의 연구 현황에 대해 간략히 조망하고자 한다.

2. 신경망의 구조

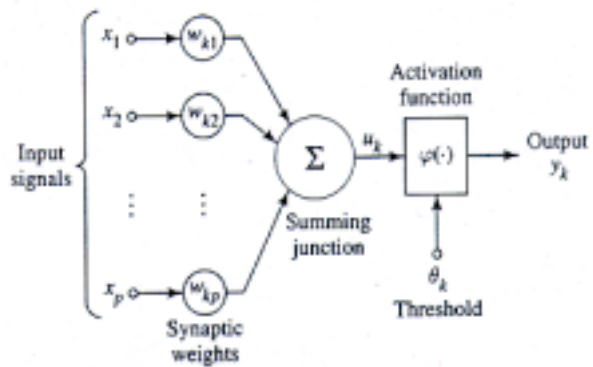
신경망(neural networks)은 인간이나 동물의 뇌의 구조를 모방한 계산 모델이다. 이는 뇌를 생물학적인 컴퓨터로 볼 때, 각각의 프로세서(뉴런, 신경세포)는 아주 단순한 일을 하지만 $10^{10} \sim 10^{11}$ 개의 아주 많은 수가 약 10^{14} 개의 연결선을 통하여 상호 작용함으로써 병렬분산 방식으로 정보 처리를 한다는 점에 착안한 것이다. 이러한 계산 모델은 기존의 폰 노이만 방식 컴퓨터가 막강한 계산 속도와 메모리 기능을 가지는 소수의 프로세서를 사용하여 순차적인 계산을 하는 방식과 대조적이다.

신경망 모델은 (1) 각 뉴런의 기능, (2) 여러 개의 뉴런들이 모여서 구성한 망의 구조, (3) 주어진 망을 환경(또는 데이터)에 대하여 적응시키는 학습 알고리즘의 세 가지에 의해서 구별된다. 하나의 인공뉴런 또는 유닛 k 는 생물학적인 뉴런의 기능을 수학적으로 단순화시킨 계산 소자로서, 보통 p 개의 입력 유닛으로부터 입력값 x_i 를 취하며, 그 계산 결과 하나의 출력값 y_k 를 생성한다(그림 참조). 이 때 각각의 입력 유닛은 연결장도 w_{ki} 를 지니는 연결선에 의해서 뉴런에 입력 신호를 전달하며, 입력 자극의 총합 즉

$$u_k = \sum_{i=1}^p w_{ki} x_i$$

이 일정수준 θ_k 를 넘으면 출력 $y_k=1$ 을 생성하고, 그렇지 않으면 출력 $y_k=0$ 을 산출하는 임계논리 연산을 수행한다. 또 다른 형태의 신경 소자는 입력의 합 u_k 에 대해 다음과 같이 활성화되는

$$\varphi(u_k) = \frac{1}{1 + \exp(-u_k)}$$



시그모이드 함수를 사용하기도 한다. 이 외

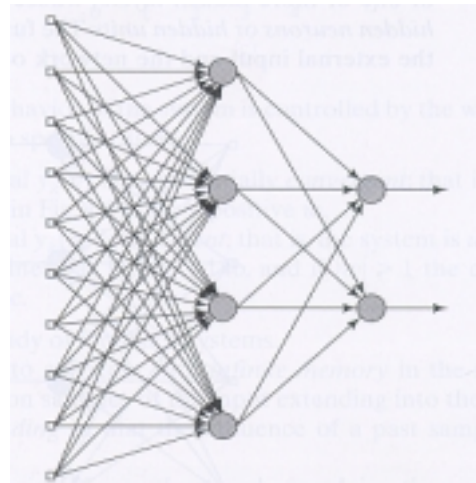
에도 입력 패턴 x 에 대해 다음과 같이 평균 벡터 v 와 분산 σ^2 을 갖는 가우스 분포와의 적합도에 따라 반응을 보이는

$$\varphi(x) = \exp\left(-\frac{\|x-v\|}{\sigma^2}\right)$$

가우스 유닛도 종종 사용된다. 이 밖에도 수행하는 연산의 형태에 따라 선형임계함수, 스파이크 반응 뉴런 등 여러 가지 종류의 인공뉴런이 연구되고 있다.

이러한 신경 유닛들은 여러 개가 모여서 하나의 망을 형성하는데 그 망의 구조에 따라 여러 가지 신경망 모델이 존재한다. 실제적으로 가장 많이 응용되는 모델은 다층퍼셉트론(Multi-Layer Perceptron 또는 MLP) 구조로서 여기서는 신경유닛들이 층을 형성하며, 각 층 내에서는 뉴런간에 연결선이 존재하지 않고, 인접한 층간에는 모든 뉴런이 모든 다른 뉴런과 한 방향(입력에서 출력 방향)으로만 연결되어 있다(오른쪽 그림 참조).

또 다른 형태로, 자기조직신경망 (Self-Organizing Map 또는 SOM)은 입력층과 출력층으로 구성되어 있으며, 출력층의 뉴런들은 격자 모양으로 서로 연결되어 있다. 이러한 망 구조는 입력이 주어질 때 입력 패턴에 대해 가장 활성화가 많이 된 출력 뉴런이 응답하는 winner-take-all 모델로서 입력 공간을 2차원의 출력 공간상에 topographic mapping을 하는 성향을 보여준다. 즉 고차원의 입력 공간상에서 인접한 패턴들이 2차원의 출력 공간상에서도 인접하도록 사상시켜 줌으로써 복잡한 데이터의 분석 및 가시화 방법으로 잘 활용된다.



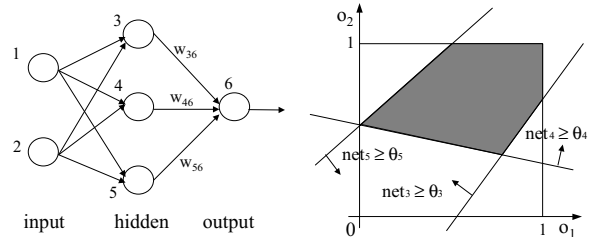
홉필드 신경망(Hopfield Networks)은 모든 뉴런이 모든 다른 뉴런과 연결되어 있는 회귀(recurrent) 신경망 구조를 취한다. 따라서 모든 신경 유닛이 입력에 사용되고 또한 출력에도 사용된다. 연결선의 강도는 미리 주어진다. 이 모델은 입력 벡터가 주어지면 신경망의 동력학을 이용하여 뉴런들이 상호작용하여 평형점에 도달될 때까지 반복적으로 활성화 패턴을 형성하게 된다. 이러한 모델은 연상기억장치나 불완전한 패턴의 복원에 유용하게 응용될 수 있다. 이 외에도 많은 신경망 모델들이 제안되고 연구되었다.

3. 신경망의 학습 원리

생물학적 신경 시스템에서 학습은 뉴런과 뉴런 사이의 연결 부분 즉 시냅스(synapse)에서 일어나

는 것으로 알려져 있으며 인공신경망도 이와 유사한 원리에 의해 학습을 하게 된다. 계산 모델로서의 신경망에서의 학습은, 여러 사례들로부터 이들간에 존재하는 일반적인 함수 관계를 찾아주는 문제로 정의될 수 있다. 즉, m 번째 입력벡터를 $x_m = (x_{m1}, \dots, x_{mp})$, 이에 대응하는 출력을 y_m 이라할 때, 학습예제의 집합 $D = \{(x_m, y_m), m = 1, \dots, N\}$ 으로부터 $y_m = \varphi(x_m; w)$ 를 만족하는 함수 φ 를 찾는 함수 근사 문제로 볼 수 있다. 데이터에 노이즈가 많이 존재하는 경우에는 이는 회귀모델로도 형식화될 수 있으며, 대부분의 신경망은 계산학적인 관점에서 통계학에서의 분류, 회귀, 확률밀도함수의 추정과 밀접한 관련을 갖는다. 결국 학습은 신경망 구조상에서 신경유닛들간의 연결강도 파라미터 w 를 조정함으로써 수행된다. 다양한 학습 알고리즘이 알려져 있으나 여기서는 가장 단순한 경우인 델타 규칙에 대해 살펴본다.

델타 규칙은 개략적으로 다음과 같이 동작한다(그림 참조). (1) 하나의 학습예제 (x_m, y_m) 가 주어지면, (2) 입력 패턴 x_m 이 신경망의 입력층에 제시되고, (3) 뉴런들이 활성화되어 출력값 $\varphi(x_m; w)$ 이 계산되며, (4) 이로부터 원하는 출력값 y_m 과의 차이 즉 에러 $|y_m - \varphi(x_m; w)|^2$ 를 계산한 후, (5) 이 에러를 최소화하는 방향으로 뉴런들의 연결가중치 w 를 변경함으로써 학습이 이루어진다. 학습 규칙은 다음과 같이 주어진다.



신경망의 구조의 예

$$w_i(t+1) = w_i(t) + \eta(y_m - \varphi(x_m; w))x_{mi}$$

여기서 $w_i(t)$ 는 시간 t 에서의 i 번째 입력 x_{mi} 를 받아들이는 연결선의 강도를 표시하며 상수 η 는 연결가중치의 변경 정도를 나타내는 학습률이다. 이진출력함수를 학습하는 경우, 만약 목표 출력값이 $y_m = 1$ 인데 신경망의 실제 출력값이 $\varphi(x_m; w) = -1$ 이었다면, $w_i(t)$ 의 값은 양수만큼 커진다는 것을 알 수 있다. 이는 결과적으로 현재 신경망의 출력값이 목표값에 더욱 근접하도록 한다. 또한 목표 출력값이 $y_m = 1$ 인데 신경망의 실제 출력값도 $\varphi(x_m; w) = 1$ 이었다면, $w_i(t)$ 의 값은 변화가 없다. 다른 경우의 조합에 대해서도 마찬가지로 살펴보면, 결과적으로 위의 학습 규칙을 수행함으로써 현재 신경망이 실수를 반복할 때마다 목표 출력값에 더욱 가까이 가도록 훈련되는 것을 알 수 있다.

위의 델타 규칙에 의한 학습법은 생물학적으로 반드시 의미가 있는 학습 모델은 아니다. 생물학적으로 의미있는 다른 형태의 학습 방식으로 헤비안 학습이 있다. 이 학습 규칙은 연결된 두 개의 뉴런이 동시에 활성화되는 반응을 자주 보일수록 그 연결강도는 강화된다는 아주 단순한 원리를 따르는 학습 방식이다. 이를 식으로 표현하면 다음과 같다.

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta y_i y_j$$

위 식에서 $w_{ij}(t)$ 는 시간 t 에서의 뉴런 i 에서 j 로의 연결강도를 표시하고, y_i 는 i 번째 뉴런의 실제 활성화값을 나타내며, 상수 η 는 연결가중치의 변경 정도를 나타내는 학습률이다. 이 학습 규칙은 파블로프의 실험으로 잘 알려진 조건부 반사 작용과도 밀접한 관련이 있다. 즉 개에게 음식을 줄 때마다 종을 울리면, 나중에 종만 울려도 개는 음식을 주는 것으로 알고 침을 흘리게 되는 것과 유사한 학습 방식이다.

이 외에도 다층퍼셉트론의 학습에 사용되는 오류역전파 알고리즘, 확률적인 다층신경망에 사용

되는 볼츠만 학습법, 헬름홀츠 머신의 학습 방법인 Wake-Sleep 알고리즘, 자율조직신경망 학습에 사용되는 경쟁학습 등이 알려져 있다.

4. 신경망의 특성 및 응용

신경망은 디지털 방식이라기 보다는 원리적으로 아날로그 방식으로 연산을 수행하고, 순차 처리 보다는 병렬 처리에 가까우며, 지식이 어떤 특정 주소에 기억되어 있지 않고 여러 장소에 분산 저장되어 있다. 이러한 특성으로 인해 많은 데이터로부터 일반적인 특성을 추출해 내는 학습 능력이 우수하고, 또한 데이터에 잡음이 있거나 몇 개의 뉴런유닛이 고장이 나도 원래의 기능을 수행하는 능력이 있으며, 일단 학습이 완료되면 아주 빠른 속도로 추론할 수 있어 실시간 응용에 적합하다. 지금까지의 대표적인 응용 예로는 연상기억장치, 자율이동로봇 제어, 시각적 패턴 인식, 음성 인식, 공장의 생산 라인 감시 등이 있다.

오른쪽 그림은 연상기억장치로서 Kohonen 신경망(SOM)이 사용된 예를 보여준다. 그림 a에서 주어진 사진은 많은 노이즈를 포함하고 있으나 신경망에 의해 원래의 사진이 복원되는 것을 볼 수 있다. 이것은 노이즈가 많은 상태에서도 연상 기억을 할 수 있다는 특징을 보여주는 예이다. 그림 b의 경우 사진의 일부, 즉 눈 주위가 완전히 제거된 불완전한 데이터를 입력으로 주어도 연상 작용에 의해 원래 사진이 복원될 수 있음을 보여준다.

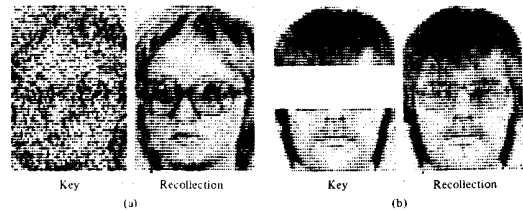
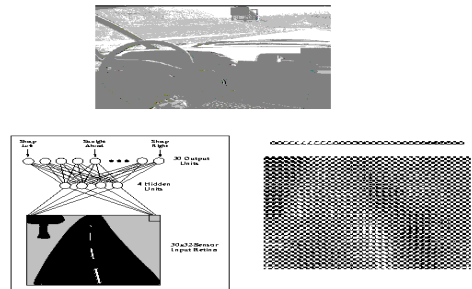


Figure 5.5 Demonstration of noise suppression and autoassociative recall in the orthogonal projection operation (Kohonen, 1977).

또 다른 응용 예로서, 신경망을 사용하여 사람의 도움 없이 자동차를 자동 운행할 수 있는 시스템이 개발된 바 있다(그림 참조). 이 ALVINN 시스템은 자동차 운전석에 카메라를 부착하고 운전 페달에 센서를 달아서 사람이 운전하는 동안 화면(핸들)과 손발(가속, 브레이크 페달)의 움직임이 어떤식으로 일어나는지에 대한 자료를 수집한 후 이를 사용하여 신경망을 학습시켰다. 이 신경망은 960개의 입력 유닛을 통해 카메라 화면을 입력으로 받고 30개의 출력 유닛을 통해 운전대의 방향과 가속 및 브레이크 페달을 제어하는 출력을 생성함으로써 자동차를 제어한다. 실제로 고속도로에서 100km 정도의 속도로 주행한 바 있다.



이 밖에도 신경망은 주가 변동 예측, 항공사 좌석 예약 관리, 고객의 은행 신용도 판별, DNA 코드 분석 등에 응용된 바 있다. 특히 최근 들어 대규모의 복잡한 데이터로부터 유용한 규칙이나 새로운 지식을 발견하기 위한 데이터마이닝(datamining)에 관한 연구에도 신경망이 잘 활용되고 있다. 예를 들어, 신용카드 회사에서 고객의 카드를 결제할 때 도용인지 아닌지를 잘 판별하여야 한다. 이를 위해 평소 그 고객의 카드 사용 행태를 신경망에 학습시킨 후 카드 결제시 신경망을 사용하여 지금까지의 사용 패턴과의 차이를 분석하여 심각한 차이가 발생할 경우 결제를 거부함으로써 카드 도용을 방지하는 시스템이 개발되었다. 이 외에도 인간의 DNA 구조를 분석하거나 천체 관측 데이터를 분류하고 특징을 찾아주는 등 순수 학문적인 연구에 있어서도 신경망이 기여하고 있다.

5. 신경망의 미래

위에서 살펴본 바와 같이 신경망 연구는 일반에게 알려진 것에 비해 비교적 오랜 역사를 가지고 있다. 한 동안 연구가 중단될 정도로 소외당한 적이 있기도 하나, 1980년대 중반 이후 다시 연구가 활성화 되었으며 현재는 산업체에도 많이 응용되고 있다. 국내에서도 1990년대 들어서 신경망에 관한 연구가 아주 활발해졌다. 그러나 최근에 와서는 이러한 열기가 다소 식어가고 있는 듯한 것도 사실이다. 여러 가지 이유가 있을 수 있으나 아마도 한 가지는 “유행에 따라 쉽게 달아오르고 쉽게 식기도 하는 국내의 연구 분위기” 때문일 것이다. 또 다른 이유는 “잘 알려진 신경망 모델들은 이제는 쉽게 사용할 수 있는 도구가 되었고, 지금까지 해결하지 못한 문제들은 단시일 내에 특별한 해결책이 보이지 않기 때문”일지도 모른다. 예를 들어, 신호가 입력에서 출력으로 한 방향으로만 전달되는 다층 퍼셉트론과 같은 신경망 모델에 대해서는 이미 상당한 연구가 진전되었으나, 상호 재귀적으로 연결된 망구조를 갖는 신경망에 대해서는 그 동력학의 복잡성으로 인하여 학습 알고리즘의 개발이 그리 쉬워 보이지 않는다.

그러나 신경망에 관한 세계적인 연구 분위기는 아직 열기가 왕성하다. 다만 연구 방향에 있어서 약간의 변화가 있는 것은 사실이다. 지금까지의 신경망 연구가 주로 실용성에 주안점을 둔 공학적인 성격을 강조한 면이 강하였다면, 새로운 연구 경향은 보다 자연과학적인 성격이 강하다는 것이다. 이는 신경망 학술회의 참가자들의 비율을 볼 때, 초기에는 컴퓨터과학자나 전기전자공학자가 대부분이었으나 점점 더 신경과학자, 물리학자, 통계학자, 심리학자의 수가 늘어나고 있다는 것을 보면 단적으로 알 수 있다. 특히 인지과학 및 신경과학 연구와 접목하여 신경망 연구가 더욱 활기를 더해가고 있다. 신경망 모델에 관한 이론적인 연구에 있어서 또 다른 특징은 방법론이 변하고 있다는 것이다. 지금까지의 신경망 모델들은 대부분 결정론적(deterministic)인 출력을 산출하는 신경소자에 기반하였으나, 현재 많은 관심을 끌고 있는 신경망 모델들은 대부분 확률적(stochastic)으로 활성화되는 확률신경망 모델들이다. 예로서, Helmholtz Machines이나 Bayesian Belief Networks, Probabilistic Graphical Models 등이 여기에 속한다. 이들은 신경과학이나 인지심리학적 관점에서 보아 과거의 신경망 모델들보다 더욱 더 설득력이 있는(plausible) 모델들이며, 불확실성이나 불완전한 데이터에 기반하여 안정된 의사 결정을 할 수 있는 특성이 있기 때문에 컴퓨터과학이나 인공지능 관점에서도 더욱 매력적이다. 또한 현재 연구되고 있는 진화 하드웨어(evolvable hardware) 상에서 이러한 신경망들이 진화하면서 학습할 수 있다면 그 응용의 범위는 더욱 확대될 것이다.

21세기를 눈 앞에 둔 시점에서 선진국들은 "The Decade of the Brain" 또는 "The Century of the Brain"을 표방하며 뇌와 신경망에 대한 연구를 본격화하였다. 1998년부터 국내에서도 뇌과학 연구가 시작되었다. 1999년에도 뇌연구촉진법도 제정되었다. 2000년 11월에는 한국에서 신경정보처리 국제학술회의인 ICONIP-2000을 개최한다(<http://braintech.kaist.ac.kr/ICONIP2000/>). 뇌연구촉진법에 따라 앞으로 2007년까지 10년간 과학기술부와 보건복지부를 중심으로 교육부, 정보통신부 및 산업자원부가 협력하여 범부처적으로 뇌연구개발사업이 추진될 것이며, 여기서 신경망에 대한 기초 및 응용 연구를 통해 국내의 학문 수준과 기술 수준이 새로운 단계에 오를 수 있는 계기가 마련될 것을 기대한다.