



**Universidade de Brasília
Departamento de Estatística**

Interpretação de redes neurais

Davi Guerra Alves

Projeto apresentado para o Departamento de Estatística da Universidade de Brasília como parte dos requisitos necessários para obtenção do grau de Bacharel em Estatística.

**Brasília
2023**

Davi Guerra Alves

Interpretação de redes neurais

Orientador(a): Thais Carvalho Valadares Rodrigues

Projeto apresentado para o Departamento de Estatística da Universidade de Brasília como parte dos requisitos necessários para obtenção do grau de Bacharel em Estatística.

**Brasília
2022**

Sumário

1 Resultados

1.1 Análise descritiva

1.1.1 Condição do empréstimo

A variável "Condição do empréstimo" é a variável resposta desse estudo, como foi definido anteriormente. Com isso temos o seguinte comportamento dessa variável:

Condição do empréstimo	Número de observações	Frequência relativa
Empréstimo bom	819950	92,4%
Empréstimo ruim	67429	7,59%

Tabela 1: Número de observação em cada categoria da variável resposta

A Tabela ?? mostra a distribuição da variável "Condição do empréstimo". Uma variável composta majoritariamente por observações do tipo "Empréstimo bom", onde a mesma está presente em mais de 90% das observações na base de dados, mostrando que a cada 12 empréstimos rotulados como "bons", existe 1 rotulado como "ruim".

1.1.2 Relação entre as covariáveis e a variável resposta

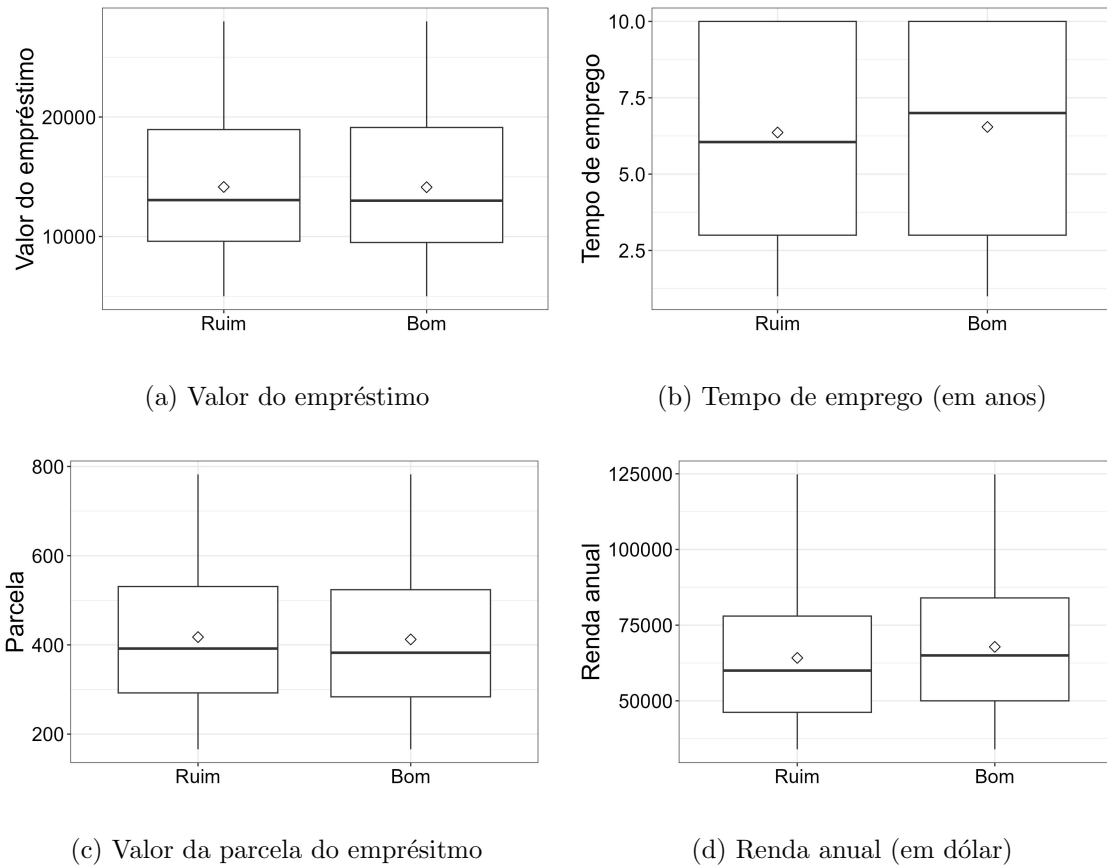
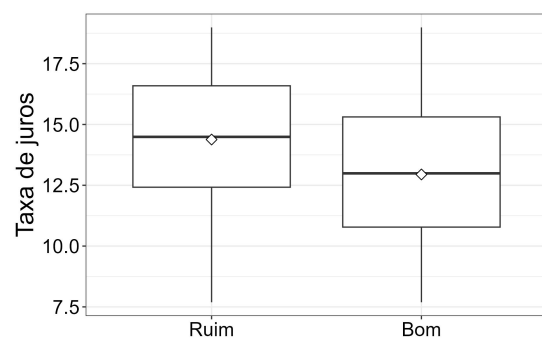
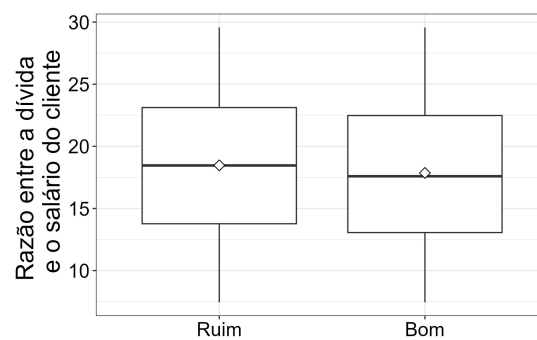


Figura 1: Variáveis explicativas em relação à condição do empréstimo

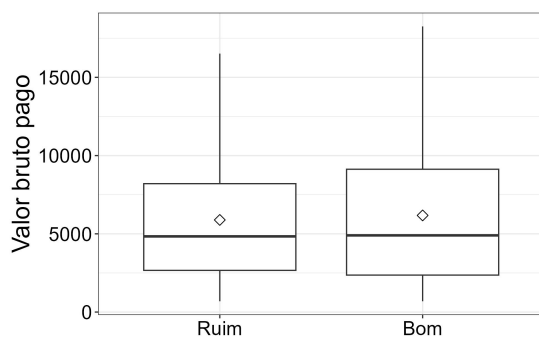
O comportamento da variável resposta nas Figuras 1(a) e 1(c) demonstrou semelhanças, onde, em ambos os casos, não foi evidenciada uma clara diferença entre o valor do empréstimo e o valor da parcela em relação às categorias da variável resposta. A Figura 1(b) também apresenta um comportamento semelhante entre as classes "Empréstimo ruim" e "Empréstimo bom", mas com um detalhe: a mediana do tempo de trabalho dos clientes rotulados como "Empréstimo ruim" foi inferior em comparação ao outro caso. Por fim, a Figura 1(d) indica que clientes com uma renda anual elevada tendem a ser categorizados como "Empréstimo bom".



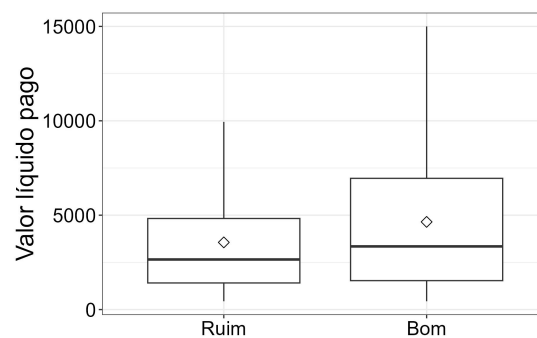
(a) Taxa de juros do empréstimo



(b) Razão entre a dívida e o salário do cliente



(c) Valor bruto do empréstimo pago



(d) Valor líquido do empréstimo pago

Figura 2: Variáveis explicativas em relação à condição do empréstimo

A Figura 2(a) evidencia uma relação significativa entre taxas de juros elevadas e empréstimos considerados ruins. A Figura 2(b) complementa a informação fornecida pela Figura 1(d), indicando que clientes com renda mais elevada tendem a cumprir adequadamente com seus pagamentos. As Figuras 2(c) e 2(d) seguem padrões semelhantes, sugerindo que clientes que quitaram a maior parte do empréstimo são frequentemente rotulados como bons pagadores.

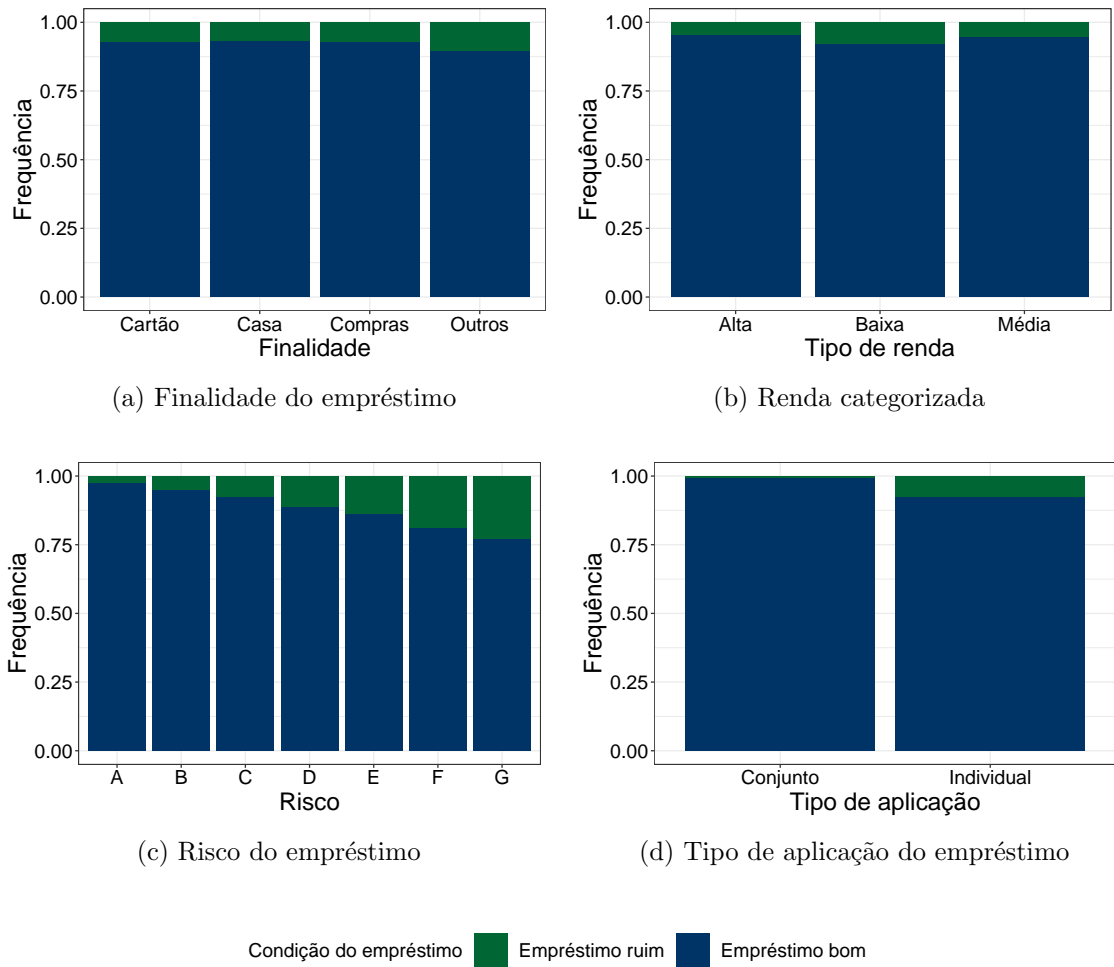


Figura 3: Variáveis explicativas em relação à condição do empréstimo

A Figura 3(a) ilustra que as categorias da variável "Finalidade" seguem a proporção natural da condição do empréstimo, conforme indicado na Tabela de Condição do Empréstimo. Na Figura 3(b), as categorias "Alta" e "Média" exibem proporções menores de empréstimos ruins em comparação com a categoria "Baixa", que apresenta uma proporção de quase 10% de empréstimos ruins. A Figura 3(c) revela um padrão de "cascata", indicando que à medida que o risco do empréstimo aumenta, a proporção de empréstimos ruins nas últimas categorias também aumenta, sendo a categoria G a mais afetada, com quase 25% de empréstimos classificados como ruins. Na Figura 3(d), a categoria "Empréstimo conjunto" não registrou observações de empréstimos ruins, concentrando a maioria desses empréstimos na categoria "Empréstimo individual".

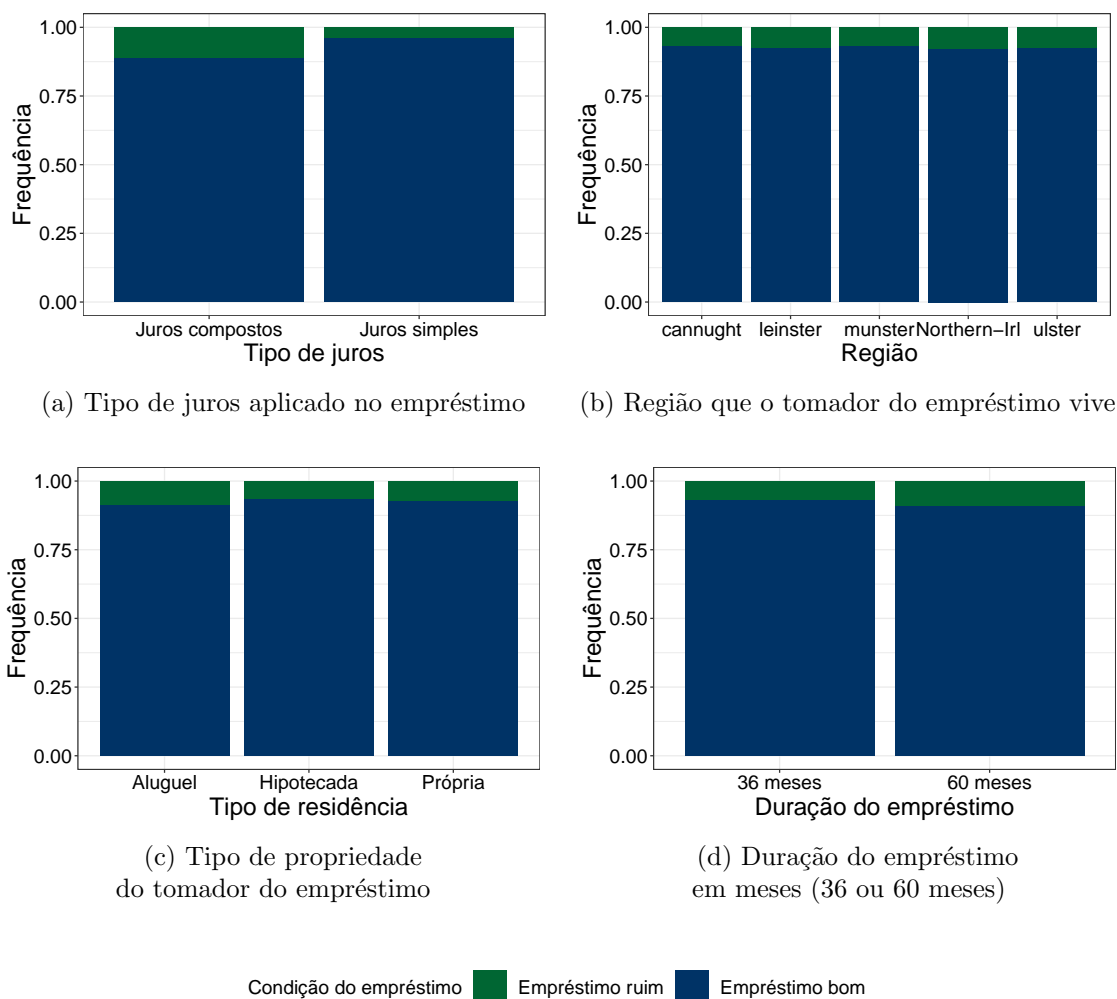


Figura 4: Variáveis explicativas em relação à condição do empréstimo

Na Figura 4(a), o gráfico evidencia que empréstimos obtidos sob juros compostos possuem uma proporção mais elevada de rotulações ruins em comparação com empréstimos sob juros simples. As Figuras 4(b) e 4(c) destacam uma proporção natural refletida pela distribuição das categorias da variável resposta, conforme apresentado na Tabela xxxx. Já a Figura 4(d) revela uma proporção mais significativa de empréstimos ruins quando estes tendem a demorar mais para serem pagos.

Covariáveis	Coefficiente de correlação
Tempo de trabalho	-0.02
Renda anual	-0.03
Valor do empréstimo	0.00
Taxa de juros	0.18
DTI	0.01
Valor bruto pago	-0.04
Valor líquido pago	-0.10
Parcela	-0.01
Duração do empréstimo	0.01

Tabela 2: Valores do coeficiente de Pearson entre as covariáveis e a variável resposta

A partir da análise da Tabela ??, nota-se que as correlações entre as variáveis explicativas e a variável resposta são de baixa magnitude. Os coeficientes calculados indicam uma relação linear fraca ou inexistente entre essas variáveis. Esses resultados sugerem que outros fatores ou relações não lineares podem estar desempenhando um papel mais significativo na explicação da variabilidade na variável resposta.

Covariáveis	Coefficiente de contingência
Tipo de residência	0.04
Tipo de aplicação	0.01
Finalidade	0.03
Tipo de juros	0.14
Risco	0.15
Região	0.01
Prazo	0.04
Renda	0.04

Tabela 3: Valores do coeficiente de contingência entre as covariáveis e a variável resposta

Ao analisar a Tabela ??, nota-se que a maioria dos coeficientes de contingência entre as covariáveis e a variável resposta são próximos de zero. Destaca-se que a variável "Risco" exibe o maior valor de associação, atingindo 0.15. Entretanto, é importante ressaltar que esse valor ainda é relativamente baixo. Os coeficientes sugerem, em geral, uma falta de associação significativa entre as covariáveis mencionadas e a variável resposta.

1.2 Regressão logística

Falar do modelo utilizado, a normalização dos dados, os resultados métricas de avaliação e interpretação dos coeficientes

Covariáveis	Coeficientes	Erro padrão
Valor líquido pago	-4.733	0.034
Valor bruto pago	3.321	0.028
Tipo de aplicação	-1.848	0.106
Taxa de juros	1.412	1.412
Valor do empréstimo	-1.406	0.039
Risco	-1.049	0.014
Tipo de juros	-0.462	-0.462
Prazo	-0.203	0.028
Renda anual	-0.195	0.010
DTI	-0.151	0.011
Renda categorizada	-0.111	0.015
Tempo de trabalho	-0.061	0.009
Região	0.038	0.003
Duração do empréstimo	0.033	0.009
Tipo de residência	0.019	0.003
Finalidade	0.019	0.002
Parcela	0.005	0.000

Tabela 4: Estimativa dos coeficientes do modelo logístico e o erro padrão associado

Ao analisar os resultados apresentados na Tabela ??, fica evidente que as variáveis "Valor líquido pago" e "Valor bruto pago" exercem uma influência significativa no valor final de $P(Y = 1)$. Essas duas variáveis estão diretamente associadas à quantia do empréstimo que o cliente já quitou, indicando sua relevância na predição do resultado. Ao calcular a Razão de chances dessas duas variáveis, temos que:

- "Valor líquido pago": apresenta um RC de 0.008, o que sugere que, mantendo todas as outras variáveis constantes, a chance de o empréstimo ser classificado como bom é 125 vezes maior do que ser classificado como ruim.
- "Valor bruto pago": exibe um RC de 27.68, indicando que, ao manter todas as outras variáveis constantes, a chance de o empréstimo ser classificado como ruim é 27 vezes maior do que ser classificado como bom.

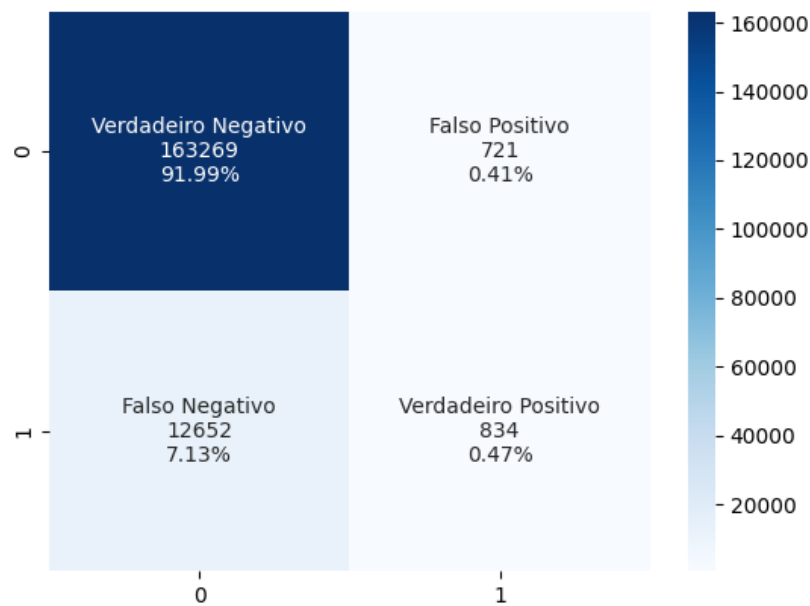


Figura 5: Matrix de confusão do modelo logístico

Visualizando os dados da Figura ?? é possível analisar os resultados do modelo logístico no conjunto de teste. O conjunto de teste apresenta uma distribuição da variável resposta de com mais de 92% dos casos como um empréstimo bom, e o restante como o empréstimo ruim.

	Precisão	Recall	F1-Score	Tamanho da amostra
0	0.928081	0.995603	0.960657	163990
1	0.536334	0.0618419	0.110897	13486
Média macro	0.732208	0.528723	0.535777	177476
Média ponderada	0.898313	0.924649	0.896086	177476
Acurácia	0.924649			

Tabela 5: Report do modelo logístico

Com base nos dados apresentados na Tabela ?? e na Figura ??, observamos que o modelo exibe uma acurácia elevada. Ele é capaz de fazer previsões precisas na maioria dos casos, alcançando uma taxa de 92,46% de classificações corretas no conjunto de teste. No entanto, é crucial destacar que essa elevada acurácia é influenciada pela proporção significativa de casos onde o empréstimo é rotulado como "bom", presente em mais de 92% dos dados de teste. Como resultado, o modelo tende a classificar uma parte considerável dos dados como "0", refletindo a influência dessa distribuição desigual na estimação dos parâmetros do modelo logístico.

Ao examinarmos a precisão do modelo, observamos uma taxa de acerto de 73% nas previsões em comparação com as rótulos reais do conjunto de teste. É importante ressaltar a notável precisão na categoria "Empréstimo bom", atingindo quase 92%. No entanto, vale destacar que esse valor elevado está correlacionado ao desequilíbrio nos dados, onde a classe "Empréstimo bom" é predominante.

Ao avaliar o recall do modelo logístico, observamos, em média, valores mais baixos em comparação com a precisão. O recall médio é de 52,8%, indicando que, ao analisar as porcentagens das rótulos reais, o modelo conseguiu acertar um pouco mais da metade delas. Esse desempenho é atribuído ao alto número de falsos negativos no modelo, visto que, ao considerar o total de "Empréstimos ruins" (13.486), o modelo acertou apenas 834 desses casos.

O F1-score acaba refletindo a real situação do modelo, pois ele balanceia os bons resultados apresentados pela precisão com os resultados ruins do recall. O F1-score médio apresentado foi de 52,57%.

A avaliação global do modelo logístico revela um viés significativo, amplificado pelo desequilíbrio nos dados. Embora o modelo tenha alcançado uma taxa geral de acerto de 92%, sua incapacidade de distinguir adequadamente entre "Empréstimos bons" e "Empréstimos ruins" é evidente. Este desempenho inferior sugere limitações na capacidade do modelo de generalizar e discriminar efetivamente entre as categorias, indicando a necessidade de refinamentos ou

considerações adicionais para melhorar sua robustez.

1.3 Modelagem da rede neural

Falar sobre Arquitetura inicial, suas variações junto com os resultados avaliativos e por fim falar qual modelo foi utilizado e porque

Interpretação de rede neural

- mostrar gráfico da média dos shap vs regressao logistica

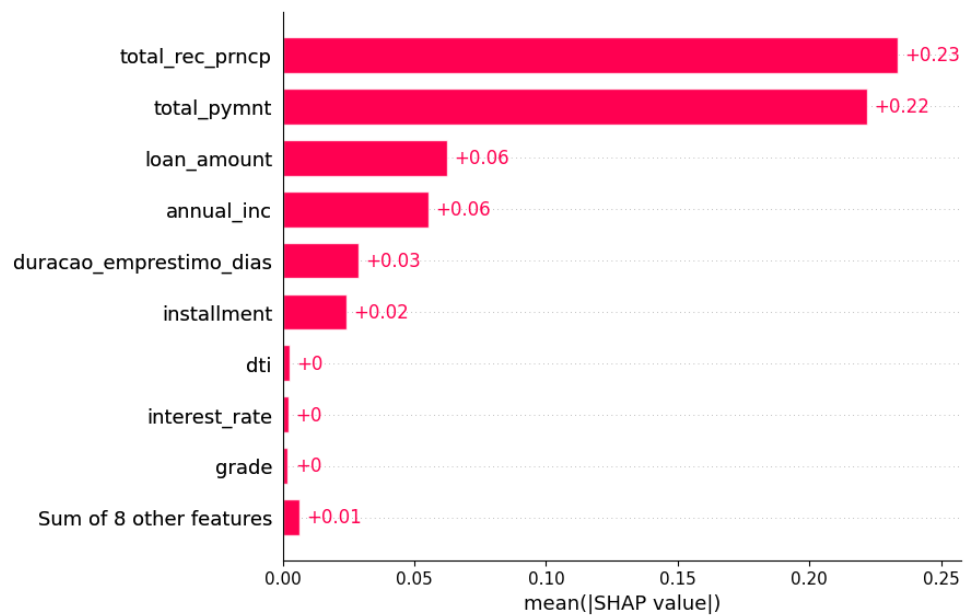


Figura 6: Média absoluta dos valores de shap

- mostrar o grafico de dependencia entre valor da variável com resultado do modelo variando ela

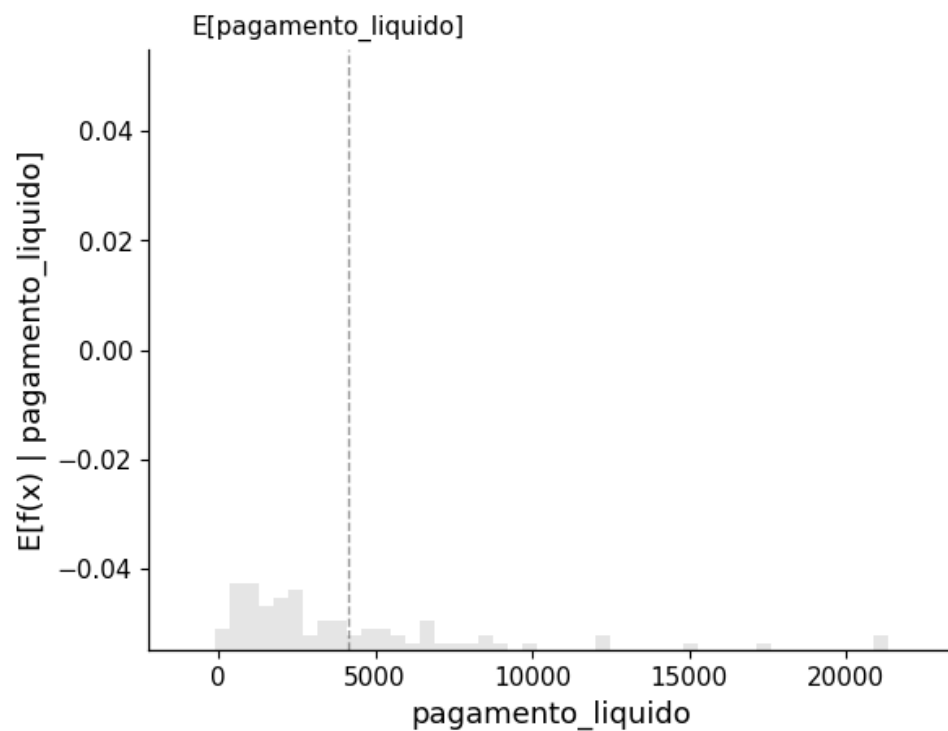
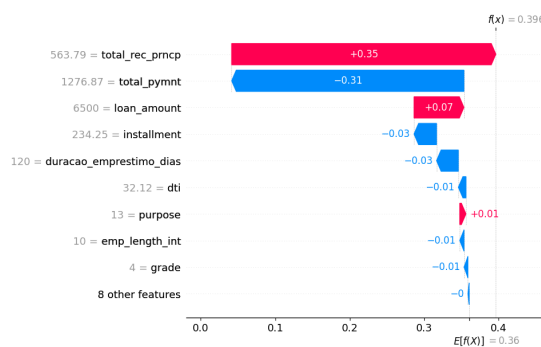
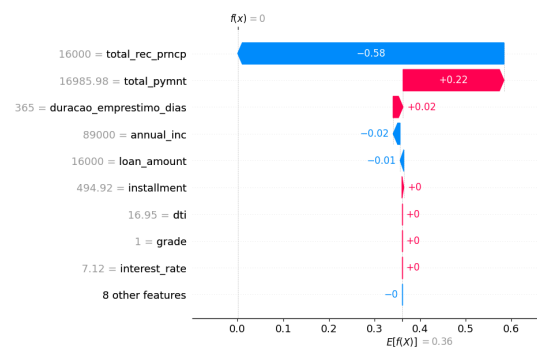


Figura 7: Relação entre a variável X com o resultado modelo quando a mesma varia

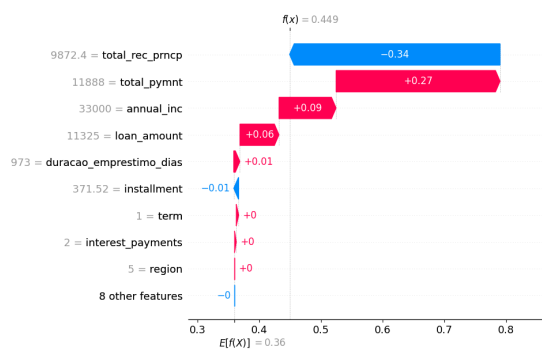
- mostrar 2 gráficos de shap específicos de 2 observações (para mau pagador e para bom pagador)



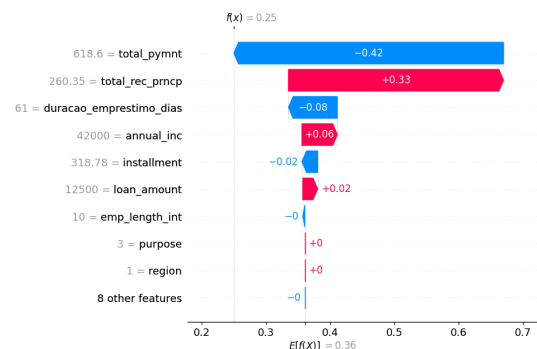
(a) Valor e classificação do emprestimo



(b) WSIR residuals.



(c) WSIR predictions in the covariate space.



(d) WSIR residuals

Figura 8: aloalo

- mostrar o gráfico com todos as amostras de shap(shap.plots.beeswarm)

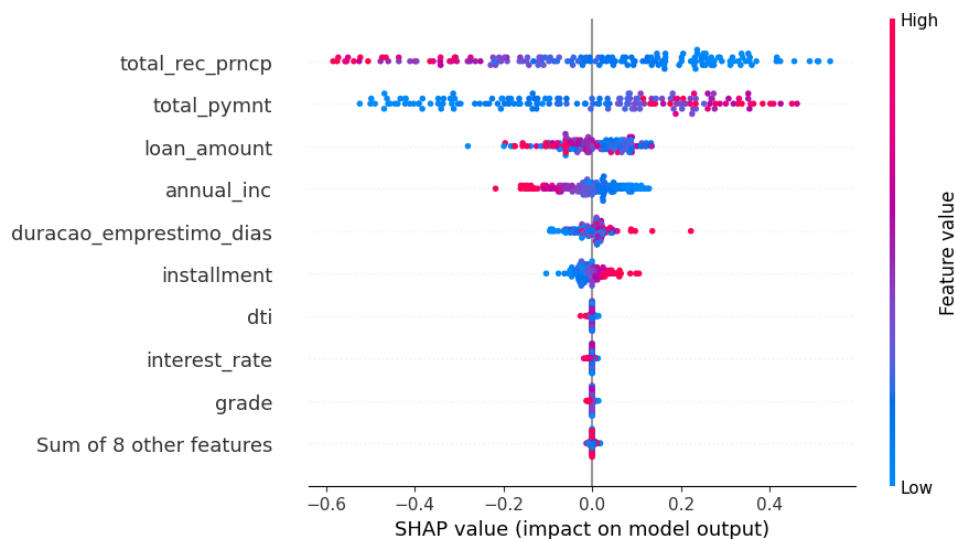


Figura 9: Valores de shap para as 80 observações utilizadas

- mostrar o gráfico de força pra apenas uma observaçã

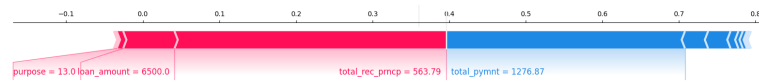


Figura 10: Gráfico de força em uma observação

- mostrar o gráfico de força para todas as observações

Benchmark entre redes neurais e regressão logística

2 Conclusão

3 Anexo