2023

Banco de dados em um Centro de Distribuição



MVP – Engenharia de dados

1. Introdução

Este MVP é sobre um Centro de Distribuição que deseja entender todo seu histórico de abastecimentos nas lojas do estado de São Paulo. Através de algumas informações existentes o Centro de Distribuição deseja carregar estes dados em um bucket, realizar todo trabalho de ETL (caso necessário) e por fim disponibilizá-los no Big Query para que as análises sejam realizadas.

Antes de iniciar a coleta de dados do projeto, foram realizadas duas atividades: A primeira delas foi entender o cenário que iria ser trabalhado, desenhando o principal objetivo do trabalho que seria realizado; A segunda atividade foi levantar algumas questões para serem respondidas através de análises no banco de dados.

2. Objetivo

Garantir um estoque ideal para que um Centro de Distribuição consiga abastecer corretamente as lojas presentes na cidade de São Paulo. Dessa forma, há dois principais objetivos:

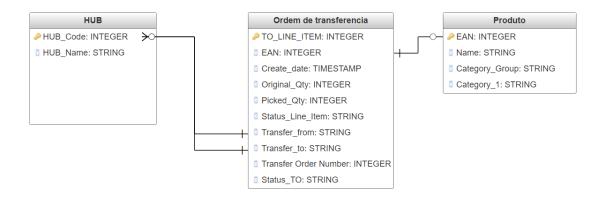
- Definir qual o estoque necessário em unidades para cada produto, baseado na média de saída + parâmetros de segurança (como o desvio padrão).
- Entender qual a categoria com maior necessidade de abastecimento e qual loja mais recebe os produtos desta categoria.

3. Perguntas a serem respondidas

- Qual a média necessária, em unidades, de estoque por dia, por produto? Esta pergunta deve ser respondida entendendo a média vendida de cada produto por dia.
- Qual o desvio padrão de cada produto, considerando quantas unidades são abastecidas, em um período de 60 dias
 Esta pergunta será respondida com o objetivo de definir uma margem de segurança para o estoque, de forma a considerar as possíveis variações de demanda.
- Qual a média de vendas por dia, por produto, mais o desvio padrão?
- Baseado no estoque + desvio padrão qual deveria ser o nº de unidades para se deixar em estoque de forma que tenhamos 2 dias de estoque disponível?
- Qual categoria mais abastecida nas lojas?
- Qual loja teve maior vendas dessa categoria?
- Por dia, qual o percentual de unidades n\u00e3o abastecidas em rela\u00e7\u00e3o ao total de unidades solicitadas para reabastecimento?

4. Diagrama

Após definir qual o objetivo do projeto e as perguntas a serem respondidas através de análises, foi desenhado o diagrama da base de dados, para ter uma visão de quais serão os relacionamentos entre tabelas, quais serão os atributos e entender se os dados serão suficientes para responder aos questionamentos citados anteriormente.



5. Metadados

- 1. Tabela HUB: Esta tabela representa todas as lojas que são diariamente abastecidas.
 - a. HUB_Code: O código padrão que representa a loja. Este código é composto por 3 letras e, logo em seguida, 3 dígitos.
 - b. HUB_Name: Uma string com nome da loja, em São Paulo.
- 2. Tabela Produto: Esta tabela representa todas as lojas que são diariamente abastecidas.
 - a. **EAN:** É o código de barras do produto, este é a chave primária da tabela produto. Cada produto tem um EAN representado por uma string.
 - b. Name: Uma string, com o nome do produto.
 - c. Category_Group: Uma stirng que representa a categoria do grupo que o produto faz parte, este grupo é algo abrangente como por exemplo "Mercearia", "Líquidos" ou "Saneantes".
 - d. Category_1: Uma string que representa a categoria detalhada do produto, é um subgrupo dentro da categoria. Por exemplo: "Mercearia" pode conter diversas subcategorias como "grãos", "Molhos", etc..
- 3. **Tabela Ordem de transferência:** Esta tabela contém o registro histórico de abastecimento do Centro de Distribuição para as lojas com informações relevantes para análises e rastreabilidade.
 - a. TO_Line_Item: Esta é a primary key desta tabela. Dentro de uma ordem de transferência (um pedido de abastecimento do CD para a loja) cada item deste pedido (Reconhecido pelo EAN) tem um TO_Line_Item como identificador. O TO_Line_Item deve um número inteiro maior que zero.

- b. **Transfer_Order_Number:** Este campo tem um número inteiro não negativo que representa a ordem de abastecimento. Cada ordem de abastecimento pode ter diversos Produtos e, consequentemente, diversos TO Line Item.
- c. EAN: Foreign Key da tabela "Produto", representado por uma string. Este campo é composto por números, porém pode iniciar com "0", dessa forma é necessário que este atributo seja uma string pois se fosse integer este não conseguiria apresentar o "0" ao início do número.
- d. **Create_Date:** A data de criação da ordem de abastecimento. A data deve ser menor que a data atual.
- e. **Original_Qty:** A quantidade solicitada para ser abastecida do CD para a loja. Este atributo deve sempre ser um número inteiro maior que zero.
- f. **Picked_Qty:** A quantidade que realmente foi coletada do CD para abastecer a loja, este campo pode ser menor ou igual ao campo "Original_Qty" mas nunca menor que zero.
- g. Status_Line_Item: Um campo que contém um texto identificador do status do produto dentro da ordem de transferência. Este identificador dirá se o produto foi "Separado", "Não separado" ou "Produto indisponível".
- h. **Transfer_From:** Este campo irá conter o "HUB_Code" como Foreign Key. É o código do CD ou loja que está transferindo os produtos para abastecer alguma loja.
- i. **Transfer_To:** Este campo irá conter o "HUB_Code" como Foreign Key. É o código da loja que está recebendo os produtos para serem abastecidos.
- j. Status_TO: Um campo que contém um texto identificador do status da ordem de transferência. Este identificador dirá se a ordem está "Aberta para separação", "Fechada", "Abastecida", "Cancelada", etc..

6. Iniciando: Cadastro e registro no Google Cloud

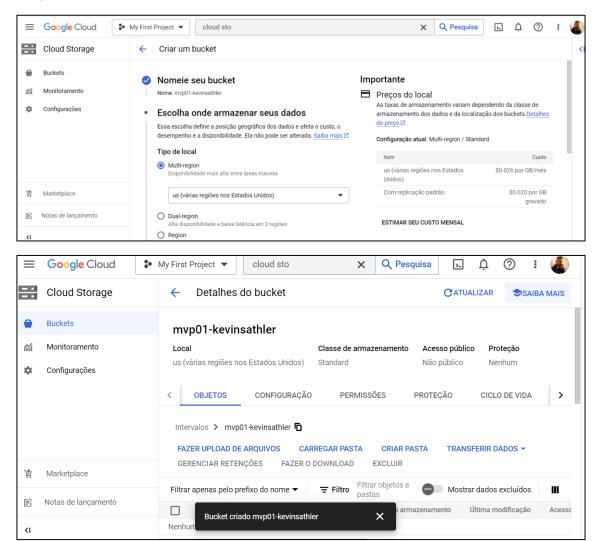
Para iniciar o trabalho, foi criada uma conta "free trial" no Google Cloud de forma que seja possível realizar todo o processo.



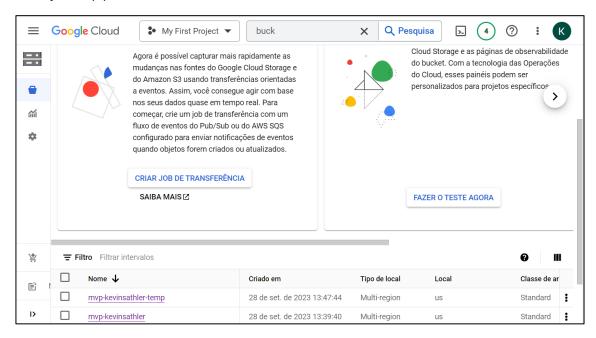
7. Criação do bucket

Buckets são os recipientes que armazenam os dados, de forma que tudo que seja armazenado em um Cloud Storage precisa estar em um bucket. Estes buckets são usados para armazenar e controlar o acesso aos dados.

Dessa forma, na imagem abaixo é possível verificar a criação do bucket feita com o nome "mvp01-kevinsathler"

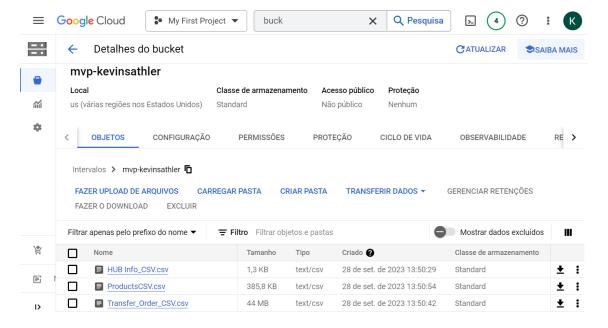


Após a criação do bucket que receberá os arquivos com as informações, foi feita a criação do bucket "temp" que conteria todos os arquivos temporários que iriam fazer parte da criação e execução do pipeline.



8. Upload de arquivos com dados nos buckets

Com os buckets criados, foi feito o upload dos arquivos em CSV neste bucket.



9. Criação do pipeline

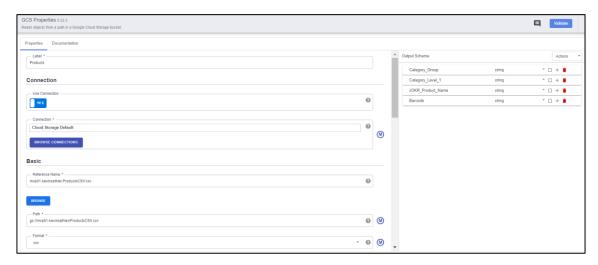
A ferramenta utilizada para a criação do pipeline foi o Data Fusion.

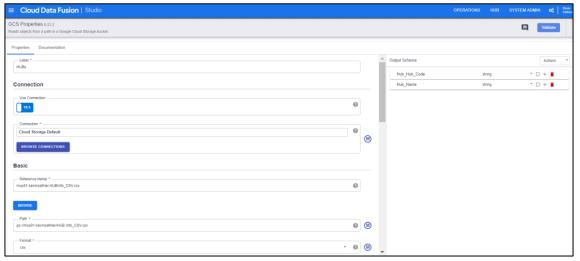
Definição: "O Cloud Data Fusion é um serviço totalmente gerenciado de integração de dados corporativos com nuvem nativa. Ele pode ser usado para gerar e gerenciar pipelines de dados.

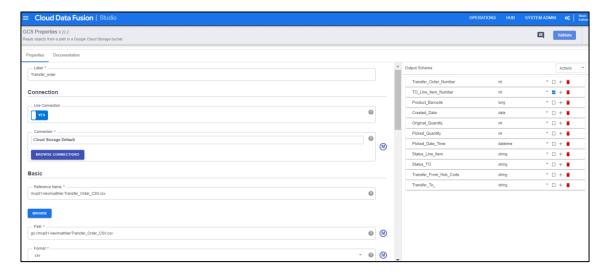
A interface da Web do Cloud Data Fusion permite criar soluções escalonáveis de integração de dados para limpar, preparar, combinar, transferir e transformar dados, sem precisar gerenciar a infraestrutura." (https://cloud.google.com/data-fusion/docs/concepts/overview?hl=pt-br)

9.1. Vinculando os GCS

Para iniciar o pipeline, foi criado um "box" com o GCS para cada arquivo carregado posteriormente no bucket. Para a criação destes GCS foi considerada a primeira linha como cabeçalho, de forma que o output fosse congruente com o esperado.

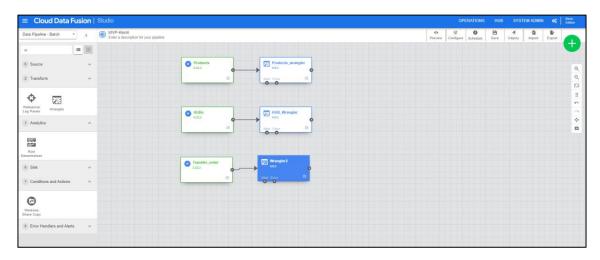




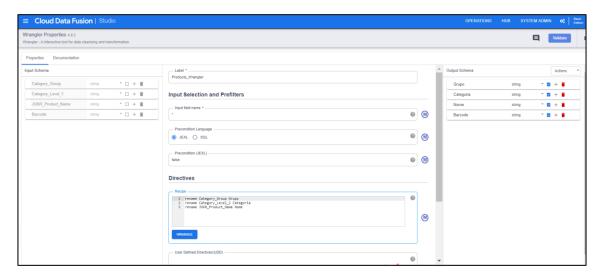


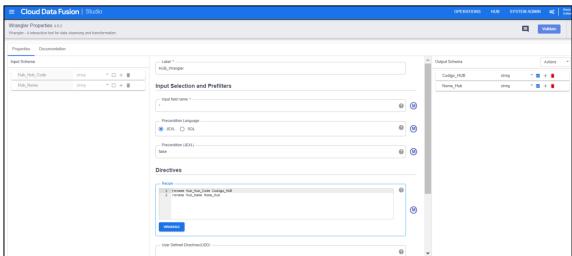
9.2. Wrangler

Cada um destes GCS passaram pelo processo de "Wrangler". Durante este processo, o objetivo principal é que consigamos tratar a qualidade dos dados, fazendo filtros, limpeza de dados ou até mesmo a conversão de dados.



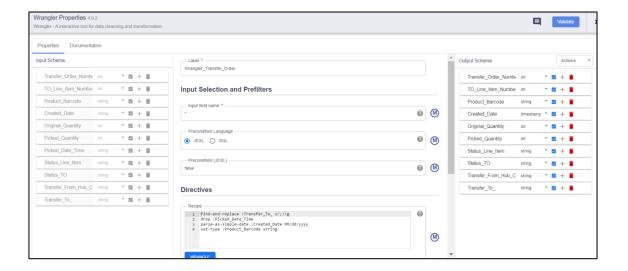
Durante o processo de "Wrangler", alguns ajustes foram feitos. Na tabela "Produto" e na tabela "HUB" os únicos ajustes feitos foram uma alteração no nome das colunas, como apresentado abaixo:





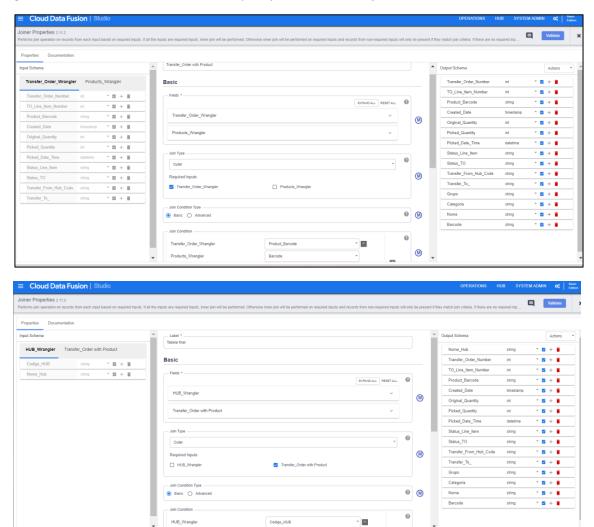
Na tabela "Transfer_Order" algumas outras alterações foram realizadas:

- Foi percebida na coluna "Transfer_to" a presença de ";" quando não deveria ter. Assim como apresentado nos metadados acima, as informações "Transfer_to" são uma chave estrangeira da tabela "HUB" com um critério de ser composto por 3 letras e 3 números. Portanto os ";" foram localizados e removidos.
- Foi retirada uma coluna com o "Picked_datetime" por dificuldades em realizar o
 "parse" da string para timestamp (DD/MM /YYYY HH:MM:SS). Ao dar um deploy no
 pipeline com esta coluna aparecia um erro o qual não consegui solucionar. Como esta
 coluna não irá afetar a análise que planejada realizar, decidi removê-la.
- Uma conversão dastring "Created_date" para timestamp no formato "DD/MM/YYYY".

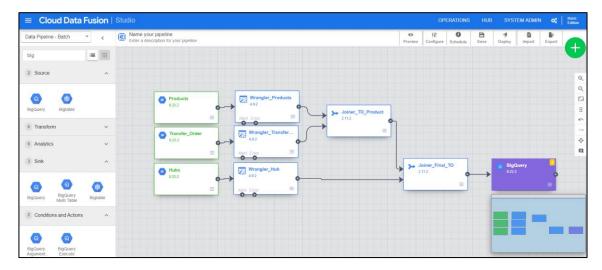


9.3. Joiner e big query

Após isso, com os dados dos GCS analisados de forma que a qualidade dos dados fosse garantida, foram criados dois "Joiner" para juntar as tabelas já tratadas.



O Join final, resultante destas junções foi chamado de "Joiner_Final_TO". Este Join possuí toda as informações das Transfer Order, junto ao nome e categorias do produto (proveniente da tabela Product) e o nome da loja (proveniente da tabela HUB).

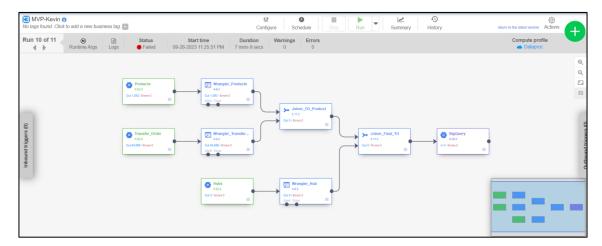


Como apresentado na imagem acima, o Join final foi lançado no Big Query para que possamos fazer todas as análises para chegar aos resultados planejados ao início do projeto.

10. Deploy, execução e erros:

Após a conclusão do pipeline, foi feito o "Deploy" do mesmo e então o pipeline foi executado através do "Run".

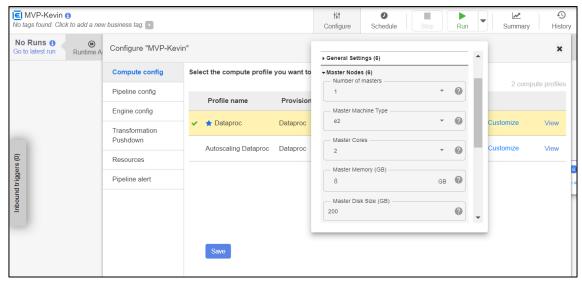
Conforme observado na imagem abaixo, diversas tentativas foram realizadas de executá-lo, porém sempre ocorria algum erro. Esta foi a maior dificuldade do projeto: compreender o erro e encontrar uma solução para ele.



Os principais erros encontrados, que foram solucionados conforme ia identificando-os, pude perceber:

- Um erro apontando que havia "Disk_Total_GB" quota insuficiente. Meu projeto estava exigindo 3000 GB enquanto havia disponibilizado para uso somente 2048 GB.
 - Para tratar este erro, foi necessário que acessasse as configurações do pipeline e customizasse o Dataproc.
 - O parâmetro de configuração "Master Node" estava exigindo 1000 GB de cada Node, exigindo um total de 3000 GB sendo que o disponível eram apenas 2048GB. Portanto para solucionar o problema, foi necessário apenas reduzir estes 1000 GB para 200 GB.



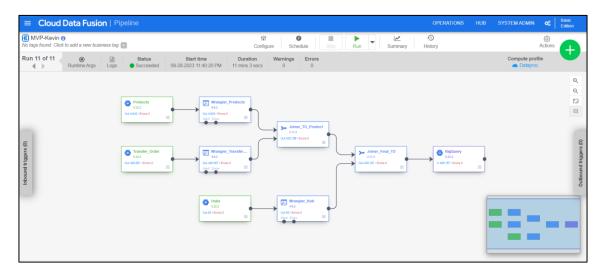


Além disso, outros dois problemas que dificultaram as execuções do pipeline foram:

- Incongruência entre características de dados durante etapas do pipeline.
 - Foram verificadas todas etapas do pipeline e qual classificação os dados estavam, dessa forma identifiquei que o "EAN" estava como "long" em um momento da pipeline e como "string" em outro momento. Isso estava resultando em um erro.
 - Para solucioná-lo revisitei as etapas e garanti que a coluna estava sempre mantendo o mesmo formato dos passos anteriores, caso não houvesse feito nenhuma conversão utilizando o "Wrangler"

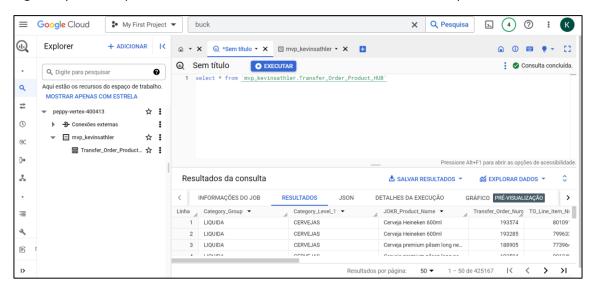
- Dificuldades em compreensão do parse de uma string como Datetime.
 - A coluna "Picked_datetime" continha uma informação no formato string.
 Porém para utilizá-la corretamente havia feito um parse em seu formato durante o Wrangler para timestamp "DD/MM /YYYY HH:MM:SS", porém esta coluna continuava dando problema constantemente.
 - Após diversas tentativas de parse e após utilizar vários formatos diferentes, o erro estava persistindo. Tentei converter esta coluna para string e utilizá-la mesmo assim, porém o erro aparecia com uma mensagem um pouco diferente.
 - Como esta informação não comprometeria as análises que gostaria de fazer, foi decidido removê-la utilizando o Wrangler.

Dessa forma, após 10 tentativas de executar o pipeline a tentativa de número 11 rodou normalmente!



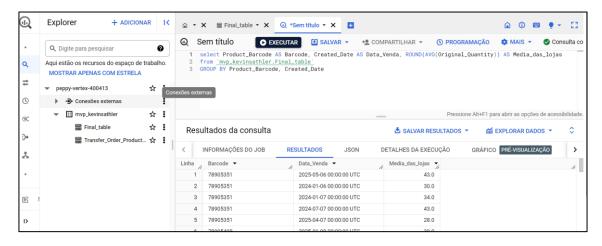
11. Análise de dados:

Após o pipeline concluído, então os dados estavam prontos para serem analisados através do Big Query. Então a primeira consulta foi realizada e o retorno foi como o esperado.

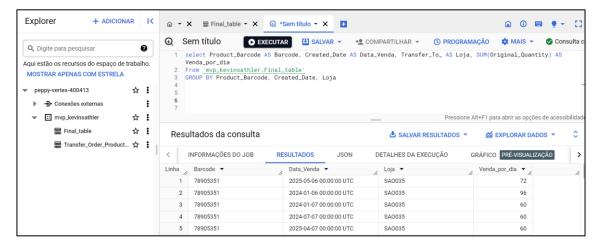


Então, considerando que a base de dados estava pronta para ser utilizada, chegou o momento de responder as perguntas feitas ao início do projeto:

11.1. Qual a média necessária, em unidades, de estoque por dia, por produto?



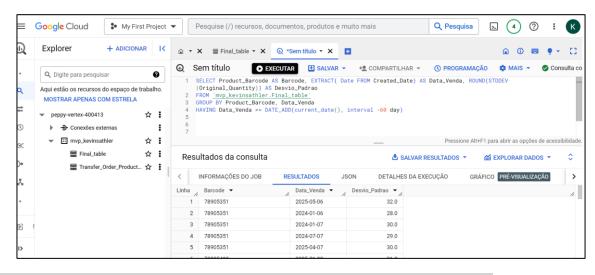
11.2 Quantas unidades de cada produto são abastecidas por dia em cada loja?



```
SELECT Product_Barcode AS Barcode, Created_Date AS Data_Venda,
ROUND(AVG(Original_Quantity)) AS Media_das_lojas
FROM `mvp_kevinsathler.Final_table`
GROUP BY Product_Barcode, Created_Date
```

Através desta análise é possível verificar o histórico de abastecimento por produto, entende se houve uma crescente de abastecimento de algum produto para cada loja, ou até mesmo se houve uma crescente de abastecimento geral para determinada loja.

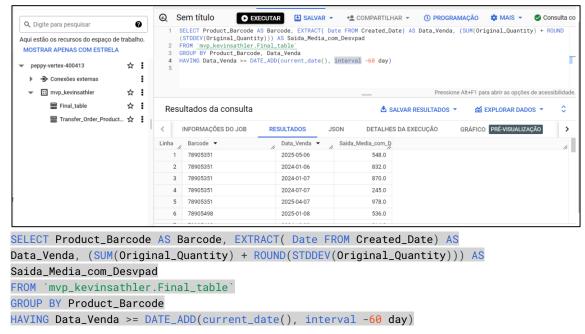
11.3. Qual o desvio padrão de cada produto, considerando quantas unidades são vendidas por dia, em um período de 60 dias?



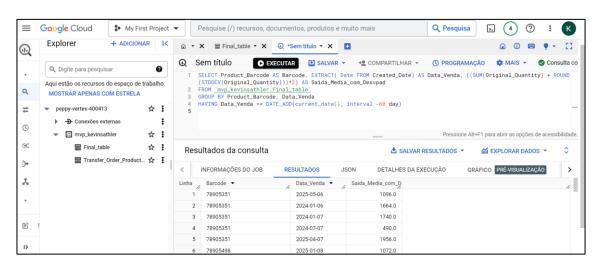
```
SELECT Product_Barcode AS Barcode, EXTRACT( Date FROM Created_Date) AS Data_Venda,
ROUND(STDDEV(Original_Quantity)) AS Desvio_Padrao
FROM `mvp_kevinsathler.Final_table`
GROUP BY Product_Barcode, Data_Venda
HAVING Data_Venda >= DATE_ADD(current_date(), interval -60 day)
```

Calculando o desvio padrão, podemos verificar a variância de abastecimento para cada produto, dessa forma entendemos a necessidade de estoque estra para compensar essas variâncias.

11.4. Qual a média necessária de armazenagem por dia, por produto, mais 50% do desvio padrão?



11.5. Baseado no estoque + desvio padrão qual deveria ser o nº de unidades para se deixar em estoque de forma que tenhamos 2 dias de estoque disponível?



```
SELECT Product_Barcode AS Barcode, EXTRACT( Date FROM Created_Date) AS Data_Venda,
((SUM(Original_Quantity) + ROUND(STDDEV(Original_Quantity)))*2) AS
Saida_Media_com_Desvpad
FROM `mvp_kevinsathler.Final_table`
GROUP BY Product_Barcode, Data_Venda
HAVING Data_Venda >= DATE_ADD(current_date(), interval -60 day)
```

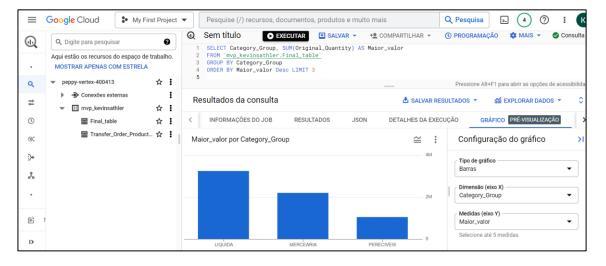
11.6. Quais são as 3 categorias mais vendidas?



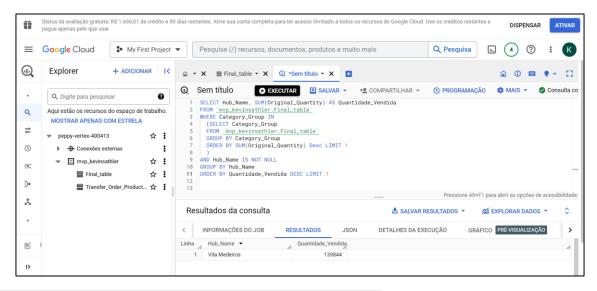
```
SELECT Category_Group, SUM(Original_Quantity) AS Maior_valor
FROM `mvp_kevinsathler.Final_table`
GROUP BY Category_Group
ORDER BY Maior_valor Desc LIMIT 3
```

Esta análise nos trás a informação de que a categoria de "Líquida" precisa de maior alocação de funcionários para abastecimento e de veículos para transportar as mercadorias, dado sua alta quantidade de unidades abastecida no período analisado.

Como este output teve menos linhas, foi possível fazer a geração de um gráfico para análise visual das informações.



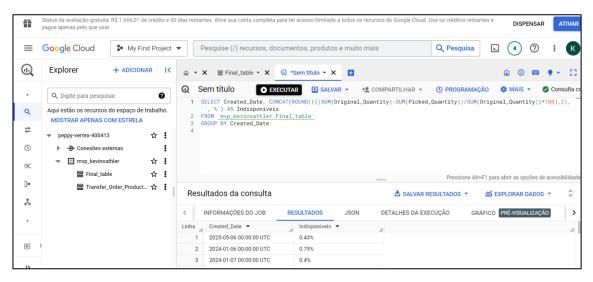
11.7. Qual loja teve maior vendas dessa categoria?



```
SELECT Hub_Name, SUM(Original_Quantity) AS Quantidade_Vendida
FROM `mvp_kevinsathler.Final_table`
WHERE Category_Group IN
  (SELECT Category_Group
  FROM `mvp_kevinsathler.Final_table`
  GROUP BY Category_Group
  ORDER BY SUM(Original_Quantity) Desc LIMIT 1
  )
AND Hub_Name IS NOT NULL
GROUP BY Hub_Name
ORDER BY Quantidade_Vendida DESC LIMIT 1
```

Através desta análise, podemos entender qual é a loja que mais precisa de abastecimento, através disso pode haver um direcionamento de priorização para atendimento ou para alocação de veículos para abastecimento.

11.8. Por dia, qual o percentual de unidades não abastecidas em relação ao total de unidades solicitadas para reabastecimento?



```
SELECT Created_Date, CONCAT(ROUND((((SUM(Original_Quantity)-
SUM(Picked_Quantity))/SUM(Original_Quantity))*100),2),'','%') AS Indisponiveis
FROM `mvp_kevinsathler.Final_table`
GROUP BY Created_Date
```

Através desta análise, podemos entender qual está sendo a quantidade que não foi abastecida em cada um dos dias e, através disso, tomar medidas necessárias estratégicas ou tentar entender o problema mais a fundo (se foi por questão de absenteísmo ou se foi por outra coisa que afetou a produtividade).

Após esta análise podemos fazer outras derivadas procurando entender qual categoria teve maior baixa no abastecimento ou qual loja foi a mais penalizada.

12. Considerações finais:

Após a realização deste MVP pude compreender a complexidade na criação de uma base de dados com qualidade de informação, de forma que as informações estejam saudáveis. Seja devido aos diversos parâmetros e configurações encontrados durante a criação do pipeline, ou seja, pela própria complexidade de algumas análises a serem realizadas.

Porém, a utilidade destes aprendizados já está sendo percebidas em minhas rotinas profissionais na criação de diversas queries que estão em tasks agendadas para serem atualizadas diariamente. Transformando-se assim em dashboards e auxiliando-me em decisões estratégicas.

Foi percebida uma dificuldade em equilibrar minha vida profissional com a demanda de estudos, ainda mais pelo fato de estar realizando diversas viagens a trabalho para a implementação de um sistema. Porém, mesmo que com dificuldades, fiquei satisfeito com os aprendizados adquiridos pois ao iniciar esta disciplina não havia conhecimento algum sobre SQL.

Houve duas grandes dificuldades encontradas: Alguns erros na execução do pipeline e uma cobrança indevida da Google durante o período em que estava utilizando o Google Cloud. O primeiro problema foi muito bom, pois através de pesquisas para solucioná-lo senti aprender sobre coisas que estava com dúvida e entender novos conceitos. O segundo problema foi um aprendizado para atentar-me mais com algumas plataformas e verificar constantemente as questões de faturamento.

Portanto, junto a conclusão deste trabalho gostaria de deixar meus sinceros agradecimentos e uma sensação de satisfação devido aos aprendizados agregados.