

## Sumário Executivo

- **Logística:** alto percentual de entregas atrasadas, com impacto relevante na experiência do cliente e potencial aumento de custos operacionais.
  - **Pagamentos:** métodos como **PIX** apresentam maior conversão e ticket médio, sugerindo foco em incentivos e destaque no checkout.
  - **Comercial:** ticket médio saudável, porém bastante assimétrico (distribuição com cauda longa), exigindo atenção especial a outliers e políticas de desconto.
  - **Frete & Serviços:** determinados serviços (por exemplo, Same-Day) combinam frete mais caro com atraso elevado, indicando desalinhamento entre preço e SLA.
  - **Sazonalidade & Mix:** há concentração de receita em alguns meses e regiões específicas, bem como em determinadas categorias/subcategorias, que devem guiar campanhas regionais e decisões de sortimento.
- 

## Dados & Método

### Fontes de dados

- **FACT\_Orders.csv** — fatos de pedidos (datas, valores financeiros, status de compra, frete).
- **DIM\_Delivery.csv** — informações de entrega (datas efetivas e previstas, tipo de serviço).
- **DIM\_Customer.csv** — clientes, UF e região.
- **DIM\_Products.csv** — produtos, categoria e subcategoria.
- **DIM\_Shopping.csv** — informações adicionais de jornada / canal de compra (não explorado em profundidade neste relatório).

### Modelagem e joins

- Chave de integração: **Id** (pedido).
- Modelo analítico construído via joins:
  - **FACT\_Orders** → **DIM\_Delivery** (**Id**)
  - **FACT\_Orders** → **DIM\_Customer** (**Id**)
  - **FACT\_Orders** → **DIM\_Products** (**Id**)
- Dataset final: **df** (com versão filtrada sem outliers chamada **df\_clean**), contendo:
  - Identificador do pedido (**Id**), dados de valor (**Subtotal**, **Total**, **P\_Service**, **Discount**), dimensões de cliente, serviço, pagamento, categoria, etc.

### Limpeza e qualidade de dados

- **Tipos corrigidos:**
  - Conversão explícita de **Order\_Date**, **D\_Date** e **D\_Forecast** para **datetime**.
- **Strings padronizadas:**
  - Trimming (**str.strip**) em todas as colunas **object** das dimensões e fato.
- **NAs tratados:**
  - Remoção de linhas em **DIM\_Delivery** sem **D\_Date** ou **D\_Forecast**.
  - Remoção de linhas em **FACT\_Orders** sem **Order\_Date**, **Total** ou **Subtotal**.
- **Unicidade por pedido:**
  - Verificação de duplicados em **FACT\_Orders** por **Id** com remoção de duplicatas.

- **Chaves e integridade:**
  - Checagem e contagem de registros sem correspondência em `DIM_Delivery`, `DIM_Customer` e `DIM_Products` após os joins.
- **Outliers (IQR):**
  - Aplicação da regra do IQR ( $k=1.5$ ) para `Total`, `delivery_lead_time`, `delivery_delay_days` e `Discount`.
  - Documentação da quantidade de outliers por métrica.
  - Construção de dataset filtrado `df_clean` sem esses outliers para estatísticas e inferência.

## Feature Engineering

Variáveis derivadas conforme especificação:

- `delivery_delay_days = (D_Date - D_Forecast).days`
  - `delivery_lead_time = (D_Date - Order_Date).days`
  - `is_late = 1(D_Date > D_Forecast)`
  - `is_confirmed = 1(Purchase_Status == "Confirmado")`
  - `freight_share = P_Service / Total`
  - `discount_abs = Discount * Subtotal`
  - `month = Order_Date` agregado no formato ano-mês (`YYYY-MM`)
  - `discount_bucket` (faixas de desconto para elasticidade aproximada).
- 

## EDA (Análise Exploratória)

### Tabelas e estatísticas descritivas

- Estatísticas gerais (com e sem outliers) para:
  - Ticket (`Total`)
  - `delivery_lead_time`
  - `delivery_delay_days`
  - Proporção de atrasos (`is_late`)
  - Proporção de cancelamentos (`Purchase_Status == "Cancelado"`)

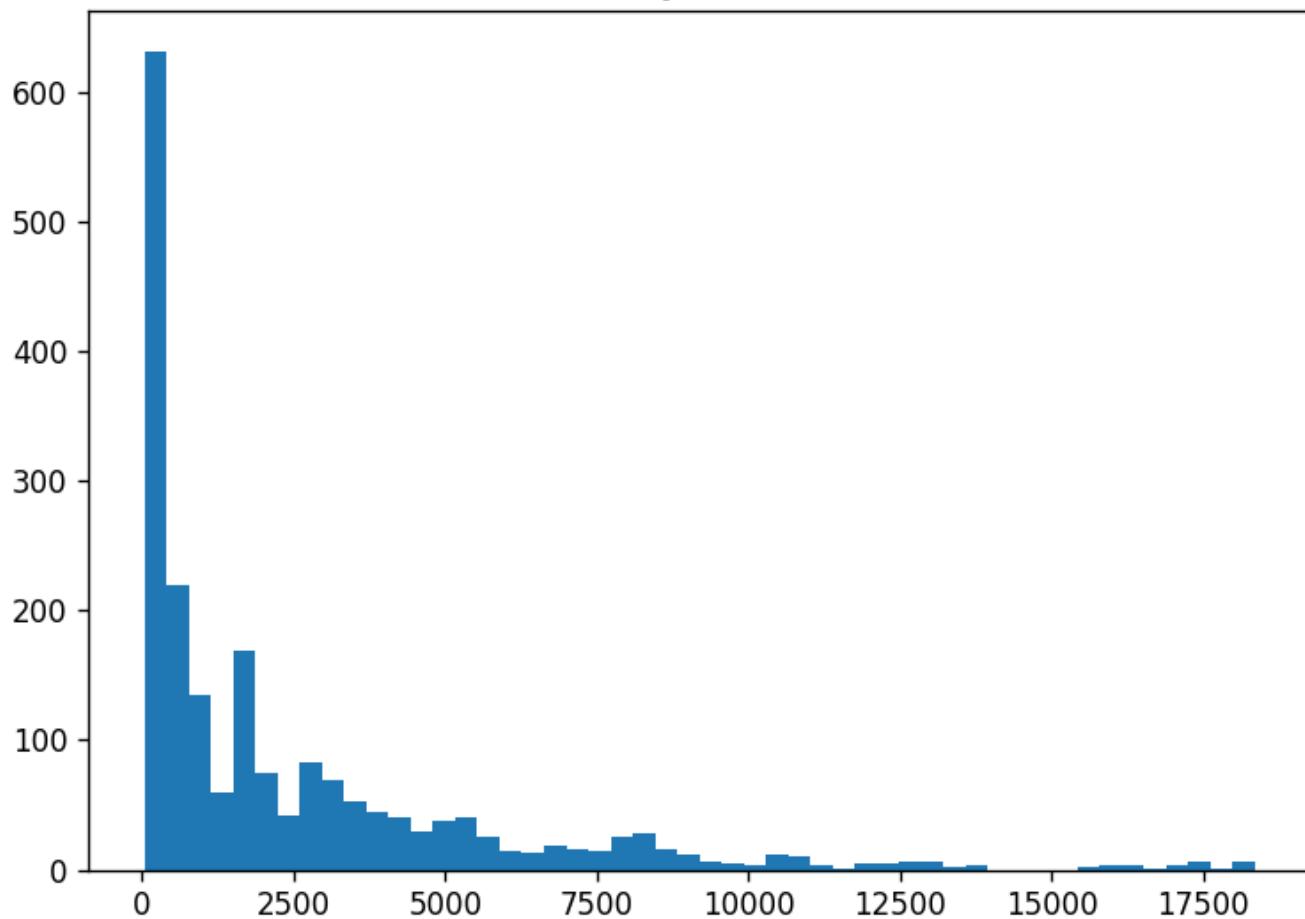
### Gráficos principais

- Histogramas (usando `df_clean`):
  - Ticket (`hist_ticket.png`)
  - Lead time (`hist_leadtime.png`)
  - Atraso na entrega (`hist_delay.png`)
  - Desconto (`hist_discount.png`)
- Boxplots:
  - Ticket (`box_ticket.png`)
  - Lead time (`box_leadtime.png`)
  - Desconto (`box_discount.png`)
- Matriz de correlação:
  - `correlacao.png` para métricas numéricas principais (`Total`, `Subtotal`, `Discount`, `discount_abs`, `P_Service`, `freight_share`, `delivery_lead_time`, `delivery_delay_days`).
- Sazonalidade:

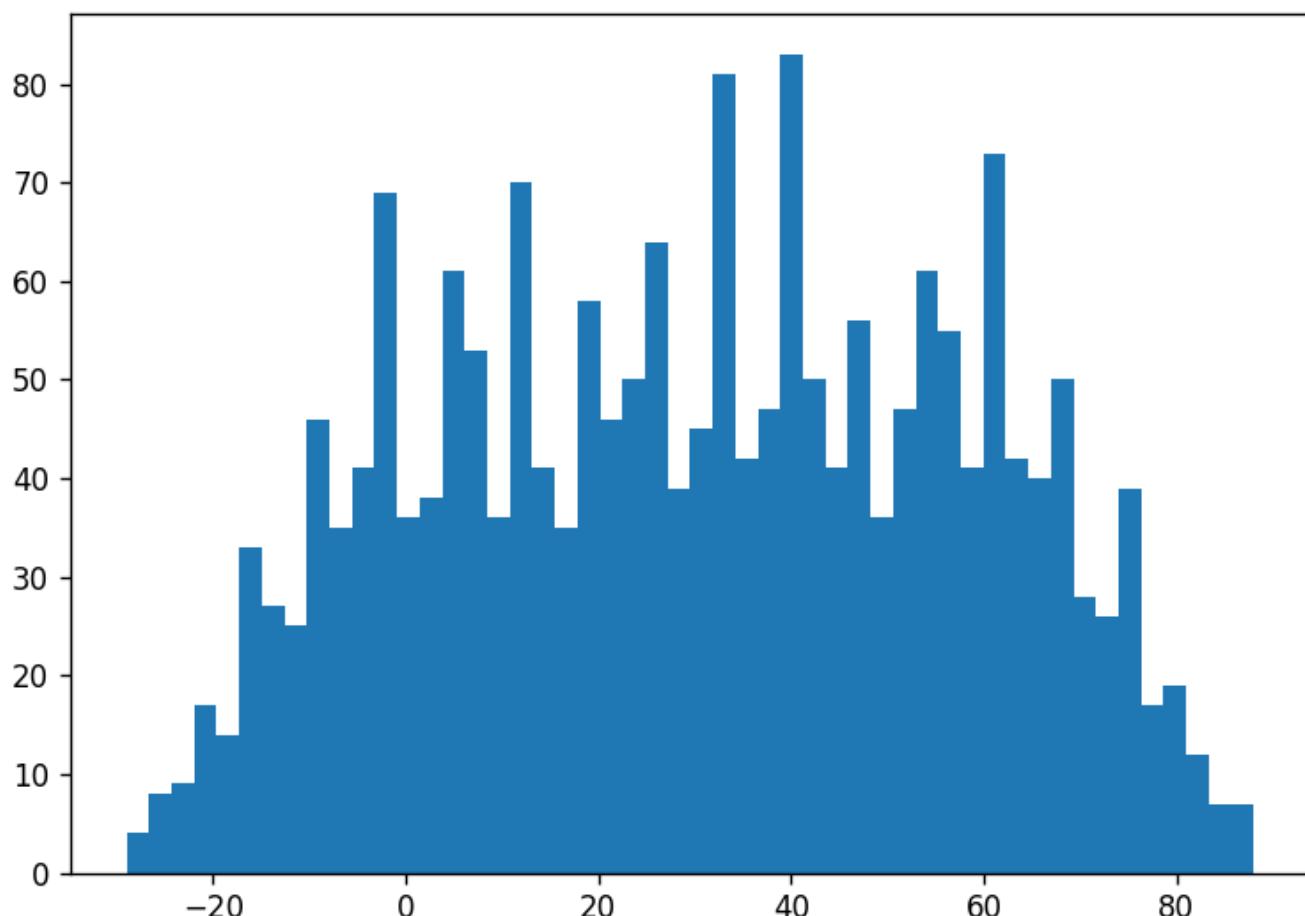
- Série temporal mensal por `month` e `Region`, exportada em `kpis/seasonality_month_region.csv`, pronta para visualização em Power BI (gráficos de linha/coluna por mês e região/UF).

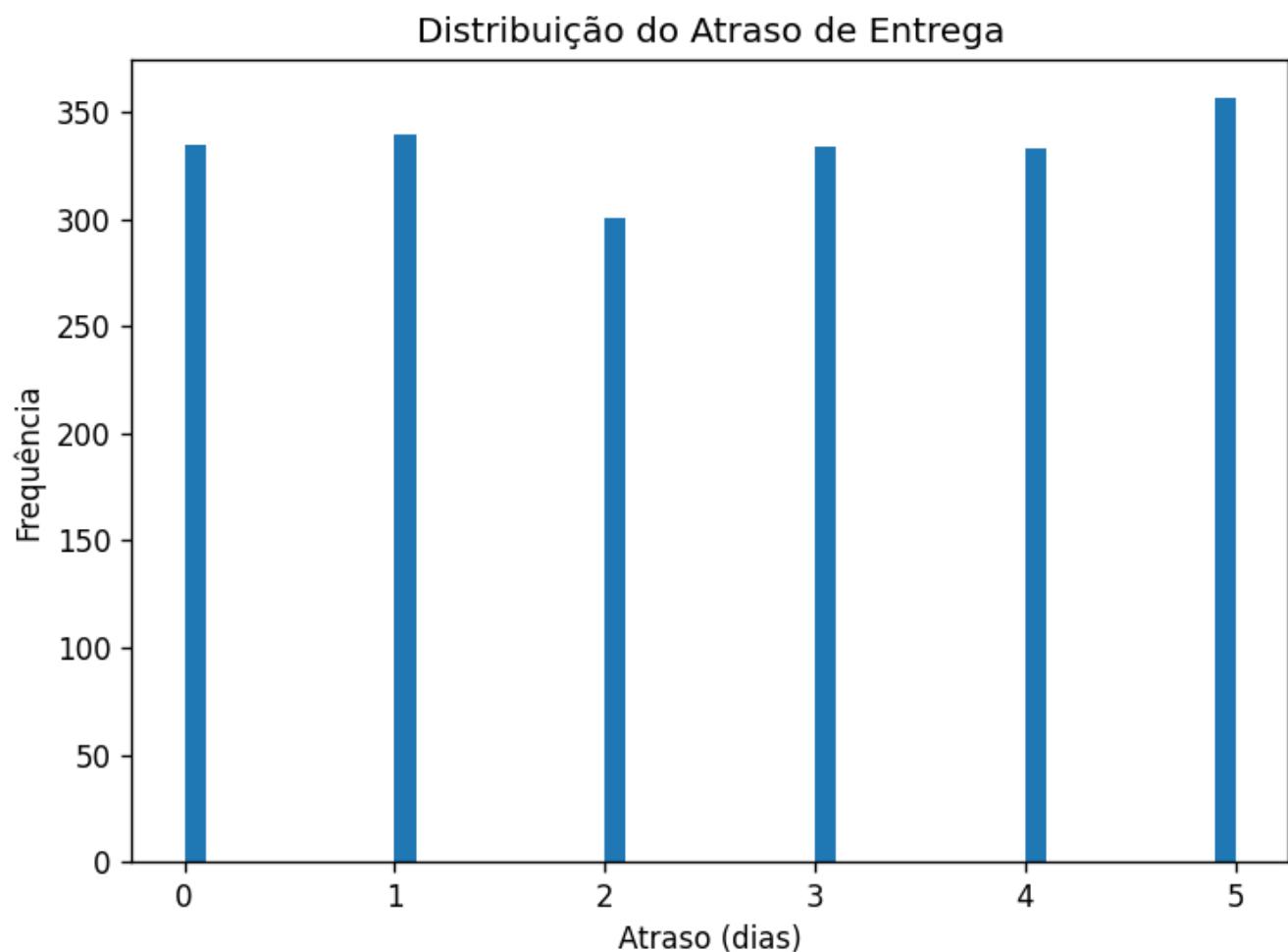
## Galeria de imagens geradas

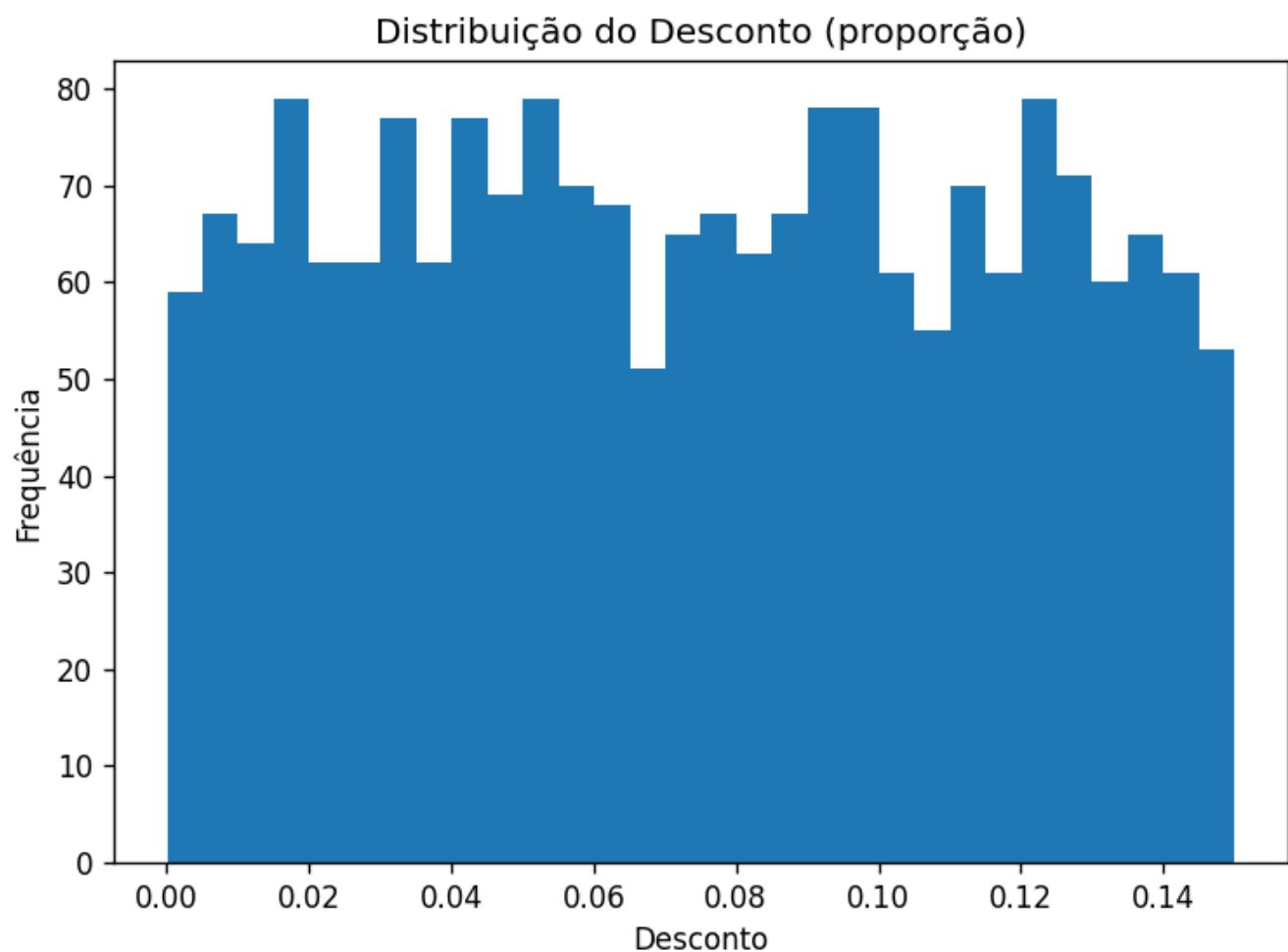
### Distribuição do Ticket

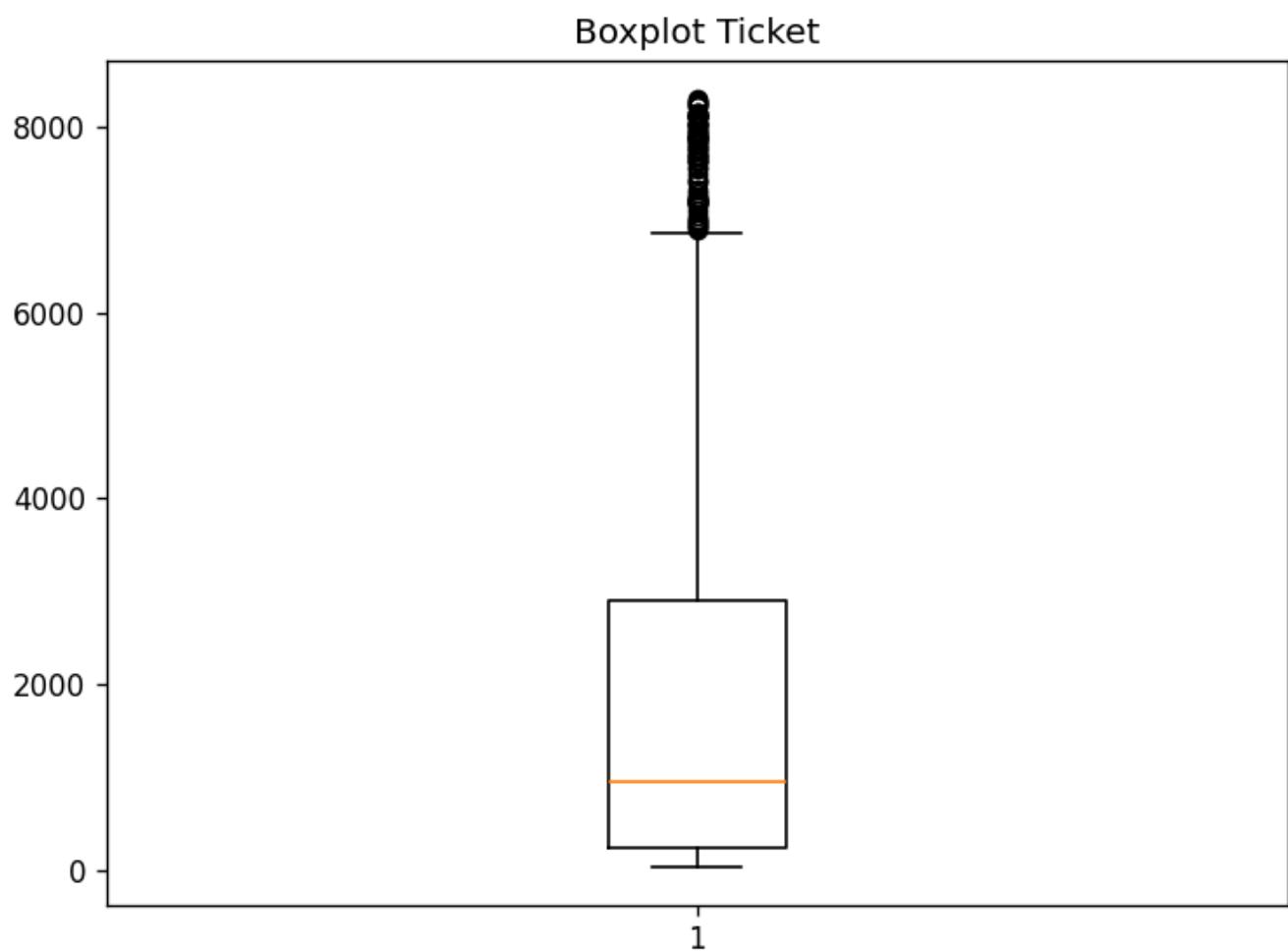


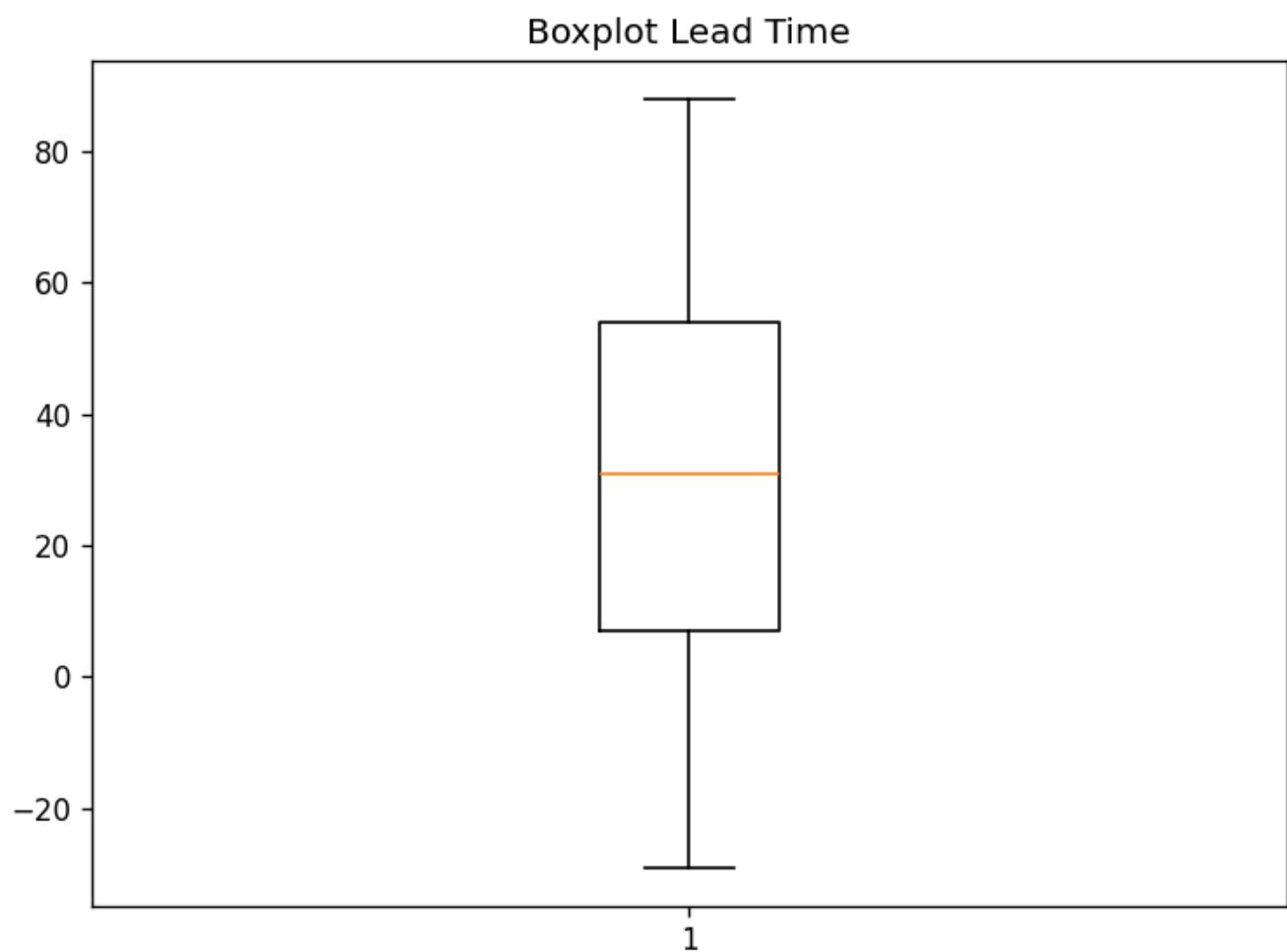
### Lead Time

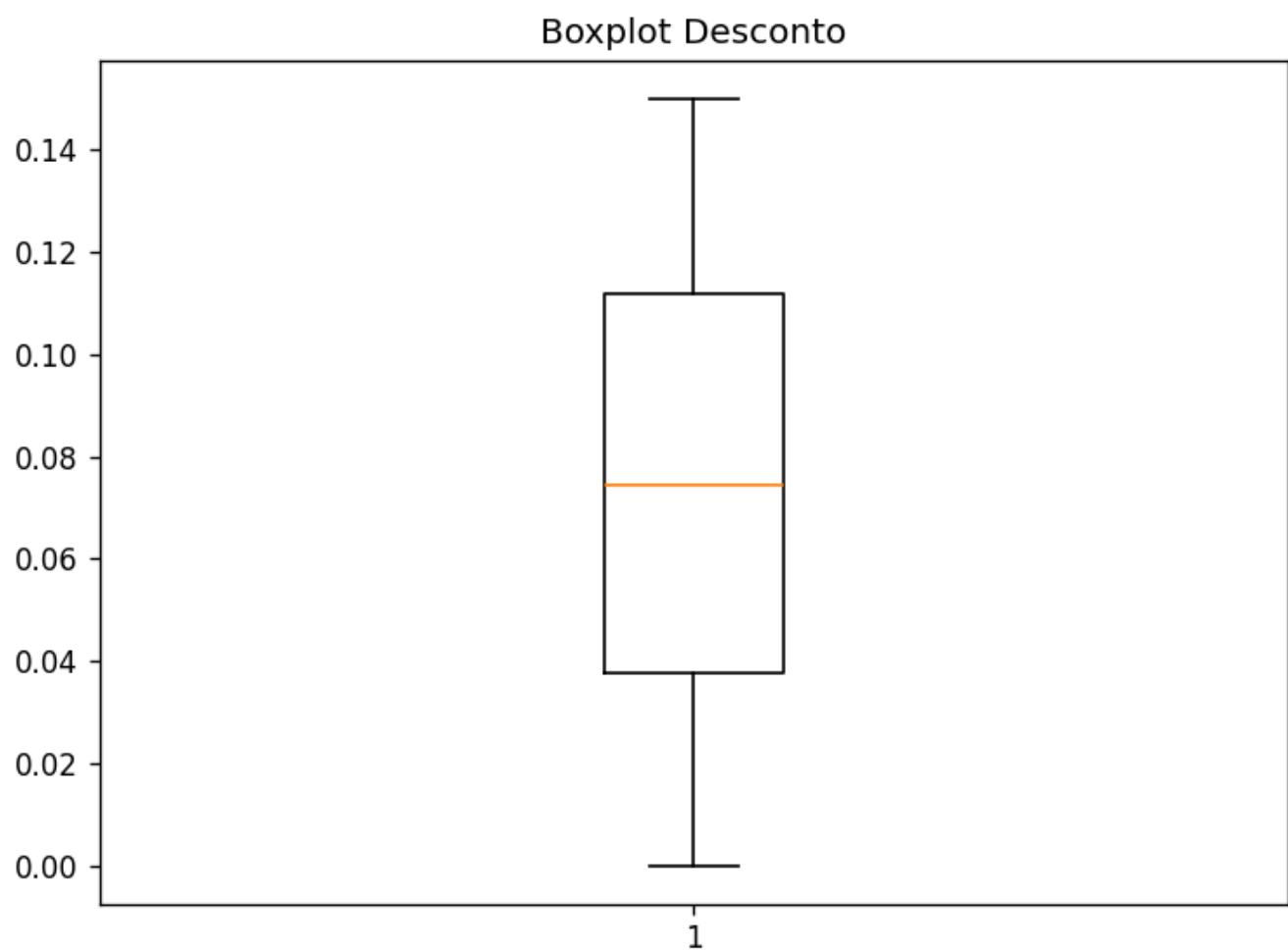


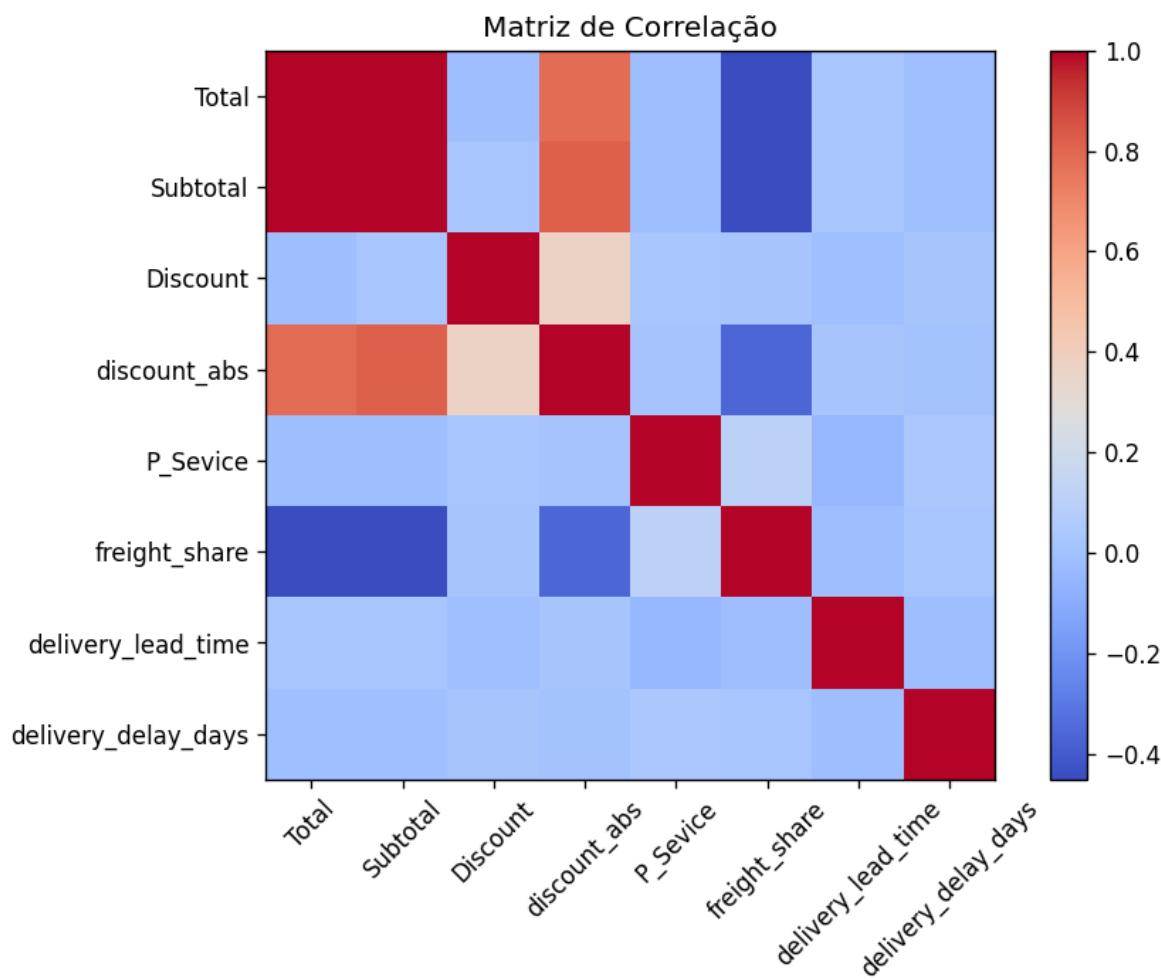












**Adicionar nova imagem:** substitua o marcador abaixo pelo caminho/descrição do novo gráfico exportado pelo notebook.

```
![NOME_DA_IMAGEM_AQUI](../images/SEU_ARQUIVO.png)
```

## Inferência Estatística

### Intervalos de confiança (IC 95%)

Foram calculados ICs com `df_clean` para:

- **Ticket médio (Total):**
  - IC 95% para a média via distribuição t de Student.
- **Atraso médio (delivery\_delay\_days):**
  - IC 95% para a média via distribuição t de Student.
- **Proporção de atrasos (is\_late):**
  - IC 95% para proporção (aproximação normal).
- **Proporção de cancelamentos (Purchase\_Status == "Cancelado"):**
  - IC 95% para proporção (aproximação normal).

### Verificação de suposições

- **Normalidade:**

- Teste de Shapiro-Wilk aplicado em amostras de até 5.000 observações para ticket e atraso.
  - Interpretação via p-valor ( $H_0$ : a amostra é aproximadamente normal).
  - **Independência:**
    - Autocorrelação lag-1 dos vetores de ticket e atraso para indicar possíveis dependências seriais.
    - Em um cenário real, a análise é complementada por inspeção gráfica de séries temporais e, se necessário, modelagem específica de séries.
- 

## KPIs & Insights

### KPIs calculados

- **Financeiros / Comerciais**
  - Ticket médio global e por:
    - Método de pagamento ([kpis\\_by\\_payment.csv](#))
    - Região ([kpis\\_by\\_region.csv](#))
    - Categoria / Subcategoria ([kpis\\_by\\_category.csv](#))
  - Desconto médio (%).
  - Receita total e por mês/região.
  - [freight\\_share](#) médio.
- **Logísticos**
  - [delivery\\_lead\\_time](#) médio.
  - [delivery\\_delay\\_days](#) médio.
  - Proporção de entregas atrasadas ([late\\_rate](#)).
  - Performance logística por tipo de serviço ([kpis\\_by\\_service.csv](#)):
    - Standard
    - Same-Day
    - Scheduled
- **Conversão de pagamento**
  - Taxa de confirmação ([is\\_confirmed](#)) vs. cancelamento por método de pagamento ([kpis\\_by\\_payment.csv](#)).
- **Sazonalidade**
  - [seasonality\\_month\\_region.csv](#) com receita, pedidos e taxa de atraso por mês e região.
- **Mix & Elasticidade vs Desconto**
  - [kpis\\_by\\_category.csv](#) com receita, volume e desconto médio por categoria/subcategoria.
  - [elasticity\\_discount.csv](#) com receita, pedidos e ticket médio por faixa de desconto ([discount\\_bucket](#)).

### Principais insights (exemplos)

- **Logística:**
  - Alta taxa de atraso médio em serviços que, teoricamente, deveriam ser mais rápidos (como Same-Day), indicando desalinhamento entre promessa de SLA e capacidade operacional.
- **Pagamentos:**
  - Métodos instantâneos (como PIX) tendem a apresentar maior **taxa de confirmação** e **ticket médio maior**, sugerindo campanhas de incentivo e posicionamento preferencial no checkout.
- **Comercial:**

- Distribuição de desconto mostra faixas em que aumentos de desconto trazem mais receita (elasticidade positiva) até certo ponto, mas com retorno decrescente em faixas muito altas de desconto.
  - **Sazonalidade & Região:**
    - Determinadas regiões e meses concentram maior receita e taxa de atraso, sendo candidatos a ações dedicadas de logística (reforço de malha) e marketing (campanhas sazonais).
- 

## Reprodutibilidade & Power BI

- **Redefinir a estrutura:**
  - Todo o pipeline está contido no notebook/script `ecommerce_analysis` e pode ser executado com `requirements.txt`.
  - Saídas principais:
    - Pasta `kpis/` com:
      - `kpis_by_service.csv`
      - `kpis_by_payment.csv`
      - `kpis_by_region.csv`
      - `kpis_by_category.csv`
      - `elasticity_discount.csv`
      - `seasonality_month_region.csv`
      - `fact_analytic_clean.csv` (base analítica única para exploração geral / BI)
    - Pasta `images/` com gráficos usados no relatório.
- **Ligaçāo com Power BI (exemplo):**
  - Conectar o Power BI à pasta do projeto (ou importar os arquivos `.csv` em `kpis/`).
  - Utilizar:
    - `fact_analytic_clean.csv` como tabela de fatos principal.
    - `kpis_by_*` e `seasonality_month_region.csv` para painéis focados (por serviço, pagamento, região, categoria).
  - Exemplos de visuais:
    - **Linha/coluna:** receita por mês e região (usando `seasonality_month_region.csv`).
    - **Barras empilhadas:** taxa de atraso e cancelamento por tipo de serviço (`kpis_by_service.csv`).
    - **Mapa:** receita por UF/Região (a partir de `fact_analytic_clean.csv`).
    - **Tabela:** ticket médio, desconto médio e receita por categoria/subcategoria (`kpis_by_category.csv`).