Logistic regression

Tuan Nguyen - Al4E

Summary

- 1. Define the problem
- 2. Visualize the data
- Choose the model
- 4. Define Loss function
- 5. Minimize the loss function by gradient descent

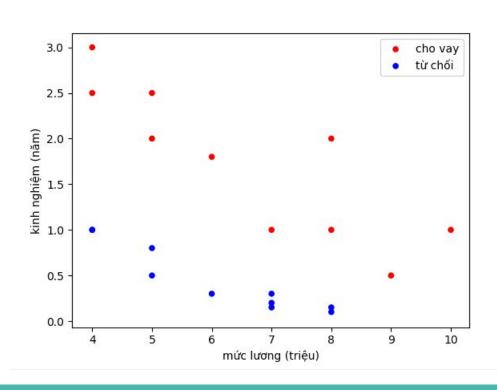
Problem



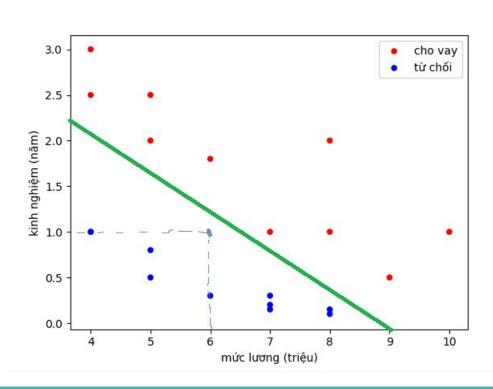
Dataset

Lương	Thời gian làm việc	Cho vay
10	1	1
5	2	1
		1
8	0.1	0
7	0.15	0
	:	0

Data visualization



Prediction



Probability



Probability:

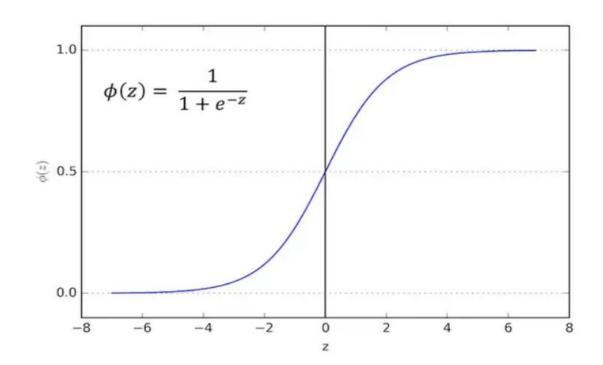
The event is very unlikely to occur.

The occurrence of the event is just as likely as it is unlikely.

The event is almost certain to occur.

Sigmoid

- Hàm số liên tục, nhận giá trị thực trong khoảng (0,1).
- Hàm có đạo hàm tại mọi điểm (để áp dụng gradient descent)



Data presentation

Với dòng thứ i trong bảng dữ liệu, gọi $x_1^{(i)}$ là lương và $x_2^{(i)}$ là thời gian làm việc của hồ sơ thứ i .

 $\mathsf{p}(x^{(i)}=1)=\hat{y_i}$ là xác xuất mà model dự đoán hồ sơ thứ i được cho vay.

 $\mathsf{p}(x^{(i)}=0)=1-\hat{y_i}$ là xác xuất mà model dự đoán hồ sơ thứ i không được cho vay.

$$\Rightarrow p(x^{(i)} = 1) + p(x^{(i)} = 0) = 1$$

Hàm sigmoid:
$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$
.

Như bài trước công thức của linear regression là: $\hat{y_i} = w_0 + w_1 * x_i$ thì giờ công thức của logistic regression là:

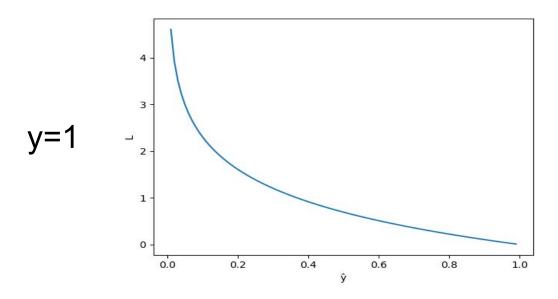
$$\hat{y_i} = \sigma(w_0 + w_1 * x_1^{(i)} + w_2 * x_2^{(i)}) = rac{1}{1 + e^{-(w_0 + w_1 * x_1^{(i)} + w_2 * x_2^{(i)})}}$$

Loss function (binary_crossentropy)

$$L = -(y_i * log(\hat{y_i}) + (1-y_i) * log(1-\hat{y_i}))$$

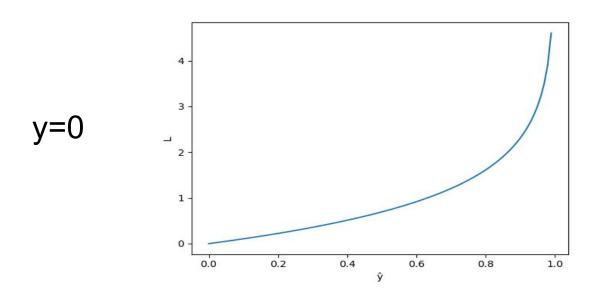
- Nếu hồ sơ thứ i là cho vay (y=1) thì ta cũng mong muốn giá trị dự đoán càng gần 1 càng tốt hay model dự đoán xác xuất người thứ i được vay vốn càng cao càng tốt.
- Nếu hồ sơ thứ i không được vay (y=0) thì ta cũng mong muốn giá trị dự đoán càng gần 0 càng tốt hay model dự đoán xác xuất người thứ i được vay vốn càng thấp càng tốt

Loss function



- · Hàm L giảm dần từ 0 đến 1
- Khi model dự đoán $\hat{y_i}$ gần 1, tức giá trị dự đoán gần với giá trị thật y_i thì L nhỏ, xấp xỉ 0
- ullet Khi model dự đoán $\hat{y_i}$ gần 0, tức giá trị dự đoán ngược lại giá trị thật y_i thì L rất lớn

Loss function



- · Hàm L tăng dần từ 0 đến 1
- Khi model dự đoán $\hat{y_i}$ gần 0, tức giá trị dự đoán gần với giá trị thật y_i thì L nhỏ, xấp xỉ 0
- Khi model dự đoán $\hat{y_i}$ gần 1, tức giá trị dự đoán ngược lại giá trị thật y_i thì L rất lớn

Chain rule

$$z=f(y)$$
 và $y=g(x)$ hay $z=f(g(x))$ thì $\dfrac{dz}{dx}=\dfrac{dz}{dy}*\dfrac{dy}{dx}$

Ví dụ:

$$z(x) = (2x+1)^2, \text{ có thể thấy } z = f(g(x)) \text{ trong đó } f(x) = x^2, g(x) = 2x+1$$

$$\frac{dz}{dx} = \frac{dz}{dy} * \frac{dy}{dx} = \frac{d(2x+1)^2}{d(2x+1)} * \frac{d(2x+1)}{dx} = 2 * (2x+1) * 2 = 4 * (2x+1)$$

$$\frac{d(\sigma(x))}{dx} = ???$$

Calculate gradient

$$\begin{split} \mathsf{L} &= - (y_i * log(\hat{y_i}) + (1 - y_i) * log(1 - \hat{y_i})) \text{ trong } \texttt{d}\acute{o} \; \hat{y_i} = \sigma(w_0 + w_1 * x_1^{(i)} + w_2 * x_2^{(i)}) \\ & \frac{dL}{dw_0} = \frac{dL}{d\hat{y_i}} * \frac{d\hat{y_i}}{dw_0} \\ & \frac{dL}{d\hat{y_i}} = - \frac{d(y_i * log(\hat{y_i}) + (1 - y_i) * log(1 - \hat{y_i}))}{d\hat{y_i}} = - (\frac{y_i}{\hat{y_i}} - \frac{1 - y_i}{(1 - \hat{y})}) \\ & \frac{d\hat{y_i}}{dw_0} = \frac{\sigma(w_0 + w_1 * x_1^{(i)} + w_2 * x_2^{(i)})}{dw_0} = \hat{y_i} * (1 - \hat{y_i}) \end{split}$$

$$\frac{dL}{dw_0} = \frac{dL}{d\hat{y_i}} * \frac{d\hat{y_i}}{dw_0} = -(\frac{y_i}{\hat{y_i}} - \frac{1 - y_i}{(1 - \hat{y_i})}) * \hat{y_i} * (1 - \hat{y_i}) = -(y_i * (1 - \hat{y_i}) - (1 - y_i) * \hat{y_i})) = \hat{y_i} - y_i$$

Matrix presentation

$$X = \begin{bmatrix} 1 & x_1^{(1)} & x_2^{(1)} \\ 1 & x_1^{(2)} & x_2^{(2)} \\ 1 & \dots & \dots \\ 1 & x_1^{(n)} & x_2^{(n)} \end{bmatrix}, y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \dots \\ y_n \end{bmatrix}, w = \begin{bmatrix} w_0 \\ w_1 \\ w_2 \end{bmatrix}$$

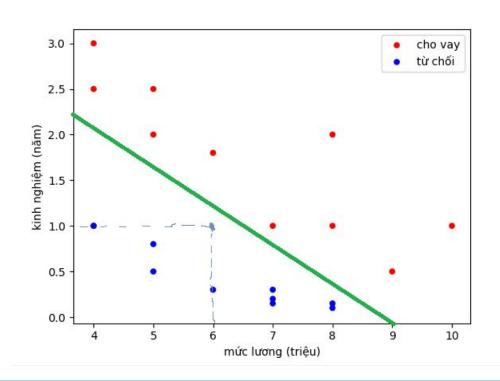
$$\hat{y} = \sigma(Xw)$$

$$J = -sum(y \otimes log(\hat{y}) + (1 - y) \otimes log(1 - \hat{y}))$$

$$\frac{dJ}{dw} = X^T * (\hat{y} - y), X^T = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ x_1^{(1)} & x_1^{(2)} & \dots & x_1^{(n)} \\ x_1^{(1)} & x_1^{(2)} & \dots & x_1^{(n)} \end{bmatrix}$$

Convert probability to line

$$p(x^{(i)} = 1) = 1$$

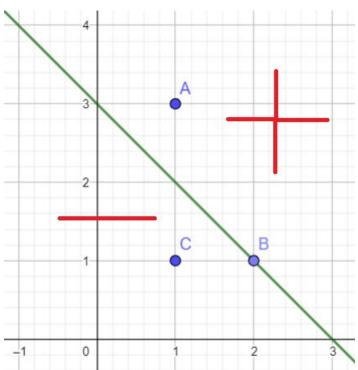


Choose a threshold

$$p(x^{(i)} = 1) >= 0.5 => x^{(i)}$$
 Positive, nên cho vay

$$p(x^{(i)}=1)<0.5=>x^{(i)}$$
 Negative, không cho vay

Positive/Negative

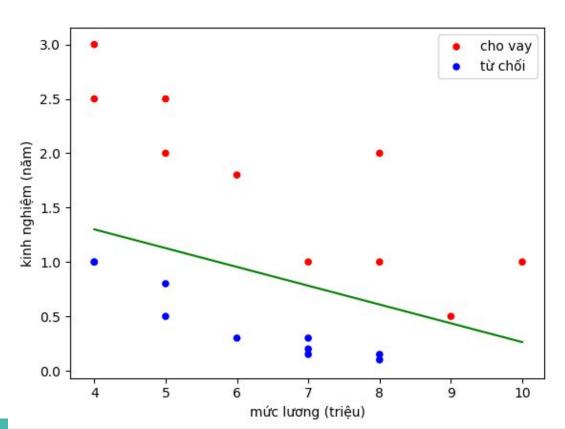


$$f = y - (ax+b)$$

Probability to line

$$\begin{split} \hat{y_i} > &= 0.5 <=> \frac{1}{1 + e^{-(w_0 + w_1 * x_1^{(i)} + w_2 * x_2^{(i)})}} > = 0.5 \\ <=> 2 > &= 1 + e^{-(w_0 + w_1 * x_1^{(i)} + w_2 * x_2^{(i)})} \\ <=> e^{-(w_0 + w_1 * x_1^{(i)} + w_2 * x_2^{(i)})} <= 1 = e^0 \\ <=> e^{-(w_0 + w_1 * x_1^{(i)} + w_2 * x_2^{(i)})} <= 0 \\ <=> w_0 + w_1 * x_1^{(i)} + w_2 * x_2^{(i)} > = 0 \\ <=> w_0 + w_1 * x_1^{(i)} + w_2 * x_2^{(i)} > = 0 \end{split}$$
 Tương tự $\hat{y_i} < 0.5 <=> w_0 + w_1 * x_1^{(i)} + w_2 * x_2^{(i)} < 0$

Separated line

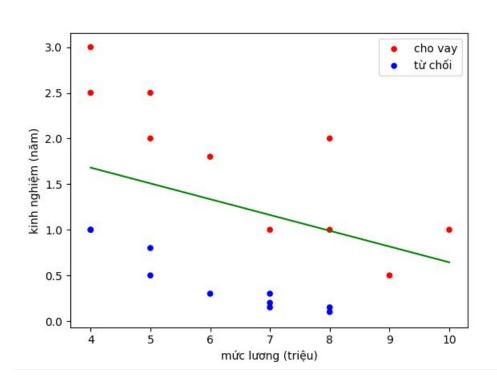


General formulation

Trong trường hợp tổng quát bạn lấy xác xuất lớn hơn t (0<t<1) thì mới cho vay tiền

$$\hat{y_i} > t <=> w_0 + w_1 * x_1^{(i)} + w_2 * x_2^{(i)} > -ln(rac{1}{t} - 1)$$

Higher threshold (t = 0.8)



Q&A



