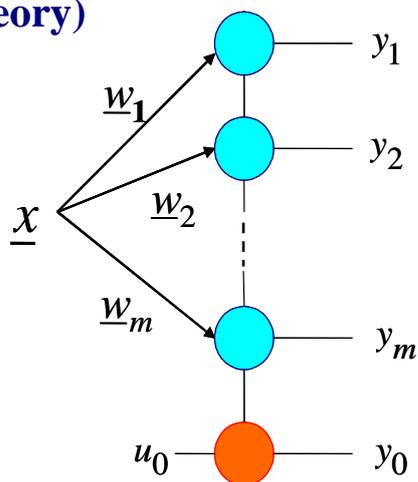


## Rede ART (Adaptive Resonance Theory) (modificada)

Condições iniciais:

$$u_0 = -r_0^2 \quad e$$

todos os neurônios  $w_i(0)$   
estão desativados



Obs: neurônio desativado não tem condição de ganhar a competição

### Neurônio $w_i$ desativado

(não tem condição de ganhar a competição) :

Não existe na rede (melhor)

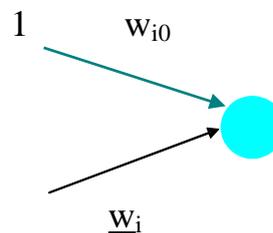
ou

$$|\vec{w}_i|^2 > \text{Max} |\vec{x}|^2 + r_0^2$$

ou

usar bias  $w_{i0} = -r_0^2$

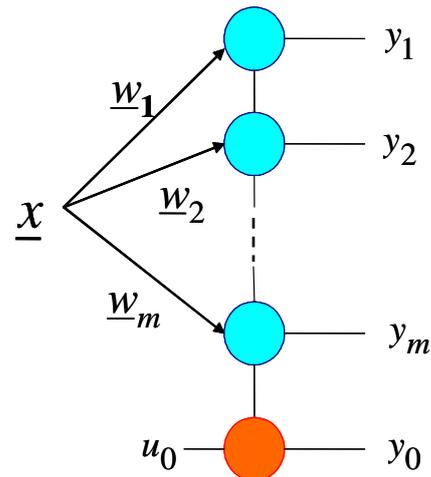
$$w_{i0} = \begin{cases} 0 & \text{neurônio ativo} \\ u_0 = -r_0^2 & \text{neurônio desativado} \end{cases}$$



Treinamento:

Apresentar entrada  $\underline{x}(n)$

Neurônio vencedor  $y_0$  ou  $y_i$



Se  $y_0(n) = 1$

Ativar um neurônio  $i$  desativado

$$\underline{w}_i(n) \text{ desativado} \Rightarrow \underline{w}_i(n+1) = \underline{x}(n)$$

$$\underline{w}_j(n+1) = \underline{w}_j(n) \quad \forall j \neq i$$

Se  $y_i(n) = 1$

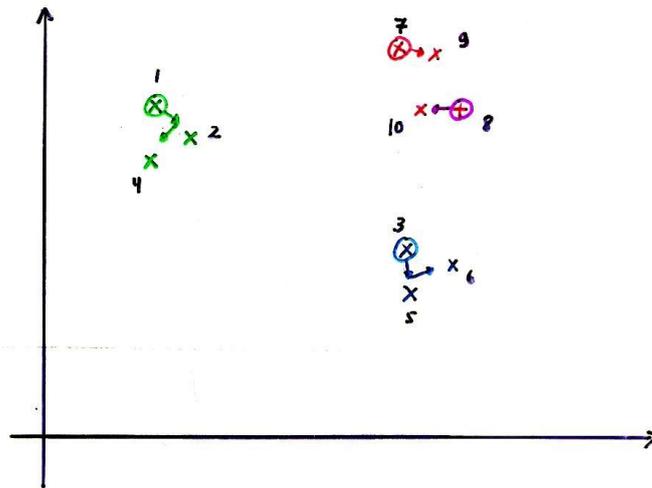
Treinar o neurônio vencedor,  $i$

$$\underline{w}_i(n+1) = \underline{w}_i(n) + \alpha [\underline{x}(n) - \underline{w}_i(n)]$$

$$\underline{w}_j(n+1) = \underline{w}_j(n) \quad \forall j \neq i$$

Plasticidade, Treinamento competitivo

## Treinamento ART



este processo garante que o valor inicial da sinapse está dentro do cluster. Não há clusters sem padrão, mas um cluster pode ter mais de um padrão representando-o

## Treinamento ART

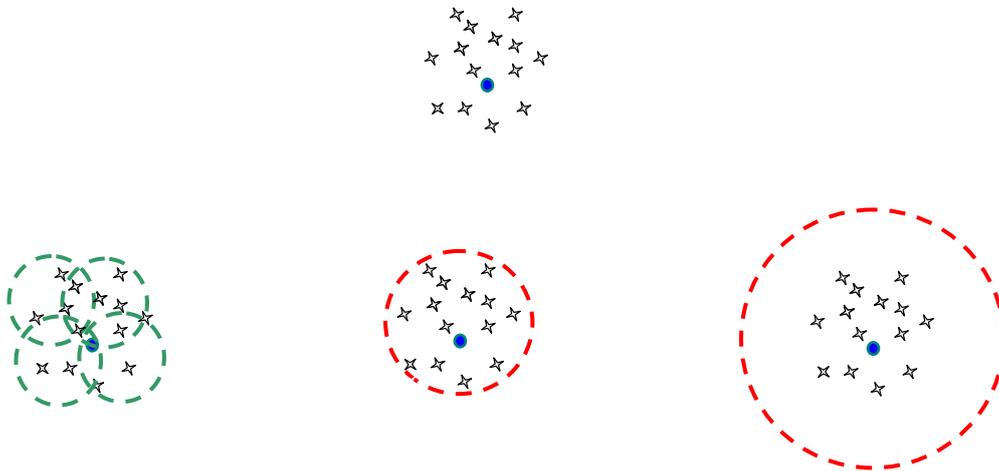
INPUT	EXEMPLARS AFTER EACH INPUT
C	C
E	C E
F	C E F
F	C E F
F	C E F F

Figure 11. An example of the behavior of the Carpenter Grossberg net for letter patterns. Binary input patterns on the left were applied sequentially starting with the upper "C" pattern. Exemplars formed by top-down connection weights after each input was presented are shown at the right.

**Ponto crítico: Granularidade, escolha de  $u_0 = -r_0$**

**muito pequeno: boa definição do domínio da classe,  
 mais de um neurônio por classe**

**muito grande: definição pobre do domínio da classe**



**A escolha de  $r_0$  é crítica e será detalhada posteriormente**

## ART

### Esquecimento

**pode ser usado na fase de operação e/ou na de treinamento.**

### Esquecimento (abrupto)

Se  $y_i = 0$  por N entradas consecutivas

Guarde a informação para o futuro como  
uma lembrança  $\underline{\mathbf{m}}_k$ ,  $\underline{\mathbf{m}}_k = \underline{\mathbf{w}}_i$  (opcional)

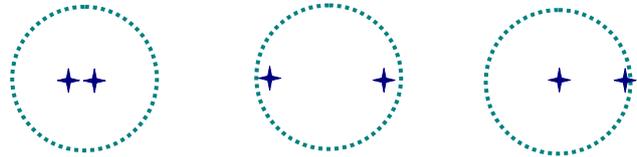
Desative o neurônio  $i$ ,  $\underline{\mathbf{w}}_i$

**Esquecer elimina padrões não mais usados, diminui o número de sinapses e reduz o trabalho computacional**

No treinamento o esquecimento pode ser usado para eliminar automaticamente padrões espúrios, porque inicialmente estes são muito pouco ativados.

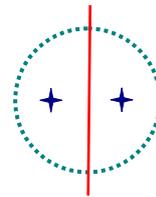
### Evolução de padrões múltiplos por classe

Posições iniciais



Posição final

(com ou sem consciência)



mas a evolução a partir da posição inicial assimétrica é mais lenta.

### Lembrança

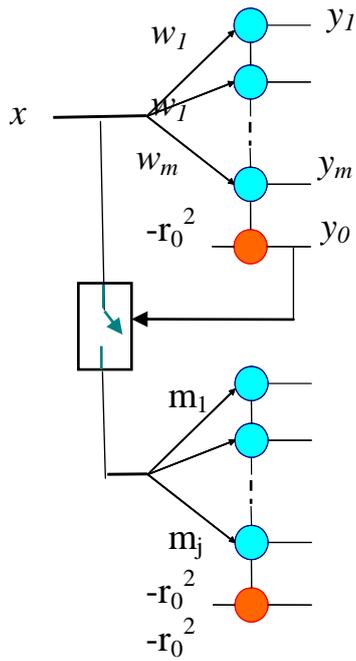
Se  $y_0 = 0$  Ativar neurônio, mas

Verifique se algum padrão  $\underline{\mathbf{m}}_k$  estocado serve

$$-|\underline{\mathbf{x}} - \underline{\mathbf{m}}_k|^2 > -\mathbf{r}_0^2 ?$$

sim = existe lembrança  $\underline{\mathbf{m}}_k$ , ative  $\underline{\mathbf{w}}_j = \underline{\mathbf{m}}_k$

não = não existe lembrança, ative  $\underline{\mathbf{w}}_j = \underline{\mathbf{x}}$



**Memória Principal**

**Lembranças**

### Esquecimento / Lembrança graduais

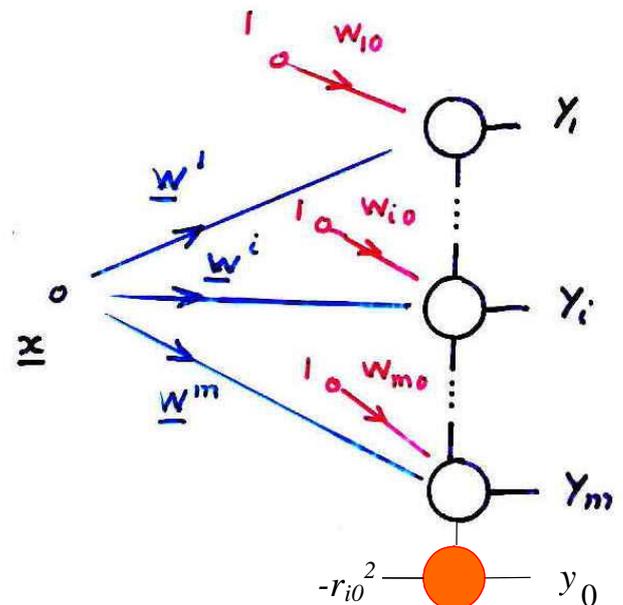
funciona como uma “consciência invertida”, neurônios pouco ativados vão tendo sua possibilidade de vencer reduzida e os muito ativados aumentada.

É adicionado um bias  $w_{i0}$  á cada neurônio, que representará um “handicap” para o(s) neurônio(s) pouco ativados e uma vantagem para os muito ativados

Isto que corresponde a alterar o raio de vigilância do neurônio para  $r_{i0}$

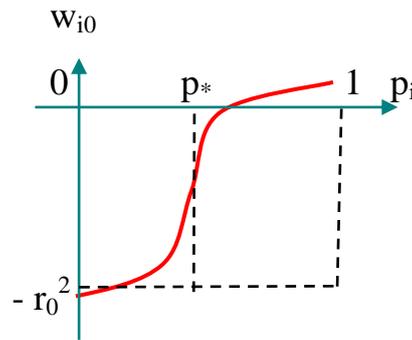
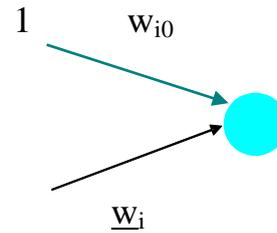
$$r_{i0}^2 = r_0^2 + w_{i0}$$

$w_{i0} < 0$  reduz o raio,  $w_{i0} > 0$  aumenta o raio



$w_{i0}$  deve variar segundo uma sigmóide em função do percentual de ativações (vitórias) do neurônio  $i$

$$w_{i0} = a + btgh [c(p_i - p_*)]$$



ainda necessita maior desenvolvimento

## Comparação **BP** vs **ART / Kohonen**

Velocidade de treinamento

**ART / BP**

Mínimos locais

**ART**

Velocidade de operação

**ART / BP**

Plasticidade

**ART**

Precisão

**Classes esféricas**

**ART**

**Caso geral**

**BP**