

MVP CONCLUSÃO DE SPRINT CRIAÇÃO DE UM PIPELINE DE DADOS COM DELTA LIVE TABLES

—Lucas de Oliveira Noronha

Visão geral

O notebook "vendas" prepara e organiza dados de vendas em um pipeline DLT. Inicia configurando o ambiente e copiando os dados necessários para o DBFS. Em seguida,

define uma tabela de fatos de vendas e tres dimensões (clientes, categorias e filial) para análise, garantindo a qualidade dos dados com expectativas DLT.

A base de dados é uma amostra de tres meses de vendas de uma empresa

https://raw.githubusercontent.com/LDONoronha/data_engineering/main/vendas.csv

Objetivos

- 1. Construir um data lake s para armazenar dados de emissões vendas de uma empresa.
- 2. Com essa base busco responder questões referentes a tendências de vendas e compras como por exemplo : Top 10 dos clientes com maior valor de compras em um respectivo mês; Qual departamento os clientes top 10 compram?

Plataforma

A plataforma escolhida foi a Databricks conforme orientações dos nossos professores.

Coleta de dados

O dataset escolhido foi uma base de vendas da empresa onde trabalho. Subi essa base em formato csv no meu repositório do github.

Link:

 $https://raw.githubusercontent.com/LDONoronha/data_engineering/main/vendas.csv\\$

Modelagem e Carga

```
configuração do cluster:
{
    "cluster_name": "karolina kirst's Cluster",
    "spark_version": "14.3.x-scala2.12",
    "gcp_attributes": {
        "use preemptible executors": false,
        "also de la cluster de la clu
```

```
"availability": "ON_DEMAND_GCP",
    "zone id": "auto"
  },
  "node_type_id": "e2-standard-4",
  "spark_env_vars": {
    "PYSPARK_PYTHON": "/databricks/python3/bin/python3"
  },
  "autotermination_minutes": 120,
  "single_user_name": "karolinakirst@gmail.com",
  "data_security_mode": "SINGLE_USER",
  "runtime_engine": "STANDARD",
  "autoscale": {
    "min_workers": 1,
    "max_workers": 3
  }
}
configuração do pipeline:
{
  "id": "6be27b57-cca0-4df6-a59b-637ffbee7732",
  "pipeline_type": "WORKSPACE",
  "clusters": [
      "label": "default",
      "node_type_id": "n2-standard-4",
```

```
"autoscale": {
      "min_workers": 1,
      "max_workers": 3,
      "mode": "ENHANCED"
    }
  }
],
"development": true,
"notifications": [
    "email_recipients": [
      "noronharm2@gmail.com"
    ],
    "alerts": [
      "on-update-fatal-failure",
      "on-flow-failure",
      "on-update-success"
    ]
  }
],
"continuous": false,
"channel": "PREVIEW",
"photon": false,
"libraries": [
  {
    "notebook": {
      "path": "/Users/karolinakirst@gmail.com/vendas"
    }
```

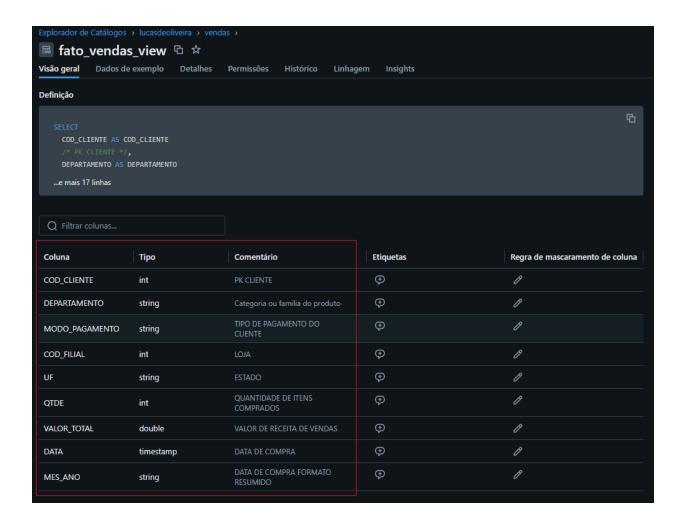
```
],
"name": "vendas",
"edition": "ADVANCED",
"catalog": "lucasdeoliveira",
"target": "vendas",
"data_sampling": false
}
```

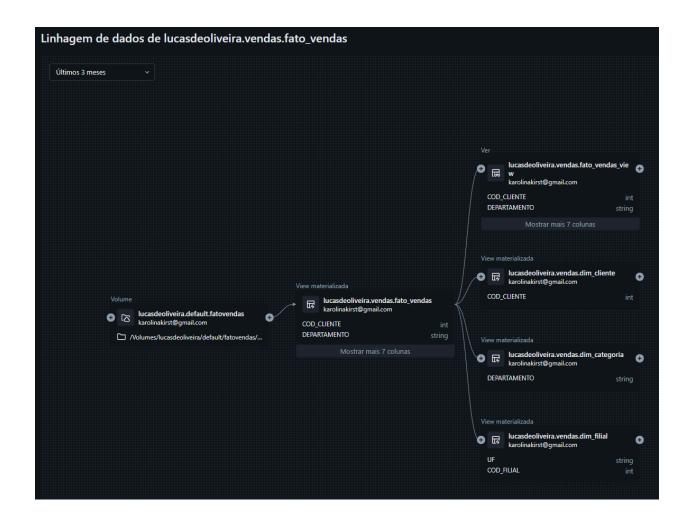
Notebook

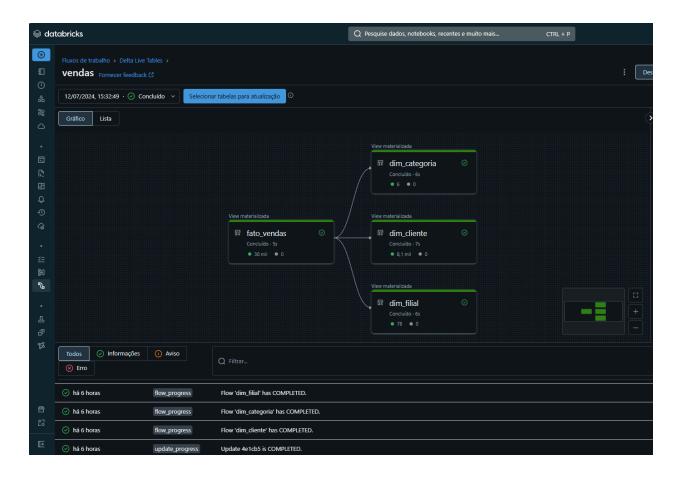
```
# Esta célula define outra tabela DLT, dim_filial, contendo filiais únicas (lojas de vendasd) por estados. Assim como na célula anterior, uma expectativa é definida para garantir que a columa COO_FILIAL não tenha valores nulos. A função selectiona as columas UF e cod_filial da tabela fato_vendas e aplica o método distinct() para remover duplicatas.

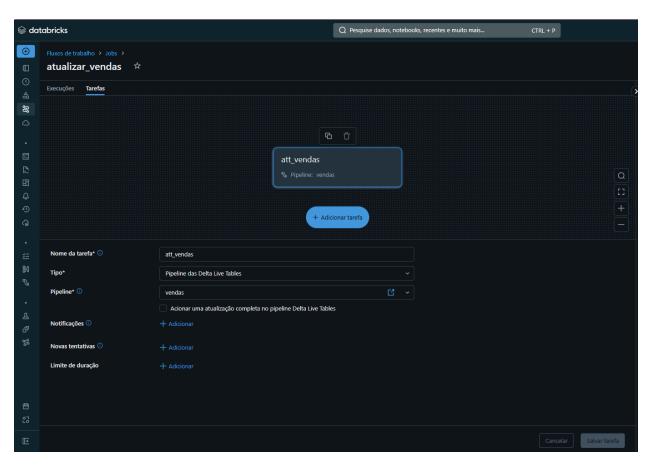
#dit.table(
| comment="Região e loja de compra."
| #dit.expect("valid_COO_FILIAL", "COO_FILIAL IS NOT NULL")
| def dim_filial():
| return | dit.read("fato_vendas")
| .select("UF","COO_FILIAL")
| .distinct()
| .distinct()
```

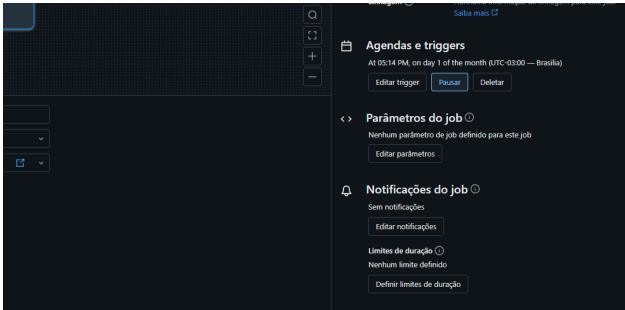
Metadados

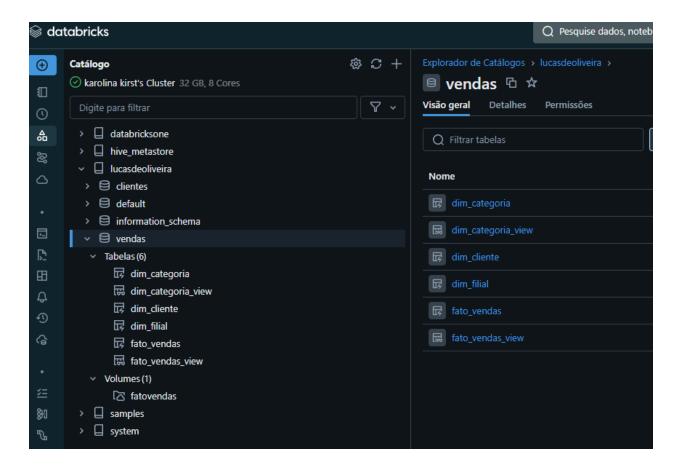












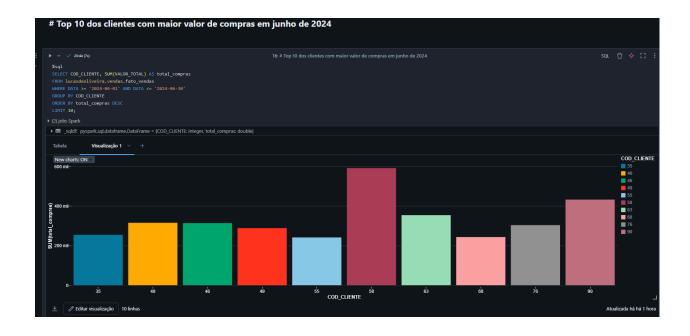
Análise

a. Qualidade de dados

No conjunto de dados não enfrentei problemas em relação a sua qualidade como com valores nulos e caracteres estranhos, pois o dataset estava bem limpo desde a sua origem.

```
COD_CLIENTE, DEPARTAMENTO, MODO_PAGAMENTO, COD_FILIAL, UF, QTDE, VALOR_TOTAL, DATA, MES_ANO 35001645, PNEU, FATURADO, 54, RR, 100, 140000, 2024-07-02 00:00:00, 07/2024 53007667, PNEU, FATURADO, 54, RR, 100, 121100, 2024-07-05 00:00:00, 07/2024 2937400, PNEU, FATURADO, 31, AM, 200, 1200000, 2024-06-07 00:00:00, 07/2024 18000195, PNEU, FATURADO, 31, AM, 40, 56800, 2024-06-07 00:00:00, 06/2024 18000195, PNEU, DEPOSITO, 18, AM, 50, 71500, 2024-06-07 00:00:00, 06/2024 18000195, PNEU, DEPOSITO, 18, AM, 50, 71500, 2024-06-07 00:00:00, 06/2024 13039974, PNEU, FATURADO, 31, AM, 40, 56800, 2024-06-08 00:00:00, 06/2024 13039974, PNEU, FATURADO, 31, AM, 56800, 2024-06-12 00:00:00, 06/2024 13039974, PNEU, FATURADO, 31, AM, 32, 55052.8, 2024-06-18 00:00:00, 06/2024 13039974, PNEU, DEPOSITO, 35, RR, 28, 51256.8, 2024-06-18 00:00:00, 06/2024 1002564, PNEU, DEPOSITO, 11, NT, 24, 47327. 04, 2024-06-11 00:00:00, 06/2024 11012564, PNEU, DEPOSITO, 11, NT, 24, 47327. 04, 2024-06-12 00:00:00, 06/2024 11012564, PNEU, DEPOSITO, 11, NT, 24, 47327. 04, 2024-06-24 00:00:00, 06/2024 11012564, PNEU, DEPOSITO, 11, NT, 24, 47327. 04, 2024-06-24 00:00:00, 06/2024 11012564, PNEU, FATURADO, 36, AM, 85, 40681, 2024-06-06 00:00:00, 06/2024 11012564, PNEU, FATURADO, 31, AM, 30, 30550, 2024-06-06 00:00:00, 06/2024 11012564, PNEU, FATURADO, 36, AM, 85, 40681, 2024-06-06 00:00:00, 06/2024 11012564, PNEU, FATURADO, 36, AM, 85, 40681, 2024-06-06 00:00:00, 06/2024 11012564, PNEU, FATURADO, 36, AM, 85, 40681, 2024-06-06 00:00:00, 06/2024 11012564, PNEU, FATURADO, 36, AM, 85, 40681, 2024-06-08 00:00:00, 06/2024 11012564, PNEU, FATURADO, 36, AM, 85, 40681, 2024-06-08 00:00:00, 06/2024 11012564, PNEU, FATURADO, 36, AM, 85, 40681, 2024-06-08 00:00:00, 06/2024 11012564, PNEU, FATURADO, 60, PA, 22, 35860, 2024-06-09 00:00:00, 06/2024 11012564, PNEU, FATURADO, 60, PA, 22, 35860, 2024-06-08 00:00:00, 06/2024 11012564, PNEU, FATURADO, 60, PA, 22, 35860, 2024-06-08 00:00:00, 06/2024 11012564, PNEU, FATURADO, 60, PA, 22, 35860, 2024-06-08 00:00:00, 06/2024 11012564,
```

b. Solução do problema





Autoavaliação

Esse projeto foi bem desafiador e bem empolgante de fazer, tive muitas dificuldades porém consegui atingir os objetivos e realizar o pipe line no databricks ajustando cotas e limites dos sistemas do google cloud. Sem dúvidas irei me aprofundar ainda mais nessa plataforma.