

Self Organized Map (SOM)

Hevelyn Sthefany Lima de Carvalho 170059031

Guilherme Coelho Minervino 160123046



Roadmap

História

1

Redes neurais no SOMs

3

Implementações e suas
vantagens e desvantagens

5

Redes Neurais

2

Funcionamento do
SOMs

4

Aplicações

6

História

- ◆ Teuvo Kohonen (Mapa de Kohonen)
- ◆ Não supervisionada
- ◆ Técnica usada para reduzir dados de dimensão alta
- ◆ Rede neural artificial
- ◆ Aprendizado competitivo



Redes Neurais Artificiais

São redes computacionais semelhante à rede neural do cérebro humano

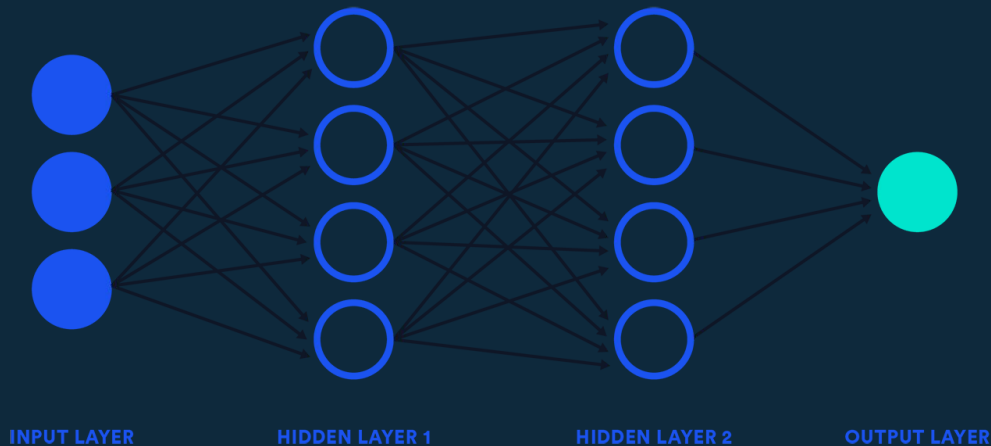
Permite que programas de computador reconheçam padrões e resolvam problemas comuns nas áreas de IA, aprendizado de máquina e aprendizado profundo

O computador aprende a realizar alguma tarefa analisando exemplos de treinamento



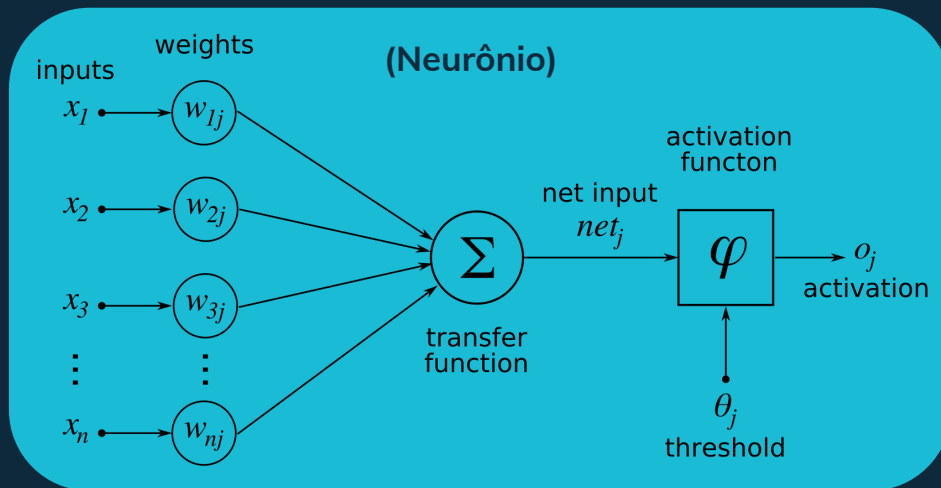
Redes Neurais Artificiais

São compostas por camadas de nós, contendo uma camada de entrada, uma ou mais camadas ocultas e uma camada de saída

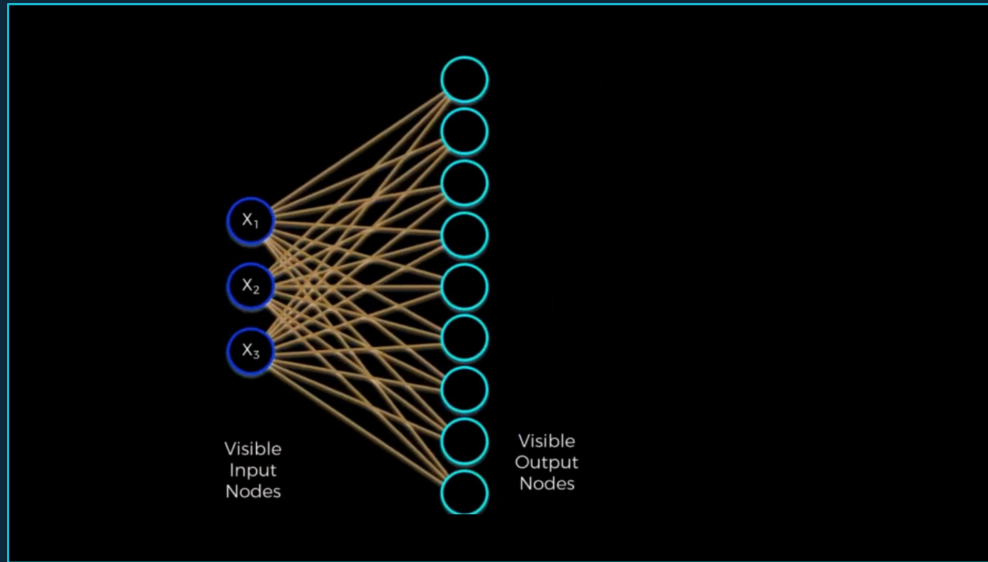


Redes Neurais Artificiais

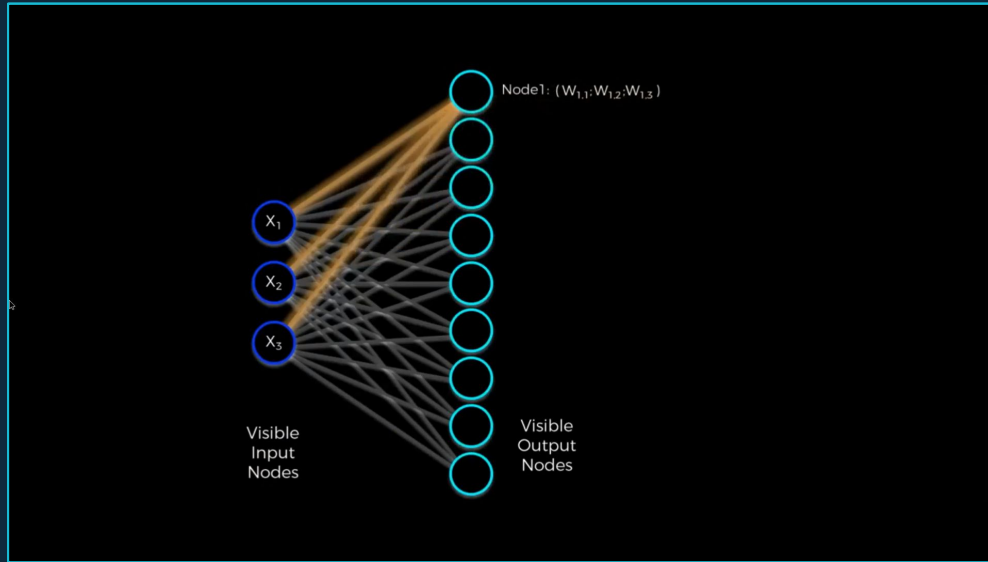
Cada neurônio é composto de dados de entrada, pesos, bias (ou limite) e uma função de ativação.



Self Organizing Maps (SOMs)



Self Organizing Maps (SOMs)



Como o SOM funciona?





Inicialização

Aleatória

- ◇ Os pesos dos nós serão iniciados com valores aleatórios
- ◇ A dimensão dos nós será a mesma dos dados de entrada
- ◇ É como incluir novos dados no espaço original das instâncias

Recomenda-se normalizar os dados de entrada para então gerar os pesos aleatórios no intervalo adequado





Inicialização

Com PCA

- ◇ É como um atalho para aproximar o mapa do estado final. Isso economiza muitos cálculos
- ◇ Os primeiros dois componentes principais são usados para definir os vetores de peso na direção dos componentes
- ◇ Os pesos são definidos em uma faixa que corresponde à escala dos componentes principais

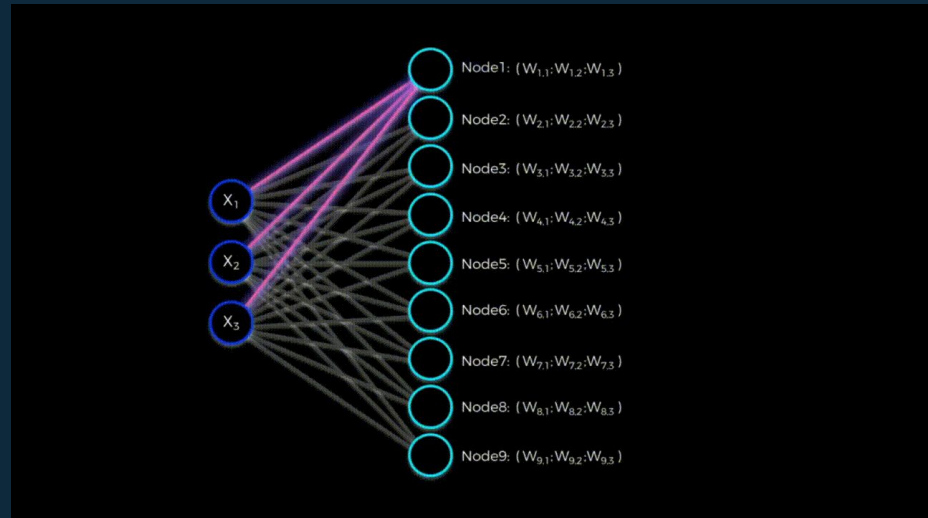
Seja o SOM um mapa $m \times n$, $a1$ e $a2$ dois vetores auxiliares amostras com espaçamento uniforme no intervalo $[-1,1]$, $e1$ e $e2$ os dois componentes principais. Logo:

$$\text{peso}[m, n] = a1[m] * e1 + a2[n] * e2$$



Treinamento

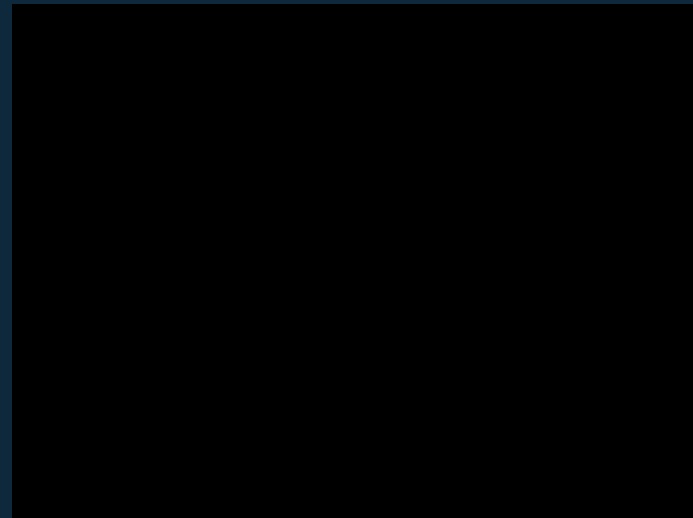
- ◇ Uma instância é escolhido aleatoriamente
- ◇ A distância euclidiana do vetor do dado de entrada para todos os vetores de peso é calculada





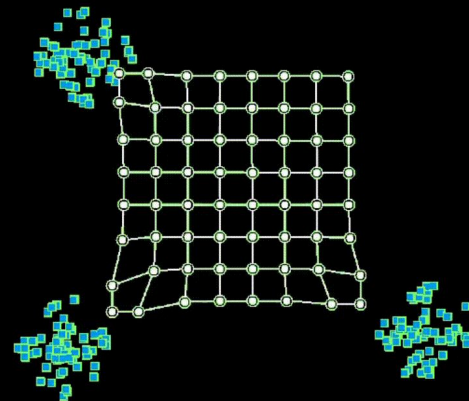
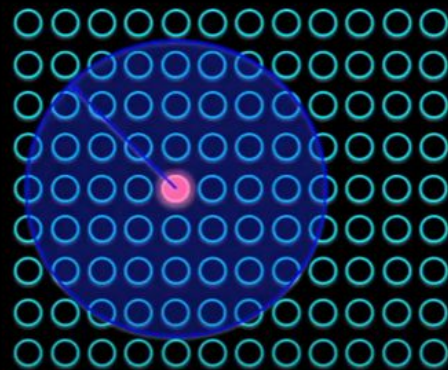
Treinamento

- ◇ Um dado de entrada é escolhido aleatoriamente
- ◇ A distância euclidiana do vetor do dado de entrada para todos os vetores de peso é calculada
- ◇ Em seguida, será escolhido o nó com a menor distância de cada linha (BMU)
- ◇ Os vetores de peso dos nós na vizinhança do BMU (incluindo o próprio BMU) são atualizados puxando-os para mais perto do vetor de entrada



Treinamento

- ◇ Um dado de entrada é escolhido aleatoriamente
- ◇ A distância euclidiana do vetor do dado de entrada para todos os vetores de peso é calculada
- ◇ Em seguida, será escolhido o nó com a menor distância de cada linha (BMU)
- ◇ Os vetores de peso dos nós na vizinhança do BMU (incluindo o próprio BMU) são atualizados puxando-os para mais perto do vetor de entrada



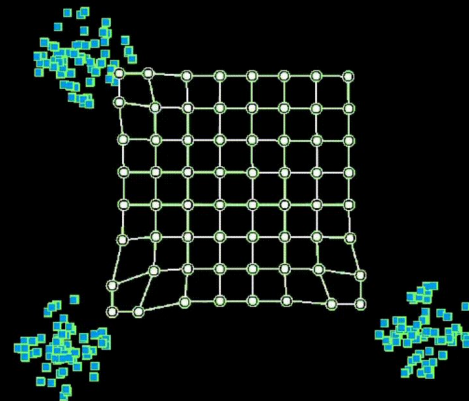
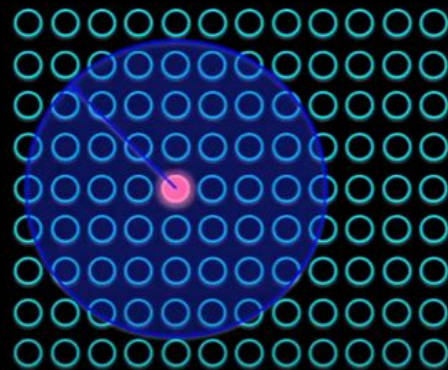
Treinamento

- ◇ Atualização da taxa de aprendizado de cada nó

$$h_{ci}(t) = \alpha(t) \cdot \exp\left(-\frac{\|r_c - r_i\|^2}{2\sigma^2(t)}\right)$$

- ◇ Atualização dos pesos de cada nó

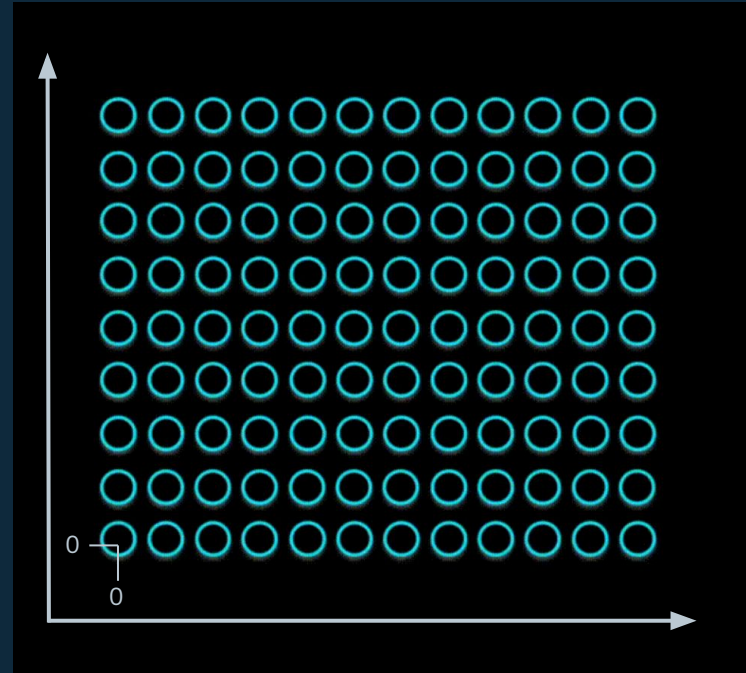
$$m_i(t+1) = m_i(t) + h_{ci}(t)[x(t) - m_i(t)]$$



Espaço de recursos final

Suponha que dado_n pertence ao neurônio da posição $[0, 0]$ no espaço do mapa. Portanto, os novos recursos do dado_n , ou seja, sua dimensão reduzida, será:

$$\text{Dado}_n: [a_0, a_1, a_2, a_3, a_4] \xrightarrow{\text{(SOM)}} [0, 0]$$



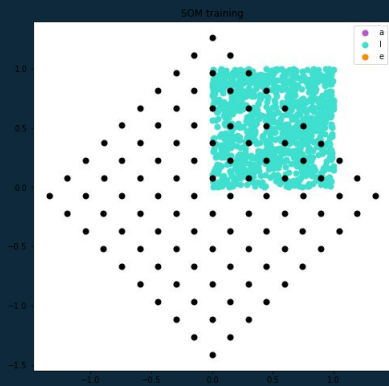


Implementação

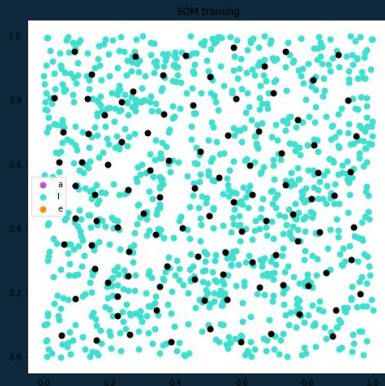


Com PCA x Sem PCA

Com dados artificiais gerados de forma aleatória e 20 épocas

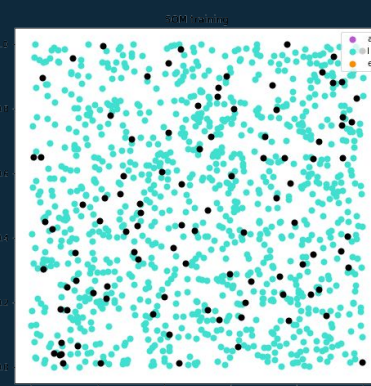


Mapa inicial

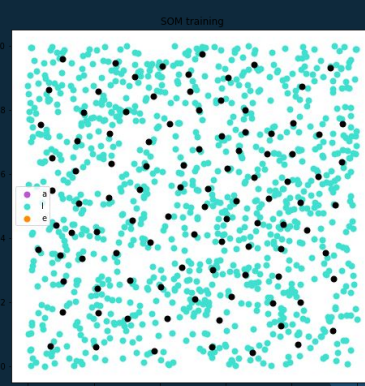


Mapa final

Com PCA



Mapa inicial



Mapa final

Sem PCA



Aplicações

- ◇ Compressão de Dados
- ◇ Clusterização

Exemplos:

- ◇ Reconhecimento de Voz
- ◇ Compressão de imagens
- ◇ Classificação de Padrões em geral





Referências

◇ Teoria

[Kohonen, Teuvo. "Self-organized formation of topologically correct feature maps." *Biological cybernetics* 43.1 \(1982\): 59-69](#)

<http://www.ijmo.org/vol6/504-M08.pdf>

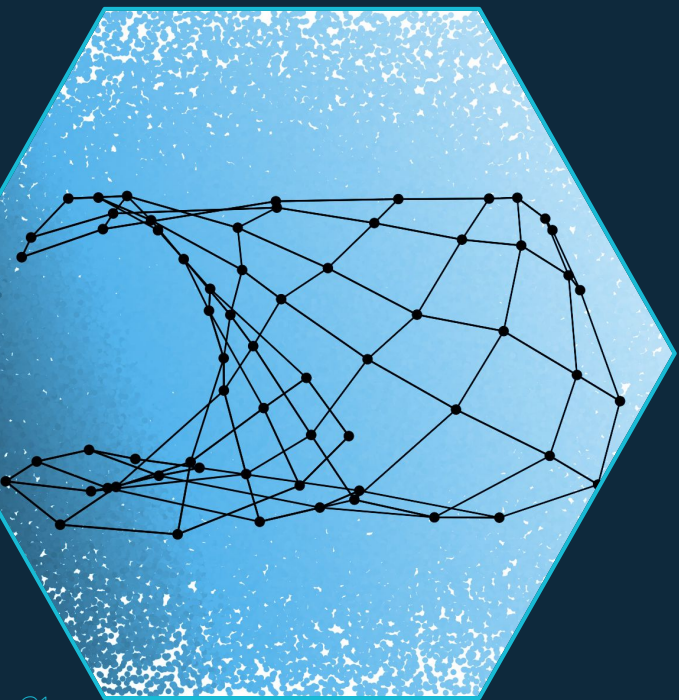
https://www.youtube.com/watch?v=JscwdkDXtuY&ab_channel=hailtonjr

https://www.youtube.com/watch?v=mShTVp6UkvQ&ab_channel=BeatrizFilippa

◇ Implementação

<https://towardsdatascience.com/how-to-implement-kohonnens-self-organizing-maps-989c4da05f19>





Obrigada

