# Laboratorio #4 ETL

# Evaluación de herramientas ETL

#### Autores:

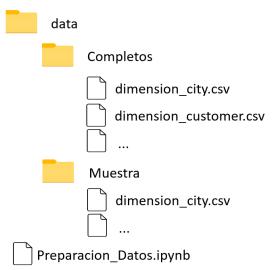
Miguel Ángel Acosta (201914976) Andrés Felipe Rincón (201914118) Ángela Liliana Jiménez (201912941)

### Tabla de Contenidos

Bono #1 Preparación de datos	2
Bono #2 Datos Completos	4
Diagrama de alto nivel del proceso de ETL	5
Documentación del proceso y las transformaciones realizadas - Modificaciones a los esque en Spoon	emas 5
Resultados Spoon	16
Documentación del proceso y las transformaciones realizadas - Modificaciones a los esque en BigQuery	emas 18
Resultados BigQuery	18
Documentación del proceso y las transformaciones realizadas - Modificaciones a los esque en la 3ra herramienta	emas 18
Resultados 3ra herramienta	18
Respuestas a las preguntas del laboratorio	18
Comparación de herramientas	18

# Bono #1 Preparación de datos

El código python necesario para el preprocesamiento de datos está en Preparacion\_Datos.ipynb, para crear los archivos con los datos pre procesados, es necesario que los archivos se encuentren en la carpeta /data/Muestra o /data/Completos, esto con relación al notebook, es decir, la idea es que al momento de ejecutar el notebook los archivos estén con la siguiente distribución:



Los archivos serán creados en su respectiva carpeta, es decir, si queremos crear los datos preprocesados de los csv de Muestra, estos serán creados en la carpeta Muestra, con el mismo nombre que el csv original y el sufijo \_ preprocessed.

En In[2] se puede especificar si el preprocesamiento se realizará para Muestra o para Completos

```
In [2]: #Type (Muestra/ for "muestra" and Completos/ for "completos")
    tipo = "Completos/"
    #tipo = "Muestra/"
```

Con respecto al preprocesamiento, encontramos lo siguiente:

- Inicialmente recibimos la siguiente cantidad de entradas de los csv originales:

CSV	Número de entradas	
City	116295	
Customer	403	
Employee	213	
Stockitem	672	
Date_Table	1461	
Fact_Order	231412	

- Varias dimensiones tienen entradas que son completamente nulas, por lo que se decide remover estas entradas. Es importante resaltar que si eliminamos una entrada de una dimensión tenemos que garantizar la consistencia en la tabla de hechos, a continuación damos un ejemplo con la dimensión city:

```
df_order = df_order[df_order.City_Key.isin(df_city.City_Key)]
```

En este punto hemos removido entradas del dataframe df\_city, (dimensión city) ahora nos quedaremos con las entradas de df\_order (tabla de hechos) cuya llave foránea correspondiente a ciudad se encuentre en la dimensión ciudad, de tal forma eliminamos las entradas de la tabla de hechos que se refirieran a una entrada en la dimensión city que hayamos eliminado.

- En la dimensión Stockitem tenemos muchos valores nulos para los valores de color, brand y size\_val (90%, 47%, 30% de valores nulos respectivamente) retirar las entradas que tengan valores nulos en este caso puede ser perjudicial por que perderiamos una cantidad de datos considerable, no solo en esta dimensión sino en la tabla de hechos, por lo que se decide llenar estos valores nulos por "unknown" y se procede a eliminar las entradas con registros nulos (ya sin contar estos valores anteriores como nulos)
- Se elimina el valor WWI\_Stock\_Item\_ID de todos las entradas de la dimensión Stockitem porque este valor no existe en el modelo

 Finalmente después de retirar las inconsistencias tenemos la siguiente cantidad de entradas:

Dimensión	Número de entradas	
City	116294	
Customer	402	
Employee	212	
Stockitem	671	
Date_Table	1461	
Fact_Order	130901	

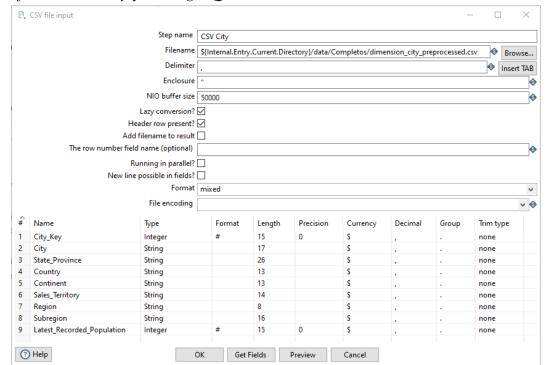
## Bono #2 Datos Completos

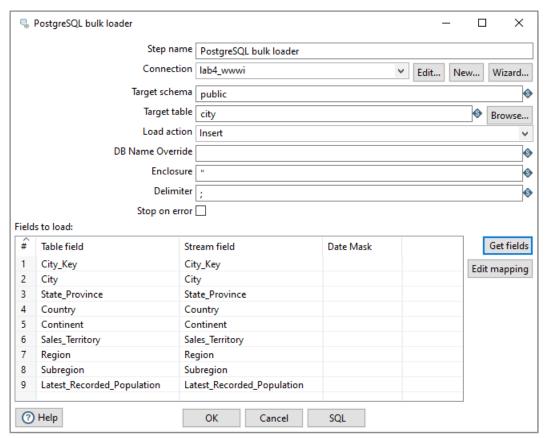
Para el proceso de ETL en las distintas herramientas usamos los datos Completos (luego de preprocesamiento), se puede evidenciar esto en los resultados de las consultas para cada herramienta, en donde se ve como la cantidad de datos corresponde a lo reportado anteriormente.

Particularmente para pentaho spoon Usamos la forma de carga de datos normal. Existía la forma de cargar los datos con la herramienta bulkload, que básicamente consiste en cambiar el proceso de transformación a uno como el siguiente (ponemos como ejemplo la dimensión city):



Y trabajamos en CSV City y en PostgreSQL bulk loader



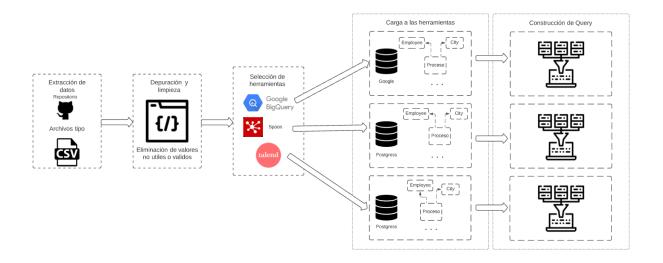


Realizar el proceso de ETL con este esquema demostró cargar los datos mucho más rápido que el esquema normal, pero tiene un problema que causó que descartamos este método y es que bulkload es un método de carga de datos que solo realiza operaciones insert/truncate, es decir o inserta los datos o borra todo para insertar datos, esto es problemático porque:

- Para la primera carga no hay problemas, pero para una segunda ejecución del job, las llaves chocaran con las existentes.
- Eso se puede arreglar eliminando los datos, sin embargo por la existencia de relaciones entre tablas es necesario revisar las reglas de estas llaves.
- Luego de lo mencionado, que son principalmente, problemas operativos la razón por la que principalmente lo descartamos es una razón de negocio y es que estamos hablando de eliminar todos los registros de la base de datos, lo que no es algo aceptable en este contexto.

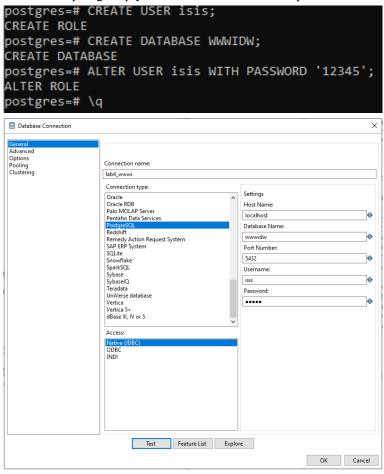
En resumen, estamos usando los datos Completos, los usamos con la herramienta de carga normal, que aunque carga un poco más lento que bulk load funciona, y no presenta los problemas antes mencionados.

# Diagrama de alto nivel del proceso de ETL



# Documentación del proceso y las transformaciones realizadas - Modificaciones a los esquemas en Spoon

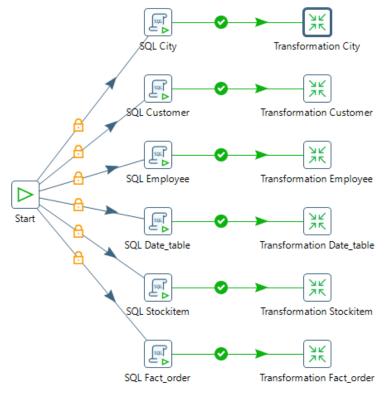
Creamos una base de datos en postgresql y nos conectamos a ella en pentaho



Luego creamos un job *job\_dimensiones* y creamos un esquema Start  $\rightarrow$  SQL  $\rightarrow$  Transformation, como se ve a continuación para date table:

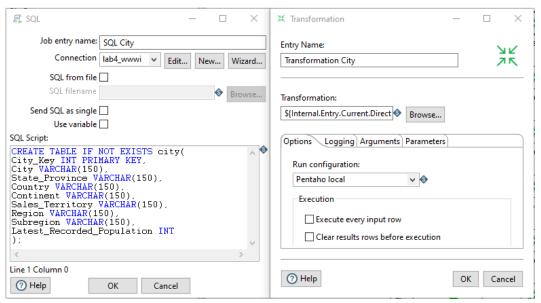


Para al final tener el siguiente esquema:



#### Trabajo para City:

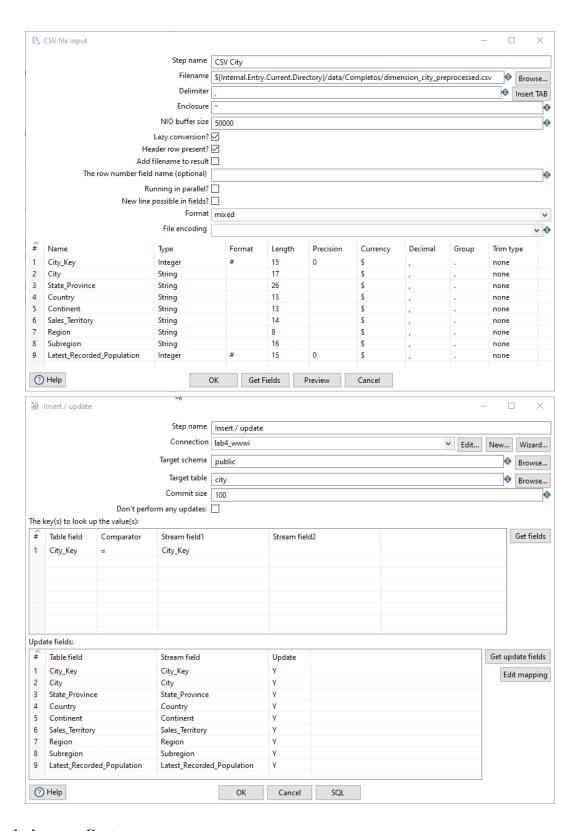
Trabajamos en el sql SQL City y en la transformación Transformation City



Creamos la transformación Transformation City

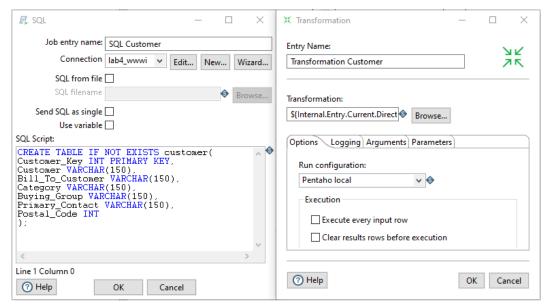


Trabajamos en CSV City y en Insert / update



#### Trabajo para Customer:

Trabajamos en el sql SQL Customer y en la transformación Transformation Customer

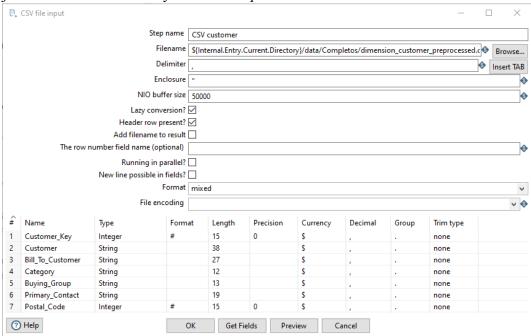


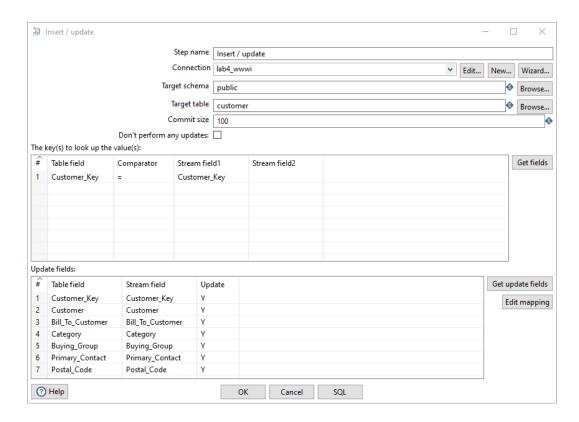
Creamos la transformación Transformation Customer



CSV customer Insert / update

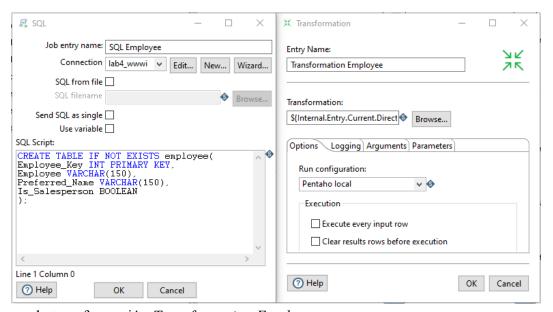
Trabajamos en CSV Customer y en Insert / update





#### Trabajo para Employee:

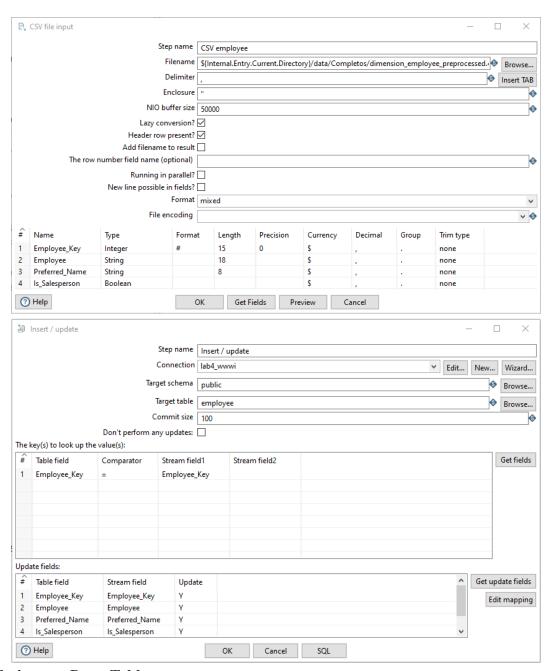
Trabajamos en el sql SQL Employee y en la transformación Transformation Employee



Creamos la transformación Transformation Employee

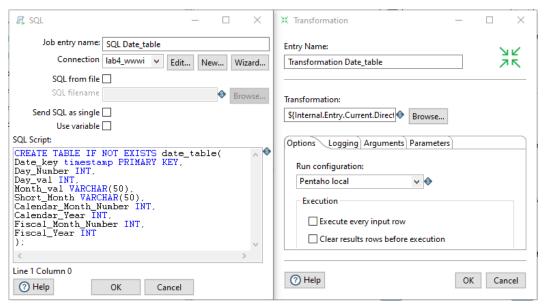


Trabajamos en CSV Employee y en Insert / update



#### Trabajo para Date\_Table:

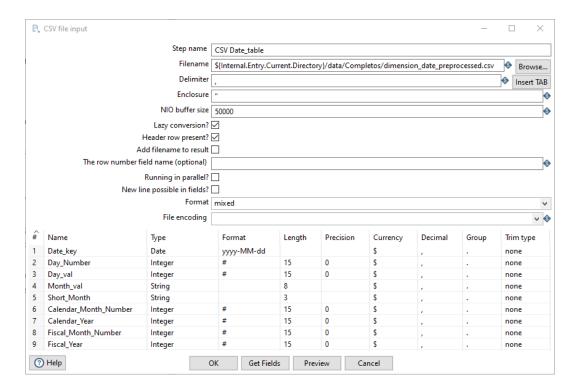
Trabajamos en el sql SQL Date\_table y en la transformación Transformation Date\_table

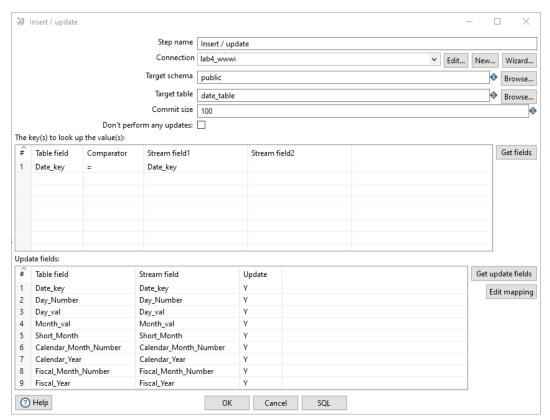


Creamos la transformación Transformation Date\_Table



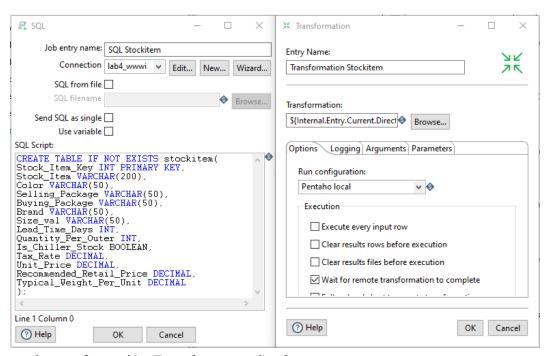
Trabajamos en CSV Date Table y en Insert / update





#### Trabajo para Stockitem:

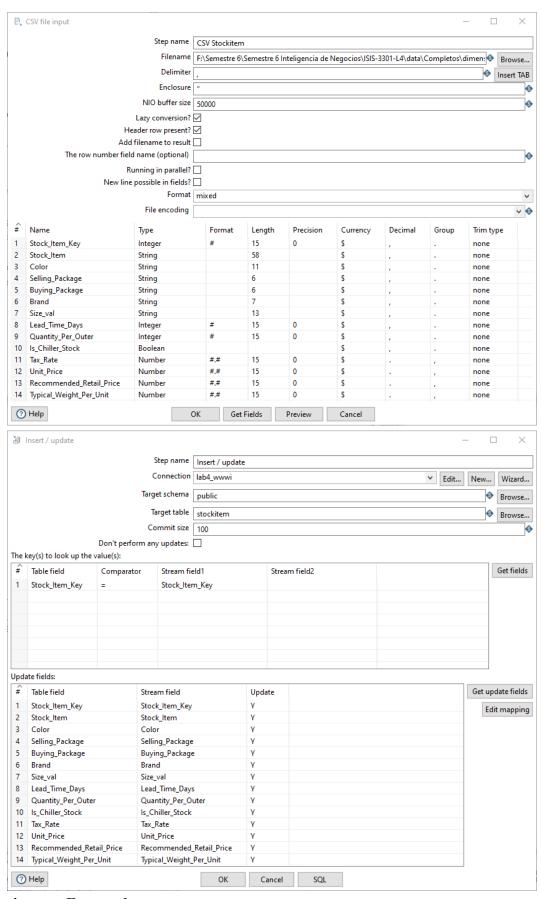
Trabajamos en el sql SQL Stockitem y en la transformación Transformation Stockitem



Creamos la transformación Transformation Stockitem

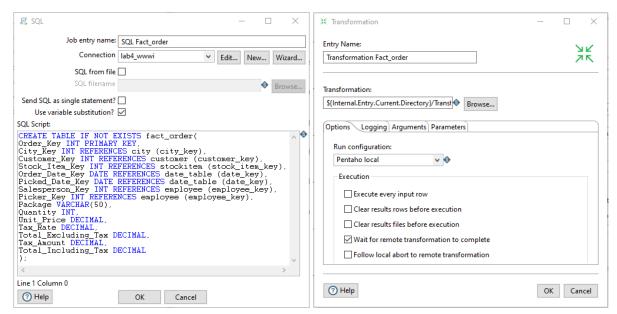


Trabajamos en CSV Stockitem y en Insert / update



#### Trabajo para Fact order:

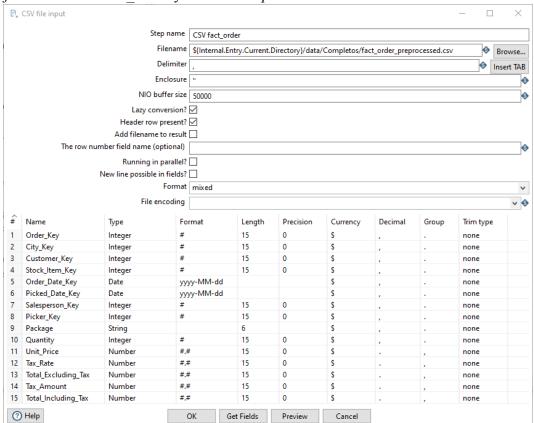
Trabajamos en el sql SQL Fact\_order y en la transformación Transformation Fact\_order

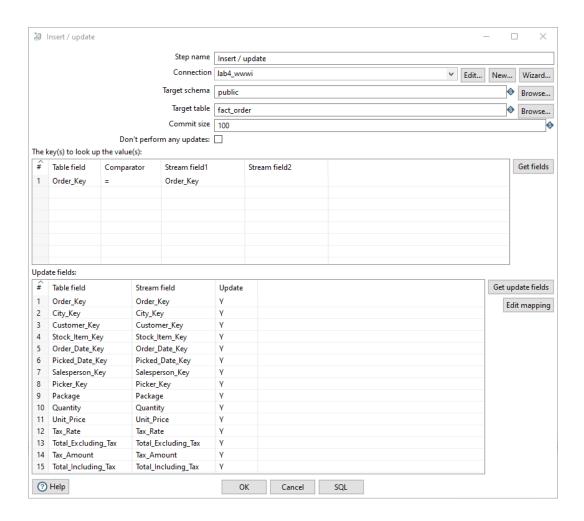


Creamos la transformación Transformation Fact order

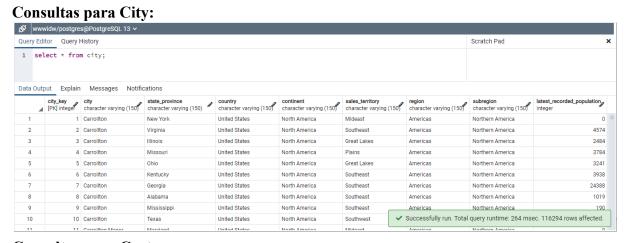


Trabajamos en CSV Fact order y en Insert / update

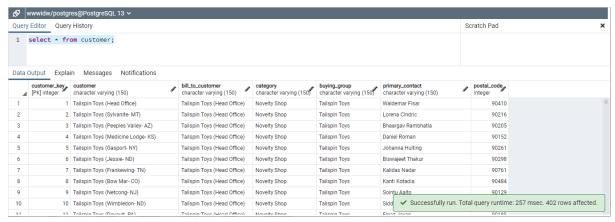




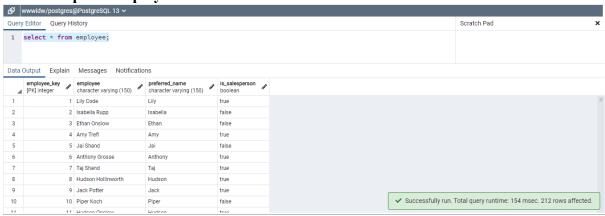
# Resultados Spoon



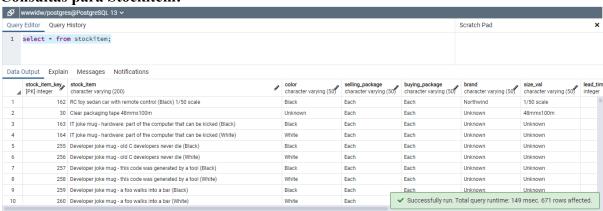
**Consultas para Customer:** 



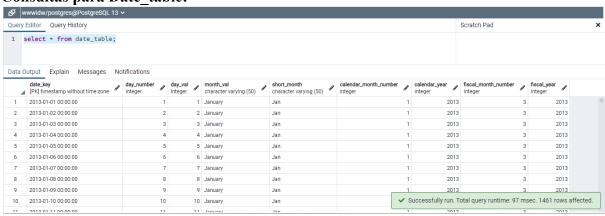
Consultas para Employee:



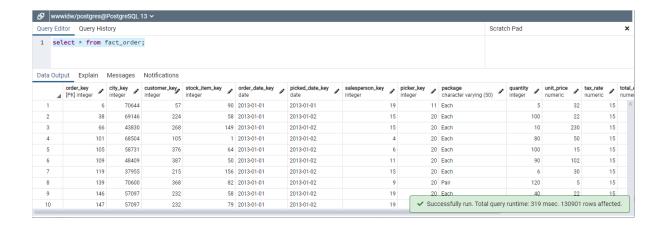
Consultas para Stockitem:



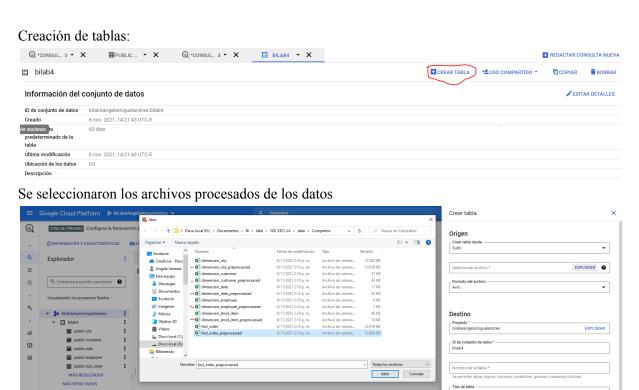
Consultas para Date table:



Consultas para Fact order:



# Documentación del proceso y las transformaciones realizadas - Modificaciones a los esquemas en BigQuery



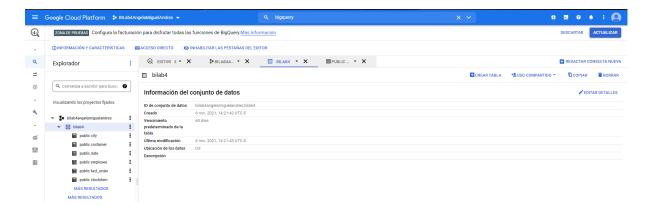
Esquema

Partición —
Sin particionar

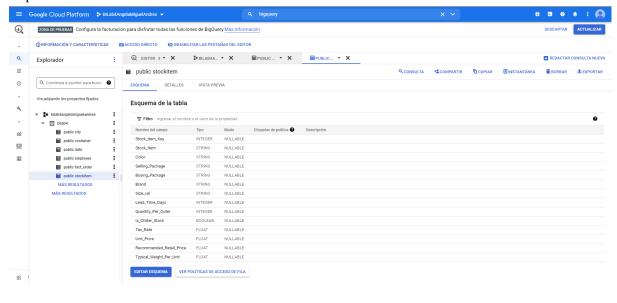
CREAR TABLA CANCELAR

Configuración de particiones y clústeres

cada tabla fue creada:

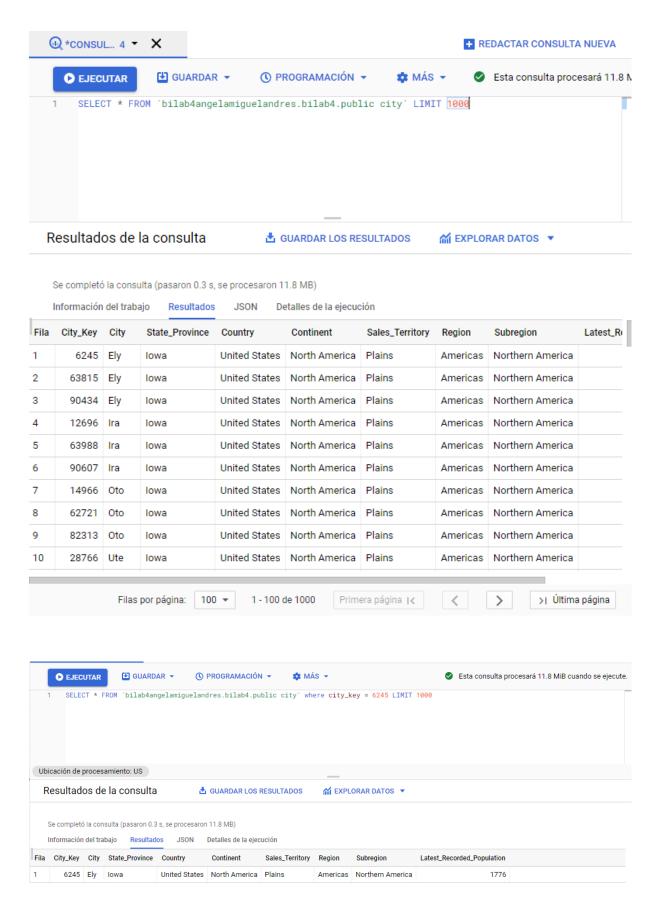


#### Esquema de la tabla stockitem:

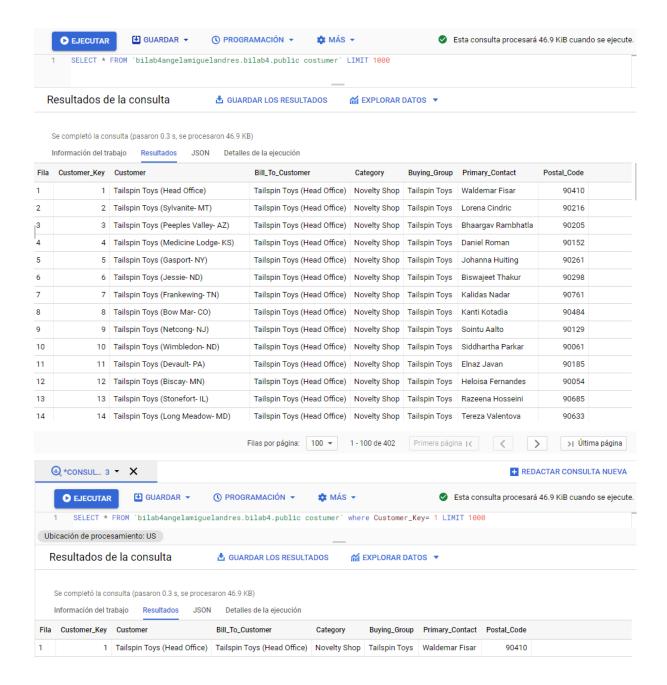


# Resultados BigQuery

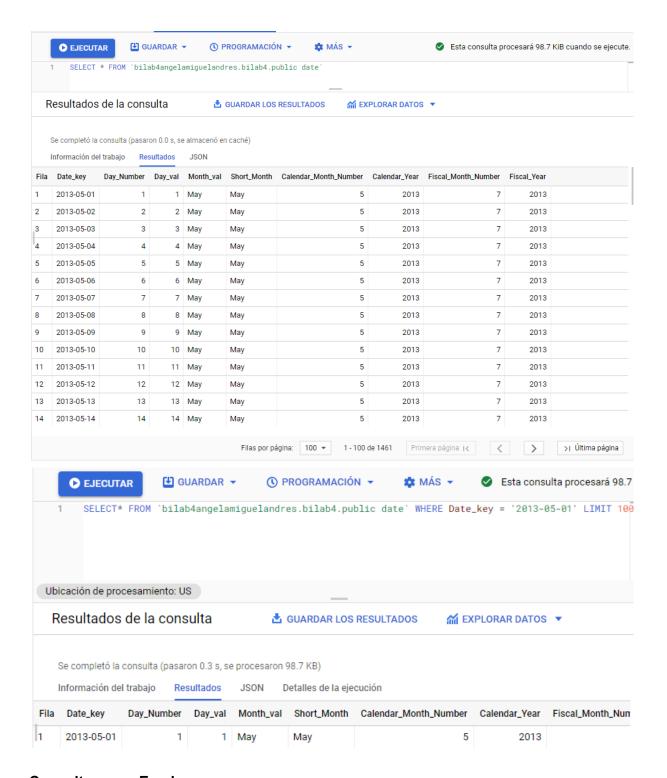
**Consultas para City:** 



#### **Consultas para Customer:**



#### **Consultas para Date:**



#### Consultas para Employee:

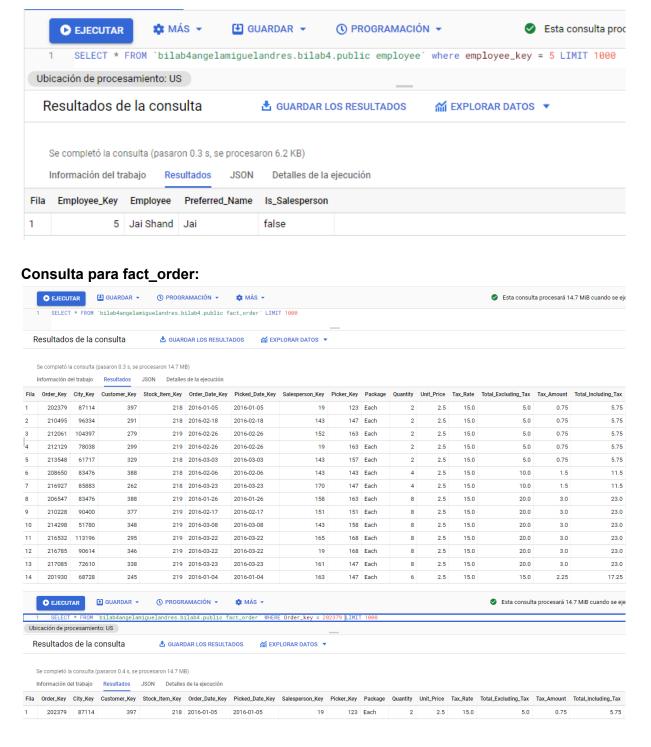


Se completó la consulta (pasaron 0.4 s, se procesaron 6.2 KB)

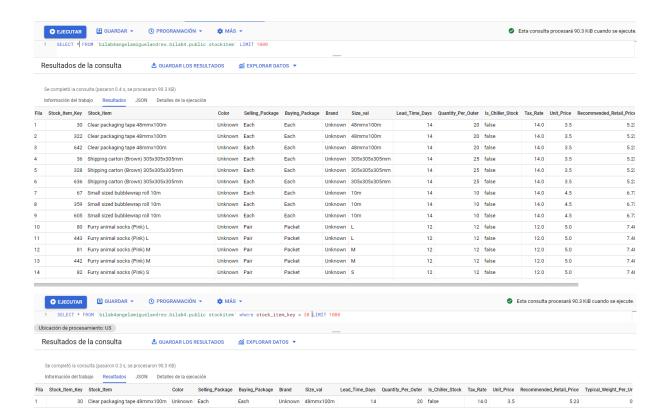
Emphalis de la comula

Información del trabajo Resultados JSON Detalles de la ejecución

Fila	Employee_Key	Employee	Preferred_Name	Is_Salesperson
1	5	Jai Shand	Jai	false
2	24	Jai Shand	Jai	false
3	33	Jai Shand	Jai	false
4	44	Jai Shand	Jai	false
5	53	Jai Shand	Jai	false
6	60	Jai Shand	Jai	false
7	64	Jai Shand	Jai	false
8	69	Jai Shand	Jai	false
9	104	Jai Shand	Jai	false
10	111	Jai Shand	Jai	false
11	114	Jai Shand	Jai	false
12	131	Jai Shand	Jai	false
13	137	Jai Shand	Jai	false
14	141	Jai Shand	Jai	false



#### Consulta para stockitem:



Validación de restricciones de llave foránea en fact\_orders:

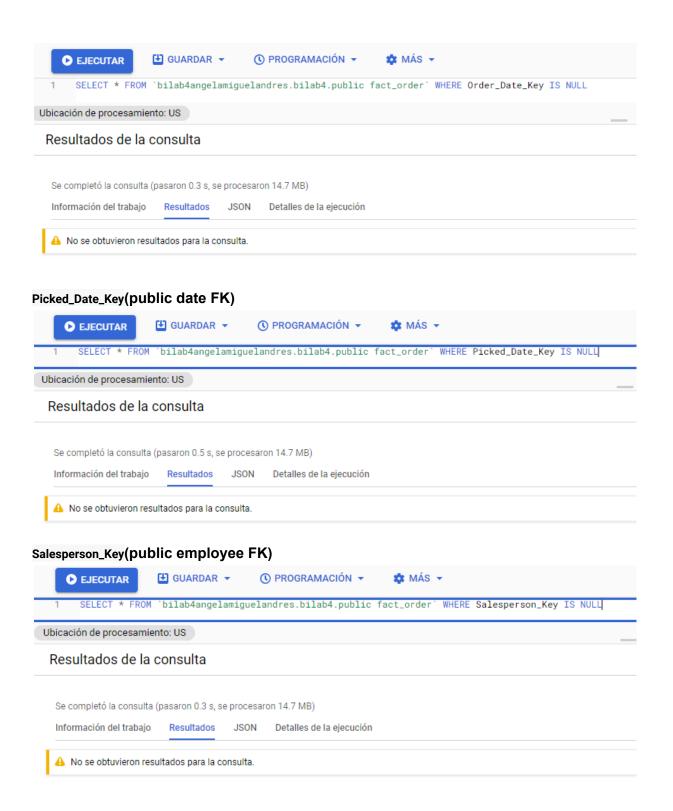
Para este proceso se definieron 2 pasos:

#### 1. La columna no tiene nulls

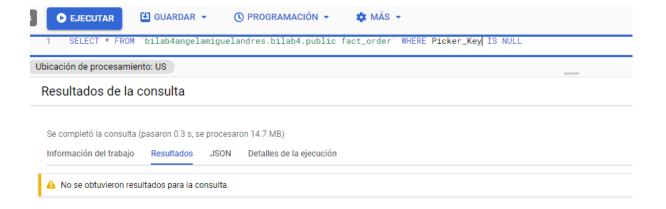
Esta verificación se hará para todas las relaciones. Para el primer paso se hace una query que nos da los nulos de cada Fk, la idea es que este valor sea vacío City\_Key(public city FK)



#### Order\_Date\_Key(public date FK)



#### Picker\_Key(public employee FK)



#### 2. Existe la FK en PK de la dimensión

Para esta parte nos basaremos en el bono, en el cual para limpiar los datos se eliminaron los nulos:

```
Removemos las filas con elementos nulos.

len_o = len(df_city)
df_city.dropna(inplace = True)
```

Y se usaron solo los datos que contarán con una llave foránea que exista en las diferentes dimensiones:

#### City\_Key(public city FK)

```
len_o = len(df_order)
if tipo == "Completos/":
    df_order = df_order[df_order.City_Key.isin(df_city.City_Key)]
else:
    df_order = df_order[df_order.city_key.isin(df_city.City_Key)]
```

#### Customer\_Key(public costumer FK)

```
if tipo == "Completos/":
    df_order = df_order[df_order.Customer_Key.isin(df_customer.Customer_Key)]
else:
    df_order = df_order[df_order.customer_key.isin(df_customer.Customer_Key)]
```

#### Stock\_Item\_Key(public stockitem FK)

```
if tipo == "Completos/":
    df_order = df_order[df_order.Stock_Item_Key.isin(df_stock_item.Stock_Item_Key)]
else:
    df_order = df_order[df_order.stock_item_key.isin(df_stock_item.Stock_Item_Key)]
```

#### Order\_Date\_Key(public date FK) y Picked\_Date\_Key(public date FK)

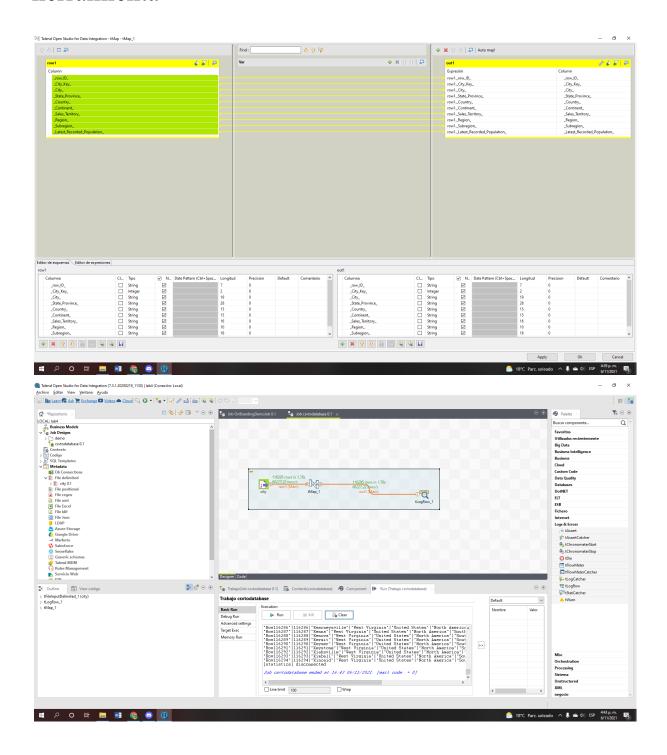
```
if tipo == "Completos/":
    df_order = df_order[df_order.Order_Date_Key.isin(df_date.Date_key)]
    df_order = df_order[df_order.Picked_Date_Key.isin(df_date.Date_key)]
else:
    df_order = df_order[df_order.order_date_key.isin(df_date.Date_key)]
    df_order = df_order[df_order.picked_date_key.isin(df_date.Date_key)]
```

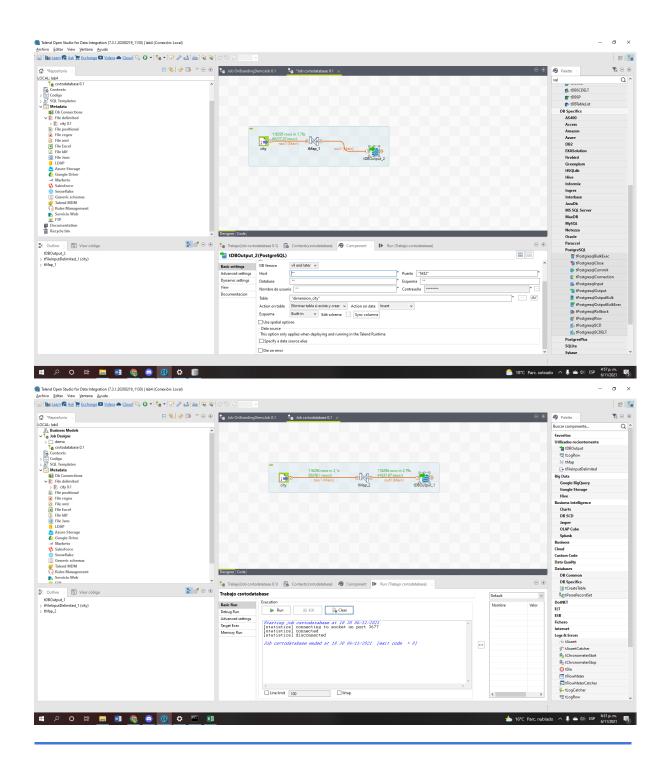
#### Salesperson\_Key(public employee FK) y Picker\_Key(public employee FK)

```
if tipo == "Completos/":
    df_order = df_order[df_order.Salesperson_Key.isin(df_employee.Employee_Key)]
    df_order = df_order[df_order.Picker_Key.isin(df_employee.Employee_Key)]
else:
    df_order = df_order[df_order.salesperson_key.isin(df_employee.Employee_Key)]
    df_order = df_order[df_order.picker_key.isin(df_employee.Employee_Key)]
```

De esta forma estamos seguros de que esta condición se aplica en todas las llaves foráneas.

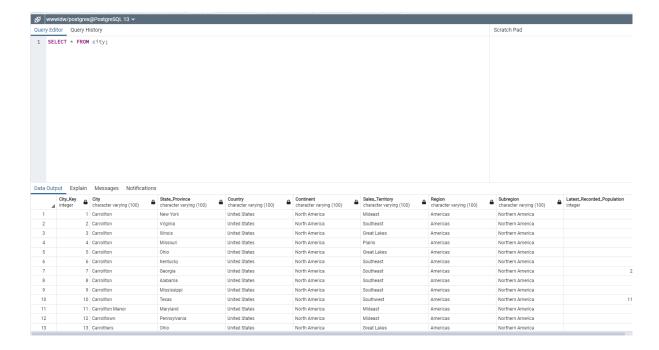
# Documentación del proceso y las transformaciones realizadas - Modificaciones a los esquemas en la 3ra herramienta



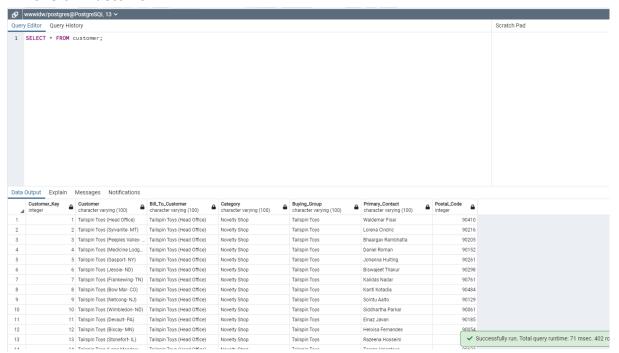


# Resultados 3ra herramienta

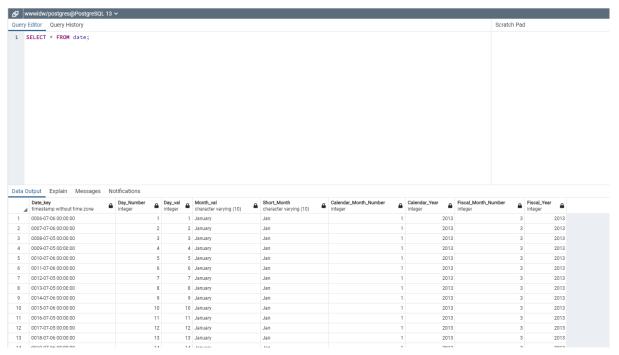
**Dimensión City:** 



#### **Dimensión Customer**



#### **Dimensión Date**

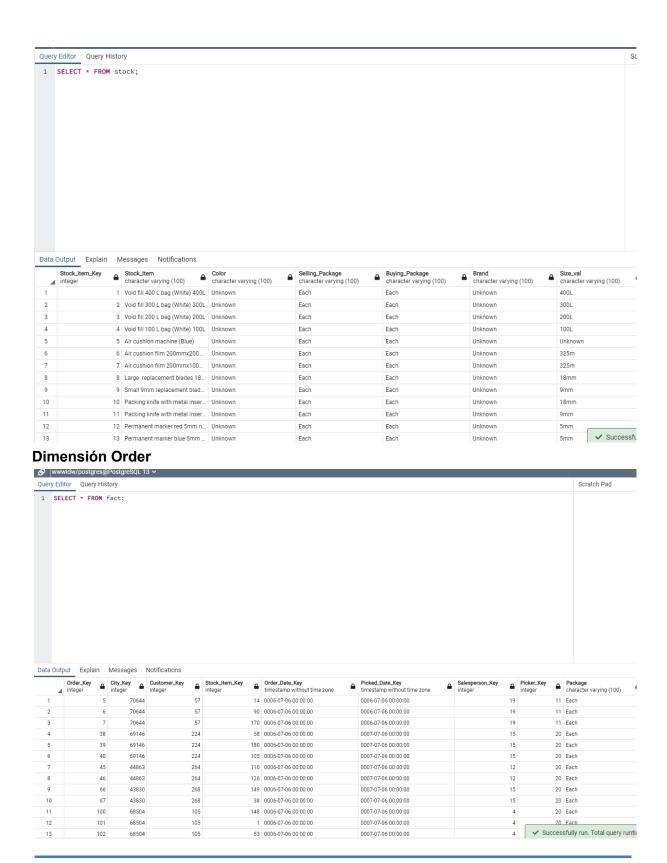


#### **Dimensión Employee**

# Query Editor Query History 1 SELECT \* FROM employee; Data Output Explain Messages Notifications

4	Employee_Key integer	Employee character varying (100)	Preferred_Name character varying (100)    □	Is_Salesperson character varying (100)
1	1	Lily Code	Lily	True
2	2	Isabella Rupp	Isabella	False
3	3	Ethan Onslow	Ethan	False
4	4	Amy Trefl	Amy	True
5	5	Jai Shand	Jai	False
6	6	Anthony Grosse	Anthony	True
7	7	Taj Shand	Taj	True
8	8	Hudson Hollinworth	Hudson	True
9	9	Jack Potter	Jack	True
10	10	Piper Koch	Piper	False
11	11	Hudson Onslow	Hudson	True
12	12	Sophia Hinton	Sophia	True
13	13	Henry Forlonge	Henry	False
1.4	1.4	Ctalla Decembria	Ctalla	Foloo

**Dimensión Stock** 



# Respuestas a las preguntas del laboratorio

# ¿Por qué se utiliza el comando "IF NOT EXISTS" en la sentencia, en el contexto del proceso de ETL?

R: Porque estamos desarrollando una herramienta que pueda importar datos para realizar un proceso de ETL para exportarlos a nuestro datamart, e ir acumulando y actualizando información, para que esto ocurra, la herramienta debe poder ejecutarse una y otra vez, y esto implica que cada vez que se ejecute, la herramienta debe trabajar con lo que haya en el datamart en ese momento y es muy posible que las tablas ya están creadas, a menos de que sea la primera ejecución o se haya decidido añadir una dimensión nueva.

#### ¿Por qué para la columna de día se utiliza el nombre day val y no "day"?

Day es una palabra reservada para una función de sql que retorna el día de una fecha seleccionada.

#### ¿De dónde se obtiene la información sobre las columnas que hay que crear en la tabla?

Al menos en pentaho spoon se utiliza directamente un script para creación de tablas, en BigQuery se saca del csv y en Talend se saca del csv también.

#### ¿Cuál es la diferencia entre un 'job' y una 'transformación'?

Un job tiene que ver con el flujo de control, es decir cómo establecer una serie de tareas y establecer un orden para su ejecución. Las transformaciones son una serie de tareas que implican la transformación de datos y pueden ejecutarse en paralelo (mientras que en los job's se ejecutan en orden).

#### ¿Por qué se hace uso del nodo 'Insert/Update' y no del 'Table Output'?

Porque Insert/Update como dice el nombre ingresa nuevos datos y Table Output solo inserta datos, y que solo se inserten datos es un problema (como se explicó anteriormente en la parte del bono#1 con bulkload).

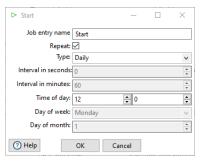
# ¿Cuál es la finalidad de los campos 'The key(s) to lookup the values:' y 'Update fields' del nodo 'Insert/Update'?

El campo 'The key(s) to lookup the values:' nos sirve para que cuando estemos exportando la información a la base de datos, se revise para cada entrada que vamos a exportar y si existe una entrada en la base de datos cuyos valores correspondientes a los parámetros que le pasamos al campo antes mencionado existen, de ser así sabemos que este campo no se debe insertar, sino actualizar.

El campo 'Update fields' sirve para saber, para los registros que vayamos a actualizar, qué campos han de ser actualizados.

# ¿Será posible programar la fecha y hora en la cual la organización puede correr de forma automática el proceso de ETL?

La pregunta está en el contexto de la herramienta spoon, y en esta herramienta si es posible, se tendría que configurar el nodo start, como se ve a continuación:



En este ejemplo estaríamos configurando el job para ejecutarse todos los días.

# Comparación de herramientas

En principio en todas las herramientas se logró realizar el mismo proceso, sin embargo encontramos las siguientes diferencias entre los distintas herramientas

	Google BigQuery	Spoon Pentaho	Talend
Conexión a la DB	Se suben a un proyecto en la nube (drive) y se administra el tiempo de duración	Permite conectar a postgresql, pero a la vez a otras plataformas locales o pasandoles su dirección en red	Permite exportar los datos a diferentes tipos de bases de datos como sqlite, postgresDB, mysql, etc.
Creación de tablas	Se agregan las tablas, bien sea subidas o creadas desde ceros, al proyecto.	Mediante Scripts	El interfaz ofrece distintas herramientas para crear las tablas, aunque también se pueden crear utilizando el lenguaje java.
Job's	No maneja el concepto de job.	Crea un job inicial de donde parte el flujo de ejecución.	Utiliza el concepto de job para organizar un set de instrucciones que van a darle forma a la información.
Transformaciones	No maneja el concepto de transformaciones.	Es necesario crear múltiples transformaciones para desarrollar el proyecto.	No maneja el concepto de transformaciones.

A partir de esto podemos concluir que talend y pentaho son las que más opciones nos dan como herramientas de ETL, sin embargo Google BigQuery nos ofrece la ventaja de que podemos trabajar en la nube.