

CONSTELLATION

ASSET MANAGEMENT

# CONSTELLATION TALKS #1

Abrindo a caixa de uma rede neural

Novembro | 2022

```
32 self.file = None
33 self.fingerprints = self()
logdups = True
debug = debug
logger = logging.getLogger(__name__)
th:
self.file = open(os.path.join(path, 'constellation.log'), 'a')
self.file.seek(0)
self.fingerprints.update(self.request_fingerprint(request))

def __init__(self, settings):
    self.settings = settings
    self.debug = settings.getbool('debug', False)
    self.job_dir = settings.get('job_dir', 'job_dir')
    self.request_fingerprint = request_fingerprint

def request_seen(self, request):
    fp = self.request_fingerprint(request)
    if fp in self.fingerprints:
        return True
    self.fingerprints.add(fp)
    if self.file:
        self.file.write(fp + os.linesep)

def request_fingerprint(self, request):
    return request_fingerprint(request)
```

# Quem é a **Constellation?**

SOMOS UMA GESTORA DE  
INVESTIMENTOS **QUE**  
**BUSCA GERAR VALOR**  
**NO LONGO PRAZO**

# Requisitos

Precisamos garantir que quem está assistindo já possua alguns conhecimentos básicos

- | Cálculo diferencial e integral (Derivada parcial)
- | Noções de álgebra Linear (Matrizes e cálculo matricial básico)
- | Estatística básica (Distribuições e Esperança)



Encontre o conteúdo em  
**<https://github.com/Constellation-Dev-Team>**

# Agenda



- | O que é aprendizado de máquina?
- | Como uma máquina pode aprender?
- | Modelando preço de uma ação
- | Definindo uma meta
- | Otimizando uma função
- | Como modificar o otimizador
- | Perceptron e Perceptron de camada única

# O que é aprendizado de máquina?

Campo de estudo que dá aos computadores a habilidade de aprender sem serem explicitamente programados

*Arthur Samuel (1959)*



# Tipos de aprendizado de máquina

Supervisionado	Não-Supervisionado	Por Reforço
Dados $X \in \mathbb{R}^n, y \in R$ Encontre $f, t.q.$ $f(X) \mapsto y$	Dado $X \in \mathbb{R}^n$ , encontre $f$ , t.q. $f(X)$ extraia alguma informação relevante de $X$	Dados um conjunto de ações $A$ , um conjunto de estados $S$ e uma função de recompensa $R$ , encontre $\pi(s, a) = \max_{a \in A, s \in S} R(s)$
<i>Você conhece <math>X</math> e <math>y</math> e quer encontrar algo que preveja <math>y</math> baseado em <math>X</math></i>	<i>Você quer encontrar algum padrão relevante em <math>X</math>.</i>	<i>Você quer encontrar uma solução onde você não consegue definir certos e errados, apenas recompensar o for correto</i>
<i>Baseado no preço anterior, quero definir o próximo preço de uma ação</i>	<i>Quero encontrar grupos semelhantes na minha amostra</i>	<i>Quero que um robô jogue xadrez</i>

# Aprendizado Supervisionado

Regressão	Classificação
Dados $X \in \mathbb{R}^n, y \in R$ Encontre $f$ , t.q. $f(X) \mapsto y$	Dados $X \in \mathbb{R}^n, y \in \{1,0\}^m$ Encontre $f$ , t.q. $f(X) \mapsto y$
<i><math>y</math> é sempre um número real</i>	<i><math>y</math> é um conjunto de classes finitas definidos por inteiros ou um vetor "One Hot"</i>
<i>Baseado no preço anterior, quero definir o próximo preço de uma ação</i>	<i>Baseado no preço anterior, quero se no próximo período a ação vai subir ou cair</i>

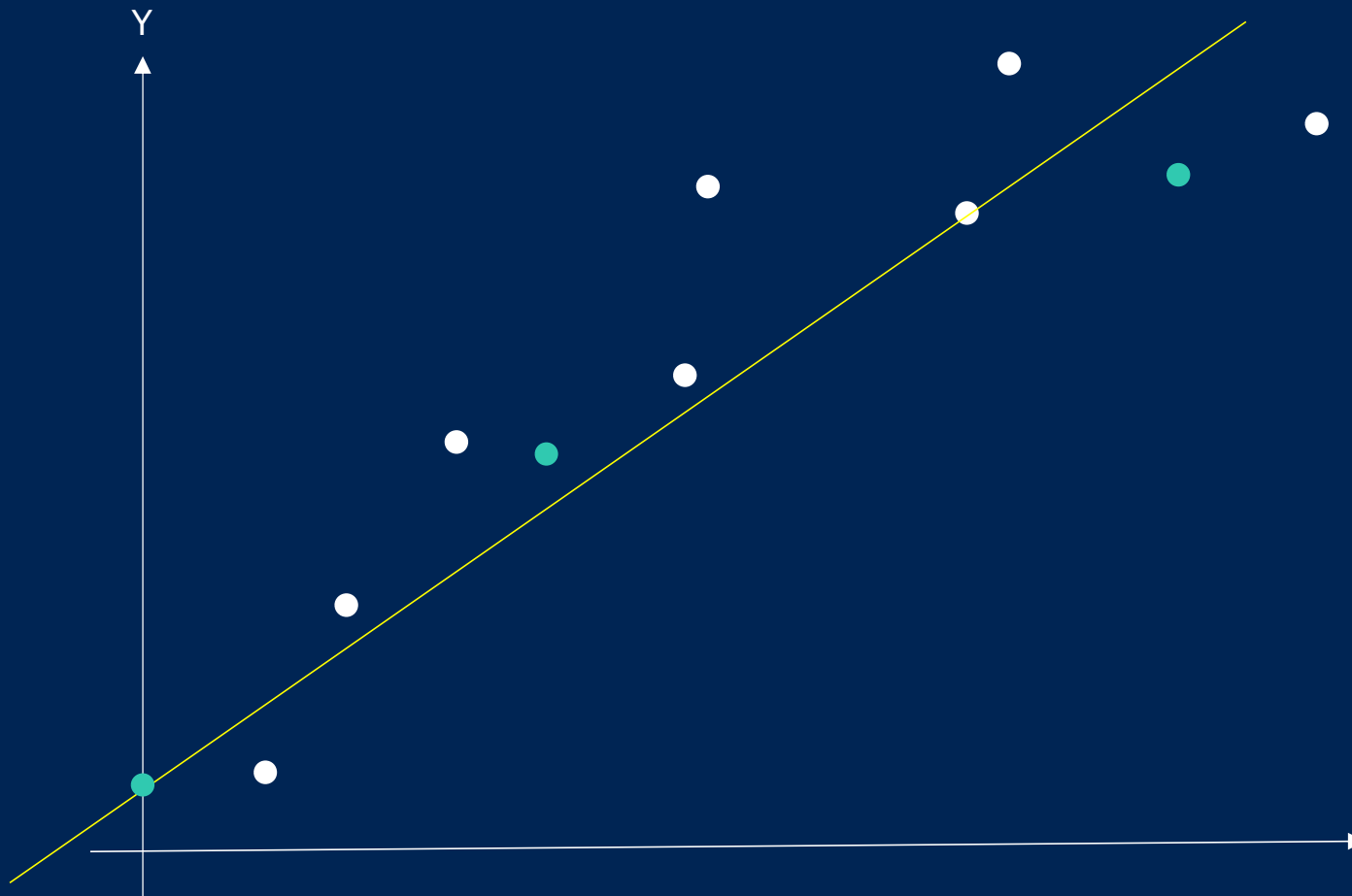


# Como uma máquina pode aprender?

- | Dado uma distribuição estatística dos dados que temos, sempre podemos dar um palpite mais acertado do que uma aposta aleatória
- | Podemos assumir algumas propriedades dos dados e tentar estimar a partir dessas premissas
- | Por exemplo: Ao assumir que a relação entre os dados em questão é linear, podemos criar uma regressão linear

# Exemplo

Dado uma amostra de dados, podemos encontrar uma função linear



X



# Modelando uma função linear

Dado  $n$  variáveis aleatórias, vamos criar uma função que define a variável aleatória  $y$

$$h(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n) = \sum_{i=1}^n w_i x_i + b,$$

Podemos ainda definir  $X$  como uma matriz contendo todas as variáveis  $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$  de toda a amostra de tamanho  $m$  e  $W$  uma matriz com os pesos  $w_1, w_2, w_3, \dots, w_n$

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{n1} \\ x_{21} & \cdots & x_{n2} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m1} & \cdots & x_{mn} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} - & x_1 & - \\ - & x_2 & - \\ & \vdots & \\ - & x_m & - \end{bmatrix}, \quad W = \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_n \end{bmatrix}$$

Com isso, podemos redefinir  $h$  de forma matricial para toda a amostra:

$$h(X) = W \circ X + b$$

# Modelando o mercado

Mas o que poderia ser modelado dessa forma?

Para nosso exercício, iremos tentar modelar o preço de uma ação no dia seguinte.

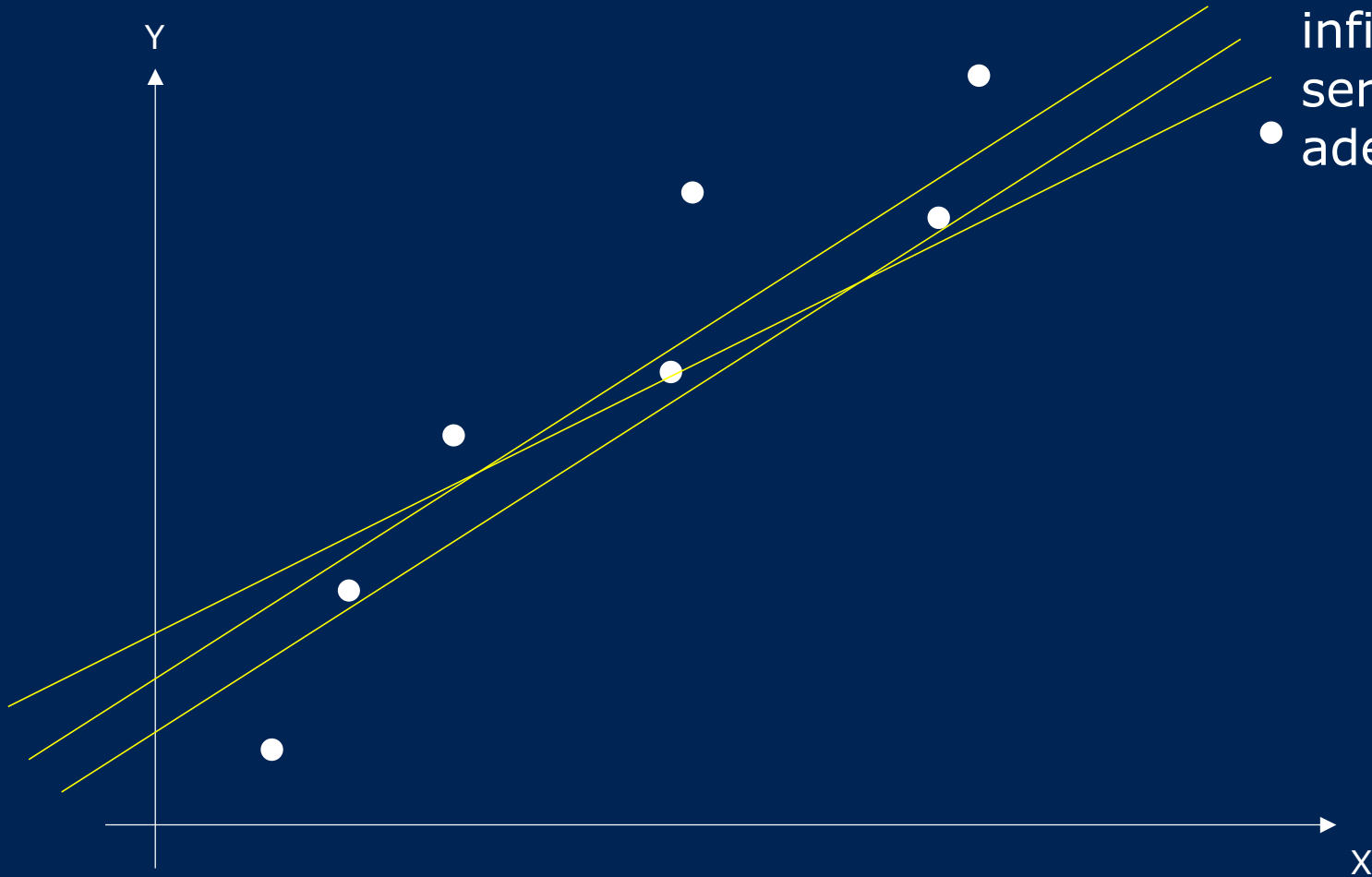
O que podemos utilizar para tentar prever o preço de uma ação?

- Preços anteriores da ação
- Indicadores técnicos
  - SMA, RSI, Bollinger Bands, Donchian
- Fatores fundamentalistas
  - Lucro Bruto, Lucro líquido, Dívidas
- Indicadores econômicos
  - Juros, Inflação, IPCA, IGP-M



# Exemplo

Porém, entre infinitas retas, qual seria a mais adequada?



# Mas como posso encontrar a melhor função possível?

Para isso, precisamos definir uma segunda função, que vai servir para otimizar a primeira.

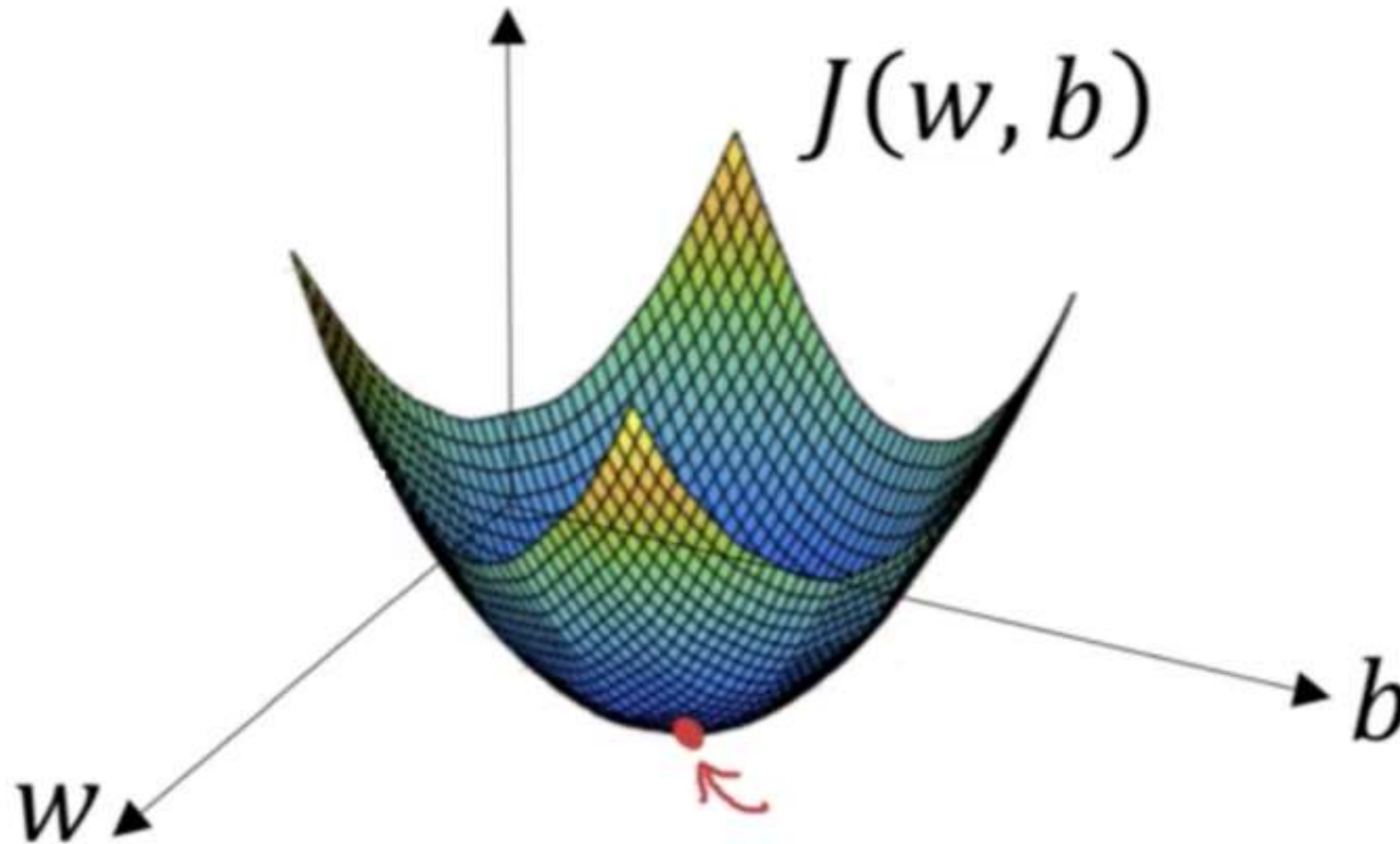
A chamamos função de custo, e podemos defini-la com a intenção de minimizar a distância média entre os pontos da nossa função linear e nossa medida final.

$$J_i(W) = \frac{1}{2} (h(x_i) - y)^2$$

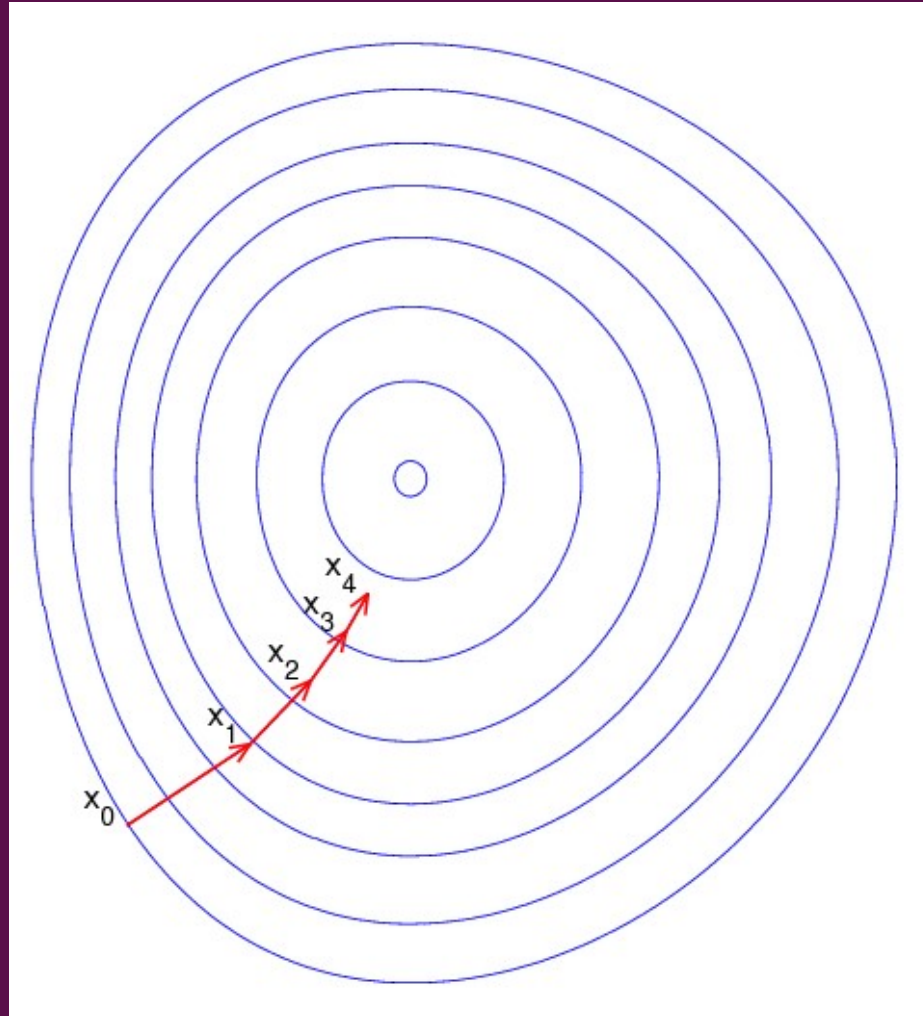
$$J(W) = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n J_i(x_i)$$

$$= \frac{1}{2n} (W^T \circ X + b - y)^2$$

# Mas como posso encontrar a melhor função possível?



# Gradiente Descendente





# O que é o gradiente?

Como  $J$  é uma função quadrática e convexa, significa que ela possui um mínimo global.

Uma das formas de fazer isso é utilizando o gradiente da função  $J$

O gradiente é um vetor com a derivada parcial da função  $J$  em relação a cada componente do vetor de pesos

$$\nabla_w J = \frac{\partial J}{\partial W} = \begin{bmatrix} \frac{\partial J}{\partial w_1} \\ \frac{\partial J}{\partial w_2} \\ \vdots \\ \frac{\partial J}{\partial w_n} \end{bmatrix}$$

# Gradiente Descendente

## **Algoritmo do Gradiente Descendente:**

Repita até convergir:

$$W := W - \alpha \nabla_W J$$

sendo  $\alpha$  a taxa de aprendizado

# Tudo bem, mas e a Rede Neural?

Redes neurais são constituídas de vários elementos chamados perceptrons, que são otimizadores quase-lineares.

$$h(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n) = \sigma\left(\sum_{i=0}^n w_i x_i + b\right)$$

Onde  $\sigma$  é uma função não-linear.

Funções utilizadas em geral são:

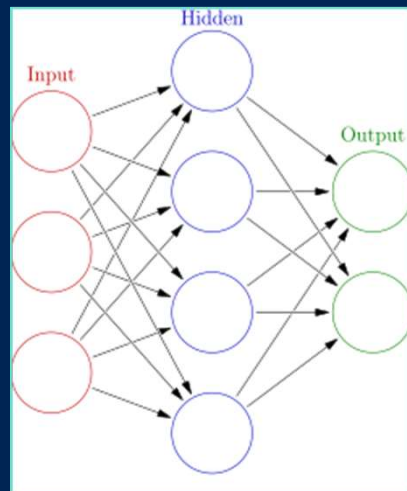
Função sigmoide :  $\text{sig}(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$

Função sigmoide :  $\text{tanh}(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$

Função ReLU:  $\text{ReLU}(x) = \max(0, x)$

# Tudo bem, mas e a Rede Neural?

Quando vários perceptrons são unidos, eles conseguem separar o hiper-espço em pedaços além dar pesos para as associações entre as diferentes entradas.



Podemos definir uma rede neural de 2 camadas como:

$$z_1 = W^{[1]} \circ X + b_1$$

$$a_1 = \sigma(z_1)$$

$$z_2 = W^{[2]} \circ a_1 + b_2$$

$$a_2 = \sigma(z_2)$$

# Atualização dos Pesos

A atualização dos pesos da rede neural é chamada de Backpropagation. Em geral, é utilizado algoritmo do gradiente descendente ou alguma otimização dele

$$\begin{aligned}W^{[1]} &:= W^{[1]} - \alpha \nabla_{w^{[1]}} J \\b_1 &:= b_1 - \alpha \nabla_{b_1} J\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}W^{[2]} &:= W^{[2]} - \alpha \nabla_{w^{[2]}} J \\b_2 &:= b_2 - \alpha \nabla_{b_2} J\end{aligned}$$

# Atualização dos Pesos

*Definiremos  $\delta^{[1]}$  e  $\delta^{[2]}$ :*

$$\delta^{[2]} \triangleq \frac{\partial J}{\partial a_2} = (a_2 - y)$$
$$\delta^{[1]} \triangleq \frac{\partial J}{\partial z_1} = (a_2 - y) \cdot W^{[2]T} \odot \sigma'(z_1)$$

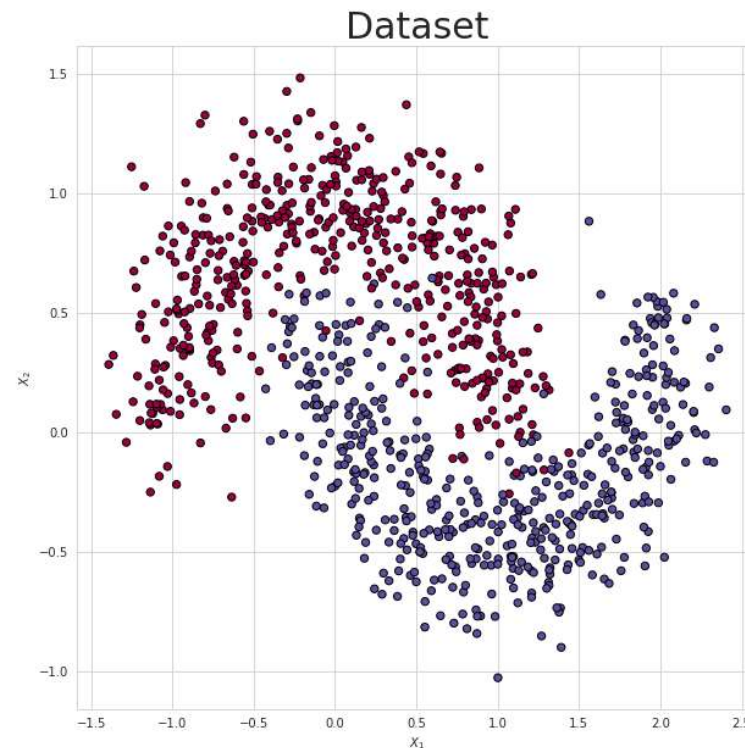
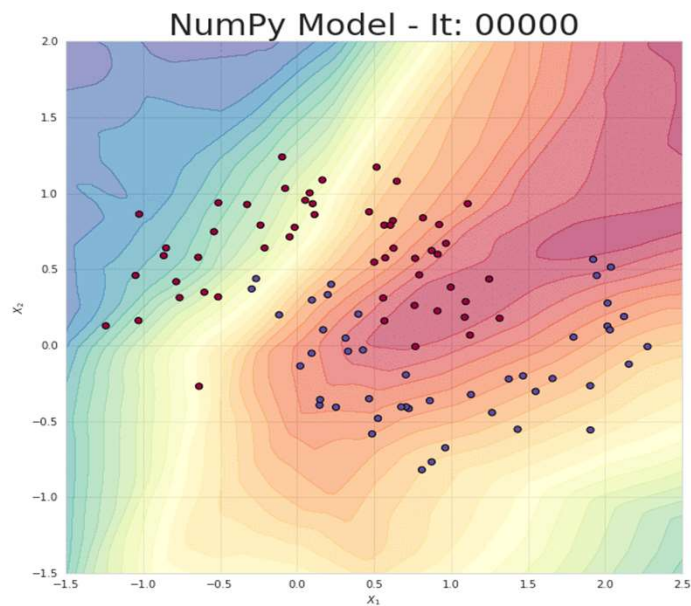
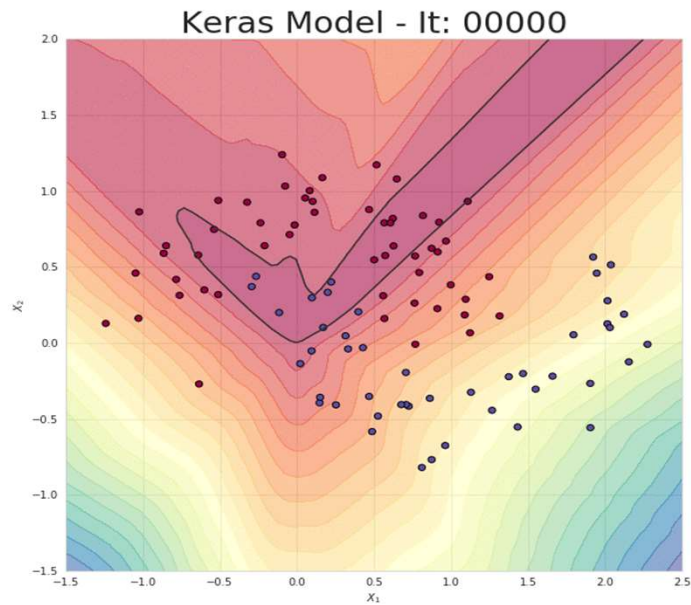
*Os gradientes ficam como:*

$$\nabla_{w^{[1]}} J = \delta^{[1]} x^T$$
$$\nabla_{b_1} J = \delta^{[1]}$$

$$\nabla_{w^{[2]}} J = \delta^{[2]} a^T$$
$$\nabla_{b_2} J = \delta^{[2]}$$

# Exemplo

Com múltiplas camadas, mesmo datasets não lineares podem ser resolvidos.



Agora vamos para o código



# Referências

**Wikipédia** [https://pt.wikipedia.org/wiki/Aprendizado\\_de\\_m%C3%A1quina](https://pt.wikipedia.org/wiki/Aprendizado_de_m%C3%A1quina)

**Builtin – Gradient Descent** <https://builtin.com/data-science/gradient-descent>

**Let's Code a Neural Network** <https://towardsdatascience.com/lets-code-a-neural-network-in-plain-numpy-ae7e74410795>