

## Case Técnico iFood

### Data Analysis

Ana Caroline Anacleto  
carol-anacleto@live.com  
Data: 12/07/2025



## Descrição

O iFood utiliza testes A/B como uma ferramenta estratégica para validar hipóteses de crescimento e avaliar o impacto de novas funcionalidades ou ações promocionais. Este case, foi conduzido um experimento com foco em avaliar a efetividade de uma campanha de cupons.

Usuários foram aleatoriamente distribuídos entre dois grupos:

- **Grupo Teste:** recebeu um cupom especial como incentivo promocional.
- **Grupo Controle:** não recebeu nenhum incentivo adicional.

## Objetivo

O objetivo central é analisar se a campanha foi capaz de aumentar a frequência de pedidos e/ou gerar maior receita, validando sua eficácia antes de uma possível expansão para toda a base de usuários.

## Indicadores relevantes

### Volume de Pedidos por Usuário

Esse indicador é essencial para medir o impacto da campanha sobre a recorrência — ou seja, quantas vezes os usuários voltaram a comprar após receberem o cupom.

### Valor Total dos Pedidos

Reflete o impacto financeiro agregado da campanha. Ao comparar os grupos teste e controle, este indicador ajuda a entender se a ação gerou maior receita total, independentemente do comportamento individual dos usuários.

### Média e Mediana do Valor dos Pedidos

Avaliam o comportamento de consumo individual. A média mostra o valor médio gasto por pedido; já a mediana é mais robusta a outliers e revela o gasto típico. Esses indicadores ajudam a entender se a campanha aumentou o valor dos pedidos ou apenas incentivou mais compras de valor semelhante.

## Análise dos dados

### Parte I

Escopo da análise:

- a) Definir os indicadores relevantes para mensurar o sucesso da campanha e analisar se ela teve impacto significativo dentro do período avaliado.
- b) Fazer uma análise de viabilidade financeira dessa iniciativa como alavanca de crescimento, adotando as premissas que julgar necessárias (explicitar as premissas adotadas).
- c) Recomendar oportunidades de melhoria nessa ação e desenhar uma nova proposta de teste A/B para validar essas hipóteses.

## Números gerais

### Distribuição dos usuários no teste A/B

Teste

55%

Controle

45%

### Sistema operacional utilizado para fazer os pedidos

Celular

85%

Desktop

15%

A grande maioria dos usuários realizam os pedidos pelo celular.

### Classificação do preço do restaurante

1 e 2

41%

3 e 4

53%

5

5%

A maioria dos usuários prefere restaurantes com preços mais acessíveis (classificação baixa ou média), indicando um comportamento mais sensível a preço. Restaurantes de ticket mais alto são menos frequentes entre os pedidos.

# Análise

Legenda:  
Target: grupo de teste, que recebeu o cupom  
Control: grupo que não recebeu o cupom



## Métricas descritivas POR GRUPO

Grupo	Média pedidos	Mediana pedidos	Valor total pedidos	Média valor pedidos	Mediana valor pedidos	Desvio padrão valor
target	2,80	1,00	R\$ 48M	R\$ 47,92	R\$ 39,90	R\$ 146,14
control	3,18	2,00	R\$ 67M	R\$ 47,81	R\$ 39,90	R\$ 48,78

O grupo de teste, que recebeu o cupom, apresentou um volume total de pedidos significativamente maior, com média e mediana também superiores ao grupo de controle. Isso indica que a **oferta de cupons contribuiu para aumentar a recorrência de pedidos por usuário — alinhado com o objetivo da campanha.**

Em termos de valor total dos pedidos, o grupo teste e controle apresentou valores muito próximos na média e a mediana foi igual nos dois grupos, sugerindo que a **estratégia de cupons não gerou pedidos significativamente mais baratos, mas sim mais frequentes.**

Um ponto de atenção é o desvio padrão do valor dos pedidos, muito mais alto no grupo controle (R\$ 146,14). Isso pode **indicar a presença de outliers ou maior variabilidade no comportamento de compra.**

Por fim, esses dados justificam a realização de testes estatísticos para confirmar a significância das diferenças. A análise inicial, porém, indica que o uso de cupons pode ser uma estratégia eficaz para aumentar a frequência de pedidos sem comprometer o valor médio de compra, com potencial impacto positivo no faturamento total da base.

*A mediana é uma medida de tendência central que representa o valor que divide os dados ordenados em duas metades iguais. Em outras palavras, quando os dados são organizados em ordem crescente ou decrescente, a mediana é o valor que está exatamente no meio da distribuição, de modo que 50% dos dados são menores ou iguais a ele e 50% dos dados são maiores ou iguais a ele. A principal vantagem da mediana em relação à média é que ela é robusta a outliers (valores extremos)*

# Análise

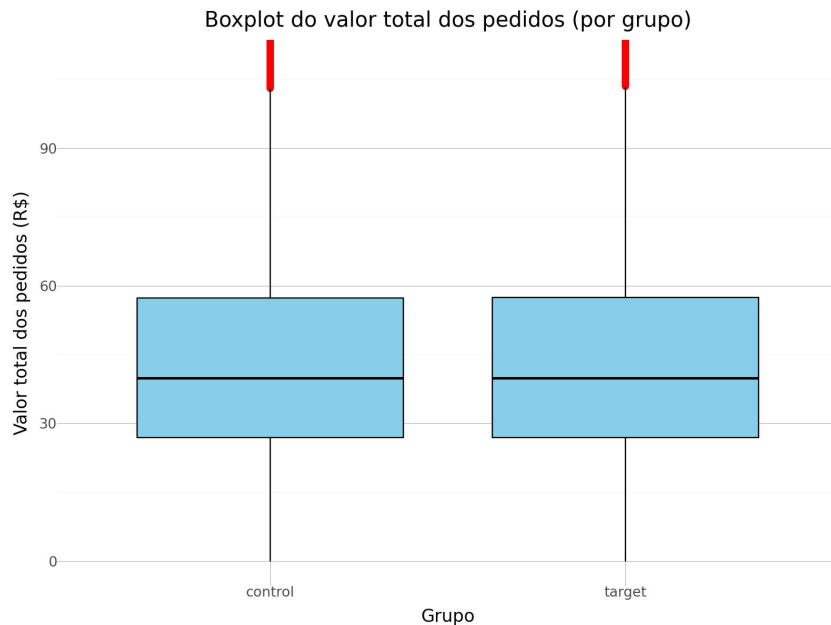


## Legenda:

Target: grupo de teste, que recebeu o cupom

Control: grupo que não recebeu o cupom

## Análise do valor dos pedidos por grupo



Analisando o gráfico podemos ver que:

- A mediana (linha preta central) dos dois grupos é praticamente igual, indicando que o **valor total dos pedidos não mudou significativamente com a aplicação do cupom**.
- O comportamento de gasto é similar para a maioria dos usuários, com ou sem cupom.
- Os pontos vermelhos acima no gráfico representam valores atípicos de pedido (acima de R\$ 100). Eles aparecem em ambos os grupos.

## Resumindo:

Embora o grupo teste tenha gerado um maior volume de pedidos, **não há diferença aparente no valor por pedido comparado ao grupo de controle**.

# Análise

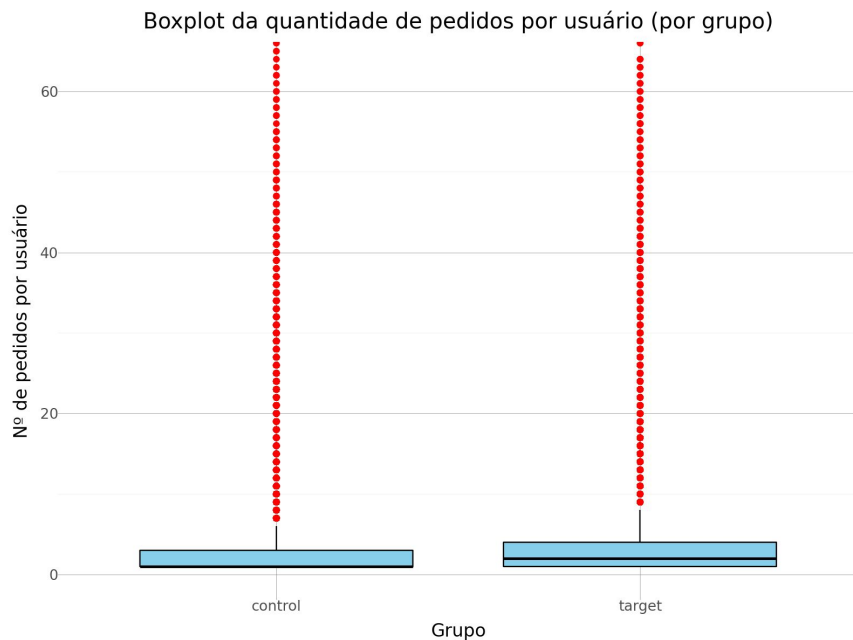


## Legenda:

Target: grupo de teste, que recebeu o cupom

Control: grupo que não recebeu o cupom

## Análise do volume de pedidos por usuário



Analisando o gráfico podemos ver que:

- **A maioria dos usuários em ambos os grupos realiza poucos pedidos** — a mediana está em torno de 1 ou 2 pedidos, o que indica que 50% dos usuários fizeram no máximo essa quantidade.
- Os outliers, representados pelos pontos vermelhos, mostram usuários que fizeram um número de pedidos muito acima da média, chegando a mais de 60 pedidos em ambos os grupos. Mas, são poucos casos. Os maiores casos estão representados nas caixinhas azuis.
- Porém, o grupo target (teste) apresenta uma distribuição ligeiramente mais elevada, com outliers mais extremos do que no grupo controle, indicando que alguns usuários responderam fortemente ao cupom. Essa diferença de dispersão reforça o que vimos na análise descritiva: o cupom parece estimular maior engajamento em uma parte dos usuários.

Para validar se essas diferenças observadas são significativas será necessário aplicar testes estatísticos apropriados, como teste de diferença de médias, por exemplo.



# Análise

## Legenda:

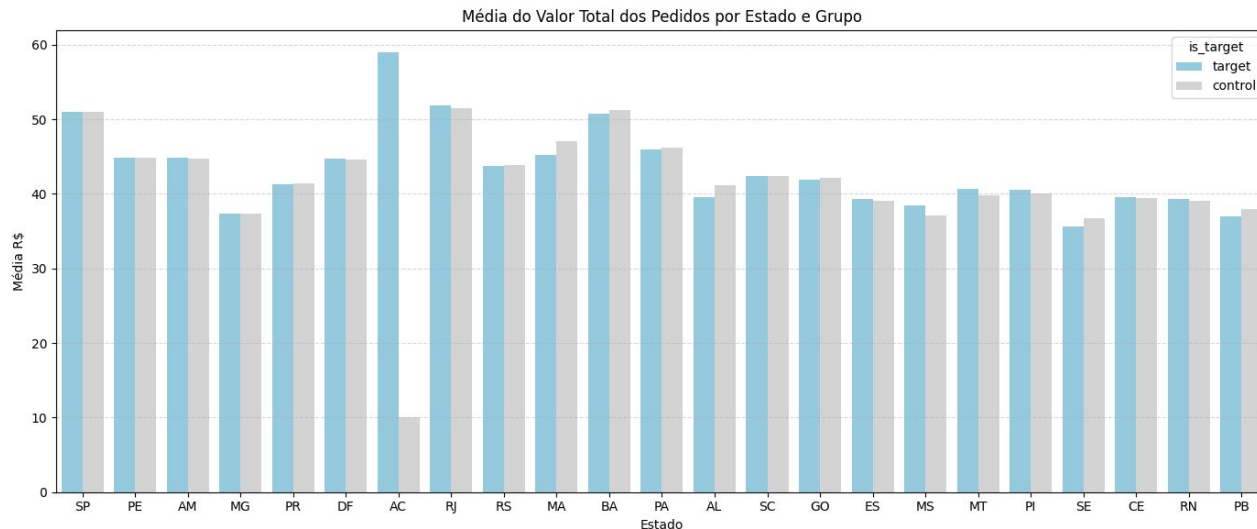
Target: grupo de teste, que recebeu o cupom

Control: grupo que não recebeu o cupom



No gráfico do valor médio de pedidos por estado, podemos observar que:

- A diferença entre os grupos é pequena na maioria dos estados, o que confirma o que já tínhamos observado anteriormente: **parece não haver diferença no valor dos pedidos entre os grupos.**
- A média dos pedidos varia consideravelmente entre os estados, o que indica que **o comportamento de consumo regional pode ter mais peso do que o cupom em si**, quando se trata de valor dos pedidos.
- Acre (AC): é o único estado com uma diferença extremamente alta entre os grupos — o grupo target tem uma média de pedidos quase 6 vezes maior. Isso pode indicar outliers (valores muito altos) no grupo target, onde os usuários impactam fortemente a média.



# Análise



## Legenda:

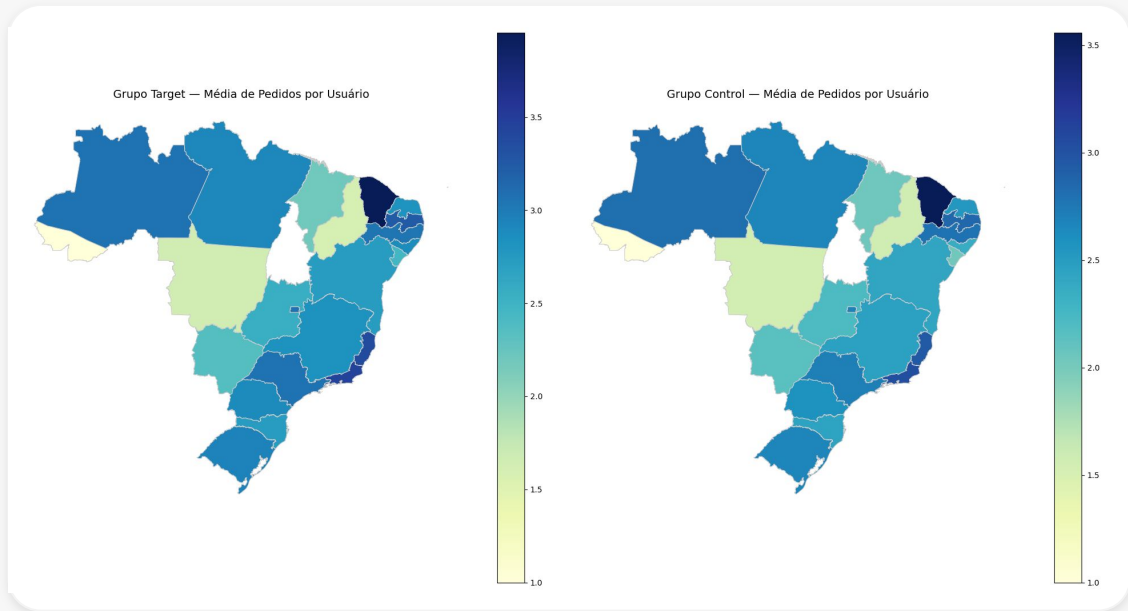
Target: grupo de teste, que recebeu o cupom

Control: grupo que não recebeu o cupom

## Análise da média de pedidos por estado brasileiro

O que o gráfico ao lado nos mostra:

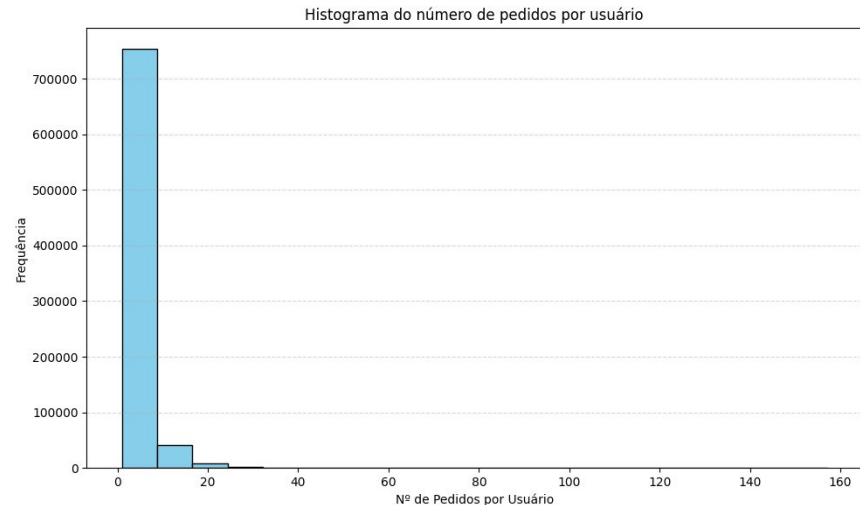
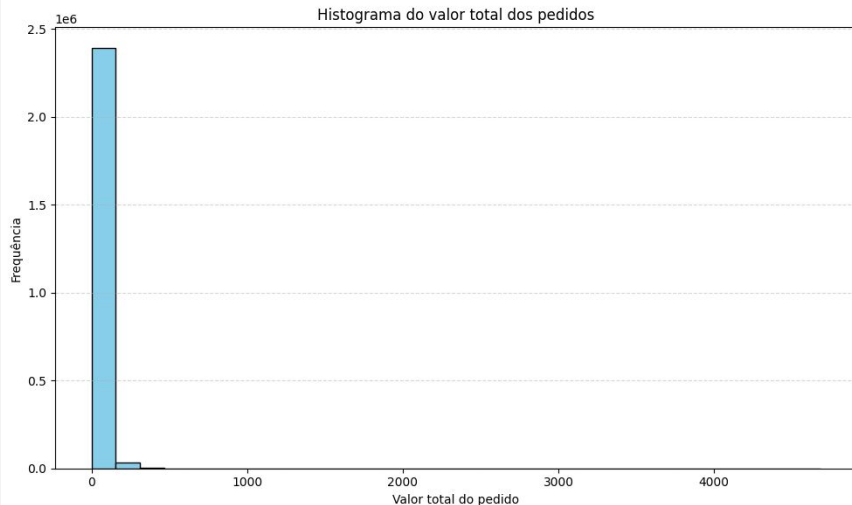
- Escala de cores: quanto mais escuro o azul, maior a média de pedidos por usuário naquele estado.
- Aumento geral nos pedidos no grupo Target em vários estados, como: SP, RJ, RS, PR, BA, PE, CE, o mapa Target está mais escuro que o Control. Isso indica que os usuários que receberam cupom estão pedindo mais que os do grupo controle.
- Reforça o achado anterior: o cupom aumentou a frequência, mesmo que o valor médio dos pedidos não tenha subido.
- Presença de alguns outliers (valores discrepantes) no estado do CE.



# Análise

Antes de iniciar qualquer análise estatística, precisamos confirmar a distribuição das variáveis de interesse. Neste caso, as variáveis de interesse são: *Valor do pedido* e *Volume de pedidos por usuário*.

Nos gráficos abaixo, vemos que ambos os valores se concentram muito na parte mais à esquerda do eixo X, indicando um comportamento assimétrico. Junto com um teste estatístico de distribuição conseguimos definir qual o teste estatístico mais apropriado para testar a efetividade do teste A/B: Teste de Wilcoxon-Mann-Whitney.



# Análise

## Teste 1 – O valor dos pedidos é diferente entre os grupos?

A hipótese testada foi:

💬 "Será que os usuários que receberam o cupom (grupo teste) fazem pedidos com valor maior do que os do grupo controle?"

Ao analisarmos os dados, já havíamos notado que os valores dos pedidos pareciam semelhantes entre os grupos.

Mas será que essa diferença é realmente significativa?

**Não, a diferença não é significativa. Com 95% de confiança, podemos afirmar que os dois grupos geram pedidos de valores muito próximos.**

📌 Conclusão:

Os dois grupos fazem pedidos com valores muito parecidos. O cupom não influenciou o valor individual gasto por pedido.

## Teste 2 – O volume de pedidos por usuário é diferente entre os grupos?

A hipótese testada foi:

💬 "Será que os usuários que receberam o cupom (grupo teste) fizeram mais pedidos do que os do grupo controle?"

Nas análises anteriores, já havíamos observado que o grupo teste parecia apresentar uma frequência de pedidos maior.

Mas será que essa diferença é realmente significativa?

**Sim. Com 95% de confiança, podemos afirmar que os usuários que receberam o cupom fizeram mais pedidos do que os que não receberam.**

📌 Conclusão:

O cupom influenciou a recorrência de pedidos dos usuários.



## Conclusão da primeira análise

### Análise da viabilidade financeira desta iniciativa como alavanca de crescimento:

- Com base nas análises realizadas, observamos dois pontos relevantes: o grupo teste apresentou um volume maior de vendas em relação ao grupo controle. Embora os impactos iniciais sejam positivos, ainda não é possível concluir sobre a viabilidade financeira da campanha, pois é necessário considerar os custos envolvidos para uma avaliação completa. A campanha mostra potencial de impacto positivo na recorrência, mas é necessário estimar o custo por pedido incremental para concluir sobre sua viabilidade financeira.

### Recomendação de oportunidades de melhoria nessa ação e nova proposta de teste A/B:

- Segmentação mais precisa dos usuários: atualmente, a campanha é aplicada de forma ampla. Criar segmentos baseados em comportamento de compra (ex: frequência, ticket médio, tipo de item comprado, região) pode aumentar a efetividade da ação.
- Diferenciação por perfil de consumo: usuários que consomem com menor frequência podem reagir melhor a incentivos maiores, enquanto usuários frequentes talvez necessitem apenas de um reforço de engajamento.

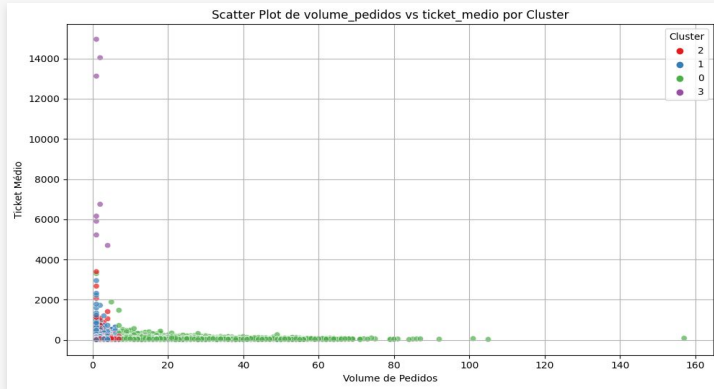
## Análise dos dados

### Parte II

Escopo da análise:

- a) Definir as segmentações que fazem sentido especificamente para o teste A/B que está analisando.
- b) Estabelecer quais serão os critérios utilizados para cada segmento sugerido no item a). Explicar o racional utilizado na criação.
- c) Analisar os resultados do teste A/B com base nos segmentos definidos nos itens a) e b).

# Segmentação definida



O K-Means é um dos algoritmos de clusterização mais populares e amplamente utilizados. Em termos simples, ele agrupa pontos de dados em um número pré-definido de "clusters" (grupos), de forma que os pontos dentro de um mesmo cluster sejam o mais semelhantes possível entre si, e diferentes dos pontos em outros clusters.

Critérios utilizados para segmentação:

- Volume médio de pedidos
- Ticket médio (média valor do pedido)
- Classificação de preço do restaurante (delivery\_address\_state)
- Estado do delivery (price\_range)

Com base neste algoritmo (K-means), foram seleccionados 04 clusters, conforme detalhado nos gráfico ao lado.

# Segmentação definida

## Métricas da segmentação POR CLUSTER

Métrica	Cluster 0	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3
Usuários	66.033	439.204	301.220	8
Média de pedidos	12,07	2,14	2,06	1,44
Valor médio dos pedidos	R\$ 52,71	R\$ 49,04	R\$ 49,16	R\$ 8740,92
Classificação média preço restaurante	2,66	2,52	2,94	3,67

**Perfil:** cliente fiel, potencial promotor da marca, com poder de compra moderado. Pode ser ideal para programas de fidelidade ou campanhas de cashback.

**Perfil:** clientes ocasionais ou que usam o serviço em datas específicas. Pode ser interessante aplicar campanhas de reativação ou ofertas personalizadas para aumentar o LTV.

**Perfil:** clientes com poder aquisitivo maior, mas uso pouco frequente. Pode valer a pena explorar ofertas premium, parcerias com restaurantes de alta qualidade ou programas de indicações.

**Perfil:** provável outlier. Pode ser interessante remover da análise geral ou criar um segmento separado para análise especializada (B2B, eventos, etc.).



# Segmentação definida

## Mais detalhes sobre cada cluster

### ● Cluster 0 – Clientes Engajados

Interpretação: esse é um grupo de clientes com alto engajamento (volume de pedidos significativamente superior aos demais) e ticket médio ligeiramente acima da média. Eles costumam consumir de restaurantes de preço intermediário para alto. Com forte presença em grandes centros urbanos, especialmente SP e RJ.

### ● Cluster 1 – Cliente Ocasional / Médio

Interpretação: maior grupo da base. São clientes com baixo volume de pedidos, ticket próximo do valor médio e preferência por estabelecimentos de preço intermediário.

### ● Cluster 2 – Cliente Econômico

Interpretação: também de baixa frequência, como o cluster 1, mas com preferência clara por restaurantes mais caros (faixa de preço média mais alta). Isso pode indicar usuários de ticket elevado pontual, como compras para grupos/família ou pedidos especiais.

### ● Cluster 3 – Outliers / Clientes Corporativos

Interpretação: grupo muito pequeno e atípico. O valor médio do pedido é extremamente alto e a faixa de preço é elevada também. Isso sugere clientes corporativos ou erro de cadastro/registo.

## Conclusões e recomendações finais



### **Recomendação: Otimizar a distribuição dos cupons com base em segmentação de usuários**

A análise mostrou que o cupom não aumentou o ticket médio, mas gerou aumento significativo no volume de pedidos — especialmente entre usuários dos clusters 1 e 2, que representam mais de 85% da base total.

Resumo por cluster (segmento):

0: Perfil: alta frequência | Ticket alto | Efeito do cupom: nenhum | Remover cupons e usar fidelidade

1: Perfil: baixa frequência | Ticket médio | Efeito do cupom: aumento de pedidos | Manter cupons, com foco em recorrência

2: Perfil: baixa frequência | Restaurantes caros | Efeito do cupom: aumento de pedidos | Manter cupons, com foco em valor

### **Impacto financeiro:**

Eficiência de campanha: ao focar onde o cupom funciona, melhora-se o ROI. Além disso, essa economia pode ser reinvestida para ampliar o incentivo nos clusters com maior resposta (1 e 2), gerando mais receita.

### **Melhorias no processo/teste:**

Redefinir os critérios de distribuição dos cupons, focando nos clusters 1 e 2.

Testar novos valores de cupom por cluster. Exemplo: R\$ 3 para cluster 1, e R\$ 7 para cluster 2.

Realizar novo teste A/B segmentado, com foco em validar o desempenho por cluster.

## Conclusões e recomendações finais



É importante destacar que os resultados apresentados refletem uma análise estatística robusta dos dados disponíveis.

No entanto, a definição dos próximos passos deve considerar também a **visão estratégica das áreas de Negócio, Marketing e demais times da companhia.**

A contribuição dessas áreas é essencial para enriquecer a interpretação dos dados e **pode gerar novos insights**, como a identificação de segmentos específicos de usuários ou ajustes nas estratégias de campanha.

Além disso, **outras abordagens estatísticas** podem ser exploradas conforme os objetivos do grupo e as hipóteses que surgirem em conjunto.

Obrigada!