

الگوریتم لجستیک جهت دسته بندی

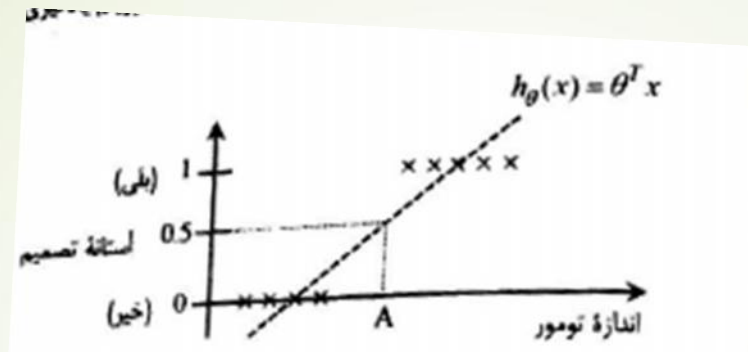
ایمیل های واقعی از اسپم ها
تومورهای خوش خیم از بدخیم
صداها از منابع مختلف
و....

$y \in \{0, 1\}$
0: "Negative Class"
1: "Positive Class"



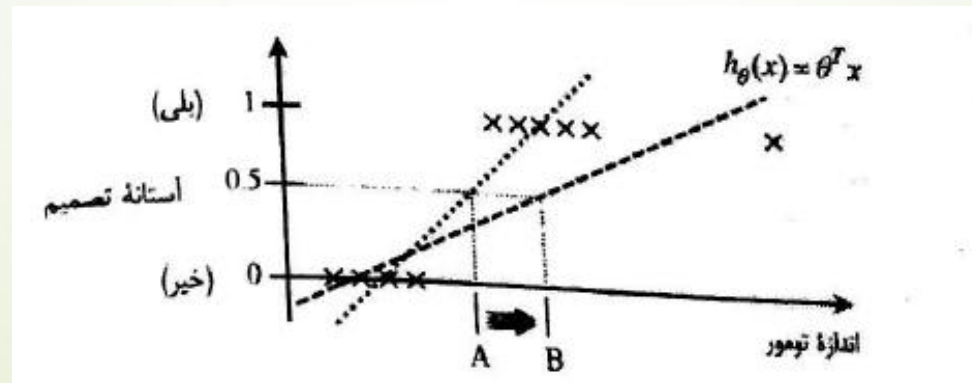
نمونه داده های اندازه تومور و نوع آن را نشان می دهد. (0 خوش خیم و 1 بدخیم)
مقادیر y گسسته است.

استفاده از رگرسیون خطی جهت دسته بندی



if $h_{\theta}(x) < 0.5$, Predict " $y = 0$ "
if $h_{\theta}(x) \geq 0.5$, Predict " $y = 1$ "

➡ اگر یک تومور بزرگ بدخیم داشته باشیم استانه از A به B جابجا می شود.



➡ می خواهیم مقدار محاسبه شده بین صفر و یک باشد.

رگرسیون خطی گزینه مناسبی جهت دسته بندی نیست
 چون با اضافه شدن اطلاعات جدید اعتباردسته بندی از بین می رود.
 برای رفع این موانع از الگوریتم لجستیک استفاده می شود.

$$\begin{array}{cc}
 x_0 & \theta_0 \\
 x_1 & \theta_1 \\
 X_{(n+1) \times 1} = \begin{array}{c} x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{array} & \theta_{(n+1) \times 1} = \begin{array}{c} \theta_2 \\ \vdots \\ \theta_n \end{array}
 \end{array}$$

$$\hat{y}(x) = \theta_0 x_0 + \theta_1 x_1 + \dots + \theta_n x_n$$

$$\hat{y}(x) = \theta^T X = [\theta_0 \ \theta_1 \ \dots \ \theta_n] \begin{array}{c} x_0 \\ x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{array}$$

ساخت تابع فرضیه

$$h_{\theta}(x) = g(\theta^T x) = \frac{1}{1 + e^{-\theta^T x}} \quad 0 \leq h_{\theta}(x) \leq 1$$

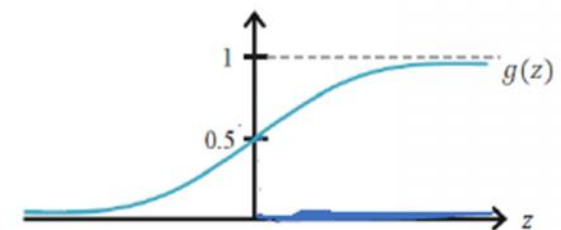
$$\text{if } h_{\theta}(x) \geq 0.5 : y = 1$$

$$\text{if } h_{\theta}(x) < 0.5 : y = 0$$

$$\text{if } \theta^T x \geq 0 : y = 1$$

$$\text{if } \theta^T x < 0 : y = 0$$

$$g(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}}$$



Sigmoid function

تابع زیگموئید یا لجستیک

نوعی محاسبه احتمال برای داده ورودی است

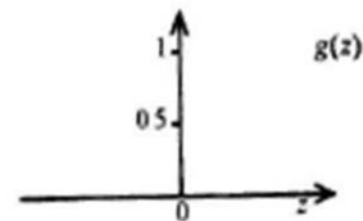
$$\hat{\eta}(x) = P(y=1|x;\theta)=0.7$$

دسته بندی و مرز تفکیک

$$\hat{y}(x) = g(\theta^T x) = P(y=1|x;\theta)$$

$$h_{\theta}(x) = g(\theta^T x),$$

$$g(z) = \frac{1}{1+e^{-z}}; z \in \mathbb{R}$$



" $y = 1$ " if $h_{\theta}(x) \geq 0.5$

$g(z) \geq 0.5$ whenever $z \geq 0$;

Since $h_{\theta}(x) = g(\theta^T x) \rightarrow$

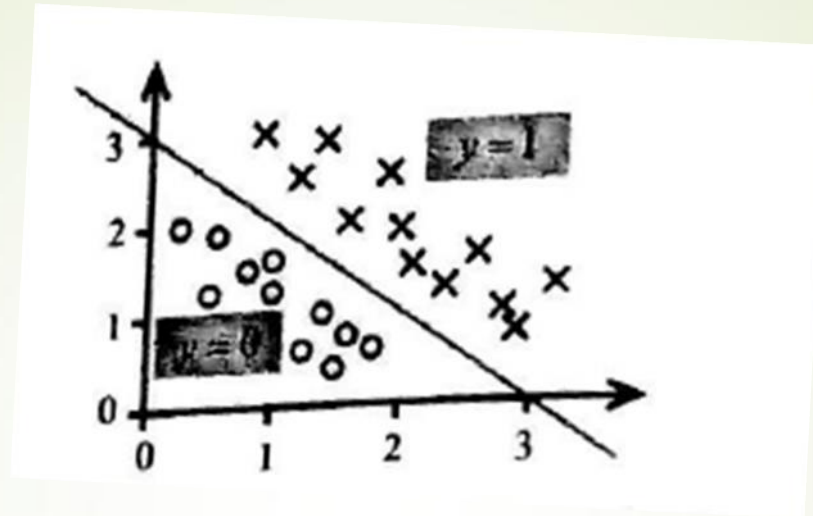
$h_{\theta}(x) \geq 0.5$ whenever $\theta^T x \geq 0$.

" $y = 0$ " if $h_{\theta}(x) < 0.5$

$g(z) < 0.5$ whenever $z < 0$;

Since $h_{\theta}(x) = g(\theta^T x) \rightarrow$

$h_{\theta}(x) < 0.5$ whenever $\theta^T x < 0$.



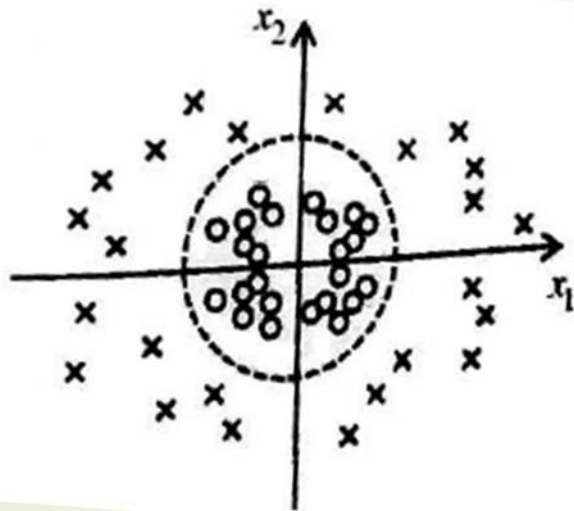
$$\mathbb{I}(x) = g(\theta_0 x_0 + \theta_1 x_1 + \theta_2 x_2)$$

$$\theta = \begin{matrix} -3 \\ +1 \\ +1 \end{matrix}$$

$$-3 + x_1 + x_2 \geq 0$$

$$x_1 + x_2 \geq 3$$

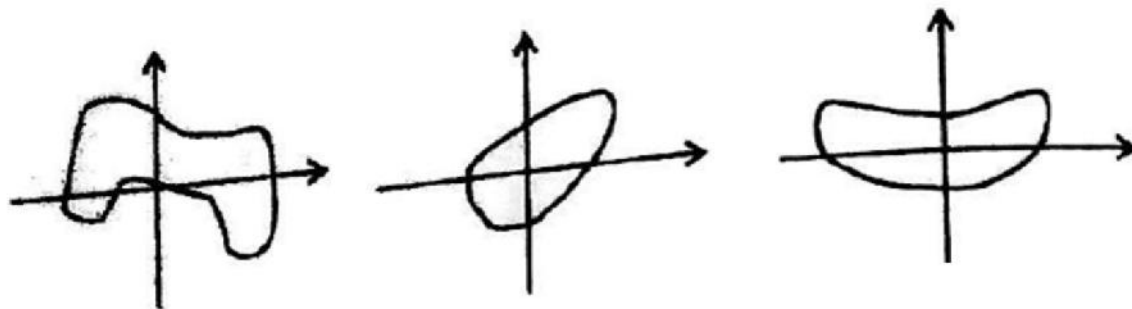
مرزبندی غیر خطی



$$h(x) = g(\theta_0 x_0 + \theta_1 x_1 + \theta_2 x_2 + \theta_3 x_1^2 + \theta_4 x_2^2)$$

$$\theta = \begin{matrix} -1 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \\ 1 \end{matrix}$$

$$-1 + x_1^2 + x_2^2 \geq 0 \quad x_1^2 + x_2^2 \geq 1 \quad y=1$$



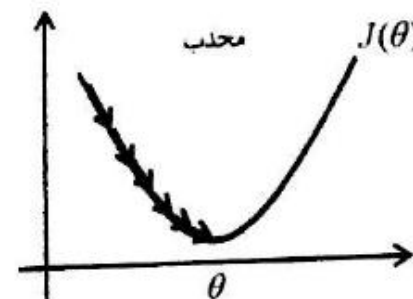
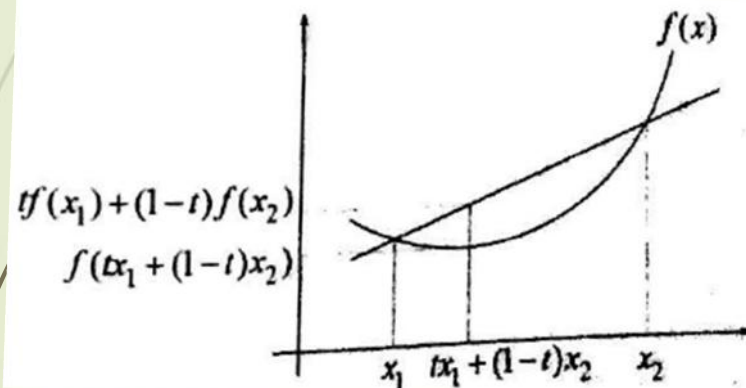
تابع هزینه رگرسیون لجستیک به این صورت غیر محدب است

$$J(\theta) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \frac{1}{\gamma} (h_{\theta}(x^{(i)}) - y^{(i)})^{\gamma}$$

$$\text{Cost}(h_{\theta}(x^{(i)}), y^{(i)}) = \frac{1}{\gamma} (h_{\theta}(x^{(i)}) - y^{(i)})^{\gamma}$$

و به صورت ساده تر:

$$\text{Cost}(h_{\theta}(x), y) = \frac{1}{\gamma} (h_{\theta}(x) - y)^{\gamma}$$

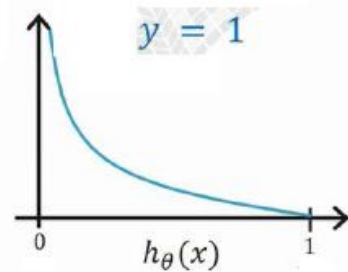


تابع هزینه

$$Cost(h_{\theta}(x), y) = \begin{cases} -\log(h_{\theta}(x)) & y = 1 \\ -\log(1 - h_{\theta}(x)) & y = 0 \end{cases}$$

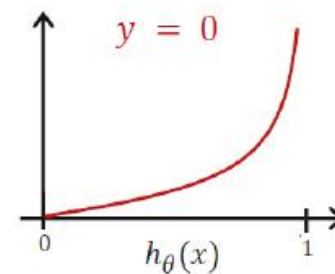
- If $y = 1$

- If $h(x) = 0$: costs infinite
- If $h(x) = 1$: costs = 0



- If $y = 0$

- If $h(x) = 0$: costs = 0
- If $h(x) = 1$: costs infinite



تابع هزینه

$$\text{Cost}(h_{\theta}(x), y) = \begin{cases} -\log(h_{\theta}(x)) & y = 1 \\ -\log(1 - h_{\theta}(x)) & y = 0 \end{cases}$$

$$\text{Cost}(h_{\theta}(x), y) = -y \log(h_{\theta}(x)) - (1 - y) \log(1 - h_{\theta}(x))$$

$$J(\theta) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left[-y^{(i)} \log(h_{\theta}(x^{(i)})) - (1 - y^{(i)}) \log(1 - h_{\theta}(x^{(i)})) \right]$$

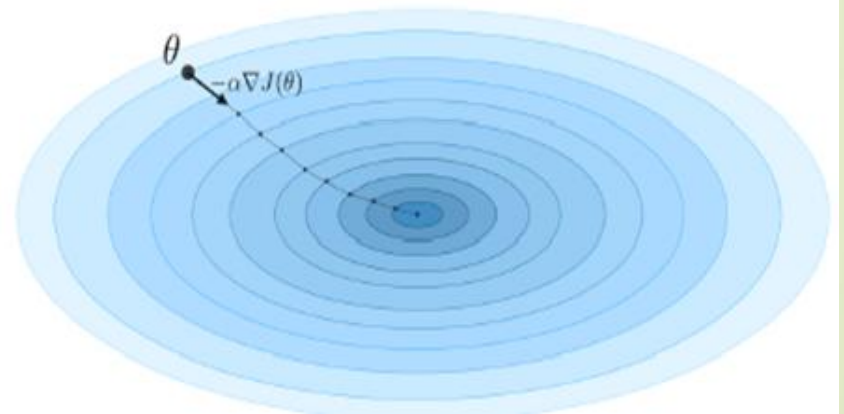
الگوریتم گرادیان کاهشی

تفاوت آن با الگوریتم رگرسیون خطی در تابع فرضیه است.

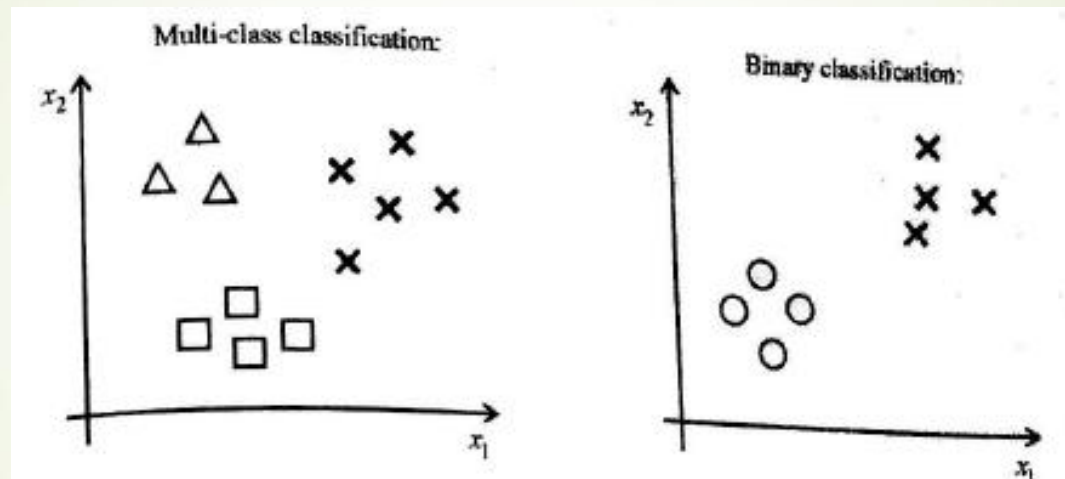
Repeat Until Convergence

$$\theta_j := \theta_j - \alpha \frac{\partial}{\partial \theta_j} J(\theta)$$

$$\frac{\partial}{\partial \theta_j} J(\theta) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (h_{\theta}(x^{(i)}) - y^{(i)}) \cdot x_j^{(i)}$$



Multi-class classification



$$h_{\theta}^{(i)}(x) = P(y = i | x; \theta), \quad i = 1, 2, 3$$

Multi-class classification

