

Evasão nos Cursos de Graduação em Computação no Brasil

Ícaro Vasconcelos Alvim
UEFS – Universidade Estadual de
Feira de Santana
Feira de Santana, Bahia, Brasil
icaro.ecomp@gmail.com

Roberto A. Bittencourt
University of Victoria
Victoria, BC, Canada
PGCC/UEFS
Feira de Santana, Bahia, Brasil
rbittencourt@uvic.ca

Rodrigo S. Duran
IFMS – Instituto Federal do Mato
Grosso do Sul
Nova Andradina, MS, Brasil
rodrigo.duran@ifms.edu.br

RESUMO

Motivação: A evasão na educação superior tem graves impactos sociais, econômicos, institucionais e pessoais. Cursos de computação, comumente com altos índices de evasão, não são diferentes. Entretanto, são raros os estudos que investigam a evasão nestes cursos de forma abrangente e longitudinal. **Objetivos:** Apresentar um panorama da evasão nos cursos de graduação da área de Computação no Brasil no período de 2015 e 2019 com base em dados do Censo da Educação Superior do INEP, investigando potenciais diferenças na evasão entre cursos e perfis demográficos específicos. **Método:** Foram extraídos dos microdados do INEP os dados de cursos e estudantes da área de Computação no período de interesse e computadas diferenças na evasão entre cursos e perfis demográficos específicos. **Resultados:** Os resultados apontam muito pouca diferença na evasão entre diferentes tipos de curso. A maior diferença na evasão está entre estudantes que fazem ou não uso de financiamento estudantil. Além disso, diferenças significativas também foram encontradas entre estudantes de instituições públicas e privadas, entre bolsistas e não-bolsistas, e entre estudantes de diferentes turnos. Diferenças menores foram encontradas entre os estudantes que recebem e os que não recebem apoio social, entre cotistas e não-cotistas, e entre estudantes de cursos presenciais e a distância. **Discussão:** Os resultados encontrados apontam para a importância de fatores socioeconômicos na evasão. Entretanto, fatores como gênero e raça/etnia, quando observados isoladamente, não impactaram de forma substancial a evasão dos estudantes nos cursos de tecnologia, contrastando com os resultados apresentados em estudos realizados em outros países.

PALAVRAS-CHAVE

Evasão, Educação superior, Computação, INEP, Censo da Educação Superior

1 INTRODUÇÃO

No Brasil, o mercado tecnológico e, mais especificamente, o setor de Tecnologia de Informação e Comunicação (TIC) tem experimentado um grande crescimento nos últimos anos, com a tendência de que esse crescimento continue. Como consequência do crescimento deste mercado, cresce também a demanda por profissionais da área.

Fica permitido ao(s) autor(es) ou a terceiros a reprodução ou distribuição, em parte ou no todo, do material extraído dessa obra, de forma verbatim, adaptada ou remixada, bem como a criação ou produção a partir do conteúdo dessa obra, para fins não comerciais, desde que sejam atribuídos os devidos créditos à criação original, sob os termos da licença CC BY-NC 4.0.

EduComp'24, Abril 22-27, 2024, São Paulo, São Paulo, Brasil (On-line)

© 2024 Copyright mantido pelo(s) autor(es). Direitos de publicação licenciados à Sociedade Brasileira de Computação (SBC).

Contudo, apesar do cenário favorável, a projeção de uma demanda de 797 mil profissionais em tecnologia entre 2021 e 2025, em média são 159 mil ao ano, não é plenamente atendida pelos atuais 53 mil formandos em TIC [4].

Tendo como base esse cenário, é possível perceber que a formação dos cursos de graduação da área de computação não tem conseguido acompanhar as necessidades por profissionais causadas pelo crescimento do mercado. Nesse sentido, a evasão dos alunos nos cursos de computação é um tópico de interesse, visto que a evasão tem consequências deletérias para toda a sociedade, tais como redução do Índice de Desenvolvimento Humano (IDH) do país em virtude da escassez de mão-de-obra qualificada, que pode refletir em perda de produtividade da economia e de competitividade internacional [19].

Para os estudantes evadidos, as consequências abrangem os âmbitos pessoal e econômico. No âmbito pessoal, tais consequências podem ser traduzidas em sentimentos de frustração, incapacidade intelectual, insegurança, medo e fracasso, afetando consequentemente áreas na esfera psicológica, física, escolar e interpessoal do discente. Já, em relação aos aspectos econômicos, o aluno que deixa o ensino superior encontra maiores dificuldades em entrar no mercado de trabalho, dessa forma, causando impacto significativo no crescimento da economia e ampliando a desigualdade social [16].

Além disso, especificamente nos cursos de graduação na área de computação, as taxas de evasão têm sido elevadas, tanto no Brasil [23], quanto em outros países [9, 14].

Alguns estudos têm abordado o problema da evasão no exterior. Dentre estes, existem aqueles que trazem propostas que visam reduzir a evasão dos alunos nos cursos de graduação em computação [6, 7], enquanto outros buscam entender quais são os fatores que motivam os estudantes a permanecerem nos cursos de graduação em computação [3, 10, 24].

Alguns estudos têm abordado o problema da evasão também no Brasil, buscando identificar quais fatores estão associados à evasão nos cursos de graduação em computação [8, 21]. Contudo, alguns o fazem de maneira mais específica, focando numa determinada região do país [15] ou numa única instituição [5, 22]. Dessa forma, torna-se muito difícil obter um panorama geral acerca da evasão dos alunos nos cursos de graduação em computação no país e sobre quais fatores poderiam estar relacionados a esta evasão.

Em outros países, como nos EUA, são desenvolvidos relatórios anuais com informações acerca do índice de evasão e permanência dos alunos nos cursos de graduação em computação. Esses relatórios englobam número de ingressantes e concluintes dos cursos, além da classificação desses alunos em relação a gênero, raça/etnia e características socioeconômicas [9].

No Brasil, o Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (INEP) fornece de forma detalhada e abrangente os dados coletados diretamente nas instituições superiores de ensino. A análise destes microdados tem o potencial de oferecer uma compreensão mais abrangente da evasão nos cursos de graduação da área de computação no Brasil. Trabalhos como o de Hoed [12], por exemplo, que explorou aspectos da evasão no período de 2010 e 2014, observaram a existência de diferença na evasão em função das formas de ingresso, mantenedoras (se pública ou privada), sexo do aluno e se a instituição ofertada ou não pós-graduação em Computação. Passados quase 10 anos deste período de análise, é importante verificar se as tendências observadas no trabalho de Hoed [12] se mantêm, e qual o impacto de longo prazo de políticas públicas, tal como a lei de cotas estabelecida em 2012, além de analisar diferenças entre a evasão de outros grupos de interesse cuja evasão não foi analisada neste trabalho.

O presente trabalho se propõe a realizar, a partir dos microdados fornecidos pelo INEP, uma análise da evasão nos cursos de tecnologia no Brasil utilizando métodos similares aos empregados por Hoed [12] para o período entre 2015 e 2019, com o intuito de caracterizar demograficamente os estudantes evadidos durante este período e obter um panorama geral da evasão nos cursos de graduação em computação brasileiros.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Evasão é um conceito com distintos entendimentos. Foram apresentados pela Comissão Especial de Estudos sobre a Evasão nas Universidades Públicas Brasileiras (SESu/MEC – ANDIFES -- ABRUEM) [2], os seguintes conceitos de evasão:

- Evasão do sistema, ou seja, quando o aluno abandona o ensino superior;
- Evasão da instituição, ou seja, quando o aluno se desliga da instituição na qual está matriculado;
- Evasão de curso, ou seja, quando o aluno se desliga apenas do curso, sem se desvincular da instituição.

Para este estudo, utilizamos duas definições diferentes de evasão, as quais denominamos: Evasão Estrita e Evasão Ampla.

Na definição de Evasão Estrita, foram consideradas evadidas as matrículas cuja situação fosse desvinculada (Evasão da instituição) ou transferida (Evasão de curso). Já na definição de Evasão Ampla, consideramos evadidas além das matrículas desvinculadas ou transferidas, também as matrículas trancadas, visto que os estudantes nesta situação estão evadidos temporariamente de seus cursos, podendo esta evasão vir a se tornar permanente.

2.1 Causas da evasão nos cursos de computação

Existem múltiplas causas associadas à evasão nos cursos de computação. Estes possuem em suas matrizes curriculares diversas disciplinas relacionadas a Algoritmos e Matemática, nas quais diversos autores relatam dificuldades por parte dos alunos [8, 18]. Estas disciplinas costumam ter altos índices de abandono e reprovação, sendo um dos gargalos existentes nos cursos de graduação, particularmente de computação, dificultando ou até mesmo, impedindo a continuidade dos alunos no curso [11, 13].

Outra fator relevante para a evasão é a frustração devido ao desconhecimento do foco real de um curso superior na área de

computação [20]. Alguns estudantes possuem a visão de que o foco de um curso dessa área é aprender a trabalhar com aplicativos e utilitários, tais como editores de texto ou navegadores de Internet. Ao perceberem o intuito da formação do curso e as habilidades que serão adquiridas ao longo dos anos na instituição, muitos estudantes se sentem frustrados, o que pode levar à evasão destes [8, 20].

Estudos recentes apontam que as causas potenciais de evasão são diversas e multifacetadas. Duran et al. [8] mostram que além de questões relacionadas às disciplinas, particularmente as introdutórias, questões relacionadas ao próprio valor do diploma de nível superior (cursos de tecnologia costumam ter duração de 5 anos, o que dificulta a entrada no mercado de trabalho), questões sociais (e.g., relocação entre cidades, custo de vida, incompatibilidade do curso em tempo integral com a necessidade de trabalhar) e questões de gênero (e.g., assédio moral e sexual) são importantes para diferentes grupos dentro dos cursos de tecnologia.

2.2 Trabalhos Relacionados

Duran et al. [9] apresentam dados da permanência de alunos dos EUA no ano acadêmico de 2017-2018 para seis cursos de graduação em computação. Os dados afirmam que existem muitas diferenças significativas na permanência de gênero, geralmente a favor da retenção de alunos do sexo masculino, enquanto que, de uma perspectiva de raça/etnia, os dados mostraram que, em programas de bacharelado, os alunos negros tiveram menor permanência do que as outras categorias principais de raça/etnia.

Barker et al. [3] realizaram uma pesquisa em 14 instituições dos EUA para entender os preditores mais fortes de permanência em cursos de graduação em computação. Os resultados mostram que a conclusão de tarefas consideradas interessantes e a utilidade da computação para os objetivos de carreira e para a sociedade foram os mais fortes preditores de permanência para todos os grupos de alunos, mas principalmente para as mulheres. O segundo maior preditor foi a interação aluno-professor, para todos os grupos, exceto para as minorias raciais.

Zweben[24] apresenta uma análise aprofundada das matrículas e da permanência em bacharelado em Ciência de Computação (CC) nos EUA para o ano acadêmico de 2016-2017. Os resultados apontam diferenças significativas na permanência geral por gênero (favorecendo homens) e por etnia (favorecendo brancos e asiáticos).

Carver et al.[6] descrevem um estudo realizado para analisar se o uso de programação em pares aumentaria a permanência. O estudo foi realizado no curso de Introdução à Programação de Computadores da Mississippi State University (MSU). Os resultados mostraram que aqueles que fizeram a versão de programação em pares do curso tinham uma probabilidade significativamente maior de ainda serem graduandos em CC/ES/EC um ano depois do que os alunos que fizeram a versão de programação sem pares da disciplina.

Dahlberg et al.[7] trazem um programa para envolver os alunos na pesquisa e divulgação em visualização, realidade virtual, robótica em rede e jogos interativos. O intuito do programa é aumentar a permanência de alunos e incentivar os alunos de graduação a continuarem na pós-graduação. Os resultados indicam que o programa fortaleceu a sensação dos alunos de "adequação" à computação, ao mesmo tempo que aumentou sua autoeficácia e compromisso com os programas de pós-graduação em computação.

Giannakos et al.[10] investigam a permanência de alunos no ensino de Ciência da Computação. Mais especificamente, investigando as variáveis relacionadas aos ganhos de estudar ciência da computação, ao ambiente (de aprendizagem), a utilidade da graduação e as barreiras como preditores da intenção dos alunos de permanecer e concluir seus estudos em ciência da computação. Os resultados indicam que a utilidade da graduação tem um efeito positivo na permanência. Além disso, os ganhos cognitivos e o ambiente de apoio impactam positivamente a utilidade da graduação, enquanto os ganhos não cognitivos a prejudicam. Por fim, descobriu-se que os sentimentos (valores pessoais) influenciam negativamente a permanência dos alunos.

No Brasil, alguns trabalhos relacionados buscam identificar quais fatores estão associados à evasão em cursos de graduação em computação.

Hoed[12] apresenta um estudo sobre evasão nos cursos de graduação da área de Computação entre 2010 e 2014, com base em dados fornecidos pelo Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (INEP). Os resultados apontam que a relação candidato/vaga é inversamente proporcional à evasão, que os cursos da grande área de Ciências, Matemática e Computação que requerem maior uso de conhecimentos matemáticos e de abstração algorítmica possuem maiores taxas de evasão e que o sexo, a forma de ingresso na instituição e ser ou não cotista afetam as taxas de evasão nos cursos na área de Computação.

Saccaro et al.[21] analisam quais os fatores associados à evasão de estudantes que ingressaram no ano de 2009 nos cursos das áreas de Ciências, Matemática e Computação e Engenharia, Produção e Construção do ensino superior brasileiro. O método utilizado é o de Análise de Sobrevivência, por meio das bases de dados do Censo da Educação Superior dos anos de 2009 a 2014. Os resultados apontam que a evasão é maior nas instituições privadas. Além disso, ser homem e ter mais idade diminui o tempo de permanência do indivíduo no ensino superior, enquanto que alunos contemplados com apoio financeiro apresentam uma maior retenção.

Carvalho et al.[5] buscam identificar atributos de estudantes, detectáveis nas duas primeiras semanas do curso, que apresentam forte correlação com parâmetros levantados na literatura como associados a risco de evasão de curso. A pesquisa foi delimitada a três cursos de graduação presenciais, na área de Computação, com ingressantes no período 2012-2018, na Universidade Federal do Amazonas (UFAM). Os autores observaram que os seguintes atributos estão significativamente associados a um bom coeficiente de rendimento no primeiro período letivo: participação das atividades de acolhimento dos calouros, política afirmativa, modalidade de Ensino Médio, conhecimento prévio de linguagem de programação, e escolha do curso como primeira opção.

Morães and Pombeiro[15] procuram identificar os principais fatores que levam à evasão nos cursos de Computação de Curitiba, Paraná, e região metropolitana. A coleta de dados foi por um questionário abordando temas sobre o curso, o conhecimento por parte dos entrevistados sobre a área de Computação e conhecimento prévios sobre matemática, lógica e interesse na programação de computadores. Este questionário foi aplicado a alunos que estão em curso, alunos evadidos e egressos desses cursos. Para os alunos de Ciências da Computação, as matérias que mais desestimulam o estudo estão relacionadas à Análise de Sistemas, com 63%. Além

disso, 71% apontaram como desestimulante as matérias relacionadas à Matemática, e 41% apontaram as matérias de Programação, que são a base do curso.

Sales et al.[22] investigam as possíveis causas da evasão das mulheres dos cursos de computação e tentam identificar as motivações das alunas que permaneceram no curso. Através de um estudo de caso realizado na Paraíba, foram analisadas as taxas de evasão dos cursos de Ciência da Computação, Engenharia da Computação e Matemática Computacional na Universidade Federal da Paraíba (UFPB), considerando o período de 2012 até 2016. Os resultados apontam que os projetos existentes não têm apresentado muitos resultados quanto a estimular a permanência das estudantes do gênero feminino que já ingressaram nos cursos de computação, uma vez que a porcentagem de desistência dos cursos ainda é predominantemente feminina.

3 METODOLOGIA

Este trabalho utiliza uma metodologia quantitativa a partir de dados retrospectivos. A seguir, são apresentadas as fontes de dados e as etapas da pesquisa.

Fontes de dados: As fontes de dados utilizadas para este trabalho são os microdados fornecidos pelo INEP. Estes dados são resultado do Censo da Educação Superior, que é realizado todos os anos pela instituição desde 1995 e fornece dados sobre cada um dos cursos de graduação do país, sobre os alunos matriculados nestes cursos, além de dados acerca das instituições de ensino superior (IES) e seus respectivos docentes.

No presente trabalho, são considerados os microdados do Censo da Educação Superior dos anos de 2015 até 2019 (último ano com microdados disponíveis), mais especificamente as tabelas de cursos e alunos foram investigadas.

Extração e filtragem dos dados: A abordagem utilizada para a escolha dos cursos neste estudo é a mesma utilizada pela Sociedade Brasileira de Computação (SBC) em seus relatórios de estatísticas da educação superior para área de computação [17]. Em seus relatórios, os cursos considerados pela SBC são Ciência da Computação, Engenharia de Computação, Engenharia de Software, Sistemas de Informação, Licenciatura em Computação e cursos de Tecnólogos.

Para o presente estudo, os cursos de Tecnólogos não foram considerados. A fim de entender a justificativa para tal, vale lembrar que entre as principais causas da evasão em cursos de computação estão: a quantidade de disciplinas relacionadas a matemática, as matrizes curriculares de carga horária elevada e o longo período de duração dos cursos. Considerando isto, ao analisar os cursos de tecnólogos, percebemos que a grande maioria deles não possui estas características, portanto, optamos por não incluí-los.

Utilizando a tabela de cursos, foram extraídas as informações referentes aos cursos de graduação da área de computação no Brasil em cada ano. A extração das informações referentes aos cursos foi possível graças a uma variável denominada *CO_CINE_ROTULO*, presente nas tabelas de cursos, que representa o código de identificação do curso, conforme adaptação da Classificação Internacional Normalizada da Educação (CINE).

Após a decisão em relação aos cursos considerados, o próximo passo foi a extração das informações referentes aos alunos destes cursos. A extração das informações referentes aos alunos de cada

ano foi possível graças a uma variável denominada *CO_CURSO*, presente tanto na tabela de alunos quanto na tabela de cursos, essa variável representa o código único de identificação do curso. Logo, para saber se um estudante fazia parte de um dos cursos considerados, bastava que o código do curso ao qual o aluno está vinculado fosse o mesmo código possuído por um dos cursos extraídos anteriormente.

Além disso, foi necessário realizar a filtragem das 63 variáveis relevantes que seriam utilizadas para realizar a caracterização demográfica dos mesmos, visto que as tabelas de alunos, em cada ano, possuem pelo menos 105 variáveis.

Determinação da evasão para o período 2015-2019: Para determinar a evasão dos estudantes para o período 2015-2019, foi necessário juntar as informações obtidas na etapa anterior para cada um dos cinco anos. Contudo, existe muita confusão em relação aos microdados que tratam dos alunos da educação superior no país, visto que o padrão destes dados muda praticamente todo ano. Logo, antes da junção dos dados obtidos na etapa anterior, foi realizada uma remodelagem e adequação dos mesmos, a fim de que fosse possível juntar as informações dos cinco anos sem a existência de algum tipo de conflito entre os dados.

Após a junção das informações referentes aos alunos de computação de cada um dos cinco anos, obtivemos um total de 1.392.608 matrículas. Então, foi calculada a quantidade de matrículas evadidas dos cursos de graduação da área de computação, utilizando a variável que descreve a situação do aluno no curso. Através desta variável foi possível saber se no ano do censo em questão o aluno estava cursando, havia se formado, estava desvinculado, ou estava com matrícula trancada, havia falecido ou havia se transferido para outro curso da mesma instituição.

Na Tabela 1 é possível observar a quantidade total de estudantes evadidos e não evadidos segundo as definições de Evasão Estrita e Evasão Ampla utilizadas nesse estudo. É possível notar que o total de matrículas é de 1.392.483, isso se deve a exclusão de 125 matrículas cuja situação do estudante era falecido e, portanto não poderia ser classificado em nenhuma das categorias.

Tabela 1: Distribuição das matrículas entre evadidos e não evadidos

	Evadidos	Não evadidos
Evasão Estrita	268.360	1.124.123
Evasão Ampla	447.493	944.990

Diferenças entre grupos no período 2015-2019: Após rotular cada matrícula como evadida ou não evadida, foi realizada essa mesma separação dentro de grupos de interesse. Os grupos de interesse podem ser visualizados na Tabela 2. Para determinar a existência de diferença significativa entre os grupos foi utilizado o teste de Qui-Quadrado de Pearson, onde foi considerado um intervalo de 95% de confiança, ou seja, obter neste teste um valor-p menor do que 0,05 indica a existência de diferença significativa entre os grupos testados.

Para mensurar o tamanho do efeito das diferenças encontradas entre os grupos, duas medidas foram utilizadas: Razão de Chances e V de Cramer. A razão de chances é uma medida utilizada apenas quando é feita a comparação entre dois grupos. Para calcular a Razão

de Chances, primeiro é necessário obter a chance do estudante evadir em cada um dos grupos. Isso é feito dividindo o número de evadidos pelo número de não evadidos dentro de cada grupo. Uma vez obtida a chance do estudante evadir dentro de cada grupo, ao dividir a chance de evasão mais alta pela mais baixa encontramos quantas vezes maior é a chance do estudante de um grupo evadir em relação ao estudante do grupo oposto. Já o V de Cramer é uma medida que pode ser utilizada independente da quantidade de grupos, o valor obtido para esta medida indica o tamanho do efeito da diferença entre os grupos segundo a Tabela 3 [1].

Tabela 2: Grupos de interesse

Informação demográfica	Grupo de interesse
Tipo de IES	Privada Pública
Grau acadêmico do curso	Licenciatura Bacharelado
Curso de graduação	Ciência da Computação Engenharia de Computação Engenharia de Software Licenciatura em Computação Sistemas de Informação
Modalidade de ensino	A distância Presencial
Turno do curso	Matutino Vespertino Noturno Integral
Turno do curso (Alternativo)	Noturno Diurno
Sexo do estudante	Feminino Masculino
Cor/Raça do estudante	Branca Preta Parda Amarela Indígena
Presença de deficiência	Não Portador Portador
Reserva de vagas	Não cotista Cotista
Financiamento estudantil	Não possui Possui
Apoio social	Não Beneficiado Beneficiado
Recebimento de bolsa	Não Bolsista Bolsista

4 RESULTADOS

Nesta seção, são apresentadas as diferenças nas taxas de evasão entre os diferentes grupos demográficos. Os resultados foram organizados em 12 grupos demográficos. Abaixo são apresentados os resultados de cada grupo demográfico destacando alguns pontos importantes.

Tabela 3: Interpretação do V de Cramer

V de Cramer	Interpretação
> 0.25	Muito forte
> 0.15	Forte
> 0.10	Moderado
> 0.05	Fraco
> 0	Sem efeito ou muito fraco

Tipo de instituição de ensino superior: Considerando a definição mais estrita de evasão, é possível observar na Tabela 4 que o valor-p obtido para o teste Qui-Quadrado de Pearson foi abaixo de 0,001, o que indica que existe uma diferença significativa entre os grupos, visto que foi considerado um intervalo de 95% de confiança.

Sabendo da existência de uma diferença significativa entre os grupos. Foi verificado o tamanho do efeito dessa diferença, a primeira medida considerada para tal foi a Razão de chances. Para calcular a Razão de chances primeiramente, é necessário encontrar a chance de um estudante de instituição privada evadir, que é de 0,2786 (191.371/686.818). Depois, é necessário encontrar a chance de um estudante de instituição pública evadir, que é de 0,1761 (76989/437305). Por fim, a Razão de Chances diz que a chance de evadir é 1,58 (0,2786/0,1761) vezes maior para o estudante de instituição privada do que para o estudante de instituição pública.

Uma segunda medida para verificar o tamanho do efeito da diferença entre os grupos é o V de Cramer, essa medida nos permite saber o tamanho do efeito através da comparação do valor calculado com uma tabela pré definida de valores (Tabela 3). Para este caso, o valor do V de Cramer encontrado foi de 0,0835, o que indica um tamanho de efeito fraco.

Considerando a definição mais ampla de evasão, mais uma vez o valor-p obtido (Tabela 5) aponta a existência de uma diferença significativa entre os grupos.

O valor obtido para a medida Razão de Chances também pode ser visto na Tabela 5, onde observamos chances ainda maiores de evasão (1,90) para estudantes de instituições privadas quando comparados com os estudantes de instituições públicas. Além disso, também é possível observar o V de Cramer (0,1381), que indica um tamanho de efeito moderado.

Grau acadêmico do curso: Considerando a definição mais estrita de evasão, o valor-p obtido (Tabela 4) implica na existência de uma diferença significativa entre os grupos.

Na Tabela 4 é possível observar também o valor obtido a Razão de chances, apontando que a chance de evadir é apenas 1,04 vezes maior para o estudante de Licenciatura do que para o estudante de Bacharelado. Além disso, observamos o valor encontrado para o V de Cramer, que foi de 0,0033, esse valor indica um tamanho de efeito muito fraco ou até mesmo a inexistência do efeito.

Considerando a definição ampla de evasão, mais uma vez, valor-p obtido (Tabela 5) implica na existência de uma diferença significativa entre os grupos.

Na Tabela 5 é possível observar também o valor obtido para a Razão de chances, apontando que a chance de evadir é 1,17 vezes maior para o estudante de Bacharelado do que para o estudante de Licenciatura, contrariando o que foi observado considerando a definição estrita de evasão. Além disso, observamos o valor encontrado

para o V de Cramer, que foi de 0,0161, indicando um tamanho de efeito muito fraco ou até mesmo a inexistência do efeito.

Curso de graduação: Considerando a definição estrita de evasão, é possível observar que existe uma diferença significativa entre os grupos, com base no valor-p obtido (Tabela 4).

Na Tabela 4 é possível observar as chances de um estudante evadir em cada curso, contudo, não foi calculada a Razão de chances, visto que essa medida é utilizada quando existem apenas dois grupos sendo comparados. Para este caso, foi utilizado o V de Cramer com o intuito determinar o tamanho do efeito da diferença entre os grupos, o valor encontrado foi de 0,0162, o que indica um tamanho de efeito muito fraco ou até mesmo a inexistência do efeito.

Considerando a definição mais ampla de evasão, mais uma vez é possível observar que existe uma diferença significativa entre os grupos, com base no valor-p obtido (Tabela 5).

Na Tabela 5 é possível observar as chances de um estudante evadir em cada um dos cursos considerados. Além disso, observamos o valor encontrado para o V de Cramer, que foi de 0,0342, indicando um tamanho de efeito muito fraco ou até mesmo a inexistência do efeito.

Modalidade de ensino do curso: Considerando a definição mais estrita de evasão, é possível observar na Tabela 4 o valor-p obtido, que indica que existe uma diferença significativa entre os grupos.

Na Tabela 4 também é possível observar o valor obtido para a Razão de chances, apontando que a chance de evadir é apenas 1,21 vezes maior para o estudante de curso a distância do que para o estudante de curso presencial. Ainda na Tabela 4, observamos o valor encontrado para o V de Cramer, que foi de 0,0240, esse valor indica um tamanho de efeito muito fraco ou até mesmo a inexistência do efeito.

Levando em conta a definição ampla de evasão, obtemos, mais uma vez o valor-p (Tabela 5), apontando a existência de uma diferença significativa entre os grupos.

Na Tabela 5 é possível observar o valor obtido para a Razão de chances, indicando que a chance de evadir é 1,52 vezes maior para o estudante de um curso a distância do que para o estudante de um curso presencial. Por fim, ainda na Tabela 5, observamos o valor encontrado para o V de Cramer, que foi de 0,0635, um valor um pouco maior do que o encontrado anteriormente, que indica um tamanho de efeito fraco.

Turno do curso: Após desconsiderar as matrículas vinculadas a estudantes de cursos a distância, considerando a definição estrita de evasão (Tabela 6), observamos que existe uma diferença significativa entre os grupos com base no valor-p obtido.

Na Tabela 6 é possível observar o valor obtido para a Razão de chances, que indica que a chance de evadir é 1,35 vezes maior para o estudante do turno noturno do que para o estudante do curso diurno. Além disso, observamos também o valor encontrado para o V de Cramer, que foi de 0,0721, o que indica um tamanho de efeito fraco.

Considerando a definição ampla de evasão, observamos na Tabela 7 o valor-p obtido, que novamente aponta para a existência de diferença significativa entre os grupos. Ainda na mesma tabela, a Razão de Chances aponta que a chance de evadir é 1,53 vezes maior para o estudante do turno noturno do que para o estudante do curso diurno. Além disso, observamos o valor encontrado para

Tabela 4: Evasão Estrita

Grupo de Interesse	Evadido (n = 268.360)		Não Evadido (n = 1.124.123)		Chances	Valor-p	Razão de Chances	V de Cramer
	Frequência (%)		Frequência (%)					
Tipo de IES								
Privada	191.371 (71,31)		686.818 (61,10)		0,2786	< 0,001	1,58	0,0835
Pública	76.989 (28,69)		437.305 (38,90)		0,1761			
Grau Acadêmico								
Licenciatura	15.396 (5,74)		62.312 (5,54)		0,2471	< 0,001	1,04	0,0033
Bacharelado	252.964 (94,26)		1.061.811 (94,46)		0,2382			
Curso de Graduação								
Ciência da Computação	93.133 (34,70)		408.893 (36,38)		0,2278	< 0,001		0,0162
Engenharia de Computação	45.980 (17,13)		195.224 (17,37)		0,2355			
Engenharia de Software	6.348 (2,37)		27.109 (2,41)		0,2342			
Licenciatura em Computação	15.396 (5,74)		62.312 (5,54)		0,2471			
Sistemas de Informação	107.503 (40,06)		430.585 (38,30)		0,2497			
Modalidade								
A distância	32.677 (12,18)		115.804 (10,30)		0,2822	< 0,001	1,21	0,0240
Presencial	235.683 (87,82)		1.008.319 (89,70)		0,2337			
Sexo do Estudante								
Feminino	37.879 (14,12)		157.942 (14,05)		0,2398	0,3877	1,01	0,0007
Masculino	230.481 (85,88)		966.181 (85,95)		0,2386			
Reserva de Vagas								
Não cotista	252.131 (93,95)		1.019.659 (90,71)		0,2473	< 0,001	1,59	0,0455
Cotista	16.229 (6,05)		104.464 (9,29)		0,1554			
Apoio Social								
Não Beneficiado	258.411 (96,29)		1.028.944 (91,53)		0,2511	< 0,001	2,40	0,0711
Beneficiado	9.949 (3,71)		95.179 (8,47)		0,1045			
Bolsa								
Não Bolsista	260.521 (97,08)		1.037.703 (92,31)		0,0907	< 0,001	2,77	0,0748
Bolsista	7.839 (2,92)		86.420 (7,69)		0,2511			

Tabela 5: Evasão Ampla

Grupo de Interesse	Evadido (n = 447.493)		Não Evadido (n = 944.990)		Chances	Valor-p	Razão de Chances	V de Cramer
	Frequência (%)		Frequência (%)					
Tipo de IES								
Privada	325.545 (72,75)		552.644 (58,48)		0,5890	< 0,001	1,90	0,1381
Pública	121.948 (27,25)		392.346 (41,52)		0,3108			
Grau Acadêmico								
Bacharelado	424.926 (94,96)		889.849 (94,16)		0,4775	< 0,001	1,17	0,0161
Licenciatura	22.567 (5,04)		55.141 (5,84)		0,4093			
Curso de Graduação								
Ciência da Computação	159.511 (35,65)		342.515 (36,25)		0,4657	< 0,001		0,0342
Engenharia de Computação	72.942 (16,30)		168.262 (17,81)		0,4335			
Engenharia de Software	9.998 (2,23)		23.459 (2,48)		0,4262			
Licenciatura em Computação	22.567 (5,04)		55.141 (5,83)		0,4093			
Sistemas de Informação	182.475 (40,78)		355.613 (37,63)		0,5131			
Modalidade								
A distância	60.455 (13,51)		88.026 (9,32)		0,6868	< 0,001	1,52	0,0635
Presencial	387.038 (86,49)		856.964 (90,68)		0,4516			
Sexo do Estudante								
Masculino	385.620 (86,17)		811.042 (85,83)		0,4755	< 0,001	1,03	0,0046
Feminino	61.873 (13,83)		133.948 (14,17)		0,4619			
Reserva de Vagas								
Não cotista	422.059 (94,32)		849.731 (89,92)		0,4967	< 0,001	1,87	0,0730
Cotista	25.434 (5,68)		95.259 (10,08)		0,2670			
Apoio Social								
Não Beneficiado	430.058 (96,10)		857.297 (90,72)		0,5016	< 0,001	2,52	0,0952
Beneficiado	17.435 (4,90)		87.693 (9,28)		0,1988			
Bolsa								
Não Bolsista	434.470 (97,09)		863.754 (91,40)		0,5030	< 0,001	3,14	0,1057
Bolsista	13.023 (2,91)		81.236 (8,60)		0,1603			

o V de Cramer, que foi de 0,1202, indicando um tamanho de efeito moderado.

Sexo do estudante: Considerando a definição estrita de evasão, foi obtido o valor-p de 0,3877 para o teste Qui-Quadrado de Pearson (Tabela 4), indicando que não existe diferença significativa entre

os grupos. Isso é confirmado através do valor obtido para a Razão de Chances (1,01), que indica que estudantes do sexo masculino e feminino possuem quase as mesmas chances de evadir. Além

Tabela 6: Evasão Estrita por Turno

Turno do Curso	Evadido (n = 235.683)		Não Evadido (n = 1.008.319)		Razão de Chances	V de Cramer
	Frequência (%)	Frequência (%)	Chances	Valor-p		
Matutino	32.424 (13,76)	129.232 (12,82)	0,2509	< 0,001	1,35	0,0721
Vespertino	5.977 (2,54)	33.237 (3,30)	0,1798			
Noturno	165.436 (70,19)	640.738 (63,54)	0,2582			
Integral	31.846 (13,51)	205.112 (20,34)	0,1553			
Noturno	165.436 (70,19)	640.738 (63,54)	0,2582			
Diurno	70.247 (29,81)	367.581 (36,46)	0,1911			

Tabela 7: Evasão Ampla por Turno

Turno do Curso	Evadido (n = 387.038)		Não Evadido (n = 856.964)		Razão de Chances	V de Cramer
	Frequência (%)	Frequência (%)	Chances	Valor-p		
Matutino	53.715 (13,88)	107.941 (12,60)	0,4976	< 0,001	1,53	0,1202
Vespertino	9.863 (2,55)	29.351 (3,42)	0,3360			
Noturno	275.794 (71,26)	530.380 (61,89)	0,5200			
Integral	47.666 (12,31)	189.292 (22,09)	0,2518			
Noturno	275.794 (71,26)	530.380 (61,89)	0,5200			
Diurno	111.244 (28,74)	326.584 (38,11)	0,3406			

disso, encontramos um valor extremamente baixo para o V de Cramer (0,0007), o que reforça ainda mais a inexistência de diferença significativa entre os grupos quando se trata de evasão.

Levando em conta a definição ampla de evasão, o valor-p obtido (Tabela 5) aponta a existência de uma diferença significativa entre os grupos. Contudo, observamos também que o tamanho do efeito dessa diferença é muito fraco ou até mesmo inexistente, visto que o V de Cramer encontrado foi de 0,0046 apenas. Além disso, o valor encontrado para a Razão de Chances (1,03) é muito baixo, confirmando o que foi apontado pelo V de Cramer.

Cor/Raça do estudante: Após desconsiderar as matrículas sobre as quais não há informação sobre a Cor/Raça do estudante em questão, observamos que existe uma diferença significativa entre os grupos, com base no valor-p obtido (Tabela 8).

Na Tabela 8 é possível observar as chances de um estudante evadir para cada Cor/Raça na qual ele se enquadre. Para este caso, foi utilizado o V de Cramer com o intuito de determinar o tamanho do efeito da diferença entre os grupos, o valor encontrado foi de 0,0143, o que indica um tamanho de efeito muito fraco ou até mesmo a inexistência do efeito.

Considerando a definição ampla de evasão, observamos o valor-p obtido (Tabela 9), que novamente aponta para a existência de diferença significativa entre os grupos.

Na Tabela 9 é possível observar as chances de um estudante evadir para cada Cor/Raça na qual ele se enquadre. Além disso, observamos o valor encontrado para o V de Cramer, que foi de 0,0100, indicando um tamanho de efeito muito fraco ou até mesmo a inexistência do efeito.

Presença de deficiência: Primeiramente, foram desconsideradas as matrículas sobre as quais não há informação em relação a presença de deficiência no estudante, depois, foi obtido o valor-p (Tabela 10), indicando que existe diferença significativa entre os grupos.

Na Tabela 10 é possível observar o valor obtido para a Razão de chances, este aponta que a chance de evadir é apenas 1,10 vezes

maior para o estudante não portador do que para o estudante portador de alguma deficiência. Por fim, o valor encontrado para o V de Cramer que foi de 0,0031, indica um tamanho de efeito muito fraco ou até mesmo inexistente.

Levando em conta a definição mais ampla de evasão, vemos na Tabela 11, que novamente o valor-p obtido, aponta a existência de uma diferença significativa entre os grupos. Contudo, observamos também que o tamanho do efeito dessa diferença é muito fraco ou até mesmo inexistente, visto que o V de Cramer encontrado foi de 0,0051 apenas. Além disso, o valor encontrado para a Razão de Chances (1,14) é muito baixo, confirmando o que foi apontado pelo V de Cramer.

Reserva de vagas: Considerando a definição mais estrita de evasão é possível observar o valor-p obtido (Tabela 4), que indica que existe uma diferença significativa entre os grupos.

Na Tabela 4 é possível observar o valor obtido para a Razão de chances, apontando que a chance de evadir é 1,59 vezes maior para o estudante não participante do que para o estudante participante. Ainda na Tabela 4, observamos o valor encontrado para o V de Cramer, que foi de 0,0455, esse valor indica um tamanho de efeito muito fraco ou até mesmo a inexistência do efeito.

Levando em conta a definição ampla de evasão, vemos na Tabela 5 mais uma vez o valor-p apontando a existência de uma diferença significativa entre os grupos.

Na Tabela 5 é possível observar também o valor obtido para a Razão de chances, indicando que a chance de evadir é 1,87 vezes maior para o estudante não participante do que para o estudante participante. Por fim, ainda na Tabela 5, observamos o valor encontrado para o V de Cramer, que foi de 0,0730, o que indica um tamanho de efeito fraco.

Financiamento estudantil: Considerando a definição mais estrita de evasão, é possível observar que o valor-p obtido (Tabela 12), indica que existe uma diferença significativa entre os grupos. Na Tabela 12 é possível observar o valor obtido para a Razão de chances, apontando que a chance de evadir é 2,60 vezes maior para o estudante que não possui financiamento estudantil do que para

Tabela 8: Evasão Estrita por Cor/Raça

Cor/Raça	Evadido (n = 197.956)		Não Evadido (n = 861.335)		Razão de Chances	V de Cramer
	Frequência (%)	Frequência (%)	Chances	Valor-p		
Branca	108.388 (54,75)	485.476 (56,36)	0,2233	< 0,001		0,0143
Preta	17.052 (8,61)	70.034 (8,13)	0,2435			
Parda	66.833 (33,77)	281.318 (32,66)	0,2376			
Amarela	4.216 (2,13)	19.168 (2,23)	0,2199			
Indígena	1.467 (0,74)	5.339 (0,62)	0,2748			

Tabela 9: Evasão Ampla por Cor/Raça

Cor/Raça	Evadido (n = 327.475)		Não Evadido (n = 731.816)		Razão de Chances	V de Cramer
	Frequência (%)	Frequência (%)	Chances	Valor-p		
Branca	181.815 (55,52)	412.049 (56,30)	0,4412	< 0,001		0,0100
Preta	27.406 (8,37)	59.680 (8,15)	0,4592			
Parda	109.049 (33,30)	239.102 (32,67)	0,4561			
Amarela	6.916 (2,11)	16.468 (2,25)	0,4200			
Indígena	2.289 (0,70)	4.517 (0,62)	0,5068			

Tabela 10: Evasão Estrita por Presença de Deficiência

Deficiência	Evadido (n = 251.073)		Não Evadido (n = 1.044.698)		Razão de Chances	V de Cramer
	Frequência (%)	Frequência (%)	Chances	Valor-p		
Não possui	249.336 (99,31)	1.036.754 (99,24)	0,2405	< 0,001	1,10	0,0031
Possui	1.737 (0,69)	7.944 (0,76)	0,2187			

Tabela 11: Evasão Ampla por Presença de Deficiência

Deficiência	Evadido (n = 419.248)		Não Evadido (n = 876.523)		Razão de Chances	V de Cramer
	Frequência (%)	Frequência (%)	Chances	Valor-p		
Não possui	416.385 (99,32)	869.705 (99,22)	0,4788	< 0,001	1,14	0,0051
Possui	2.863 (0,68)	6.818 (0,78)	0,4199			

o estudante que faz uso do financiamento. Ainda na Tabela 12, observamos o valor encontrado para o V de Cramer, que foi de 0,1737, esse valor indica um tamanho de efeito forte.

Levando em conta a definição ampla de evasão, vemos na Tabela 13 o valor-p, apontando a existência de uma diferença significativa entre os grupos. Na Tabela 13 é possível observar também o valor obtido para a Razão de chances, indicando que a chance de evadir é 2,91 vezes maior para o estudante que não utiliza de algum tipo de financiamento estudantil do que para o estudante que possui algum financiamento. Por fim, ainda na Tabela 13, observamos o valor encontrado para o V de Cramer, que foi de 0,2355, o que indica um tamanho de efeito forte.

Apoio social: Considerando a definição estrita de evasão, observamos que o valor-p obtido (Tabela 4) aponta a existência de uma diferença significativa entre os grupos.

Na Tabela 4 observamos o valor obtido para a Razão de chances, indicando que a chance de evadir é 2,40 vezes maior para o estudante não beneficiado pelo apoio social do que para o estudante beneficiado. Por fim, ainda na Tabela 4, observamos o valor encontrado para o V de Cramer, que foi de 0,0711, esse valor indica um tamanho de efeito fraco.

Levando em conta a definição mais ampla de evasão (Tabela 5), obtemos novamente o valor-p apontando a existência de uma diferença significativa entre os grupos.

Na Tabela 5 é possível observar também o valor obtido para a Razão de chances, indicando que a chance de evadir é 2,52 vezes maior para o estudante não beneficiado do que para o estudante que recebe algum tipo de apoio social. Por fim, ainda na Tabela 5, podemos notar o valor encontrado para o V de Cramer, que foi de 0,0952, um valor que embora esteja muito próximo do valor considerado moderado, ainda assim, indica um tamanho de efeito fraco.

Recebimento de bolsa: Considerando a definição mais estrita de evasão, observamos que o valor-p obtido (Tabela 4) indica a existência de uma diferença significativa entre os grupos.

Na Tabela 4 observamos o valor obtido para a Razão de chances, indicando que a chance de evadir é 2,77 vezes maior para o estudante não bolsista do que para o estudante bolsista. Ainda na Tabela 4, observamos o valor encontrado para o V de Cramer, que foi de 0,0748, esse valor indica um tamanho de efeito fraco.

Levando em conta a definição ampla de evasão, obtemos novamente o valor-p indicando a existência de uma diferença significativa entre os grupos.

Na Tabela 5 é possível observar o valor obtido para a Razão de chances, indicando que a chance de evadir é 3,14 vezes maior para o estudante não beneficiado do que para o estudante bolsista. Por fim, ainda na Tabela 5, podemos notar o valor encontrado para o

Tabela 12: Evasão Estrita por utilização de financiamento estudantil

Financiamento	Evadido (n = 194.997)	Não Evadido (n = 702.260)	Chances	Valor-p	Razão de Chances	V de Cramer
	Frequência (%)	Frequência (%)				
Não possui	151.122 (77,50)	400.268 (57,00)	0,3776	< 0,001	2,60	0,1737
Possui	43.875 (22,50)	301.992 (43,00)	0,1453			

Tabela 13: Evasão Ampla por utilização de financiamento estudantil

Financiamento	Evadido (n = 194.997)	Não Evadido (n = 702.260)	Chances	Valor-p	Razão de Chances	V de Cramer
	Frequência (%)	Frequência (%)				
Não possui	253.932 (76,40)	297.458 (52,66)	0,8537	< 0,001	2,91	0,2355
Possui	78.450 (23,60)	267.417 (47,34)	0,2934			

V de Cramer, que foi de 0,1057, indicando um tamanho de efeito moderado.

5 DISCUSSÃO

Na Tabela 14, é possível observar a Razão de Chances entre os grupos de interesse e o tamanho do efeito da diferença baseado na interpretação do V de Cramer segundo a Tabela 3. Os dados estão ordenados em ordem decrescente do V de Cramer. Nota-se uma chance de evasão maior para estudantes que não possuem financiamento estudantil, com tamanho do efeito forte. Além disso, nota-se também que alunos não bolsistas, alunos de instituições privadas e alunos do turno noturno, possuem uma chance também maior de evadir do que suas contrapartes, embora com tamanho do efeito moderado. Por fim, observa-se que para os estudantes não beneficiados por apoio social, os estudantes não cotistas e os estudantes de cursos a distância, a chance de evasão é maior que suas contrapartes, com tamanho do efeito fraco.

É importante notar que esses resultados confirmam algumas tendências já apontadas por outros autores. Primeiramente, o fato de estudantes não cotistas evadirem mais do que estudantes cotistas, que já havia sido identificado para o período entre 2010 e 2014 por Hoed[12], e se manteve para período entre 2015 e 2019, segundo os resultados. Outras tendências confirmadas pelos resultados já haviam sido apontadas por Saccaro et al.[21], como a evasão ser maior nas instituições privadas do que nas públicas e os estudantes contemplados com apoio financeiro apresentarem uma maior retenção. Os resultados também reiteram a importância das políticas afirmativas, concordando com Carvalho et al.[5], que havia apontado ser este um dos atributos significativamente associados a um bom coeficiente de rendimento no primeiro período letivo.

De modo geral, os resultados confirmam que as questões socioeconômicas de fato influenciam na continuidade do estudante no ensino superior em computação no Brasil já que, dentre os sete fatores que possuem algum impacto na evasão, quatro deles estão diretamente ligados a estas questões. Além disso, os resultados também permitem traçar um perfil dos estudantes que mais evadem. É possível notar que estes estudam em instituições privadas, realizam seus cursos de graduação a distância ou presencialmente no turno da noite, não são cotistas, não possuem financiamento estudantil e não recebem nenhum tipo de bolsa ou apoio social.

Uma possível explicação para o perfil traçado é que tais estudantes precisam trabalhar durante o período diurno e tentam conciliar

a graduação com seus empregos. Isto pode justificar a escolha por uma instituição privada, já que em instituições públicas os cursos de computação costumam ser diurnos. Além disso, pode justificar também a escolha por cursos a distância ou presenciais no turno noturno.

Ainda na Tabela 14, é possível observar que para os demais grupos de interesse, o V de Cramer indica um tamanho de efeito muito fraco ou inexistente para ambas as definições de evasão utilizadas. Nota-se que a evasão em diferentes tipos de curso é muito pequena, e que para os estudantes sem deficiência, a chance de evasão se mostra levemente maior que para os com deficiência.

Nota-se também que, na evasão estrita, a chance de evasão foi praticamente a mesma para estudantes de licenciatura e de bacharelado, enquanto na evasão ampla essa chance foi levemente maior para estudantes de bacharelado que de licenciatura. Já em relação ao sexo do estudante, tanto na evasão estrita como na evasão ampla a chance de evasão se mostra praticamente a mesma para estudantes do sexo feminino e do masculino.

Por fim, vale ressaltar que, no contexto dos estudantes brasileiros, os fatores Cor/Raça e Sexo não apresentaram diferença relevante entre os grupos, uma vez que o tamanho de efeito encontrado foi apontado como muito fraco ou inexistente. Isso contrasta com os resultados apresentados em estudos realizados no cenário dos Estados Unidos [9, 24], que apontam uma tendência maior de evasão de estudantes do sexo feminino e de estudantes negros e/ou pardos.

6 CONCLUSÕES

A evasão nos cursos superiores de Computação é um problema complexo, influenciado por diversas variáveis. Nesse sentido, além das causas já conhecidas, como dificuldade nas disciplinas relacionadas a Programação e Matemática, frustração devido ao desconhecimento do foco real do curso e questões socioeconômicas, no presente trabalho buscou-se entender quais seriam outras possíveis variáveis que influenciam tal fenômeno, analisando as características demográficas dos estudantes dos cursos de graduação da área de Computação no Brasil entre 2015 e 2019 com base nos dados fornecidos pelo INEP.

Buscamos compreender como a evasão dos estudantes de cursos de computação brasileiros se relaciona com suas características demográficas. Isso foi feito através da mensuração de diferenças nas taxas de evasão entre diferentes grupos de interesse baseados nas informações demográficas extraídas. Os resultados indicam que

Tabela 14: Síntese dos resultados

Grupo de Interesse	Razão de Chances (Estrita)	Tamanho do efeito (Estrita)	Razão de Chances (Ampla)	Tamanho do efeito (Ampla)
Financiamento				
Não possui	2,60	Forte	2,91	Forte
Possui				
Tipo de IES				
Privada	1,58	Fraco	1,90	Moderado
Pública				
Turno				
Noturno	1,35	Fraco	1,53	Moderado
Diurno				
Bolsa				
Não Bolsista	2,77	Fraco	3,14	Moderado
Bolsista				
Apoio Social				
Não Beneficiado	2,40	Fraco	2,52	Fraco
Beneficiado				
Reserva de Vagas				
Não Cotista	1,59	Muito Fraco	1,87	Fraco
Cotista				
Modalidade				
A distância	1,21	Muito Fraco	1,52	Fraco
Presencial				
Curso				
Ciência da Computação		Muito Fraco		Muito Fraco
Engenharia de Computação				
Engenharia de Software				
Licenciatura em Computação				
Sistemas de Informação				
Cor/Raça				
Branca		Muito Fraco		Muito Fraco
Preta				
Parda				
Amarela				
Indígena				
Grau Acadêmico				
Licenciatura	1,04	Muito Fraco		
Bacharelado			1,17	Muito Fraco
Deficiência				
Não Portador	1,10	Muito Fraco	1,14	Muito Fraco
Portador				
Sexo				
Feminino	1,01	Muito Fraco		
Masculino			1,03	Muito Fraco

as maiores diferenças estão nos grupos de interesse relacionados aos seguintes fatores: financiamento estudantil, recebimento de bolsa, tipo de instituição, turno do curso, apoio social, reserva de vagas e modalidade do curso.

Os resultados apontam uma chance de evasão maior para estudantes que não possuem financiamento estudantil em detrimento daqueles que possuem, com tamanho do efeito forte. Além disso, nota-se também que alunos não bolsistas, alunos de instituições privadas e alunos do turno noturno, possuem uma chance relativamente maior de evadir do que suas contrapartes, com tamanho do efeito moderado. Por fim, observa-se que, para os estudantes não beneficiados por apoio social, os estudantes não cotistas e os estudantes de cursos a distância, a chance de evasão é maior do que para aqueles beneficiados por apoio social, cotistas e estudantes de cursos presenciais, respectivamente, com tamanho do efeito fraco. Finalmente, diferente de análises realizadas nos Estados Unidos, no contexto dos estudantes brasileiros de computação, os fatores Cor/Raça e Sexo não apresentaram diferença relevante entre os grupos.

Em trabalhos futuros, pretende-se mais uma vez investigar a diferença entre os grupos, embora no contexto de subpopulações específicas. Nesse sentido, abrem-se diversas possibilidades, tais

como investigar apenas os estudantes de instituições privadas ou apenas os estudantes de instituições públicas. Ou ainda, podem ser investigados apenas os estudantes de um curso específico, como Ciência da Computação ou Licenciatura em Computação, por exemplo. Além disso, sabendo quais grupos apresentam maiores diferenças nas taxas de evasão, pode-se também investigar melhor estes grupos com o intuito de determinar as causas dessas diferenças.

Os resultados apresentados neste trabalho abrem outras oportunidades que a comunidade pode explorar a partir dos dados do Censo da Educação Superior do INEP. Por exemplo, análises comparativas entre as diferentes regiões e estados do Brasil, ou mesmo entre cursos nas regiões metropolitanas e no interior podem revelar outras tendências relevantes sobre evasão.

Finalmente, espera-se que as descobertas apresentadas neste trabalho, além de auxiliar pesquisas futuras sobre o tema, permitam que a comunidade possa desenvolver potenciais preditores de evasão que permitirão lidar com o fenômeno de evasão de forma preventiva, além de apontar direções para políticas públicas voltadas para a educação superior.

REFERÊNCIAS

- [1] Haldun Akoglu. 2018. User's guide to correlation coefficients. *Turkish Journal of Emergency Medicine* 18, 3 (2018), 91–93. <https://doi.org/10.1016/j.tjem.2018.08.001>
- [2] ANDIFES, ABRUEM, and SESU/MEC. 1996. Diplomação, retenção e evasão nos cursos de graduação em instituições de ensino superior públicas: resumo do relatório apresentado a ANDIFES, ABRUEM e SESU/MEC pela Comissão Especial. *Avaliação: Revista da Avaliação da Educação Superior* 1, 2 (1996).
- [3] Lecia Barker, Christopher Lynnly Hovey, and Leisa D. Thompson. 2014. Results of a large-scale, multi-institutional study of undergraduate retention in computing. In *2014 IEEE Frontiers in Education Conference (FIE) Proceedings*. 1–8. <https://doi.org/10.1109/FIE.2014.7044267>
- [4] Brasscom. 2021. Relatório de Inteligência e Informação BRI2-2021-007 - v112. (2021). Recuperado em 10/02/2023, de <https://brasscom.org.br/wp-content/uploads/2021/12/BRI2-2021-007-01-Demanda-de-Talentos-em-TIC-e-Sigma-TCEM-v117.pdf>.
- [5] Leandro Carvalho, Ana Santos, Fabiola Nakamura, and Elaine Oliveira. 2019. Detecção precoce de evasão em cursos de graduação presencial em Computação: um estudo preliminar. In *Anais do XXVII Workshop sobre Educação em Computação* (Belém). SBC, Porto Alegre, RS, Brasil, 233–243. <https://doi.org/10.5753/wei.2019.6632>
- [6] Jeffrey C. Carver, Lisa Henderson, Lulu He, Julia Hodges, and Donna Reese. 2007. Increased Retention of Early Computer Science and Software Engineering Students Using Pair Programming. In *20th Conference on Software Engineering Education & Training (CSEET'07)*. 115–122. <https://doi.org/10.1109/CSEET.2007.29>
- [7] Teresa Dahlberg, Tiffany Barnes, Audrey Rorrer, Eve Powell, and Lauren Cairco. 2008. Improving Retention and Graduate Recruitment through Immersive Research Experiences for Undergraduates. *SIGCSE Bull.* 40, 1 (mar 2008), 466–470. <https://doi.org/10.1145/1352322.1352293>
- [8] Rodrigo Duran, Sílvia Amélia Bim, Itana Gimenes, Leila Ribeiro, and Ronaldo Celso Messias Correia. 2023. Potential Factors for Retention and Intent to Drop-out in Brazilian Computing Programs. *ACM Trans. Comput. Educ.* 23, 3, Article 36 (sep 2023), 33 pages. <https://doi.org/10.1145/3607537>
- [9] Rodrigo Duran, Elizabeth K. Hawthorne, Mihaela Sabin, Cara Tang, Mark Allen Weiss, and Stuart H. Zweben. 2021. Retention in 2017–18 Higher Education Computing Programs in the United States. *ACM Inroads* 12, 2 (may 2021), 18–28. <https://doi.org/10.1145/3448356>
- [10] Michail N Giannakos, Ilias O Pappas, Letizia Jaccheri, and Demetrios G Sampson. 2017. Understanding student retention in computer science education: The role of environment, gains, barriers and usefulness. *Education and Information Technologies* 22, 5 (2017), 2365–2382.
- [11] O Hinterholz. 2009. Tepequém: uma nova Ferramenta para o Ensino de Algoritmos nos Cursos Superiores em Computação. In *XVII-Anais do Workshop sobre Educação em Informática*, Vol. 20. 21.
- [12] Raphael Magalhães Hoed. 2016. *Análise da evasão em cursos superiores: o caso da evasão em cursos superiores da área de Computação*. Master's thesis.
- [13] Päivi Kinnunen and Lauri Malmi. 2006. Why Students Drop out CS1 Course?. In *Proceedings of the Second International Workshop on Computing Education Research* (Canterbury, United Kingdom) (ICER '06). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 97–108. <https://doi.org/10.1145/1151588.1151604>
- [14] Oliver Mooney, Vivienne Patterson, Muiris O'Connor, and Abigail Chantler. 2010. A study of progression in Irish higher education. *Dublin: Higher Education Authority* (2010).
- [15] Martin Jose Fagonde Morães and Orlei José Pombeiro. 2015. Evasão nos cursos de graduação em Computação de Curitiba. *Anais do EVINCI-UniBrasil* 1, 4 (2015), 2088–2103.
- [16] Nathália Prochnow Nagai and André Luís Janzkovski Cardoso. 2017. A evasão universitária: Uma análise além dos números. *Revista Estudo & Debate* 24, 1 (2017).
- [17] Daltro José Nunes. 2008. Estatísticas da educação superior: área da computação. *Relatório Técnico, Sociedade Brasileira de Computação* (2008).
- [18] Leda Queiróz Paula, Dilermando Piva Júnior, and Ricardo Luis Freitas. 2009. A leitura e a abstração do problema no processo de formação do raciocínio lógico-abstrato em alunos de computação. *Reverte-Revista de Estudos e Reflexões Tecnológicas da Faculdade de Indaítuba* 7 (2009).
- [19] Anderson Aorivan Da Cunha Possa, Bruna Cardoso Dos Santos, Diogo Padre, Enio Leal, Elísio De Azevedo Freitas, Flávia Aparecida De Souza Agatti, Glauco Fonteles Oliveira Silva, Humberto Alencar, and Murilo Rodrigues Alves. 2020. Iniciativas comportamentais para redução da evasão escolar dos jovens de 15 a 29 anos em tempos de pandemia. *Boletim Economia Empírica* 1, 4 (2020).
- [20] Soraia Silva Prietch and Tatiana Ammoni Pazeto. 2010. Estudo sobre a Evasão em um Curso de Licenciatura em Informática e Considerações para Melhorias. In *Workshop De Educação Em Informática, Anais do VIII do Workshop em Educação em Informática (WEIBASE)*. Maceió/AL.[GS Search].
- [21] Alice Saccaro, Marco Túlio Aniceto França, and Paulo de Andrade Jacinto. 2019. Fatores Associados à Evasão no Ensino Superior Brasileiro: um estudo de análise de sobrevivência para os cursos das áreas de Ciência, Matemática e Computação e de Engenharia, Produção e Construção em instituições públicas e privadas. *Estudos Econômicos (São Paulo)* 49 (2019), 337–373.
- [22] Angelina Sales, Luana Reis, M^a Dayane Lima, and Danielle Silva. 2017. Evasão das Mulheres dos Cursos de Computação: Um estudo de Caso na Paraíba. In *Anais do XI Women in Information Technology* (São Paulo). SBC, Porto Alegre, RS, Brasil. <https://doi.org/10.5753/wit.2017.3426>
- [23] Roberto Leal Lobo Silva Filho, Paulo Roberto Motejunas, Oscar Hipólito, and Maria Beatriz de Carvalho Melo Lobo. 2007. A evasão no ensino superior brasileiro. *Cadernos de Pesquisa* 37 (2007), 641–659.
- [24] Stuart Zweben. 2019. Enrollment and Retention in U.S. Computer Science Bachelor's Programs in 2016-17. *ACM Inroads* 10, 4 (nov 2019), 47–59. <https://doi.org/10.1145/3366690>