Universidade Federal do Rio Grande do Norte
Instituto Metrópole Digital

RELATÓRIO DO PROJETO 1: Cursos de Graduação no Brasil - Classificação e Regressão

Francisco Willem Romão Moreira
20220036966

Natal-RN
2024

RESUMO

Este relatório mostra um projeto desenvolvido na disciplina de Análise Computacional da Aprendizagem, onde o autor criou modelos de aprendizado de máquina, especialmente classificação e regressão com uma base dados extraída do portal de dados abertos do Ministério da Educação (MEC) sobre os cursos de graduação no Brasil. Além disso, é mostrado as etapas de pré-processamento, incluindo limpeza, balanceamento e transformação. Por fim, é exposto os resultados das métricas dos modelos, sendo 79% de acurácia para o modelo de classificação e um R2 de 0.63 para o modelo de regressão.

Palavras-chave: classificação, regressão, cursos de graduação Brasil.

LISTA DE FIGURAS

LISTA DE TABELAS

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO

1.1 Problema

Inicialmente, o problema foi focado na classificação do risco de extinção de um curso de graduação, utilizando a variável SITUACAO_CURSO da base de dados, que possui três categorias: *Em atividade*, *Em extinção* e *Extinto*.

Em seguida o foco foi criar um modelo de regressão para prever qual a carga horária ideal para um curso com base em características como categoria administrativa, organização acadêmica, grau, modalidade, situação, quantidade de vagas e região.

1.2 Base de dados

Os dados advém da página de dados abertos do Ministério da Educação (MEC, 2022). O dataset foi coletado diretamente dessa página por meio do download do arquivo csv. As principais características do dataset incluem os cursos de graduação (Licenciatura, Bacharelado, Tecnológico, Sequencial e ABI - Área Básica de Ingresso) no Brasil por: código da Instituição de Educação Superior (IES); nome da IES; categoria da IES; organização acadêmica; código do curso; nome do curso; grau; área OCDE; modalidade de ensino (presencial ou EaD); situação do curso (ativo ou inativo); vagas autorizadas; carga horária; segmentadas por código do município (IBGE); município; UF; região.

2 METODOLOGIA

2.1 Pré-processamento: remoção de outliers

A primeira etapa foi explorar a base, com isso foi descoberto que as colunas com valores numéricos (QT_VAGAS_AUTORIZADA e CARGA_HORARIA) possuíam outliers, conforme as figuras abaixo.

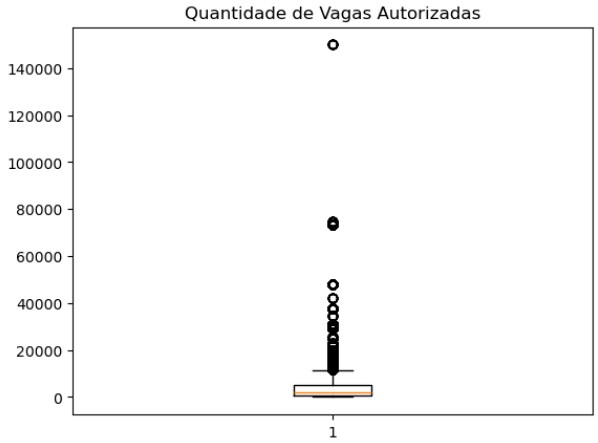


Figura 1 – Quantidade de vagas autorizadas por curso antes da remoção de outliers.

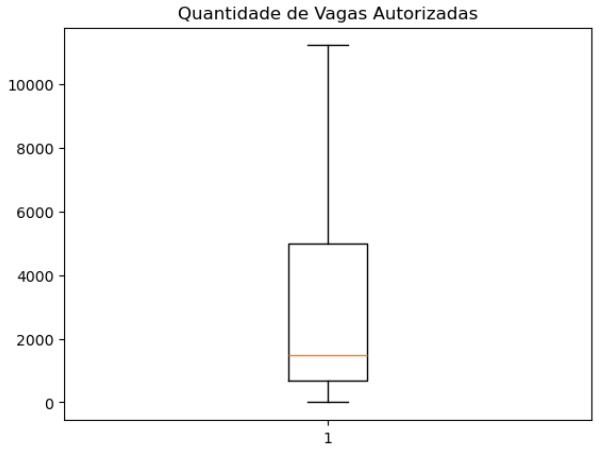


Figura 2 – Quantidade de vagas autorizadas por curso depois da remoção de outliers.

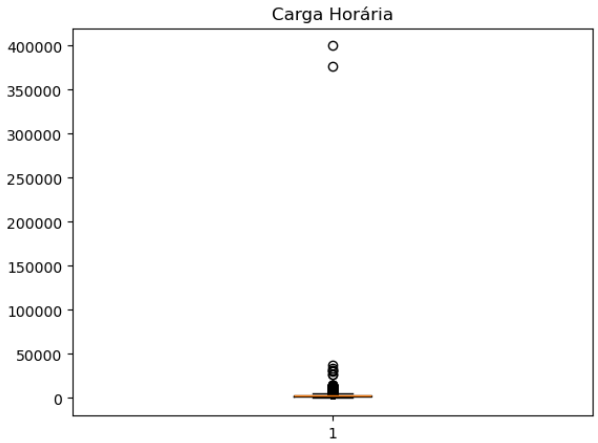


Figura 3 – Carga horária por curso antes da remoção de outliers.

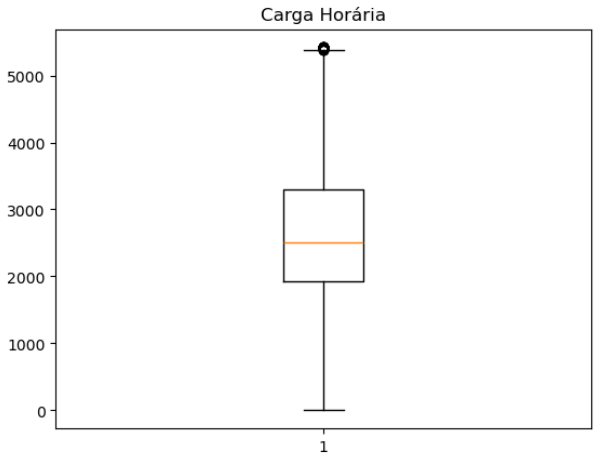


Figura 4 – Carga horária por curso depois da remoção de outliers.

Para tratar esses outliers foi aplicado o método Interquartile Range (IQR). O IQR é uma medida de dispersão que representa a diferença entre o terceiro quartil (Q3) e o primeiro quartil (Q1) de um conjunto de dados, abrangendo os valores centrais dos 50% intermediários.

Com essa remoção de outilers, o dataset passou de 902.676 para 825.321 linhas, o que representa pouco mais de 8% de redução.

2.2 Modelo de Classificação

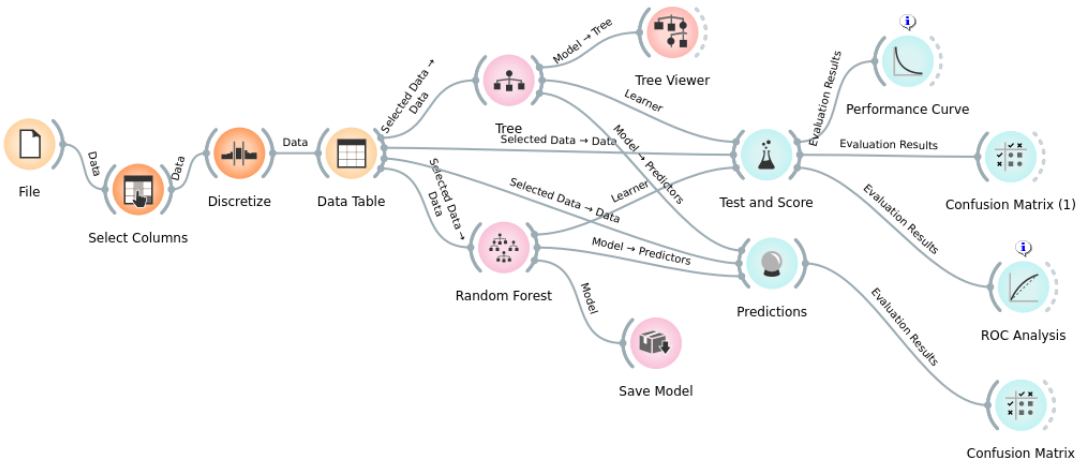


Figura 5 – Diagrama do modelo de classificação no orange.

2.2.1 Balanceamento

A primeira etapa a ser feita para o modelo de classificação foi o balanceamento dos dados, que consiste em equilibrar os valores das classes majoritárias. Por exemplo, o dataset após a limpeza ficou com 776.097 cursos Em atividade, 39.017 cursos Extintos e 10.207 Em extinção, sendo assim, o balanceamento selecionou aleatoriamente cursos buscando equilibrar as classes para que cada uma delas tivessem 10.207 cursos. Assim o dataset final balanceado ficou com 30.621 cursos.

2.2.2 Seleção de variáveis

A segunda etapa consistiu em selecionar as variáveis que seriam utilizadas para o modelo de classificação, como também o alvo. Chegando na seguinte configuração:

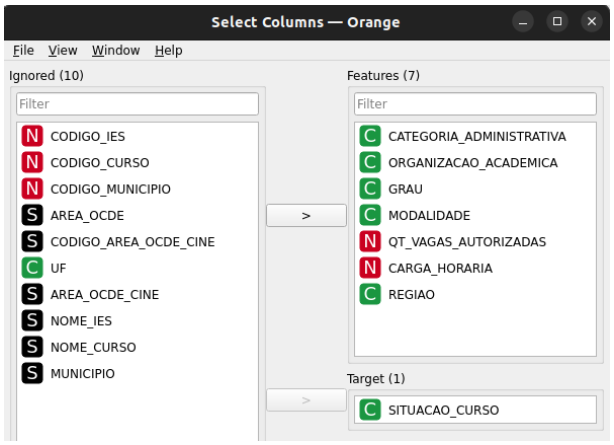


Figura 6 – Seleção de variáveis para o modelo de classificação.

2.2.3 Discretização

Em seguida foi feita uma discretização nas colunas numéricas de quantidade de vagas e carga horária. A discretização é o processo de transformar dados contínuos em

dados categóricos, dividindo o intervalo de valores contínuos em um número finito de intervalos ou categorias.

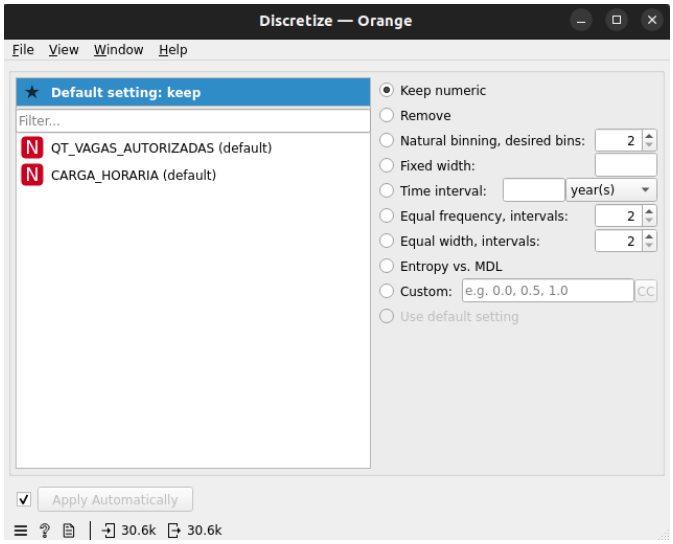


Figura 7 – Discretização.

2.2.4 Escolha do algoritmo

O principal algoritmo utilizado foi o de Árvore de Decisão (Decision Tree). O algoritmo de árvore de decisão é um método de aprendizado supervisionado que utiliza um modelo em forma de árvore para tomar decisões, dividindo iterativamente os dados em subconjuntos com base em características que fornecem a maior distinção entre as classes até que as folhas representem previsões ou valores finais.

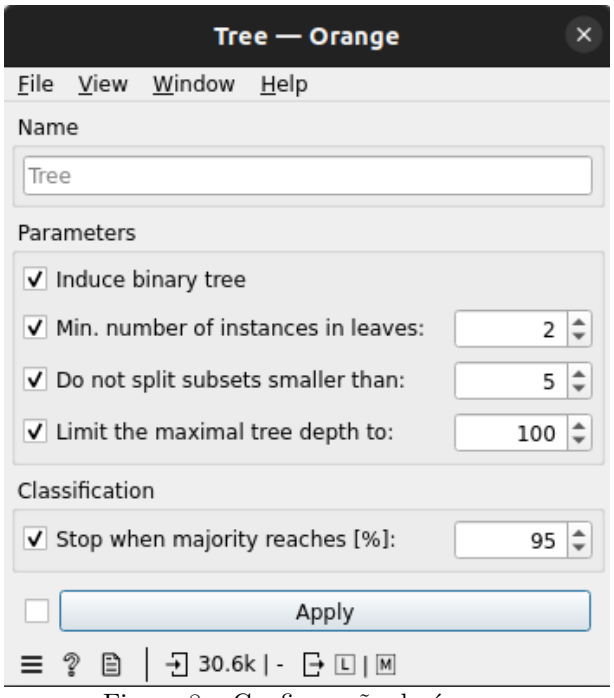


Figura 8 – Configuração da árvore.

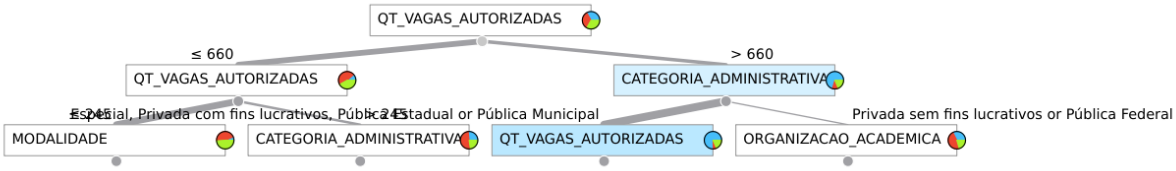


Figura 9 – Visualização de apenas três níveis da árvore.

Também decidi utilizar o algoritmo de Florestas Aleatórias (Random Forest). O Random Forest é um método que cria múltiplas árvores de decisão independentes durante o treinamento e combina suas previsões para melhorar a precisão do modelo.

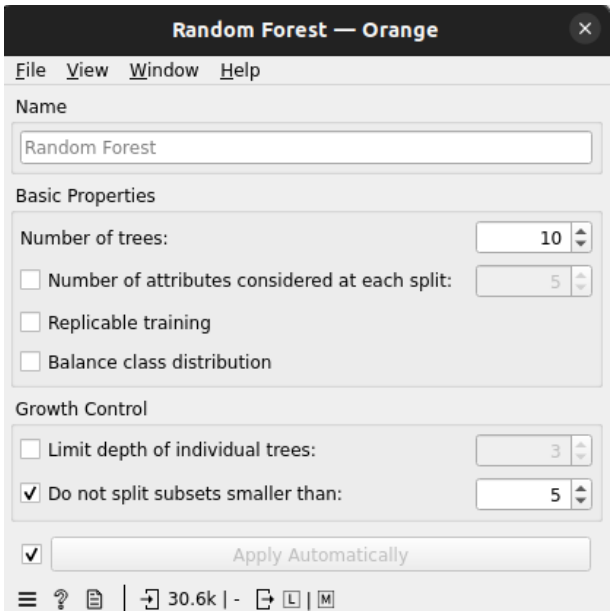


Figura 10 – Configuração dos parâmetros da random forest.

2.3 Modelo de Regressão

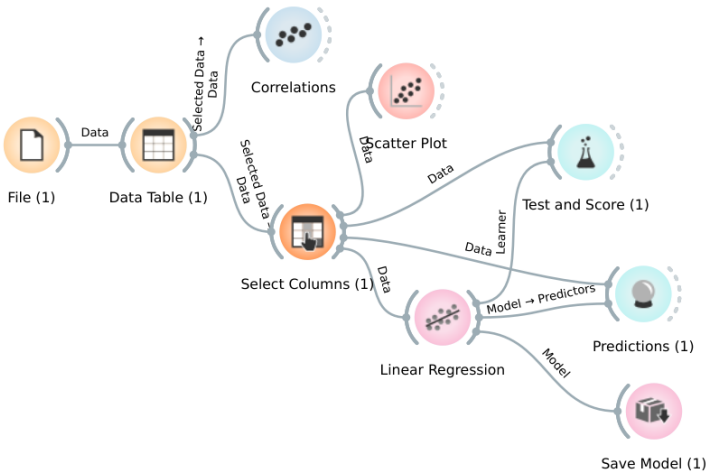


Figura 11 – Diagrama do modelo de regressão no orange.

2.3.1 Seleção de variáveis

Comecei selecionando algumas variáveis com o propósito de identificar correlações:

- CATEGORIA_ADMINISTRATIVA
- ORGANIZACAO_ACADEMICA
- GRAU
- MODALIDADE
- SITUACAO_CURSO
- QT_VAGAS_AUTORIZADAS
- CARGA_HORARIA
- REGIAO

2.3.2 Verificação de dados nulos

A primeira etapa foi verificar os dados nulos para não da problema no algoritmo de regressão.

```
df.isnull().sum()
```

```
CATEGORIA_ADMINISTRATIVA    0
ORGANIZACAO_ACADEMICA       0
GRAU                        0
MODALIDADE                  0
SITUACAO_CURSO              0
QT_VAGAS_AUTORIZADAS        0
CARGA_HORARIA               0
REGIAO                      0
dtype: int64
```

Figura 12 – Verificação de dados nulos.

A qualidade do dataset se mostra boa, pois não foi preciso fazer o tratamento dos valores nulos.

2.3.3 Pré-processamento: Normalização

Para o algoritmo de regressão performar bem, foi necessário normalizar as variáveis numéricas QT_VAGAS_AUTORIZADAS e CARGA_HORARIA, para isso, usei o método StandardScaler da biblioteca Scikit-Learn. O método de normalização StandardScaler transforma os dados para que tenham média zero e desvio padrão igual a um, ajustando os valores de cada característica para que fiquem na mesma escala e melhorem o desempenho dos algoritmos de aprendizado de máquina.

2.3.4 Pré-processamento: Transformação

Também foi necessário fazer uma transformação das variáveis categóricas, para isso usei o método OneHotEncoder também do Scikit-Learn. O método OneHotEncoder converte variáveis categóricas em uma representação binária, criando colunas adicionais para cada categoria possível, onde o valor 1 indica a presença da categoria e 0 a ausência, permitindo que algoritmos de aprendizado de máquina que de antemão só funcionam com variáveis numéricas, trabalhem com dados categóricos.

2.3.5 Escolha do algoritmo

Para o modelo de regressão usei a regressão linear. A regressão linear é um método estatístico que modela a relação entre uma variável dependente e uma ou mais variáveis independentes, ajustando uma linha reta (ou hiperplano, no caso de múltiplas variáveis) que minimiza a soma dos quadrados dos erros entre as previsões e os valores reais.

3 RESULTADOS

3.1 Modelo de Classificação

A seguir mostro resultados gerais acerca do modelo de classificação. Para entender melhor os resultados da Figura [13], precisamos explicar algumas métricas.

A **Curca de ROC** (AUC) refere-se à área sob a curva ROC (Receiver Operating Characteristic). AUC é uma métrica de desempenho para modelos de classificação binária que mede a capacidade do modelo de distinguir entre classes positivas e negativas.

A **Acurácia** (CA) refere-se a proporção de previsões corretas (tanto verdadeiros positivos quanto verdadeiros negativos) em relação ao total de exemplos.

O **F1-Score** (F1) é média harmônica da precisão e da revocação. É útil quando é necessário um equilíbrio entre precisão e revocação.

A **Precisão** (Prec) é proporção de verdadeiros positivos em relação ao total de previsões positivas. Indica a qualidade das previsões positivas do modelo.

Já a **Revocação** (Recall) é a proporção de verdadeiros positivos em relação ao total de exemplos reais positivos. Mede a capacidade do modelo de encontrar todos os exemplos positivos.

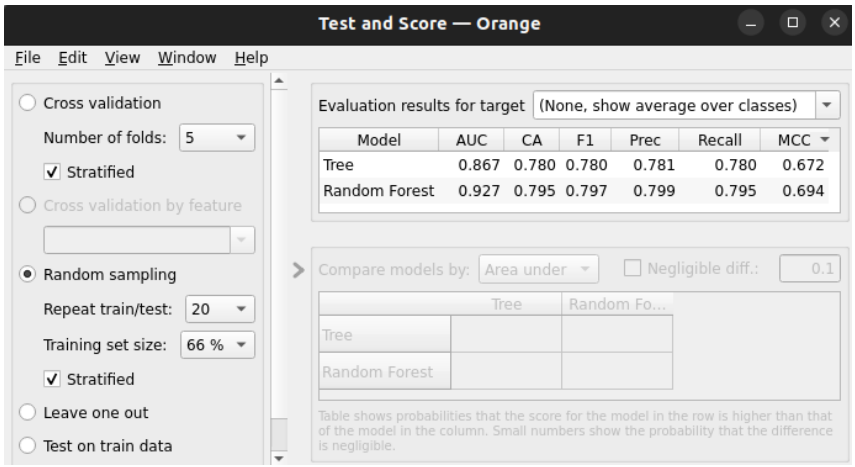


Figura 13 – Avaliação geral do modelo de classificação.

Também temos outra métrica de avaliação muito importante, a Matriz de Confusão. A matriz de confusão é uma tabela usada para avaliar o desempenho de um modelo de classificação, mostrando as previsões corretas e incorretas em cada categoria. Aqui está uma explicação simples:

- **Verdadeiros Positivos (TP)**: Casos em que o modelo previu corretamente a classe positiva.
- **Verdadeiros Negativos (TN)**: Casos em que o modelo previu corretamente a classe negativa.

- **Falsos Positivos (FP)**: Casos em que o modelo previu incorretamente a classe positiva (falsos alarmes).
- **Falsos Negativos (FN)**: Casos em que o modelo previu incorretamente a classe negativa (erros de omissão).

A estrutura da matriz de confusão é geralmente assim:

	Previsto Positivo	Previsto Negativo
Real Positivo	TP	FN
Real Negativo	FP	TN

Ela ajuda a entender onde o modelo está errando e é especialmente útil para detectar desequilíbrios nas classificações. Uma matriz de confusão é considerada boa quando os valores na diagonal principal (verdadeiros positivos e verdadeiros negativos) são altos e os valores fora da diagonal principal (falsos positivos e falsos negativos) são baixos. Nas Figuras [14] e [15] temos os valores em proporção na unidade de porcentagem para fins didáticos.

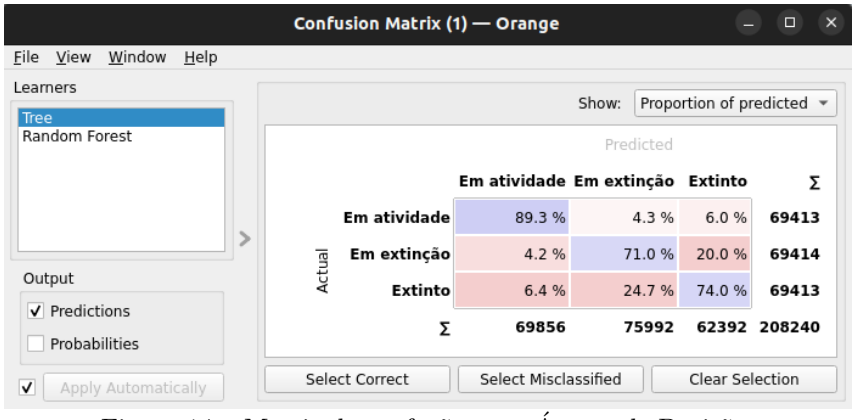


Figura 14 – Matriz de confusão para Árvore de Decisão.

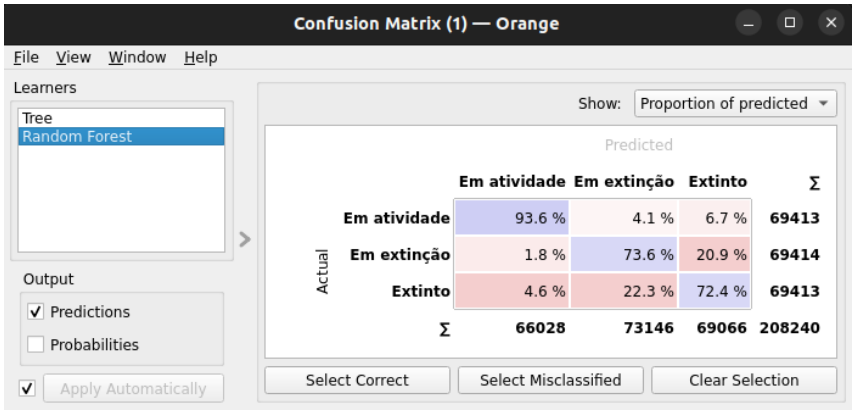


Figura 15 – Matriz de confusão para Florestas Aleatórias.

3.2 Modelo de Regressão

Para construção desse modelo foi usada a correlação de Pearson, conhecida como coeficiente de correlação de Pearson, que mede a força e a direção da relação linear entre duas variáveis quantitativas.

- **Valor**: O coeficiente de correlação de Pearson varia de -1 a 1.
  - **1** indica uma correlação positiva perfeita (quando uma variável aumenta, a outra também aumenta de forma linear).
  - **-1** indica uma correlação negativa perfeita (quando uma variável aumenta, a outra diminui de forma linear).
  - **0** indica nenhuma correlação linear (as variáveis não têm uma relação linear discernível).
- **Fórmula**:

$$r = \frac{\sum(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum(x_i - \bar{x})^2 \sum(y_i - \bar{y})^2}}$$

  Onde x_i e y_i são os valores das variáveis, e $\bar{x}$ e $\bar{y}$ são suas médias.
- **Interpretação**: Um coeficiente de correlação de Pearson próximo de 1 ou -1 sugere uma forte relação linear, enquanto valores próximos de 0 indicam uma relação fraca ou inexistente. Outra informação relevante é que a correlação de Pearson não captura relações não lineares.

Conforme a Figura [16] percebe-se que a variável mais correlacionada a CARGA HORÁRIA é o GRAU de um determinado curso, independente se é Bacharelado, Licenciatura, Tecnólogo ou ABI, pois o OneHotEncoder apesar de dividir uma variável em suas subcategorias, uma categoria só acaba representando todas as outras.

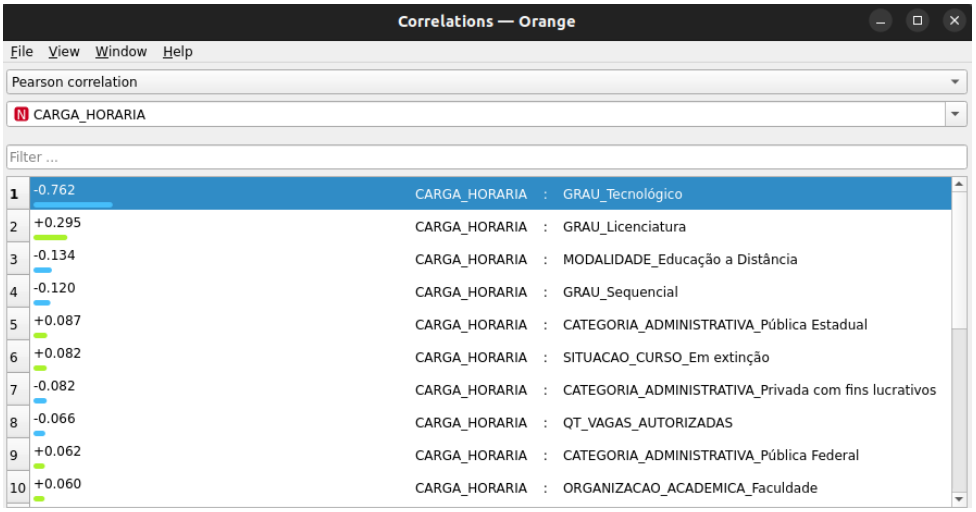


Figura 16 – Correlação de Pearson.

A regressão linear é uma técnica estatística usada para modelar e analisar a relação entre uma variável dependente e uma ou mais variáveis independentes. O objetivo é encontrar a melhor linha reta que se ajusta aos dados, minimizando a soma dos quadrados das diferenças entre os valores reais e os valores previstos pela linha.

Em sua forma mais simples, a regressão linear analisa a relação entre duas variáveis:

- **Variável Dependente** (y): A variável que estamos tentando prever.
- **Variável Independente** (x): A variável usada para prever a variável dependente.

A equação da linha de regressão é:

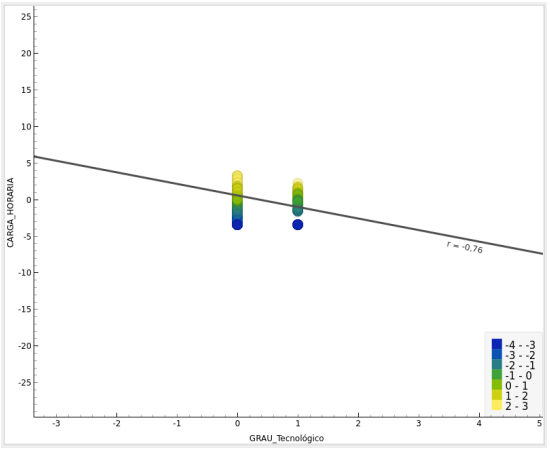
$$y = \beta_0 + \beta_1 x + \epsilon$$

onde:

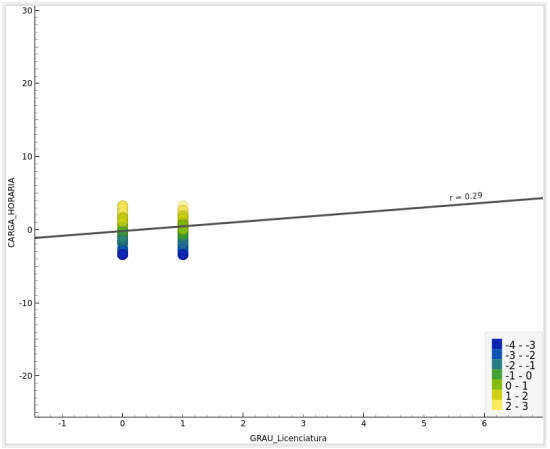
- β_0 é o intercepto da linha.
- β_1 é o coeficiente de regressão que representa a inclinação da linha.
- ϵ é o termo de erro.

No gráfico, a regressão linear é representada por uma linha reta que tenta se ajustar da melhor maneira possível aos pontos de dados. O gráfico mostra:

- **Pontos de Dados**: Representam as observações reais da variável dependente e independente.
- **Linha de Regressão**: A linha reta que minimiza a soma dos quadrados das distâncias verticais entre os pontos de dados e a linha.



(a) Gráfico de regressão GRAU por CARGA HORARIA.



(b) Gráfico 2 de regressão GRAU por CARGA HORARIA.

Figura 17 – Gráficos de regressão GRAU por CARGA HORARIA.

Por fim, os resultados do modelo de Regressão. Aqui estão explicações breves de MSE, RMSE, MAPE e R^2, que são métricas comuns para avaliar modelos de regressão:

- **MSE (Mean Squared Error)**:
  - É a média dos quadrados dos erros, ou seja, a diferença entre os valores previstos pelo modelo e os valores reais.
  - Fórmula:
$$\text{MSE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2$$
  - MSE penaliza erros grandes mais fortemente, pois os erros são elevados ao quadrado.
- **RMSE (Root Mean Squared Error)**:

  - É a raiz quadrada da média dos quadrados dos erros. Fornece uma medida do erro em unidades da variável de resposta.
  - Fórmula:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2}$$

  - RMSE é mais interpretável do que MSE porque está na mesma escala que os dados.

- **MAPE (Mean Absolute Percentage Error)**:
  - É a média das diferenças absolutas entre os valores previstos e os valores reais, expressas como uma porcentagem dos valores reais.
  - Fórmula:

$$\text{MAPE} = \frac{100\%}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i}\right|$$

  - MAPE é útil para entender o erro em termos relativos, mas pode ser problemático se os valores reais forem muito próximos de zero.

- R^2 **(Coeficiente de Determinação)**:
  - Mede a proporção da variância total dos dados que é explicada pelo modelo. Um valor de R^2 próximo de 1 indica que o modelo explica bem a variabilidade dos dados.
  - Fórmula:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^2}$$

    onde $\bar{y}$ é a média dos valores reais.
  - R^2 varia de 0 a 1, onde 0 indica que o modelo não explica nenhuma variabilidade e 1 indica que explica toda a variabilidade dos dados.

Essas métricas ajudam a avaliar a precisão e a eficácia dos modelos de regressão, cada uma fornecendo uma perspectiva diferente sobre o desempenho do modelo.

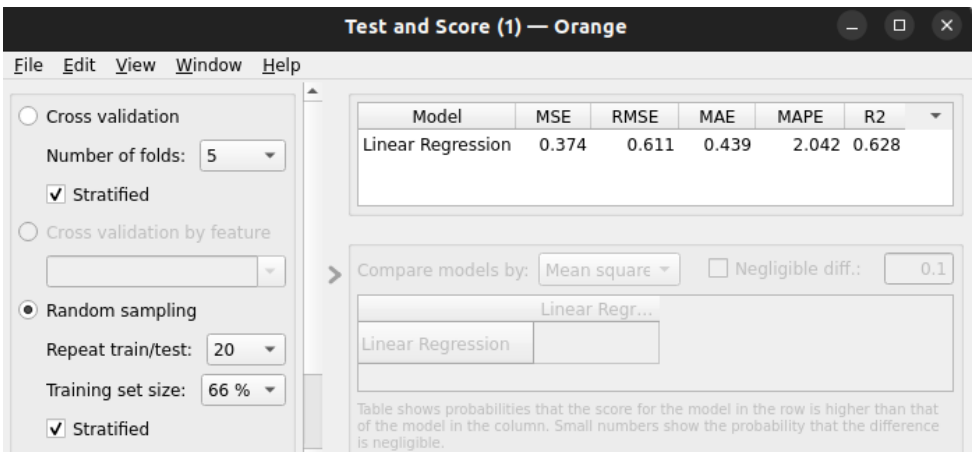


Figura 18 – Avaliação geral do modelo de regressão.

	Linear Regression	error	CARGA_HORARIA
1	0.754921	-0.27...	1.02974
2	-0.995294	0.414...	-1.40984
3	0.754921	1.013...	-0.25905
4	0.754921	-1.27...	2.02774
5	-0.995294	-0.02...	-0.966281
6	-0.995294	0.439...	-1.43448
7	0.754921	0.181...	0.573856
8	0.754921	-1.24...	2.0031
9	0.454469	-0.69...	1.15295
10	0.754921	-2.22...	2.97647

Figura 19 – Predições do modelo de regressão.

4 CONCLUSÃO

Os principais achados do artigo foi um bom desempenho do modelo de classificação, com 79% de acurácia, porém, para o modelo de regressão os erros foram relativamente altos, o que indica que existe apenas uma leve linearidade entre a carga horaria e o grau de um curso. Esses resultados contribuem para lideranças de universidades e faculdades na tomada de decisão em relação a oferta de cursos. Algumas limitações foram encontradas, principalmente em relação ao dataset, onde não encontra-se tantos dados numéricos, dificultando a criação de modelos de predição com uso de regressão.

REFERÊNCIAS

MEC. *Cursos de Graduação do Brasil*. 2022. Disponível em: ⟨https://dadosabertos.mec.gov.br/indicadores-sobre-ensino-superior/item/183-cursos-de-graduacao-do-brasil⟩.