



ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR DE INGENIERÍA INFORMÁTICA

GRADO EN INGENIERÍA INFORMÁTICA

Curso Académico 2022/2023

Trabajo Fin de Grado

INGENIERÍA DE DATOS CON EL FRAMEWORK DE BIG DATA SPARK Y SCALA

Autor: Álvaro Sánchez Pérez

Directores: Juan Manuel Serrano Hidalgo

Índice

1. Introducción	3
2. Objetivos	5
3. Descripción informática	7
3.1. Fuente de datos	7
3.1.1. Obtención de datos.....	11
3.2. Programación de queries	13
3.2.1. Año de la temperatura máxima promedio cada mes	13
3.2.2. Olas de calor	16
3.3. Visualización de queries	21
3.3.1. Año de la temperatura máxima promedio cada mes	21
3.3.2. Olas de calor	23
3.4. Despliegue en AWS EMR.....	29
4. Experimentos / validación	33
4.1. Consultas realizadas	33
4.1.1. Año de la temperatura máxima promedio cada mes	33
4.1.2. Olas de calor	33
4.2. Análisis de requisitos no funcionales	36
5. Conclusiones	49
6. Bibliografía	53
7. Apéndice.....	54

1. Introducción

En los últimos años el campo del Big Data se ha convertido en una de las áreas más importantes de las tecnologías, siendo necesario para el manejo de la información debido al incremento exponencial en los datos que se generan en cualquier campo, proviniendo los mismos de innumerables fuentes y de manera heterogénea. Cabe hacer hincapié que el adecuado procesamiento de datos es clave en cualquier actividad y sector, siendo crucial tenerlos ordenados, accesibles rápidamente y sin errores para tomar decisiones informadas. Sin embargo, esto no siempre es así, de ahí surge la necesidad de conseguir todo esto para cualquier toma de decisión a través de una herramienta determinada.

Desde hace décadas se ha perseguido el objetivo de conseguir un análisis de datos a través de distintas herramientas que proporcionaran un análisis sencillo y conciso, pero que a la vez, fuera capaz de hacer todo esto con volúmenes de datos muy grandes, y en un tiempo relativamente corto donde el margen de error fuese residual.

Todo esto parece que se ha conseguido gracias a herramientas como Spark, que junto con el análisis posterior de los datos debidamente tratados nos permitirán conseguir los resultados esperados en cualquier campo: desde el de la investigación, la física, la medicina, la política o la astrología, entre las distintas posibilidades.

En este proyecto se desea abordar la pregunta acerca del cambio climático, ya que resulta ser un tema de moda durante los últimos años. Se buscará obtener respuestas y a través de un ciclo completo de gestión de datos. Para ello, nos apoyaremos en datos oficiales proporcionados por la AEMET, los cuales se prepararán, analizarán y mostrarán los resultados gracias al uso de Spark y diferentes librerías de Scala y Python. También tendremos en cuenta el uso de buenas prácticas y estándares de calidad, para asegurar un rendimiento óptimo y obtener conclusiones precisas tanto en entornos locales como en clústeres de AWS.

2. Objetivos

Para el manejo y procesamiento de estos datos han surgido, como hemos comentado anteriormente varias herramientas, siendo a día de hoy la más utilizada el marco de la programación distribuida Spark, escrito en lenguaje Scala; dicha herramienta goza de una gran popularidad por su capacidad de procesar grandes cantidades de datos de manera rápida y eficiente, pudiéndose hacer uso con una gran facilidad del paralelismo, ya sea de una manera centralizada o distribuida.

El objetivo de este proyecto se basa en mostrar cómo aplicar los principios básicos de la computación distribuida en el procesamiento de los datos mediante el uso de Spark; podremos ejecutar diversas consultas en diferentes grados de complejidad visualizando los resultados de una manera gráfica lo cual facilitará su interpretación de una manera sencilla e inmediata. Evaluaremos así mismo los resultados arrojados para la adecuada toma de decisiones y se demostrará cómo es posible desplegar estas consultas en un clúster mejorando el rendimiento de estas, además de, demostrar como mediante la herramienta Spark se facilita el procesamiento de estos de manera más precisa, eficiente y escalable.

El campo de aplicación del actual proyecto es el meteorológico, utilizando los datos proporcionados por el AEMET para analizar los fenómenos atmosféricos y si cabe establecer patrones climáticos en base a los resultados obtenidos. Se pretende, en este caso, llegar a la conclusión de si existe o no un calentamiento global España en los últimos años o si se trata de un mito creciente.

El proyecto se divide en cuatro partes principales:

- Descarga de datos de la AEMET y preparación del DataSet: Primero de todo deberemos recopilar y preparar los datos para poder realizar consultas en base a los mismos, realizando las optimizaciones necesarias para su posterior lectura y manejo en el marco de Spark.
- Implementación de queries con el lenguaje de DataFrames en Scala: Comenzaremos realizando una consulta sencilla con Spark haciendo uso de Scala, donde desearemos obtener el año en el que se registró la temperatura máxima promedio en cada mes, para esta utilizaremos un conjunto de datos básico, ya que el objetivo es comprender el procesamiento de datos en Spark. Una vez entendamos las bases del procesamiento de datos, aumentaremos la complejidad de estas, buscando alcanzar nuestro objetivo de responder a la pregunta principal del proyecto acerca del cambio climático. Por lo tanto, para dar respuesta a esta cuestión, en esta segunda consulta, nuestro objetivo será obtener el número de olas de calor que se han producido en cada provincia en cada año, donde deberemos de trabajar con optimizaciones adicionales para cumplir con estándares de calidad y tiempo.
- Visualización gráfica de resultados mediante la librería Plotly: Desarrollaremos diferentes representaciones gráficas en base a los resultados obtenidos a través de las consultas, donde haremos uso de los diversos tipos de gráficos que nos ofrece la librería Plotly para Scala. El objetivo final, es poder representar los resultados de las olas de calor a través de un mapa interactivo, que resulte fácil e intuitivo para un público no técnico, debido a que Plotly en Scala no permite este tipo de representaciones, deberemos de utilizar esta misma librería mediante Python.

- Despliegue en clúster utilizando el servicio EMR de AWS: Por último, aprenderemos a trabajar dentro del ecosistema de Amazon Web Services (AWS) para el procesamiento de Big Data. Para ello, necesitaremos adquirir determinados conocimientos necesarios para ejecutar consultas en un clúster además de entender la manera correcta de subir los datos de entrada necesarios para su correcta ejecución, así como la creación de diferentes tipos de clústeres con distintos números de instancias y configuraciones, para posteriormente poder realizar una comparación técnica entre los tiempos de ejecución local y en el clúster.
- En la parte final, una vez adquiridos todos los conocimientos necesarios, se analizarán los resultados obtenidos gracias a las consultas con el fin de obtener conclusiones acerca de estos.

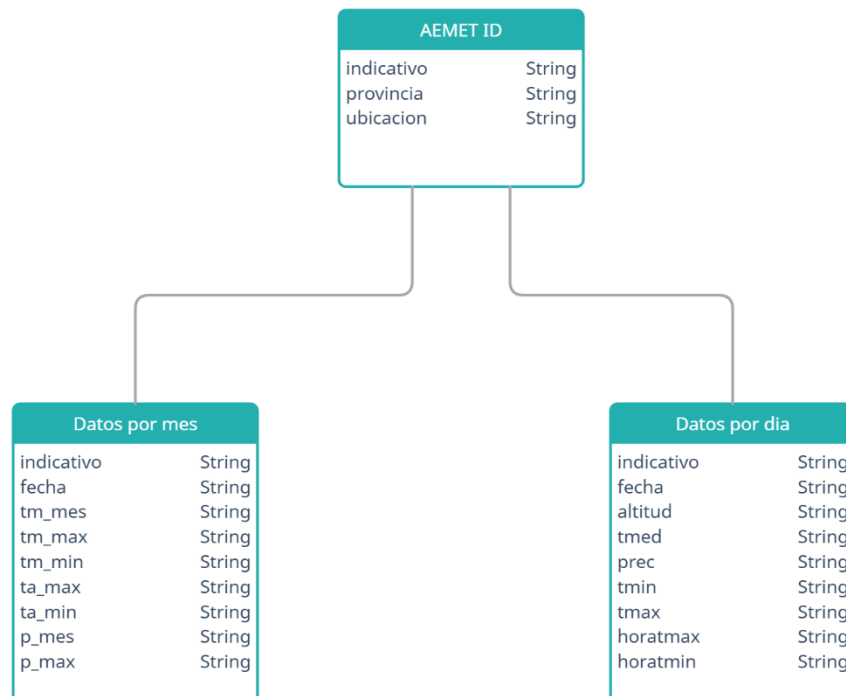
La conclusión es mostrar, a través de herramientas como Spark y lenguajes específicos como Scala y Python que es posible analizar y estudiar cualquier cantidad de datos, sea cual sea su fuente y su origen, de manera precisa y cuyos resultados son entendibles para todos los públicos, pudiendo variar dicha presentación en base a la persona que vaya a analizarlos.

3. Descripción informática

En este capítulo se realizará desde la descarga y preparación de los datos para su posterior uso, hasta la ejecución de una consulta en un clúster. Se encuentra dividido en distintos puntos como [fuente de datos](#), donde limpiaremos y prepararemos los datos, eliminando aquellas columnas innecesarias y convirtiendo las deseadas en el formato adecuado. Además, de guardar estos datos en un formato óptimo para mejorar su accesibilidad. Dentro de este punto se incluye una sección para hablar de la [obtención de los datos](#), en la cual se hará uso de un programa propio desarrollado en Java, que automatizará los pasos que debería seguir una persona para la descarga de estos. También podremos encontrar un punto para [programación de queries](#), donde tendremos una consulta sencilla a través de la cual se podrá comprender el funcionamiento de Spark y una segunda consulta más compleja, para la cual necesitaremos tener unos conocimientos más avanzados. Se añade otro punto para la [visualización de queries](#), a través de la cual se representarán los resultados de las anteriores consultas haciendo uso de diversas librerías. Por último, se incluye el [despliegue en AWS EMR](#), en el cual se describirán y se llevarán a cabo los pasos a seguir para la ejecución de una consulta en un clúster.

3.1. Fuente de datos

Los datos meteorológicos, han sido obtenidos a través de la página de *AEMET OpenData*, se tratan tanto de datos que muestran la información de forma mensual como de forma diaria.



En el diagrama mostrado, aparecen los identificadores de las columnas y el tipo de valor por defecto cuando realizamos la descarga de estos datos. Resaltar que el diagrama anterior, solo se muestran las columnas más relevantes para la realización de las consultas. Podemos observar que mediante los datos de la tabla *AEMET ID*, podremos relacionar mediante el indicativo de

la estación meteorológica, de qué provincia y ubicación se trata, ya que dentro de los datos no se nos ofrece este tipo de información.

La estructura en la que vienen estos datos también se puede observar en el anterior diagrama, todos los valores vienen en formato String, los cuales transformaremos mediante el casteo correspondiente gracias a Spark, para así poder trabajar posteriormente con ellos de una manera más cómoda. Deberemos de realizar lo siguiente para la transformación.

1. Primero creamos el esquema correspondiente a los datos, en este ejemplo lo realizaremos con los datos por día. En este esquema, le indicaremos tanto en nombre de la columna, como el tipo de dato que se trata, en nuestro caso todos String, y por último si la columna puede contener valores nulos.

```
val schema = StructType(
  Array(
    StructField("fecha", StringType, true),
    StructField("indicativo", StringType, true),
    StructField("nombre", StringType, true),
    StructField("provincia", StringType, true),
    StructField("altitud", StringType, true),
    StructField("tmed", StringType, true),
    StructField("prec", StringType, true),
    StructField("tmin", StringType, true),
    StructField("horatmin", StringType, true),
    StructField("tmax", StringType, true),
    StructField("horatmax", StringType, true),
    StructField("dir", StringType, true),
    StructField("velmedia", StringType, true),
    StructField("racha", StringType, true),
    StructField("horaracha", StringType, true),
    StructField("sol", StringType, true),
    StructField("presMax", StringType, true),
    StructField("horaPresMax", StringType, true),
    StructField("presMin", StringType, true),
    StructField("horaPresMin", StringType, true)
  )
)
```

2. A continuación, realizaremos la lectura de los datos y casteo de los datos.

```
val allData = spark.read.schema(schema).json("D:/TFGAlvaroSanchez/data/dayJSONLine/*.json")
  .withColumn("fecha", $"fecha".cast(DateType))
  .withColumn("altitud", $"altitud".cast(IntegerType))
  .withColumn("tmed", func.regex_replace($"tmed", ",", ".").cast(DoubleType))
  .withColumn("prec", func.regex_replace($"prec", ",", ".").cast(DoubleType))
  .withColumn("tmin", func.regex_replace($"tmin", ",", ".").cast(DoubleType))
  .withColumn("tmax", func.regex_replace($"tmax", ",", ".").cast(DoubleType))
  .withColumn("dir", $"dir".cast(IntegerType))
  .withColumn("velmedia", func.regex_replace($"velmedia", ",", ".").cast(DoubleType))
  .withColumn("racha", func.regex_replace($"racha", ",", ".").cast(DoubleType))
  .withColumn("sol", func.regex_replace($"sol", ",", ".").cast(DoubleType))
  .withColumn("presMax", func.regex_replace($"presMax", ",", ".").cast(DoubleType))
  .withColumn("horaPresMax", $"horaPresMax".cast(IntegerType))
  .withColumn("presMin", func.regex_replace($"presMin", ",", ".").cast(DoubleType))
  .withColumn("horaPresMin", $"horaPresmin".cast(IntegerType))
```

- 2.1. Para la lectura le proporcionaremos el esquema creado anteriormente en la variable *schema*, y a su vez le indicamos en la ubicación donde se encuentran los datos, además del formato de fichero.

```
spark.read.schema(schema).json("D:/TFGAlvaroSanchez/data/dayJSONLine/*.json")
```

- 2.2. Finalmente, modificaremos el tipo de dato de las columnas que lo requieran. Usaremos *withColumn* donde primero le indicaremos el nuevo nombre de la columna que nos

generará, en este caso usaremos el mismo nombre de la comuna que vamos a modificar para que así ocurra una sustitución de esta, y en la segunda parte será donde le indiquemos la columna con la que queremos trabajar y el cambio que deseamos.

```
.withColumn("fecha", $"fecha".cast(DateType))
```

He de mencionar que, los datos que se tuvieron que transformar a tipo Double se debió realizar una modificación previa, sustituyendo las comas por puntos, ya que de otra manera no resultaba posible realizar el casteo debido a que para que se considere un numero decimal debe de venir separada la parte entera de la decimal mediante un punto.

```
.withColumn("tmed", func.regexp_replace($"tmed", ",", ".").cast(DoubleType))
```

3. Por último, guardaremos los datos en formato Parquet, particionados mediante el campo *indicativo*.

```
allData.write.format("parquet").partitionBy("indicativo").mode("overwrite").save("D:/TFGAlvaroSanchez/data/dayParquet/")
```

Quedando particionado en memoria de la siguiente manera:

indicativo=0002I	29/10/2022 19:52	Carpeta de archivos
indicativo=0016A	29/10/2022 19:52	Carpeta de archivos
indicativo=0076	29/10/2022 19:52	Carpeta de archivos

Y dentro de cada carpeta algo similar a lo siguiente:

.part-00055-ef893175-2d23-4949-a94b-6cb4b59574dc....	29/10/2022 19:51	Archivo CRC	1 KB
.part-00079-ef893175-2d23-4949-a94b-6cb4b59574dc....	29/10/2022 19:51	Archivo CRC	1 KB
.part-00081-ef893175-2d23-4949-a94b-6cb4b59574dc....	29/10/2022 19:51	Archivo CRC	1 KB
part-00031-ef893175-2d23-4949-a94b-6cb4b59574dc.c...	29/10/2022 19:51	Archivo PARQUET	17 KB
part-00040-ef893175-2d23-4949-a94b-6cb4b59574dc.c...	29/10/2022 19:51	Archivo PARQUET	25 KB

Respecto a los datos mensuales nos quedaríamos únicamente con las siguientes columnas.

indicativo	fecha	tm_mes	tm_max	tm_min	ta_max	ta_min	p_mes	p_max
2331	2010-01-01	2.2	5.1	-0.7	10.7(19)	-16.0(10)	75.5	23.0(13)
2331	2010-02-01	3.0	6.2	-0.3	17.0(27)	-5.5(12)	65.6	11.4(08)
2331	2010-03-01	5.9	10.0	1.7	17.6(18)	-5.5(08)	63.0	11.4(20)
2331	2010-04-01	9.9	16.1	3.7	27.0(28)	-1.8(05)	29.3	9.0(18)
2331	2010-05-01	10.6	16.2	4.9	26.2(24)	-0.3(07)	39.3	7.9(08)
2331	2010-06-01	15.3	21.4	9.3	30.3(05)	4.0(20)	86.7	23.1(11)
2331	2010-07-01	20.5	28.4	12.5	34.5(07)	8.0(24)	5.5	4.4(01)
2331	2010-08-01	19.4	27.2	11.6	34.2(21)	7.6(31)	0.2	0.2(13)

De las que podríamos destacar las siguientes: *tm_mes* la cual nos muestra una temperatura media mensual de la ubicación, *tm_max* y *tm_min* siendo las temperaturas medias máximas y mínimas respectivamente, *ta_max* y *ta_min* como las temperaturas máximas y mínimas absolutas del mes y *p_mes* la cual nos indica precipitación total en ese mes. En caso de querer

obtener información acerca de alguna otra variable, se puede acceder a esta de las siguientes maneras: a través del fichero *metadataMonth.json* incluido en la carpeta *data* del proyecto o realizando cualquier consulta sobre climatologías mensuales/anuales en la página de *AEMET OpenData* donde obtendrá un enlace acerca de los metadatos donde encontrar este tipo de información.

En relación con los datos diarios, tendríamos lo siguiente:

indicativo	fecha	altitud	tmed	prec	tmin	tmax	horatmax	horatmin
C447A	2013-01-01	632	13.9	0.1	12.3	15.5	15:58	05:50
C447A	2013-01-02	632	13.6	1.2	11.3	15.8	13:47	06:03
C447A	2013-01-03	632	13.4	0.0	11.2	15.6	12:28	19:57
C447A	2013-01-04	632	13.4	null	10.4	16.3	14:47	22:32
C447A	2013-01-05	632	13.6	null	9.5	17.8	13:47	22:46
C447A	2013-01-06	632	12.4	0.0	9.3	15.5	13:19	02:43

En este caso nos hemos quedado con todas las columnas, de las que resaltaríamos las siguientes: *tmed* la cual muestra la temperatura media diaria, *prec* que nos ofrece información acerca de la precipitación diaria, *tmax* y *tmin* las cuales nos muestran la temperatura máxima y mínima diaria respectivamente, y *horatmax* y *horatmin* que, de forma correspondiente, presentan la hora y minuto de la temperatura máxima y mínima. En caso de querer obtener información acerca de alguna otra variable, se puede acceder a esta de las siguientes maneras: a través del fichero *metadataDay.json* incluido en la carpeta *data* del proyecto o realizando cualquier consulta sobre climatologías diarias en la página de *AEMET OpenData* donde obtendrá un enlace acerca de los metadatos donde encontrar este tipo de información

He de mencionar que, a la hora de descargar los datos se encuentran en un formato JSON multilínea, el cual no llega a ser lo suficientemente óptimo para la lectura con Apache Spark. Por lo tanto, se realizaron cambios en todos los ficheros transformándolos a ficheros JSON que contuvieran toda la información en una única línea, esto se llevó a cabo mediante el siguiente comando utilizando la consola de Windows: **FOR %a IN (../data/*.json) DO jq . -c "%a" > "../JSONLine/%a"**. También cabe destacar que los datos una vez leídos en este formato JSON, la mayoría fueron transformados al formato Parquet, particionados por el indicativo de cada estación, ya que resulta más óptimo para la realización de consultas con Spark.

3.1.1. Obtención de datos

Para la obtención de los datos, se crearon unos pequeños programas en el lenguaje Java. Estos programas, se basan en la simulación de los pasos que deberíamos de seguir para la descarga y los podemos encontrar en las carpetas *DescargaDatosPorDias* y *DescargaDatosPorMeses*. Para la simulación de estos pasos, se hizo uso de la librería *Selenium*, a través de la cual se puede manejar un navegador web pudiendo realizar diversas acciones sobre la página mostrada. Por lo tanto, de manera resumida, los pasos que realizarían ambos programas para la descarga serían los siguientes.

```
WebDriver driver = new ChromeDriver();
driver.get(baseUrl);
```

Abriríamos un nuevo navegador donde accederemos al sitio web de *AEMET OpenData*. En nuestro caso le pasamos la URL del sitio web a través de la variable *baseUrl*.

```
driver.findElement(By.id("apikey")).sendKeys(apiKey);
desplegable1 = new Select(driver.findElement(By.id("clim1")));
desplegable1.selectByIndex(provincia);
```

Una vez dentro de esta página, el primer paso sería introducir la clave API correspondiente a nuestro usuario, está la podremos solicitar también a través de la misma página. Posteriormente, dependiendo del tipo de información que quisiéramos obtener, ya fuera información por días o por meses, buscaríamos los desplegables y elementos necesarios mediante su *id* o *xpath*.

Después de seleccionar la información deseada, se nos abriría una nueva página donde nos proporciona diferentes tipos de información, además del enlace de la página donde se encontrarán los datos deseados.



En caso de que la consulta a los datos correspondientes se haya realizado con éxito, accederemos al nuevo enlace que nos muestra, donde obtendremos la información y la guardaremos en un nuevo fichero con el nombre correspondiente a la consulta.

```
String texto = driver.findElement(By.xpath("//pre[contains(@style,'word-wrap')]")).getText();
if(texto.contains("\ndescripcion\" : \"exito\"")) {
    String urlDatos = texto.split(regex: "\\n")[9];

    driver.get(urlDatos);
    texto = driver.findElement(By.xpath("//pre[contains(@style,'word-wrap')]")).getText();

    //Imprimimos la informacion en un fichero externo
    PrintWriter printWriter = null;
    String ubicacionGuardar = "D:\\TFGAlvaroSanchez\\data\\day\\";
    String nombreFichero = ubicacionGuardar.concat(estacionMeterologica).concat(" ").concat(ano).concat(" ");

    try {
        printWriter = new PrintWriter(nombreFichero);
    } catch (FileNotFoundException e) {
        System.out.println("Unable to locate the fileName: " + e.getMessage());
    }

    Objects.requireNonNull(printWriter).println(texto);
    printWriter.close();
}
```

Por último, cerramos todas las pestañas y navegadores que se hubieran abierto, y procederíamos a realizar los mismos pasos con otro rango de fechas o en otra estación meteorológica, el objetivo es obtener la información de todas las estaciones existentes entre el rango de fechas establecido.

He de destacar también, que al comienzo del código existen una serie de variables que pueden ser cambiadas por los usuarios en caso de querer usar el programa. Podrá cambiar el controlador de Chrome en caso de que se esté usando una versión diferente del navegador, introducir su correspondiente clave API, cambiar las fechas en caso de que se quisieran obtener datos en un rango diferente y por último indicar la ruta donde desea que se guarden los archivos JSON con la información.

```
String baseUrl = "https://opendata.aemet.es/centrodedescargas/productosAEMET?";
System.setProperty("webdriver.chrome.driver", "D:\\TFGAlvaroSanchez\\DescargaDatosPorDias\\chromedriver_win32\\chromedriver.exe");
String apiKey = "eyJhbGciOiJIUzI1NiJ9.eyJzdWIiOiJhLnNhbmNoZXpwc2s4YmE5Q6FsdWU3MudXJqYy5lcYIsImp0aSI6ImRhYTliMDk2LWI1OTgtNGY5YjI0IiwiaWF0IjoxNjU0MjY0MDAwfQ";
int anoInicio = 1995;
int anoFin = 2007;
String ubicacionGuardar = "D:\\TFGAlvaroSanchez\\data\\day\\";
```

3.2. Programación de queries

3.2.1. Año de la temperatura máxima promedio cada mes

En esta consulta, realizaremos una comparación del mismo mes en diferentes años, para saber en qué año se registró la temperatura máxima promedio entre todas las estaciones en este mes. Por último, lo representaremos tanto mediante una tabla, como de manera gráfica para poder observar las diferencias de manera visual entre los distintos años.

Para realizar esta consulta utilizaremos los datos meteorológicos mensuales, ya que nos ofrecen la temperatura máxima registrada en cada mes de una manera bastante sencilla. Por lo tanto, el primer paso que deberíamos de realizar sería la lectura de estos datos.

A continuación, deberíamos de agrupar estos datos por fecha, ya que, al realizar la lectura, tenemos la información de muchas estaciones meteorológicas diferentes en el mismo mes y año, por lo tanto, los agruparemos haciendo que coincida la fecha, y realizando una media de la temperatura máxima en todas las estaciones. Por último, dividiremos los datos por meses y ordenándolos de manera descendente a través de nuestro objetivo, la temperatura máxima, ya que así estaríamos consiguiendo obtener el año, en el cual este mes fue el más caluroso.

```
import org.apache.spark.sql.expressions.Window

val data = spark.read.parquet("D:/TFGAlvaroSanchez/data/monthParquet/*").na.drop()

val window = Window.partitionBy("mes").orderBy($"ta_max".desc)

val dataWindow = data
  .withColumn("ta_max", func.split($"ta_max", "\\(")(0).cast(DoubleType))
  .groupBy($"fecha")
  .agg(func.avg($"ta_max").alias("ta_max"))
  .select(func.month($"fecha").alias("mes"), func.year($"fecha").alias("año"), $"ta_max")
  .withColumn("dense_rank", func.dense_rank().over(window))
  .filter($"dense_rank" === 1)
```

Como se puede observar, tal y como se describió anteriormente, el primer paso que realizamos es la lectura de los datos, los cuales los estamos leyendo en un formato Parquet para que resulte más óptimo y además estamos eliminando las filas que contienen valores nulos mediante la función `na.drop()`, la lectura de estos datos la almacenamos en la variable `data`. Al realizar la lectura de estos, se encontrarían de la siguiente manera.

```
+-----+-----+
|      fecha|  ta_max|
+-----+-----+
|2020-01-01|19.6(31)|
|2020-02-01|24.3(03)|
|2020-03-01|21.0(19)|
|2020-04-01|23.7(09)|
```



```
val window = Window.partitionBy("mes").orderBy($"ta_max".desc)
```

Por otro lado, también nos creamos la función ventana en la variable *window* que utilizaremos posteriormente. Le indicaremos la manera de la cual deseamos que se dividan los datos, en nuestro caso será a través de los meses y a su vez le señalamos la manera en la que se deberán de ordenar, teniendo en cuenta la temperatura máxima.

```
val datawindow = data
  .withColumn("ta_max", func.split($"ta_max", "\\(")(0).cast(DoubleType))
```

A continuación, procedemos a realizar la consulta que almacenaremos en la variable *dataWindow*. El primer paso, que realizamos con los datos es la modificación de la columna de temperatura máxima, ya que esta nos viene con el siguiente formato temperaturaMáximaAlcanzada(díaDelMesEnElQueSeAlcanzó) por lo que Spark estaría tratando esta columna como un String, cuando nuestro objetivo es manejarlo como un tipo Double. Para esto realizamos lo siguiente, separamos mediante la función *Split* la temperatura máxima del día en que se alcanzó, y nos quedamos únicamente con la temperatura máxima, por último, realizamos un casteo al tipo de datos que deseamos.

```
.groupBy($"fecha")
  .agg(func.avg($"ta_max").alias("ta_max"))
```

El segundo paso, de la consulta sería agrupar los datos de las diferentes estaciones por fecha, para ello utilizamos la función *groupBy* indicándole la columna a través de la cual deseamos realizar la agrupación. Mediante la función *agg* y *avg*, obtenemos y calculamos la media de la temperatura máxima de las filas que hemos agrupado. Actualmente tendríamos el DataFrame que se muestra a continuación, que contendría únicamente las fechas y sus respectivas temperaturas.

fecha	ta_max
2013-01-01	20.84285714285715
2010-06-01	32.37096774193548
2021-03-01	25.4304347826087
2016-10-01	28.869696969696975
2019-01-01	18.59714285714286

```
.select(func.month($"fecha").alias("mes"), func.year($"fecha").alias("año"), $"ta_max")
```

En el siguiente paso, obtendremos tanto el mes y el año, a partir de la fecha. Para esto utilizamos las funciones *month* y *year* con las cuales obtenemos tanto el mes y el año respectivamente. Mediante la función *select* seleccionaremos únicamente las columnas que vamos a necesitar.

```
.withColumn("dense_rank", func.dense_rank().over(window))
```

Para ir finalizando, añadimos una columna con el valor que nos devuelve la función *dense_rank*, que hace uso de la ventana *window* anteriormente definida. Mediante esta función, obtenemos la posición en la que se encuentra un valor teniendo en cuenta la expresión *orderBy* establecida

en la función ventana (*window*). Por lo tanto, en nuestro nos devolverá una clasificación de los años más calurosos dividido por meses, ya que era la partición que se estableció en la función *window*. Quedando la consulta de la siguiente manera después de aplicar la función ventana.

mes	año	ta_max	dense_rank
7	2022	39.46785714285714	1
7	2015	37.08	2
7	2016	37.00499999999999	3
7	2020	36.78799999999999	4
7	2017	36.67575757575758	5
7	2013	35.952777777777776	6
7	2021	35.90769230769231	7
7	2019	35.85454545454545	8
7	2012	35.5258064516129	9
7	2014	35.071875000000006	10
7	2010	34.84375	11
7	2018	34.155882352941184	12
7	2011	33.51379310344828	13
11	2015	25.378787878787882	1
11	2020	25.307407407407414	2

```
.filter($"dense_rank" === 1)
```

Por último, realizamos un filtrado quedándonos únicamente con las filas que poseen en la columna *dense_rank* un valor igual a 1, obteniendo así el año en el que se obtuvo la mayor temperatura máxima en un determinado mes.

3.2.2. Olas de calor

En esta consulta, desearemos obtener las diferentes olas de calor que han producido cada año en España, con el objetivo de observar si es verdad que se está produciendo un aumento de las temperaturas durante los últimos años. Para ello, calcularemos las olas de calor teniendo en cuenta la temperatura máxima diaria en cada estación meteorológica, y realizaremos los cálculos necesarios para finalmente mostrar los resultados sobre un mapa donde el usuario podrá elegir el año del cual desea obtener la información. Resaltar que, se considerará ola de calor cuando la temperatura máxima supere o iguale los 40 grados durante más de tres días consecutivos.

Debido a la exactitud que necesitamos para esta consulta se utilizarán los datos meteorológicos diarios, ya que requeriremos los datos de las temperaturas máximas con una gran exactitud en el marco temporal. Por lo tanto, el primer paso para comenzar con esta consulta sería realizar la lectura de estos datos.

Una vez leídos los datos, deberemos de eliminar aquellos donde no se llegue a alcanzar la temperatura establecida, en nuestro caso eliminaremos aquellos que tengan una temperatura menor a 40 grados. Posteriormente, deberemos de identificar posibles olas de calor, aun sin tener en cuenta la duración de estas, para ello dividiremos los datos por estación meteorológica y año, y a cada fecha se le asignara un identificador, en caso de que las fechas que sean consecutivas se les asignara el mismo identificador. Por ir resumiendo, ahora mismo lo que tendríamos serían los días que presentan temperaturas mayores o iguales a 40 grados, donde además se les habrá asignado un identificador, con el que posteriormente podremos determinar la duración de la ola de calor.

A continuación, agruparemos los datos por el identificador asignado a cada fecha, donde contaremos el número de apariciones de cada identificador, y por último eliminaremos aquellos no válidos, quedándonos únicamente con los que se encuentran más de 3 veces. Ya que como se comentó anteriormente, gracias al número de veces que se encuentre un identificador podremos determinar la duración de la ola de calor.

```
import org.apache.spark.sql.expressions.Window

val data = spark.read.parquet("D:/TFGAlvaroSanchez/data/dayParquet/")
val stations = spark.read.option("delimiter", ";").csv("D:/TFGAlvaroSanchez/data/aemetID.csv")
  .toDF("provincia", "indicativo", "ubicacion")

val window = Window.partitionBy($"indicativo", $"año").orderBy($"fecha")

val results = data
  .filter(!func.isnull($"tmax") && $"tmax" >= 40)
  .withColumn("año", func.year($"fecha"))
  .withColumn("n_fila", func.row_number().over(window))
  .withColumn("id", func.expr("date_sub(fecha, n_fila)"))
  .groupBy($"indicativo", $"año", $"id")
  .agg(func.count($"id").alias("dias"), func.avg($"tmax"), func.max($"tmax"), func.min($"tmax"))
  .filter($"dias" > 3)
  .join(stations, "indicativo")
  .select($"ubicacion", $"provincia", $"año", $"dias", func.round($"avg(tmax)", 2).alias("avg(tmax)"),
    $"max(tmax)", $"min(tmax)")
```

```
val resultsSave = results
  .groupBy($"provincia", $"año")
  .agg(func.count($"provincia"), func.avg($"dias"), func.avg($"avg(tmax)"), func.max($"max(tmax)"), func.min($"min(tmax)"))
  .select($"provincia", $"año", $"count(provincia)".alias("nº de olas de calor"),
    $"avg(dias)".alias("duracion media"), $"avg(avg(tmax))".alias("avg(tmax)"),
    $"max(max(tmax))".alias("max(tmax)"), $"min(min(tmax))".alias("min(tmax)"))

resultsSave
  .withColumnRenamed("nº de olas de calor", "nOlasCalor")
  .withColumnRenamed("duracion media", "duracionMedia")
  .withColumnRenamed("avg(tmax)", "avgTmax")
  .withColumnRenamed("max(tmax)", "maxTmax")
  .withColumnRenamed("min(tmax)", "minTmax")
  .write.format("parquet").partitionBy("provincia").mode("overwrite").save("D:/TFGAlvaroSanchez/data/resultadoOlasCalor/")
```

La consulta se podría dividir en dos partes, una primera donde calculamos las diferentes olas de calor en cada estación meteorológica, y una segunda donde se agruparían estas olas de calor por provincias y obtenemos la información necesaria para representarla posteriormente en forma de mapa.

El primer paso como se indicó anteriormente sería la lectura de los diferentes datos. Primero de ello, leeremos los datos meteorológicos, los cuales guardaremos en la variable *data*. Podemos observar únicamente 3 columnas ya que, al tratarse de una lectura de tipo Parquet Spark únicamente lee las columnas que utiliza.

```
+-----+-----+-----+
|indicativo| fecha|tmax|
+-----+-----+-----+
| C447A|2013-01-01|15.5|
| C447A|2013-01-02|15.8|
| C447A|2013-01-03|15.6|
| C447A|2013-01-04|16.3|
| C447A|2013-01-05|17.8|
```

También leeremos el fichero a través del cual relacionaremos el indicativo de las estaciones con su provincia y ubicación. Estos datos los guardaremos en la variable *stations* y contendrá una información similar a la siguiente:

```
+-----+-----+-----+
|provincia|indicativo| ubicacion|
+-----+-----+-----+
| A Coruna| 1351| Estaca de Bares|
| A Coruna| 1363X| As Pontes|
| A Coruna| 1387| A Coruna|
| A Coruna| 1387E| A Coruna Aeropuerto|
```

```
val window = Window.partitionBy($"indicativo", $"año").orderBy($"fecha")
```

Además, al comienzo de la consulta nos crearemos nuestra función ventana en la variable *window*. La utilizaremos posteriormente puesto que, a través de esta dividiremos los datos mediante el año y su estación meteorológica, y a su vez ordenaremos estas particiones mediante la fecha de manera ascendente.

```
val results = data
  .filter(!func.isNull($"tmax") && $"tmax" >= 40)
```

Seguidamente, comenzamos con la primera parte de la consulta donde obtendremos las distintas olas de calor en cada estación, guardaremos esta información en la variable *results*. El primero

de los pasos, será eliminar las filas que no utilizaremos, para ello realizamos un filtro en la columna *tmax*, la cual nos proporciona la información de la temperatura máxima, eliminando aquellas filas que no contengan ningún tipo de información, y aquellas que no superen la temperatura mínima establecida.

```
.withColumn("año", func.year($"fecha"))
```

A continuación, haremos uso de la función de Spark *year* con la cual obtendremos el año a través de la columna *fecha*. Guardaremos esta nueva información en una nueva columna a la que llamaremos *año*.

```
.withColumn("n_fila", func.row_number().over(window))
```

A su vez, también crearemos una nueva columna a la cual llamaremos *n_fila*, en esta le asignaremos un número a cada fila utilizando la función *row_number*, la cual a su vez hará uso de la función ventana que hemos creado anteriormente. Mediante la función *row_number*, asignaremos valores de manera secuencial comenzando desde el 1. Y gracias a la función ventana, estamos consiguiendo asignar un numero de fila que va irá en aumento dependiendo de la fecha ya que era el orden que le habíamos establecido, a su vez, cada vez que se trate de un nuevo año o de una nueva estación comenzará a contar de nuevo desde el 1, ya que eran las divisiones que le habíamos indicado cuando nos creamos la función. Quedándonos la consulta por el momento de la siguiente manera:

indicativo	fecha	tmax	año	n_fila
0149X	2015-07-05	40.3	2015	1
0149X	2015-07-07	40.2	2015	2
0149X	2019-06-28	42.4	2019	1
0149X	2021-08-12	41.0	2021	1
0149X	2021-08-13	40.4	2021	2
1002Y	2020-07-30	40.0	2020	1
1002Y	2022-06-18	42.0	2022	1
1002Y	2022-07-17	40.7	2022	2
1002Y	2022-07-18	43.4	2022	3
1002Y	2022-07-24	41.1	2022	4

```
.withColumn("id", func.expr("date_sub(fecha, n_fila)"))
```

Continuaremos creándonos una nueva columna llamada *id*, en esta realizaremos una resta de la columna *fecha* con el *n_fila*. De esta manera estaríamos consiguiendo identificar las distintas posibles olas de calor, ya que en caso de tratarse de días consecutivos en la nueva columna *id* contendrán el mismo valor. Por ejemplo, en la anterior imagen tenemos estas filas:

indicativo	fecha	tmax	año	n_fila
1002Y	2022-07-17	40.7	2022	2
1002Y	2022-07-18	43.4	2022	3

Como podemos observar se tratan de fechas consecutivas, por lo tanto, si realizamos la resta de la columna *fecha* – *n_fila* nos quedaría lo siguiente en ambas:

indicativo	fecha	tmax	año	n_fila	id
1002Y	2022-07-17	40.7	2022	2	2022-07-15
1002Y	2022-07-18	43.4	2022	3	2022-07-15

Como podemos, observar tendrían el mismo valor en la columna *id* y gracias a este estaríamos identificando días consecutivos con temperaturas altas. Por lo tanto, este proceso lo realizamos con todos nuestros datos, y tendríamos identificadas las distintas posibles olas de calor, ya que aun deberemos tener en cuenta el número de días que duran para que se consideren validas.

```
.groupBy($"indicativo", $"año", $"id")
.agg(func.count($"id").alias("dias"), func.avg($"tmax"), func.max($"tmax"), func.min($"tmax"))
```

Retomando la consulta, ahora agruparemos las distintas posibles olas de calor, para ello realizaremos *groupBy* con las columnas *indicativo*, *año* e *id*. Posteriormente, mediante la función *agg*, llamaremos a diferentes funciones Spark a través de las cuales obtendremos información. Por ejemplo, mediante la función *count* con la columna *id*, obtendremos la duración en días de las altas temperaturas, ya que estaremos contando el número de veces que podemos encontrar ese mismo *id* en la misma estación meteorológica y año, a su vez, haciendo uso de la función *alias* le establecemos el nombre a la nueva columna que esta nos generará. Mediante las funciones *avg*, *max* y *min* obtendremos la temperatura media, máxima y mínima respectivamente acerca de esa posible ola de calor.

```
.filter($"dias" > 3)
```

Para ir finalizando con la primera parte de la consulta, realizamos un nuevo filtrado de los datos, en este caso quedándonos con lo que nosotros hemos considerado olas de calor, aquellas cuya duración es mayor a 3 días.

```
.join(stations, "indicativo")
```

Realizamos una unión mediante la función *join* con nuestros datos guardados en la variable *stations*, la cual contenía información extra acerca de las estaciones. Estos datos tenían tres columnas, *provincia*, *indicativo* y *ubicación*, por lo tanto, los unimos mediante la columna común a ambas tablas, *indicativo*.

```
.select($"ubicacion", $"provincia", $"año", $"dias", func.round($"avg(tmax)", 2).alias("avg(tmax)"),
        $"max(tmax)", $"min(tmax)")
```

Por último, elegimos las columnas relevantes para nuestro resultado y mediante la función *round* redondeamos el valor perteneciente a la columna *avg(tmax)*, estableciéndole que contenga únicamente dos decimales.

Ahora mismo, tendríamos en la variable *results* las distintas olas de calor en cada estación meteorológica, viéndose de la siguiente manera:

ubicacion	provincia	año	días	avg(tmax)	max(tmax)	min(tmax)
Loja	Granada	2021	4	44.28	45.6	42.3
Navalmoral de la ...	Caceres	2015	4	40.7	41.2	40.3
Navalmoral de la ...	Caceres	2015	4	40.95	42.5	40.3
Baza	Granada	2007	4	40.85	41.3	40.1
Antequera	Malaga	2017	5	42.68	44.4	40.1
Merida	Badajoz	2017	5	42.46	44.0	40.5
La Roda de Andalucía	Sevilla	2015	5	41.14	43.2	40.0
La Roda de Andalucía	Sevilla	2015	4	40.6	41.1	40.2
ecija	Sevilla	2007	6	42.08	43.2	41.0
Madrid Aeropuerto	Madrid	2022	4	41.0	42.2	40.5

Donde la columna *días* representaría la duración de esa ola de calor, *avg(tmax)* la temperatura media, *max(tmax)* y *min(tmax)* las temperaturas máximas y mínimas respectivamente.

En la segunda parte de la consulta, preparamos los datos para su representación en el mapa provincial de España, además de guardarlos en un formato Parquet para su posterior lectura en Python, ya que actualmente en Scala no es posible realizar una representación sobre un mapa.

```
val resultsSave = results
  .groupBy($"provincia", $"año")
  .agg(func.count($"provincia"), func.avg($"días"), func.avg($"avg(tmax)"), func.max($"max(tmax)"), func.min($"min(tmax)"))
```

Como primer paso, nos creamos una variable que hemos llamado *resultsSave*, en ella se encontrarán los datos agrupados por provincias preparados para su posterior representación. Por lo tanto, el siguiente paso a realizar sería agrupar los datos por provincia y año mediante la función *groupBy*. Mediante la función *agg* ejecutaremos diferentes funciones, por medio de la función *count* obtendremos el número de olas de calor en un mismo año en una provincia, ya que gracias a contar número de veces que aparece una provincia en los resultados anteriores podremos determinar este valor; y mediante las funciones *avg*, *max* y *min* obtendremos de manera respectiva la temperatura media, máxima y mínima para esa provincia, con respecto a las olas de calor pertenecientes a un año.

```
.select($"provincia", $"año", $"count(provincia)".alias("nº de olas de calor"),
  $"avg(días)".alias("duracion media"), $"avg(avg(tmax))".alias("avg(tmax)"),
  $"max(max(tmax))".alias("max(tmax)"), $"min(min(tmax))".alias("min(tmax)"))
```

Por último, seleccionamos las columnas deseadas mediante *select* y cambiamos el nombre de algunas de ellas mediante la función *alias*.

```
resultsSave
  .withColumnRenamed("nº de olas de calor", "nOlasCalor")
  .withColumnRenamed("duracion media", "duracionMedia")
  .withColumnRenamed("avg(tmax)", "avgTmax")
  .withColumnRenamed("max(tmax)", "maxTmax")
  .withColumnRenamed("min(tmax)", "minTmax")
  .write.format("parquet").partitionBy($"año").mode("overwrite").save("D:/TFGAlvaroSanchez/data/resultadoOlasCalor/")
```

Para guardar los datos en formato Parquet, el nombre de las columnas no puede contener ningún espacio en blanco, por lo tanto, deberemos de darles un nuevo nombre a estas columnas. Lo realizamos a través de la función *withColumnRenamed* donde primero le indicamos el nombre actual de la columna, y a continuación el nuevo nombre que le queremos establecer.

3.3. Visualización de queries

3.3.1. Año de la temperatura máxima promedio cada mes

Antes de pasar con la representación en forma de gráfica, se muestran también los resultados en forma de tabla, donde se puede obtener algo más de información, además de poder usarse para verificar que los datos que se muestran en la gráfica son correctos.

```
dataWindow
  .withColumn("temperatura maxima", func.round($"ta_max", 2))
  .orderBy($"mes".asc)
  .select($"mes", $"año", $"temperatura maxima")
  .show()
```

El anterior sería el código a ejecutar, para que quede de una manera más visual se redondea el valor de la temperatura máxima mediante las funciones *round* y *withColumn*. Además de ordenar los resultados por el número de mes de manera ascendente a través de *orderBy* y seleccionar las columnas relevantes a mostrar por medio de la función *select*.

mes	año	temperatura maxima
1	2021	21.84
2	2020	24.42
3	2017	27.82
4	2011	29.48
5	2015	33.73
6	2017	36.86
7	2022	39.47
8	2022	37.74
9	2016	36.39
10	2011	31.52
11	2015	25.38
12	2021	22.29

Para la representación de los resultados de forma gráfica, nos creamos la función *countByYear*, la cual nos facilitará los datos que utilizaremos posteriormente para la representación, ya que nos devuelve la cantidad de meses por cada año que se encuentran en la consulta realizada anteriormente, estos datos los guardaremos en variables con diferentes nombres dependiendo del año de la información.

```
def countByYear(year : Int) : Long = {
  dataWindow
    .filter($"año" === year)
    .count()
}

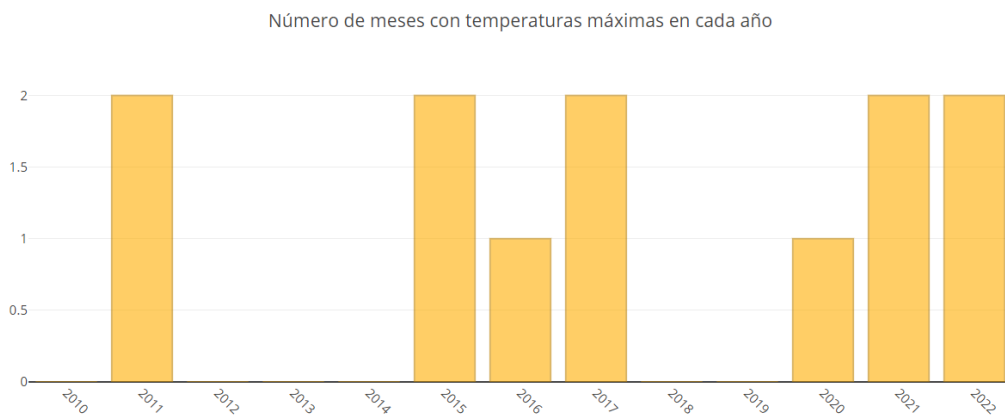
val year2010 = countByYear(2010)
val year2011 = countByYear(2011)
```

A continuación, definiremos la manera en la cual deseamos mostrar la información.

```
val dataToPlot = Seq(
  Bar(
    Seq(2010, 2011, 2012, 2013, 2014, 2015, 2016, 2017, 2018, 2019, 2020, 2021, 2022),
    Seq(year2010, year2011, year2012, year2013, year2014, year2015, year2016,
      year2017, year2018, year2019, year2020, year2021, year2022),
    marker = Marker(
      color = Color.RGB(255, 174, 0),
      opacity = 0.6,
      line = Line(
        color = Color.RGB(189, 129, 0),
        width = 1.5
      )
    )
  )
)
plot(dataToPlot)
```

Nos crearemos el gráfico en una variable llamada *dataToPlot*, que posteriormente pintaremos por pantalla. En esta variable deberemos indicarle el tipo de gráfico que deseamos, en nuestro caso le indicamos que queremos un gráfico de barras gracias a la palabra *Bar*. Dentro de este le indicamos la información a representar, primero la información correspondiente al eje X mediante una secuencia de años, y en el eje Y le pasaremos los valores contenidos en las variables que hemos calculado anteriormente. Por último, mediante el atributo *marker*, definimos características visuales del gráfico, como el color, la opacidad y características acerca de la línea exterior, como grosor y color.

Para finalizar ofrecemos los resultados de forma gráfica haciendo uso del método *plot*.



3.3.2. Olas de calor

```
results
  .withColumnRenamed("dias", "duracion (dias)")
  .withColumnRenamed("avg(tmax)", "temperatura media")
  .withColumnRenamed("max(tmax)", "temperatura maxima")
  .withColumnRenamed("min(tmax)", "temperatura minima")
  .orderBy($"ubicacion", $"año")
  .show()
```

Podremos observar los resultados de diferentes maneras, una de ellas sería mostrar las diferentes olas de calor a través de una tabla, donde se han cambiado los nombres de algunas columnas para hacer el resultado mas visual, de esta manera podremos observar toda la información de manera detalla y ordenada por ubicación y año:

ubicacion	provincia	año	duracion (dias)	temperatura media	temperatura maxima	temperatura minima
Alajar	Huelva	2018	4	41.65	42.5	40.7
Alcaniz	Teruel	2019	4	40.95	41.2	40.8
Andujar	Jaen	2008	5	41.32	42.7	40.6
Andujar	Jaen	2009	4	41.5	42.7	40.4
Andujar	Jaen	2009	6	41.82	42.6	40.5
Andujar	Jaen	2010	4	42.35	43.1	40.9
Andujar	Jaen	2010	4	42.35	43.8	41.1
Andujar	Jaen	2010	7	41.39	42.7	40.4
Andujar	Jaen	2012	4	41.78	42.3	40.6
Andujar	Jaen	2015	4	42.38	43.6	40.8
Andujar	Jaen	2015	6	41.5	42.9	40.0
Andujar	Jaen	2015	6	41.92	44.2	40.0
Andujar	Jaen	2016	4	40.88	41.2	40.6

```
results
  .groupBy($"año")
  .agg(func.count($"año").alias("nº olas de calor"))
  .orderBy($"año")
  .show()
```

Otra manera sería la siguiente, con la que podremos observar el numero de olas de calor en los diferentes años. Se agruparían los años mediante la funcion *groupBy*, y contaríamos las diferentes olas de calor gracias a las funciones *agg* y *count*. Como se puede ver en los ultimos años estas han aumentado de una manera considerable.

año	nº olas de calor
2007	6
2008	1
2009	9
2010	6
2012	6
2013	4
2014	1
2015	28
2016	11
2017	36
2018	23
2019	10
2020	11
2021	24
2022	68

Y por ultimo, una representación mediante un mapa, para requerimos anteriormente guardar los datos de los resultados, ya que en Scala aun no existen librerías que nos permitan este tipo de representaciones, por lo tanto haremos uso de Python.

Para esta representación, importaremos las siguientes librerías en Python:

```
import json
import pandas as pd
import plotly.express as px
import ipywidgets as widgets
```

Utilizaremos la librería *json* para leer el fichero geoJSON, el cual es un fichero que nos ofrece datos geográficos con el cual representaremos las diferentes provincias españolas. La librería *pandas* la usaremos para la lectura y manipulación de los datos, mediante *plotly* podremos representar nuestro gráfico y por ultimo utilizaremos *ipywidgets* para poder utilizar elementos interactivos de HTML en Jupyter notebook.

Lo primero que realizaremos será la lectura tanto de los datos que vamos a representar, como del fichero geoJSON.

1. Para la lectura del fichero geoJSON, le deberemos de indicar el tipo de codificación de caracteres que incluye el fichero. Posteriormente abrimos el fichero mediante la función *open*, donde le indicaremos la ruta del fichero, el modo en el que deseamos abrirlo y la codificación. Por último, utilizaremos la librería *json* con la función *load* para obtener un objeto Python del fichero, en nuestro caso un diccionario.

```
enc = "utf-8"
f = open("D:/TFGAlvaroSanchez/data/spainProvinces.json", "r", encoding=enc)
provincias = json.load(f)
```

2. Posteriormente, leemos nuestros datos a representar, para esto hacemos uso de la librería *pandas* que nos permitirá leer ficheros Parquet usando la función *read_parquet* devolviéndonos un DataFrame en la variable *data*. También gracias a la función *rename* cambiamos los nombres de algunas columnas para que posteriormente cuando se realice la visualización quede de una manera más limpia.

```
data = pd.read_parquet("D:/TFGAlvaroSanchez/data/resultadoOlasCalor/")
data = data.rename(columns = {"nOlasCalor": "numero de olas de calor", "avgTmax": "temperatura media"})
```

A continuación, realizaremos una lectura del fichero geoJSON, para obtener tanto el nombre de la provincia como el identificador asignado en el mapa a esta. Necesitaremos este identificador, ya que será la manera a través de la cual le indicaremos la información a representar en esa área.

```
provinciaIdMap = {}
for feature in provincias["features"]:
    feature["id"] = feature["properties"]["cod_prov"]
    provinciaIdMap[feature["properties"]["name"]] = feature["id"]
```

Por lo tanto, lo primero que realizamos es crearnos un diccionario, donde guardaremos el nombre de la provincia como clave y su identificador como valor. Dentro del identificador

features del archivo JSON podremos encontrar lo siguiente: una característica llamada *type*; *geometry*, donde se nos indicara la forma de la provincia; y *properties* donde encontraremos diferentes características como estas:

```
[
  [
    [
      [-6.440203, 43.560828],
      [-6.440251, 43.560809],
      [-6.440292, 43.560862],
      [-6.440205, 43.560864],
      [-6.440203, 43.560828]
    ]
  ]
],
{
  "properties": {
    "cod_prov": "33",
    "name": "Asturias",
    "cod_ccaa": "18",
    "cartodb_id": 33,
    "created_at": "2014-09-30T00:00:00Z",
    "updated_at": "2014-12-25T01:56:10Z"
  }
},
],
```

Aquí podremos obtener tanto el nombre de la provincia como el identificador establecido en el fichero geoJSON. Por lo tanto, iremos guardando toda esta información en el diccionario creado, quedado de esta manera:

```
'Teruel': '44',
'València/Valencia': '46',
'Valladolid': '47',
'Bizkaia/Vizcaya': '48',
```

Como se puede ver en la anterior imagen, podemos encontrar los nombres de las provincias con tildes o acentos graves. Debemos de sustituir estos caracteres por el propio caracter, pero sin esta característica. Realizaremos un bucle que recorrerá las claves del diccionario, en caso de encontrar algún carácter con las características mencionadas, se realizará una sustitución por el correcto.

```
keys = list(provinciaIdMap.keys())
for key in keys:
    if key.find("á") != -1 or key.find("é") != -1 or key.find("í") != -1 or\
       key.find("ó") != -1 or key.find("ú") != -1 or key.find("è") != -1:
        valor = provinciaIdMap[key]
        provinciaIdMap.pop(key)
        key = key.replace("á", "a")
        key = key.replace("é", "e")
        key = key.replace("í", "i")
        key = key.replace("ó", "o")
        key = key.replace("ú", "u")
        key = key.replace("è", "e")
        provinciaIdMap[key] = valor
```

Para realizar la sustitución deberemos de guardar el valor que contenía la clave en una variable, en nuestro caso llamada *valor*, ya que vamos a eliminar la clave del diccionario para sustituirla por la nueva. Eliminamos la clave mediante el método *pop*, indicándole dentro de este la clave a eliminar, y una vez cambiados los caracteres necesarios mediante la función *replace* se realiza una nueva inserción de la clave con su valor.

```
data['id'] = data['provincia'].apply(lambda x: provinciaIdMap[x])
```

En nuestros datos a representar, nos creamos una nueva columna que llamamos *id*, y para darle valor a esta columna hacemos uso de una función lambda, la cual nos devolverá el id correspondiente a la provincia en el mapa, gracias al diccionario creado anteriormente.

```
nMaxOlas = data["numero de olas de calor"].max()

def representarAño(ano):
    dataAux = data[data["año"] == ano]

    anadir = []
    for provincia in provinciaIdMap.keys():
        if len(dataAux[dataAux["provincia"] == provincia]) == 0:
            anadir.append([provincia, 0, 0, 0, 0, 0, ano, provinciaIdMap[provincia]])

    dataAux = pd.concat([dataAux, pd.DataFrame(anadir, columns=data.columns)], ignore_index=True)

    fig = px.choropleth(dataAux,
                        locations="id",
                        geojson=provincias,
                        color="numero de olas de calor",
                        scope="europe",
                        hover_name="provincia",
                        hover_data=["temperatura media"],
                        color_continuous_scale=["grey", "yellow", "orange", "red"],
                        range_color=[0, nMaxOlas])
    fig.update_geos(fitbounds="locations")
    fig.update_layout(margin={"r":0,"t":0,"l":0,"b":0})
    fig.show()
```

Para ir finalizando, nos creamos el método al cual llamaremos cada vez que queramos realizar la representación de los datos.

1. El primero de los pasos, será obtener el valor máximo perteneciente al número de olas de calor, ya que, el rango de la escala de colores con la que representaremos la información tendrá como valor mínimo el 0 y el máximo el almacenado en esta variable, *nMaxOlas*, para que así se pueda observar una consistencia en la representación respecto a los diferentes años.

```
nMaxOlas = data["numero de olas de calor"].max()
```

2. A continuación, procedemos con el inicio del método, donde el primero de los pasos será realizar un filtrado de los datos quedándonos únicamente con aquellos del año que deseamos representar en la variable *dataAux*.

```
dataAux = data[data["año"] == ano]
```

3. Seguidamente deberemos de añadir datos para aquellas provincias que no presentan olas de calor, ya que en otro caso no se pintaría nada sobre el mapa al no disponer de información. Por consiguiente, añadimos en estas provincias datos indicando que han existido 0 olas de calor durante ese año en nuestro DataFrame, en la variable *dataAux*. Para realizar esto, vamos recorriendo las claves del diccionario *provinciaIdMap*, que serán las distintas provincias, en caso de que con alguna de ellas no tuviera resultados en nuestro DataFrame añadiríamos una nueva columna con todos los datos a cero, y el nombre de la provincia y su identificador en el mapa.

```

anadir = []
for provincia in provinciaIdMap.keys():
    if len(dataAux[dataAux["provincia"] == provincia]) == 0:
        anadir.append([provincia, 0, 0, 0, 0, 0, ano, provinciaIdMap[provincia]])
dataAux = pd.concat([dataAux, pd.DataFrame(anadir, columns=data.columns)], ignore_index=True)

```

4. Por último, haremos uso de la librería *plotly* para la representación en el mapa, lo primero que debemos de indicarle son los datos a representar los cuales los tenemos en la variable *dataAux*; posteriormente en el atributo *locations* debemos de indicarle en que columna de *dataAux* podemos encontrar el identificador para relacionar esa información con la provincia en el mapa, en este caso estaríamos relacionando el *cod_prov* que venía en nuestro geoJSON con la columna *id* que hemos creado anteriormente; en el atributo *geoJSON*, le indicaremos en que variable se encuentra nuestro archivo geométrico; mediante *color* le indicamos la columna de los datos que deseamos representar; *scope* sirve para delimitar el continente a representar en nuestro caso Europa; *hover_name* es el nombre que queremos que se muestre cuando nos situemos encima de esa provincia en el mapa; *hover_data* será la información que queremos que se muestre al situarnos encima de la provincia; en *color_continuous_scale* le indicaremos el rango de colores para la representación; y por último *range_color* atributo a través del cual le indicaremos el rango de valores mínimo y máximo para la escala, por lo tanto sería el mínimo sería el 0 y el máximo el valor contenido en la variable *nMaxOlas*.

Para finalizar, mediante la función *update_geos* le estableceremos donde la ubicación donde queremos que se enfoque el mapa, con *update_layout* indicaremos los márgenes a la hora de representar el mapa y gracias al método *show* mostraremos el mapa por pantalla.

```

fig = px.choropleth(dataAux,
                    locations="id",
                    geojson=provincias,
                    color="numero de olas de calor",
                    scope="europe",
                    hover_name="provincia",
                    hover_data = ["temperatura media"],
                    color_continuous_scale = ["grey", "yellow", "orange", "red"],
                    range_color = [0, nMaxOlas])
fig.update_geos(fitbounds="locations")
fig.update_layout(margin = {"r":0,"t":0,"l":0,"b":0})
fig.show()

```

Para tratar de facilitar la representación y no tener que estar llamando a la anterior función de forma manual se añade un desplegable mediante el siguiente código, donde lo único que debe hacer el usuario sería cambiar el año a través de este y la representación se realizaría de forma automática. Se realiza de la siguiente manera:

```

anoInicio = min(data["año"].values.tolist())
anoFin = max(data["año"].values.tolist())
listaAnos = list(range(anoInicio, anoFin+1))

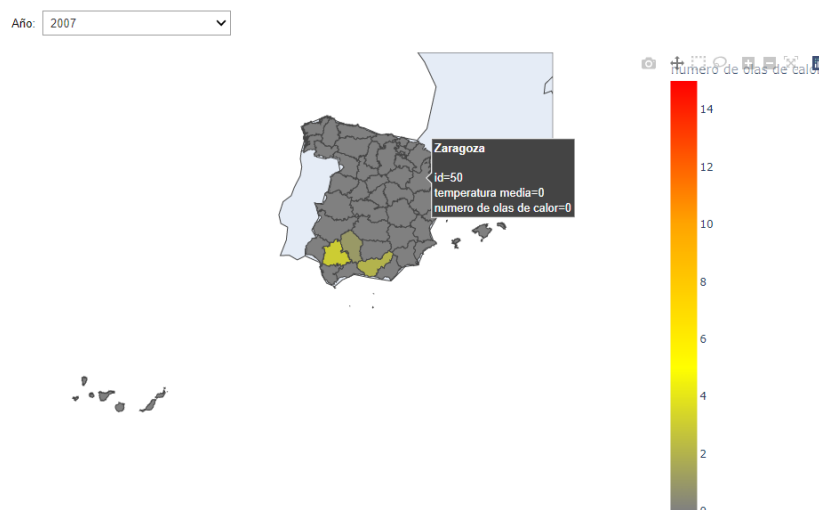
w = widgets.Dropdown(
    options = listaAnos,
    value = 2022,
    description="Año:"
)

widgets.interact(representarAño, ano = w)

```

Mediante la lista creada en la variable *listaAnos*, le indicamos la información a mostrar en el desplegable. Esta lista se creará con todos los valores entre el año tomado como inicio y el año indicado como final inclusive. Se realiza obteniendo todos los valores de la columna *años* mediante el método *values* y transformando estos a una lista mediante el método *tolist*. Una vez tenemos todos los valores en una lista, simplemente accederemos al valor menor y mayor mediante los métodos *min* y *max* respectivamente y los guardaremos en sus respectivas variables, *anoInicio* y *anoFin*. Para finalizar en la variable *listaAnos* generaremos la lista con todos los valores que se encuentren entre este rango, ambos incluidos, se realiza mediante el método *range*, que convertiremos a una lista mediante *list*. Gracias a la librería *ipywidgets* nos podremos crear un desplegable similar a los que podemos encontrar en HTML. Esto lo realizamos mediante la función *Dropdown* la cual nos creará un desplegable con las opciones que le indicamos en el atributo *options*, en nuestro caso los años con información disponible; por medio de *value* le indicamos el valor por defecto al iniciar el desplegable; y con *description* estableceremos un texto justo antes de este desplegable. Guardaremos este desplegable en la variable *w* que llamaremos posteriormente para hacer uso de él.

Gracias al método *interact* que nos proporciona esta librería, podemos indicarle el método al que deseamos llamar, y a continuación indicarle la manera a través le pasamos los distintos atributos, en nuestro caso aquí será donde le pasemos el desplegable anteriormente creado. Quedando todo esto de la siguiente manera:



Cuando vamos pasando el ratón por encima del mapa podremos obtener información adicional a la que se muestra, gracias a los atributos que le hemos establecido anteriormente.

3.4. Despliegue en AWS EMR

Para desplegar exitosamente una de nuestras consultas en un clúster, en este caso AWS Elastic MapReduce (EMR), es necesario seguir una serie de pasos específicos. Nosotros nos enfocaremos en el despliegue de la consulta de *olas de calor*.

1. Como primer paso deberemos de realizar la instalación de AWS CLI, la cual es una herramienta de línea de comandos que nos permitirá interactuar con los servicios de AWS a través de una terminal local en nuestro ordenador.
2. En segundo lugar, procederemos a desarrollar nuestra aplicación que contendrá la consulta que deseamos ejecutar en el clúster. Para llevar a cabo esta tarea, hemos utilizado *IntelliJ* como entorno de desarrollo donde hemos creado un nuevo proyecto Scala utilizando sbt. Aquí se nos solicitarán varios parámetros de configuración, como la versión de Scala que deseamos utilizar. En este caso, hemos elegido utilizar la versión 2.12.8.

Una vez que hayamos creado nuestro proyecto, crearemos un archivo llamado *Main.scala*, que será el lugar donde agregaremos el código específico para la consulta que deseamos ejecutar. Este archivo inicialmente se creará en forma de clase, por lo que debemos definirlo como un objeto y agregar la función principal de ejecución. Dentro de esta función, incluiremos el código necesario para llevar a cabo nuestra consulta. El código que se utilizará para realizar esta consulta es similar al que se describió [anteriormente](#), pero con algunos pequeños cambios. En primer lugar, al inicializar el programa Spark, se realizará una modificación a la hora de inicializar la sesión Spark, quedando de la siguiente manera, de esta manera conseguimos que haga uso del número máximo de ejecutores disponibles del clúster:

```
implicit val spark = SparkSession.builder().getOrCreate()
```

Además, se añadirán algunas líneas al final del código para que se pueda ver en la consola de salida del clúster si la consulta se ha realizado con éxito, y dónde se han guardado los resultados obtenidos. Esto nos facilitará asegurarnos de que la consulta se ha ejecutado correctamente y el lugar donde podemos encontrar los resultados para su uso posterior.

En nuestro caso, hemos implementado el uso de un archivo de configuración denominado *config.conf*, en el cual deberemos definir tres parámetros clave para el correcto funcionamiento del programa:

- *inputDataPath*: se utiliza para especificar la ruta donde se encuentran los datos de entrada necesarios para realizar la consulta deseada.
- *outputDataPath*: indica la ruta donde deseamos guardar los resultados correspondientes a la consulta realizada.
- *stationsData*: especifica la ubicación y nombre del archivo que contiene la información que relaciona el ID de la estación meteorológica con su provincia y ubicación geográfica.

De esta manera, evitamos que, si algún otro usuario desea modificar estos parámetros de entrada, deba de acceder al código pudiendo realizar modificaciones no deseadas y que podrían causar problemas en el funcionamiento del programa.

Finalmente, en cuanto al programa, es necesario realizar algunas modificaciones en el archivo *build.sbt* del proyecto. Este archivo se crea de manera automática al crear el proyecto, de primeras, únicamente nos indica la versión de nuestro proyecto y la versión de Scala que va a utilizar, pero deberemos indicar el resto de los ajustes para el programa que vamos a ejecutar. Por lo que deberemos de añadir las librerías que vamos a utilizar para el programa, incluyendo el uso de Spark y la librería *config*, la cual nos permitirá utilizar el archivo de configuración mencionado anteriormente. Además, deberemos añadir una estrategia de fusión para cuando utilicemos el comando *assembly* de *sbt*, el cual se utilizará para crear el archivo JAR, lo cual se explicará con más detalle más adelante.

Como resultado de todo esto tendríamos lo siguiente. El fichero *Main.scala* con el código correspondiente a la consulta quedando de la siguiente manera:

```

Main.scala
1 import org.apache.spark.sql.SparkSession
2 import org.apache.spark.sql.expressions.Window
3 import org.apache.spark.sql.functions => func, _}
4 import org.apache.log4j.{Level, Logger}
5
6 import com.typesafe.config.ConfigFactory
7
8 object Main {
9
10 def main(args: Array[String]): Unit = {
11
12     val config = ConfigFactory.load(resourceBaseline = "config.conf")
13
14     implicit val spark = SparkSession.builder().getOrCreate()
15     import spark.implicits._
16     Logger.getRootLogger.setLevel(Level.ERROR)
17
18     val data = spark.read.parquet(config.getString(path = "inputDataPath"))
19     val stations = spark.read.option("delimiter", ";").csv(config.getString(path = "stationsData")).toDF(colNames = "provi
20     val window = Window.partitionBy(cols = $"indicativo", $"año").orderBy(cols = $"fecha")
21
22     val results = data
23     .filter(!func.isNull($"tmax") && $"tmax" >= 40)
24     .withColumn(colName = "año", func.year($"fecha"))
25     .withColumn(colName = "n_fila", func.row_number().over(window))

```

El archivo *config.conf* que presentara un aspecto similar a este:

```

config.conf
1 inputDataPath = "s3://tfg-alvaro-sanchez/day/"
2 outputPath = "s3://tfg-alvaro-sanchez/resultsHeatWaves/"
3 stationsData = "s3://tfg-alvaro-sanchez/aemetID.csv"

```


Y, por último, el fichero de configuración sbt, *build.sbt*, que presentará un aspecto similar al siguiente:

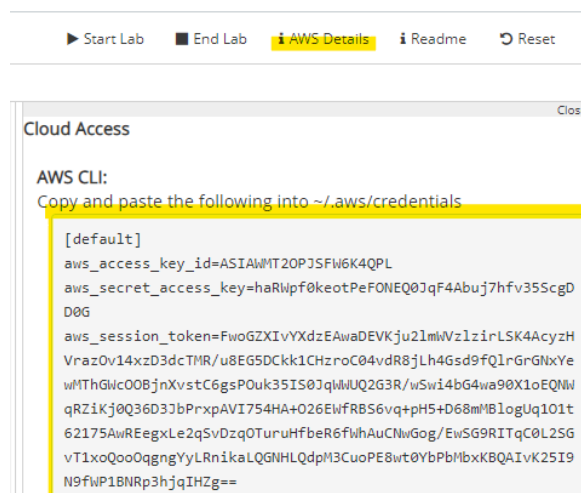
```

1  name := "awsHeatWaves"
2
3  version := "0.1.0-SNAPSHOT"
4
5  scalaVersion := "2.12.8"
6
7  val sparkVersion = "2.4.5"
8
9  libraryDependencies ++= Seq(
10     "org.apache.spark" %% "spark-sql" % sparkVersion,
11     "org.apache.spark" %% "spark-sql" % sparkVersion,
12     "com.typesafe" % "config" % "1.4.2"
13 )
14
15 assemblyMergeStrategy in assembly := {
16     case PathList("META-INF", xs @ _*) => MergeStrategy.discard
17     case x => MergeStrategy.first
18 }

```

Una vez que tenemos todo preparado, crearemos el archivo con extensión *.jar* que se ejecutará en el clúster. Este ejecutable se genera ejecutando el comando *sbt clean assembly*. Podremos encontrar el archivo de aplicación en la carpeta del proyecto *target/scala-<<versión>>*, donde *<<versión>>* es la versión de Scala utilizada.

- Una vez tenemos todos los recursos necesarios, necesitamos obtener las credenciales específicas de AWS. Estas credenciales nos permiten ejecutar comandos en la consola de AWS desde nuestro ordenador. A continuación, se describen los pasos detallados para realizarlo:
 - Inicializamos la consola AWS en página web de Amazon.
 - Una vez dentro, buscaremos la sección llamada *AWS Details*, donde obtenemos las credenciales para la sesión.



- Copiamos estas credenciales a nuestro fichero a *credentials*. Este se suele encontrar en Windows dentro de la carpeta `C:\Users\<<nombreUsuario>>\.aws` siendo el *nombreUsuario* el nombre del perfil que estemos utilizando.
- Una vez tenemos configuradas las credenciales, deberemos de crear un contenedor en AWS S3 en el cual almacenaremos los datos de entrada, este contenedor se tratará como una carpeta en la nube. Para su creación debemos ejecutar el comando `aws s3 mb s3://nombre`, donde *nombre* es el nombre que se desea darle al contenedor, en este caso se ha creado con el nombre *tfg-alvaro-sanchez*. Para comprobar, que el contenedor se ha creado correctamente, se puede ejecutar el comando `aws s3 ls` el cual nos mostrará una lista de los contenedores existentes en la cuenta AWS.
 - A continuación, subiremos los archivos a nuestro contenedor. En este caso, estamos subiendo la información meteorológica de entrada en formato Parquet haciendo uso del comando `aws s3 cp --recursive ./dayParquet s3://tfg-alvaro-sanchez/day/`. Este comando copia todos los archivos de la carpeta local *dayParquet* en el contenedor *tfg-alvaro-sanchez/day/*, lo que crea una nueva carpeta en el contenedor y agregará todos los archivos dentro de ella. También subiremos el archivo *aemetID.csv* utilizando el comando `aws s3 cp ./aemetID.csv s3://tfg-alvaro-sanchez/` y el archivo *.jar* generando: `aws s3 cp target\scala-2.12\awsHeatWaves-assembly-0.1.0-SNAPSHOT.jar s3://tfg-alvaro-sanchez/jars/`.
 - Seguidamente deberemos de inicializar un clúster de EMR. Deberemos seleccionar la opción de crear clúster, en cuanto a la configuración de software elegiremos Spark, y por último indicaremos el número de instancias que deseamos utilizar.
 - Para finalizar, incluiremos la ejecución de la consulta del archivo *.jar* como un paso adicional en el proceso del clúster. Para lograr esto, utilizaremos el siguiente script:

```

1  #!/bin/bash
2
3  CLUSTER_ID=$1
4  MAIN_JAR=s3://$2/jars/awsHeatWaves-assembly-0.1.0-SNAPSHOT.jar
5  PROFILE=default
6
7  aws emr add-steps \
8    --cluster-id $CLUSTER_ID \
9    --steps Type=Spark,Name="My program",ActionOnFailure=CONTINUE,Args=[--class,Main,$MAIN_JAR] \
10   --profile $PROFILE

```

En este script, será necesario modificar la línea 4, donde se especifica el nombre del archivo *.jar* que se desea ejecutar. Además, este script requiere dos parámetros de entrada. El primer parámetro es el ID del clúster donde deseamos realizar la ejecución y el segundo parámetro es el contenedor donde la aplicación debe buscar los datos necesarios para ejecutar la consulta. Para realizar la ejecución del script, se puede utilizar un comando similar a este `sh runpipeline.sh j-394197QJGELX4 tfg-alvaro-sanchez`.

4. Experimentos / validación

En este capítulo, profundizaremos en el análisis de las consultas realizadas. En el punto [consultas realizadas](#), el objetivo será obtener conclusiones precisas y valiosas a partir de los resultados de las distintas consultas. Seguidamente, en el [análisis de requisitos no funcionales](#), se describirá en detalle las distintas tareas ejecutadas para llevar a cabo la consulta, además de comparar los tiempos para entender por qué algunas operaciones son más rápidas en el clúster en comparación con su ejecución local, o viceversa.

4.1. Consultas realizadas

4.1.1. Año de la temperatura máxima promedio cada mes

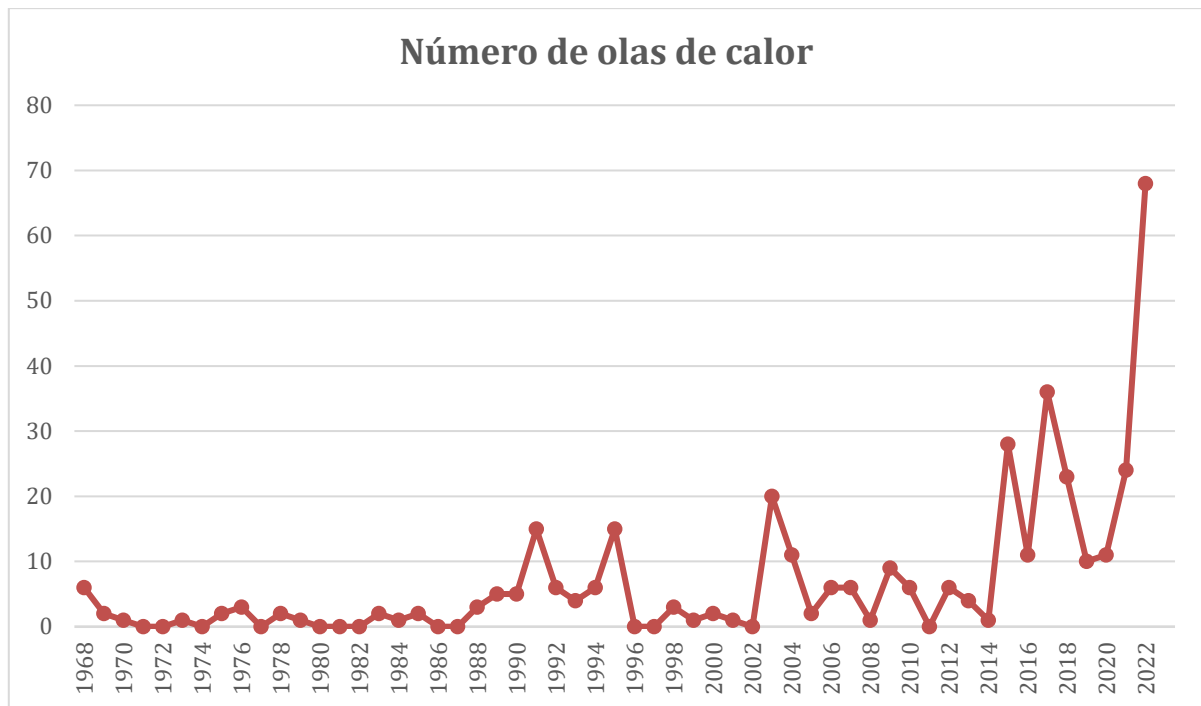
Los resultados obtenidos en nuestro análisis, acerca de la [temperatura máxima promedio en cada mes](#), desde el año 2010 al 2022 muestran una variedad de patrones. En primer lugar, es evidente que han existido años en los que se han registrado temperaturas medias máximas atípicamente altas durante meses poco comunes. Sin embargo, es importante observar y destacar que los últimos tres años, 2020-2022 han sido particularmente calurosos en meses de verano como julio y agosto, y en los meses invernales como enero, febrero y diciembre. Además, podemos observar que durante los años 2015 y 2017 se registraron asimismo una gran cantidad de meses, los cuales también obtuvieron temperaturas anormalmente altas.

Según los resultados obtenidos en este pequeño análisis referente a los últimos 12 años, nos muestra que en caso de realizar una media de todas estas temperaturas promedio máximas, obtendríamos un valor de 30.57 ° C, lo cual podría ser considerada una temperatura lo suficientemente alta. Sin embargo, es importante tener en cuenta que esta temperatura media anual no es un indicador preciso de una tendencia a largo plazo debido a que se basa únicamente en un periodo de 12 años, lo cual resulta ser demasiado corto. Por lo que deberíamos de llevar a cabo un análisis más exhaustivo y completo para obtener conclusiones precisas, sobre las tendencias de temperatura en España.

4.1.2. Olas de calor

En relación con esta consulta, podemos obtener unas conclusiones más amplias y precisas. Al analizar los resultados presentados en las diferentes alternativas de visualización, se puede observar que el número de olas de calor ha ido aumentando de manera significativa en los últimos años.

Para una mejor comprensión y visualización de estos datos, se ha creado una gráfica que representa el número de olas de calor en cada año. Esta gráfica permite una comprensión más clara y sencilla de los resultados obtenidos a través de las tablas de datos.

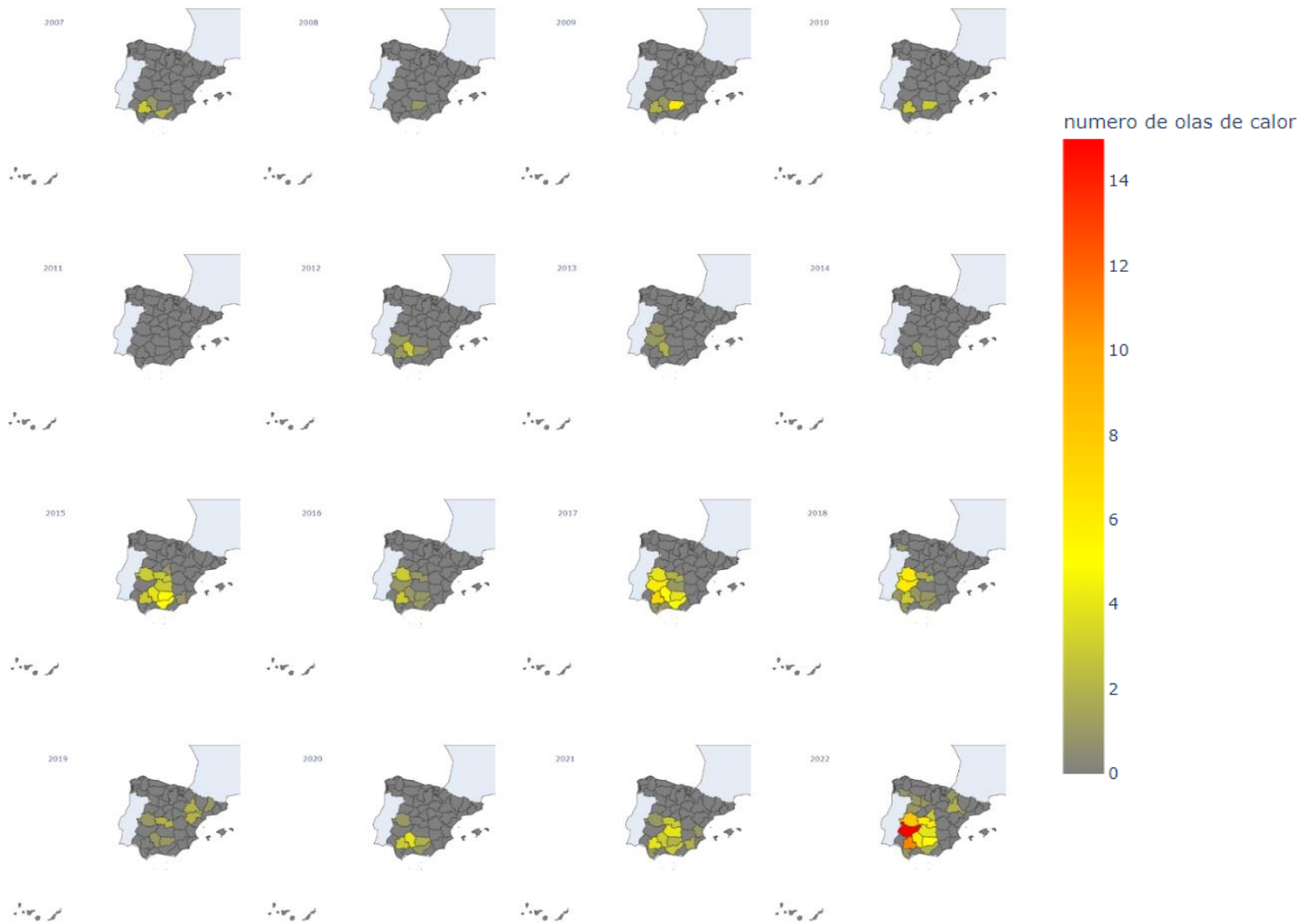


De acuerdo con la gráfica, correspondiente a los datos de las [anteriores tablas](#), se puede apreciar una tendencia creciente en el número de olas de calor, con un aumento acelerado en los últimos 7 años y con un gran pico en este último año 2022, el cual presenta un total de 68 olas de calor. Es importante destacar que en años anteriores, como del 1990 al 1995, también se han registrado tendencias de olas de calor, pero éstas han resultado ser de una menor duración y con un número de olas significativamente menor.

Cabe destacar acerca de estas, que únicamente lo que ha aumentado ha sido el número de olas de calor anuales que podemos encontrar, ya que la temperatura media que representan todas estas a lo largo de los años suele ser bastante similar acercándose a los 41.48 ° C de media.

Además, como se puede observar en la representación que se muestra en la [siguiente página](#), las provincias del sur y centro de la península han resultado ser las más afectadas por el calor con el paso de los años. Notándose este incremento de una manera más reducida en las provincias del norte peninsular.

Este aumento en la frecuencia e intensidad de las olas de calor sugiere una posible relación con el cambio climático, ya que éste puede contribuir a un aumento en la temperatura global y a una mayor frecuencia de eventos extremos como las olas de calor. Además, es importante mencionar que el aumento en el número de olas de calor puede conllevar consecuencias graves en términos de salud pública y del medio ambiente.



4.2. Análisis de requisitos no funcionales

En esta sección analizaremos el tiempo de ejecución y las diferentes tareas realizadas correspondientes a la consulta olas de calor tanto en el clúster como de manera local. Destacar que la creación del clúster se ha hecho gracias a una cuenta de AWS Academy, donde Amazon ofrece a los estudiantes un crédito gratuito de 100 dólares para iniciarse en la plataforma.

Podemos observar que en el clúster utilizado se ha hecho uso de un total de 28 Cores para la ejecución y de 4 Cores en local, además, al aumentar el número de ejecutores se producirá un aumento de memoria. Sin embargo, esto no debería suponer una gran diferencia ya que la consulta no requiere una gran cantidad de espacio. En consecuencia, debido al número de ejecutores, se espera que el tiempo de ejecución sea bastante más rápido en el clúster que en local.

A continuación, se detallan las características de los ejecutores en el clúster:

	RDD Blocks	Storage Memory	Disk Used	Cores	Active Tasks	Failed Tasks	Complete Tasks	Total Tasks	Task Time (GC Time)	Input	Shuffle Read	Shuffle Write	Blacklisted
Active(8)	0	0.0 B / 36.8 GB	0.0 B	28	0	0	547	547	7.4 min (25 s)	38.3 MB	252.4 KB	252.4 KB	0
Dead(0)	0	0.0 B / 0.0 B	0.0 B	0	0	0	0	0	0 ms (0 ms)	0.0 B	0.0 B	0.0 B	0
Total(8)	0	0.0 B / 36.8 GB	0.0 B	28	0	0	547	547	7.4 min (25 s)	38.3 MB	252.4 KB	252.4 KB	0

Y las características de los ejecutores locales:

	RDD Blocks	Storage Memory	Disk Used	Cores	Active Tasks	Failed Tasks	Complete Tasks	Total Tasks	Task Time (GC Time)	Input	Shuffle Read	Shuffle Write	Blacklisted
Total(1)	0	159 KB / 455.5 MB	0.0 B	4	0	0	615	615	5.4 min (5 s)	98.7 MB	242.4 KB	242.4 KB	0
Dead(0)	0	0.0 B / 0.0 B	0.0 B	0	0	0	0	0	0 ms (0 ms)	0.0 B	0.0 B	0.0 B	0
Active(1)	0	159 KB / 455.5 MB	0.0 B	4	0	0	615	615	5.4 min (5 s)	98.7 MB	242.4 KB	242.4 KB	0

Al evaluar el desempeño de la consulta en ambos entornos, se constata que el clúster proporciona mejores resultados. En particular, se observa una reducción significativa en el tiempo de ejecución, ya que en el clúster la consulta se completó en 15 segundos, mientras que en el entorno local tardó 53 segundos. Esto se debe a la capacidad del clúster en poder ejecutar un mayor número de tareas en paralelo al disponer de un mayor número de ejecutores.

Ejecución en el clúster

Details for Query 1

Submitted Time: 2023/01/20 11:19:38
Duration: 15 s
Succeeded Jobs: 3 4 5 6

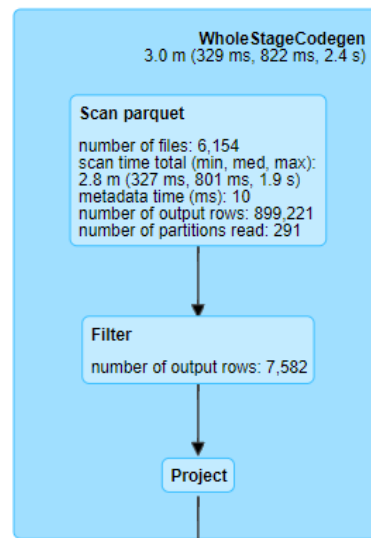
Ejecución en local

Details for Query 1

Submitted Time: 2023/02/09 16:37:50
Duration: 53 s
Succeeded Jobs: 3 4

Analizaremos a continuación, el proceso interno que sigue la ejecución de consulta explicando que acción realiza cada una de las tareas y que información ofrece.

1. La primera tarea que se lleva a cabo al ejecutar la consulta es la lectura de los archivos de entrada. Además de llevarse a cabo esta lectura, se realiza un filtrado de los datos, se muestra a continuación una comparación entre la ejecución en local y la ejecución en el clúster.

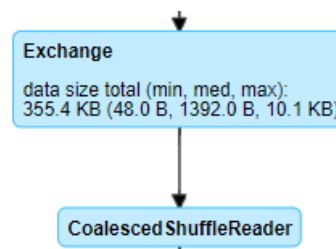


En esta primera etapa, podemos obtener información para el análisis del rendimiento de la consulta. Por ejemplo, los datos mostrados al inicio en la parte derecha nos proporcionan información sobre el tiempo total de ejecución de todas las tareas de la etapa, entre paréntesis se incluye el tiempo mínimo, medio y máximo de estas ejecuciones respectivamente. Estos tiempos pueden ayudarnos a identificar cuellos de botella en el rendimiento de la consulta. Además, como se mencionó anteriormente, en esta etapa encontramos varias tareas diferentes: la lectura de los archivos y el filtrado de estos. En el trabajo denominado *Scan Parquet*, se pueden encontrar datos relevantes como:

- *Number of files*: siendo el número de archivos leídos.
- *Scan time total*: nos indica el tiempo total que se ha tardado en leer los archivos, de la misma manera que anteriormente, primero nos muestra el tiempo total de las tareas y a continuación el tiempo de lectura mínimo, el tiempo medio, y el tiempo máximo de lectura de las distintas particiones.
- *Metadata time*: se refiere al tiempo empleado en leer los metadatos de los archivos Parquet.
- *Number of output rows*: número de filas que tenemos una vez leídos todos los archivos.
- *Number of partitions read*: El número de particiones leídas durante la lectura.

Se puede observar además que, una vez realizado el filtro en los datos, el número de filas disminuye considerablemente, por lo que resultará mucho más sencillo y eficiente su tratamiento. Asimismo, mediante *Project* realizará una selección de las columnas deseadas.

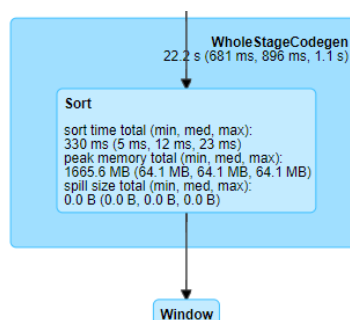
2. Una vez que se ha completado la lectura y filtrado de los datos, la siguiente tarea que se ejecuta en ambos entornos (clúster y local) es *Exchange*. Este trabajo es responsable de distribuir los datos entre los nodos ejecutores y organizarlos de manera que cada nodo disponga de los datos necesarios para cada tarea.



Los números presentados junto al *data size total* son medidas del tamaño de los datos intercambiados. Primero se presenta la cantidad total de datos intercambiados por todas las tareas, y a continuación, el tamaño mínimo de los datos intercambiados en una partición, el tamaño medio, y el tamaño máximo respectivamente. Estos valores nos permiten entender el volumen de datos que se están moviendo y evaluar el rendimiento de la operación de intercambio de datos.

En el caso del clúster, además podemos observar la implementación de una optimización llamada *CoalescedShuffleReader*. Esta optimización se utiliza para mejorar el rendimiento de la operación de intercambio de datos. Agrupa bloques de datos en conjuntos más grandes antes de transferirlos entre los distintos nodos ejecutores, consiguiendo reducir el tráfico en la red entre los distintos nodos y mejorar el rendimiento de la consulta.

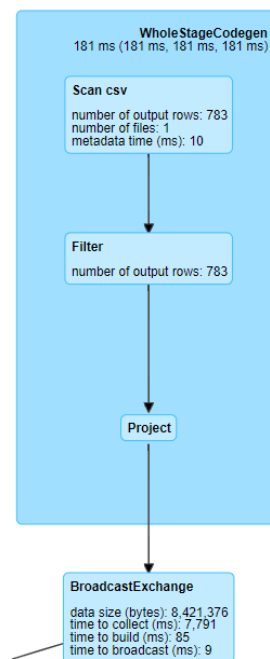
3. Spark llevará a cabo un trabajo de ordenamiento, el cual es necesario para poder utilizar la función [*row_number\(\)*](#), correspondiente al siguiente paso, ya que esta función asignará un número a cada fila, sobre los resultados ordenados por la función ventana especificada.



En la ejecución de este trabajo podemos encontrar la siguiente información:

- *Sort sort time total*: el cual nos proporciona información sobre el tiempo total, mínimo, medio y máximo que ha tardado cada partición en realizar la ordenación.
 - *Peak memory total*: nos indica el uso de memoria máximo que se ha producido durante la ejecución de la tarea de ordenación, además nos proporciona información sobre el uso total, mínimo, medio y máximo de memoria en cada partición.
 - *spill size total*: nos indica el tamaño total de los datos que se escriben en disco temporalmente debido a que no caben en memoria. También, al igual que el resto nos proporciona información sobre el tamaño total, mínimo, medio y máximo de los datos escritos en memoria en cada partición.
4. Seguidamente, se ejecutarán en paralelo varias operaciones. Una de ellas será la lectura del fichero, a través del cual obtendremos la relación entre las estaciones y su ubicación geográfica. Por otro lado, se continuará con la ejecución correspondiente a la consulta realizada.

Comenzaremos comentando la parte correspondiente a la lectura del fichero.



En esta se realiza un trabajo denominado *Scan csv* el cual nos proporciona información como:

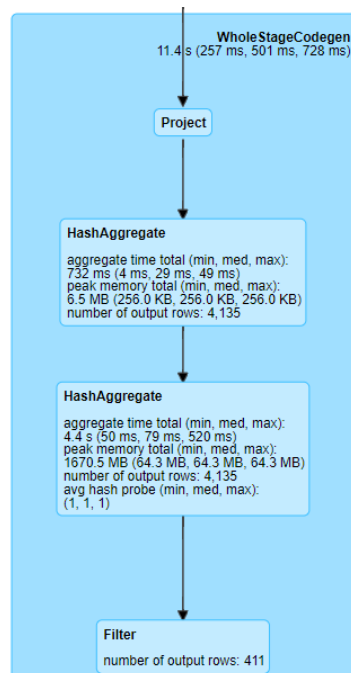
- *number of output rows*: El número de filas de salida una vez leída la información.
- *number of files*: Número de ficheros leídos.
- *metadata time*: El tiempo necesitado para obtener los metadatos.

Una vez obtenida la información, se procede a realizar una operación de filtrado sobre los datos. Sin embargo, en este caso, como no se especificó ningún tipo de filtrado, se mantiene el número de filas originales.

Por último, se realiza una operación denominada *BroadcastExchange*. Esta es un mecanismo utilizado para mejorar el rendimiento de las consultas al reducir el tráfico en la red. En lugar de enviar los datos a través de la red para cada tarea, los datos se envían solo una sola vez almacenándose en la memoria de cada nodo. Proporciona información como:

- *data size*: Indicándonos el tamaño de los datos que se están transfiriendo.
- *time to collect*: El tiempo necesario para recolectar todos los datos.
- *time to build*: Tiempo en construir la transmisión.
- *time to broadcast*: Tiempo necesario para realizar la transmisión de los datos.

Mientras se lleva a cabo la lectura del fichero, la consulta continúa con una etapa que resulta ser bastante extensa.



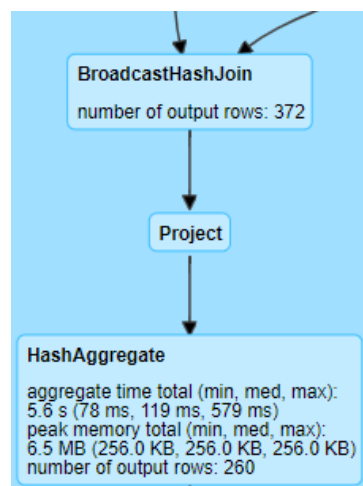
Los primeros pasos de la etapa se corresponden con una selección de columnas mediante *Project* y de dos tareas *HashAggregate*, las cuales son responsables de llevar a cabo las funciones de agrupación y agregación de los datos en la consulta. En la primera de ellas se realizará de manera parcial y en la segunda completa consiguiendo así una mejora del rendimiento del sistema. Estas etapas muestran la siguiente información:

- *Aggregate time total*: Corresponde con el tiempo total que tardó la tarea en completarse, el tiempo mínimo, medio y máximo que tardó cada una de las particiones de datos.

- *Peak memory total*: La cantidad de memoria utilizada por la tarea, mostrando asimismo, el uso mínimo, medio y máximo de memoria de cada una de las particiones.
- *Number of output rows*: El número de filas en el DataFrame resultante después de la agrupación o agregación.
- *Avg hash probe*: Indica el promedio de veces que se tuvo que buscar un valor específico en una tabla hash.

Por último, se realiza el filtro correspondiente con el [número de días de la ola de calor debe ser mayor a 3](#), quedándonos únicamente con 411 filas.

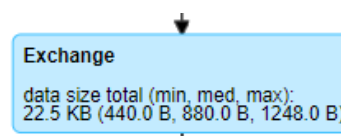
A continuación, se realiza la unión de los datos correspondientes a la consulta con los del fichero CSV que habíamos leído a la par.



La primera de las tareas a ejecutar en esta sección es un *BroadcastHashJoin*, el cual se utiliza para unir dos conjuntos de datos en Spark. Además, nos muestra información como el número de filas resultantes una vez realizada la unión. Se realiza también una tarea *Project* que realizara una selección de las columnas deseadas.

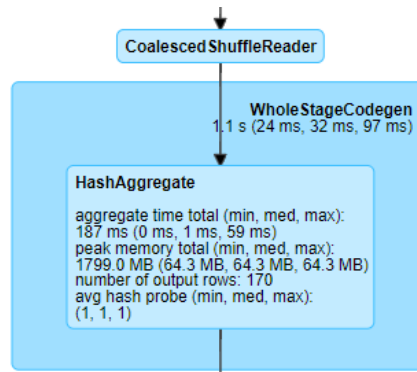
La última tarea por ejecutar en esta etapa es *HashAggregate*, la cual realiza la última agrupación parcial de los datos de la consulta antes de guardarlos.

5. A continuación, se produce una tarea *Exchange* la cual mide el tamaño total de los datos intercambiados entre los diferentes nodos del clúster.



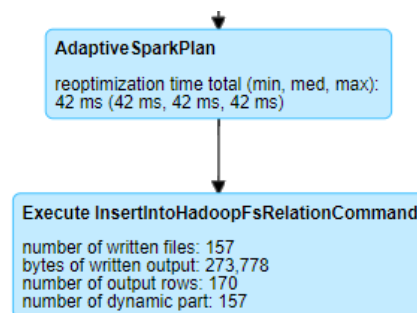
Se nos proporciona información valiosa acerca del intercambio de datos realizado durante el proceso. En particular, se nos informa acerca del tamaño total de los datos intercambiados y acerca del tamaño mínimo, medio y máximo de los paquetes de datos intercambiados.

- Para finalizar, se realiza otra tarea de *HashAggregate*, la cual realiza la agrupación total de los datos de la consulta antes de guardarlos.



En el clúster, se realizará una tarea adicional denominada *CoalescedShuffleReader* antes de realizar la otra tarea. Esta se encargará de optimizar el proceso de intercambio de datos entre los nodos del clúster. En particular, se agrupan los datos que se van a enviar, con el objetivo de reducir el número de conexiones y la cantidad de datos transmitidos.

- Para finalizar, se realiza una tarea de escritura de los resultados.

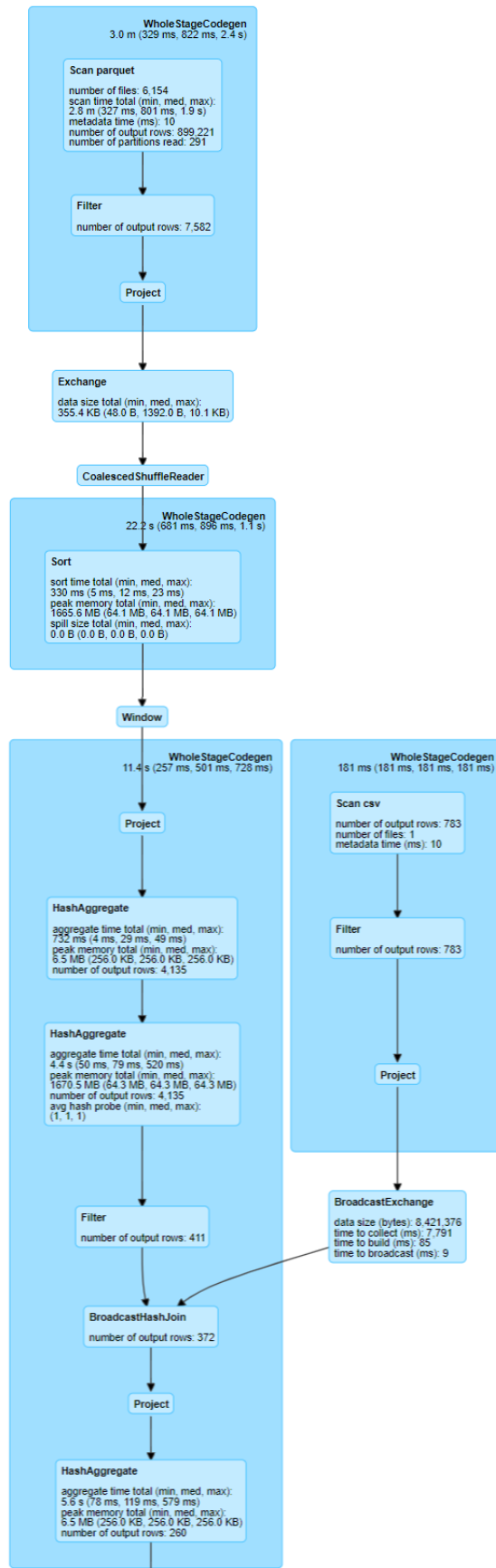


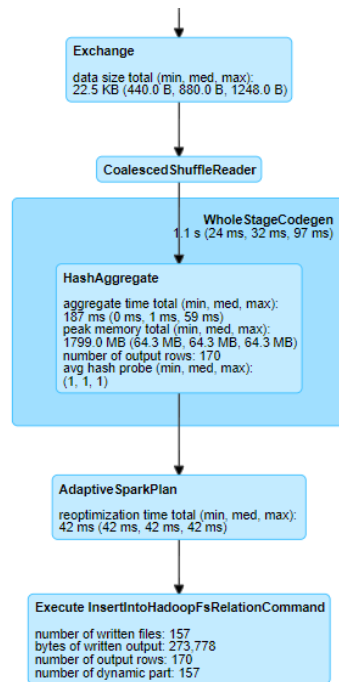
La tarea *Execute InsertIntoHadoopFsRelationCommand* se utiliza para insertar datos en una tabla en un sistema de archivos Hadoop. Muestra información como:

- Number of written files*: El número de archivos escritos.
- Bytes of written output*: Tamaño total de bytes de salida.
- Number of output rows*: Número de filas escritas.
- Number of dinamic part*: El número de particiones generadas al guardar los datos.

Además, en el clúster se ejecuta la tarea *AdaptiveSparkPlan*, la cual se refiere a la optimización de un plan de ejecución de Spark de manera dinámica. Esta tarea se ejecuta al final de la consulta para poder utilizar los datos y resultados de la ejecución para optimizar el plan de ejecución de la siguiente consulta en caso de que esta existiera, lo que mejoraría el rendimiento y la eficiencia de la aplicación.

A continuación, se muestra el plan de consulta de manera completa:





Para determinar dónde ocurre la reducción de tiempo de ejecución en el clúster, debemos acceder a un trabajo específico de la consulta. Donde podremos obtener información más detallada sobre este y compararlo con su ejecución correspondiente en local. Dentro de este al acceder a la sección de *DAG Visualization*, podremos ver las diferentes etapas que se requirieron para su ejecución. Al seleccionar una de estas etapas, podemos obtener información detallada sobre ella.

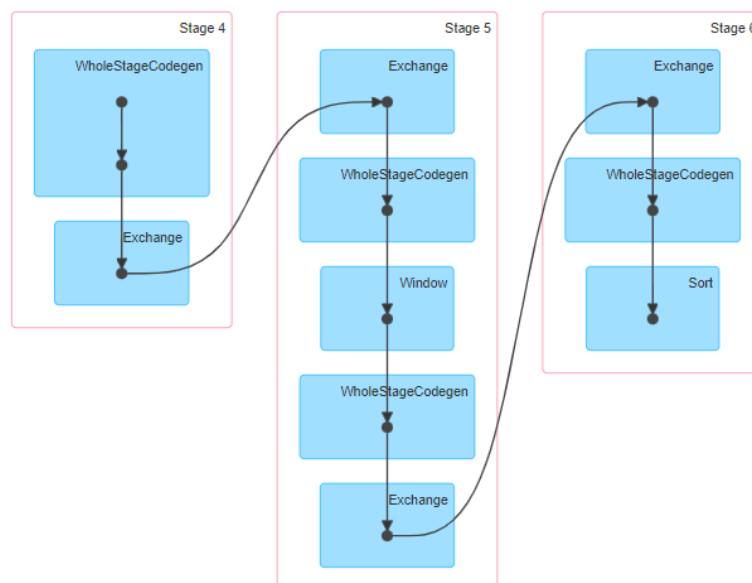
Details for Job 4

Status: SUCCEEDED

Completed Stages: 3

▶ Event Timeline

▼ DAG Visualization



▼ Completed Stages (3)

Analizando con detenimiento los detalles de cada etapa, hemos descubierto que el mayor aumento de rendimiento en la ejecución del clúster en comparación con la ejecución local se produce durante la lectura de los archivos. Se muestra a continuación la gran diferencia de tiempo que existe entre ambas ejecuciones.

Summary Metrics for 199 Completed Tasks

Metric	Min	25th percentile	Median	75th percentile	Max
Duration	0.3 s	0.8 s	0.8 s	1.0 s	3 s
GC Time	0 ms	0 ms	0 ms	31 ms	0.5 s
Input Size / Records	45.3 KB / 0	146.3 KB / 1633	174.1 KB / 2451	213.6 KB / 3952	653.6 KB / 70466
Shuffle Write Size / Records	0.0 B / 0	622.0 B / 16	930.0 B / 28	1337.0 B / 49	5.3 KB / 215

Como se puede ver en la anterior imagen, en el clúster se han ejecutado 199 tareas, pero debemos tener en cuenta que estas se ejecutarán entre los 28 núcleos disponibles, lo que conlleva a una gran repartición de las tareas.

Teniendo en cuenta los anteriores datos, podemos sacar el tiempo de ejecución en esta etapa:

$$\frac{199 \text{ Tareas}}{28 \text{ Cores}} \approx 7.107 \text{ Tareas/Core}$$

Como cada tarea tarda de media 0.8 s:

$$7.107 \frac{\text{Tareas}}{\text{Core}} * 0.8 \text{ segundos} \approx 5.686 \text{ segundos} \frac{\text{Tareas}}{\text{Core}}$$

Por lo tanto, la lectura de los datos tardará un tiempo aproximado de 5.686 segundos en el clúster. Sin embargo, si realizamos los mismos cálculos para la ejecución local, podremos ver que este tiempo aumenta significativamente.

Summary Metrics for 193 Completed Tasks

Metric	Min	25th percentile	Median	75th percentile	Max
Duration	0,2 s	0,8 s	0,8 s	0,9 s	2 s
GC Time	2 ms	12 ms	17 ms	19 ms	37 ms
Input Size / Records	69.1 KB / 0	367.2 KB / 1691	437.3 KB / 2502	535.3 KB / 4237	2.3 MB / 78505
Shuffle Write Size / Records	0.0 B / 0	639.0 B / 19	921.0 B / 29	1291.0 B / 48	6.1 KB / 268

Teniendo en cuenta los datos que se nos muestran:

$$\frac{193 \text{ Tareas}}{4 \text{ Cores}} = 48.25 \text{ Tareas/Core}$$

Como cada tarea tarda de media 0.8 s:

$$48.25 \frac{\text{Tareas}}{\text{Core}} * 0.8 \text{ segundos} = 38.6 \text{ segundos} \frac{\text{Tareas}}{\text{Core}}$$

Como podemos observar, existe un aumento en el tiempo de aproximadamente 30 segundos al ejecutar la consulta en el clúster. Esto afecta significativamente el tiempo total de la consulta,

ya que, para el resto de las etapas, tardaríamos solo 14.4 segundos en local y 10 segundos en el clúster, lo que equivale a una diferencia de menos de 5 segundos. Esta diferencia no resulta ser muy significativa, puesto que puede variar dependiendo de la saturación que presente la CPU por otros procesos que se encuentren en ejecución.

Podemos observar que la variación en el tiempo de ejecución del resto de tareas es mínima y por lo tanto no es de gran importancia la ejecución en un entorno u otro. Por ejemplo, podemos analizar la siguiente tarea interna de la consulta para ilustrar esto.

Para el clúster tenemos los siguientes datos:

Summary Metrics for 26 Completed Tasks

Metric	Min	25th percentile	Median	75th percentile	Max
Duration	0.8 s	0.9 s	1 s	1 s	1 s
GC Time	13 ms	25 ms	0.2 s	0.3 s	0.4 s
Shuffle Read Size / Records	6.7 KB / 242	8.1 KB / 290	8.4 KB / 297	9.1 KB / 301	9.8 KB / 303
Shuffle Write Size / Records	538.0 B / 5	973.0 B / 9	1081.0 B / 10	1190.0 B / 11	1523.0 B / 14

$$\frac{26 \text{ Tareas}}{28 \text{ Cores}} \approx 0.929 \text{ Tareas/Core}$$

Como cada tarea tarda de media 1 s:

$$0.929 \frac{\text{Tareas}}{\text{Core}} * 1 \text{ segundo} \approx 0.929 \text{ segundos} \frac{\text{Tareas}}{\text{Core}}$$

En la ejecución local encontramos lo siguiente:

Summary Metrics for 64 Completed Tasks

Metric	Min	25th percentile	Median	75th percentile	Max
Duration	93 ms	0,1 s	0,1 s	0,2 s	2 s
GC Time	0 ms	0 ms	5 ms	8 ms	30 ms
Shuffle Read Size / Records	2.0 KB / 57	2.9 KB / 98	3.2 KB / 118	3.7 KB / 138	4.9 KB / 204
Shuffle Write Size / Records	106.0 B / 1	321.0 B / 3	433.0 B / 4	552.0 B / 5	792.0 B / 8

$$\frac{64 \text{ Tareas}}{4 \text{ Cores}} = 16 \text{ Tareas/Core}$$

Como cada tarea tarda de media 0.1 s:

$$16 \frac{\text{Tareas}}{\text{Core}} * 0.1 \text{ segundo} = 1.6 \text{ segundos} \frac{\text{Tareas}}{\text{Core}}$$

Como se puede apreciar, la diferencia en tiempos es prácticamente insignificante, ya que se trata únicamente de una diferencia aproximada de 0.6 segundos. Aunque son pequeños

segundos de diferencia, al final contribuyen a la diferencia de 5 segundos que existe entre ambos entornos de ejecución, excluyendo la etapa de lectura. También, es importante destacar, que es imposible que un núcleo ejecute un número decimal de tareas, sin embargo, esto se hace solo para una evaluación aproximada del rendimiento en las diferentes etapas.

En conclusión, hacer uso de un clúster en nuestra consulta nos va a proporcionar una mayor rapidez en la lectura de datos, la cual nos permite reducir el tiempo de ejecución por más de la mitad. Sin embargo, puede haber consultas más complejas en cuanto a términos de computación, que requieran hacer un uso más intensivo de los recursos y donde podamos ver diferencias mucho más significativas en el tiempo de ejecución.

5. Conclusiones

Una vez finalizado el proyecto, podemos destacar varias conclusiones importantes acerca de este. En primer lugar, destacamos el aprendizaje adquirido en el manejo de la ingeniería de datos con Spark, que presenta una sintaxis diferente a otros lenguajes de programación y cuenta con una amplia gama de funciones que nos facilitan el procesamiento de datos. Es posible que al inicio sea necesario recurrir a la documentación en varios momentos, pero se ha podido comprobar la gran eficiencia y la facilidad de escalabilidad que nos ofrece.

En la obtención de datos, nos encontramos con diferentes opciones posibles para realizar la descarga de estos, cada una con una metodología diferente. Para este proyecto se utilizó un sistema de simulación que descargaba la información en un formato específico, ya que la página oficial de la AEMET ofrece otras muchas alternativas. A la hora de programar el código que realiza la descarga, nos encontramos con algunos obstáculos, como la existencia de campos bloqueados que solo podían accederse a través de un calendario o desplegables. Se consideraron diferentes soluciones, pero finalmente se optó por realizar un desbloqueo mediante código en JavaScript. Gracias a la obtención de los datos se ha podido aprender a acceder a servidores propios de otra organización, los cuales nos ofrecen una API que nos abstrae de cómo se obtienen estos de manera interna entre sus servidores

Tras obtener los datos, descubrimos que contenían campos irrelevantes para nuestro estudio. Por lo que, para mejorar el rendimiento, eliminamos estas columnas y transformamos los datos a formato Parquet, que permite un acceso más rápido gracias a su estructura por columnas y a que incluye la información del esquema. Sin embargo, la transformación con Spark se hacía bastante lenta debido a la dificultad de leer miles de archivos JSON con varias líneas. Por lo tanto, fue necesario realizar una optimización previa uniendo la información que contenía cada fichero en varias líneas en una sola línea.

A partir de estos datos en formato Parquet, se realizaron varias consultas para aprender a manejarnos con Spark. Se comenzó con una consulta bastante simple, en la cual íbamos observando los resultados obtenidos en cada momento, lo que facilitaba el aprendizaje y permitía una visualización de las acciones realizadas. Y una vez que se adquirió un manejo adecuado, se procedió a realizar una consulta más compleja, que respondiera nuestra pregunta sobre las olas de calor. Se evaluaron diferentes alternativas para poder encontrar la solución más óptima y visual para los usuarios. Finalmente, optamos por una consulta dividida en dos partes, y una representación gráfica de los resultados a través de gráficos y mapas.

Debemos resaltar que, se utilizaron aproximadamente 2 gigabytes de datos proporcionados por parte de la AEMET para analizar las distintas olas de calor. Aunque podríamos haber ampliado el estudio a años previos, esto habría presentado ciertos desafíos, en cuanto a rendimiento y exactitud. Debido a la gran cantidad de memoria y potencia de procesamiento requeridos para procesar una mayor cantidad de datos en el dispositivo local. Además, al buscar datos de años previos, nos encontramos con otro inconveniente, ya que existe una reducción en el número de estaciones meteorológicas y existen otras que poseen falta de información en ciertos campos. Esta situación era decisiva ya que afectaba a la exactitud de los datos y debe ser considerada al momento de ampliar el estudio.

Relacionado con nuestros resultados obtenidos, existen otros diversos estudios en internet que registran y analizan las olas de calor previas en la península ibérica. En la mayoría destacan las olas de 2003 y 2015, resultaron ser bastante significativas en su momento. En nuestro trabajo, pudimos verificar estos datos y constatamos un fuerte aumento en las temperaturas en estos años, como se puede ver en la representación visual a través del mapa y la [gráfica](#) previa. Sin embargo, la mayoría de los estudios son anteriores a 2016 y no incluyen las olas de calor desde entonces. Desde 2016, hemos experimentado otras 4 olas de calor similares a la de 2015, con la última en 2022 siendo la más intensa que se ha registrado hasta el momento. Debemos de tener en cuenta que existe un aumento en el número de olas de calor en los últimos 7 años y los expertos muestran su preocupación debido a que esperan que continúe con la misma tendencia a no ser que se tomen medidas. Resaltar que, las olas de calor tienen un impacto significativo en el medio ambiente y la salud humana, incluyendo enfermedades respiratorias y cardiovasculares, aumento en la mortalidad, impacto negativo en la producción agrícola y aumento en la demanda de energía. Por lo tanto, es necesario tomar medidas cuanto antes, para prevenir y mitigar los efectos negativos de las olas de calor en el futuro.

A su vez, se optó por aprender a implementar despliegues en la nube, y para ello se solicitó una cuenta académica de aprendizaje. Se utilizó Amazon Web Services, actualmente el líder en servicios cloud, aunque existen otras grandes alternativas como Microsoft Azure o Google Cloud. Dentro de este se creó un clúster en AWS y se realizaron 10 consultas similares, con un costo total de alrededor de 14 dólares, lo que equivale a unos 12.8 euros. Este gasto justifica la consideración de usar entornos cloud para empresas que necesiten servicios sin tener que preocuparse por la compra, actualización y mantenimiento de sus propios ordenadores. Además, el cloud permite aumentar la capacidad de cómputo fácilmente y contribuye a un uso más eficiente de la energía, ya que requiere menos servidores inactivos.

Asimismo, mientras se avanzaba en el proyecto, se pudieron identificar posibles mejoras y futuros proyectos que podrían aumentar la facilidad de manejo y representación de los datos. Entre ellos podríamos destacar los datos ofrecidos por parte de la AEMET proporcionando los archivos JSON con la toda su información en una única línea, ya que la mayoría de los usuarios que acceden a este tipo de datos suelen ser programadores que los manipularan para trabajar con formatos más óptimos. Otro posible proyecto de mejora sería aumentar la capacidad de representación en Scala, permitiendo escenas complejas como mapas. Python por su parte cuenta con diversas librerías para realizar representaciones de mapas, sin embargo, existen ciertas dificultades para su uso en ciertas situaciones. Por ejemplo, en países como Estados Unidos, estas librerías permiten crear representaciones detalladas a nivel estatal, pero en otros lugares como España, solo se puede realizar a nivel nacional. Esto es un obstáculo cuando se desea realizar una representación más detallada ya sea por comunidades o ciudades. Para solucionar este tipo de problemas, se deberán de seguir los pasos indicados en el proyecto, donde los usuarios deberán crear su propio GeoJSON o buscar uno en internet que se adapte a sus necesidades, y aprender a implementarlo con los datos y la librería que se esté utilizando. Todo esto requiere un tiempo significativo de aprendizaje que muchas empresas no se pueden permitir debido a plazos de entrega o presupuesto, por todo lo expuesto, un posible proyecto futuro sería desarrollar una librería que facilite este tipo de representaciones.

En resumen, parece evidente que el volumen de datos continuará creciendo y es crucial que sepamos aprovecharlos al máximo para lograr una mejor comprensión de los mismos y obtener mejores resultados, ya sea para mejorar un negocio, verificar tendencias o predecir resultados futuros. Han surgido herramientas que nos ayudan en estas tareas de procesamiento de datos como podría ser Spark, el cual es comúnmente utilizado en entornos laborales junto con

lenguajes como Scala y Python, que cuentan con una amplia gama de funciones para el análisis posterior de datos. Este trabajo se enfocó en explorar la utilización de estas tecnologías siguiendo todo el ciclo de procesamiento de datos, haciendo uso de datos meteorológicos y centrando la atención en el aumento de las temperaturas. El cual se ha podido demostrar como un problema importante, que afecta la salud pública a nivel mundial, que requiere una acción coordinada de todos los países para mitigar su impacto en el futuro.

6. Bibliografía

Chambers, B., & Zaharia, M. (2018). Spark, the definitive guide : Big data processing made simple / Bill Chambers and Matei Zaharia. (First ed.).

<https://github.com/jserranohidalgo/spark-intro>

<https://spark.apache.org/docs/latest/api/scala/index.html>

<https://opendata.aemet.es/centrodedescargas/inicio>

<https://stackoverflow.com/questions/45456414/convert-json-lines-to-json-array-using-jq>

<https://sparkbyexamples.com/spark/spark-sql-window-functions/>

<https://github.com/almond-sh/almond>

<https://plotly.com/python/v3/ipython-notebooks/basemap-maps/>

<https://ipywidgets.readthedocs.io/en/stable/>

<https://github.com/jserranohidalgo/spark-intro/tree/master/workflow-example>

<https://stackoverflow.com/questions/10067848/remove-folder-and-its-contents-from-git-githubs-history/61544937#61544937>

7. Apéndice