

# 뉴로應用技術의 현상과 전망

## 1. 머리말

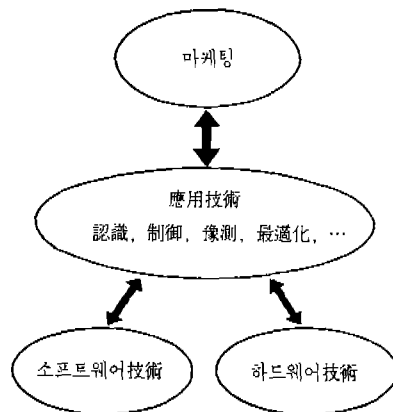
현대의 컴퓨터는 노이먼형하드웨어에서 소프트웨어를 이리저리 고안함으로써 신뢰성이 높은 情報處理를 가능케 하여 왔다. 그러나 노이먼형컴퓨터는 演算절차를 가리키는 프로그램을 부여하는 處理方式이므로 入力데이터를 定量化할 수 있고 論理프로그램을 부여할 수 있는 數值演算이나 記號處理에는 力을 발휘하지만, 그것이 곤란한 畫像이나 音聲 등의 패턴 處理에는 力에 한계가 있다. 그러므로 멀티미디어나 情報수퍼하이웨이로 대표되는 본격적인 정보사회의 실현을 위하여 종래의 數值, 記號 등의 論理情報에 畫像·音聲 등의 패턴정보도 구별없이 결합하여 처리할 수 있는 “유연한 情報處理技術”, “유연한 휴먼인터페이스技術”의 개발이 요구되고 있다.

뉴럴네트워크(이하 “뉴럴네트”라고도 한다)는 “學習에 의한 情報의 획득”과 “情報의 분산표현”을 특징으로 하는 새로운 情報處理技術로서 상술한 유연한 情報處理를 실현하는 유력한 手法로 기대되고 있다. 뉴럴네트의 개발은 그림 1에 표시하는 것과 같이 소프트웨어, 하드웨어, 여러 분야에의 應用技術 및 마케팅으로 분류할 수 있다. 이들의 開發이 기술적으로는 並列情報處理에 기초한 學習型컴퓨터의 개발을 목적으로, 또 사회적으로는 인간이 보다 자연스럽게 컴퓨터를 취급할 수 있는 정보화사회의 도래를 위해서 상호 연락을 취하면서 추진되고 있다. 각각의 開發分野와 週邊技術은 본고의 3장에서 소개하지만 여기서는 그 개

략적인 것을 종합해 둔다.

뉴럴네트의 소프트웨어開發이란 네트워크의 動作을 지배하는 알고리즘(理論모델)을 數學적으로 기술하여 그 力과 한계를 분명히 함과 동시에 이용자가 사용하기 쉬운 형태로 프로그램화하는 개발을 말한다. 현재까지 몇 가지의 理論모델이 제안되고 있는데 그 중에서도 백프로파게이션모델 (Back-Propagation Model, 이하 “BP모델”이라 한다)은 汎用성이 우수하고 實用화된 응용사례의 약 85%를 점유하고 있다고 한다.

뉴럴네트의 소프트웨어를 노이먼형컴퓨터로 遂次的으로 실행하면 네트워크의 대규모화와 학습에 요하는 演算時間이 폭발적으로 증대하고 프로그램이 복잡해진다. 그러므로 뉴럴네트의 계산을 高速으로 演算하는 專用하드웨어의 개발이 필요하게 된다. 專用하드웨어란 뉴럴네트의 계산을 효율 좋게 실행할 수 있도록 설계된 Si-LSI 뉴로칩이나



〈그림 1〉 뉴럴네트의 開發項目

光뉴로칩을 사용한 일종의 並列컴퓨터(또는 並列 컨트롤러)이다. 디지털뉴로칩을 사용한 시스템 중에는 이미 상품화된 것도 있다. 이들 시스템은 종래의 並列컴퓨터와 달리 뉴럴네트의 理論모델에 따라 다수의 프로세서를 並列로 하여 효율적으로 작동하게 할 수 있는 것이 장점이다.

뉴럴네트가 잘 적응하는 應用分野는 認識, 分類, 制御, 豫測과 組合最適化문제와 같은 情報探索이다. 學習機能에 의하여 從來의 노이먼형 처리로는 프로그램 作成이 곤란한 유연한 認識, 分類, 制御, 豫測 등을 처리할 수 있다. 또 네트워크의 ダイナ믹스를 사용하여, 取扱데이터량이 팽대하여 노이먼형處理로는 현실적인 시간으로 처리할 수 없는 情報探索을 할 수 있다.

미쓰비시電機에서는 1980년대의 중반에 뉴럴네트워드의 폭발적인 붐의 계기가 되는 일련의 論文이 발표되기 전후부터 개발 本部를 중심으로 소프트웨어, 하드웨어로부터 應用技術에 이르기까지 폭넓은 연구개발을 개시하였다. 오늘날에는 이들 연구개발테마의 많은 부분이 실용적인 技術로 성장되어 왔다. 이번 “뉴럴네트워크 應用技術” 特輯을 發行하는 목적은 이들 成果의 일부를 소개하여 독자 여러분의 의견과 비판을 연구개발에 피드백시켜 한층더 쓸모있는 技術로 발전시키는 일과 독자 여러분에게 잠재적인 應用分野에 대한 검토를 바라는 뜻에서이다.

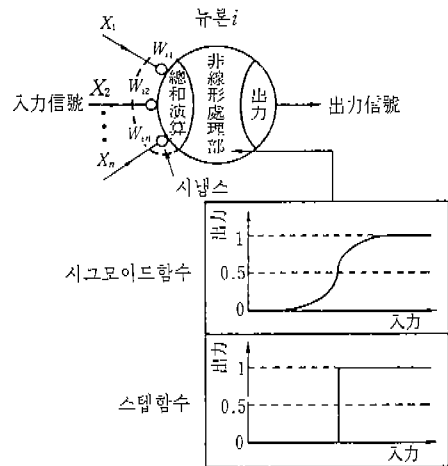
본고에서는 “뉴럴네트워크”의 기술적인 기초에 관하여 해설한 다음 소프트웨어技術, 하드웨어技術, 應用技術, 市場動向의 概觀, 그리고 금후의 과제에 대하여 집약하였다. 뉴럴네트의 應用이나 市場動向에 흥미가 있는 독자는 2장, 3.1절, 3.2절을 뛰어 3.3절부터 읽어도 지장이 없도록 집필하였다.

## 2. 뉴럴네트워크의 基礎

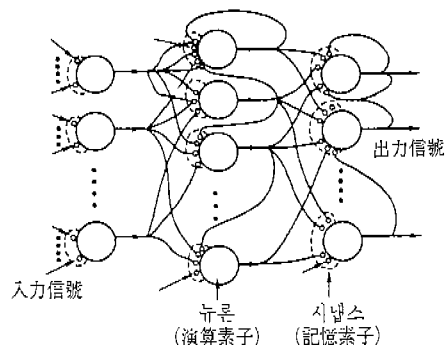
### 2.1 뉴론과 시냅스

뉴럴네트워크는 뉴론과 시냅스라고 불리우는 2

종류의 基本要素로 구성된다. 뉴론은 노드 또는 유닛이라고도 하며 시냅스는 結合重이라고도 한다. 그림 2에 뉴론과 시냅스의 역할을 표시한다. 하나의 뉴론(가령  $i$ 번째의 뉴론으로 한다)에는 周圍의 多數의 뉴론에서 나온 信號  $X_j(j=1, 2, \dots, n)$ 가 전해진다. 信號  $X_j$ 는 그대로 뉴론  $i$ 에 연결되어 있는 것은 아니고 시냅스에 의하여 겹쳐져서  $W_{ij}X_j$ 라는 値로 연결된다.  $W_{ij}$ 는  $j$ 번째의 뉴론이  $i$ 번째의 뉴론에 주는 影響度를 나타내고 시냅스荷重, 結合荷重, 또는 단순히 겹침(중첩)이라고 불리고 있다. 뉴론의 역할은 이와 같이 겹쳐진 多數의 入力信號의 총화를 演算하여 그 總和值  $u_i$ 에 대하여 非線形 임계치 處理를 하는 것이다. 이 非線形 함수로서는 여러 가지가 사용되지만 일반적으로



〈그림 2〉 뉴론과 시냅스의 役割



〈그림 3〉 뉴럴네트워크의 概念

는 그림 2에 표시한 것과 같은 스텝함수나 시그모이드함수가 사용된다. 非線形 임계치處理된 信號  $X_i$ 는 neuron  $i$ 의 출력신호로 다른 neuron에 전달된다.

뉴럴네트워크란 多數의 neuron과 시냅스로 結合된 네트워크로 그 개념을 그림 3에 표시한다. 그림에서 入力側의 neuron集團에 어떤 패턴을 벡터로 入力하면 이 入力벡터와 多數의 시냅스의 荷重值를 나타내는 行列과의 積和演算과 neuron의 非線形임계值處理가 되어 出力側의 neuron集團에 어떤 벡터가 나타난다. 이때 入力側에 벡터패턴을 제시하는 것이 문제를 부여하는 것에 해당되고 出力側에 나타나는 벡터패턴이 그 문제에 대한 해답에 對應한다. 즉 뉴럴네트워크는 벡터패턴의 非線形變換을 응용한 情報處理技術이라고 볼 수 있다.

## 2.2 情報處理技術로서의 특징

### (1) 超並列 超分散 處理

뉴럴네트워크를 構成하는 neuron과 시냅스는 컴퓨터 言語로 말하면 각각 演算素子와 記憶素子에 대응한다. 전달한 바와 같이 neuron은 多數의 入力信號의 總和演算과 임계치處理를 한다. 네트워크에 문제가 주어지면 다수의 neuron이 동시에 動作하여 그 문제를 푼다. 이와 같이 다수의 演算素子が 공동으로 문제를 푸는 처리방식을 超並列處理라 한다.

한편 시냅스는 neuron의 곁에 놓여진 記憶素子이다. 네트워크에 기억되는 情報는 하나의 시냅스에 集約적으로 기억되는 것은 아니고 많은 시냅스에 分散적으로 기억된다. 다시 말하면 다수의 시냅스가 공동으로 다수의 情報를 기억하는 형태가 된다. 이와 같은 記憶形態를 超分散記憶이라 부른다.

뉴럴네트워크의 중요 특징은 로바스트性和 페일세이프성을 들 수 있다. 네트워크에 기억된 情報는 다수의 시냅스에 分散記憶되므로 네트워크의 일부가 고장나는 시스템은 정상으로 動作한다. 또 뉴로칩과 같은 專用하드웨어에서는 후술하는 學習機能에 의하여 neuron素子나 시냅스素子の 결함이나 특성의 들쭉날쭉에 의한 性能劣化를 피할 수가 있다.

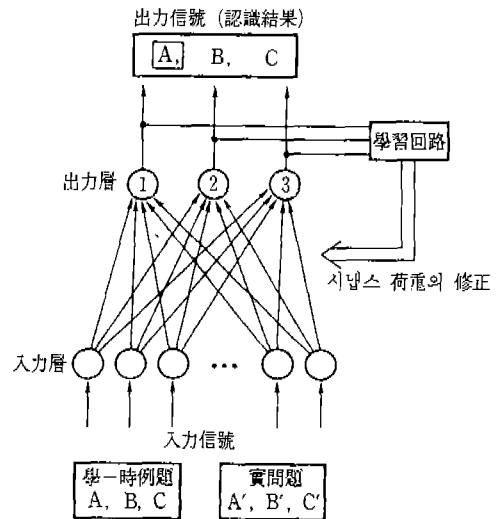
### (2) 學習處理能力

그림 4를 써서 學習處理에 대해 설명한다. 入力層과 出力層으로 구성된 2계층의 네트워크를 이용하여 A, B, C의 세文字를 분류하는 문제이다. 入力信號로서는 예를 들면 CCD카메라로 잡은 文字情報를 주고 이것을 入力層의 neuron에 입력한다. 出力層에는 3개의 neuron이 있고 A가 입력되었을 경우에는 neuron1이, 또 B, C가 입력되었을 때는 각각 neuron2, 3의 출력이 1로 되는 상태를 正解로 한다.

學習하기 전에는 시냅스荷重值가 랜덤하기 때문에 正解를 얻을 수 없다. 그래서 A, B, C의 세文字를 예제로서 차례차례 네트워크에 入力하면서 正解를 얻을 수 있도록 모든 시냅스의 荷重值를 조금씩 修正해 나간다. 이 操作을 學習이라 한다. 學習을 여러 번 반복하면 네트워크를 구성하는 시냅스의 荷重值를 바람직한 값으로 묶을 수 있다.

뉴럴네트의 큰 장점은 般化性이 우수한 점이다. 즉 뉴럴네트는 아날로그量으로 동작하므로 學習에 사용한 例題에 대하여 正解가 나오게 되면 그 근방의 入力信號(즉 불완전한 文字 등)에 대하여도 正解를 얻을 수 있다.

이 學習機能과 般化性은 종래의 情報處理技術로



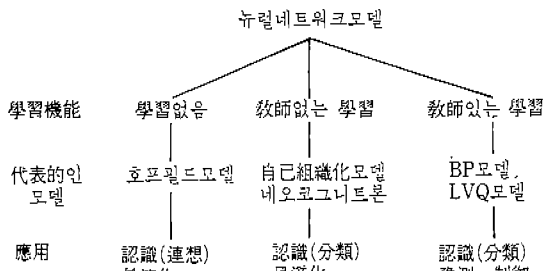
〈그림 4〉 뉴럴네트워크에 의한 學習  
(A', B', C'는 A, B, C의 不完全한 文字를 나타냄)

는 달성하기 곤란한 뉴럴네트 固有의 중요한 특징이다. 學習機能과 般化性에 의하여, 定量化가 곤란 애매한 情報라든가 불완전한 情報를 복잡한 論理的프로그래밍없이 處理할 수가 있다.

### 3. 뉴럴네트워크技術의 현황과 동향

#### 3.1 소프트웨어 技術

뉴럴네트워크는 生物的 情報處理樣式을 참고로한 情報處理技術이기 때문에 그 構築에는 甚나 감각기관의 모델화가 필요하다. 그러나 현재 生物的 뇌의 情報處理機構에 대한 상세한 정보는 전혀 未解決상태이며 금후에도 공학적으로 가치있는 성과를 기대할 수는 없을 것 같다. 현재 공학적으로 의의있는 모델은 生物研究와는 전혀 다른 어프로치에서 개발된 것으로 數學, 物理, 情報科學에 기초한 理論모델이다.

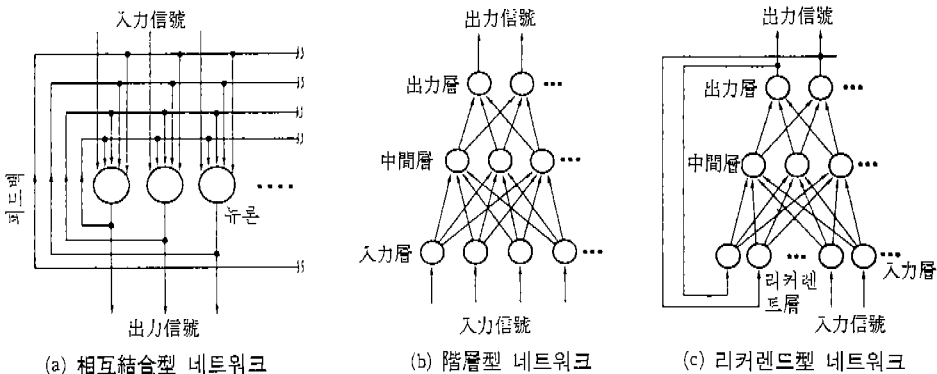


<그림 5> 뉴럴네트워크모델의 分類

이들 理論모델은 시냅스荷重值를 주는 방법이나 네트워크의 構造에 따라 몇 개의 카테고리로 분류할 수 있다. 시냅스荷重值를 주는 방법에는 그림 5에 표시한 것과 같이 學習에 의하여 구하는 방법과 미리 計算으로 구해두는 方法이 있다. 또한 學習에는 주어진 問題에 대하여 올바른 答(教師信號라 함)을 시사하는 教師있는 學習과 이러한 信號가 없는 教師없는 學習이 있다. 후자의 學習法을 自己組織化라 한다.

한편 뉴럴네트를 構造로 분류하면 뉴론이 서로 결합한 相互結合型네트워크와 뉴론을 몇 개의 階層構造로 나눈 階層型네트워크, 그것들을 融合한 리커렌트型네트워크로 분류할 수 있다.

그림 6(a)는 相互結合型네트워크의 대표적인 예인 호프필드 모델을 나타내고 있다. 이 모델에서는 시냅스荷重值를 미리 계산하여 구해 둔다. 모든 뉴론이 서로 결합되어 있기 때문에 각 뉴론의 出力信號는 피드백하여 다시 다른 뉴론에 入力된다. 각 뉴론의 出力信號는 피드백마다 변화하여 최종적으로 어떤 安定值에 낙착된다. 이 性質을 이용하여 뉴론의 集團에 주는 初期值를 불완전한 入力情報에, 또 安定值를 完全情報나 最適解에 대응시켜 두면 이 네트워크를 連想메모리나 最適化 알고리즘에 이용할 수가 있다. 뉴론의 出力信號가 틀린 安定值(로컬미니멈이라 함)에 收束하지 않도록 어떤 종류의 統計處理를 도입한 모델로서 보르즈만머신이 있다.



<그림 6> 代表的인 뉴럴네트워크의 構造

그림 6(b)는 階層型네트워크의 구조를 표시한다. 入力層, 中間層, 出力層으로 구성되는 多層構造(그림에서는 3層)의 네트워크이다. 入力信號는 入力層으로부터 出力層을 향해 一方向으로 진행하므로 피드퍼워드型 네트워크라고도 불린다. 이 네트워크는 學習機能을 주기 쉬운 構造로 알려져 있고 백프로퍼게이션(BP), 競合型네트워크, LVQ네트워크, 自己組織化모델, 네오코구니트론 등이 있다. 현재 가장 많이 쓰이고 있는 BP모델은 教師있는 學習모델의 전형적인 예이기도 하다. 네트워크의 出力信號와 教師信號(正解)와의 差를 계산하여 이 差를 제로가 되도록 中間層과 出力層間, 계속해서 入力層과 中間層의 시냅스荷重值를 修正한다. 階層型네트워크는 패턴分類에 자주 쓰인다.

그림 6(c)는 그림 (b)의 階層型네트워크와 유사하지만 入力層의 神經集團이 2分割되어 있는 것이 다르다. 分割된 한쪽의 神經集團에는 현재의 入力信號가 직접 入力되고 다른쪽에는 네트워크의 出力信號가 피드백되어 入力된다. 후자의 信號는 시간지연이 있는 信號이므로 이 네트워크는 現在의 情報과 과거의 情報를 필요로 하는 時系列信號의 情報處理에 이용된다. 이 特集에서는 이 모델을 리커렌트型네트워크라 부르기도 한다.

### 3.2 하드웨어 技術

뉴럴네트의 演算은 통상, 엔지니어링워크스테이션(EWS)이나 마이크로프로세서( $\mu P$ )를 이용하여 실행된다. 그러나 뉴럴네트의 演算時間은 네트워

크의 規模(시냅스數)에 比例하여 길어지므로 問題의 규모가 커지게 되면 슈퍼컴퓨터나 專用하드웨어의 이용이 필요하게 된다. 그래서 대규모 問題의 오프라인處理나 새로운 모델의 實証에는 슈퍼컴퓨터나 並列計算機가 利用된다. 한편 온라인處理나 코스트퍼포먼스가 기대되는 産業시스템이나 情報端末에의 응용에는 뉴로칩 등의 專用하드웨어의 이용이 필요하게 된다.

專用하드웨어에 요구되는 機能에는 벡터와 行列의 積化演算, 뉴론의 非線形演算, 시냅스荷重值의 記憶機能 등이 있다. 이들 機能에 더하여 사용자가 사용하기 쉬운 環境을 제공하기 위한 支援소프트웨어가 필요하다.

專用하드웨어의 構成素子에는 電子技術을 이용한 VLSI뉴로칩과 光技術을 이용한 光뉴로칩이 있다. 電子技術의 장점은 作製技術의 성숙성과 回路의 汎用性이다. 한편 光技術의 장점은 三次元空間을 이용한 並列性, 高密度配線性, 畫像情報의 直接處理性이다. 이 專用하드웨어를 처리하는 信號의 形態로 나누면 大規模集積化와 高速處理를 지향한 아날로그方式과 高精度性·汎用性을 지향한 디지털方式으로 분류할 수 있다. 표 1에 VLSI디지털뉴로칩, VLSI아날로그뉴로칩, 光뉴로칩의 分類와 각각의 특징, 대표적성능, 응용 및 基本要素더바이스(뉴론, 시냅스)를 표시한다.

디지털칩에서는 벡터와 行列의 積和演算은 통상의 곱셈기와 和演算으로 실행된다. 또 ROM, RAM 등을 사용하여 시냅스荷重值를 기억한다. 뉴론의 非線形演算은 테이블을 사용한 數值變換이

〈표 1〉 하드웨어의 分類

方 式	構成素子(上: 뉴론, 下: 시냅스)	特長性能例	應 用
디 지 털 뉴 로 칩	乘算器+加算器+非線形函數데이브	汎用性, 高精度性	汎用뉴럴프로세서 (뉴럴컴퓨터, 컨트롤러)
	RAM, ROM, EPROM等	數個~64個並列프로세서 搭載칩, 100M~數G FLOPS	
아날로그 뉴 로 칩	인버터, 오퍼레이션 앰프 등	大規模集積性, 高速性	센서情報處理, 宇宙·方位應用機器
	MOS抵抗, 蓄積電荷等	64~400뉴론, 數G~數TCPS	
光 뉴 로 디바이스	受光素子+電子回路+發光電子	並列處理性, 畫像의 直接處理	인텔리전트센서, 光인터커백션
	感度可變受光素子, 홀로그래, 液晶等	128뉴론完全結合칩, 인공網膜칩	

나 函數定義에 의한 數值演算에 의하여 행해진다. 實用化되어 있는 뉴로칩의 대부분은 이 디지털方式이다.

아날로그칩에서는 시냅스 素子로서 可變抵抗素子나 容量素子를 쓴다. 시냅스素子에 뉴론素子の 出力電壓을 주면 이 電壓과 可變抵抗素子の 抵抗值 또는 容量素子에 축적된 電荷重과의 곱이 出力된다. 複數의 시냅스素子로부터의 出力電流를 가산하면 積和演算值를 얻는다. 현재까지 數百뉴론의 칩이 보고되고 있지만 精度面에서 實用化는 今後의 과제이다.

光뉴로칩에서는 高密度配線이 필요한 시냅스結合網에 光技術을, 또 非線形處理가 필요한 뉴론素子에 電子技術을 이용한다. 光뉴론素子는 入力光信號의 總和演算을 하는 變光素子和 非線形處理를 하는 電子回路로 구성된다. 한편 光시냅스素子에는 液晶이나 홀로그램을 응용한 空間光變調素子를 사용한다. 뉴론數로 수천~백만개 정도의 大規模 네트워크를 실현하는 新技術로서 기대되고 있다.

이 特輯에서는 뉴론數 400개, 시냅스數 40K, 實行演算速度 2TCPS<sup>(註)</sup>의 아날로그뉴로칩과, 12개의 프로세서와 制御裝置, 非線形回路를 원칩으로 集積化한 汎用性이 높은 디지털뉴로칩을 소개하고 있다. 또 光뉴로디바이스로서 人工網膜칩과 光뉴로칩이 소개되고 있다.

### 3.3 應用技術

뉴럴네트워크에 의한 情報處理는 패턴의 非線形變換에 기초하고 있다. 뉴럴네트는 學習機能을 갖고 있기 때문에 복잡한 論理的인 알고리즘을 사용하지 않고 바람직한 入出力패턴의 관계를 얻을 수

.....  
註)演算速度的 單位: 專用하드웨어의 演算速度를 나타내는 파라미터로서 CPS(Connection Per Second)와 CUPS(Connection Update Per Second)가 사용된다. CPS는 1초에 실행가능한 乘算數를, CUPS는 1초에 書換가능한 시냅스荷重의 數를 말한다. TCPS=10<sup>12</sup>CPS

가 있다. 이 장점을 이용하여 종래의 노이먼型處理에서는 프로그램의 作成이 곤란한 문제라든가 취급하는 데이터량이 방대하여 노이먼型處理로는 현실적인 시간으로 處理할 수 없는 문제의 응용이 시작되었다.

#### (1) 패턴 認識

畫像이나 文字 등의 패턴認識에의 응용이 기대되고 있다. 종래의 畫像處理技術에서는 入力된 畫像으로부터 특징을 추출하여 미리 기억되어 있는 특징과 비교, 照合하여 認識을 실시하고 있었다. 그 때문에 특징이 불명확한 畫像을 취급하는 것이 곤란하였다. 이에 대하여 뉴럴네트는 學習機能에 의하여 畫像의 특징을 자동으로 추출할 수가 있다.

많은 畫像認識에의 應用例가 보고되고 있지만 공장내에서 目視檢査에 의존하지 않을 수 없었던 製品缺陷檢査장치에의 應用이 진전되고 있다. 예를 들면 寫眞필름이나 半導體칩의 결함검출, 商品 포장상태의 良否, 야채나 과실의 신선도를 리얼타임으로 認識하는 實用化보고가 있다. 自動化에 의하여 原價低減을 기할 수 있을 뿐만 아니라 檢査의 고속화와 신뢰성이 향상된다. 또 文字認識분야에서도 손으로 쓴 數字의 認識技術은 지프코드의 分類에 실용화되고 있으며 印刷漢字認識시스템도 실용화단계에 있다. 또 畫像의 이해나 畫像의 윤곽추출, 動的物體의 검출 등의 개발이나 音韻, 音聲, 에코캔슬러 등 時系列信號의 패턴認識의 개발도 활발하다.

#### (2) 制御

시시각각으로 環境이 변화하는 플랜트의 實時間制御나 環境變化에 적응할 수 있는 自律로봇의 실현을 목적으로 뉴럴네트 制御에의 응용이 활발하다. 로봇에서는 머니플레이터의 運動制御나 모터의 非線形制御 등에서의 응용뿐만 아니라 그 前處理인 畫像이나 음성 등 센서情報의 處理, 로봇의 行動計劃도 포함하여 로봇시스템 전체를 뉴럴네트로 처리하는 것도 시도되고 있다. 産業用로봇, 宇宙

用로봇, 自動車시스템, 人間の 義手·義足 등 많은 應用이 보고되고 있다.

지금도 단순한 作業을 행하는 로봇에 대해서는 기술적으로는 실용단계에 있으나 최근의 開發타깃은 상술한 것보다 고도의 適應機能을 갖는 로봇이나 플랜트의 制御쪽으로, 센서情報의 認識이나 行動計劃에 관한 알고리즘의 연구개발이 추진되고 있다.

### (3) 豫測

經濟, 地震, 氣候문제 등은 원인과 결과의 因果關係가 모호하고 또한 복잡하여 물베이스에 기초한 엑스퍼트시스템 등의 論理的解析法만으로는 결과를 예측하기가 곤란하다. 또 原因을 해석하기 위한 人力信號가 時系列로 변화하고 대용량인 경우가 많다. 그래서 뉴럴네트의 時系列信號處理能力과 學習機能에 의해 인간에게는 발견하기 困難한 因果關係의 불을 자동적으로 획득하여 그것을 실용화하는 움직임이 있다. 예를 들면 株式의 質買타이밍 예측, เครดิต카드의 이용예측, 企業의 道산예측 등 經濟豫測에의 應用은 일부가 실용화되어 있다.

### (4) 組合最適化 문제

組合最適化문제란 방대한 數의 解答候補(組合) 중에서, 주어진 조건하에서 어떤 評價函數를 最小(또는 最大)로 하는 解答을 구하는 문제이다. 이와 같은 문제는 解釋的인 解法이 존재하지 않고 모든 組合을 열거하여 하나하나 검토하는 수 밖에 없으므로 노이던형處理로는 방대한 時間이 걸린다. 그래서 뉴럴네트워크를 사용한 近似解의 高速解法의 연구가 한창이다. 이 特輯에서는 大型望遠鏡의 主鏡材 최적배치, 프린트基板上에의 電子部品 최적배치, 生産스케줄의 최적화 등, 실용적인 논문이 게재되어 있다. 이밖에 LSI의 最適回路設計, 通信시스템에서의 回線루트의 최적화, 電力送配電網 負荷의 최적배분, 物流의 최적화, 항공기나 철도 豫約의 최적화 등 實社會에서 유용한 많은 개발이 추진되고 있다.

## 3.4 市場動向

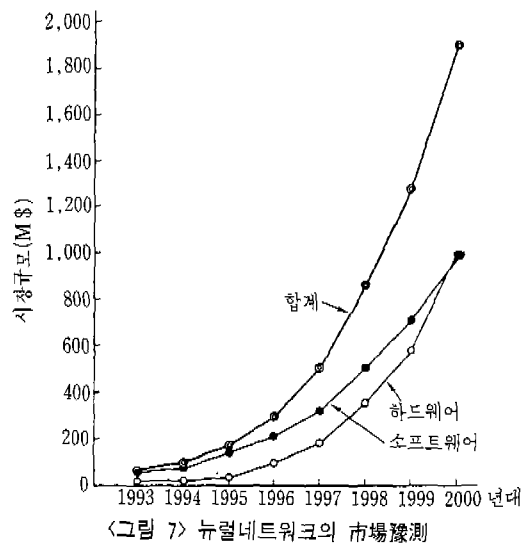
이상 기술한 바와 같이 뉴럴네트의 소프트웨어技術, 하드웨어技術, 應用技術 공히 研究·開發의 페이스에서 實用페이스에로 착실하게 발전하고 있다. BP모델, 호프필드모델 등의 대표적인 모델을 탑재한 開發支援툴이나 뉴로칩을 탑재한 액셀레이터보드(뉴론엔진)도 시판되고 있다.

그림 7에 뉴럴네트의 市場豫測을 나타낸다. 뉴럴네트는 완성된 技術은 아니고 현재 발전도상에 있는 技術이라는 것, 實用化라는 관점에서 보면 萌芽期이기 때문에 불확정 要素가 많다는 것, 대규모시스템中에서의 뉴럴네트가 점하는 비중을 定量化하기 곤란한 점 등의 이유 때문에 정확한 市場豫測은 곤란하지만, 2000년에는 1993년 대비 약 40배의 市場成長率이 예측된다. 또 특기할 점은 하드웨어가 점하는 비율이 5%(1993년)에서 50%로 증가한다는 점이다.

## 4. 현재의 課題

### (1) 소프트웨어 技術

현재 가장 실용적인 BP모델은 學習에 막대한



<그림 7> 뉴럴네트워크의 市場豫測

시간을 필요로 한다는 것, 學習이 잘못된 方向으로 진행(로컬미니멈에 트랩된다)되는 일이 있다고 하는 문제점이 있다. 그 때문에 技術者는 과거의 경험이나 감을 살려서 개개의 應用에 대하여 프로그램의 追加·修正이나 파라미터의 튜닝을 할 필요가 있다. 그런데 시판되고 있는 소프트웨어의 소스코드는 일반적으로 공급되지 않으므로 소프트웨어의 追加나 修正을 자유로이 할 수가 없다. 이것이 뉴럴네트의 實應用分野에의 普及을 제한하고 있다. 소프트웨어 이용자는 부담이 되지 않는 모델의 開發, 예를 들면 BP모델의 改良이나 로컬미니멈의 回避에 유효한 統計的手法의 도입 등의 개발이 필요하다. 또 모델의 性能評價를 위한 일반적인 벤치마크의 개발도 시급하다. 性能評價에 막대한 시간이 필요하다는 것도 과제이고, 開發期間短縮을 위한 專用하드웨어의 보급도 필요하다.

뉴럴네트는 종래의 論理處理技術과 보완적으로 이용되는 일이 많다. 學習機能을 갖는 뉴럴네트와 룰베이스의 퍼지엑스퍼트시스템을 融合한 뉴로/퍼지하이브리드시스템이나 뉴럴/AI하이브리드시스템, 學習機能을 갖는 適應型퍼지시스템 등도 실용상 유용한 수법이다.

## (2) 하드웨어 技術

汎用성이 높고 高精度인 디지털方式의 하드웨어는 많은 모델에 適用이 가능하고 또 다른 情報機器와의 整合性도 좋아 뉴론컴퓨터 또는 뉴로컨트롤러로서 금후 큰 市場이 기대된다. 한편 아날로그方式의 하드웨어는 시냅스荷重值의 記憶回路, 外部回路와의 I/F回路에 과제가 남아 있다. 그러나 高速性, 高集積이라고 하는 매력도 버리기 아까워 센서情報處理 등 특수응용을 위한 칩으로서의 활로가 기대된다.

디지털方式·아날로그方式 공히 현재까지는 速度性能을 중시하는 나머지 現狀의 모델에서 요구되는 精度에 대응할 수 없었다든지 네트워크의 擴張機能에 문제가 있다든지 하는 경향이 있었다. 금후에는 實應用에서 요구되는 仕様과 코스트퍼포먼스를 중시하여 處理速度, 內裝메모리, I/F回路,

칩사이즈를 최적화한 뉴로칩과 이용자가 사용하기 쉬운 컴파일러, 어셈블러, 디버그 등의 支援소프트웨어를 장비한 專用하드웨어의 개발이 추진되리라 생각된다.

한편 光技術의 이용은 畫像의 직접처리를 목적으로 하는 인텔리전트센서開發의 지향과 光의 配線能力에 착안한 光인터커넥션디바이스開發로 2極化되리라 생각된다. 전자는 칩에 어떠한 인텔리전스를 갖게 하는가. 또 후자는 실리콘테크놀러리와와의 融合을 여하히 실현하는가가 과제이다.

## (3) 應用技術과 市場

뉴럴네트의 潛在的利點이 명확하게 되고 소프트웨어와 하드웨어에 관한 基盤技術이 정비되었다. 뉴럴네트의 實應用이 넓어짐과 동시에 여러 각도에서 하드웨어와 소프트웨어의 融合이 전망될 것으로 예측된다. 예를 들면 하드웨어의 이용에 適合한 모델의 대두가 예상된다.

한편 금후에는 효과 좋은 마케트의 개척을 위해 유저와 메이커와의 밀접한 共同開發이 한층더 중요하게 되리라 생각된다. 特定 應用分野에 타깃을 모으고 경합하는 既存技術과의 코스트퍼포먼스의 定量的比較나 技術의 改良이 必要하다.

## 5. 맺음말

뉴로應用技術은 현재, 實用化에 첫발을 내디딘 단계이다. 금후에는 “유연한 情報處理技術”과 “유연한 휴먼인터페이스技術”의 확립을 目標로 실용적인 技術이 비약적으로 개발되리라 생각된다. 또 멀티미디어, 情報수퍼하이웨이 등의 構想과 融合하여 본격적인 情報化社會를 지탱하는 基盤技術로서 발전할 것으로 기대된다.

이 원고는 日本 三菱電機技報를 번역, 전제한 것입니다. 本稿의 著作權은 三菱電機(株)에 있고 翻譯責任은 大韓電氣協會에 있습니다.