# Representación de modelo



Machine Learning Aplicado

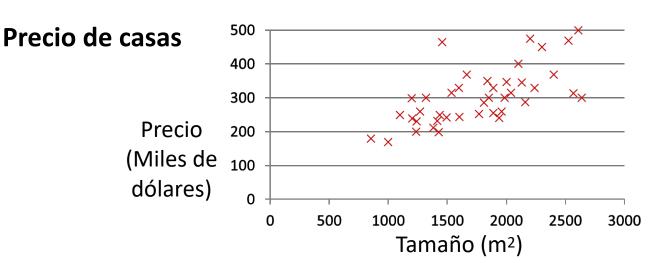
.

#### Regresión lineal

- Una pregunta importante en relación a un conjunto de datos es saber como las variables se relacionan. Por ejemplo, como se relaciona la estatura y la edad, o las notas y el tiempo de estudio.
- En este case nos centraremos en la mas simple relación es decir la lineal, lo cual se representar mediante la regresión lineal.
- Esta herramienta se puede representar a nivel computacional. A
  pesar de su simplicidad es sorprendentemente poderosa.

Machine Learning Aplicado

٠:.



#### Aprendizaje supervisado

Utiliza la respuesta "correcta" para cada ejemplo en data.

Problema de regresión

Predice salida real.

Machine Learning Aplicado

.:.

	Tamaño en m² (x)	Precio (\$) en 1000's (y)
	2104	460
Precio de casas	1416	232
	1534	315
	852	178
	•••	•••

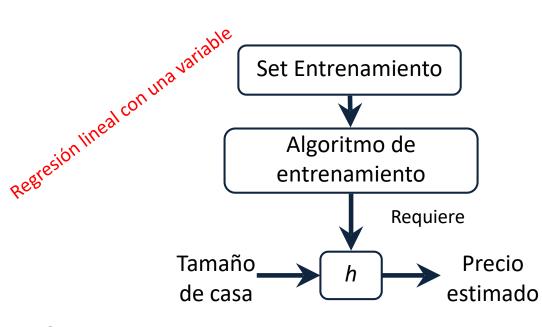
#### Notación:

**n** = Número de ejemplos de entrenamiento

x = variable "input" / features

y = variable "output" / variable "target"

Machine Learning Aplicado



¿Como representar h?

Machine Learning Aplicado

#### Caso de Test 1

- -Dada una empresa de turismo interesada en usar Machine Learning. ¿Cuáles son ejemplos de problemas de regresión plausibles?. Asuma que un cliente típicamente deja sus datos personales y una foto. Además que un cliente en general participa en tours de playa o montaña.
  - Predecir el número de clientes que tendrá la empresa.
  - Predecir si un cliente participará en un tour playero, dado su registro.
  - Predecir la edad de un cliente a partir de fotos del mismo.
  - Predecir cuanto gastará cliente en el siguiente mes dado su historial de consume y datos.

### Función de costo

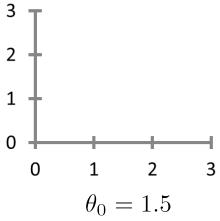
	Tamaño en metros² (x)	Precio (\$) en 1000's (y)
Set de entrenamiento	2104	460
	1416	232
	1534	315
	852	178
	•••	•••

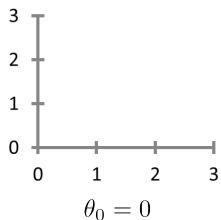
Hipótesis:  $h_{\theta}(x) = \theta_0 + \theta_1 x$ 

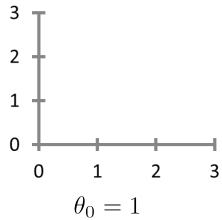
 $\theta_i$ 's: Parámetros

¿Como elegir  $\theta_i$ 's ?

$$h_{\theta}(x) = \theta_0 + \theta_1 x$$







$$\theta_0 = 1.5$$

$$\theta_1 = 0$$

$$\theta_1 = 0.5$$

$$\theta_0 = 1$$
$$\theta_1 = 0.5$$

Machine Learning Aplicado

Idea: Escoger 
$$\theta_0, \theta_1$$
 tal que  $h_{\theta}(x)$  sea cercana a $y$  para datos de entrenamiento  $(x,y)$ 

$$\min_{\Theta_0,\Theta_1} \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^m (h_{\Theta}(x^{(i)}) - y^{(i)})^2$$

$$h_{\Theta}(x^{(i)}) = \Theta_0 + \Theta_1 x^{(i)}$$

$$J(\Theta_0, \Theta_1) = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^{m} (h_{\Theta}(x^{(i)}) - y^{(i)})^2$$

$$\min_{\Theta_0,\Theta_1} J(\Theta_0,\Theta_1)$$
 Función de costo (error cuadrático)

10

# Intuición de función de costo

.:.

#### Hipotesis:

$$h_{\theta}(x) = \theta_0 + \theta_1 x$$

#### Parametros:

$$\theta_0, \theta_1$$

#### Función de costo:

$$J(\theta_0, \theta_1) = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^{m} (h_{\theta}(x^{(i)}) - y^{(i)})^2$$

Goal: 
$$\underset{\theta_0,\theta_1}{\text{minimize}} J(\theta_0,\theta_1)$$

#### <u>Simplificado</u>

$$h_{\theta}(x) = \theta_1 x$$

 $\theta_1$ 

$$J(\theta_1) = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^{m} (h_{\theta}(x^{(i)}) - y^{(i)})^2$$

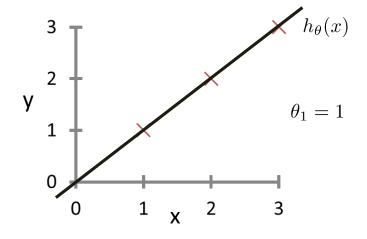
$$\underset{\theta_1}{\text{minimize}} J(\theta_1)$$

Machine Learning Aplicado

.:

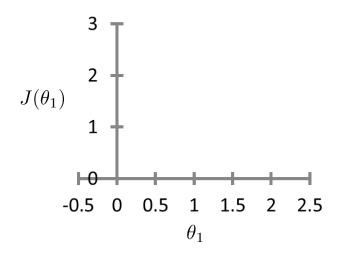
#### $h_{\theta}(x)$

(for un fijo  $\theta_1$ , esta es una función de x)



#### $J(\theta_1)$

(función de parametro  $\theta_1$ )

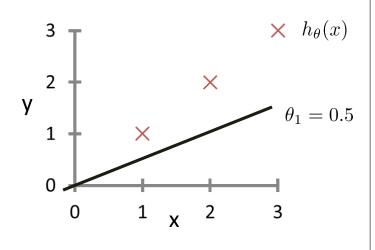


Machine Learning Aplicado

.

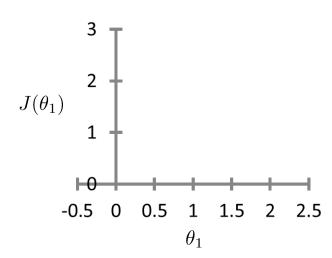
#### $h_{\theta}(x)$

(siendo fijo $\theta_1$ , esta es una función de x)



#### $J(\theta_1)$

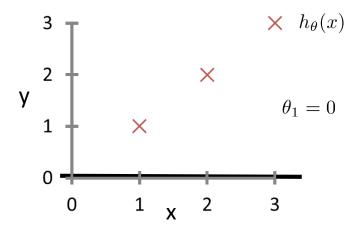
(función de parametro  $\theta_1$  )



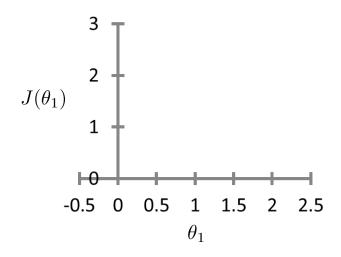
Machine Learning Aplicado

.:.

### $h_{\theta}(x)$ (para un fijo $\theta_1$ , esta es una función de x)



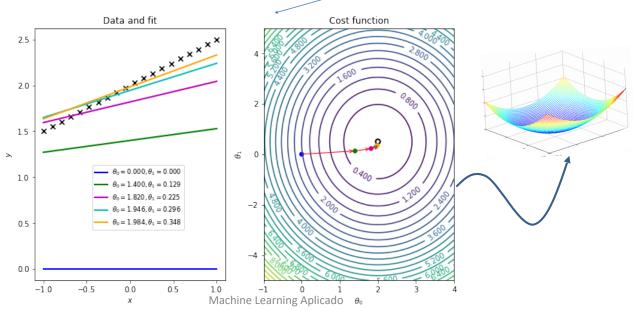
### $J(\theta_1)$ (función de parametro $\theta_1$ )



Machine Learning Aplicado

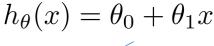
#### ¿y en el caso original?

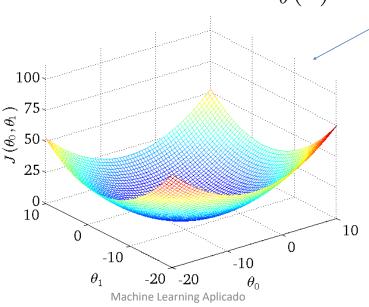
$$h_{\theta}(x) = \theta_0 + \theta_1 x$$



٠:.

#### ¿y en el caso original?

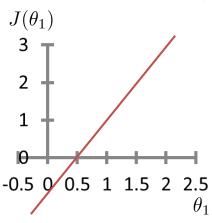




.:

#### Caso de Test 2

-Imagine que un amigo suyo implementa la función de costo cuadrática ; es decir J. Pero al plotear obtiene la siguiente Figura. ¿Qué sospecha que pasó? .  $J(\theta_1) = \frac{1}{2m} \sum\limits_{i=1}^m \left(h_\theta(x^{(i)}) - y^{(i)}\right)^2$ 



- Marie en la cubo de error en vez de cuadrado.
- Implementó el valor absoluto de error.
- ( ) Implementó el error sin elevar al cuadrado.
- Ninguna de las anteriores

Machine Learning Aplicado

٠:.

# Descenso de gradiente

.:

#### Algoritmo de descenso de gradiente

Repetir hasta convergencia

$$\theta_j := \theta_j - \alpha \frac{\partial}{\partial \theta_j} J(\theta_0, \theta_1)$$

De forma simultánea en j=0 y j=1.

Resulta que llega a mínimo de función de costo. Ver sketch de prueba del descenso de gradiente en: http://www.stat.cmu.edu/~ryantibs/convexopt-F13/scribes/lec6.pdf

$$\theta_1 := \theta_1 - \alpha \frac{\partial}{\partial \theta_1} J(\theta_1)$$

Si α es muy pequeña, descenso de gradiente puede ser lento.

Si α es muy grande, descenso de gradiente puede traspasar el minimo. Puede fallas para converger, incluso diverger.

 $\theta_1$ 

Machine Learning Aplicado

#### Caso de Test 3

-Usted al implementar el descenso de gradiente, usted se equivoca e implementa el ascenso de gradiente, es decir cambio signo de resta a  $\theta_1 := \theta_1 - \alpha \frac{d}{d\theta_1} J(\theta_1)$ suma. ¿Que cree que probablemente sucedería?.

- El valor de alpha se haría cada vez mas grande.
- El algoritmo convergería pero a una respuesta errada.
- Los cambios de valores de parámetros serán cada vez mas grandes.
- Ninguna de las anteriores

J(0)

J/Q

## Descenso de gradiente para Regresión lineal

.:

### Algoritmo de descenso de gradiente

Repetir hasta convergencia  $\{$   $\theta_j:=\theta_j-\alpha\frac{\partial}{\partial\theta_j}J(\theta_0,\theta_1)$   $\{$  for j=1 and j=0)  $\}$ 

#### Modelo de regresión lineal

$$h_{\theta}(x) = \theta_0 + \theta_1 x$$

$$J(\theta_0, \theta_1) = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^{m} (h_{\theta}(x^{(i)}) - y^{(i)})^2$$

$$\frac{\partial}{\partial \theta_{j}} J(\theta_{0}, \theta_{1}) = \frac{2}{30j} \underbrace{\frac{1}{2m} \underbrace{\frac{2}{2m} (h_{0}(x^{(i)}) - y^{(i)})^{2}}_{\text{in}}}_{\text{in}} (h_{0}(x^{(i)}) - y^{(i)})^{2}$$

$$= \frac{2}{30j} \underbrace{\frac{1}{2m} \underbrace{\frac{2}{2m} (h_{0}(x^{(i)}) - y^{(i)})^{2}}_{\text{in}}}_{\text{in}} (h_{0}(x^{(i)}) - y^{(i)})^{2}$$

$$j = 0 : \frac{\partial}{\partial \theta_0} J(\theta_0, \theta_1) = \frac{1}{m} \stackrel{\text{P}}{\rightleftharpoons} \left( h_{\bullet} \left( \chi^{(i)} \right) - y^{(i)} \right)$$

$$j = 1 : \frac{\partial}{\partial \theta_1} J(\theta_0, \theta_1) = \frac{1}{m} \stackrel{\text{P}}{\rightleftharpoons} \left( h_{\bullet} \left( \chi^{(i)} \right) - y^{(i)} \right) \cdot \chi^{(i)}$$

Machine Learning Aplicado

19

#### Un ejemplo numérico

