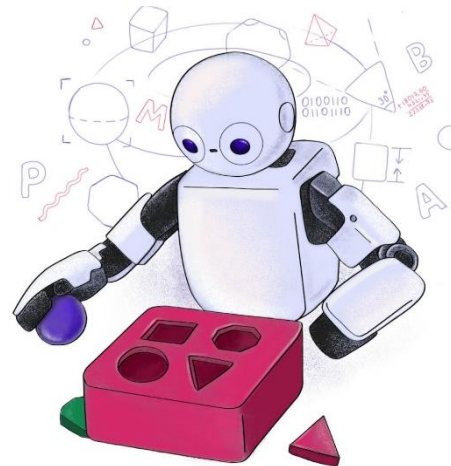


TP557 - Tópicos avançados em IoT e Machine Learning:

Medindo a precisão de um modelo de ML



Inatel

Felipe Augusto Pereira de Figueiredo
felipe.figueiredo@inatel.br

O que vamos ver?

- Neste tópico vamos ver como medir o desempenho de um modelo de aprendizado de máquina ao longo do seu processo de aprendizagem.
- Para isso, como já discutido brevemente antes, usaremos uma função chamada de função de erro ou de perda.
- Idealmente, o processo de treinamento tem como objetivo minimizar o erro e, conseqüentemente, aumentar a precisão do modelo.
- Além disso, veremos em breve diferentes estratégias para minimizar o erro.
- Porém, primeiro, vamos aprender como calcular o erro.

Mapeando x em y

$$x = \{-1, 0, 1, 2, 3, 4\}$$

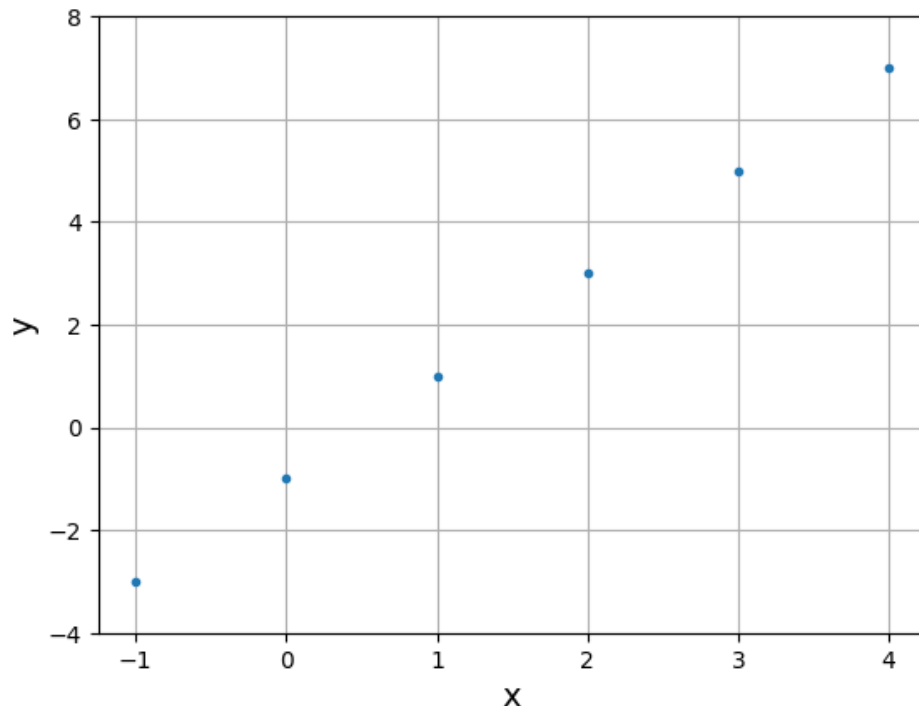
$$y = \{-3, -1, 1, 3, 5, 7\}$$

- Considerem esses dois conjuntos de números.
- Qual a relação entre os dois conjuntos?
 - Ou seja, qual é a função que mapeia os valores de x em y ?
- Nós sabemos que y é uma função de x , nós só não sabemos que função é essa.
- Que tal plotarmos esse pontos?

Mapeando x em y : Função hipótese

$$x = \{-1, 0, 1, 2, 3, 4\}$$

$$y = \{-3, -1, 1, 3, 5, 7\}$$



- Ao plotarmos os pontos, percebemos que existe uma relação linear entre eles.
- Podemos criar a **hipótese** de que uma reta explica esse mapeamento.
- Portanto, usamos a função de uma reta para definir o mapeamento:
$$y = a_0 + a_1x.$$
- Agora precisamos encontrar os valores dos parâmetros (ou pesos) a_0 e a_1 .

Suposição e Predição

$$\hat{y} = -1 + 3x$$

$$x = \{-1, 0, 1, 2, 3, 4\}$$

Predições feitas pela função hipótese atual:

$$\hat{y} = \{-4, -1, 2, 5, 8, 11\}$$



- Vamos começar atribuindo alguns valores aleatórios para os pesos, ou seja, vamos fazer uma suposição sobre os valores.
- Como medimos se essa função hipótese é boa ou ruim?
 - Usamos os valores de x para obter o mapeamento (i.e., predição) feito pela função e comparamos com os valores de saída esperados, y .

O quão boa é a função hipótese?

$$\hat{y} = -1 + 3x$$

$$\mathbf{x} = \{-1, 0, 1, 2, 3, 4\}$$

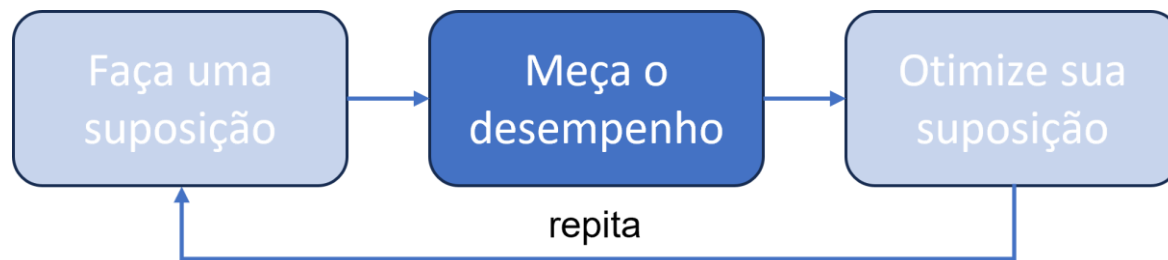
Predições feita pela função hipótese atual:

$$\hat{\mathbf{y}} = \{-4, -1, 2, 5, 8, 11\}$$

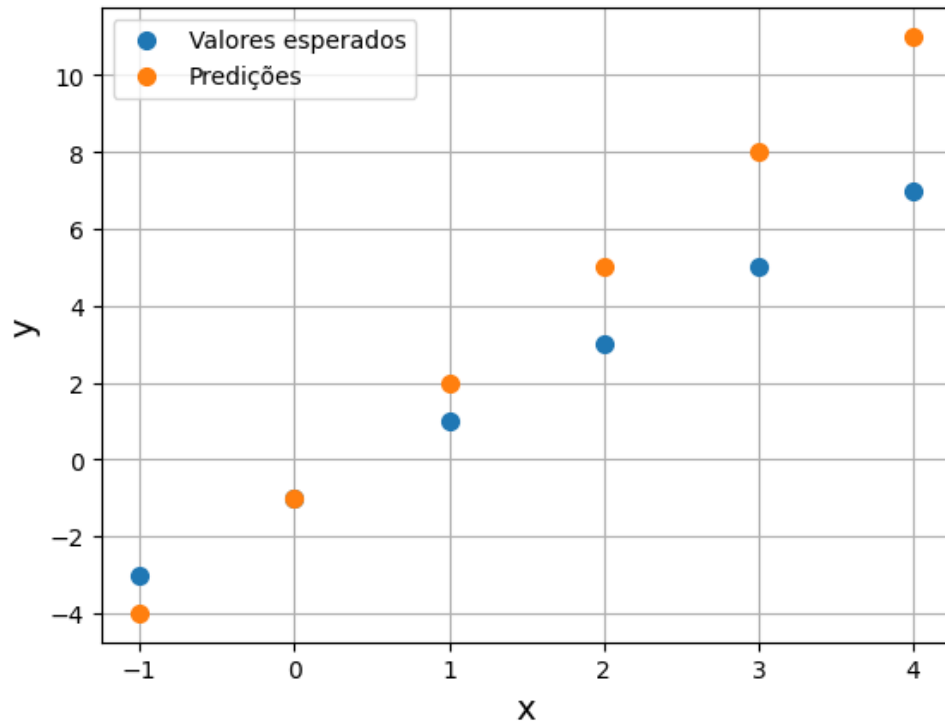
Valores de saída esperados:

$$\mathbf{y} = \{-3, -1, 1, 3, 5, 7\}$$

- Vemos que os valores preditos e esperados não são os mesmos.
- Os três primeiros valores até são próximos, mas os últimos já estão mais distantes.
- Existe uma maneira de formalizarmos um cálculo do quão bom ou ruim essa função e suas predições são?

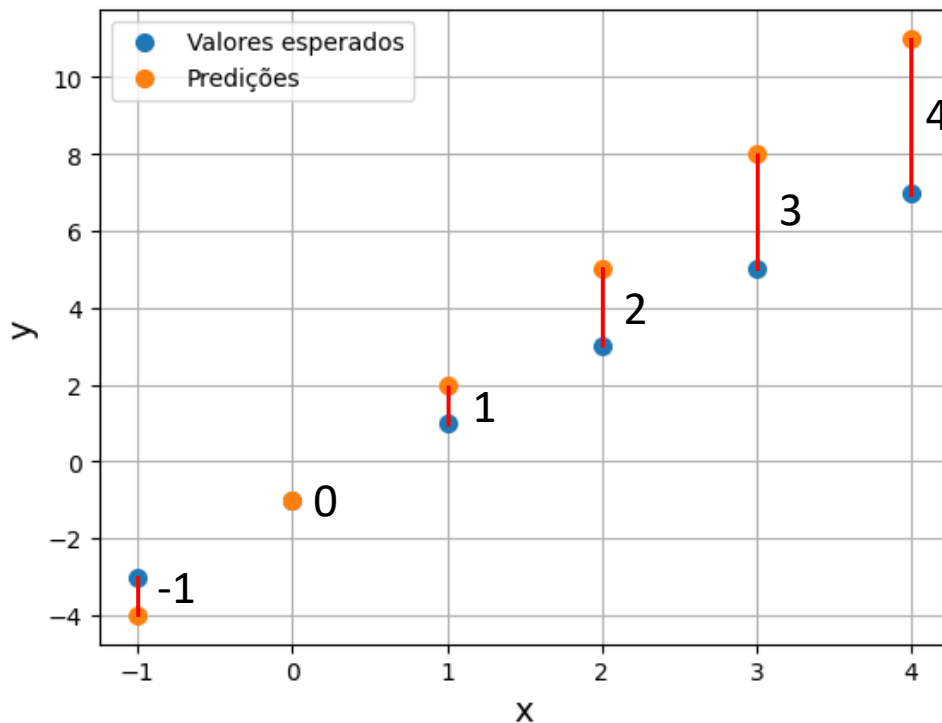


Vamos medir as distâncias!



- Talvez nós possamos definir uma métrica de desempenho plotando os valores esperados e preditos.
- Na figura ao lado, temos os pontos preditos e esperados para cada valor de x .

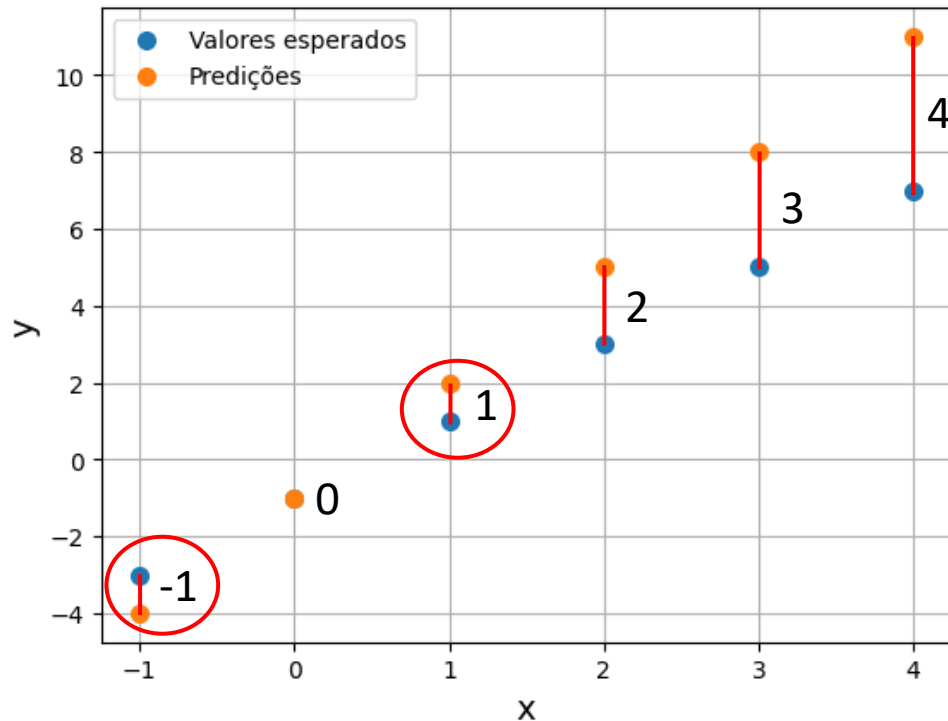
Vamos medir as distâncias!



$$\text{diff} = \hat{y} - y$$

- Podemos traçar uma reta entre cada ponto e, pelo comprimento dessas retas (ou **diferença** entre os pontos), descobrir se a função hipótese é boa ou não.
- O comprimento de cada reta é mostrado ao lado delas.
- Talvez nós possamos calcular a média dos comprimentos para obter o **erro médio** causado pela função hipótese atual.

Temos um problema!

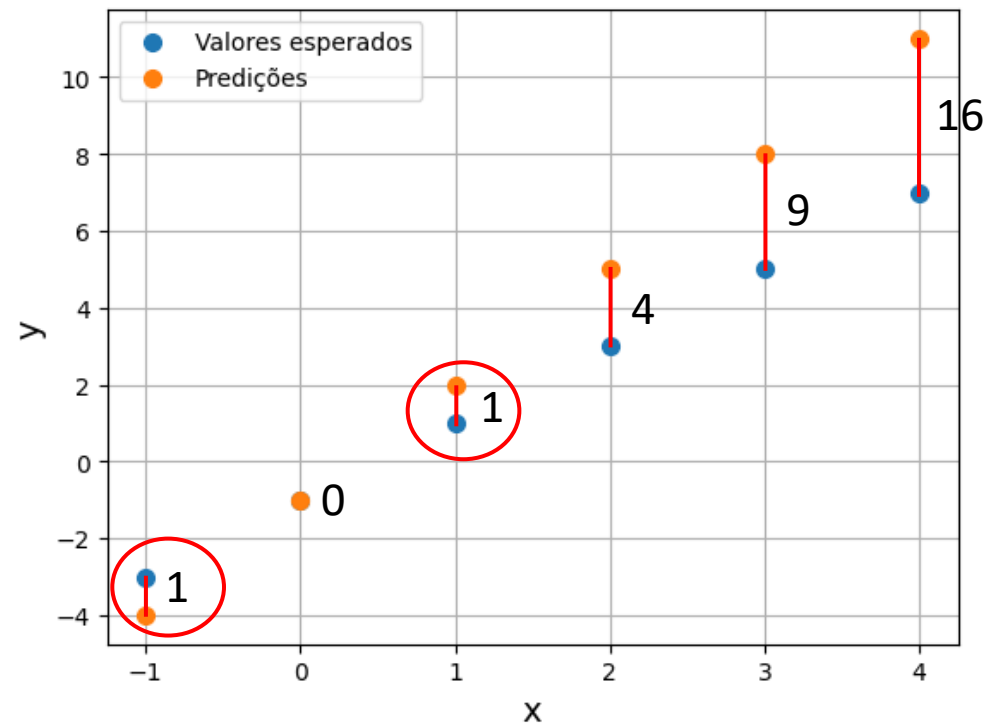


$$\text{erro médio} = \frac{\text{diff}}{6}$$

$$\text{erro médio} = \frac{-1 + 0 + 1 + 2 + 3 + 4}{6} = 1.5$$

- Ao somarmos os comprimentos, mesmo as predições para os dois pontos estando erradas, seus erros se cancelariam, afetando a medida de desempenho.
- Isso poderia sugerir que 3 de 6 predições estão corretas, o que sabemos não ser verdade.
- O que podemos fazer para resolver esse problema?

Quadrado dos comprimentos



$$\text{erro quadrático médio (EQM)} = \frac{\text{diff}^2}{6}$$

$$\text{EQM} = \frac{1 + 0 + 1 + 4 + 9 + 16}{6} = 5.17$$

- Podemos elevar ao quadrado todos os comprimentos, fazendo com que todos eles sejam positivos e não se cancelem mais.
- Isso não afeta nossa métrica, pois aplicamos a todos os comprimentos.
- Usando essa métrica de **erro médio**, vemos que nossa função hipótese não é boa, pois o valor ainda está longe de zero, que é o menor valor possível e nosso objetivo final.
- O que devemos fazer?

Otimizando a suposição

$$\hat{y} = -2 + 2x$$

$$\mathbf{x} = \{-1, 0, 1, 2, 3, 4\}$$

Predições feitas pela função hipótese atual:

$$\hat{\mathbf{y}} = \{-4, -2, 0, 2, 4, 6\}$$

Valores de saída esperados:

$$\mathbf{y} = \{-3, -1, 1, 3, 5, 7\}$$

Diferença entre predições e valores esperados:

$$\text{diff}^2 = \{1, 1, 1, 1, 1, 1\}$$

- Vamos supor outros valores para a_0 e a_1 e fazer predições com esta nova função hipótese.

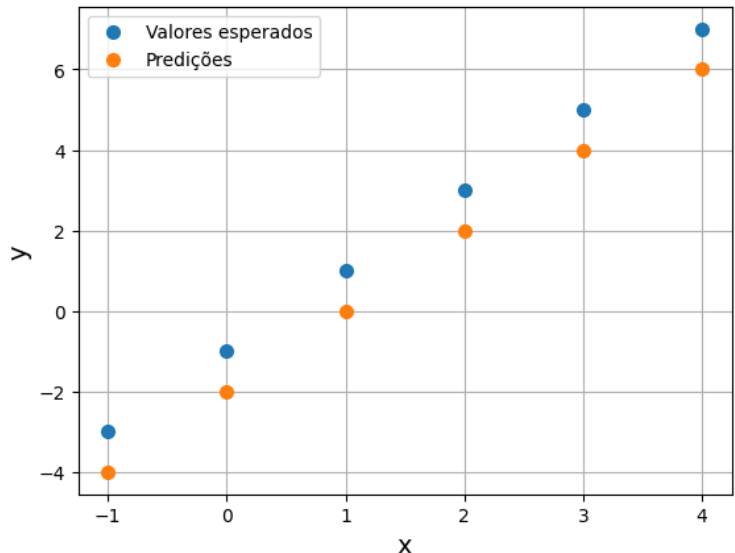


O quão boa é a nova função hipótese?

$$\hat{y} = -2 + 2x$$

$$x = \{-1, 0, 1, 2, 3, 4\}$$

$$\text{EQM} = \frac{1 + 1 + 1 + 1 + 1 + 1}{6} = 1.0$$



- Já temos uma função melhor, pois o erro caiu de 5.17 para 1.0.
- Estamos indo na direção correta!
- Comparando as predições com os valores esperados, notamos que as retas são paralelas, sendo a única diferença um ***deslocamento***.
- O descolamento pode ser alterado através de a_0 (coeficiente linear).

Nova suposição

$$\hat{y} = -1 + 2x$$

$$\mathbf{x} = \{-1, 0, 1, 2, 3, 4\}$$

Predições feitas pela função hipótese atual:

$$\hat{\mathbf{y}} = \{-3, -1, 1, 3, 5, 7\}$$

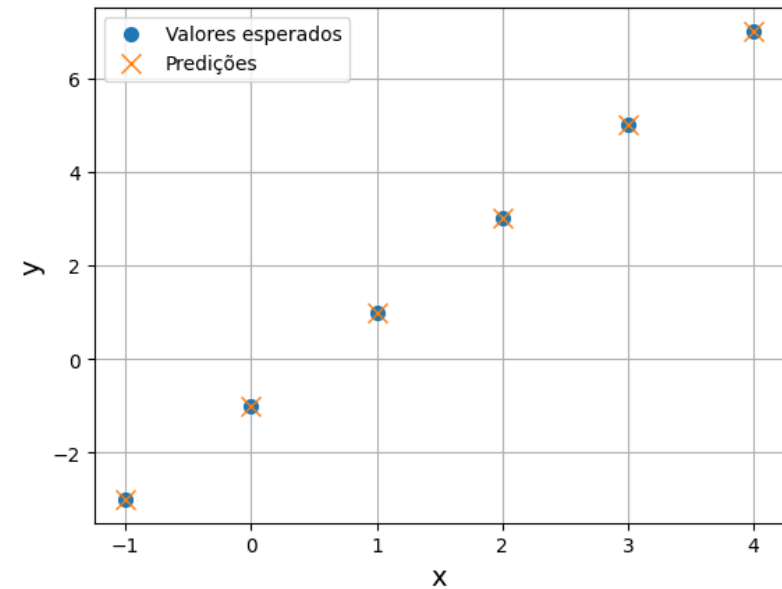
Valores de saída esperados:

$$\mathbf{y} = \{-3, -1, 1, 3, 5, 7\}$$

Diferença entre predições e valores esperados:

$$\text{diff}^2 = \{0, 0, 0, 0, 0, 0\}$$

$$\text{EQM} = \frac{0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0}{6} = 0.0$$



- Vamos diminuir o valor de a_0 e fazer novas predições.
- Bingo! Nossa nova suposição mapeia perfeitamente x em y , resultando em um EQM igual a 0.



Outras medidas de erro

$$\text{MSE} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (\hat{y}_n - y_n)^2$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (\hat{y}_n - y_n)^2}$$

$$\text{MAE} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |\hat{y}_n - y_n|$$

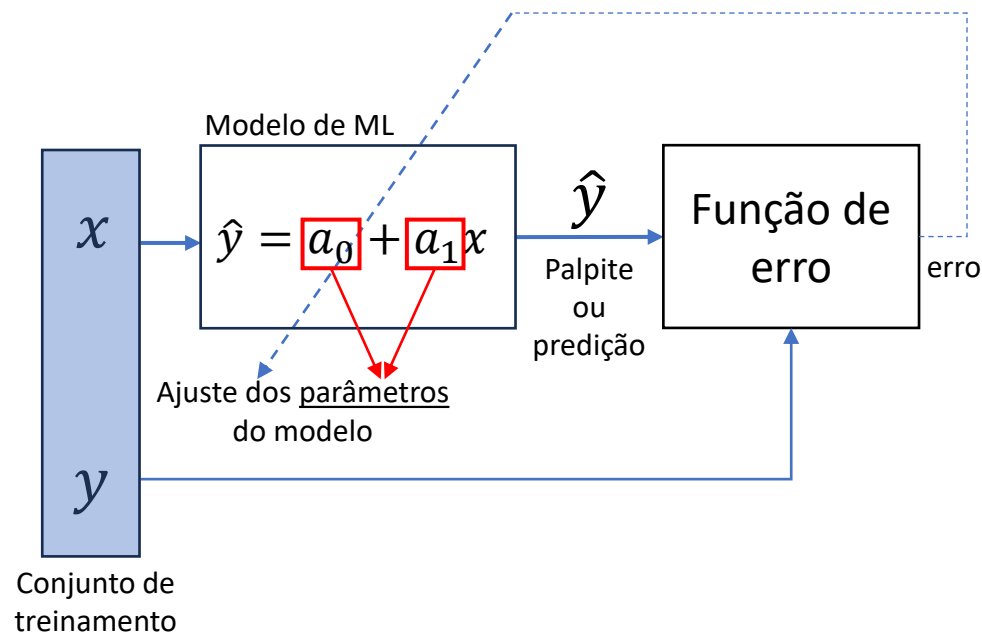
Usadas em
problemas de
aproximação
de curvas

$$\text{cross entropy} = -\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N y_n \log_e(\hat{y}_n)$$

Usada em problemas de classificação

- Além do EQM (Mean Squared Error – MSE), existem diversas outras métricas de erro que podemos usar
 - Raíz do Erro Quadrático Médio (Root Mean Squared Error – RMSE)
 - Erro Absoluto Média (Mean Absolute Error – MAE);
 - Entropia Cruzada (Cross-Entropia);
 - Etc.

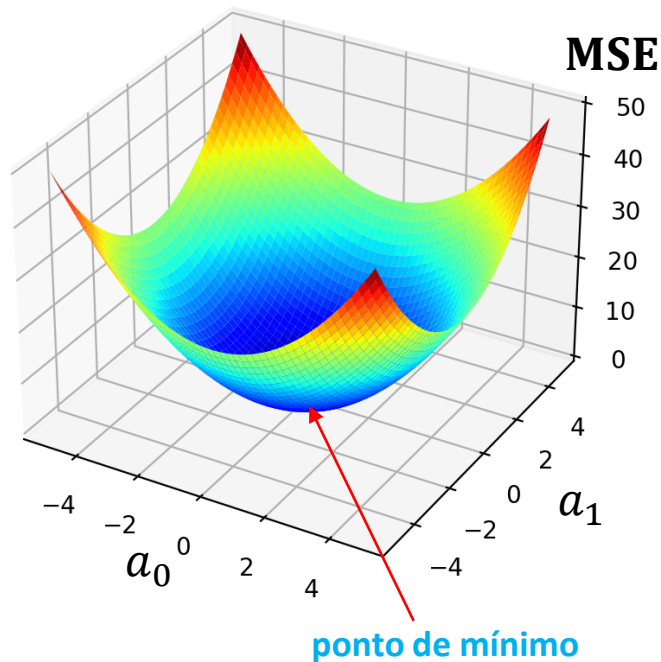
Regressão ou aproximação de funções



- O problema visto neste tópico é conhecido como **regressão** ou **aproximação de funções**.
- Nele, a função com formato de reta, que definimos como **função hipótese**, é o **modelo de ML** e o **objetivo da regressão é encontrar os parâmetros (ou pesos) que minimizam a função de erro**.

OBS.: Nesse exemplo, conseguimos visualizar os dados e, facilmente, identificar a equação (ou formato) da função hipótese, mas em outros casos, além dos pesos, temos que descobrir o formato da função.

Ponto de mínimo ou solução ótima

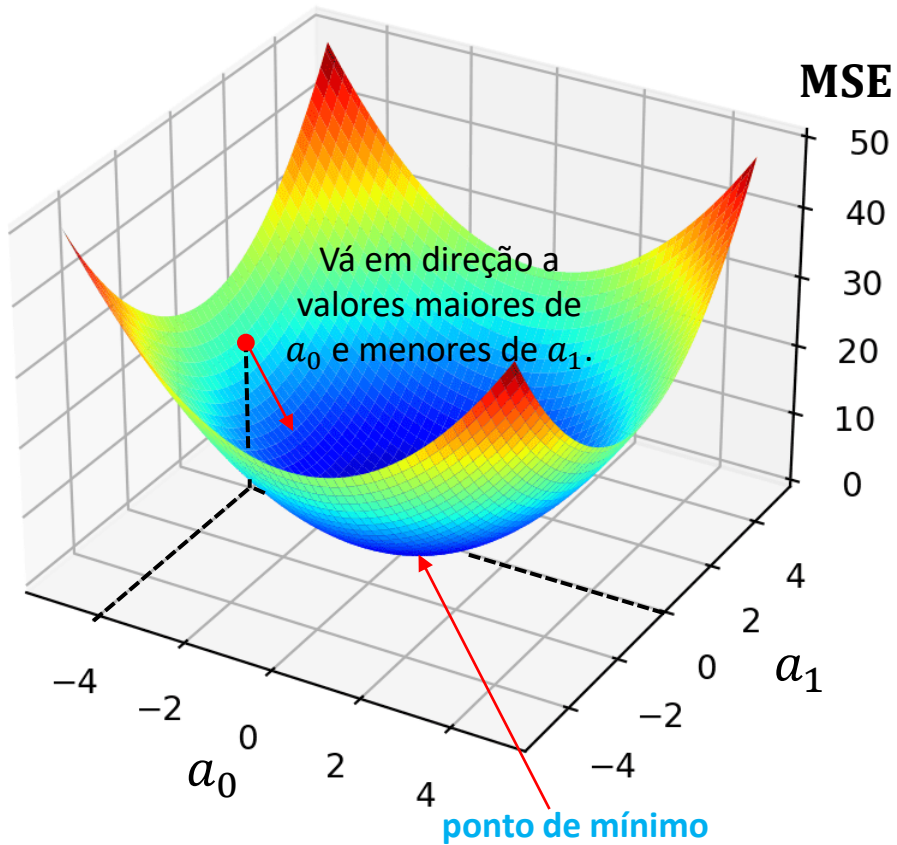


$$\begin{aligned}\text{MSE} &= \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (\hat{y}_n - y_n)^2 \\ &= \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (\boxed{a_0} + \boxed{a_1} x_n - y_n)^2\end{aligned}$$

A red arrow points from the question mark in the second equation to the 'ponto de mínimo' label in the figure above.

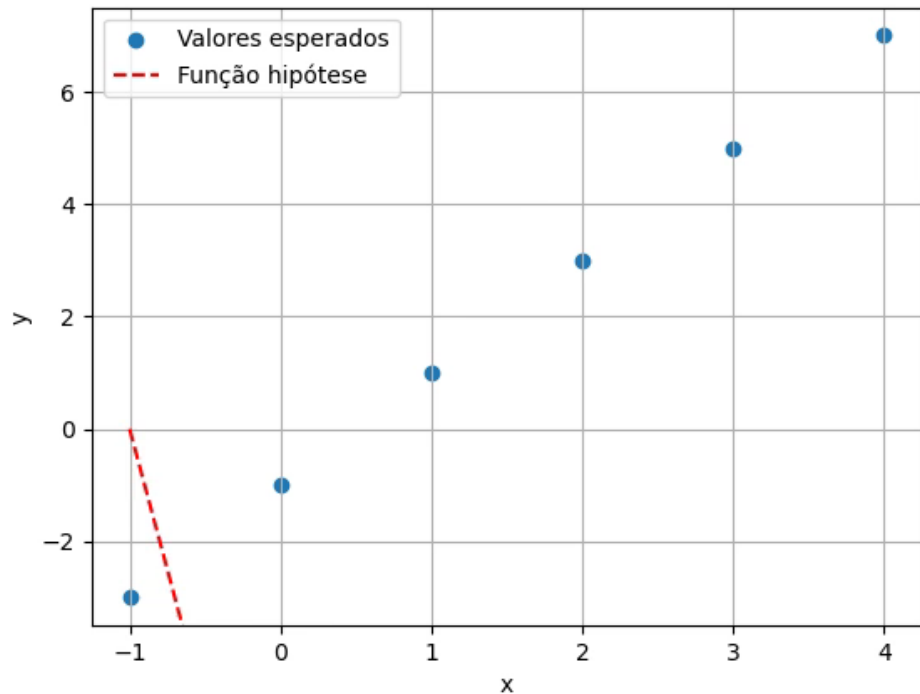
- Se notarmos que a **função de erro** é **função dos pesos** do modelo, nós podemos dizer que o **objetivo da regressão é encontrar o ponto de mínimo**, especificado pelos pesos, da função, ou seja, **seu ponto mais baixo**.
- Esse é um **problema de minimização**.
 - **Qual é o conjunto de pesos que resulta no menor erro possível?**

Otimização (treinamento) do modelo



- O processo que tem como objetivo minimizar o erro é chamado de ***otimização*** e, no contexto de ML, é conhecido como ***treinamento do modelo***.
- O treinamento/atualização do modelo se baseia em informação obtida a partir da função de erro.
- Essa informação ***aponta para a direção do ponto de mínimo*** (i.e., conjunto de pesos ótimo).

Gradiente descendente



- Como veremos em breve, de posse dessa informação, o algoritmo de otimização, conhecido como **gradiente descendente (GD)**, consegue **caminhar iterativamente** até o **ponto de mínimo** (i.e., conjunto de pesos ótimo).
- A figura ao lado ilustra o processo iterativo de otimização realizado pelo GD.
 - A partir de um ponto inicial (i.e., uma suposição aleatória de pesos), o algoritmo extrai a informação de direção do ponto de mínimo a partir da função de erro e a usa para atualizar o ponto atual (i.e., otimizar a suposição atual).
 - Em geral, o novo ponto (i.e., conjunto de pesos atualizado) resulta em um erro menor do que o anterior.
 - Esse processo é repetido a partir do novo ponto até que o erro seja minimizado.

Próximos passos

- Nesse tópico nós vimos o que é o erro (ou perda) e definimos uma forma de medi-lo.
- Agora, o próximo passo envolverá a definição de um processo que utilize a informação do erro para gerar o próximo palpite (ou suposição) de forma que ele seja melhor do que o atual.
- Esse processo é chamado de **otimização** e será abordado em breve.
- Mas primeiro, vamos dar uma olhada em um exemplo que nos dará uma ideia sobre como funciona esse processo de otimização.



[Explorando a função de erro](#)

Atividades

- Quiz: “***TP557 - Medindo a precisão de um modelo de ML***”.
- Exercício: [Encontre os pesos da função hipótese](#).

Perguntas?

Obrigado!

