# Redes Neurais Aula de exercícios



# Redes RBF



 Modelo neural multicamadas, capaz de aprender padrões complexos e resolver problemas não-linearmente separáveis

### Treinamento em dois estágios:

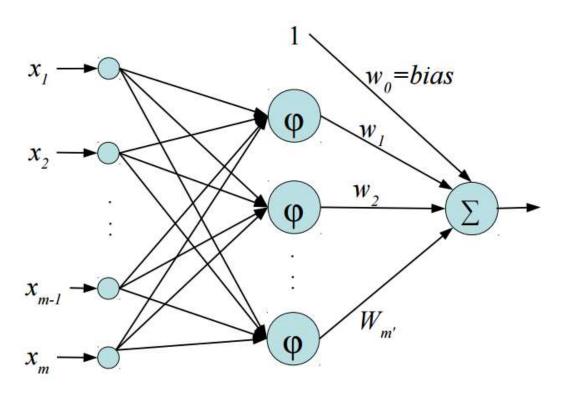
- Primeiro, são determinados os parâmetros das funções de base (não linear, não-supervisionado).
- Segundo, são determinados os pesos da camada de saída (problema linear).



# • A arquitetura em três camadas:

- Camada de entrada, constituída de nós sensoriais.
- Camada intermediária (única) que aplica uma transformação nãolinear do espaço de entrada para o espaço oculto (alta dimensionalidade);
- Camada de saída, que fornece a resposta da rede ao padrão apresentado. A transformação do espaço das unidades ocultas para o espaço de saída é linear.





entradas

Camada escondida (funções de base radial)

Camada de saída

#### • Teoria matemática:

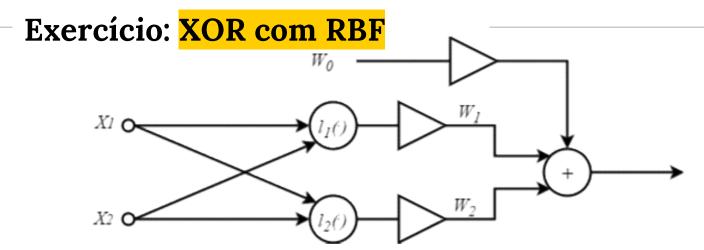
$$h(x) = \sum_{i=0}^{N} w_i \cdot \phi(x)$$

em que

$$\phi(x) = e^{\frac{-||x-c_i||}{2\sigma^2}},$$

$$\frac{\log o}{\vec{\phi} \vec{w} = \vec{y} : \vec{w} = \vec{\phi}^{-1} \vec{y}$$

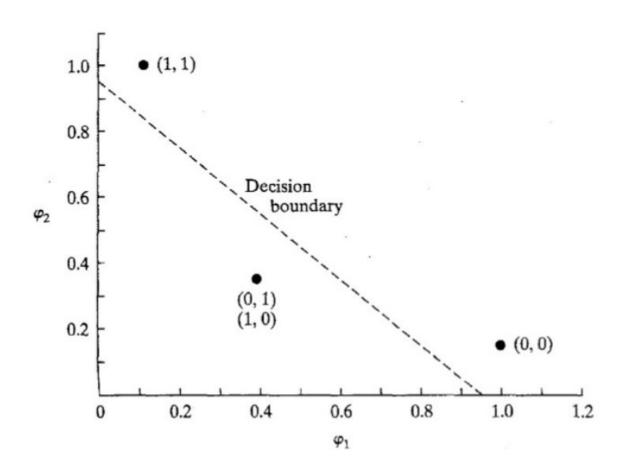




$X_1$	$X_2$	$W_0$	$l_1$	$l_2$	Y
0	0				0
0	1				1
1	0				1
1	1				0



# Exercício: XOR com RBF

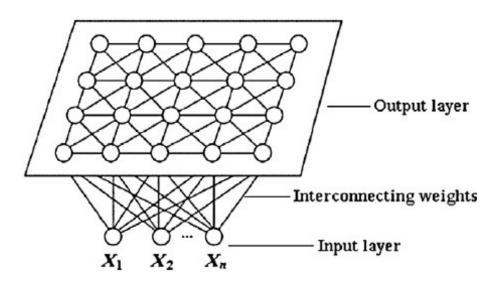


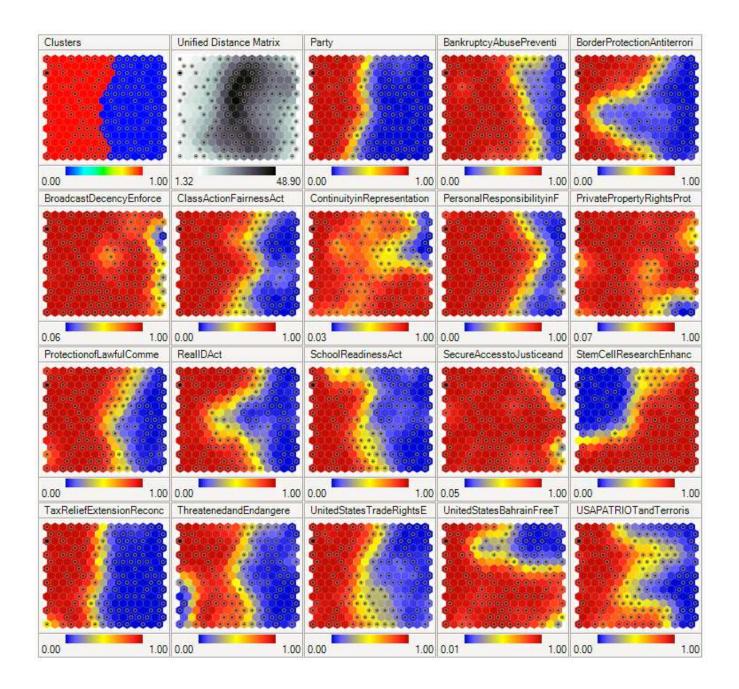
# Redes SOM (SOFM)

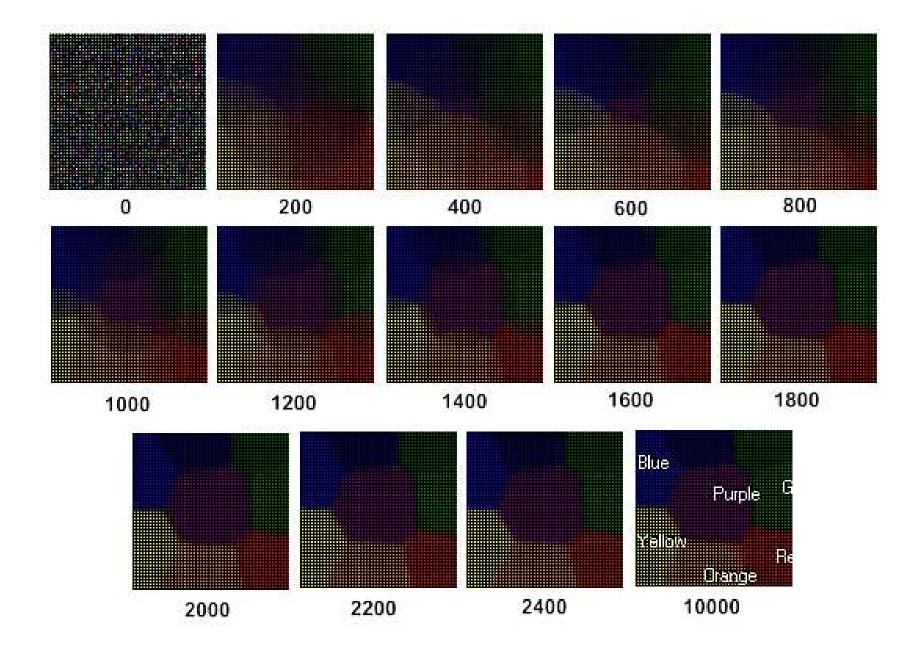


# • Método para reduzir dimensionalidade:

Provê visões em dimensionalidade menor (geralmente 2-D) de espaços de dados com dimensionalidades mais altas.

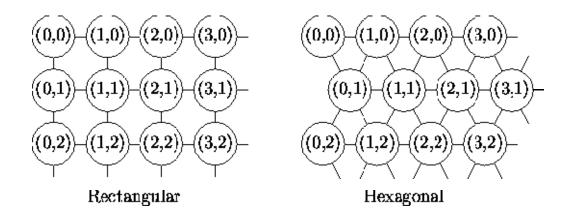






# Topologias

Mapas de nós, geralmente, em um espaço bidimensional com arranjo retangular ou hexagonal.





### Organização

- Cada neurônio (ou nó) é associado a um vetor de pesos.
- O tamanho do vetor de pesos corresponde à dimensão da entrada.
- O vetor de pesos é, geralmente, inicializado aleatoriamente.

# • Aprendizado não-supervisionado:

- Realizado em dois passos:
  - 1. Mapear o conjunto de treino processo competitivo.
  - 2. Classificar os novos vetores de entrada.
- Necessário um conjunto de entrada próximo o bastante do mapeamento que se deseja realizar.

# Algoritmo básico

- 1. Inicializar os vetores de pesos,  $\overrightarrow{W}_i$ , dos nós do mapa;
- 2. Para cada vetor de entrada  $\vec{X}(n)$ , faça:
  - 1. Obter a similaridade (distância euclidiana) entre cada nó do mapa  $\vec{W}_i(n)$  e  $\vec{X}(n)$ ;
  - 2. Determinar o nó que produz a menor distância (BMU);
  - 3. Atualize os nós da vizinhança de BMU (incluindo o próprio BMU) de acordo com:

$$\overrightarrow{W}_j(n+1) = \overrightarrow{W}_j(n) + \eta(n).\phi_{i,j}(n).\left(\overrightarrow{X}(n) - \overrightarrow{W}_j(n)\right),$$

em que

 $\eta(n)$  é o fator de aprendizado, decrementado a cada iteração n;

 $\phi_{i,j}(n)$  é a função de vizinhança, que determina a distância entre o nó atual, j, e o BMU, i.

$$\phi_{i,j}(n) = e^{\frac{-d_{ij}}{2\sigma^2}}$$

# £55

### Exercício: **SOM**

Dadas coordenadas em um plano com valores entre 0 e 1, em que  $X_1=0$  indica extremo sul e  $X_2=0$  indica extremo oeste, classifique um conjunto de entradas como centro, sudeste, sudoeste, nordeste e noroeste.

