



1/29

Regresión

Jose Luis Paniagua Jaramillo jlpaniagua@uao.edu.co

- Problemas de Regresión
 - Regresion
 - Modelo de Regresión Lineal
 - Forma Explicita
 - Forma Matricial
- Entrenamiento
 - Función de Costo
 - Regularizacion
 - Ecuación Normal
 - Usando la librería scikit-learn
 - Gradiente Descendente
 - Regresión Polinomial
- Referencias

- Problemas de Regresión
 - Regresion
 - Modelo de Regresión Lineal
 - Forma Explicita
 - Forma Matricial
- Entrenamiento
 - Función de Costo
 - Regularizacion
 - Ecuación Normal
 - Usando la librería scikit-learn
 - Gradiente Descendente
 - Regresión Polinomial
- Referencia:

- Problemas de Regresión
 - Regresion
 - Modelo de Regresión Lineal
 - Forma Explicita
 - Forma Matricial
- Entrenamiento
 - Función de Costo
 - Regularizacion
 - Ecuación Normal
 - Usando la librería scikit-learn
 - Gradiente Descendente
 - Regresión Polinomial
- Referencias

Regresion

- La regression es un tipo de aprendizaje supervisado, donde el objetivo es predecir resultados con valores continuos.
- A partir de una serie de variables llamadas predictoras/exploratorias y una variable de respuesta continua llamada resultado/objetivo, se trata de encontrar una relación entre dichas variables que permita predecir un resultado.

Ejemplo

Supongamos que estamos interesados en predecir la nota de los estudiantes del curso en el examen 1. Si existe una relación entre el tiempo dedicado a estudiar para el examen y la nota obtenida, podríamos usarla como datos de entrenamiento para aprender un modelo que usa el tiempo de estudio para predecir las notas de los exámenes de los futuros estudiantes que planean matricular este curso.

- Problemas de Regresión
 - Regresion
 - Modelo de Regresión Lineal
 - Forma Explicita
 - Forma Matricial
- Entrenamiento
 - Función de Costo
 - Regularizacion
 - Ecuación Normal
 - Usando la librería scikit-learn
 - Gradiente Descendente
 - Regresión Polinomial
- Referencias

- Problemas de Regresión
 - Regresion
 - Modelo de Regresión Lineal
 - Forma Explicita
 - Forma Matricial
- Entrenamiento
 - Función de Costo
 - Regularizacion
 - Ecuación Normal
 - Usando la librería scikit-learn
 - Gradiente Descendente
 - Regresión Polinomial
- Referencias

Forma Explicita

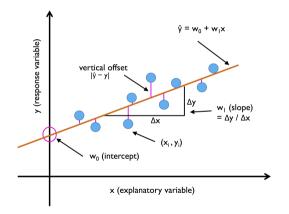


Figura: Regresión Lineal Simple[1]

Forma Explicita

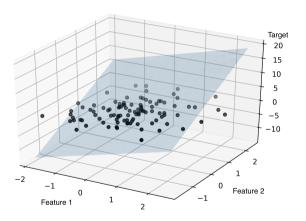


Figura: Regresión Lineal Multiple[1]

Modelo de Regresión Lineal III

Forma Explicita

$$\hat{y} = \theta_0 + \theta_1 x_1 + \theta_2 x_2 + \dots + \theta_n x_n$$

donde:

- \hat{y} es la predicción.
- n es el numero de características.
- x_i es el i esimo valor de la característica.
- θ_j es el j-esimo parámetro del modelo.
- θ_0 es el **bias** del modelo (intercepto).

- Problemas de Regresión
 - Regression
 - Modelo de Regresión Lineal
 - Forma Explicita
 - Forma Matricial
- 2 Entrenamiento
 - Función de Costo
 - Regularizacion
 - Ecuación Normal
 - Usando la librería scikit-learn
 - Gradiente Descendente
 - Regresión Polinomial
- Referencias

Modelo de Regresión Lineal I

Forma Matricial

$$\hat{y} = h_{\boldsymbol{\theta}}(\mathbf{x}) = \boldsymbol{\theta} \cdot \mathbf{x}$$

donde:

- $oldsymbol{ heta}$ es el vector de parámetros del modelo.
- x es el vector de instancias de las características.
- $\theta \cdot \mathbf{x}$ es el producto punto de los vectores θ y \mathbf{x} .
- h_{θ} es la función de hipótesis.

Nota

- x_0 es siempre igual a 1.
- θ contiene el bias θ_0 .

- Problemas de Regresión
 - Regresion
 - Modelo de Regresión Lineal
 - Forma Explicita
 - Forma Matricial
- 2 Entrenamiento
 - Función de Costo
 - Regularizacion
 - Ecuación Normal
 - Usando la librería scikit-learn
 - Gradiente Descendente
 - Regresión Polinomial
- 3 Referencias

- Problemas de Regresión
 - Regresion
 - Modelo de Regresión Lineal
 - Forma Explicita
 - Forma Matricial
- 2 Entrenamiento
 - Función de Costo
 - Regularizacion
 - Ecuación Normal
 - Usando la librería scikit-learn
 - Gradiente Descendente
 - Regresión Polinomial
- Referencias

Función de Costo

Mean Square Error

$$MSE(\boldsymbol{X}, h_{\boldsymbol{\theta}}) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} (\boldsymbol{\theta}^{T} \mathbf{x}^{(i)} - y^{(i)})^{2}$$

El objetivo es encontrar θ que minimice la función de costo.

- Problemas de Regresión
 - Regresion
 - Modelo de Regresión Lineal
 - Forma Explicita
 - Forma Matricial
- Entrenamiento
 - Función de Costo
 - Regularizacion
 - Ecuación Normal
 - Usando la librería scikit-learn
 - Gradiente Descendente
 - Regresión Polinomial
- Referencias

Regularización

- Overfitting es un problema comun en ML, en donde un modelo funciona bien con los datos de entrenamiento, pero no es capaz de funcionar bien ante datos nunca vistos (datos de validacion).
- underfitting es un problema opuesto al overfitting, en donde un modelo no funciona bien con los datos de entrenamiento.

Cual es la solucion?

Regularizacion

$$J(\theta) = MSE(\theta) + \alpha \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{n} \theta_i^2$$

- Problemas de Regresión
 - Regresion
 - Modelo de Regresión Lineal
 - Forma Explicita
 - Forma Matricial
- 2 Entrenamiento
 - Función de Costo
 - Regularizacion
 - Ecuación Normal
 - Usando la librería scikit-learn
 - Gradiente Descendente
 - Regresión Polinomial
- Referencias

Ecuación Normal (Mínimos Cuadrados)

La **ecuación normal** es una forma directa de encontrar los valores de heta

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} = (\boldsymbol{X^TX})^{-1}\boldsymbol{X^TY}$$

donde:

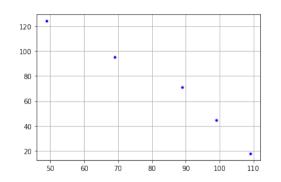
- $\hat{\boldsymbol{\theta}}$ es el valor de $\boldsymbol{\theta}$ que minimiza la función de costo (MSE).
- ullet Y es el vector (matriz) de valores objetivo (variable dependiente) que contiene y_1 hasta y_n
- X es el vector (matriz) de valores de las variables independientes (características) que contiene x_1 hasta x_n .

$$oldsymbol{X} = egin{bmatrix} y_1 \ y_2 \ dots \ y_n \end{bmatrix} \hspace{1cm} oldsymbol{X} = egin{bmatrix} 1 & x_1 \ 1 & x_2 \ dots \ 1 & dots \ 1 & x_n \end{bmatrix}$$

Ecuacion Normal (Mínimos Cuadraros)

Ejmeplo

Price(x)	Demand(y)
49	124
69	95
89	71
99	45
109	18



$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} 124 \\ 95 \\ 71 \\ 45 \\ 18 \end{bmatrix} \mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & 49 \\ 1 & 69 \\ 1 & 89 \\ 1 & 109 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} 124 \\ 95 \\ 71 \\ 45 \end{bmatrix} \mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & 49 \\ 1 & 69 \\ 1 & 89 \\ 1 & 99 \end{bmatrix} \qquad \hat{\boldsymbol{\theta}} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{Y} = \frac{1}{11600} \begin{bmatrix} 36765 & -415 \\ -415 & 5 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 353 \\ 25367 \end{bmatrix} \approx \begin{bmatrix} 211 \\ -1,7 \end{bmatrix}$$

$$\hat{\boldsymbol{\eta}} = 211 - 1.7x$$

- Problemas de Regresión
 - Regresion
 - Modelo de Regresión Lineal
 - Forma Explicita
 - Forma Matricial
- 2 Entrenamiento
 - Función de Costo
 - Regularizacion
 - Ecuación Normal
 - Usando la librería scikit-learn
 - Gradiente Descendente
 - Regresión Polinomial
- Referencia:

Ejemplo: diabetes dataset



Samples total	442
Dimensionality	10
Features	real,2 < x < .2
Targets	integer 25 - 346

- Problemas de Regresión
 - Regresion
 - Modelo de Regresión Lineal
 - Forma Explicita
 - Forma Matricial
- 2 Entrenamiento
 - Función de Costo
 - Regularizacion
 - Ecuación Normal
 - Usando la librería scikit-learn
 - Gradiente Descendente
 - Regresión Polinomial
- 3 Referencias

Gradiente Descendente

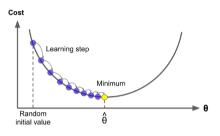
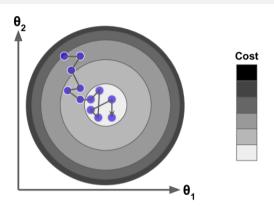


Figura: [2]

La función de costo MSE para un modelo de Regresión Lineal es una **función convexa**. Gradiente de la función de consto:

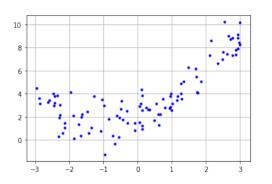
Gradiente Descendente Estocástico

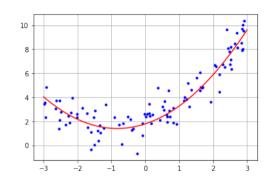


- selecciona de manera aleatoria una parte de los datos de entrenamiento para calcular el gradiente.
- es menos regular que el gradiente convencional.
- permite encontrar valore mínimos de los parámetros, pero no los óptimos.
- debido a su aleatoriedad, tiene mayor probabilidad de encontrar el mínimo global en funciones no convexas.

- Problemas de Regresión
 - Regresion
 - Modelo de Regresión Lineal
 - Forma Explicita
 - Forma Matricial
- 2 Entrenamiento
 - Función de Costo
 - Regularizacion
 - Ecuación Normal
 - Usando la librería scikit-learn
 - Gradiente Descendente
 - Regresión Polinomial
- Referencias

Regresión Polinomial





27 / 29

La técnica consiste en adicionar una nueva variable predictora la cual es el cuadrado de la variable predictora original.

$$\hat{y} = \theta_0 + \theta_1 x_1 \to \hat{y} = \theta_0 + \theta_1 x_1 + \theta_2 x_1^2$$

- Problemas de Regresión
 - Regression
 - Modelo de Regresión Lineal
 - Forma Explicita
 - Forma Matricial
- 2 Entrenamiento
 - Función de Costo
 - Regularizacion
 - Ecuación Normal
 - Usando la librería scikit-learn
 - Gradiente Descendente
 - Regresión Polinomial
- Referencias

Referencias



Sebastian Raschka and Vahid Mirjalili.

Python machine learning: Machine learning and deep learning with Python, scikit-learn, and TensorFlow 2.

Packt Publishing Ltd, 2019.



Aurélien Géron.

Hands-on machine learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: Concepts, tools, and techniques to build intelligent systems.

O'Reilly Media, 2019.

https://medium.com/swlh/linear-regression-from-scratch-4ac1cc666ee2 https://scikit-learn.org/stable/index.html