

MODELAGEM DA EVASÃO DO ENSINO SUPERIOR NOS CAMPI DO IFMS POR MEIO DE DADOS EDUCACIONAIS SOCIOECONÔMICOS

Submetido em: 16/11/2022

Aceito em: 17/05/2023

Publicado em: 20/02/2024

Gilson Saturnino dos Santos¹

Alessandro Kahmann²

Gabriela Trindade Perry³

PRE-PROOF

(as accepted)

Esta é uma versão preliminar e não editada de um manuscrito que foi aceito para publicação na Revista Contexto & Educação. Como um serviço aos nossos leitores, estamos disponibilizando esta versão inicial do manuscrito, conforme aceita. O manuscrito ainda passará por revisão, formatação e aprovação pelos autores antes de ser publicado em sua forma final.

<https://doi.org/10.21527/2179-1309.2024.121.13732>

RESUMO: Vários trabalhos destacam os diferentes fatores (econômicos, sociais, institucionais, entre outros) que influenciam na evasão escolar em Instituições de Ensino Superior (IES) brasileiras, bem como os problemas provocados pela desistência dos estudantes. Cientes da necessidade de investigar fatores associados à evasão, utilizamos dados de cerca de 2500 estudantes, coletados em 8 campi do Instituto Federal de Mato Grosso do Sul (IFMS) para averiguar, por meio de regressão logística, se as características presentes nesses dados podem prever a evasão destes estudantes. Após preparação, transformação e análise de modelos, foram identificadas variáveis que determinam

¹ Universidade Federal do Rio Grande do Sul – UFRGS. Porto Alegre/RS, Brasil.

<https://orcid.org/0000-0003-2398-8966>

² Universidade Federal do Rio Grande do Sul – UFRGS. Porto Alegre/RS, Brasil.

<https://orcid.org/0000-0002-7556-7904>

³ Universidade Federal do Rio Grande do Sul – UFRGS. Porto Alegre/RS, Brasil.

<https://orcid.org/0000-0002-9405-4477>

probabilidade de o estudante evadir ou concluir seu curso. Concluimos que a identificação de variáveis relacionadas à evasão deve ser feita em cada instituição, e preferencialmente cruzada com indicadores econômicos globais e informações sobre fatores relacionados à instituição e ao mercado de trabalho.

Palavras-chave: Evasão escolar; Regressão logística; Dados socioeconômicos; Educação profissional.

MODELING HIGHER EDUCATION DROPOUT ON IFMS CAMPUSES THROUGH SOCIOECONOMIC EDUCATIONAL DATA

ABSTRACT: Several studies highlight the different factors (economic, social, institutional, among others) that influence school dropout in Brazilian Higher Education Institutions (HEIs). With this in mind, we used data from the 8 campuses of the Instituto Federal de Mato Grosso do Sul (IFMS) to ascertain, through logistic regression, whether the characteristics present in these data can influence student dropout. After preparing, transforming, and analyzing logistic regression models, variables were identified that determine the student's probability of dropping out or completing their course. We conclude that the identification of variables related to dropout should be done in each institution, and preferably crossed with global economic indicators and information on factors related to the institution and the labor market.

Keywords: School dropout; Regression analysis; Socio-economic analysis; Technical education.

1. Introdução

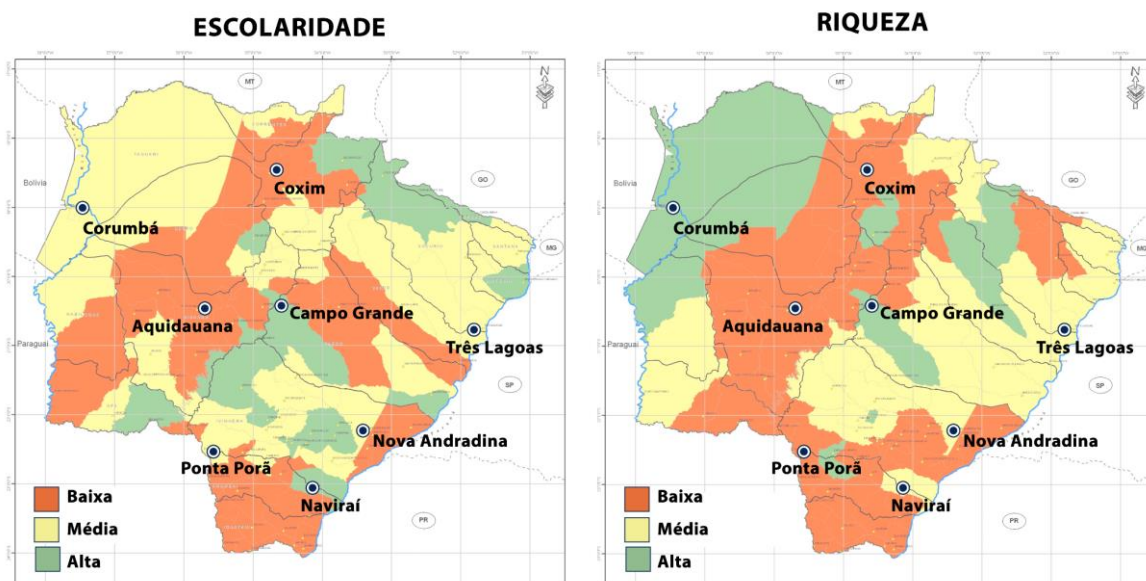
Em 2010, a Secretaria de Educação Profissional e Tecnológica (SETEC) e o Ministério da Educação (MEC) apresentaram um novo modelo de instituição de educação profissional e tecnológica, comprometidos com a justiça social, a equidade, a competitividade econômica e a geração de novas tecnologias. Foi em 2008, com a lei nº 11.892, que a rede federal de educação profissional foi instituída (MEC/SETEC, 2014). Segundo o portal do MEC (2018), em 2018 contava-se 38 Institutos Federais de Educação, Ciência e Tecnologia (IF - Institutos Federais) no Brasil, que podem ofertar cursos de qualificação profissional de diversos níveis (médio, graduação e pós-graduação).

De 2009 a 2013, o incremento anual na matrícula da rede federal em cursos técnicos e em cursos de graduação, ampliou em mais de quatro vezes o número de estudantes atendidos, contribuindo para a democratização do acesso a uma educação pública, gratuita e com qualidade, saindo de cerca de 100 mil para cerca de 400 mil matriculados (MEC/SETEC, 2014). Segundo o INEP (2021a), no 1º Anuário Estatístico da Educação Profissional e Tecnológica, que abrange o período de 2015 a 2019, os cursos técnicos de nível superior da rede federal - foco desta pesquisa - tiveram um crescimento nas matrículas de 3%, ficando em média de 1 milhão nestes 5 anos. Ainda segundo dados do Anuário, a região Centro-Oeste, que tem cerca de 8% da população, e onde estão localizados os Institutos Federais (IFs) desta pesquisa, responde por 8% das matrículas na rede de ensino técnico de nível superior.

O Instituto Federal de Mato Grosso do Sul (IFMS⁴) iniciou suas atividades no ano de 2009 com sete campi e em 2014 expandiu para dez campi. As cidades do estado que possuíam campus com curso superior até 2018 eram: Aquidauana, Campo Grande, Corumbá, Coxim, Naviraí, Nova Andradina, Ponta Porã e Três Lagoas. Estas cidades possuem características diversas, como por exemplo a população, que varia de 33 mil a 900 mil pessoas (IBGE, 2021). A Figura 1 mostra a localização dos campi incluídos neste artigo, sobrepostos ao mapa de indicadores de escolaridade e riqueza, dois dos indicadores usados pela SEMAGRO-MS (2009) para mapear a qualidade de vida nos municípios. O zoneamento econômico elaborado pela SEMAGRO-MS é muito rico, e, por utilizarmos dados socioeconômicos para modelar a evasão, consideramos importante acrescentar essas informações.

⁴ <https://www.ifms.edu.br/acesso-a-informacao/institucional/historia>

Figura 1. Distribuição dos campi do IFMS, sobrepostos a indicadores de qualidade de vida.



Fonte: Adaptado de SEMAGRO-MS (2009).

Na Figura 1 podemos ver que a cidade de Campo Grande, capital do MS, é a única que está incluída nas áreas de alto nível de escolaridade e riqueza, e que apenas a capital e Corumbá estão na área de alta riqueza. Por outro lado, Aquidauana e Coxim estão incluídas nas áreas de baixos índices de escolaridade e riqueza.

Em 2014, o MEC e a SETEC elaboraram um plano de ação para o entendimento dos fenômenos da evasão e retenção da rede federal, expresso no Documento orientador para a superação da evasão e retenção na rede. Neste documento, à página 20, se encontra a seguinte definição de evasão: "a interrupção do aluno no ciclo do curso. Em tal situação, o estudante pode ter abandonado o curso, não ter realizado a renovação da matrícula ou formalizado o desligamento/desistência do curso". Neste documento, são listadas as causas predominantes da evasão, classificadas em 3 categorias, cada uma ilustrada com numerosos exemplos: 1) fatores internos, relacionados aos estudantes; 2) fatores relacionados aos cursos e instituições; 3) fatores externos às instituições e aos estudantes, relacionados ao mercado de trabalho, ao reconhecimento social da carreira escolhida, à qualidade do ensino fundamental e médio, ao contexto socioeconômico e às políticas governamentais.

Em virtude da importância deste tema, e de não termos encontrado pesquisas que enfoquem a compreensão de fatores socioeconômicos relacionados à evasão em IFs do Mato Grosso do Sul, definimos o objetivo deste trabalho. Compreender a relação entre evasão e

fatores socioeconômicos pode permitir o desenvolvimento de sistemas que ajudem a sinalizar de maneira precoce estudantes em risco de evasão, possibilitando que a instituição de ensino utilize programas de controle de evasão com foco nesses alunos. Para tanto, utilizou-se a modelagem com regressão logística (pois a variável dependente é binária: “evadido” | “não evadido”) em dados socioeconômicos coletados pelo IFMS até o ano de 2018, por meio de um questionário com 50 questões e que alcançou 2586 alunos.

2. Evasão Escolar na rede federal de ensino técnico

A evasão escolar é um fenômeno social complexo, definido como interrupção no ciclo de estudos (GAIOSO, 2005). Segundo Dore e Lüscher (2011), "a evasão é um processo complexo, dinâmico e cumulativo de desengajamento do estudante da vida da escola. A saída do estudante da escola é apenas o estágio final desse processo". As autoras também pontuam que é preciso localizar se trata-se de uma descontinuidade, interrupção permanente ou retorno; se o abandono se deu por mobilidade na rede escolar, ou se houve mudança na escolha profissional; se o nível educacional é o básico, médio ou superior. No caso da presente pesquisa, utilizamos a definição encontrada no Documento orientador do MEC/SETEC (2014): “a interrupção do aluno no ciclo do curso. Em tal situação, o estudante pode ter abandonado o curso, não ter realizado a renovação da matrícula ou formalizado o desligamento/desistência do curso”. Dore e Lüscher (2011) afirmam que a evasão é um “processo complexo, dinâmico e cumulativo de desengajamento do estudante da vida da escola”, no sentido que é motivada por diversos fatores. Estes fatores são de diversas naturezas, e dizem respeito ao estudante, à instituição e às percepções relacionadas às dificuldades financeiras do estudante de permanecer no curso e às questões inerentes à futura profissão (MEC/SETEC, 2014). Dore e Lüscher (2011), em sua revisão bibliográfica, identificaram os seguintes fatores relacionados à evasão, no ensino de nível superior: nível socioeconômico, escolaridade dos pais, dificuldades para conciliar estudo e trabalho, desconhecimento do curso e/ou imaturidade na escolha profissional, desestímulo do mercado de trabalho, fraco desempenho acadêmico no primeiro ano do curso devido à formação precária no ensino fundamental, repetência, dificuldades com o corpo docente, dificuldade de adaptação à estrutura dos cursos.

Figueiredo e Salles (2017) apresentam uma revisão da literatura sobre motivos da evasão na educação profissional, compilando fatores de abandono, dos quais os mais

frequentemente citados são: falta de afinidade com o curso, falta de motivação para estudar e dificuldades em função do tempo para dedicar-se. Chamou nossa atenção que alguns fatores não são citados por diversos dos autores incluídos na revisão de Figueiredo e Salles (2017), o que indica que a evasão tem causas locais - o que pode ser um indício para a importância dos fatores socioeconômicos, dado que algumas regiões dos campi incluídos nesta pesquisa são bastante carentes. As autoras também investigaram as causas relatadas por estudantes evadidos do ensino médio técnico do CEFET (Centro Federal de Educação Tecnológica) de Petrópolis, RJ. Talvez por ser uma região mais rica, não foram listados fatores socioeconômicos entre os motivos da evasão.

Sobrinho e Garnica (2020) buscaram observar se a carga horária (reportado como um dos motivos mais recorrentes de evasão no ensino técnico de nível médio) tem relação com a eficiência acadêmica, em cursos de ensino médio integrado, em 22 IFs. Apesar de não usarem testes estatísticos, concluem, a partir de dados quantitativos descritivos, que há uma influência. Tangenciando este tema, Garcia et al. (2021) realizaram um mapeamento de teses e dissertações sobre desinteresse escolar – fator recorrentemente citado como motivo para evasão, e tema de 10 das 46 obras selecionadas.

O Instituto Federal Goiano publicou em 2022 um *e-book* com diversos relatos de experiências, sendo a segunda seção sobre o combate à evasão e promoção do êxito escolar. Farias et al. (2022) relatam que foram empenhadas as seguintes ações para combate à evasão no campus de Campos Belo: oferta de monitoria, material escolar, refeições, bolsa permanência, projetos de ensino diversificados (esportes, artes, agricultura e ciências). Araújo et al. (2022) relatam oferta de monitorias, bolsa de permanência e oferta de serviços de saúde (atendimento de enfermagem, assistência social e psicologia), no campus Iporá. No mesmo artigo, os autores informam que a maior parte dos estudantes evadidos do ensino médio técnico têm entre 15 e 24 anos, e renda familiar entre 0,5 e 1,5 salários-mínimos. Os motivos para evadir-se foram: dificuldade de conciliar o trabalho com o estudo; problemas familiares e/ou pessoais; e falta de identificação com o curso. Silva Júnior (2022) sobre o campus Posse, relata que o baixo poder aquisitivo da comunidade, apontado como um dos principais obstáculos à permanência e ao êxito dos estudantes, seguido da indisponibilidade de tempo para os estudos diurnos e de dificuldades relativas à formação escolar anterior. Assim como no campus de Iporá, mais da metade das famílias têm renda entre 0,5 e 1,5 salários-mínimos. Os autores reportam um alarmante percentual de 74% de estudantes que

relatam dificuldades para manter-se estudando, além de severas carências de linguagem, ciências, matemática e reflexões humanísticas. No sentido de atenuar estas dificuldades, o campus promove uma série de ações, desde auxílios para permanência, transporte e alimentação.

Com relação a desistência de cursos nas Instituições de Ensino Superior (IES) no Brasil, segundo dados do INEP (2021b), dos estudantes que ingressaram no ensino superior em 2010, 59% desistiram do seu curso após 10 anos de acompanhamento da trajetória acadêmica. Entre as categorias administrativas, as instituições estaduais possuem taxa de desistência acumulada no período 2010-2020 de 46%, as federais de 52% e as particulares de 62%. Os cursos presenciais apresentaram taxa de desistência acumulada no período de 59%, enquanto os cursos à distância uma taxa de 63% (INEP, 2021b).

Sendo assim, seria interessante para as instituições de ensino a identificação precoce de estudantes com probabilidade de desistir de seus cursos, para aplicar essas medidas preventivas e evitar a desistência. Fatores socioeconômicos - foco deste artigo - são mais fáceis de identificar do que fatores externos, e podem ser o gatilho para o início de ações de proteção à permanência. Dentre os fatores internos (ou seja, relacionados aos estudantes), coletados na pesquisa aqui apresentada, citamos: qualidade da formação escolar anterior (se pública/privada; se com ou sem bolsa); questões de saúde do estudante ou de familiar (se possui deficiência ou condição que exige supervisão); questões financeiras do estudante ou da família (se possui casa/moto/carro, se possui internet/computador); outras questões de ordem pessoal ou familiar (se mora com os pais ou não). Como o questionário foi aplicado no momento das matrículas, não foram incluídos fatores internos às instituições (relacionados à infraestrutura, currículo, gestão administrativa e didático-pedagógica) nem externos à instituição (dificuldades financeiras do estudante de permanecer no curso e às questões inerentes à futura profissão). A necessidade de incluir questões que retratem a realidade socioeconômica se justifica pois no manual da MEC/SETEC de 2014, p.25, se lê que a rede federal atende "um percentual significativo de uma população socioeconomicamente vulnerável, constituída marcadamente por estudantes de baixa renda, trabalhadores, residentes em localidades distantes ou com necessidades educacionais específicas".

3. Modelagem de dados para previsão da evasão

A seguir são relacionados trabalhos que utilizam técnicas de análise de dados educacionais na previsão da evasão de estudantes. Como não encontramos artigos relacionados ao nosso objetivo, decidimos ampliar o escopo desta revisão, apresentando pesquisas que tratam do uso da aprendizagem de máquina na previsão da evasão em ambientes de ensino presencial e no ensino à distância.

A contagem das interações das primeiras 4 semanas dos estudantes em disciplinas introdutórias foi utilizada para verificar a tendência à evasão em um curso semipresencial no trabalho de Queiroga et al. (2015). As melhores acurácias foram registradas pelos algoritmos *RBF Network*, *Simple Logistic*, *Bayes Net* e *Decision Table*, que tiveram variação de 76% a 80%. Os autores concluem que o balanceamento dos dados é muito importante, já que em um experimento a distribuição muito desigual das classes (80%/20%) fez com alguns algoritmos não conseguissem realizar a predição da evasão.

No trabalho de De Jesus, Rodrigues e Costa Junior (2020) foi utilizado o aprendizado supervisionado por meio de redes neurais artificiais para criar um modelo preditivo do risco de evadir o curso de Computação da Universidade Estadual do Amazonas. Foi possível a previsão da evasão no curso, o algoritmo *Multilayer Perceptron* obteve o melhor desempenho (acurácia de 94%). No estudo os autores também utilizaram a técnica de *Grid Search*, que a partir da otimização dos parâmetros de execução do algoritmo, conseguiu melhorar ainda mais sua acurácia para 99%.

A identificação dos fatores responsáveis pela evasão pode contribuir para a criação de estratégias que a diminuam. No trabalho de Rigo et al. (2014) a realização de intervenções pedagógicas conseguiu redução de 11% na evasão. Foram acompanhados 603 alunos em dez turmas de Ensino a Distância nos cursos de Administração, Sistemas de Informação e Gestão de Tecnologia da Informação. Os resultados de redução na evasão foram alcançados a partir da criação e implantação de um sistema que realiza a predição e registra as ações de intervenção. A média de acertos da predição de evasão e baixo rendimento foi de 76%. O índice de evasão das turmas não participantes do programa de reversão da evasão foi de 32%, já as turmas que tiveram ações de intervenção o índice ficou em 9%.

No trabalho de Manhães (2012) observou-se que algoritmos de classificação mais sofisticados, como o *Multilayer Perceptron* e o *Random Forest* apresentaram o menor índice de falso positivo. Foram realizados 3 experimentos com o intuito de se identificar precocemente os alunos do curso de Engenharia da Escola Politécnica da UFRJ que possam vir a evadir. Apesar de diferenças de acurácia abaixo de 2% para todos os algoritmos, os algoritmos que tiveram melhor desempenho para o objetivo do trabalho foram *Decision Table*, *Simple Logistic* e *Naive Bayes*.

Como foi apresentado, há várias pesquisas com o objetivo de identificar estudantes que podem evadir de seus cursos. É proposto neste trabalho contribuir para esta identificação precoce de estudantes a partir de suas informações socioeconômicas. A seguir será apresentada a metodologia utilizada para atingir este objetivo.

4. Metodologia

Nesta seção é apresentada a metodologia utilizada para realização deste trabalho. As subseções são: coleta de dados, pré-processamento, análise e variáveis.

4.1 Coleta dos dados

A coleta dos dados foi realizada por meio de um sistema institucional, quando os alunos ingressam no curso, com objetivo de subsidiar a seleção de estudantes que serão contemplados com auxílios sociais. Cada campus possui uma equipe responsável por utilizar os dados coletados, sendo o Assistente Social do campus responsável técnico. O período utilizado foi de 2014 a 2018, sendo filtrado apenas para estudantes de cursos superiores.

A autorização de uso destes dados foi obtida com a Pró-Reitoria de Pesquisa, Inovação e Pós-Graduação do IFMS, por meio do processo número SEI 23347.019521.2016-91, aberto em 2016. Para obter a situação do estudante foi realizada a união dos dados socioeconômicos com os do sistema acadêmico da instituição. Os estudantes sem matrícula, transferidos, desistentes ou com matrícula trancada foram considerados evadidos. Como resultado, obteve-se uma base de dados de 2586 linhas e 50 colunas, onde cada linha corresponde a um estudante, e cada coluna a uma das perguntas. Acrescentou-se a 51ª coluna: o estado do estudante, “evadido” ou “não evadido”. A quantidade de estudantes evadidos e não evadidos de cada campus pode ser vista na Tabela 1.

Tabela 1. Descrição dos Conjuntos de Dados.

Campus	Quantidade de alunos	Evadido	Não Evadido
Aquidauana	216	100	116
Campo Grande	336	144	192
Corumbá	434	206	228
Coxim	413	105	308
Naviraí	74	25	49
Nova Andradina	315	53	262
Ponta Porã	523	107	416
Três Lagoas	275	168	107
Total	2586	908	1678

Fonte: Os autores.

Dentre os fatores que contribuem para a evasão que são relacionados aos estudantes (segundo classificação do MEC/SETEC, 2014), citamos: qualidade da formação escolar anterior (se pública/privada; se com ou sem bolsa); questões de saúde do estudante ou de familiar (se possui deficiência ou condição que exige supervisão); questões financeiras do estudante ou da família (se possui casa/moto/carro, se possui internet/computador); outras questões de ordem pessoal ou familiar (se mora com os pais ou não). Como o questionário foi aplicado no momento das matrículas, não foram incluídos fatores internos às instituições (relacionados à infraestrutura, currículo, gestão administrativa e didático-pedagógica) nem externos à instituição (dificuldades financeiras do estudante de permanecer no curso e às questões inerentes à futura profissão).

Como o objetivo do questionário de coleta de dados não era elaborar um modelo socioeconômico para a evasão nos IFs do Mato Grosso do Sul, havia necessidade de fazer o processamento dos dados, conforme será relatado no item seguinte.

4.2. Pré-processamento

Usualmente, projetos que se propõem a analisar bancos de dados numerosos contam com etapas de preparação, pois o formato em que os dados são coletados muitas vezes não é o ideal para a análise, como por exemplo, quando precisamos converter tipos numéricos em tipos categóricos ou binários. As necessidades de pré-processamento também podem ser motivadas caso os dados sejam redundantes entre si (colineares), pouco informativos (não tenham relação com a questão de pesquisa), ou estarem desbalanceados (ter poucas instâncias em uma categoria e muitas em outra). Além disso, devido às limitações de hardware, pode ser necessário reduzir o tamanho do banco, pois a execução de algoritmos exploratórios, usados em processos de mineração de dados, aprendizagem de máquina e *learning analytics* costumam ter alto custo computacional. Pelos motivos acima listados, a base de dados usada nesta pesquisa passou por uma etapa de pré-processamento.

O primeiro passo foi plotar cada variável em um histograma, para realizar uma inspeção visual, o que permitiu avaliar a colinearidade ou desbalanceamento. Por exemplo, as perguntas “como concluiu o ensino médio?” e “como concluiu ensino fundamental?” são muito parecidas, e têm distribuições semelhantes, assim como as perguntas “tem wifi?” e “tem banda larga?”. Em ambos os casos, optou-se por manter apenas uma variável. Havia casos de variáveis desbalanceadas, como “idade”; “possui filhos” e “possui familiar com deficiência que demande acompanhamento constante”. No caso da variável "idade", optamos por usar faixas etárias para melhorar a distribuição de casos em cada categoria - mesmo que isso signifique reduzir a capacidade informacional da variável. No caso da variável “possui filhos”, optamos por usar apenas duas categorias: possui ou não possui, pois além de melhorar o equilíbrio entre os casos das categorias, entendemos que ter um ou mais filhos produz impactos semelhantes em estudantes do ensino técnico - que são, em sua maioria, muito jovens. No caso da variável sobre deficiência em familiar, a quantidade de casos que relataram conviver com pessoas nessa condição era tão pequena, que não faria diferença no modelo, e por isso, retiramos da base de dados. Ao final desse processo, a quantidade de variáveis foi reduzida para 19. O passo seguinte é a análise dos dados.

4.3. Análise

Na etapa de análise, foram estimados modelos de regressão logística, para encontrar as variáveis que melhor explicam a evasão de alunos. Neste trabalho, a aplicação da regressão logística objetiva identificar variáveis significativas para a modelagem da probabilidade de evasão, ou seja, que indicam diferentes probabilidades de evasão para seus diferentes níveis, sem intenção de gerar um modelo preditivo. Dentro deste escopo, portanto, utilizamos os dados de cada *campus* de forma independente, estimando modelos para cada *campus* visando unicamente identificar as variáveis significativas para a modelagem das probabilidades de evasão. Adicionalmente, por conta da natureza qualitativa das variáveis, testes tradicionais de multicolinearidade não são aplicáveis, portanto, tal situação não será debatida. As variáveis que apresentaram influência significativa no modelo serão interpretadas através da sua razão de chances em relação ao desfecho (evasão ou não evasão) (HILBE, 2009). Uma vez que todas variáveis são qualitativas, a razão de chances de uma variável (definida por $\exp(\beta_{ij})$, ou seja, exponencial do coeficiente de regressão do nível j da variável i) é interpretada em relação a um nível, denominado “referência”, conforme listado a seguir (MORETTIN & SINGER, 2022). A referência de cada variável foi determinada através do comportamento mais frequentemente encontrado nos dados considerando todos os *campi*, ou seja, a classe com maior incidência, facilitando a comparação dos resultados dos diferentes *campi*. Por exemplo: no campus de Aquidauana, os estudantes que declararam ter concluído o ensino médio em escola privada têm uma probabilidade 3 vezes menor de evadirem, em comparação com os que concluíram o ensino médio em escola pública - o nível de referência para esta variável.

As variáveis, os níveis (entre parênteses) e o nível de referência (o primeiro valor dentro do parêntese), são listadas a seguir.

Sexo (Masculino, Feminino, Outro); Quantidade de filhos (0, 1 ou mais); Estado Civil (Solteiro, Outro); Raça (Branco, Outro); Conclusão Ensino Médio (Escola pública, Escola privada); Com quem mora (Pai/mãe, Outro); Possui casa ou apartamento (Não, Sim); Possui carro (Não, Sim); Possui moto (Não, Sim); Possui PC ou notebook (Não, Sim); Possui 3G (Não, Sim); Possui wi-fi (Não, Sim); Tem problema de visão (Não, Sim e não usa óculos, Sim e usa óculos); Familiar precisa de cuidados (Não, Sim); Maior escolaridade dos

responsáveis (Fundamental, Médio, Superior); Faixa etária (16-20, menos de 16, 21-25, 26-30, 31-35, 36-40, mais de 40); Parentesco responsável (Mãe, Pai, Outro).

5. Resultados

Nesta seção serão apresentadas as razões de chance das variáveis significativas ($\alpha=0,05$) dos modelos de regressão logística estimados de cada *campus* (Quadro 1).

Quadro 1. Variáveis Significativas para o Modelo de Regressão Logística por Campus

Variável	Aumento nas chances de Evasão	Diminuição nas chances de Evasão	Campus
Raça	139% não branca		Coxim
Sexo	110% mulheres		Aquidauana
	120% mulheres		Campo Grande
		87% mulheres	Corumbá
Estado Civil		11215% casados	Naviraí
Concluiu ensino médio		290% escola privada	Aquidauana
		143% escola privada	Campo Grande
Faixa etária	240% entre 26 e 30 anos		Aquidauana
	195% entre 21 e 25 anos; 193% entre 31 e 35 anos; 276% entre 36 e 40 anos; e 202% acima de 40 anos		Corumbá
	218% entre 26 e 30 anos		Nova Andradina

MODELAGEM DA EVASÃO DO ENSINO SUPERIOR NOS CAMPI DO IFMS POR MEIO DE DADOS EDUCACIONAIS SOCIOECONÔMICOS

	120% entre 26 e 30 anos; 443% entre 36 e 40 anos		Ponta Porã
	143% entre 26 e 30 anos		Coxim
Quantidade de Filhos	630% para quem possui filhos		Campo Grande
	2451% para quem possui filhos		Naviraí
Com que mora	105% para quem não mora com pai/mãe		Campo Grande
Problema de Visão	88% com problemas, mas não usa óculos		Campo Grande
		84% com problemas e usando óculos	Corumbá
	*190% têm problema, mas não usa óculos		Ponta Porã
		84% com problemas e usando óculos	Coxim
Maior escolaridade do responsável	*130% se possuem nível superior		Campo Grande
		207% se possuem nível superior	Três Lagoas
Possui Computador		93% se possuem	Corumbá
Possui Wi-Fi	4205% se possuem		Naviraí
Possui Internet 3g	*115% se possuem		Corumbá
	*209% se possuem		Nova Andradina

Parentesco do responsável		137% mãe	Corumbá
----------------------------------	--	----------	---------

* Significância espúria.

Fonte: Os autores.

No modelo de regressão logística para o campus Aquidauana foram significativas as variáveis “Sexo”, “Conclusão Ensino Médio” e “Faixa Etária”. Deste modelo podemos concluir que no campus Aquidauana as chances de mulheres evadirem o curso é 110% maior que as chances de homens evadirem. Por sua vez, alunos egressos de escolas particulares têm chances 290% menores de evasão, quando comparados com alunos egressos de escolas públicas. Por fim, foi identificado que alunos entre 26 e 30 anos têm 240% mais chances de saírem do curso quando comparados com alunos abaixo de 21 anos.

O modelo estimado com os dados do IF de Campo Grande identifica como significativas as variáveis “Sexo”, “Quantidade de Filhos”, “Conclusão Ensino Médio”, “Com quem mora”, “Tem problema de visão” e “Maior escolaridade dos responsáveis”. As variações das chances de evasão para estas variáveis foram, respectivamente, de: aumento de 120% para alunos do sexo feminino; aumento de 630% para alunos que possuem filhos; diminuição de 143% para alunos oriundos de escola privada; aumento de 105% para alunos que moram com outras pessoas que não pai e mãe; aumento de 88% para alunos que tem problemas de visão e usam óculos ou lentes; aumento de 130% para alunos que possuem algum dos pais com nível superior. Esta variável em particular teve um efeito inesperado, e por isso foi complementada a análise do modelo, verificando a tabela cruzada desta variável com o desfecho (evadido/não-evadido). A partir desta análise percebe-se que não há associação entre esta variável e a variável resposta, indicando ser uma significância espúria.

Analisando agora o modelo estimado para o campus de Corumbá, foi encontrada significância para as variáveis “Sexo”, “Possui Computador”, “Possui Internet 3G”, “Tem Problema de Visão”, “Idade”, “Parentesco com o Responsável”. A respeito das chances de evasão, observou-se que: mulheres apresentaram 87% menos chances de evasão; possuir um computador/notebook diminuiu 93% as chances de evasão; possuir conexão de internet móvel aumentou 115% as chances de evasão; ter um problema de visão e usar óculos diminuiu em 84% as chances de evasão. Em relação à faixa etária, ter entre 21 e 25 anos aumenta a chance de evasão em 195%; ter entre 31 e 35 anos aumenta em 193%; ter entre 36 e 40 anos

aumenta 276% a chance de evasão; e ter mais de 40 anos aumenta em 202% a chance de evasão. Por fim, analisando a variável “Parentesco com o Responsável”, as chances de evasão diminuíram em 137% quando o aluno tinha como responsáveis apenas a mãe. Em particular, o aumento das chances de evasão aumentar para alunos que possuem internet 3G e a diminuição das chances de evasão para alunos que possuem problemas de visão e usam óculos foram achados inesperados deste modelo. Analisando mais profundamente os dados, foi possível observar que poucos alunos possuem internet 3G (10,13%), o que justificaria tal comportamento atípico por conta do baixo tamanho de amostras com tais características. Por sua vez, a variável “Possui Problema de Visão” de fato indica que alunos que usam óculos tendem a evadir menos dos cursos.

Sobre o campus Naviraí, o modelo mostra como significativas as variáveis “Quantidade de Filhos”, “Estado Civil” e “Possui Wi-Fi”. O modelo estimado mostra que alunos que possuem filhos apresentaram um aumento de 2451% nas chances de evasão. Por sua vez, alunos casados apresentaram uma diminuição de 11215% nas chances de evasão. Por fim, possuir Wi-Fi em casa aumentou as chances de evasão em 4205%. Da Tabela 1, temos que a amostra do *campus* Naviraí foi menor em relação aos demais *campi*. Adicionalmente, os valores dos desvios padrão dos coeficientes da regressão logística são maiores, provavelmente uma consequência do baixo tamanho de amostra. Por conta desses valores “inflados”, a interpretação da razão de chances não é recomendada.

No modelo estimado para o campus localizado em Nova Andradina, apenas as variáveis “Possuir Internet 3G” e “Idade” foram significativas. Possuir internet móvel aumenta em 209% as chances de evasão, enquanto alunos na faixa etária 26-30 mostraram uma chance 218% maior de evasão. Novamente, a maioria dos alunos não possuem internet móvel (92%). Tal desbalanceamento entre as observações justifica a significância espúria da variável.

Dentre os estudantes do campus de Ponta Porã, foram significativos para o modelo as variáveis “Ter Problema de Visão” e “Idade”. Estudantes que possuem problema de visão, mas não usam óculos, apresentaram um aumento de 190% nas chances de evasão. Em relação a variável idade, as faixas etárias 26-30 e 36-40 apresentaram um aumento nas chances de evasão de 120% e 443%, respectivamente. A baixa proporção de alunos na

condição de não usar óculos, mas possuir algum problema de visão (7%) indica uma significância espúria dessa variável no modelo.

O modelo estimado a partir dos dados do campus Coxim apresentou como significativas as variáveis “Cor/Raça”, “Ter Problema de Visão” e “Idade”. Estudantes que não são de raça branca apresentaram chance 139% maiores de evasão, enquanto alunos com problema de visão que usam óculos apresentaram chances 84% menor de evasão e alunos entre 26-30 anos tiveram a chance estimada de evasão 143% maior.

Por fim, o modelo de regressão logística estimado para o campus localizado em Três Lagoas apresentou apenas a variável “Maior Escolaridade dos Responsáveis” como significativa. Neste caso, se a maior escolaridade do responsável pelo estudante for nível superior, as chances de evasão diminuem 207%.

6. Conclusão

Neste trabalho foi apresentado como a evasão escolar é resultado de fatores individuais, acadêmicos, culturais, familiares, institucionais, sociais e econômicos.

Notou-se que a questão racial e de gênero possui grande influência na desistência de estudantes, chegando a aumentar a probabilidade de evasão em 139% para não brancos em Coxim - listada entre cidades mais pobres - e 110% e 120% para mulheres em Aquidauana (também entre as mais pobres) e Campo Grande (uma das duas mais ricas). A quantidade de filhos foi determinante em apenas duas cidades: Campo Grande e Nova Andradina (nível intermediário de riqueza).

Observa-se que as variáveis mais diretamente relacionadas à riqueza não estavam relacionadas à evasão (possuir casa/apartamento, possuir carro, possuir moto) em nenhum dos campi. Variáveis menos diretamente ligadas à riqueza (possuir wi-fi, PC/notebook ou 3G) apenas estavam relacionadas de forma espúria em Corumbá (uma das mais ricas cidades) e Nova Andradina (riqueza média). A variável sobre a forma de conclusão do ensino médio (que pode ser indiretamente indicativa da condição econômica) foi muito relevante em Campo Grande (cidade muito rica) e Aquidauana (muito pobre), pois nestas cidades, estudantes oriundos de escolas privadas tinham menos chance de evadir. Com relação à faixa etária - que também pode ser indiretamente ligada à condição econômica, pois estudantes

mais velhos podem ter sido impedidos de estudar durante a juventude - pode-se perceber que quanto maior a idade, maior a dificuldade de conclusão do curso, chegando a 443% de probabilidade de desistência no intervalo entre 36 e 40 anos. Em Corumbá, uma das cidades mais ricas, ter mais de 20 anos está sempre positivamente relacionado com a condição de evadido. Em Nova Andradina, uma cidade medianamente rica, ter entre 26 e 30 anos também está relacionado positivamente à evasão. Em Ponta Porã e Coxim, duas cidades entre as mais pobres, o mesmo cenário se verifica. Sumarizando as conclusões em conjunção com a classificação das cidades-sede dos campi conforme a Figura 1, adaptada da SEMAGRO-MS (2006), elaboramos o Quadro 2.

Quadro 2. Variáveis Significativas e Categoria das Cidades-sede

Cidade	Escolaridade	Riqueza	Reduzem chance de evasão	Aumentam chance de evasão
Coxim	Baixa	Baixa	<ul style="list-style-type: none"> • Ter problemas de visão, mas usar óculos 	<ul style="list-style-type: none"> • Não ser branco • Ter entre 26 e 30 anos
Aquidauana	Baixa	Baixa	<ul style="list-style-type: none"> • Concluir ensino médio em escola privada 	<ul style="list-style-type: none"> • Ser mulher • Ter entre 26 e 30 anos
Ponta Porã	Média	Baixa		<ul style="list-style-type: none"> • Ter mais de 24 anos
Três Lagoas	Média	Média	<ul style="list-style-type: none"> • Responsáveis terem nível superior 	
Nova Andradina	Média	Média		<ul style="list-style-type: none"> • Ter entre 26 e 30 anos
Corumbá	Média	Alta	<ul style="list-style-type: none"> • Ser mulher • Ter problemas de visão, mas usar óculos • Possuir computador 	<ul style="list-style-type: none"> • Ter mais de 24 anos • A mãe ser o responsável

Naviraí	Alta	Média	<ul style="list-style-type: none"> • Ser casado • Ter wi-fi 	<ul style="list-style-type: none"> • Ter filhos
Campo Grande	Alta	Alta	<ul style="list-style-type: none"> • Concluir ensino médio em escola privada 	<ul style="list-style-type: none"> • Ser mulher • Ter filhos • Não morar com pai ou mãe • Ter problemas de visão e não usar óculos

Fonte: autores

Analisando o Quadro 2, percebe-se que não há um padrão entre as cidades-sede dos campi, nem entre as que têm nível de escolaridade e de riqueza similares. Por exemplo, em Coxim, Aquidauana e Ponta Porã, as três cidades com menos riqueza, o único aspecto em comum é que ser mais velho aumenta as chances de evasão. Nos demais grupos – cidades com mesmo nível de escolaridade ou riqueza – não foram observadas tais associações.

Conclui-se que os dados socioeconômicos podem contribuir para o desenvolvimento de sistemas computacionais com o objetivo de identificar a evasão de estudantes, porém que nem todas as variáveis são importantes em todas as cidades. Este resultado talvez seja o mais importante desta pesquisa, pois indica a necessidade de que a identificação dos fatores de evasão seja localizada, e preferencialmente, cruzada com indicadores econômicos globais (como os disponibilizados pela SEMAGRO-MS) e informações sobre fatores relacionados à instituição e ao mercado de trabalho.

REFERÊNCIAS

ARAÚJO, Suelia da Silva; FORTES, Bruno Duarte Alves; DE OLIVEIRA, Camila Kássia Monteiro; DE OLIVEIRA R., Inácio André; SANTANA, Luiz Fernando Rodrigues; XAVIER Carlos Melo. Ações desenvolvidas pelo IF Goiano - Campus Iporá para a permanência e êxito dos estudantes entre os anos de 2018 e 2019. *In: Permanência e êxito no IF Goiano: ações para intervenção e monitoramento da evasão e retenção*. Organização de Fabiani da Costa Cavalcante; Johnathan Pereira Alves Diniz; Marco Antonio Harms Dias; Vívian de Faria Caixeta Monteiro. ed. Rio Verde, GO: IF Goiano, 2022.

DE JESUS, Hiago Oliveira; RODRIGUEZ, Luis Cuevas; COSTA JUNIOR, Almir de Oliveira. Predição de Evasão Escolar na Licenciatura em Computação. **Revista Brasileira de Informática na Educação**, [S.l.], v. 29, p. 255-272, mar. 2021. ISSN 2317-6121.

Disponível em: <<https://www.br-ie.org/pub/index.php/rbie/article/view/v29p255>>. Acesso em: out. 2021.

DORE, Rosemary; LÜSCHER, Ana Zuleima. Permanência e evasão na educação técnica de nível médio em Minas Gerais. **Cadernos de Pesquisa**, São Paulo, v. 41, n. 144, set/dez., 2011, p. 772-789.

FARIAS, Keila Mara de Oliveira; MEDEIROS, Leonardo Guimarães; RUFINO, João; LUCENA, Wellington Machado; MARQUES, Gleno Pereira; CETRULO NETO, Francisco; OLIVEIRA, Marcos Rogério; RAMALHO, Laíse do Nascimento Cabral; SANTOS, Luiz Paulo Santos; SARAIVA, Althiéris de Souza; DA SILVA, Átila Reis; VELOSO, Débora Alves. Ações para permanência e êxito dos discentes do IF Goiano - Campus Campos Belos. *In: Permanência e êxito no IF Goiano: ações para intervenção e monitoramento da evasão e retenção*. Organização de Fabiani da Costa Cavalcante; Johnathan Pereira Alves Diniz; Marco Antonio Harms Dias; Vívian de Faria Caixeta Monteiro. ed. Rio Verde, GO: IF Goiano, 2022.

FIGUEIREDO, Natália Gomes da Silva; SALLES, Denise Medeiros Ribeiro. Educação profissional e evasão escolar em contexto: motivos e reflexões. **Ensaio: Avaliação e Políticas Públicas em Educação**, v. 25, p. 356-392, 2017.

GAIOSO, Natalicia Pacheco de Lacerda. O fenômeno da evasão escolar na educação superior no Brasil. 2005. 75 f. Dissertação (Mestrado em Educação) – **Programa de Pós-Graduação em Educação da Universidade Católica de Brasília**, Brasília, 2005.

GARCIA, Ana Luiza Casasanta; HALMENSCHLAGER, Karine Raquiel; BRICK, Elizandro Maurício. Desinteresse Escolar: Um Estudo sobre o Tema a Partir de Teses e Dissertações. **Revista Contexto & Educação**, v. 36, n. 114, p. 280-300, 2021.

HILBE, Joseph M. **Logistic regression models (1ª edição)**. Chapman and Hall/CRC, New York, 2009. <https://doi.org/10.1201/9781420075779>

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Estimativas da População Residente no Brasil e Unidades da Federação com data de referência em 1º de Julho de 2021**. Rio de Janeiro: IBGE, 2021.

INEP, Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira. **Anuário da Educação Profissional e Tecnológica 2019**. Brasília: INEP, 2021a. Disponível em <https://www.gov.br/inep/pt-br/areas-de-atuacao/pesquisas-estatisticas-e-indicadores/anuario%20-a-educacao-profissional-e-tecnologica/resultados>. Acesso em: 10 nov. 2022a.

INEP, Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira. **Resumo Técnico: Censo da Educação Superior 2019**. Brasília: INEP, 2021b. Disponível em https://download.inep.gov.br/publicacoes/institucionais/estatisticas_e_indicadores/resumo_tecnico_censo_da_educacao_superior_2019.pdf. Acesso em: 10 nov. 2022b.

MANHÃES, Laci Mary Barbosa; DA CRUZ, Sérgio Manuel Serra; COSTA, Raimundo J. Macário; ZAVALETA, Jorge; ZIMBRÃO, Geraldo. Previsão de estudantes com risco de

evasão utilizando técnicas de mineração de dados. *In: Brazilian symposium on computers in education (simpósio brasileiro de informática na educação-sbie)*. 2012.

MEC. Ministério da Educação. **Expansão da Rede Federal**. Brasília, 2018. Disponível em: <http://portal.mec.gov.br/setec-programas-e-acoes/expansao-da-rede-federal>. Acesso em: 10 nov. 2022.

MEC/SETEC. Ministério da Educação / Secretaria de Educação Profissional e Tecnológica. **Documento orientador para a superação da evasão e retenção na Rede Federal de Educação Profissional, Científica e Tecnológica**. Brasília, 2014.

MORETTIN, Pedro Alberto; SINGER, Julio da Motta. **Estatística e Ciência de Dados**. LTC, 2022.

QUEIROGA, Emanuel; CECHINEL, Cristian; ARAÚJO, Ricardo. **Um Estudo do Uso de Contagem de Interações Semanais para Predição Precoce de Evasão em Educação a Distância**. Anais dos Workshops do Congresso Brasileiro de Informática na Educação, [S.l.], p. 1074, out. 2015. ISSN 2316-8889. Disponível em: <<https://www.br-ie.org/pub/index.php/wcbie/article/view/6215>>. Acesso em: out. 2021.

RIGO, Sandro José; CAMBRUZZI, Wagner; BARBOSA, Jorge Luis Victória; CAZELLA, Sílvio César. **Aplicações de Mineração de Dados Educacionais e Learning Analytics com foco na evasão escolar: oportunidades e desafios**. Revista Brasileira de Informática na Educação, v. 22, n. 01, p. 132, 2014.

SEMAGRO-MS. Secretaria de Estado de Meio Ambiente, Desenvolvimento Econômico, Produção e Agricultura Familiar, 2009, **Zoneamento Ecológico-Econômico do Estado de Mato Grosso do Sul - Primeira Aproximação**. Campo Grande, 2009. Disponível em: <https://www.semagro.ms.gov.br/wp-content/uploads/2020/08/Consolidação-ZEE-1ª-Aproximação.pdf>. Acesso em: 10 nov. 2022.

SILVA JÚNIOR, Josias José; DE MEIRELES, Lucas Vidal; DOS SANTOS, Nadson Vinícius; DE OLIVEIRA, Renan Pinheiro. O combate à evasão e o fomento ao êxito no IF Goiano - Campus Posse, de 2017 a 2019. *In: Permanência e êxito no IF Goiano: ações para intervenção e monitoramento da evasão e retenção*. Organização de Fabiani da Costa Cavalcante; Johnathan Pereira Alves Diniz; Marco Antonio Harms Dias; Vívian de Faria Caixeta Monteiro. ed. Rio Verde, GO: IF Goiano, 2022.

SOBRINHO, Sidinei Cruz; GARNICA, Tamyris Proença Bonilha. CHRONOS OU KAIRÓS? Qual é o “Tempo” de Formação nos Cursos Técnicos Integrados ao Ensino Médio nos Institutos Federais de Educação Ciência e Tecnologia – IFs? **Revista Contexto & Educação**, v. 35, n. 112, p. 45-65, 2020.

Autor correspondente:

Gilson Saturnino dos Santos
Universidade Federal do Rio Grande do Sul – UFRGS
Av. Bento Gonçalves, 9500 - 91501-970 - Porto Alegre/RS, Brasil.
E-mail: gilsonsatu@gmail.com

Todo conteúdo da Revista Contexto & Educação está sob Licença Creative Commons CC – By 4.0

MODELAGEM DA EVASÃO DO ENSINO SUPERIOR NOS CAMPI DO IFMS POR MEIO DE DADOS EDUCACIONAIS SOCIOECONÔMICOS

ANEXO

* p = 0.1
 ** p = 0.05
 *** p = 0.01

Variável	AQUIDAUANA		CAMPO GRANDE	
	Coefficiente	Desvio Padrão	Coefficiente	Desvio Padrão
Sexo - Feminino	0.743797*	0.3254	0.79329 *	0.3733
Filhos - 1 ou mais	0.406598	0.38962	1.99496 ***	0.43825
Estado Civil – Casado	-0.03026	0.38972	0.11134	0.42602
Estado Civil – Divorciado	1.089657	0.87882	1.27061	0.95469
Raça – Parda/Amarela/Preta/Indígena	0.093487	0.28699	-0.26665	0.26231
Conclusão do Ensino Médio – Particular	-1.07257*	0.45264	-0.88862 *	0.34622
Com quem mora – Outros	-0.13665	0.47991	0.72214 *	0.36798
Casa/Ap – Sim	-0.32122	0.28056	0.01471	0.27865
Carro – Sim	0.08131	0.31236	0.01669	0.29482
Moto – Sim	0.392652	0.28759	-0.0214	0.32308
PC/Note – Sim	0.316443	0.34888	0.69169	0.53378
Internet 3G – Sim	0.252802	0.53404	0.12034	0.45185
Wifi – Sim	-0.02284	0.3799	-0.28381	0.30356
Problema de Visão – Sim, sem óculos	-0.15077	0.49796	0.10035	0.49939
Problema de Visão – Sim, com óculos	0.365151	0.36388	0.63477 *	0.28004
Familiar Cuidados – Sim	-0.16279	0.44471	-0.59975	0.45174
Maior Escolaridade do Responsável - Médio	-0.38431	0.30383	0.42118	0.34931
Maior Escolaridade do Responsável – Superior	-0.52018	0.39781	0.84781 *	0.40692
Idade – 21 até 25	0.725987	0.40459	-0.66672	0.42443
Idade – 26 até 30	1.225054**	0.44164	0.25432	0.42752
Idade – 31 até 35	0.646082	0.55975	-0.11025	0.57947
Idade – 36 até 40	0.144899	0.62791	-0.94718	0.57941
Idade – Mais de 40	0.919041	0.65529	-0.72354	0.61752
Responsável – Apenas mãe	0.087809	0.51746	0.96671	0.85779

MODELAGEM DA EVASÃO DO ENSINO SUPERIOR NOS CAMPI DO IFMS POR MEIO DE DADOS EDUCACIONAIS SOCIOECONÔMICOS

Responsável – Apenas pai	-0.10203	0.91207		
Responsável – Mãe e outros	-0.16404	0.64444	0.86994	0.62144
Responsável – Outros	0.761955	1.30534	-14.4217	956.6606
Responsável – Pai e Outros	14.24791	882.7436	15.506	1455.398

Variável	CORUMBÁ		NAVIRAÍ	
	Coefficiente	Desvio Padrão	Coefficiente	Desvio Padrão
Sexo - Feminino	-0.62755 *	0.25879	-0.7307	1.5403
Filhos - 1 ou mais	0.04199	0.30638	3.2392 *	1.4944
Estado Civil – Casado	0.28454	0.3094	-4.7288 *	2.0568
Estado Civil – Divorciado	0.09602	1.02597	20.4774	4330.455
Raça – Parda/Amarela/Preta/Indígena	-0.23681	0.25965	-0.6282	0.9349
Conclusão do Ensino Médio – Particular	0.1132	0.31062	-17.9465	1978.349
Com quem mora – Outros	0.41328	0.37461	0.6345	2.0666
Casa/Ap – Sim	0.01573	0.21431	1.0355	0.8946
Carro – Sim	-0.08286	0.24862	0.8118	0.9075
Moto – Sim	-0.43	0.30583	1.481	0.9741
PC/Note – Sim	-0.66075 *	0.26371	-0.3255	1.2992
Internet 3G – Sim	0.76811 *	0.36607	0.6335	2.4517
Wifi – Sim	0.09501	0.26909	3.7625 *	1.9135
Problema de Visão – Sim, sem óculos	-0.15985	0.40312	-0.7565	1.5224
Problema de Visão – Sim, com óculos	-0.61175 *	0.24106	-0.243	1.1005
Familiar Cuidados – Sim	-0.21435	0.32085	-0.2615	1.6378
Maior Escolaridade do Responsável - Médio	-0.14472	0.24998	-0.389	0.9573
Maior Escolaridade do Responsável – Superior	-0.39588	0.3434	-5.7177	3.0999
Idade – 21 até 25	1.08354 **	0.3864	0.1358	1.1632
Idade – 26 até 30	0.6958	0.41301	1.526	1.3262
Idade – 31 até 35	1.07805 *	0.4592	2.8038	1.9923
Idade – 36 até 40	1.32465 *	0.54508	1.2115	2.2342

MODELAGEM DA EVASÃO DO ENSINO SUPERIOR NOS CAMPI DO IFMS POR MEIO DE DADOS EDUCACIONAIS SOCIOECONÔMICOS

Idade – Mais de 40	1.10668 *	0.54308	0.6265	1.9134
Responsável – Apenas mãe	-0.86418 *	0.41638	1.0319	1.8787
Responsável – Apenas Pai	-0.01059	1.45265		
Responsável – Mãe e outros	-0.4325	0.50256	2.2221	1.7591
Responsável – Outros	0.96968	0.76282		
Responsável – Pai e Outros	-13.3296	535.4114		

Variável	NOVA ANDRADINA		PONTA PORÃ	
	Coefficiente	Desvio Padrão	Coefficiente	Desvio Padrão
Sexo – Feminino	0.49900	0.36270	-0.29317	0.25139
Filhos - 1 ou mais	-0.42460	0.62700	0.38996	0.37757
Estado Civil – Casado	0.47100	0.56690	-0.6743	0.45646
Estado Civil – Divorciado	-14.83000	1537.00	-1.90901	1.31207
Raça – Parda/Amarela/Preta/Indígena	0.16960	0.34100	-0.10175	0.25515
Conclusão do Ensino Médio – Particular	-0.92660	1.09500	0.68292	0.4019
Com quem mora – Outros	0.00172	0.47660	0.49921	0.30317
Casa/Ap – Sim	-0.24400	0.34490	0.28343	0.24322
Carro – Sim	0.68540	0.37080	0.14133	0.25983
Moto – Sim	-0.03190	0.41430	0.45778	0.29459
PC/Note – Sim	-0.19970	0.48250	-0.08458	0.27917
Internet 3G – Sim	1.12900 *	0.51120	0.75964	0.46755
Wifi – Sim	0.07011	0.39940	-0.62661	0.32173
Problema de Visão – Sim, sem óculos	0.33470	0.56590	1.0691 **	0.40708
Problema de Visão – Sim, com óculos	-0.16490	0.41970	-0.29488	0.29409
Familiar Cuidados – Sim	-0.17570	0.68340	0.36996	0.34517
Maior Escolaridade do Responsável - Médio	0.05990	0.39770	0.1703	0.27691
Maior Escolaridade do Responsável – Superior	-0.29210	0.46070	0.19455	0.37296
Idade – 21 até 25	0.14390	0.42410	0.65069	0.33511
Idade – 26 até 30	1.15700 *	0.54710	0.78963 *	0.39208

MODELAGEM DA EVASÃO DO ENSINO SUPERIOR NOS CAMPI DO IFMS POR MEIO DE DADOS EDUCACIONAIS SOCIOECONÔMICOS

Idade – 31 até 35	1.26700	0.77240	0.29748	0.5575
Idade – 36 até 40	0.01932	1.01800	1.69287 *	0.68287
Idade – Mais de 40	0.63120	1.37400	0.31058	0.73584
Responsável – Apenas mãe	0.16810	0.86140	-0.32024	0.43425
Responsável – Apenas Pai	0.55540	0.95180	-14.4584	965.6704
Responsável – Mãe e outros	0.33780	0.74040	0.04073	0.63516
Responsável – Outros	0.79980	1.31400	0.19432	1.15209
Responsável – Pai/ e Outros	-14.06000	1697.00000	-14.7228	1333.713

Variável	TRÊS LAGOAS		COXIM	
	Coefficiente	Desvio Padrão	Coefficiente	Desvio Padrão
Sexo - Feminino	0.633381	0.378698	-0.38074	0.26666
Filhos - 1 ou mais	0.200476	0.421431	0.44317	0.36356
Estado Civil – Casado	-0.32562	0.490366	-0.37041	0.35173
Estado Civil – Divorciado	0.342919	1.053779	0.63283	0.71827
Raça – Parda/Amarela/Preta/Indígena	-0.32124	0.275651	0.87126**	0.28945
Conclusão do Ensino Médio – Particular	-0.02851	0.432167	0.62057	0.48599
Com quem mora – Outros	0.470339	0.469827	-0.21145	0.37858
Casa/Ap – Sim	0.04098	0.291922	-0.08419	0.2602
Carro – Sim	0.006383	0.291546	0.52744	0.28949
Moto – Sim	-0.04681	0.305825	-0.07092	0.2556
PC/Note – Sim	-0.47497	0.399272	-0.29413	0.30136
Internet 3G – Sim	0.691458	0.53525	0.41321	0.51826
Wifi – Sim	-0.38043	0.333917	0.24424	0.36221
Problema de Visão – Sim, sem óculos	-0.32651	0.580896	-0.5154	0.48421
Problema de Visão – Sim, com óculos	0.431401	0.321926	-0.61193 *	0.29714
Familiar Cuidados – Sim	-0.31128	0.427154	0.33636	0.3589
Maior Escolaridade do Responsável - Médio	-0.52239	0.345783	-0.23352	0.29544
Maior Escolaridade do Responsável – Superior	-1.12341 **	0.435877	0.31609	0.39867

MODELAGEM DA EVASÃO DO ENSINO SUPERIOR NOS CAMPI DO IFMS POR MEIO DE DADOS
EDUCACIONAIS SOCIOECONÔMICOS

Idade – 21 até 25	-0.18597	0.409599	0.14077	0.40325
Idade – 26 até 30	-0.38466	0.481659	0.88898*	0.4315
Idade – 31 até 35	-0.21905	0.636044	0.05117	0.55138
Idade – 36 até 40	-0.6396	0.7163	1.01671	0.61305
Idade – Mais de 40	0.390449	0.771559	0.85924	0.65823
Responsável – Apenas mãe	0.591071	0.961143	-0.55698	0.53492
Responsável – Apenas Pai	14.12169	623.7164	1.79234	1.33458
Responsável – Mãe e outros	-0.2448	0.974303	0.71945	0.48211
Responsável – Outros	-1.42161	1.101905	0.30952	0.90984
Responsável – Pai e Outros	0.392876	1.3611	16.55162	882.7436