



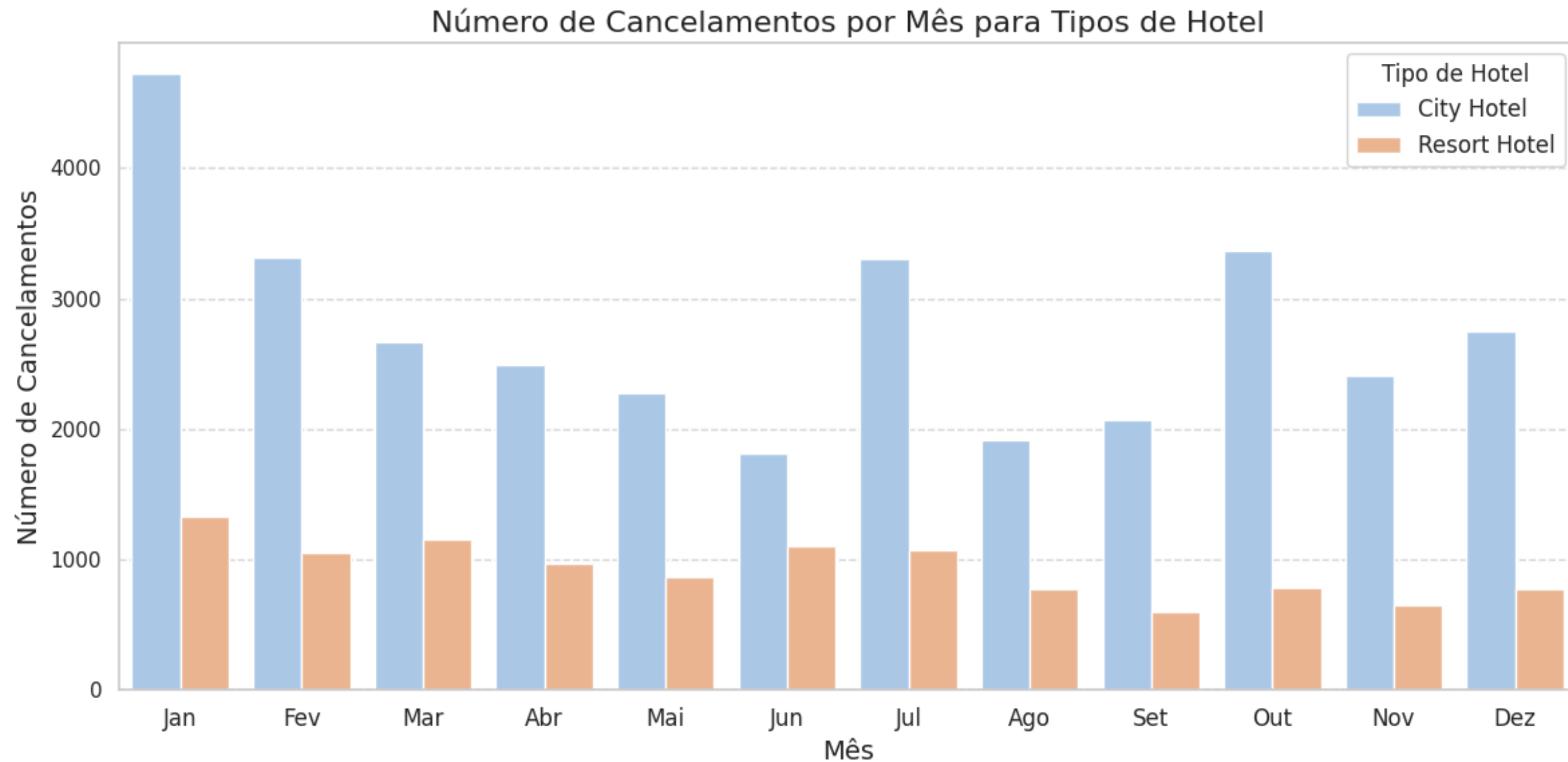
# ANÁLISE DE DADOS PARA HOTÉIS: ESTRATÉGIAS DE PREVISÃO PARA REDUÇÃO DE CANCELAMENTOS E PREJUÍZOS

Luís Felipe Barros Pacheco  
Rodrigo Moreira Marinho,  
Erick Keven da Silva Alves  
Másio César

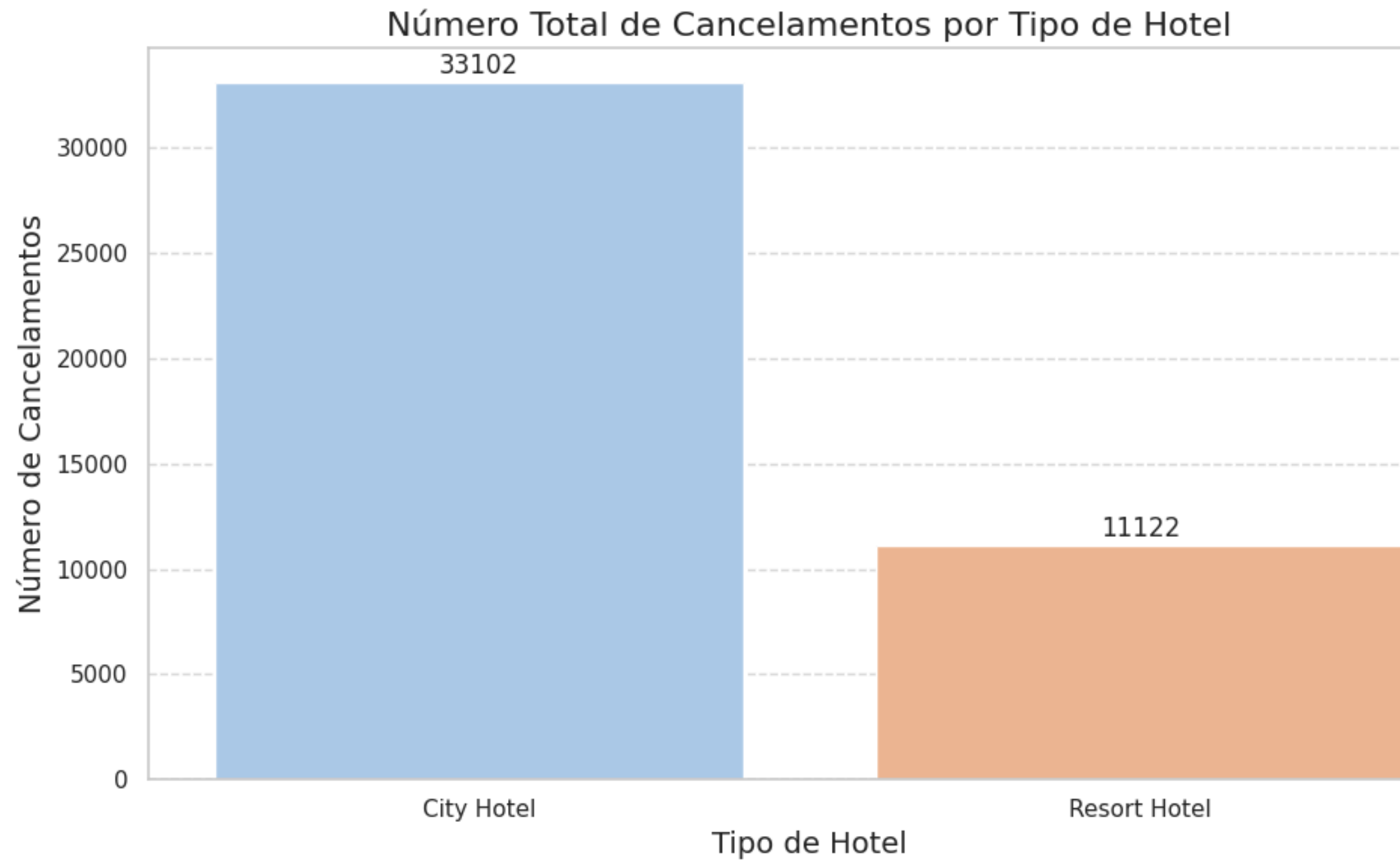
# PROBLEMA DE NEGÓCIO

A instabilidade nas reservas causa um problema contínuo: **sem previsões precisas**, a gestão do hotel enfrenta dificuldades para **otimizar** a ocupação, resultando em uma perda significativa de **receita** e em falhas nas estratégias de atendimento ao cliente.

# Visualização de dados



# Visualização de dados



# Observações

## **City Hotel:**

Apresenta um número consistentemente maior de cancelamentos em comparação com o Resort Hotel. Janeiro é o mês com o maior número de cancelamentos, seguido por outubro e julho.

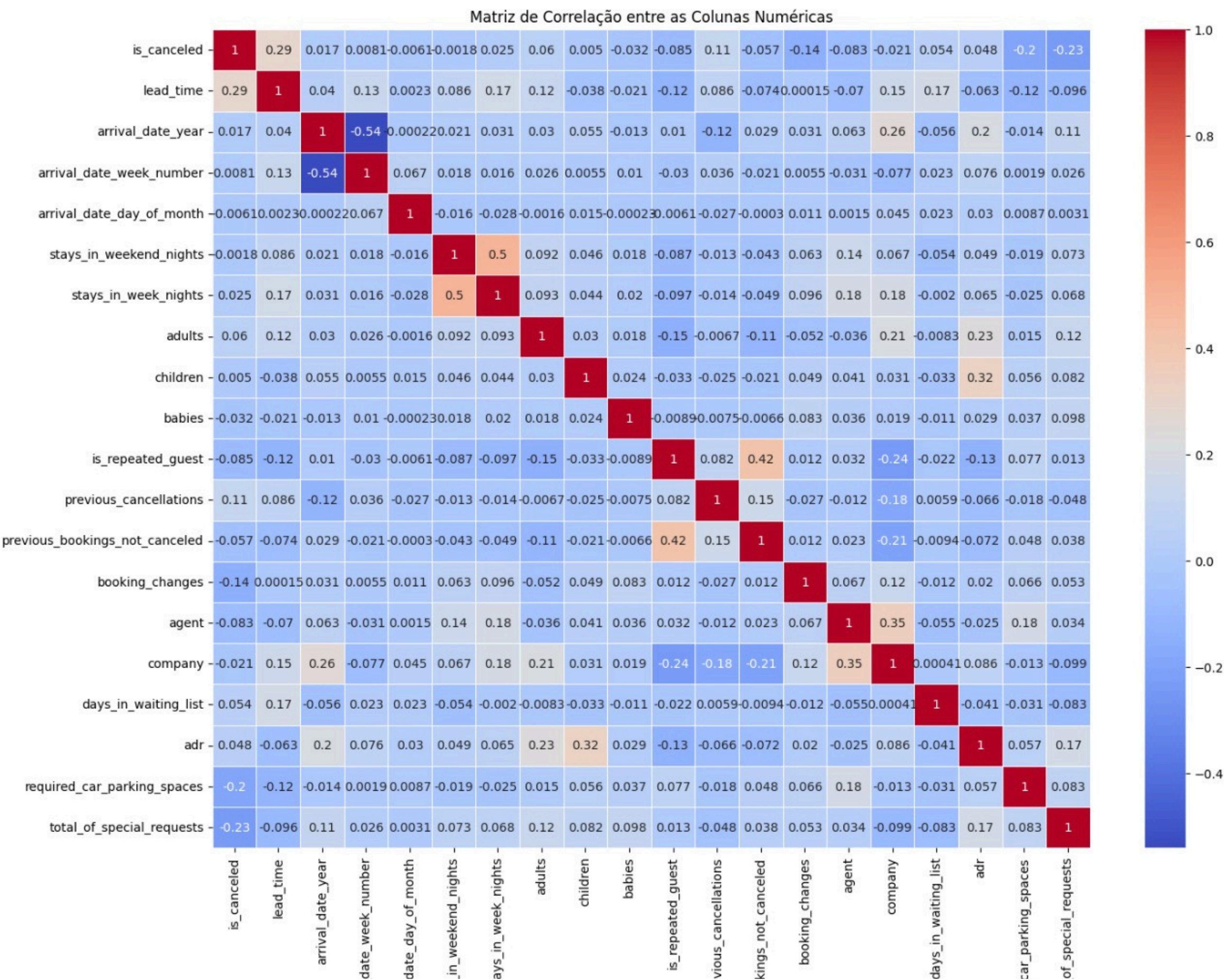
## **Resort Hotel:**

Tem um padrão mais estável de cancelamentos ao longo do ano, com picos menores em meses específicos. Janeiro e julho são os meses com os maiores números de cancelamentos.

Essas informações podem ser utilizadas para ajustar estratégias de marketing e políticas de reserva, visando reduzir a taxa de cancelamento em períodos críticos e melhorar a ocupação dos hotéis.



# Matriz de Correlação



# Estratégias para city Hotel

## 1. Status da Reserva

Estratégia: Melhorar a comunicação com os clientes antes do check-out para aumentar a satisfação e incentivar feedbacks positivos.

## 2. Tempo de Antecedência da Reserva (Lead Time)

Estratégia: Oferecer descontos para reservas feitas com bastante antecedência incentiva ocupação antecipada e melhora o planejamento.

## 3. Clientes de Portugal

Estratégia: Criar pacotes promocionais específicos para clientes portugueses, adaptando ofertas que atraiam esse público-alvo.

## 4. Depósito Não Reembolsável

Estratégia: Adotar uma política de cancelamento rígida para reservas com depósito não reembolsável, garantindo segurança financeira.

## 5. Estacionamento

Estratégia: Oferecer benefícios extras para clientes que reservam vagas de estacionamento, tornando o serviço mais atraente e valorizado.

# Estratégias para Resort Hotel

## **1. Lead Time (Antecedência da Reserva)**

Estratégia: Para reservas com muita antecedência, oferecer promoções especiais incentiva a ocupação antecipada e melhora a previsibilidade de receita.

## **2. Cancelamentos Anteriores**

Estratégia: Adotar depósitos não reembolsáveis reduz o impacto de cancelamentos de última hora, garantindo maior segurança financeira.

## **3. ADR (Tarifa Média Diária)**

Estratégia: Criar pacotes promocionais atrativos em períodos de baixa demanda ajuda a elevar a taxa diária média e a ocupação.

## **4. Crianças**

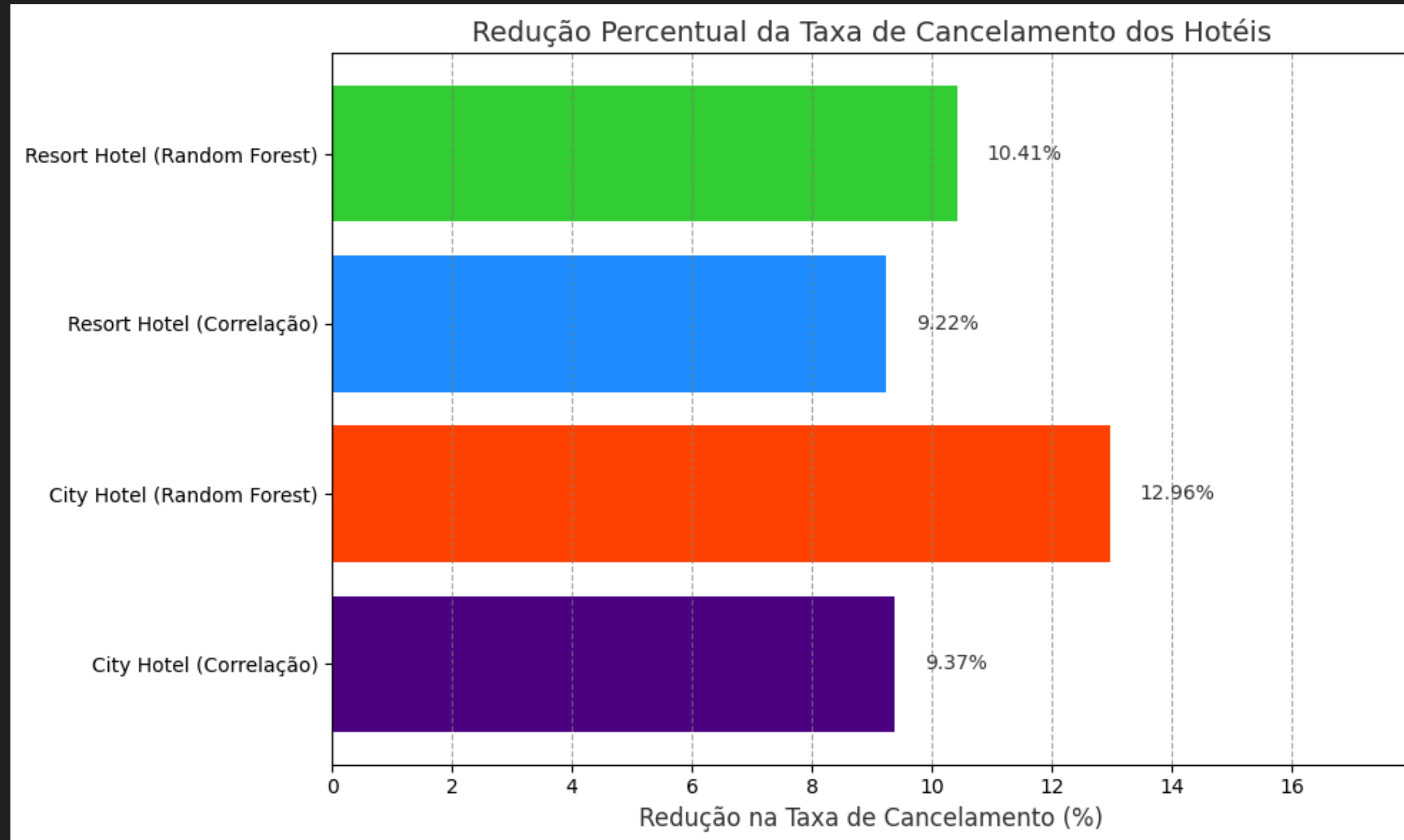
Estratégia: Oferecer pacotes familiares com benefícios para crianças torna o local mais atrativo para famílias, incentivando reservas.

## **5. Número de Adultos**

Estratégia: Pacotes para grupos maiores de adultos atraem famílias grandes e amigos em viagem, otimizando a ocupação e aumentando a receita.



# Resultado das Estratégias Aplicadas



# Métricas Usadas para Avaliar os Métodos

## F1 Score

O F1 Score combina precisão e revocação, sendo especialmente útil para dados desbalanceados. Ele é calculado como a média harmônica entre precisão e revocação. Um F1 Score próximo de 1 indica eficácia em prever a classe positiva, enquanto valores próximos de 0 indicam baixa eficácia.

## AUC (Area Under the ROC Curve)

A AUC mede a capacidade do modelo de discriminar entre classes. A curva ROC plota a taxa de verdadeiros positivos contra a taxa de falsos positivos. A AUC varia de 0,5 (modelo sem discriminação) a 1,0 (modelo perfeito). Quanto maior a AUC, melhor o modelo discrimina entre classes.

## Accuracy

A precisão (accuracy) é a proporção de previsões corretas em relação ao total. Embora comum, pode ser enganosa em dados desbalanceados. Um valor próximo de 1 indica que a maioria das previsões está correta, enquanto valores baixos indicam falhas na previsão correta das instâncias

# Métodos de Aprendizagem de Máquina

## Árvore de Decisão

Utiliza uma estrutura em forma de árvore para modelar decisões, dividindo os dados em subconjuntos baseados em perguntas sobre os atributos. Cada nó interno representa uma pergunta e cada folha representa um resultado.

## Random Forest

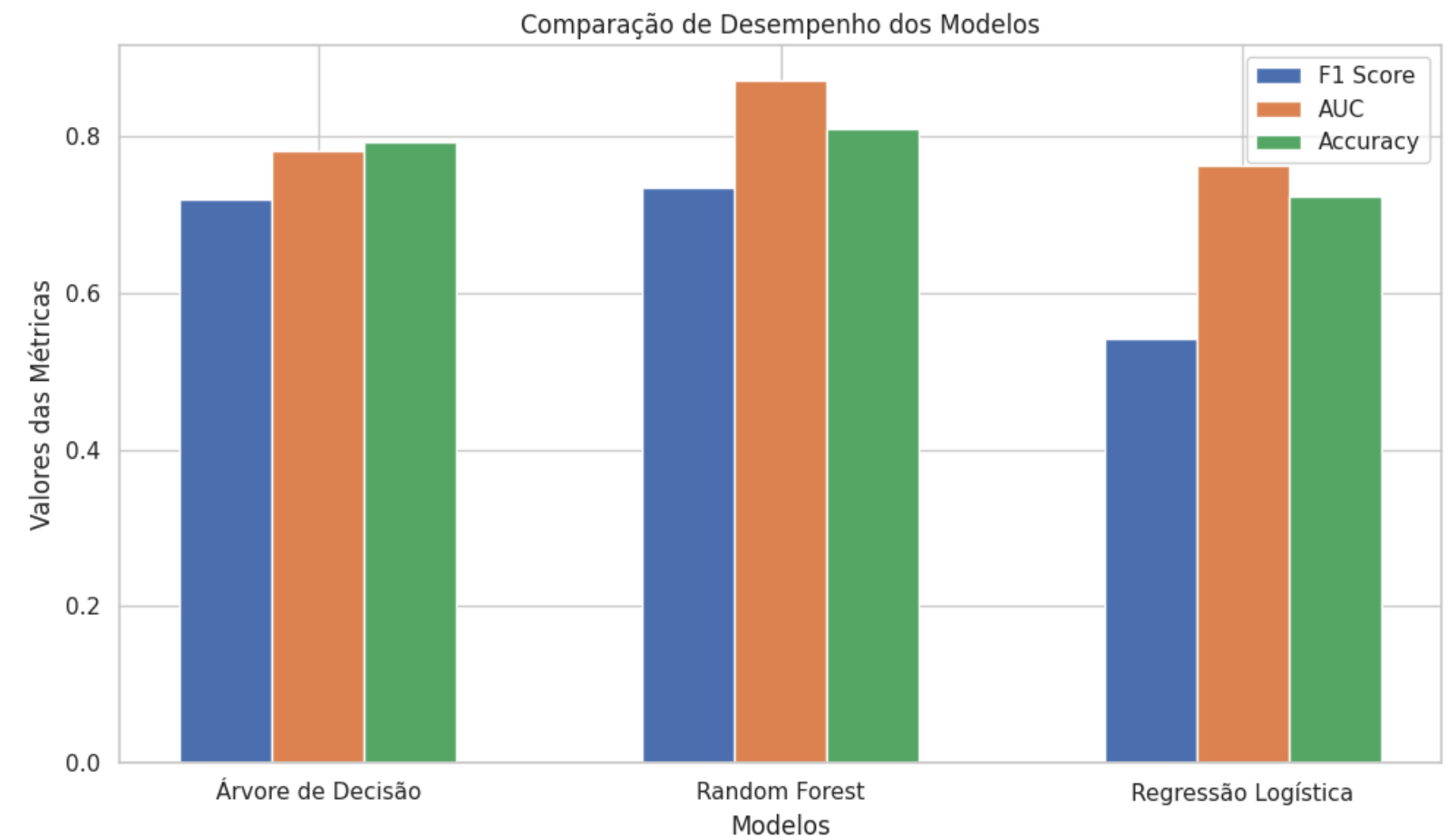
É um conjunto de múltiplas árvores de decisão, onde cada árvore é treinada em uma amostra aleatória do conjunto de dados. As previsões são feitas pela média das previsões de todas as árvores, aumentando a robustez e precisão do modelo.

## Regressão Logística

Modelo estatístico que usa uma função logística para modelar a probabilidade de uma classe ou evento, como a classificação binária (por exemplo, se uma reserva será cancelada ou não).

# Comparação dos modelos utilizados

Com base nos resultados, o modelo Random Forest é o melhor a ser escolhido. Ele apresentou os melhores desempenhos em todas as métricas avaliadas, sugerindo que é o mais eficaz para a tarefa de previsão de cancelamento de reservas no hotel. Além disso, devido à sua natureza de ensemble, o Random Forest tende a ser mais robusto e menos suscetível ao overfitting, especialmente em conjuntos de dados complexos.





# Uso de Amostragem para Avaliar os Modelos

---

## K-Fold Cross-Validation

Divide os dados em  $k$  partes, treina o modelo em  $k-1$  partes e testa na parte restante. Repete o processo  $k$  vezes para uma avaliação mais robusta.

---

## LOOCV (Leave-One-Out Cross-Validation)

Para cada iteração, usa uma única observação como teste e o restante como treino. Fornece uma avaliação detalhada, mas é computacionalmente caro.

---

## Bootstrap

Gera múltiplas amostras com reposição do conjunto de dados original, treina o modelo em cada uma e avalia a incerteza nas previsões.

# Conclusão

---

A análise mostra que o k-fold cross-validation foi eficaz na avaliação dos modelos, fornecendo uma estimativa robusta de seu desempenho. Com base nas métricas superiores e na validação positiva, o Random Forest foi escolhido como o modelo mais adequado para prever cancelamentos.

**OBRIGADO!**