# EDA\_actividad\_3\_y\_4

April 28, 2020

## 1 EDA sencillo Actividad 3 y 4

Vamos a usar un dataset sencillo de kaggle para hacer un pequeño análisis exploratorio y aplicar algunas técnicas de preprocesamiento, transformación, algoritmos de ML y visualización. Dicho dataset es el que se puede obtener en éste enlace <a href="https://www.kaggle.com/karthickveerakumar/salary-data-simple-linear-regression">https://www.kaggle.com/karthickveerakumar/salary-data-simple-linear-regression</a>. Se trata de un dataset que indica una relación entre años de experiencia trabajando y salario de un grupo de personas.

```
import numpy as np
import pandas as pd
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.linear_model import LinearRegression
```

#### 1.0.1 Empecemos con una primera toma de contacto de los datos

```
[2]: # Asigno los datos a un dataframe

df = pd.read_csv('./Salary_Data.csv')
    df.head(5)
```

```
[2]: YearsExperience Salary
0 1.1 39343.0
1 1.3 46205.0
2 1.5 37731.0
3 2.0 43525.0
4 2.2 39891.0
```

## 1.0.2 Estudiamos la composición de filas y columnas del dataset.

Estudiemos el significado de las columnas y el número de datos que tenemos.

```
[3]: df.shape # (filas, columnas)
```

[3]: (30, 2)

Vemos que tenemos 30 filas y 2 columnas.

```
[4]: df.columns
```

[4]: Index(['YearsExperience', 'Salary'], dtype='object')

Vemos que las dos columnas que tenemos son:

- Years Experience: Indican los años que lleva trabajando.
- Salary: Indica el salario que tiene la persona.

Veamos los valores estadísticos de la variable que queremos predecir: el salario.

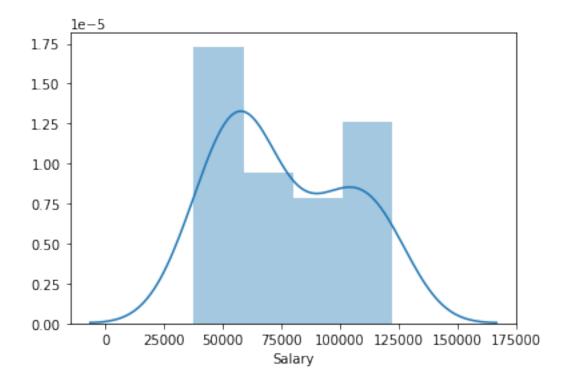
```
[5]: # Resumen de estadística descriptiva:

df['Salary'].describe()
```

```
[5]: count
                  30.000000
    mean
               76003.000000
     std
               27414.429785
    min
               37731.000000
     25%
               56720.750000
     50%
               65237.000000
              100544.750000
     75%
              122391.000000
    max
    Name: Salary, dtype: float64
```

Veamos como se distribuyen los datos:

```
[6]: # Histograma:
sns.distplot(df['Salary']);
```



### 1.0.3 Valores perdidos y outlier

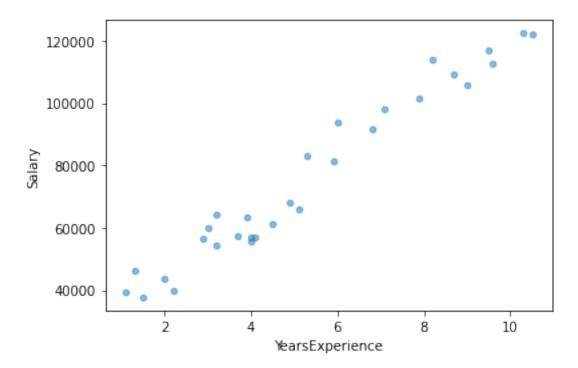
Comprobamos los valores nulos en el dataset:

- [7]: df.isnull().sum().sort\_values(ascending=False)
- [7]: Salary 0
  YearsExperience 0
  dtype: int64

Vemos que no hay valores nulos en el dataset.

Veamos como se distribuyen los datos en relación a las dos variables:

```
[8]: datos = pd.concat([df['Salary'], df['YearsExperience']], axis=1)
datos.plot.scatter(x='YearsExperience', y='Salary', alpha = 0.5);
```



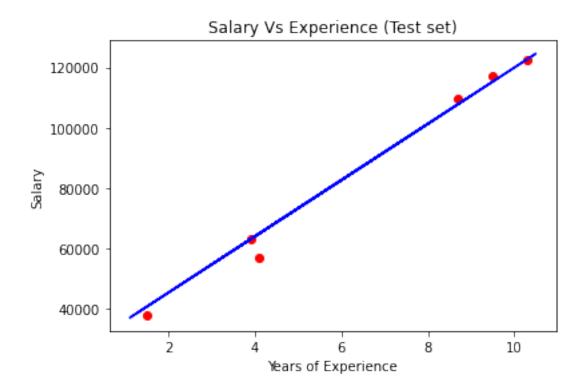
Parece a simple vista que no tenemos datos outlier. Además podemos ver que existe una relación lineal entre las dos variables.

#### 1.0.4 Aplicamos una regresión logística

```
[10]: # Visualizamos la regresión obtenida con los datos de entrenamiento
plt.scatter(X_train, y_train, color = 'red')
plt.plot(X_train, regressor.predict(X_train), color = 'green')
plt.title('Salario vs Experiencia (Training set)')
plt.xlabel('Years of Experience')
plt.ylabel('Salary')
plt.show()
```



```
[11]: # Visualizamos la regresión obtenida con los datos de test
plt.scatter(X_test, y_test,color ='red')
plt.plot(X_train, regressor.predict(X_train),color = 'blue')
plt.title('Salary Vs Experience (Test set)')
plt.xlabel('Years of Experience')
plt.ylabel('Salary')
plt.show()
```



Así hemos completado un pequeño ejemplo de un dataset y hemos comprendido que existe una relación lineal entre los datos ya que vemos que se ajusta de forma correcta la regresión obtenida con los datos.