import seaborn as sns import math import statistics as stat from sklearn.neural network import MLPRegressor import pymongo from bson.son import SON NIVEL 1 Y 2 Ejercicios: Crea una base de datos NoSQL utilizando MongoDB. Añádele algunos datos de ejemplo que te permitan comprobar que eres capaz de procesar la información de manera básica. Conecta la base de datos NoSQL a Python utilizando por ejemplo pymongo. Carga algunas consultas sencillas a un Pandas Dataframe. He creado una base de datos en MongoDB a la que he llamado Sprint14, a modo de prueba de conocimeinto y manejo de Mongo. Las tres tablas no tienen relación entre ellas. En la base de datos hay tres colecciones: Estrellas, venta y fútbol. Las colecciones estrellas y venta han sido hechas por consola de mongodb, mientras que la de fútbol ha sido creada importando un CSV mediante mongoinmport. Procederemos a conectar con la base de datos, explorar las colecciones, a la vez que las exportamos en Datasets. In [3]: myclient = pymongo.MongoClient("mongodb://localhost:27017/")# accedo a las bases de datso Miramos las bases de datos que hay y nos conectamos a Sprint14 In [4]: print(myclient.list_database_names()) # miramos las bases de datos que hay ['admin', 'config', 'local', 'nueva', 'sprint14'] In [5]: db = myclient["sprint14"] # nos conectamos a Sprint14 Miramos las colecciones: In [6]: print(db.list_collection names()) ['estrellas', 'venta', 'futbol'] In [7]: cursor= db.estrellas.find({}) for i in cursor: print(i) {' id': ObjectId('62c4715e3265cbfc573d3490'), 'estrella': 'Betelgeuse', 'Radio': 887.0, 'color': 'roja', 'tip o': 'supergigante'} {' id': ObjectId('62c4715e3265cbfc573d3491'), 'estrella': 'Vega', 'Radio': 2.2, 'color': 'blanca', 'tipo': 'gig ante blanca'} {'_id': ObjectId('62c4715e3265cbfc573d3492'), 'estrella': 'Sagitario A', 'Radio': 17250.0, 'tipo': 'agujero neg ro supermasivo'} {' id': ObjectId('62c4715e3265cbfc573d3493'), 'estrella': 'Aldebarán', 'Radio': 44.2, 'color': 'naranja', 'tip o': 'Gigante Naranja'} In [8]: cursor= db.venta.find({}).limit(5) for i in cursor: print(i) {' id': ObjectId('62c4171656aaf51e8a250e47'), 'PEDIDO IDpedido': 2, 'TRABAJADOR Idtrabajador': 10, 'cantidad': 1, 'precio': 20, 'PRODUCTO Idproducto': 9} { 'id': ObjectId('62c4171656aaf51e8a250e48'), 'PEDIDO IDpedido': 3, 'TRABAJADOR Idtrabajador': 3, 'cantidad': 1, 'precio': 68, 'PRODUCTO Idproducto': 1} { 'id': ObjectId('62c4171656aaf51e8a250e49'), 'PEDIDO IDpedido': 4, 'TRABAJADOR Idtrabajador': 7, 'cantidad': 2, 'precio': 130, 'PRODUCTO Idproducto': 1} {' id': ObjectId('62c4171656aaf51e8a250e4a'), 'PEDIDO IDpedido': 1, 'TRABAJADOR Idtrabajador': 2, 'cantidad': 1, 'precio': 72, 'PRODUCTO Idproducto': 1} {' id': ObjectId('62c4171656aaf51e8a250e4b'), 'PEDIDO IDpedido': 5, 'TRABAJADOR Idtrabajador': 10, 'cantidad': 1, 'precio': 40, 'PRODUCTO Idproducto': 2} In [9]: cursor= db.futbol.find({}) # al ser una colección muy grande directamente la pasamos a DF. df=pd.DataFrame(list(cursor)) df.head() Out[9]: _id id player_fifa_api_id player_api_id date overall_rating potential preferred_foot attacking_work 2012-**0** 62c46095f90303fa262c601e 131504 131505 186839 119435 08-31 64.0 71.0 right $m\epsilon$ 00:00:00 2009-62c46095f90303fa262c601f 66212 66213 192451 166963 08-30 37.0 42.0 right me 00:00:00 2014-**2** 62c46095f90303fa262c6020 51377 51378 201991 411616 10-10 69.0 73.0 right 00:00:00 2014-**3** 62c46095f90303fa262c6021 131774 131775 172743 38907 05-30 69.0 73.0 right 00:00:00 2014-**4** 62c46095f90303fa262c6022 38881 38882 146121 41294 01-17 73.0 73.0 right 00:00:00 5 rows × 44 columns In [10]: df.shape# miramos las dimensiones (200, 44)Out[10]: De esta última tabla buscamos aquellos jugadores que son zurdos. In [12]: cursor= db.futbol.find({"preferred foot": "left"}) # al ser una colección muy grande directamente la pasamos a DF. df=pd.DataFrame(list(cursor)) _id Out[12]: id player_fifa_api_id player_api_id date overall_rating potential preferred_foot attacking_wor 2014-**0** 62c46095f90303fa262c6025 130313 130314 189403 139673 11-14 71.0 75.0 left 00:00:00 2014-**1** 62c46095f90303fa262c6036 52576 52577 183427 78324 02-07 74.0 79.0 left n 00:00:00 2011left **2** 62c46095f90303fa262c6038 108420 108421 190696 157376 08-30 63.0 68.0 n 00:00:00 2016-**3** 62c46095f90303fa262c603c 165499 165500 51100 25594 01-07 78.0 78.0 left 00:00:00 2009-**4** 62c46095f90303fa262c603d 56914 56915 45601 30679 08-30 82.0 86.0 left n 00:00:00 2016-**5** 62c46095f90303fa262c603e 128948 128949 162240 41008 02-04 80.0 80.0 left n 00:00:00 2012-83406 165190 62c46095f90303fa262c603f 83407 22929 08-31 76.0 82.0 left n 00:00:00 2011-**7** 62c46095f90303fa262c6041 132793 132794 7738 46343 02-22 64.0 71.0 left n 00:00:00 2014-**8** 62c46095f90303fa262c6045 168252 168253 123621 30905 04-11 77.0 77.0 left 00:00:00 2013-**9** 62c46095f90303fa262c6047 153133 153134 156585 31014 03-22 73.0 78.0 left n 00:00:00 2015-212187 488298 **10** 62c46095f90303fa262c6048 143264 143265 03-27 62.0 70.0 left n 00:00:00 2009-**11** 62c46095f90303fa262c604b 42876 42877 170589 39844 08-30 68.0 81.0 left n 00:00:00 2016-**12** 62c46095f90303fa262c6050 151457 151458 7826 30843 04-21 81.0 81.0 left n 00:00:00 2015-**13** 62c46095f90303fa262c6054 92331 92332 217647 179090 01-09 72.0 75.0 left 00:00:00 2015-242094 62c46095f90303fa262c605c 83498 83499 204713 01-30 75.0 83.0 left n 00:00:00 2014-323438 **15** 62c46095f90303fa262c6064 60065 60066 214421 02-21 63.0 66.0 left 00:00:00 2011-**16** 62c46095f90303fa262c6069 107579 107580 190403 181574 08-30 62.0 64.0 left 00:00:00 2015-**17** 62c46095f90303fa262c6073 108925 108926 176903 49866 01-16 76.0 76.0 left n 00:00:00 2014-**18** 62c46095f90303fa262c607a 69508 69509 177638 41725 02-14 68.0 71.0 left n 00:00:00 2013-**19** 62c46095f90303fa262c607e 68403 68404 184480 113005 09-20 68.0 73.0 left n 00:00:00 2007-68732 20 62c46095f90303fa262c607f 145762 176253 02-22 58.0 71.0 left 00:00:00 2012-**21** 62c46095f90303fa262c6081 46150 46151 202654 163618 08-31 64.0 64.0 left n 00:00:00 2010-193952 left **22** 62c46095f90303fa262c6082 100514 100515 196921 08-30 62.0 78.0 n 00:00:00 2009-**23** 62c46095f90303fa262c6084 143088 143089 181307 39081 08-30 64.0 69.0 left n 00:00:00 2013-**24** 62c46095f90303fa262c608a 31286 31287 165429 26263 03-22 70.0 74.0 left n 00:00:00 2015-**25** 62c46095f90303fa262c608d 81366 81367 199639 211020 07-03 67.0 71.0 left n 00:00:00 2014-62c46095f90303fa262c608f 161026 161027 190286 150649 10-24 78.0 84.0 left 00:00:00 2014-62c46095f90303fa262c6091 130316 130317 189403 139673 09-18 71.0 76.0 left 00:00:00 2016-**28** 62c46095f90303fa262c6095 66366 66367 193651 127140 04-28 62.0 67.0 left n 00:00:00 2007-**29** 62c46095f90303fa262c6096 71204 71205 49204 30788 02-22 76.0 82.0 left n 00:00:00 2014-**30** 62c46095f90303fa262c609b 135214 135215 216688 202713 02-07 66.0 74.0 left n 00:00:00 2011-206743 **31** 62c46095f90303fa262c609e 118618 118619 202424 08-30 66.0 76.0 left n 00:00:00 2010-**32** 62c46095f90303fa262c60b0 174881 174882 186890 111994 08-30 69.0 75.0 left 00:00:00 2013-**33** 62c46095f90303fa262c60b6 6690 6691 178393 41269 09-20 81.0 85.0 left n 00:00:00 2008-162145 62c46095f90303fa262c60b7 171494 171495 42579 08-30 74.0 80.0 left n 00:00:00 2014-**35** 62c46095f90303fa262c60b8 19322 19323 201114 206830 07-18 68.0 82.0 left n 00:00:00 2013-**36** 62c46095f90303fa262c60bc 40197 22966 22967 121591 10-25 73.0 73.0 left 00:00:00 2009-**37** 62c46095f90303fa262c60c0 39365 39366 172207 24234 02-22 67.0 79.0 left 00:00:00 2015-205501 62c46095f90303fa262c60c1 124550 124551 186676 07-03 68.0 68.0 left n 00:00:00 2015-62c46095f90303fa262c60c4 101416 101417 222492 530859 05-15 66.0 79.0 left 00:00:00 2014-205362 40 62c46095f90303fa262c60c6 118803 213485 76.0 82.0 left 11-14 00:00:00 2009-41 62c46095f90303fa262c60c9 15965 15966 188487 74291 08-30 61.0 64.0 left n 00:00:00 2015left 42 62c46095f90303fa262c60cc 32847 32848 187644 114339 04-10 70.0 72.0 n 00:00:00 2014-114672 210363 43 62c46095f90303fa262c60cd 104840 104841 09-18 70.0 70.0 left n 00:00:00 2007-62c46095f90303fa262c60d0 124378 124379 168459 279742 02-22 58.0 65.0 left n 00:00:00 2016-**45** 62c46095f90303fa262c60d2 46634 46635 110283 37450 03-03 73.0 73.0 left n 00:00:00 2016-208421 62c46095f90303fa262c60d7 158174 158175 309334 04-28 77.0 86.0 left n 00:00:00 2010-62c46095f90303fa262c60d8 108664 108665 47 192324 163236 08-30 67.0 75.0 left n 00:00:00 2010-62c46095f90303fa262c60d9 159614 159615 212959 199832 08-30 57.0 78.0 left n 00:00:00 2014-62c46095f90303fa262c60da 139218 139219 52091 32569 09-18 80.0 80.0 left 00:00:00 2013left 50 62c46095f90303fa262c60de 156287 156288 210747 477604 09-20 62.0 71.0 n 00:00:00 2014-62c46095f90303fa262c60e0 177760 177761 114746 183488 09-18 71.0 74.0 left n 00:00:00 2016-**52** 62c46095f90303fa262c60e2 127121 127122 224314 left 415500 05-05 66.0 72.0 n 00:00:00 2007-62c46095f90303fa262c60e4 125819 125820 5818 30616 08-30 76.0 81.0 left 00:00:00 54 rows × 44 columns Búsquedas con filtros y pipelines Procederemos a hacer algunas búsquedas con filtros(por ejemplo, buscar aquellos documentos con el atributo Xi < 0) y pipeline para agrupar. • Buscamos aquella estrella en la tabla estrellas que contenga la palabara "aqujero negro" mediante un filtro de expresión regular In [22]: cursor= db.estrellas.find({ "tipo": { "\$regex": "negro" } }) print(list(cursor)) [{' id': ObjectId('62c4715e3265cbfc573d3492'), 'estrella': 'Sagitario A', 'Radio': 17250.0, 'tipo': 'agujero ne gro supermasivo'}] • También podemos buscar la misma estrella buscando la estrella con Null en color, y sólo miramos la columnas estrella y tipo. Sólo mostramos dos columnas print(list(cursor)) [{'estrella': 'Sagitario A', 'tipo': 'agujero negro supermasivo'}] • En la tabla de futbolistas, buscamos aquellos jugadores con la columna "Potencial" mayor a 87 y seleccionamos sólo unas pocas columnas que queremos ver... In [35]: cursor= db.futbol.find({"potential": {"\$gt":75}},{"player fifa api id":1, " id":0,"potential":1,"preferred foot df=pd.DataFrame(list(cursor)) df.head() Out[35]: player_fifa_api_id potential preferred_foot 0 137427 76.0 right 1 188612 0.08 right 2 211293 79.0 right 3 189779 77.0 right 4 1257 82.0 right En los dos últimos casos hemos puesto explícitamente "_id":0 para que no apareciese _id en la búsqueda Lo siguiente que haremos es un **GROUP BY** en la tabla de *ventas*. Agruparemos por IDtrabajador, y sumaremos su resultados In [55]: cursor= db.venta.aggregate([{"\$group": {" id":"\$TRABAJADOR Idtrabajador", "total":{"\$sum":"\$precio"} }}]) df=pd.DataFrame(cursor) Out[55]: _id total 0 8 90 90 170 14 130 13 470

235

70

128

167

200

60

330

4

2

9

10

In []:

In [2]:

import numpy as np
import pandas as pd

from pandas import read csv

import matplotlib.pyplot as plt
from matplotlib.pyplot import figure

from sklearn.metrics import r2 score

from sklearn.model selection import train test split

from sklearn.metrics import mean_squared_error
from sklearn.metrics import mean absolute error

from sklearn.linear_model import LinearRegression
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor