# REDES AUTO-ORGANIZÁVEIS SELF-ORGANIING MAP (SOM)

#### APRENDIZADO COMPETITIVO

• Os algoritmos de aprendizado não-supervisionado são geralmente baseados em uma forma de competição entre os neurônios. O método mais comum é chamado **aprendizado competitivo**.

#### **APRENDIZADO COMPETITIVO**

 aprendizado competitivo é uma forma de aprendizado que divide o conjunto de padrões de entrada em grupos inerentes aos dados. Em sua forma mais simples - Winner-Take-All

## APRENDIZADO COMPETITIVO

#### Características Básicas

- Regra de Propagação  $y_j = \mathbf{X}\mathbf{W}_j$
- Função de ativação: degrau (para o neurônio vencedor)
- Topologia: uma única camada de processadores
- Algoritmo de aprendizado: não-supervisionado  $\Delta w_{ij}$ = $\alpha(x_i$ - $w_{ij})$
- Valores de entrada: binário/continuo

OBS.: Regras de Propagação também pode ser

$$y_j = ||x(n) - w_j||, \quad j = 1, 2,...,I$$

#### **APRENDIZADO COMPETITIVO**

#### **Funcionamento**

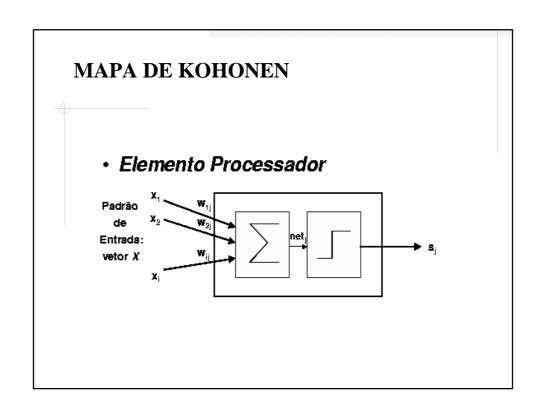
- Os vetores  $\mathbf{X}$  e  $\mathbf{W}_{\mathrm{i}}$  devem ser normalizados;
- Somente o neurônio vencedor é ativado (neurônio com maior valor y)

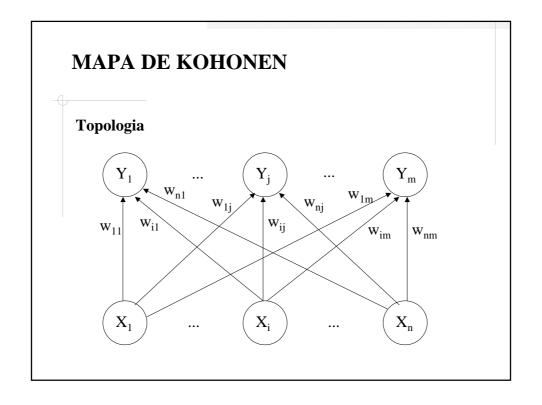
$$s_j = 1 \text{ se } y_j > y_k, \forall j \neq k$$

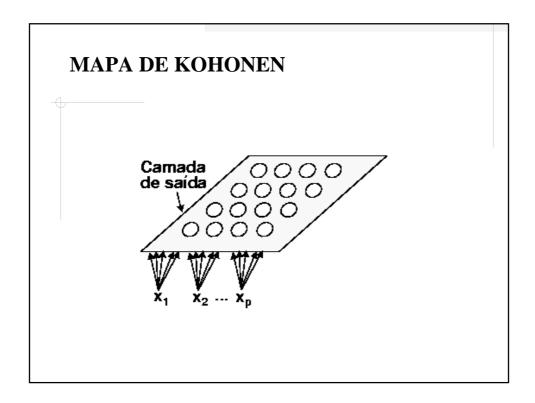
- $s_i = 0$  caso contrario
- Somente os pesos do neurônio vencedor e seus vizinhos predefinidos são atualizados.

#### APRENDIZADO COMPETITIVO

- Não existe conhecimento a respeito da classe a que o padrão pertence;
- Aprendizado depende das entradas e de suas densidades de probabilidade;
- Precisa de um grande conjunto de dados redundância para adquirir conhecimento das propriedades estatísticas dos padrões;
- Dependência do histórico de apresentação dos padrões







Dada uma amostra  $\mathbf{X}$  do espaço de entrada representando um padrão de ativação aplicado à rede, três processos estarão envolvidos na formação do mapa auto-organizável:

Competição

Cooperação

Adaptação Sináptica

Competição: Para cada padrão de entrada, os neurônios na rede computam seus respectivos valores de uma função discriminante. Esta função discriminante fornece a base para a competição entre os neurônios e aquele que melhor-equivale ao valor da função discriminante é declarado o neurônio vencedor.

#### MAPA DE KOHONEN

*Cooperação:* O neurônio vencedor determina a localização espacial de uma vizinhança topológica de neurônios excitados, fornecendo assim a base para a cooperação entre neurônios vizinhos.

Adaptação Sináptica: Este último mecanismo permite aos neurônios excitados incrementar seus valores individuais da função discriminante em relação ao padrão de entrada através de ajustes adequados aplicados à seus pesos sinápticos.

#### MAPA DE KOHONEN

Adaptação Sináptica (cont.): Este ajuste é feito de tal maneira que a resposta do neurônio vencedor à uma subsequente aplicação de um padrão similar é desenvolvido, e pode ser alcançado através da fórmula

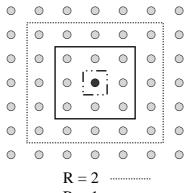
$$w_j(n+1) = w_j(n) + \eta(n)h_{j,i(x)}(n)(x(n)-w_j(n))$$

onde  $\eta(n)$  é um parâmetro de taxa de aprendizado, e  $h_{j,i(x)}(n)$  uma função de vizinhança em torno de um neurônio vencedor.

Assim, após repetidas apresentações de dados de treinamento, os pesos sinápticos tendem a seguir a distribuição do vetor de entrada devido à esta atualização da vizinhança. O algoritmo portanto leva a uma ordenação topológica do mapa de característica em relação ao espaço de entrada, no sentido que os neurônios adjacentes terão vetores de pesos similares.



Função de Vizinhança

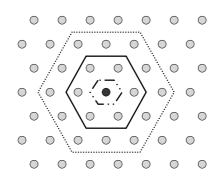


R = 1  $\longrightarrow$ 

R = 0  $-\cdots -\cdots$ 

Vizinhança de grade retangular

Função de Vizinhança



R = 2 .....

R = 1

 $R = 0 - \cdots - \cdots$ 

Vizinhança de grade Hexagonal

## MAPA DE KOHONEN

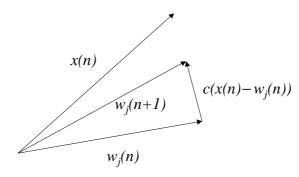
## Analise qualitativa 1:

$$w_{j}(n+1) = w_{j}(n) + \eta(n)h_{j,i(x)}(n)(x(n) - w_{j}(n))$$

- Se  $x_i(n) > w_{ij}(n)$ ,  $w_{ij}(n+1) = w_j(n) + valor positivo$ Entao, valor do  $w_{ij}$  cresce.
- Se  $x_i(n) < w_{ij}(n)$ ,  $w_{ij}(n+1) = w_j(n) + valor$  negativo Entao, valor do  $w_{ij}$  diminue.
- Portanto,  $w_{ij}$  aproxima  $x_i$



$$w_j(n+1) = w_j(n) + \eta(n)h_{j,i(x)}(n)(x(n)-w_j(n))$$



#### MAPA DE KOHONEN - ALGORITMO

Passo 0: Inicialize os pesos  $w_{ij}$ , inicialize os parâmetros de vizinhança; inicialize os parâmetros de taxa de aprendizagem

Passo 1: Enquanto a condição de termina é falsa, faça passos 2-8

Passo 2: Para cada vetor de entrada x, faça passos 3-5

Passo 3: Para cada j, calcula função discriminante;

Passo 4: Encontra a índice J tal que D(J) é a mínima;

Passo 5: Para todos unidades j em uma vizinhança especifica do J, e para todos i:

$$w_{ij}(\text{new}) = w_{ij}(\text{old}) + \alpha[x_i - w_{ij}(\text{old})]$$

Passo 6: Atualiza a taxa de aprendizagem;

Passo 7: Reduz região de vizinhança no tempo especifico;

Passo 8: Testa a condição de termina.

#### **Exemplo:**

Usa o SOM para clusteriza 4 vetores:

$$(1, 1, 0, 0), (0, 0, 0, 1), (1, 0, 0, 0) e (0, 0, 1, 1)$$

Suponhamos que o numero máximo de clusters podem ser

formados são m=2 e a taxa de aprendizagem é  $\alpha(0)=0.6$ 

$$\alpha(t+1) = 0.5 \alpha(t)$$

#### MAPA DE KOHONEN

Passo 0: Raio inicial R = 0, taxa de aprendizagem inicial

$$\alpha(0) = 0.6$$

Inicialize a matriz de pesos,

 $[0.2 \ 0.8]$ 

0.6 0.4

0.5 0.7

0.9 0.3

Passo 1: Começa o treinamento

Passo 2: Para o primeiro vetor (1, 1, 0, 0), faça Passos 3-5

Passo 3: 
$$D(1) = (0.2-1)^2 + (0.6-1)^2 + (0.5-0)^2 + (0.9-0)^2 =$$

1.86

$$D(2) = (0.8-1)^2 + (0.4-1)^2 + (0.7-0)^2 + (0.3-0)^2 = 0.98$$

Passo 4: O vetor de entrada é mais aproximo o nó 2.

Então, J=2

Passo 5: Os pesos da unidade vencedor é atualizados:

$$w_{i2}$$
 (new) =  $w_{i2}$ (old) + 0.6[ $x_i$ - $w_{i2}$ (old)]

Isso dá a mattoz2de pe90s:

0.6 0.76

0.5 0.28

0.9 0.12

#### MAPA DE KOHONEN

Passo 2: Para o segundo vetor (0, 0, 0, 1), faça Passos 3-5

Passo 3: 
$$D(1) = (0.2-0)^2 + (0.6-0)^2 (0.5-0)^2 (0.9-1)^2 = 0.66$$

$$D(2) = (0.92-0)^2 + (0.76-0)^2 + (0.28-0)^2 + (0.12-1)^2 = 2.2768$$

Passo 4: O vetor de entrada é mais aproximo a unidade 1.

Então, J = 1

Passo 5: Atualiza a primeira coluna da matriz de pesos:

 $[0.08 \ 0.92]$ 

0.24 0.76

0.20 0.28

0.96 0.12

Passo 2: Para o terceiro vetor (1, 0, 0, 0), faça passos 3-5

Passo 3: 
$$D(1) = (0.08-1)^2 + (0.24-0)^2 + (0.20-0)^2 + (0.96-0)^2 = 1.8656$$

$$D(2) = (0.92-1)^2 + (0.76-0)^2 + (0.28-0)^2 + (0.12-0)^2 = 0.6768$$

Passo 4: O vetor de entrada é mais aproximo a unidade 2.

Então, J = 2

Passo 5: Atualiza a segunda coluna da matriz de pesos:

 $[0.08 \ 0.968]$ 

0.24 0.304

0.20 0.112

0.96 0.048

#### MAPA DE KOHONEN

Passo 2: Para o quarto vetor (0, 0, 1, 1), faça Passos 3-5

Passo 3: 
$$D(1) = (0.08-0)^2 + (0.24-0)^2 + (0.20-1)^2 + (0.96-1)^2 = 0.7056$$

$$D(2) = (0.968-0)^2 + (0.304-0)^2 + (0.112-1)^2 + (0.048-1)^2$$

= 2.724

Passo 4: O vetor de entrada é mais aproximo a unidade 1.

Então, J = 1

Passo 5: Atualiza a primeira coluna da matriz de pesos:

 $[0.032 \ 0.968]$ 

0.096 0.304

0.680 0.112

0.984 0.048

Passo 6: Reduz a taxa de aprendizagem  $\alpha = 0.5*(0.6) = 0.3$ Agora a equação para atualizar os pesos é

$$w_{ij}$$
 (new) =  $w_{ij}$ (old) + 0.3[ $x_i$ - $w_{ij}$ (old)]

A matriz de pesos após a segunda época de treinamento é

0.016 0.980 0.047 0.360 0.630 0.055 0.999 0.024

. . . . . .

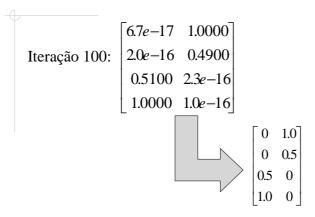
#### MAPA DE KOHONEN

O resultado de 100 iterações (épocas) são (a taxa de aprendizagem diminui de 0.6 para 0.01):

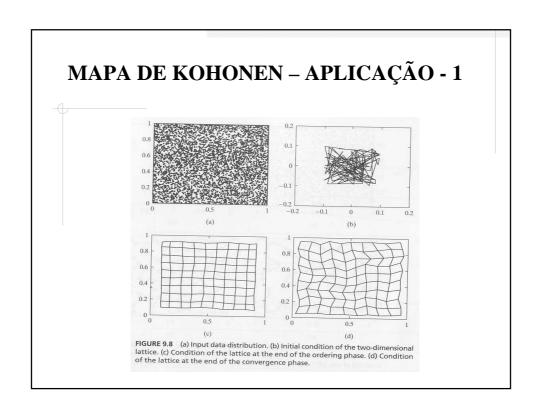
T. ~ 0	0.2	0.8	T. ~ 1	0.032	0.968
Iteração 0	0.6	0.4	Iteração 1	0.096	0.304
	0.5	0.7		0.680	0.112
	0.9	0.3		0.984	0.048

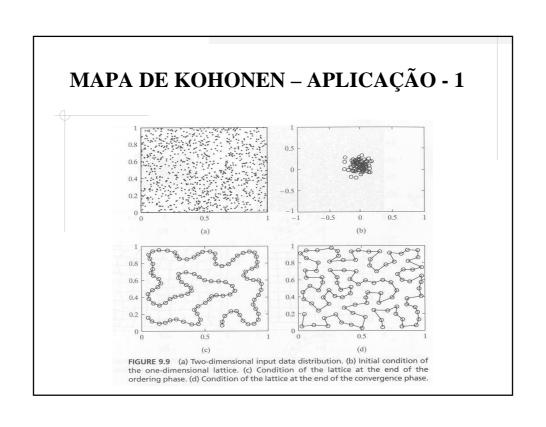
Iteração 10 
$$\begin{bmatrix} 1.5e-7 & 1.0000 \\ 4.6e-7 & 0.3700 \\ 0.6300 & 5.4e-7 \\ 1.0000 & 2.3e-7 \end{bmatrix}$$
 Iteração 50 
$$\begin{bmatrix} 1.9e-19 & 1.0000 \\ 5.7e-15 & 0.4700 \\ 0.5300 & 6.6e-15 \\ 1.0000 & 2.8e-15 \end{bmatrix}$$

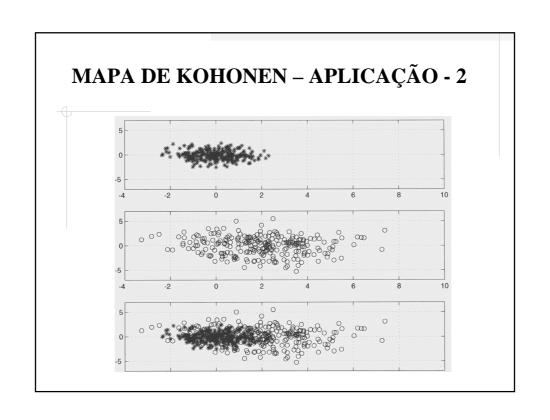
#### MAPA DE KOHONEN

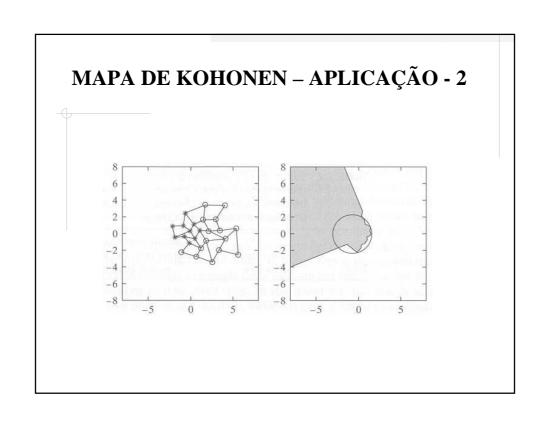


A primeira coluna representa a media de dois vetores que são colocados na cluster 1 e a segunda coluna representa a media de dois vetores que são colocados na cluster 2

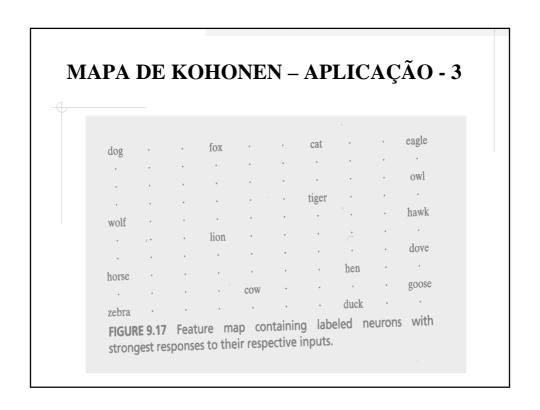




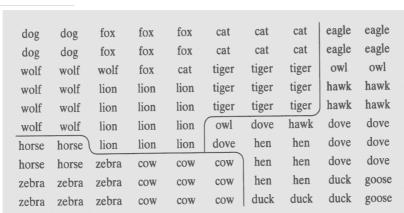




	PA D	L	V.	U	1	JN	L	N	_ /	Al	<b>L</b>	10	A	Ų.	A	<i>)</i> .	. 3	
TABLE 9	).3 Anima	I Mai	20.05	and '	Thoi	· A++	ribut	.05									_	
IADLE 3	- Anima		ines	anu		Att												
Animal		Dove	Hen	Duck	Goose	Owl	Hawk	Eagle	Fox	Dog	Wolf	Cat	Tiger	Lion	Horse	Zebra	Cow	
	small	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	
is	medium big	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	
	2 legs	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	4 legs	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	
has	hair	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	
1100	hooves	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	. 1	1	1	
	feathers	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1 0	0	
	hunt	0	0	0	0	1	1	1	1	0	1	1	1	1	0	0	-0	
likes	run	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	1	1	1	1	0	
to	fly	1	0	0	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	swim	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	



## MAPA DE KOHONEN – APLICAÇÃO - 3



**FIGURE 9.18** Semantic map obtained through the use of simulated electrode penetration mapping. The map is divided into three regions representing: birds, peaceful species, and hunters.