

INTRODUÇÃO AO ESTUDO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

MÓDULO REDES COMPETITIVAS

**Laboratório de Conexionismo e Ciências Cognitivas L3C
Grupo SICRES
INE - UFSC**



Objetivo

- Oferecer ao aluno uma introdução à arquiteturas de redes com treinamento não-supervisionado do tipo competitivo, descrevendo características de auto-organização, estratégias de aprendizado, dicas e aplicações típicas.



Introdução

- As Redes Competitivas são redes com treinamento NÃO-SUPERVISONADO.
- Neste caso não há um professor para supervisionar o processo de aprendizagem. Isso significa que não há exemplos rotulados da função a ser aprendida pela rede.
- Nesse modelo, também conhecido como auto-organizado, são dadas condições para realizar uma medida da representação que a rede deve aprender, e os parâmetros livres da rede (pesos) são otimizados em relação a essa medida.



Introdução

- Os algoritmos não-supervisionados são geralmente baseados em uma forma de **competição** entre os processadores (neurônios)
- O método mais comum é o chamado Aprendizado Competitivo - "Competitive Learning"



Introdução

- **Competição por recursos**
 - maneira de diversificar e otimizar a função dos elementos de um sistema distribuído
 - conduz à otimização a nível local sem controle global para assinalar recursos do sistema
- **Neurônios de redes competitivas recebem informação idêntica das entradas mas competem pelos recursos:**
 - através de conexões laterais na topologia; ou
 - pela formulação da regra de aprendizagem
- **especializam-se em áreas diferentes da entrada**



Introdução

- Aplicações:
 - Clustering
 - os dados de entrada devem ser agrupados em conjuntos que agregam padrões semelhantes
 - Regularity Detector
 - O sistema deve extrair as características do padrão de entrada



Aprendizado Competitivo

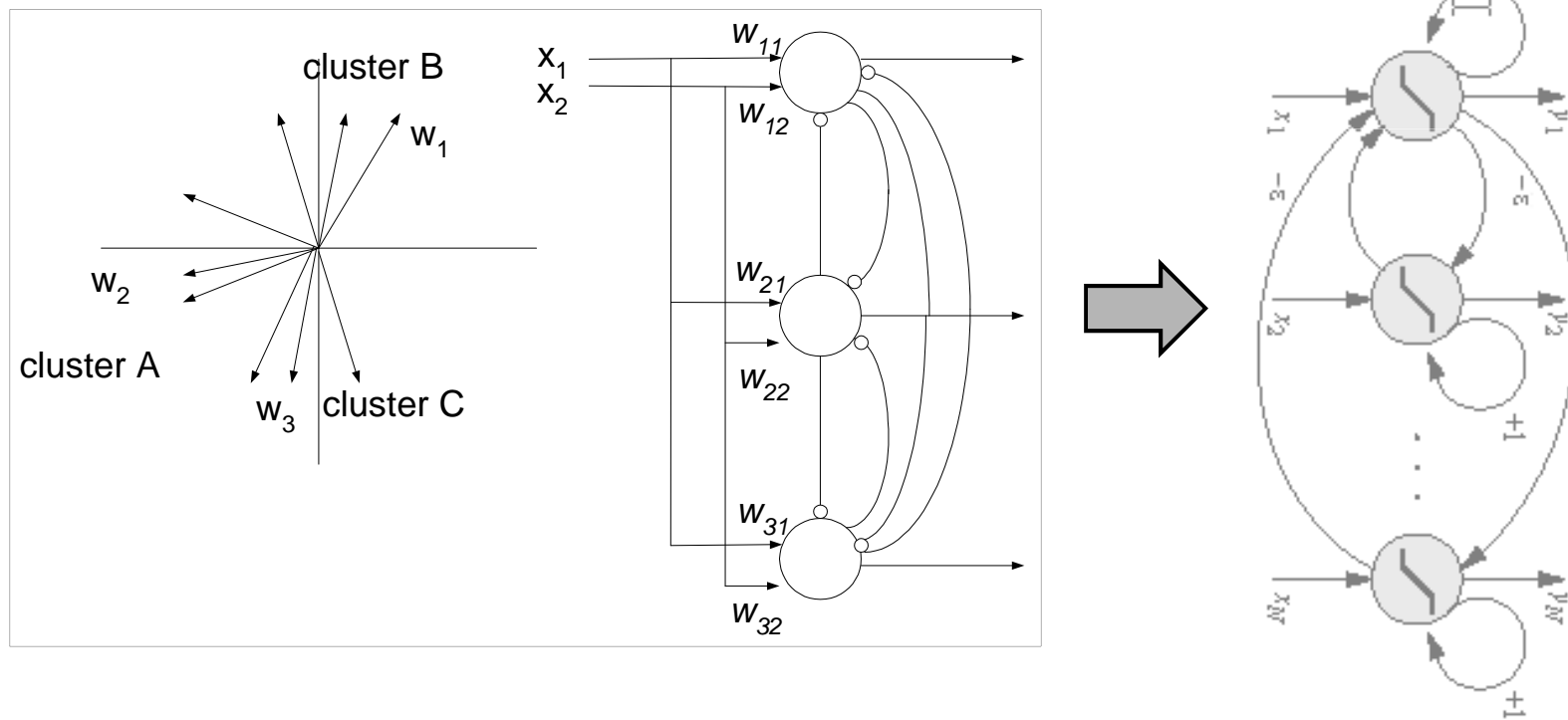
- No aprendizado competitivo, os neurônios de saída de uma rede neural competem entre si para se tornarem ativos (disparar).
- Somente um único neurônio de saída fica ativo num determinado instante.

Aprendizado Competitivo

- Biologia - Excitação Central & Inibição Lateral
 - Cada unidade envia um sinal de realimentação positivo para si mesmo e um sinal inibitório para os outros neurônios. A unidade cujo vetor de peso melhor representa o vetor de entrada manda o sinal inibitório mais forte para as outras unidades e recebe a maior realimentação de si mesmo.

Aprendizado Competitivo

- Ilustração - Excitação Central & Inibição Lateral



Aprendizado Competitivo

- Existem três elementos básicos em uma regra de aprendizagem competitiva:
 - um conjunto de neurônios que são todos iguais entre si, exceto pelos pesos sinápticos distribuídos aleatoriamente, e que por isso respondem diferentemente aos padrões de entrada;
 - um limite imposto sobre a força de cada neurônio; e
 - um mecanismo que permite que os neurônios compitam, de forma que somente um neurônio de saída, esteja ativo em um determinado instante.

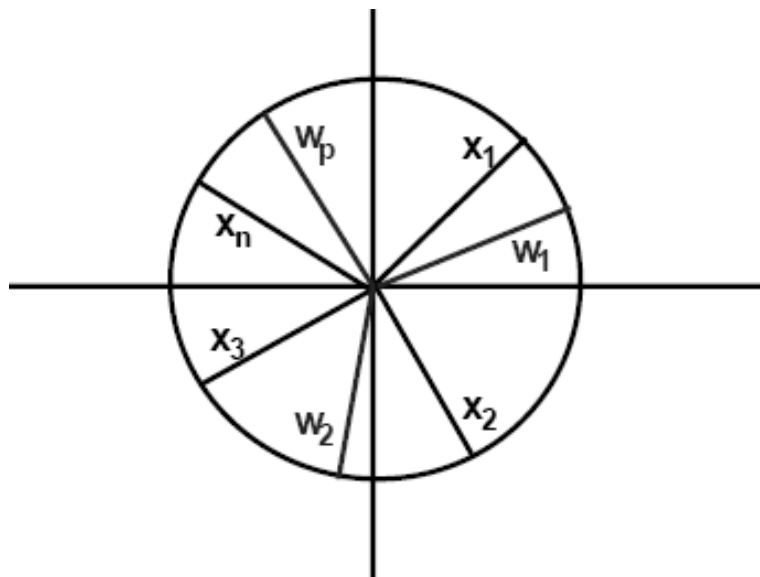


Aprendizado Competitivo Simples

- O neurônio que vence a competição é denominado um neurônio vencedor (winner-take-all, em inglês).

Aprendizado Competitivo Simples

- Ilustração Geométrica
 - supondo que os vetores de entrada e os vetores de peso estão normalizados, tem-se todos os vetores dentro de um círculo de raio unitário.



Aprendizado Competitivo Simples

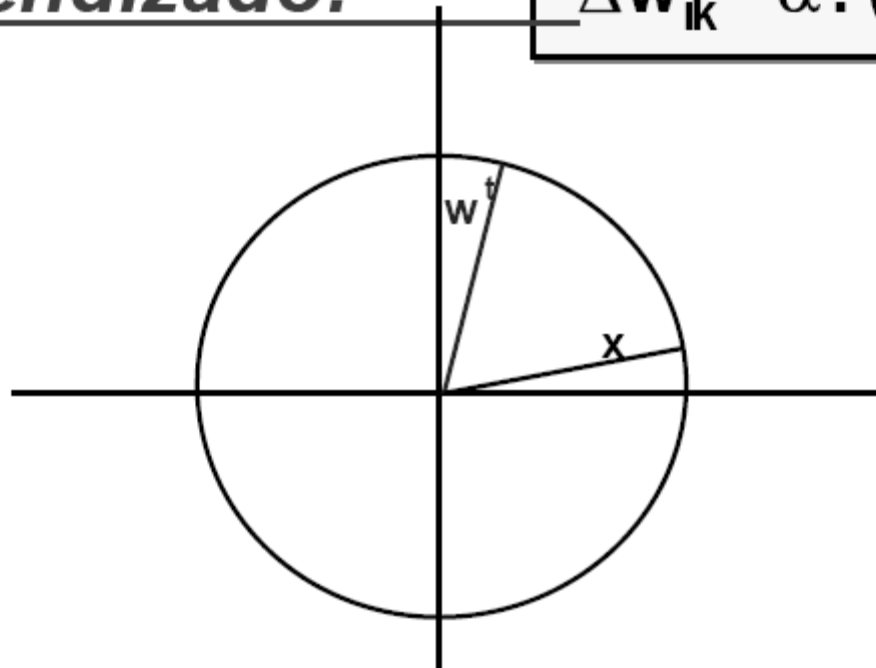
- Ilustração Geométrica
 - $\text{net} = \text{Produto Interno}$
 - $\text{net} = W^T \cdot X = ||W|| \cdot ||X|| \cdot \cos \Theta.$
 - como os vetores estão normalizados, $||W|| = ||X|| = 1$ e portanto, $\text{net} = \cos \Theta.$
 - Se desejarmos que um certo neurônio responda ao máximo a um vetor de entrada particular, devemos providenciar para que seu vetor de pesos seja idêntico ao vetor de entrada. ($\cos 0^\circ = 1$)

Aprendizado Competitivo Simples

- Ilustração Geométrica
 - Cada neurônio calcula o seu net. Aquele que está mais alinhado com o padrão de entrada apresentado é o vencedor.

Aprendizado:

$$\Delta w_{ik} = \alpha \cdot (x_i - w_{ik})$$

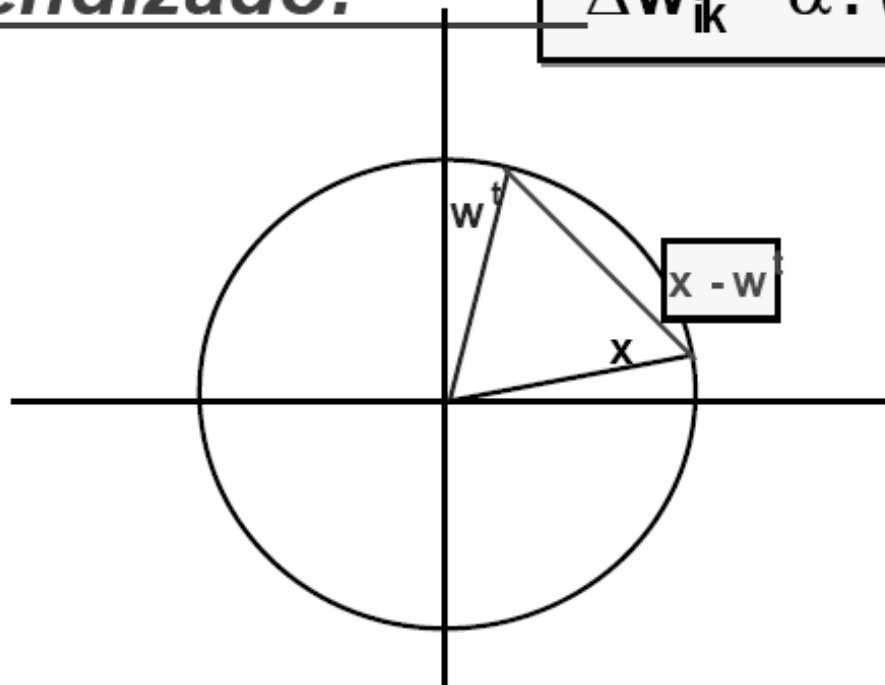


Aprendizado Competitivo Simples

- Ilustração Geométrica
 - A direção de atualização dos pesos minimiza a diferença entre o vetor de pesos e o vetor de entrada do neurônio vencedor.

Aprendizado:

$$\Delta W_{ik} = \alpha \cdot (x_i - w_{ik})$$

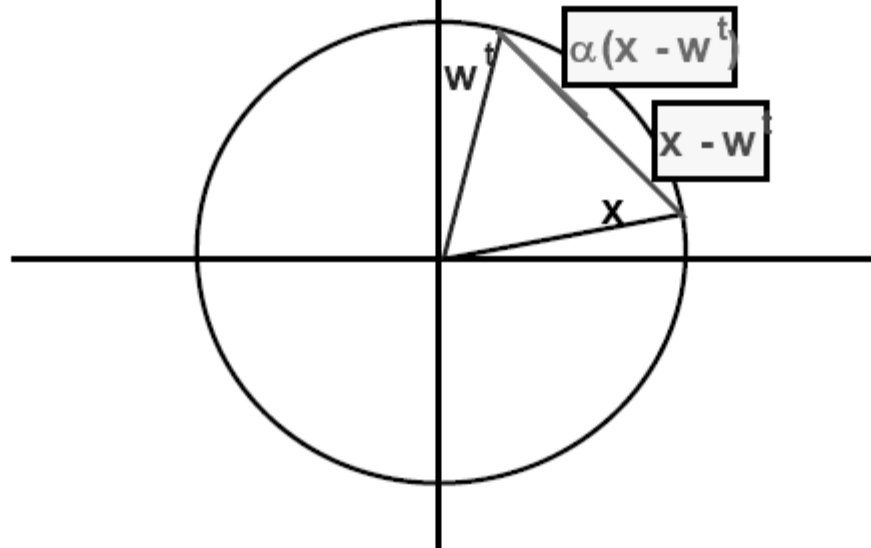


Aprendizado Competitivo Simples

- Ilustração Geométrica
 - O vetor de pesos do neurônio vencedor "rota" no sentido do padrão de entrada apresentado.

Aprendizado:

$$\Delta w_{ik} = \alpha \cdot (x_i - w_{ik})$$

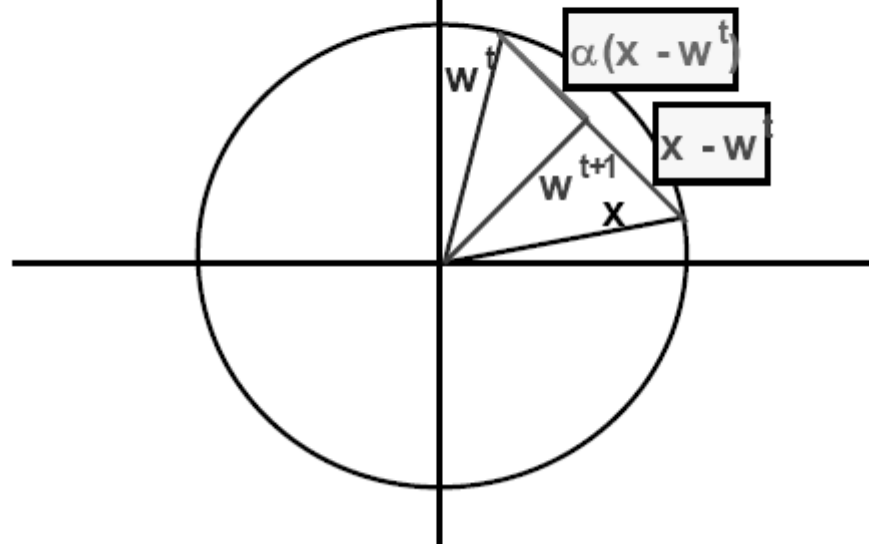


Aprendizado Competitivo Simples

- Ilustração Geométrica
 - O novo vetor de pesos é calculado de forma a melhor representar o padrão apresentado.

Aprendizado:

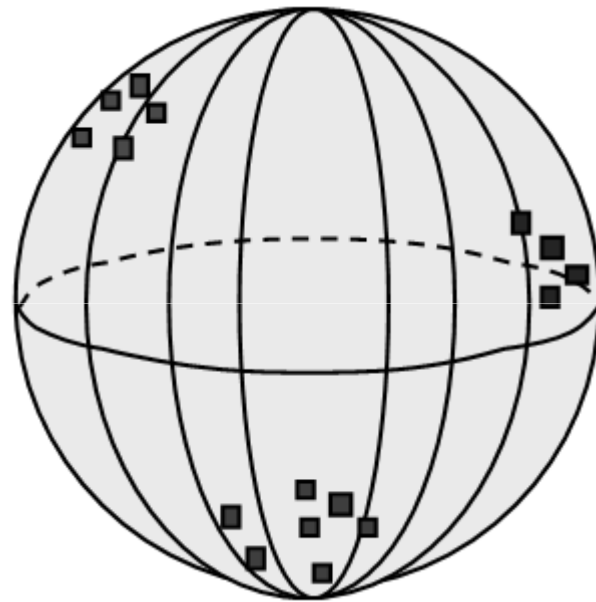
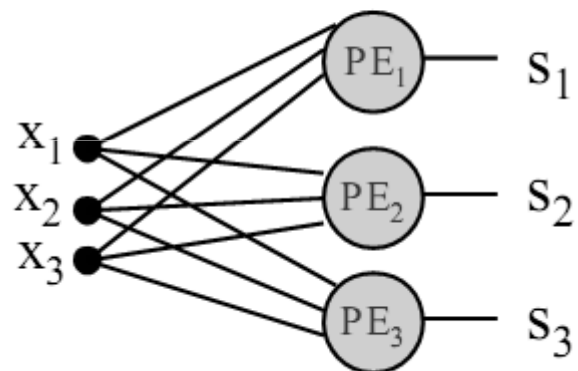
$$\Delta \mathbf{w}_{ik} = \alpha \cdot (\mathbf{x}_i - \mathbf{w}_{ik})$$



Aprendizado Competitivo Simples

- Ilustração em 3D

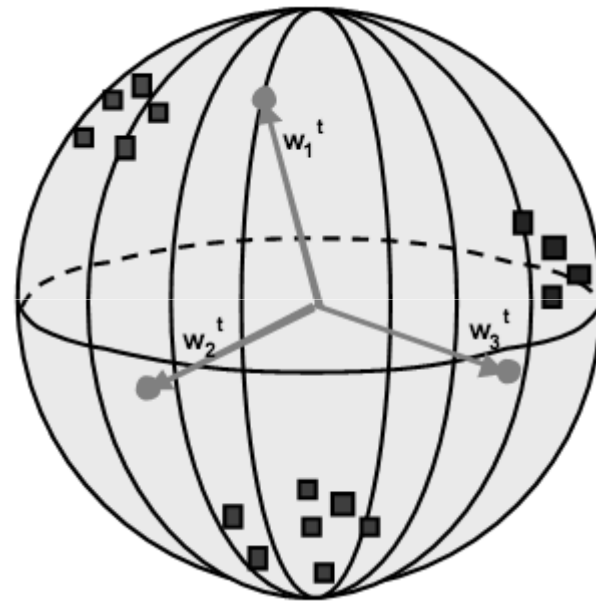
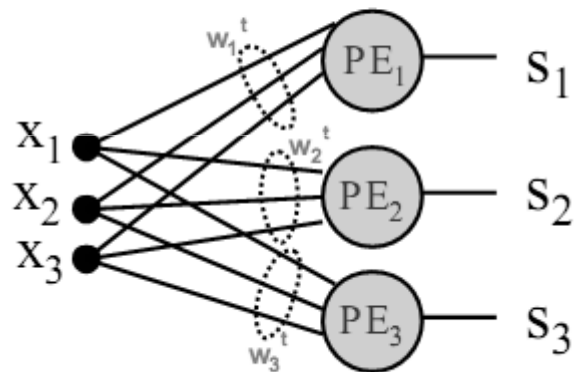
Topologia



Aprendizado Competitivo Simples

- Ilustração em 3D

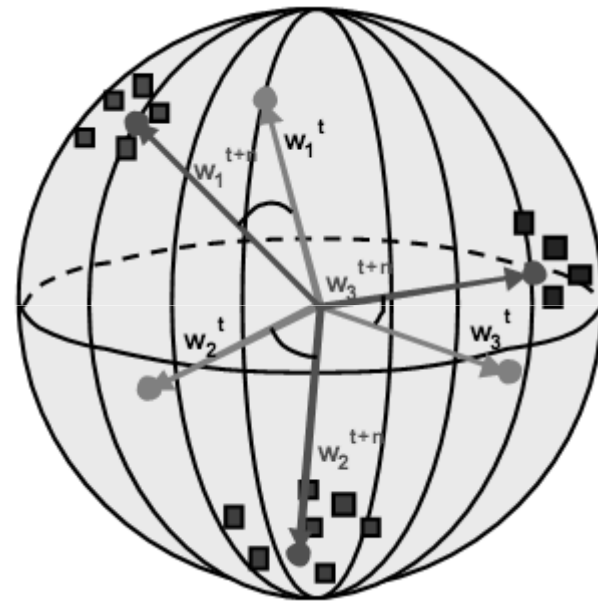
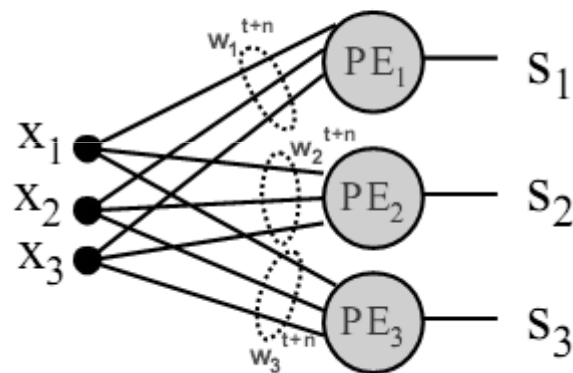
Topologia



Aprendizado Competitivo Simples

- Ilustração em 3D

Topologia



Aprendizado Competitivo Simples

- Critério Prático para a Competição
 - Uma alternativa ao produto interno é o uso da distância Euclidiana como métrica para definir o vencedor:

$$vencedor = \max_i (\mathbf{W}_i^T \mathbf{x}) \quad \text{ou} \quad vencedor = \min_i (|x - w_i|^2)$$

- As vezes a métrica de Distância Manhattan (L1) é usada, pois só envolve subtrações e valores absolutos

Aprendizado Competitivo Simples

- Exemplo:

- Seja o conjunto de treinamento consistindo de 6 vetores tri-dimensionais X_1, X_2, \dots, X_6 .
- $T = \{X_1 = (1.1, 1.7, 1.8), X_2 = (0, 0, 0),$
 $X_3 = (0, 0.5, 1.5), X_4 = (1, 0, 0),$
 $X_5 = (0.5, 0.5, 0.5), X_6 = (1, 1, 1)\}$
- Começamos com uma rede competitiva com três neurônios de entrada e três neurônios (A, B, C) na camada competitiva.

Aprendizado Competitivo Simples

- Exemplo:

- Os pesos são inicializados aleatoriamente e dados pela matriz de pesos:

$$W(0) = \begin{array}{c|ccc} & w_1 & 0.2 & 0.7 & 0.3 \\ & w_2 & 0.1 & 0.1 & 0.9 \\ & w_3 & 1 & 1 & 1 \end{array}$$

- Para simplificar os cálculos vamos usar uma taxa de aprendizagem $\alpha = 0.5$.
- Compararemos a distância euclidiana ao quadrado para selecionar o vencedor.

Aprendizado Competitivo Simples

▪ Exemplo:

- $t=1$: padrão apresentado: $X_1=(1.1, 1.7, 1.8)$
 - $d^2_{1,1} = (1.1 - 0.2)^2 + (1.7 - 0.7)^2 + (1.8 - 0.3)^2 = 4.1$
 - $d^2_{2,1} = 4.4$
 - $d^2_{3,1} = 1.1$
- O neurônio C é o vencedor uma vez que $d^2_{3,1} < d^2_{1,1} < d^2_{2,1}$. A e B não são perturbados enquanto que C se move na direção de do padrão de entrada. A matriz de pesos resultante fica.

$$W(1) = \begin{array}{l|ccc|} w_1: & 0.2 & 0.7 & 0.3 & \\ w_2: & 0.1 & 0.1 & 0.9 & \\ w_3: & 1.05 & 1.35 & 1.4 & \end{array}$$

Aprendizado Competitivo Simples

- Exemplo:

- $t=2$: padrão apresentado: $X_2=(0, 0, 0)$.

- $d^2_{1,2} = 0.6$

- $d^2_{2,2} = 0.8$

- $d^2_{3,2} = 4.9$

- O neurônio A é o vencedor uma vez que $d^2_{1,2} < d^2_{2,2} < d^2_{3,2}$. B e C não são perturbados enquanto que A se move na direção de do padrão de entrada. A matriz de pesos resultante fica.

$$W(2) = \begin{array}{l|lll} w_1: & 0.1 & 0.35 & 0.15 \\ w_2: & 0.1 & 0.1 & 0.9 \\ w_3: & 1.05 & 1.35 & 1.4 \end{array}$$

Aprendizado Competitivo Simples

▪ Exemplo:

- $t=3$: padrão apresentado: $X_3=(0, 0.5, 1.5)$. $d^2_{2,3} = 0.5$ é o menor, de modo que o neurônio B é o vencedor e o vetor resultante é $w_2 : (0.05, 0.3, 1.2)$.
- $t=4$: padrão apresentado: $X_4=(1, 0, 0)$. $d^2_{1,4} = 1$ é o menor, de modo que o neurônio A é o vencedor e o vetor resultante é $w_1 : (0.55, 0.2, 0.1)$.
- $t=5$: $X_5=(0, 0.5, 1.5)$. o neurônio A é o vencedor e o vetor resultante é $w_1 : (0.5, 0.35, 0.3)$.
- $t=6$: $X_6=(1, 1, 1)$. o neurônio C é o vencedor e o vetor resultante é $w_3 : (1, 1.2, 1.2)$.

Aprendizado Competitivo Simples

- Exemplo:

.... Ao final de 2 iterações ($t=12$)....

- $t=12$: $X_6=(1, 1, 1)$. o neurônio C é o vencedor e o vetor resultante é w_3 : $(1, 1.2, 1.25)$.

$$W(12) = \begin{array}{l|l|l|l|} w1: & 0.55 & 0.3 & 0.3 \\ w2: & 0 & 0.4 & 1.35 \\ w3: & 1 & 1.2 & 1.25 \end{array}$$

Aprendizado Competitivo Simples

- Exemplo:

- As seguintes observações são relevantes a este exemplo:
 - O neurônio A torna-se repetidamente ativado pelos padrões X_2 , X_4 e X_5 , o neurônio B é ativado pelo padrão X_3 e o neurônio C pelos padrões X_1 e X_6 .
 - O centróide de X_2 , X_4 e X_5 é $(0.5, 0.2, 0.2)$. - Compare com $(0.55, 0.3, 0.3)$
 - O valor de a é muito alto o que torna a convergência não suave.

Aprendizado Competitivo Simples

- Exemplo:

- As seguintes observações são relevantes a este exemplo:

- A escolha inicial dos pesos também determina que neurônio será ativado por que padrão. Se por exemplo, tivéssemos escolhido

$$W(0) = \begin{array}{c|ccc} & w1: & 0 & 0 & 0 \\ & w2: & 0 & 0 & 5 \\ & w3: & 0 & 5 & 0 \end{array}$$

então B e C não seriam ativados por nenhum dos padrões e A convergiria para o centróide de todos os 6 padrões.

- A escolha de 3 neurônios não é garantia de que 3 clusters serão obtidos pela rede.



Aprendizado Competitivo Simples

- **Exemplo:**

- As seguintes observações são relevantes a este exemplo:
 - O resultado do processamento da rede também depende da ordem em que os padrões são apresentados à rede, especialmente quando a taxa de aprendizado não for muito pequena.

Mapas de Kohonen

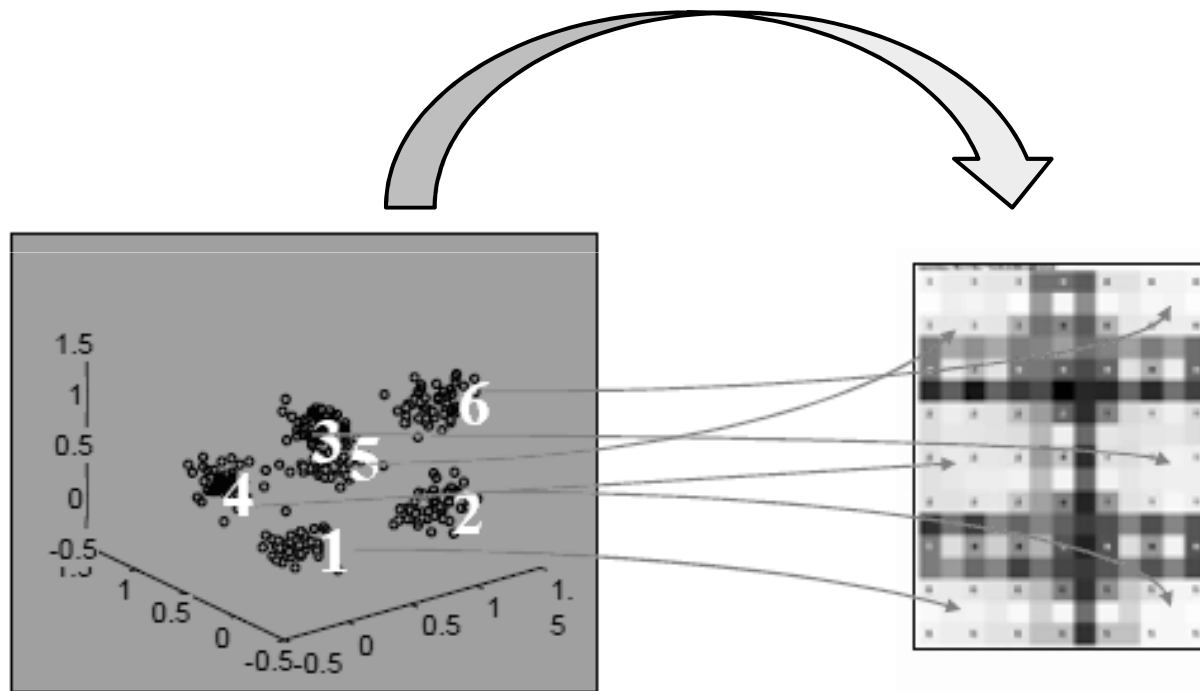
Redes Auto-Organizáveis (SOM)

- O que é uma Self-Organizing MAP (SOM)?
 - SOM = Self-Organized Map = Mapa auto-organizado = Mapas de KOHONEN = Redes de KOHONEN
- Inspiração biológica
- Mapa topográfico de características
 - Quantização vetorial (compressão de dados)
 - Relações de vizinhança preservadas
 - Representação de espaços N-Dimensionais em 2-D

Mapas de Kohonen

Redes Auto-Organizáveis (SOM)

- Exemplo



Dados (originais) num
espaço multidimensional

Mapeamento desses dados
para um espaço bi-dimensional



Mapas de Kohonen

Redes Auto-Organizáveis (SOM)

- Prof. Tuevo Kohonen (Universidade Técnica de Helsink)
 - 1970s - Memórias associativas
 - 1982 - Primeiros artigos sobre SOM
 - 1988 - Livro sobre SOM, artigos sobre SOM no IEEE
 - 1990s - Grande divulgação
 - 1995, 1997, 2001 - Livro "Self Organizing Maps"



Mapas de Kohonen

Redes Auto-Organizáveis (SOM)

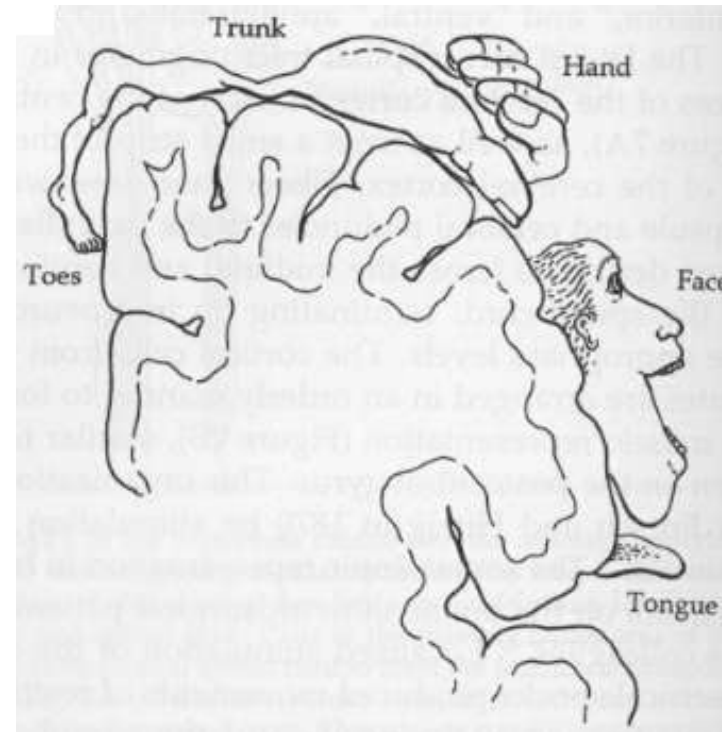
- Inspiração Biológica - O Córtex
 - Características do Córtex
 - É uma "FOLHA" larga (1~2 metros) e fina (2~4 milímetros).
 - Possui em média 6 camadas de neurônios de vários tipos e densidades.
 - "Dobrado e amassado" para caber na caixa craniana.
 - Centros especializados em diversas áreas, tais como fala, visão, audição, sensorial, motora, etc. estão localizados em regiões bem definidas e próximas umas das outras.

Mapas de Kohonen

Redes Auto-Organizáveis (SOM)

- Características do Córtex - Regiões Especializadas
 - Áreas individuais apresentam um ordenamento lógico consistente com a sua função.

Mapa Somatotópico Motor

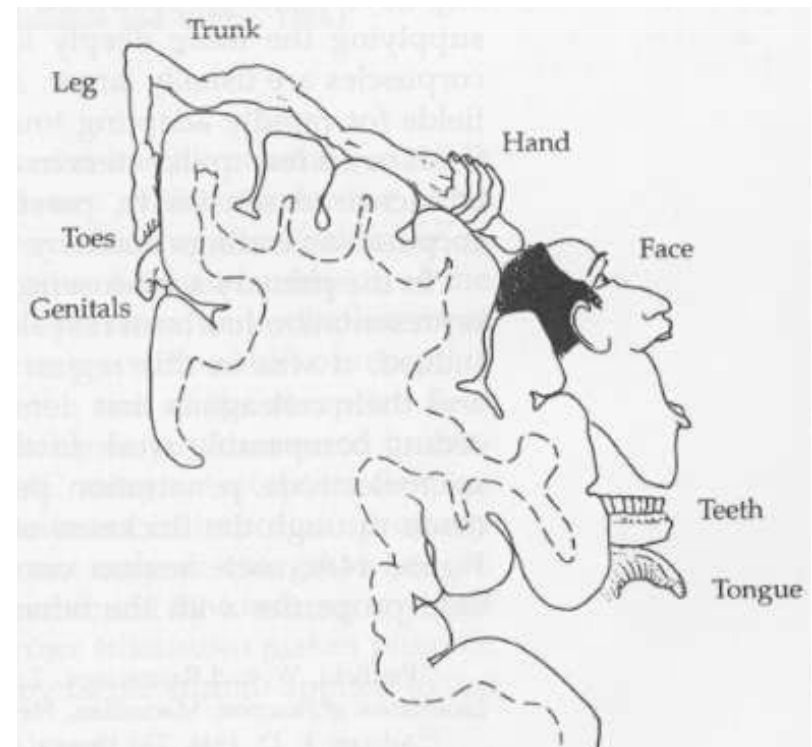


Mapas de Kohonen

Redes Auto-Organizáveis (SOM)

- Características do Córtex - Regiões Especializadas
 - Áreas individuais apresentam um ordenamento lógico consistente com a sua função.

**Mapa Somatotópico
Sensor**





Mapas de Kohonen

Redes Auto-Organizáveis (SOM)

- **Princípio de Funcionamento**
 - **Voltando às Redes Competitivas**
 - O Aprendizado se dá por um processo de auto-organização - **APRENDIZADO NÃO-SUPERVISIONADO**.
 - Cada neurônio da Rede Competitiva aprende a responder maximamente a diferentes padrões dos vetores de entrada.
 - A localização física dos neurônios da Rede Competitiva parece não refletir nenhuma relação entre as diferentes classes de dados que estão sendo aprendidas.
 - Existe um mapeamento aleatório entre as classes de dados e os neurônio competitivos.

Mapas de Kohonen

Redes Auto-Organizáveis (SOM)

- Princípio de Funcionamento
 - Uma simples "extensão" do algoritmo de aprendizado competitivo resulta em um mapeamento com preservação-da-topologia dos dados de entrada nos neurônios da camada competitiva.
 - Para que a topologia se preserve, neurônios localizados fisicamente próximos uns dos outros devem responder de maneira similar a classes de vetores de entrada que também estejam próximos uns dos outros (sejam parecidos).



Mapas de Kohonen

Redes Auto-Organizáveis (SOM)

- **Princípio de Funcionamento**
 - Embora seja fácil visualizar neurônios vizinhos em uma matriz bidimensional, não é tão fácil determinar que classes de vetores estão próximas umas das outras em um espaço multi-dimensional.
 - Vetores de entrada multi-dimensionais são de certa forma "projetados" em uma superfície bidimensional, de modo que a ordem natural dos vetores de entrada se mantenha.
 - Isto permite que se visualize relações importantes entre os dados que de outra forma poderiam passar despercebidas.



Mapas de Kohonen

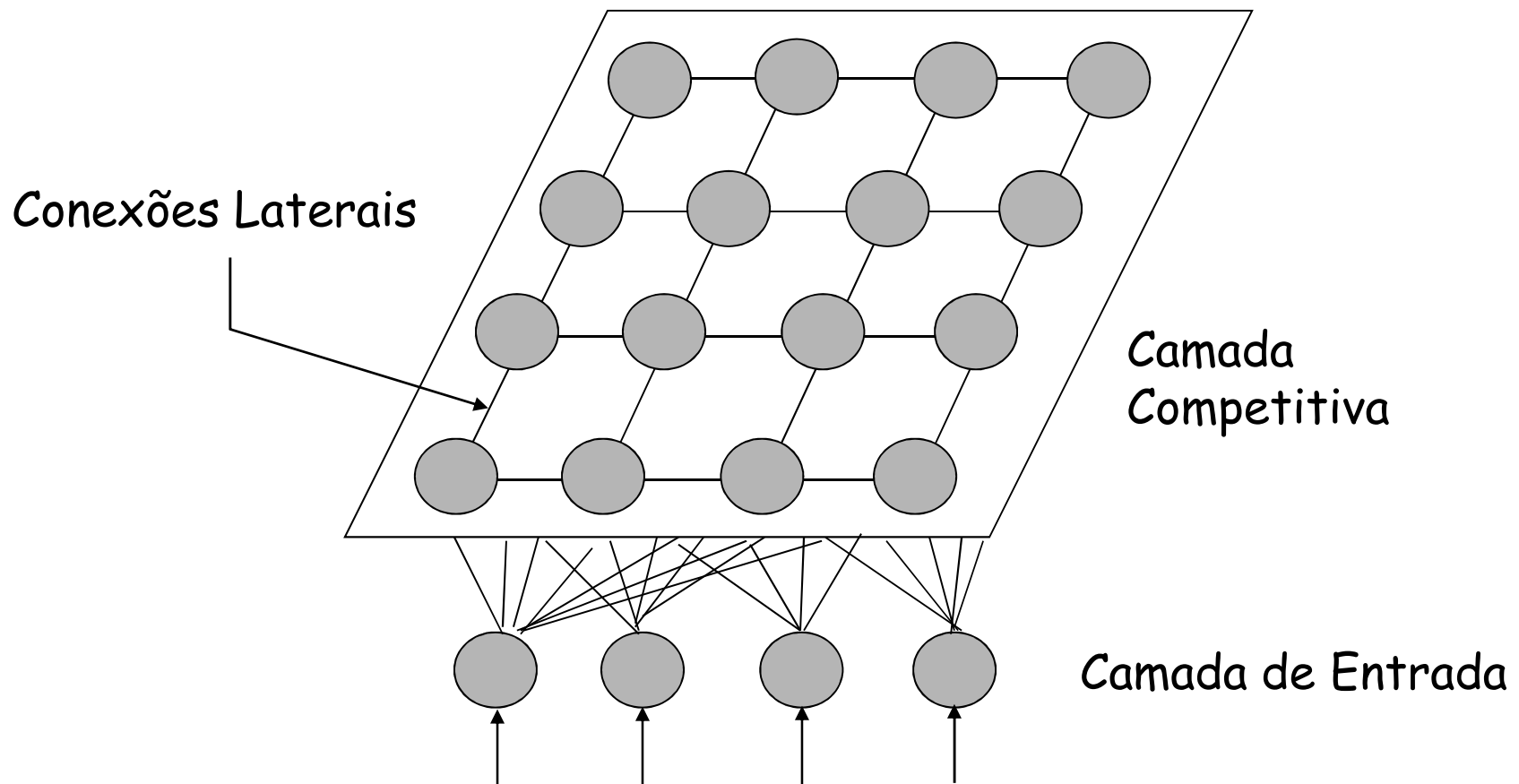
Redes Auto-Organizáveis (SOM)

- **Princípio de Funcionamento**
 - A Rede de Kohonen é uma estrutura de duas camadas de neurônios:
 - A primeira camada é a Camada de Entrada, e seus neurônios estão completamente interconectados aos neurônios da segunda camada.
 - A segunda camada é a Camada Competitiva. Normalmente esta camada está organizada como uma grade bidimensional, com cada neurônio conectado a todos os neurônios em sua vizinhança.

Mapas de Kohonen

Redes Auto-Organizáveis (SOM)

- Princípio de Funcionamento



Mapas de Kohonen

Redes Auto-Organizáveis (SOM)

- Processamento da Rede de Kohonen
 - Na Rede Competitiva Simples a camada competitiva era organizada segundo o esquema do “vencedor-leva-tudo”, ou seja, apenas ao neurônio vencedor era dada a chance de aprender o padrão de entrada.
 - Na Rede de Kohonen, durante o processo de treinamento, a realimentação positiva atinge não só o próprio neurônio, como também a uma vizinhança finita em torno do neurônio, ou seja, o neurônio vencedor e os neurônios na sua vizinhança aprendem o padrão de entrada.



Mapas de Kohonen

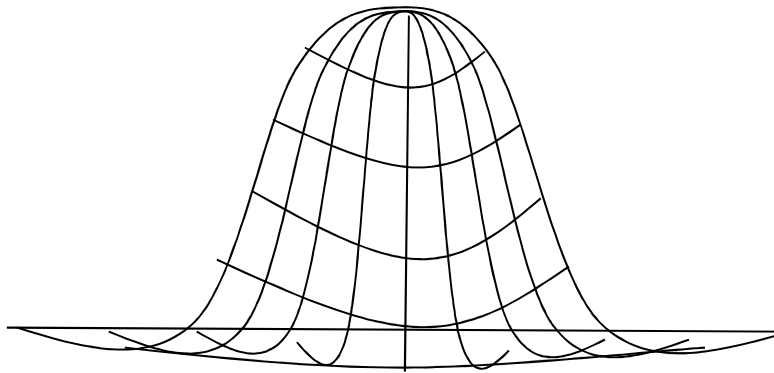
Redes Auto-Organizáveis (SOM)

- **Processamento da Rede de Kohonen**
 - Na Rede de Kohonen, durante o processo de treinamento, todos os neurônios que recebem sinais excitatórios do neurônio vencedor também tem seus pesos modificados, participando assim do processo de "aprendizado".
 - Estes sinais excitatórios são propagados através das conexões laterais.

Mapas de Kohonen

Redes Auto-Organizáveis (SOM)

- Interações Laterais da Rede de Kohonen



Curva característica das interações laterais entre certos neurônios encontrados no córtex, é chamada de CHAPÉU MEXICANO.

- Um neurônio no centro, mais fortemente excitado, excita lateralmente uma pequena vizinhança com realimentações positivas.
- A medida que a distância lateral do neurônio central aumenta, a excitação decresce até que vira uma inibição.



Mapas de Kohonen

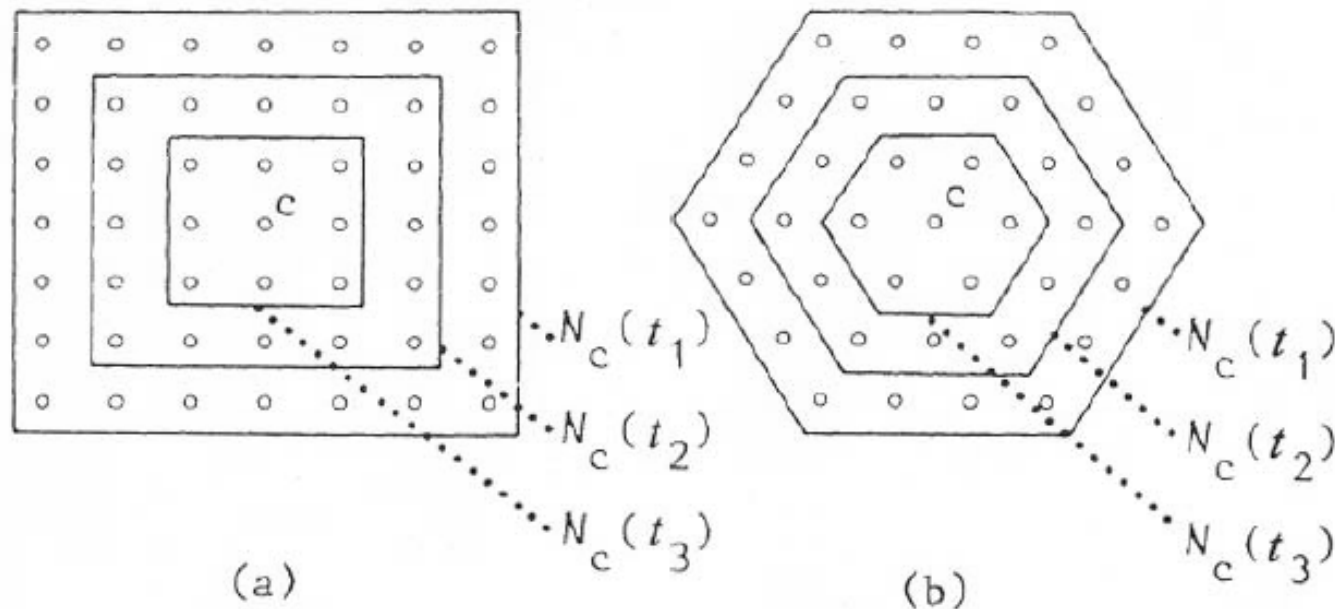
Redes Auto-Organizáveis (SOM)

- Aprendizado na Rede de Kohonen
 - A vizinhança começa com um valor grande para que um grande número de neurônios participem do processo de aprendizado.
 - A medida que o treinamento vai prosseguindo, o tamanho da vizinhança vai diminuindo até englobar apenas o próprio neurônio vencedor.
 - Também a taxa de aprendizado, isto é, o passo do peso do neurônio vencedor na direção do padrão de entrada vai diminuindo a fim de fazer o "ajuste fino" da posição dos neurônios no centro dos "clusters".

Mapas de Kohonen

Redes Auto-Organizáveis (SOM)

- Aprendizado na Rede de Kohonen
 - Exemplos práticos de vizinhança:
 - $t_1 < t_2 < t_3$



Mapas de Kohonen

Redes Auto-Organizáveis (SOM)

- Aprendizado na Rede de Kohonen
 - Definição de vizinhança
 - se $N_c(t)$ for pequena inicialmente, o mapa não se ordenará globalmente;
 - $N_c(t)$ deve ser grande inicialmente e ir diminuindo com o tempo;
 - $N_c(0)$ pode ser maior que a metade do diâmetro da rede!

Mapas de Kohonen

Redes Auto-Organizáveis (SOM)

- **Aprendizado na Rede de Kohonen**
 - Durante o período de treinamento, cada neurônio dentro da vizinhança do neurônio vencedor participa do processo de treinamento.
 - 1. Inicializa-se os pesos aleatoriamente.
 - 2. Aplica-se um vetor de entrada e determina-se o neurônio vencedor.
 - Para um vetor de entrada X , o neurônio vencedor é
$$||X - W_c|| = \min\{||X - W_i||\}$$
onde o índice c se refere ao neurônio vencedor.
- O neurônio vencedor é aquele "mais próximo" do vetor de entrada.

Mapas de Kohonen

Redes Auto-Organizáveis (SOM)

- Aprendizado na Rede de Kohonen
 - 3. Atualiza-se não só os pesos do neurônio vencedor, mas também os pesos dos neurônios que estão na vizinhança do neurônio vencedor
 - $W_i(t+1) = W_i(t) + \alpha(t) \cdot (X - W_i(t))$
se o neurônio for o neurônio vencedor ou estiver na vizinhança do vencedor.
 - Cada vetor de peso que participa do processo de aprendizado "rota" um pouco na direção do vetor de entrada X .

Mapas de Kohonen

Redes Auto-Organizáveis (SOM)

- Aprendizado na Rede de Kohonen
 - O aprendizado pode ser dividido em 2 fases:
 - 1ª. FASE - ORDENAMENTO
 - Começa com vizinhança grande e que vai diminuindo gradualmente até englobar apenas o neurônio vencedor.
 - 2ª. FASE - AJUSTE FINO
 - Engloba apenas o neurônio vencedor ou uma vizinhança pequena e a taxa de aprendizado $\alpha(t)$ deve ser pequena e ir diminuindo.

Redes Auto-Organizáveis (SOM)

- Exemplos: 1 - Caracterização de animais

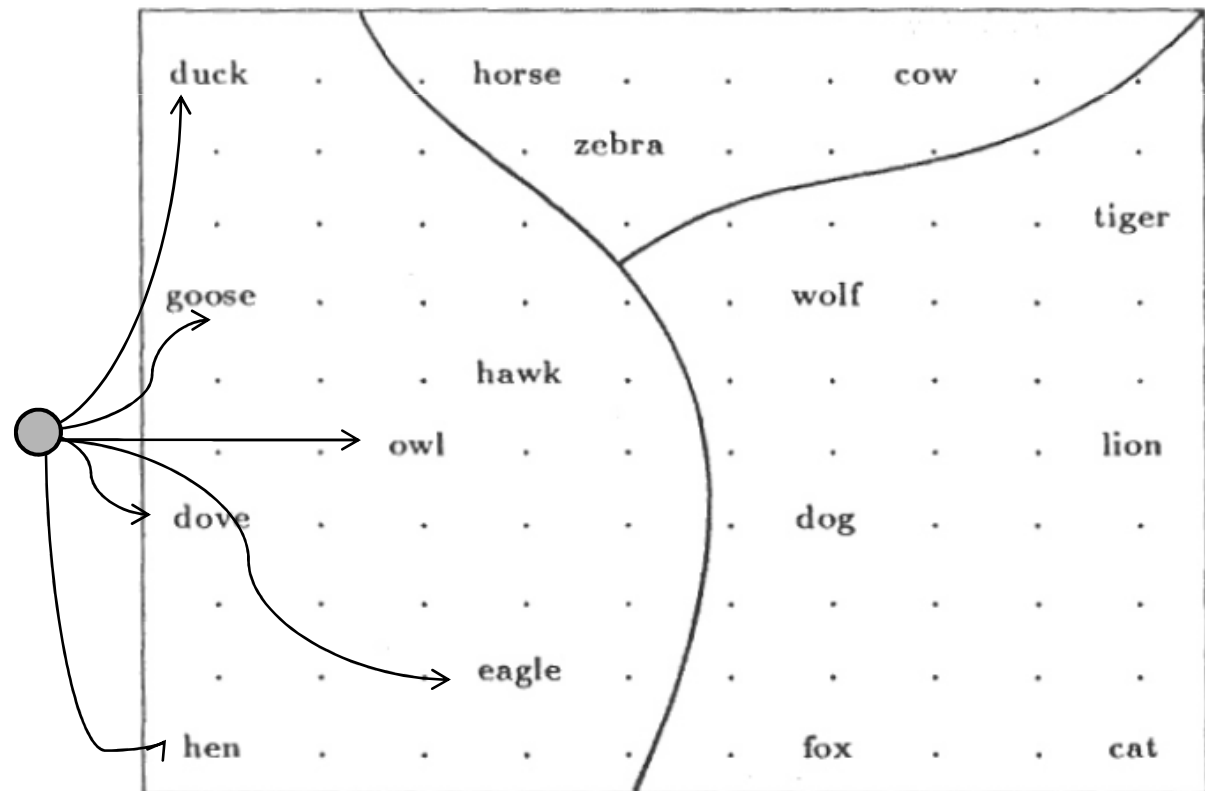
[illegible]

Mapas de Kohonen

Redes Auto-Organizáveis (SOM)

- Exemplos: 1 - Caracterização de animais
 - Atributos binários
 - Mapa de dimensão 10X10

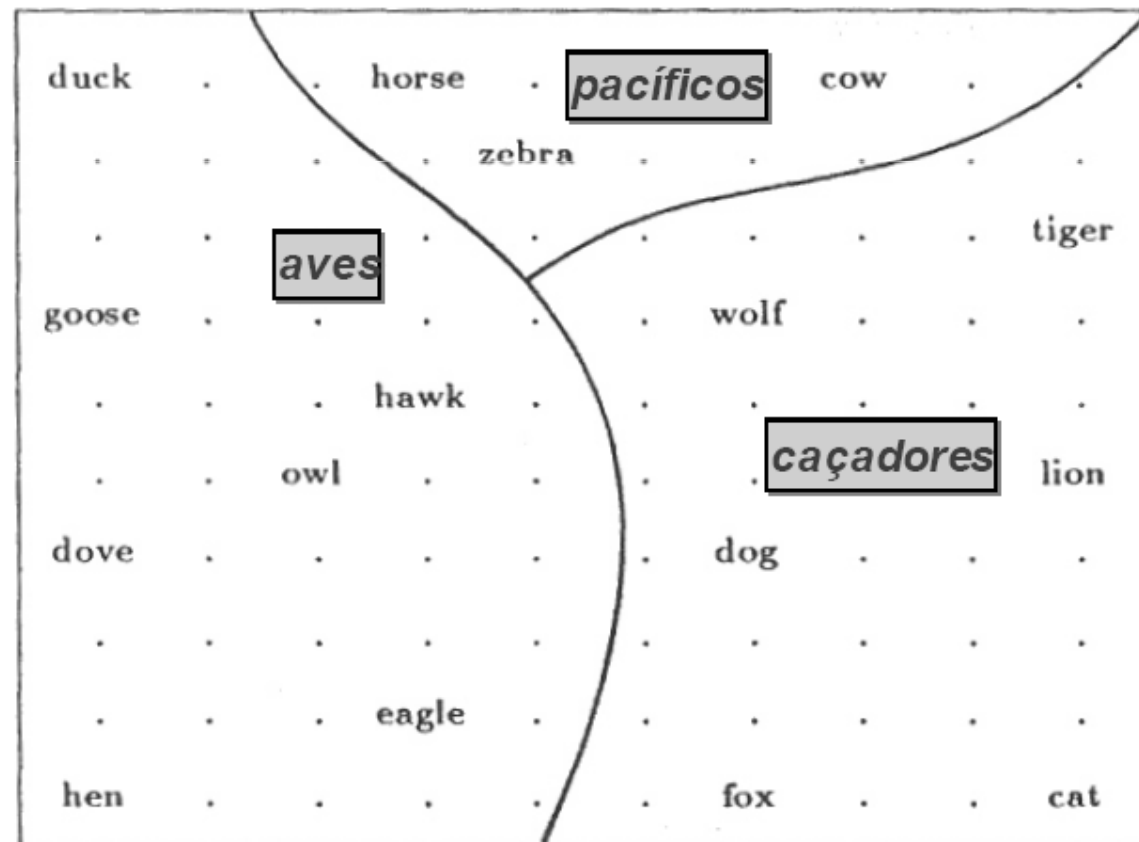
Neurônios vencedores após o treinamento da rede



Mapas de Kohonen

Redes Auto-Organizáveis (SOM)

- Exemplos: 1 - Caracterização de animais
 - Possível classificação





Mapas de Kohonen

Redes Auto-Organizáveis (SOM)

- Exemplos: 2 - Caracterização de países
 - Indicadores de Pobreza da População
 - Dados publicados pelo Banco Mundial
 - 39 Indicadores
 - 126 Países
 - Treinamento com 78 Países (maiúsculas)
 - Recuperação de 48 Países usando 28 Indicadores (minúsculas)
 - Indicadores normalizados para ter variância 1

Mapas de Kohonen

Redes Auto-Organizáveis (SOM)

Exemplos: 2 - Caracterização de países

Tabela de Países

AFG	Afghanistan	GRC	Greece	NOR	Norway
AGO	Angola	GTM	Guatemala	NPL	Nepal
ALB	Albania	HKG	Hong Kong	NZL	New Zealand
ARE	United Arab Emirates	HND	Honduras	OAN	Taiwan, China
ARG	Argentina	HTI	Haiti	OMN	Oman
AUS	Australia	HUN	Hungary	PAK	Pakistan
AUT	Austria	HVO	Burkina Faso	PAN	Panama
BDI	Burundi	IDN	Indonesia	PER	Peru
BEL	Belgium	IND	India	PHL	Philippines
BEN	Benin	IRL	Ireland	PNG	Papua New Guinea
BGD	Bangladesh	IRN	Iran, Islamic Rep.	POL	Poland
BGR	Bulgaria	IRQ	Iraq	PRT	Portugal
BOL	Bolivia	ISR	Israel	PRY	Paraguay
BRA	Brazil	ITA	Italy	ROM	Romania
BTN	Bhutan	JAM	Jamaica	RWA	Rwanda
BUR	Myanmar	JOR	Jordan	SAU	Saudi Arabia
BWA	Botswana	JPN	Japan	SDN	Sudan
CAF	Central African Rep.	KEN	Kenya	SEN	Senegal
CAN	Canada	KHM	Cambodia	SGP	Singapore
CHE	Switzerland	KOR	Korea, Rep.	SLE	Sierra Leone
CHL	Chile	KWT	Kuwait	SLV	El Salvador
CHN	China	LAO	Lao PDR	SOM	Somalia
CIV	Cote d'Ivoire	LBN	Lebanon	SWE	Sweden
CMR	Cameroon	LBR	Liberia	SYR	Syrian Arab Rep.
COG	Congo	LBY	Libya	TCD	Chad
COL	Colombia	LKA	Sri Lanka	TGO	Togo
CRI	Costa Rica	LSO	Lesotho	THA	Thailand
CSK	Czechoslovakia	MAR	Morocco	TTO	Trinidad and Tobago
DEU	Germany	MDG	Madagascar	TUN	Tunisia
DNK	Denmark	MEX	Mexico	TUR	Turkey
DOM	Dominican Rep.	MLI	Mali	TZA	Tanzania
DZA	Algeria	MNG	Mongolia	UGA	Uganda
ECU	Ecuador	MOZ	Mozambique	URY	Uruguay
EGY	Egypt, Arab Rep.	MRT	Mauritania	USA	United States
ESP	Spain	MUS	Mauritius	VEN	Venezuela
ETH	Ethiopia	MWI	Malawi	VNM	Viet Nam
FIN	Finland	MYS	Malaysia	YEM	Yemen, Rep.
FRA	France	NAM	Namibia	YUG	Yugoslavia
GAB	Gabon	NER	Niger	ZAF	South Africa
GBR	United Kingdom	NGA	Nigeria	ZAR	Zaire
GHA	Ghana	NIC	Nicaragua	ZMB	Zambia
GIN	Guinea	NLD	Netherlands	ZWE	Zimbabwe

Mapas de Kohonen

Redes Auto-Organizáveis (SOM)

- Exemplos: 2 - Caracterização de países
 - Rede 9X14

	BEL	SWE	ITA	YUG	rom	-	CHN TUR	bur IDN	MDG	-	BGD NPL	btn	afg gin MLI ner SLE
AUT che DEU FRA	NLD	JPN	-	bgr csk	HUN POL PRT	-	-	-	gab lbr	khm	PAK	moz mrt sdn yem	
-	-	ESP	GRC	-	-	THA	MAR	-	IND	caf	SEN	MWI TZA uga	
DNK GBR NOR	FIN	IRL	-	URY	ARG	ECU mex	-	EGY	hti	lao png ZAR	-	ted	
-	-	-	KOR	-	zaf	-	TUN	dza irq	GHA	NGA	-	ETH	
CAN USA	-	ISR	-	-	COL PER	lbn	lby	ZWE	omn	-	ago	hvo	
-	AUS	-	MUS tto	-	-	IRN PRY syr	hnd	BWA	KEN	BEN CIV	cog som	bdi RWA	
NZL	-	-	CHL	PAN	alb	mng sau	-	vnm	jor nic	-	-	tgo	
-	HKG SGP	are	CRI VEN	kwt	JAM MYS	-	DOM LKA PHL	-	BOL BRA SLV	-	GTM	CMR Iso nam ZMB	

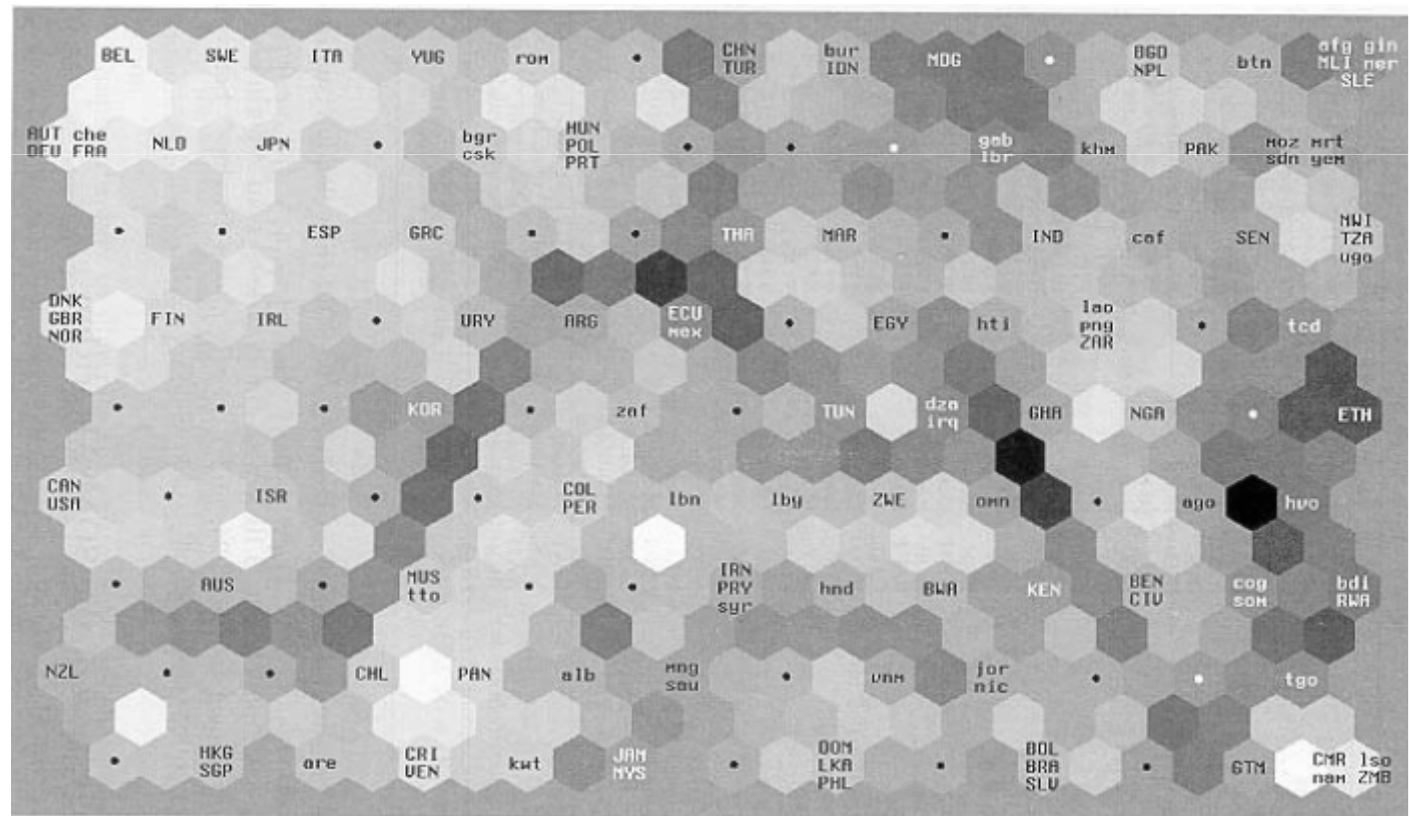
Mapas de Kohonen

Redes Auto-Organizáveis (SOM)

- Exemplos: 2 - Caracterização de países
 - Matriz-U

cinza-claro:
distância entre
pesos vizinhos é
pequena;

cinza-escuro:
distância entre
pesos vizinhos é
grande.





Mapas de Kohonen

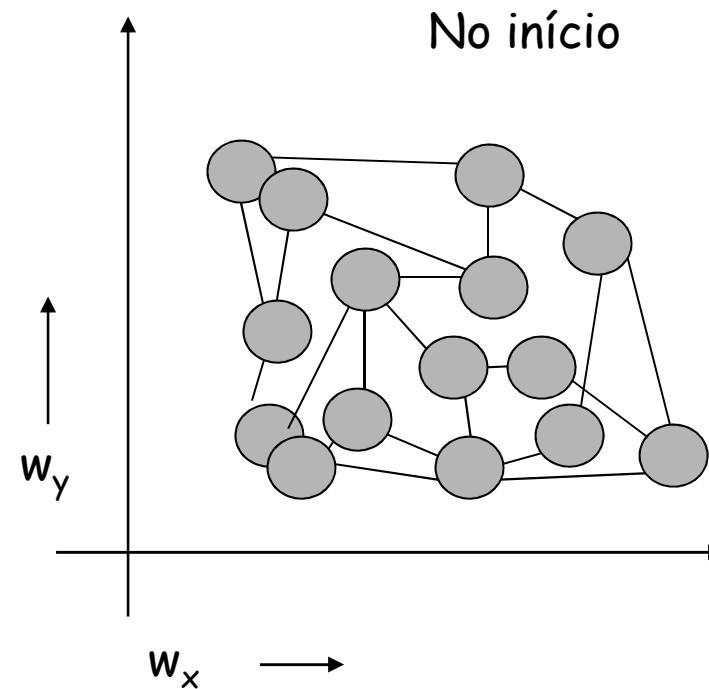
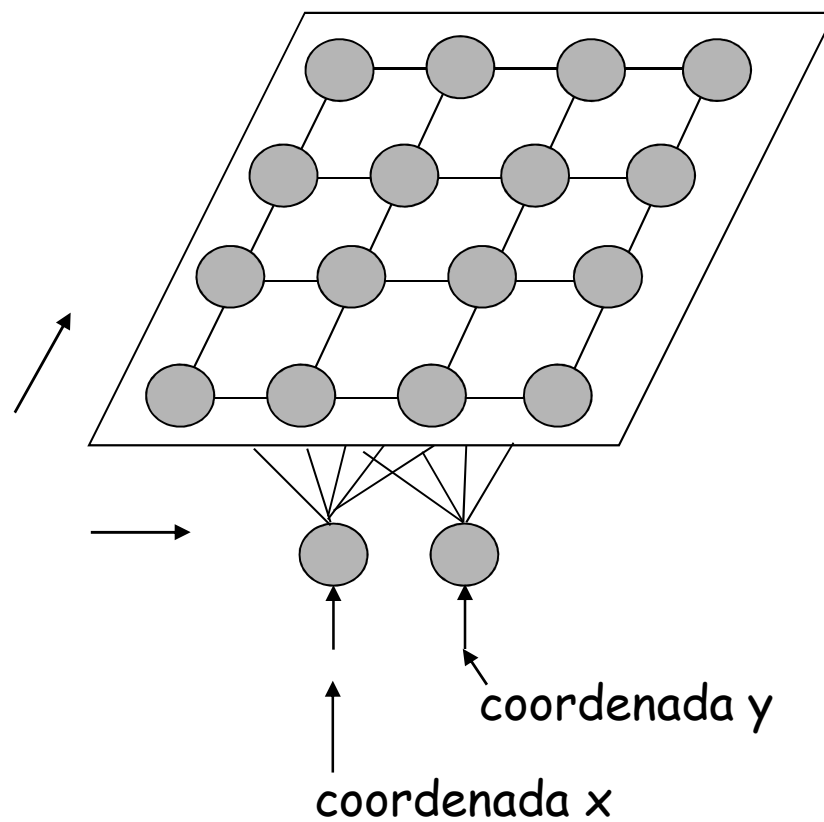
Redes Auto-Organizáveis (SOM)

- Visualização da Organização dos Pesos
 - Kohonen desenvolveu um maneira interessante para ilustrar como se desenvolve o processo de treinamento.
 - Suponha que desejemos ensinar a uma Rede de Kohonen a reconhecer pontos de um sub-espaco bidimensional.

Mapas de Kohonen

Redes Auto-Organizáveis (SOM)

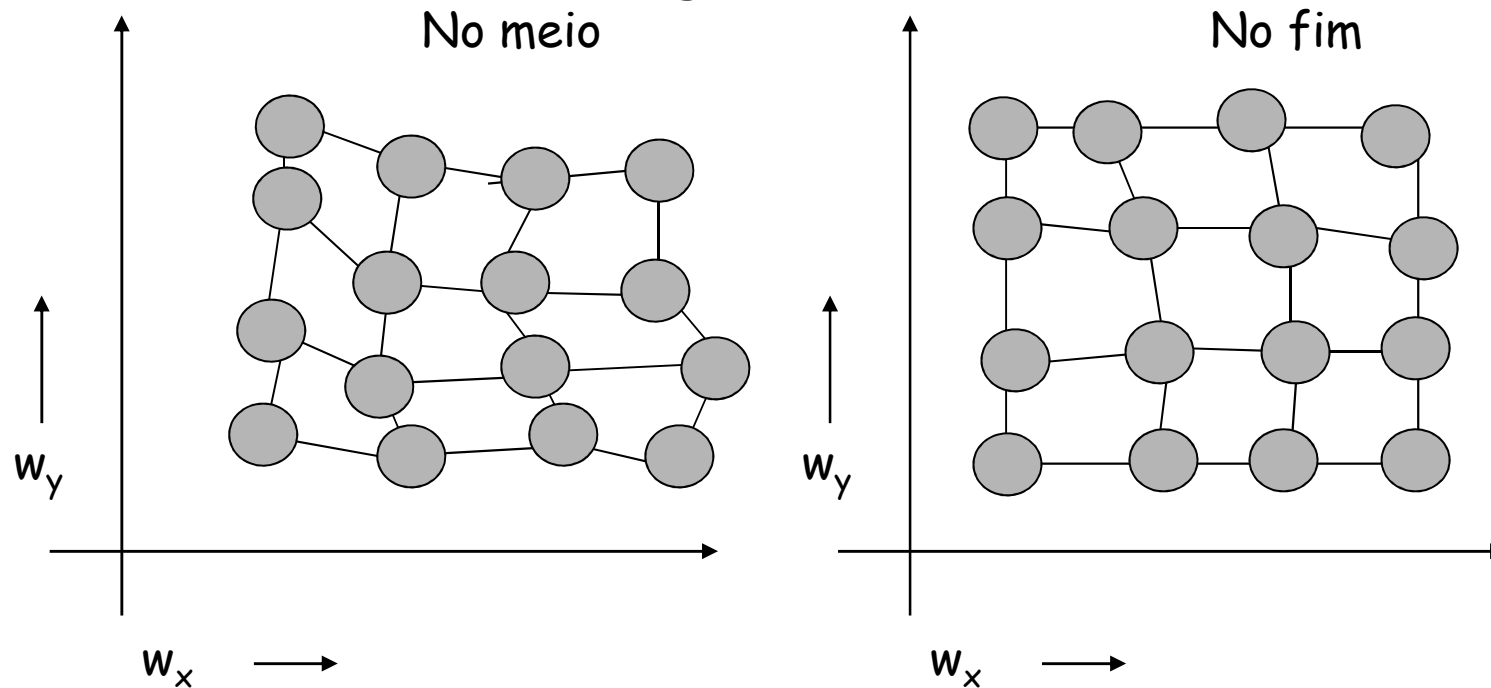
- Visualização da Organização dos Pesos



Mapas de Kohonen

Redes Auto-Organizáveis (SOM)

- Visualização da Organização dos Pesos





Mapas de Kohonen

Redes Auto-Organizáveis (SOM)

- Observações Importantes
 - A grande utilidade da Rede de Kohonen é tentar projetar em uma superfície bidimensional características de vetores multidimensionais.
 - É mais fácil visualizar neurônios que estão próximos uns dos outros em uma superfície bidimensional, do que determinar que classes de vetores estão próximas entre si em um espaço multidimensional
 - Esta redução dimensional, preservando a ordem natural dos vetores de entrada, permite visualizar relações importantes entre os dados, que, de outro modo, poderiam passar despercebidas.