

**O IMPACTO DO ACOLHIMENTO:
Regressão logística explica os fatores externos à universidade que contribuem para
reprovação em Geometria Analítica.**

Victor Santos Carvalho Carneiro¹, Taciano Amaral Sorrentino², Miriam Karla Rocha³

RESUMO

A reprovação em disciplinas de instituições de ensino superior atinge todos os cursos. Os fatores externos ao ambiente acadêmico podem contribuir positiva ou negativamente para um melhor aproveitamento escolar, como também a integração ao meio pode ter o mesmo efeito na vida do estudante. Esse estudo busca entender o peso dos fatores externos ao ambiente da sala de aula que impactaram na probabilidade de reprovação na disciplina de Geometria Analítica, bem como o peso que o acolhimento teve em estudantes ingressantes e como afeta a mesma probabilidade de reprovação, durante 4 semestres nos anos de 2018 a 2019. Foram analisadas 10 variáveis utilizando a metodologia de Regressão Logística para encontrar quais dessas variáveis têm relevância estatística na reprovação discente e foi feito uma fórmula que prevê a reprovação universitária com base nas variáveis encontradas. Ao entendermos quais variáveis impactam a reprovação universitária, poderemos utilizar a gestão de informação interna em ações que visem diminuir a influência desses fatores, aumentando a confiabilidade do processo de formação acadêmica.

Palavras Chave: Educação, Evasão, Acolhimento, Integração, Saúde Mental.

1 INTRODUÇÃO

A reprovação no ambiente acadêmico é um problema que atinge boa parte das Instituições de Ensino Superior (IES). Apesar de haver várias causas para explicar a evasão, a reprovação e a evasão universitária estão conectadas. Há uma correlação entre reprovações sucessivas e desligamento de vínculo universitário, de acordo com Mazzeto e Carneiro (2002). A evasão universitária foi definida pela Comissão Especial Sobre a Evasão nas Universidades Públicas Brasileiras como “a saída definitiva do aluno de seu curso de origem, sem concluí-lo” (ANDIFES, 1996). O ato de reprovar ou evadir representa, para Instituições de Ensino Superior (IES) públicas, um investimento do poder público que não vai obter um retorno esperado e, para IES privadas, perdas financeiras associadas a esses problemas. Em ambos os casos, são desperdícios de recursos com professores, funcionários, equipamentos e espaço físico, como apontam Silva Filho e colaboradores (2007, p. 642). Mas o principal prejudicado é o estudante que evade: à medida que desliga seus vínculos com a educação superior, o estudante pode estar contribuindo para diminuir a probabilidade de ascensão social que a educação proporciona, como sugere o estudo feito por Santos (2017). Além disso, Cunha, Tunes e Silva (2001) frisam que dificilmente os estudantes se sentem responsáveis pela sua evasão, sendo mais frequente o relato da ineficiência do curso e da universidade, segundo a percepção dos estudantes evadidos.

O estudante que não se sente integrado no ambiente acadêmico pode ter menos motivação para estudar e, portanto, ter um menor desempenho acadêmico. Barros e Peixoto (2022) analisaram 7177 estudantes de 77 diferentes cursos da Universidade Federal da Bahia e concluíram haver correlações entre fatores de integração social e acadêmica com sintomas de Transtornos Mentais Comuns (TMC) nos discentes. Além disso, surpreendentemente, o estudo evidencia que ter uma boa Integração Social com os Professores apresenta uma correlação negativa com TMC, mais do que a própria Integração com Colegas do Curso. Ao pesquisar por vínculos universitários e o papel das conexões na saúde dos estudantes percebemos que as conexões afetivas consideradas fortes, que proporcionam apoio quando preciso, parecem atuar como proteção à saúde emocional dos indivíduos e aumentam a sua capacidade de lidar com situações estressantes ao longo de sua trajetória. (RIOS, 2006); (SOUZA, 2017). Como também foi mostrado por Rios(2006) , os discentes que avaliam ter uma boa rede de apoio têm apresentado nos estudos menores níveis de depressão e Transtornos Mentais Comuns, corroborando com outras pesquisas na mesma linha (LIMA; DOMINGUES; CIQUEIRA, 2006) (SILVA; CERQUEIRA; LIMA, 2014). Por fim, Silva (2019) conclui que “As estimativas mostraram que os estudantes mais integrados com o meio acadêmico por meio da realização de atividades remuneradas e não remuneradas, e os que recebem benefícios financeiros para auxiliar com os custos do curso evadiram menos.”. Desistir nos primeiros anos do curso é o mais comum. Esse dado corrobora com uma série de outros estudos que analisaram a desistência de cursos de engenharia por todo Brasil. (ROCHA, 2021), (SANTOS, JUNIOR E RIBEIRO, 2015), (CHRISTO, RESENDE e KUHN, 2018), (DALBONA e ALBERTI, 2016) , (CAROLINE *et al.* 2017), (FERREIRA, CRUZ, NAKAGOMI, 2017), (MANHÃES, NUNES, PERES, 2017). E, por fim, até 2018 o Congresso Brasileiro de Educação na Engenharia publicava em seus anais trabalhos relacionados as principais causas de evasão e retenção universitária. Já no congresso de 2019 em diante, o foco saiu do problema “Evasão e Retenção” e se voltou para “Acolhimento de Ingressantes e Acompanhamento de Egressos”, evidenciando ainda mais a necessidade de se conversar sobre a integração com o ambiente acadêmico, como discutido anteriormente (ABENGE, 2023)

Considerando essa realidade, em 2018, professores e estudantes do Curso Interdisciplinar em Ciências e Tecnologias - CICT e Medicina, da em uma universidade federal no nordeste do Brasil, criaram juntos o projeto “*Mentoring*”. Trata-se de um projeto que visa promover o acolhimento e integração do estudante ingressante, além de orientações com base no conhecimento empírico dos estudantes veteranos, sob supervisão de um professor tutor da própria instituição. A iniciativa tem como objetivos principais diminuir a reprovação e, possivelmente, a evasão universitária, ao passo que melhora a saúde mental dos participantes. O projeto consiste em rodas de conversas quinzenais, com temas definidos desde o início do semestre, permitindo assim que os estudantes veteranos cedam informações empíricas para os ingressantes ao passo que trabalham suas próprias habilidades. (TONINI E PEREIRA, 2019). O fato dos mentores serem estudantes veteranos é categorizada como mentoria por pares ou *peer-mentoring*, sendo uma metodologia amplamente utilizada para maior aderência dos mentorados, contribuindo também para uma menor competitividade na atmosfera do curso (ANDREW MILLER, 2002). Relatos de estudantes veteranos mostram que sentiram diversos impactos positivos em sua saúde mental, oratória, gestão de tempo, empatia e em seus relacionamentos interpessoais, de uma forma geral. (MENEZES, 2022). E, além disso, os estudantes ingressantes que participaram do projeto como *mentees* relatam que o projeto auxiliou em sua adaptação e inserção no mundo acadêmico, melhorando sua auto-gestão, promovendo acolhimento e diminuindo sua ansiedade, contribuindo também para sua saúde mental. (MENEZES et al, 2021) (MENEZES et al, 2021). Porém, a iniciativa ainda não recebeu uma análise quantitativa sobre seus efeitos no desempenho acadêmico desses estudantes ingressantes, que são os principais alvos das práticas desenvolvidas pelo projeto. Nesse sentido, precisamos de uma ferramenta estatística, isenta de parcialidade, para avaliar se há correlação entre um melhor desempenho acadêmico e a participação do projeto.

A Regressão Logística consiste em mapear a variação de uma variável dependente em função de outras variáveis independentes, com inferência estatística sendo considerada no modelo (FERNANDES *et al*, 2020). A metodologia é utilizada para prever probabilidades de cura de algumas doenças, na área computacional com o *machine learning*, em testes de produtos, no comércio eletrônico e em diversas outras áreas de análise de dados. Como a aplicabilidade da metodologia é grande, também tem sido utilizada em diversos estudos de análise de dados de contextos educacionais. Paula Louzano (2013) utilizou a regressão para medir a diferença na probabilidade de que os alunos de distintos grupos raciais têm de fracassar na escola. Já Souza, Oliveira e Borges (2018) utilizaram a regressão logística para avaliar a probabilidade do estudante evadir, utilizando como base dados de disciplinas passadas. E ainda, Rosa, Santos e Milani (2021) encontraram fatores de risco e protetivos para explicar o fenômeno da evasão com base na forma que os estudantes se comportam na vida acadêmica. Para quaisquer dados binários que possam contar com um banco de dados disponível, a metodologia da Regressão Logística é aplicável para garantir um estudo consolidado sobre os dados que temos, analisando-os com o rigor estatístico e garantindo que haja uma descrição da realidade com ausência de parcialidade sobre os dados disponíveis.

Portanto, os altos índices de reprovação são o foco deste trabalho. Ao passo que o estudante entra no ensino superior e enfrenta dificuldades nas disciplinas mais básicas, o mesmo pode se sentir mais propenso a ter sentimentos negativos e pessimistas quanto a estadia no curso. Buscamos, portanto, entender os fatores externos à sala de aula que impactam no desempenho universitário, dentro da gama de dados que tínhamos à disposição, utilizando ferramentas consolidadas da estatística aplicada para encontrar correlações entre a reprovação e essas variáveis externas, com um índice de 95% de

confiança. Objetivando trazer economia para os cofres públicos, reduzir o estresse desnecessário no ambiente acadêmico e promover o bem estar estudantil, nos propomos a avaliar os fatores, estatisticamente significativos, que contribuíram para reprovação na disciplina de Geometria Analítica, que apresentou uma alta taxa de reprovação no período analisado, como mostrado na seção 2.3.1 deste artigo. Foram utilizados dados cedidos pela Superintendência de Tecnologia da Informação e Comunicação - SUTIC (órgão da universidade) dos semestres de 2018.1 a 2019.2. E buscamos, adicionalmente, verificar se um projeto que promove a integração social e acadêmica (Mentoring) é um fator relevante para evitar a reprovação universitária.

2 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

A análise que foi feita utilizou a técnica de Regressão Logística em um banco de dados cedido pela Superintendência de Tecnologia da Informação e Comunicação - SUTIC, órgão este vinculado à universidade. A técnica é utilizada em pesquisas que buscam um modelo matemático para mostrar a probabilidade da ocorrência de um resultado esperado em decorrência de um conjunto de variáveis que são independentes entre si. Com dados o suficiente, a ferramenta consegue prever, com relevância estatística, as variáveis que mais impactam na ocorrência de X acontecimento, que pode ser desde óbito ou cura de uma doença, passando pela ampla aplicação no aprendizado de máquinas (*Machine Learning*) para obter resultados precisos ou, no caso deste trabalho, prever com inferência estatística a Aprovação ou Reprovação em uma disciplina específica. Portanto, este trabalho busca compreender qual a probabilidade de um fato ocorrer a partir das informações obtidas de dados coletados anteriormente e modelados em uma expressão matemática.

2.1 - A regressão logística

A regressão logística é uma forma de prever e explicar um desfecho categórico $Y()$ em função de um ou mais preditores (Xn), que podem ser contínuos e categóricos. Quando a variável dependente adota duas classes ou níveis, a regressão leva o nome de binária. Quando há mais de duas classes ou níveis, a regressão se transforma em multinomial.

A regressão linear é uma ótima ferramenta para entender a ideia da regressão logística. Estamos atrás de uma equação que explique um desfecho categórico $Y()$, porém, em vez de utilizar apenas uma variável independente que explique o fenômeno de $Y()$, temos n variáveis independentes que podem ou não ter correlação com a explicação do comportamento de Y . É, inclusive, possível de afirmar que a regressão logística funciona como um complemento da regressão linear a variáveis dependentes categóricas, partindo de uma função de ligação, uma generalização do teste do qui-quadrado (χ^2) ou, para simplificar, um caso particular da família dos modelos lineares generalizados, que implementa uma ligação *logit*. (SILVA *et al.* 2023)

As aplicações são várias: na medicina, podemos aplicar o modelo para prever as chances de desenvolver alguma doença. Também podemos investigar a probabilidade de cura de algum paciente, com base em preditores como idade, sexo, doenças pré-existent, sintomas e outras informações disponíveis. Dessa forma, a tomada de decisão é mais assertiva no sentido de seguir um tratamento ou partir para uma intervenção mais incisiva, com base nessa probabilidade encontrada. Há ainda aplicações na área do gerenciamento financeiro, onde um gerente deseja avaliar a probabilidade de inadimplência de clientes com base em sua renda, do estado civil, da escolaridade e de qualquer outra variável à disposição. Quaisquer probabilidades que

são dicotômicas, ou seja, que tem como resposta “sim ou não”, são passíveis de serem achadas com base na regressão logística binária. Seguindo os estudos de Fávero e Belfiore (2017), vamos definir o modelo dessa metodologia:

Como dito anteriormente, a regressão logística binária tem como principal objetivo estudar a probabilidade de ocorrência de um evento definido por Y , onde as respostas se apresentam de forma binária ($Y=1$ para descrever a ocorrência positiva do evento de interesse e $Y=0$ para descrever a não ocorrência do evento em questão). Para prever o comportamento de $Y()$, criamos uma função com base em variáveis explicativas. Dessa forma, podemos definir um vetor Z_i de variáveis explicativas, como parâmetros estimados seguindo a equação

$$Z_i = \alpha + \beta_1 \cdot X_{1i} + \beta_2 \cdot X_{2i} + \dots + \beta_k \cdot X_{ki} \quad (1)$$

onde Z é conhecido por *logito*, α representa a constante da equação, β_j ($j = 1, 2, \dots, k$) são os parâmetros estimados com base na observação do banco de dados, X_j são as variáveis que têm poder preditivo em relação a variável dependente Y e os subscritos i representam cada observação da amostra ($i = 1, 2, \dots, n$, em que n é o tamanho da amostra). Nesse momento, nosso objetivo é definir a expressão da probabilidade p_i de ocorrência do evento de interesse para cada observação, em função do logito Z_i , ou seja, em função dos parâmetros que variam com base no nosso banco de dados. Por isso, é preciso primeiro definir o conceito de chance da ocorrência de um evento, também conhecida por *odds*, da seguinte forma:

$$chance (odds)_{y_i=1} = \frac{p_i}{1-p_i} \quad (2)$$

Vamos imaginar que vamos rolar um dado e queremos definir a probabilidade de conseguir o resultado 1 ou 2, nesse caso, dividimos o resultado esperado pela quantidade total de resultados para obter a probabilidade, ou seja, $2/6 = 0,333$ ou 33%. Utilizando (2), temos que a *chance* ou *odds* desse resultado acontecer é de $\frac{0,333}{0,666} = \frac{1}{2}$ ou 1:2. A interpretação que nós temos desse resultado é que para cada 3 lances, teremos 1 acontecimento esperado dentre outros 2 acontecimentos, seguindo as chances de ocorrência. Agora, digamos que queremos verificar as chances de conseguir 1 a 3 no dado, temos que a probabilidade é de $3/6=0,5$ ou 50% porém, as *chances*, seguindo (2), são $\frac{0,5}{0,5} = 1$ ou 1:1. Apesar de todos nós utilizarmos os termos *chance* e *probabilidade* como sinônimos, eles representam conceitos diferentes!

A Regressão Logística Binária define o *logito* como o logaritmo natural da chance, de modo que:

$$\ln(chance_{y_i=1}) = Z_i \quad (3)$$

e utilizando (2) em (3), seguimos para:

$$\ln\left(\frac{p_i}{1-p_i}\right) = Z_i \quad (4)$$

Como nosso intuito é definir uma expressão para probabilidade da ocorrência de um evento em função do *logito*, podemos matematicamente isolar p_i da seguinte maneira:

$$\frac{p_i}{1-p_i} = e^{Z_i} \quad (5)$$

$$p_i = (1 - p_i) \cdot e^{Z_i} \quad (6)$$

$$p_i \cdot (1 + e^{Z_i}) = e^{Z_i} \quad (7)$$

Portanto, a probabilidade de ocorrência de um evento, pode ser explicada pela equação (8):

$$p_i = \frac{e^{Z_i}}{1 + e^{Z_i}} = \frac{1}{1 + e^{-Z_i}} \quad (8)$$

E, a probabilidade de não ocorrência do evento pode ser explicado pela equação (9):

$$1 - p_i = 1 - \frac{e^{Z_i}}{1 + e^{Z_i}} = \frac{1}{1 + e^{Z_i}} \quad (9)$$

Partindo das expressões (1) e (8), podemos fazer uma fórmula geral para definição da probabilidade estimada de um evento que se apresenta na forma dicotômica para uma observação i da seguinte forma:

$$p_i = \frac{1}{1 + e^{-(\alpha + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki})}} \quad (10)$$

O que nós temos através dessa fórmula é a probabilidade de ocorrência do evento em estudo para cada observação que nós fazemos, variando com base nas variáveis independentes estudadas no banco de dados.

2.2 - Coleta de dados

A instituição de ensino superior analisada neste estudo faz uso de um sistema integrado que coleta e armazena os dados de todos acadêmicos pertinentes à instituição. Esse sistema coleta e armazena as informações dos estudantes, tais como renda familiar, histórico na universidade, assiduidade, notas, êxitos e reprovações acadêmicas, além de carga horária complementar e vários outros dados relevantes que podem ou não impactar a vida universitária. Os dados que foram analisados por este trabalho foram cedidos pela Pró-Reitoria de Graduação desta instituição.

Todos os dados que foram analisados também foram anonimizados antes da cessão para este estudo, a fim de garantir a privacidade dos estudantes. Vale ressaltar que conseguimos juntamente à PROGRAD os dados do semestre de 2018.1 a 2021.1 (7 semestres), porém, utilizamos os dados apenas até 2019.2 (4 semestres) para analisar as variáveis, por conta da pandemia provocada pelo COVID 19 ter sido um evento atípico que mudou toda a rotina universitária a partir do semestre 2020.1, acarretando em grandes impactos nos índices acadêmicos e taxas de aprovação/reprovação nas disciplinas. Este estudo pretende retratar a normalidade universitária.

2.3 - Tratamento dos dados

O banco de dados encontrado possui um total de 10 variáveis. Foi utilizado o período de 2018.1 a 2019.2 para fins de análise, no qual registramos 818 estudantes

ingressantes analisados. As variáveis consideradas foram: Reprovação em Geometria Analítica como variável dependente. E como variáveis independentes: Renda familiar de 1 a 4 Salários Mínimos (SM), Renda familiar de 4 a 10 SM, Renda familiar acima de 10 SM, Origem da rede de ensino Público ou Privada, Ingresso via Cota ou Ampla Concorrência, Raça Branca, Raça Negra / Parda, Outras raças, Participação no projeto Mentoring e Turno Diurno ou Noturno. Estudantes cujos valores de Índice de Rendimento Acadêmico - IRA e Índices de Eficiência Acadêmica - IEA estavam zerados foram excluídos do banco de dados, restando apenas estudantes que efetivamente tentaram cursar as disciplinas. A distribuição de proporção está descrita na tabela 1.

Variável	Quantitativo	
Renda Familiar 1 a 4 SM	585 participantes dessa classe social (71,5%)	233 não participantes desta classe social (28,5%)
Renda Familiar 4 a 10 SM	182 participantes desta classe social (22,2%)	636 não participantes desta classe social (77,7%)
Renda Familiar +10 SM	51 participantes desta classe social (6,2%)	767 não participantes desta classe social (93,8%)
Origem da Rede de Ensino	531 cursaram ensino médio em rede pública (64,9%)	287 cursaram ensino médio em rede privada (35,1%)
Cotista ou A. Concorrência	435 são estudantes cotistas (53,1%)	383 são estudantes de ampla concorrência (46,9%)
Raça Branca	299 são estudantes brancos (36,5%)	519 não são estudantes brancos (63,5%)
Raça Negra / Parda	490 são estudantes negros ou pardos (59,9%)	328 não são negros ou pardos (30%)
Outras Raças ¹	29 estudantes pertencem a outras raças (3,5%)	789 não pertencem a outras raças (96,5%)
Turno de Estudos	596 estudantes foram do período diurno (72,8%)	222 estudantes foram do período noturno (27,1%)
Participação do Mentoring	167 estudantes são participantes do Mentoring (20,4%)	651 não participaram do projeto (79,6%)
Desempenho em Geometria Analítica	318 Aprovados (38,8%)	500 Reprovados (61,1%)

¹ - Estudantes autodeclarados amarelos, indígenas e “*não quero declarar*” compõem a variável “Outras Raças”

Tabela 1 - Proporção das variáveis estudadas. Fonte: Autoria Própria. Dados: SUTIC.

2.3.1 - Caracterização do estudo

O estudo compreende informações de estudantes ingressantes do curso de Bacharelado em Ciências e Tecnologias (BIC&T). Os dados foram obtidos através da PROGRAD. Nesta instituição, a reprovação em Geometria analítica é um problema constante dos estudantes ingressantes. De acordo com os dados cedidos, houveram grandes quantidades de alunos reprovados dentre os semestres de 2018.1 a 2019.2, como mostra o Gráfico 1.

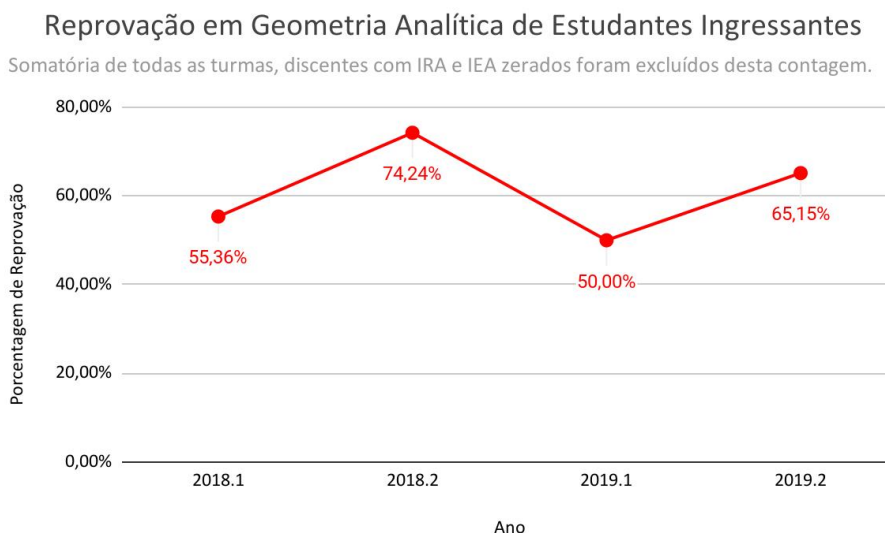


Gráfico 1 - Reprovação em Geometria Analítica. Fonte: Autoria Própria. Dados: SUTIC

O estudo compreende informações de 818 estudantes ingressantes dos semestres de 2018.1 a 2019.2, sendo um total de 4 semestres analisados. Os dados nos permitem verificar quais são as probabilidades de aprovação/reprovação na disciplina de Geometria Analítica, de acordo com as variáveis estatisticamente significantes que o estudo irá apresentar. As técnicas estatísticas empregadas neste estudo foram a análise descritiva e as análises de regressão logística binária.

2.3.2 - Obtenção dos dados

Os dados foram cedidos através de um chamado aberto junto à SUTIC, recebidos em formato de planilha eletrônica. Posteriormente foi feito o tratamento dos dados no *software WPS Office* e exportado em formato .csv para leitura no programa JASP. As variáveis binárias foram divididas em 0 e 1 em uma planilha no *WPS Office* e a lógica da nomenclatura pode ser acompanhada na Tabela 2.

2.3.3 - Preparação do banco de dados

Todos os estudantes ingressantes destes semestres foram considerados no estudo. Porém, os estudantes cujo IRA, IEA e notas são zerados foram excluídos do estudo, por entendermos que esses estudantes nem sequer tentaram participar dos estudos da disciplina de Geometria Analítica.

2.3.4 - Variável Dependente e Variáveis Independentes ou covariáveis

Neste estudo, a variável dependente (desfecho dicotômico) se trata da reprovação ou não em Geometria Analítica pelos estudantes ingressantes. Foram consideradas como co-variáveis aquelas com potenciais de serem fatores de risco para influenciar na aprovação ou reprovação do estudante. As variáveis escolhidas foram:

Origem da rede de ensino médio, Cotas utilizadas para entrar no curso, Raça Branca, Negro/Pardo e Outras Raças; Participação do Projeto de Mentoria e Renda familiar de 1 a 4 Salários Mínimos (SM), de 4 a 10 SM e acima de 10 SM.

As co-variáveis relativas à caracterização dos alunos apresentados são dicotômicas, sendo as respostas “sim” para existentes, representadas por 1, e “não” para ausentes, representadas pelo 0.

2.4 - Modelagem dos dados

Para realizar a regressão logística, foi necessário tratar os dados recebidos, a fim de inseri-los no programa JASP que iria fazer a regressão logística, como explicado na Figura 1. Foi necessário verificar quais alunos ingressantes participaram da disciplina de Geometria Analítica e padronizá-los com 0 para “reprovado” e 1 para “aprovado”. Essa mesma padronização foi feita com todas as variáveis independentes encontradas, criando *dummies* para as variáveis com mais de 2 categorias ou níveis, como é o caso das raças e renda familiar.

Após essa padronização, o arquivo foi salvo em formato .csv (separado por vírgulas). Esse arquivo é lido pelo *software* livre JASP, que dá possibilidade de fazer diversas análises estatísticas, incluindo a metodologia adotada por este trabalho. Ao ser importado, o programa fez a análise dos dados em regressão logística binária.

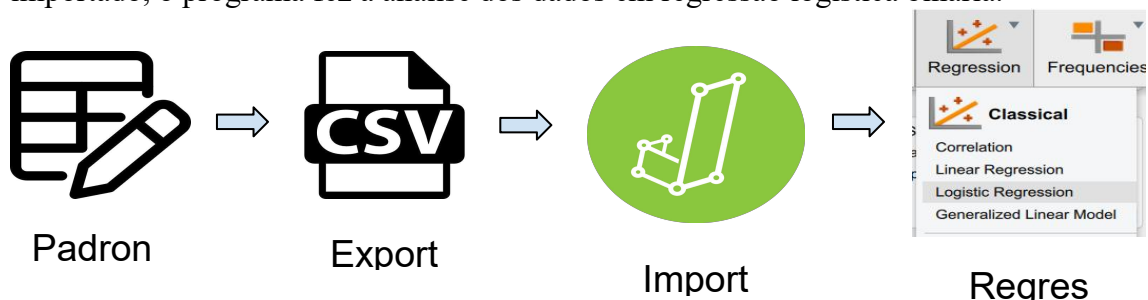


Figura 1 - Fluxo da metodologia. Fonte: Autoria própria

3 DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

3.1 - Variáveis preditoras

Através da regressão logística realizada, foram analisados 818 casos de estudantes que participaram da disciplina de Geometria Analítica na desta instituição. O valor de $Y=1$ faz referência a alunos que foram aprovados na disciplina de Geometria Analítica, enquanto $Y=0$ faz referência aos alunos que não passaram na disciplina. Foram testadas 10 variáveis que poderiam ou não predizer a probabilidade de um estudante reprovar a disciplina. Estamos buscando entender fatores além das notas, que podem ter correlação estatística com a reprovação do estudante.

Nº	Variável preditora testada	X=0	X=1	Relevância estatística
1	Renda de 1 a 4 salários mínimos	Não participa dessa classe social	Participa dessa classe social	Sim

2	Renda de 4 a 10 salários mínimos	Não participa dessa classe social	Participa dessa classe social	Não
3	Renda acima de 10 salários mínimos	Não participa dessa classe social	Participa dessa classe social	Não
4	Origem da rede de ensino Pública ou Privada	Rede pública de ensino	Rede privada de ensino	Sim
5	Raça Branca	Não pertence a essa raça	Pertence a essa raça	Não
6	Raça Negra / Parda	Não pertence a essa raça	Pertence a essa raça	Não
7	Outras Raças	Não pertence a essa raça	Pertence a essa raça	Não
8	Horário diurno ou noturno	Noturno	Horário Diurno	Não
9	Participação ou não do Mentoring	Não participou do Mentoring	Participou do Mentoring	Sim
10	Cotista ou Ampla Concorrência	Ampla Concorrência	Cotista	Não
Variável Dependente		X=0	X=1	
Y()	Reprovação ou não em G.A.	Reprovado	Aprovado	

Tabela 2 - Variáveis preditoras testadas para regressão logística. Fonte: Autoria própria.

Ao aplicar o modelo nos dados analisados, as variáveis que não apresentavam *p-value* inferior a 0,05 foram excluídas do modelo, restando apenas as variáveis que têm relevância estatística significativa para prever a reprovação estudantil, com 95% de confiabilidade. Os métodos utilizados foram o *Enter*, *forward*, e o *stepwise*. As variáveis não apresentaram divergências nos seus coeficientes dentre os métodos. As ditas “preditoras” do comportamento estudado estão expostas na figura abaixo:

	Estimate	Standard Error	Odds Ratio	z	Wald Test			95% Confidence interval (odds ratio scale)	
					Wald Statistic	df	p	Lower bound	Upper bound
(Intercept)	-0.569	0.176	0.566	-3.233	10.452	1	0.001	0.401	0.799
1 a 4 SM (1)	-0.365	0.174	0.694	-2.093	4.379	1	0.036	0.493	0.977
Publico ou privada (1)	0.646	0.165	1.908	3.910	15.289	1	< .001	1.380	2.637
Participacao Mentoring (1)	0.636	0.179	1.889	3.547	12.584	1	< .001	1.329	2.684

Imagem 2 - Variáveis explicativas quanto a Aprovação em Geometria Analítica. Fonte: Autoria própria.

3.2 - Modelagem Matemática

Para achar os valores α , β_1 , β_2 e β_3 , podemos olhar para o indicador “*Estimate*” do *software JASP*, que nos dará os valores de coeficientes que cada variável assume:

- $\alpha = -0,569$, que é o fator de intercessão encontrado nesta regressão logística;
- $\beta_1 = 0,646$, é o coeficiente encontrado que faz referência ao estudante ter cursado o ensino médio em escola privada;
- $(\beta_2 = -0,365)$, é o coeficiente encontrado que faz referência ao estudante participar de um grupo familiar de 1 até 4 salários mínimos
- $(\beta_3 = 0,636)$ é o coeficiente encontrado que faz referência ao estudante participar do projeto de mentoria por pares, que objetiva a integração do estudante ingressante, como discutido na seção 4.3 deste trabalho.

Os valores encontrados pelo modelo foram substituídos em (1) para encontrar o *zígoto* que terá a função de explicar a probabilidade de aprovação estudantil Z_a , definido por:

$$Z_a = -0,569 + 0,646.(x_1) - 0,365.(x_2) + 0,636.(x_3) \quad (11)$$

E, finalmente, substituindo (11) em (10), finalizamos a modelagem matemática necessária para encontrar, com base nos dados de 2018.1 a 2019.2, **A Probabilidade de Aprovação em Geometria Analítica** ($P_{R.G.A.}$), em função das variáveis encontradas, sendo:

$$P_{Aprovação\ em\ G.A.} = \frac{I}{I + e^{-(-0,569 + 0,646.(x_1) - 0,365.(x_2) + 0,636.(x_3))}} \quad (12)$$

3.2 - Performance do modelo

Com base nos valores encontrados, podemos analisar nosso modelo para verificar a sua performance em prever aprovações e reprovações em geometria analítica pelos discentes ingressantes. A *Accuracy* ou acurácia do modelo é o indicador que nos mostra a proporção de casos corretamente preditos pelo modelo encontrado. A taxa de acurácia do modelo foi de 64,4% para todos os 818 estudantes analisados. A matriz de confusão faz a correlação entre casos existentes e casos previstos.

Observed	Predicted		% Correct
	0	1	
0	416	84	83.200
1	207	111	34.906
Overall % Correct			64.425

Imagem 2 - *Confusion Matrix* (Matriz de Confusão)

Quando olhamos mais próximo para este indicador, percebemos que o poder preditivo desse modelo cresce ao prever com mais exatidão os casos de reprovação dos estudantes do que os casos de aprovação. Para **prever a reprovação, o modelo obteve uma taxa de acerto de 83,2%**. Esse indicador é também chamado de *specificity* ou especificidade do modelo, que nos dá a taxa de acertos para os verdadeiros-negativos

estudados. O modelo se prova consistente em prever as reprovações estudantis. Já para casos de aprovação, o modelo não é tão preciso na previsão, sendo apenas útil para prever 34,9% destes casos, obtendo a média de 64,4% de acurácia citada anteriormente.

3.3 - Teste do modelo para exemplos reais

Como vimos em 3.2, o modelo é mais preciso em prever a probabilidade de reprovação estudantil. Por isso, vamos utilizar a equação (9) para os exemplos neste cenário, procurando a probabilidade de Reprovação Estudantil. Para fazer essa troca, basta mudar o sinal de negativo de (11) do exponencial de Z_a para positivo, como podemos facilmente ver comparando (8) e (9). Portanto, podemos utilizar (9) e (11) para encontrar **Probabilidade de Reprovação em Geometria Analítica**:

$$P_{R.G.A.} = \frac{1}{1+e^{(Z_a = -0,569 + 0,646.(x_1) - 0,365.(x_2) + 0,636.(x_3))}}$$

Para verificarmos o impacto de cada variável individual, precisamos testar a fórmula para situações reais do cotidiano estudantil. Por esse motivo, criamos situações hipotéticas para retratar a realidade explicada pelos achados deste estudo. **Maria** está no melhor cenário: participou de ensino particular, participou do projeto de Mentoria e tem um elevado rendimento familiar. Já **João** é o oposto: veio de ensino público, tendo sua renda familiar total abaixo de 4 salários mínimos e não tem condições de participar do projeto de Mentoria no início do curso. Vejamos as probabilidades de reprovação desses dois estudantes:

Cenário 1) Qual a probabilidade de reprovação em Geometria Analítica de **Maria**, que cursou ensino privado ($x_1 = 1$), recebeu mentoria por pares ($x_3 = 1$) e sua família recebe acima de 4 salários mínimos ($x_2 = 0$)? (**Melhor Cenário**)

$$P_{C1} = \frac{1}{1+e^{(-0,569 + 0,646.(1) - 0,365.(0) + 0,636.(1))}}$$

$$p_{C1} = 32,89\% \text{ de probabilidade de reprovação}$$

Cenário 2) Qual a probabilidade de reprovação em Geometria Analítica de **João**, que cursou ensino público ($x_3 = 0$), não recebeu mentoria por pares ($x_1 = 0$) e sua família recebe abaixo de 4 salários mínimos ($x_2 = 1$)? (**Pior Cenário**)

$$P_{C2} = \frac{1}{1+e^{(-0,569 + 0,646.(0) - 0,365.(1) + 0,636.(0))}}$$

$$p_{C2} = 71,79\% \text{ de probabilidade de reprovação.}$$

Cenário 3) E se **Maria**, do Cenário 1, não tivesse participado do projeto de Mentoria, qual seria sua probabilidade de reprovação? ($x_3 = 0$)

$$P_{C3} = \frac{1}{1 + e^{(-0,569 + 0,646.(1) - 0,365.(0) + 0,636.(0))}}$$

$p_{C3} = 48,08\%$ de probabilidade de reprovação

Cenário 4) E se **João**, do Cenário 2, tivesse decidido por participar do projeto de Mentoria, qual seria sua probabilidade de reprovação?

$$P_{C4} = \frac{1}{1 + e^{(-0,569 + 0,646.(0) - 0,365.(1) + 0,636.(1))}}$$

$p_{C4} = 57,40\%$ de probabilidade de reprovação

4 DISCUSSÃO E CONSIDERAÇÕES FINAIS

As variáveis de rendas familiares acima de 4 salários mínimos, os diferentes tipos de raça, o ingresso via cota ou ampla concorrência e o discente estar lotado em turnos diurnos ou noturnos não apresentaram relevância estatística significativa para explicar a reprovação em Geometria Analítica. Portanto, apenas as variáveis que foram consideradas relevantes serão discutidas.

4.1 - O impacto da Origem da Rede de ensino

Considerando um estudante da rede privada de ensino, as chances desse estudante de passar na disciplina de Geometria Analítica são 1,908 vezes maior que um estudante de ensino público, de acordo com o *odds ratio* encontrado neste estudo. Em termos percentuais, há uma variação positiva de 15,4% entre a probabilidade do estudante de escola particular ser aprovado, quando comparado com estudantes de escola pública. Há uma diferença na qualidade entre o ensino público e o privado, e esse dado não é novo (Sampaio e Guimarães, 2009). Ao passo que matérias básicas são bem estruturadas dentro da mente do estudante, ele poderá passar para etapas superiores com menos esforço. O estudante ingressante de CICT precisa ter uma boa base matemática para ter também um bom rendimento na disciplina de Geometria Analítica. Coisas básicas como álgebra fatorial, expoentes e entendimento sobre vetores são cobrados logo nos primeiros dias de aula. Caso o estudante não tenha esses conhecimentos consolidados, poderá obter um nivelamento através dos cursos de Pré-física, Pré-química ou Pré-Cálculo, que são iniciativas consolidadas e incentivadas por várias universidades. Através deste nivelamento, o estudante ingressante poderá ter um maior aproveitamento nas disciplinas e diminuir o impacto que a Origem da Rede de Ensino teve em sua vida.

4.2 - O impacto da Renda familiar de 1 a 4 salários mínimos

Considerando que o estudante tenha uma renda familiar menor que 4 salários mínimos, ele terá uma chance de 0,694 de ser aprovado. A teoria nos diz que, como o coeficiente é abaixo de 1, essa é uma variável que reduz a probabilidade do evento acontecer, ou seja: a baixa renda aumenta as chances do estudante reprovar. A renda tem um peso de aproximadamente 9 pontos percentuais na variação de probabilidade do estudante ser reprovado. Também não precisamos ir muito longe para identificar que uma menor renda familiar impacta nos estudos. Ao passo que o estudante não tem acesso a tecnologias que facilitem o processo de aprendizado, ou tenha dificuldades logísticas por conta da ausência de transporte próprio, ou ainda precise trabalhar para sobreviver, o estudante fica cada vez menos disponível para, de fato, estudar. Uma boa renda permite o estudante ficar despreocupado quanto ao almoço, porque tem a opção de comer fora; quanto ao horário do transporte público, se ele tiver seu próprio transporte; suas contas mensais, caso tenha alguém para arcar com elas. Todas essas facilidades que a renda proporciona ao estudante tomam menos tempo e menos esforço do estudante ingressante e faz com que ele tenha cada vez mais tempo disponível para cumprir a agenda universitária. Bolsas de iniciação científica, ensino e extensão são importantes nesse sentido, por dar um meio de subsistência para o estudante que precisa se manter na universidade. Caso não tenha nenhuma disponível, ainda mais para o primeiro semestre, bolsas de permanência são políticas públicas importantes de serem defendidas e mantidas no ambiente acadêmico. A somatória de todos esses esforços acabam por economizar o tempo que um curso de graduação exige.

A ausência da carência se mostra relevante, de acordo com esse estudo, para evitar a reprovação estudantil. Mas a fatura de recursos não aparenta ser motivo de diminuição das taxas de reprovação, indicando que ainda são necessários esforços individuais do estudante para que ele não reprove.

4.3 - O impacto do Projeto Mentoring

Para um estudante que participou do projeto e recebeu as orientações de seus estudantes veteranos, ele terá uma chance de 1,889 vezes maior de ser aprovado na disciplina de Geometria Analítica do que um estudante que não recebeu tais orientações. Essa é uma descoberta que evidencia a importância do acolhimento e da integração do estudante ao ensino superior. O peso do projeto nas chances de reprovação se mostra tão relevante quanto o estudante ter vindo de uma rede privada de ensino. A explicação para tal fenômeno pode ser encontrada na forma que o projeto se preocupou com o ingressante.

Quando o estudante sai do ensino médio e vem para o ensino superior, as dificuldades são gigantescas: lidar com novos horários, estrutura curricular diferente do habitual, novos amigos, novos professores, novos relacionamentos, novas rotinas, novos prazos, avaliações das diferentes disciplinas, projetos de extensão, pesquisa, ensino, oportunidades de estágios, de bolsas, empresas juniores, confederações estudantis e muito, muito mais. É provável que alguns estudantes se sintam sobrecarregados por todas essas informações, logo no início do curso, e tenham dificuldade de assimilar. Somando as duas últimas variáveis, pode ser que ele se veja em um ambiente difícil por conta da sua renda familiar e ainda tenha dificuldades extras por conta de um ensino que deixou lacunas em seu aprendizado, dificultando ainda mais a adesão à vida universitária. O simples fato de orientar esses estudantes logo no início da sua vida acadêmica pode parecer algo muito trivial num primeiro momento, mas a longo prazo,

conseguimos evidências que mostram uma contribuição positiva para diminuir os índices de reprovação e, por consequência, da evasão universitária, ainda seguindo Mazzeto e Carneiro (2002).

O ato de mentorear atua diminuindo o esforço que o estudante ingressante viria ter para assimilar certos atalhos, entender as mecânicas da vida universitária e estar a par das oportunidades que lhe cercam. E, ao passo que a mentoria é feita por pares, a aceitação é bem melhor. O projeto conseguiu contribuir para uma redução média na probabilidade de reprovação na ordem de 15,2%, aproximadamente a mesma redução encontrada em estudantes que tiveram sua origem de ensino em escolas privadas (15,4%).

Uma orientação sobre os caminhos para extrair benefícios da vida acadêmica pode ser de grande valia para tratar os problemas que são recorrentes no cotidiano dos estudantes que mais precisam. Guiar os estudantes que necessitam para que eles possam encontrar bolsas e auxílios universitários, além de oportunidades de iniciação científica e afins, pode contribuir para tratar os problemas de renda do ingressante. Mostrar o caminho das iniciativas que nivelam seu nível educacional, como é o caso do pré-cálculo, monitorias e afins podem servir para tratar as suas deficiências de ensino. Se esses caminhos fossem triviais para os estudantes ingressantes, os resultados encontrados por este estudo não se configurariam reais e não teria correlação estatisticamente significativa entre participar de um projeto de Mentoria e reprovar ou não em Geometria Analítica. E como podemos constatar através deste estudo, os caminhos que um estudante deve trilhar na sua jornada individual não são triviais, principalmente quando entram no ensino superior.

A orientação não só ajudou na redução da probabilidade de evasão, como pode também ter contribuído para aumentar o rendimento acadêmico médio dos participantes do projeto. A evidência que sustenta esse argumento é a diferença dos IRA entre os estudantes que participaram do projeto em comparação aos estudantes que não participaram, de acordo com o Gráfico 2, bem como as diferenças do IEA, de acordo com o gráfico 3, sendo o principal indicador de assiduidade estudantil utilizado pela instituição.

Comparativo de médias do IRA de estudantes ingressantes

IRA e IEA zerados foram retirados desse gráfico, restando apenas estudantes ativos

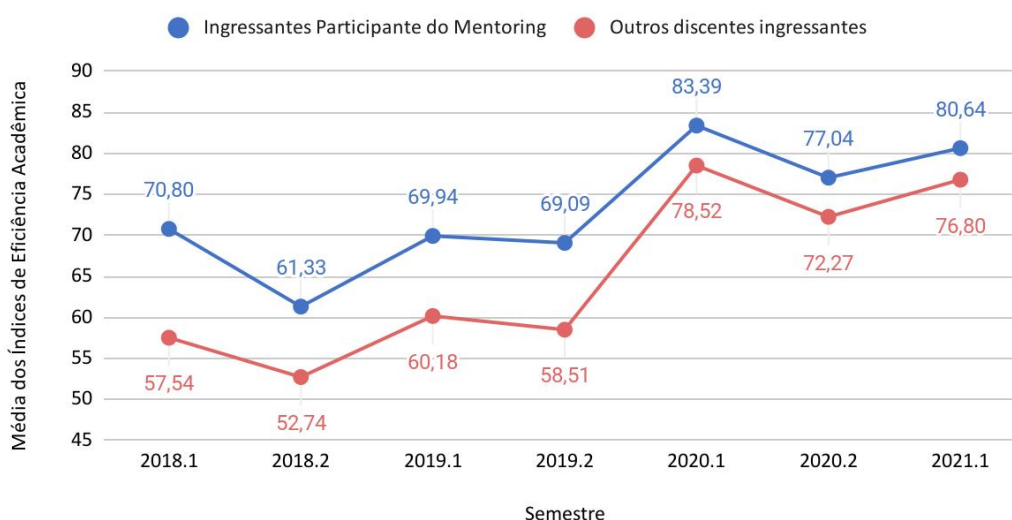


Gráfico 2 - Comparativo de Médias do Índice de Rendimento Acadêmico. Fonte: Autoria Própria. Dados: SUTIC.

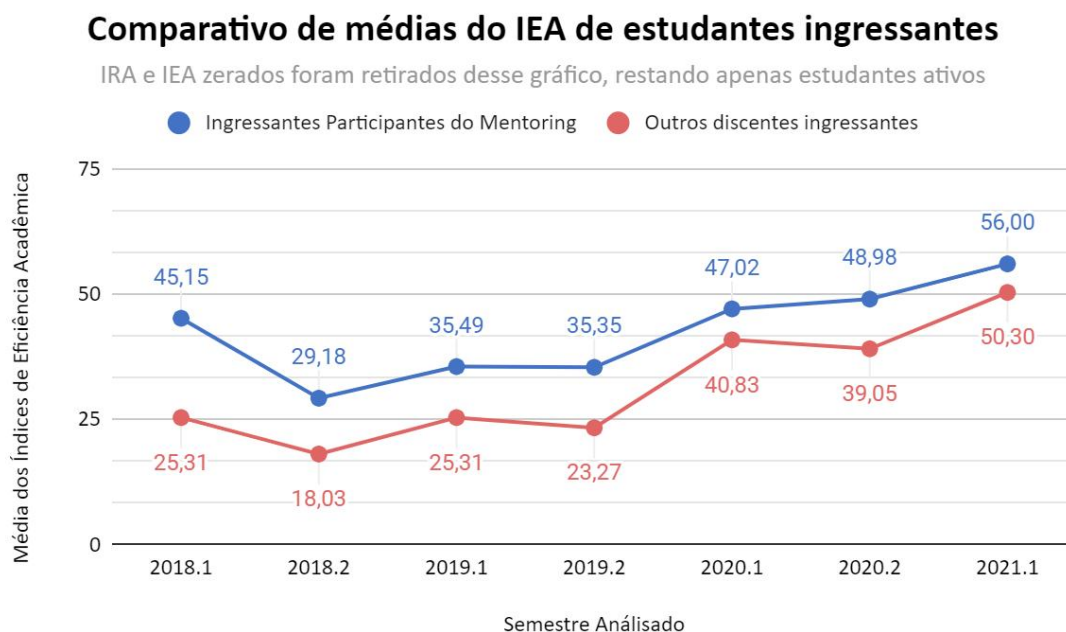


Gráfico 3 - Comparativo de Médias do Índice de Eficiência Acadêmica. Fonte: Autoria Própria. Dados: SUTIC.

4.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Os dados que obtivemos através da SUTIC nos revelam uma realidade que já esperávamos: estudantes com menor renda e vindos de escola pública têm maiores chances de reprovar no início do curso. Porém, os estudantes que participaram de um projeto de acolhimento e integração com o ambiente acadêmico tiveram menores taxas de reprovação.

As limitações deste estudo residem no fato de não sabermos a renda per capita do estudante, sendo um indicador mais confiável do que a renda familiar total utilizada neste trabalho. Estudos futuros também podem considerar outras variáveis como relevantes para reprovação estudantil e analisá-las. Além disso, estudos futuros na mesma linha desta pesquisa podem levar em consideração qual o impacto que uma orientação inicial tem nos índices de rendimento acadêmico e assiduidade dos estudantes orientados no começo do curso pelos seus pares, sendo mais um indicador que mostra a importância da integração universitária. Também pode ser feito um estudo de viabilidade financeira de um projeto de acolhimento, para tornar palpável à gestão universitária a quantidade de investimento a ser empregado para obter os benefícios encontrados neste trabalho. Há, ainda, a possibilidade de se pesquisar se esse mesmo efeito foi encontrado em outros cursos participantes do mesmo projeto, ou de outros similares.

Conclui-se, portanto, que esforços logo no 1º semestre para acolher, integrar e orientar os estudantes ingressantes contribuíram positivamente para o estudante ingressante, tendo aproximadamente o mesmo peso na probabilidade de reprovação que um ensino médio todo feito no ensino privado. Esse achado evidencia que a integração e

orientação do estudante ingressante acarreta em melhores índices acadêmicos. Pontua-se, através deste trabalho, que a Instituição de Ensino Superior pode adotar um papel ativo na integração de seus estudantes ingressantes como estratégia para reduzir as reprovações e evasões universitárias.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICA

ABENGE, Anais COBENGE, **Congresso Brasileiro de Educação em Engenharia**. Disponível em: <https://www.abenge.org.br/sis_artigos.php>. Acesso em Set. 2023.

ANDIFES/ABRUEM/SESu/MEC. **Comissão Especial Sobre a Evasão nas Universidades Públicas Brasileiras**. Diplomação, retenção e evasão nos cursos de graduação em instituições de ensino superior públicas. Brasília, 1996.

ARANHA et al. **DESAFIOS DA EDUCAÇÃO EM ENGENHARIA: Empreendedorismo, Indústria 4.0, Formação do Engenheiro, Mulheres em STEM**. / Adriana Maria Tonini e Tânia Regina Dias Silva Pereira – Organizadoras – Brasília: ABENGE, 2019. Pag. 53 a 54.

BARROS, R. N. DE .; PEIXOTO, A. DE L. A.. **Integração ao ensino superior e saúde mental: um estudo em uma universidade pública federal brasileira**. Avaliação: Revista da Avaliação da Educação Superior (Campinas), v. 27, n. 3, p. 609–631, set. 2022. Disponível em: <<https://www.scielo.br/j/aval/a/dfcGTywRV3srdNG7NVTvG4K/>>. Acesso em ago. 2023.

CAROLINE, P. M. et al. **ANÁLISE DA EVASÃO SEMESTRAL DOS ALUNOS DO CURSO DE ENGENHARIA ELÉTRICA DO INSTITUTO FEDERAL DA BAHIA -CAMPUS: VITÓRIA DA CONQUISTA**. Disponível em: <http://www.abenge.org.br/sis_submetidos.php?acao=abrir&evento=COBENGE17&codigo=COBENGE17_00035_00000389.pdf>. Acesso em: 16 ago. 2023.

CHRISTO, M.; RESENDE, Luis Maurício Martins de; KUHN, Talícia do Carmo Galan. **Por que os alunos de engenharia desistem de seus cursos – um estudo de caso**. Nuances: estudos sobre Educação, v. 29, n. 1, p. 154-168, 2018.

Cunha, A. M., Tunes, E. Silva, R. R. (2001). **Evasão do curso de química da Universidade de Brasília: a interpretação do aluno evadido**. Quim. Nova, 24 (2), 262-280.

DALLABONA, C. A. ; ALBERTI, M. E.. **Evasão e retenção em cursos de engenharia: busca de respostas a partir de indicadores acadêmicos**. Revista de Ensino de Engenharia, v. 35, n. 1, p. 1-10, 2016. Disponível em: <<http://www.abenge.org.br/cobenge/legado/arquivos/3/anais/anais/161044.pdf>>. Acesso em: 25 ago. 2023.

FÁVERO, L. P.; BELFIORI, P.; **Manual de análise de dados**. Elsevier Editora Ltda. Rio de Janeiro. 1ª Edição, 2017. p.611 – 614.

FERNANDES, A. et al. **Leia este artigo se você quiser aprender regressão logística**. Rev. Sociol. Polit., v. 28, n. 74, e006, 2020.

FERREIRA, C. C.; CRUZ, M. P.; NAKAGOMI, F.; **Evasão discente na UNIFEI Campus de Itabira: levantamento de dados, fatores e percepções**. COBENGE17, 35º Congresso Brasileiro de Ensino de Engenharia, 2017, Vitória da Conquista. Disponível em:

<http://www.abenge.org.br/sis_submetidos.php?acao=abrir&evento=COBENGE17&codigo=COBENGE17_00009_00000653.pdf>. Acesso em: 25 ago. 2023.

LIMA, M. C.; DOMINGUES, M. S.; CERQUEIRA, A. T. . **Prevalência e fatores de risco para transtornos mentais comuns entre estudantes de medicina.** Revista de Saúde Pública, v. 40, n. 6, p. 1035–1041, dez. 2006. Disponível em: <<https://www.scielo.br/j/rsp/a/8XR4gYNpWjfPQLgyj6CVDtR/#>>. Acesso em Set. 2023

LOUZANO, P. **Fracasso escolar: evolução das oportunidades educacionais de estudantes de diferentes grupos raciais.** cadernoscenpec, São Paulo, v.3, n.1, p.111-133, jun. 2013.

MANHÃES, A. G. ; NUNES, M. ; PERES, R. T.; **Levantamento e análise quantitativa dos índices de evasão no curso de Engenharia Eletrônica do CEFET/RJ.** COBENGE17, 35º Congresso Brasileiro de Ensino de Engenharia, 2017, Vitória da Conquista. Disponível em: <<http://www.abenge.org.br/cobenge/legado/arquivos/5/Artigos/129254.pdf>>. Acesso em: 25 ago. 2023.

MAZZETTO, S. E., CARNEIRO, C. C. B. (2002). **Licenciatura em Química da UFC: perfil sócio-econômico, evasão e desempenho dos alunos.** Quim. Nova, 25, (6B), 1204-1210.

Menezes et al. **Peer mentoring como estratégia de acolhimento ao estudante e adaptação ao método PBL.** REVISTA BRASILEIRA DE EDUCAÇÃO MÉDICA, 45 (sup.1) :e103, 2021.

MENEZES et al. **Peer-mentoring como estratégia de recepção ao ambiente acadêmico - Um relato de experiência.** Brazilian Journal of Development, Curitiba, v.7, n.6, p. 63846-63854 jun. 2021.

MENEZES et al. **THE DEVELOPMENT PROVIDED TO MENTORS IN THE MENTORING PROCESS BETWEEN PEER,** International Journal of Human Sciences Research, v. 2, n. 37, 2022.

MILLER, A.; **MENTORING students & young people.** 1º edição, Taylor & Francis e-Library, Editora Routledge, 2002.

RIOS, O. F.; **Níveis de stress e depressão em estudantes universitários.** 2006. Dissertação (Mestrado em Psicologia) - Universidade Católica de São Paulo, São Paulo. 2006. Disponível em: <<https://tede.pucsp.br/bitstream/handle/15516/1/OlgaDeFatimaLeiteRios.pdf>>. Acesso em: 18 ago. 2023.

ROCHA, L. R. G. et al. **A evasão dos cursos de Engenharia do Centro de Tecnologia da Universidade Federal do Piauí no período de 2009 a 2017.** Anais Enegep | Proceedings ICIEOM - ABEPRO, v. 41, p. 1-10, 2021. Disponível em: 10.14488/enegep2021_tn_stp_363_1873_41883. Acesso em: 16 ago. 2023.

ROSA, C. S.; F. MILANI, E.; **A predição da formatura e da evasão em uma universidade pública a partir de um modelo logístico.** Educação, Santa Maria, v. 46, 2021. Disponível em: <<https://periodicos.ufsm.br/reveducacao>> . Acesso em set. 2023.

SAMPAIO, B.; GUIMARÃES, J.. Diferenças de eficiência entre ensino público e privado no Brasil. Economia Aplicada, v. 13, n. 1, p. 45–68, jan. 2009.

SANTOS, M. A. et al. **Ações afirmativas na educação superior e mobilidade social: Um estudo de campo.** Revista Ibero-Americana de Estudos em Educação, Araraquara, v. 12, n. 3, p. 1841-1856, jul./set. 2017. Disponível em: <<https://www.redalyc.org/journal/447/44770546016/html/>>. Acesso em: 11 ago. 2023.

SILVA FILHO, R. L. L., MOTEJUNAS, P. R.; HIPÓLITO, O.; Lobo, M. B. C. (2007, Setembro). **A evasão no ensino superior brasileiro.** Cadernos de Pesquisa, 37(132), 641-659. Villas Bôas, G. k. (2003, Abril). Currículo, iniciação científica e evasão de estudantes de ciências sociais. Tempo Social – USP, 15(1), 45-62.

SILVA, A. CERQUEIRA, A. LIMA, M. ; **Apoio social e transtorno mental comum entre estudantes de Medicina.** Revista Brasileira de Epidemiologia, São Paulo, v. 17, p. 229-242, 2014. Disponível em: <<https://doi.org/10.1590/1415-790X201400010018ENG>> Acesso em: 18 ago. 2023.

SILVA, E. **Análises Estatísticas com JASP: Um guia introdutório.** Brasília, abril de 2023. Disponível em: < <https://jasp-stats.org/jasp-materials/#manuals> > Acesso em Set. 2023.

SILVA, J. R. **EVASÃO NO CURSO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO DA UNIVERSIDADE FEDERAL DE GOIÁS - REGIONAL CATALÃO.** Revista de Engenharia e Tecnologia, v. 9, n. 1, p. 1-10, 2017. Disponível em: https://abepro.org.br/biblioteca/TN_WIC_215_270_27616.pdf. Acesso em: 16 ago. 2023.

SOUZA, A. OLIVEIRA, C. BORGES, J. **Utilização do sucesso acadêmico para prever o abandono escolar de estudantes do ensino superior: um caso de estudo.** Educ. Pesqui., São Paulo, v. 44, e180590, 2018.

SOUZA, D. C. et al. **Condições emocionais de estudantes universitários: estresse, depressão, ansiedade, solidão e suporte social.** 2017. Dissertação (Mestrado em Psicologia) - Programa de Pós-graduação em Psicologia, Universidade Federal do Triângulo Mineiro, Uberaba, 2017. Disponível em: <<http://bdtd.uftm.edu.br/handle/tede/507>>. Acesso em: 18 ago. 2023