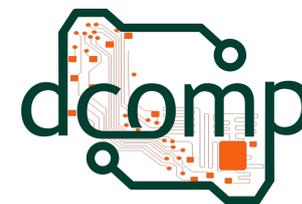




Universidade Federal do Espírito Santo
Centro de Ciências Agrárias – CCA UFES
Departamento de Computação



Mapas Auto-Organizáveis de Kohonen – SOM

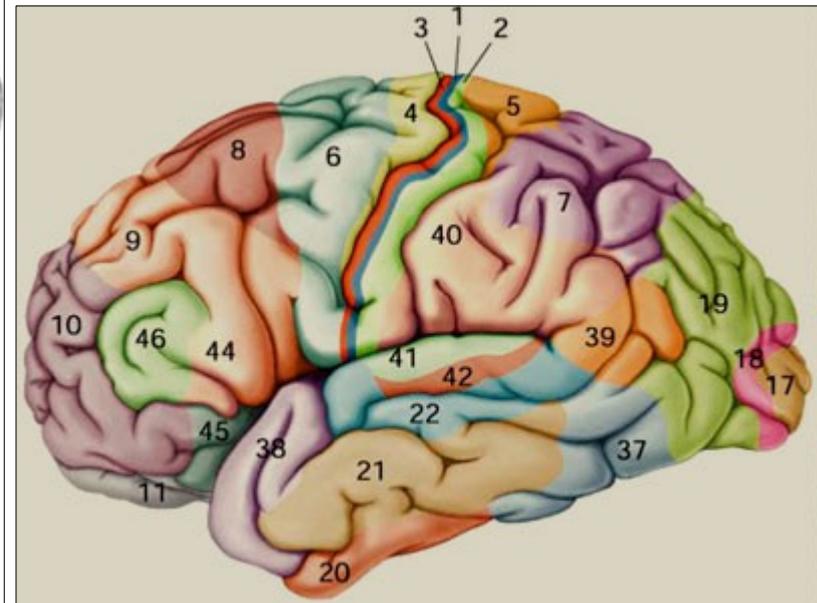
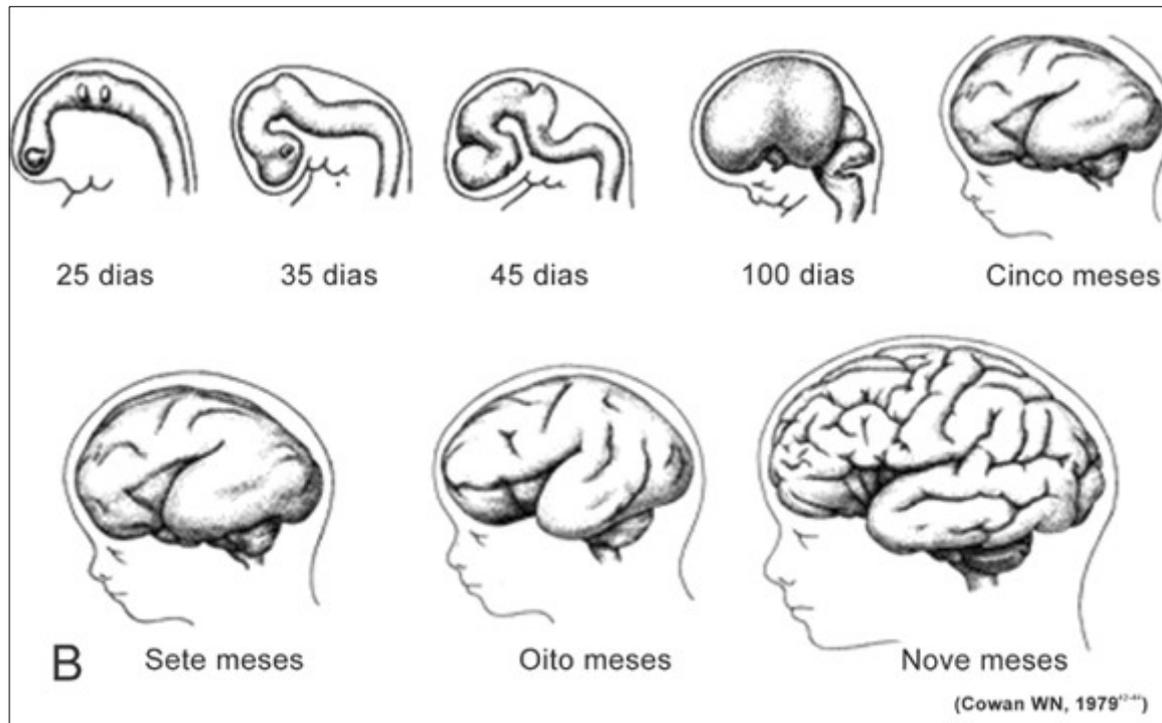
Redes Neurais Artificiais

Site: <http://jeiks.net>

E-mail: jacsonrcsilva@gmail.com

Cérebro humano

- Entradas sensoriais (motora, visual, auditiva, etc.) são *mapeadas* por áreas correspondentes do córtex cerebral de forma *ordenada*.
- Os mapas computacionais fornecem como propriedades:
 - Na apresentação de estímulos, a informação incidente é mantida em seu próprio contexto;
 - Neurônios que lidam com informações relacionadas estão próximos entre si, podendo interagir com conexões sinápticas curtas.



Mapas Auto-Organizáveis de Kohonen

- Fazem parte de um grupo de redes neurais chamado de:
 - Redes baseadas em modelos de competição, ou
 - Redes competitivas.
- Combinam competição com uma forma de aprendizagem para fazer os ajustes de seus pesos.
- Utilizam treinamento não supervisionado,
 - A rede busca encontrar similaridades baseando-se apenas nos padrões de entrada.
- Principal objetivo dos SOM de Kohonen:
 - Agrupar os dados de entrada que são semelhantes entre si formando classes ou agrupamentos denominados *clusters*.

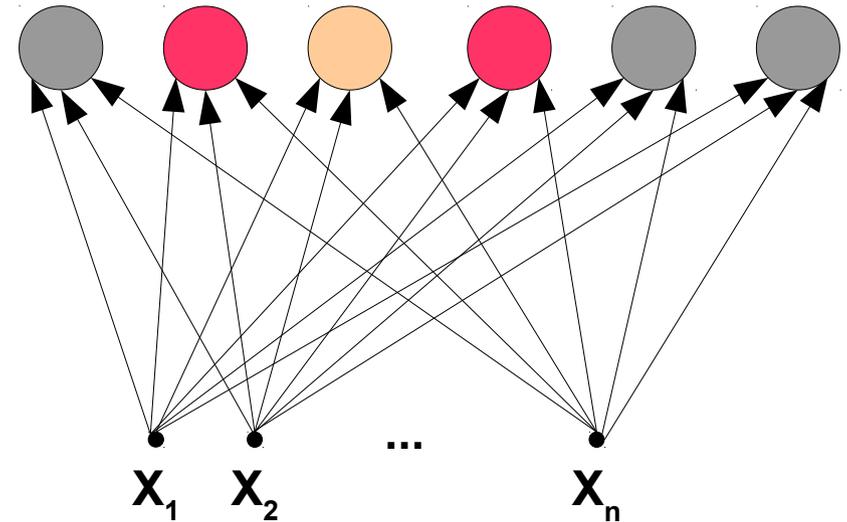
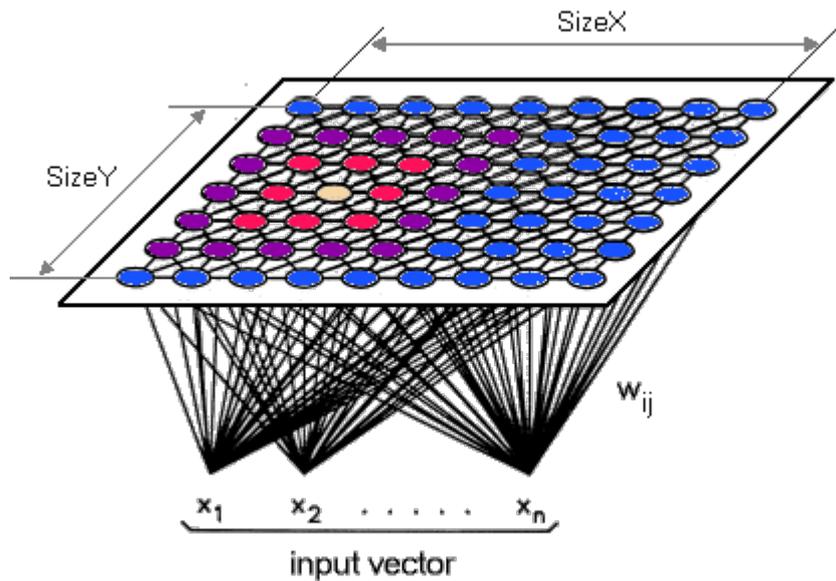
Mapas Auto-Organizáveis de Kohonen

- Em uma rede classificadora:
 - Há uma unidade de entrada para cada componente do vetor de entrada.
 - Cada unidade de saída representa um *cluster*.
(limitação da quantidade de *clusters* pelo número de saídas).
 - Durante o treinamento,
 - A rede determina a unidade de saída que melhor responde ao vetor de entrada;
 - O vetor de pesos para a unidade vencedora é ajustado de acordo com o algoritmo de treinamento.
- No processo de auto-organização, ocorre a relação de vizinhança entre os neurônios:
 - A unidade (neurônio) do *cluster* cujo vetor de pesos mais se aproxima do vetor dos padrões de entrada é escolhida como sendo a “vencedora”.
 - A unidade vencedora e suas unidades vizinhas têm seus pesos atualizados segundo uma regra.

Mapas Auto-Organizáveis de Kohonen

- Os neurônios são colocados em nós de uma *grade*.
- Os neurônios tornam-se *seletivamente sintonizados* a vários padrões de entrada.
- Cada padrão de entrada é um *estímulo*.
- A *localização* dos neurônios sintonizados (*vencedores*) tornam-se ordenadas entre si,
 - Criando um *sistema de coordenadas* para diferentes *características* de entrada.
 - Sistema de coordenadas é criado sobre a *grade*.
- Este sistema caracteriza-se então pela formação de um *mapa topográfico* dos padrões de entrada.
- As *localizações espaciais* dos neurônios da grade são *indicativas* das *características* estatísticas contidas nos padrões de entrada.

Arquiteturas



- As imagens apresentam uma vizinhança bidimensional e unidimensional. Mas podem existir dimensões mais elevadas.
- Dada a dimensão, a quantidade de unidades ou neurônios de saída:
 - Pode ser arbitrada e mantida fixa, ou
 - Pode ser definida automaticamente pelo algoritmo de treinamento.
- A quantidade de elementos de entrada depende do banco de dados a ser utilizado no treinamento da rede.
- O *grid* de saída pode ser de várias dimensões, com quantidade de elementos variável.

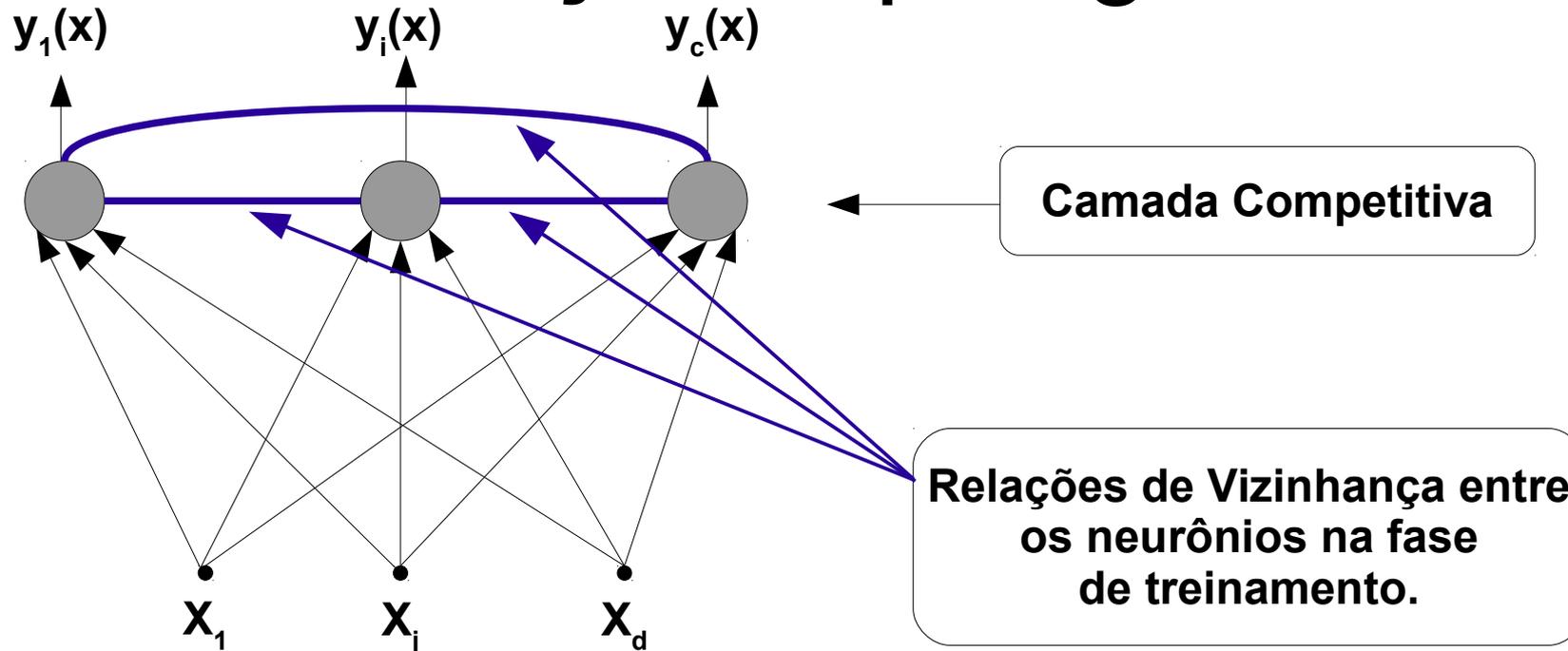
O Mapa Auto-Organizável

- Inicialmente, atribui-se valores aleatórios pequenos aos pesos sinápticos da grade.
 - Assim, nenhuma organização prévia é importa ao mapa de características.
- Após isso, há três processos para a formação do mapa auto-organizável:
 - Competição:
 - Para cada neurônio de entrada, os neurônios da grade calculam seus valores de uma função discriminante e competem entre si. O maior valor vence;
 - Cooperação:
 - O neurônio vencedor determina a localização espacial de uma vizinhança e coopera com seus vizinhos;
 - Adaptação Sináptica:
 - O neurônio excitado aumenta seus valores individuais da função discriminante em relação à entrada com ajustes em seus pesos sinápticos.

Formação do Mapa Auto-Organizável

- 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*.
- 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. .

Relação Topológica



- Cada neurônio i da camada competitiva tem um vetor de pesos \underline{W}_i que tem a mesma dimensão que a entrada \underline{X} .
- Dimensão:
 - A) Da entrada \underline{X} e pelos pesos \underline{W}_i :
 $\dim(\underline{X}) = \dim \underline{W}_i = d$.
 - B) Do mapa:
 - 1-D: largura;
 - 2-D: largura x comprimento
 - 3-D: largura x comprimento x altura.

Processo Competitivo

- Apresenta-se um estímulo (padrão de entrada):
 - Ocorre a determinação do vencedor i^* na camada competitiva.
 - Para isso, deve haver um critério de semelhança entre o estímulo \underline{x} e o peso \underline{W}_i do neurônio i .
Lembrando-se que é a semelhança entre dois vetores da mesma dimensão.
- A determinação da diferença/semelhança entre os vetores pode ser:
 - a) Pelo Ângulo; ou
 - b) Pela Distância Euclidiana.

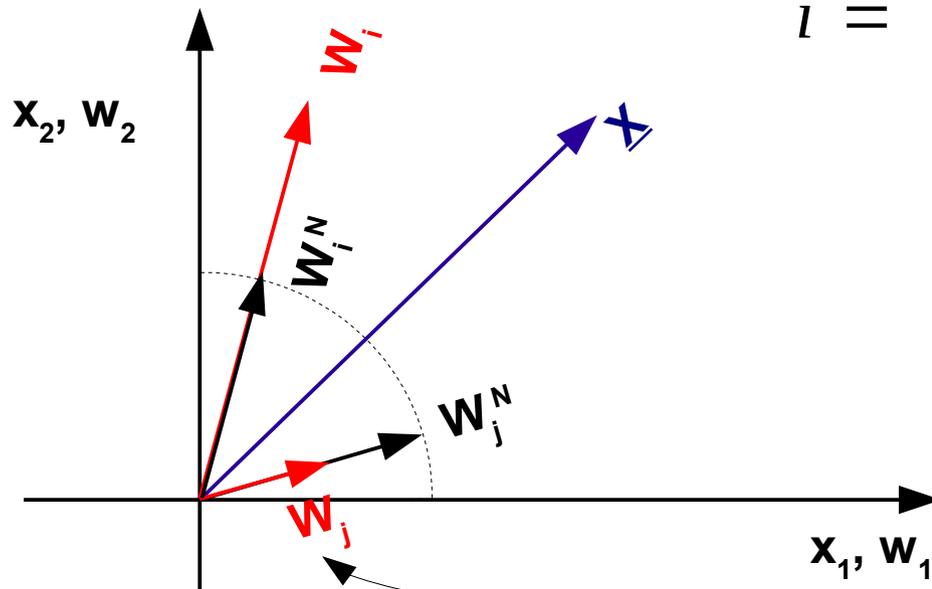
Diferença de vetores: Ângulo

Inicialmente, realiza-se a normalização de \underline{W}_i e \underline{X} :

$$\underline{W}_j^N = \frac{\underline{W}_j}{\|\underline{W}_j\|} \quad \underline{X}^N = \frac{\underline{X}}{\|\underline{X}\|}$$

Então calcula-se o i^* :

$$i^* = \underset{i=1}{\overset{C}{\operatorname{argmax}}} \underline{W}_i^N \cdot \underline{X}^N = \underset{i=1}{\overset{C}{\operatorname{argmin}}} \cos \Theta$$



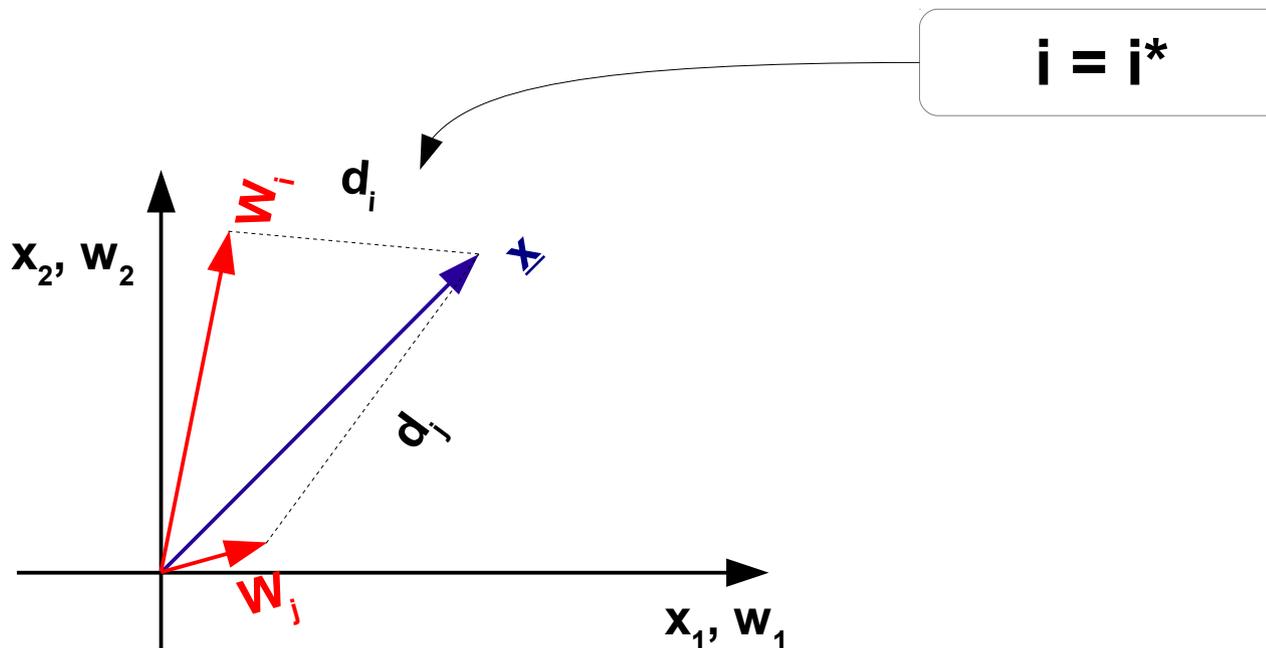
$$j = i^*$$

Problema: perda de informação pela normalização

Diferença de vetores: Distância Euclidiana

Distância Euclidiana: $d(\underline{x}, \underline{W}_i) = \|\underline{x} - \underline{W}_i\|$

$$i^* = \underset{i=1}{\overset{c}{\operatorname{argmin}}} \|\underline{x} - \underline{W}_i\|$$



Processo Cooperativo

- O neurônio vencedor localiza o centro de uma vizinhança topológica de neurônios cooperativos.
- O neurônio que está disparando (vencedor):
 - Tende a excitar mais fortemente os neurônios na sua vizinhança imediata
 - Tende a excitar com menos força aqueles neurônios que estão distantes dele.
- Sobre a vizinhança topológica:
 - é simétrica em relação ao ponto máximo definido pelo neurônio vencedor.
 - Sua amplitude decresce monotonamente com o aumento da distância lateral, decaindo para zero quando a distância do neurônio vencedor tende ao infinito.

- Uma escolha típica para satisfazer essas exigências é utilizar a função gaussiana:

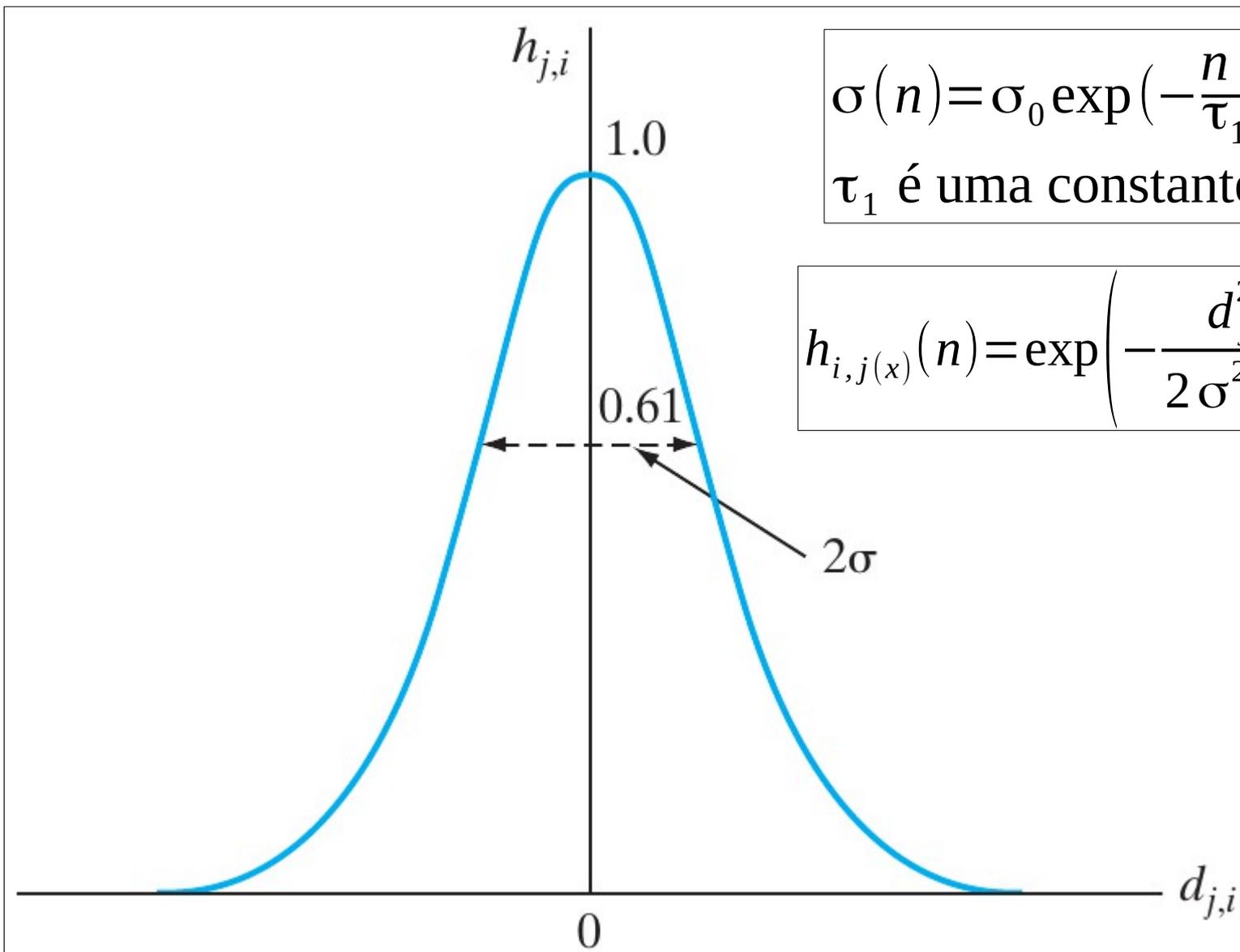
$$h_{i,j(x)} = \exp\left(-\frac{d_{j,i}^2}{2\sigma^2}\right), \quad d_{i,j}^2 = \|r_j - r_i\|^2,$$

i = neurônio vencedor, j = neurônios excitados,

$d_{i,j}$ = distância lateral entre o neurônio excitado j e o neurônio vencedor i

r = vetor discreto que define a posição do neurônio

Função de Vizinhaça Gaussiana



$$\sigma(n) = \sigma_0 \exp\left(-\frac{n}{\tau_1}\right), n = 0, 1, 2, \dots$$

τ_1 é uma constante de tempo

$$h_{i,j(x)}(n) = \exp\left(-\frac{d_{j,i}^2}{2\sigma^2(n)}\right), n = 0, 1, 2, \dots$$

Processo Adaptativo

- Para que a grade seja auto-organizável,
 - é necessário que o vetor de peso sináptico W_j do neurônio j da grade se modifique em relação ao vetor de entrada x .
 - O vetor de peso sináptico é definido por:

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

$$\eta(n) = \eta_0 \exp\left(-\frac{n}{\tau_2}\right), n = 0, 1, 2, \dots$$

τ_2 é uma outra constante de tempo do algoritmo SOM.

- Há duas fases do processo adaptativo:
 - *Fase de auto-organização* ou *de ordenação*: primeira fase onde ocorre a ordenação topológica dos vetores de peso.
 - *Fase de convergência*: segunda fase responsável por fazer uma sintonia fina do mapa de características.

Algoritmo Resumido do SOM

1. Inicialização:

Escolha valores aleatórios e diferentes para os vetores de peso iniciais.

2. Amostragem:

Retire uma amostra do espaço de entrada com certa probabilidade.

3. Casamento por Similaridade:

Encontre o neurônio da grade com melhor casamento.

4. Atualização:

Ajuste os vetores de peso sináptico de todos os neurônios com a fórmula de atualização.

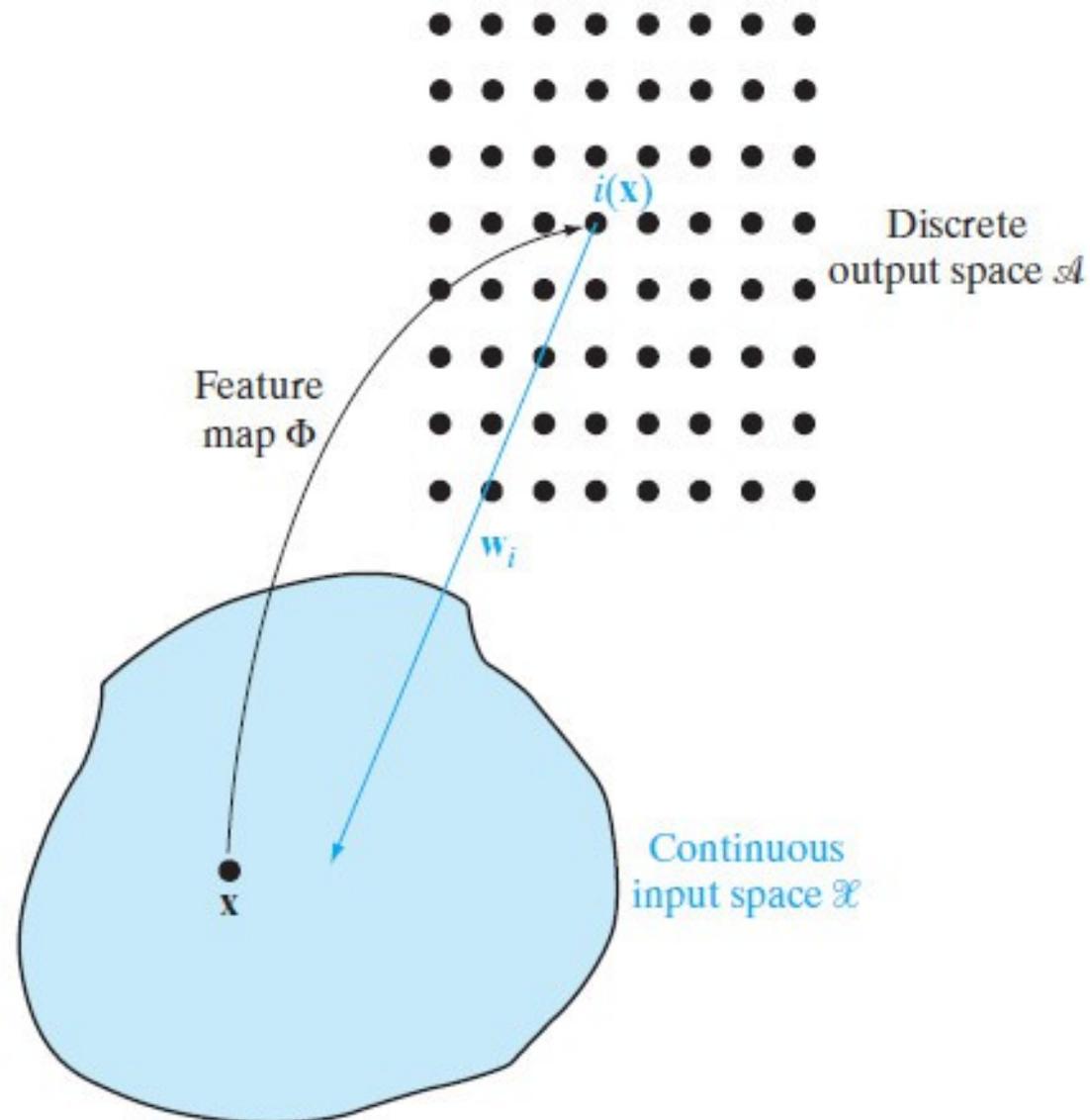
5. Continuação:

Continue com o passo 2 até que não sejam observadas modificações significativas no mapa de características.

Propriedades do Mapa de Características

1. Aproximação do Espaço de Entrada:

O mapa de características ϕ , representado pelo conjunto de vetores de pesos sinápticos $\{w_j\}$ no espaço de saída \mathcal{A} , fornece uma boa aproximação para o espaço de entrada \mathcal{X} .



Propriedades do Mapa de Características

2. Ordenação Topológica:

O mapa de características calculado pelo algoritmo SOM é ordenado de modo topológico, no sentido de que a localização espacial de um neurônio na grade corresponde a um domínio particular ou característica dos padrões de entrada.

3. Casamento de Densidade:

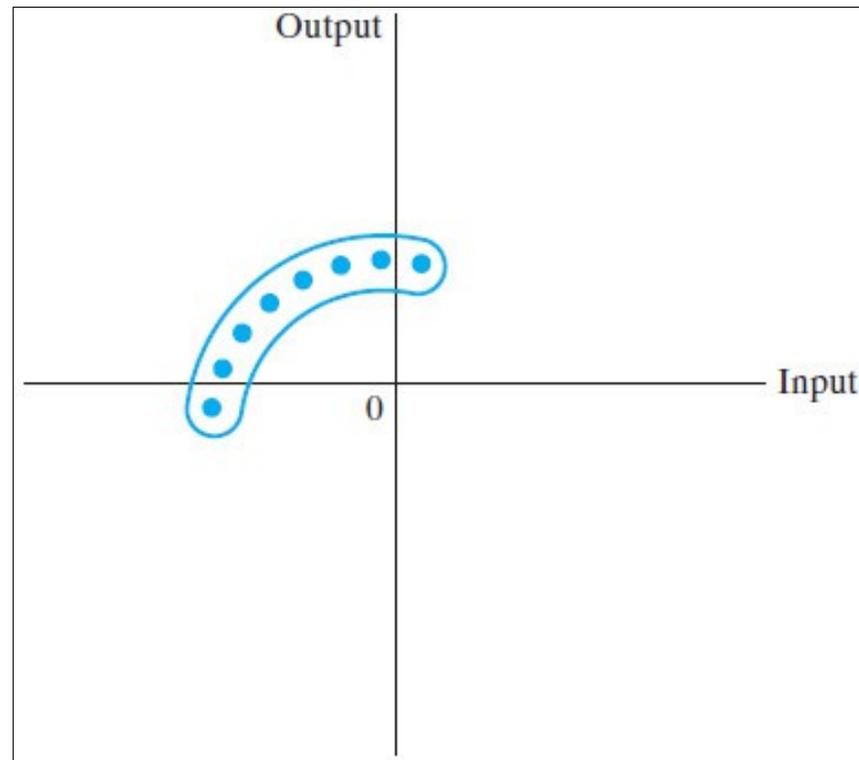
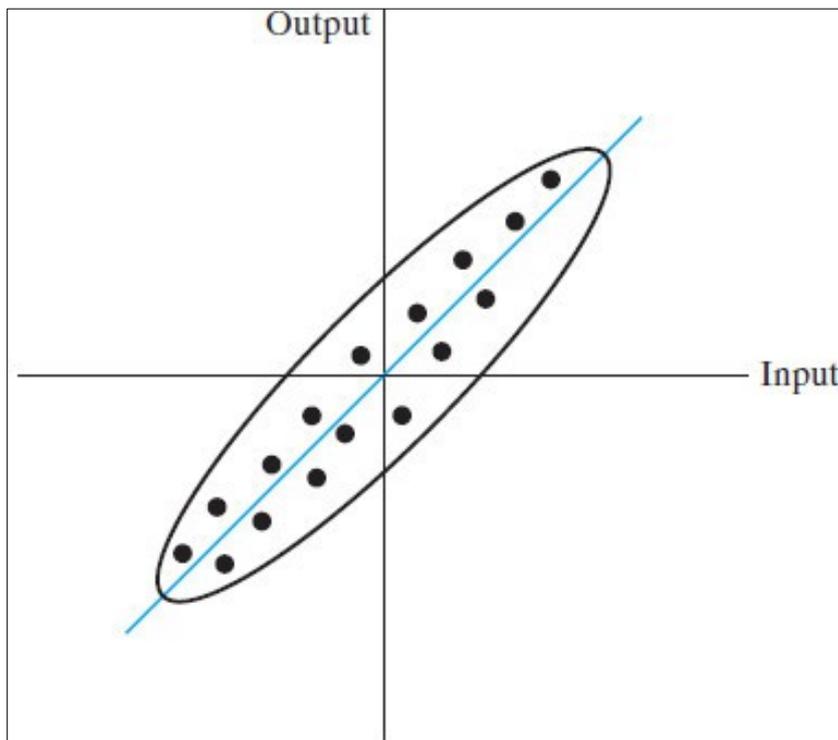
O mapa de características repleto variações na estatística da distribuição de entrada:

- Regiões do espaço de entrada são mapeados para domínios maiores do espaço de saída, obtendo maior resolução do que de onde foram retirados.

Propriedades do Mapa de Características

4. Seleção de Características

A partir de dados do espaço de entrada com uma distribuição não linear, o mapa auto-organizável é capaz de selecionar um conjunto das melhores características para aproximar a distribuição subjacente.



Exemplos

- SOM Vídeo (SOM-Video.mp4)
- Exemplos no Octave/Matlab:
 - Do livro:
 - Haykin/run_som_1d.m
 - Haykin/run_som_2d.m
 - Extra (Churampi, UFSC):
 - Somko.m

Exemplos: Mapas Contextuais

Animal		Pombo	Galinha	Pato	Ganso	Coruja	Falcão	Águia	Raposa	Cão	Lobo	Gato	Tigre	Leão	Cavalo	Zebra	Vaca
é	pequeno	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
	médio	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0
	grande	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1
tem	2 patas	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	4 patas	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1
	pêlos	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1
	cascos	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1
	crina/juba	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	1	1	0
	penas	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
gosta de	caçar	0	0	0	0	1	1	1	1	0	1	1	1	1	0	0	0
	correr	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	1	1	1	1	0
	voar	1	0	0	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	nadar	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

cão	cão	raposa	raposa	raposa	gato	gato	gato	águia	águia
cão	cão	raposa	raposa	raposa	gato	gato	gato	águia	águia
lobo	lobo	lobo	raposa	gato	tigre	tigre	tigre	coruja	coruja
lobo	lobo	leão	leão	leão	tigre	tigre	tigre	falcão	falcão
lobo	lobo	leão	leão	leão	tigre	tigre	tigre	falcão	falcão
lobo	lobo	leão	leão	leão	coruja	pombo	falcão	pombo	pombo
cavalo	cavalo	leão	leão	leão	pombo	galinha	galinha	pombo	pombo
cavalo	cavalo	zebra	vaca	vaca	vaca	galinha	galinha	pombo	pombo
zebra	zebra	zebra	vaca	vaca	vaca	galinha	galinha	pato	ganso
zebra	zebra	zebra	vaca	vaca	vaca	pato	pato	pato	ganso