Previsão de vendas - Análise exploratória e modelagem

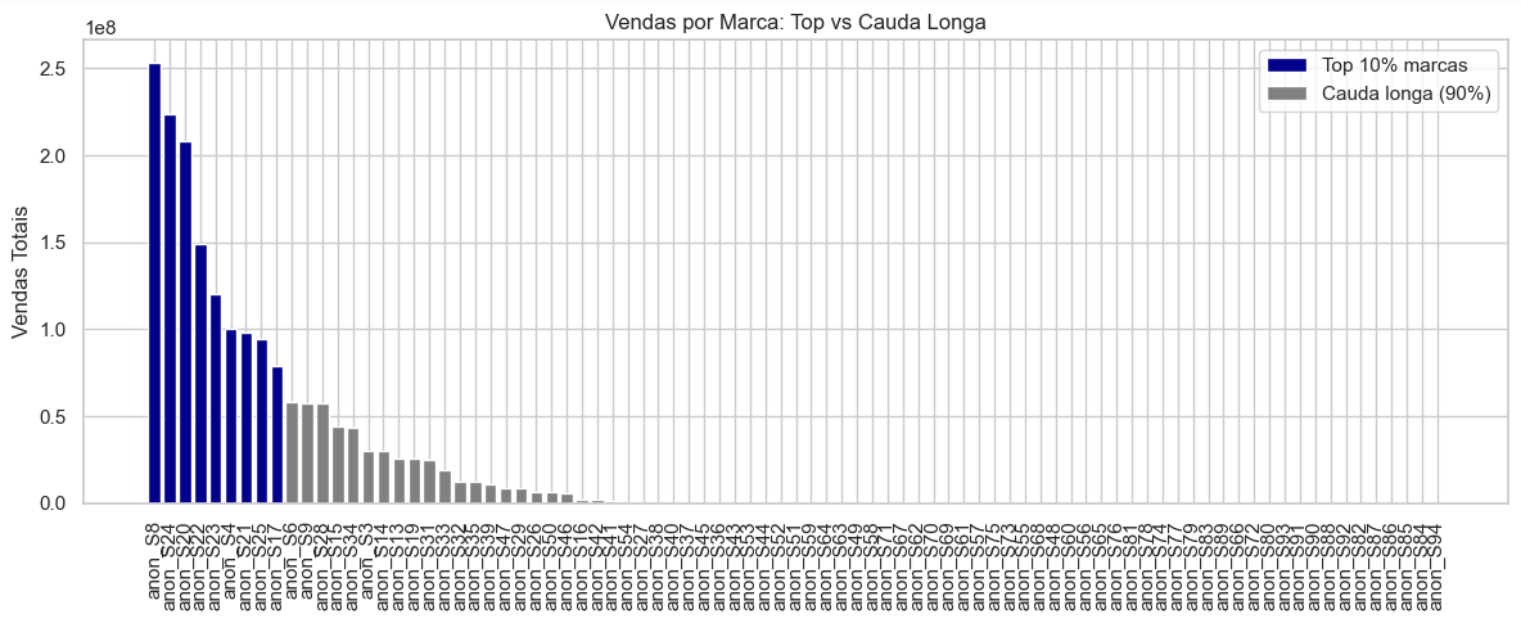
Introdução

A precisão na previsão de vendas (*sell-out*) é um pilar estratégico para a eficiência operacional. Essa previsão alimenta diretamente o S&OP (Sales and Operations Planning), influenciando desde o plano de produção industrial até a estratégia de distribuição. O desafio é criar um modelo que sirva como um *input* confiável para esse processo decisório.

Objetivo geral

Desenvolver uma solução de previsão de vendas que seja robusta, escalável e defensável. Aqui nós vamos apresentar uma solução completa, considerando os desafios práticos de uma implementação no mundo real, ou seja, construir um modelo preditivo robusto por segmento, validar estatisticamente e justificar o uso no negócio.

Diagnóstico de cauda longa nas marcas



- Top 10% das marcas concentram a maior parte das vendas;
- Cauda longa representa 90% das marcas com baixo volume;
- **Hill**: 0.61 $\Rightarrow$ provável Pareto $\Rightarrow$ variância infinita;
- Teste KS $\Rightarrow$ confirma cauda longa tipo-Pareto.

Justificativa estatística da cauda longa

- **Distribuição de Pareto:** evidencia que poucas marcas concentram grande parte da receita;
- **Índice de Hill:** estima o peso da cauda $\Rightarrow$ valor > 0.05 indica *variância infinita*, dificultando previsibilidade;

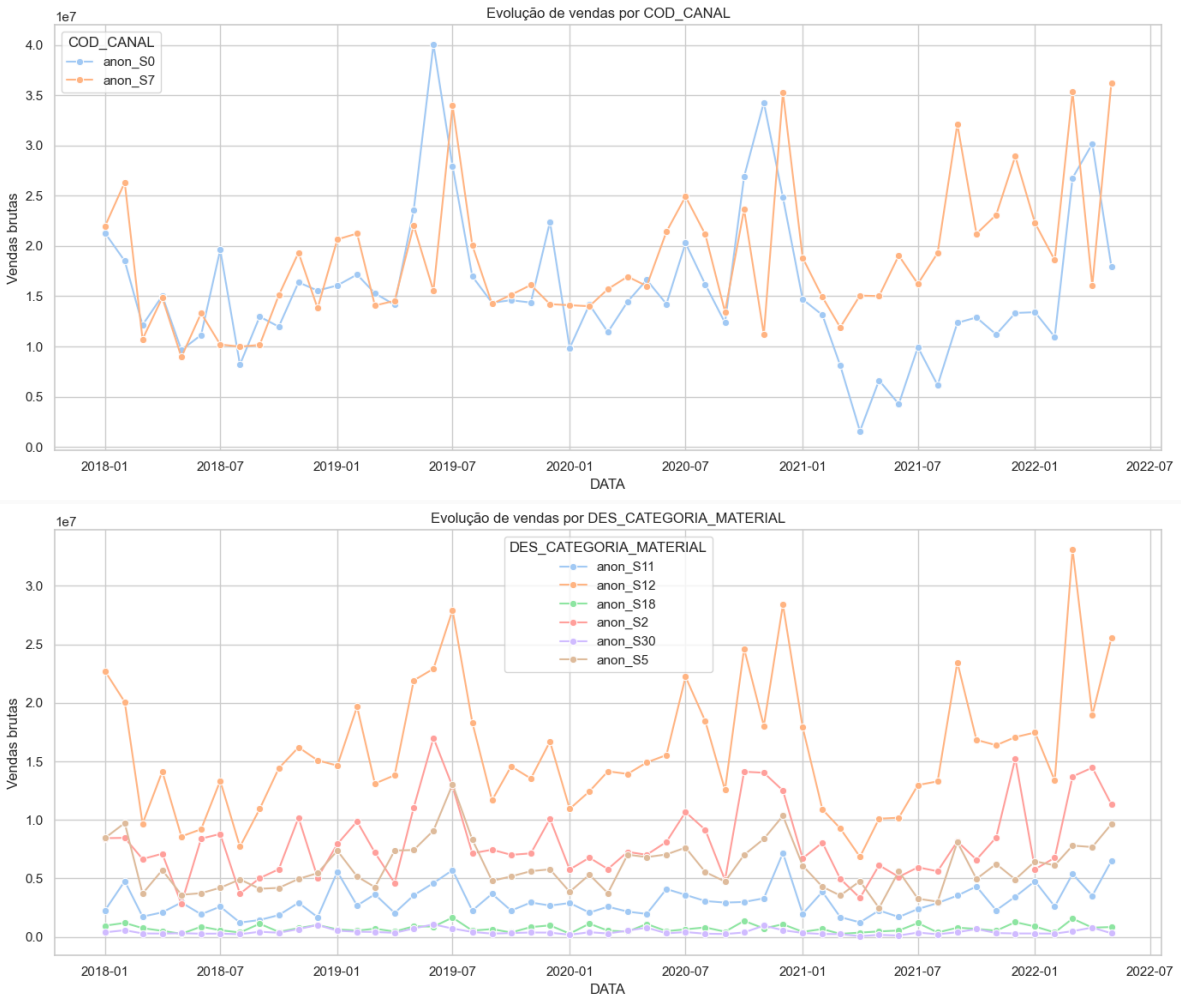
Valor para o negócio:

- Ajuda a identificar segmentos com alta instabilidade e risco;
- Pode direcionar foco preditivo para top marcas;
- Fundamenta decisão sobre agrupamentos ou tratamentos diferenciados.

Insights de negócio da análise exploratória

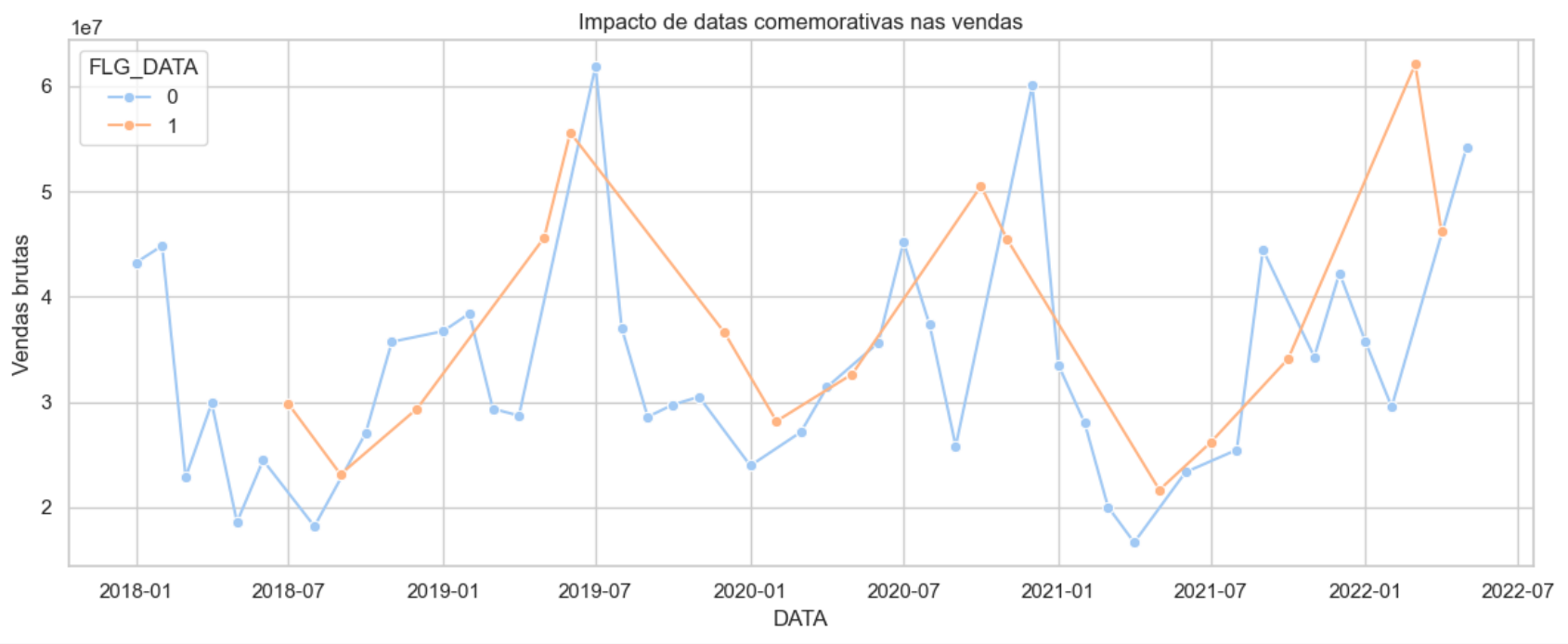
- Top 10% marcas dominam o faturamento;
- Cauda longa sugere política de sortimento e previsão diferenciadas.

Evolução temporal por canal e categoria



- Vendas variam muito de um período para outro, sem seguir um padrão simples $\Rightarrow$ exige modelos flexíveis, ou seja, que consigam adaptar-se rapidamente a mudanças. Em alguns casos até apresenta certa sazonalidade.
- SARIMAX com variáveis exógenas (como eventos) pode capturar esses variações;
- Segmentar os dados por canal/categoria, também pode capturar os padrões específicos de cada grupo.

Impacto de datas comemorativas



- Eventos sazonais (Natal, dia das mães, etc.) têm forte impacto e podem ser usados como variáveis exógenas no SARIMAX para melhorar previsibilidade nos picos.

Observação

Variáveis exógenas (ou variáveis explicativas externas) são variáveis que influenciam a série temporal que queremos prever, mas não são influenciadas por ela $\Rightarrow$ são fornecidas ao modelo como *inputs* adicionais, pois carregam informação relevante para a previsão.

Objetivos da modelagem

- Prever vendas com boa acurácia;
- Fornecer *input* confiável para o processo de S&OP;
- Avaliar robustez estatística por canal e categoria;
- Detectar limitações e propor melhorias.

Método utilizado

- Modelo: **SARIMAX** com variável exógena (datas comemorativas);
- Segmentação por canal e por categoria;
- Métricas: MAE, MASE, wAPE, Bias;
- Testes estatísticos: ADF, KPSS, Shapiro-Wilk, Ljung-Box.

Justificativa das métricas e testes

Importância das métricas para o negócio:

- **MAE** impacto direto em volume de produção e custo logístico;
- **MASE:** razão entre erro do modelo e erro do naïve (referência mínima de desempenho) $\Rightarrow$ mostra o quanto o modelo melhora a previsão;
- **wAPE:** indica percentual de erro em relação ao volume real $\Rightarrow$ críticos para orçamento e faturamento $\Rightarrow$ soma total dos valores reais, o que faz com que as observações com vendas maiores "pesem" mais no erro final;
- **Bias:** identifica tendência sistemática de subestimação ou superestimação.

Importância dos testes estatísticos:

- **ADF / KPSS:** testam estacionariedade (propriedades estatísticas não mudam ao longo do tempo $\Rightarrow$ requisito para SARIMAX;
- **Shapiro-Wilk:** avalia normalidade dos resíduos $\Rightarrow$ fundamental que o modelo capture bem os padrões estruturais da série;
- **Ljung-Box:** verifica se resíduos são ruído branco $\Rightarrow$ garante que o modelo não deixou padrões não explicados.

Observação

Ao ajustar um modelo de séries temporais (como SARIMAX), espera-se que os resíduos (erros) atendam a dois critérios fundamentais:

- Não tenham padrão temporal, isto é, que se comportem como um ruído branco;
- Não sejam autocorrelacionados $\Rightarrow$ o erro de hoje não deve depender do erro de períodos anteriores.

Diagnóstico estatístico dos resíduos

- **Shapiro-Wilk**:
  - `anon_S7, S12`: $p < 0.05 \Rightarrow$ não normal;
  - `demais`: $p > 0.05 \Rightarrow$ normal

.

- **Ljung-Box**:
  - Todos os segmentos com $p > 0.25 \Rightarrow$ sem autocorrelação significativa.

Acurácia do modelo

Segmentos com bom/médio desempenho:

- **anon_S30**: MASE = 0.686, wAPE = 22.49%, Bias = 37636.43, resíduos normais;
- **anon_S18**: MASE = 0.751, wAPE = 28.49%, Bias = -305771.62, resíduos normais;
- Bias(**anon_S30**) $\Rightarrow$ o modelo está ligeiramente superestimando as vendas;
- Bias(**anon_S18**) $\Rightarrow$ o modelo está subestimando as vendas em cerca de R$ 300 mil/mês.

Fatores que explicam este desempenho:

- Volume de vendas e variância mais estáveis;
- Padrões sazonais regulares;
- Resíduos sem autocorrelação;
- MASE < 1.

Desempenho insatisfatório

Segmentos com erro elevado:

- **anon_S0, S7, S5, S12, S2, S11**: wAPE acima de 50%;
- Bias negativo (na casa dos milhões) $\Rightarrow$ subestimação elevadíssima;
- MASE > 2.0 em vários casos $\Rightarrow$ modelo perde para baseline naïve.

Possíveis causas:

- Cada segmento reage de forma diferente à variável exógena utilizada.

Limitações

- Erro maior em períodos de pico extremo, mesmo com variável exógena;
- Subestimação sistemática das vendas;
- Erros elevados em segmentos com alta volatilidade;

Próximos passos recomendados

1. Variável binária FLG_DATA mais granular, com diferenciações entre os diversos tipos de datas comemorativas, i.e., trabalhar com mais variáveis exógenas pode melhorar os resultados bons, médios e até mesmo aqueles que foram insatisfatórios;
2. Avaliar modelos alternativos, como o Prophet, por exemplo.