Engenharia de Dados

Cessão de Crédito Consignado

Autor: Alexander Almeida

Última atualização: quarta-feira, 3 de julho de 2024

ÍNDICE

$1. \qquad MV$	P	3
1.1. O	bjetivo	3
1.2. A	nálise	3
1.3. M	letadado	3
1.4. A	rquitetura do ETL	4
	Camada Bronze (Extração)	
1.4.2.	Camada Prata (Transformação)	6
	Camada Ouro (Carga)	
	Dataproc	
	Linhagem	
1.4.3.3.		
1.4.4.		
1.4.4.1.		
1.4.4.2.		
1.4.4.3.		
1.4.5.	Conclusão	17
1.4.5.1.		
1.4.5.2.		17

1. MVP

1.1. Objetivo

O objetivo principal é analisar os dados para ser mais assertivo na venda do crédito consignado. A regra principal consiste em ser menor que 85 anos de idade, com margem de saldo superior à 35% dos parcelamentos vigentes.

O dataset possui 6176 instâncias e 9 atributos, com um mix de tipos de dados categóricos e numéricos.

1.2. Análise

- Qual o volume de Idade por UF?
- Qual o volume da Margem de Saldo por UF?
- Qual a relação entre UF, Idade e Margem de Saldo?

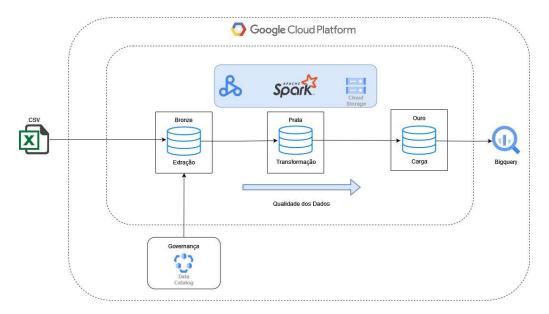
Com estas definições, poderemos montar ações estratégicas para cessão de crédito

1.3. Metadado

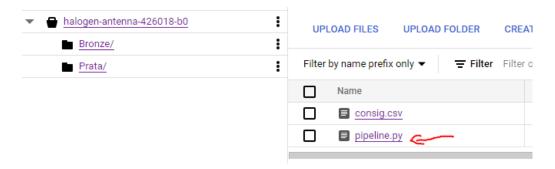


1.4. Arquitetura do ETL

Estaremos utilizando a arquitetura medalhão neste MVP, conforme figura abaixo:

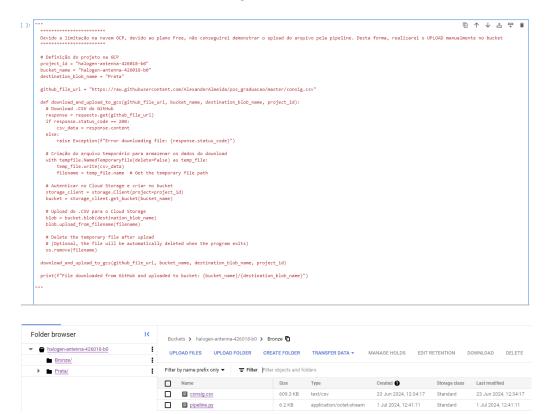


Toda construção é realizada através de uma pipeline em pyspark (pipeline.py)



1.4.1. Camada Bronze (Extração)

Na camada bronze carreguei o arquivo .CSV no Cloud Storage GCP, pasta Bronze, em seu estado bruto. A base utilizada é particular e real, mas para apresentação neste MVP, foi necessária a anonimização do campo CPF. Esse processo de extração não foi automatizado, devido a limitação da conta "free" na GCP. Desta forma, realizei o UPLOAD manualmente, conforme figura abaixo:



Referências:

pipeline.py:

https://raw.githubusercontent.com/AlexanderAlmeida/pos_graduacao/master/pipeline.py

Consig.csv:

https://raw.githubusercontent.com/AlexanderAlmeida/pos_graduacao/master/consig.csv

1.4.2. Camada Prata (Transformação)

Na camada prata carreguei o dataframe com spark para início dos tratamentos de dados. Criei um contador de instâncias para observabilidade.

```
# Leia o dataset do Cloud Storage df_fe = spark.read.csv("gs://halogen-antenna-426018-b0/Bronze/consig.csv",header=True, inferSchema=True) df_fe.show()
        # Contando o número de Linhas do dataset para observabilidade
num_rows_csv = df_fe.count()
print(f"Number of rows in CSV: {num_rows_csv}")
             |0000***2074|CRISTIANO SANTOS ...|MASCULINO| 37| RS| ATIVO PERMANENTE|
                                                                                                                       1361.11
             |0000***3748|MARIA DA GLORIA V...| FEMININO| 52| RJ| ATIVO PERMANENTE| ESTAVEL|
                                                                                                    37.15
                                                                                                                    2192.17
             |0000***3204|CEREJA KAZUKO NAK...| FEMININO| 80| RS| APOSENTADO|
                                                                                  ESTAVEL |
                                                                                                     1922.6
                                                                                                                     5160.92
             |0000***3155|SILBERTO DOS SANT...|MASCULINO| 36| MG| ATIVO PERMANENTE|
                                                                                   ESTAVEL| 748.4200000000001|
                                                                                                                     2064.08
             |0000***1234|IRIS PEDRO DE OLI...| FEMININO| 75| GO|
                                                                  APOSENTADO|
                                                                                   ESTAVEL|
                                                                                                                     19903.32
             |0000***7742| JANICE CAMPOS MOTTA| FEMININO| 55| RJ|
                                                                    APOSENTADO|
                                                                                  ESTAVEL | 576.3299999999999 |
                                                                                                                     4161.24
                                                                                                                     3251.9
             |0000***4706|FABIO DE JESUS RI...|MASCULINO| 52| RJ| ATIVO PERMANENTE|
                                                                                  ESTAVEL|
                                                                                                   550.29
                                                                                  ESTAVEL |
             |0000***6725|GIOVANI AZEVEDO S...|MASCULINO| 56| SC| NAO INFORMADO|
                                                                                                    119.0
                                                                                                                      598.8
                                                                                  ESTAVEL|
                                                                                                  1862.14|2880.3500000000004|
             |0000***2709|JERONIMO DOS SANT...|MASCULINO| 58| RJ| ATIVO PERMANENTE|
             |0000***0500|MARCELLO PORTELA ...|MASCULINO| 40| MS| ATIVO PERMANENTE|
                                                                                  ESTAVEL
                                                                                                   831.53
                                                                                                                   11245.95
                                                                                  ESTAVEL | 683.21
             |0000***4353|JOSE WEVERGTHON A...|MASCULINO| 82| SP| APOSENTADO|
                                                                                                                   15209.95
             |0000***0065|VANDERLEI DOMINGU...|MASCULINO| 45| GO|CELETISTA EMPREGADO|
                                                                                   ESTAVEL | 1640.669999999998 | 2337.4800000000005 |
             0|
|0000***4729|JOSILEI TRINDADE ...| FEMININO| 50| RJ|CEDIDO SUS LEI 8270|
                                                                                   ESTAVEL |
                                                                                                    302.18
             |0000***4287|JOANA CORREA DE S...| FEMININO| 82| PA| APOSENTADO|
                                                                                  ESTAVEL|
                                                                                                     45.99
                                                                                                                     1384.39
                                                                                                   3887.82| 8048.0399999999999|
             |0000***3127|LARISSA DE SOUZA ...| FEMININO| 36| DF|CELETISTA EMPREGADO| ESTAVEL|
             |0000***9582|MARIA EUNICE DE J...| FEMININO| 76| BA| APOSENTADO| ESTAVEL|
            only showing top 20 rows
            Number of rows in CSV: 6176
```

Em seguida, armazenei o dataset no Bigquery, eu seu estado ainda bruto, para qualidade dos dados e linhagem.

```
In [4]: # Autenticação no BigQuery
cliente_bq = bigquery.client()

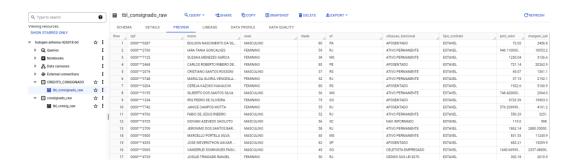
# Defina o nome do projeto e do conjunto de dados no BigQuery
dataset_id = "CREDITO_CONSIGNADO"

# Armazenando os dados brutos no bigquery
df_fe.write.format("bigquery").option("temporaryGcsBucket", "").option("writeMethod", "DIRECT").option("project", project_id).opt

# Verificando a quantidade de registros importados para observabilidade

query = f"SELECT COUNT(*) as total_rows FROM `halogen-antenna-426018-b0.CREDITO_CONSIGNADO.tbl_consignado_raw`"
query_job = cliente_bq.query(query)
result = query_job.result()
num_rows_bq = list(result)[0].total_rows
print(f"Number of rows in BigQuery table: {num_rows_bq}")

Number of rows in BigQuery table: 6176
```



Na sequência foi observado no dataset, CPFs duplicados, devido a anonimização. Dito isto, foram removidas as duplicidades.

Como a análise será realizada por faixa de idade, foi necessária adição das mesmas ao dataset. Ao término, armazenei o novo dataset em formato parquet ao Cloud Storage GCP, na pasta Prata.

```
# Crie colunas para cada faixa etária

df_fe = df_fe.withColumn("Faixa_10_20", F.when(df_fe["idade"].between(10, 20), 1).otherwise(0))

df_fe = df_fe.withColumn("Faixa_21_30", F.when(df_fe["idade"].between(21, 30), 1).otherwise(0))

df_fe = df_fe.withColumn("Faixa_31_40", F.when(df_fe["idade"].between(31, 40), 1).otherwise(0))

df_fe = df_fe.withColumn("Faixa_41_50", F.when(df_fe["idade"].between(41, 50), 1).otherwise(0))

df_fe = df_fe.withColumn("Faixa_51_60", F.when(df_fe["idade"].between(51, 60), 1).otherwise(0))

df_fe = df_fe.withColumn("Faixa_61_70", F.when(df_fe["idade"].between(61, 70), 1).otherwise(0))

df_fe = df_fe.withColumn("Faixa_71_80", F.when(df_fe["idade"].between(71, 80), 1).otherwise(0))

df_fe = df_fe.withColumn("Faixa_81_90", F.when(df_fe["idade"].between(81, 90), 1).otherwise(0))

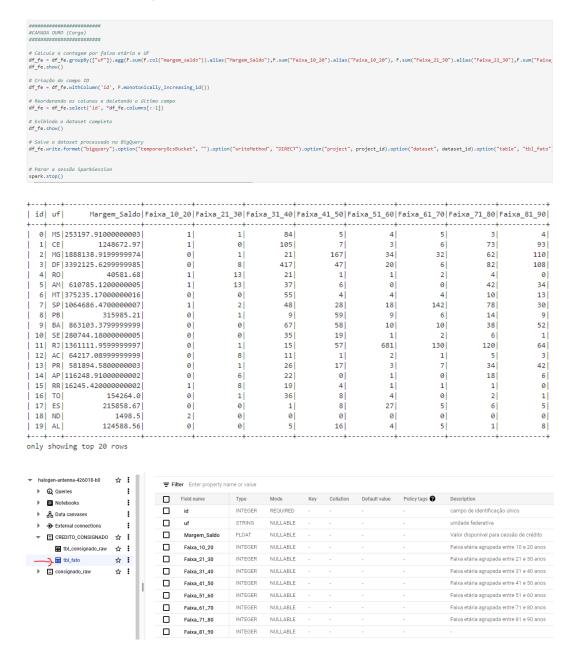
df_fe.show()
```

```
conceder|Faixa_10_20|Faixa_21_30|Faixa_31_40|Faixa_41_50|Faixa_51_60|Faixa_61_70|Faixa_71_80|Faixa_81_90|
                                              nmt valori
APOSENTADO|
0|
|***0***3287|CARLOS ALBERTO S ...| FEMININO| 76| AM|
                                                         4998.18
                                      ESTAVEL | 1540.4199999999998 |
1 0 ESTAVEL
                                           3508.71|
0|
2948.42|-3172.8000
0|
4678.62|
0|
1584.85|
1|
652.04|
                                               3508.71
                                                         3184.28
                          0 | 0 | 0 |

APOSENTADO |
0|
ESTAVEL|
                                               2948.42 -3172.8000000000006|
ESTAVEL |
                                                        10253.44
381.75
ESTAVEL|
                                                        8514.0
```

1.4.3. Camada Ouro (Carga)

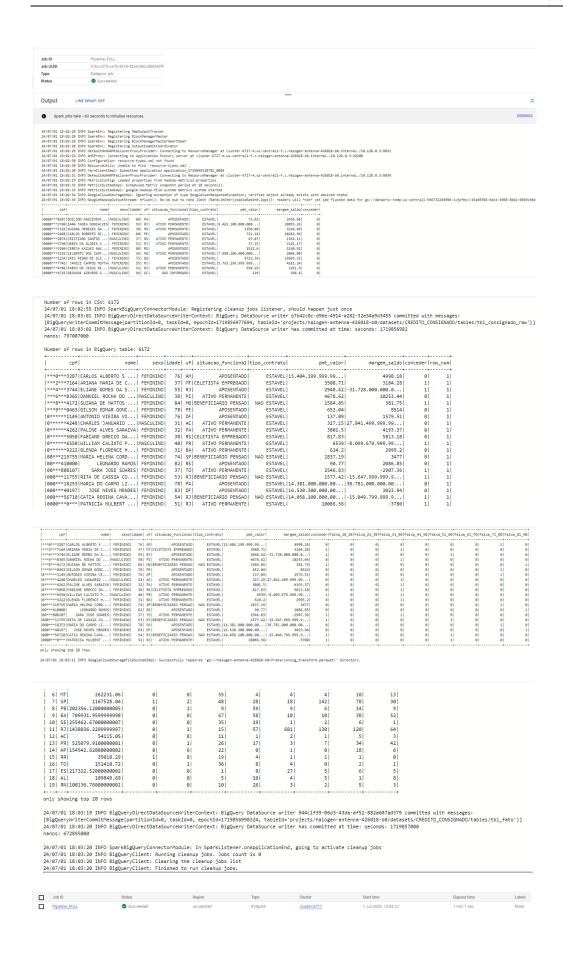
Basicamente o dataset foi agrupado com as colunas UF, Margem_Saldo, Grupo de faixas e adicionado o campo id (identity). Após isso, gravamos o dataset no bigquery como tabela fato (FLAT), para realização das análises.



OBS.: Útilizamos o modelo flat para o data warehouse.

1.4.3.1. Dataproc

Selecionamos o Google DataProc como gerenciador do Spark e Hadoop, para execução de toda pipeline deste projeto. Criamos o JOB denominado Pipeline_FULL, apontando para o arquivo pyspark (pipeline.py), armazenado no bucket Bronze. Abaixo a saída de todo fluxo:



1.4.3.2. Linhagem

Como os dados não sofreram alteração, por ser uma base real já tratada, não conseguirei detalhamento sobre o tema. Deixarei o print abaixo, como forma de representação do controle no bigguery:



1.4.3.3. Dataplex (Data Quality)

Utilizamos o Dataplex para realização do Data Quality. Foram adicionadas regras de negócio para validação dos campos do dataset original. Importante lembrar que os dados de origem já estavam previamente tratados, por se tratar de uma base privada.

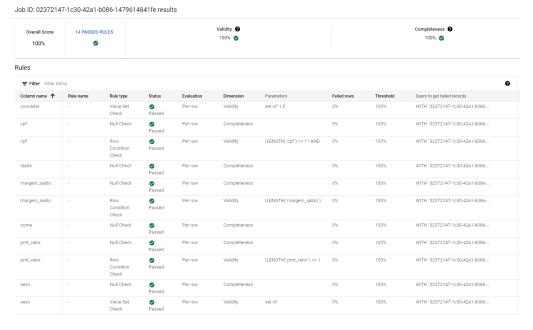
Configuração do Dataplex com as regras de negócio:



Sucesso na validação do Job:

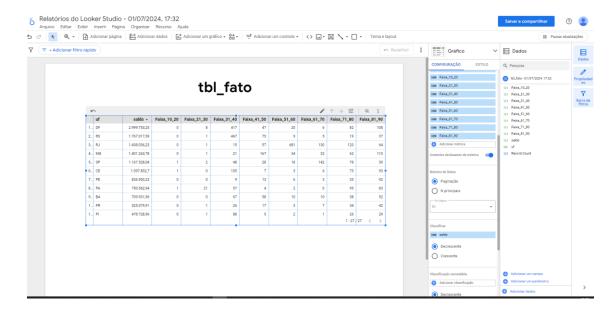


Detalhamento dos testes realizados:



1.4.4. Looker Stúdio (Análises)

O Looker Stúdio é uma ferramenta de análise acoplada ao Bigguery.



1.4.4.1. Volume de idade por UF

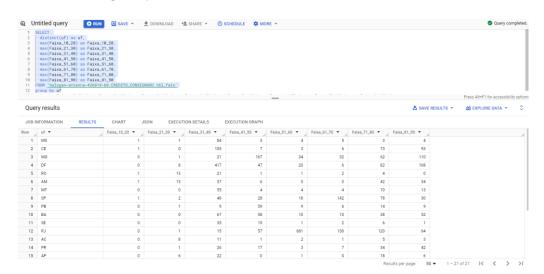
Neste item, precisamos entender se faz sentido segmentarmos a base pela UF e grupo de faixas de atrasos.

Baseado no gráfico abaixo, percebemos nitidamente uma aglomeração muito alta na faixa de 31_40, para minha "surpresa". Seguidos pela faixa de 81_90, 51_60 e 71_80.

Consulta:

```
SELECT
distinct(uf) as uf,
Margem_Saldo as saldo,
Faixa_10_20,
Faixa_21_30,
Faixa_31_40,
Faixa_41_50,
Faixa_51_60,
Faixa_51_60,
Faixa_61_70,
Faixa_71_80,
Faixa_81_90
FROM `halogen-antenna-426018-b0.CREDITO_CONSIGNADO.tbl_fato`
--group by uf
order by Margem_Saldo desc
```

Execução no Bigquery:



	uf	Faixa_10_20	Faixa_21_30	Faixa_31_40	Faixa_51_60	Faixa_61_70	Faixa_71_80	Faixa_81_90
1.	RS	0	1	467	9	5	19	37
2.	DF	0	8	417	20	6	82	108
3.	GO	0	3	125	4	2	6	5
4.	CE	1	0	105	3	6	73	93
5.	PI	0	1	88	2	1	26	29
6.	MS	1	1	84	4	5	3	4
7.	MA	1	0	76	2	2	16	28
8.	BA	0	0	67	10	10	38	52
9.	PA	1	21	57	2	0	95	83
10.	MT	0	0	55	4	4	10	13
11.	SP	1	2	48	18	142	78	30
12.	AM	1	13	37	0	0	42	34
13.	TO	0	1	36	4	0	2	1
14.	SE	0	0	35	1	2	6	1
15.	SC	0	0	32	10	5	12	14
16.	PR	0	1	26	3	7	34	42
17.	AP	0	6	22	1	0	18	6
18.	RO	1	13	21	1	2	4	0
19.	MG	0	1	21	34	32	62	110
20.	RR	1	8	19	1	1	1	0
	Total geral	8	90	1.898	865	384	813	874

Já em relação a UF, notamos como aglomeração nas UFs: RS,DF,GO,CE para faixa 31_40:

	uf	Faixa_10_20	Faixa_21_30	Faixa_31_40	Faixa_51_60	Faixa_61_70	Faixa_71_80	Faixa_81_90
1.	RS	0	1	467	9	5	19	37
2.	DF	0	8	417	20	6	82	108
3.	GO	0	3	125	4	2	6	5
4.	CE	1	0	105	3	6	73	93
5.	PI	0	1	88	2	1	26	29
6.	MS	1	1	84	4	5	3	4
7.	MA	1	0	76	2	2	16	28
8.	BA	0	0	67	10	10	38	52
9.	PA	1	21	57	2	0	95	83
10.	MT	0	0	55	4	4	10	13
11.	SP	1	2	48	18	142	78	30
12.	AM	1	13	37	0	0	42	34
13.	ТО	0	1	36	4	0	2	1
14.	SE	0	0	35	1	2	6	1
15.	SC	0	0	32	10	5	12	14
16.	PR	0	1	26	3	7	34	42
17.	AP	0	6	22	1	0	18	6
18.	RO	1	13	21	1	2	4	0
19.	MG	0	1	21	34	32	62	110
20.	RR	1	8	19	1	1	1	0
	Total geral	8	90	1.898	865	384	813	874

Na faixa de 81_90, notamos interseção apenas na UF de DF:

	uf	Faixa_10_20	Faixa_21_30	Faixa_31_40	Faixa_51_60	Faixa_61_70	Faixa_71_80	Faixa_81_90
1.	MG	0	1	21	34	32	62	110
2.	DF	0	8	417	20	6	82	108
3.	CE	1	0	105	3	6	73	93
4.	PE	0	0	9	6	3	35	92
5.	PA	1	21	57	2	0	95	83
6.	RJ	0	1	15	681	130	120	64
7.	BA	0	0	67	10	10	38	52
8.	PR	0	1	26	3	7	34	42
9.	RS	0	1	467	9	5	19	37
10.	AM	1	13	37	0	0	42	34
11.	SP	1	2	48	18	142	78	30
12.	PI	0	1	88	2	1	26	29
13.	MA	1	0	76	2	2	16	28
14.	SC	0	0	32	10	5	12	14
15.	MT	0	0	55	4	4	10	13
16.	PB	0	1	9	9	6	14	9
17.	AL	0	0	5	4	5	1	8
18.	AP	0	6	22	1	0	18	6
19.	GO	0	3	125	4	2	6	5
20.	ES	0	0	1	27	5	6	5
	Total geral	8	90	1.898	865	384	813	874
							1 - 27	7/27 < >

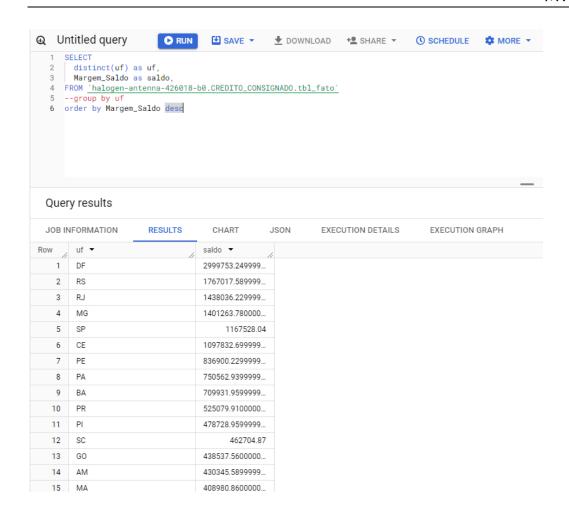
1.4.4.2. Volume da margem de saldo por UF

Neste item, precisamos entender se faz sentido segmentarmos a base pela UF e margem de saldo. Através do gráfico abaixo, percebemos que DF, RS, RJ, MG, SP e CE possuem um valor financeiro considerável.

Consulta:

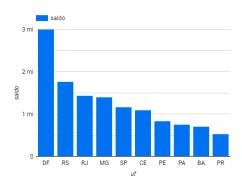
SELECT distinct(uf) as uf, Margem_Saldo as saldo, FROM `halogen-antenna-426018-b0.CREDITO_CONSIGNADO.tbl_fato` order by Margem_Saldo desc

Execução no Bigquery:



tbl_fato

	uf	saldo ▼
1.	DF	2.999.753,
2.	RS	1.767.017,
3.	RJ	1.438.036,
4.	MG	1.401.263,
5.	SP	1.167.528,
6.	CE	1.097.832,7
7.	PE	836.900,23
8.	PA	750.562,94
9.	BA	709.931,96
10.	PR	525.079,91
		1 - 27 / 27 〈 >



1.4.4.3. Volume da margem de saldo por UF e grupo de idade

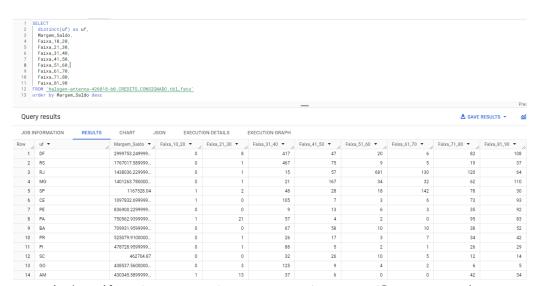
Neste último item, precisamos entender se faz sentido segmentarmos a base pelo saldo, uf e grupo de idade. Utilizamos como referência a faixa de 31_40, devido ao alto volume encontrado no item 1.4.4.1, deste documento.

Consulta:

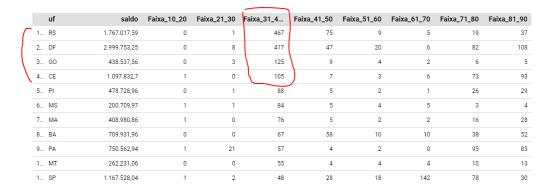
SELECT distinct(uf) as uf, Margem_Saldo as saldo, Faixa_10_20, Faixa_21_30, Faixa_31_40, Faixa_41_50, Faixa_51_60, Faixa_61_70, Faixa_71_80, Faixa_81_90

FROM `halogen-antenna-426018-b0.CREDITO_CONSIGNADO.tbl_fato` order by Margem_Saldo desc

Execução no Bigquery:



Através do gráfico abaixo, percebemos que RS, DF, GO e CE como UFs relevantes.



1.4.5. Conclusão

1.4.5.1. Considerações

A faixa de 31 à 40 anos se destaca em termos de volume e margem de saldo, indicando um potencial interessante para oferta do crédito consignado. Confesso que fiquei muito surpreso, pois não tinha essa visão. Concentrava grande parte das ações nas faixas superiores à 50 anos.

As UF: RS,DS,GO,CE apresentam concentração significativa na faixa etária desejada e com margem de saldo favorável, tornando as áreas prioritárias para prospecção.

A análise detalhada por UF e faixa etária permite identificar oportunidades específicas para cada região, otimizando as estratégias de venda.

1.4.5.2. Recomendações

- Focar na faixa etária de 31 a 40 anos: Direcionar esforços de marketing e vendas para este público, que apresenta maior potencial de conversão.
- Priorizar as UFs RS, DF, GO e CE: Concentrar ações nestas regiões, onde existe maior concentração de clientes com perfil adequado ao crédito consignado.
- Analisar dados por UF e faixa etária: Segmentar as análises para identificar oportunidades específicas em cada região e faixa etária, personalizando as ofertas e otimizando os resultados.
- Monitorar indicadores de performance: Acompanhar métricas como taxa de aprovação, volume de concessões e inadimplência para avaliar a efetividade das estratégias e realizar ajustes quando necessário.