



DETERMINANTES DAS VAGAS REMANESCENTES EM ENGENHARIA MECÂNICA: UM ESTUDO DE REGRESSÃO NAS UNIVERSIDADES FEDERAIS

DETERMINANTS OF REMAINING VACANCIES IN MECHANICAL ENGINEERING: A REGRESSION STUDY IN FEDERAL UNIVERSITIES

Carlos Eduardo Sanches da Silva¹, Voniclesse de Queiroz Melo²,
Leonardo Lourenço de Souza³

DOI: 10.37702/REE2236-0158.v45p500-518.2026

RESUMO: O Ensino Superior brasileiro enfrenta desafios e oportunidades para seu aperfeiçoamento, sendo um dos principais desafios a existência de vagas remanescentes nas Universidades Federais, onde, de um total de 107 mil vagas anuais, cerca de 20% não são preenchidas. Diante desse cenário, este estudo tem como objetivo identificar e analisar os fatores que influenciam a estimativa do índice de vagas remanescentes nos cursos presenciais de graduação em Engenharia Mecânica. A partir da aplicação da análise de regressão múltipla, obteve-se um modelo com ajuste de 64,18%, valor considerado satisfatório para estudos que envolvem aspectos humanos. Os resultados mostram que as variáveis anos de funcionamento do curso, índice da carga horária do curso, nota do ENADE, avaliação do mercado e índice de vagas anuais oferecidas em relação às vagas autorizadas apresentam associação inversa com a variável resposta; ou seja, o aumento desses fatores está associado à redução do índice de vagas remanescentes. Por outro lado, a nota do programa de pós-graduação *stricto sensu* da CAPES apresentou associação direta, indicando que notas mais altas para essa variável correspondem a maiores índices de vagas remanescentes. Este é um resultado controverso, pois sugere que cursos de pós-graduação com melhor avaliação estão associados à existência de vagas remanescentes no cenário analisado. Esses fatores devem ser considerados os principais direcionadores das ações de qualidade do curso, visando à redução das vagas remanescentes.

PALAVRAS-CHAVE: vagas remanescentes; Engenharia Mecânica; análise de regressão.

ABSTRACT: Brazilian higher education faces both challenges and opportunities for improvement, one of the most significant being the persistence of unfilled places at federal universities. Of approximately 107,000 places offered annually, nearly 20% remain unfilled. Against this background, this study aims to identify and analyze the factors associated with the estimated rate of unfilled places in on-campus undergraduate Mechanical Engineering programs. Multiple regression analysis yielded a model with an explanatory power of 64.18%, which is considered satisfactory for studies involving human-related factors. The results indicate that the variables program age, program workload index, ENADE score, market evaluation, and the ratio of places offered annually to authorized places are inversely associated with the response variable. In other words, increases in these factors are associated with a reduction in the rate of unfilled places. Conversely, the CAPES score assigned to the *stricto sensu* graduate program showed a direct association, indicating that higher scores for this variable correspond to higher rates of unfilled places. This finding is controversial, as it suggests that more highly rated graduate programs are associated with the persistence of unfilled undergraduate places within the context analyzed. These factors should therefore be regarded as key drivers of course-quality improvement initiatives aimed at reducing the number of unfilled places.

KEYWORDS: remaining vacancies; Mechanical Engineering; regression analysis.

¹ Universidade Federal de Itajubá – UNIFEI, sanches@unifei.edu.br

² Universidade Federal de Itajubá – UNIFEI, voni@unifei.edu.br

³ Universidade Federal de Itajubá – UNIFEI, leo.lourenco93@gmail.com



INTRODUÇÃO

Nas Universidades Federais (UFs), um dos problemas relevantes é o elevado número de vagas remanescentes, especialmente por serem públicas e gratuitas, embora enfrentem altos custos operacionais (Bergo, Costa e Riani, 2025). Cortelazzo (2018) define as vagas remanescentes ou ociosas como aquelas que se surgem no decorrer do desenvolvimento de um determinado curso, anteriormente ocupadas por discentes, mas que são abandonadas devido a intercorrências pessoais ou acadêmicas e, dessa forma, tornam-se disponíveis novamente. Essas vagas podem ocorrer tanto no ingresso quanto ao longo do curso, devido a abandonos. As vagas remanescentes podem ser calculadas anualmente por meio de um índice, obtido pela diferença entre o número de vagas oferecidas e o número de matrículas efetivadas, dividida pelo número de vagas oferecidas, cujos valores estão disponíveis no Censo da Educação Superior.

Em 2021, as vagas remanescentes das UFs foram da ordem de 20,2%, um montante de 107 mil vagas (INEP, 2022), sendo a maior parte referente ao processo de ingresso. Bergo, Costa e Riani (2025) identificam causas como a oferta excessiva de vagas em cursos com baixa demanda, dificuldades administrativas para disponibilizar as vagas remanescentes e a necessidade de ações de permanência para estudantes, especialmente por meio de assistência estudantil para a população vulnerável. Além disso, enfatizam a importância da transparência na divulgação dos dados sobre vagas remanescentes e a urgência de um posicionamento ativo por parte do Ministério da Educação, da Secretaria de Ensino Superior (MEC/SESU), da Associação Nacional dos Dirigentes das Instituições Federais de Ensino Superior (ANDIFES), dos gestores das universidades e dos demais atores sociais competentes, no sentido de promover ações que resultem em melhorias.

Diversos estudos na literatura utilizam métodos de modelagem e previsão aplicados à Educação Superior (Wen-Jian *et al.*, 2011; Akmeşe, Kör e Erbay, 2021; Sabanal *et al.*, 2024; Flores, Heras e Julian, 2022; Sánchez-Sánchez *et al.*, 2024). Vivemos na era dos dados, em que informações são continuamente armazenadas e acumuladas em larga escala. Nesse cenário, torna-se essencial revelar relações e tendências significativas, em especial na educação superior. Nesse contexto, surge a pergunta de pesquisa: “Quais fatores estão associados ao índice de vagas remanescentes nos cursos de graduação em Engenharia Mecânica (EM)?”. Assim, o objetivo deste estudo é identificar e analisar quantitativamente, por meio da



Regressão Linear Múltipla (RLM), as variáveis que apresentam associação com esse índice.

MATERIAIS E MÉTODOS

No Brasil, o Sistema Nacional de Avaliação da Educação Superior (SINAES) foi criado pela Lei nº 10.861, de 14 de abril de 2004. O sistema contempla todas as Instituições de Ensino Superior (IES) vinculadas ao sistema federal de ensino. O SINAES fundamenta-se: na Avaliação das Instituições de Educação Superior (AVALIES); na Avaliação dos Cursos de Graduação (ACG); no Exame Nacional do Desempenho dos Estudantes (ENADE); no Censo anual da Educação Superior; e no Cadastro de Cursos e Instituições (INEP, 2009).

A qualidade no Ensino Superior é um conceito multidimensional, frequentemente mensurado por indicadores como o Conceito Preliminar de Curso (CPC) e o Indicador de Diferença entre os Desempenhos Observado e Esperado (IDD) (INEP, 2009), que expressam diferentes aspectos do desempenho acadêmico e da formação oferecida (Cunha, 2014; Barnett, 2008). De forma complementar, aspectos relacionados à gestão universitária também podem contribuir para a avaliação da qualidade institucional. Dombroski, Santos e Voese (2019) analisaram o desempenho da gestão das Universidades Federais em comparação com os resultados de *rankings* de universidades, como avaliação do mercado, qualidade do ensino, nota de instrução de professores e nota dos concluintes.

Além dos indicadores de desempenho, aspectos estruturais e contextuais do curso são considerados, como data de funcionamento do curso de graduação (início), carga horária total, turno de funcionamento e região geográfica. O tempo de funcionamento pode refletir a experiência acumulada pelo curso, enquanto cargas horárias superiores ao mínimo estabelecido podem aumentar as exigências acadêmicas e ampliar o tempo necessário para a conclusão. O turno e a localização geográfica, por sua vez, podem interferir nas possibilidades de ingresso e permanência, sobretudo entre estudantes que precisam conciliar estudo e trabalho ou que enfrentam condições socioeconômicas menos favoráveis (Teixeira, 1989; Paul e Silva, 1998; Knop, 2008; Magalhães *et al.*, 2010). Já Oliven (2005) destaca o papel da graduação no desenvolvimento dos cursos de pós-graduação, assim como a contribuição das pesquisas realizadas na pós-graduação para aprimorar os cursos de graduação.



Dessa forma, a revisão identifica múltiplos fatores a serem considerados na análise do índice de vagas remanescentes nos cursos de graduação, conforme sintetizado na Tabela 1.

Tabela 1 – Fatores identificados na literatura para análise do índice de vagas remanescentes

Autores	Fatores									
	Data de início de funcionamento do curso	Carga horária total do curso	Turno do curso	Região geográfica	CPC	IDD	Nota do ENADE	Avaliação do mercado	Qualidade do ensino	Nota programa de pós-graduação <i>stricto sensu</i>
Teixeira (1989)	X									
Lucas (1994)	X									
Paul e Silva (1998)			X	X				X		
Catani, Oliveira e Dourado (2001)		X								
Oliven (2005)	X									X
Barnett (2008)								X		X
Knop (2008)			X	X	X	X			X	
Magalhães <i>et al.</i> (2010)		X								X
Andrade <i>et al.</i> (2014)		X								X
Cunha (2014)			X		X	X	X		X	X
Dombroski, Santos e Voese (2019)					X	X	X	X	X	X
Santos e Silva (2023)								X		X

Fonte: elaborada pelos autores.

Dados organizados ao longo de diferentes períodos podem ser utilizados em análises de regressão para identificar padrões históricos e verificar as relações entre variáveis (Heinze *et al.*, 2024; Srinivasan *et al.*, 2023). Fundamentado em Chatterjee e Hadi (2006), adotou-se a RLM para analisar as associações entre as variáveis explicativas e a variável resposta. A escolha desse método justifica-se por apresentar as seguintes características: definição de apenas uma variável resposta (y), que, neste estudo, corresponde ao índice de vagas remanescentes da graduação; e múltiplas variáveis explicativas ($x_1; x_2; x_3; \dots x_n$), que correspondem aos fatores identificados na Tabela 1. A RLM permite estimar a direção e a magnitude da associação de cada variável explicativa com a variável resposta, considerando simultaneamente as demais variáveis incluídas no modelo. Além disso, segundo Sen, Günay e Tunç (2019), a regressão múltipla apresenta facilidade de implementação e modelagem, devido à disponibilidade de ferramentas estatísticas específicas em diferentes ambientes de programação.



O modelo de uma RLM pode ser expresso pela Equação 1:

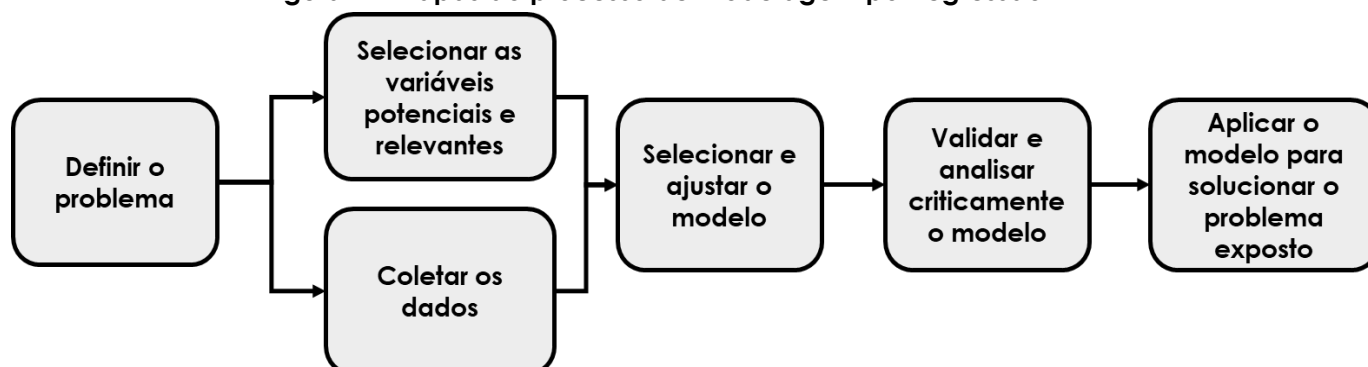
$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \dots + \beta_k x_{jk} + \varepsilon_i, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad \text{Eq. [1]}$$

Para a estimação dos coeficientes de regressão, o método mais utilizado é o Método dos Mínimos Quadrados (Montgomery, Jennings e Kulahci, 2015). Um dos critérios utilizados para analisar e comparar os modelos é o coeficiente de determinação múltipla (R^2), que indica a proporção da variação explicada pelo modelo de regressão e mede a qualidade do ajuste do modelo aos dados. Um modelo estimado satisfatório deve atender a algumas suposições na análise dos resíduos, tais como: os erros são variáveis aleatórias com valor esperado nulo e variância constante; os termos de erro são normalmente distribuídos; os erros não são correlacionados (são independentes entre si); as variáveis independentes e o termo de erro não são correlacionados; e as variáveis independentes não apresentam multicolinearidade (relações lineares perfeitas entre as variáveis), a qual pode causar sérios efeitos na estimação dos parâmetros e no ajuste do modelo (Chatterjee e Hadi, 2006; Sobral e Rocha, 2019; Martins *et al.*, 2020). Cabral e Lins (2011) recomendam o uso do teste de Durbin-Watson (DW) (Durbin e Watson, 1951) para verificar a presença de autocorrelação nos resíduos do modelo.

RESULTADOS E DISCUSSÃO

Para a obtenção dos resultados, foram utilizados os passos propostos por Chatterjee e Hadi (2006), conforme a Figura 1. Os softwares Microsoft Excel® e o Minitab® 20.0 foram utilizados para o processamento dos dados.

Figura 1 – Etapas do processo de modelagem por regressão



Fonte: adaptada de Chatterjee e Hadi (2006).



Definição do problema

O foco desta pesquisa são os cursos de graduação em Engenharia Mecânica (EM) das Universidades Federais. Inicialmente, identificaram-se, por meio do sistema e-MEC, os cursos presenciais de graduação em EM aprovados pela Secretaria de Regulação e Supervisão da Educação Superior (Seres) do MEC (Tabela 2).

Tabela 2 – Número de cursos de graduação autorizados pela Seres em EM

Categoria administrativa	Número de cursos							
	Atividade		Extinção		Extinto		Total	
	Abs.	%	Abs.	%	Abs.	%	Abs.	%
Pública Federal	110	16,1%	1	2,2%	0	0,0%	111	13,2%
Pública Estadual	18	2,6%	11	24,4%	1	0,9%	30	3,6%
Pública Municipal	3	0,4%	0	0,0%	1	0,9%	4	0,5%
Privada sem fins lucrativos	181	26,5%	7	15,6%	28	25,0%	216	25,7%
Privada com fins lucrativos	371	54,2%	26	57,8%	81	72,3%	478	56,8%
Especial	1	0,15%	0	0,0%	1	0,9%	2	0,2%
Total	684	81,3%	45	5,4%	112	13,3%	841	100%

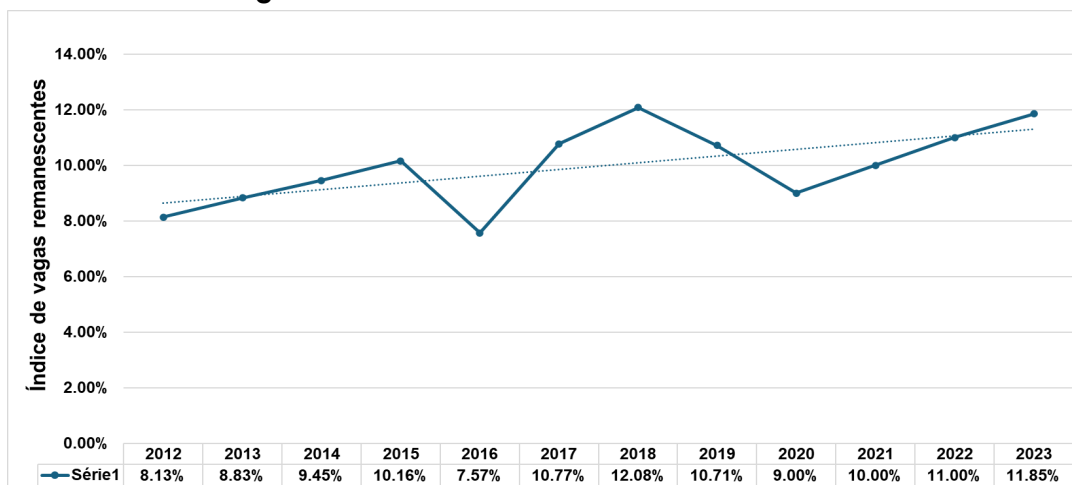
Fonte: Plataforma e-MEC, dados coletados em 10 de junho de 2024.

Verifica-se na Tabela 2 que foram aprovados 841 cursos, sendo consideradas suas variações (por exemplo, EM: ênfase em materiais; aeronáutica; automotiva; armamento). Os cursos da categoria administrativa “pública federal” são estratificados em: 4 cursos no IME e no ITA; 46 nos Institutos Federais e nos CEFETs; e 60 cursos nas Universidades Federais. Assim, as UFs contribuem com 8,77% dos cursos de graduação de EM, com 4.690 vagas aprovadas anualmente.

Por meio dos dados do Censo da Educação Superior, fornecidos pelo Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (INEP), foram tabulados e calculados anualmente os índices de vagas remanescentes nos cursos de graduação em EM das Universidades Federais, no período de 2012 a 2023 (Figura 2). Observa-se que esse índice se manteve relativamente estável, com mediana de 10,08%, embora tenha apresentado tendência de crescimento ao longo do período analisado.



Figura 2 – Índice de vagas remanescentes das Universidades Federais nos cursos de EM



Fonte: elaborada pelos autores.

Seleção das variáveis potenciais e relevantes

O índice de vagas remanescentes (F15) foi definido como variável resposta (y), enquanto as variáveis explicativas identificadas na revisão bibliográfica estão apresentadas no Quadro 1.

Quadro 1 – Potenciais variáveis explicativas relacionadas ao índice de vagas remanescentes

Variáveis	Fonte de dados	Observações
F1 – Anos de funcionamento do curso	Plataforma e-MEC.	Calculado em anos desde o início do curso até 2024.
F2 – Índice da carga horária do curso	Plataforma e-MEC.	Índice: carga horária ÷ 3.600 h mínimas do Conselho Nacional de Educação (CNE).
F3 – Turno do curso	Plataforma e-MEC.	Codificação: 1 = integral; 2 = noturno; 3 = vespertino; 4 = matutino.
F4 – Região geográfica	Plataforma e-MEC; Site do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE).	Densidade populacional de 18–24 anos por região.
F5 – Nota do CPC	Plataforma e-MEC.	Densidade populacional de 18–24 anos por região.
F6 – Nota do IDD	Plataforma e-MEC.	IDD mais recente; quando ausente, usada a mediana.
F7 – Nota do ENADE	Plataforma e-MEC.	Última nota disponível (2019); quando ausente, usa-se a mediana.
F8 – Índice de vagas anuais oferecidas pelas vagas autorizadas	Plataforma e-MEC (vagas autorizadas); site da universidade (vagas oferecidas).	Razão entre vagas oferecidas e autorizadas em 2024 (%).
F9 – Número de ingressos	Site da universidade, considerando o ano de 2024.	1 = ingresso anual; 2 = ingresso semestral.
F10 – Avaliação do mercado	Site do Ranking Universitário Folha de 2023 (RUF).	Índice do RUF (avalia as instituições de ensino superior e compara seus cursos de graduação).
F11 – Qualidade do ensino		
F12 – Nota de instrução dos professores		
F13 – Nota dos concluintes		



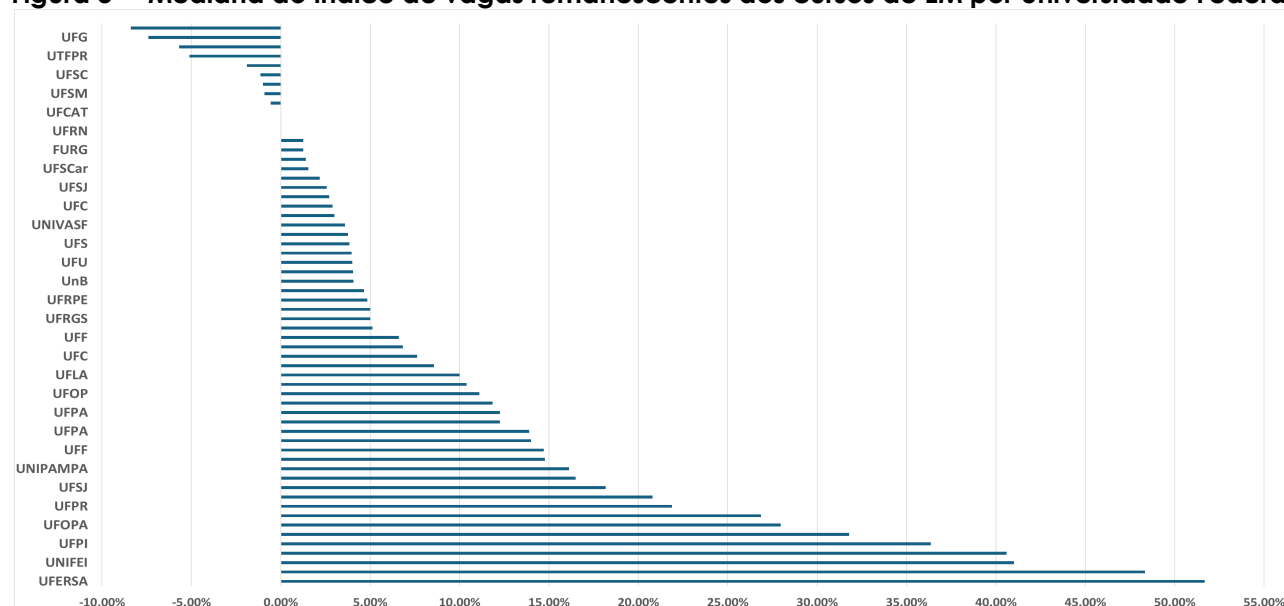
F14 - Nota do programa de pós-graduação <i>stricto sensu</i> (Nota do PPG)	Site da universidade; Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES, 2017-2020).	Considerada apenas se houver programa de pós-graduação <i>stricto sensu</i> em Eng. Mecânica: usada a nota da quadrienal 2017-2020.
F15 – Índice de vagas remanescentes	Plataforma INEP: dados do Censo da Educação Superior.	Razão entre as vagas totais e remanescentes (2012 – 2023); adotada a mediana do período.

Fonte: elaborada pelos autores.

Coleta dos dados

Sapnken *et al.* (2018) recomendam a disponibilidade de fontes confiáveis de dados; sendo assim, as variáveis foram coletadas a partir das seguintes fontes de dados: e-MEC, IBGE, INEP, RUF e *site* de universidades (Quadro 1). Utilizou-se o Censo da Educação Superior do INEP para os anos de 2012 a 2023 a fim de calcular o índice de vagas ocupadas anualmente para cada curso de graduação em EM. Para as análises estatísticas, utilizou-se o valor da mediana, por ser uma medida robusta, capaz de reduzir a influência de valores atípicos, caso existam (Cobo e Batanero, 2000). A mediana do índice de vagas remanescentes de cada curso de EM das Universidades Federais é apresentada na Figura 3.

Figura 3 – Mediana do índice de vagas remanescentes dos cursos de EM por Universidade Federal



Fonte: elaborada pelos autores.

Observa-se que existem vagas remanescentes na maioria dos cursos de graduação em EM, porém alguns cursos apresentam valores negativos, o que significa que ingressaram mais alunos do que o número de vagas oferecidas.



Existem universidades que oferecem cursos de graduação em mais de um *campus* (por exemplo, a Universidade Tecnológica Federal do Paraná – UTFPR e a Universidade Federal de Itajubá – UNIFEI), bem como em um mesmo *campus*, porém em turnos diferentes (por exemplo, nos turnos integral e noturno).

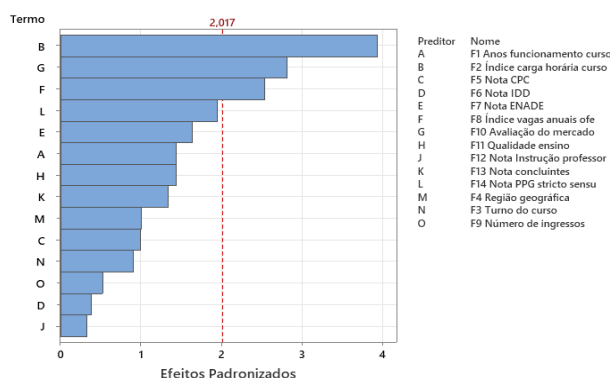
Seleção e ajuste do modelo

Para selecionar o modelo de regressão e ajustá-lo aos dados disponíveis, seguiu-se a sequência descrita por Chatterjee e Hadi (2006). A equação de RLM foi estimada considerando F15 como variável resposta e F1, F2, ..., F14 como variáveis explicativas. O modelo apresentou R^2 ajustado de 43,05% e R^2 preditivo de 29,30%. Para Quinino, Reis e Bessegato (1991), o R^2 representa a proporção da variabilidade da variável resposta (y) explicada pelo modelo de regressão, considerando as variáveis independentes (F1 a F14). Os autores reforçam que, ao se tentar modelar variáveis que envolvem o comportamento das pessoas, tais índices podem representar um poder explicativo satisfatório, dada a complexidade inerente aos fenômenos socioeducacionais analisados. Identificar quais variáveis explicativas estão associadas a alterações no valor da variável resposta é um conhecimento vantajoso. No entanto, apesar do ajuste, o modelo obteve elevados valores de p -value no teste de ANOVA (Figura 4(a)). Já a Figura 4(b) mostra o gráfico de Pareto dos efeitos padronizados para a resposta F15 (índice de vagas remanescentes). Identificam-se como fatores estatisticamente significativos para a estimativa do índice de vagas remanescentes: F2 (índice da carga horária do curso), F10 (avaliação do mercado) e F8 (índice de vagas anuais oferecidas em relação às vagas autorizadas).

Figura 4 – Variáveis significativas para a resposta F15

Análise de Variância

Fonte	GL	SQ (A _j)	QM (A _j)	Valor F	Valor-P
Regressão	16	0,63315	0,039572	3,79	0,000
F1 Anos funcionamento curso	1	0,02168	0,021677	2,07	0,157
F2 Índice carga horária curso	1	0,16221	0,162209	15,53	0,000
F5 Nota CPC	1	0,01025	0,010254	0,98	0,327
F7 Nota ENADE	1	0,02817	0,028165	2,70	0,108
F6 Nota IDD	1	0,00151	0,001509	0,14	0,706
F4 Região geográfica	1	0,01058	0,010576	1,01	0,320
F14 Nota PPG stricto sensu	1	0,03978	0,039775	3,81	0,058
F10 Avaliação do mercado	1	0,08262	0,082623	7,91	0,007
F11 Qualidade ensino	1	0,02166	0,021662	2,07	0,157
F12 Nota Instrução professor	1	0,00112	0,001120	0,11	0,745
F13 Nota concluintes	1	0,01863	0,018631	1,78	0,189
F8 Índice vagas anuais ofe	1	0,06714	0,067137	6,43	0,015
F3 Turno do curso	3	0,03368	0,011227	1,07	0,370
F9 Número de ingressos	1	0,00286	0,002858	0,27	0,604
Erro	43	0,44922	0,010447		
Total	59	1,08236			



(a) Análise de variância

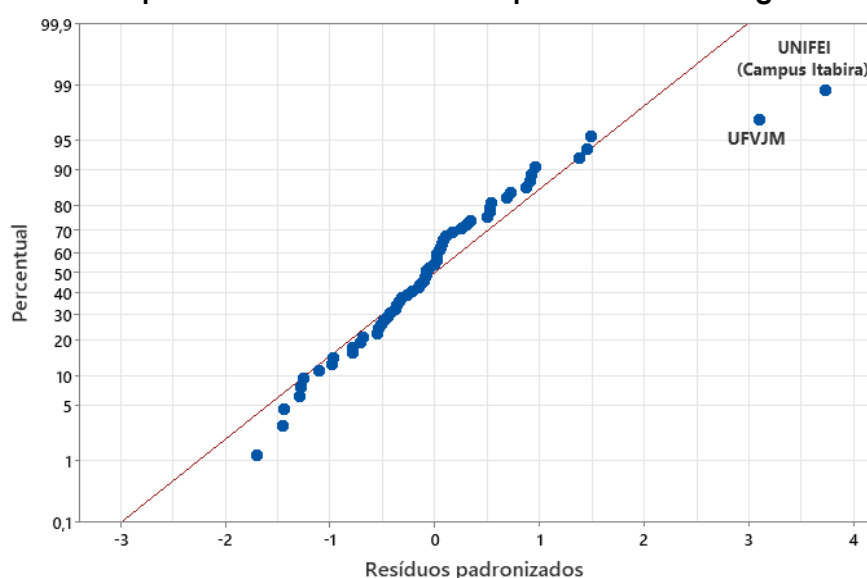
(b) Gráfico de Pareto dos efeitos padronizados

Fonte: elaborada pelos autores.



Ao analisar os resíduos no ajuste do modelo, observou-se que estes não seguem uma distribuição normal (ver Figura 5), com valor de *p-value* menor que $\alpha = 0,05$. Identificou-se que os pontos que representam os cursos da UFVJM e da UNIFEI (*campus* Itabira) comprometem os pressupostos para a aplicação da RLM. Além disso, aplicou-se a estatística de DW para avaliar a possibilidade de existência de autocorrelações significativas nos resíduos. Ao considerar os limites tabulados por Savin e White (1977) para um tamanho de amostra de $n = 60$ observações, $k = 14$ (variáveis independentes) e nível $\alpha = 0,05$, o intervalo obtido foi de $D_L = 1,06764$ e $D_U = 2,17681$. O valor da estatística de DW foi igual a $d = 1,09201$; como $D_L < d < D_U$, o teste é inconclusivo. Assim, não é possível concluir sobre a presença ou ausência de autocorrelação nos resíduos, sendo necessárias observações adicionais.

Figura 5 – Gráfico de probabilidade normal da resposta índice de vagas remanescentes



Fonte: elaborada pelos autores.

Diante dessas análises, um novo modelo foi calculado após a remoção dos dois pontos (UFVJM e UNIFEI, *campus* de Itabira), considerados *outliers* do conjunto de dados. Esse modelo de regressão ajustado resultou em uma nova equação de RLM, obtendo-se R^2 ajustado de 69,44% e R^2 preditivo de 56,03%. O modelo apresentou significância estatística global no teste de ANOVA, com *p-value* inferior a 0,05. Além disso, os testes F ajustados apresentados na tabela de ANOVA para cada termo indicaram significância estatística, ao nível de 5%, para as variáveis (Figura 6(a)): F1 (anos de funcionamento do curso), F2 (índice da carga horária do curso), F5 (nota do CPC), F7 (nota do ENADE), F8 (índice de vagas anuais oferecidas em relação às

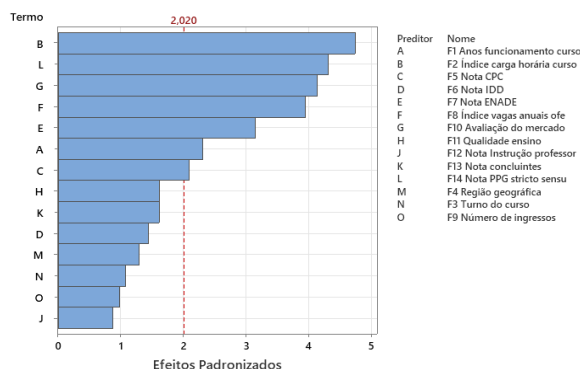


vagas autorizadas), F10 (avaliação do mercado) e F14 (nota do PPG). O mesmo pode ser observado no gráfico de Pareto dos efeitos padronizados (Figura 6(b)).

Figura 6 – Variáveis significativas para a resposta F15 após remoção dos outliers

Análise de Variância

Fonte	GL	SQ (A _j)	QM (A _j)	Valor F	Valor-P
Regressão	16	0,699016	0,043689	9,09	0,000
F1 Anos funcionamento curso	1	0,025624	0,025624	5,33	0,026
F2 Índice carga horária curso	1	0,108250	0,108250	22,53	0,000
F5 Nota CPC	1	0,021102	0,021102	4,39	0,042
F7 Nota ENADE	1	0,047622	0,047622	9,91	0,003
F6 Nota IDD	1	0,010058	0,010058	2,09	0,156
F4 Região geográfica	1	0,008112	0,008112	1,69	0,201
F14 Nota PPG stricto sensu	1	0,089245	0,089245	18,57	0,000
F10 Avaliação do mercado	1	0,082447	0,082447	17,16	0,000
F11 Qualidade ensino	1	0,012696	0,012696	2,64	0,112
F12 Nota Instrução professor	1	0,003705	0,003705	0,77	0,385
F13 Nota concluintes	1	0,012507	0,012507	2,60	0,114
F8 Índice vagas anuais ofe	1	0,075138	0,075138	15,64	0,000
F3 Turno do curso	3	0,018803	0,006268	1,30	0,286
F9 Número de ingressos	1	0,004699	0,004699	0,98	0,328
Erro	41	0,196989	0,004805		
Total	57	0,896006			



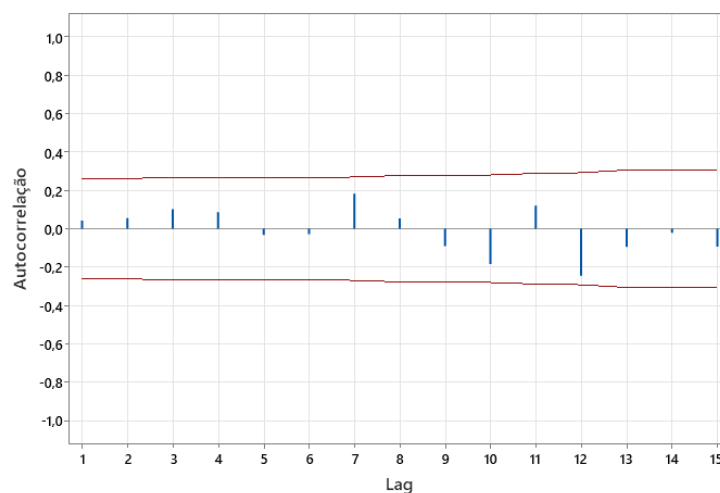
(a) Análise de variância

(b) Gráfico de Pareto dos efeitos padronizados

Fonte: elaborada pelos autores.

Ao analisar os resíduos no ajuste do modelo, observou-se que seguiam uma distribuição normal com valor de p -value de 0,531. Aplicou-se novamente a estatística de DW para avaliar a possibilidade de existência de autocorrelações significativas nos resíduos. Para um tamanho de amostra $n = 58$ observações, $k = 14$ e nível $\alpha = 0,05$, o intervalo obtido foi de D_L 1,04288 e D_U 2,19489. O valor da estatística de DW foi igual a $d = 1,92988$; como $D_L < d < D_U$, o teste é inconclusivo, tornando necessárias análises adicionais. Para isso, realizou-se a análise da Função de Autocorrelação dos Resíduos (ACF), visando detectar possíveis autocorrelações não capturadas pelo teste de Durbin-Watson (Figura 7).

Figura 7 – Gráfico da Função de Autocorrelação para os resíduos padronizados



Fonte: elaborada pelos autores.



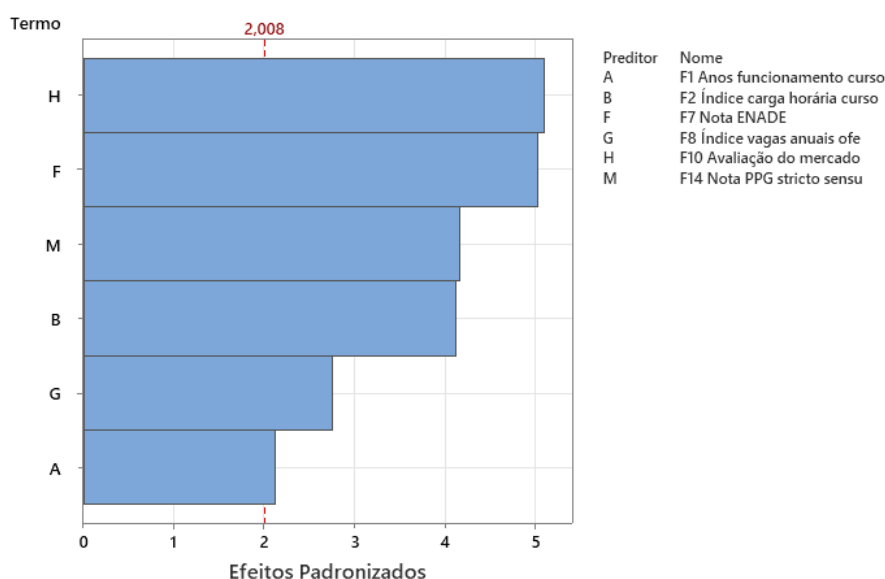
O gráfico ACF mede a correlação entre os resíduos do modelo em diferentes defasagens (*lags*), verificando a independência dos erros (Montgomery, Jennings e Kulahci, 2015). Considerando os limites de significância de 5% para autocorrelações, observa-se na Figura 7 que não há evidência de autocorrelação significativa nos resíduos. Portanto, o modelo está bem ajustado em relação à independência dos erros.

Por fim, o terceiro modelo foi calculado utilizando o método *Stepwise*, considerando apenas as variáveis estaticamente significativas. Assim, resultou-se na Equação 2:

$$F15 = 1,332 - 0,001020 \cdot F1 - 0,618 \cdot F2 - 0,0669 \cdot F7 + 0,02584 \cdot F14 - 0,00678 \cdot F10 - 0,1852 \cdot F8 \quad \text{Eq. [2]}$$

Este novo modelo apresenta resultados de 64,18% para o R^2 ajustado e de 56,96% para o R^2 preditivo. Além disso, o teste F da ANOVA indicou significância estatística global do modelo ($p\text{-value} < 0,05$), enquanto os testes individuais dos termos apontaram significância estatística para as seguintes variáveis: F1 (anos de funcionamento do curso), F2 (índice da carga horária do curso), F7 (nota do ENADE), F8 (índice de vagas anuais oferecidas em relação às vagas autorizadas), F10 (avaliação do mercado) e F14 (nota do PPG) (Figura 8).

Figura 8 – Gráfico de Pareto dos efeitos padronizados para a resposta F15 com *Stepwise*

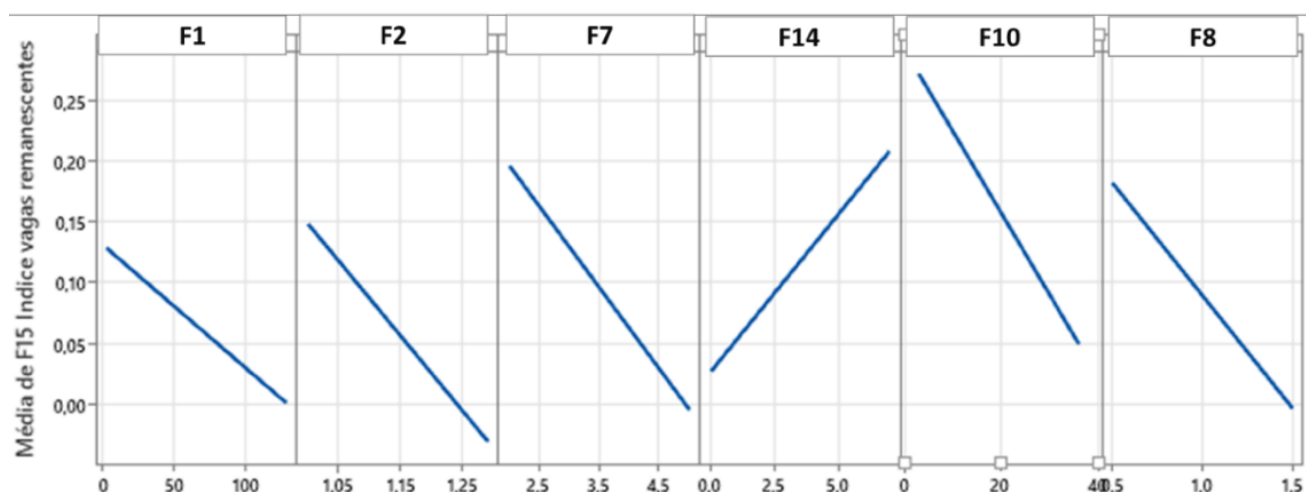


Fonte: elaborada pelos autores.

Validação e análise crítica do modelo

A Figura 9 apresenta o gráfico dos efeitos principais para a resposta F15.

Figura 9 – Gráfico dos efeitos principais para a resposta F15



Fonte: elaborada pelos autores.

Observa-se que a variável de maior influência no índice de vagas remanescentes é a F10 (avaliação do mercado) do RUF. Esse resultado confirma a preocupação dos ingressantes com boas oportunidades de trabalho após a graduação e o valor atribuído ao diploma no mercado de trabalho, aspecto também apontado por Paul e Silva (1998), Barnett (2008) e Dombroski, Santos e Voese (2019).

A variável F7 (nota do ENADE) reflete a qualidade da formação acadêmica e a preparação dos estudantes para o mercado de trabalho, avaliando o rendimento dos concluintes em relação às diretrizes curriculares dos cursos e ao desenvolvimento de competências e habilidades necessárias para sua formação geral e profissional. Essa valorização da formação acadêmica e profissional foi identificada nas pesquisas de Cunha (2014) e Dombroski, Santos e Voese (2019).

A variável F1 (anos de funcionamento do curso) indica que cursos mais antigos e consolidados tendem a apresentar menor índice de vagas remanescentes, em razão do reconhecimento e prestígio na sociedade. No entanto, esses cursos enfrentam o desafio de equilibrar tradição e modernização, conforme apontam Teixeira (1989) e Oliven (2005).

A variável F14 (nota do PPG), que mede o desempenho da pós-graduação, sendo as notas 6 e 7 indicativas de padrões internacionais, apresentou uma



associação direta com o índice de vagas remanescentes. Esse resultado indica que, no cenário analisado, instituições com programas de excelência estão associadas a maiores índices de ociosidade, o que contrasta com estudos anteriores (Oliven, 2005; Barnett, 2008; Dombroski, Santos e Voese, 2019), que sugerem que a qualidade da pós-graduação costuma atrair ingressantes para a graduação. No entanto, esse resultado não permite afirmar que o conceito do PPG contribua diretamente para a existência de vagas remanescentes, uma vez que o método adotado não possibilita estabelecer uma relação causal.

A variável F2 (índice da carga horária do curso) mostra que cursos com duração ligeiramente superior ao mínimo de 3.600 horas (mediana dos dados analisados de 3.832 horas) tendem a reduzir vagas remanescentes, por oferecerem formação mais sólida (Catani, Oliveira e Dourado, 2001). Por outro lado, cargas excessivas podem impactar negativamente o equilíbrio biopsicossocial dos estudantes, evitando, por exemplo, privar os discentes de praticar atividades físicas e de lazer, além de interferir em sua vida social e afetiva (Andrade *et al.*, 2014).

Por fim, a variável F8 (índice de vagas anuais oferecidas em relação às vagas autorizadas) indica que, quanto mais próximo o número de vagas oferecidas estiver do número de vagas autorizadas pela Secretaria de Regulação e Supervisão da Educação Superior (Seres), menor tende a ser o índice de vagas remanescentes. Esse resultado sugere que o alinhamento entre a quantidade de vagas autorizadas e efetivamente ofertadas pode contribuir para um planejamento institucional mais adequado.

Nesse contexto, o Brasil enfrenta um déficit estimado de 75 mil engenheiros, o que evidencia a necessidade de ampliar a formação de profissionais qualificados para atender às demandas do mercado (Nakashima, 2024). Esse planejamento torna-se importante diante das transformações associadas à Indústria 4.0, que podem aumentar a demanda por profissionais de EM e, consequentemente, a procura pelos cursos da área (Santos e Silva, 2023).

Em geral, a Figura 9 permite concluir que o aumento nos fatores F1, F2, F7, F8 e F10 atua na redução das vagas remanescentes, enquanto a nota da pós-graduação (F14) caminha no sentido oposto dentro do cenário das universidades federais analisado.

Aplicação do modelo para solucionar o problema exposto

O modelo de regressão múltipla desenvolvido permite sua aplicação por gestores como ferramenta de apoio à identificação das variáveis associadas às



vagas remanescentes, auxiliando na compreensão dos fatores que influenciam esse fenômeno e na tomada de decisões institucionais. Dessa forma, o modelo pode contribuir para o planejamento de estratégias institucionais mais direcionadas à redução das vagas remanescentes e à melhoria da gestão dos cursos de graduação.

Por exemplo, a variável de maior influência identificada, a avaliação de mercado (F10), sugere que o reconhecimento da instituição pelo mercado de trabalho pode estar associado à atratividade do curso para os ingressantes. Na prática, isso implica que gestores de cursos com altos índices de vagas remanescentes devem priorizar investimentos em *marketing* institucional, fortalecer parcerias com empresas para estágios e monitorar o sucesso profissional de seus egressos. Aumentar a visibilidade da qualidade do curso e a empregabilidade do diploma de EM pode auxiliar na redução das vagas remanescentes.

CONCLUSÕES

Os resultados mostraram que, nos cursos presenciais de Engenharia Mecânica das Universidades Federais, o índice de vagas remanescentes corresponde a cerca de 10%, ou aproximadamente 470 vagas anuais, valor inferior à média nacional de 20% apontada pelo INEP. O modelo final de RML explica aproximadamente 64,18% da variância observada no índice de vagas remanescentes, o que é considerado satisfatório para estudos que envolvem aspectos humanos. Verificou-se que fatores de funcionamento do curso (F1), a carga horária do curso (F2), a nota do ENADE (F7), o índice de vagas anuais oferecidas em relação às vagas autorizadas (F8) e a avaliação do mercado (F10) influenciam significativamente a estimativa do índice de vagas remanescentes (F15); ou seja, o aumento nesses fatores está associado à redução desse índice.

Destaca-se a variável nota do PPG, que apresentou uma associação direta com a variável resposta: quanto maior a nota CAPES, maiores são os índices de vagas remanescentes. Esse resultado é considerado controverso, pois contrasta com a literatura que associa a qualidade da pós-graduação ao fortalecimento da graduação, evidenciando que, no cenário analisado, as instituições com programas mais bem avaliados apresentaram maior ociosidade de vagas nos cursos de EM. No entanto, esse resultado representa uma associação estatística e não uma relação de causalidade, sugerindo a necessidade de estudos futuros para compreender as razões dessa dinâmica.



Como limitações, ressalta-se que alguns fatores apontados pela literatura, como turno, região geográfica e índice IDD, não se mostraram significativos neste estudo, o que sugere necessidade de análises adicionais. Para dar continuidade, recomenda-se incorporar outros potenciais fatores como, por exemplo, detalhes do Projeto Pedagógico do Curso (PPC), perfil dos coordenadores e existência de mecanismos de atração de candidatos (por exemplo: existência de colégio de aplicação na universidade; vestibular seriado; vestibular próprio). Também é importante identificar práticas adotadas em outras UFs com menores índices de vagas remanescentes e replicar esse estudo em outros cursos de graduação.

A análise também evidenciou que cursos com maior tradição apresentam menores índices de vagas remanescentes, como os da UTFPR (*campus* Guarapuava), da UFG, da UFSC e da UFSM, os quais podem servir como referência para identificação de boas práticas que contribuem para a redução de vagas remanescentes. Para complementar a análise dos resultados do modelo de RLM desenvolvido, sugere-se, em estudos futuros, a realização de entrevistas com os coordenadores de cursos presenciais de graduação de EM das universidades federais com menores índices. Essa abordagem pode contribuir para compreender, a partir da perspectiva dos gestores, os possíveis fatores relacionados à existência dessas vagas e verificar se esses fatores correspondem aos identificados neste estudo.

Por fim, a principal contribuição deste estudo é fornecer evidências sobre os fatores que mais influenciam a existência de vagas remanescentes nos cursos presenciais de Engenharia Mecânica das Universidades Federais. Os resultados podem orientar ações institucionais e políticas públicas para a redução dessas vagas remanescentes, fortalecendo a eficiência do sistema e contribuindo para a qualidade do Ensino Superior brasileiro.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem ao CONFEA/CDEN, à CAPES, ao CNPq e à FAPEMIG pelo apoio financeiro.



REFERÊNCIAS

- AKMEŞE, Ö. F.; KÖR, H.; ERBAY, H. Use of machine learning techniques for the forecast of student achievement in higher education. **Information Technologies and Learning Tools**, v. 82, n. 2, p. 297-311, 2021.
- ANDRADE, J. B. C. *et al.* Contexto de formação e sofrimento psíquico de estudantes de medicina. **Revista Brasileira de Educação Médica**, v. 38, n. 2, p. 231-242, 2014.
- BARNETT, R. **Para una transformación de la universidad: nuevas relaciones entre investigación, saber y docencia**. Barcelona: Octaedro, 2008.
- BERGO, M. M. de R.; COSTA, B. L. D.; RIANI, J. de L. R. Gestão de vagas remanescentes sob a ótica da gestão administrativa das Instituições Federais de Ensino Superior. **Revista Internacional de Educação Superior**, Campinas, SP, v. 11, p. e025015, 2025.
- CABRAL, A. M. R.; LINS, I. D. Aplicação de *bootstrap* para teste de Durbin-Watson: uma contribuição para cenários na economia. **Economia Política do Desenvolvimento**, Maceió, v. 4, n. 12, p. 69-90, 2011.
- CATANI, A. M.; OLIVEIRA, J. F. de; DOURADO, L. F. Política educacional, mudanças no mundo do trabalho e reforma curricular dos cursos de graduação no Brasil. **Educação & Sociedade**, v. 22, p. 67-83, 2001.
- CHATTERJEE, S.; HADI, A. S. **Regression analysis by example**. Hoboken: John Wiley & Sons, 2006.
- COBO, B.; BATANERO, C. La mediana en la educación secundaria obligatoria: ¿un concepto sencillo? **UNO: Revista de Didáctica de las Matemáticas**, v. 23, p. 85-96, 2000.
- CORTELAZZO, A. L. Oferta de vagas remanescentes como política institucional para a remediação da ociosidade e do abandono escolar. In: CONFERENCIA LATINOAMERICANA SOBRE EL ABANDONO EN LA EDUCACIÓN SUPERIOR (CLABES), 8., 2018, Panamá. **Anais [...]**. Panamá: Universidad Tecnológica de Panamá, 2018. p. 857-865.
- CUNHA, M. I. da. A qualidade e ensino de graduação e o complexo exercício de propor indicadores: é possível obter avanços? **Avaliação: Revista da Avaliação da Educação Superior**, v. 19, n. 2, p. 453-462, 2014.
- DOMBROSKI, L.; SANTOS, M. R. dos; VOESE, S. B. Relação entre indicadores de desempenho de gestão das universidades federais e os *rankings* Índice Geral de Cursos e Ranking Universitário Folha. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE CUSTOS, 26., 2019, Curitiba. **Anais [...]**. Curitiba: ABC, 2019.
- DURBIN, J.; WATSON, G. S. Testing for serial correlation in least squares regression II. **Biometrika**, v. 38, n. 1/2, p. 159-177, 1951.
- FLORES, V.; HERAS, S.; JULIAN, V. Comparison of predictive models with balanced classes using the SMOTE method for the forecast of student dropout in higher education. **Electronics**, v. 11, n. 3, p. 457, 2022.
- HEINZE, G. *et al.* Regression without regrets: initial data analysis is a prerequisite for multivariable regression. **BMC Medical Research Methodology**, v. 24, p. 178, 2024.
- INEP. Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira. **SINAES: da concepção à regulamentação**. 5. ed. rev. e ampl. Brasília, DF: Inep, 2009.
- INEP. Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira. **Censo da Educação Superior 2021: divulgação dos principais resultados**. Brasília, DF: Inep, 2022.



- KNOP, M. N. H. **A escolha de curso superior dos vestibulandos da Universidade Federal do Rio Grande do Sul: um estudo quantitativo com utilização de análise de correspondência múltipla**. 2008. Dissertação (Mestrado em Sociologia) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2008.
- LUCAS, C. J. **American higher education: a history**. New York: St. Martin's Griffin, 1994.
- MAGALHÃES, E. A. *et al.* Custo do ensino de graduação em instituições federais de ensino superior: o caso da Universidade Federal de Viçosa. **Revista de Administração Pública**, v. 44, n. 3, p. 637-666, 2010.
- MARTINS, Y. S. *et al.* Analysis and forecast of Brazilian's ISO 9001 certifications and its relationship with economic and social indicators. In: INTERNATIONAL JOINT CONFERENCE ON INDUSTRIAL ENGINEERING AND OPERATIONS MANAGEMENT (IJCIEOM), 26., 2020, Rio de Janeiro. **Proceedings [...]**. Rio de Janeiro: ABEPRO, 2020.
- MONTGOMERY, D. C.; JENNINGS, C. L.; KULAHCI, M. **Introduction to time series analysis and forecasting**. 2. ed. Hoboken: John Wiley & Sons, 2015.
- NAKASHIMA, F. Pesquisa da CNI aponta déficit de 75 mil engenheiros no mercado brasileiro. **Correio Braziliense**, Brasília, DF, 15 dez. 2024. Disponível em: <https://www.correio braziliense.com.br/euestudante/trabalho-e-formacao/2024/12/7007814-pesquisa-da-cni-aponta-deficit-de-75-mil-engenheiros-no-mercado-brasileiro.html>. Acesso em: 3 jul. 2026.
- OLIVEN, A. C. A marca de origem: comparando colleges norte-americanos e faculdades brasileiras. **Cadernos de Pesquisa**, v. 35, n. 125, p. 111-135, 2005.
- PAUL, J.-J.; SILVA, N. V. Conhecendo o seu lugar: a auto-seleção na escolha de carreira. **Revista Brasileira de Política e Administração da Educação**, v. 14, n. 1, p. 115-130, 1998.
- QUININO, R. C.; REIS, E. A.; BESSEGATO, L. F. **O coeficiente de determinação R² como instrumento didático para avaliar a utilidade de um modelo de regressão linear múltipla**. Belo Horizonte: UFMG, 1991.
- SABANAL, D. *et al.* Predictive model for college students' performance in higher mathematics. **Social Sciences & Humanities Open**, v. 10, p. 101134, 2024.
- SÁNCHEZ-SÁNCHEZ, A. M. *et al.* Identifying the determinants of academic success: a machine learning approach in Spanish higher education. **Systems**, v. 12, n. 10, p. 425, 2024.
- SANTOS, L. F. da S.; SILVA, E. V. C. da. Indústria 4.0 e as inovações para a Engenharia Mecânica. **Research, Society and Development**, v. 12, n. 10, p. e41121043411, 2023.
- SAPNKEN, E. F. *et al.* Modeling and forecasting gasoline consumption in Cameroon using linear regression models. **International Journal of Energy Economics and Policy**, v. 8, n. 2, p. 111-120, 2018.
- SAVIN, N. E.; WHITE, K. J. The Durbin-Watson test for serial correlation with extreme sample sizes or many regressors. **Econometrica**, v. 45, n. 8, p. 1989-1996, 1977.
- SEN, D.; GÜNAY, M. E.; TUNÇ, K. M. M. Forecasting annual natural gas consumption using socio-economic indicators for making future policies. **Energy**, v. 173, p. 1106-1118, 2019.
- SOBRAL, M. T. M. de C.; ROCHA, L. M. Teste de Durbin-Watson: aplicação para variável data do evento. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE AVALIAÇÕES E PERÍCIAS, 20., 2019, Salvador. **Anais [...]**. Salvador: IBAPE, 2019.
- SRINIVASAN, N. *et al.* Predicting Indian GDP with machine learning: a comparison of regression models. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON ADVANCED COMPUTING AND COMMUNICATION SYSTEMS (ICACCS), 9., 2023, Coimbatore, Índia. **Proceedings [...]**. IEEE, 2023.



TEIXEIRA, A. **O ensino superior no Brasil: análise e interpretação de sua evolução até 1969**. Rio de Janeiro: Fundação Getúlio Vargas, 1989.

WEN-JIAN, Q. *et al.* An analysis for demand forecast and dynamic balance of supply and demand in higher education. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON INFORMATION MANAGEMENT, INNOVATION MANAGEMENT AND INDUSTRIAL ENGINEERING, 2011. **Proceedings [...]**, p. 484-487, IEEE, 2011.