

Neural Network

(신경회로망)

<http://raic.kunsan.ac.kr>

로보틱스 및 인공지능제어 연구실
Robotics & Artificial Intelligent Control Laboratory

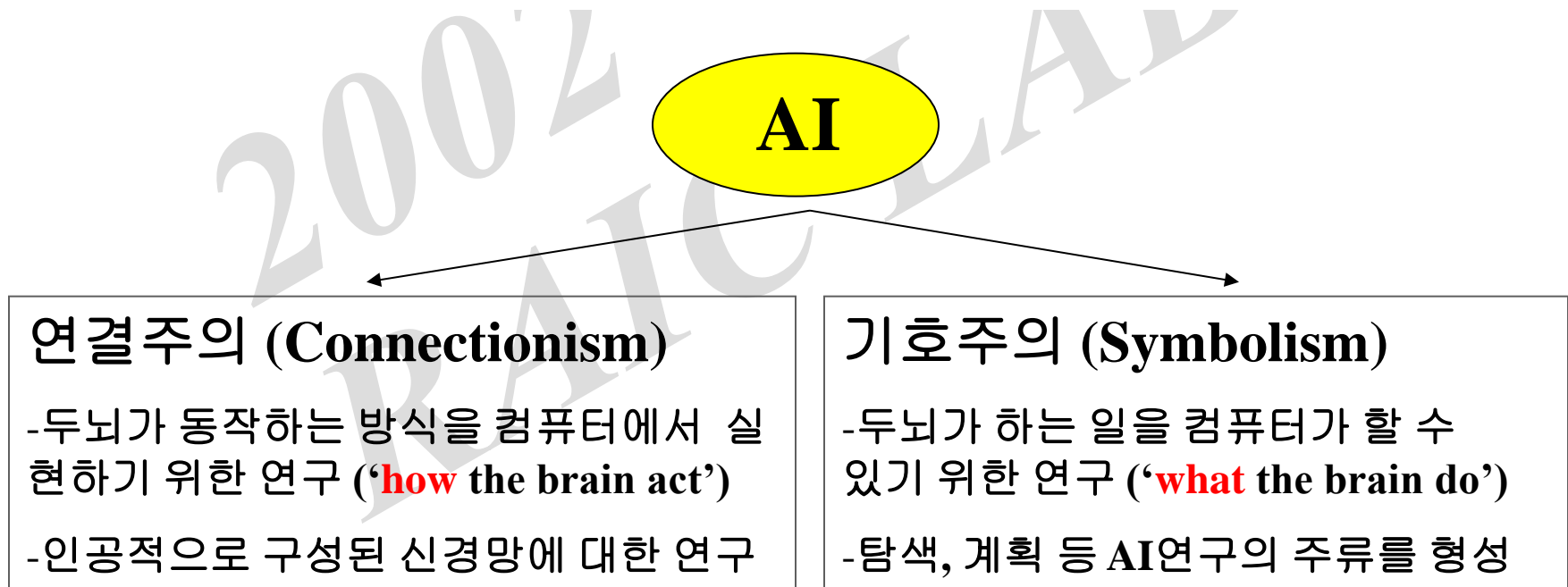
2002 / Designed by RAIC LAB. All rights reserved.

인공신경회로망(ANN)의 개요

● 신경회로망(Neural Networks)

□ (인공)신경회로망 (ANN or NN)

- 생물학적 신경계와 같은 방식으로 동작할 수 있도록 단순하지만 적응적인 요소들을 대량으로 병렬 연결한 망들의 계층적 조직



컴퓨터 vs 신경망 vs 인간 두뇌

구 분			
진 화	종족의 급격한 진화 개체 능력은 변화 없음	적응적 변화가 가능한 프로그램	종족의 완만한 진화 개체 능력의 급속한 발달
성 능	속도 빠름(ns, ps) GB의 기억용량	컴퓨터보다 느린 처리속도 사람보다 작은 기억용량	느린 처리속도(ms) 큰 기억용량 (4×10^{10} GB)
신 호	전기	전기	화학반응에 의한 전기
데이타	디지털	디지털, 아날로그	아날로그
작 동	기정된 알고리즘에 의한 최적의 결과 목표	학습할 수 있는 적응적 알고리즘	적응적이며 휴리스틱한 유형 기정의 알고리즘은 없음
결함 허용성	조금의 결함이라도 시스템 의 작동에 치명적임	다수의 병렬 연결 구조는 경미한 결함을 허용함	경미한 손상은 전체적으로 별다른 영향을 미치지 않음
비교적 우위	계산과 자료의 저장	컴퓨터를 이용한 판단과 인식	판단과 인식

개요

● 신경회로망(Neural Networks)

□ 생물학적 시스템의 계산틀 → 컴퓨터로 모방 불가 → 생물학적 정보 체계 연구를 위해 시작 - 심리학, 신경과학, 인지과학, 시스템 이론 병합

□ 기본 작업

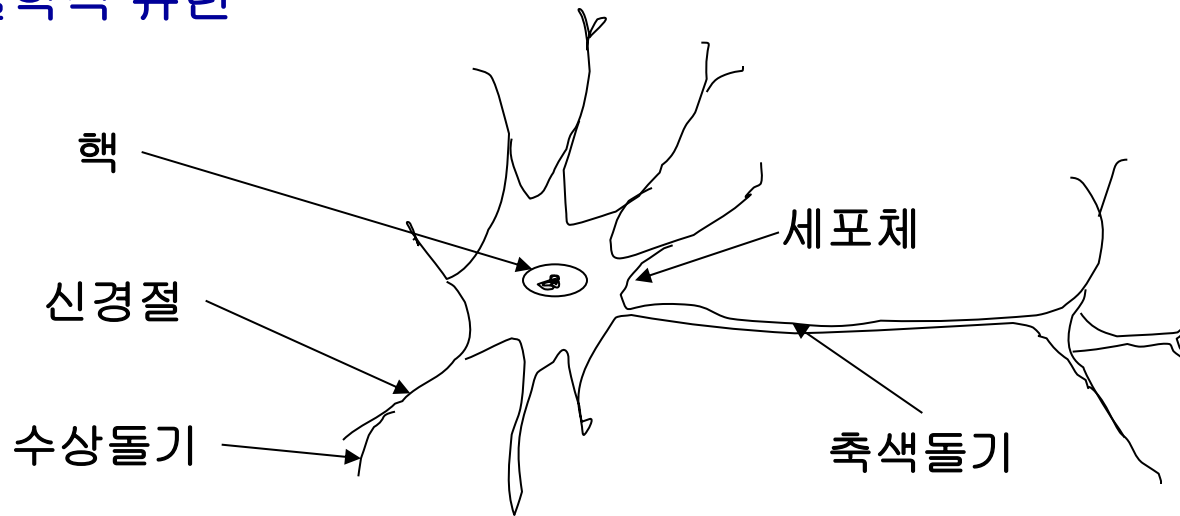
- 학습(learning) : 패턴 부류에 따라 신경망의 연결가중치 조정
 - 재생(recall) : 학습된 가중치와 입력벡터와의 거리를 계산하여 가장 가까운 클래스로 분류
- 사람과 같은 학습 능력: 패턴 분류, 인식, 최적화, 예측
- 기존 인공지능 문제 해결의 새로운 계산틀 제공

□ (인공)신경회로망

- 인간의 두뇌작용을 신경 세포들간의 연결관계로 모델링
- 인간의 학습을 모델링

개요

□ 생물학적 뉴런



□ 신경기능 탐구

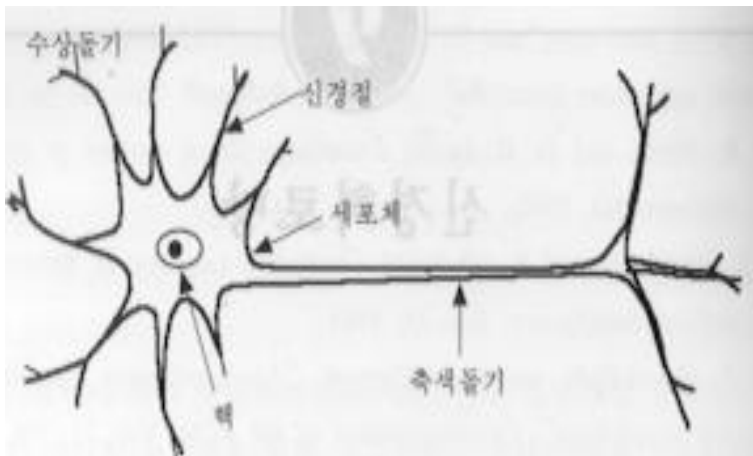
- 생물학적 신경회로망: 인간의 생체 기능 연구(생물, 생리, 신경과학자)
→ 동물 생체 실험 → 학습능력의 원천 밝힘
- 인공신경회로망 - 신경회로망의 기능, 구조를 H/W, S/W적으로 실현 →
수학적 모델 연구(기존의 시뮬레이션으로 구현된 알고리즘을 H/W화)

신경회로망의 개요

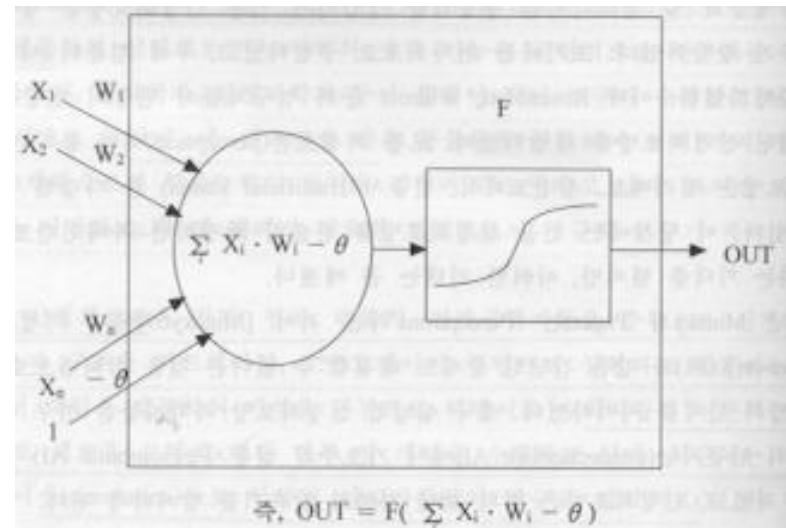
● 신경회로망(neural network)이란?

- 인간의 두뇌 작용을 신경세포들간의 연결관계로 모델링한 것
- 학습(learning)과 재생(recall)이라는 2단계로 작업 수행
- 생물학적 신경회로망과 인공 신경 회로망으로 구분

생물학적 신경구조



인공신경망의 뉴런 구조



역사

□(1943) McCulloch와 Pitts - 신경세포들을 단순 연결한 신경회로망은 산술 및 논리연산을 수행할 수 있다.

□(1949) Hebb의 법칙

- 최초의 인공 신경회로망의 학습규칙 제안
- 신경회로망이 학습을 수행함을 증명

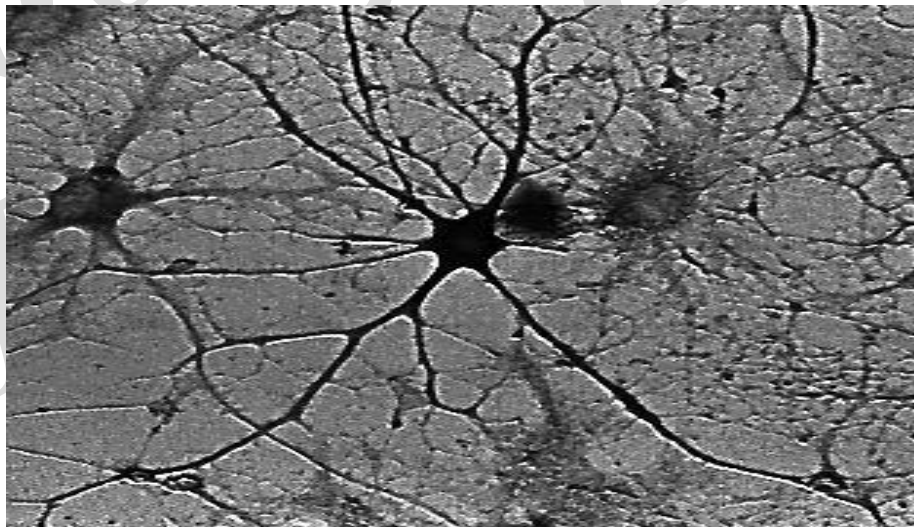
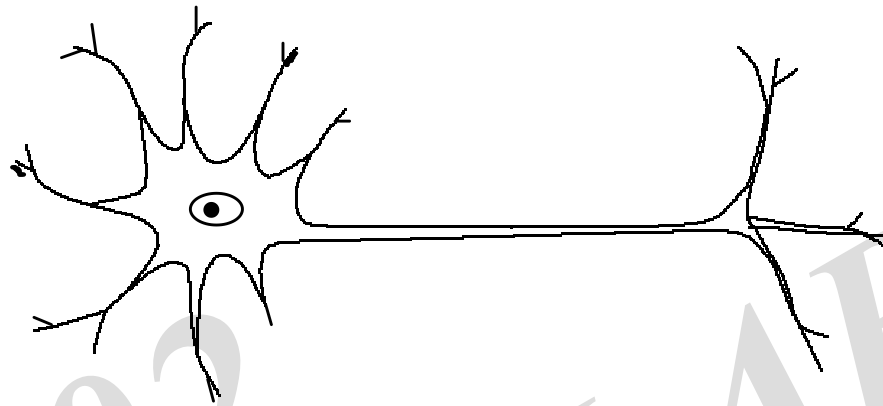
□50, 60 년대

- 단층의 인공세포의 신경회로망
- Rosenblatt, Widrow의 Perceptron- 일기예보, 심전도 해석, 인공시각
- 69년 Minsky 등에 의해 한계 지적(퍼셉트론은 XOR 문제해결 불가)
- 신경망 연구 침체 → 기호주의 AI 활성화

□80 년대 중반이후

- 기호주의 AI 한계
- Hopfield: 신경회로망 ← 에너지 개념
- 오류역전파 학습 알고리즘(Rumelhart, McClelland): 다층 퍼셉트론 학습

→ 신경회로망 연구 부흥

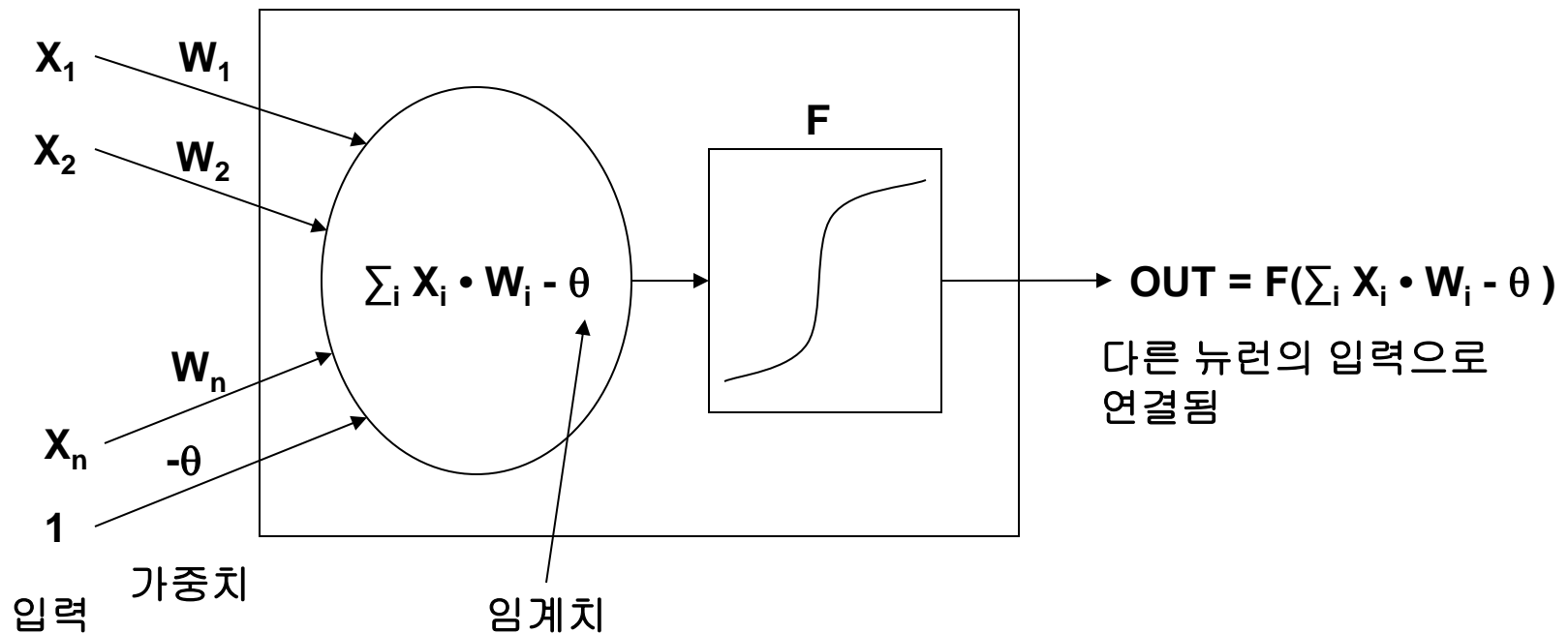


정의 및 특징

● 신경회로망의 정의, 특징

- 신경 세포가 신경절로 연결되어 정보전달
- 노드 또는 처리요소(**processing element**)를 연결 → 신경회로망
- 인공 신경회로망의 뉴런(처리요소)의 구조

● 뉴런 1개는 단순기능 → 다중으로 연결되면 강력한 기능(그림은 단층)



정의 및 특징

□ 신경회로망이 커지고 복잡해질수록 더 나은 기능 수행

- 다층 신경회로망: 입력층과 출력층 사이에 새로운 층 추가
→ 은닉층(hidden layer) 또는 중간층(internal layer)

□ 예를 통한 학습, 일반화, 연상기억, 결함 허용성의 특징을 보인다

- 예를 통한 학습 - 예를 계속적으로 제시함으로써 원하는 형태의 사상(mapping)을 만듦 : 지도 학습/비지도 학습
- 일반화 - 학습이 완료된 신경회로망은 학습되지 않은 입력에 대해서도 올바른 결과를 출력
- 연상기억 - 새로운 입력, 일부 유실된 정보 → 유사한 출력
- 결함 허용성 - 일부 뉴런 고장, 단절 → 남아 있는 뉴런들에 의해 작동 보장
- 연결가중치 조정방법
 - 지도학습: 입력이 주어짐에 따라 원하는 출력값이 활성화 되도록 가중치를 조절 (Hopfield 학습규칙, 델타규칙, 오류 역전파 학습규칙)
 - 비지도학습: 목표값 없이 학습 데이터만 입력, 스스로 연결가중치들을 학습 → 미리 결정된 해가 불필요 (경쟁학습, ART 모델)

종류

● 신경회로망 모델 종류

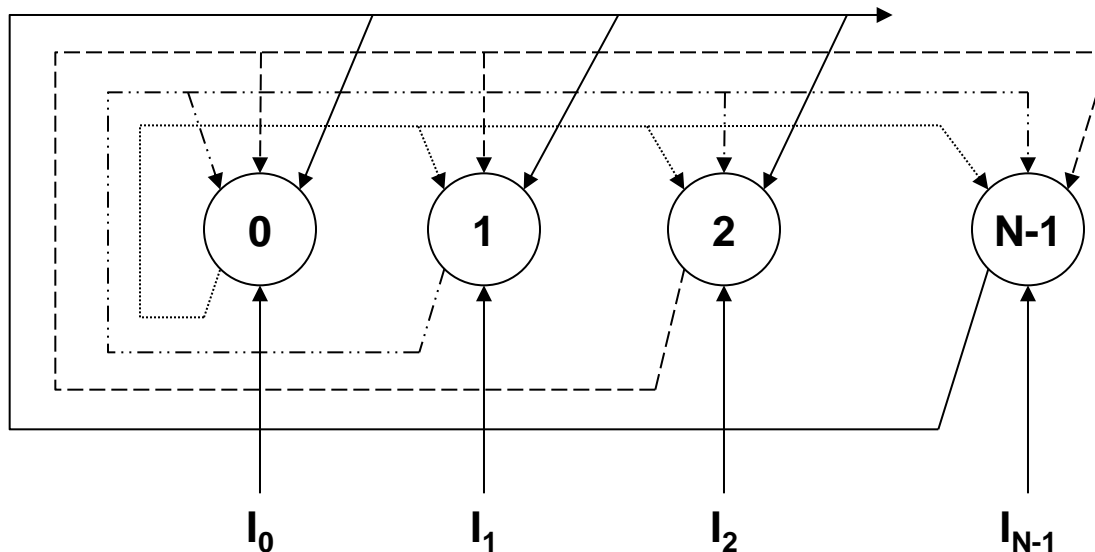
입력형식	학습방식	신경회로망 모델
이진입력	지도 학습	Hopfield network
	지도 학습 및 비지도 학습을 결합한 학습	Counterpropagation network
	비지도 학습	ART model
실수입력	지도 학습	Perceptron Multilayer Perceptron
	비지도 학습	Competitive learning SOM

Hopfield 신경회로망

□ 신경회로망의 동작: **energy + dynamic system**

□ 조직

- 모든 뉴런이 양방향으로 연결(자신 제외)
- 전달(활성화)함수 : **hard limiter** 함수 사용
- 입력 : 2진수
- 출력 : **+1, -1**(양과 음의 에너지 상태를 표시)



Hopfield 신경회로망의 동작 규칙

□ **1단계** : **M**개의 패턴을 이용하여 **N**개 뉴런 사이의 연결 가중치를 지정

$$w_{ij} = \begin{cases} \sum_{s=0}^{M-1} X_i^s X_j^s, & i \neq j \\ 0, & i = j \end{cases} \quad (0 \leq i, j \leq N-1)$$

- w_{ij} : 뉴런 i 에서 뉴런 j 로의 연결가중치
- X_i^s : s 클래스에 속하는 학습패턴의 i 번째 요소값(+1 or -1)

□ **2단계** : 미지의 입력패턴을 신경회로망에 제시

$$\mu_i(0) = x_i, \quad (0 \leq i, j \leq N-1)$$

□ **3단계** : 뉴런들의 출력과 가중치를 곱한 값을 합하여 전달함수를 통과

$$\mu_i(t+1) = f_h\left(\sum_{j=0}^{M-1} w_{ij} \cdot \mu_j(t)\right), \quad (0 \leq i \leq N-1) \quad \text{where} \quad f_h = \begin{cases} 1, & \text{if } a \geq 0 \\ -1, & \text{if } a < 0 \end{cases}$$

□ **4단계** : 수렴(출력의 변화가 없음)할 때까지 3단계를 계속 반복

□ **5단계** : 2단계로 분기

Hopfield 신경회로망 - 비교

□ 예제

2개의 4차원 학습패턴벡터: $P_0=(1,1,1,-1)$, $P_1=(1,-1,1,-1)$ 일때 w_{ij} 는?

- $w_{00} = w_{11} = w_{22} = w_{33} = 0$
- $w_{01} = X_0^0 X_1^0 + X_0^1 X_1^1 = 1 \times 1 + 1 \times (-1) = 0$

$$w_{ij} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 2 & -2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 2 & 0 & 0 & -2 \\ -2 & 0 & -2 & 0 \end{bmatrix}$$

→ 입력: (1,1,-1,-1) →

$\mu_i(0) : (1, 1, -1, -1)$

$\mu_i(1) : (1, 1, 1, 1)$

$\mu_i(2) : (1, 1, 1, -1)$

$\mu_i(3) : (1, 1, 1, -1)$

수렴

□ 예제: 각 패턴 크기: (5x5) 대상 : {┐, ㄴ, ㄷ, ㄹ}으로 학습

- 테스트 패턴: {┐, ㄴ, ㄹ}으로 테스트
- 테스트 결과

– ┐, ㄴ: 제대로 인식

– ㄹ: ㄷ으로 오인식

→ 회로망 크기 vs 저장가능한 패턴수 문제

→ Hopfield에서는 뉴런 수가 N인 경우, $0.15N$ 개의 패턴 저장 가능
(이 예제의 경우 $25 \times 0.15 = 3.75 \rightarrow 4$ 개 미만의 패턴 인식)

□ 수렴결과가 최적인지 보장 안됨

단층 퍼셉트론(Perceptron)

- 눈의 망막을 모델화함(Rosenblatt)
- 지도학습, 이진 & 아날로그 입력처리
- 알고리즘 : 전체 출력뉴런들에 대하여 계산된 출력값과 목표값과의 차이를 최소화시킴(Widrow-Hoff 규칙(델타규칙)이 유명)
→ 만일 계산된 출력값과 목표값간에 차이가 없으면 연결 가중치는 변경되지 않으며, 차이가 있으면 차이를 줄이는 방향으로 가중치를 변경.

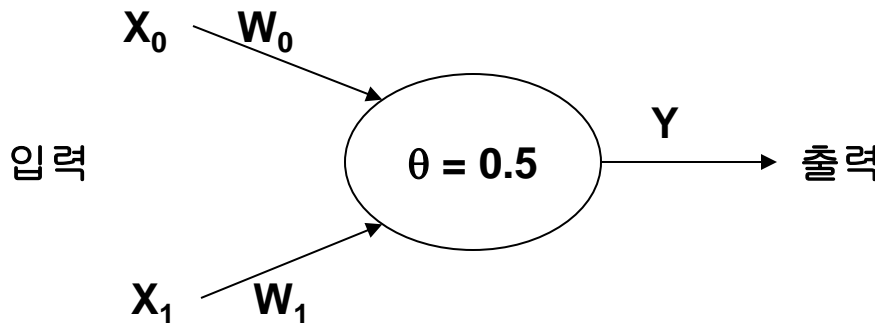
□ 학습단계

- 1단계. 가중치($W_i(0)$)와 임계치(θ)를 초기화.
- 2단계. 새로운 입력패턴(X_0, X_1, \dots)과 목표출력 패턴($d(t)$)을 제시
- 3단계. 하드리미터 함수를 사용하여 실제 출력값($y(t)$)을 계산

$$y(t) = f_h\left(\sum_{i=0}^{N-1} W_i(t) X_i(t) - \theta\right)$$

- 4단계. 가중치를 갱신 $W_i(t+1) = W_i + \alpha[d(t) - y(t)] \cdot X_i(t), (0 \leq i \leq N-1)$
- 5단계. 2단계로 분기하여 반복 수행

□ AND, XOR 예제



입력		출력		
X_0	X_1	AND	f	XOR
0	0	0	0	0
0	1	0	1	1
1	0	0	0	1
1	1	1	0	0

- 뉴런에 입력되는 가중치의 합이 임계치를 초과하면 1, 아니면 0
- AND

$$0 \times W_0 + 0 \times W_1 = 0 < 0.5$$

$$0 \times W_0 + 1 \times W_1 = W_1 < 0.5$$

$$1 \times W_0 + 0 \times W_1 = W_0 < 0.5$$

$$1 \times W_0 + 1 \times W_1 = W_0 + W_1 > 0.5$$

→ W_0, W_1 : 0.3 or 0.4

- **XOR의 경우**

$$0 \times W_0 + 0 \times W_1 = 0 < 0.5$$

$$0 \times W_0 + 1 \times W_1 = W_1 > 0.5$$

$$1 \times W_0 + 0 \times W_1 = W_0 > 0.5$$

$$1 \times W_0 + 1 \times W_1 = W_0 + W_1 < 0.5$$

→ 만족하는 W_0, W_1 는 존재하지 않음

→ 간단한 **XOR** 문제도 해결하지 못함

- 이러한 문제를 해결하기 위해서 **2개** 또는 **3개의 층(layer)**을 사용
- 다층 퍼셉트론: **3층** 퍼셉트론으로 어떤 문제도 해결가능
- 퍼셉트론은 다층 퍼셉트론 및 오류역전파 알고리즘의 기반 모델이 됨

다층 퍼셉트론 (Multi-Layer Perceptron)

- 입력층과 출력층 사이에 하나 이상의 은닉층을 가지는 전방향 신경 회로망
- 단층 퍼셉트론의 문제점을 해결 → 효과적인 학습 알고리즘이 없어서 **60-70년대** 사용되지 않았다.
- **80년대** 중반 오류 역전파(**EBP**)알고리즘 학습규칙(**Rumelhart**)
→ 일반화된 델타 규칙(**generalized delta rule**)
- 알고리즘 : 원하는 목표값(**d**)과 실제 출력값(**o**) 사이의 오차제곱합으로 정의된 비용함수(**cost function**) **E**의 값을 경사하강추적법(**gradient-descent method**)에 의해 최소화 하는 방향으로 학습

$$E = \sum_p E_p, \quad (E_p = \frac{1}{2} \sum_j (d_{pj} - o_{pj})^2)$$

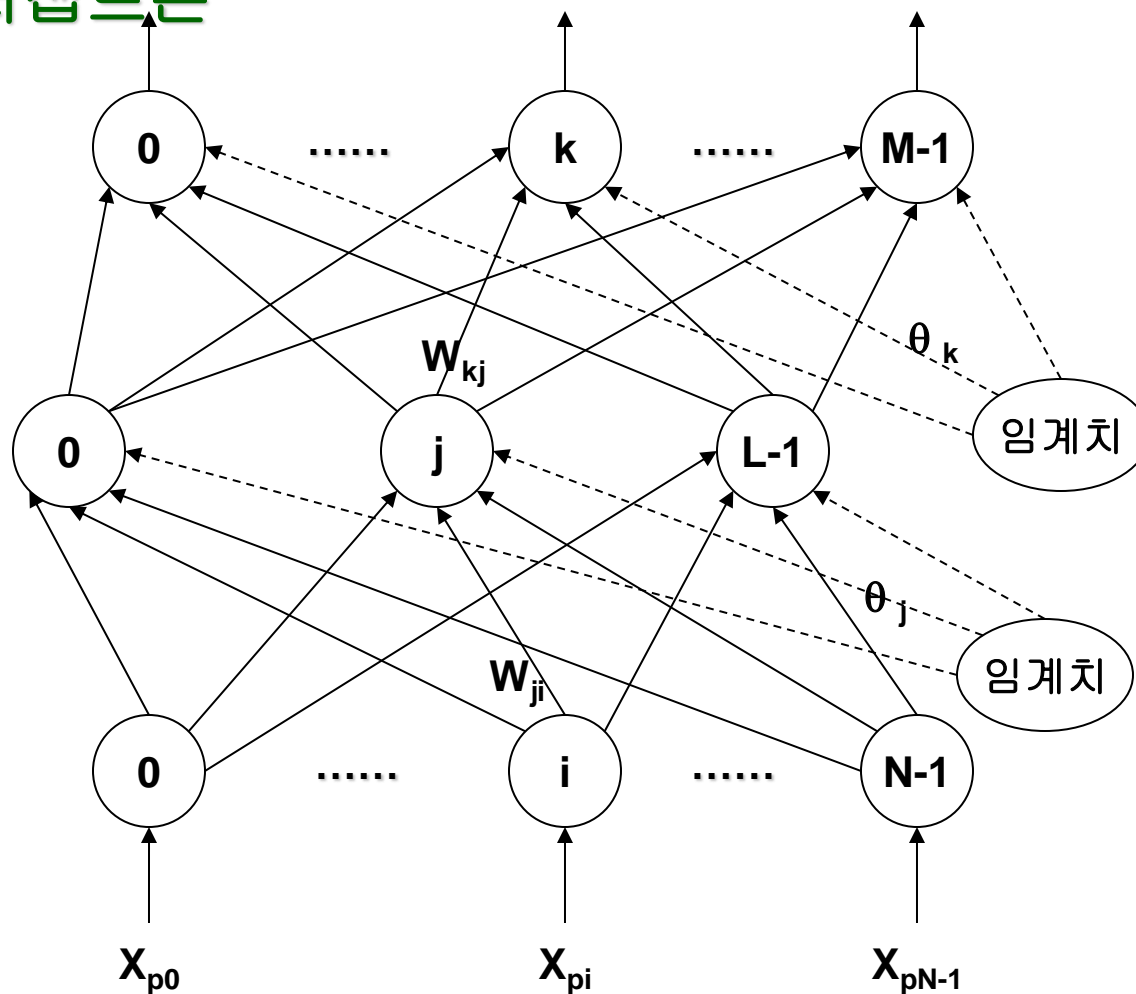
p: **p**번째 학습 패턴

E_p: **p**번째 패턴에 대한 오차

d_{pj}: **p**번째 패턴에 대한 **j**번째 요소

o_{pj}: 실제 출력의 **j**번째 요소

● 2층 퍼셉트론



□ 학습 규칙

활성화 함수: 시그모이드 함수

1단계. 가중치와 임계치를 초기화

2단계. 입력과 목표 출력을 제시

3단계. 제시된 입력벡터를 이용하여 은닉층 j번째 뉴런으로 입력값 계산

$$net_{pj} = \sum_{i=0}^{N-1} W_{ji} X_{pi} - \theta_j$$

4단계. 시그모이드 함수를 사용하여 은닉층의 출력(O_{pj})을 계산

5단계. 은닉층의 출력을 이용하여 출력층 뉴런 k로의 입력값을 계산

$$net_{pk} = \sum_{j=0}^{L-1} W_{kj} O_{pj} - \theta_k$$

6단계. 시그모이드 함수를 사용하여 출력층의 출력(O_{pk})을 계산

7단계. 입력패턴의 목표출력(d_{pk})과 실제 출력 (O_{pk}) 과의 오차값(δ_{pk})을 계산하고 출력층 오차합(E)을 학습패턴의 오차(E_p)로 누적 시킨다.

$$\delta_{pk} = (d_{pk} - O_{pk}) f'_k(net_{pk}) = (d_{pk} - O_{pk}) O_{pk} (1 - O_{pk})$$

$$E = E + E_p, \quad (E_p = \sum_{k=1}^{M-1} \delta_{pk}^2)$$

8단계. 출력층 오차값(δ_{pk})과 은닉층과 출력층의 가중치값(W_{kj})을 이용하여 은닉층의 오차(δ_{pj})를 계산한다.

$$\delta_{pj} = f_j'(net_{pj}) \sum_{k=0}^{M-1} \delta_{pk} W_{kj} = \sum_{k=0}^{M-1} \delta_{pk} W_{kj} O_{pj} (1 - O_{pj})$$

9단계. 4단계와 7단계에서 구한 은닉층 뉴런 j 의 출력값(O_{pj})과 출력층의 오차 값(δ_{pk})을 사용하여 출력층의 가중치(W_{kj})를 갱신한다(임계치도 조정)

$$W_{kj}(t+1) = W_{kj}(t) + \eta \delta_{pk} O_{pj}$$

$$\theta_k(t+1) = \theta_k(t) + \beta \delta_{pk}$$

10단계. 출력층에서와 마찬가지로 입력층과 은닉층의 가중치 값과 임계치 값을 갱신한다.

$$W_{ji}(t+1) = W_{ji}(t) + \eta \delta_{pj} X_{pi}$$

$$\theta_j(t+1) = \theta_j(t) + \beta \delta_{pj}$$

11단계. 모든 학습패턴에 대하여 전부 학습 할 때까지 2단계로 분기하여 반복 수행한다.

12단계. 출력층의 오차합 E 가 허용값 이하이거나 최대 반복회수보다 크면 종료, 그렇지 않으면 2단계로 가서 반복한다.

□ 오류역전파(error backpropagation) 개념

- 은닉층의 학습을 위해 출력층에서 발생한 오류를 이용하여 은닉층 오차 계산
- 다시 이 값을 입력층으로 역전파시켜 출력층의 오차가 원하는 수준이 될 때까지 반복

□ 실제 적용시 고려사항

- 최소평균제곱 비용함수의 국부 최적해를 위해 뉴런수를 증가
- 이득항(η , β)을 낮출 필요 있음
- 초기 가중치를 다르게 하여 여러 번 학습하는 방법

□ 문제점

- 상위층의 목표값과 실제 출력값 간의 오류를 하위층으로 역전파시키는 것은 생물학적으로 타당하지 않음 (목표를 알지 못함)
- 오류 수렴까지 많은 회수의 학습 반복

□ 지도학습에서 효율성 나타냄 → 보편적으로 많이 사용

경쟁학습 (Competitive Learning)

● 경쟁학습

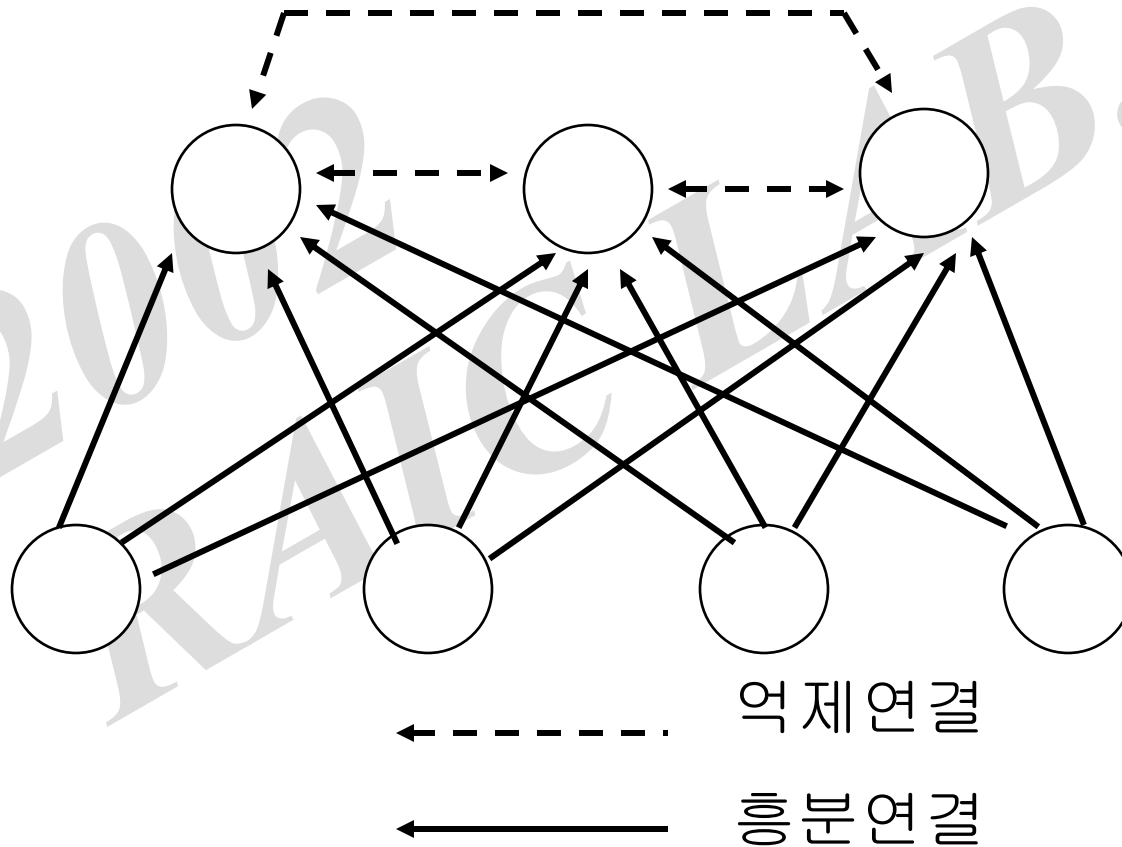
- 알고리즘 : 입력벡터들을 신경회로망에 계속적으로 제시하면서 자율적으로 연결가중치를 변경시키는 방법
- 단순하면서 하드웨어 구현 시 구조 간단

- 통계학의 **k-means** 군집화 알고리즘을 기초: 주어진 데이터를 **k**개의 클러스터로 어느 오차수준 이하로 구분될 때까지 반복 → 패턴분류

□ 단순 구조

- 한 개의 입력층과 한 개의 출력층
- 입력층과 출력층이 완전 연결
- 입력층과 출력층 뉴런사이엔 흥분적으로 연결
- 출력층의 뉴런들간에는 억제적으로 연결
- 출력뉴런들은 승자 뉴런이 되기 위해 경쟁하고 오직 승자만이 학습함

단순 경쟁학습 신경회로망의 구조

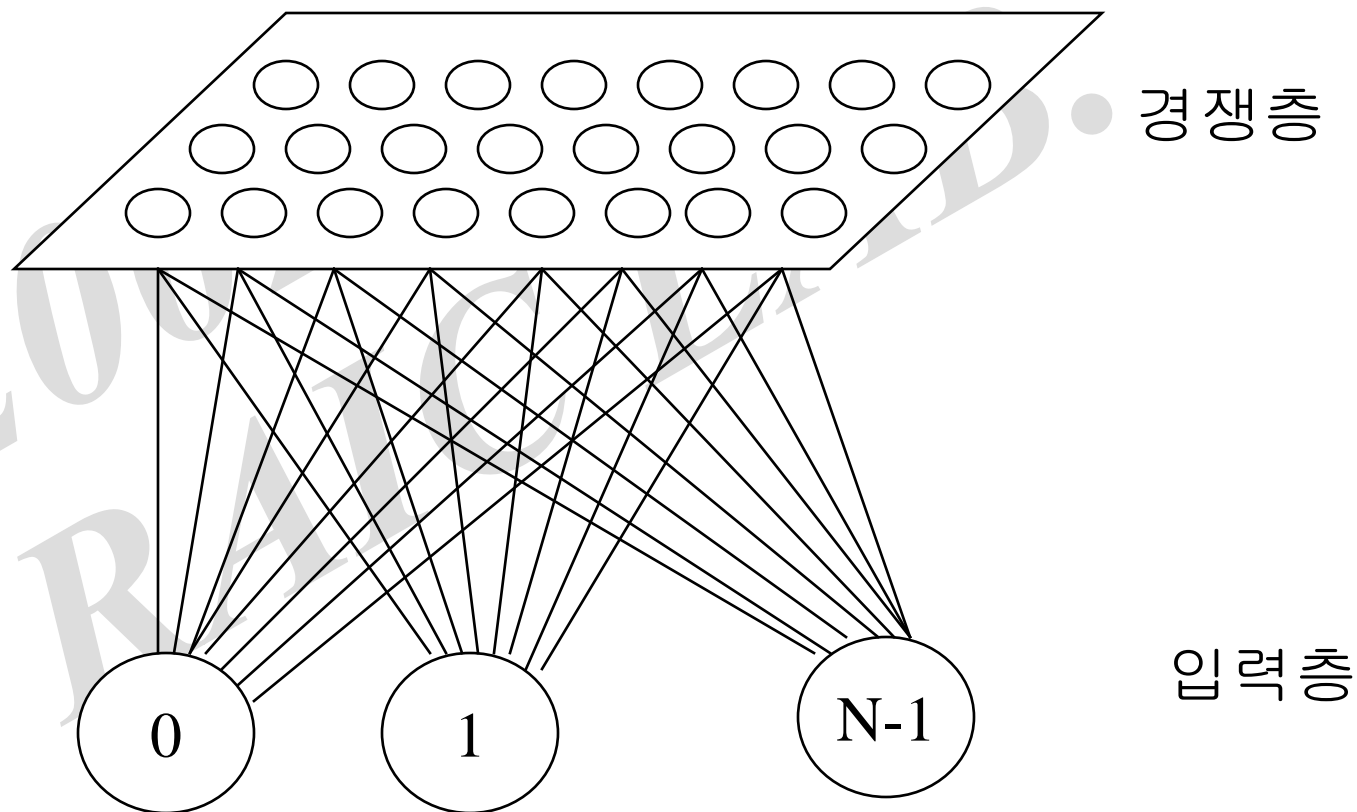


□ 초기 경쟁학습은 매번 승자뉴런만을 학습시키므로 초기 가중치벡터들의 분포에 따라 전혀 학습이 이루어지지 않은 출력뉴런들이 생기는 문제점

□ 자기조직화(self-organizing) 알고리즘

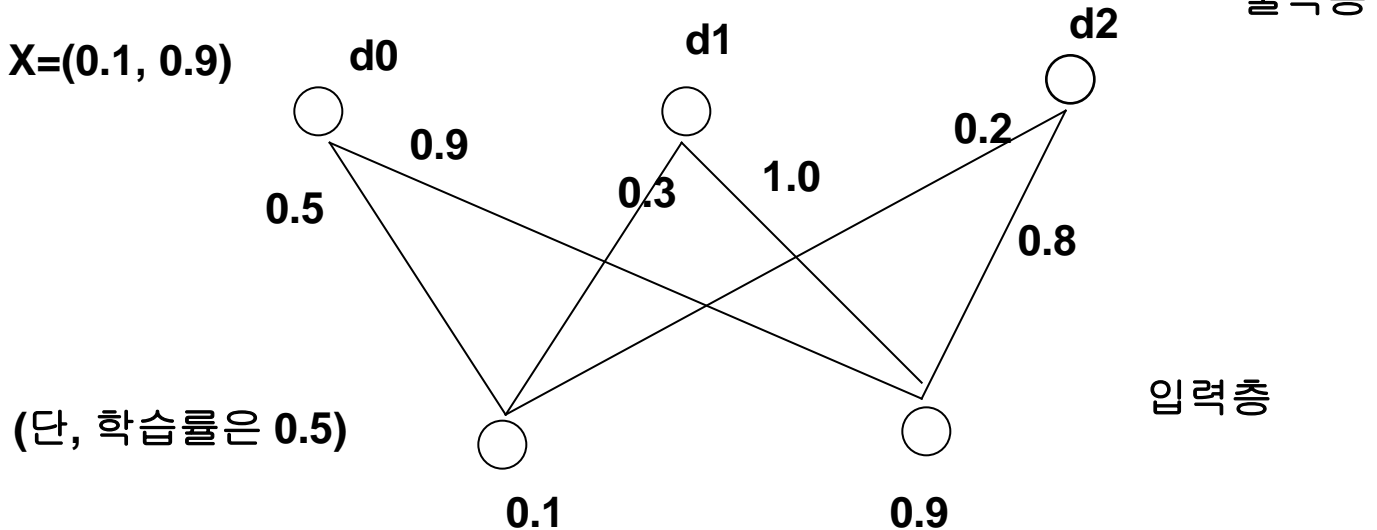
- 인접한 출력뉴런들은 비슷한 기능을 수행할 것이라는 예측(뇌의 위치에 따라 인지 종류가 다름)
- 기존의 경쟁학습을 개선하여 입력벡터와 가장 가까운 출력뉴런의 이웃뉴런들을 함께 학습 시키는 알고리즘
- 승자뉴런뿐만 아니라 위상적으로 이웃한 뉴런들도 함께 학습
- 학습규칙
 - 1단계. 연결가중치를 초기화
 - 2단계. 새로운 입력패턴을 입력뉴런에 제시한다.
 - 3단계. 입력벡터와 모든 출력뉴런들과의 거리(입력-가중치)를 계산
 - 4단계. 최소거리를 가지는 승자뉴런을 구한다.
 - 5단계. 그 승자뉴런과 이웃한 출력뉴런에 연결된 가중치들을 갱신한다.
 - 6단계. 2단계로 가서 새로운 입력벡터를 처리한다.
 - 7단계. 지정된 학습회수까지 2단계부터 6단계의 과정을 반복

자기조직화 (Self-Organizing Feature Map) 신경회로망



□ 예제

입력: $X=(0.1, 0.9)$



- $d_0 = (0.1-0.5)^2 + (0.9-0.9)^2 = 0.16$, $d_1 = 0.05$, $d_2 = 0.02$ (승자뉴런)
- d_2 의 연결 가중치 조정
 - $W_{02}(t+1) = 0.2 + 0.5(0.1 - 0.2) = 0.15$
 - $W_{12}(t+1) = 0.8 + 0.5(0.9 - 0.8) = 0.85$
 - 제시된 입력과 가장 유사한 출력뉴런의 가중치벡터가 입력을 향하여 이동

Self-Organizing Feature Map (SOM) algorithm

[단계 1] 연결강도를 초기화한다.

N개의 입력으로부터 M개의 출력 뉴런 사이의 연결강도를 임의의 값으로 초기화
초기의 이웃반경은 아래 그림에서와 같이 모든 뉴런들이 포함될 수 있도록 충분히
크게 잡았다가 점차로 줄어든다.

[단계 2] 새로운 입력벡터를 제시한다.

[단계 3] 입력벡터와 모든 뉴런들간의 거리를 계산한다.

입력과 출력 뉴런 j사이의 거리 d_j 는 (식 2)와 같이 계산한다.

$$d_j = \sum_{i=0}^{N-1} (X_i(t) - W_{ij}(t))^2 \quad (\text{식 2})$$

여기서 $x_i(t)$ 는 시각 t에서의 i번째 입력벡터이고,
 $w_{ij}(t)$ 는 시각 t에서의 i번째 입력벡터와 j번째 출력 뉴런 사이의 연결강도이다.

[단계 4] 최소 거리에 있는 출력 뉴런을 선택한다.

최소 거리 d_j 인 출력 뉴런 j^* 를 선택한다.

[단계 5] 뉴런 j^* 와 그 이웃들의 연결강도를 재조정한다.

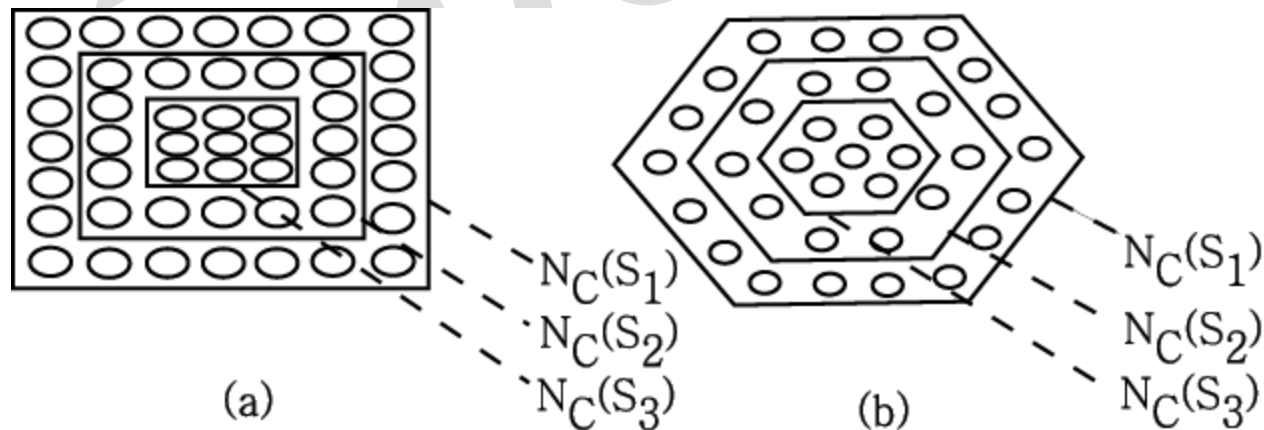
뉴런 j^* 와 그 이웃 반경내의 뉴런들의 연결강도를 다음식에 의해 재조정한다.

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \alpha(x_i(t) - w_{ji}(t)) \quad (\text{식 3})$$

여기서 j 는 j^* 의 이웃 반경내의 뉴런이고,
 i 는 0에서 $N-1$ 까지의 정수값이다.

α 는 0과 1사이의 값을 가지는 이득항(gain term)인데 시간이 경과함에 따라 점차 작아진다.

[단계 6] 단계 2로 가서 반복한다.



이웃반경의 크기 조정

ART 모델

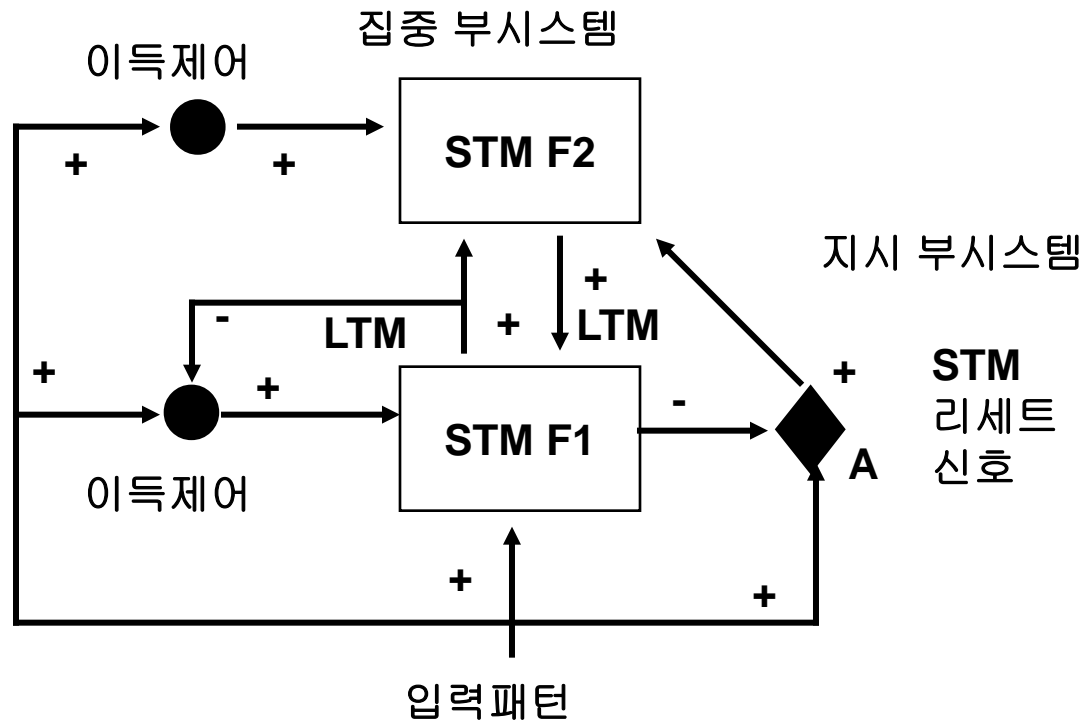
□ 적응 공명 이론(Adaptive Resonance Theory)

- 안정-적응(stability-plasticity)에 의한 자율 정규화
 - 중요한 사건에 대해서 이를 내부적으로 잘 표현(적응)
 - 중요치 않은 사건은 현재 학습된 내용에 손상을 주지않고 안정된(stable) 상태로 남는다
- 입력이 들어오면 기존의 학습된 지식과 유사한 지를 비교
 - 만일 비슷하면 새로운 입력을 기존의 학습된 내용과 결합시켜 학습된 지식을 수정하고,
 - 다르다면 입력패턴을 새로운 지식으로 받아들여서 기억장소에 저장하게 됨.

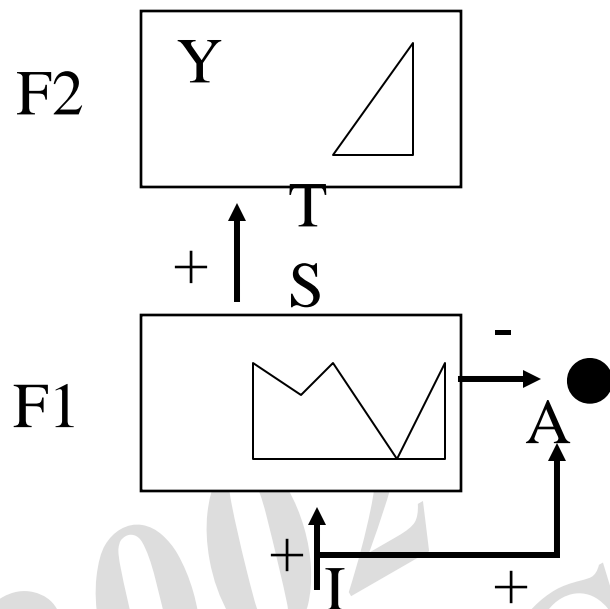
□구성

- 집중 부시스템(attentional subsystem): 이전에 학습된 사실과 비슷한 입력이 주어질 경우, 이에 대해 안정성있게 대응
- 지시 부시스템(orienting subsystem): 주어진 입력이 학습되어 있는 것인지 아닌지를 판별 → 아니면 집중 부시스템에 알려 새로운 사실 학습토록 함
- 이들 두 시스템에 의해 안정-적응 조절

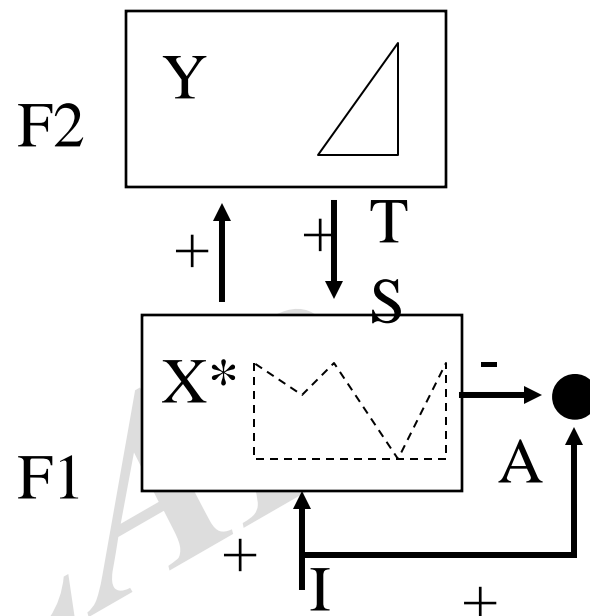
□ ART 시스템 구성도



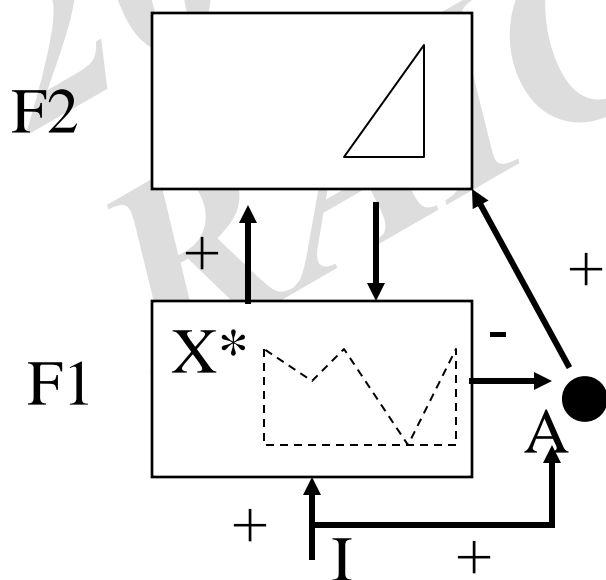
(a)



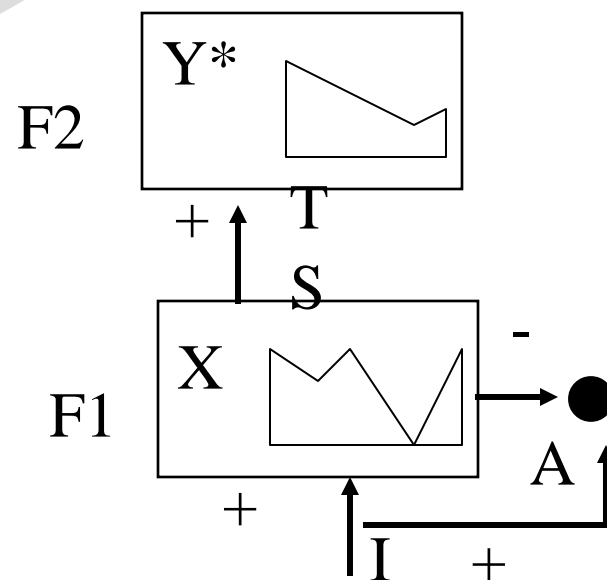
(b)



(c)



(d)



□ 학습 규칙

- 1단계. 신경회로망의 학습 요소들을 초기화
- 2단계. 새로운 입력을 제시
- 3단계. 매칭 점수를 계산
- 4단계. 입력패턴과 가장 잘 매칭이 되는 대표벡터를 선정
- 5단계. 유사도를 검사 → 유사도가 경계치를 넘으면 7단계, 아니면 6단계
- 6단계. 최상으로 매칭된 대표벡터를 억제 시킨 후 3단계로 분기
- 7단계. 최상으로 매칭된 대표벡터를 적응
- 8단계. 6단계에서 억제 시킨 뉴런들을 모두 복원시킨 후에 2단계로 분기하여 반복 수행

□ 임의의 순서의 패턴에 대해 실시간으로 인식코드를 자율 구성하는 특성

→ 인간의 학습구조를 가장 잘 모방

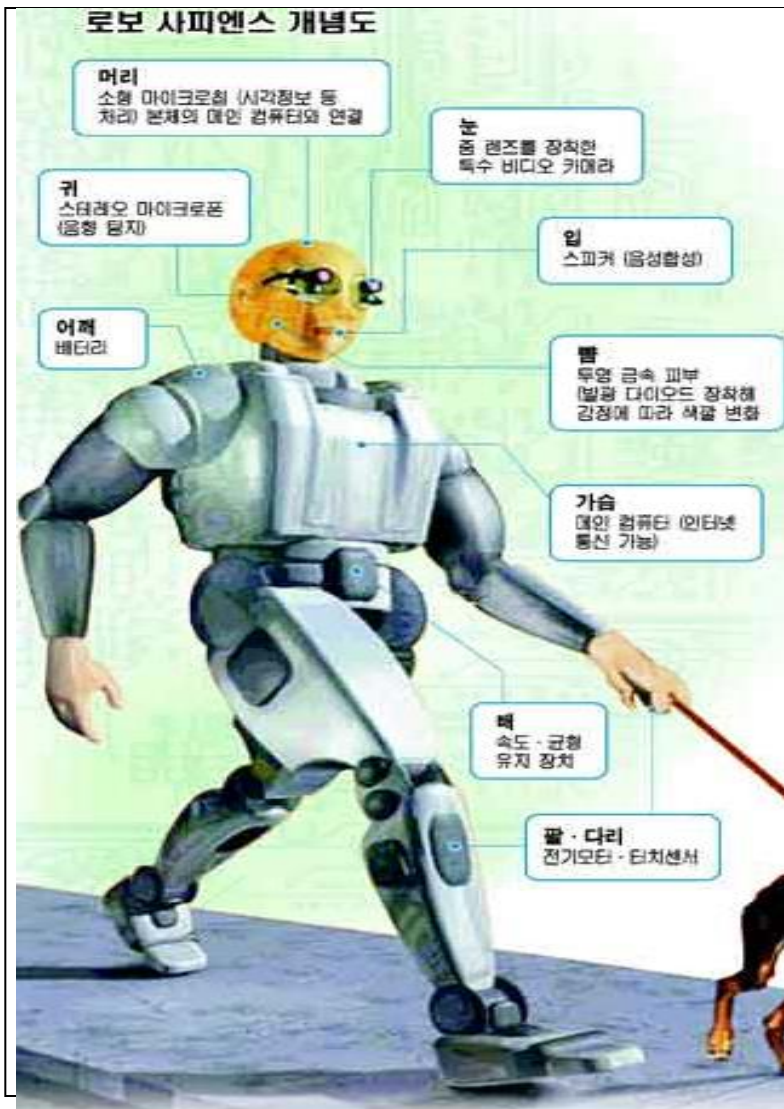
□ 구조 복잡 → 실제 문제에 적용이 어렵다.

신경회로망 응용

- 화상처리, 문자인식, 음성인식 등의 패턴인식에 많이 응용
- 패턴인식: 미리 알고 있는 사실과 자료에 따라 미지의 입력을 클래스별로 분류하는 기술
- 연상기억: 일부 유실 되거나 변형이 가하여진 자료로부터 완전한 정보를 추출하는 기술
- 최적화 문제: 기존의 디지털 컴퓨터로는 다차 함수 시간 안에 풀 수 없는 **NP**문제이다. 알고리즘적 한계가 있으므로 **Hopfield** 신경회로망이나 **Kohonen** 신경회로망 등을 사용하여 **TSP**문제, 그래프 색칠하기, 채널 경로배정 문제를 해결
- 최근에는 정보여과, 데이터 마이닝 등에 응용



A Short Break with NN Application to Robot



'아이 수준의 로봇' 출현 눈앞

공상과학(SF)영화에서나 볼 수 있었던 '인간을 닮은 로봇(Robot Sapiens)' 시대가 빠르게 다가오고 있다....

..... 일본 혼다자동차 로봇연구팀의 히로세 마사토는 "인공지능(AI) 기술의 발달로 유아 수준의 사고를 하고 스스로 움직이는 로봇이 몇년내 출현할 것" 이라고 말했다....

...정부의 지원을 받아 연구소를 설립한 AI 전문가 기타노 히로아키는 '피노'라는 로봇을 곧 공개할 계획이다. 피노는 인간의 사고체계를 모방한 신경망 회로를 가지고 있어, 학습을 통해 걷거나 다른 동작을 배운다.....

Joins.com, [정보통신, 주요뉴스]
2001.03.19 (월) 08:57