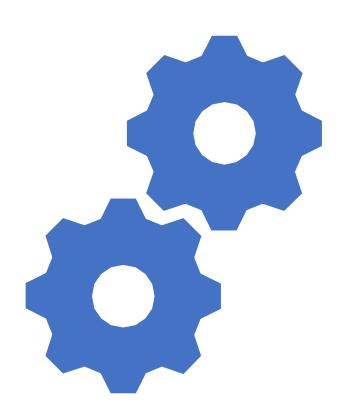
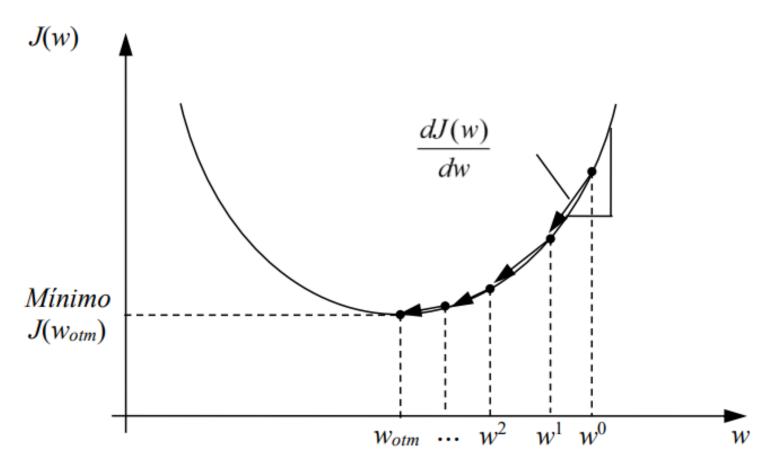


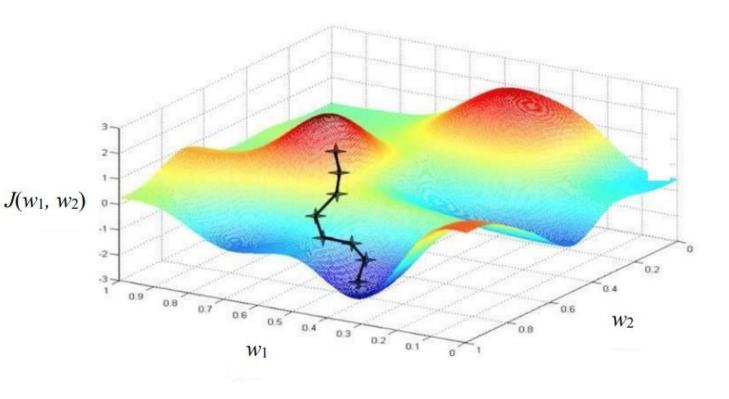
Introdução a Redes Neurais

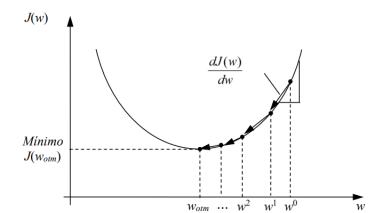
Marlon Sproesser Mathias



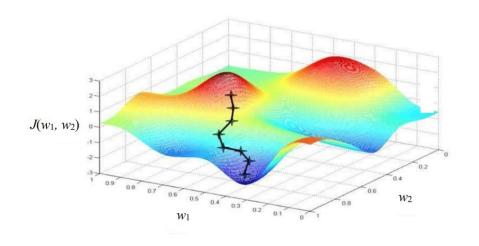
Métodos de otimização





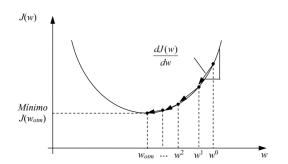


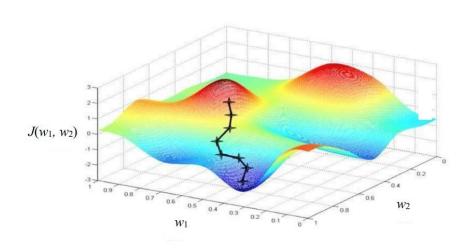
https://github.com/RNogales94/ISI-Tensorflow

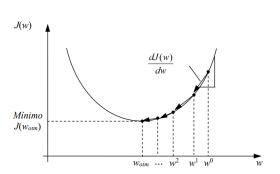


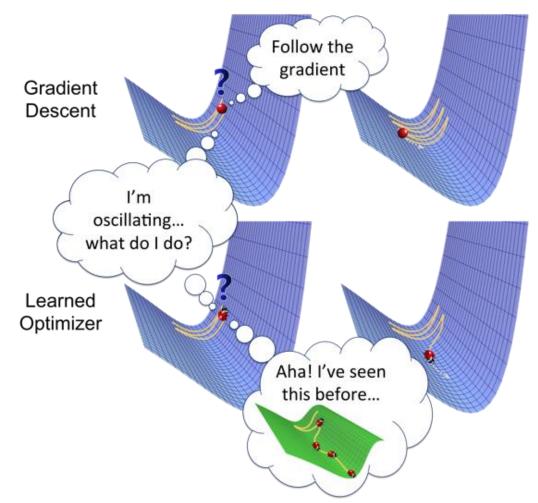
Possíveis dificuldades:

- Mínimos locais
- Diferentes magnitudes dos gradientes









PECE - Poli: Introdução a Redes Neurais

Gradiente descendente

- Simples
- Fácil de implementar
- Pode parar um mínimos locais
- Percorre todo o dataset antes de atualizar os pesos

$$\theta = \theta - \alpha \cdot \nabla J(\theta)$$

Gradiente descendente estocástico

- Simples
- Fácil de implementar
- Pode parar um mínimos locais
- Atualiza a cada avaliação

 $\theta = \theta - \alpha \cdot \nabla J(\theta; x(i); y(i))$ onde $\{x(i), y(i)\}$ são os exemplos de treinamento

Gradiente descendente por mini-batch

- Simples
- Fácil de implementar
- Pode parar em mínimos locais
- Atualiza após cada batch

 $\theta = \theta - \alpha \cdot \nabla J(\theta; B(i))$ onde $\{B(i)\}$ são os lotes

Momento

- Reduz oscilações
- Evita mínimos locais
- Adiciona o hiper-parâmetro de momento

$$V(t) = \gamma V(t-1) + \alpha . \nabla J(\theta)$$
$$\theta = \theta - V(t)$$

Momento acelerado de Nesterov

- Evita "passar reto" pelo mínimo
- Olha adiante para atualização da velocidade

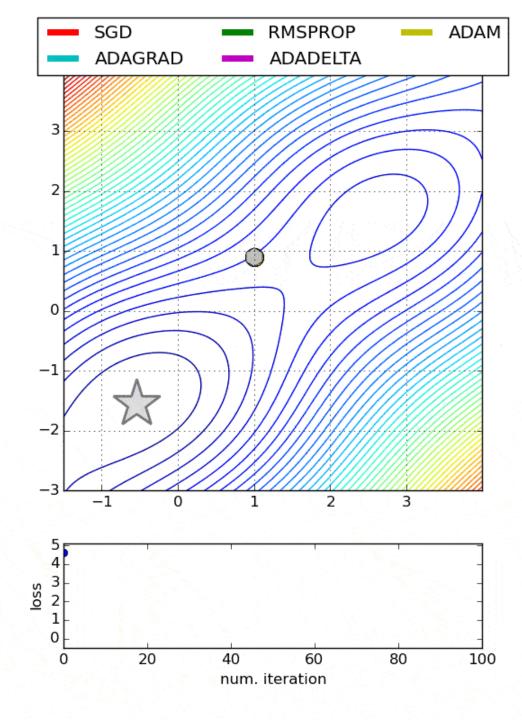
$$V(t)=\gamma V(t-1)+\alpha$$
. $\nabla J(\theta-\gamma V(t-1))$
 $\theta=\theta-V(t)$

Adagrad, AdaDelta, Adam

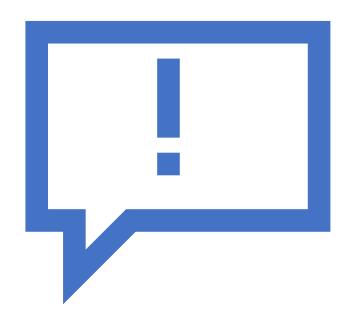
- Taxa de aprendizado adaptável
- Cada parâmetro tem sua taxa
- Mais caros e complexos

Comparação

https://towardsdatascience.com/optimizers-for-training-neural-network-59450d71caf6



Gradientes que desaparecem



- "Vanishing gradients"
- Com sigmoides e tanh, ocorre em valores de módulo alto
- Com ReLU, ocorre com valores muito negativos

Gradientes que desaparecem

O que fazer?

- Camada de renormalização
- Conexões residuais
- Leaky ReLU