



(1) 뉴런(neuron)

인간의 뇌는 약  $10^{11}$  개의 뉴런으로 구성되어 있다. 이러한 neural element의 기본적인 연산속도는 약 2 ~ 3 msec 정도다. 그리고 한 뉴런에서 다른 뉴런으로의 정보 전달량은 2 ~ 3 비트 정도밖에 안된다. 현재 computer element 들의 정보 전달량은 200만 ~ 300만 비트이다. 그러나 사이즈와 connectivity면에서는 뉴런이 computer element보다 뛰어나다. 각각의 뉴런은 수천개의 다른 뉴런에 연결되어있다. 즉 뉴런의 fan-in 및 fan-out가 매우 크다. 이들 뉴런은 massively parallel interconnected system( 즉 생물학적인 neural network)을 이루어 image, 냄새, 감각, 사고등의 데이터를 저장, 표시, 회복 및 조종한다<2><4>.

생체의 뇌는 뉴런이라는 신경세포가 얽혀서 형성되어 있고, 뇌속의 정보는 전기 펄스로서 뉴런의 표면을 거쳐 전달된다. 뉴런과 뉴런의 접점에서는 신경전달 물질이라는 분자에 의하여 정보가 전달된다.

(2) 뇌세포형 컴퓨터의 정의

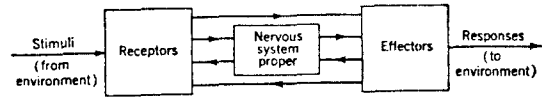
(정의) 뇌세포형 컴퓨터(neural computer) : 생체의 뇌기능이 갖는 연산특성에 기초한 컴퓨터 시스템을 뇌세포형 컴퓨터라고 한다.

뇌세포형 컴퓨터 시스템에 대한 연구는 artificial neural systems, neural networks, connectionist models, parallel distributed processing models, layered self-adaptive systems, self-organizing systems, connectionist computer, neurocomputers, neuromorphic systems, netware, cyberware등의 이름으로 행해지고 있다. 이 컴퓨터는 자연어 이해, 물체의 인식등에서 기존의 컴퓨터보다 탁월한 성능을 발휘할 것으로 기대된다. 이것은 인간의 뇌신경계의 경우로부터 유추된 가정이다. 그러나 뇌세포형 컴퓨터가 기존의 컴퓨터를 대체한다기보다는 인간의 지능적 활동의 massively parallel realization을 구현할 수 있도록 기존 컴퓨터의 기능을 보완시켜준다고 생각된다<2>.

(3) 뉴런의 모델

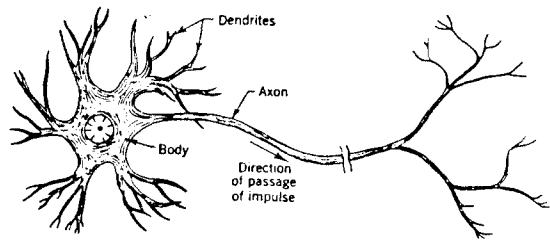
가. McCulloch-Pitts의 모델

인간의 신경계는 <그림 1>과 같이 블록 다이어그램으로 간단히 나타낼 수 있다.



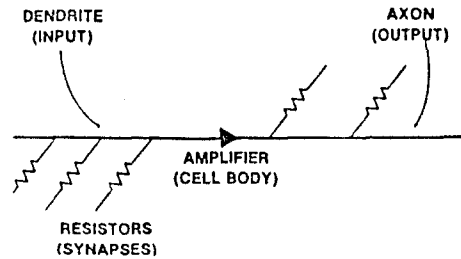
<그림 1> 인간의 신경계

<그림 2>는 뉴런의 모형도다.



<그림 2> 뉴런의 모형도

<그림 3>은 인공뉴런을 나타낸다.

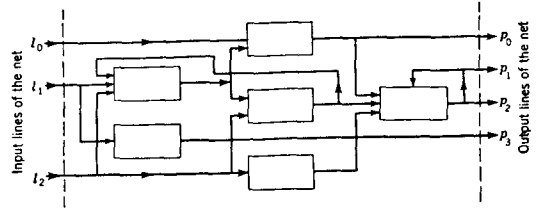


<그림 3> 인공뉴런

<그림 1>에서 nervous system proper를 수많은 뉴런들의 상호연결로 이루어진 커다란 네트워크로서 본다. 이 네트워크는 많은 수용기(receptor)들로부터 입력을 받는다. 수용기는 몸이나 외부세계로부터의 자극을, 네트워크내로 정보를 전달하는 전기임펄스의 패턴으로 변환시킨다. 이들은 neural network내를 이미 여행하고 있는

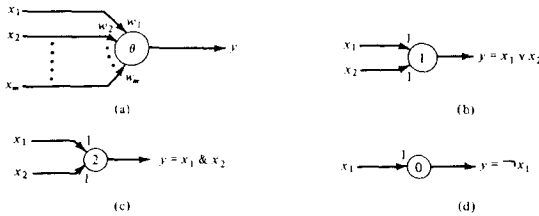
매우 복잡한 패턴들과 반응해서, 효과기(effectors)를 제어하여 반응을 일으키도록 임펄스를 방출한다.

여기선 수용기와 효과기가 아닌 neural network만의 모델을 구한다. 이를 위해 먼저 뉴런의 모델을 구한다. 뉴런의 형태는 다양하나 여기서는 <그림 2>와 같은 형태의 것으로 한정시킨다.



<그림 5> neural network

McCulloch-Pitts가 제시한 뉴런(이하 M-P 뉴런이라 한다)의 모형은 <그림 4>와 같다.



<그림 4> M-P 뉴런의 모형

M-P 뉴런을 역치 논리 유니트(threshold logic unit)라고도 한다. M-P 뉴런은  $m$  개의 입력  $X_1, X_2, \dots, X_m (m \geq 1)$ 과 한개의 출력  $y$ 를 갖는다.  $\theta$  는 역치,  $w_1, \dots, w_m$  은 가중치(weight)다.  $w_i$  는  $X_i$  와 관련되어 있다. 뉴런을 firing 시키려면 흥분이 역치보다 커야 한다. 불응기(refractory period)를 시간단위로 삼고 시간  $n$  이  $n=1, 2, \dots$  인 경우의 time scale 상에서 뉴런이 동작한다고 가정하면 다음 규칙에 따라서, 시간이  $n+1$  인 경우의 출력의 firing은 시간이  $n$  인 때의 입력의 firing에 의해 결정된다. 즉 만약 시간이  $n$  일 때 가중치를 적용한 입력의 합(the weighted sum of inputs)이 뉴런의 역치보다 크면 그 뉴런은 시간이  $n+1$  일 때 축색돌기(axon)를 따라 임펄스를 firing 한다.

이 규칙은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

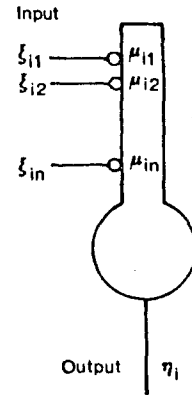
$$y(n+1) = 1 \text{ 이 되기 위한 필요충분조건은 } \sum_i X_i(n) \geq \theta \quad (1)$$

양의 가중치는  $X_i$  가 excitatory input임을, 음의 가중치는  $X_i$  가 inhibitory input임을 뜻한다.

<그림 4>의 (b), (c), (d)는 각각 (a)를 응용한 OR, AND, NOT gate다. 이러한 M-P 뉴런들의 집합은 neural network를 이루는데 그 모양은 <그림 5>와 같다.

#### 나. Kohonen의 모델<6>

Kohonen이 제시한 뉴런의 모델은 <그림 6>과 같다.



<그림 6> Kohonen의 뉴런모델

$\xi_{ij}$  는  $i$  번째 뉴런의  $j$  번째 입력,  $\eta_i$  는 출력,  $\mu_{ij}$  는 transmittance를 나타낸다. 그림에서 작은 원은 시냅스를 나타낸다. Kohonen은 각각의 뉴런이 pulse-frequency modulator처럼 동작한다고 생각한다. 이 모델의 수식적 표현은 (2), (3)식과 같다.

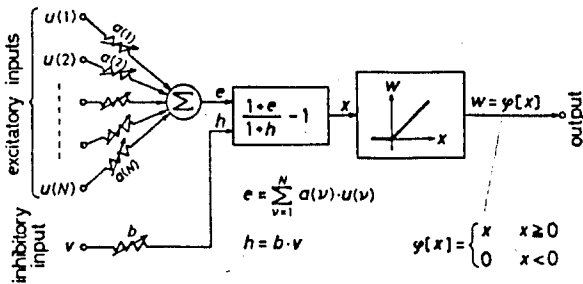
$$\frac{d\eta_i}{dt} = \sum_{j=1}^n \mu_{ij} \xi_{ij} - \gamma(\eta_i) \quad (2)$$

$$\eta_i = \sigma \left[ \sum_{j=1}^n \mu_{ij} \xi_{ij} \right] \quad (3)$$

여기서  $\sigma[\cdot]$ 는  $\gamma$ 의 inverse function이고,  $-\gamma(\eta_i)$ 는 뉴런의 saturation, leakage, shunting effect와 같은 비이상적인 성질을 나타내는 비선형 누설효과(leakage effect)를 나타낸다. Kohonen은 음성인식분야에 이 모델을 적용하였다.

다. Fukushima의 모델<7>

Fukushima의 뉴런모델은 <그림 7>과 같다.

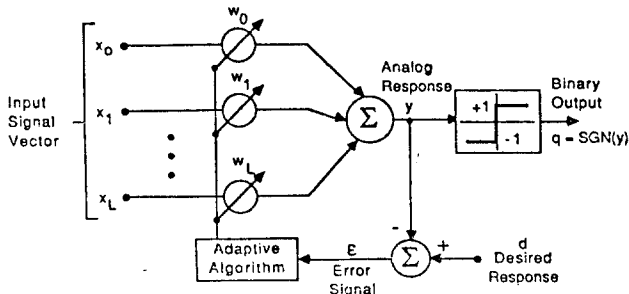


<그림 7> Fukushima의 뉴런 모델

$a(1), \dots, a(N)$ 은 가중치고,  $u(1), \dots, u(N)$ 은 입력,  $b$ 는 네트워크의 self-organization과정동안에 보강되는 변수다.  $e$ 는 excitatory effect,  $h$ 는 inhibitory effect다.

라. Widrow의 모델<8>

Widrow의 뉴런모델은 <그림 8>과 같다.



<그림 8> Widrow의 뉴런모델

여기서  $w_0, w_1, \dots, w_L$ 은 weight 벡터,  $x_0, \dots, x_L$ 은 입력신호벡터, 출력  $Y$ 는  $X$ 와  $w$ 의 내적이다.  $y$ 는 원하는 응답값과 비교되고 그 차는 에러값이 된다. 이 모델은  $w$ 를 조절해서 여러의 mean square를 최소화시킬 때 최고의 성능을 갖게된다.

이들 외에도 Graf, Grossberg, Hopfield등 많은 사람이 뉴런모델을 제시했다. 그리고 neural network에 associative memory의 개념이 도입되고 있다. 벌레들은 associative memory를 갖고있는데 벌레들이 associative memory를 갖는다는 사실로부터 associative memory가 뉴

런의 성질을 갖고있음에 틀림없다는 생각을 하게되었다. 그래서 artificial neural network구현에 associative memory를 쓰려는 시도가 행해져서 Kohonen과 Anderson은 associative memory의 수학적 모델을 구했다<9>.

3. 결 론

필자들은 위에서 여러가지 뉴런모델을 간략히 소개했다. 현재 이러한 모델들중 일부는 아날로그 및 디지털 CMOS VLSI기술을 써서 VLSI로 구현되고 있고 실제로 응용되고 있는 형편이다. 그러나 많은 부분은 현재 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 연구되고 있으므로 우리도 조만간 이에 대한 연구를 시작해야 되리라고 본다.

4. 참고문헌

- (1). K. Hwang et al, "Computer Architecture and Parallel Processing", McGraw-Hill, 1984.
- (2). J. A. Feldman et al, "Computing with Structured Neural Networks", COMPUTER, March 1988, pp. 91-103.
- (3). 藤田博之外, "生体内の分散監視·防衛システム", 電学論 C, 107卷 11号, 1987, PP.1042-1048.
- (4). H. P. Graf et al, "VLSI Implementation of a Neural Network Model", COMPUTER, March 1988, pp. 41-49.
- (5). B. D. Shriver, "Artificial Neural Systems", ibid, pp. 8-9.
- (6). T. Kohonen, "The 'Neural' Phonetic Typewriter", ibid, pp. 11-22.
- (7). K. Fukushima, "A Neural Network for Visual Pattern Recognition", ibid, pp. 65-75.
- (8). B. Widrow et al, "Neural Nets for Adaptive Filtering and Adaptive Pattern Recognition", ibid, pp. 25-39.
- (9). D. W. Tank et al, "Collective Computation in Neuronlike Circuits", Scientific America, pp. 104-114