UNIVERSIDAD EAFIT ST1800/ST1801 ALMACENAMIENTO Y RECUPERACIÓN DE INFORMACIÓN TRABAJO #1

2023-2

Nombre: Pablo Simón Arias Zuluaga - email: psariasz@eafit.edu.co

Nombre: Sebastián Giraldo Gómez - email: sgiraldog7@eafit.edu.co

https://github.com/psariasz/Trabajo1_almacenamiento

Para el presente trabajo se creará el concepto de DataLake en AWS. Donde almacenaremos los <u>datos</u> <u>hidrometeorológicos crudos – Red de Estaciones IDEAM: Temperatura</u>.

El proceso que vamos a llevar a cabo con estos datos, es un proceso en batch donde se extraen los datos directamente desde su fuente en este caso la pagina de datos abiertos y serán almacenados en un datalake, de donde es posible consumir esta información luego por medio de motores de consulta, tendríamos un esquema de este tipo:



Dentro de S3 vamos a crear tres zonas principales:

- Zona raw: Donde llevaremos los datos crudos desde su fuente
- Zona Trusted: Donde se encontrarán datos de calidad y validación
- **Zona refined:** Se encontrarán los datos que contienen un resultado final que pueden ser utilizado para informes o visualizaciones.

Name	▼ Type	▼ Last modified
trusted/	Folder	-
refined/	Folder	-
raw/	Folder	-

Ingesta de los datos:

Al revisar la fuente original de los datos, podemos observar que estos pueden ser consumidos mediante una API, por lo que contamos con varias opciones para subir la información a S3

1- Configurar en el AWS CLI de nuestra maquina las llaves y mediante un script y Boto3 ingestar la data directamente a nuestro bucket destino en S3 [código]

```
def upload_to_s3(local_file, bucket, s3_key):
    # Creamos el cliente a S3
    s3 = boto3.client('s3')

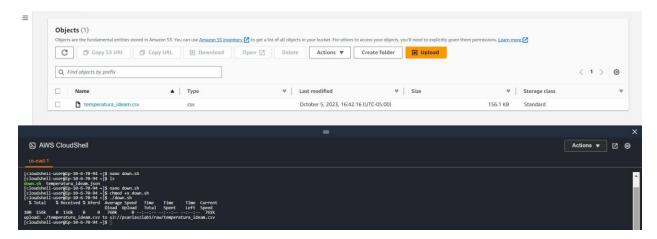
try:
    #UPLOAD del archivo a S3
    s3.upload_file(local_file, bucket, s3_key)
    print(f'Successfully uploaded {local_file} to {bucket}/{s3_key}')
    except FileNotFoundError:
    print(f'The file {local_file} was not found')
    except NoCredentialsError:
    print('Credentials not available')

local_file_path = '/temperatura_ideam.json'
    s3_bucket_name = 'psariaszlab1'
    s3_key = 'raw/temperatura_ideam.json'
    upload_to_s3(local_file_path, s3_bucket_name, s3_key)
```

2- Llevar a un script en bash que permita ingestar los datos directamente desde la fuente a un bucket en la Zona raw en S3. [código]

```
$ down.sh
1  # Comando para descargar el archivo
2  curl -o temperatura_ideam.csv https://www.datos.gov.co/resource/sbwg-7ju4.csv
3
4  # Comando para cargar el archivo en S3
5  aws s3 cp temperatura_ideam.csv "s3://psariaszlab1/raw/"
```

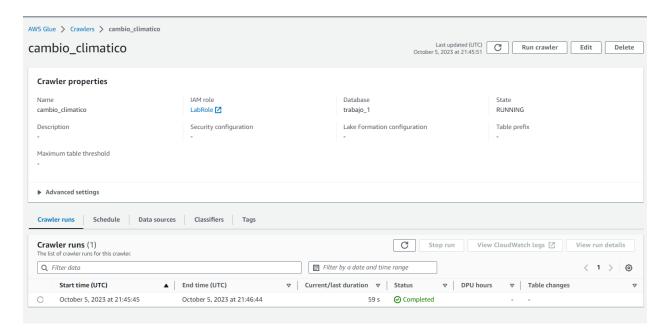
Posteriormente como estamos trabajando en una cuenta de AWS Academy y no contamos con los datos suficientes para configurar el AWS CLI desde nuestra maquina en local, se decide utilizar el cloud Shell que se tiene acceso dentro de AWS para ejecutar el archivo bash. Como se puede ver a continuación:



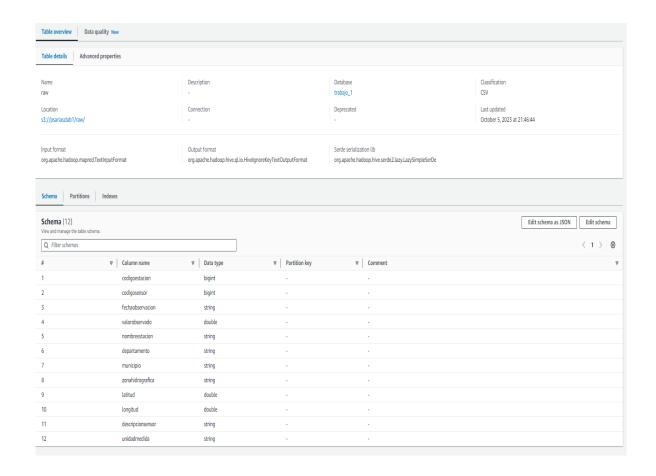
Dado el caso que haya alguna actualización de los datos desde la fuente solamente sería ejecturar este script desde la terminal y allí queda almacenado:

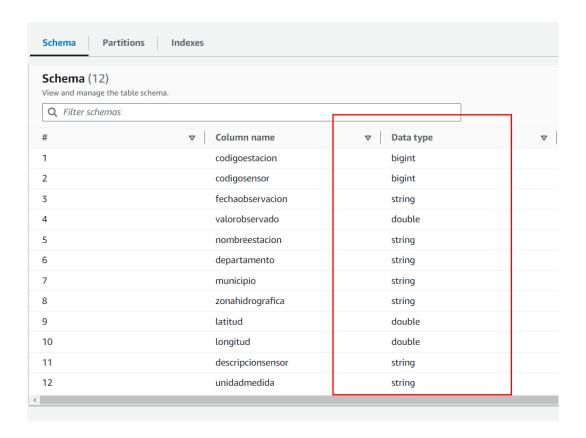
Catalogación

Con ayuda de Glue creamos un crawler que tome desde la zona raw en el S3 los datos allí ingestados y le realizamos una catalogación:

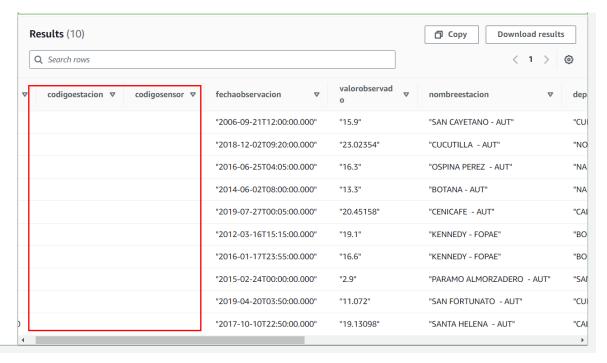


Podemos observar que nos creó la siguiente tabla, con el siguiente schema:

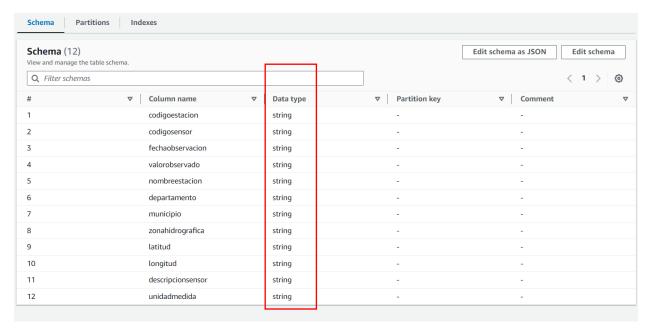




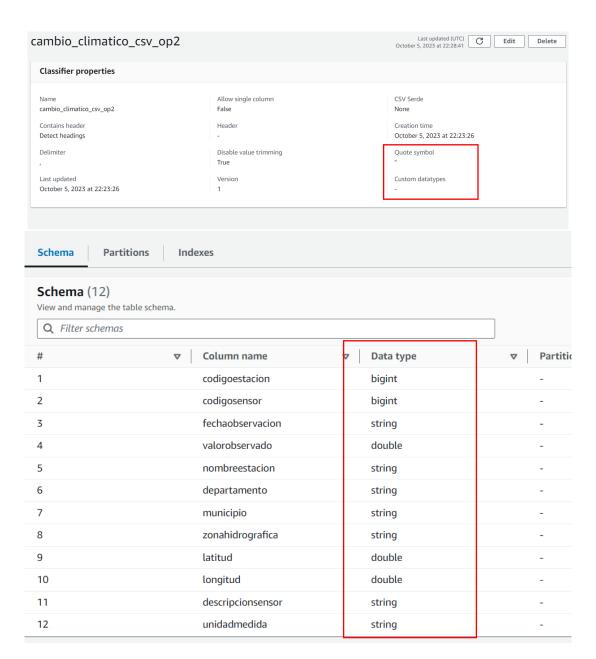
Sin embargo, sucede algo, y es que cuando vamos a ver nuestra tabla en Athena para realizar un mapeo de los datos en SQL, observamos lo siguiente:



Podemos empezar a sospechar de nuestro schema, ya que este no está permitiendo que si los datos no cumplen la condición fde tipo de dato con la que fueron creados por el catalogador, estos no serán visibles, por lo que pasaremos a cambiarlos todos a string, ya que revisamos que desde nuestra fuente este es el tipo de dato con el que fueron publicados.

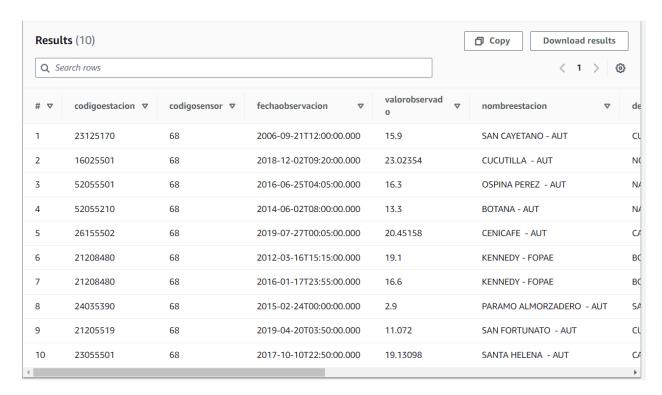


Sin embargo, esto no sería una buena práctica por lo que se busca una alternativa para que no tengamos que dejar todos los tipos de datos erradamente, asi que se crea un classifier de la siguiente forma:



Y ya con esta nueva catalogación revisemos como se ve en Athena, realizando una consulta de SQL sencilla:

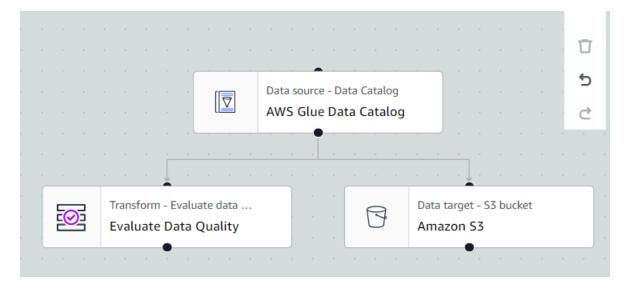
```
1 SELECT * FROM "AwsDataCatalog"."trabajo_1"."op2raw" limit 10;
```



Perfecto, ya podemos observar que nuestros datos se pueden visualizar completamente gracias al classifier aplicado, que corrigió de una forma adecuada nuestro schema.

ETL GLUE → S3

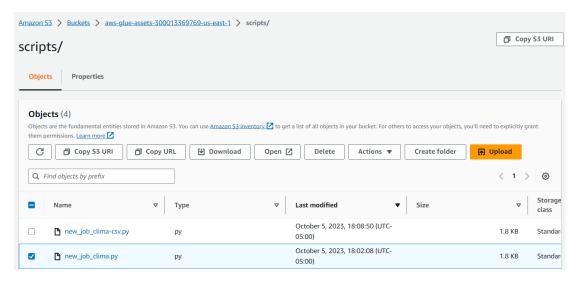
Ahora bien, luego del proceso anterior vamos a realizar un proceso de ETL hacia la zona Trusted. Para esto vamos a utilizar **ETL Jobs** de **AWS Glue**, de la siguiente forma:



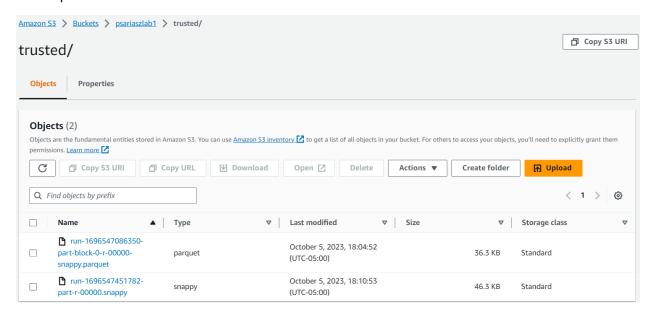
Donde el nodo de **Evaluate Data Quality** es que al menos la columna **valorobservado** sea de tipo "**Double".** [código]

```
Script (Locked) Info
     from awsglue.context import GlueContext
from awsglue.job import Job
     from awsgluedq.transforms import EvaluateDataQuality
     args = getResolvedOptions(sys.argv, ["JOB_NAME"])
     sc = SparkContext()
10
     glueContext = GlueContext(sc)
     spark = glueContext.spark_session
job = Job(glueContext)
12
14
     job.init(args["JOB_NAME"], args)
15
     # Script generated for node AWS Glue Data Catalog
AWSGlueDataCatalog_node1696546497201 = glueContext.create_dynamic_frame.from_catalog(
16
17
           database="trabajo_1",
table_name="op2raw",
transformation_ctx="AWSGlueDataCatalog_node1696546497201",
18
19
20
21
     )
22
     # Script generated for node Evaluate Data Quality
EvaluateDataQuality_node1696546509793_ruleset = """
# Example rules: Completeness "colA" between 0.4 and 0.8, ColumnCount > 10
23
24
25
26 -
           Rules = [
27
           ColumnDataType "valorobservado" = "double"
28
29
30
     EvaluateDataQuality_node1696546509793 = EvaluateDataQuality().process_rows(
31
32
           frame=AWSGlueDataCatalog_node1696546497201,
33
           ruleset=EvaluateDataQuality_node1696546509793_ruleset,
34
           publishing options={
35
36
                 "dataQualityEvaluationContext": "EvaluateDataQuality_node1696546509793",
                  'enableDataOualitvCloudWatchMetrics": True
                 "enableDataQualityResultsPublishing": True,
38
39
           additional_options={"performanceTuning.caching": "CACHE_NOTHING"},
40
41
     # Script generated for node Amazon 53
AmazonS3_node1696546512586 = glueContext.write_dynamic_frame.from_options(
42
43
            frame=AWSGlueDataCatalog_node1696546497201,
           rname=AmsdueDatatatog_node1090540497201,
connection_type="s3",
format="glueparquet",
connection_options={"path": "s3://psariaszlab1/trusted/", "partitionKeys": []},
format_options={"compression": "snappy"},
transformation_ctx="AmazonS3_node1696546512586",
45
46
47
48
49
50
52 job.commit()
```

Este código queda directamente guardado en el S3:



Y si nos dirigimos ahora hacia nuestra zona Trusted dentro del S3 podemos ver ahora nuestro archivo con un proceso de calidad de datos:



Para fines prácticos trabajaremos con el archivo con extensión parquet. El cual nos permite mantener nuestra data en un formato más liviano.

Consulta realizada en Athena

De los datos catalogados en Glue, se realiza la siguiente consulta:

```
municipios_mas_cali... ;

1    SELECT municipio, valorobservado, unidadmedida
2    FROM "AwsDataCatalog"."trabajo_1"."op2raw"
3    WHERE valorobservado >= 34;
```

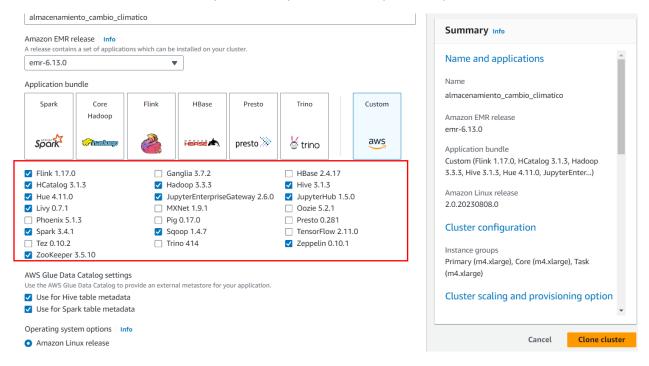
Esto con el fin de obtener los municipios donde alguna estación del IDEAM tomo una temperatura mayor o igual a 34°C, y este fue el resultado:

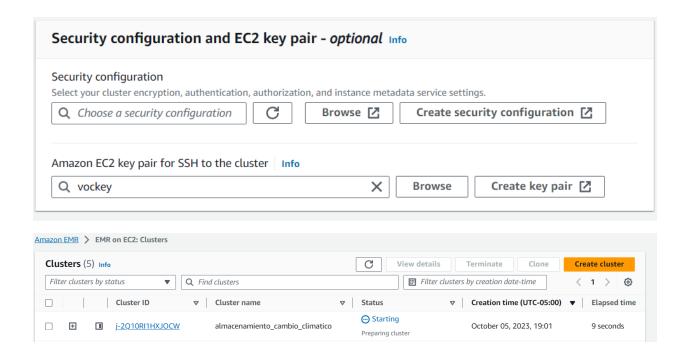
# 🔻	municipio	▼ valorobservado	▼ unidadmedida
1	TÁMESIS	36.15168	°C
2	ARIGUANÍ (EL DIFICIL)	36.5	°C
3	PATÍA (EL BORDO)	35.9	°C
4	AMBALEMA	35.7	°C
5	BOGOTA, D.C	39.2	°C
6	VALLEDUPAR	35.8	°C

AMAZON EMR

Ahora vamos a crear un cluster administrado para ejecutar el trabajo con esta data en un marco tipo Big Data.

A continuación, se muestran las aplicaciones que van a ser orquestadas por mi EMR:

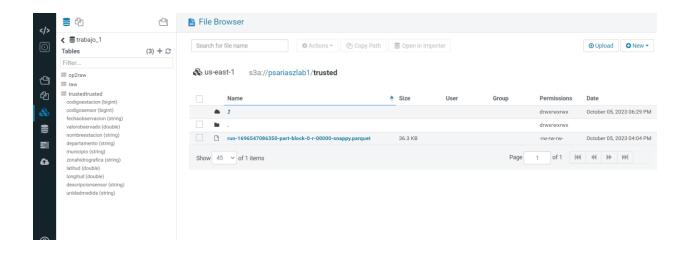




Ahora bien, las aplicaciones seleccionadas en la parte anterior, algunas de ellas (Como Hive o Hadoop) podremos utilizarlas mediante un UI con la aplicación HUE y también seleccionada:



Cuando entramos a este UI URL que nos proporciona el EMR creado, podemos observar que en dentro de HUE tenemos una entrada directa a S3:



HDFS

Inicialmente dentro de la máquina virtual principal (EC2) orquestada por el EMR, vamos a conectarnos a la terminal y desde allí crear un nuevo directorio en HDFS, con el nombre: Trabajo_1

```
[root@ip-172-31-46-194 conf] # hdfs dfs -ls /
Found 4 items
drwxr-xr-x

    hdfs hdfsadmingroup

                                            0 2023-10-06 00:39 /apps
drwxrwxrwt

    hdfs hdfsadmingroup

                                            0 2023-10-06 00:39 /tmp

    hdfs hdfsadmingroup

                                           0 2023-10-06 00:39 /user
drwxr-xr-x

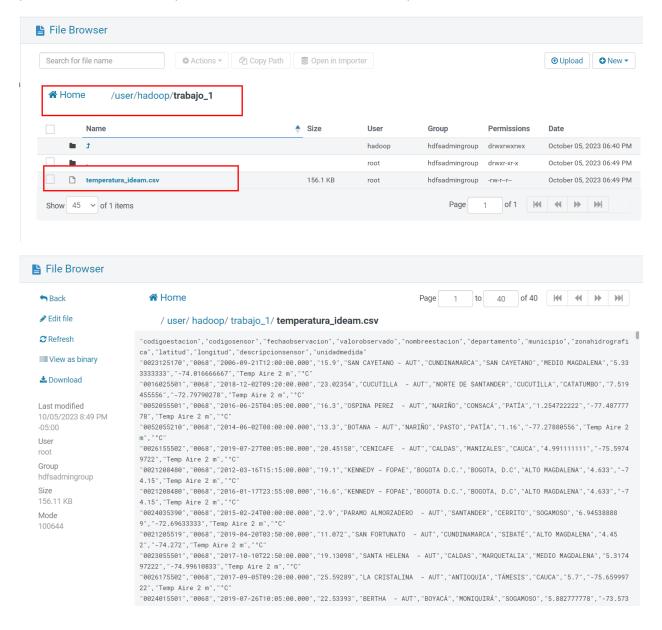
    hdfs hdfsadmingroup

                                            0 2023-10-06 00:39 /var
drwxr-xr-x
[root@ip-172-31-46-194 conf] # hdfs dfs -ls /user
Found 9 items
drwxrwxrwx
            hadoop
                        hdfsadmingroup
                                                0 2023-10-06 01:17 /user/hadoop
                       mapred
                                               0 2023-10-06 00:39 /user/history
drwxr-xr-x
            mapred
drwxrwxrwx
            hdfs
                        hdfsadmingroup
                                               0 2023-10-06 00:39 /user/hive
drwxrwxrwx
            hue
                        hue
                                               0 2023-10-06 00:39 /user/hue
drwxrwxrwx
            livy
                        livy
                                               0 2023-10-06 00:39 /user/livy
            oozie
                        oozie
                                               0 2023-10-06 00:39 /user/oozie
drwxrwxrwx
            root
                        hdfsadmingroup
                                               0 2023-10-06 00:39 /user/root
drwxrwxrwx
drwxrwxrwx
            - spark
                        spark
                                                0 2023-10-06 00:39 /user/spark
                                                0 2023-10-06 00:39 /user/zeppelin
               zeppelin hdfsadmingroup
[root@ip-172-31-46-194 conf]# hdfs dfs -mkdir /user/hadoop/trabajo !
[root@ip-172-31-46-194 conf]# hdfs dfs -mkdir /user/hadoop/trabajo 1
[root@ip 172 31 46 194 conf]# 🛮
```

Dentro de esta misma terminal voy a realizar una copia de los datos que ingesten en la zona raw del S3 a la carpeta trabajo_1 creada en HDFS (Recordemos que los datos almacenados allí son temporales).

[root@ip-172-31-46-194 conf] hadoop distcp s3://psariaszlab1/raw/temperatura_ideam.csv /user/hadoop/trabajo_1 2023-10-06 01:48:55,418 INFO tools.DistCp: Input Options: DistCpOptions{atomicCommit-false, syncFolder-false, dappend=false, useDiff=false, useRdiff=false, fromSnapshot=null, toSnapshot=null, skipCRC=false, blocking=true, strategy='uniformsize', preserveStatus=[], atomicWorkPath=null, logPath=null, sourceFileListing=null, sourcePath: =/user/hadoop/trabajo_1, filtersFile='null', blocksPerChunk=0, copyBufferSize=8192, verboseLog=false, directWri=1/raw/temperatura_ideam.csv], targetPathExists=true, preserveRawXattrs=false 2023-10-06 01:48:55,815 INFO client.DefaultNoHARMFailoverProxyProvider: Connecting to ResourceManager at ip-172-21-46-194 occ.

Aquí podemos ver dentro de HUE, cuando entramos al directorio de Hadoop nuestro directorio trabajo_1 con la data que copiamos directamente desde nuestro S3. (Nota importante, aquí también podemos crear directorio y subir archivos mediante los botones que se encuentran en el UI).



HIVE

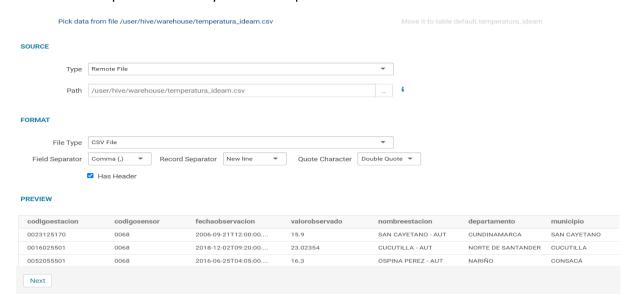
De nuevo en nuestra terminal de nuestra máquina virtual principal podemos observar que existe otro directorio para lo que tiene que ver con HIVE. Por lo que si deseamos realizar una consulta con HIVE de los datos almacenados en HDFS vamos a realizar una copia con el siguiente comando como vemos a continuación:

root@ip-172-31-46-194 conf]# hdfs dfs -cp hdfs:///user/hadoop/trabajo_1/temperatura_ideam.csv /user/hive/warehouse root@ip-172-31-46-194 conf]# [

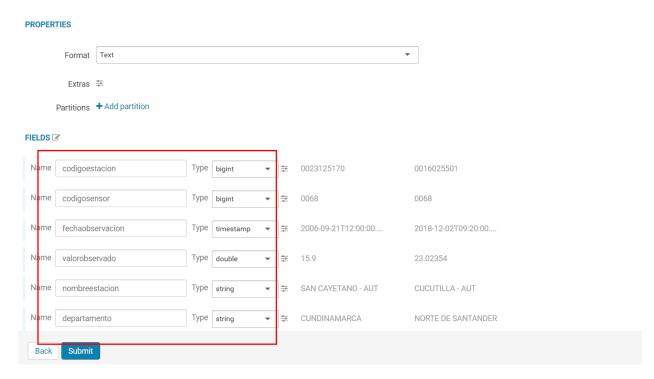
Ahora bien, para poder observar estos datos en nuestra consulta de SQL de HIVE podemos realizarlo mediante una consulta o a través de la herramienta Importer de la siguiente forma:



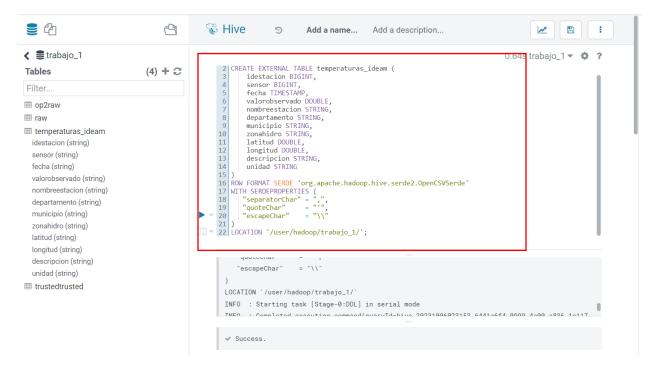
Seleccionamos que es estilo CSV y delimitados por coma.



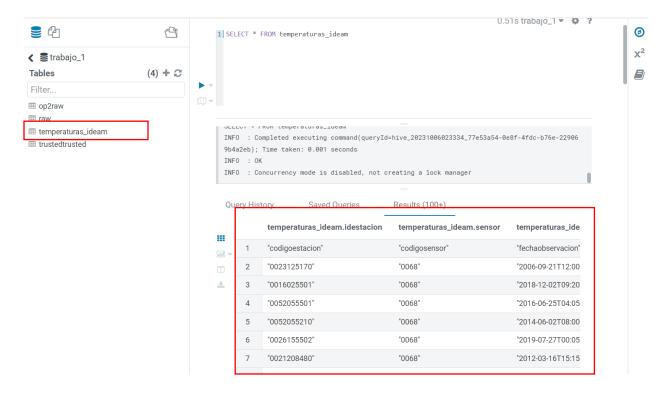
Revisamos que el schema que nos proporciona el importer es correcto:



Ahora bien, la opción mostrada arriba es mediante el UI. Pero qué pasa si quisiéramos crear directamente la tabla en HIVE con una consulta SQL de los datos almacenados en Hadoop(HDFS) sin necesidad de pasarlos al directorio de HIVE. Utilizamos la siguiente sentencia de código: [código]

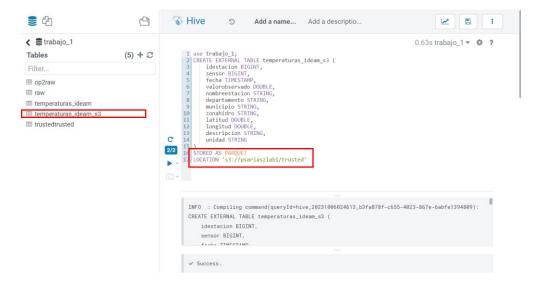


Creamos exitosamente nuestra tabla temperaturas_ideam:

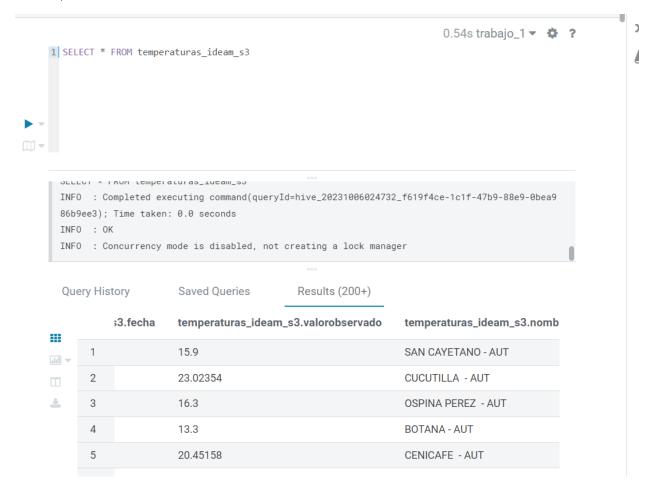


CONSULTA EN HIVE A S3

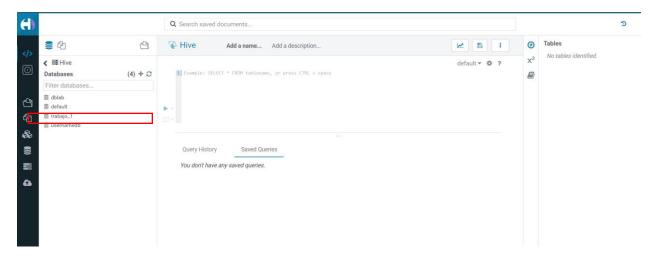
En este caso de uso podemos ver, como podríamos realizar una consulta en Hive directamente a los datos que tenemos en nuestra zona Trusted en S3, creamos una tabla con su respectivo schema y el nombre temperaturas_ideam_s3 [código]:

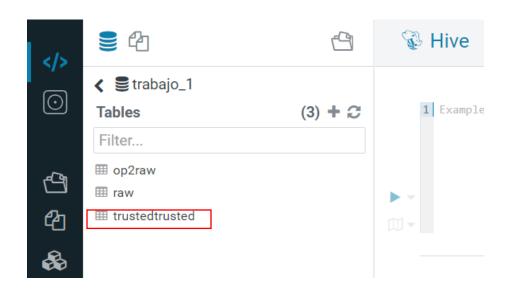


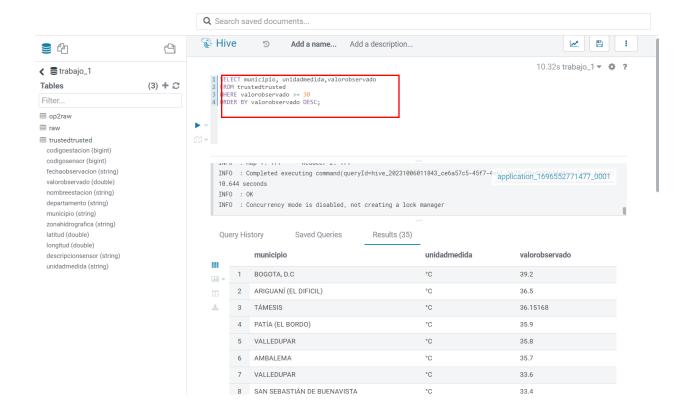
Hacemos una consulta a la tabla creada y podemos observar la data que teníamos en nuestra zona Trusted, dentro de Hive:



También recordemos que al principio la data que paso por la zona de raw llega a Glue para ser catalogada, allí nuestros datos quedaron guardados en una base de datos llamada trabajo_1. Es decir, todo lo que llevemos a Glue podremos realizar consultas con Hive, como vemos a continuación: [código]

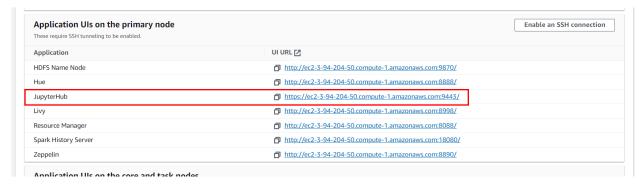




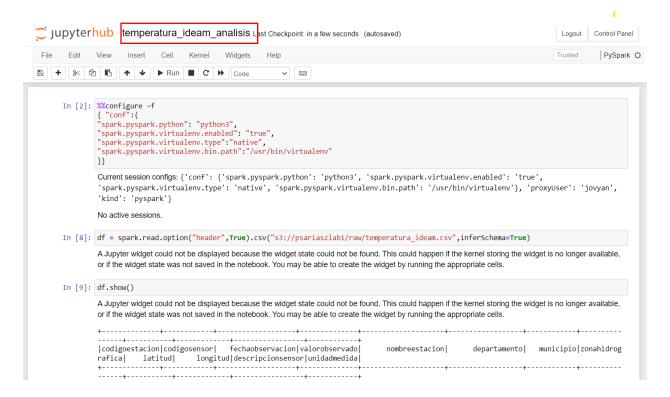


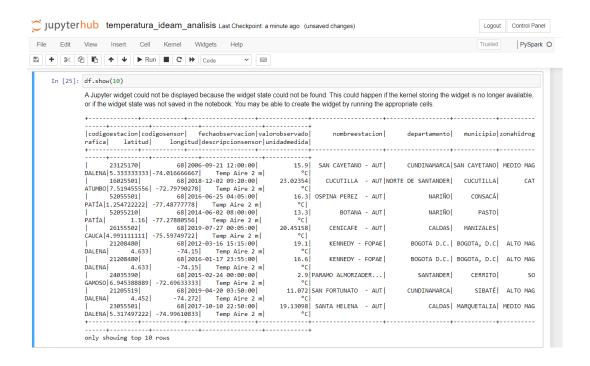
JUPYTERHUB

Para estos puntos trabajaremos en un ambiente de datos basado en Spark con PySpark utilizando los jupyternotebooks. Recordemos que esta fue una de las aplicaciones que adquirimos en nuestro EMR. Por lo que nos dirigimos allí para abrir su URL y acceder (Usuario: jovyan, Clave: Jupyter). [código]



Vamos a llamar a nuestro jupyter, con el nombre de temperatura_ideam_analisis, ya que esto es lo que deseamos hacer precisamente en este ambiente un análisis.





En esta imagen anterior podemos ver que estamos consumiendo nuestros datos directamente desde nuestro S3 y mediante PySpark, podemos visualizar nuestros diez primeros datos. A continuación, haremos una agrupación entre el promedio de valorobservado de temperatura por departamento. Donde el promedio de temperatura mas bajo lo tiene Cundinamarca y la temperatura mas alta La Guajira.

```
In [10]: df.groupBy('departamento').agg({'valorobservado': 'mean'}).show()
         A Jupyter widget could not be displayed because the widget state could not be found. This could happen if the kernel storing the widget is no longer available.
         or if the widget state was not saved in the notebook. You may be able to create the widget by running the appropriate cells
                departamento|avg(valorobservado)|
                      CÓRDOBAL
                                            26.425
                     CASANARE 21.9345633333333333
                    ANTIOQUIA 20.242767605633805
                      BOLÍVAR
                 CUNDINAMARCA 16.364248021978014
          NORTE DE SANTANDER
                                        19.9874839
                     PUTUMAYO 24.14285714285714
                       NARIÑO
                                16.74514676470588
                       BOYACÁ 16.815409318181818
                      GUAINÍA
                                18.95000137254902
                        CAUCAL
                   LA GUAJIRA 28.657142857142862
                        HUILA 19.047806315789476
                        SUCRE
                               22.333333333333334
                      QUINDÍO
                                20.79653689655172
                        CESAR 26.872727272727275
                    SANTANDER | 17.159254193548385
                      CAQUETA 22.985110714285714
                     AMAZONAS
                       CHOCO
                                        22.655575
         only showing top 20 rows
```

Revisamos mediante un filtrado si encontramos datos faltantes en nuestro dataframe y cantidad de valores únicos por cada variable que lo componen:

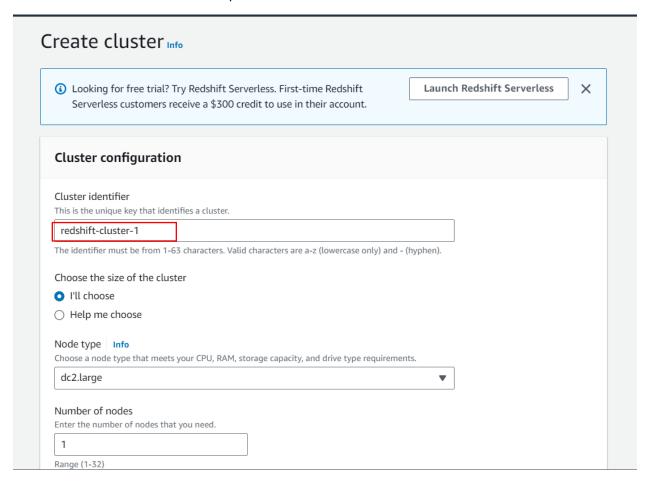
```
In [11]: # Número de datos faltantes por columna
          for column in df.columns:
              missing_count = df.filter(df[column].isNull()).count()
              print(f"Missing values in {column}: {missing_count}")
          A Jupyter widget could not be displayed because the widget state could not be found. This could happen if the kernel storing the widget is no longer available,
          or if the widget state was not saved in the notebook. You may be able to create the widget by running the appropriate cells
          Missing values in codigoestacion: 0
          Missing values in codigosensor: 0
          Missing values in fechaobservacion: 0
          Missing values in valorobservado: 0
          Missing values in nombreestacion: 0
          Missing values in departamento: 0
          Missing values in municipio: 0
          Missing values in zonahidrografica: 0
          Missing values in latitud: 0
          Missing values in longitud: 0
          Missing values in descripcionsensor: 0
          Missing values in unidadmedida: 0
In [12]: for column in df.columns:
             print(f"Unique values in {column}: {df.select(column).distinct().count()}")
          A Jupyter widget could not be displayed because the widget state could not be found. This could happen if the kernel storing the widget is no longer available,
          or if the widget state was not saved in the notebook. You may be able to create the widget by running the appropriate cells
          Unique values in codigoestacion: 300
          Unique values in codigosensor: 1
          Unique values in fechaobservacion: 997
          Unique values in valorobservado: 666
          Unique values in nombreestacion: 299
          Unique values in departamento: 35
          Unique values in municipio: 226
          Unique values in zonahidrografica: 29
          Unique values in latitud: 295
          Unique values in longitud: 293
          Unique values in descripcionsensor: 1
          Unique values in unidadmedida: 1
```

Por último, PySpark también nos permite hacer una descripción de los datos, mediante el método describe(). Dándonos datos útiles como la media, la desviación estándar o mínimos y máximos.

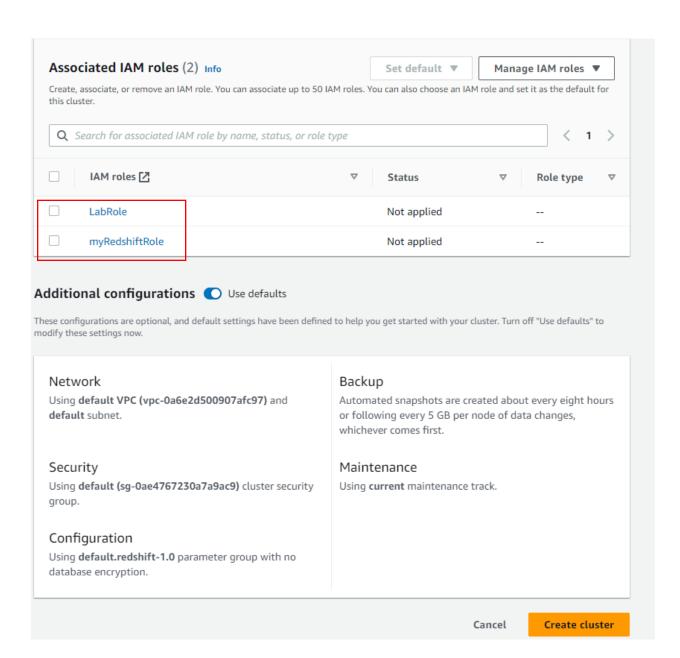
```
In [19]: df.describe().show()
        A Jupyter widget could not be displayed because the widget state could not be found. This could happen if the kernel storing the widget is no longer available,
        or if the widget state was not saved in the notebook. You may be able to create the widget by running the appropriate cells.
        +----+
        codigoestacion|codigosensor|
                                      1000| 1000|
                                                      1000|
         count|
                          1000
                                                                   1000
                                                                                 1000
                                                                                             1000
                                                             1000|
                   1000
                                   1000|
           mean| 1.48645602567E8|
                                      68.0|18.798422145999993|
                                                                   null|
                                                                               null|
                                                                                            null
                                                                                                               null
                                                             null|
         4.987807572998997|-74.94852337826308| null|
stddev|4.941658493589811E8| 0.0|6.0871743047574345|
                                                                   null
                                                                               null|
                                                                                            null
                                                                                                               null
                                        | null| null|
| 68| 0.0| ACEVEDO - AUT| AMAZONAS|
        2.1086536665475064|1.3385316631454822|
           min| 11025501| 6
-3.78| -81.731|
max| 3505500061| 6
                                                                                           ACANDÍL
                                                                                                              <ni1>
                                           Temp Aire 2 m
                                 68| 39
-67.932| Temp Aire 2 m|
                                                    39.2 ZETAQUIRA - AUT VALLE DEL CAUCA ZONA BANANERA TAPAJE - DAGUA - ...
                  12.542
                                                                °CI
```

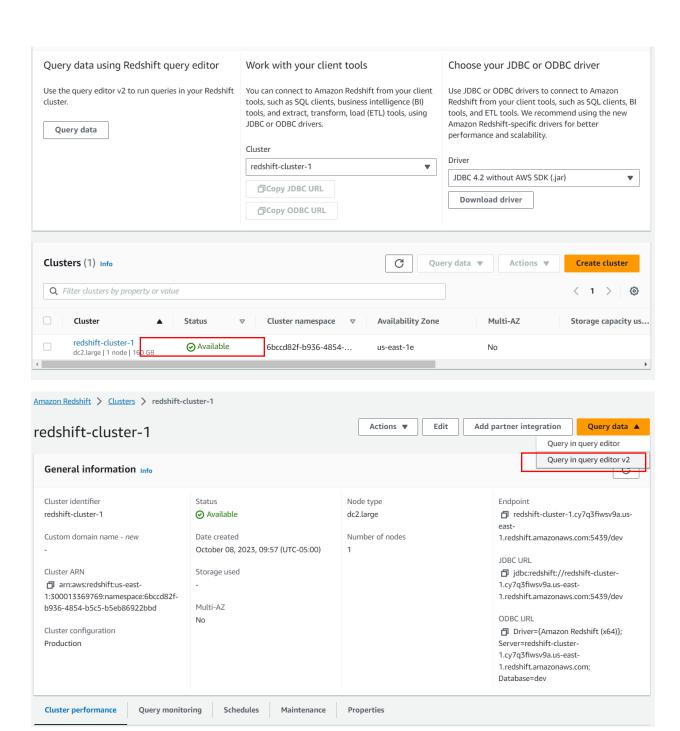
Redshift

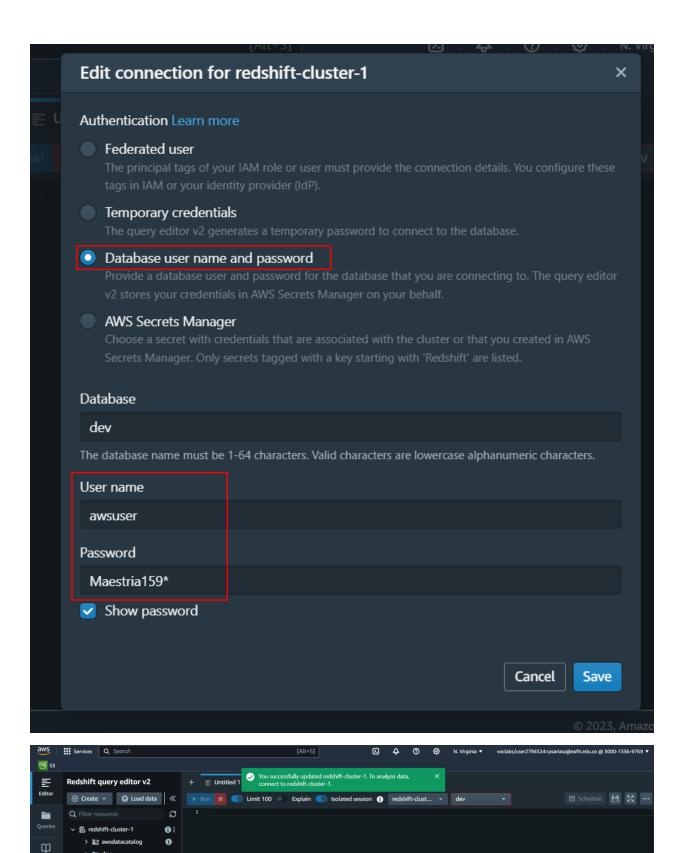
Para trabajar con redshifth primero realizaremos la creación de nuestro cluster, para poder realizar el modelado de nuestros datos de temperatura.



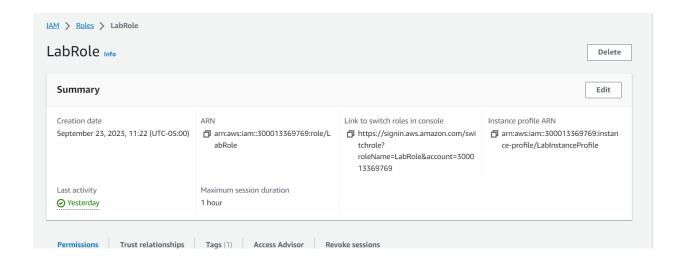
Database con	figurations
Admin user name	
Enter a login ID for t	ne admin user of your DB instance.
awsuser	
The name must be 1	-128 alphanumeric characters, and it can't be a reserved word .
mase be 1	
Auto generate	
	password can generate a password for you, or you can specify your own password.
Amazon Redshift	can generate a password for you, or you can specify your own password.
Amazon Redshift Admin user passw	can generate a password for you, or you can specify your own password.
Amazon Redshift	can generate a password for you, or you can specify your own password.
Amazon Redshift Admin user passw Maestria159* Must be 8-64 charact	can generate a password for you, or you can specify your own password. ord ers long. Must contain at least one uppercase letter, one lowercase letter and one number. Can be any printable ASCII
Amazon Redshift Admin user passw Maestria159*	can generate a password for you, or you can specify your own password. ord ters long. Must contain at least one uppercase letter, one lowercase letter and one number. Can be any printable ASCII """, or "@".



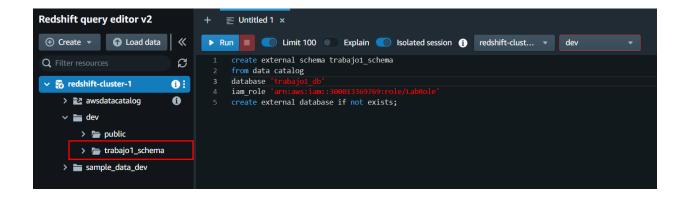




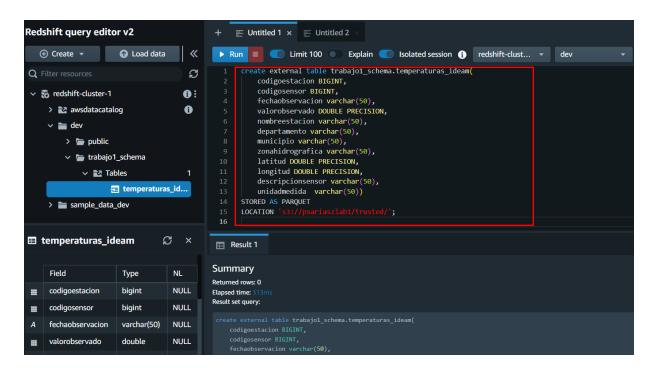
and Charts Ya dentro de Redshift es importante tener a la mano nuestro ARN de nuestro rol: LabRole. Dado que gracias a este podremos crear tablas y realizar consultas en Redshift provenientes de S3.



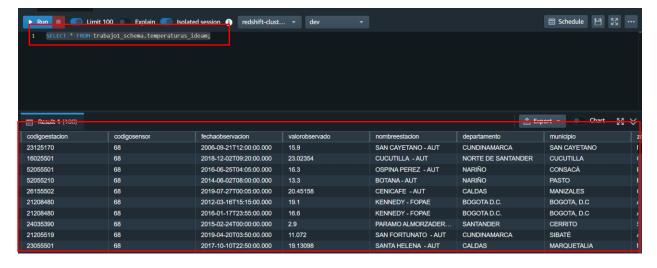
Creamos un schema con el nombre de trabajo1_schema donde podremos guardar las tablas externas que vayamos creando[código]:



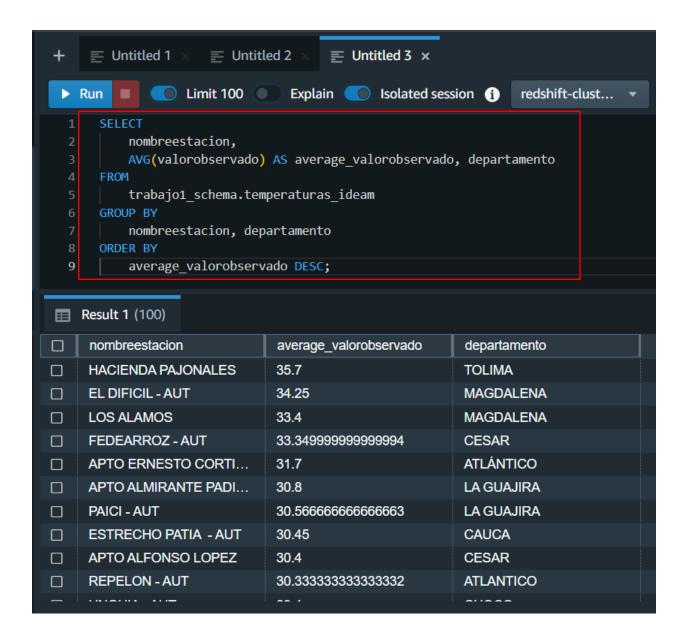
Para poder crear nuestra tabla con los datos que tenemos en nuestra zona trusted, es necesario correr el siguiente código que veremos a continuación donde se debe de pasar el schema de nuestra tabla, asi como la ubicación de esta en S3:



Como podemos observar nuestra tabla fue correctamente creade en Redshift con nuestros datos provenientes de S3 en un archivo con formato parquet.



Realicemos una consulta SQL sencilla dentro de Redshift para probar el funcionamiento de esta y como nos puede brindar datos de análisis, como lo hicimos con Athena, Hive o PySpark:



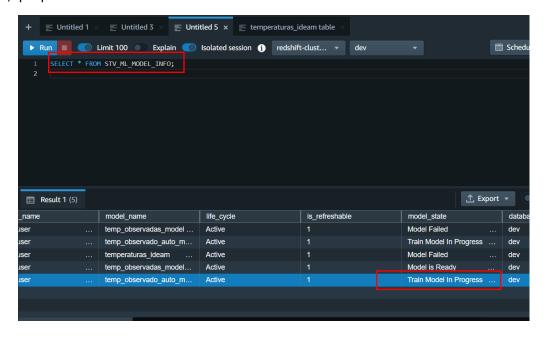
Ahora para llegar al punto que nos interesa en Redshift, y es el de un Datawarehouse Moderno, donde adicional al almacenamiento y procesamiento de nuestros datos también podemos crear mediante sentencias SQL un modelado de entrenamiento; El modelado de entrenamiento para este ejercicio se basara en que, dependiendo del Departamento, Redshift me pueda brindar un valor observado, es decir una temperatura objetivo que esta podría tener en el tiempo. [código]

```
≡ Untitled 1 × ≡ Untitled 3

    Untitled 5

                                                     Limit 100
                                Explain Isolated session (i)
                                                             redshift-clust... ▼
                                                                                  dev
      CREATE MODEL temp_observado_auto_model_v2 FROM (SELECT codigoestacion,
      FECHA,
      valorobservado,
      departamento,
      latitud,
      longitud
      FROM public.temp_definitiva
                      2018-01-01')
      WHERE FECHA <
      TARGET valorobservado FUNCTION ml_fn_temp_observado_v2
      IAM_ROLE
      SETTINGS (
       S3_BUCKET
Result 1
Summary
Returned rows: 0
Elapsed time: 1.79
Result set query:
```

A continuación, podemos ver, como con la siguiente consulta de SQL podemos conocer el estado de mi modelo, que para ese momento se encontraba en entrenamiento:



Por último, aplicamos nuestro modelo para observar que posibles valorobservado pueden llegar a tener cada departamento a partir del 2018. En este caso por fines prácticos seleccionamos solo la variable departamento, pero también puede ser mezclado con variables como municipios para obtener información mas precisa.

