

Self Organized Map (SOM)

Hevelyn Sthefany Lima de Carvalho 170059031 Guilherme Coelho Minervino 160123046



Roadmap





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





São redes computacionais semelhante à rede neural do cérebro humano

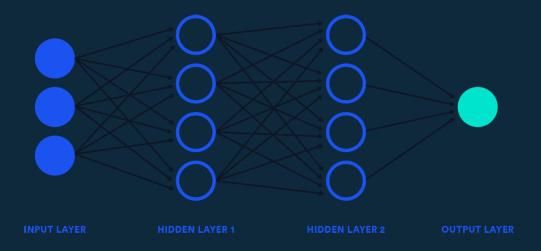
Permite que programas de computador reconheçam padrões e resolvam problemas comuns nas áreas de IA, aprendizado de máquina e aprendizado profundo

O computador aprende a realizar alguma tarefa analisando exemplos de treinamento





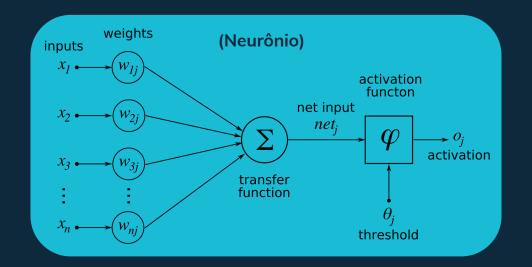
São compostas por camadas de nós, contendo uma camada de entrada, uma ou mais camadas ocultas e uma camada de saída







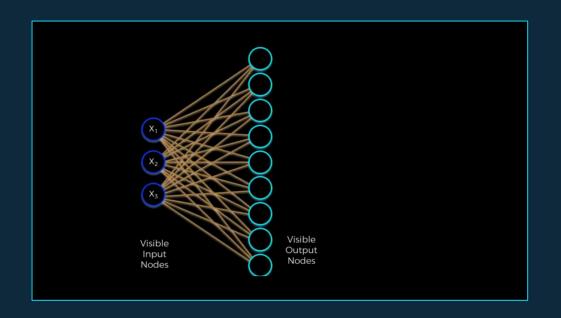
Cada neurônio é composto de dados de entrada, pesos, bias (ou limite) e uma função de ativação.







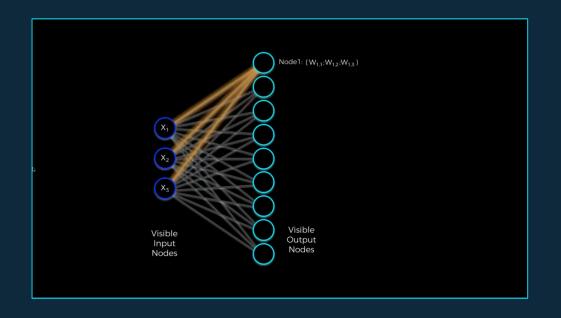
Self Organizing Maps (SOMs)







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 s\(\tilde{a}\) definidos em uma faixa que corresponde \(\tilde{a}\) escala dos componentes principais

Seja o SOM um mapa mxn, a1 e a2 dois vetores auxiliares com pesos aleatórios, e1 e e2 os dois componentes principais. Logo:

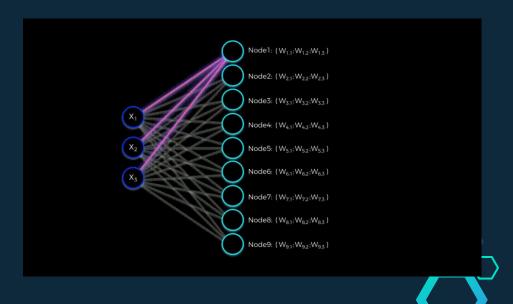
$$peso[m, n] = a1[m] * e1 + a2[n] * e2$$





Treinamento

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





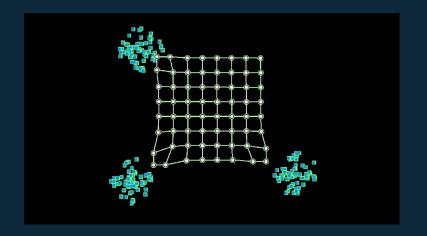
Treinamento

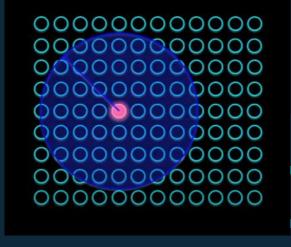
- Um dado de entrada é escolhido aleatoriamente
- A distância euclidiana do vetor do dado de entrada para todos os vetores de peso é calculada
- Em seguida, será escolhido o nó com a menor distância de cada linha (BMU)
- Os vetores de peso dos nós na vizinhança do BMU (incluindo o próprio BMU) são atualizados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





- 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







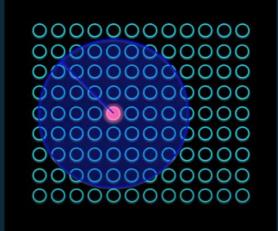
Treinamento

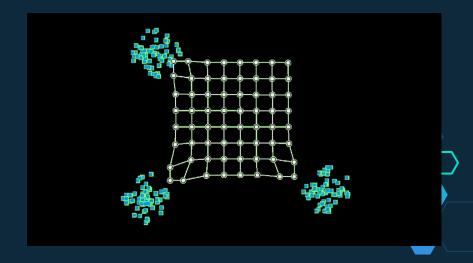
Atualização da taxa de aprendizado de cada nó

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

Atualização dos pesos de cada nó

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

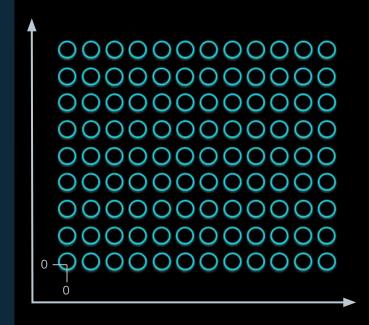






Suponha que dado_n pertence ao neurônio da posição [0, 0] no espaço do mapa.
Portanto, os novos recursos do dado_n, ou seja, sua dimensão reduzida, será:

Dado_n:
$$[\alpha_0, \alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4] \xrightarrow{\text{(SOM)}} [0, 0]$$





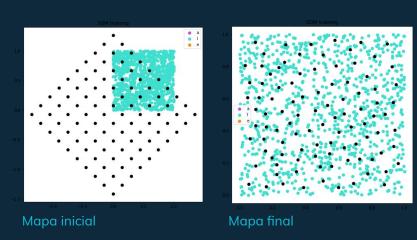


Implementação

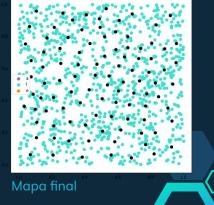


Com PCA x Sem PCA

Com dados artificiais gerados de forma aleatória e 20 épocas







Com PCA

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-kohonens-s-self-organizing-maps-989c4da05f19





Obrigada

