Regresión

Regresión

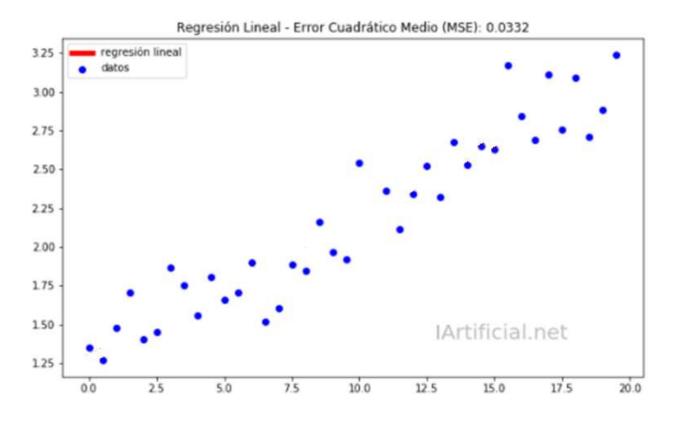
- Es una forma estadística de establecer una relación entre una variable dependiente y un conjunto de variables independientes.
- El objetivo es predecir una variable dependiente (y) en función de los valores independientes (x)

Es una técnica paramétrica de machine learning.

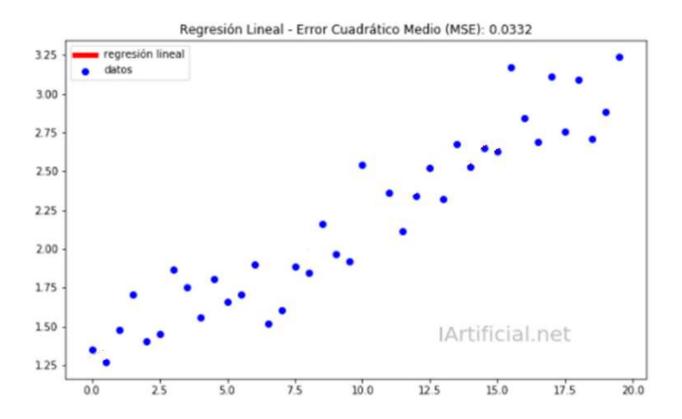
Paramétrica se refiere que de entrada conocemos el número de coeficientes (# parámetros) que debemos calcular.

$$y = wx + b$$

El aprendizaje se basa en encontrar los coeficientes que presentan el mejor comportamiento dentro de los datos que se están tratando.



Felipe Buitrago Carmona- Facultad de Inteligencia Artificial e Ingenierías - Universidad de Caldas



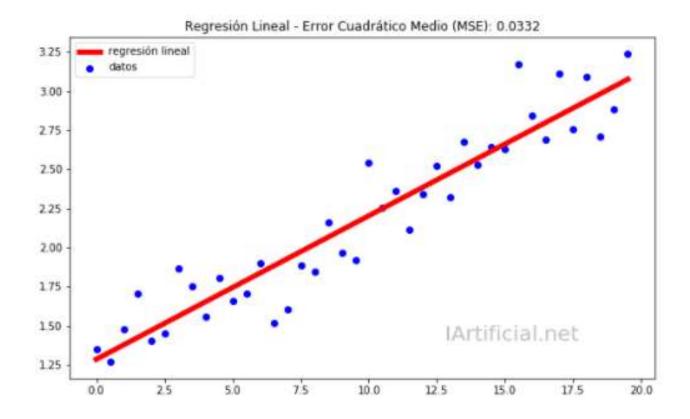
$$y = wx + b$$

$$w = 0.0918$$

$$b = 1.2859$$

$$y = 0.0918x + 1.2859$$

Felipe Buitrago Carmona- Facultad de Inteligencia Artificial e Ingenierías - Universidad de Caldas



$$y = wx + b$$

$$w = 0.0918$$

$$b = 1.2859$$

$$y = 0.0918x + 1.2859$$

https://phet.colorado.edu/sims/html/least-squares-regression/latest/least-squares-regression es.html

Consideraciones

- Debe existir una relación lineal entre las variables dependientes e independientes.
- El modelo se ajustará a los datos cuando tenga variables de entrada altamente correlacionadas
- El modelo hará predicciones mas confiables si sus variables tienen distribución normal

Aclaremos

$$y = wx + b$$
$$y = b + wx$$
$$y = b + w_1x_1$$

Felipe Buitrago Carmona- Facultad de Inteligencia Artificial e Ingenierías - Universidad de Caldas

• Sigamos aclarando

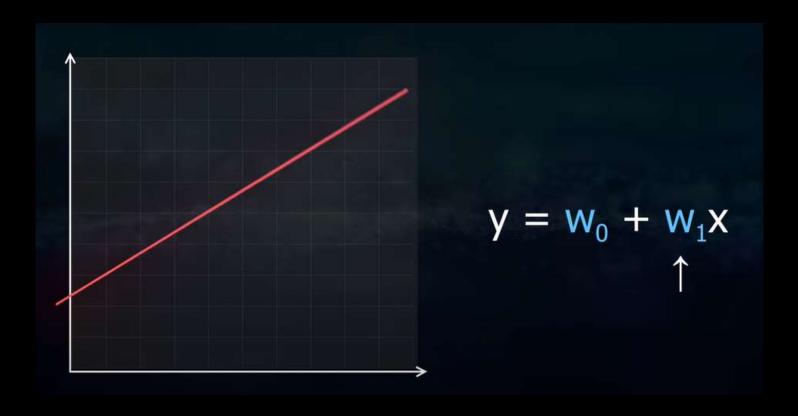
$$y = b + w_1 x_1$$

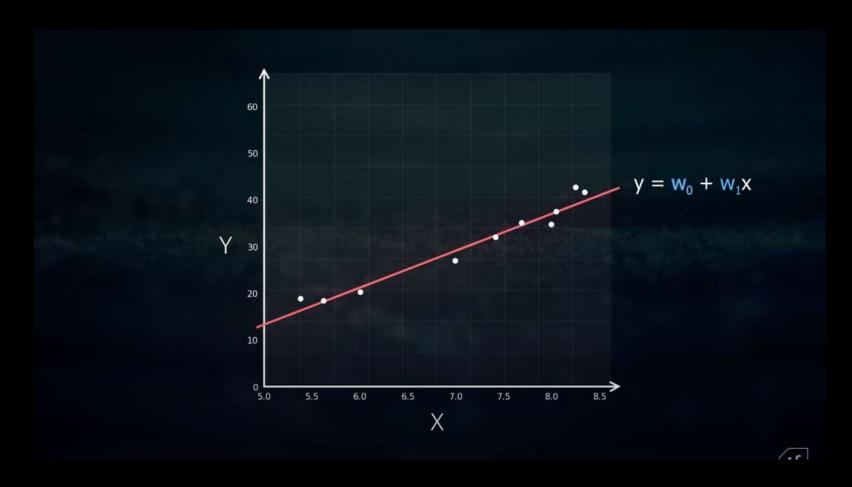
$$w_0 = b$$

$$x_0 = 1$$

$$y = w_0 x_0 + w_1 x_1$$

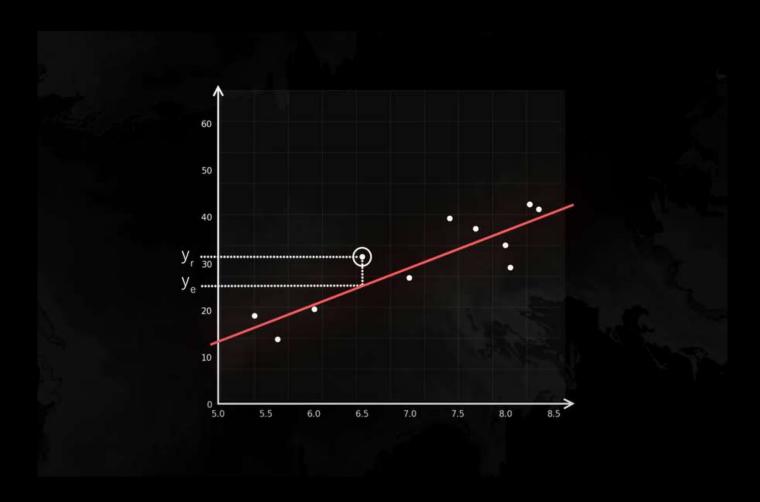
Felipe Buitrago Carmona- Facultad de Inteligencia Artificial e Ingenierías - Universidad de Caldas



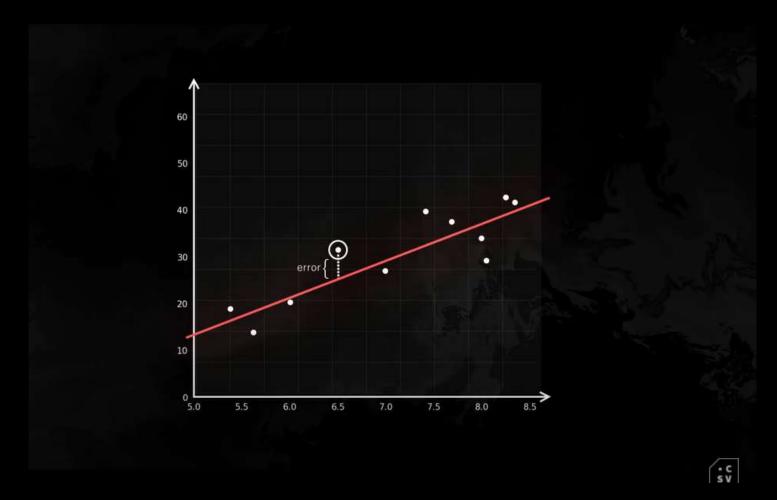


Felipe Buitrago Carmona- Facultad de Inteligencia Artificial e Ingenierías - Universidad de Caldas

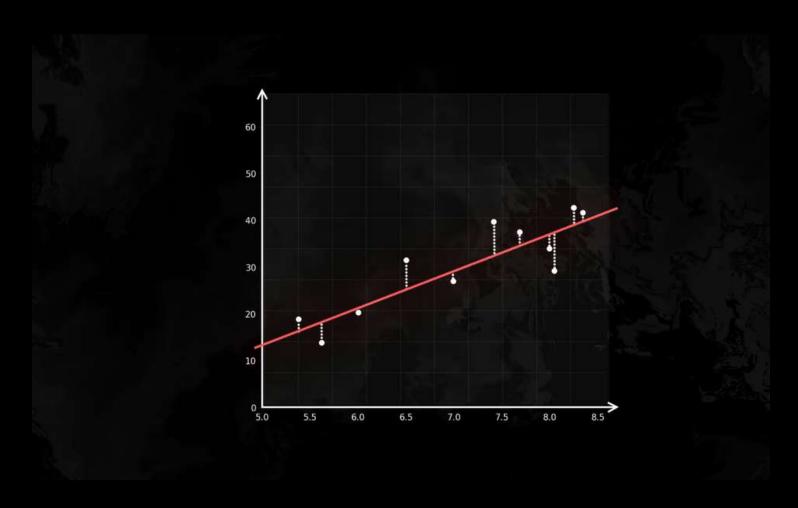
El Error



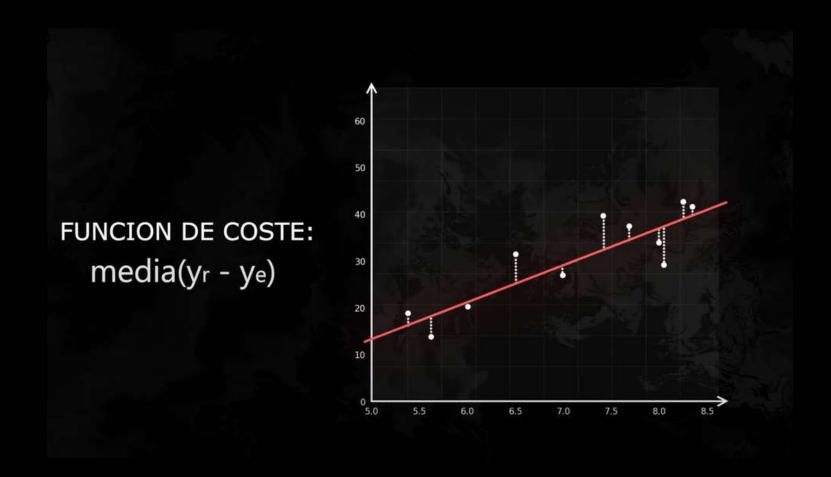
Felipe Buitrago Carmona- Facultad de Inteligencia Artificial e Ingenierías - Universidad de Caldas

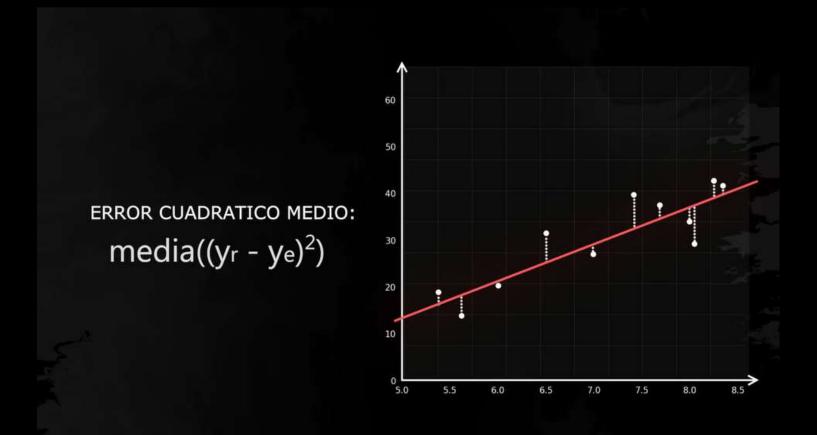


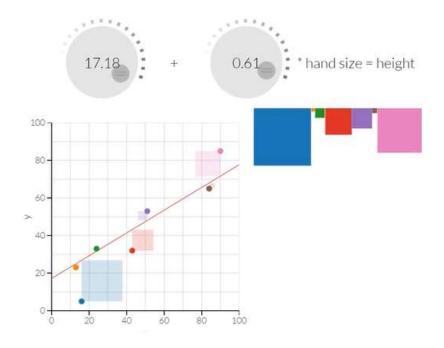
Felipe Buitrago Carmona- Facultad de Inteligencia Artificial e Ingenierías - Universidad de Caldas



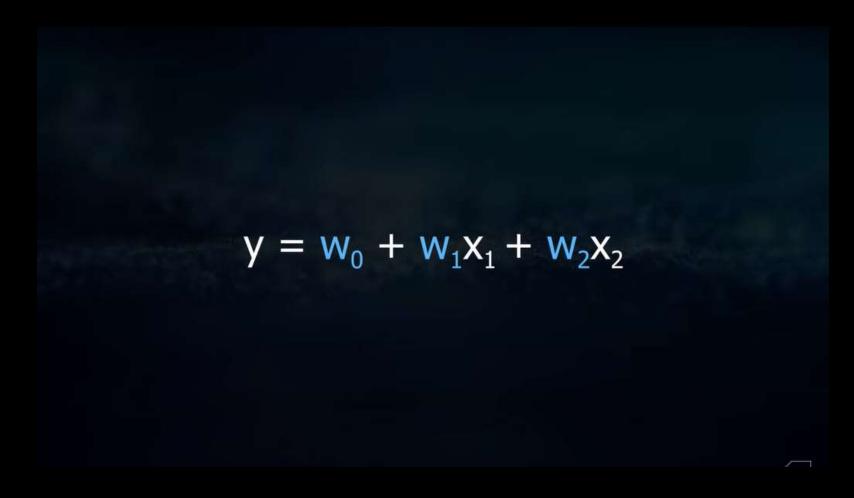
Felipe Buitrago Carmona- Facultad de Inteligencia Artificial e Ingenierías - Universidad de Caldas

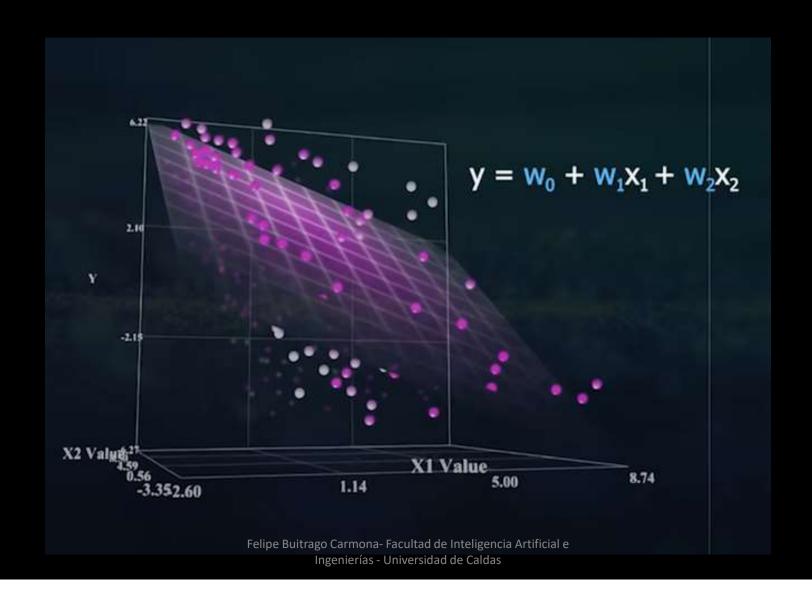






Tridimensional





Múltiples dimensiones

- X es cada uno de los parámetros del data set que vamos a tener en cuenta
- Si tenemos múltiples parámetros de entrada tendremos múltiples X por tanto múltiples W (pesos)

$$X = [x_0, x_1, x_2, ..., x_N]$$

 $W = [w_0, w_1, w_2, ..., w_N]$

$$y = W_0 + W_1X_1 + W_2X_2 + W_3X_3 + ...$$

HIPERPLANOS EN ESPACIOS MULTIDIMENSIONALES

Entradas

Como estamos tratando de una técnica de aprendizaje supervisado, el dataset de entrenamiento deberá otorgar los parámetros de entrada y los resultados esperados.

- Los datos de entrada (X) estarán almacenados en una matriz
- Los datos objetivos –resultados (Y) estarán dados en un vector
- Los pesos (W) serán los datos que serán calculados y que se espera que obtengan la mejor recta

$$y_1 = w_0 + w_1x_{11} + w_2x_{12} + w_3x_{13} + ...$$

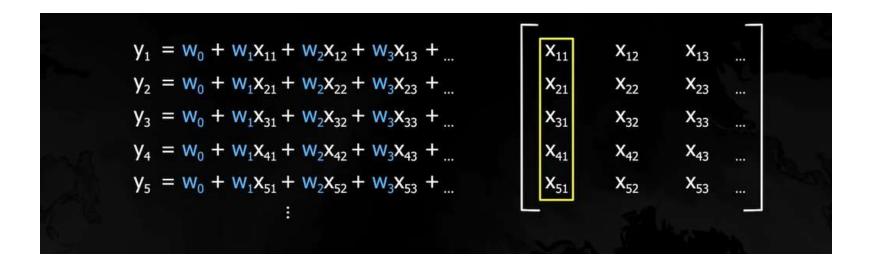
$$y_2 = w_0 + w_1x_{21} + w_2x_{22} + w_3x_{23} + ...$$

$$y_3 = w_0 + w_1x_{31} + w_2x_{32} + w_3x_{33} + ...$$

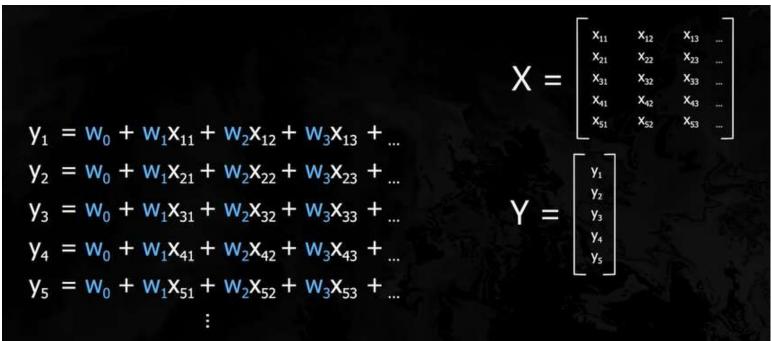
$$y_4 = w_0 + w_1x_{41} + w_2x_{42} + w_3x_{43} + ...$$

$$y_5 = w_0 + w_1x_{51} + w_2x_{52} + w_3x_{53} + ...$$

• Los datos de entrada (X) estarán almacenados en una matriz

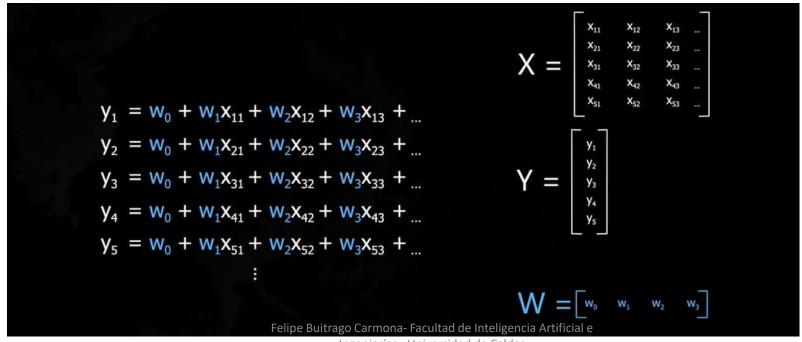


• Los datos objetivos- resultados (Y) estarán dados en un vector



Felipe Buitrago Carmona- Facultad de Inteligencia Artificial e Ingenierías - Universidad de Caldas

• Los Los pesos (W) estarán dados en un vector



Ingenierías - Universidad de Caldas

$$y_1 = w_0 + w_1x_{11} + w_2x_{12} + w_3x_{13} + ...$$

$$y_2 = w_0 + w_1x_{21} + w_2x_{22} + w_3x_{23} + ...$$

$$y_3 = w_0 + w_1x_{31} + w_2x_{32} + w_3x_{33} + ...$$

$$y_4 = w_0 + w_1x_{41} + w_2x_{42} + w_3x_{43} + ...$$

$$y_5 = w_0 + w_1x_{51} + w_2x_{52} + w_3x_{53} + ...$$

$$\vdots$$

$$Y = XW$$

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & x_{13} & \dots \\ x_{21} & x_{22} & x_{23} & \dots \\ x_{31} & x_{32} & x_{33} & \dots \\ x_{41} & x_{42} & x_{43} & \dots \\ x_{51} & x_{52} & x_{53} & \dots \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \\ y_4 \\ y_5 \end{bmatrix}$$

$$W = \begin{bmatrix} w_0 & w_1 & w_2 & w_3 \end{bmatrix}$$

• La ecuación lineal quedaría como

$$y = w_0 x_0 + w_1 x_1 \dots + w_n x_n$$

$$y = WX$$

Entrenamiento

Regresión Lineal Simple

media((yr - ye)²)

Regresión Lineal Múltiple

MINIMO ERROR CUADRATICO MEDIO

$$W = (X^T X)^{-1} X^T Y$$

Felipe Buitrago Carmona- Facultad de Inteligencia Artificial e Ingenierías - Universidad de Caldas

Entrenamiento

 El proceso de aprendizaje consiste en averiguar qué parámetros W minimizan el error cuadrático medio entre los resultados reales y los estimados.

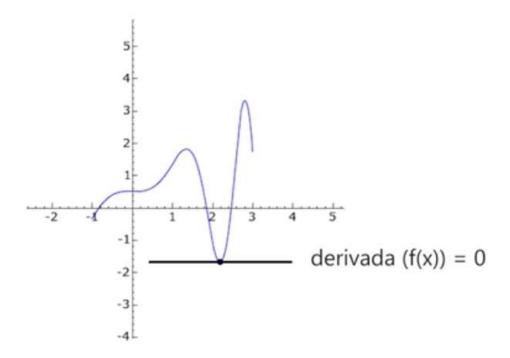
$$\hat{W} = (X^T X)^{-1} X^T y$$

media((yr - ye)²)

ERROR CUADRATICO MEDIO VECTORIAL

$$(Y - XW)^T(Y - XW)$$

ERROR CUADRATICO MEDIO VECTORIAL $(Y - XW)^{T}(Y - XW)$ $Y^{T}Y - W^{T}X^{T}Y - Y^{T}XW + W^{T}X^{T}XW$



Felipe Buitrago Carmona- Facultad de Inteligencia Artificial e Ingenierías - Universidad de Caldas

ERROR CUADRATICO MEDIO VECTORIAL

$$(Y - XW)^{T}(Y - XW)$$

$$Y^{T}Y - W^{T}X^{T}Y - Y^{T}XW + W^{T}X^{T}XW$$

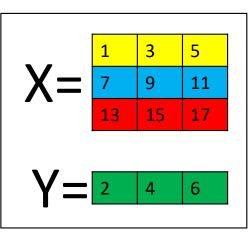
MINIMO ERROR CUADRATICO MEDIO

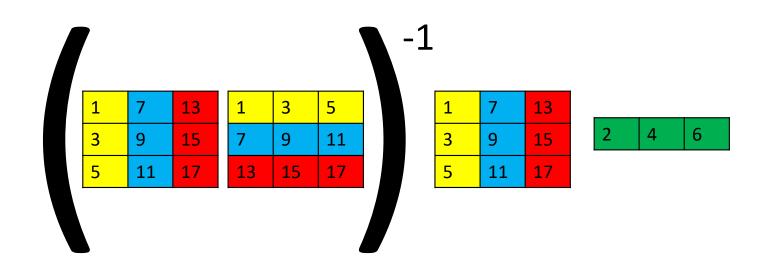
$$-2X^{T}Y + 2X^{T}XW = 0$$

MINIMO ERROR CUADRATICO MEDIO

$$W = (X^T X)^{-1} X^T Y$$

$$\hat{W} = (X^T X)^{-1} X^T y$$





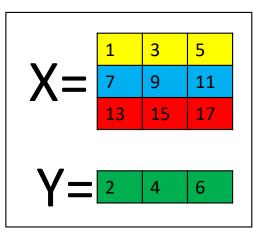
Felipe Buitrago Carmona- Facultad de Inteligencia Artificial e Ingenierías - Universidad de Caldas

$$\hat{W} = (X^T X)^{-1} X^T y$$

$$\begin{pmatrix} 219 & 261 & 303 \\ 261 & 315 & 369 \\ 303 & 369 & 435 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 7 & 13 \\ 3 & 9 & 15 \\ 5 & 11 & 17 \end{pmatrix} \{2, 4, 6\}$$

Felipe Buitrago Carmona- Facultad de Inteligencia Artificial e Ingenierías - Universidad de Caldas

$$\hat{W} = (X^T X)^{-1} X^T y$$



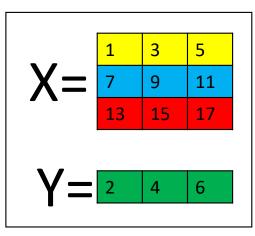
Felipe Buitrago Carmona- Facultad de Inteligencia Artificial e Ingenierías - Universidad de Caldas

$$\hat{W} = (X^T X)^{-1} X^T y$$

$$\begin{pmatrix} \frac{1}{219} & \frac{1}{261} & \frac{1}{303} \\ \frac{1}{261} & \frac{1}{315} & \frac{1}{369} \\ \frac{1}{303} & \frac{1}{369} & \frac{1}{435} \end{pmatrix}$$

(108, 132, 156)

$$\hat{W} = (X^T X)^{-1} X^T y$$



 $\{0.3984375, -0.609375, 0.5546875\}$

```
Original file is located at
https://colab.research.google.com/drive/1-
N3OoM1L6ZsTTQTD20YabcZi0z_XomID"""import numpy as np
import matplotlib.pyplot as
pltX=np.array([[1,3,5],[7,9,11],[13,15,17]])
print("X=")
print(X)
print("Xt=")
Xt=X.T
print(Xt)"""Invertida"""producto=Xt @ X
print("Producto")
print(producto)
invertida=np.linalg.inv(Xt @ X)
print(invertida)"""Segunda parte"""print("Xt=")
Xt=X.T
print(Xt)
y=np.array([2,4,6])
print("y=")
print(y)
segunda=Xt@y
print("segunda")
print(segunda)"""Total"""total=invertida@segunda
print(total) Felipe Buitrago Carmona- Facultad de Inteligencia Artificial e
                     Ingenierías - Universidad de Caldas
```

Correlación y Pruebas

		Caracteristicas												
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	R2
>=0.7						Х							Х	0.638561606
>=0.5						Χ					Χ		Χ	0.67862416
>=0.4			Х		х	Х				Х	Х		Х	0.68102175
>=0.3	Х	Х	Χ		Χ	Χ	Χ		Χ	Χ	Χ	Χ	Χ	0.70627335
>=0	х	х	х	х	Х	Х	Х	Χ	Х	х	x	х	x	0.740642664
Baja relacion				х				х						0.10288072



Validación

Error Cuadrático Medio

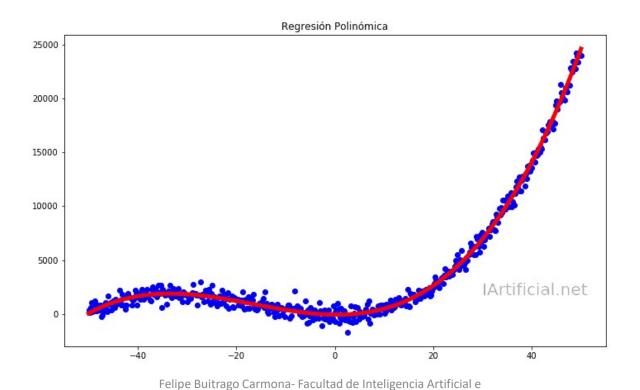
- Error Cuadrático Medio (MSE)
- Raíz del Error Cuadrático Medio (RMSE)

Validación de los resultados

Podemos evaluar la calidad del modelo midiendo el error cuadrático medio y el coeficiente de determinación R2.

El rango de R² está entre 0 y 1, siendo 1 lo mejor. Para medir el coeficiente de determinación R² de la regresión lineal usaremos el método *score*.

Regresión Polinómica



Ingenierías - Universidad de Caldas

Enlaces de interés

- https://www.iartificial.net/regresion-lineal-con-ejemplos-en-python/
- https://www.iartificial.net/error-cuadratico-medio-para-regresion/
- https://towardsdatascience.com/create-a-model-to-predict-houseprices-using-python-d34fe8fad88f
- https://towardsdatascience.com/how-to-begin-your-own-data-science-journey-2223caad8cee
- https://ichi.pro/es/clasificadores-generativos-vs-discriminativos-en-el-aprendizaje-automatico-174695206782366

FIN