# Case Técnico Data Analytics

André Matos



### Objetivo

- Avaliar impacto da campanha de cupons
- Criar segmentações de usuários
- Recomendar próximos passos

- Dataset Pedidos não possui os campos order\_id, customer\_id como descrito nas instruções do case (imagem a seguir)
- Dados de transações não puderem ser analisadas

df ✓ 0.2s

	event	account_id	time_since_test_start	offer_id	amount	reward
55972	offer received	0009655768c64bdeb2e877511632db8f	7.00	5a8bc65990b245e5a138643cd4eb9837	NaN	NaN
77705	offer viewed	0009655768c64bdeb2e877511632db8f	8.00	5a8bc65990b245e5a138643cd4eb9837	NaN	NaN
89291	transaction	0009655768c64bdeb2e877511632db8f	9.50	None	22.16	NaN
113605	offer received	0009655768c64bdeb2e877511632db8f	14.00	3f207df678b143eea3cee63160fa8bed	NaN	NaN
139992	offer viewed	0009655768c64bdeb2e877511632db8f	15.50	3f207df678b143eea3cee63160fa8bed	NaN	NaN
258361	transaction	ffff82501cea40309d5fdd7edcca4a07	24.00	None	14.23	NaN
258362	offer completed	ffff82501cea40309d5fdd7edcca4a07	24.00	2906b810c7d4411798c6938adc9daaa5	NaN	2.0
262475	offer viewed	ffff82501cea40309d5fdd7edcca4a07	24.25	2906b810c7d4411798c6938adc9daaa5	NaN	NaN
274809	transaction	ffff82501cea40309d5fdd7edcca4a07	25.25	None	10.12	NaN
289924	transaction	ffff82501cea40309d5fdd7edcca4a07	27.00	None	18.91	NaN

306534 rows × 6 columns

#### Descrição das tabelas de dados disponíveis

#### Pedidos (order.json)

https://data-architect-test-source.s3-sa-east-1.amazonaws.com/ order.json.gz

Contém dados de cerca de 3.6 milhões de pedidos realizados entre dez/18 e jan/19. Cada pedido possui um order\_id e os seguintes atributos complementares:

- cpf (string): Cadastro de Pessoa Física do usuário que realizou o pedido
- customer id (string): Identificador do usuário
- customer name (string): Primeiro nome do usuário
- delivery address city (string): Cidade de entrega do pedido
- delivery\_address\_country (string): País da entrega
- delivery address district (string): Bairro da entrega
- delivery\_address\_external\_id (string): Identificador do endereço de entrega
- delivery\_address\_latitude (float): Latitude do endereço de entrega
- delivery\_address\_longitude (float): Longitude do endereço de entrega
- delivery address state (string): Estado da entrega
- delivery\_address\_zip\_code (string): CEP da entrega
- items (array[json]): Itens que compõem o pedido, bem como informações complementares como preço unitário, quantidade, etc.

- merchant id (string): Identificador do restaurante
- merchant latitude (float): Latitude do restaurante
- merchant longitude (float): Longitude do restaurante
- merchant\_timezone (string): Fuso horário em que o restaurante está localizado
- order\_created\_at (timestamp): Data e hora em que o pedido foi criado
- order id (string): Identificador do pedido
- order\_scheduled (bool): Flag indicando se o pedido foi agendado ou não (pedidos agendados são aqueles que o usuário escolheu uma data e hora para a entrega)
- order\_total\_amount (float): Valor total do pedido em Reais
- origin\_platform (string): Sistema operacional do dispositivo do usuário
- order\_scheduled\_date (timestamp): Data e horário para entrega do pedido agendado

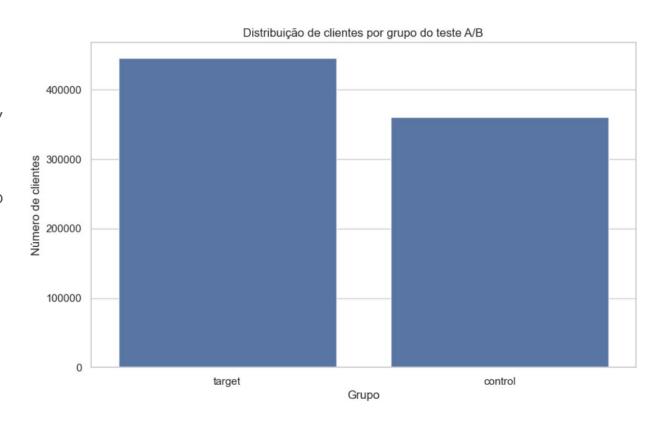
O campo account\_id (32 caracteres) do dataset Pedidos n\u00e3o \u00e9 compat\u00edvel com customer\_id (64 caracteres)

```
# Quantos account ids estão em df ab test?
   matched ids = df['account id'].isin(df ab test['customer id'])
   print(f"IDs que batem: {matched ids.sum()} de {len(df)} ({(matched ids.sum()/len(df))*100:.2f}%)")
 ✓ 0.2s
IDs que batem: 0 de 306534 (0.00%)
   # Validação de dados
   print("Exemplo do df (transações):", df['account id'].dropna().unique()[:5])
   print("Exemplo do df ab test:", df ab test['customer id'].dropna().unique()[:5])
 V 0.4s
Exemplo do df (transações): ['0009655768c64bdeb2e877511632db8f' '00116118485d4dfda04fdbaba9a87b5c'
 '0011e0d4e6b944f998e987f904e8c1e5' '0020c2b971eb4e9188eac86d93036a77'
 '0020ccbbb6d84e358d3414a3ff76cffd']
Exemplo do df ab test: ['755e1fa18f25caec5edffb188b13fd844b2af8cf5adedcf77c028f36cb9382ea'
 b821aa8372b8e5b82cdc283742757df8c45eecdd72adf411716e710525d4edf1'
 'd425d6ee4c9d4e211b71da8fc60bf6c5336b2ea9af9cc007f5297541ec40b63b'
 '6a7089eea0a5dc294fbccd4fa24d0d84a90c1cc12e829c8b535718bbc651ab02'
 'dad6b7e222bab31c0332b0ccd9fa5dbd147008facd268f5e3763fa657c23a58d']
```

- Não foi possível utilizar o dataset Pedidos (transactions.json)
- Análise foi baseada nos dataset Usuários (consumer.csv) e Marcação de usuários que participaram do teste A/B (ab\_test\_ref.csv)
- Não foi possível medir diretamente:
  - Taxa de conversão
  - Ticket médio
  - Receita gerada
  - Análise de viabilidade financeira da campanha (ROI)

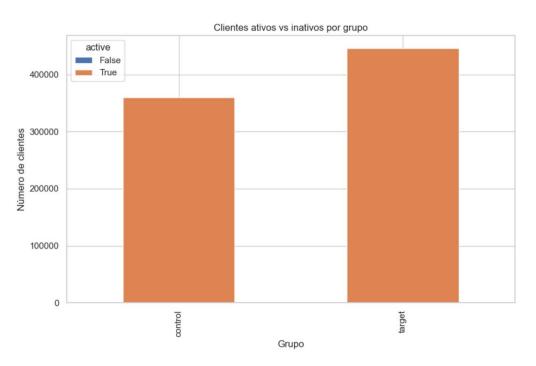
#### Distribuição de Usuários

- 445,9K target (55,3%) e
   360,5K control (44,7%)
- A diferença requer atenção, desbalanceamento pode afetar a significância estatística
- Sem dados de pedidos, não é possível confirmar se o balanceamento se mantém em métricas de conversão ou retenção



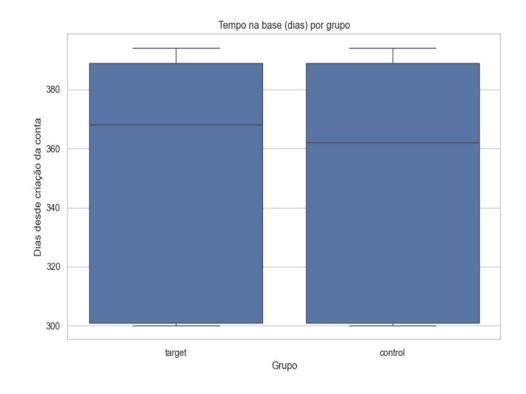
#### Atividade dos Usuários

- Apenas 882 usuários inativos target e 713 de control (0,2%)
- A estratégia de cupons não impactou significativamente a taxa de inatividade no período analisado
- Se "ativo" inclui qualquer interação (não só compras), a métrica pode estar inflada.



#### Tempo na Plataforma

- Diferença de apenas 1.6% na mediana (368 vs 362 dias)
- Sugere que outros fatores (como tempo de uso) não influenciaram os resultados
- Cupons podem ter menor impacto (usuários fiéis)
- Sugerir teste com usuários novos (< 90 dias) para avaliar efeito real</li>
- Oferecer benefícios diferenciados para usuários antigos



#### Conclusão

Apesar da limitação imposta pela ausência dos dados de pedidos/transações, foi possível estruturar e validar um teste A/B com boa qualidade técnica. As análises demonstraram que:

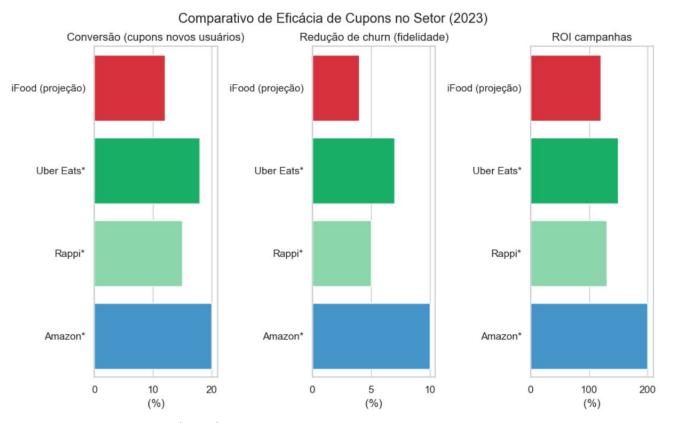
- A proporção 55-45% são geralmente aceitas como balanceadas, desde que a randomização seja válida.
- Taxa de inatividade insignificante (0.2% em ambos grupos), porém sem dados de compras para validar o engajamento
- Usuários majoritariamente antigos (mediana de ~1 ano na plataforma), o uqe pode limitar o impacto de cupons

#### Sugestões

- Usuários novos (< 90 dias): Testar cupons de boas vindas (ex:20% OFF no 1º pedido)</li>
- Usuários antigos (> 1 ano): Oferecer benefícios de fidelidade (ex: frete grátis após x pedidos)
- Redesenhar testes A/B com grupos perfeitamente balanceados (50-50%)
- Critérios claros de "ativo" (ex: >= 1 pedido nos últimos 30 dias)

#### Sugestões

 Sem os dados de transações, não podemos afirmar com exatidão o ROI da campanha. No entanto, experiências de outras plataformas sugerem que estratégias segmentadas podem aumentar a conversão em 10-15% e redução de churn em 3-5%.



Fonte: Dados de relatórios públicos de 2023

## Obrigado!



