

神經回路網의 通信分野 應用

李 壽 永
(韓國科學技術院 電氣및 電子工學科)

■ 차	■ 려
① 序 論	③ 神經回路網의 通信分野 應用
② 神經回路網의 主要 機能	④ 結 論

1 序 論

1980년대는 神經回路網 연구가 復活한 時代로 기억될 것이나, 1990년대는 神經回路網 컴퓨터 應用的 꽃이 피기 시작하는 時代가 될 것이다.

人間이 스스로 만든 被造物에 知能을 부여하고자 하는 노력은 人類의 歷史와 더불어 持續되어 왔다. 특히 최근 30여년간 人工知能이 學文的으로도 많이 연구되어 왔으나, 明確한 法則이 있는 비교적 단순한 응용 분야 이외에는 이렇다할 成果를 보여주지 못하고 있다. 반면에, 파리등 原始的인 動物들도 視覺, 聽覺, 觸覺 및 嗅覺 등으로부터 情報를 收集하고 分析 判斷한 후, 날개를 움직이는 등의 行동을 취하게 된다. 따라서, 1980년대 이후, 이러한 生物學的 頭腦 作用을 模倣하여 人工 知能을 具現하고자 하는 神經回路網의 연구가 활발히 進行되어 왔다. 1987년부터 始作한 美國 電氣電子工學會 (IEEE) 및 國際神經回路網學會(INNS)의 國際(共同) 神經回路網 學術發表會는 약 2,000명에 달하는 參席者와 수백편의 發表 論文을 자랑하고 있다. 특히 今年 1월 美國의 Washington D. C.에서 열린 學術發表會는 神經 半導體 chip의 常用化와 더불어 많은 應用 論文이 發表되어 現代 神經回

路網研究가 이미 正常 成長期에 이른 것을 立證하였다. 國內에서도 1988년 8월에 神經回路網 研究會가 처음 發足하였으며, 韓國通信學會에는 今年 초에 神經回路網 分과가 형성되었다. 國際 神經回路網學會(INNS)의 韓國인 모임인 Special Interest Group-Korea도 형성되어 INNS의 人准을 받고 있다.

그러면 神經회로망은 通信 분야에서 어떻게 응용될 수 있는가? 1989년 5월 창간된 NTT REVIEW의 創刊號에서, NTT의 Yamaguchi 사장은 1990년대의 주요 基盤 技術로, 通信技術로는 光 스위칭과 coherent 光 전송기술을, 情報 技術로는 神經회로망을 꼽고 있다.¹⁾ 神經회로망이 1990년대의 대표적인 정보기술임은 주지의 사실이나, 通信에서 정보기술의 重要性을 強調한 것이 흥미롭다. “支援 技術 및 사용자 要求 趨勢를 擴張해 보면, 매우 다양화되고 고급화된 서비스가 전기통신망을 통해 제공될 것으로 예상된다. 이러한 미래 서비스의 주요 특징은 多衆 미디어, 高速 및 高知能化가 될 것이다.” Yamaguchi 사장의 이러한 예측이 上記의 基盤 技術을 설정하게 하였는데, 특히 高知能化를 향한 NTT의 집념은 놀랍게도 1993년경에 話者獨立 音聲認識 및 문장 작성, 2001년경에 同時通譯 서비

스를 제공할 계획으로 있다. 이러한 高知能化 서비스에 神經회로망이 도입됨은 물론, 전통적인 通信기술인 多衆加入者 交通管理, 映像 減縮, 誤差 補正 coding등에도 神經회로망의 활용이 연구되고 있다.

먼저 2節에서 神經회로망 모델의 特性 및 主要 變換 機能을 살펴보고, 2節에서 이러한 變換 機能이 通信分野에서 어떻게 應用될 수 있는지 설명하기로 한다.

2 神經回路網의 主要 機能

現在까지 연구되어온 神經回路網의 主要 機能은, 그림 1에서 보인 바와 같이, 주어진 入力 x 와 出力 x 를 變換(mapping) 시키는 入出力 變換, 주어진 入力 x 에 대해 出力 y 를 스스로 構成하는 自律 構成(self- organization), 원하는 값을 最小 / 最大化시키는 最適化 (optimization)로 大別될 수 있다.⁽²⁾

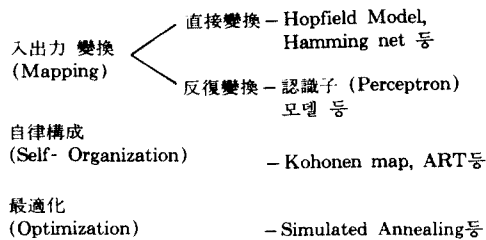
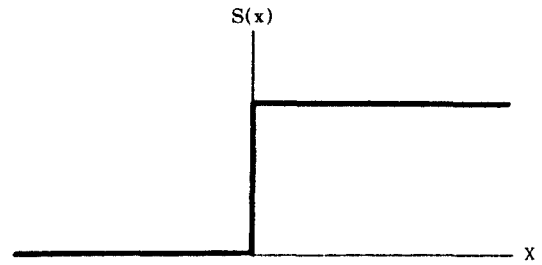
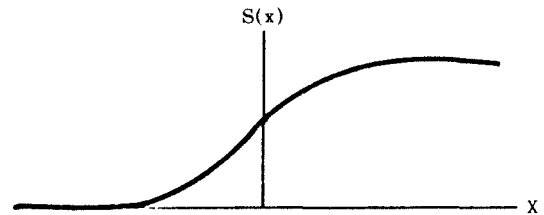


그림 1. 神經회로망의 기능적 분류

入出力 變換은 出力의 한 神經 細胞만이 活性化(ON 狀態)되는 分類 (classification) 機能과 여러 神經 細胞가 동시에 活性化 되는 聯想 記憶 (associative memory) 機能으로 大別될 수 있는데, 分類 機能을 聯想 記憶 機能의 特殊 境遇로 볼 수도 있다. 入力은 二進 패턴이나 連續 값을 갖는 패턴이 모두 사용되며, 出力은 二進 패턴을 쓰는 것이 일반적이다. 즉, 入力 패턴이 미리 貯藏된 여러개의 패턴 중 어느 것에 속하느냐 하는 分類 問題에서는, 한 개의 出力 神經 細胞만을 活性化(ON) 시키고 다른 모든 神經 細胞를 非活性化(OFF) 시킴으로서, 位置 coding



(a) thresholding



(b) sigmoid 함수

그림 2. 神經회로망에서 사용하는 비선형 함수

된 出力을 내게 된다. 入力 패턴으로부터 出力 패턴을 聯想시키는 聯想 記憶 問題(예: 사람의 얼굴 映像으로부터 이름을 記憶하기) 에서는 일반적으로 出力이 二進화 되어 있지 않으나, 神經回路網에서는 出力 神經 細胞의 活性化에 그림 2와 같은 非線形 特性이 있는 것으로 생각하기 때문에 二進 出力인 境遇가 주로 考慮된다. 入力과 出力을 각각 $x=[x_1, x_2, \dots, x_N]^T$, $y=[y_1, y_2, \dots, y_N]^T$ 의 벡터(vector)로 표시할 때, 入出力 사이의 變換式을 일반적으로

$$y=S(Wx+b) \tag{1}$$

로 쓰는데, 여기서 W 는 모든 入力 神經 細胞와 모든 出力 神經 細胞를 連結시켜 주는 變換 行列이고, b 는 出力 神經 細胞의 活性化 傾向을 나타내는 bias 벡터, $S(\cdot)$ 는 벡터의 각 要素에 그림 2와 같은 非線形 函數를 가하는 演算者 (operator) 이다.

入出力 變換을 위한 神經回路網의 學習 法則은, L 개의 入出力雙 (x^s, y^s) ($s=1, 2, \dots, L$)에 대해, 正確한 入力 x^s 가 正確한 出力 y^s 로 變換된

과 동시에, 入力에 誤差가 있어도 出力에서 誤差가 補正될 수 있는 變換 行列 W를 定하는 法칙이다. 現在 사용되는 學習 法則은, 變換 行列이 入出力 變의 明確한 式으로 表示되는 直接 變換과, 反復에 의해 찾아지는 反復 變換 學習法으로 구분된다. “Hebb의 學習 法則”에 기초한 Hopfield 모델이나 相關 行列 모델은,

$$W_{ij} = \sum_{s=1}^L y_i^s x_j^s \quad (2)$$

으로 變換 行列 값이 정의되는 대표적인 直接 變換 學習法則 모델이나, 入力 패턴끼리 相互 直交性이 유지되지 않으면 貯藏能力 (變換시킬 수 있는 入出力 變의 수)이나 誤差 補正 能力이 떨어지게 된다.

反復 變換 學習에서는 주어진 入力 x^s 에 대해 출력 y 를 式(1)과 같이 구해보고, 원하는 出力 y^s 와의 차이인 誤差가 最小가 되게끔 變換 行列 값을 反復해서 變化시키는 方法이 사용된다. 즉, 出力 誤差 E를

$$E = \frac{1}{2} \sum_{s=1}^L \sum_{i=1}^N (y_i - y_i^s)^2 \quad (3)$$

로 정의하고, 最大 傾斜法에 의해 w_{ij} 를 $-\partial E / \partial w_{ij}$ 에 비례하게 反復해서 補正하게 된다. 分類 目的에 널리 사용되고 있는 認識子 (perceptron) 모델이 이 學習 法則을 사용하며, 學習 速度를 높이기 위한 여러가지 變形이 응용되고 있다. 그림 3(a)와 같이 入力을 直接 出力으로 變換시키는 單層構造 認識子 모델이 線形分離機能밖에 없으므로 狀態 空間에서의 複雜한 패턴 分類를 위해서는 그림 3(b)와 같이 入出力 사이에 隱匿層(hidden layer)을 두는 多層構造 認識子(multi-layer perceptron) 모델이 많이 사용된다. 다층구조에서는 은닉층의 원하는 값을 모르므로 오차를 직접 계산할 수 없으나, 誤差逆轉播(error back-propagation)에 의해 출력층의 오차로부터 구하게 된다. 최근에는 直接 變換法도 多層構造로 확장되고 있다.

自律 構成(self-organization)은 入力 패턴만 이 주어질 때, 入力 사이의 相互 關係를 스스로

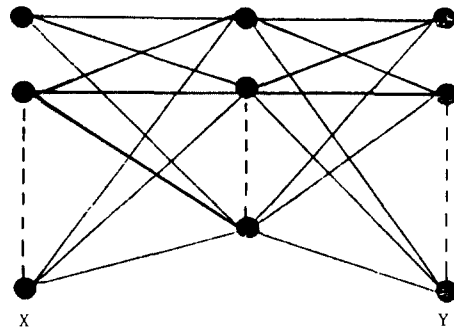
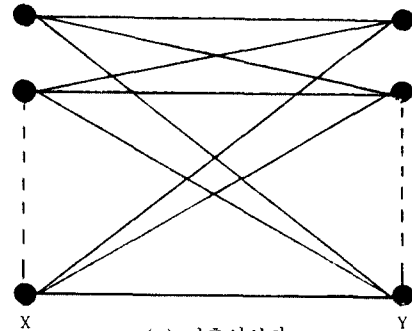


그림 3. 인식자 모델 구조

把握하여 適合한 出力을 生成하는데, 주로 分類 問題에 사용된다. 이 경우 變換 行列의 각 要素는 대체로,

$$\frac{dw_{ij}}{dt} = a(x_j) b(y_i) - c(\cdot) w_{ij} \quad (4)$$

形態의 微分 方程式을 만족시키도록 변화된다. 式(4)의 右邊 첫째항은 直接 學習法則 중 Hebb의 法則과 類似한 결과를 주고, 둘째항은 시간에 따라 指數的으로 減少하게 하는 항이다. Kohonen의 自律構成 特徵圖(self-organizing feature map)나 Grossberg의 適應 共振 理論(adaptive resonance theory)이 이 範疇에 드는 대표적인 神經回路網 모델이다. 이러한 自律 構成 모델들은, 여러개의 入力 패턴이 같은 種類로 分類되고, 특히 入力 패턴의 分類 境界가 明確하지 않은 문제에서 스스로 適合한 分類

境界面을 形成하게 된다.

神經 回路網의 入出力 變換이나 反復 學習法則에 最適化 技法이 이미 導入되었으나, 이의 變形이 制限이 가해진 시스템의 變數 最適化에 응용되기도 한다. 특히 確率 概念이 導入된 simulated annealing 技法들이, 論理的인 計算으로는 變數 수가 커짐에 따라 計算 時間이 매우 증가하는 복잡한 문제의 最適化 機能에 있는 것으로 認識되고 있다.

그러면 신경회로망의 특성은 무엇인가? 上記의 신경회로망 機能은 기존의 방법으로도 가능하다. 신경회로망의 대표적 특징으로 대단위 병렬성, 分散處理, 非線形性 및 學習을 들 수 있다. 즉, 신경회로망의 각 處理 要素(processing element)는 여러 다른 처리 요소로부터 오는 신호를 합하고 非線形 特性을 가하는 단순한 처리만을 하지만, 매우 많은 수의 처리 요소가 병렬로 分散 處理함으로서, 복잡한 일을 實時間으로 처리할 수 있게 된다. 또한, 시스템의 情報가 처리 요소 사이의 連結 세기에 分散 收錄되어 있어, 시스템 일부의 誤動作에도 불구하고 시스템 全 特性이 크게 영향을 받지 않을 수 있다. 대부분의 신경회로망 응용에서, 연결세기는 주위 與件 및 시스템 辭讓에 따라 適應學習시키게 되는데, 시스템 내부의 明確한 해석이 없이도 비교적 단순한 학습법칙에 의해 시스템을 구성할 수 있게 된다.

이러한 신경회로망의 특성을 살리기 위해서는 특수 hardware가 요구되는데, 기존의 잘 발달된 半導體 기술을 활용하는 電氣的 具現과, 光的 병렬성과 높은 연결 밀도를 이용하는 光學的 구현이 많이 연구되고 있다.

③ 神經回路網의 通信分野 應用

신경회로망의 통신 분야 응용은 綜合情報通信網(ISDN)에 포함되는 音聲 認識과 同時 通譯 등 情報 技術과, 순수한 通信 技術에의 應用으로 大別할 수 있다. 이중 음성인식은 신경회로망의 중요 응용 분야의 하나로 많은 연구가 진행되어 왔는데, 참고문헌 2와 3에 잘 요약되어 있다.

즉, 신경회로망의 分類(classification) 機能이나 自律 構成 機能을 이용하여, 音節 또는 單語를 識別해내게 된다. 同時 通譯은, 音聲 認識 후에 翻譯과 音聲 合成을 수행하면 되는데, 音聲 合成 역시 신경회로망으로 많이 연구되어 왔다. 翻譯은 신경회로망과 기존의 방법으로 모두 활발히 연구되고 있다.

순수한 통신 기술로는 交通 管理(traffic management), 誤差 補正 코딩(error correction coding), 映像 減縮(image compression) 등에 신경회로망의 응용이 최근에 활발히 연구되고 있다.

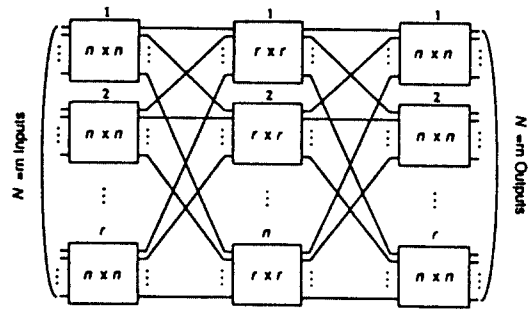


그림 4. 3단계 스위치

交通 管理의 한 예로, 多端 스위치(multi-stage switch)에서 새로운 交通 要請을 처리하는 신경회로망을 살펴보자.⁴⁾ 그림 4와 같은 3단 스위치에서 이미 여러 교신이 이루어지고 있을 때 새로운 교신 요청이 있다고 하자. 3단 스위치의 경우 새로운 교신요청이 遮斷될 수 있으나, 既存의 交通을 再配置할 수 있다면 새로운 교신 요청을 수용할 수 있게 된다. 대규모 多端 스위치에 있어서는, 가능성이 있는 많은 經路 중에서 遮斷되지 않은 경로를 찾는데 많은 시간을 요하게 된다. 이러한 경로 재배치와 가용경로 찾기에는 勝者獨食(winner-take-all) 신경회로망이 사용될 수 있는데, 신경회로망의 복잡성은 실지 스위치의 복잡성과 유사하고, 계산시간 역시 最適 알고리즘에 비해 떨어지지 않는다.

광대역 종합정보통신망 (B-ISDN)의 핵심

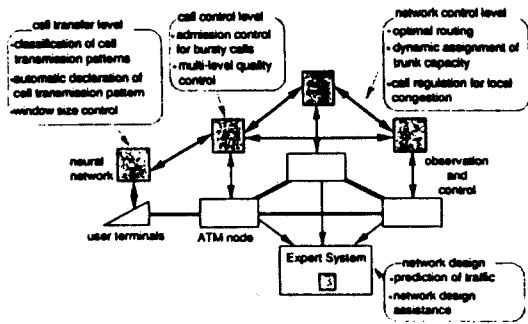


그림 5. 신경회로망에 의한 ATM망 제어

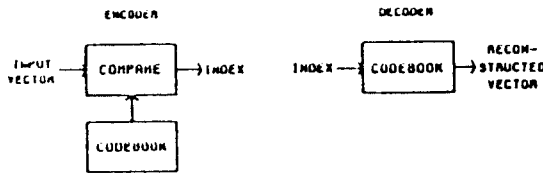


그림 6. 벡터 양자화에 의한 영상 압축 및 재생

기술의 하나인 ATM(asynchronous transfer mode)에서는, 전송률(bit-rate)이 다른 여러 통신 매체가 cell multiplexing에 의해 하나의 서비스로 통합되므로, 전송 상황에 따라 지연시간과 cell loss rate등 서비스의 질을 조정하는 융통성 있는 제어가 필요하다. 상황에 적응한다는 면에서 적응학습 신경회로망의 도입이 바람직한데, 세부역할은 그림 5와 같이 요약할 수 있다.⁽⁶⁾ 한 예로, 교신 접속 문제에 있어서, 誤差逆轉播 학습법칙을 사용하는 多層構造 認識子(multi-layer perceptron) 신경회로망이 복잡한 접속 승인 및 거부를 판단할 수 있었다. 단일 전송률에서는 전송 상황에 따라 판단 함수를 스스로 변화하며 적응하는데, 계속 학습이 되면서 판단이 보다 정확해졌다. 여러 전송률이 동시에 존재할 때는, 전송률 분포 모델의 판단 경계를 정확하게 학습하였다.

人工衛星에 의한 TDMA 디지털 통신에서, 채널 配定 問題를 패턴 認識 및 生成 問題로 간주하여 Kohonen의 自律構成 特徵圖로 처리하고,⁽⁶⁾ 주어진 地上 안테나들에 대한 低軌道

人工衛星의 放送時間 日程을 最適化 問題로 고려하여 Hopfield 모델로 처리하기도 한다.⁽⁷⁾ 人工衛星 通信網의 동작 상황 진단을 分類 問題로 간주하여, 誤差逆轉播로 학습시키기도 한다.⁽⁸⁾

CDMA Gaussian 채널 신호의 복조에서, 기존의 matched filter에 의한 방법이 干涉의 영향을 많이 받음에 비해, 다층인식자 모델의 분류 기능을 이용한 受信機는 간섭에 鈍感할 뿐만 아니라 성능도 우수함이 확인되었다.⁽⁹⁾ MSK 통신 신호와 간섭하는 잡음의 세기 분포를 구하는 문제를 에너지 최소화 문제로 고려하여 Hopfield 모델로 해석하기도 한다.⁽¹⁰⁾

오차보정 Hamming code의 decoding 역시 최소화 문제로 볼 수 있으며, 미리 학습된 연결 세기를 갖는 신경회로망으로 처리 가능하다.⁽¹¹⁾

HDTV등 高畫質 영상의 통신이 요구됨에 따라, 映像 減縮이 매우 중요하게 되었다. 그림 6과 같은 영상 압축을 위한 벡터 量子化에 사용되는 codebook의 생성은 신경회로망의 분류 기능으로 가능한데, 주로 多層 認識子⁽¹²⁻¹⁴⁾와 自律 構成⁽¹⁵⁾ 모델이 사용된다. Pixel당 8bit의 정보를 갖는 128×128 pixel의 영상을, 각각 8×8 pixel을 갖는 256개로 나눈 후, 3층 구조 인식자 모델을 誤差逆轉播 방법으로 학습시킨 실험에서는 7.11의 압축율을 얻었다.⁽¹²⁾ 학습시킨 영상에 대해서는 약 27의 SNR을 얻었고, 학습시키지 않은 영상에 대해서는 약 14를 얻었다. 12×12 pixel의 벡터 양자화를 역시 다층 인식자로 학습시킨 또 다른 실험에서는 약 28의 압축율을 얻었다.⁽¹³⁾ 지금까지의 연구는 단순히 기존의 신경회로망 모델을 적용해 보는 선에 와 있으나, 인간 시각 장치의 영상인지 특성을 고려한 신경회로망 모델을 개발한다면, 훨씬 좋은 성과를 거둘 수 있으리라고 믿는다.

4 結 論

신경회로망은 1990년대 통신의 주요 基盤 技術이 될 것이다. 交通管理 (traffic management)나 映像減縮 (image compression)등 통신분야

고유의 기술 부문에서 신경회로망이 도입됨은 물론, 통신의 高知能化 추세에 따른 음성인식, 동시 통역 서비스 등을 가능하게 하는 정보기술의 근간이 될 것이다.

參 考 文 獻

1. H. Yamaguchi, "Views on future telecommunications services and technologies", NTT Review, vol. 1, pp.6~15, 1989.
2. 이수영외, 한국과학기술원 산학협동공개 강좌 교재 "신경회로망 컴퓨터 : 이론, 응용 및 구현", 1990. 7.
3. R. L. Lippmann, "Review of neural networks for speech recognition", Neural Comp., vol. 1, pp. 1~38, 1989.
4. T. X. Brown, "Neural networks for switching", IEEE Comm. Mag., vol. 27, pp. 72~81, 1989.
5. A. Hiramatsu, "ATM communications network control by neural networks", IEEE Trans. Neural Networks, vol. 1, pp. 122~130, 1990.
6. N. Ansari and Y. Chen, "Dynamic digital satellite communication network management by self-organization", Proc. IJCNN-90-WASH-DC, vol. 2, pp. 567~570, 1990.
7. P. Bourret, F. Remy, and S. Goodall, "A special purpose neural network for scheduling satellite broadcasting times", Proc. IJCNN-90-WASH-DC, vol. 2, pp. 535~538, 1990.
8. F. Casselman and J. D. Acres, "DASA / LARS, a large diagnostic system using neural networks", Proc. IJCNN-WASH-DC, vol. 2, pp. 539~542, 1990.
9. B. P. Paris, G. Orsak, M. Varanasi, and B. Aazhang, "Neural net receivers in multiple-access communications", Neural Info., Proc. Sys. I.D. Touretzky Ed., pp. 272~280, 1989.
10. G.J. Klein, "MSK signal noise estimation using a Hopfield neural network", Proc. IJCNN-90-WASH-DC, vol. 2, pp. 385~388, 1990.
11. M. D. Alston and P. M. Chau, "A decoder for block-coded forward error correcting systems", Proc. IJCNN-90-WASH-DC, vol. 2, pp. 302~305, 1990.
12. N. Sonehara, M. Kawato, S. Miyake, and K.

- Nakane, "Image data compression using a neural network model", Proc. IJCNN-89-WASH-DC, vol.2, pp. 35~41, 1989.
13. M. Arozullah and A. Namphol, "Neural network based data compression using scene quantization", Proc. IJCNN-90-WASH-DC, vol. 2, pp. 241~244, 1990.
14. E. Wan, P. Ning, and B. Widrow. "Neural tree structured vector quantization", Proc. IJCNN-90-WASH-DC, vol. 2, pp. 267~270, 1990.
15. N. M. Nasrabadi and Y. Feng, "Vector quantization of images based upon the Kohonen self-organizing feature maps", Proc. ICNN-88-SD, vol. 1, pp. 101~108, 1988.



李 壽 永

- 1952년 10월 15일생
 - 1975년 : 서울대학교 전자공학과 공학사 취득
 - 1977년 : 한국과학원 전기및 전자공학과 석사학위 취득
 - 1984년 : Polytechnic Institute of New York 박사학위 취득
 - 1982년~1985년 : General Physics Corp. Staff Senior Scientist
 - 1986년 이후 : 한국과학기술원 전기및 전자공학과 조교수 / 부교수
- ※주관심분야는 신경회로망및 전자기 수치 해석, 현 당학회 신경회로망분과 위원장.