INFORME DE CAMBIO CLIMÁTICO EN ESPAÑA

Introducción del informe sobre la influencia del cambio climático en la actividad sísmica y volcánica

Análisis sobre el cambio climático en España en base a registros de temperaturas máximas

Visualización de datos registrados Predicción climática Ejercicio de clasificación de nuevo registro

Informe cambio climático a partir de registro de temperaturas máximas

- 1. Datos previos y alcance del proyecto.
- 2. Plots y visualización de datos.
- 3. Predicción climática en base a análisis de registros históricos.
- 4. Clasificación de ubicación (estación meteorológica) de un nuevo registro en base a su analogía con los registros históricos.

Ya para el fin de semana, ahora estoy con react.

1. Datos previos y alcance del proyecto.

El presente informe se ha realizado en base a los datos proporcionados por la Agencia Estatal de Meteorología AEMET, en su página Open Data:

AEMET OpenData - Agencia Estatal de Meteorología - AEMET. Gobierno de España

Se ha recogido información de los datos disponibles que se enumeran a continuación, según el escenario 20C3M y el proyecto AEMET, con salida en formato txt:



1 IIIoAIIIIo	2003111	ALC: NIC I	1741	
T ^a mínima	20C3M	AEMET	TXT	Descargar fichero (4 MB)
Precipitación total acumulada	20C3M	AEMET	TXT	Descargar fichero (3 MB)
Velocidad del viento a 10m	20C3M	AEMET	TXT	Descargar fichero (3 MB)
Velocidad máxima del viento a 10m	20C3M	AEMET	TXT	Descargar fichero (3 MB)
Humedad relativa	20C3M	AEMET	TXT	Descargar fichero (4 MB)
Percentil 95 de la temperatura máxima diaria	20C3M	AEMET	TXT	Descargar fichero (421 K
Percentil 5 de la temperatura mínima diaria	20C3M	AEMET	TXT	Descargar fichero (386 K
Percentil 95 de la precipitación diaria	20C3M	AEMET	TXT	Descargar fichero (415 K
Precipitación máxima en 24h	20C3M	AEMET	TXT	Descargar fichero (4 MB)
Nº de días con precipitación <1mm	20C3M	AEMET	TXT	Descargar fichero (1 MB)
Nº de días con precipitación >20mm	20C3M	AEMET	TXT	Descargar fichero (612 K
Máximo Nº de días consecutivos con precipitación <1mm	20C3M	AEMET	TXT	Descargar fichero (147 K

En esta primera fase del estudio, se han descargado los datos de temperatura máxima, que corresponden al valor promedio mensual, y se van a analizar utilizando técnicas de machine learning para analizar la influencia que tiene la temperatura máxima en el cambio climático.

En otras fases del estudio se repetirá este análisis con otros valores registrados como temperatura mínima, precipitación, velocidad del viento o humedad relativa.

El análisis se ha realizado mediante técnicas de machine learning, aplicadas sobre los datos recogidos en cerca de 350 estaciones meteorológicas ubicadas en España desde 1960, y en este documento se presentan los resultados más relevantes.

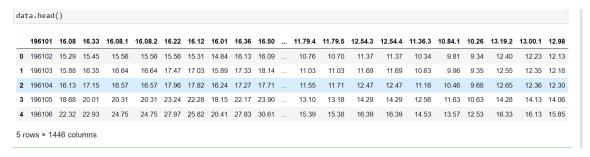
Ha resultado imposible asociar cada estación meteorológica con una ubicación concreta y sus coordenadas (longitud, latitud, altura) porque el archivo maestro que debe asociar cada ubicación

con una estación por medio del código, que no se corresponde con las estaciones que aparecen en la tabla de temperaturas máximas por año/mes.

Alguna estación está repetida, hay estaciones situadas en Canarias cuando la documentación indica que la cuadrícula sólo incluye la península y Baleares, resulta complicado identificar si hay valores repetidos en las estaciones y faltan muchas lecturas que se han corregido a mano de forma que se ha complicado el análisis, pero finalmente se podido realizar el estudio.

La primera visualización correcta de los datos ha sido la que se ve a continuación, se aprecia que falta un encabezado que indique lo que hay en cada una de las columnas, de modo que la primera fila aparece como encabezado.

Antes, se ha comprobado que este dataset, de temperatura máxima, estaba enlazado con el fichero maestro de localizaciones.



Primera visualización tabla Ta máxima

Identificación de Localidad a partir del Codigo AEMET

data2.shape
(1124, 5)

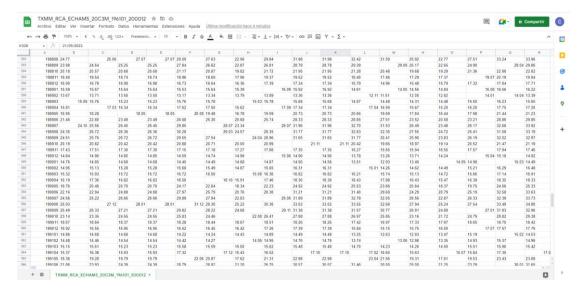
data2.tail()

	CodigoAEMET	Localidad	Longitud	Latitud	Altura
1119	C449G	ANAGA-SAN ANDRES	-16.1839	28.4967	20
1120	C458A	TACORONTE-A . S.E.A.	-16.4092	28.4864	327
1121	C649I	TELDE/AEROPUERTO DE G.CANARIA (GANDO)	-15.3889	27.9292	24
1122	C659P	LAS PALMAS DE GRAN CANARIA-JUNTA DE OBRAS DEL	-15.4167	28.15	15
1123	C665I	VALLESECO-CASCO	-15.5736	28.0472	980

Visualización fichero maestro

Se ha añadido a la tabla un encabezado con la fecha y un número de estación meteorológica para poder identificarlas y además se ha dado a todas las celdas formato de número, a excepción de la columna FECHA.

Esta última operación se ha realizado porque se ha visto que muchas celdas tenían formato fecha y aparecían alineadas a la derecha en lugar de alinearse a la izquierda como las celdas con formato número.

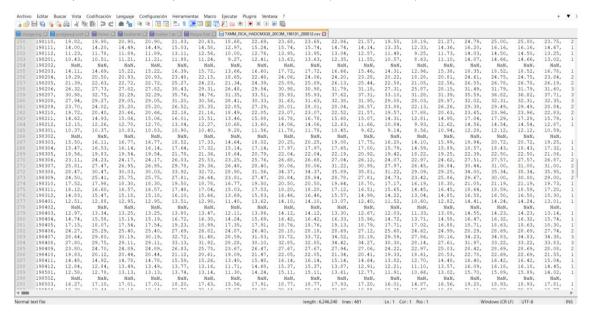


Visualización tabla Ta max desde spreadsheet

Una vez realizados estos cambios se ha obtenido la siguiente visualización en la que se aprecia claramente los valores que han sido añadidos.



De hecho, si se abre con un bloc de notas (Notepad++) se ve como esos datos que se han añadidos posteriormente aparecen como datos NaN (Not a Number).



Tiene sentido que falten valores en un dataset porque los datos en crudo se han obtenido de estaciones ubicadas, tanto en lugares institucionales (aeropuertos, colegios, etc....) como particulares y las lecturas no siempre se han podido hacer en tiempo y forma.

Los productos en localidades puntuales ofrecidos en **Escenarios-PNACC Datos mensuales** se refieren a 374 puntos para los productos relacionados con la temperatura y 2.321 puntos para los relacionados con la precipitación, que se distribuyen por toda la geografía de España como se refleja en los mapas de la *Figura 6*. Estos puntos se corresponden a estaciones climatológicas de AEMET que han sido seleccionadas tras un control de calidad basado en criterios de longitud temporal de la serie, número reducido de lagunas y homogeneidad (Brunet *et al.* 2008, Herrera 2011, Herrera *et al.* 2012).



estaciones con datos de precipitación para los productos de Escenarios PNACC Datos mensuales

Mapa de estaciones climatológicas ubicadas en España

La primera conclusión de este estudio se refiere a la detección de errores provocados por desplazamientos de ubicación, cambios en la instrumentación o el entorno, calibraciones, etc... lo que se refleja en las series como cambios artificiales añadidos con formato diferente.

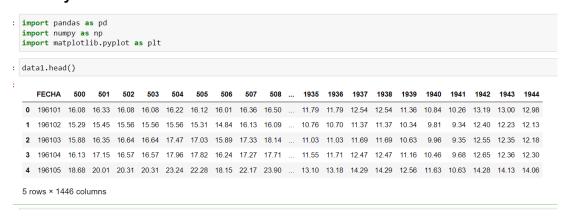
No obstante, la serie que se ha utilizado para estudiar la influencia de la temperatura en el cambio climático tiene la misma tendencia que la señal climatica real y los datos climáticos son homogéneos, con largo recorrido temporal y probada calidad de modo que aceptan como válidos para esta investigación de carácter general, sin especificar zonas concretas de la geografía española.

A partir de aquí se trabaja con los datos origuinales y se va a mostrar mediante diferentes visualizaciones la influencia de la temperatura máxima en el cambio climático.

2. Plots y visualización de datos

Se ha cargado el archivo original sobre data1 y se van a mostrar las posibles visualizaciones que se pueden obtener a partir de él.

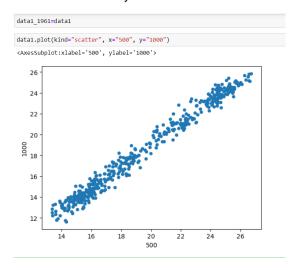
Plots y visualización de los datos



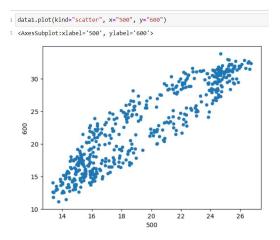
a. <u>Visualización básica: Scatterplot (nube de dispersión/puntos)</u>

Representación de TODOS los puntos que recoge el dataset, en la estación 500 y la estación 1000 a lo largo del tiempo desde enero de 1961 hasta diciembre del año 2000.

Parece que hay una tendencia ascendente y relativamente similar entre ambas



Sin embargo, al comparar la estación 500 con la estación 1940 a lo largo del tiempo desde enero de 1961 hasta diciembre del año 2000 se ve claramente que la separación entre los puntos es mayor, lo cual se debe, seguramente, a que las estaciones están más separadas y tienen climas distintos aunque no se puede asegurar por el problema mencionado con el fichero maestro.

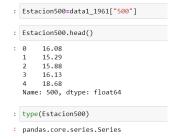


Hace falta un análisis más exhaustivo para verificar la representación gráfica del aumento de temperaturas.

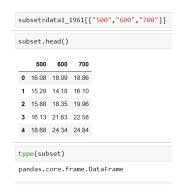
Se necesita ajustar más la visualización para ver más claro el análisis, haciendo uso del Data Wranglin (cirugía de datos).

Se puede extraer un subconjunto de datos, por ejemplo, de una sola estación meteorológica y el objeto que se obtiene es de tipo series o vectores.

Crear un subconjunto de datos

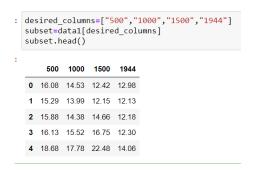


También se pueden extraer varias columnas, varias estaciones meteorológicas, y el objeto obtenido sería un DataFrame.

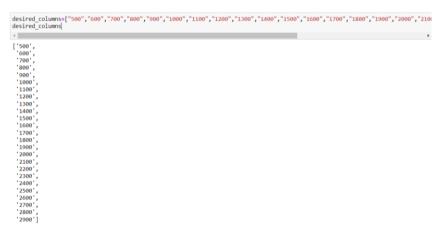


Otra opción para esto en especificar las columnas deseadas es utilizar un solo paso mediante la opción desired_columns.

Así, se haría una comparación entre estaciones, en principio, distribuidas por toda la malla.



Para reducir el peso del archivo se puede escoger una serie de columnas de trabajo y eliminar las demás, lo cual tendría más sentido si se conociera la ubicación exacta de las estaciones, pero aún así se ha hecho escogiendo únicamente las estaciones por centenas.



A continuación, se muestran todos los elementos de la lista del subset:

Otra forma de filtrar datos de forma, posiblemente más fácil, es la siguiente:

```
1  a = set(desired_columns)
2  b = set(all_columns_list)
3  sublist = b-a
4  sublist = list(sublist)
```

b. Histogramas de frecuencias

Ya para el fin de semana, ahora estoy con react.

3. Predicción climática en base a análisis de registros históricos.

Para hacer una predicción climática de evolución de las temperaturas máximas en base únicamente a los registros de temperatura previos a lo largo de 40 años, con carácter geográfico nacional, de ha creado una estación meteorológica ficticia sobre la que se va a hacer la predicción.

Esta estación ficticia se ha obtenido mediante el cálculo del promedio de temperaturas de todas las estaciones meteorológicas, pues el ámbito de este estudio es nacional sin entrar en particularidades propias de cada región.

Ya para el fin de semana, ahora estoy con react.

4. Clasificación de ubicación (estación meteorológica) de un nuevo registro en base a su analogía con los registros históricos.

Otro objetivo del estudio es comprobar la capacidad que se tiene de clasificar un nuevo registro de temperaturas como perteneciente a una zona concreta, por su estación meteorológica asociada.

Cabe destacar la complejidad de esta clasificación por los motivos indicados en el apartado 1 Datos Previos y alcance del proyecto, ya que ha resultado imposible asociar las estaciones meteorológicas con ubicaciones concretas de la geografía española por desplazamientos en la ubicación de las estaciones, cambios en el entorno, etc....

No obstante, se ha realizado el estudio tratando de identificar la o las estaciones que más se asemejan al nuevo registro y para ello se han métodos de clustering, que establecen categorías de las entradas del dataset en clusters (grupos) en base a su similitud.

Así, se han establecido unos grupos de estaciones meteorológicas que corresponden a las mismas zonas geográficas, calculándose para cada cluster las distancias con los demás clusters.

Estas distancias se pueden calcular en base a 3 modelos, Manhattan distance, Euclidean distance y Chevichev distance, en este proyecto se ha optado por trabajar con la distancia euclídea pero se podría haber trabajado con cualquiera de las otras.

Para calcular la distancia euclídea entre columnas voy a quitar la primera columna de fechas para que no calcule distancias con esa columna:

```
: sinfecha=data20.columns.values.tolist()[1:]
sinfecha

: ['500',
'501',
'502',
'503',
'506',
'506',
'506',
'508',
'508',
'509',
'510',
'511',
'511',
'512',
'513',
'514',
'515',
'516',
'517',
'518',
'
```

Ya continuación calculo las distancias:

Distancia de Manhattan o de manzana: dd1

Distancia Euclidea: dd2

Cuanto mayor es el índice, más pequeña es la distancia y mayor es el número de clusters

En este caso se ha utilizado la distancia euclídea, que es el segmento que une los centros (centroides) de los diferentes registros y evidentemente, en la diagonal la distancia de un punto a sí mismo es cero.

Se puede ver que el tamaño de estas matrices es de 480, lo que coincide con el número de localidades que aparecen en el fichero maestro y resulta coherente porque son las estaciones desde las que se han tomado los registros.

También se observa que cuanto mayor es el numero de clusters, menor es la distancia entre ellos y se ha querido hacer una representación gráfica en 3D de algunas de estas distancias, pero no ha salido el dibujo, posiblemente falte algún componente por instalar en el equipo donde se han realizado los cálculos o el número de elementos es excesivo.

Como el tamaño de este dataset es excesivamente grande, 1446 columnas, se han agrupado los datos en torno a algunas columnas, esto tendría más sentido si se conocieran las ubicaciones de las estaciones, no obstante, se ha clasificado revisando los datos de la tabla original descargada de AEMET, concretamente los registros de temperaturas en agosto de un año intermedio, por ejemplo 1973.

Con esta revisión de los datos originales, se han establecido unos baremos de temperatura, escogiendo unas estaciones representativas:

Rango temperatura	Nº Estación meteorológica	Temperatura agosto 1973
15°	1921	15.67
20°	1772	20.62
25°	500	25.55
30°	522	30.02
35°	529	335.66
40°	582	38.23

Se ha obtenido el resultado que se ve a continuación que no es demasiado bueno porque hace 479 grupos, uno por cada fila y muestra en la zona superior de cada grupo las temperaturas de 6 estaciones meteorológicas seleccionadas previamente.

```
grouped_columns=data20.groupby(["1921","1772","500","522","529","582"])
len(grouped_columns)
for names, groups in grouped_columns:
    print(groups)
(7.24, 1.78, 13.91, 13.05, 13.19, 14.58)
229 198002 13.91 14.08 13.92 13.92 14.08 14.02 13.85 14.27 14.19
     ... 1935 1936 1937 1938 1939 1940 1941
                                                   1942 1943
229 ... 8.97 8.94 9.22 9.22 8.75 8.46 8.24 10.85 10.6 10.39
[1 rows x 1446 columns]
(7.33, -1.22, 13.75, 11.22, 12.3, 12.81)
      FECHA
              500
                     501
                            502
                                  503
                                        504
                                               505
                                                      506
                                                             507
                                                                    508
240 198101 13.75 13.58 13.66 13.66 13.0 13.08 13.85 13.81 13.38
     ... 1935 1936 1937 1938 1939 1940 1941 1942 1943
240 ... 9.0 9.03 9.22 9.22 8.95 8.67 8.55 10.78 10.41 10.13
[1 rows x 1446 columns]
(7.71, 3.82, 14.39, 13.88, 14.02, 15.67)
FECHA 500 501 502 503 504 505 506 507 508 434 199703 14.39 14.67 14.53 14.53 14.83 14.78 14.35 14.97 14.96
```

Se ha consultado el método que debe utilizarse para hacer la agrupación óptima en la siguiente utilizando la librería numpy.

Clustering jerárquico (scipy.cluster.hierarchy) — Manual de SciPy v1.9.3

Finalmente se ha optado por hacer un cluster jerárquico en el sea el algoritmo el que calcule el número de clusters óptimo para generar un dendrograma, que es una representación gráfica de los datos en forma de árbol, que organiza los datos en subcategorías que se van dividiendo hasta llegar al nivel de detalle deseado.

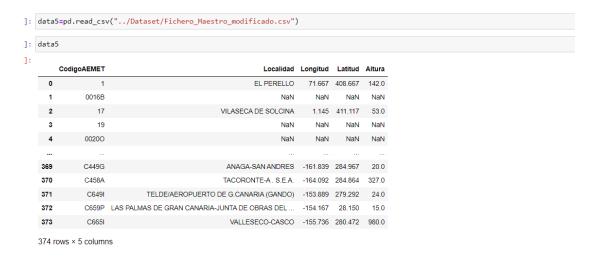
a. Clustering jerárquico.

El proceso de agrupación jerárquica implica agrupar subclusters en clusters más grandes de manera ascendente, o bien dividir un cluster más grande en en subgrupos mas pequeños de arriba hacia abajo.

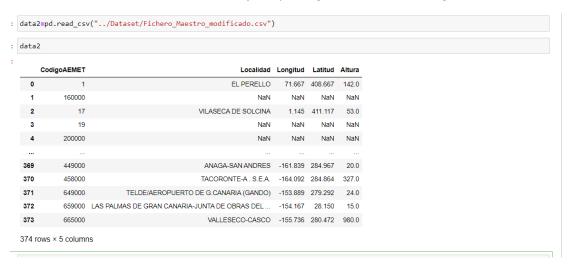
Este proceso se ha conseguido mediante el algoritmo de agrupación linkage, pero al realizarlo sobre el fichero maestro ha aparecido un error que se ha solucionado modificando este fichero maestro, lo cual pone en duda la eficacia del método para ficheros con datos excesivamente desordenados.

```
: linked = linkage(data5["CodigoAEMET"], 'ward')
  ValueError
                                        Traceback (most recent call last)
  Input In [124], in <cell line: 1>()
  ---> 1 linked = linkage(data5["CodigoAEMET"], 'ward')
       2 linked
 File ~\anaconda3\envs\Ciberseguridad\lib\site-packages\scipy\cluster\hierarchy.py:1046, in linkage(y, method, metric, optimal
  distance.is_valid_y(y, throw=True, name='y')
  File ~\anaconda3\envs\Ciberseguridad\lib\site-packages\scipy\cluster\hierarchy.py:1572, in _convert_to_double(X)
    1571
           if X.dtype != np.double:
            X = X.astype(np.double)
if not X.flags.contiguous:
  -> 1572
    1573
               X = X.copy()
  ValueError: could not convert string to float: '0016B'
```

Error señalado al no convertir a float un dato string



Fichero maestro con datos float y string en su columna CodigoAEMET



Fichero maestro modificado

En la modificación se ha visto que ciertos valores son NaN (Not a Number), valores que provocan errores en la agrupación de los clusters.



Para implementar el clustering jararquico en Python se ha utilizado la muestra de temperaturas de agosto desde 1961 hasta 2000 y se ha representado en un dendrograma en el cual se aprecian las distancias (vertical) que permitirían unir a un cluster con los demás.

Clustering jerárquico : import matplotlib.pyplot as plt from scipy.cluster.hierarchy import dendrogram, linkage import numpy as np import pandas as pd : X = [[i] for i in [0, 7, 19, 31, 43, 55, 67, 79, 91, 103, 115, 127, 139, 151, 163, 175, 187, 199, 211, 223, 235, 247, 259, 271, 2 : Z = linkage(X, 'ward') fig = plt-figure(figsize=(25,10)) dn = dendrogram(Z) 1000 1

Se le ha dado formato al dendrograma, colocando unos títulos y también se podrían hacer otras modificaciones como girarlo 90º, hacer un dendrograma con la distancia promedio, que se muestra debajo.

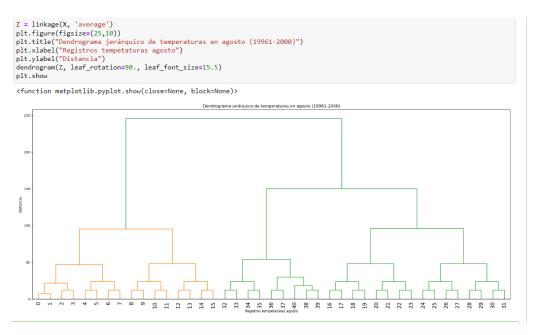
plt.figure(figsize=(25,10))
plt.title("Dendrograma jerârquico de temperaturas en agosto (19961-2000)")
plt.ylabel("Registros tempetaturas agosto")
plt.ylabel("Distancia")
dendrograma(Z, leaf_rotation=90.)
plt.show

Cfunction matplotlib.pyplot.show(close=None, block=None)>

Dendrograma jerârquico de temperaturas en agosto (19961-2000)

Dendrograma jerârquico de temperaturas en agosto (19961-2000)

Dendrograma jerârquico de temperaturas en agosto (19961-2000)

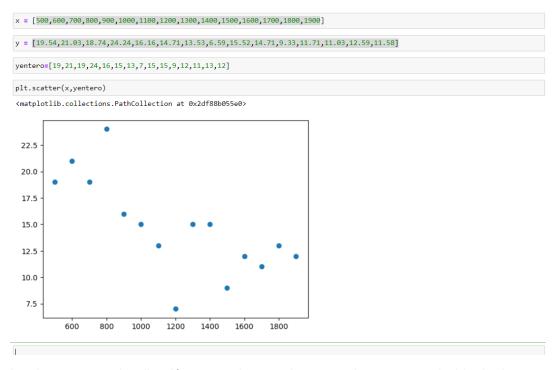


Se observa que los primeros 15 meses de agosto se separan bastante de los 15 últimos porque para que junten ambas ramas del dendrograma necesitan mucha distancia vertical.

Los clusters también se pueden representar mediante otro tipo de diagramas mediante random y se han representado en el eje x las estaciones meteorológicas (desde la 0 hasta la 480 tomadas cada 7 unidades) y en el eje y las temperaturas promedio recogidas en estas estaciones.

Se ha encontrado un obstáculo y es que las temperaturas recogidas vienen en formato de número pero con punto y no con coma, lo cual ha supuesto una dificultad añadida a la hora de trabajar con este dataset, pero se ha resuelto visualizándolas estadísticas de columna y colocando en el eje y la media de los valores más frecuentes de las columnas escogidas.

Con las estaciones meteorológicas y las medias de los valores más frecuentes (valores enteros) se han creado unas matrices a partir de las cuales se van a obtener unas visualizaciones



Lo cierto es que visualización no queda muy vistosa por la muestra reducida de datos con los que se han trabajado, pero se va ampliar la muestra, escogiendo todas las estaciones (500-1944) y todos los registros de agosto de 1973.

Ya para el fin de semana, ahora estoy con react.

b. Arboles de clasificación

Para escoger una temperatura al azar y clasificarla en la estación meteorológica más probable.

Ya para el fin de semana, ahora estoy con react.