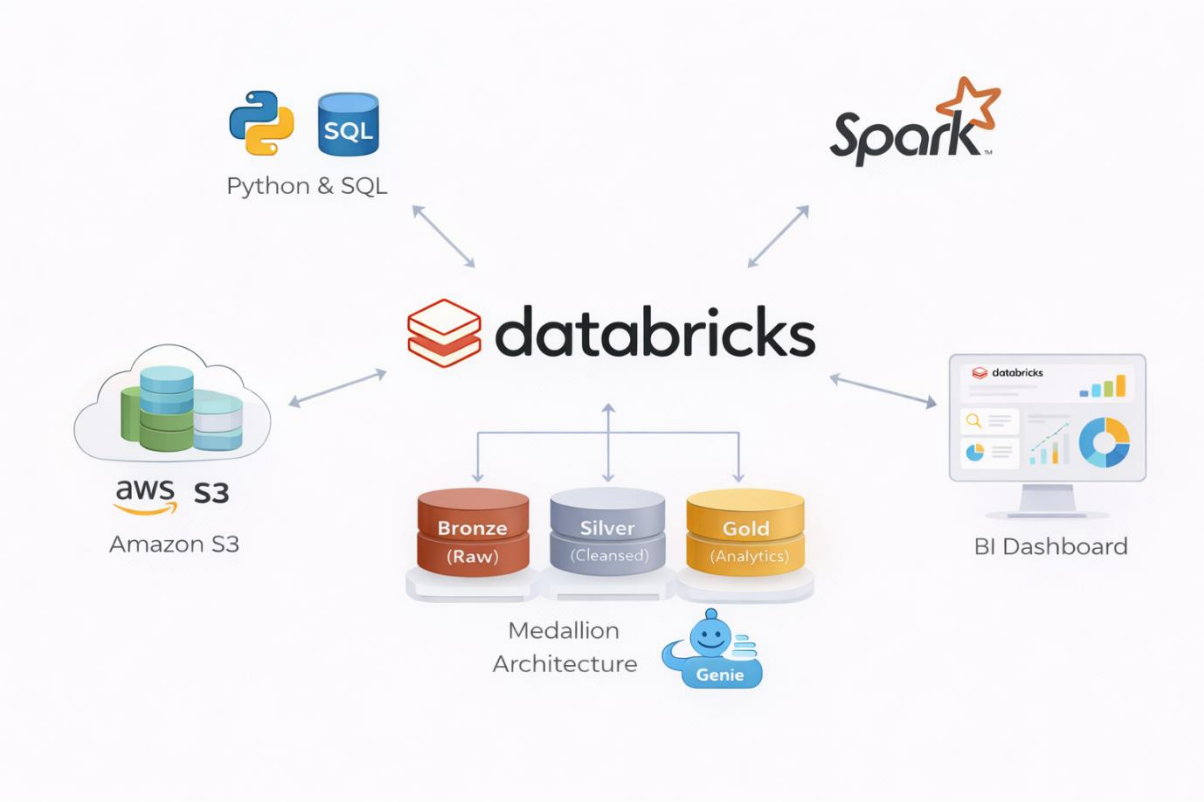
PIPELINE DU SUIVI DES VENTES

DU STREAMING DE DONNÉES À LA VISUALISATION DANS DATABRICKS



Francois Louis Marie NTONGA

francoislouismarie.contact@gmail.com

Data Engineer Junior

Objectif du projet

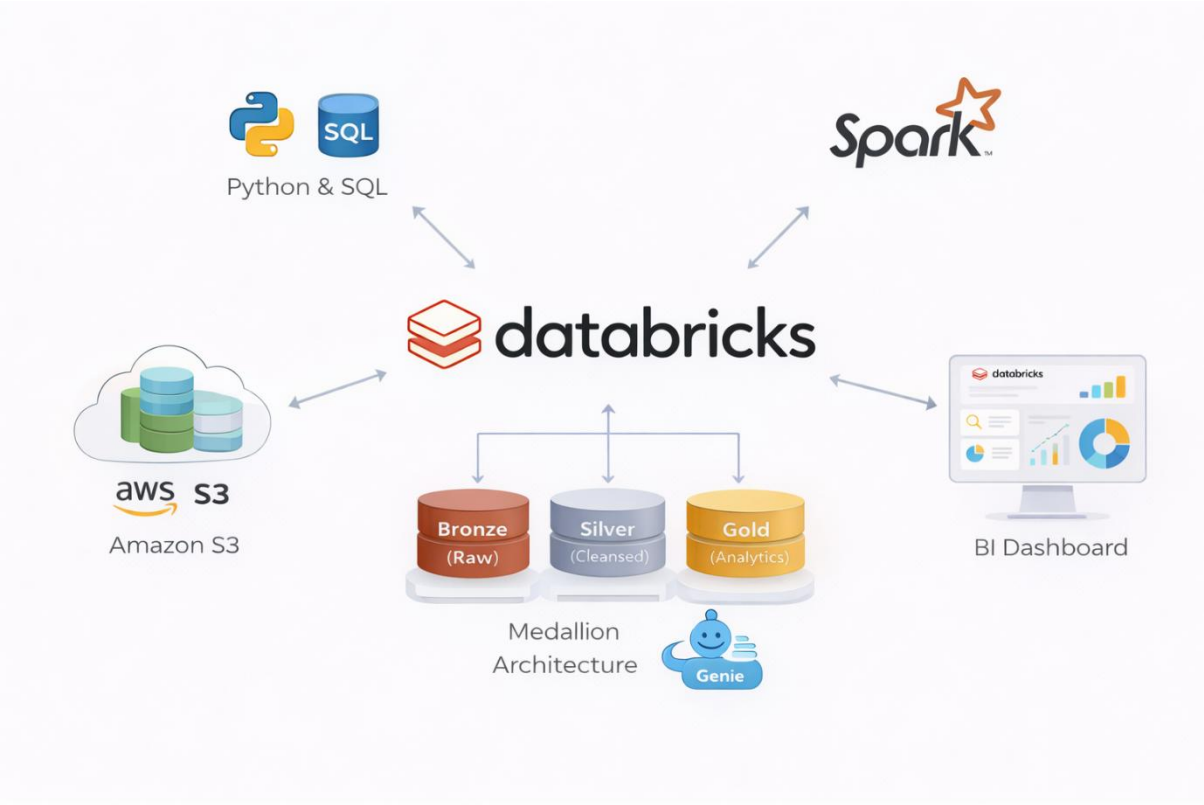
Concevoir et industrialiser un **pipeline** utilisant **Databricks**, dans le contexte d'une entreprise FMCG (Fast-Moving Consumer Goods). L'objectif est de construire un **pipeline ETL bout-à-bout** pour consolider les données de ventes de deux entreprises après une acquisition.

Créer une architecture **Lakehouse** permettant :

- D'ingérer des données provenant de deux sociétés,
- De les transformer selon le modèle **Médaillon (Bronze → Silver → Gold)**,
- De produire des tables analytiques,
- Et de construire un tableau de bord final dans Databricks.

Architecture & Stack

- Databricks
- Python & SQL
- Apache Spark
- Amazon S3
- Medallion Architecture
- Genie
- BI Dashboard



Qui utilise ces données

- Équipes métiers ventes et finance
- Data Analysts et équipes BI
- Managers et décideurs opérationnels

Décisions métiers possibles

- Suivi et pilotage du chiffre d'affaires,
- Analyse des performances par client produit canal et période,
- Identification des produits et clients les plus rentables,
- Analyse des tendances et de la saisonnalité des ventes,
- Optimisation des stratégies commerciales et de distribution

Résultat clé

Un pipeline data automatisé scalable et orienté production fournissant des insights fiables accessibles via dashboards et IA conversationnelle et directement exploitables par les équipes métier.

Résumé

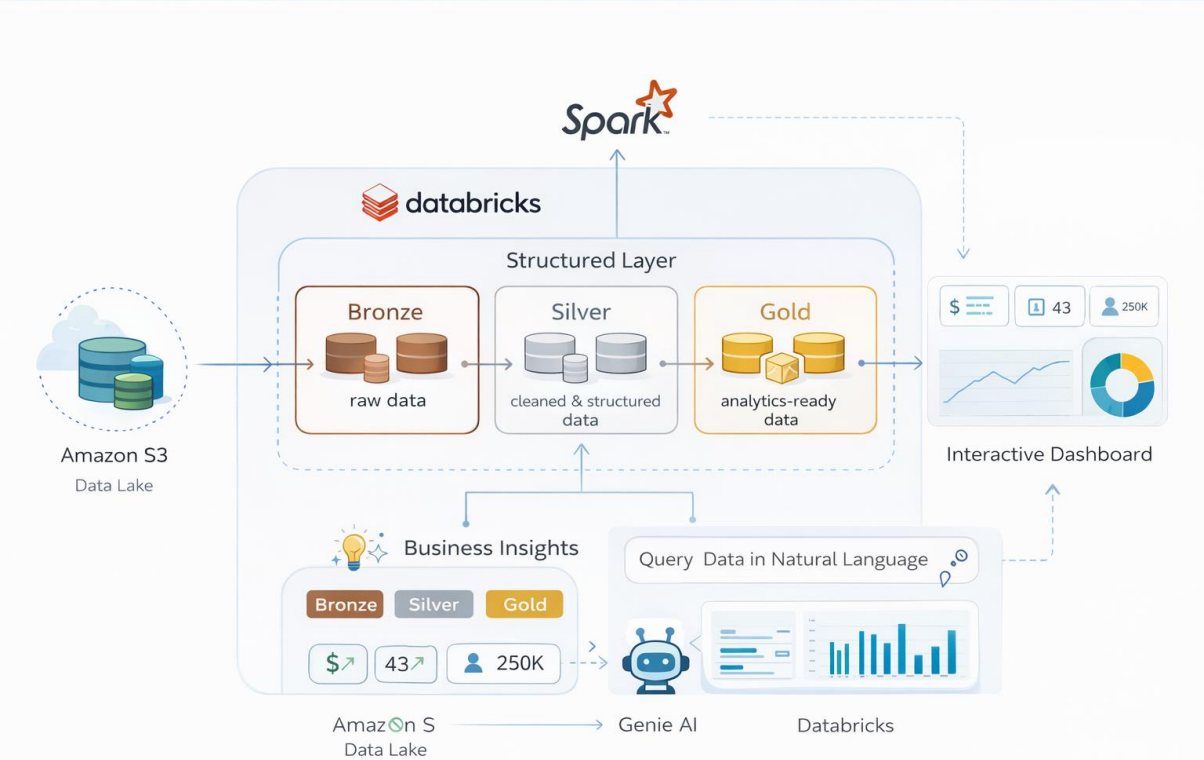
Ce projet vise la conception et la mise en œuvre d'une plateforme Data Engineering complète couvrant l'ensemble du cycle de vie de la donnée depuis l'ingestion des données brutes jusqu'à leur exploitation analytique et décisionnelle en s'appuyant sur des outils et architectures utilisés en environnement professionnel.

Les données sources ont été stockées dans Amazon S3 organisé comme un data lake puis ingérées dans Databricks à l'aide de Spark afin de garantir un traitement distribué et scalable. Une architecture Bronze - Silver - Gold a été mise en place pour structurer les données depuis les données brutes jusqu'aux données analytiques finales modélisées en schéma en étoile. Une vue analytique enrichie a été créée pour centraliser les informations métier et un pipeline Databricks Jobs a permis d'orchestrer les traitements avec gestion des dépendances exécution incrémentale supervision des runs et planification automatique rendant le pipeline fiable automatisé et industrialisable.

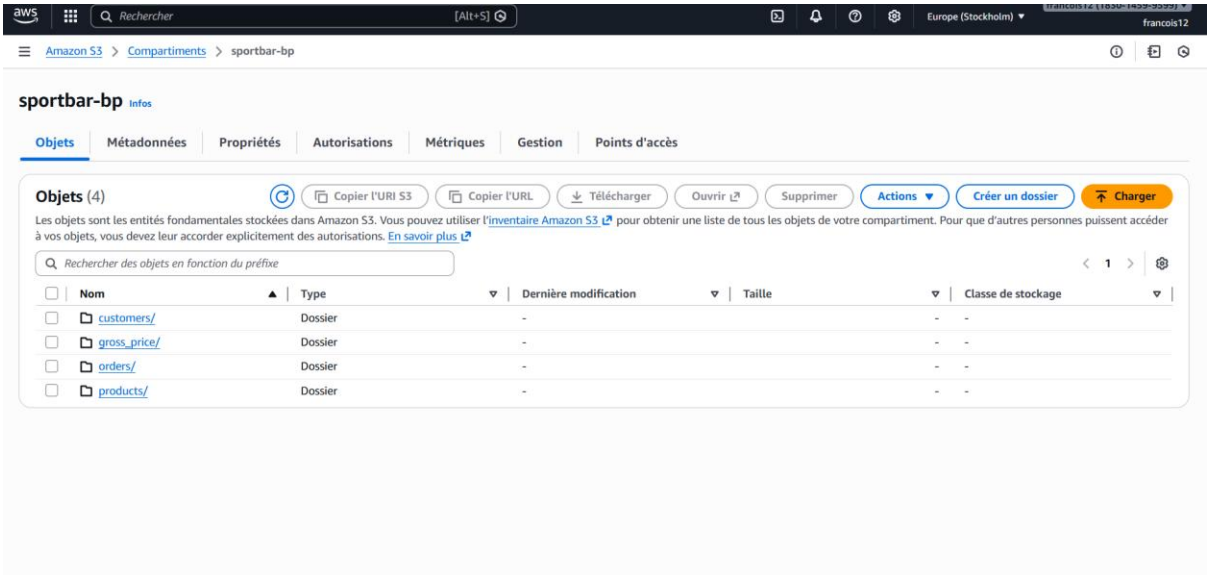
La consommation de la donnée est assurée via un Genie IA connecté à la couche Gold permettant l'exploration en langage naturel la génération automatique de requêtes SQL de visualisations et d'analyses business ainsi que par un Dashboard interactif Databricks intégrant KPI analyses temporelles classements et filtres dynamiques.

INTRODUCTION

À travers ce projet, la donnée est abordée comme un produit à part entière depuis son ingestion jusqu'à sa mise à disposition pour la prise de décision. Il a été conçu pour illustrer la chaîne complète de valorisation de la donnée depuis son ingestion jusqu'à sa consommation analytique en combinant des technologies cloud et Big Data largement utilisées en entreprise. L'objectif est de démontrer la capacité à structurer des pipelines fiables automatisés et exploitables tout en apportant une réelle valeur métier à travers l'analyse et la visualisation des données



Étape 1 – Création et importation des données dans le bucket Amazon S3

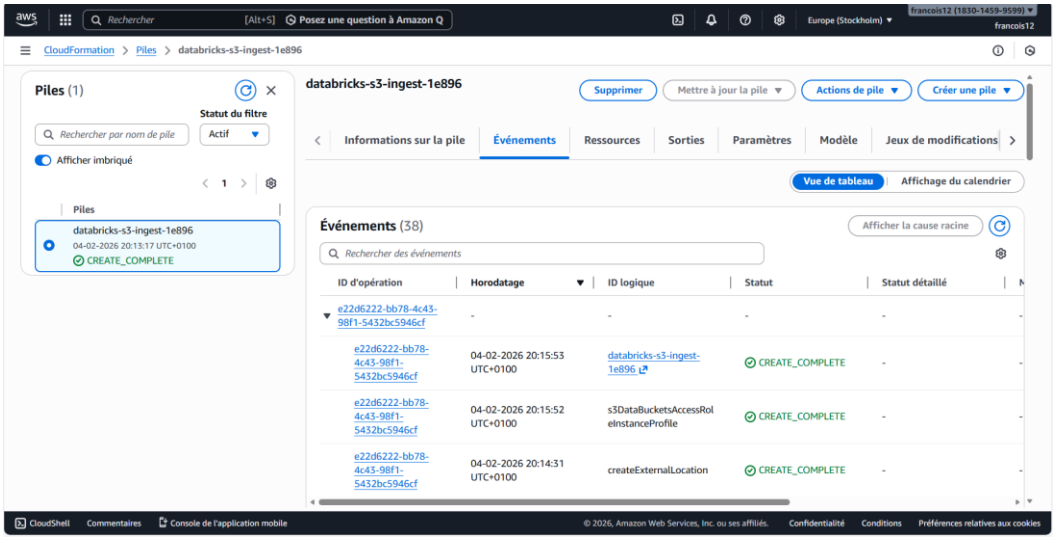


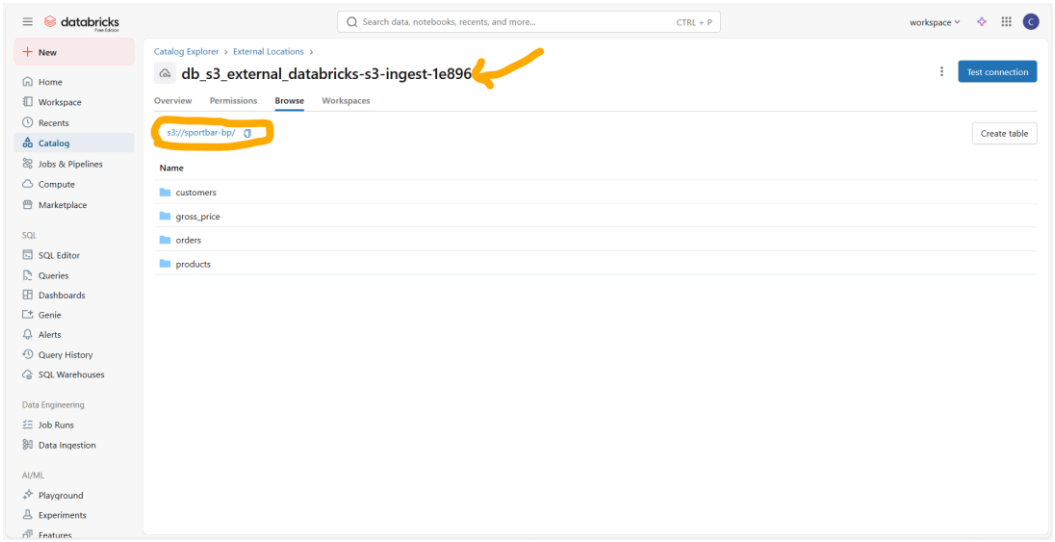
Dans cette première étape, j'ai créé un **bucket Amazon S3** servant de **data lake** pour le projet. Les données sources (fichiers CSV) ont été organisées par domaine métier dans des dossiers distincts.

Cette organisation permet :

- Une meilleure lisibilité des données,
- Une ingestion plus simple dans Databricks,
- Une base solide pour une architecture **Bronze / Silver / Gold**.

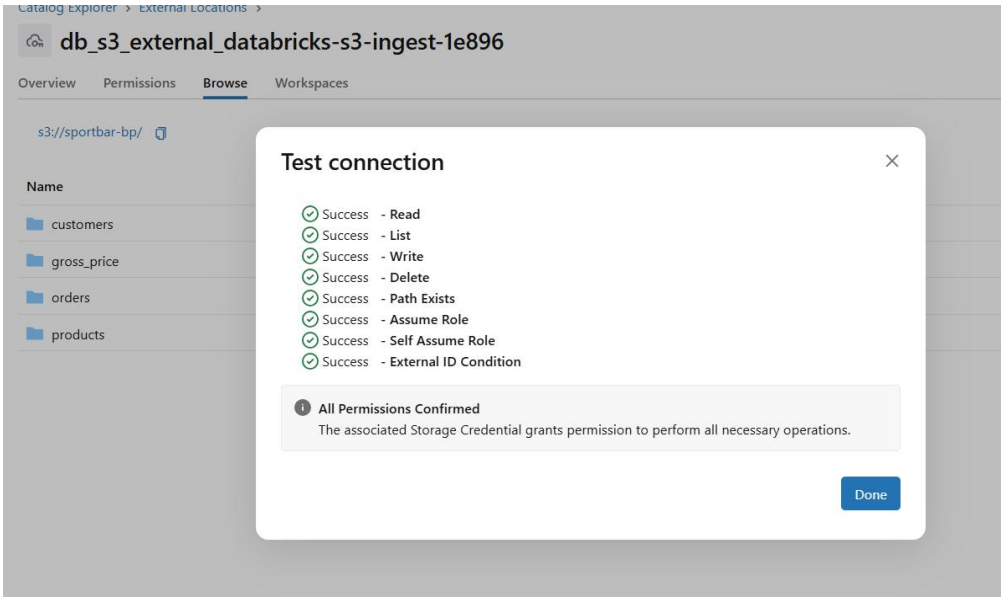
Étape 2 – Connexion et liaison entre Databricks et Amazon S3



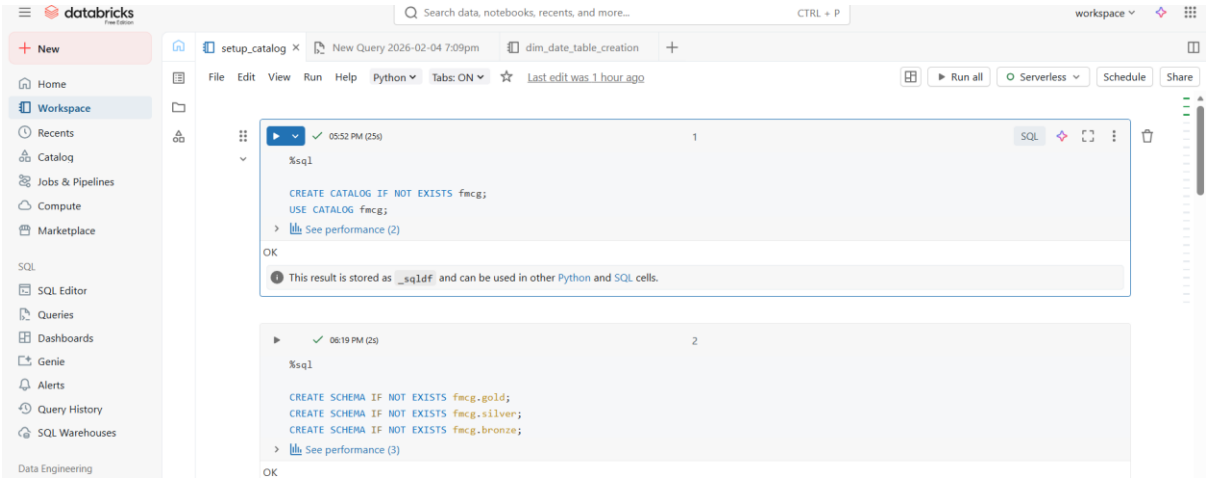


Afin de permettre à Databricks d'accéder aux données stockées dans S3, une **liaison sécurisée** a été mise en place via une **External Location** et un rôle IAM dédié. La connexion permet à Databricks de lire et écrire directement dans le bucket S3 sans exposer de clés sensibles.

Étape 3 – Test de la connexion entre Databricks et S3

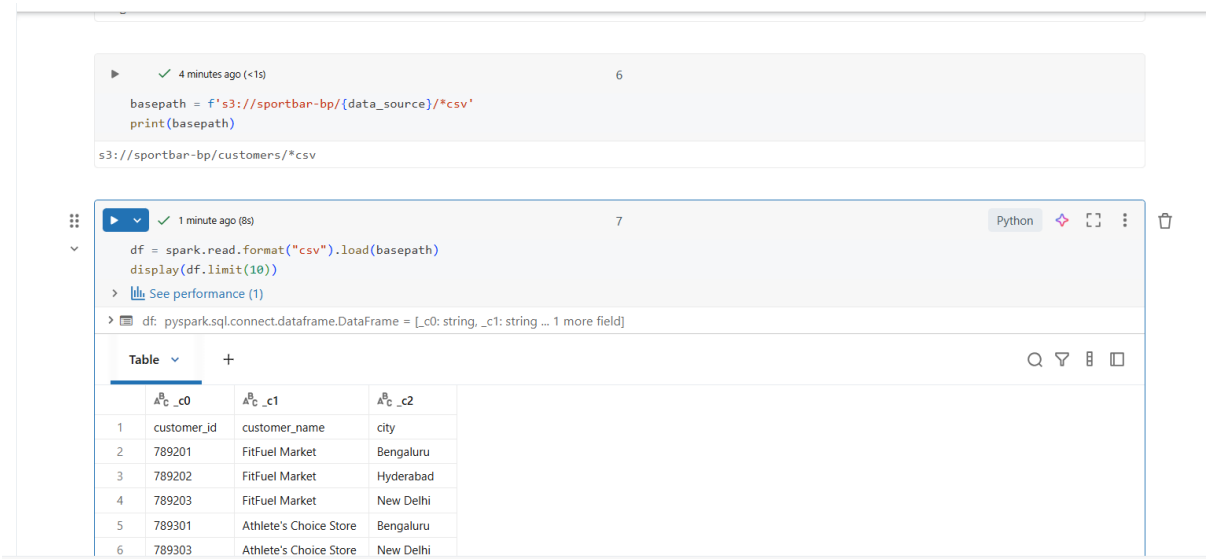


Étape 4 – Création du catalog et des schémas dans Databricks

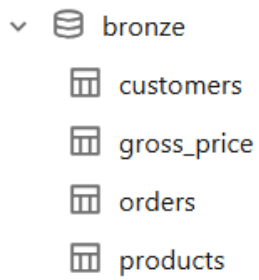


Dans Databricks, un **catalog** dédié au projet a été créé, suivi de la mise en place de trois **schémas**

Étape 5 – Lecture des données clients depuis S3 avec Spark

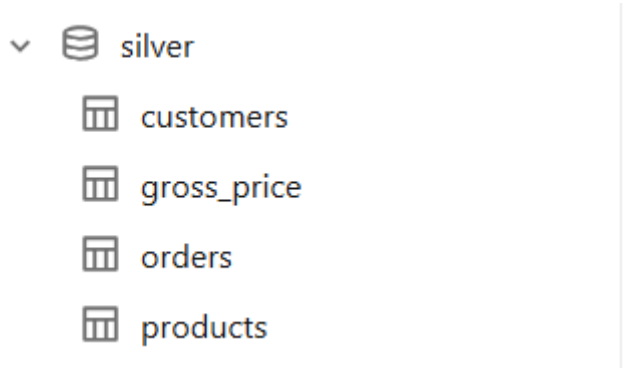


Étape 6 – Mise en place de la couche Bronze (données brutes)



La couche Bronze représente le niveau d'ingestion brute des données. À ce stade, les données issues de S3 sont stockées dans Databricks sans transformation métier majeure, en conservant leur structure d'origine.

Étape 7 – Création de la couche Silver (données nettoyées et structurées)



La couche **Silver** correspond au niveau de **nettoyage, normalisation et structuration** des données. Les données provenant de la couche Bronze y sont :

- Filtrées,
- Typées correctement,
- Enrichies si nécessaire
- Prêtes pour un usage analytique.

Étape 8 – Construction de la couche Gold (modèle analytique)

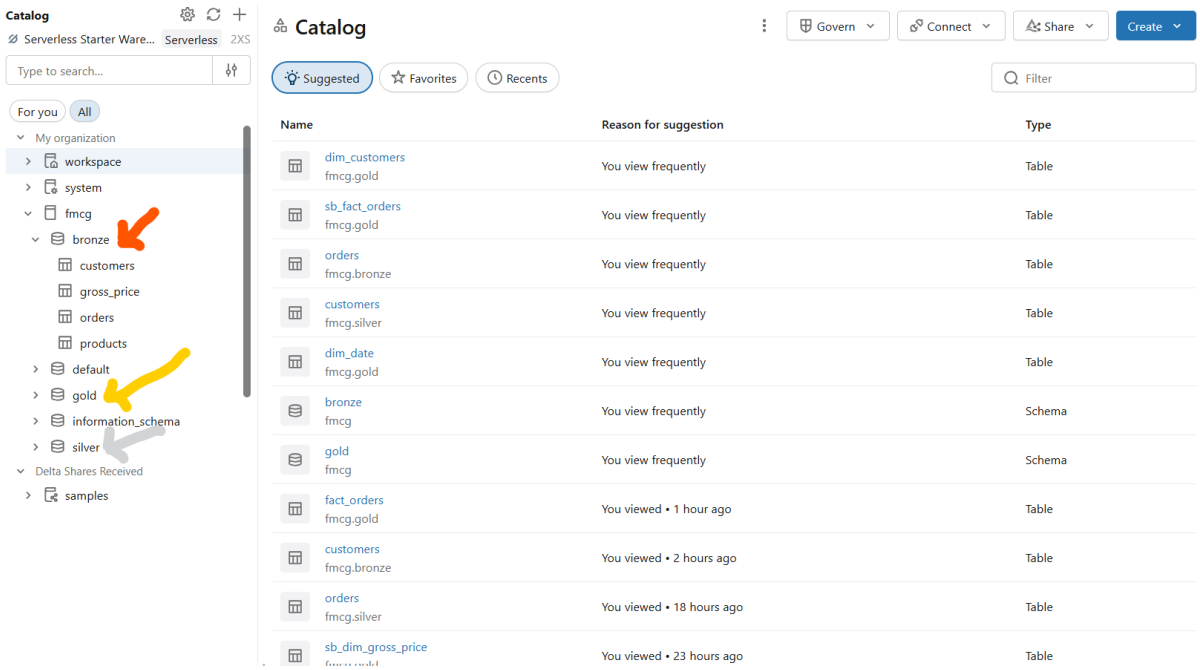
La couche **Gold** est dédiée à l'**analyse décisionnelle**. Elle repose sur une **modélisation en étoile (Star Schema)** composée de :

- Tables de dimensions (dim_customers, dim_products, dim_date, dim_gross_price)
- Table de faits (fact_orders)
- Cette modélisation permet :
- Des requêtes SQL performantes,
- Une lecture simple par les outils BI,
- Une séparation claire entre faits et dimensions.

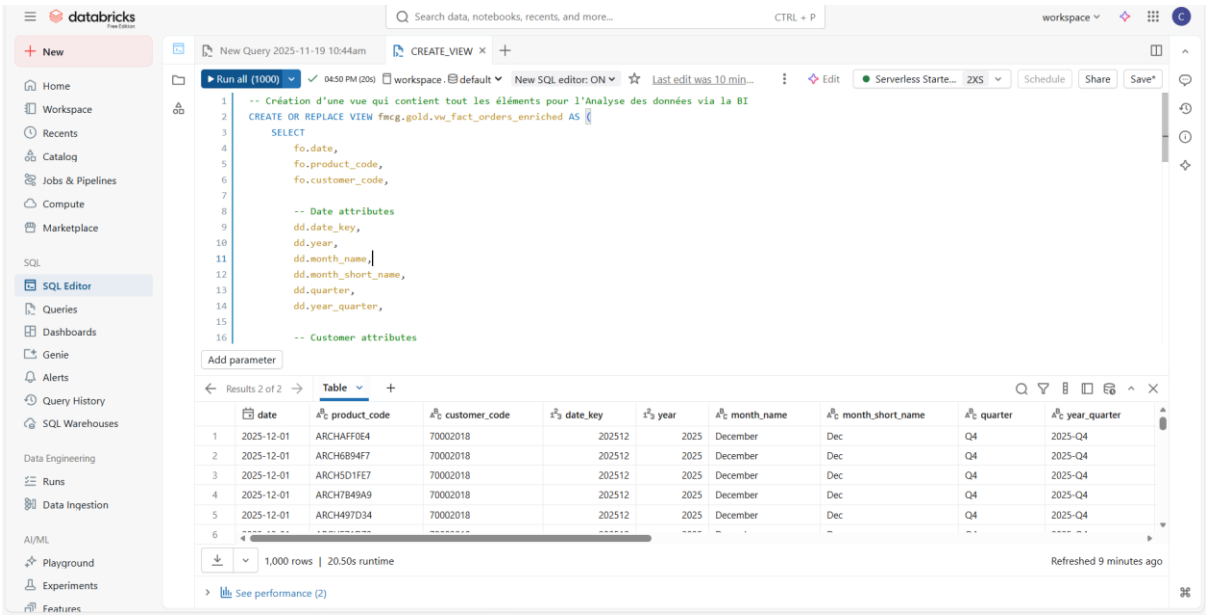
Nous avons une vue globale des Schémas Bronze, Silver et Gold :

L'organisation des schémas dans le **Catalog Databricks** permet de visualiser clairement :

- Le cheminement des données,
- La séparation des responsabilités,
- La progression logique du pipeline.



Étape 9 – Création d'une vue analytique enrichie pour la BI



Une **vue SQL enrichie** (vw_fact_orders_enriched) a été créée afin de centraliser **toutes les informations nécessaires à l'analyse BI** dans un seul objet.

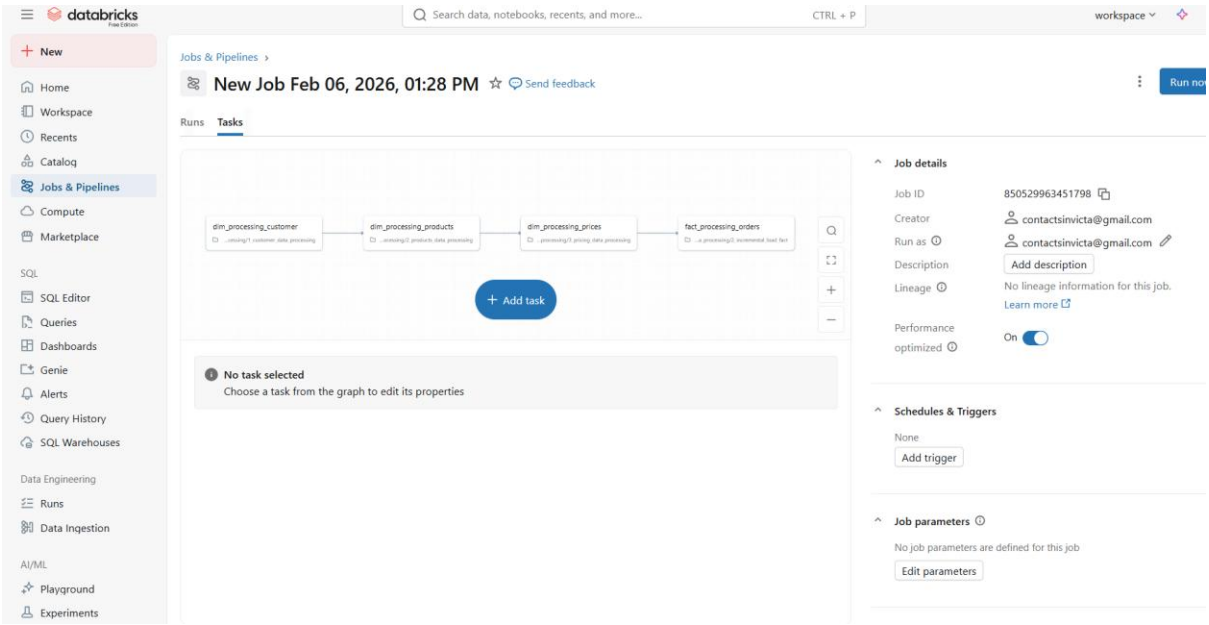
Cette vue combine :

- Les faits de commandes,
- Les dimensions temporelles,
- Les informations clients et produits.

Elle permet aux analystes ou outils BI :

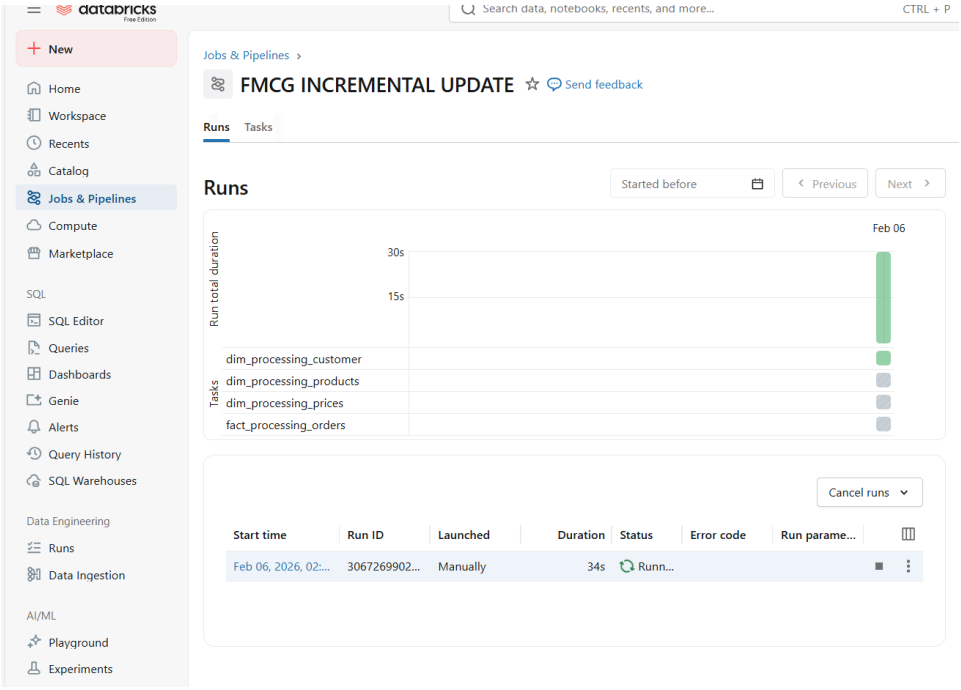
- D'éviter des jointures complexes,
- D'accéder rapidement aux indicateurs clés,
- De consommer la donnée de manière simple et performante.

Étape 10 – Création du pipeline d'ingestion et de transformation des données



Un **pipeline Databricks Jobs** a été créé afin d'orchestrer l'ensemble des traitements de données du projet. Ce pipeline permet d'enchaîner automatiquement les différentes étapes de transformation à savoir l'ingestion, la transformation (Bronze, Silver, Gold), la structuration, le stockage et la mise à disposition des données pour l'Analyse BI.

Définition des tâches et des dépendances



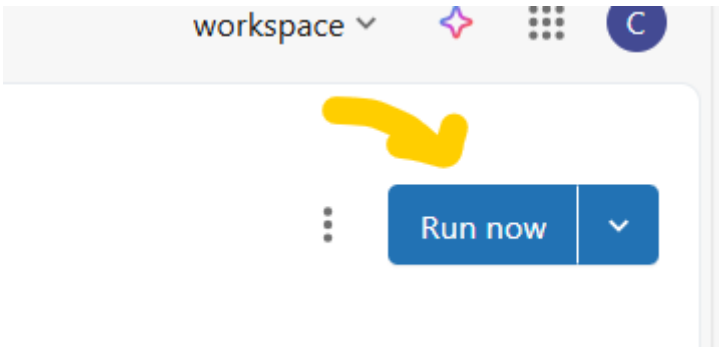
Les tâches ont été organisées sous forme de **graphe de dépendances** :

- Les dimensions sont traitées en amont,
- La table de faits est calculée uniquement une fois les dimensions prêtes.

Cette organisation garantit :

- La cohérence des données,
- L'intégrité référentielle,
- Une exécution fiable du pipeline.

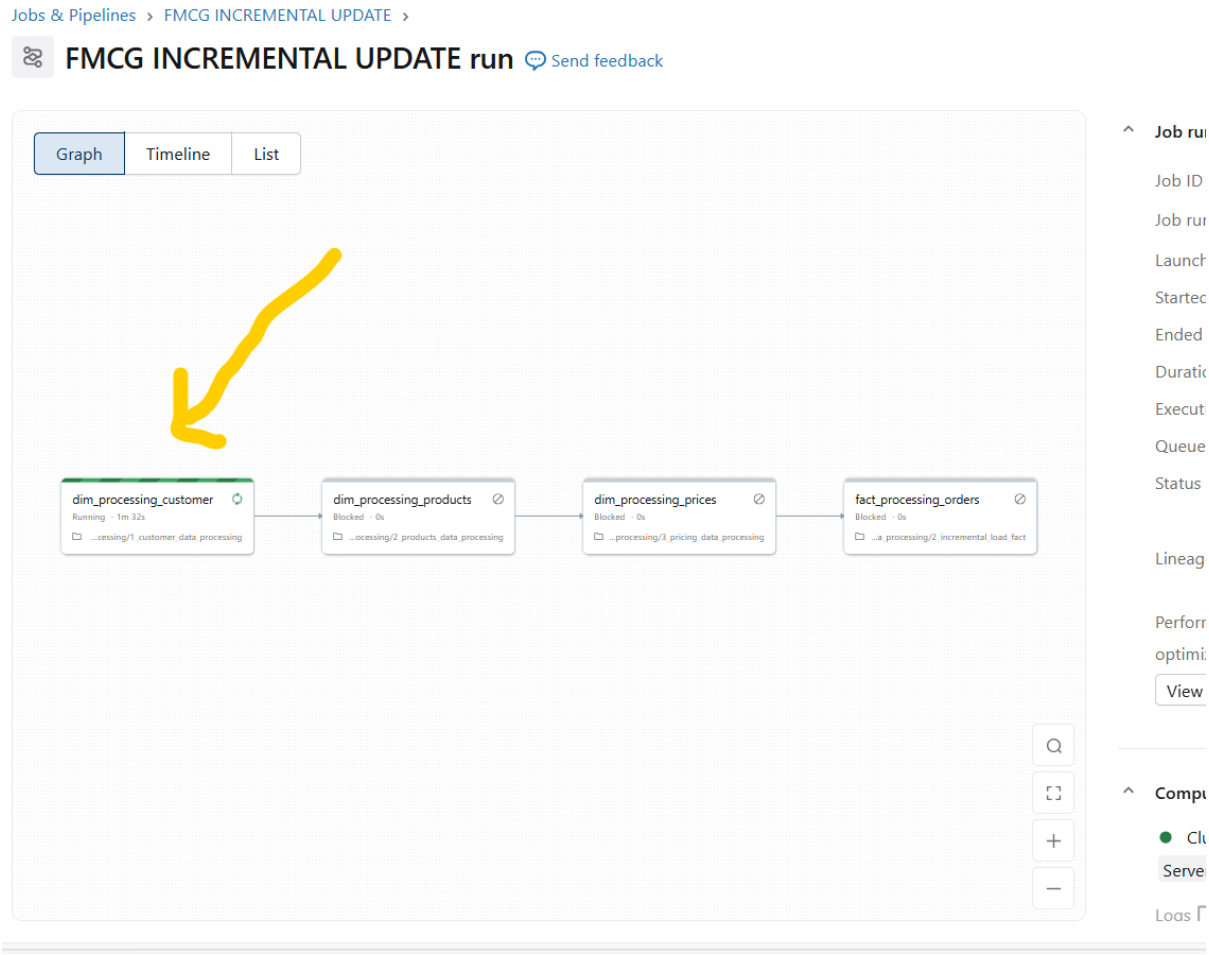
Étape 11 – Lancement manuel du pipeline pour test



Le pipeline peut être déclenché manuellement via le bouton **Run now**, ce qui permet :

- De tester les traitements,
- De valider les dépendances,
- De vérifier les performances d'exécution.

Étape 12 – Exécution du pipeline et suivi en temps réel



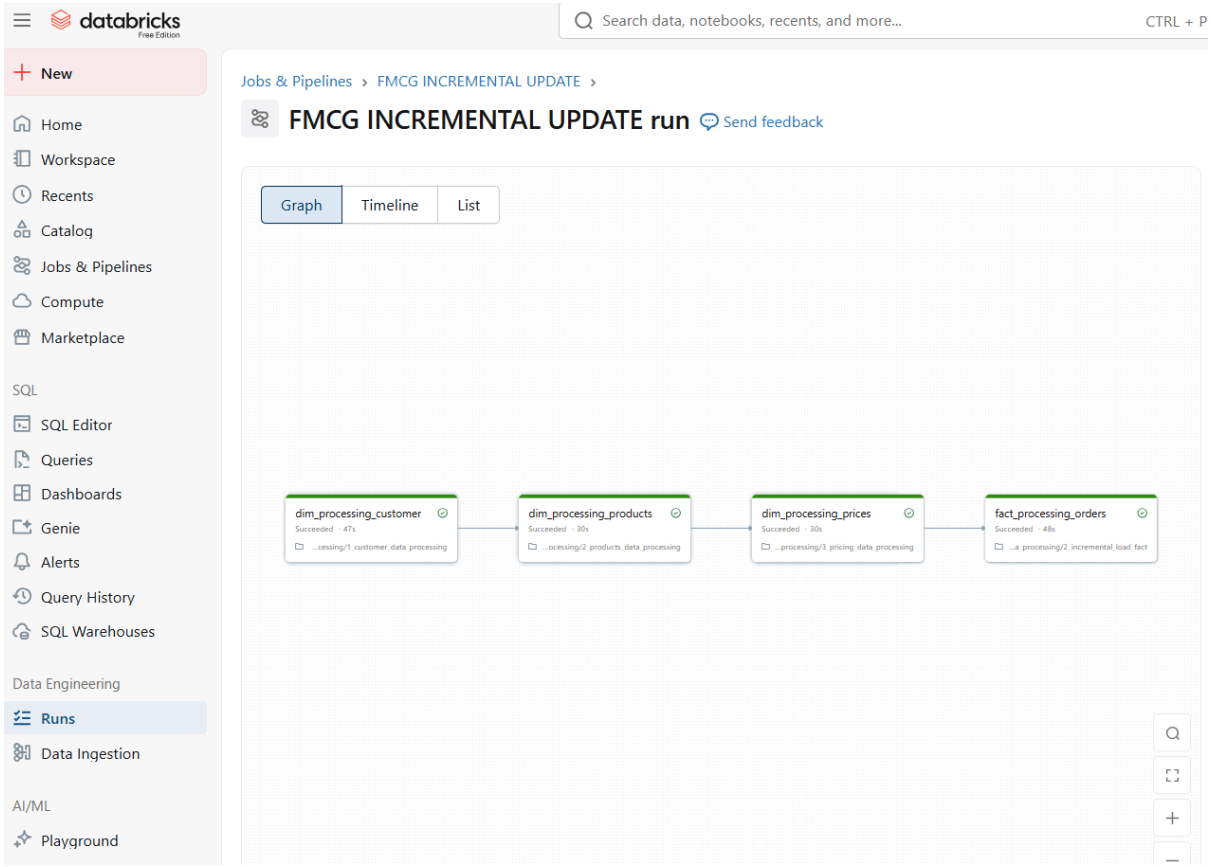
Pendant l'exécution, Databricks permet de suivre :

- L'état de chaque tâche,
- Les durées d'exécution,
- Les éventuels blocages ou erreurs.

Ce suivi visuel facilite :

- Le debugging,
- L'optimisation des performances,
- L'analyse du comportement du pipeline.

Pipeline exécuté avec succès (statut OK)



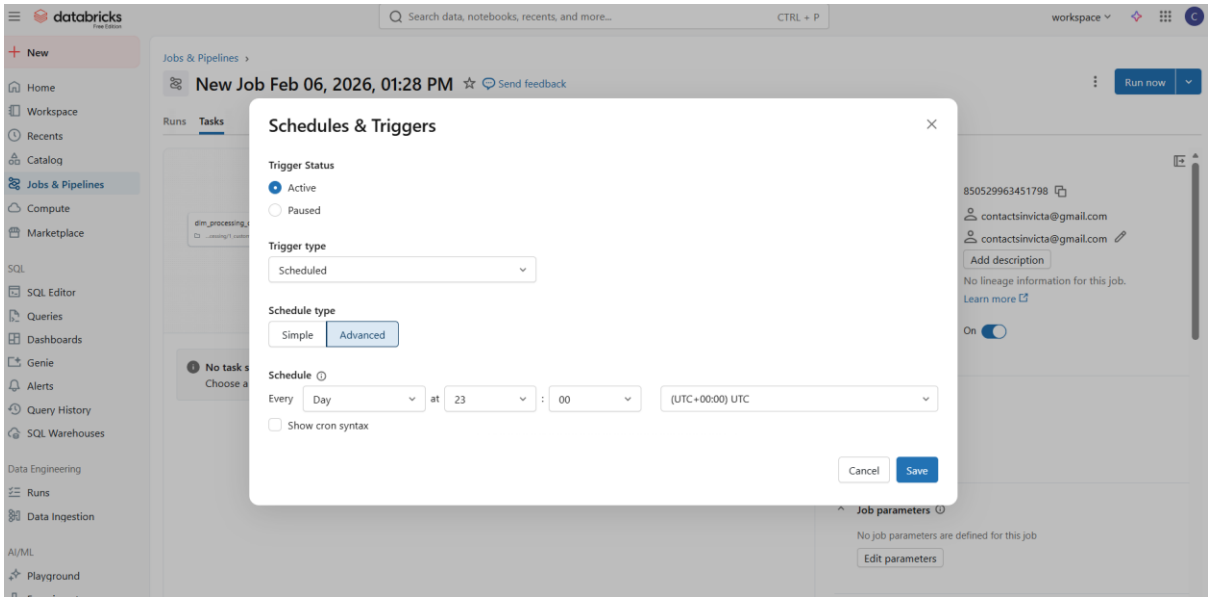
Une fois l'exécution terminée, l'ensemble des tâches apparaît en **vert**, indiquant un succès complet du pipeline.

Cela confirme :

- La bonne orchestration des traitements,
- La cohérence des dépendances,
- La stabilité du pipeline.

Cet état valide la capacité du projet à fonctionner de manière fiable de bout en bout.

Étape 13 – Planification automatique du pipeline (Triggers)



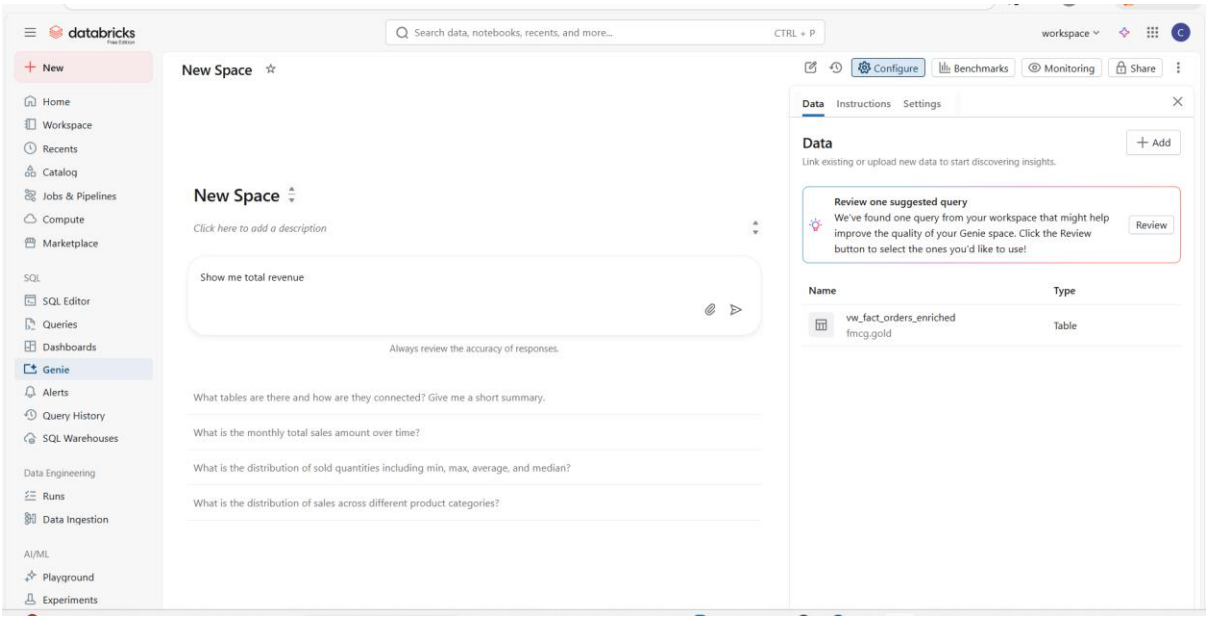
Un **trigger de planification** a été configuré afin de définir quand le pipeline doit s'exécuter automatiquement (exécution quotidienne à heure fixe).

Cette automatisation permet :

- Une ingestion régulière des nouvelles données,
- Un pipeline sans intervention manuelle,
- Une meilleure fiabilité opérationnelle.

Cette étape transforme le projet en **pipeline data autonome**.

Étape 14 – Création d’un espace Genie IA connecté à la vue analytique



Un **espace Databricks Genie (Agent IA Databricks)** a été créé et connecté directement à la vue qu’on a créée précédemment. L’objectif est de permettre une **interrogation directe des données en langage naturel**, sans écrire de SQL. Le Genie IA est configuré pour consommer **uniquement les données de la vue**, garantissant :

- Des données fiables,
- Des résultats cohérents,
- Une expérience proche d’un usage BI en production.

Interrogation des données en langage naturel

New Space ☆

Show me total revenues by quarter

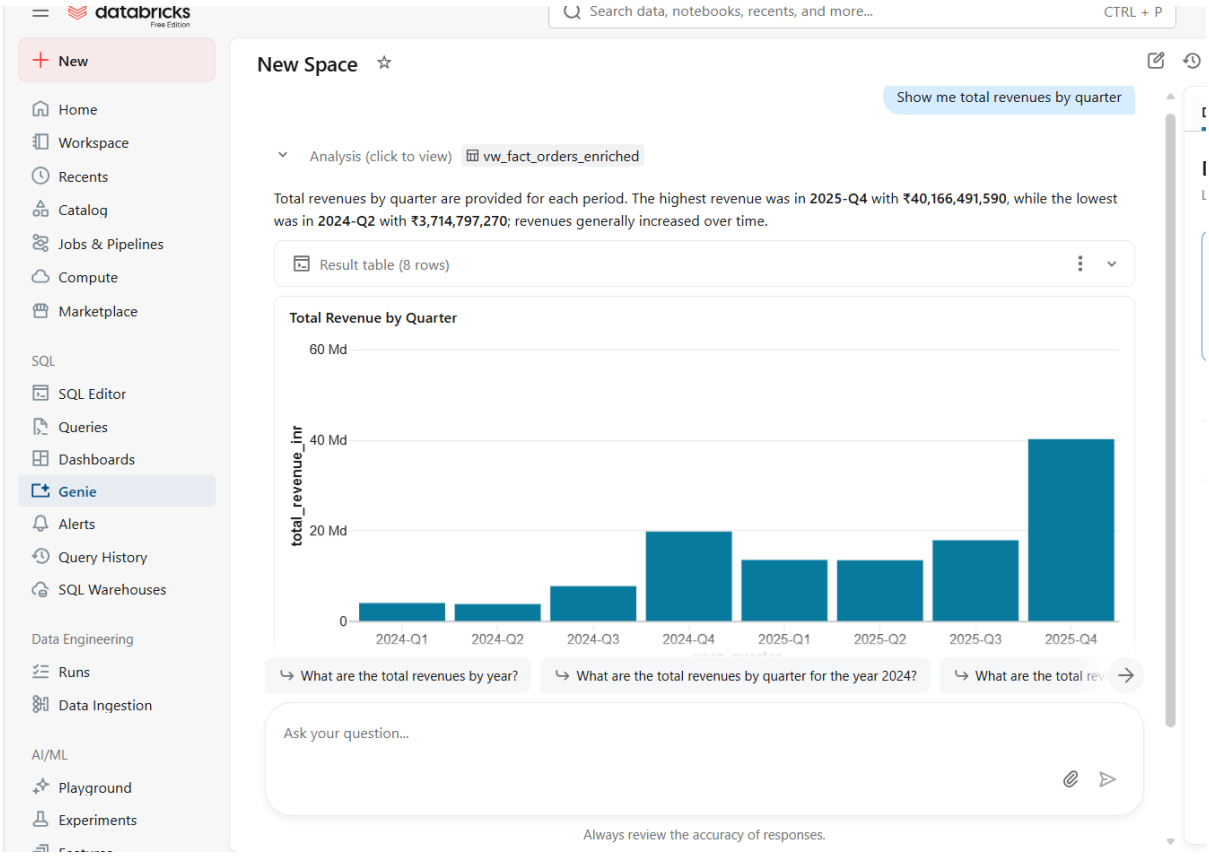
Analysis (click to view) vw_fact_orders_enriched

Total revenues by quarter are provided for each period. The highest revenue was in **2025-Q4** with **₹40,166,491,590**, while the lowest was in **2024-Q2** with **₹3,714,797,270**; revenues generally increased over time.

Result table (8 rows) Show code

	year_quarter	total_revenue_inr
1	2024-Q1	3,943,669,280
2	2024-Q2	3,714,797,270
3	2024-Q3	7,676,783,970
4	2024-Q4	19,735,740,810
5	2025-Q1	13,471,970,533
6	2025-Q2	13,406,465,654
7	2025-Q3	17,816,862,991
8	2025-Q4	40,166,491,590

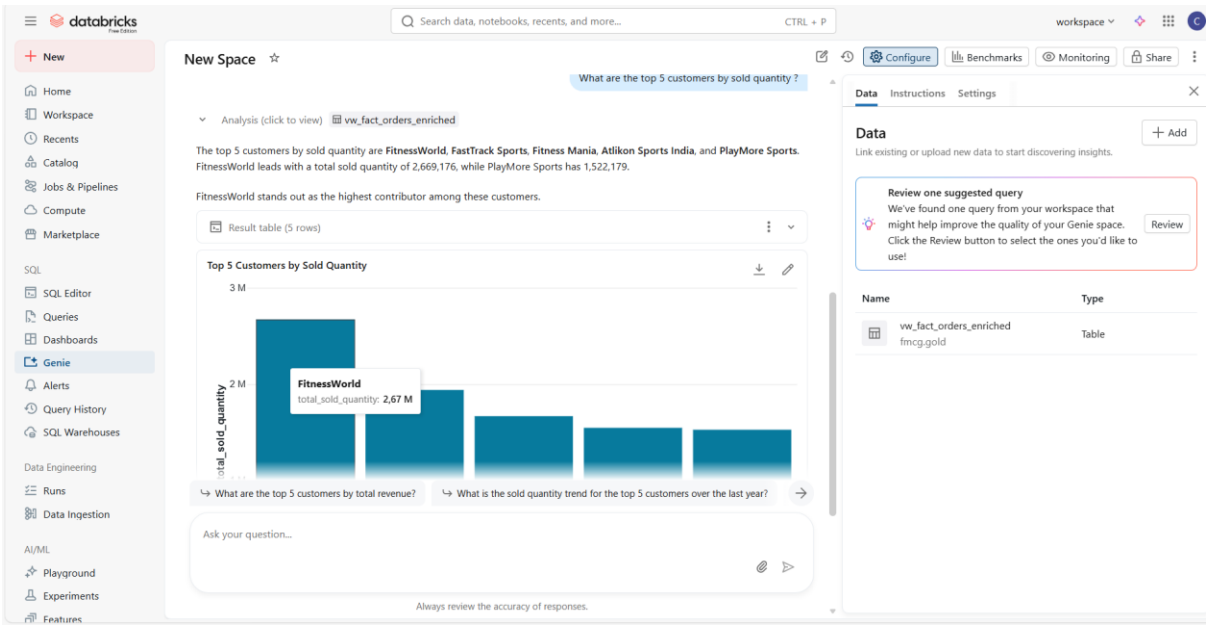
Total Revenue by Quarter



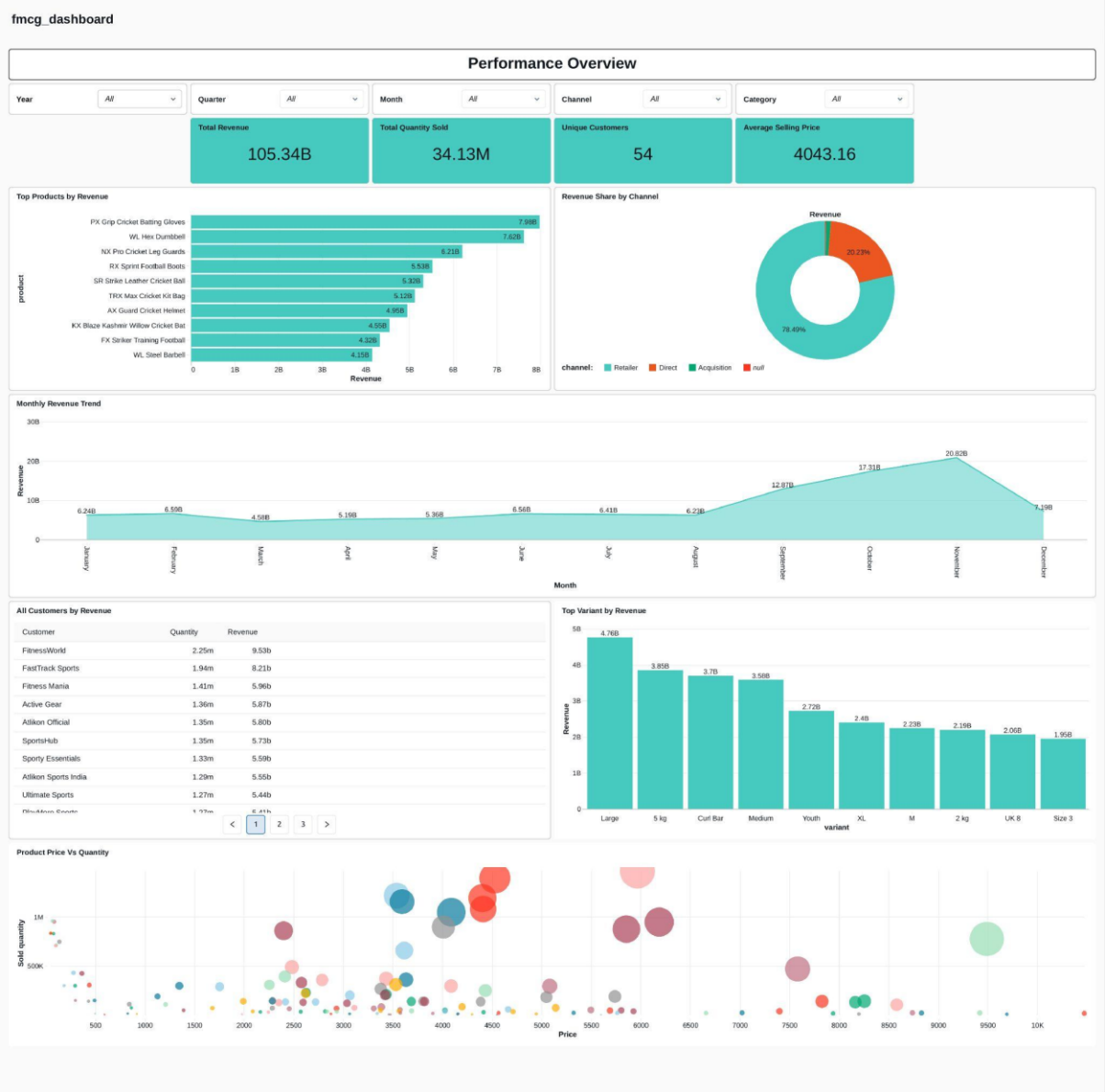
En complément des tableaux, le Genie IA génère automatiquement des **visualisations graphiques** :

- Histogrammes,
- Bar charts,
- Évolutions temporelles.

Cela permet une **lecture rapide des tendances** sans passer par un outil BI externe.



Étape 15 (Final) – Création du dashboard analytique en temps réel dans DataBricks (Sales Insights)



Un **Dashboard interactif** a été créé directement dans Databricks afin de restituer les données issues de la **couche Gold** et de la vue analytique vw_fact_orders_enriched.

Ce Dashboard constitue la **couche de restitution finale** du pipeline data.

Il permet aux utilisateurs métiers d'accéder rapidement aux indicateurs clés sans connaissance technique.

Quels sont les KPI que nous pouvons en tirer de ce Dashboard ?

1- KPI de performance globale

Chiffre d'affaires total (Total Revenue)
- 105.34 B

Volume vendu total (Total Quantity Sold)
- 34.13 M unités

Nombre de clients uniques
- 54

Prix moyen de vente (Average Selling Price)
- 4043.16

2- KPI de mix produit (stratégie produit)

Top produits par chiffre d'affaires
- Classement des produits générateurs de valeur
- Sert à :
    - Focus marketing
    - Gestion des stocks

KPI dérivés :
- % du CA réalisé par le Top 10 produits
- Dépendance produit (risque)

Chiffre d'affaires par variant
- Ex : Large a fait X chiffre d'affaires, 5kg a fait Y Chiffre d'affaires, Curl Bar a fait Z chiffre d'affaires, etc.
- Permet :
    - D'optimiser les formats
    - D'identifier les tailles rentables
    - D'éliminer les variants faibles

3- KPI canal de vente :

Part du chiffre d'affaires par canal
- Retailer = 78 %
- Direct = 20 %

4- KPI temporels :

- Identification claire :
    - Saisonnalité
    - Pics (Q4 très fort)
    - Creux d'activité

KPI clés :

- Croissance MoM (Mois par Mois)
- Variabilité mensuelle
- Détection d'anomalies

5- KPI client (valeur & concentration)

Top clients par chiffre d'affaires

- FitnessWorld
- FastTrack Sports
- Fitness Mania, etc.

Ce que j’ai appris avec ce projet

- Construire un pipeline ETL complet dans Databricks
- Gérer des données dimensionnelles et factuelles
- Implémenter des chargements historiques et incrémentaux
- Utiliser S3 comme source de données
- Orchestrer un workflow de data engineering
- Créer une table analytique et un Dashboard

CONCLUSION

Ce projet illustre une approche complète et structurée du Data Engineering moderne en mettant en œuvre une chaîne de traitement des données de bout en bout depuis l'ingestion jusqu'à la restitution analytique et décisionnelle. Il démontre la capacité à concevoir des pipelines automatisés et évolutifs.

À travers l'utilisation de technologies cloud et Big Data telles qu'Amazon S3, Spark et Databricks, le projet met en évidence une compréhension concrète des enjeux de performance de scalabilité et d'industrialisation. L'intégration de traitements incrémentaux de l'orchestration et de la planification rapproche l'ensemble d'un contexte réel de production.

Enfin la mise à disposition des données via des dashboards interactifs et une exploration assistée par IA souligne la volonté de replacer la donnée au cœur de la prise de décision. Ce projet constitue ainsi une base solide pour un environnement Data professionnel et reflète les compétences attendues d'un profil Data Engineer junior ou en stage capable de transformer des données brutes en valeur métier exploitable.