



Empresas Carozzi

# Desafío Data Engineer

Autor: Sebastián Garcés  
Diciembre - 2025

# Contexto del Desafío

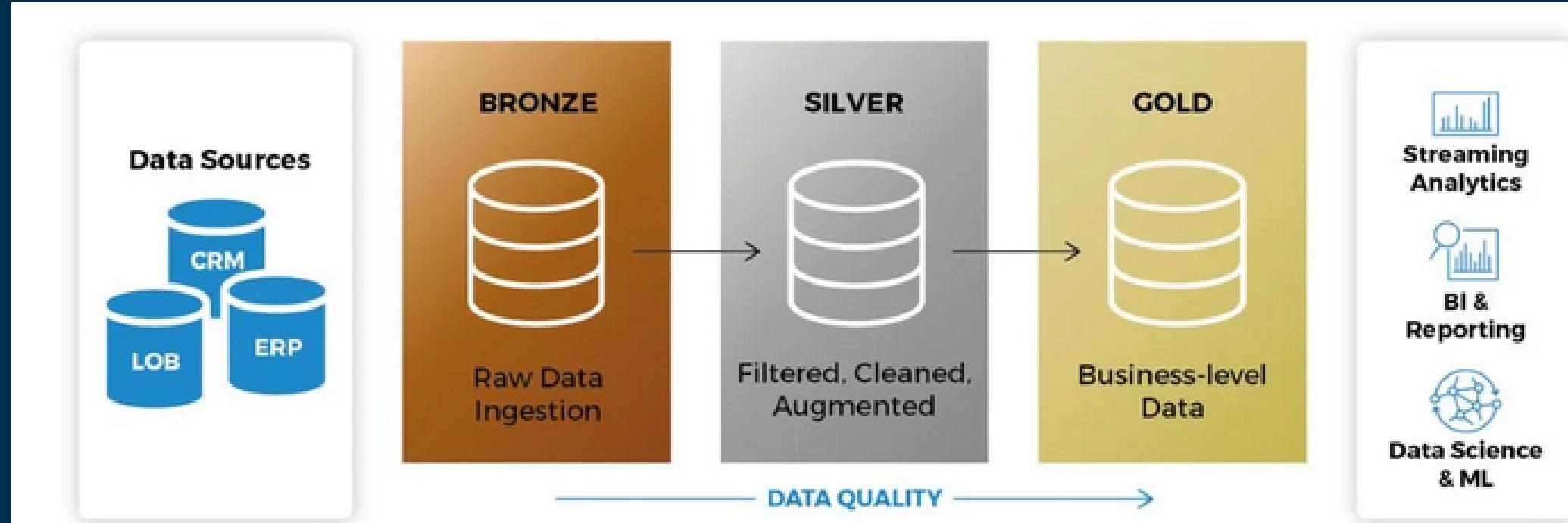
La compañía vende a clientes del canal tradicional (almacenes, botillerías, kioscos, etc.) a través de un canal de ventas transaccional. El equipo de Analítica Avanzada necesita construir un modelo de segmentación de clientes y necesita una vista consolidada a nivel cliente, con características (features) calculadas a partir de las transacciones históricas solicitada por los data scientist del área para generar este modelo de segmentación de clientes.

# Objetivo del Desafío

Diseñar e implementar una arquitectura tipo Medallion (Bronze / Silver / Gold) usando PySpark, ejecutable en tu computador local, que genere en la capa Gold la siguiente tabla:

- **dim\_features**: tabla de características de clientes calculadas de los últimos tres meses de datos disponibles en los datos transaccionales de ventas
- Además, deberás documentar y presentar cómo llevarías esta solución a un entorno de Azure / Microsoft Fabric.

# Arquitectura General Propuesta



## Ventajas de Medallón:

- Mejorar la calidad del dato de forma incremental.
- Simplificar la trazabilidad del pipeline.
- Crear datasets reutilizables, consistentes y confiables.
- Separar responsabilidades de ingesta, limpieza y consumo analítico.
- Facilitar auditoría, reprocesamientos y escalabilidad.

### Bronze:

- Almacenar datos tal como llegan.
- Orientado a la optimización de almacenamiento.
- Mantener un *single source of truth*.
- Soporte a auditoría y reprocesos.

### Silver:

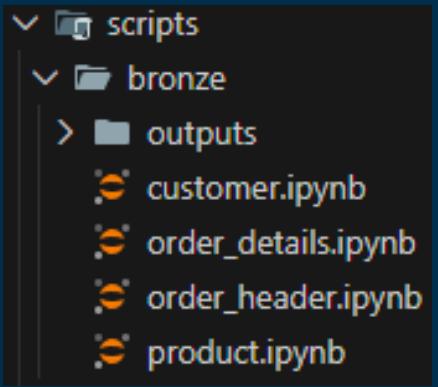
- Refinar datos desde Bronze.
- Aplicar reglas de negocio, limpieza y estandarización.
- Se define el lenguaje común entre negocio, analítica y TI.
- Construir tablas dimensionales y de hechos.

### Gold:

- Datasets curados y diseñados para entregar valor al negocio: reportes, dashboards, analítica avanzada y machine learning
- Se crean KPI, métricas compuestas, agregaciones, cohortes, períodos móviles, features de ML, etc.

# Solución Implementada

## Bronze



- Se generan 1 Notebook de carga por tabla a ingestar , facilitando la posterior operación y mantenibilidad del código.
- En esta fase se agregan el timestamp de ingestion y el archivo fuente a datos.

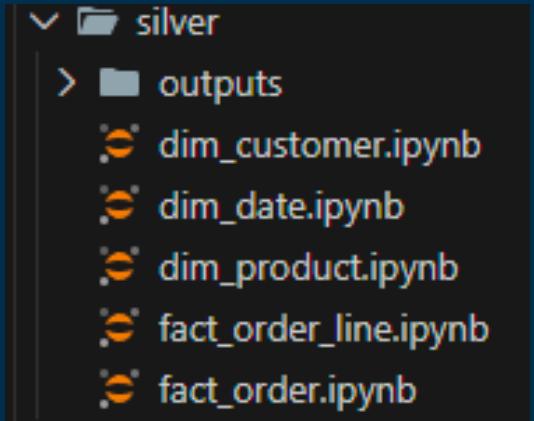
```
# Agregar columnas de control
df_bronze = (
    df_raw
    .withColumn("ingestion_timestamp", current_timestamp())      # timestamp exacto
    .withColumn("source_file", input_file_name())           # ruta del archivo origen
)
```

En el caso de orígenes de datos fragmentados se utiliza método de búsqueda por nombres usando wild cards, luego Pyspark se encarga de unificar la data disperza.

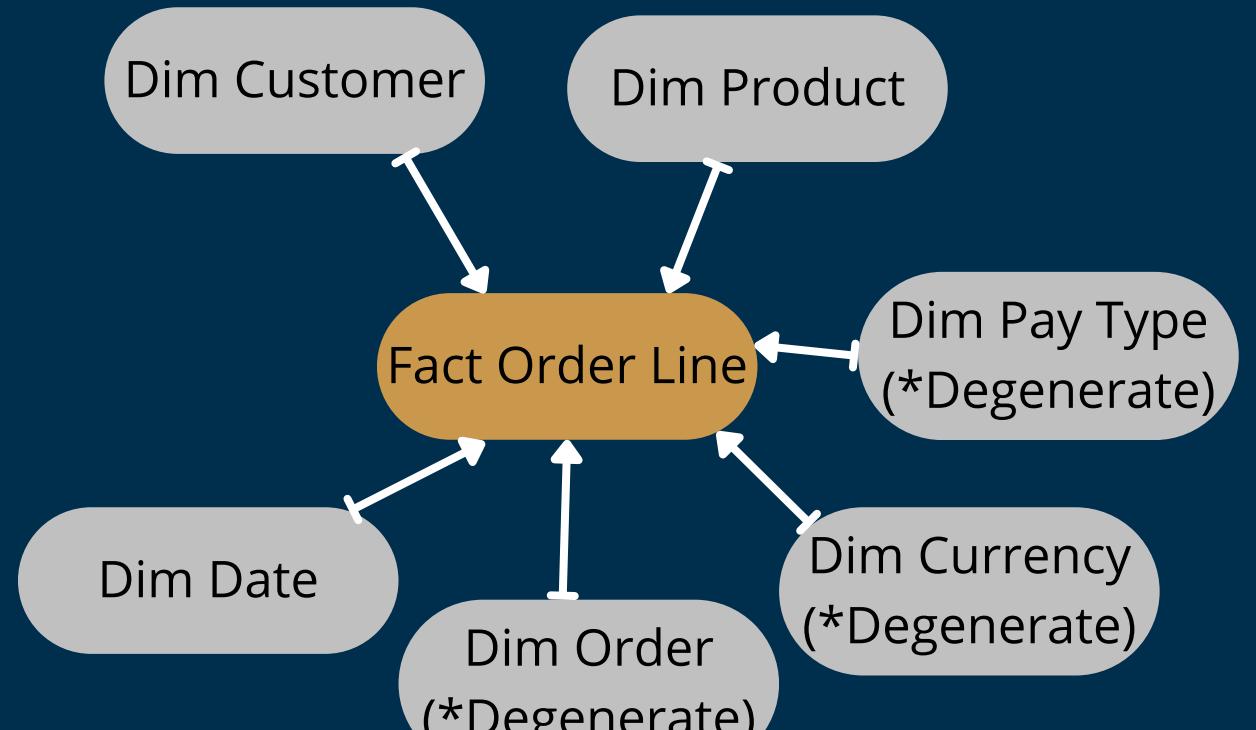
```
# Path con wildcard para lecturas masivas
search_pattern = raw_path + "/**/*orders_detail*.csv" # patron para buscar todos los archivos con nombre order_header

#Buscar archivos que coincidan con el patron
files = glob.glob(search_pattern, recursive=True)
```

# Solución Implementada Silver



- 1 Notebook por Dimension/  
Hecho a Ingestar.
- Se crea Dim Date para no perder referencias de fechas de transacciones.
- Ademas se crea como "Bonus" fact\_order para futuros analisis



**Se aplican las siguientes transformaciones y limpiezas:**

1. Dedup mediante funciones de Ventanas por id de tabla. ROW\_NUMBER() OVER(PARTITION BY...)
2. Transformaciones a tipo de datos correctos.
3. En tablas "maestros" se agregan datos Dummy.
4. Posibilidad de SCD para manejo de historial de cambios en dato (mejora en Fabric/Delta Tables)
5. Filtrado de datos a solicitud del negocio en tablas Fact.  
head.order\_net\_amount > 0 OR line.qty\_units > 0

## Dim Customer

```

customer_id: integer (nullable = false)
customer_name: string (nullable = true)
channel: string (nullable = true)
actual_segment: string (nullable = true)
region: string (nullable = true)
comuna: string (nullable = true)
entry_date: timestamp (nullable = true)
status: string (nullable = true)
mix_credito_vs_contado_3m: double (nullable = true)
  
```

customer_id	customer_name	channel	actual_segment	region	comuna	entry_date	status	mix_credito_vs_contado_3m
0  Sin Cliente	Sin Canal	N/A	N/A	Maipú	2022-04-16 10:00:...	activo	0.0	
1 Cliente_0001	otros	B Región Metropolitana	Concepción	2022-02-21 10:00:...	activo	0.2817711466661934		
2 Cliente_0002	otros	A	BioBio	Concepción	2024-06-19 10:00:...	activo	0.4796695637737919	
3 Cliente_0003	tradicional	C	BioBio	Talcahuano	2023-06-18 10:00:...	inactivo	0.6322392118803829	
4 Cliente_0004	tradicional	C	BioBio	Antofagasta	2023-03-05 10:00:...	activo	0.45105535832968525	
5 Cliente_0005	tradicional	B	BioBio	Talcahuano	2023-04-03 10:00:...	activo	0.25114183544864904	
6 Cliente_0006	tradicional	B	Maulé	Talca	2022-04-21 10:00:...	activo	0.41163295216238105	
7 Cliente_0007	otros	D	Valparaíso	Viña del Mar	2021-04-11 10:00:...	activo	0.7031062877390177	
8 Cliente_0008	tradicional	C	Valparaíso	Valparaíso	2025-08-31 10:00:...	activo	0.5557985871093494	
9 Cliente_0009	tradicional	C	B	Maulé	Curicó	2024-08-10 10:00:...	activo	0.2983640469224722
10 Cliente_0010	tradicional	B	Región Metropolitana	Santiago	2021-11-16 10:00:...	activo	0.18426867328930873	
11 Cliente_0011	tradicional	D	Región Metropolitana	Maipú	2023-12-12 10:00:...	activo	0.791497765506172	
12 Cliente_0012	tradicional	C	Región Metropolitana	La Florida	2023-02-26 10:00:...	activo	0.3523982270780352	
13 Cliente_0013	tradicional	B	Región Metropolitana	Santiago	2021-04-05 10:00:...	activo	0.0	
14 Cliente_0014	tradicional	C	Antofagasta	Calama	2024-04-21 10:00:...	activo	0.11236617264411805	
15 Cliente_0015	tradicional	C	B	Maulé	Talca	2023-03-15 10:00:...	activo	0.29443309276347585
16 Cliente_0016	otros	C	Valparaíso	Viña del Mar	2025-09-16 10:00:...	activo	0.11961348658734408	
17 Cliente_0017	tradicional	B	B	Valparaíso	Curicó	2025-10-09 10:00:...	activo	0.0
18 Cliente_0018	tradicional	B	B	Valparaíso	Valparaíso	2025-05-12 10:00:...	activo	0.0

Showing top 20 rows

## Fact Order Line

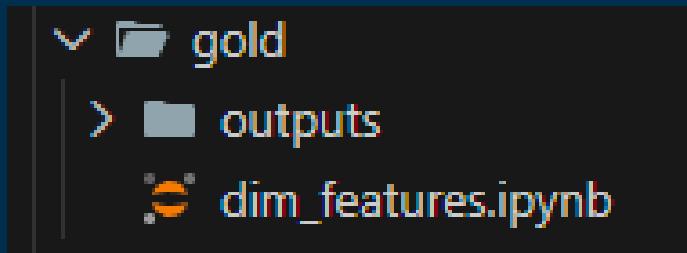
```

root
  |-- order_line_key: string (nullable = false)
  |-- order_id: integer (nullable = false)
  |-- line_id: integer (nullable = false)
  |-- product_id: integer (nullable = true)
  |-- customer_id: integer (nullable = true)
  |-- order_date_id: integer (nullable = true)
  |-- period: integer (nullable = true)
  |-- channel: string (nullable = true)
  |-- pay_type: string (nullable = true)
  |-- currency: string (nullable = true)
  |-- promo_flag: integer (nullable = true)
  |-- qty_units: integer (nullable = true)
  |-- unit_price: decimal(18,2) (nullable = true)
  |-- line_net_amount: decimal(18,2) (nullable = true)
  |-- order_net_amount_replicated: decimal(18,2) (nullable = true)
  
```

Rows: 11.241.634

Partition: Periodos

# Solución Implementada Gold



Todas las reglas de negocios fueron aplicadas mediante SparkSQL

**Grano minino:** Cliente (customer\_id)

**Periodo de tiempo de análisis:** Ultimos 3 Meses

customer_id	recencia_dias	ventas_total_3m	frecuencia_pedidos_3m	ticket_promedio_3m	dias_promedio_entre_pedidos	variedad_categorias_3m	porcentaje_pedidos_promo_3m	mix_credito_vs_contado_3m
8638	32	5856112.71	40	146402.817750000000	1.4615384615384615	5	0.925	0.3378087646
2366	49	1415444.08	8	176930.510000000000	4.142857142857143	5	1.0	0.2287744604
1829	32	8510613.88	56	151975.246428571429	1.0727272727272728	5	0.9107142857142857	0.0297661497
9427	30	4384557.95	29	151191.653448275862	2.1785714285714284	5	0.9655172413793104	0.9308837131
7253	43	1226355.57	6	204392.595000000000	6.4	5	1.0	0.3924426991
496	44	1824740.59	11	165885.508181818182	4.3	5	0.81818181818182	0.1881318265
1959	34	2936204.82	19	154537.095789473684	2.88888888888889	5	0.6842105263157895	0.2900994688
2142	30	4488396.19	32	137762.380937500000	1.935483870967742	5	0.90625	0.1418631999
7880	35	1328334.23	7	189762.832857142857	7.333333333333333	5	0.8571428571428571	0.5898566131
10817	30	2823423.23	18	156886.846111111111	3.4705882352941178	5	0.888888888888888	0.4046767831
1580	32	2967152.59	19	156165.925789473684	3.277777777777777	5	0.8947368421052632	0.4479338536
6658	31	6372935.18	37	172241.491351351351	1.527777777777777	5	0.8378378378378378	0.0814931810
8592	30	1745499.70	14	124678.550000000000	3.6153846153846154	5	0.7857142857142857	0.3105639033
3175	30	3101957.47	17	182468.886470588235	3.5	5	0.8235294117647058	0.1750657852
9852	33	5124076.58	36	142335.458333333333	1.6571428571428573	5	0.8333333333333334	0.4754255562
7982	35	2097029.81	13	161309.985384615385	4.083333333333333	5	0.9230769230769231	0.9452366583
9900	47	1723965.03	8	215495.628750000000	5.285714285714286	5	0.875	0.9219472219
10623	46	1295904.95	9	143989.438888888889	4.75	5	1.0	0.1365525149
148	31	5580629.15	33	169109.9742424242	1.84375	5	0.9090909090909091	0.0940847270
1645	33	4153795.99	23	180599.825652173913	2.5454545454545454	5	0.8695652173913043	0.5340162601

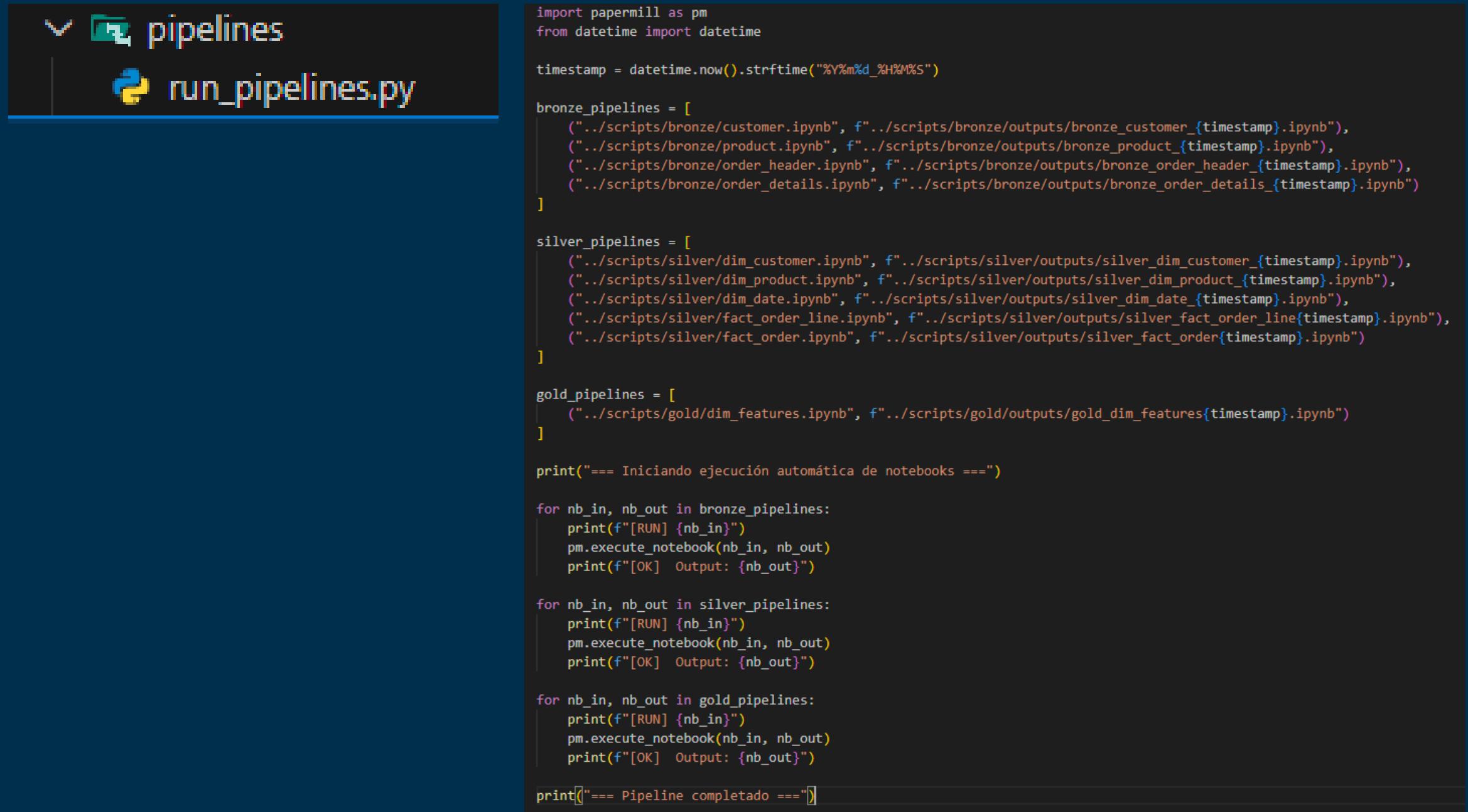
only showing top 20 rows

Campo	Tipo	Descripción funcional	Cálculo / Origen	Ejemplo
customer_id	int	Identificador único del cliente.	cus.customer_id desde dim_customer, canal = 'tradicional'.	12345
recencia_dias	int	Días de recencia: cuántos días han pasado desde el último pedido del cliente hasta el último día del mes actual.	DATEDIFF(ped.month_end_date, ped.last_pedido_date) donde last_pedido_date = MAX(dat.date) y month_end_date = last_day(current_date())	12
ventas_total_3m	decimal	Monto total neto vendido al cliente en los últimos 3 meses (suma de todas las líneas de pedido).	SUM(lin.line_net_amount) en la CTE cte_customer_ped_3m para los últimos 3 meses (lin.period >= yyyy-mm hace 2 meses).	250000.50
frecuencia_pedidos_3m	int	Número de pedidos distintos realizados por el cliente en los últimos 3 meses.	COUNT(DISTINCT lin.order_id) en cte_customer_ped_3m.	8
ticket_promedio_3m	decimal	Ticket promedio del cliente en los últimos 3 meses (monto promedio por pedido).	ped.ventas_total_3m / ped.frecuencia_pedidos_3m.	31250.06
dias_promedio_entre_pedidos	decimal	Días promedio entre pedidos consecutivos del cliente en los últimos 3 meses.	En cte_customer_dias_promedio: LAG(order_date) por customer_id; luego en cte_avg_dias_promedio: AVG(datediff(order_date, last_date)).	9.3
variedad_categorias_3m	int	Variedad de categorías de producto compradas por el cliente (número de categorías distintas) en los últimos 3 meses.	COUNT(DISTINCT pro.product_category) en cte_customer_ped_3m.	4
porcentaje_pedidos_promo_3m	decimal	Proporción de pedidos del cliente que tuvieron al menos una línea en promoción en los últimos 3 meses.	ped.n_orders_promo / ped.frecuencia_pedidos_3m, donde n_orders_promo = COUNT(DISTINCT CASE WHEN lin.promo_flag = 1 THEN lin.order_id END). Valores entre 0 y 1.	0.25 (25%)
mix_credito_vs_contado_3m	decimal	Proporción de las ventas del cliente pagadas con crédito respecto al total vendido en los últimos 3 meses (mix por monto).	ped.venta_credito_3m / ped.ventas_total_3m, donde venta_credito_3m = SUM(CASE WHEN lin.pay_type = 'credito' THEN lin.line_net_amount ELSE 0 END). Valores entre 0 y 1.	0.65 (65% crédito)

**Nota:** Todo el resultado final es bajo una ventana temporal de últimos 3 meses incluyendo el mes actual, definida por lin.period >= CAST(date\_format(add\_months(current\_date(), -2), 'yyyyMM') AS INT).

# Solución Implementada

## Ejecucion Pipeline



```
import papermill as pm
from datetime import datetime

timestamp = datetime.now().strftime("%Y%m%d_%H%M%S")

bronze_PIPELINES = [
    ("..../scripts/bronze/customer.ipynb", f"..../scripts/bronze/outputs/bronze_customer_{timestamp}.ipynb"),
    ("..../scripts/bronze/product.ipynb", f"..../scripts/bronze/outputs/bronze_product_{timestamp}.ipynb"),
    ("..../scripts/bronze/order_header.ipynb", f"..../scripts/bronze/outputs/bronze_order_header_{timestamp}.ipynb"),
    ("..../scripts/bronze/order_details.ipynb", f"..../scripts/bronze/outputs/bronze_order_details_{timestamp}.ipynb")
]

silver_PIPELINES = [
    ("..../scripts/silver/dim_customer.ipynb", f"..../scripts/silver/outputs/silver_dim_customer_{timestamp}.ipynb"),
    ("..../scripts/silver/dim_product.ipynb", f"..../scripts/silver/outputs/silver_dim_product_{timestamp}.ipynb"),
    ("..../scripts/silver/dim_date.ipynb", f"..../scripts/silver/outputs/silver_dim_date_{timestamp}.ipynb"),
    ("..../scripts/silver/fact_order_line.ipynb", f"..../scripts/silver/outputs/silver_fact_order_line{timestamp}.ipynb"),
    ("..../scripts/silver/fact_order.ipynb", f"..../scripts/silver/outputs/silver_fact_order{timestamp}.ipynb")
]

gold_PIPELINES = [
    ("..../scripts/gold/dim_features.ipynb", f"..../scripts/gold/outputs/gold_dim_features{timestamp}.ipynb")
]

print("== Iniciando ejecución automática de notebooks ==")

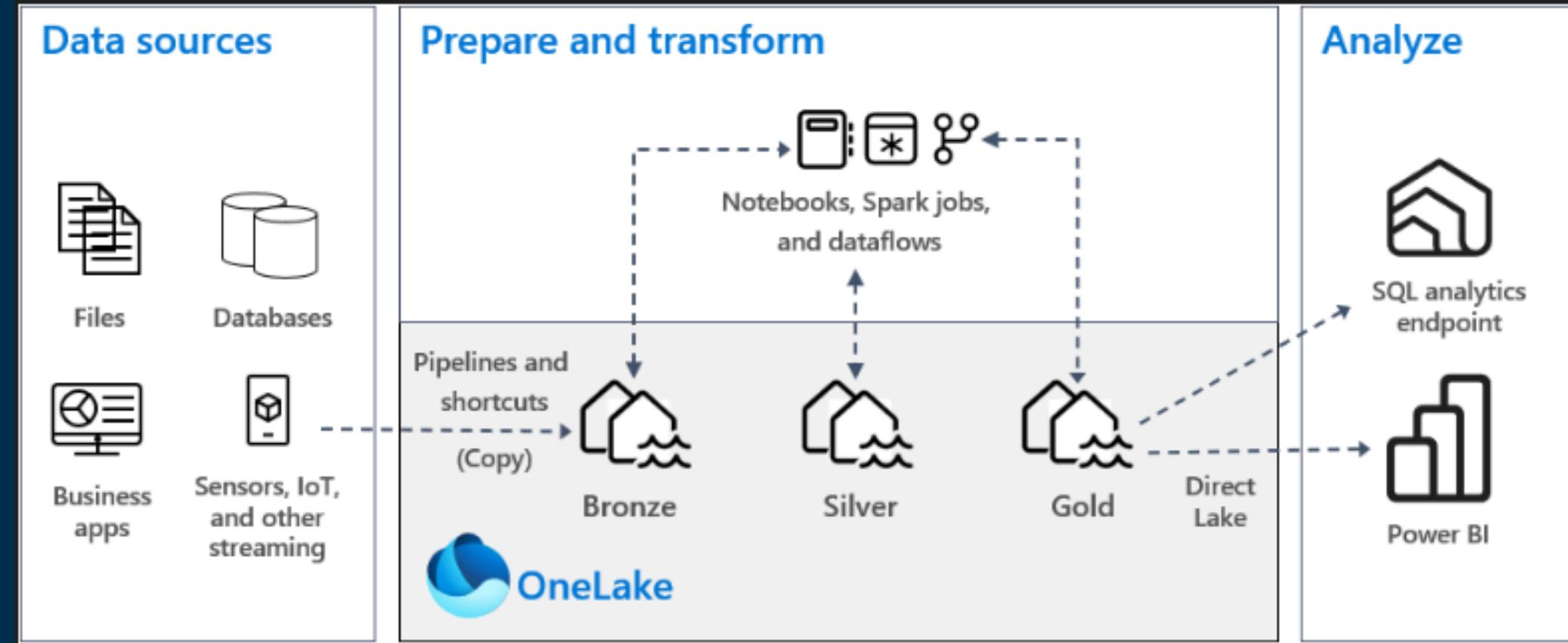
for nb_in, nb_out in bronze_PIPELINES:
    print(f"[RUN] {nb_in}")
    pm.execute_notebook(nb_in, nb_out)
    print(f"[OK] Output: {nb_out}")

for nb_in, nb_out in silver_PIPELINES:
    print(f"[RUN] {nb_in}")
    pm.execute_notebook(nb_in, nb_out)
    print(f"[OK] Output: {nb_out}")

for nb_in, nb_out in gold_PIPELINES:
    print(f"[RUN] {nb_in}")
    pm.execute_notebook(nb_in, nb_out)
    print(f"[OK] Output: {nb_out}")

print("[== Pipeline completado ==]")
```

# Escalar a Microsoft Fabric



- Storage: ADLS Gen2
- Compatible con Delta Parquet (ACID)
- Spark Administrado (serverless)
- Integracion nativa con PowerBI
- Utilizacion de Notebooks para tratamiento de datos en Capas.
- Para ingestas Copy Data.
- Para pipelines Data Factory + Notebooks DAG ó Thirth Parties (ejemplo. AirFlow dentro de Fabric)
- Gobernanza incorporada en Fabric.



## Sugerencias en Bronze:

- Capa previa (RAW, Landing) para recibir datos o archivos de origen.
- Utilizar Delta Parquet desde Bronzer en adelante.