



# Ifood report

Eliane Zanlorense

## Table of contents

1.	Introducao	2
2.	Definicoes	3
3.	Analise descritiva	5
4.	Definicao de retencao	8
5.	Desafio - item 1	9
6.	Desaio item 2	11
7.	Desafio item 3	13
	References	14

## 1. Introdução

O objetivo central desta análise é avaliar o impacto de uma campanha promocional realizada pelo iFood na retenção de clientes entre os meses de dezembro e janeiro. A empresa disponibilizou um cupom exclusivo para parte da base de usuários (grupo Target), permitindo a comparação direta com um grupo de controle não exposto à oferta. Entretanto, o dataset apresenta um desafio adicional: não há indicação explícita de quais pedidos utilizaram o cupom. Dessa forma, foi necessário definir regras analíticas para identificar quais clientes foram afetados pela campanha e como mensurar corretamente a retenção.

Para responder a essa questão, iniciamos pela compreensão da estrutura dos dados pedidos, usuários, participação no teste A/B e atividade por mês. Em seguida, definimos critérios de retenção com base na atividade em dezembro (mês da campanha) e na recompra em janeiro (pós-campanha), permitindo estimar o efeito do incentivo sobre o comportamento dos consumidores. Também analisamos a distribuição de pedidos, ticket médio, frequência e migração entre faixas de consumo, de forma a entender como diferentes perfis de usuários reagiram ao cupom.

A partir dessas análises, buscamos responder à pergunta central deste estudo: a campanha de cupom aumentou de forma efetiva e financeiramente a retenção? Os resultados obtidos permitem avaliar não apenas o impacto estatístico do cupom na recompra, mas também sua viabilidade econômica e as oportunidades de melhoria para futuros testes A/B.

## 2. Definições

Neste primeiro capítulo será dedicado para entender, analisar e melhorar os dados fornecidos. Ao final, devemos ter uma base de dados nova e limpa, pronta para ser utilizada em análises futuras.

### A. Dataset

Os seguintes dados foram disponibilizados.

#### → Orders

Todos os pedidos realizados entre dez/18-dez 19. Cada ordem deve ser única - order\_id

#### → Usuarios

Cerca de 806 k usuários com marcação de ativo ou não. Cada usuário deve ser única - customer\_id

#### → Merchant

Cerca de 7 k restaurantes com marcação de ativo ou não. Cada restaurante deve ser único - id

#### → Marcação de usuários que participaram do teste A/B

Usuários participantes do teste A/B. Cada usuario deve ser unico - customer\_id

### B. Publico

O público utilizado na análise, estar ativo na base de clientes e ter marcação na base a/b

## C. Pedidos

Considerando que todas as ordens devem ser únicas, foi encontrado 8899(899%) ordens duplicadas por user\_id e order\_id mas com order\_data diferente.

- Definição de nova foreign key para prédios
  - Unique\_order\_hash: composto por order\_id + customer\_id + order\_created\_at

## D. Definição de ordens afetadas pelo teste

Primeiramente para a validação de resultados de teste a/b necessitamos:

- Amostra
- Duracao do teste
- E saber realmente se a ordem foi afetada pelo cupom, neste caso. Neste momento não temos uma flag com essa definição

Para embasamento da análise, será analisa a distribuição de ordens por usuários nos meses de dezembro e janeiro

### 3. Analise descritiva

Antes, de avançar para análise dos resultados do Teste A/B, será abordado estatística descritiva

#### A. Usuarios ativos x Target

Target	Active	#Usuraios	% Usuarios
CONTROL	NULL	129	0,02%
CONTROL	FALSE	713	0,09%
CONTROL	TRUE	359.700	44,60%
TARGET	NULL	181	0,02%
TARGET	FALSE	882	0,11%
TARGET	TRUE	444.861	55,16%

Dado que o foco e analisar os resultados do teste, definimos os usuários que deve estar na base de teste. Verifica-se que há usuários inativos marcados como target, isso é um ponto muito importante a ser alinhado, pois impacta diretamente na qualidade dos resultados.

#### B. Usuarios

Número de cliente com ao menos um pedido em dezembro ou janeiro:

Meses	target	Clientes	% Clientes
Dezembro	control	241.457	43,6%
Dezembro	target	312.919	56,4%
Janeiro	control	360.413	44,7%
Janeiro	target	445.743	55,3%

Pensando em um teste A/B ideal, seria 50%/50%, mas observamos que o grupo target representa cerca de 56% da base total, enquanto o control 44%. Um ponto positivo, nota-se estabilidade entre os meses, mas para melhores conclusões de estabilidade precisaríamos de um histórico longo

### C. Pedidos x Usuarios

# Pedidos	# Usuarios	% Usuarios
1	182.587	22,6%
2	239.462	29,7%
3	70.961	8,8%
4	81.538	10,1%
5	38.955	4,8%
6	40.151	5,0%
7	23.734	2,9%
8	23.240	2,9%
9	15.488	1,9%
10	14.405	1,8%

Observa-se que 22% dos usuários só têm um pedido e 29% exatamente 2 pedidos.

### D. Usuarios - migracao

		Janeiro		
		0	1	%
Deze mbro	0		251780	31,2%
	1	0	554376	68,8%
	Total	0	806156	100,0%

  

Target			
Janeiro			
	0	1	Total
Deze mbro	0	132824	29,8%
	1	312919	70,2%
Grand Total	0	445743	100,0%

  

Control			
Janeiro			
	0	1	Total
Deze mbro	0	118956	33,0%
	1	241457	67,0%
Grand Total	0	360413	100,0%

Legenda:

0: Clientes sem ordens no mês

1: Clientes com ao menos uma ordem nos meses

Observa-se que aproximadamente 68% dos clientes que tiveram ao menos um pedido em dezembro e janeiro, valores aproximados, observa-se para Target (70%) e controle (67%). Observa-se que 30% dos usuários tiveram a primeira ordem em janeiro. Considerando a base analisada.

## E. Avaliação do gasto médio e frequência de pedidos por décil

Target + controle						
Decil	Dezembro			Janeiro		
	# total de clientes	Valor medio pedido	Media de pedidos	# total de clientes	Valor medio pedido	Media de pedidos
1	118.833	49	2	173.646	74	3
2	104835	85,07	2,65	105415	154,09	4,76
3	85.441	122	3	71.716	239	7
4	64480	168,2	4,66	53764	335,13	9,13
5	51.252	224	6	41.853	448	12
6	40680	294,89	7,43	33455	586,71	14,65
7	32.238	389	9	26.675	769	18
8	25282	525,47	11,96	21349	1031,11	23,07
9	19.100	761	16	16.134	1.482	31
10	12235	1609,84	26,2	10369	3095,96	50,71

  

Target						
Decil	Dezembro			Janeiro		
	# total de clientes	Valor medio pedido	Media de pedidos	# total de clientes	Valor medio pedido	Media de pedidos
1	68.490	25	1	97.981	40	1
2	59699	44,59	1,39	57019	82,66	2,57
3	46.749	64	2	40.240	126	4
4	35688	88,46	2,45	30681	173,81	4,72
5	28.615	117	3	24.113	231	6
6	22817	152,94	3,85	19409	300,19	7,45
7	18.258	200	5	15.476	392	9
8	14497	268,85	6,08	12473	523,88	11,66
9	11.019	387	8	9.445	750	15
10	7087	812,78	13,21	6082	1571,86	25,75

  

Controle						
Decil	Dezembro			Janeiro		
	# total de clientes	Valor medio pedido	Media de pedidos	# total de clientes	Valor medio pedido	Media de pedidos
1	50.343	23	1	75.665	34	1
2	45136	40,48	1,26	48396	71,43	2,19
3	38.692	58	2	31.476	114	3
4	28792	79,74	2,21	23083	161,32	4,41
5	22.637	107	3	17.740	217	6
6	17863	141,95	3,58	14046	286,52	7,2
7	13.980	188	5	11.199	377	9
8	10785	256,62	5,88	8876	507,23	11,41
9	8.081	373	8	6.689	732	15
10	5148	797,06	12,99	4287	1524,1	24,96

Todos os grupos (Target + Controle) aumentam consumo em janeiro, tanto em valor quanto em número de pedidos

O grupo Target cresce mais que o Controle em todos os décis, mostrando efeito real da campanha.

Os maiores ganhos estão nos décis altos (6 a 10)

Frequência de pedidos dobra em vários deles.

Ticket médio aumenta fortemente (em alguns casos quase +100%).

Clientes de décil baixo (1–2) respondem pouco à campanha:

## 4. Definição de retenção

Considerando que o cupom foi disponibilizado exclusivamente para uso em dezembro, inferimos que o cliente foi impactado pela campanha ao realizar ao menos uma compra nesse mês. Como o dataset não contém a informação explícita de qual pedido utilizou o cupom, não é possível identificar diretamente seu uso; apenas inferimos que ele ocorreu dentro do período da campanha. Para fins analíticos, adotamos a premissa de que, entre os clientes do grupo teste que realizaram pedidos em dezembro, o cupom foi aplicado no primeiro pedido do mês — única forma viável de estimar o impacto da ação, embora essa suposição não represente a confirmação da ordem real de utilização. Com base nos dados disponíveis, adotamos as seguintes definições

**Retenção:** Consideramos como clientes ativos aqueles que realizaram ao menos um pedido em dezembro — assumindo que esse pedido pode ter sido beneficiado pelo cupom. Para mensurar retenção, avaliamos se esses clientes voltaram a realizar ao menos um pedido em janeiro.

Clientes que compraram em dezembro, mas não voltaram em janeiro, permanecem na base e são classificados como não retidos

Assim definimos a hipótese a ser testadas:

H0: a taxa de retenção do grupo target é igual ao grupo controle

H1: a taxa de retenção do grupo target é maior que grupo controle.

Ordens em janeiro, como não há informações adicionais de cupom ou incentivo em janeiro, os pedidos desse mês servem apenas para avaliar retenção natural pós-campanha. Usuários que só aparecem em janeiro, sem atividade em dezembro, não compõem o público analisado no teste A/B.”



## 5. Desafio - item 1

Essa sessão será usada para os pontos do item 1

### A. Indicadores

Como todos os usuários da base realizaram ao menos um pedido em dezembro, a métrica tradicional de conversão (CR) não é útil, pois não há variação entre teste e controle — ambos os grupos têm conversão de 100%.

Dessa forma, os indicadores relevantes para medir o impacto da campanha são:

- 1) Volume de pedidos teste e controle
- 2) Ticket médio
- 3) Retenção em janeiro
- 4) Lift

Observa-se que as amostras em controle e target não são balanceadas (360x430), ou seja Target é ~10,6 p.p. maior que o grupo Controle. Isso impacta diretamente o número de pedidos. Para isso será normalizado

- Pedidos - dezembro
  - Controle:  $514.666/360.413 \approx 1,43$  pedidos por cliente
  - Target:  $719.794/445.743 \approx 1,61$  pedidos por cliente
  - Target x controle:  $1,61/1,43 = 12,6\%$  , ou seja target em dezembro fez 12.6% mais pedidos
- Pedidos - janeiro
  - Controle:  $844.890/360.413 \approx 2,34$  pedidos por cliente
  - Target:  $1214.354/445.743 \approx 2,73$  pedidos por cliente
  - Target x controle:  $2,73/2,34 = 16,6\%$  , ou seja target em janeiro fez 16.6% mais pedidos

A taxa de retenção dos clientes que receberam o cupom (Target) foi de 68,8%, enquanto no grupo Controle foi de 59,6%. Isso representa um lift absoluto de 9,2 p.p. e um ganho relativo de 15,5% na probabilidade de recompra no mês seguinte.

Utilizando um teste de proporções, encontramos  $z = 71,4$  e  $p < 0,001$ , evidenciando que a diferença entre os grupos é estatisticamente significativa e não se explica por variação amostral.

Portanto, a campanha gerou um impacto real e positivo na retenção dos usuários.

## **B. Viabilidade financeira**

Como não sabemos em qual pedido o cupom foi utilizado, optei por utilizar o número de pedidos e o total gasto na visão mensal, agregadas ('total\_amount\_mes' e 'num\_pedidos\_mes'). Assim o impacto da campanha é estimado em relação ao total, assumindo que o cupom foi utilizado e assumindo um valor de desconto do cupom. O valor do desconto não foi definido em relação ao percentual da ordem, por exemplo: 30% de desconto em ordens maiores que R\$ 10. Mas sim, ignorando um valor mínimo na ordem e também o percentual.

Neste caso, analisando com um cupom no valor de R\$10.

Considerando todos os clientes ativos e target em ambos os meses: 312,99 e assumindo que o valor do desconto e custo, temos que o custo da campanha foi de R\$3.129.190. Assumindo que a campanha gerou aproximadamente GMV incremental total = R\$ 7.942.507, isso atribuído ao uso do cupom. Considerando uma taxa de 12% para o IFood, a margem para o IFood seria de R\$ 953 mil. Mas precisamos levar em consideração o gasto da campanha. Mas considerando o lucro, seria de -R\$ 2,17 milhões, equivalente a um ROI de -69,5%.

Concluindo, mesmo o aumento de pedidos ser estatisticamente significativo, a campanha não é financeira viável.

## **C. Melhorias e novo teste A/B**

- Definição da amostragem

Observa-se que a cliente com altos valores de pedidos – total mês e alto número de pedidos. E por outro lado baixo número de pedidos e valores baixos. Isso pode ser observado nas distribuições de decil em relação ao amount. Outro ponto a migração para o decil 10 e de aproximadamente 44% em um único mês. Remover da amostra heavy users, por exemplo, e definir onde está o foco principal. Por exemplo, clientes com baixo volume transacional nos X meses ou baixo número de pedidos. Ou clientes com alta probabilidade de churn.

- Aplicação do cupom condicionada a valor

Valor mínimo para aplicação do cupom em relação a ordem e tendo um teto máximo para o desconto

- Definir a janela de aplicação do cupom não vendo sazonalidade - por exemplo Natal

## 6. Desafio item 2

### A. Segmentacao

A segmentacao baseou-se em construir grupos onde o padrao e constante, ou com possibilidade de crescimento. Para isso utilizou-se a migracao de decil entre os meses dezembro e janeiro

Criterio 1:

- Estável → não mudou de decil:  $\text{decil\_12} == \text{decil\_1}$
- Mobilidade Moderada → mudou 1 decil:  $\text{decil\_12} - \text{decil\_1} == 1$
- Alta Mobilidade → mudou 2 ou mais decis :  $\text{decil\_12} - \text{decil\_1} \geq 2$

Crítérios 2

- Upgrade → foi para um decil melhor (número menor)  $\text{decil\_12} < \text{decil\_1}$
- Downgrade → foi para um decil pior (número maior)  $\text{decil\_12} > \text{decil\_1}$
- Estável → não mudou  $\text{decil\_12} == \text{decil\_1}$

Publico distribuído na nova segmentacao:

Alta Mobilidade + Upgrade: TARGET mantém grandes volumes de clientes que estão crescendo

- Control: 63.005
- Target: 94.674

Estáveis: TARGET aumenta engajamento financeiro, ou seja mais pedidos e ticket, mesmo sem mudar de decil.

- Control: 152.564
- Target: 179.684

Mobilidade Moderada + Upgrade: TARGET sustenta a tendência de crescimento desses usuários.

- Control: 25.888
- Target: 38.561

## **B. Resultados**

Segmento: estável: campanha aumenta pedidos e engajamento, mas não é financeiramente viável.

- GMV incremental total: R\$ 7,76 milhões
- Margem incremental (12%): R\$ 930 mil
- Custo do cupom: R\$ 1,79 milhão
- Lucro incremental: – R\$ 866 mil
- ROI: –48%

O segmento responde bem ao cupom (mais pedidos e maior engajamento), porém o custo do incentivo é muito superior ao lucro gerado. A campanha destrói valor para este grupo.

- Não usar cupom de R\$10 para Estáveis.
- Testar cupom menor (R\$3–R\$5) ou incentivos mais baratos (pontos, frete grátis).
- Priorizar outros segmentos com melhor retorno.

## 7. Desafio item 3

A partir dos padrões identificados nos dados baseados na frequência de pedidos e no valor dos pedidos, após agrupamento por decil, a estabilidade na diagonal principal é alta. Portanto os decis 'representam' essa amostra de cliente. Para maiores conclusões verificar essa estabilidade ao longo dos meses.

### A. Recomendacoes

Para um novo teste A/B, definir melhor o público-alvo, vemos muita disparidade em relação aos montantes e pedidos. Observa-se heavy users. Talvez esse público já esteja consolidado e retido, e não necessariamente um cupom irá impactar.

Mas para usuários com baixos valores e poucos pedidos, existe margem para melhorias. Outro ponto de destaque é incluir users que não utilizaram o cupom, em  $m_0$  ou  $m+1$ .

Considerações estatísticas, o cálculo amostral é de suma importância para bons resultados. Qual seria o mínimo efeito detectável (MDE) para resultados robustos. Fazer simulações com diferentes para considerar um poder de teste mínimo de 80%, reduzindo a probabilidade do erro tipo II, sendo assim, aumentando a sensibilidade para detectar pequenas diferenças entre os grupos. Medir o efeito da retenção em diferentes janelas, e também com diferentes janelas de uso do cupom. Adicionar usuários que não foram retidos ou não tiveram pedidos nos meses. Nesta análise foram considerados diferentes targets no número de pedidos para considerar retido, mesmo assim não houve grandes diferenças, pois em geral os usuários tiveram aumento de uso e valor.

Abordar diferentes técnicas estatísticas, como por exemplo a curva de sobrevivência, para estimar a probabilidade de um cliente permanecer ativo ao longo do tempo.

Para definir clusterização, utilizar outras técnicas, neste estudo foi utilizada além do decil, a clusterização usando K-means, mas devido ao leque de variáveis disponíveis não houve ganhos.

Aumentar a disponibilidade de variáveis, por exemplo, a categoria do restaurante, ou identificador de clientes, pessoas físicas e jurídicas, uso de cupons etc.

Considerando próximos passos, seria analisar os clientes que só compraram em janeiro com os decis calculados para este grupo.

Assim, a análise estatística conduzida oferece evidências consistentes que sustentam a tomada de decisão com rigor e confiabilidade

## References

- Simmons, B. (2014, April 29). *Smart Vision Europe. What is the CRISP-DM methodology?*. <https://www.sv-europe.com/crisp-dm-methodology/>
- Rakotomalala, R. *Interpreting cluster analysis results* - Université Lumière Lyon 2.
- Kohavi, R., Tang, D., & Xu, Y. (2020). *Trustworthy Online Controlled Experiments: A Practical Guide to A/B Testing*. Cambridge University Press. ISBN 978-1-108-72426-5