Applied Statistic – Turma 9DTS

Projeto Integrado – Parte 01

A *QuantumFinance* está acompanhando um crescimento de inadimplência entre seus clientes e solicita a consultoria para desenvolver uma análise com base na sua carteira atual de clientes.

Para que a *QuantumFinance* tome decisões mais precisas sobre concessões de crédito, ela precisa aprimorar seu modelo de crédito.

Com o objeto de trazer novos clientes com o perfil de baixo risco de crédito desenvolva um modelo de Credit Scoring.

Desafio: Desenvolver o modelo preditivo mediante uso do valor target disponível na base de dados "Base_ScoreCredito_QuantumFinance.csv" e criar um simulador do modelo para os analistas de créditos e gerentes de conta.

1ª etapa: Preencher o quadro

Tópico	O que é?	Como está? (Mercado)
Crédito ao consumidor	Crédito ao consumidor é uma forma de troca/comércio onde uma pessoa ou empresa obtém dinheiro com a promessa de pagar por isso futuramente.. Fonte: https://www.serasa.com.br/credito/blog/credito-direto-consumidor/	Hoje, na terceira década do século XXI, no Brasíl, já temos uma indústria de crédito mais madura apesar de sua recente história de utilização em massa em meados dos anos 90, após a estabilidade alcançada com a implantação do plano real. Para 2024, dados divulgados pela Febraban indicam que há estimativa de alta para carteira de crédito, com revisão positiva que chega a 10%. Fonte: https://portal.febraban.org.br/noticia/4152/pt-br/#:~:text=A%20proje%C3%A7%C3%A3o%20de%20crescimento%20para,avan%C3%A7o%20de%209%2C3%25

Risco de crédito	O risco de crédito indica se as chances de uma pessoa honrar um compromisso financeiro são altas ou baixas. Fonte: https://www.spcbrasil.org.br/blog/risco-de-credito	Desde o início dos anos 2000, houve um significativo aumento no risco de crédito para instituições financeiras, dado que entre 2004 e 2012 houve um aumento de 209,9% no volume de crédito, quando comparado a um aumento de apenas 1.6% entre 1995 e 2003. Em 2024, com o atual amadurecimento de coleta de dados sobre os consumidores, e soluções mais robustas para análise do risco de crédito, há direcionamento positivo para carteiras de crédito ao consumidor com instituições financeiras propensas a correr mais risco. Fonte: https://portal.febraban.org.br/noticia/4064/pt-br/
Inadimplência	É a falha do devedor em cumprir o compromisso feito em cima do crédito assegurado. Fonte: https://www.serasa.com.br/limpa-nome-online/blog/o-que-e-inadimplencia/	Para 2024, a projeção reforça a tese de que a inadimplência deve seguir em queda. Para 2025, a estimativa ficou em 4,3%, sugerindo continuidade de tal movimento no próximo ano. Fonte: https://portal.febraban.org.br/noticia/4064/pt-br/
Endividamento da população	Se refere ao aumento das dívidas da população de um país em relação à sua capacidade de honrar com estas dívidas. Fonte: https://www.serasa.com.br/limpa-nome-online/blog/endividamento-no-brasil/	O número percentual de famílias brasileiras endividadas em abril de 2024 foi de 78.5%, representando alta ante Março, de acordo com os dados do levantamento da Pesquisa de Endividamento e Inadimplência do Consumidor da CNC (Confederação Nacional do Comércio de Bens, Serviços e Turismo). Fonte: https://www.poder360.com.br/economia/endividamento-das-familias-sobe-para-785-em-abril/#:~:text=O%20percentual%20de%20fam%C3%ADlias%20br

		asileiras,m%C3%AAs%20de%20consecutivo%20de%20alta.

2ª etapa: Preencher o quadro conceitual estatístico

COMPONENTES	DESCRIÇÃO
1.Tema	Crédito
2.Problema	Aumento das taxas de inadimplência entre os clientes da QuantumFinance
3.Hipóteses conceituais	1. O modelo atual de análise de crédito está defasado 2. As features/características selecionadas para a atual análise de crédito estão subutilizadas
4.Objetivo Principal	Desenvolver um modelo de Credit Scoring que considere o panorama atual do mercado e aplicá-lo na população de clientes da Quantum Finance, tendo conhecimento da situação delicada que o país se encontra com mais de 70% das famílias endividadas. Assim, objetivamos dar dar continuidade na oferta de carteiras de crédito com qualidade, enquanto se reduz as possibilidades risco de crédito e taxas de inadimplência.
5. População de Estudo	Clientes da QuantumFinance

3ª etapa: Conhecer os dados

Atividade: Listar as variáveis qualitativas.

Sexo, Estado Civíl, Escola (escolaridade), Trabalha (boolean), Região de moradia, Casa própria (boolean)

Atividade: Listar as variáveis quantitativas.

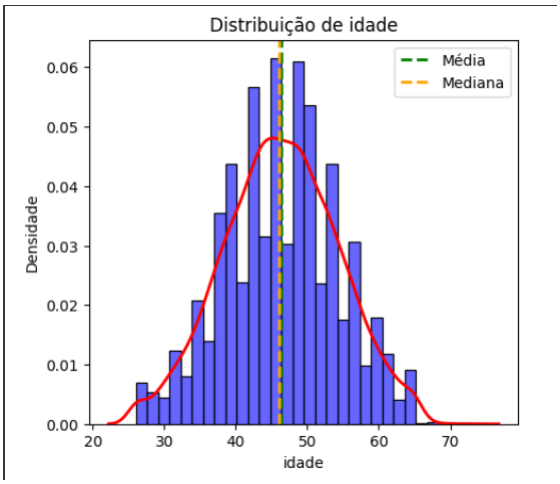
Idade, Quantidade de dependentes, Tempo no último serviço/trabalho, Salário anual em milhares, Valor do imóvel em milhares, Quantidade de cartões, Quantidade de carros, Score de crédito.

4ª etapa: Preencher o quadro conceitual estatístico.

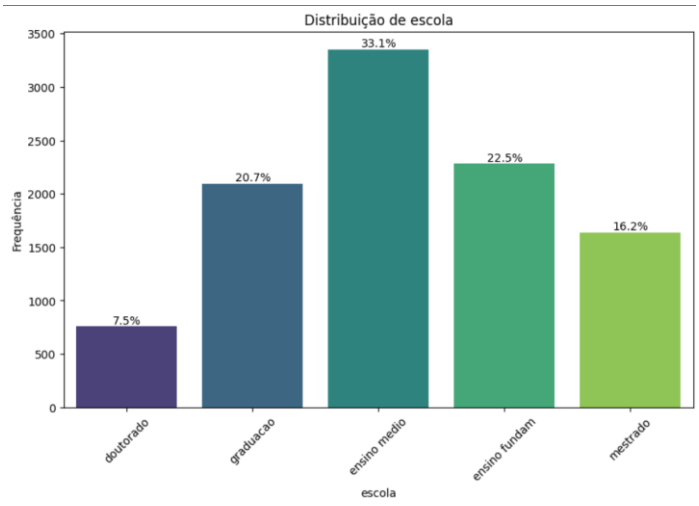
COMPONENTES	DESCRIÇÃO
6. Plano Básico de Análise	Com o objetivo de aprimorar a precisão e a capacidade preditiva do nosso modelo de score de crédito para reduzir as taxas de inadimplência, planejamos e realizamos uma análise estatística detalhada dos dados disponíveis. **Passo 1: Coleta e Preparação dos Dados** Iniciamos nossa análise a partir de uma amostra representativa da base de clientes da QuantumFinance. Em seguida, realizamos uma análise exploratória inicial utilizando as funções info() e describe() da biblioteca pandas para obter um entendimento geral do dataset e identificar possíveis inconsistências ou valores ausentes. **Passo 2: Categorização e Análise das Variáveis** Categorizamos as variáveis em numéricas e categóricas para facilitar a análise. As variáveis numéricas, como idade, quantidade de dependentes, cartões, carros, valor da renda e valor do imóvel foram analisadas através de histogramas e boxplots, nos permitindo visualizar a distribuição, simetria dos dados e presença de outliers. Já para variáveis categóricas, como sexo, estado civil, nível de escolaridade, região da moradia, casa própria, e se a pessoa atualmente trabalha, analisamos através de gráficos de barras,

	permitindo-nos visualizar a distribuição das categorias e identificar as mais frequentes. **Próximos Passos** Com base nos resultados da análise exploratória, os próximos que sugeriríamos para a construção de um modelo para a QuantumFinance são: 1. Maior tratamento dos dados para a remoção de outliers 2. Engenharia de features para criar novas variáveis que possam agregar valor ao modelo 3. Seleção de variáveis para identificar variáveis mais relevantes para a predição do score de crédito. 4. E a construção e validação do modelo para interpretar os resultados Concluindo, a análise exploratória dos dados nos proporcionou um entendimento mais profundo sobre o perfil dos nossos clientes e as variáveis podem influenciar no risco de crédito. **Insights:** • Observamos uma concentração de clientes na faixa etária entre 40 e 50 anos. • A maioria dos clientes possui escolaridade completa até o ensino médio. • Identificamos a presença de outliers na variável 'valor do imóvel', que podem influenciar os resultados da análise • O público alvo é em sua maioria feminino • Mais de 90% dos indivíduos atualmente trabalham • Apenas 35% dos indivíduos possuem casa própria

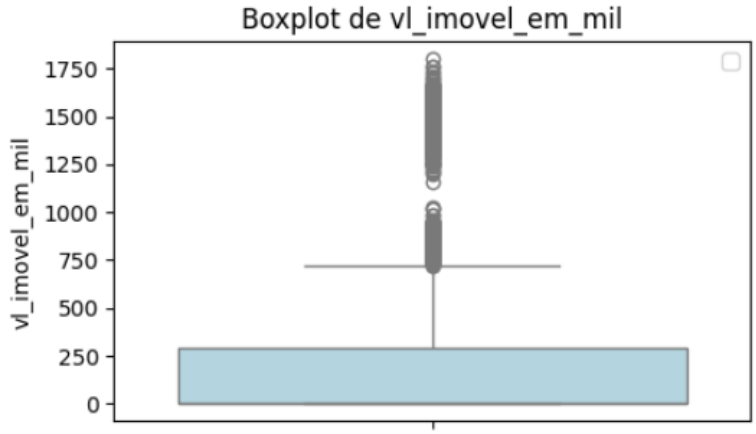
5ª etapa: Faça a análise descritiva das variáveis. Apresente os gráficos e as medidas resumos.



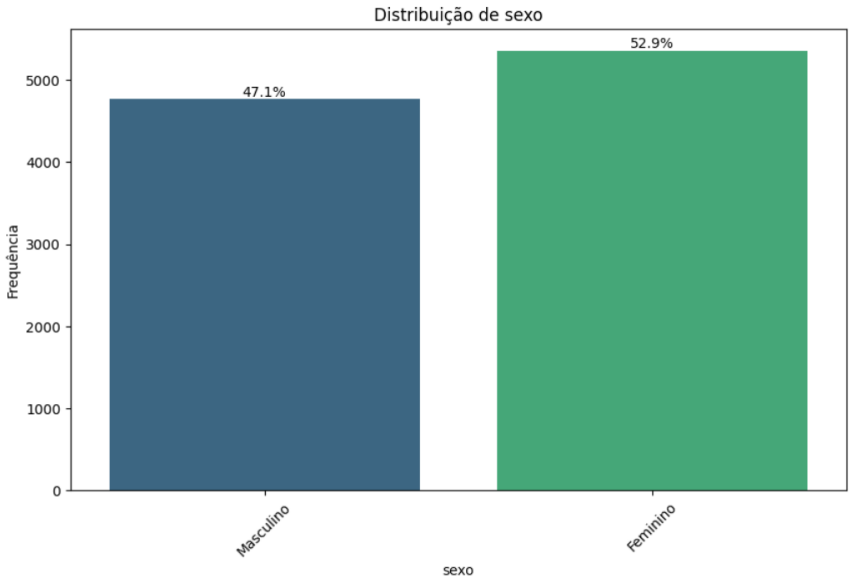
- Observamos uma concentração de clientes na faixa etária entre 40 e 50 anos.



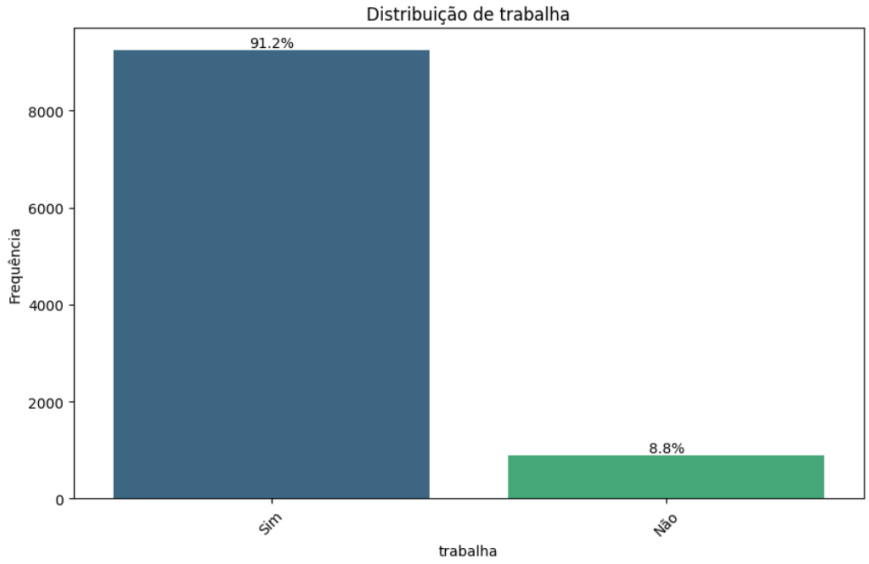
- A maioria dos clientes possui escolaridade completa até o ensino médio.



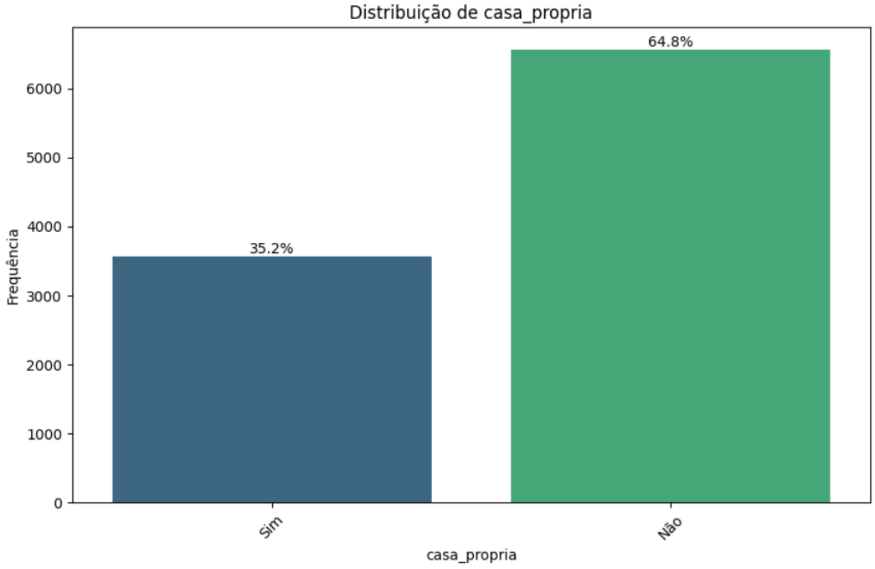
- Identificamos a presença de outliers na variável 'valor do imóvel', que podem influenciar os resultados da análise



- O público alvo é em sua maioria feminino



- Mais de 90% dos indivíduos atualmente trabalham



- Apenas 35% dos indivíduos possuem casa própria

Segunda parte

6ª etapa: Faça a análise bivariada das variáveis qualitativas e interprete os resultados.

a) Tabela de frequência bivariada.

b) Teste Qui-quadrado.

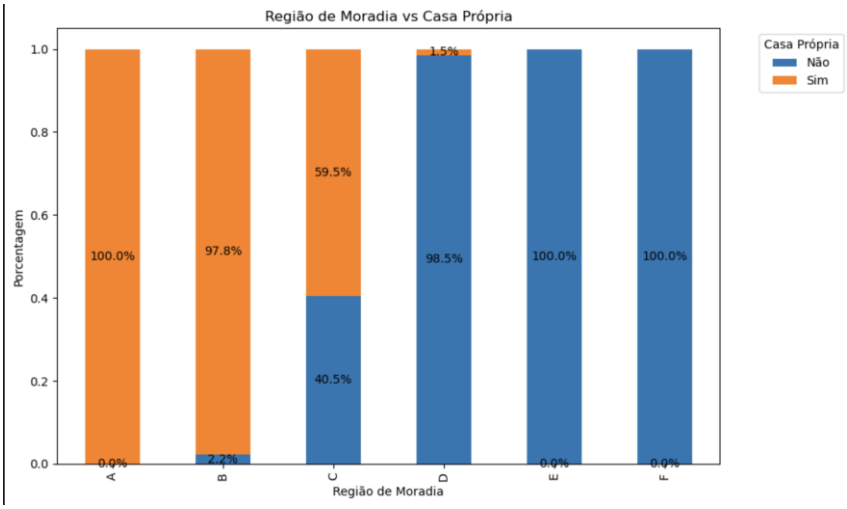
c) Gráfico 100% empilhado.

Resposta:

Analisando os resultados dos testes qui-quadrado para todas as relações bivariadas possíveis, identificamos algumas associações com maior significância estatística. A seguir, fizemos a seleção destas associações de forma ordenada pelos valores qui-quadráticos, da associação mais forte à mais fraca, também considerando

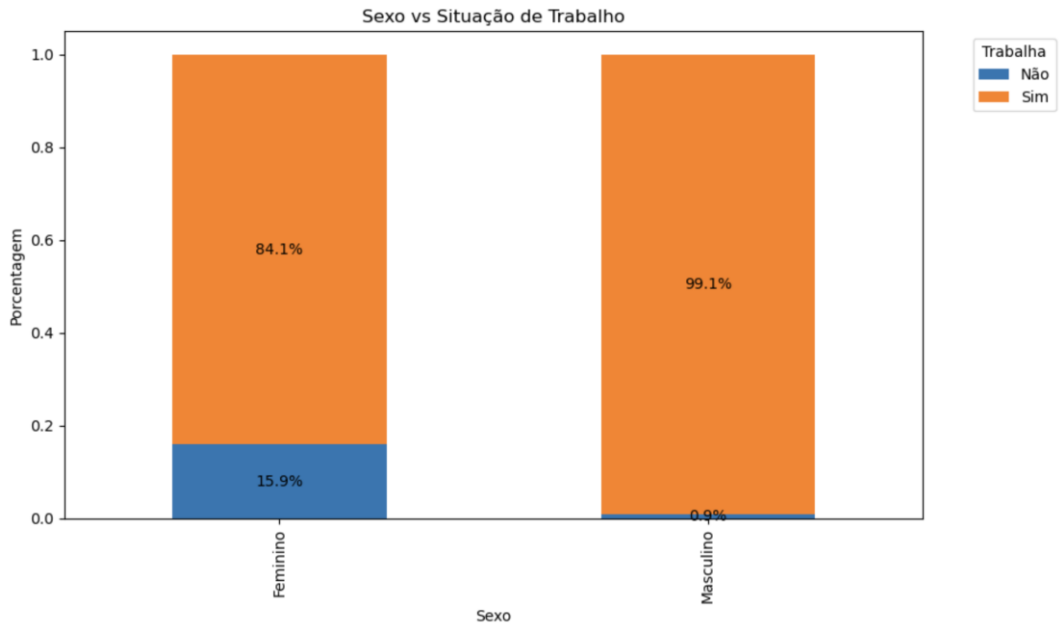
o valor p para todas as análises. Os valores comparativos tabelados para todas as outras possibilidades combinatórias podem ser encontrados no arquivo .ipynb.

Região de moradia vs Casa própria

- Qui-quadrado: 7521.46
- Valor-p: 0.00
- 

- Existe uma clara variação na posse de casa própria entre as regiões. As regiões "A" e "B" têm as maiores taxas de casa própria, com 100% e 97.8%, respectivamente. O teste qui-quadrado significativo confirma a associação entre região e posse de casa própria.

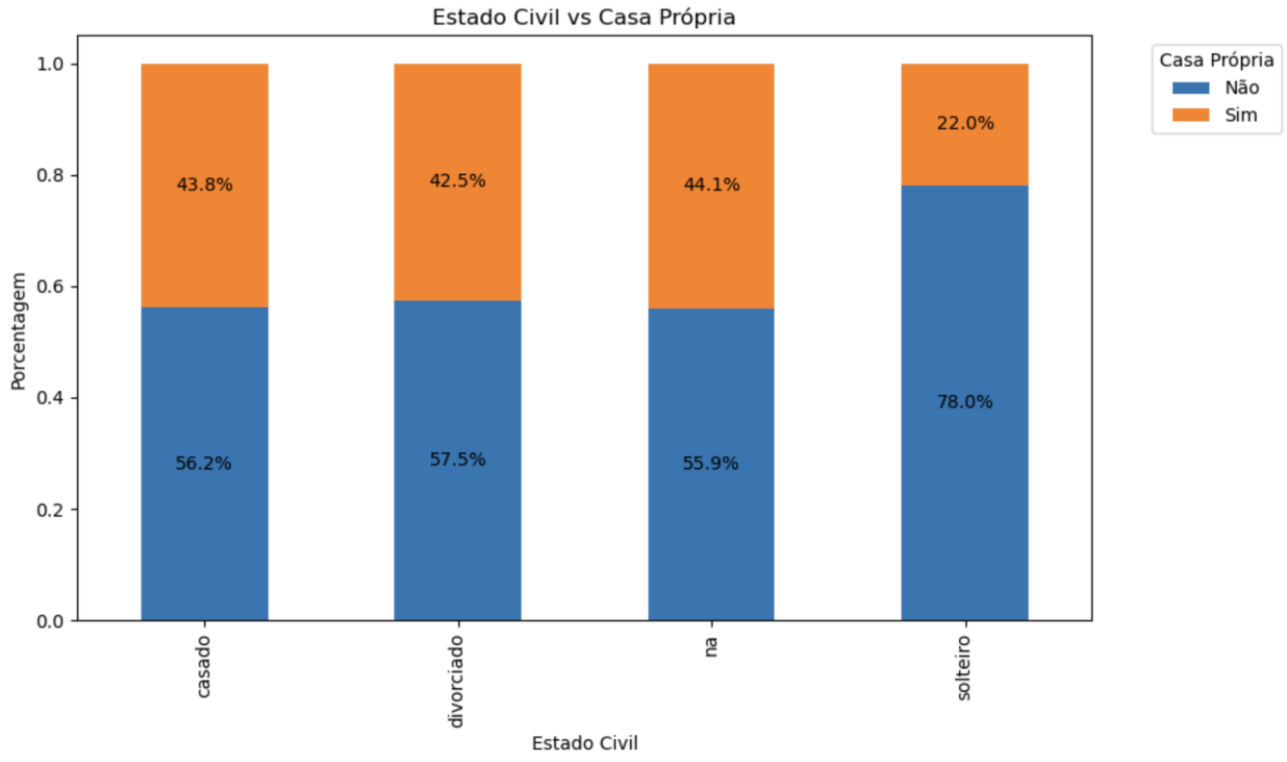
Sexo vs Trabalha

- Qui-quadrado: 703.36
- Valor-p: 0.00
- 

- Existe disparidade na situação de trabalho entre os sexos. 99,1% dos homens trabalham, comparado a 84,1% das mulheres. O teste qui-quadrado indica uma associação considerável.

Estado civíl vs Casa própria

- Qui-quadrado: 497.56
- Valor-p: 0.00



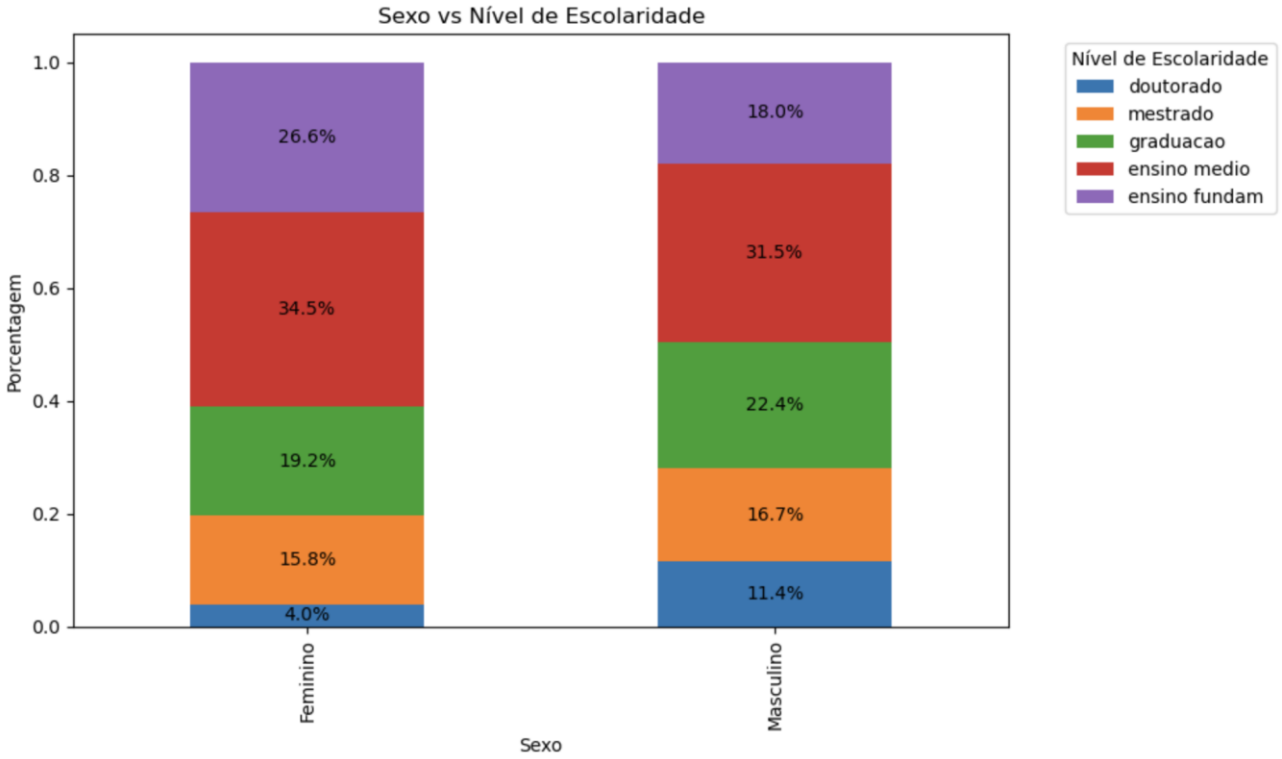
-

- Solteiros tem a menor taxa de casa própria (22%), enquanto casados tem a maior (44,1%)

- Existe uma relação entre estado civil solteiro e não possuir a casa própria. Quando observamos o teste de Qui-Quadrado, obtemos um valor de *497.5635*, podemos concluir que existe uma associação significativa entre o estado civil e a posse de casa própria. Ou seja, a probabilidade de uma pessoa ser proprietária de uma casa varia de acordo com seu estado civil.

Sexo vs Escolaridade

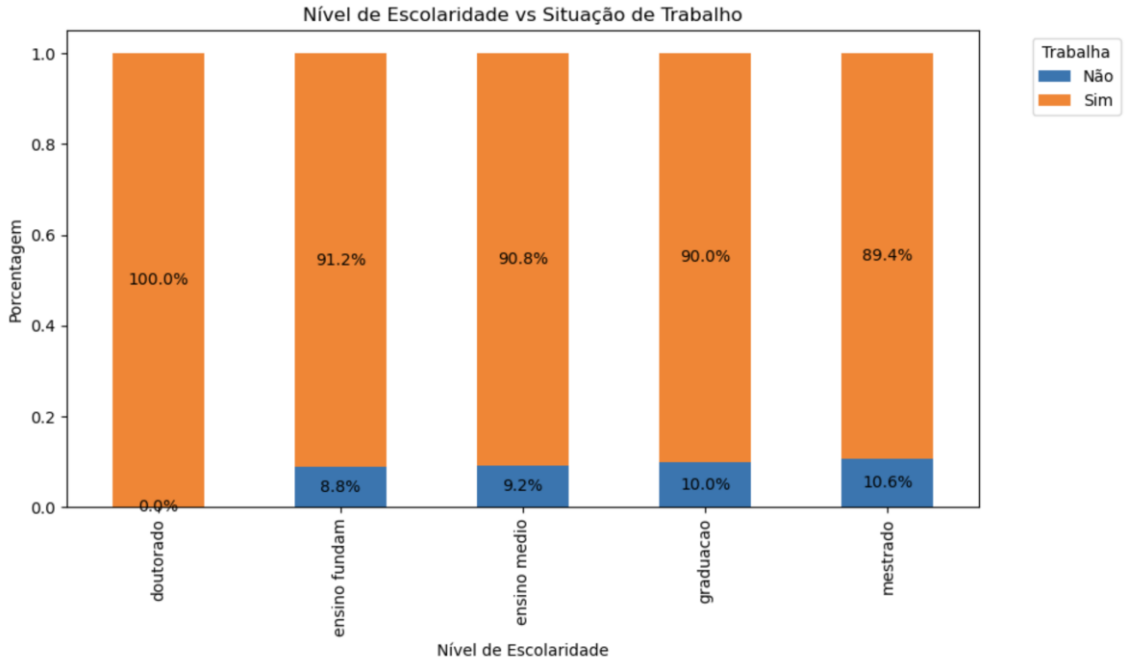
- Qui-quadrado: 291.10
- Valor-p: 0.00

- 

- É possível notar diferenças entre os niveis educacionais entre homens e mulheres. Enquanto as mulheres tem maiores taxas de escolaridade do que os homens nos níveis fundamental e médio, há maior presença percentual de homens com o ensino superior completo (graduação, mestrado e doutorado). O teste qui-quadrado indica associação entre sexo e nível educaciona.
- Com base nos resultados de Qui-Quadrado e significância, podemos concluir que existe uma associação significativa entre o sexo e o nível de escolaridade. Ou seja, a probabilidade de uma pessoa estar em determinado nível de escolaridade varia de acordo com seu sexo.

Escolaridade vs Trabalha

- Qui-quadrado: 84.1714
- Valor-p: 0.00

- 

- Com um teste qui-quadrado de menor valor, apesar de 100% dos indivíduos com doutorado trabalharem, vemos uma relação fraca mais fraca no que tange às diferenças entre taxas de emprego entre os diferentes níveis de escolaridade, quando comparado à relação do sexo com a taxa de emprego.
-

7ª etapa: Faça a análise bivariada das variáveis quantitativas e interprete os resultados.

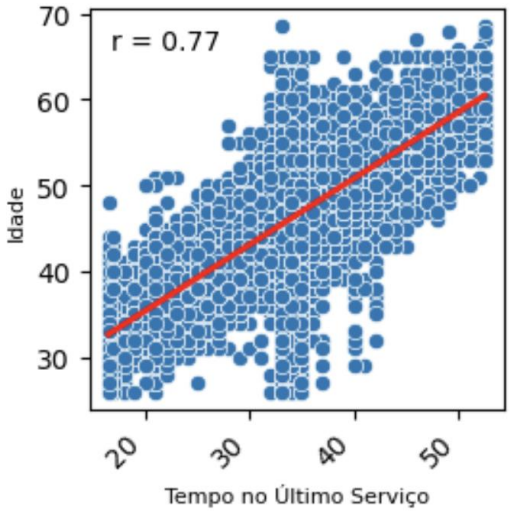
d) Gráfico de dispersão.

e) Análise de correlação de Pearson.

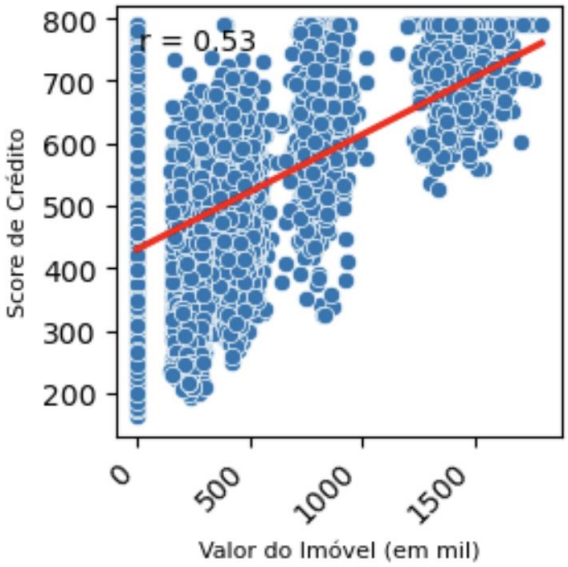
f) Matriz de correlação de Pearson.

Analisando a matriz de dispersão apresentada, podemos identificar os pares de variáveis que apresentam as maiores correlações. Vou listar as correlações mais fortes em ordem decrescente de magnitude:

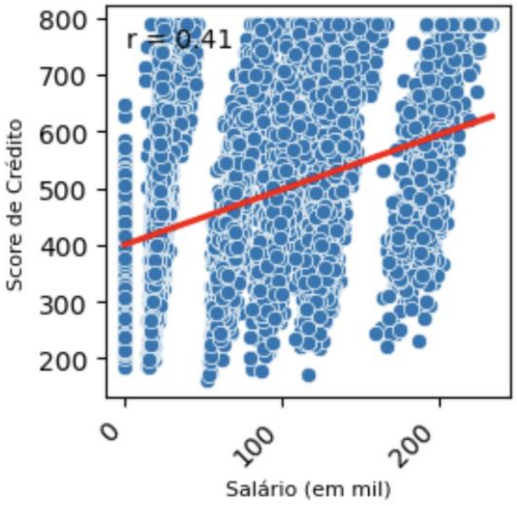
1. Tempo no Último Serviço vs Idade: r = 0.77. Esta é a correlação mais forte observada, mostrando uma relação positiva forte entre a idade da pessoa e o tempo no último serviço.



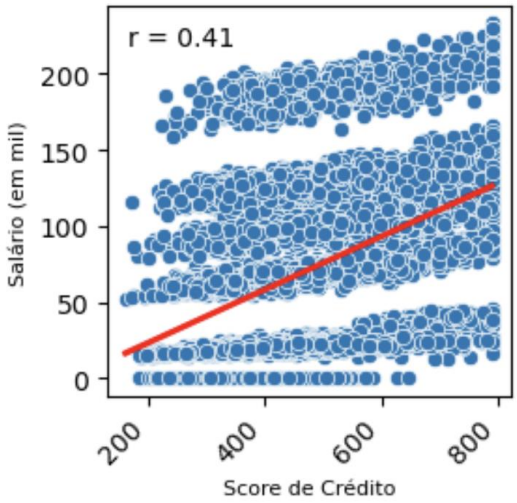
2. Score de Crédito vs Valor do Imóvel (em mil): r = 0.53 Também uma correlação positiva moderada, sugerindo que pessoas com scores de crédito mais altos tendem a ter imóveis de maior valor.



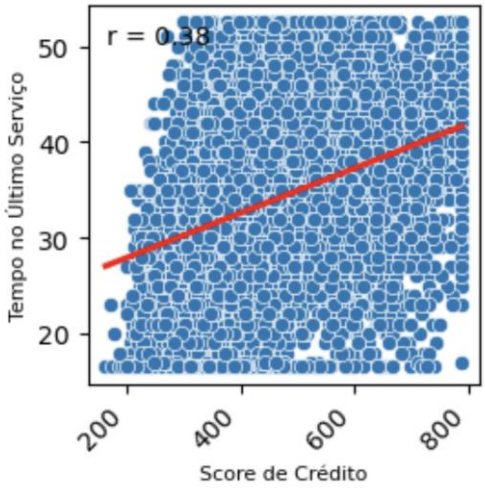
3. Score de Crédito vs Salário (em mil): r = 0.41 Há uma correlação positiva moderada, indicando que scores de crédito mais altos tendem a estar associados a salários mais altos.



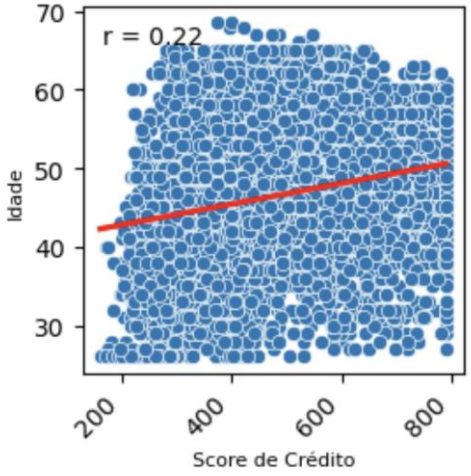
4. Salário (em mil) vs Valor do Imóvel (em mil): r = 0.41 Uma correlação positiva moderada, indicando que salários mais altos estão associados a imóveis de maior valor.

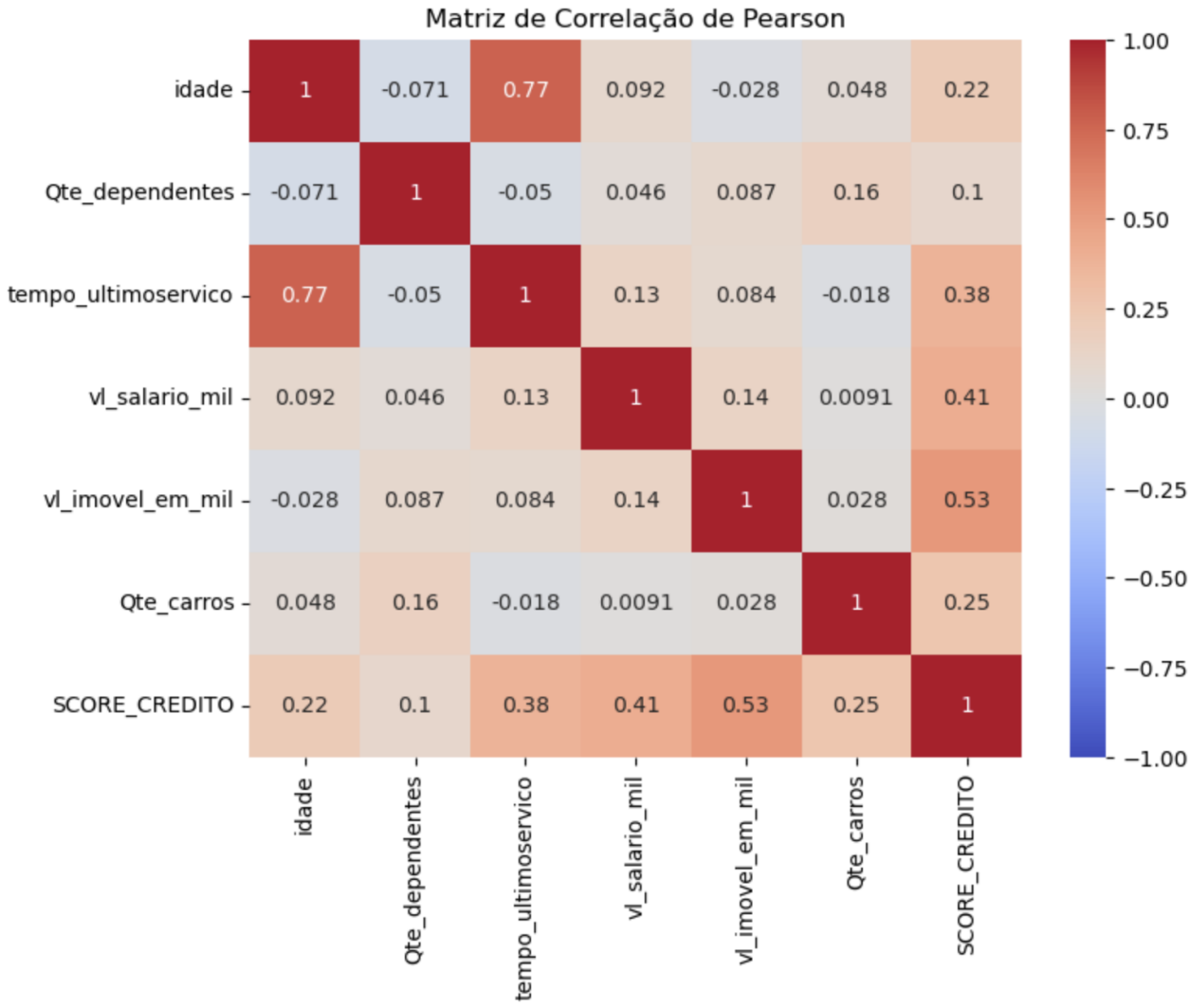


5. Score de Crédito vs Tempo no Último Serviço: r = 0.38 Semelhante à correlação com idade, indicando uma tendência de scores de crédito mais altos para pessoas com mais tempo no último serviço.



6. Score de Crédito vs Idade: r = 0.22 Uma correlação positiva fraca a moderada, sugerindo que o score de crédito tende a aumentar ligeiramente com a idade.





8ª etapa: Preencher o quadro conceitual estatístico.

COMPONENTES	DESCRIÇÃO
5. Técnica Estatística	Após a análise descritiva e testes de relação entre variáveis, utilizando o método Qui-Quadrado para avaliar associações entre variáveis categóricas, entramos na etapa de modelagem. Aqui iremos: 1. Realizar a remoção de outliers nas variáveis numéricas onde for necessário 2. Aplicar o método de Hot-Encoding para variáveis categóricas de interesse

	3. Selecionar apenas as variáveis numéricas com alta correlação com a variável-alvo (Score de crédito) 4. Analisar erros e resíduos e realizar testes práticos com os resultados atingidos
6. Resultados Estatístico Principal	O resultado estatístico principal do teste Qui-Quadrado envolve dois componentes principais: 1. **Estatística Qui-Quadrado**: A medida numérica que compara as frequências observadas e esperadas para determinar se há uma associação entre as variáveis categóricas. Por exemplo, no teste **sexo vs trabalha**, a estatística Qui-Quadrado foi 703.3681, indicando uma grande discrepância entre os valores observados e esperados. 2. **p-value**: O p-value indica a probabilidade de que as diferenças entre as frequências observadas e esperadas sejam devidas ao acaso. Se o p-value for menor que o nível de significância (geralmente 0.05), rejeitamos a hipótese nula e concluímos que há uma associação significativa entre as variáveis. Por exemplo, para **sexo vs escola**, o p-value foi 0.000000, sugerindo uma associação estatisticamente significativa. O resultado principal do Qui-Quadrado, portanto, é a verificação de se existe uma associação significativa entre as variáveis categóricas analisadas, com base na estatística Qui-Quadrado e no p-value.

9ª etapa: Construção do modelo preditivo e interprete os resultados.

g) Selecionar as variáveis preditoras.
h) Definir a variável resposta.
i) Rodar o modelo de Regressão Linear Múltipla.
j) Análise de resíduos.
k) Calcular as medidas de erros do modelo na amostra de desenvolvimento.
l) Calcular as medidas de erros do modelo na amostra de validação.
m) Construir o simulador do modelo.

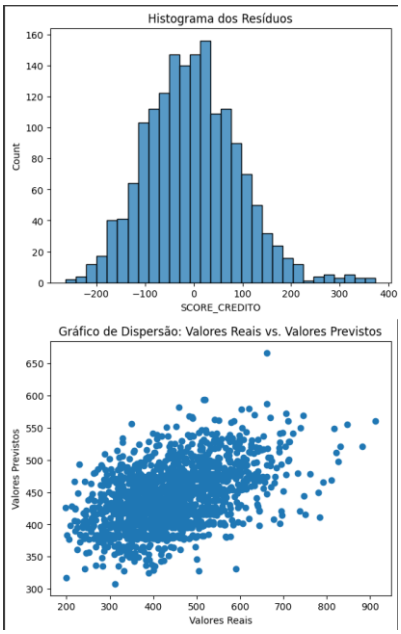
As variáveis selecionadas foram: *vl_salario_mil, vl_imovel_em_mil, estado_civil, escola, casa_propria.*

A variável resposta é *SCORE_CREDITO*

Análise de erros indica que o modelo pode não ser um bom preditor para a variável resposta, conforme consta abaixo:

Mean Squared Error: 9064.962812573625
Root Mean Squared Error: 95.21009826995046
R-squared: 0.20514872663583528

R-quadrado de 0.2 indica que o modelo não está capturando grande quantidade da variabilidade dos dados.
Para otimizar esse dado, poderíamos realizar etapas de *feature-engineering*, otimizar o processo de seleção de variáveis ou, preferencialmente, utilizar outro tipo de modelo que melhor trabalhe com dados categóricos, como *random forest* ou outros.



O histograma dos resíduos apresenta normalidade, a relação entre valores reais e previstos, porém, não apresenta uma linearidade.

Com o modelo apresentado, uma possível função simuladora nos traria o seguinte resultado para um indivíduo que receba 5 mil reais, com uma casa própria de 200 mil, casado e com graduação completa:

```
# Exemplo de uso:
resultado = prever_score_credito(5, 200, 'casado', 'graduacao', 'Sim')
print("Score de Crédito previsto:", resultado)
```

```
Score de Crédito previsto: 345.5577218109444
```

FIAP

Entrega do script Python e o relatório com as interpretações dos resultados.

Data de entrega: 20/09/2024

Regina Bernal
26/08/2024