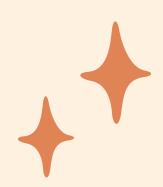


# REGRESSION

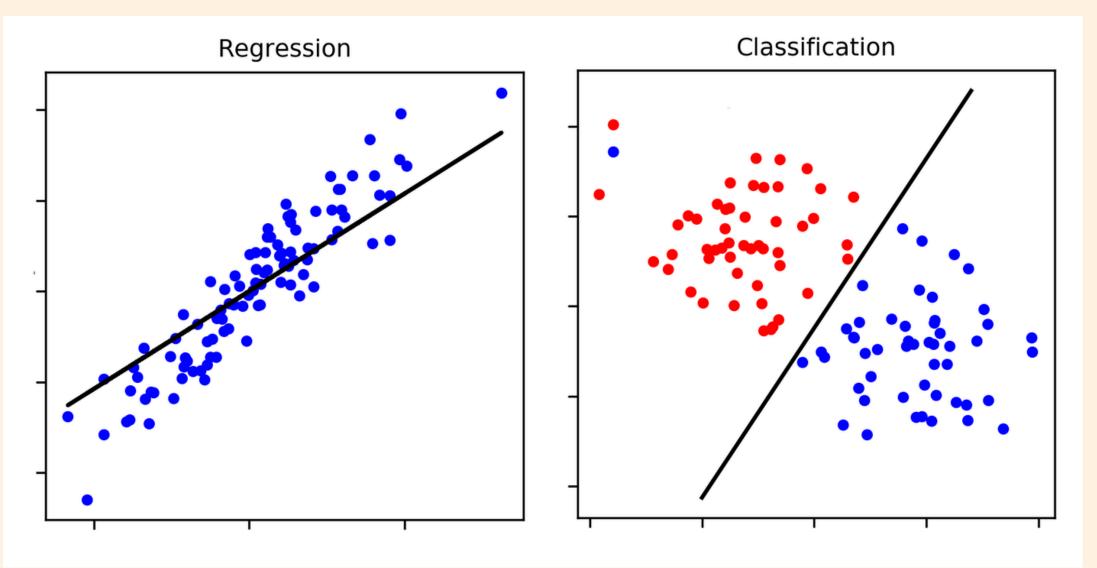


Vu Thanh Tuyen





## SUPERUISED LEARNING





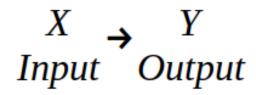
# SUPERUISED LEARNING

Regression		Classification		
Diện tích (m2)	Giá	X1	X2	Υ
100	1000\$	2	3	0
300	2000\$	1.1	3.4	1
400	5000\$	6.9	2.3	1
1000	10000\$	1.8	4	0
	•••			•••



## Supervised learning





n:số mẫu

 $d: la s \tilde{o} chi \tilde{e} u c u a input, x \in R^d$ 

 $X^{(i)}-i^{th}$ : mẫu thứ i

 $Y^{(i)}-i^{th}$ :đầu ra thứ i

 $X^{(i)}$ ,  $Y^{(i)}$ : là cặp input , output thứ i

 $-\vec{O}$  đây ta thấy

+ Regression:  $Y \in R$ 

+Classification: Y là 1 nhãn nào đó

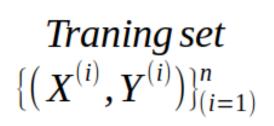




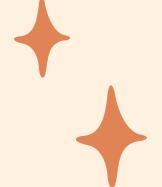


#### SơĐồ





┺



Learning algorithm

₽

 $X:input \rightarrow H(x) \approx y \rightarrow Y:output$ 

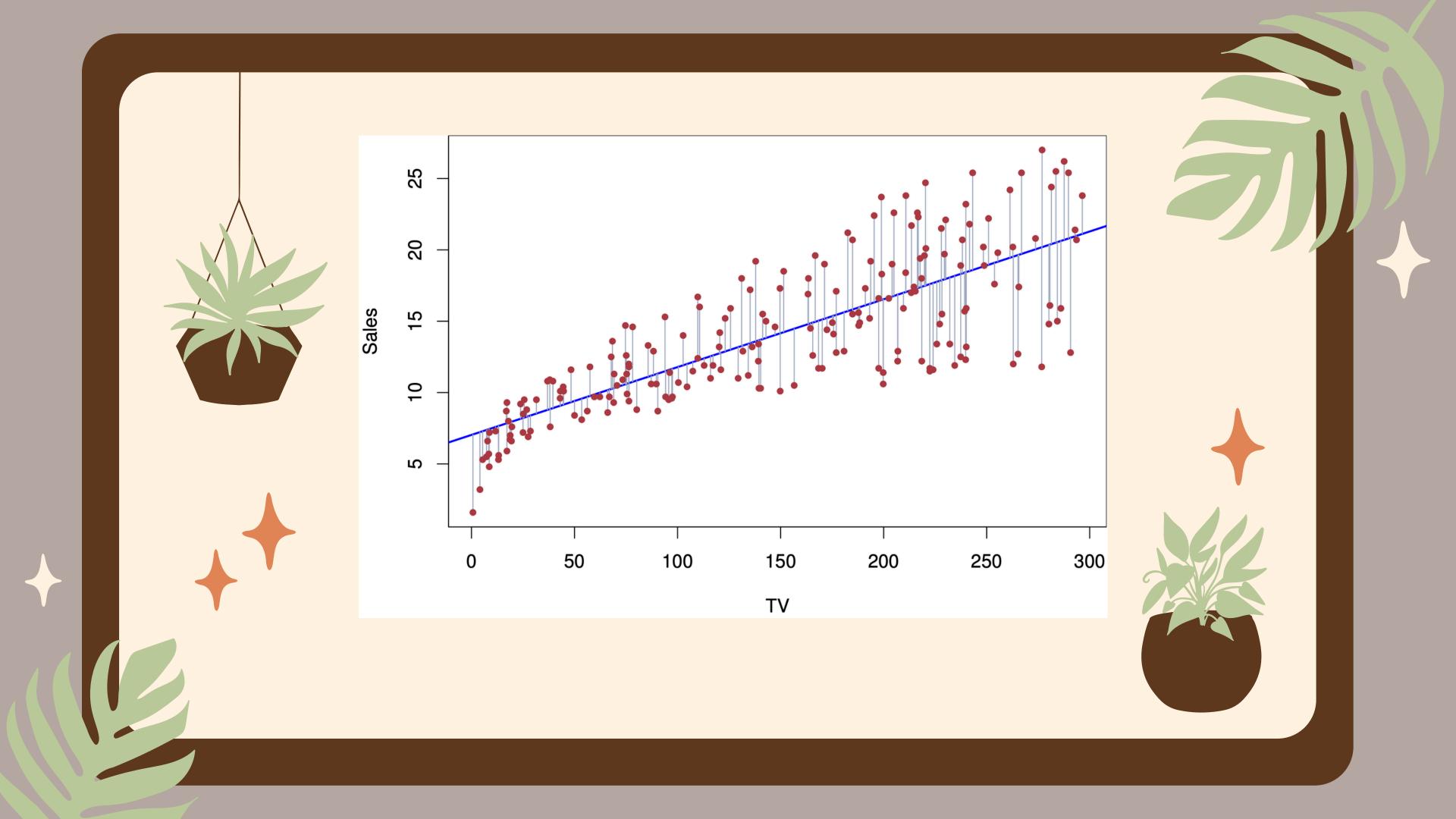






# LINEAR REGRESSION





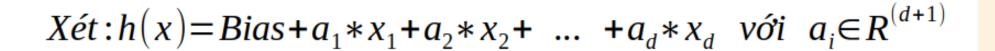


#### LINEAR REGRESSION





*Xét theo đường thắng*: y = a \* x + b



$$V\acute{o}i x_0 = 1$$
,  $Bias = a_0$ 

Viết gọn:  $h(x) = \sum_{i=0}^{a} a_i * x_i = a^T * x \quad với \, a, x \, là các vector cột$ 





# HÀM LOSS FUNCTION

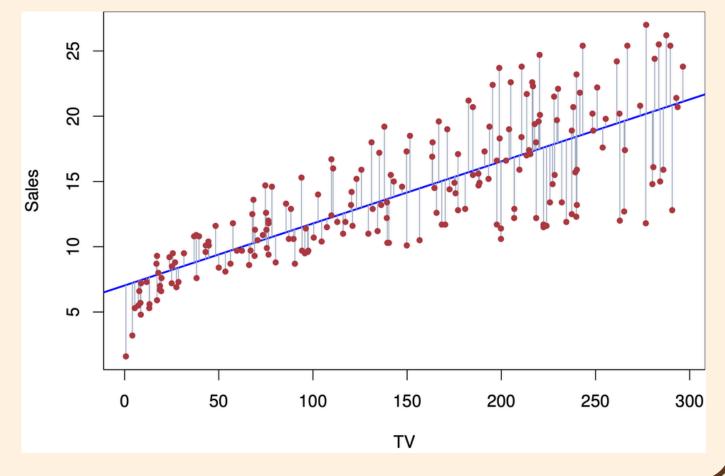


Mục tiêu: là tìm hàm h(x) để có thể tính toán ra đườc xấp xỉ với giá trị ban đầu:

$$H(x^{(i)}) \approx y^i$$

Ta có hàm loss/cost function: ^2?

$$loss(a) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{n} (h(x_i) - y_i)^2$$







# MỤC TIÊU





- Ở đây mục tiêu của chúng ta là tìm ra các số a0, a1, a2, ...., ad (hay đựọc gọi là weight) và điều ta cần làm là tìm a sao cho hàm loss function đạt min
- Biểu diễn cụ thể:

$$a = \underset{a:a_1,a_2,...,ad}{\operatorname{argmin}} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{n} (h(x_i) - y_i)^2 \quad Do \, h(x_i) chứa \, là \, hàm tạo \, từ \, \vec{a}$$

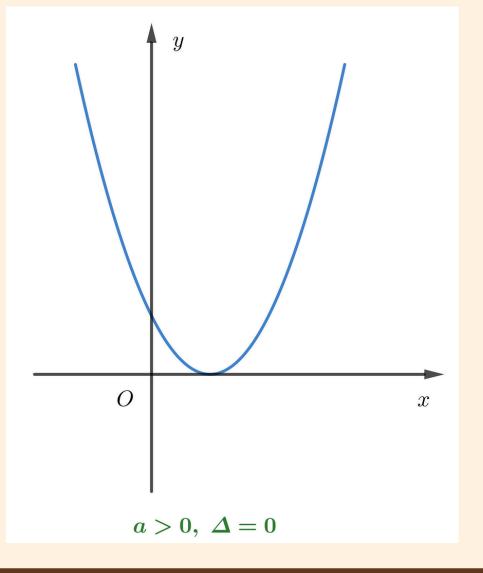






- Cách làm thông thường tìm min: đạo hàm như cấp 3
- 1. Tìm đạo hàm
- 2. Tìm cực trị
- 3. Xét xem giá trị đó là cực tiểu không
- 4. Vẽ bảng BT
- Ta xét loss:

$$loss(a) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{n} (h(x_i) - y_i)^2$$









$$X\acute{e}t: \ a = \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \dots \\ a_{(d+1)} \end{bmatrix}, \ x = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \dots \\ x_n \end{bmatrix}, \ y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \dots \\ y_n \end{bmatrix}$$

Khi đó:

 $+a \in R^{(d+1)}$ ,  $a_0 l \grave{a} bias$ 

 $+x_i(i \in 1 \rightarrow n)l\grave{a}$  các vector feature  $\in R^{(d+1)}$ , với  $x_0$  có chứa  $1 \rightarrow x \in R^{(nx(d+1))}$ 

 $+y \in R^n$ 





$$Xa - Y$$

$$\rightarrow R^{(nx(d+1))}R^{(d+1)}-R^n$$

$$\rightarrow R^n - R^n$$

$$\rightarrow R^n$$

Ta được :

$$Xa = \begin{bmatrix} x_1^T a \\ x_2^T a \\ ... \\ x_n^T a \end{bmatrix}, \quad Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ ... \\ y_n \end{bmatrix}, \quad Xa - Y = \begin{bmatrix} x_1^T a - y_1 \\ x_2^T a - y_2 \\ ... \\ x_n^T a - y_n \end{bmatrix}$$







Ta được hàm:  $loss(a) = \frac{1}{2} (Xa - Y)^T (Xa - Y) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (h(x_i) - y_i)^2$ 

Tính đạo hàm:

$$loss(a)^{(1)} = X^{T}(Xa - Y)$$

Xét đạo hàm bằng 0:

$$loss(a)^{(1)} = 0 \rightarrow X^{T}(Xa - Y) = 0 \rightarrow X^{T}Xa - X^{T}Y = 0$$

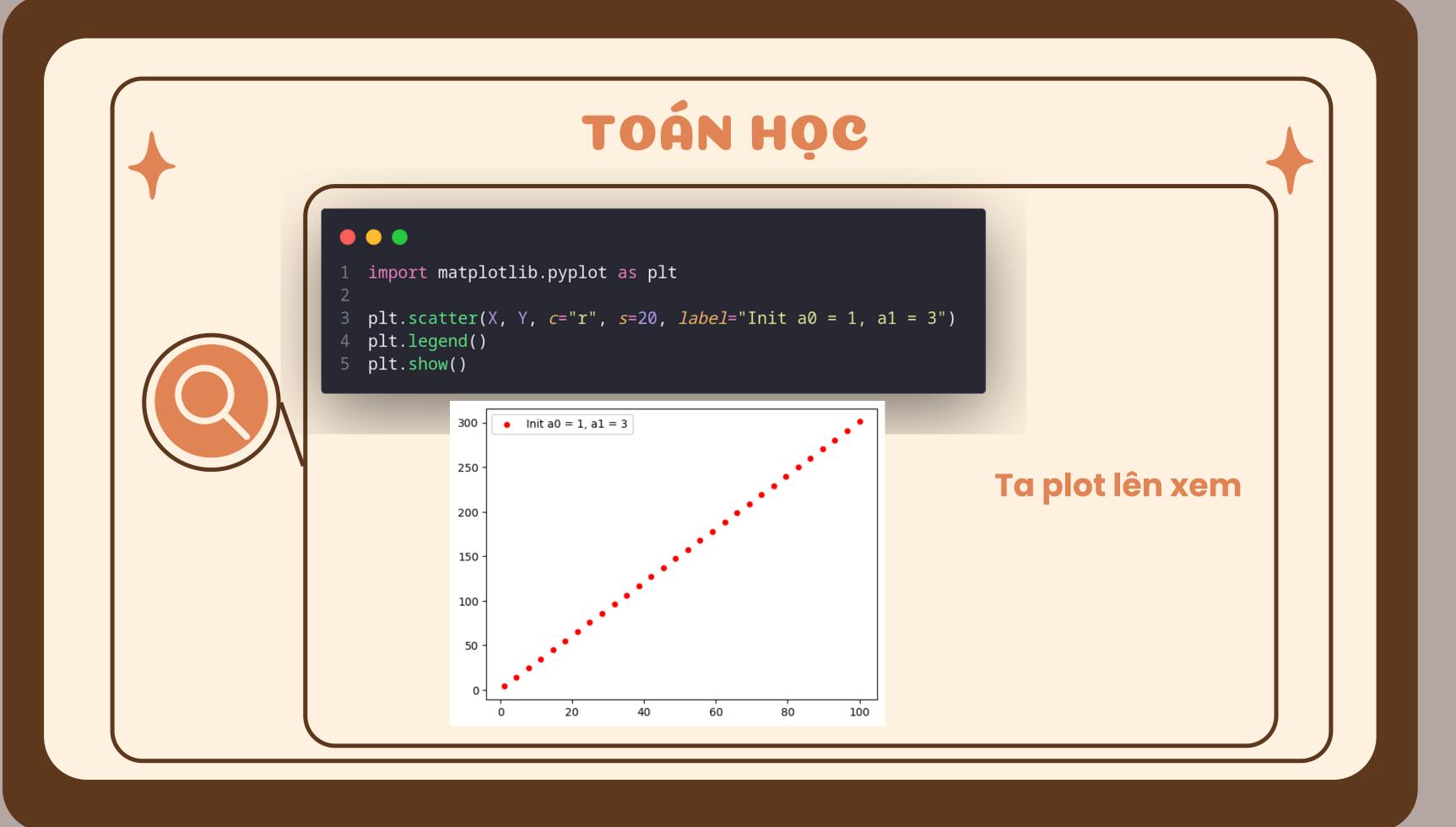
→ Nghiệm:  $a = (X^T X)^{-1} X^T Y$ 



Từ đó ta áp dụng toán học từ numpy hay torch để tìm ra a(weight cho bài toán linear)



```
import numpy as np
  # khởi tạo X, Y có thể khởi tạo nhẫu nhiên
  # mục tiếu là áp dụng CT tìm ra a0, a1
  X = np.linspace(1, 100, 30).reshape(30, 1)
  a0 = 1
  a1 = 3
  Y = a0 + a1 * 3
```





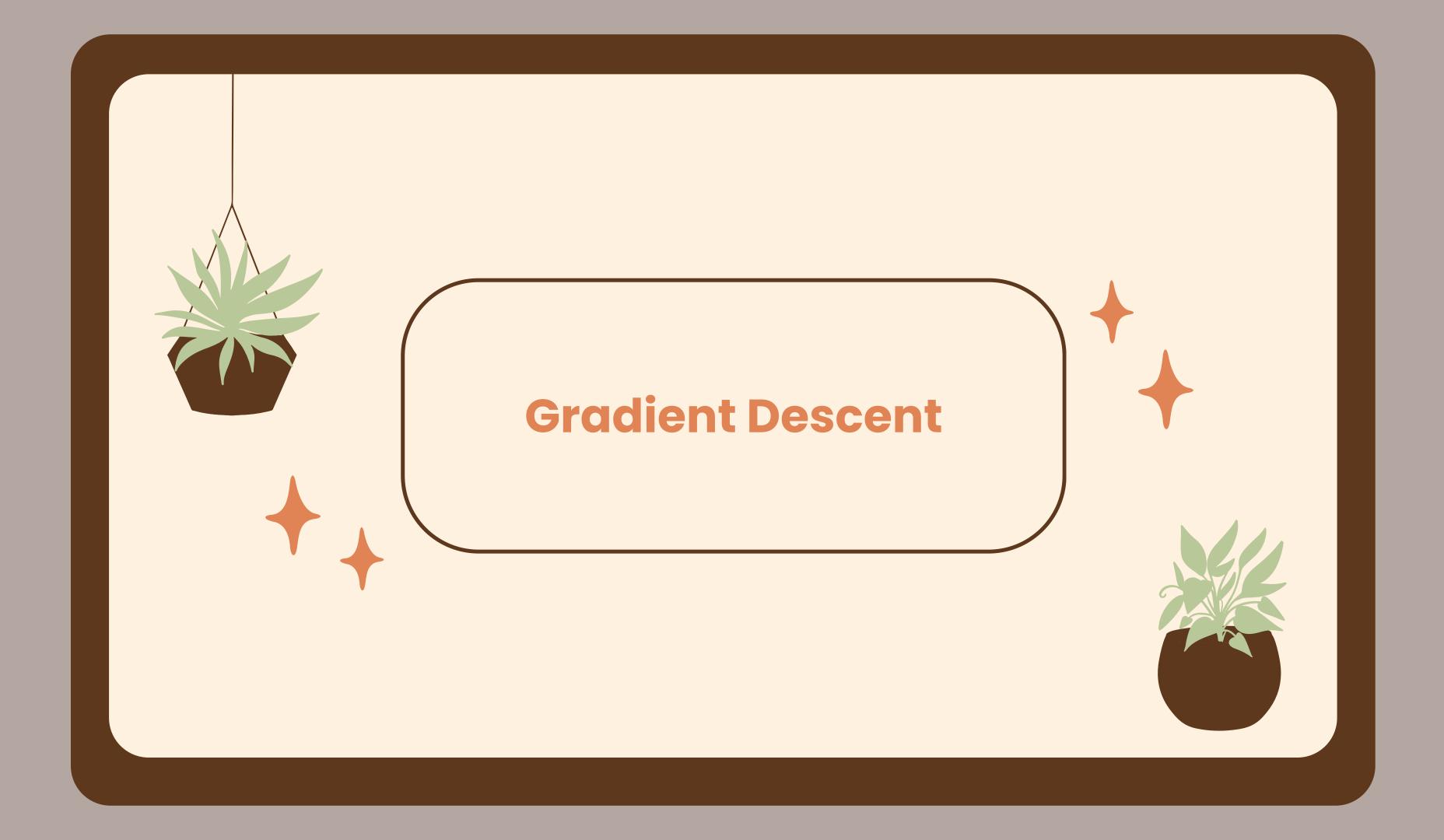




```
def weightLinear(X, Y):
    one = np.ones(shape=(30, 1))
    x = np.concatenate((one, X), axis=1)
    y = Y
    return np.linalg.pinv(x.T @ x) @ (x.T @ y)
    a = weightLinear(X, Y).squeeze()
    a
    # output
    # array([1., 3.])
```







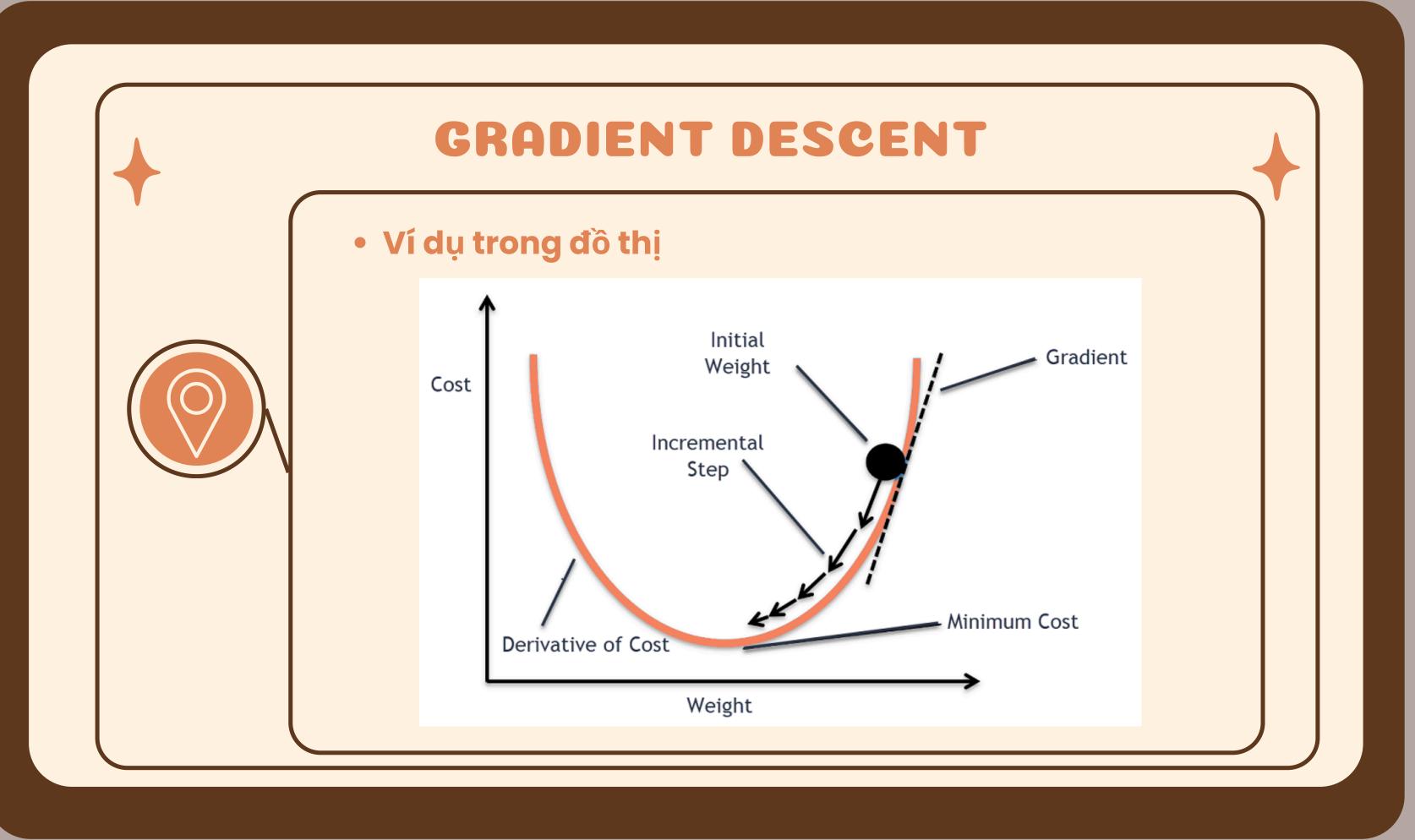






• Ta sẽ dùng cách chung hơn là phương pháp Gradient Descent



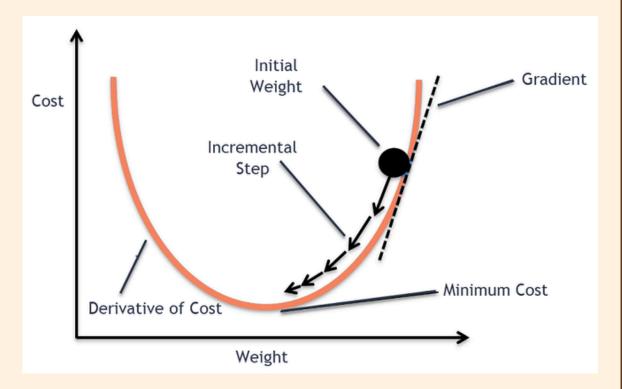








- Cực tiếu
  - + Bên trái nghịch biến
  - + Bên phải đồng biến
- Để tìm cực tiểu đó thì ta cần đạo hàm bằng 0













Ta được hàm:  $loss(a) = \frac{1}{2} (Xa - Y)^T (Xa - Y) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (h(x_i) - y_i)^2$ 

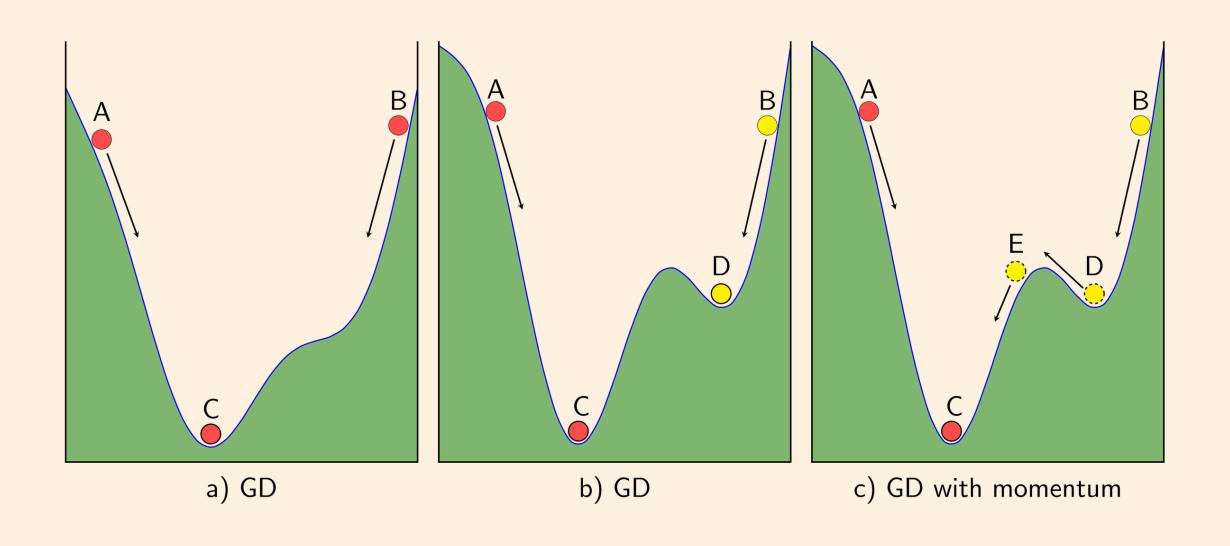
khởi tạo : ā

for  $i \in range(0,d)$ :

$$a_{inew} = ai - lr * loss^{(1)}(\vec{a})$$

Ta sẽ viết gọn:  $\vec{a}_{new} = \vec{a} - lr * loss^{(1)}(\vec{a})$ 

Trong đó : lr – learning rate

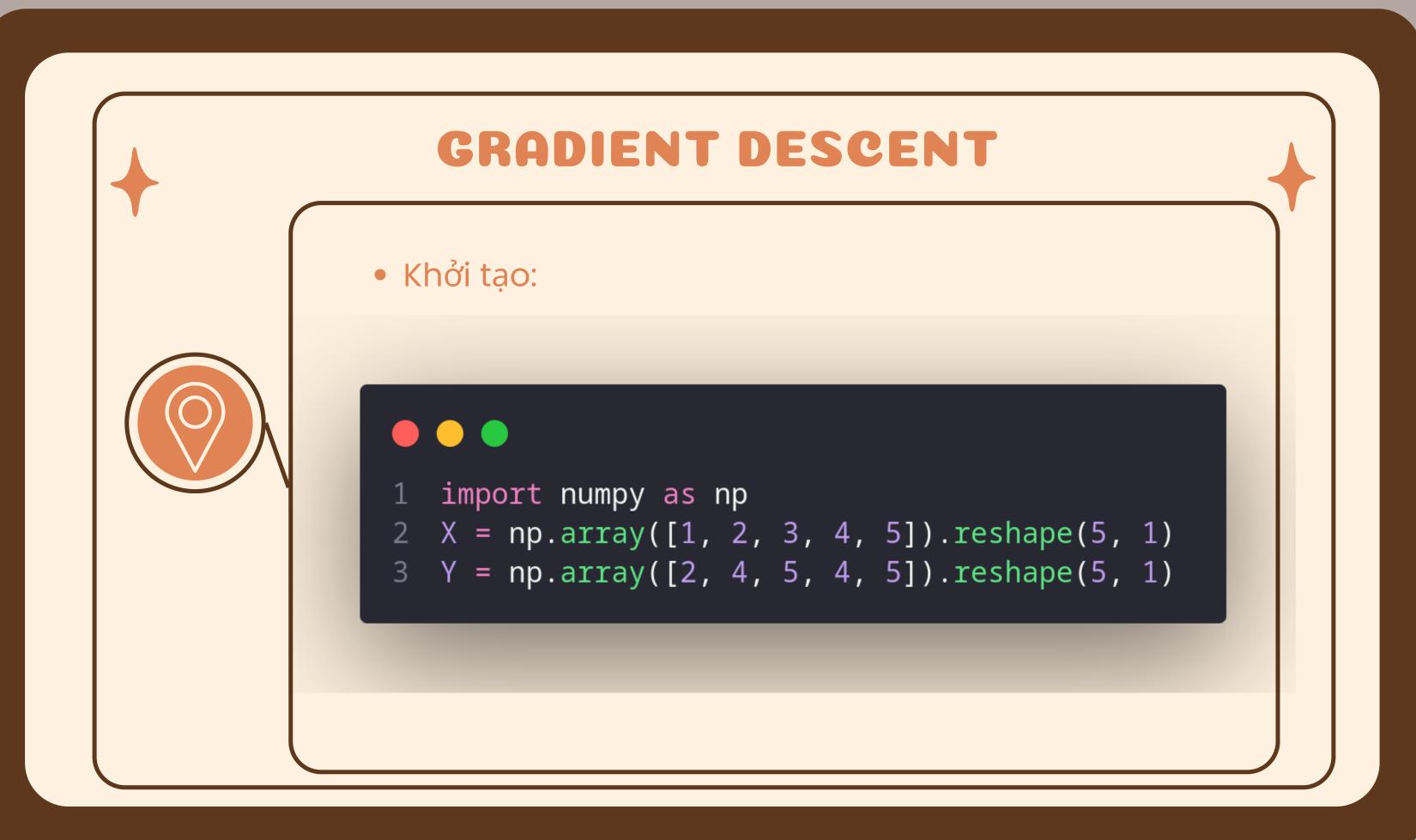


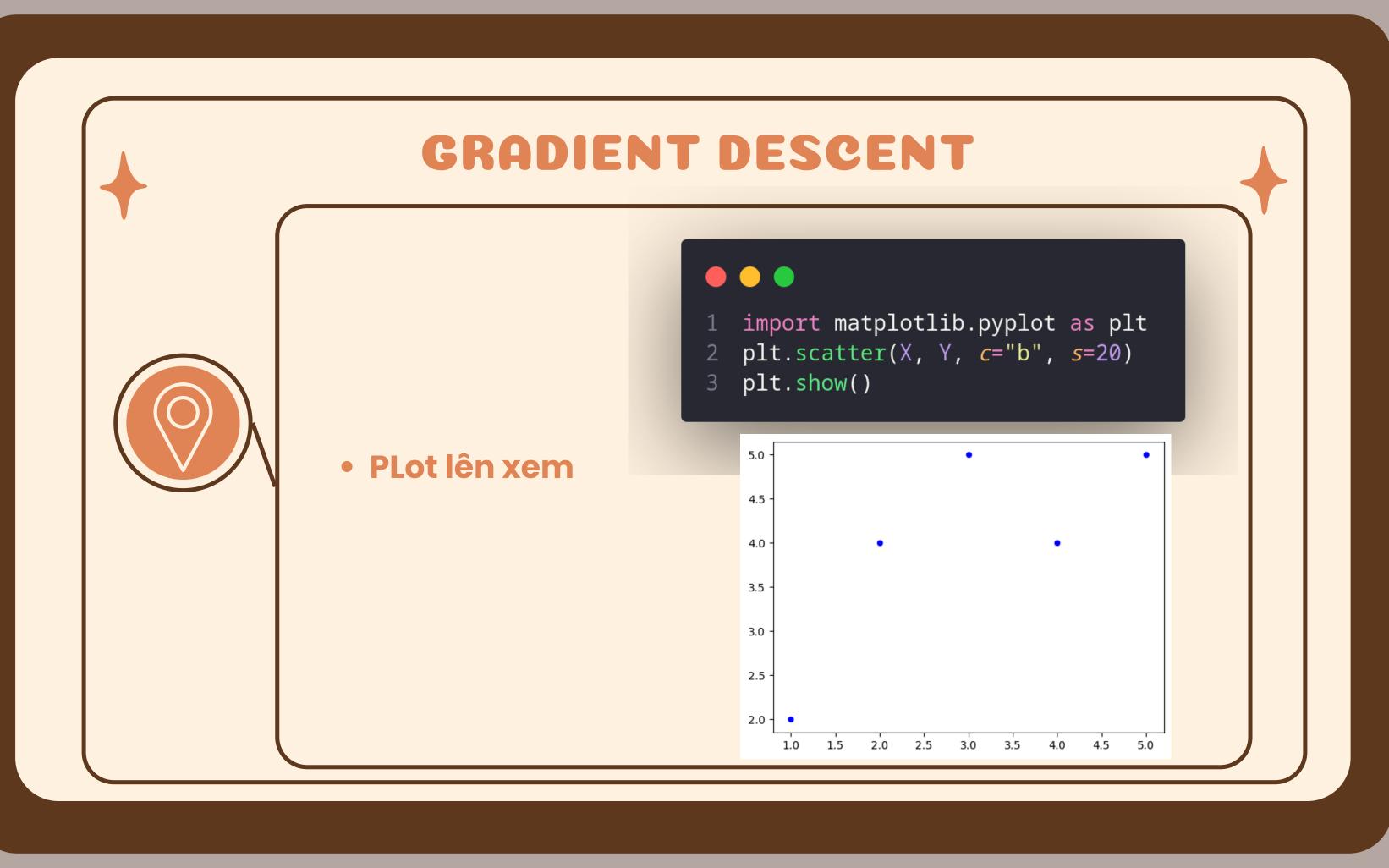






- Sau khi có thể cập nhật được tham số đó thì
- Ta sẽ loop cho đến khi nó hội tụ thì dừng
- Sau khi dừng thì giá tị của nó weight
- Ở đây có vấn đề:
  - + Giá trị khởi tạo như nào?
  - + Learning rate nên để bao nhiêu?









• Function lấy grad tại a



```
1 def grad(a, X, Y):
2    ones = np.ones((len(X), 1))
3    x = np.concatenate((ones, X), axis=1)
4    return x.T @ (x @ a - Y)
5
```





• Function lấy grad tại a



```
1 def grad(a, X, Y):
2    ones = np.ones((len(X), 1))
3    x = np.concatenate((ones, X), axis=1)
4    return x.T @ (x @ a - Y)
5
```







```
6 \quad loop = 10
   lr = 0.01
   a_{init} = [np.array([0, 0]).reshape((2, 1))]
   for iter in range(loop):
       print(a_init[-1])
10
       gr = grad(a_init[-1], X, Y)
11
       if abs(gr[0][0]) < 1e-5:
12
           break
13
       a_new = a_init[-1] - lr * gr
14
       a_init.append(a_new)
15
```







Plot với weight: a\_init[-1]



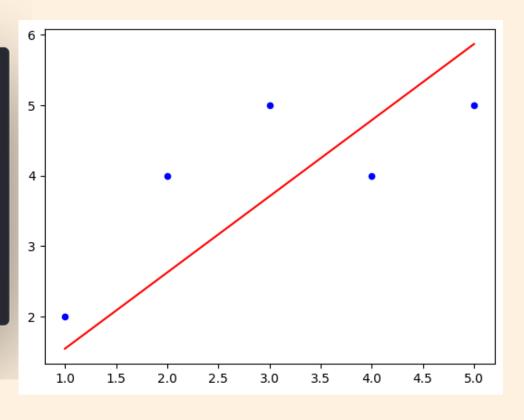
```
g = a_init[-1].squeeze()

import matplotlib.pyplot as plt

plt.scatter(X, Y, c="b", s=20)

plt.plot(X, g[0] + g[1] * X, c = "r")

plt.show()
```

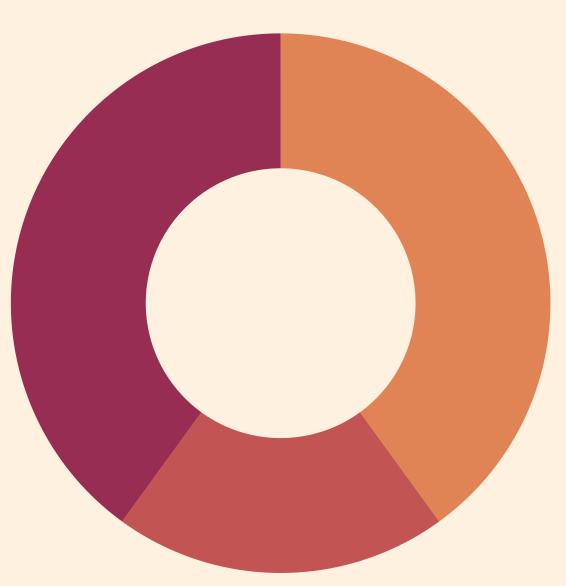






#### LINEAR REGRESSION



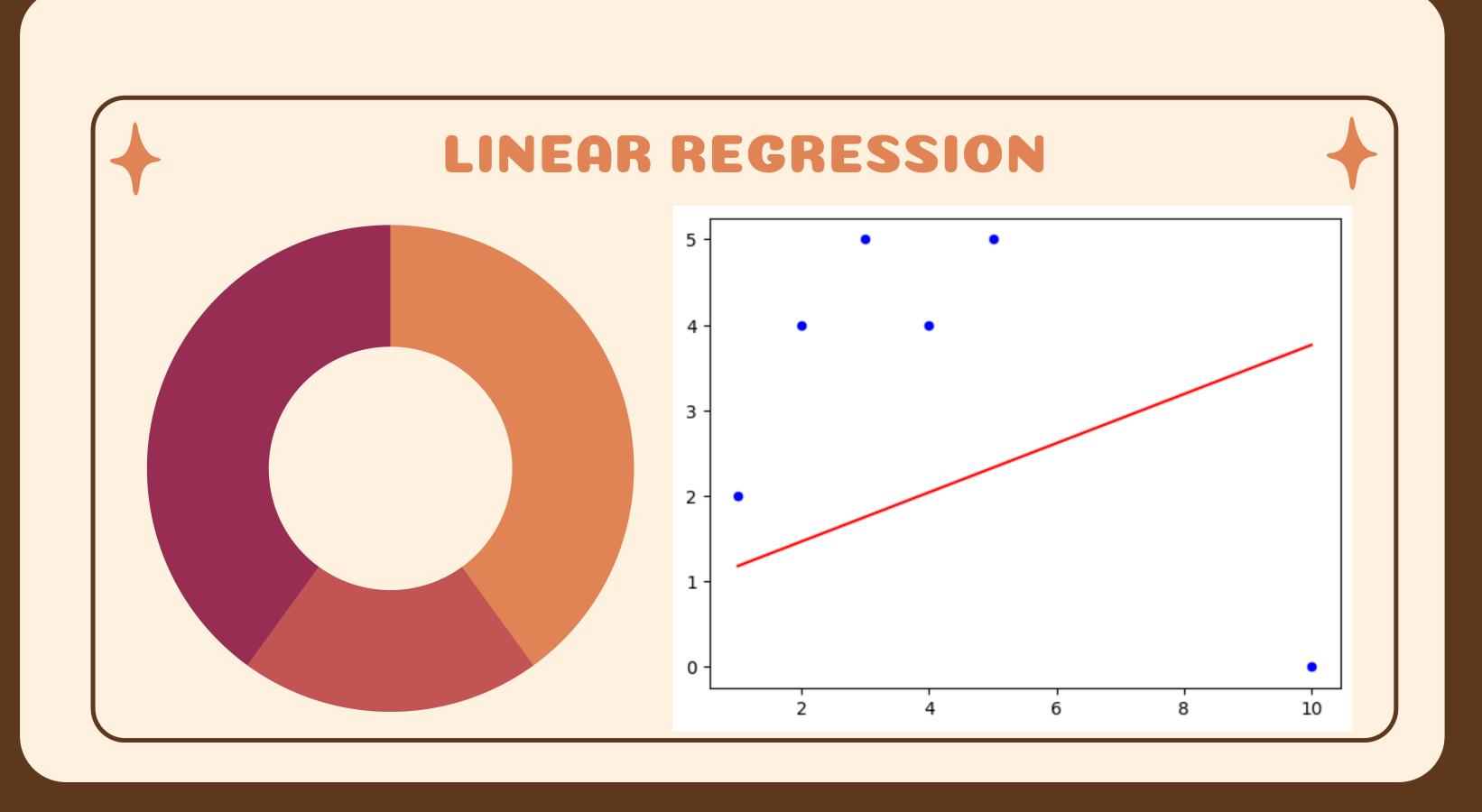


#### **U'U**

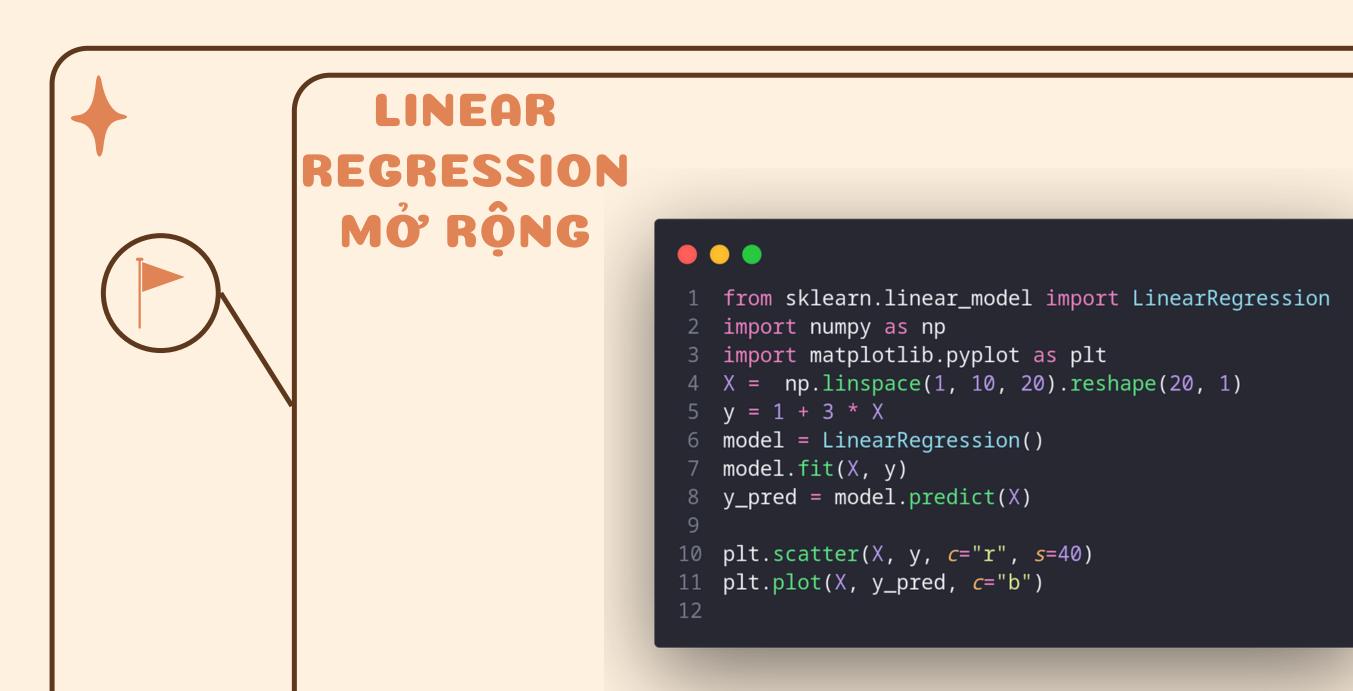
 Dễ sử dụng do có thể đạo hàm và tìm nghiệm được

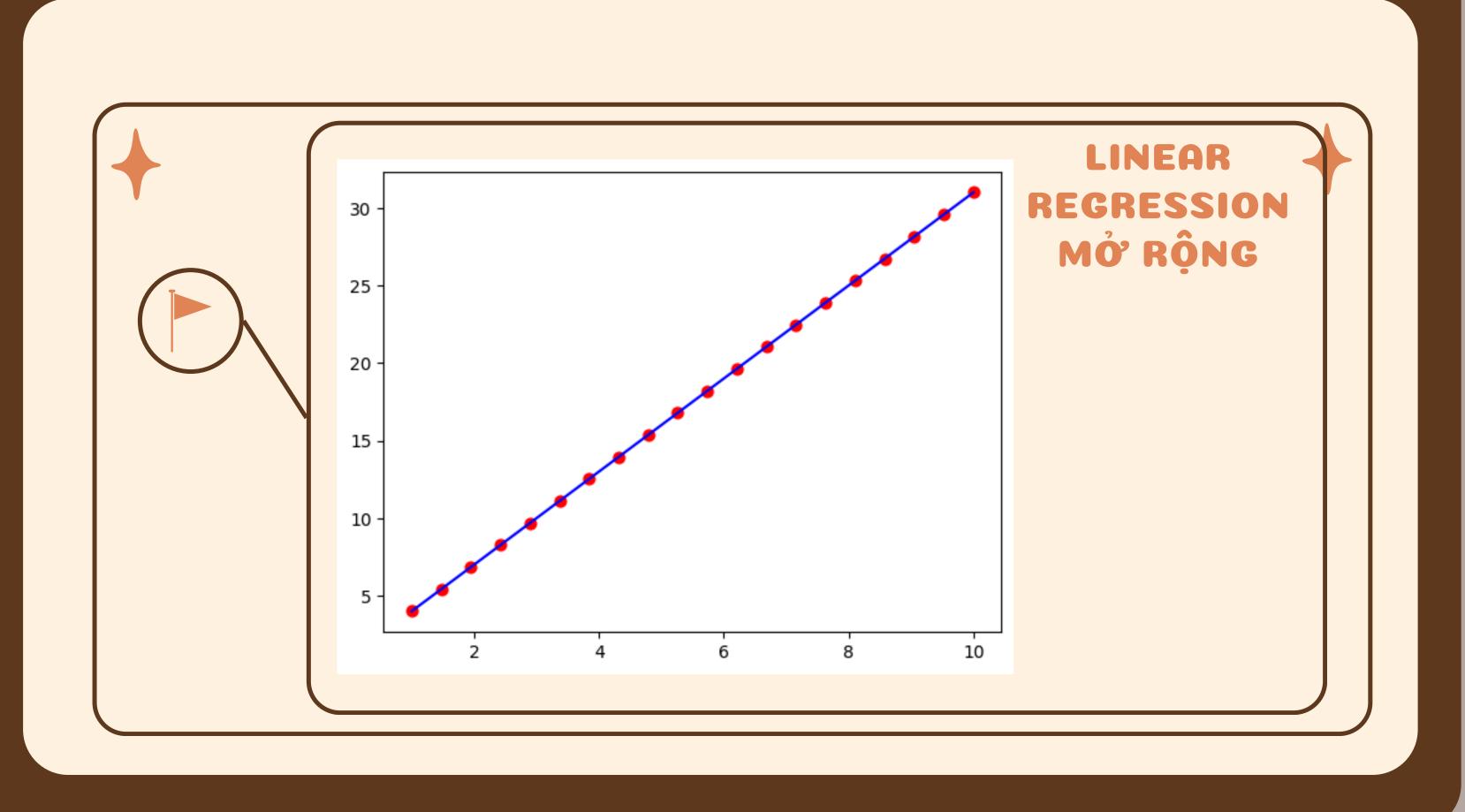
#### NHU, Ò, C

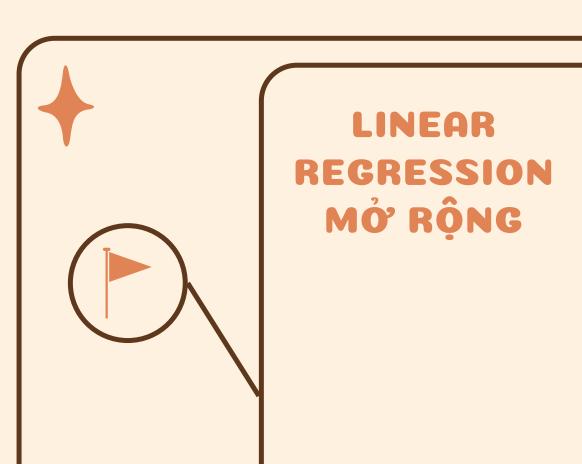
- Hạn chế của linear regression là rất nhạy cảm với nhiễu
- Khắc phục: tiền xử lí dữ liệu



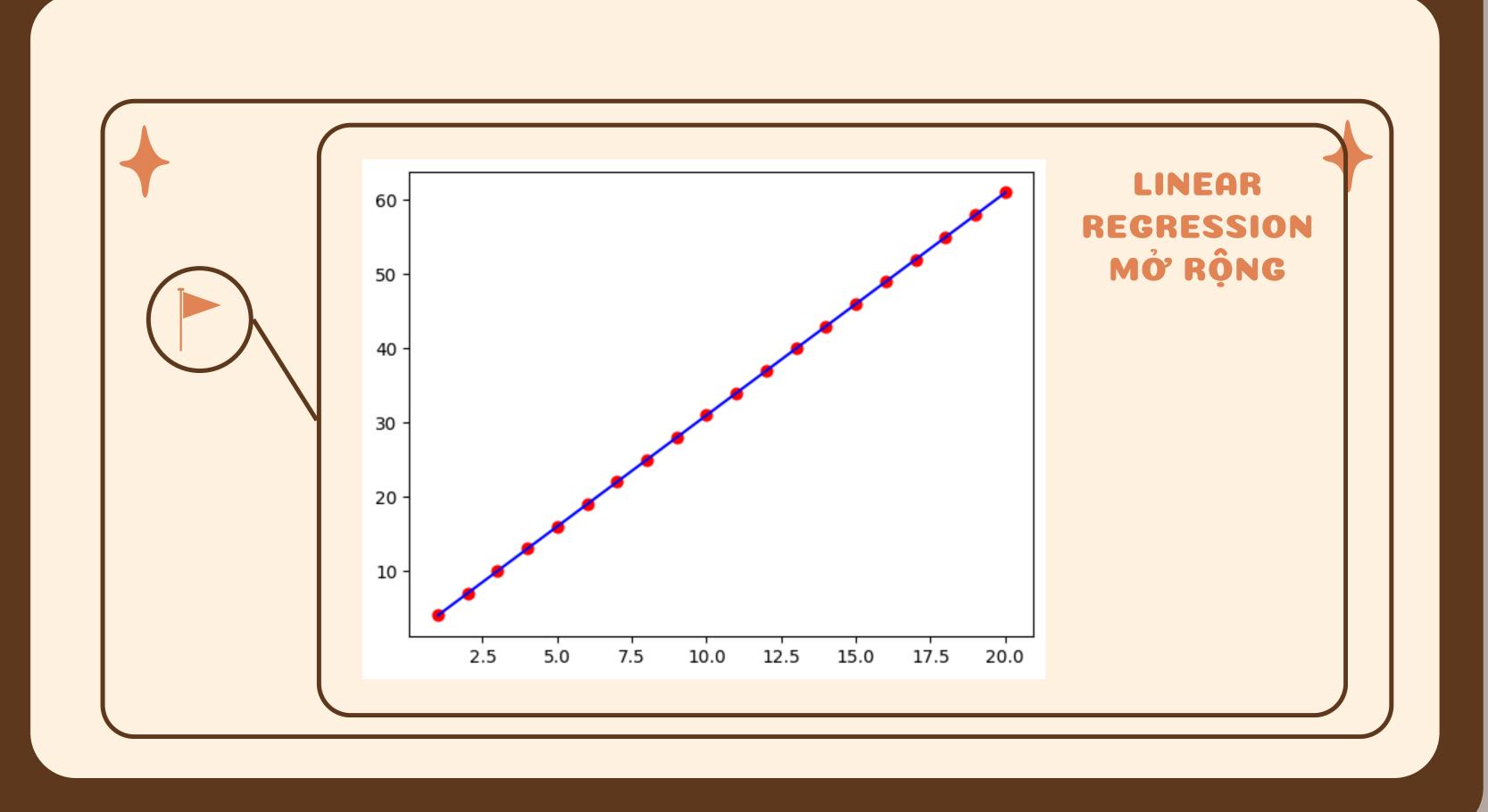




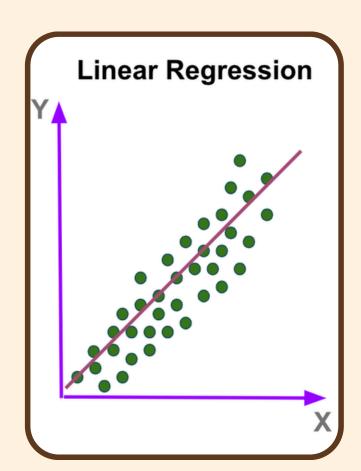




```
2 import torch
3 from torch import nn
4 class Linear(nn.Module, object):
       def __init__(self) -> None:
           super().__init__()
           self.weight = nn.Parameter(data=torch.rand(1), requires_grad=True)
           self.bias = nn.Parameter(data=torch.rand(1), requires_grad=True)
       def forward(self, x: torch.Tensor):
           return x * self.weight + self.bias
12 X = torch.linspace(1, 20, 20)
13 y = 1 + 3 * X
14 model = Linear()
15 loss_fn = nn.L1Loss()
16 optim = torch.optim.Adam(lr=0.01, params=model.parameters())
17 for loop in range(1000):
           model.train()
19
           y_pred = model(X)
21
           loss = loss_fn(y_pred, y)
24
           optim.zero_grad()
           loss.backward()
           optim.step()
28 y_pred = model(X)
29 plt.scatter(X.numpy(), y.numpy(), c="r", s=40)
30 plt.plot(X.numpy(), y_pred.detach().numpy(), c="b")
```



# TỔNG KẾT



- Supervised learning
- Linear regression
- Toán Học
- Gradient descent
- Đánh giá
- Mở rộng

# DISCUSSION