



Universidade Estadual de Feira de Santana
Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação

Evasão nos Cursos de Graduação em Computação no Brasil

Ícaro Vasconcelos Alvim

Feira de Santana

2024



Universidade Estadual de Feira de Santana
Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação

Ícaro Vasconcelos Alvim

Evasão nos Cursos de Graduação em Computação no Brasil

Dissertação apresentada à Universidade Estadual de Feira de Santana como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Ciência da Computação.

Orientador: Roberto Almeida Bittencourt

Coorientador: Rodrigo Silva Duran

Feira de Santana

2024

Ficha catalográfica - Biblioteca Central Julieta Carteadó - UEFS

Alvim, Ícaro Vasconcelos
A483e Evasão nos cursos de graduação em Computação no Brasil / Ícaro
Vasconcelos Alvim. - 2024.
105f. : il.

Orientador: Roberto Almeida Bittencourt
Coorientador: Rodrigo Silva Duran

Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual de Feira de Santana.
Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação, 2024.

1. Evasão. 2. Ensino superior. 3. Computação. 4. Censo da
Educação Superior. 5. INEP. I. Bittencourt, Roberto Almeida, orient.
II. Duran, Rodrigo Silva, coorient. III. Universidade Estadual de Feira de
Santana. IV. Título.

CDU: 004:378.141


Ícaro Vasconcelos Alvim

Evasão nos Cursos de Graduação em Computação no Brasil


Dissertação apresentada à Universidade Estadual de Feira de Santana como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Ciência da Computação.

Feira de Santana, 15 de fevereiro de 2024


BANCA EXAMINADORA

Documento assinado digitalmente
 **ROBERTO ALMEIDA BITTENCOURT**
Data: 19/02/2024 22:19:55-0300
Verifique em <https://validar.it.gov.br>


Roberto Almeida Bittencourt (Orientador)
Universidade Estadual de Feira de Santana

Documento assinado digitalmente
 **RODRIGO SILVA DURAN**
Data: 19/02/2024 21:53:32-0300
Verifique em <https://validar.it.gov.br>


Rodrigo Silva Duran (Coorientador)
Instituto Federal do Mato Grosso do Sul

Documento assinado digitalmente
 **MARISTELA TERTO DE HOLANDA**
Data: 15/02/2024 18:52:16-0300
Verifique em <https://validar.it.gov.br>

Maristela Terto de Holanda
Universidade de Brasília

Documento assinado digitalmente
 **DALTON DARIO SEREY GUERRERO**
Data: 19/02/2024 16:00:24-0300
Verifique em <https://validar.it.gov.br>

Dalton Dario Serey Guerrero
Universidade Federal de Campina Grande

Documento assinado digitalmente
 **JOSE AMANCIO MACEDO SANTOS**
Data: 19/02/2024 16:23:37-0300
Verifique em <https://validar.it.gov.br>

José Amancio Macedo Santos
Universidade Estadual de Feira de Santana

Abstract

Dropping out of higher education has several negative impacts: social, economic, institutional and personal. Its effects are even more serious in the area of information and communication technology, where there is a growing demand for higher education professionals. This work describes dropout rates in undergraduate programs in the field of Computing in Brazil between 2015 and 2019 based on data provided by the National Institute of Educational Studies and Research Anísio Teixeira (INEP). The demographic characterization of students in these programs was carried out and potential differences in the dropout rate between different interest groups were measured. The results show that the largest difference is between students who depend and those who do not depend on financial loans. In addition, significant differences were also found between students from public and private institutions, between fellowship and non-scholarship students, and between students who study in different daily shifts. Finally, smaller differences were found between students who receive and those who do not receive social support, between affirmative action and non-affirmative action students, and between students in face-to-face and distance courses. Another contribution of this work was the measurement of potential differences in the dropout rate between different demographic groups for students from public and private institutions and also for students from Computer Science and Computing Teaching degrees. Results indicate that, for students from public institutions, significant differences were found between those who are enrolled in face-to-face and distance learning courses, between students who study in different daily shifts, between those who receive and those who do not receive social support, and between fellowship and non-fellowship students. Results also indicate that for students studying Computer Science, significant differences were found between students who study in different daily shifts, between affirmative action and non-affirmative action students, and between those who receive and those who do not receive social support. Finally, significant differences were found between fellowship and non-fellowship students for both the Computer Science degree and the Computing Teaching degree. Based on the results found, we conclude that there is little difference in dropout between

different undergraduate program types and that factors related to students' socio-economic issues play an important role in their dropout. However, factors such as gender and race/ethnicity, when observed in isolation, did not substantially impact student dropout in computing programs, contrasting with the results presented in studies carried out in other countries.

Keywords: Dropout, Higher education, Computing, INEP, Brazilian Higher Education Census.

Resumo

A evasão na educação superior tem vários impactos negativos: sociais, econômicos, institucionais e pessoais. Seus efeitos são ainda mais graves na área de tecnologia de informação e comunicação, onde há uma demanda crescente de profissionais de nível superior. Este trabalho descreve a evasão nos cursos de graduação da área de Computação no Brasil entre 2015 e 2019 com base em dados fornecidos pelo Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (INEP). Foi realizada a caracterização demográfica dos estudantes desses cursos e foram mensuradas potenciais diferenças na taxa de evasão entre diferentes grupos de interesse. Os resultados apontam que a maior diferença está entre os estudantes que fazem e os que não fazem uso de financiamento estudantil. Além disso, diferenças significativas também foram encontradas entre estudantes de instituições públicas e privadas, entre estudantes bolsistas e não bolsistas, e entre estudantes de diferentes turnos. Por fim, diferenças menores foram encontradas entre os estudantes que recebem e os que não recebem apoio social, entre estudantes cotistas e não cotistas, e entre estudantes de cursos presenciais e a distância. Outra contribuição deste trabalho foi a mensuração das potenciais diferenças na taxa de evasão entre os diferentes grupos demográficos para estudantes de instituições públicas e privadas e também para estudantes dos cursos de Ciência da Computação e Licenciatura em Computação. Os resultados indicam que, para estudantes de instituições públicas, foram encontradas diferenças significativas entre aqueles que estão matriculados em cursos presenciais e a distância, entre estudantes de diferentes turnos, entre os que recebem e os que não recebem apoio social, e estudantes bolsistas e não bolsistas. Os resultados apontam também, que para estudantes do curso de Ciência da Computação, foram encontradas diferenças significativas entre estudantes de diferentes turnos, entre cotistas e não cotistas, entre os que recebem e os que não recebem apoio social. Finalmente, foram encontradas diferenças significativas entre estudantes bolsistas e não bolsistas tanto para o curso de Ciência da Computação quanto para o curso de Licenciatura em Computação. Com base nos resultados encontrados, conclui-se que existe pouca diferença na evasão entre diferentes tipos de curso e que os fatores relacionados aos aspectos socioeconômicos dos estudantes

exercem uma grande importância na sua evasão. Entretanto, fatores como gênero e raça/etnia, quando observados isoladamente, não impactaram de forma substancial a evasão dos estudantes nos cursos de computação, contrastando com os resultados apresentados em estudos realizados em outros países.

Palavras-chave: Evasão, Educação superior, Computação, INEP, Censo da Educação Superior.

Prefácio

Esta dissertação de mestrado foi submetida à Universidade Estadual de Feira de Santana (UEFS) como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre em Ciência da Computação.

A dissertação foi desenvolvida no Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação (PGCC), tendo como orientador o Prof. Dr. **Roberto Almeida Bitencourt**. O Prof. Dr. **Rodrigo Silva Duran** foi coorientador(a) deste trabalho.

Agradecimentos

Primeiramente gostaria de agradecer a Deus por ter me dado força e paciência nos momentos em que pensei em desistir. Sem ele, eu não teria chegado até aqui e nada disso seria possível.

Agradeço a minha mãe, Janete, por sempre ter acreditado em mim, por ter me dado todo o apoio necessário, por ter me aguentado nos momentos em que eu mesmo não me aguentava, e pelo amor e carinho dado diariamente.

Agradeço ao meu pai, Heldemar, por acreditar no meu potencial e sempre esperar o melhor de mim.

Agradeço ao meu orientador, Roberto, por ter aceitado me orientar neste trabalho mesmo com o tempo escasso e por ter me conduzido sempre com amizade e paciência. Você é um exemplo para mim, tanto como pessoa, quanto como professor.

Agradeço ao meu Coorientador, Rodrigo, por ter aceitado o desafio de me ajudar nesse percurso, mesmo com os diversos obstáculos que encontramos ao longo da construção deste trabalho.

Agradeço a todos os professores que contribuíram de alguma forma para que esse trabalho se tornasse uma realidade.

Por fim, agradeço a todos os amigos que de alguma forma tornaram esse percurso mais leve.

*“O querer é poder, certamente, pra
quem sabe onde quer chegar.”*

– FBC

Sumário

Abstract	i
Resumo	iii
Prefácio	v
Agradecimentos	vi
Alinhamento com a Linha de Pesquisa	xi
Produções Bibliográficas, Produções Técnicas e Premiações	xii
Lista de Tabelas	xv
Lista de Figuras	xvii
Lista de Abreviações	xviii
1 Introdução	1
1.1 Objetivos e Questões de Pesquisa	4
1.2 Contribuições	4
1.3 Organização do Trabalho	4
2 Revisão Bibliográfica	6
2.1 Fundamentação Teórica	6
2.1.1 Definições formais de evasão	7
2.1.2 Retenção no contexto de evasão	7
2.1.3 Causas da evasão na educação superior	8
2.1.4 Causas da evasão nos cursos de computação	9
2.2 Trabalhos Relacionados	10

3	Metodologia	16
3.1	Fontes de dados	16
3.2	Design experimental	16
3.3	Etapas da pesquisa	17
3.3.1	Extração e filtragem dos dados	17
3.3.2	Caracterização demográfica	20
3.3.3	Determinação da evasão para o período 2015-2019	21
3.3.4	Determinação das diferenças entre grupos no período 2015-2019	21
3.3.5	Determinação das diferenças entre grupos no período 2015-2019 para estudantes de instituições públicas e privadas . . .	23
3.3.6	Determinação das diferenças entre grupos no período 2015-2019 para estudantes dos cursos de Ciência da Computação e Licenciatura em Computação	24
4	Resultados	26
4.1	Visão Geral	26
4.2	Diferenças entre os grupos	46
4.2.1	Tipo de instituição de ensino superior	46
4.2.2	Grau acadêmico do curso	47
4.2.3	Curso de graduação	48
4.2.4	Modalidade de ensino do curso	49
4.2.5	Turno do curso	50
4.2.6	Sexo do estudante	51
4.2.7	Cor/Raça do estudante	52
4.2.8	Presença de deficiência	53
4.2.9	Reserva de vagas	54
4.2.10	Financiamento estudantil	55
4.2.11	Apoio social	56
4.2.12	Recebimento de bolsa	57
4.3	Diferenças entre os grupos para estudantes de instituições públicas e privadas	58
4.3.1	Modalidade de ensino do curso	58
4.3.2	Turno do curso	59
4.3.3	Apoio social	61
4.3.4	Recebimento de bolsa	62
4.4	Diferenças entre os grupos para estudantes dos cursos de Ciência da Computação e Licenciatura em Computação	63
4.4.1	Turno do curso	63
4.4.2	Reserva de vagas	65
4.4.3	Apoio social	66

4.4.4	Recebimento de bolsa	67
5	Discussão	69
5.1	Avaliação da Validade	73
5.1.1	Validade Interna	74
5.1.2	Validade Externa	74
5.1.3	Validade de Construto	74
5.1.4	Validade Estatística	75
6	Conclusões	76
	Referências	79

Alinhamento com a Linha de Pesquisa

Linha de Pesquisa: Software e Sistemas Computacionais

Esta dissertação descreve a evasão nos cursos de graduação da área de Computação no Brasil entre 2015 e 2019, caracterizando demograficamente os estudantes desses cursos e mensurando potenciais diferenças na taxa de evasão entre diferentes grupos de interesse. Considerando que a evasão dos cursos de computação reduz a quantidade de mão de obra qualificada para o mercado de tecnologia da informação, a dissertação está alinhada com a linha de pesquisa de Software e Sistemas Computacionais, ao apontar fatores que estão relacionados a evasão. Assim, permite-se que as instituições de ensino atuem para mitigar tais fatores, reduzindo a evasão e, conseqüentemente, formando uma maior quantidade de profissionais que desenvolverão, no futuro, software e sistemas para a sociedade.

Produções Bibliográficas, Produções Técnicas e Premiações

Alvim, Í. V., Bittencourt, R. A., e Duran, R. (2024). *Evasão nos Cursos de Graduação em Computação no Brasil*. In EDUCOMP 2024 - Simpósio Brasileiro de Educação em Computação. (Aceito para publicação).

Lista de Tabelas

3.1	Cursos de computação por ano	18
3.2	Códigos dos cursos de computação até 2016	18
3.3	Códigos dos cursos de computação a partir de 2017	19
3.4	Matriculas de computação por ano	19
3.5	Reclassificação dos cursos	20
3.6	Distribuição das matriculas entre evadidos e não evadidos	21
3.7	Grupos de interesse	22
3.8	Interpretação do V de Cramer	23
3.9	Distribuição das matriculas entre evadidos e não evadidos nas ins- tituições públicas	24
3.10	Distribuição das matriculas entre evadidos e não evadidos nas ins- tituições privadas	24
3.11	Distribuição das matriculas entre evadidos e não evadidos no curso de Ciência da Computação	24
3.12	Distribuição das matriculas entre evadidos e não evadidos no curso de Licenciatura em Computação	25
4.1	Grupos de interesse	28
4.2	Evasão Estrita por Tipo de Instituição	46
4.3	Evasão Ampla por Tipo de Instituição	47
4.4	Evasão Estrita por Grau Acadêmico	47
4.5	Evasão Ampla por Grau Acadêmico	48
4.6	Evasão Estrita por Curso	48
4.7	Evasão Ampla por Curso	49
4.8	Evasão Estrita por Modalidade	49
4.9	Evasão Ampla por Modalidade	50
4.10	Evasão Estrita por Turno	51
4.11	Evasão Ampla por Turno	51
4.12	Evasão Estrita por Sexo	52
4.13	Evasão Ampla por Sexo	52
4.14	Evasão Estrita por Cor/Raça	53

4.15	Evasão Ampla por Cor/Raça	53
4.16	Evasão Estrita por Presença de Deficiência	54
4.17	Evasão Ampla por Presença de Deficiência	54
4.18	Evasão Estrita por participação no programa de reserva de vagas . .	55
4.19	Evasão Ampla por participação no programa de reserva de vagas . .	55
4.20	Evasão Estrita por utilização de financiamento estudantil	56
4.21	Evasão Ampla por utilização de financiamento estudantil	56
4.22	Evasão Estrita por recebimento de apoio social	57
4.23	Evasão Ampla por recebimento de apoio social	57
4.24	Evasão Estrita por recebimento de bolsa	58
4.25	Evasão Ampla por recebimento de bolsa	58
4.26	Evasão Estrita por Modalidade em Instituições Públicas	59
4.27	Evasão Estrita por Modalidade em Instituições Privadas	59
4.28	Evasão Ampla por Modalidade em Instituições Públicas	59
4.29	Evasão Ampla por Modalidade em Instituições Privadas	59
4.30	Evasão Estrita por Turno em Instituições Públicas	60
4.31	Evasão Estrita por Turno em Instituições Privadas	60
4.32	Evasão Ampla por Turno em Instituições Públicas	60
4.33	Evasão Ampla por Turno em Instituições Privadas	61
4.34	Evasão Estrita por recebimento de apoio social em Instituições Públicas	61
4.35	Evasão Estrita por recebimento de apoio social em Instituições Privadas	61
4.36	Evasão Ampla por recebimento de apoio social em Instituições Públicas	62
4.37	Evasão Ampla por recebimento de apoio social em Instituições Privadas	62
4.38	Evasão Estrita por recebimento de bolsa em Instituições Públicas .	62
4.39	Evasão Estrita por recebimento de bolsa em Instituições Privadas .	62
4.40	Evasão Ampla por recebimento de bolsa em Instituições Públicas .	63
4.41	Evasão Ampla por recebimento de bolsa em Instituições Privadas .	63
4.42	Evasão Estrita por Turno em Ciência da Computação	64
4.43	Evasão Estrita por Turno em Licenciatura em Computação	64
4.44	Evasão Ampla por Turno em Ciência da Computação	64
4.45	Evasão Ampla por Turno em Licenciatura em Computação	65
4.46	Evasão Estrita por participação no programa de reserva de vagas em Ciência da Computação	65
4.47	Evasão Estrita por participação no programa de reserva de vagas em Licenciatura em Computação	65

4.48	Evasão Ampla por participação no programa de reserva de vagas em Ciência da Computação	66
4.49	Evasão Ampla por participação no programa de reserva de vagas em Licenciatura em Computação	66
4.50	Evasão Estrita por recebimento de apoio social em Ciência da Computação	66
4.51	Evasão Estrita por recebimento de apoio social em Licenciatura em Computação	67
4.52	Evasão Ampla por recebimento de apoio social em Ciência da Computação	67
4.53	Evasão Ampla por recebimento de apoio social em Licenciatura em Computação	67
4.54	Evasão Estrita por recebimento de bolsa em Ciência da Computação	68
4.55	Evasão Estrita por recebimento de bolsa em Licenciatura em Computação	68
4.56	Evasão Ampla por recebimento de bolsa em Ciência da Computação	68
4.57	Evasão Ampla por recebimento de bolsa em Licenciatura em Computação	68
5.1	Síntese dos resultados	70
5.2	Grupos com maior evasão por fator analisado	71

Lista de Figuras

4.1	Matriculas por tipo de IES	29
4.2	Evadidos por tipo de IES	29
4.3	Matrículas por grau acadêmico	29
4.4	Evadidos por grau acadêmico	29
4.5	Matriculas por curso	31
4.6	Evadidos por curso	31
4.7	Matriculas por modalidade de ensino	32
4.8	Evadidos por modalidade de ensino	32
4.9	Matriculas por turno	32
4.10	Evadidos por turno	32
4.11	Situação das matrículas	33
4.12	Situação das matrículas evadidas	33
4.13	Matrículas por forma de ingresso	34
4.14	Evadidos por forma de ingresso	34
4.15	Matrículas por Sexo	35
4.16	Evadidos por Sexo	35
4.17	Matrículas por Cor/Raça	35
4.18	Evadidos por Cor/Raça	35
4.19	Presença de deficiência entre as matrículas	36
4.20	Presença de deficiência entre os evadidos	36
4.21	Matrículas por tipo de deficiência	37
4.22	Evadidos por tipo de deficiência	37
4.23	Participação no programa de reserva de vagas entre as matrículas	38
4.24	Participação no programa de reserva de vagas entre os evadidos	38
4.25	Matrículas por tipo de reserva de vaga	39
4.26	Evadidos por tipo de reserva de vaga	39
4.27	Utilização de financiamento estudantil entre as matrículas	40
4.28	Utilização de financiamento estudantil entre os evadidos	40
4.29	Matrículas por tipo de financiamento estudantil	41
4.30	Evadidos por tipo de financiamento estudantil	41

4.31	Recebimento de apoio social entre as matrículas	42
4.32	Recebimento de apoio social entre os evadidos	42
4.33	Matrículas por tipo de apoio social	43
4.34	Evadidos por tipo de apoio social	43
4.35	Recebimento de bolsa entre as matrículas	44
4.36	Recebimento de bolsa entre os evadidos	44
4.37	Matrículas por tipo de bolsa	45
4.38	Evadidos por tipo de bolsa	45

Lista de Abreviações

Abreviação	Descrição
TIC	Tecnologia de Informação e Comunicação
IDH	Índice de Desenvolvimento Humano
INEP	Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira
CC	Ciência de Computação
ES	Engenharia de Software
EC	Engenharia da Computação
OCDE	Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico
UFAM	Universidade Federal do Amazonas
UFPB	Universidade Federal da Paraíba
IES	Instituição de Ensino Superior
SBC	Sociedade Brasileira de Computação
SI	Sistemas de Informação
CINE	Classificação Internacional Normalizada da Educação
LC	Licenciatura em Computação

Capítulo 1

Introdução

No Brasil, o mercado tecnológico e, mais especificamente, o setor de Tecnologia de Informação e Comunicação (TIC) têm experimentado um grande crescimento nos últimos anos, apresentando tendências de que esse crescimento continue. Como consequência do crescimento deste mercado, cresce também a demanda por profissionais da área. Contudo, apesar do cenário favorável, existe uma escassez da mão de obra no mercado de TIC que tende a piorar nos próximos anos (Rodrigues, 2013). Segundo o relatório da Brasscom em 2021, a projeção é de uma demanda de 797 mil profissionais em tecnologia entre 2021 e 2025, em média são 159 mil ao ano. Contudo, a oferta atual de 53 mil formandos em TIC não supre a demanda estimada de 159 mil talentos por ano (Brasscom, 2021).

Tendo como base esse cenário, é possível perceber que os cursos de graduação da área de computação não têm conseguido acompanhar as necessidades por profissionais causadas pelo crescimento do mercado. Nesse sentido, a evasão dos alunos nos cursos de computação é um tópico que desperta interesse, visto que a evasão tem consequências deletérias para toda a sociedade, tais como redução do Índice de Desenvolvimento Humano (IDH) do país e escassez de mão-de-obra qualificada, que pode refletir em perda de produtividade da economia e de competitividade internacional (Possa et al., 2020).

Para as instituições de ensino, a evasão está diretamente relacionada à perda de recursos financeiros, visto que, nas instituições públicas, ao diminuir a evasão, pode-se diminuir também o desperdício de recursos, enquanto que, nas instituições privadas, é possível obter um aumento de receitas. Além disso, para os estudantes evadidos, as consequências abrangem os âmbitos pessoal, econômico e social (Nagai e Cardoso, 2017).

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 (Nagai e Cardoso, 2017).

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 (Nagai e Cardoso, 2017).

Já no âmbito social, as pessoas com ensino superior são mais propensas a contribuir efetivamente no desenvolvimento da sociedade, pois cooperam com serviços comunitários, utilizam menos serviços públicos e cometem menos crimes (Tinto, 1975). À medida que menos pessoas estão se graduando, o capital social de determinada comunidade acaba se reduzindo.

Zelar pelo bem estar dos alunos e por sua aprendizagem é uma obrigação institucional. Nesse sentido, ao conhecer melhor os fatores que podem estar relacionados com a evasão, é possível melhorar a gestão acadêmica, tomando decisões mais eficazes para mitigar o problema e buscando a aproximação entre todas as partes que compõem a comunidade acadêmica (Hoed et al., 2017).

Além disso, é possível também adequar os serviços educacionais às peculiaridades e aspirações dos estudantes, atuando de forma preventiva, visto que, na maioria das vezes, a intenção do aluno de evadir do seu curso é descoberta de forma tardia, muitas vezes quando este já tomou uma decisão de forma irreversível ou, até mesmo, após sua saída (Hoed, 2016).

Ao tomar essas ações precoces, é possível obter benefícios para todos os envolvidos, visto que os estudantes que poderiam evadir dos cursos de computação permaneceriam, tendo o apoio necessário para tal e, dessa forma, evitando frustrações pessoais e/ou profissionais. Além disso, ao conseguir concluir o curso, esses alunos passariam a ser profissionais que poderiam adentrar no mercado de trabalho, reduzindo a escassez de mão de obra.

A evasão de alunos na graduação no Brasil é um problema já conhecido, de modo que, costumeiramente, temos notícias sobre colações de grau cujo número de concluintes é muito menor do que o número de matriculados inicialmente no curso (Hoed et al., 2017). Em se tratando especificamente de cursos de graduação na área de computação, as taxas de evasão têm sido elevadas, tanto no Brasil (Silva Filho et al., 2007), quanto em outros países (Duran et al., 2021; Mooney et al., 2010).

Alguns estudos têm abordado o problema da evasão no exterior. Carver et al. (2007) e Dahlberg et al. (2008) trazem propostas que visam reduzir a evasão dos alunos nos cursos de graduação em computação, através de novas abordagens nas

disciplinas desses cursos e da criação de programas para que os alunos possam se envolver em pesquisas dentro de suas áreas de interesse, respectivamente. Já Barker et al. (2014), Zweben (2019) e Giannakos et al. (2017) buscam entender quais são os fatores que motivam os estudantes a permanecerem nos cursos de graduação em computação.

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 (Saccaro et al., 2019; Duran et al., 2023). Contudo, alguns o fazem de maneira mais específica, focando numa determinada região do país (Morães e Pombeiro, 2015) ou numa única instituição (Carvalho et al., 2019; Sales et al., 2017). 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 são gerados a partir de dados fornecidos pelas universidades e englobam número de ingressantes e concluintes dos cursos, além da classificação desses alunos em relação a gênero, raça/etnia e características socioeconômicas (Duran et al., 2021). Até onde se sabe, no Brasil, ainda não existem esses relatórios, que facilitariam a identificação de fatores que possam estar relacionados à evasão no país.

O mais próximo disso é um trabalho que busca, a partir dos microdados fornecidos pelo Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (INEP), obter um entendimento mais abrangente sobre a evasão dos cursos de graduação da área de computação no Brasil (Hoed, 2016). Este trabalho considera o período entre 2010 e 2014 em sua análise. Assim, faz-se necessária uma caracterização mais atualizada dos grupos demográficos abordados neste trabalho. Além disso, existem grupos demográficos específicos de estudantes cuja evasão não foi analisada nesse trabalho e que são de importância para a comunidade. Por fim, faz-se necessário uma análise da evasão dentro de subpopulações específicas para verificar se para estas o comportamento das taxas de evasão é semelhante ao da população geral de estudantes. Dessa forma, o presente trabalho se faz relevante ao preencher tais lacunas.

O presente trabalho realizou, a partir dos microdados fornecidos pelo INEP, uma análise semelhante à que foi feita por Hoed (2016) para o período entre 2015 e 2019. Além disso, foram caracterizados demograficamente os estudantes evadidos durante este período e foi obtido um panorama geral da evasão nos cursos de graduação em computação brasileiros.

1.1 Objetivos e Questões de Pesquisa

O objetivo geral deste trabalho consiste em *caracterizar a evasão nos cursos superiores de computação no Brasil, com base em dados fornecidos pelo INEP, buscando verificar as diferenças nas taxas de evasão dentro de diferentes grupos demográficos*.

Para alcançar o objetivo descrito acima, foram definidas algumas questões de pesquisa para este trabalho, que se encontram descritas abaixo.

Q1. Quais as características demográficas dos estudantes evadidos dos cursos de graduação de computação das instituições brasileiras entre 2015 e 2019?

Q2. Há diferença nas taxas de evasão entre os diferentes grupos demográficos da população de estudantes dos cursos de graduação de computação das instituições brasileiras entre 2015 e 2019?

Q3. Ao comparar os estudantes de graduação de computação de instituições públicas e privadas brasileiras entre 2015 e 2019, os grupos demográficos apresentam alguma diferença?

Q4. Ao comparar os estudantes brasileiros dos cursos de Ciência da Computação e Licenciatura em Computação entre 2015 e 2019, os grupos demográficos apresentam alguma diferença?

1.2 Contribuições

Este trabalho caracteriza demograficamente os estudantes dos cursos brasileiros de graduação em computação das instituições brasileiras de ensino superior no período entre 2015 e 2019, verificando a existência de diferença nas taxas de evasão entre diferentes grupos classificados com base em cada uma das informações demográficas extraídas e destacando quais fatores demográficos estão associados às maiores taxas de evasão encontradas. Além disso, a análise da evasão dentro de subpopulações específicas descreve o potencial impacto de fatores como o tipo de instituição e o curso nas taxas de evasão dos diferentes grupos demográficos.

1.3 Organização do Trabalho

No Capítulo 2, apresentamos a revisão bibliográfica, composta pela fundamentação teórica sobre o tema e alguns trabalhos relacionados. No Capítulo 3, são mostrados os passos seguidos para alcançar os resultados apresentados. No Capítulo 4 são apresentadas as descobertas realizadas por este estudo. No Capítulo 5

são apresentadas as relações entre os resultados encontrados e a literatura. Finalmente, no Capítulo 6, são apresentadas as conclusões obtidas a partir da análise dos resultados.

Capítulo 2

Revisão Bibliográfica

Este capítulo procura descrever os fundamentos importantes para a compreensão deste trabalho, como evasão e sua definição formal, causas da evasão, especialmente em cursos da área de computação. Além disso, são discutidos trabalhos relacionados.

2.1 Fundamentação Teórica

Evasão é um conceito diversificado. Foram apresentados pela Comissão Especial de Estudos sobre a Evasão nas Universidades Públicas Brasileiras (SESu/MEC – ANDIFES – ABRUEM) (ANDIFES et al., 1996), 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.

Além disso, outro conceito de evasão bastante estudado pela comunidade acadêmica é a evasão em disciplinas específicas (Giraffa e da Costa Mora, 2013), que, no caso dos cursos de graduação em computação, costuma ocorrer principalmente em disciplinas que envolvem cálculo ou programação. Tais disciplinas normalmente exigem um conhecimento lógico-matemático que é deficiente dentre uma parcela razoável de estudantes (Martins et al., 2012).

No presente estudo será adotado o conceito de evasão de curso, pois o objetivo deste é verificar se o aluno se desligou de um curso na área de computação, independentemente do aluno ter permanecido na instituição cursando alguma outra

área. Contudo, dentro do conceito da evasão de curso, ainda existem variáveis que podem impactar no número de alunos considerados evadidos em um estudo.

2.1.1 Definições formais de evasão

A evasão pode ser definida como a saída do aluno de seu curso antes da obtenção do diploma. Contudo, diferentes autores possuem respectivamente diferentes visões acerca desse fenômeno. Para Gaioso (2005), o aluno evade quando deixa o curso por qualquer motivo que não seja a obtenção do diploma, isso inclui: desistência, jubramento, reopção de curso, não realização do processo de matrícula dentro do prazo, mudança de curso, matrícula em outra instituição através de processo seletivo, transferência interna ou externa.

Para Maia e Meirelles (2005), o aluno evade quando não completa seu curso ou programa de estudo, incluindo o caso de quando esse aluno se matricula e desiste antes mesmo de iniciar o curso. Já para Utiyama e Borba (2003), o aluno evade quando sai de forma definitiva de seu curso de origem, sem concluí-lo. Neste caso, nenhum critério de tempo no curso para a saída do aluno foi estabelecido.

No presente trabalho, uma das definições de evasão consideradas será a apresentada por Maia e Meirelles (2005), ou seja, para esta definição, serão considerados evadidos todos os alunos desistentes, incluindo aqueles que se matricularam mas nunca iniciaram o curso. O motivo dessa escolha se dá pelo conjunto dos dados que serão analisados, pois este não provê meios para descobrir se o aluno assistiu a pelo menos uma aula.

2.1.2 Retenção no contexto de evasão

Existem dois principais pontos de vista em relação ao conceito de retenção. O primeiro trata a retenção como algo negativo pois refere-se ao processo que decorre da permanência prolongada do estudante universitário na instituição, ultrapassando o tempo de integralização curricular ideal previsto no Projeto Pedagógico de seu curso (Arantes et al., 2021; Araújo et al., 2021). Já o segundo trata a retenção como algo positivo pois refere-se à capacidade de uma instituição ou programa de ensino em manter seus estudantes matriculados e engajados no processo de aprendizagem até a conclusão, ou seja, o oposto da evasão (Pereira, 2013).

O conceito negativo de retenção é hegemônico em Portugal e encontra equivalência com a maioria dos estudos realizados em nosso país. No Brasil, de forma semelhante a Portugal, são dominantes as pesquisas que apontam a retenção com conotação negativa, prejudicial aos estudantes e às instituições (Pereira e Nunes, 2019).

Contudo, em se tratando de algumas instituições particulares de ensino superior, a retenção é vista às vezes com viés positivo. Segundo Vieira (2014), para as instituições de ensino superior privadas no Brasil, reter o estudante é uma busca constante, já que o ensino é visto como uma mercadoria — nesse sentido, a ideia é não perder o cliente.

De maneira oposta, do ponto de vista das instituições de ensino superior públicas, a retenção é algo que precisa ser evitado, o que poderia explicar a predominância de pesquisas apontando a retenção com conotação negativa no país, já que as instituições públicas costumam produzir mais pesquisas no Brasil.

O conceito positivo de retenção é predominante em grande parte dos países da Europa e nos Estados Unidos, havendo inclusive pesquisas buscando entender quais fatores facilitam a retenção dos alunos nas instituições desses países (Barker et al., 2014; Giannakos et al., 2017). Além disso, é comum encontrar pesquisas com o intuito de aumentar a retenção através de novas abordagens ou a criação de programas para envolver o estudante em suas áreas de interesse (Carver et al., 2007; Dahlberg et al., 2008).

No presente trabalho, usamos o conceito positivo de retenção, sendo este termo usado como similar ao conceito de permanência e oposto ao conceito de evasão.

2.1.3 Causas da evasão na educação superior

A evasão na educação superior brasileira é um problema bastante conhecido, e que possui diversos fatores associados à sua ocorrência. Segundo Adachi (2009), estes fatores podem ser classificados como internos às instituições, externos às instituições ou relacionados às características individuais dos estudantes.

Entre os fatores internos às instituições, podemos destacar a rígida cadeia de pré-requisitos existente em determinados cursos, currículos alongados e/ou desatualizados, além de uma estrutura de apoio ao ensino muitas vezes insuficiente (Adachi, 2009).

Entre os fatores externos às instituições, normalmente destacam-se as questões relativas ao mercado de trabalho, como a desvalorização da profissão que o estudante almeja ou a falta de reconhecimento social da carreira que o estudante pretende seguir (Adachi, 2009).

Por fim, entre os fatores relacionados às características individuais dos estudantes, destacam-se as dificuldades pessoais de adaptação à vida universitária, a descoberta de novos interesses durante o curso e até mesmo incompatibilidade da personalidade do estudante com o método de ensino da instituição para o curso em que ele está inserido (Adachi, 2009).

Outros autores possuem diferentes visões acerca das condições que motivam a evasão. Para Barroso e Falcão (2004), estas condições são classificadas em três classes distintas: i) Questões institucionais - critérios de avaliação usados pela instituição, dificuldade e/ou fracasso em disciplinas iniciais, base escolar deficiente, falta de informações sobre o curso; ii) Questões vocacionais - curso pouco atraente socialmente, falta de identificação com o curso; iii) Questões sócio-econômicas - falta de tempo pra estudar, dificuldade financeira para se manter no curso, incompatibilidade com o trabalho.

Em seu estudo secundário sobre evasão, Souza et al. (2012) identificaram que as causas de evasão mais frequentes são: reprovações em disciplinas que requerem conhecimento matemático, dificuldade de conciliar o curso com o trabalho, localização da instituição, qualidade do curso, influência familiar, questão vocacional, falta de condições financeiras para se manter no curso e idade do aluno (quanto mais velhos, maior a taxa de evasão).

Gaiosio (2005) também buscou elencar algumas causas de evasão mais recorrentes no meio universitário, que incluem: casamento e/ou nascimento de filhos, busca de desafio a si mesmo (buscar ser admitido em um curso sem a real intenção de cursá-lo, apenas para provar ser capaz de ser admitido para aquele curso), desconhecimento da metodologia do curso escolhido, a falta de laços afetivos dentro da universidade, a ausência de perspectivas de trabalho em sua futura área de atuação e a concorrência existente entre as instituições de ensino superior. Além destas, Gaiosio (2005) traz também as causas já citadas por Souza et al. (2012) em seu estudo secundário.

2.1.4 Causas da evasão nos cursos de computação

Existem múltiplas causas específicas associadas à evasão nos cursos superiores 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 (Paula et al., 2009; Duran et al., 2023). 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 (Hinterholz, 2009; Kinnunen e Malmi, 2006).

Nesse sentido, vale destacar que muitos alunos, principalmente aqueles vindos da escola pública, possuem conhecimento matemático aquém do esperado pelos professores das universidades. Isso aumenta ainda mais a dificuldade já existente nas disciplinas de matemática dos cursos de graduação em computação, visto que os alunos, além de aprenderem o conteúdo da disciplina, ainda precisam reduzir a

lacuna existente entre o conhecimento-base que eles possuem e conhecimento-base esperado.

Além disso, foi constatado que outra causa de evasão para muitos alunos é a frustração devido ao desconhecimento do foco real de um curso superior na área de computação. Geralmente, estes alunos pensam que o foco de um curso dessa área é aprender a trabalhar com aplicativos e utilitários, tais como editores de texto e navegadores de Internet, dentre outros. Ao perceberem o intuito do profissional que se almeja formar e as habilidades que serão adquiridas ao longo dos anos na instituição, eles acabam abandonando (Prietch e Pazeto, 2010; Duran et al., 2023).

Vale destacar também que muitos alunos acabam optando por cursos de computação devido à ausência de cursos em que, de fato, eles gostariam de ingressar. Esse problema pode ser geográfico, ou seja, o curso não existe na região de moradia ou em uma região acessível ao aluno. O problema também pode ser financeiro, ou seja, o curso é pago e está fora das condições financeiras do aluno. Em ambos os casos, o aluno acaba ingressando em um curso da área de computação apenas por ser “o mais próximo” do curso que ele gostaria, o que, por si só, já pode gerar frustração.

Por fim, outras causas bastante citadas são as questões socioeconômicas, que podem incluir: horários de trabalho incompatíveis com os horários de aula, impossibilidade financeira de se manter no curso e falta de tempo para estudar devido ao trabalho e/ou outras atividades (Hoed, 2016). Nesse sentido, uma das maiores dificuldades se deve às matrizes curriculares dos cursos de computação, que costumam ter cargas horárias elevadas, que resultam em várias horas de aula durante um único dia, dessa forma, dificultando a compatibilidade com os horários de trabalho. Além disso, alguns dos cursos da área de computação possuem duração de 10 semestres, na maioria das vezes podendo levar ainda mais tempo, devido a gargalos dentro do próprio curso e outros fatores, como greves e paralisações. A duração longa desses cursos também faz com que se torne mais difícil para o aluno se manter no curso devido à impossibilidade financeira.

2.2 Trabalhos Relacionados

A seguir, são destacados alguns trabalhos relacionados abordando a evasão e a permanência nos cursos de computação no mundo. Alguns desses trabalhos buscam entender quais são os preditores mais fortes de permanência dos alunos nos cursos de graduação em computação, seja analisando os diferentes cursos existentes nas instituições de um determinado país (Duran et al., 2021; Barker et al., 2014), ou analisando um curso específico em diferentes instituições de um país (Zweben, 2019; Giannakos et al., 2017; Camp et al., 2017; Warner et al., 2022). Outros

trabalhos trazem propostas para melhorar a permanência dos alunos nos cursos de computação, seja através de novas abordagens nas disciplinas dos cursos (Carver et al., 2007), seja através da criação de programas que permitam ao aluno se envolver em pesquisas nas suas áreas de interesse dentro da computação (Dahlberg et al., 2008).

Duran et al. (2021) apresentam dados abrangentes acerca da retenção de alunos dos EUA no ano acadêmico de 2017-2018 para seis cursos de graduação em computação. Os dados são classificados por gênero, raça/etnia e tipo de instituição na qual o aluno estuda. Esses dados afirmam que existem muitas diferenças significativas na retenção 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 retenção do que as outras categorias principais de raça/etnia. Os autores acreditam que ao fornecer referências de retenção em nível nacional em relação a gênero e raça/etnia, os resultados podem ajudar a determinar a eficácia de programas que buscam melhorar a diversidade e a inclusão na computação. Por fim, os autores esperam que o estudo motive o relato de análises de dados semelhantes de outros países para que a comunidade de computação possa aprender sobre os padrões de registro e retenção em computação globalmente.

Barker et al. (2014) realizaram uma pesquisa em 14 instituições dos EUA para entender os preditores mais fortes de permanência em cursos de graduação em computação. Foi aplicado um questionário para 2077 alunos destas instituições, dos quais, 1312 responderam ao questionário por completo. 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. Isso pode indicar que estes alunos se sintam menos à vontade para conversar com os professores ou que os professores lhes deem menos conselhos e incentivo.

Camp et al. (2017) examinam o impacto do aumento das matrículas em Ciência da Computação em termos de diversidade (e.g., mulheres e minorias sub-representadas) para os EUA. Os resultados mostram que a porcentagem média de estudantes do sexo feminino nos cursos pesquisados aumentou globalmente nas instituições analisadas. Os resultados também mostram que a porcentagem média de estudantes pertencentes a minorias sub-representadas está crescendo.

Warner et al. (2022) analisaram dados de educação e força de trabalho dos Estados Unidos para identificar disparidades entre estudantes de computação de vários grupos minoritários em três fases da vida: ensino médio, graduação e carreira

profissional. Os resultados mostram disparidades graves nas matrículas em cursos de computação presentes no nível do ensino médio para alunos negros ou hispânicos/latinos e mulheres, economicamente desfavorecidos ou ambos. Resultados semelhantes foram observados no nível universitário. Apenas o gênero foi um preditor estatisticamente significativo dos rendimentos salariais cinco anos após a formatura universitária.

Zweben (2019) 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. Foi considerado retido no curso de CC de uma instituição se o aluno ainda estava em um curso de CC na instituição em 2017-18 ou o aluno havia se formado no curso em 2016-17. Das 1.048 instituições presentes no banco de dados do National Student Clearinghouse Research Center (NSC), 927 atenderam aos critérios de fornecimento dos dados necessários para a pesquisa. Foram analisadas 259.633 matrículas, que foram classificadas por classe social, gênero e etnia. Os resultados apontam diferenças significativas na permanência geral por gênero (favorecendo homens) e por etnia (favorecendo brancos e asiáticos). Além disso, destacam-se também os seguintes resultados: a representação geral de mulheres foi mais baixa no primeiro ano e mais alta no segundo ano, a representação de negros e hispânicos diminuiu conforme o nível de classe aumentava, não houve diferença significativa na permanência entre calouros e calouras, mas a permanência dos homens foi significativamente maior do que a das mulheres nas outras classes, e a permanência de negros foi a mais baixa entre todas as categorias de etnias em cada categoria de classe.

Carver et al. (2007) 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). Esta disciplina é a primeira na sequência de disciplinas exigidas para todos os alunos de Ciência da Computação, Engenharia de Software e Engenharia da Computação (CC/ES/EC). A disciplina é ministrada na linguagem C++. Além das três horas de aula semanais, os alunos são obrigados a participar de uma sessão de laboratório de três horas, onde passou a ser utilizada a programação em pares. Os dados foram coletados através de dois questionários: um para avaliar o parceiro de programação, e outro onde os alunos relataram o quão bem trabalharam com seus parceiros durante as sessões de laboratório. Além disso, comparou-se a permanência durante o semestre onde usou-se programação em pares e durante os três semestres anteriores onde as atividades eram feitas individualmente. 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. (2008) 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. Para medir a experiência e as atitudes dos alunos em relação à pesquisa em computação, um questionário pós-pesquisa foi administrado no final do programa. 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. (2017) 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. A amostra-alvo para este estudo foi composta por 1.050 alunos de ciência da computação. Destes, 438 responderam ao questionário que foi aplicado. 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. Os autores acreditam que ganhos cognitivos, ganhos não cognitivos (impacto negativo), ambiente de apoio, utilidade da graduação e valores pessoais dos alunos (por exemplo, falta de pertencimento na área da ciência da computação) são considerados cruciais para a permanência nos cursos de ciência da computação.

No Brasil, alguns trabalhos relacionados buscam identificar quais fatores estão associados à evasão em cursos de graduação em computação, seja analisando os diferentes cursos existentes nas instituições brasileiras (Hoed, 2016; Saccaro et al., 2019), seja analisando diferentes cursos de uma região específica (Morães e Pombeiro, 2015), seja analisando diferentes cursos de uma única instituição (Carvalho et al., 2019; Sales et al., 2017), ou até mesmo analisando um único curso em uma instituição (Santana et al., 2011).

Hoed (2016) 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). Nos estudos quantitativos realizados, são obtidas as taxas anuais de evasão e é aplicada a técnica estatística de Análise de Sobrevivência e mineração de regras de associação via algoritmo Apriori. Os resultados obtidos são apresentados por instituições públicas e privadas. São comparadas, inicialmente, as evasões nas grandes áreas do conhecimento de acordo com a classificação adotada pela Organização para a

Cooperação e Desenvolvimento Econômico (OCDE). Após a comparação da evasão nessas grandes áreas, é feito um detalhamento para a grande área de Ciências, Matemática e Computação e, posteriormente, para a área de Computação. 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. (2019) 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 Sobrevida, 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.

Morães e Pombeiro (2015) 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. Os resultados apontam que um dos motivos da evasão é o não conhecimento prévio dos objetivos do curso escolhido por parte do aluno.

Carvalho et al. (2019) 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.

Sales et al. (2017) 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.

Santana et al. (2011) identificam e analisam o desempenho discente na UFG comparando quantitativamente os seguintes grupos demográficos: turno matutino versus noturno; estudantes ingressantes pelo sistema universal versus estudantes ingressantes por ações afirmativas (Programa UFGInclui); e estudantes que desenvolvem atividade profissional ou estágio versus os que estão exclusivamente estudando. Os resultados apontam que, no início do curso, os estudantes do turno noturno têm melhor desempenho que os estudantes do turno matutino. Porém conforme os semestres passam, a relação vai se invertendo já que a grande maioria dos estudantes do turno noturno envolvem-se em atividades profissionais ou estágios, o que, por sua vez, os distanciam cada vez mais das atividades de iniciação científica. Os resultados também mostram que os estudantes ingressantes pelo Programa UFGInclui (Escola pública), apresentam melhor desempenho acadêmico do que os ingressantes pelo Sistema Universal e pelo Programa UFGInclui (Negros), sendo este último o que apresenta o menor desempenho acadêmico dentre as três formas de ingresso utilizadas nesta universidade.

Capítulo 3

Metodologia

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

3.1 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 Superior¹, 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). Dentre as quatro tabelas de dados disponibilizadas para cada ano (cursos, alunos, IES e docentes), apenas as tabelas de cursos e alunos foram investigadas, visto que estas fornecem dados mais que suficientes para o nosso objetivo.

3.2 Design experimental

Este trabalho utiliza uma metodologia quantitativa que parte de dados históricos, os microdados fornecidos pelo Censo da Educação Superior do INEP, para determinar as tendências da evasão para os estudantes dos cursos de graduação em

¹<https://www.gov.br/inep/pt-br/areas-de-atuacao/pesquisas-estatisticas-e-indicadores/censo-da-educacao-superior/resultados>

computação das instituições brasileiras de ensino superior no período entre 2015 e 2019, destacando quais fatores demográficos estão associados às maiores taxas de evasão encontradas.

Para cada um dos cinco anos considerados nesse estudo, foram extraídas a partir dos microdados, informações acerca das matrículas vinculadas aos cursos de graduação da área de computação no Brasil. Em seguida foi realizada a filtragem das variáveis relevantes para o estudo. Por fim, a partir das variáveis selecionadas, foi realizada uma reclassificação dos cursos.

Na etapa seguinte, houve a necessidade de juntar as informações extraídas de cada um dos cinco anos, a fim de se obter um panorama geral. Devido a diferença existente no padrão desses dados, foi realizada uma normalização dos dados, e só então, a junção dos mesmos.

Uma vez em posse do total de matrículas, foi realizada a caracterização demográfica dos estudantes em relação a 19 características consideradas de importância para a comunidade. Após a caracterização, separamos os estudantes entre evadidos e não evadidos usando duas classificações diferentes, cada qual seguindo uma definição.

Após rotular cada matrícula como evadida ou não evadida, fizemos essa mesma separação dentro de alguns grupos de interesse, mensurando potenciais diferenças na taxa de evasão entre esses grupos. Adicionalmente, mensuramos também potenciais diferenças na taxa de evasão entre os grupos de interesse dentro de subpopulações específicas.

3.3 Etapas da pesquisa

A seguir, são descritas detalhadamente as etapas desta pesquisa.

3.3.1 Extração e filtragem dos dados

A primeira etapa deste processo utilizou a tabela de cursos de cada ano, os dados presentes nestas tabelas foram transpostos para o software R (Chambers, 2008). Uma vez neste software, foram utilizados scripts para a extração das informações referentes aos cursos de graduação da área de computação no Brasil em cada ano.

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 (Nunes, 2008). 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.

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). Na Tabela 3.1, é possível observar o total de cursos encontrados em cada ano.

Tabela 3.1: Cursos de computação por ano

Ano	Quantidade
2015	1.288
2016	1.312
2017	1.312
2018	1.351
2019	1.413

Até 2016, os códigos utilizados para representar os cursos considerados estão presentes na Tabela 3.2. Em 2017, houve uma mudança nos códigos utilizados para representar todos os cursos existentes no Brasil. Com isso, os códigos utilizados para representar os cursos considerados a partir de 2017 estão presentes na Tabela 3.3. É possível notar nas duas tabelas que o curso de Engenharia de Computação tem dois códigos diferentes, isso ocorre, devido ao registro dos cursos com essa nomenclatura ainda estar dividido entre os perfis que possuem foco maior em disciplinas de programação e aqueles possuem maior foco em disciplinas de hardware.

Tabela 3.2: Códigos dos cursos de computação até 2016

Código	Curso
481C01	Ciência da Computação
523E04	Engenharia de Computação
481E01	Engenharia de Computação
481E02	Engenharia de Software
483S02	Sistemas de informação
146F05	Licenciatura em Computação

Tabela 3.3: Códigos dos cursos de computação a partir de 2017

Código	Curso
0614C01	Ciência da Computação
0714E04	Engenharia de Computação
0616E01	Engenharia de Computação
0613E01	Engenharia de Software
0615S02	Sistemas de informação
0114C05	Licenciatura em Computação

Após a extração das informações referentes aos cursos considerados, o próximo foi a extração das informações referentes aos alunos destes cursos. Os dados presentes nas tabelas de alunos de cada ano foram transpostos para o software R (Chambers, 2008), onde foram utilizados scripts para realizar essa tarefa.

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. Na Tabela 3.4, é possível observar o total de matrículas encontradas em cada ano.

Tabela 3.4: Matrículas de computação por ano

Ano	Quantidade
2015	277.442
2016	276.285
2017	273.565
2018	282.939
2019	282.377
Total	1.392.608

Após a extração das informações referentes aos alunos de cada ano, 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.

Finalmente, houve a necessidade de realizar uma reclassificação dos cursos aos quais as matrículas estão vinculadas, visto que alguns dos cursos extraídos através dos códigos das Tabelas 3.2 e 3.3, possuíam outro nome. Para isso, foi criada uma nova variável representando em qual dos cinco cursos considerados, o estudante se enquadrava. Na Tabela 3.5 é possível observar a reclassificação realizada.

Tabela 3.5: Reclassificação dos cursos

Curso registrado pelo INEP	Curso considerado para o estudo
Sistema de Informação	Sistemas de Informação
Análise de Sistemas	Sistemas de Informação
Ciências da Computação	Ciência da Computação
Ciências de Computação	Ciência da Computação
Computação	Ciência da Computação
Informática	Ciência da Computação
Computação e Informática	Ciência da Computação
Engenharia da Computação	Engenharia de Computação

É possível notar que os cursos de Análise de Sistemas extraídos foram considerados cursos de Sistemas de Informação para este estudo, o motivo para tal, foi o valor da variável *CO_CINE_ROTULO* para esses cursos ser o valor pertencente aos cursos de Sistemas de Informação. Além disso, é sabido que a maior parte dos antigos cursos de Análise de Sistemas tiveram sua nomenclatura mudada para Sistemas de Informação a pedido das próprias instituições. E ainda aqueles que não o fizeram, geralmente possuem perfil semelhante aos cursos de Sistemas de Informação, apesar da nomenclatura antiga. Essas mesmas justificativas se aplicam para os cursos denominados Computação, Informática ou Computação e Informática, que foram considerados cursos de Ciência da Computação.

No momento da escrita deste trabalho, decidimos não apresentar publicamente nossa versão filtrada dos dados brutos, devido ao fato de existirem dados pessoais que podem acabar por permitir a identificação dos estudantes. Espera-se, que no futuro possa ser realizado um processo de anonimização dos dados, permitindo a geração de um conjunto de dados público para a comunidade de educação em computação.

3.3.2 Caracterização demográfica

Para realizar a caracterização demográfica dos estudantes, 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, como pode ser observado

na Tabela 3.4. Então, foi feita a caracterização dessas matrículas em relação as seguintes características consideradas relevantes: tipo de instituição; grau acadêmico do curso; curso de graduação; modalidade de ensino do curso; turno do curso; situação do estudante no curso; forma de ingresso; sexo do estudante; cor/raça do estudante; presença de deficiência no estudante; tipo de deficiência apresentada; uso de reserva de vagas; tipo de reserva de vaga usada; uso de financiamento estudantil; tipo de financiamento estudantil utilizado; recebimento de apoio social; tipo de apoio social recebido; recebimento de bolsa acadêmica; e tipo de bolsa recebida. Dessa forma, foi possível obter um panorama geral em relação aos alunos de computação do Brasil durante o período entre 2015 e 2019.

3.3.3 Determinação da evasão para o período 2015-2019

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

Na definição de Evasão Estrita, foram considerados evadidas as matrículas cuja situação fosse desvinculada ou transferida. Já na definição de Evasão Ampla, consideramos evadidas além das matrículas desvinculadas ou transferidas, também as matrículas trancada, visto que os estudantes nesta situação estão evadidos temporariamente de seus cursos, podendo esta evasão vir a se tornar permanente. Na Tabela 3.6 é possível observar a quantidade total de estudantes evadidos e não evadidos segundo as duas definições. 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 3.6: Distribuição das matrículas entre evadidos e não evadidos

	Evadidos	Não evadidos
Evasão Estrita	268.360	1.124.123
Evasão Ampla	447.493	944.990

3.3.4 Determinação das 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, baseados nas informações demográficas

extraídas anteriormente. Os grupos de interesse podem ser visualizados na Tabela 3.7. 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.

Tabela 3.7: 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

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 3.8 (Akoglu, 2018).

Tabela 3.8: 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

3.3.5 Determinação das diferenças entre grupos no período 2015-2019 para estudantes de instituições públicas e privadas

Nesta etapa, as 1.392.483 matrículas de estudantes de graduação em computação no Brasil entre 2015 e 2019, foram separadas em dois subgrupos: estudantes de instituições públicas (514.294 matrículas) e de instituições privadas (878.189 matrículas).

Assim como foi feito nas etapas anteriores, as matrículas foram rotuladas como evadidas ou não evadidas, como pode ser observado nas Tabelas 3.9 e 3.10. Após isso, foi realizada essa mesma separação dentro dos grupos de interesse apresentados na Tabela 3.7. Além disso, utilizou-se o teste de Qui-Quadrado de Pearson para determinar a existência de diferença significativa entre os grupos e Razão de Chances e V de Cramer para mensurar o tamanho do efeito das diferenças encontradas entre os grupos.

Finalmente, as taxas de evasão dentro dos grupos de interesse para estudantes de instituições públicas e de instituições privadas foram comparadas com o intuito de identificar o impacto do tipo de instituição na evasão de cada grupo.

Tabela 3.9: Distribuição das matrículas entre evadidos e não evadidos nas instituições públicas

	Evadidos	Não evadidos
Evasão Estrita	76.989 (14,97 %)	437.305 (85,03 %)
Evasão Ampla	121.948 (23,72 %)	392.346 (76,28 %)

Tabela 3.10: Distribuição das matrículas entre evadidos e não evadidos nas instituições privadas

	Evadidos	Não evadidos
Evasão Estrita	191.371 (21,79 %)	686.818 (78,21 %)
Evasão Ampla	325.545 (37,07 %)	552.644 (62,98 %)

3.3.6 Determinação das diferenças entre grupos no período 2015-2019 para estudantes dos cursos de Ciência da Computação e Licenciatura em Computação

Nesta etapa, das 1.392.483 matrículas de estudantes de graduação em computação no Brasil entre 2015 e 2019, foram extraídos dois subgrupos: estudantes de Ciência da Computação (502.026 matrículas) e de Licenciatura em Computação (77.708 matrículas).

Assim como foi feito nas etapas anteriores, as matrículas foram rotuladas como evadidas ou não evadidas, como pode ser observado nas Tabelas 3.11 e 3.12. Após isso, foi realizada essa mesma separação dentro dos grupos de interesse apresentados na Tabela 3.7. Além disso, utilizou-se o teste de Qui-Quadrado de Pearson para determinar a existência de diferença significativa entre os grupos e Razão de Chances e V de Cramer para mensurar o tamanho do efeito das diferenças encontradas entre os grupos.

Finalmente, as taxas de evasão dentro dos grupos de interesse para estudantes de Ciência da Computação e de Licenciatura em Computação foram comparadas com o intuito de identificar o impacto destes cursos na evasão de cada grupo.

Tabela 3.11: Distribuição das matrículas entre evadidos e não evadidos no curso de Ciência da Computação

	Evadidos	Não evadidos
Evasão Estrita	93.133 (18,55 %)	408.893 (81,45 %)
Evasão Ampla	159.511 (31,77 %)	342.515 (68,23 %)

Tabela 3.12: Distribuição das matrículas entre evadidos e não evadidos no curso de Licenciatura em Computação

	Evadidos	Não evadidos
Evasão Estrita	15.396 (19,81 %)	62.312 (80,19 %)
Evasão Ampla	22.567 (29,04 %)	55.141 (70,96 %)

Capítulo 4

Resultados

Nesse capítulo são apresentados os principais resultados da pesquisa realizada. Primeiramente, é apresentada uma visão geral acerca das matrículas analisadas (características demográficas) na Seção 4.1. Em seguida, na Seção 4.2, são apresentadas as diferenças nas taxas de evasão entre os diferentes grupos demográficos e o tamanho do efeito causado pelos diferentes grupos. Estas diferenças também são apresentadas separadamente para os estudantes de instituições públicas e privadas na Seção 4.3 e para os estudantes dos cursos de Ciência da Computação e Licenciatura em Computação na Seção 4.4. O site <https://zenodo.org/doi/10.5281/zenodo.10694785> apresenta todos os testes realizados neste capítulo.

4.1 Visão Geral

Considerando a importância de conhecer a natureza das matrículas analisadas, foram coletados dados sobre as características demográficas, estes dados são descritos na Tabela 4.1.

A Figura 4.1 mostra a distribuição das matrículas entre instituições de ensino superior públicas e privadas. É possível observar que a maior parte das matrículas (63,1%) está vinculada a instituições privadas, enquanto (36,9%) está vinculada a instituições públicas. Já a Figura 4.2 mostra a distribuição das matrículas evadidas. É possível observar que a maior parte das matrículas evadidas (71,3%) está vinculada a instituições privadas, enquanto (28,7%) está vinculada a instituições públicas.

Na Figura 4.3 é possível observar a distribuição das matrículas entre cursos de bacharelado e licenciatura. Majoritariamente, as matrículas estão vinculadas a

cursos de bacharelado (94,4%), enquanto apenas uma pequena parte das matrículas (5,6%) está vinculada a cursos de licenciatura. Em relação as matriculas evadidas, na Figura 4.4 é possível observar que a distribuição é semelhante a do total de matrículas.

Tabela 4.1: Grupos de interesse

Característica demográfica	Descrição
Tipo de IES	Informa se a IES é pública ou privada.
Grau acadêmico do curso	Informa se o curso é de bacharelado ou de licenciatura.
Curso de graduação	Informa o nome do curso. Os cursos são: Ciência da Computação, Engenharia de Computação, Engenharia de Software, Licenciatura em Computação, Sistemas de Informação.
Modalidade de ensino	Informa se o curso é presencial ou a distância.
Turno do curso	Informa o turno do curso no qual o estudante está matriculado. Os turnos são: matutino, vespertino, noturno ou integral.
Situação do estudante	Informa a situação do estudante no curso. As situações possíveis são: Cursando, Matrícula trancada, Desvinculado do curso, Transferido para outro curso da mesma IES, Formado, Falecido.
Forma de ingresso	Informa como o estudante ingressou no curso. As formas de ingresso são: Vestibular, Enem, Vagas Remanescentes, Seleção Simplificada, Avaliação Seriada, Programas Especiais, Transferência Ex-officio, Decisão Judicial, Convênio para Estrangeiros.
Sexo do estudante	Informa se o sexo do estudante é masculino ou feminino.
Cor/Raça do estudante	Informa a cor/raça do estudante. As categorias consideradas são: Branca, Negra, Amarela, Indígena, Sem informação.
Presença de deficiência	Informa se o estudante é uma pessoa com deficiência, transtorno global do desenvolvimento ou superdotação.
Tipo de deficiência	Informa o tipo de deficiência possuída pelo estudante. Os tipos são: Deficiência física, Baixa visão, Deficiência auditiva, Superdotação, Deficiência intelectual, Cegueira, Surdez, Autismo, Deficiência múltipla, Síndrome de Asperger, Transtorno Desintegrativo da Infância, Síndrome de Rett, Surdocegueira.
Reserva de vagas	Informa se o aluno participa do programa de reserva de vagas.
Tipo de reserva de vaga	Informa o tipo de reserva de vaga utilizada. Os tipos são: Ensino Público, Étnico, Renda Familiar, Deficiência, Outra.
Financiamento estudantil	Informa se o estudante utiliza financiamento estudantil.
Tipo de financiamento	Informa o tipo de financiamento estudantil utilizado. Os tipos são: Não Reembolsável IES, FIES, Prouni Integral, Prouni Parcial, Reembolsável IES, Não Reembolsável Externo, Não Reembolsável Estadual, Reembolsável Externo, Não Reembolsável Municipal, Reembolsável Municipal, Reembolsável Estadual.
Apoio social	Informa se o estudante recebe algum tipo de apoio social.
Tipo de apoio	Informa o tipo de apoio. Os tipos são: Alimentação, Material Didático, Transporte, Permanência, Moradia, Trabalho.
Recebimento de bolsa	Informa se o estudante recebe algum tipo de bolsa por atividade acadêmica realizada.
Tipo de bolsa	Informa o tipo de bolsa recebida pelo estudante. Os tipos possíveis são: Estágio, Extensão, Pesquisa, Monitoria.

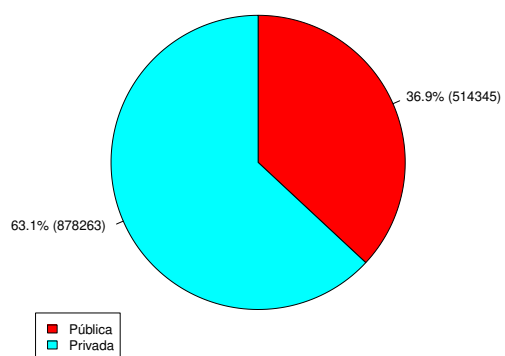


Figura 4.1: Matriculas por tipo de IES

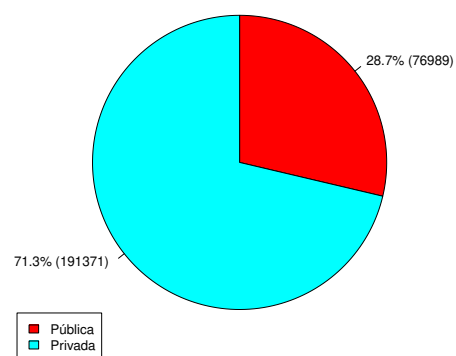


Figura 4.2: Evadidos por tipo de IES

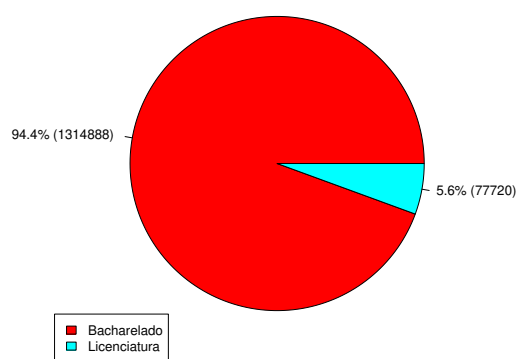


Figura 4.3: Matrículas por grau académico

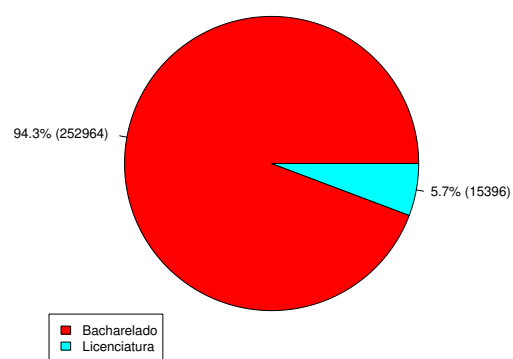


Figura 4.4: Evadidos por grau académico

Dentre os cursos de graduação em computação considerados, o curso que apresentou maior número de matrículas foi Sistemas de Informação (38,6%), seguido por Ciência da Computação (36,1%). A Figura 4.5 apresenta o quantitativo geral de matrículas nos cursos de computação. Em relação as matrículas evadidas, na Figura 4.6 é possível observar que a distribuição é semelhante a do total de matrículas.

Quanto a modalidade dos cursos, a Figura 4.7 mostra a distribuição das matrículas entre cursos presenciais e cursos a distância. Apenas uma pequena parte das matrículas (10,7%) está vinculada a cursos a distância, em contrapartida, uma grande parte das matrículas (89,3%) está vinculada a cursos presenciais. Em relação as matrículas evadidas, na Figura 4.8 é possível observar que a distribuição é semelhante a do total de matrículas.

Em relação aos turnos dos cursos presenciais, o turno que apresentou maior número de matrículas foi o Noturno (64,8%), seguido pelo Integral (19%). Na Figura 4.9 é possível observar o quantitativo geral de matrículas nos turnos. É possível notar também que o total de matrículas é de 1.244.123, isso se dá pelo fato de apenas os cursos presenciais possuírem turno definido. Em relação as matrículas evadidas, na Figura 4.10 é possível observar que o turno que apresentou maior número de matrículas evadidas foi o noturno (70,2%), seguido pelo Matutino (13,8%).

Em relação a situação dos estudantes nos seus respectivos cursos, a situação da maioria das matrículas é cursando (60,9%), porém, foi identificado um conjunto significativo de situações onde a matricula foi desvinculada do curso (17,9%) ou trancada (12,9%). A Figura 4.11 apresenta o quantitativo geral da situação das matrículas. Dentre as matrículas evadidas (Figura 4.12), é possível observar que a maior parte trata-se de casos onde a matricula foi desvinculada do curso (92,8%).

Dentre as formas de ingresso possíveis para os estudantes, a forma de ingresso mais frequente foi Vestibular (56,3%), seguido pelo Enem (28,1%). Alguns estudantes utilizaram mais de uma forma de ingresso, e por isso estes estudantes foram contados para todas as formas utilizadas por eles, totalizando 1.483.549 matrículas na Figura 4.13, onde é mostrado o quantitativo geral das formas de ingresso. Em relação as matrículas evadidas, na Figura 4.14 é possível observar que a distribuição é semelhante a do total de matrículas.

A Figura 4.15 mostra a distribuição das matrículas entre estudantes do sexo masculino e feminino. Majoritariamente, as matrículas estão vinculadas a estudantes do sexo masculino (85,9%), enquanto a parcela de matrículas vinculadas a estudantes do sexo feminino se mostra bem menor (14,1%). Em relação as matrículas evadidas, na Figura 4.16 é possível observar que a distribuição é semelhante a do total de matrículas.

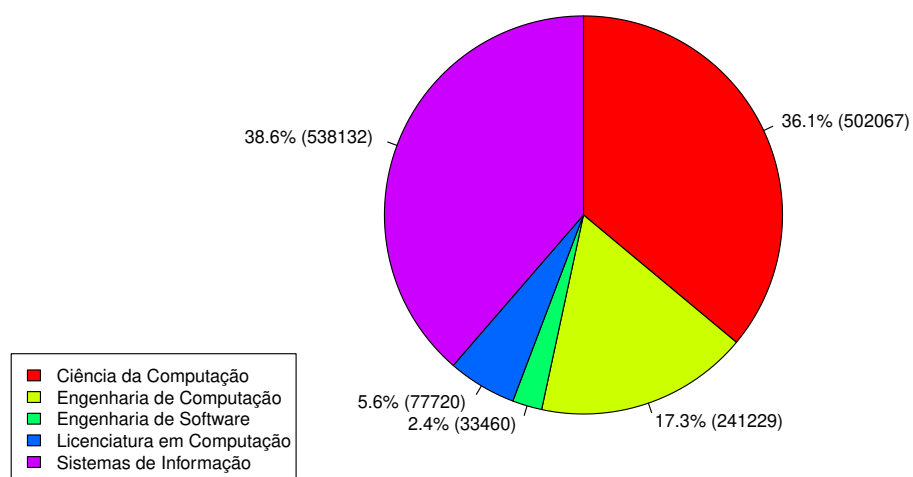


Figura 4.5: Matriculas por curso

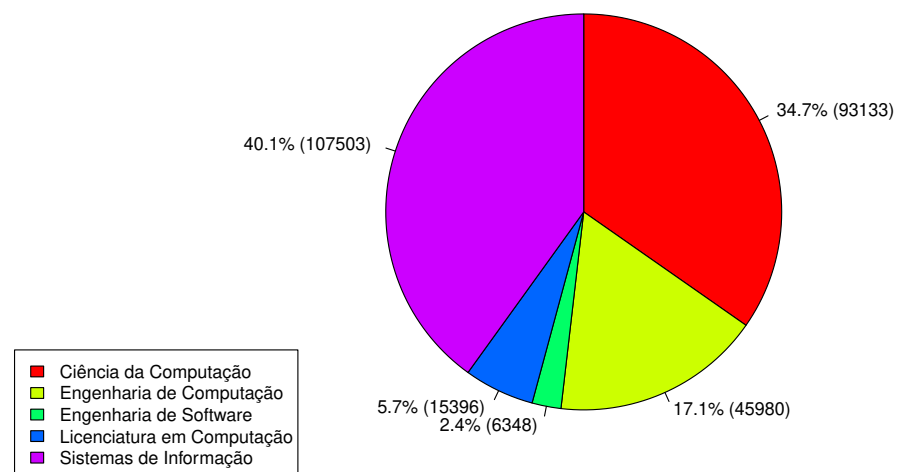


Figura 4.6: Evadidos por curso

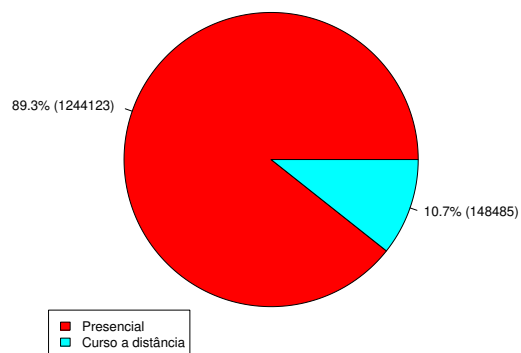


Figura 4.7: Matrículas por modalidade de ensino

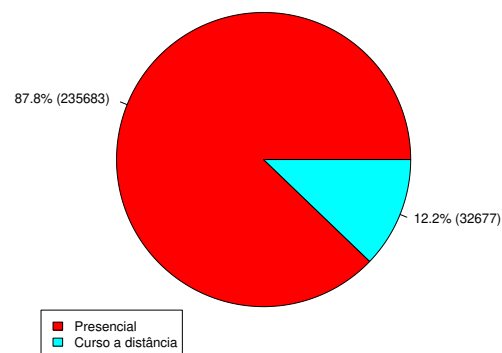


Figura 4.8: Evadidos por modalidade de ensino

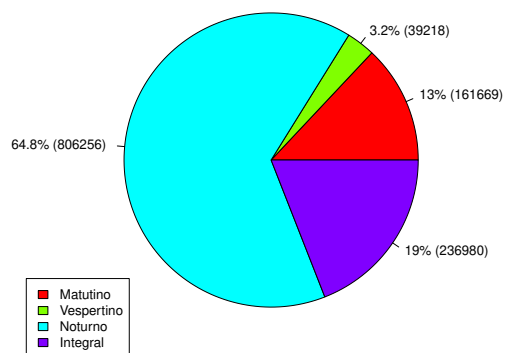


Figura 4.9: Matrículas por turno

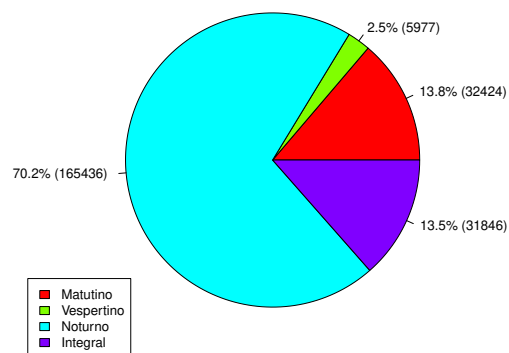


Figura 4.10: Evadidos por turno

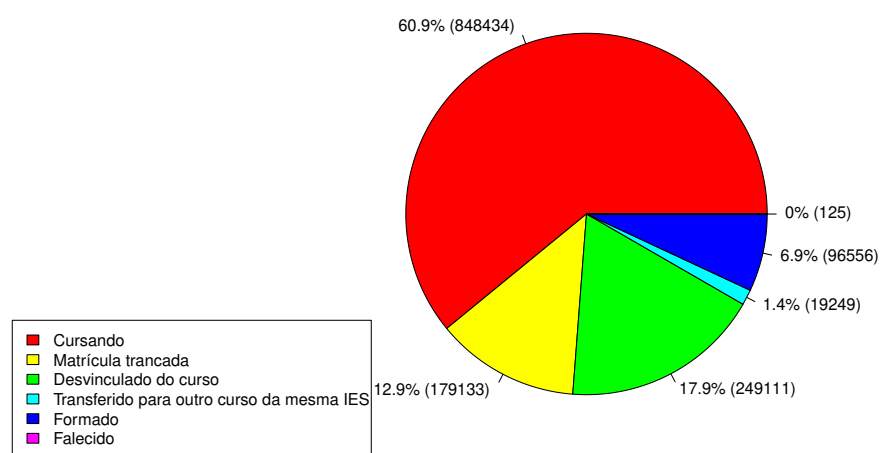


Figura 4.11: Situação das matrículas

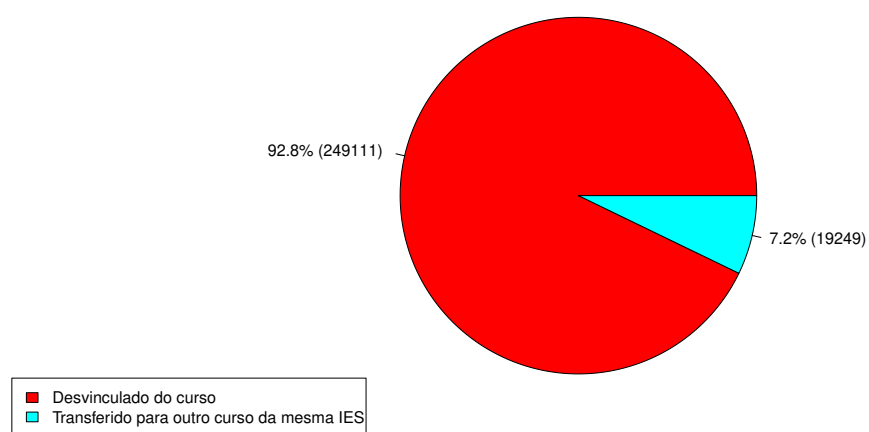


Figura 4.12: Situação das matrículas evadidas

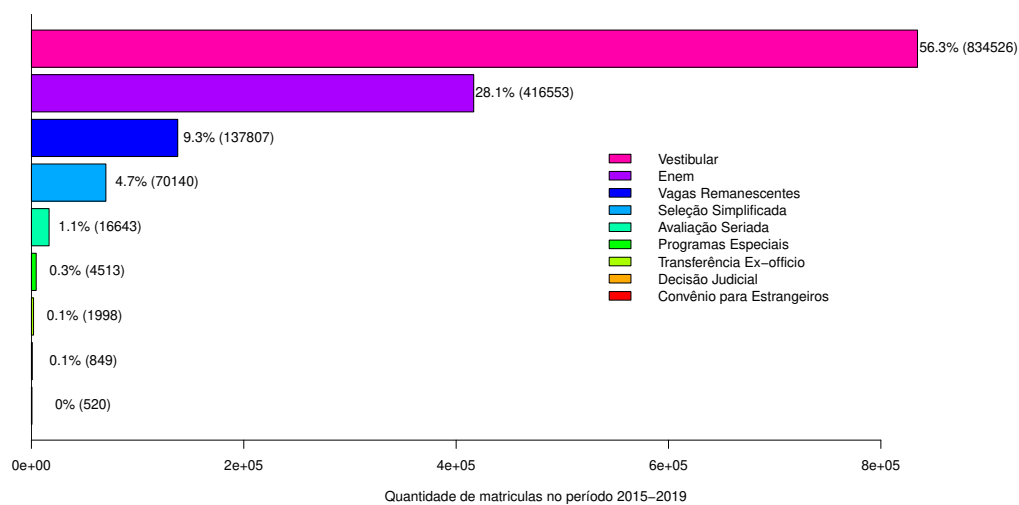


Figura 4.13: Matrículas por forma de ingresso

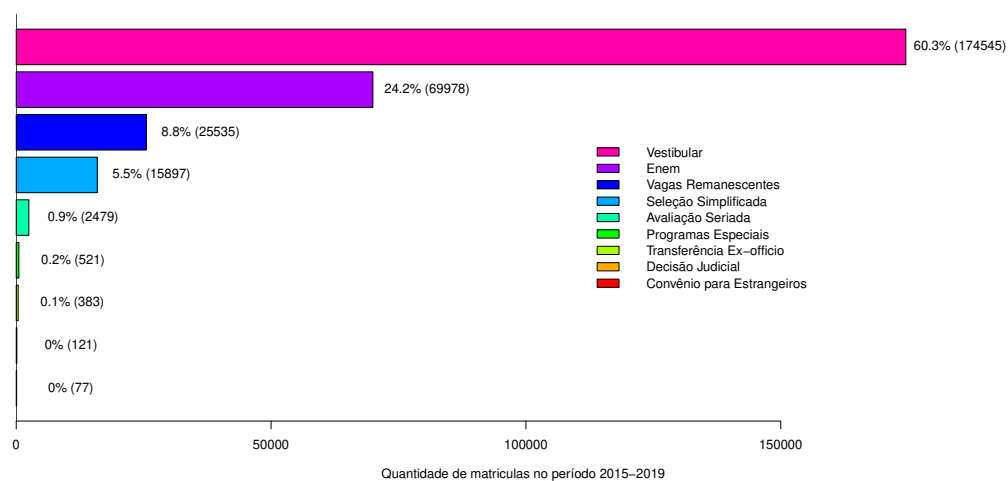


Figura 4.14: Evadidos por forma de ingresso

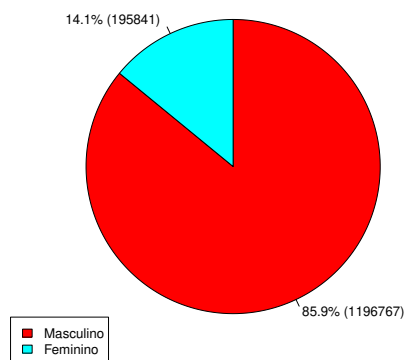


Figura 4.15: Matrículas por Sexo

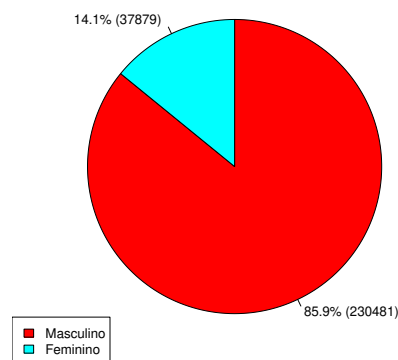


Figura 4.16: Evadidos por Sexo

Levando em consideração a Cor/Raça dos estudantes, o maior número de matrículas encontrado foi de estudantes brancos (42,6%), seguido dos estudantes pardos (25%). Na Figura 4.17 é possível observar o quantitativo geral de Cor/Raça dos estudantes. Em relação as matriculas evadidas, na Figura 4.18 é possível observar que a distribuição é semelhante a do total de matrículas.

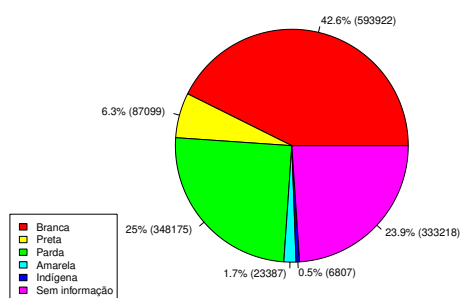


Figura 4.17: Matrículas por Cor/Raça

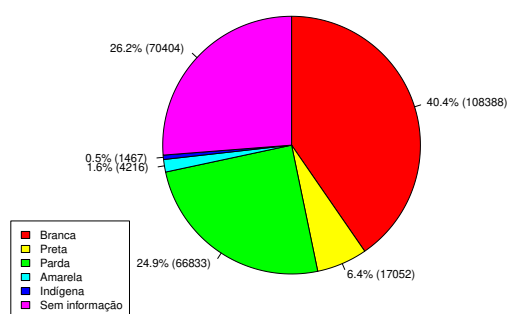


Figura 4.18: Evadidos por Cor/Raça

A Figura 4.19 mostra a distribuição das matrículas entre os estudantes que possuem ou não alguma deficiência. É possível observar que a maior parte das matrículas (92,4%) está vinculada a estudantes que não possuem deficiência, em contrapartida (0,7%) das matrículas está vinculada a estudantes que possuem deficiência. Além disso, não se dispõe de informação sobre uma outra parcela (6,9%) das matrículas. Em relação as matrículas evadidas, na Figura 4.20 é possível observar que a distribuição é semelhante a do total de matrículas.

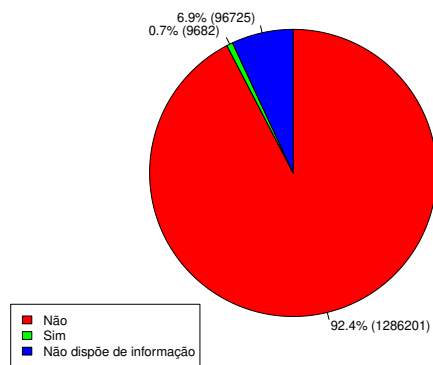


Figura 4.19: Presença de deficiência entre as matrículas

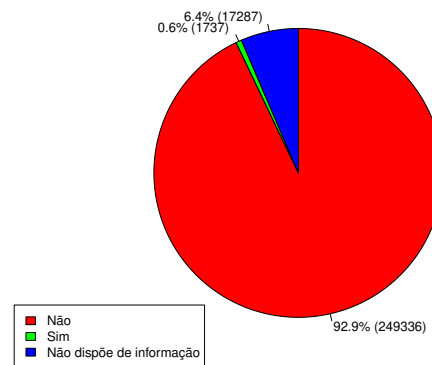


Figura 4.20: Presença de deficiência entre os evadidos

Dentre os tipos de deficiência considerados, o tipo de deficiência mais frequente foi a Física (30,8%), seguido por Baixa visão (28,8%). Na Figura 4.21 é apresentado o quantitativo geral dos tipos de deficiência. É possível notar que o total de matrículas é de 10.005, isso ocorre pelo fato de alguns estudantes possuírem mais de uma deficiência, dessa forma, sendo contados para todas as deficiências possuídas por eles. Dentre as matrículas evadidas, na Figura 4.22 é possível observar que o tipo de deficiência mais frequente foi a Física (35,4%), seguido por Baixa visão (26,1%).

A Figura 4.23 mostra a distribuição das matrículas entre os estudantes que participam ou não do programa de reserva de vagas. É possível observar que apenas uma pequena parcela (8,7%) das matrículas está vinculada a estudantes que participam do programa, enquanto o restante das matrículas (91,3%) está vinculada a estudantes que não participam do programa de reserva de vagas. Em relação as matrículas evadidas, na Figura 4.24 é possível observar que a distribuição é semelhante a do total de matrículas.

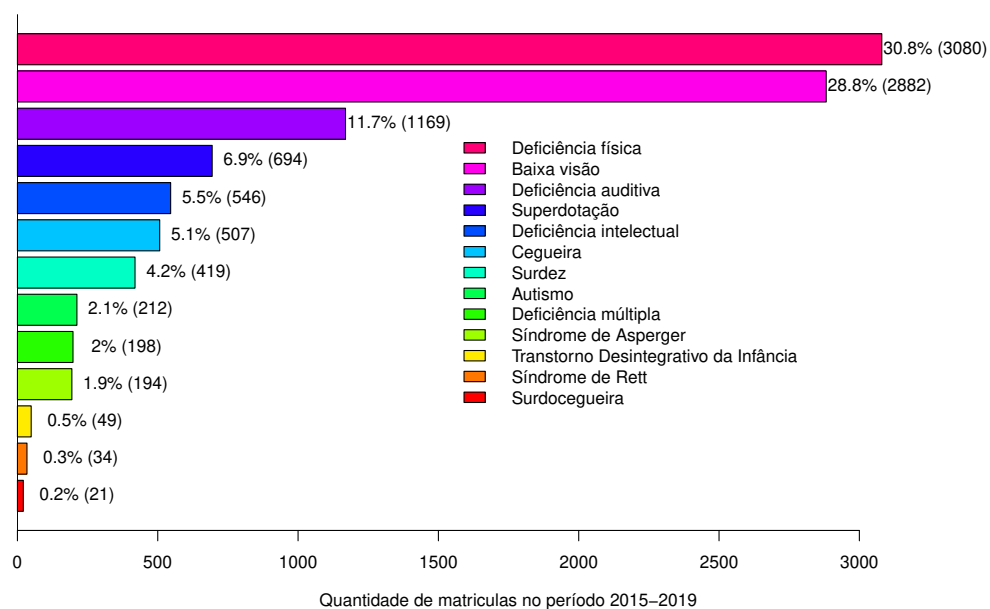


Figura 4.21: Matrículas por tipo de deficiência

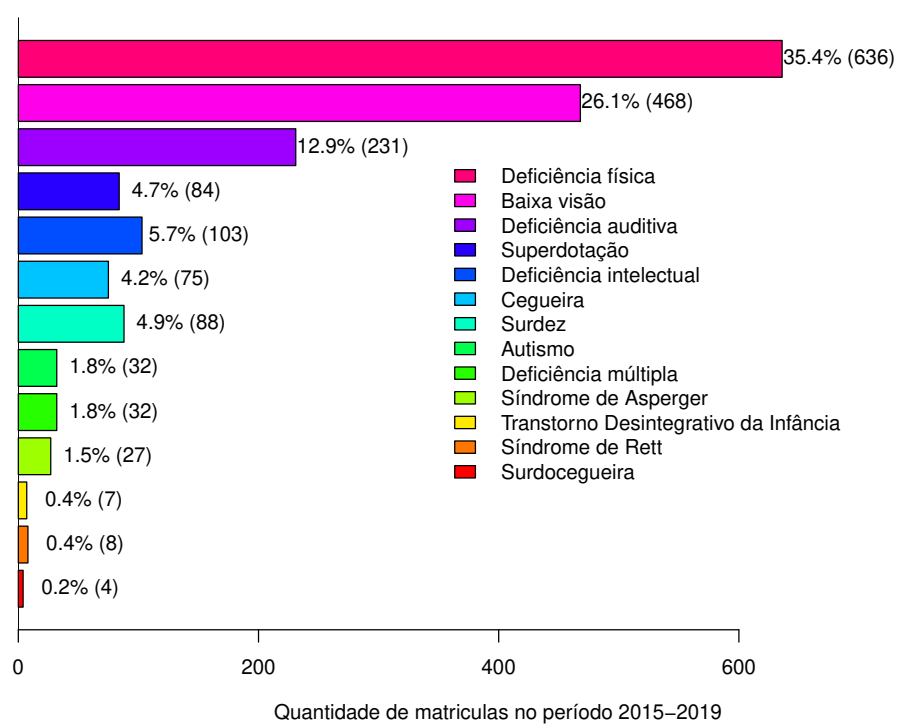


Figura 4.22: Evadidos por tipo de deficiência

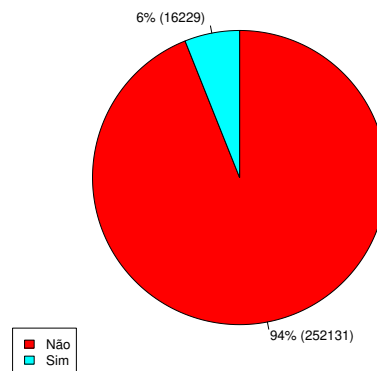
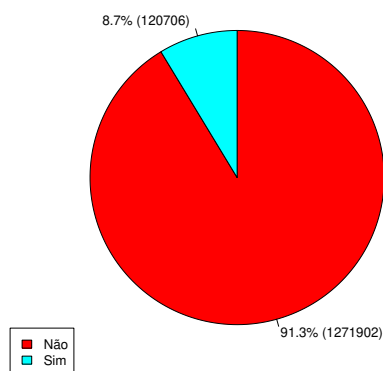


Figura 4.23: Participação no programa de reserva de vagas entre as matrículas

Figura 4.24: Participação no programa de reserva de vagas entre os evadidos

Dentre os tipos de reserva de vaga existentes, o tipo de reserva de vaga mais frequente foi a de Ensino público (51,6%), seguido pela reserva de cunho Étnico (26,2%). É possível notar que o total de matrículas na Figura 4.25 é de 202.694, isso se dá pelo fato de alguns estudantes participarem de mais de um tipo de reserva de vaga para ingressar em um curso de graduação, e por isso estes estudantes foram contados para todos tipos de reserva de vaga nas quais eles foram participantes. Em relação as matriculas evadidas, na Figura 4.26 é possível observar que a distribuição é semelhante a do total de matrículas.

A Figura 4.27 mostra a distribuição das matrículas entre os estudantes que utilizam ou não financiamento estudantil. É possível observar que a maior parte das matrículas (39,6%) está vinculada a estudantes que não utilizam financiamento estudantil, enquanto outra parcela (24,8%) está vinculada a estudantes que fazem uso do financiamento. Além disso não se dispõe de informação sobre este tópico para uma outra parcela (35,6%) das matrículas. Tratando-se das matrículas evadidas, na Figura 4.28, é possível observar que a maior parte das matrículas (56,3%) está vinculada a estudantes que não utilizam financiamento estudantil, enquanto outra parcela (16,3%) está vinculada a estudantes que fazem uso do financiamento. Além disso não se dispõe de informação sobre este tópico para uma outra parcela (27,3%) das matrículas.

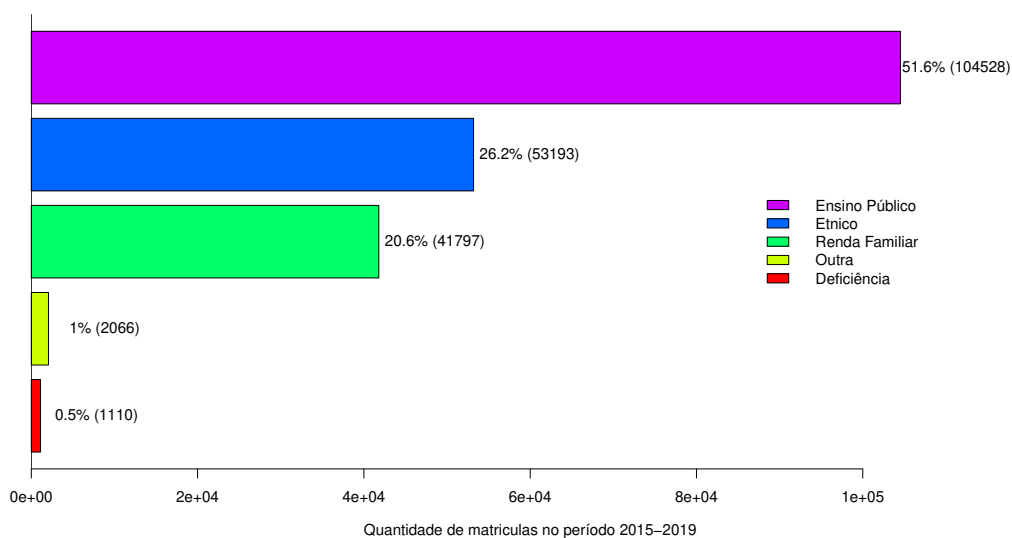


Figura 4.25: Matrículas por tipo de reserva de vaga

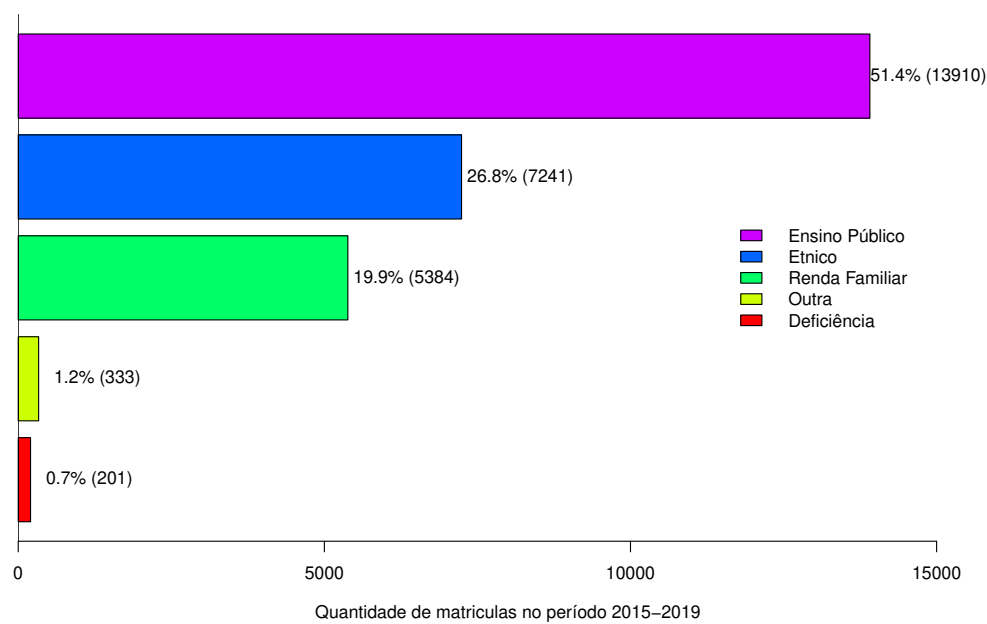


Figura 4.26: Evadidos por tipo de reserva de vaga

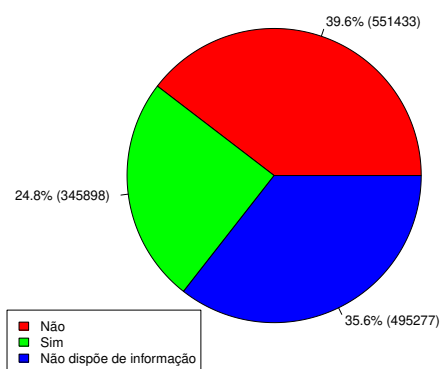


Figura 4.27: Utilização de financiamento estudantil entre as matrículas

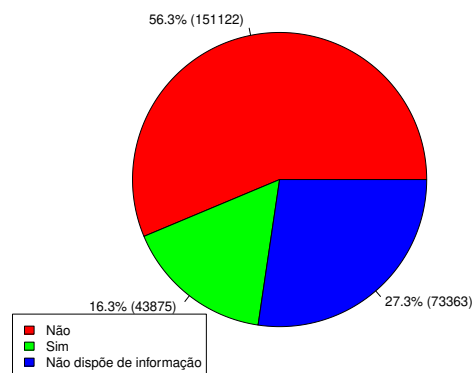


Figura 4.28: Utilização de financiamento estudantil entre os evadidos

Dentre os tipos de financiamento estudantil existentes, o tipo de financiamento estudantil mais frequente foi do tipo Não Reembolsável IES (40,6%), seguido pelo FIES (27,4%). A Figura 4.29 apresenta o quantitativo geral dos tipos de financiamento estudantil. Nela, é possível notar que o total de matrículas é de 390.286, isso ocorre pelo fato de alguns estudantes utilizarem mais de um tipo de financiamento estudantil, e por isso estes estudantes foram contados para todos os tipos de financiamento utilizados por eles. Dentre as matrículas evadidas, na Figura 4.30, é possível observar que o tipo de financiamento estudantil mais frequente foi do tipo Não Reembolsável IES (50,9%), seguido pelo FIES (23,8%).

A Figura 4.31 mostra a distribuição das matrículas entre os estudantes que recebem ou não algum tipo de apoio social. É possível observar que a menor parte das matrículas (7,5%) está vinculada a estudantes que recebem apoio social, enquanto a maioria (92,5%) está vinculada a estudantes que não recebem apoio. Dentre as matrículas evadidas, na Figura 4.32, é possível observar que a menor parte das matrículas (3,7%) está vinculada a estudantes que recebem apoio social, enquanto a maioria (96,3%) está vinculada a estudantes que não recebem apoio.

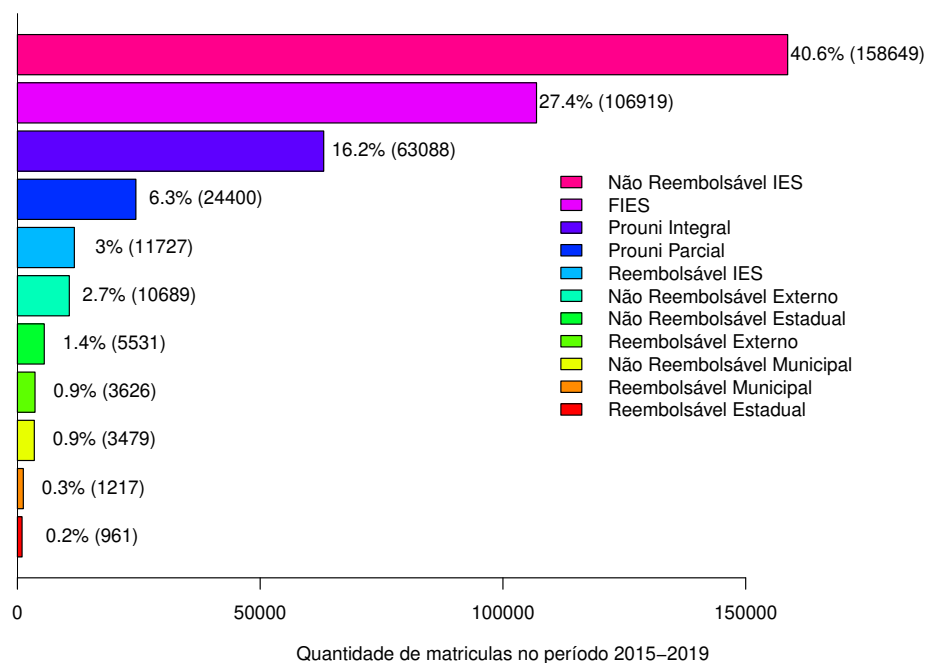


Figura 4.29: Matrículas por tipo de financiamento estudantil

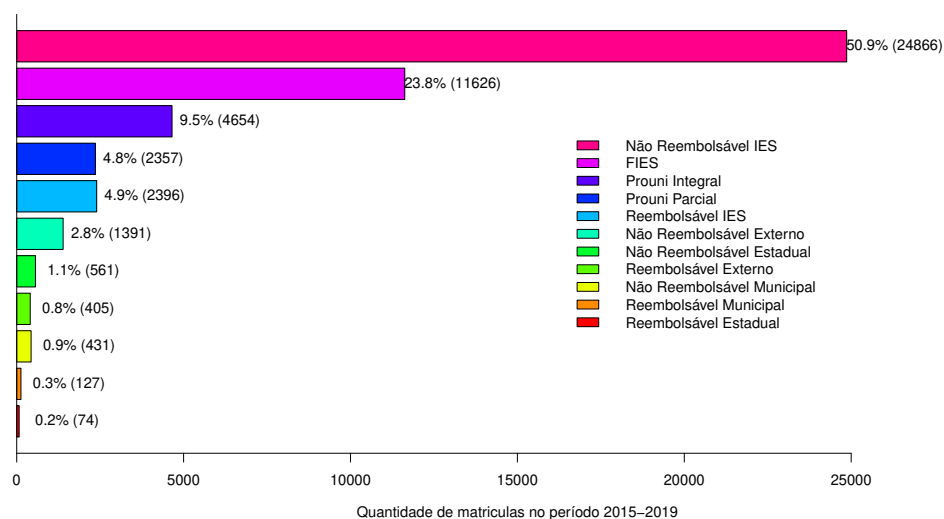


Figura 4.30: Evadidos por tipo de financiamento estudantil

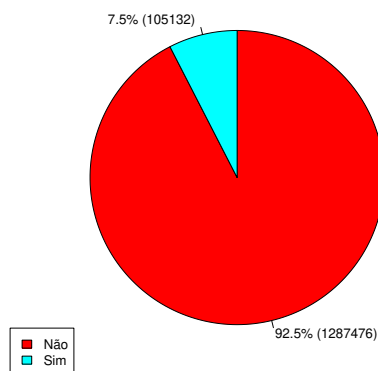


Figura 4.31: Recebimento de apoio social entre as matrículas

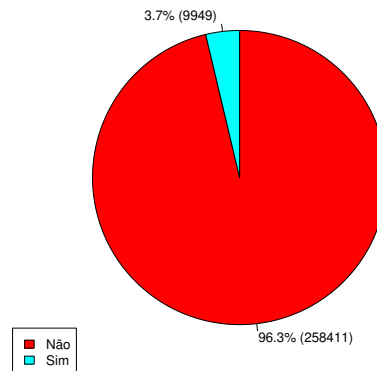


Figura 4.32: Recebimento de apoio social entre os evadidos

Em relação aos tipos de apoio social existentes, o tipo de apoio social mais frequente foi o Apoio Alimentação (35,3%), seguido pelo Apoio Material didático (20%). Na Figura 4.33, onde é apresentado o quantitativo geral dos tipos de apoio social, é possível observar que o total de matrículas é de 157.397, isso se dá pelo fato de alguns estudantes receberem mais de um tipo de apoio social, assim, sendo contados para todos os tipos de apoio social recebidos por eles. Dentre as matrículas evadidas, na Figura 4.34, é possível observar que o tipo de apoio social mais frequente foi o Apoio Alimentação (33,7%), seguido pelo Apoio Material didático (30,6%).

A Figura 4.35 mostra a distribuição das matrículas entre os estudantes que recebem ou não algum tipo de bolsa por atividade acadêmica realizada. É possível observar que majoritariamente (93,2%), as matrículas estão associadas a estudantes que não recebem qualquer tipo de bolsa por atividade acadêmica realizada, enquanto apenas uma pequena parcela (6,8%) está vinculada a estudantes que recebem algum tipo de bolsa. Dentre as matrículas evadidas, na Figura 4.36, é possível observar que majoritariamente (97,1%), as matrículas estão associadas a estudantes que não recebem qualquer tipo de bolsa por atividade acadêmica realizada, enquanto apenas uma pequena parcela (2,9%) está vinculada a estudantes que recebem algum tipo de bolsa.

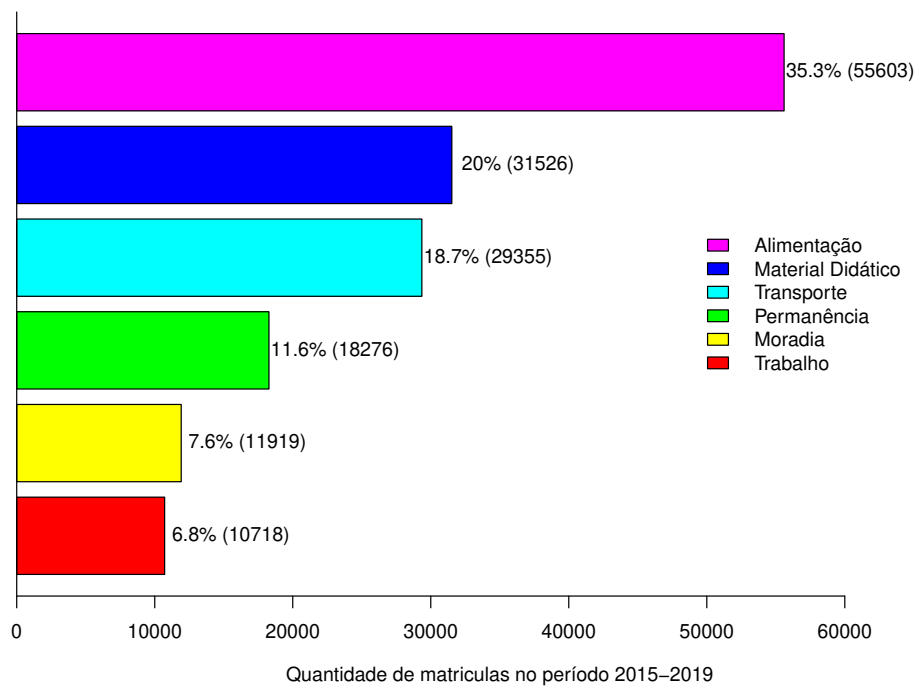


Figura 4.33: Matrículas por tipo de apoio social

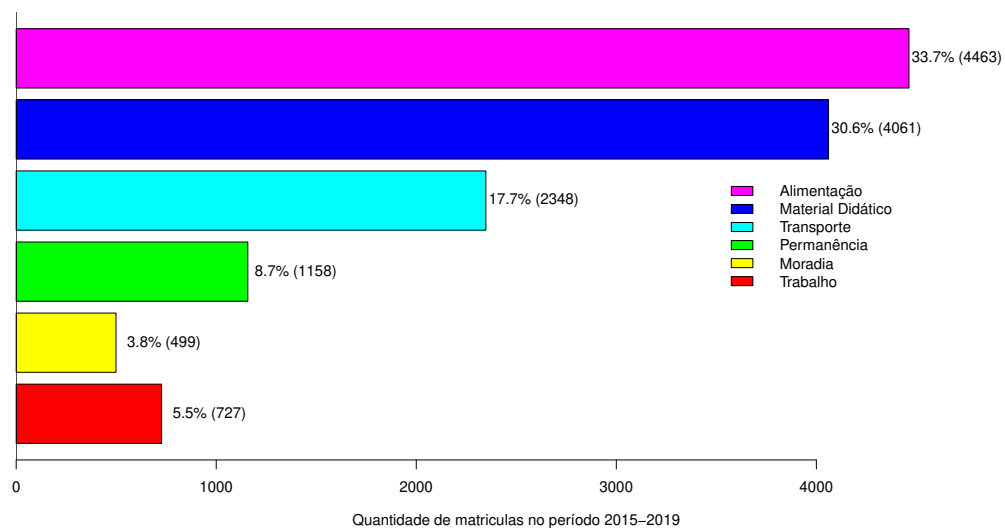


Figura 4.34: Evadidos por tipo de apoio social

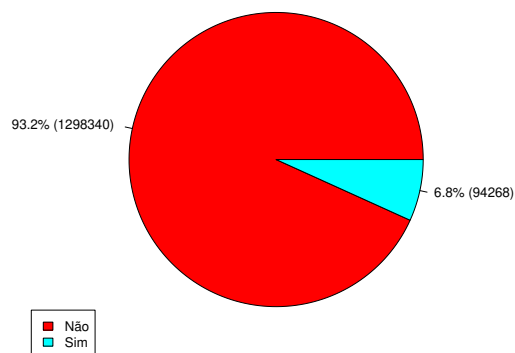


Figura 4.35: Recebimento de bolsa entre as matrículas

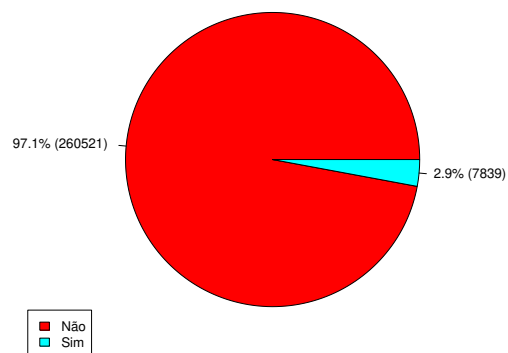


Figura 4.36: Recebimento de bolsa entre os evadidos

Em relação aos tipos de bolsa acadêmica existentes, o tipo de bolsa mais frequente foi a Bolsa estágio (40,5%), seguido pela Bolsa de Extensão (31,1%). É possível notar que o total de matrículas é de 107.485 na Figura 4.37, isso ocorre pelo fato de alguns estudantes receberem mais de um tipo de bolsa, e por isso estes estudantes foram contados para todos os tipos de bolsa recebidas por eles. Já entre as matrículas evadidas, na Figura 4.38, é possível observar que o tipo de bolsa mais frequente foi a Bolsa de Extensão (53,9%), seguido pela Bolsa estágio (29,7%)

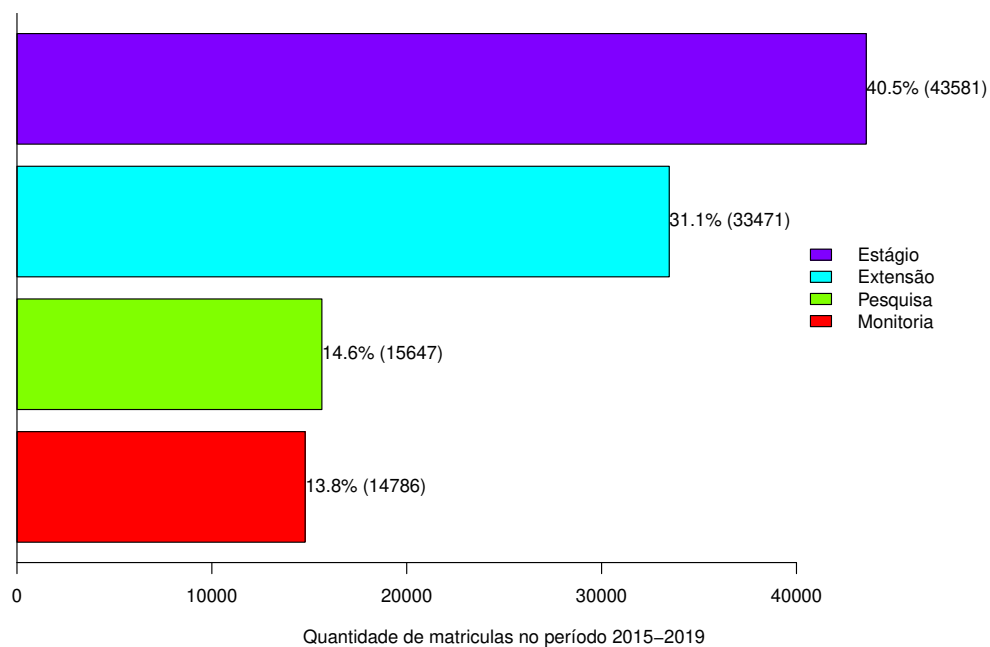


Figura 4.37: Matrículas por tipo de bolsa

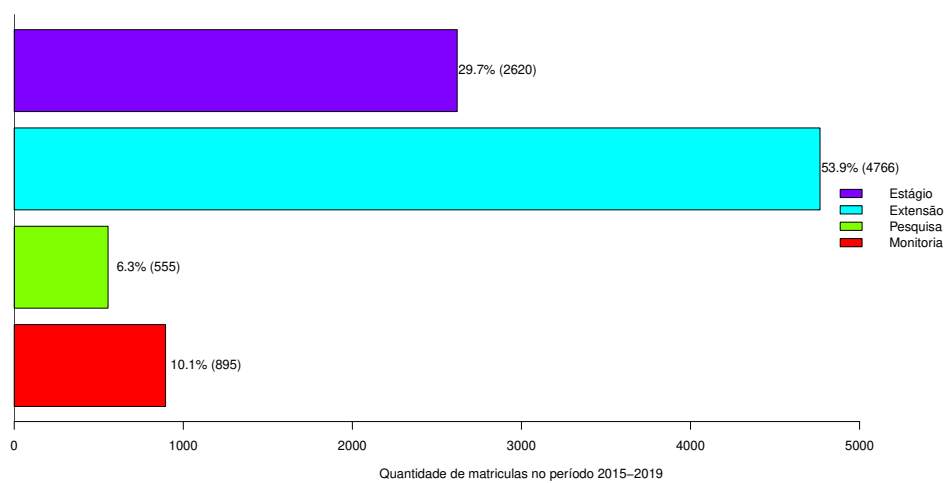


Figura 4.38: Evadidos por tipo de bolsa

4.2 Diferenças entre os grupos

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

4.2.1 Tipo de instituição de ensino superior

Considerando a definição mais estrita de evasão, foi realizada a distribuição das matrículas entre evadidos e não evadidos por tipo de instituição, que pode ser observada na Tabela 4.2. Também é possível observar 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 3.8). Para este caso, o valor do V de Cramer encontrado foi de 0,0835, o que indica um tamanho de efeito fraco.

Tabela 4.2: Evasão Estrita por Tipo de Instituição

Tipo de IES	Evadido (n = 268.360)	Não Evadido (n = 1.124.123)	Chances	Valor-p	Razão de Chances	V de Cramer
	Frequência (%)	Frequência (%)				
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			

A distribuição das matrículas entre evadidos e não evadidos por tipo de instituição, considerando a definição mais ampla de evasão, pode ser observada na Tabela 4.3. Mais uma vez o valor-p obtido para o teste Qui-Quadrado de Pearson foi abaixo de 0,001, apontando a existência de uma diferença significativa entre os grupos.

O valor obtido para a medida Razão de Chances também pode ser visto na Tabela 4.3, onde observamos chances ainda maiores de evasão para estudantes de instituições privadas quando comparados com os estudantes de instituições públicas. Além disso, também é possível observar o V de Cramer, que indica um tamanho de efeito moderado de acordo com a Tabela 3.8.

Tabela 4.3: Evasão Ampla por Tipo de Instituição

Tipo de IES	Evadido (n = 447.493)	Não Evadido (n = 944.990)	Chances	Valor-p	Razão de Chances	V de Cramer
	Frequência (%)	Frequência (%)				
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			

4.2.2 Grau acadêmico do curso

Considerando a definição mais estrita de evasão, foi realizada a distribuição das matrículas entre evadidos e não evadidos por grau acadêmico do curso, que pode ser observada na Tabela 4.4. O valor-p obtido para o teste Qui-Quadrado de Pearson foi abaixo de 0,001, isso implica na existência de uma diferença significativa entre os grupos.

Na Tabela 4.4 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, de acordo com a Tabela 3.8, esse valor que indica um tamanho de efeito muito fraco ou até mesmo a inexistência do efeito.

Tabela 4.4: Evasão Estrita por Grau Acadêmico

Grau	Evadido (n = 268.360)	Não Evadido (n = 1.124.123)	Chances	Valor-p	Razão de Chances	V de Cramer
	Frequência (%)	Frequência (%)				
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			

Considerando a definição ampla de evasão, a distribuição das matrículas entre evadidos e não evadidos por grau acadêmico pode ser observada na Tabela 4.5. Mais uma vez, valor-p obtido para o teste Qui-Quadrado de Pearson foi abaixo de 0,001, isso implica na existência de uma diferença significativa entre os grupos.

Na Tabela 4.5 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, um valor um pouco maior do que o encontrado anteriormente, porém ainda indicando um tamanho de efeito muito fraco ou até mesmo a inexistência do efeito, de acordo com a Tabela 3.8.

Tabela 4.5: Evasão Ampla por Grau Acadêmico

Grau	Evadido (n = 447.493)	Não Evadido (n = 944.990)	Chances	Valor-p	Razão de Chances	V de Cramer
	Frequência (%)	Frequência (%)				
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			

4.2.3 Curso de graduação

Considerando a definição estrita de evasão, foi realizada a distribuição das matrículas entre evadidos e não evadidos por curso, que pode ser observada na Tabela 4.6. Também é possível observar que existe uma diferença significativa entre os grupos, visto que, o valor-p obtido para o teste Qui-Quadrado de Pearson foi abaixo de 0,001.

Na Tabela 4.6 é possível observar as chances de um estudante evadir em cada curso, observamos que os valores são extremamente próximos para todos os cursos, com uma chance de evasão levemente maior para o estudante de Sistemas de Informação (0,2497) em relação aos demais e uma chance de evasão levemente menor para o estudante de Ciência da Computação (0,2278) em relação aos demais. 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 segundo a Tabela 3.8.

Tabela 4.6: Evasão Estrita por Curso

Curso	Evadido (n = 268.360)	Não Evadido (n = 1.124.123)	Chances	Valor-p	V de Cramer
	Frequência (%)	Frequência (%)			
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		

Considerando a definição mais ampla de evasão, foi realizada novamente a distribuição das matrículas entre evadidos e não evadidos por curso, que pode ser observada na Tabela 4.7. Mais uma vez é possível observar que existe uma diferença

significativa entre os grupos, visto que, o valor-p obtido para o teste Qui-Quadrado de Pearson foi abaixo de 0,001.

Na Tabela 4.7 é possível observar também as chances de um estudante evadir em cada um dos cursos considerados, observamos que os valores são próximos para todos os cursos, com uma chance de evasão um pouco maior para o estudante de Sistemas de Informação (0,5131) em relação aos demais e uma chance de evasão um pouco menor para o estudante de Licenciatura em Computação (0,4093) em relação aos demais. Além disso, observamos o valor encontrado para o V de Cramer, que foi de 0,0342, um valor um pouco maior do que o encontrado anteriormente, porém ainda indicando um tamanho de efeito muito fraco ou até mesmo a inexistência do efeito, de acordo com a Tabela 3.8.

Tabela 4.7: Evasão Ampla por Curso

Curso	Evadido (n = 447.493)	Não Evadido (n = 944.990)	Chances	Valor-p	V de Cramer
	Frequência (%)	Frequência (%)			
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		

4.2.4 Modalidade de ensino do curso

Considerando a definição mais estrita de evasão, foi realizada a distribuição das matrículas entre evadidos e não evadidos por modalidade de ensino, que pode ser observada na Tabela 4.8. Também é possível observar 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.

Na Tabela 4.8 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 4.8, observamos o valor encontrado para o V de Cramer, que foi de 0,0240, de acordo com a Tabela 3.8, esse valor que indica um tamanho de efeito muito fraco ou até mesmo a inexistência do efeito.

Tabela 4.8: Evasão Estrita por Modalidade

Modalidade	Evadido (n = 268.360)	Não Evadido (n = 1.124.123)	Chances	Valor-p	Razão de Chances	V de Cramer
	Frequência (%)	Frequência (%)				
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			

Levando em conta a definição ampla de evasão, vemos na Tabela 4.9 a distribuição das matrículas entre evadidos e não evadidos por modalidade de ensino. Obtemos, mais uma vez o valor-p abaixo de 0,001 para o teste Qui-Quadrado de Pearson, apontando a existência de uma diferença significativa entre os grupos.

Na Tabela 4.9 é possível observar também 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 4.9, 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 de acordo com Tabela 3.8.

Tabela 4.9: Evasão Ampla por Modalidade

Modalidade	Evadido (n = 447.493)	Não Evadido (n = 944.990)	Chances	Valor-p	Razão de Chances	V de Cramer
	Frequência (%)	Frequência (%)				
A distância	60.495 (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			

4.2.5 Turno do curso

Após desconsiderar as matrículas vinculadas a estudantes de cursos a distâncias, foi realizada a distribuição das matrículas entre evadidos e não evadidos por Turno, considerando a definição estrita de evasão (Tabela 4.10). Observamos que existe uma diferença significativa entre os grupos, visto que, o valor-p obtido para o teste Qui-Quadrado de Pearson foi abaixo de 0,001.

Na Tabela 4.10 é possível observar as chances de um estudante evadir para cada turno no qual ele estude, observamos que os valores são próximos para todos os turnos, com uma chance de evasão um pouco maior para o estudante do turno noturno (0,2582) em relação aos demais e uma chance de evasão um pouco menor para o estudante do turno integral (0,1553) em relação aos demais. Foi utilizado o V de Cramer com o intuito determinar o tamanho do efeito da diferença entre os grupos, o valor encontrado foi de 0,0721, o que indica um tamanho de efeito fraco, segundo a Tabela 3.8. Considerando que o turno noturno possui uma quantidade considerável de matrículas, percebeu-se que poderia ser feita uma nova distribuição em apenas dois grupos, permitindo medir a Razão de Chances, esta, aponta que a chance de evadir é 1,35 vezes maior para o estudante do turno noturno do que para o estudante do turno diurno.

Tabela 4.10: Evasão Estrita por Turno

Turno do curso	Evadido (n = 235.683)	Não Evadido (n = 1.008.319)	Chances	Valor-p	Razão de chances	V de Cramer
	Frequência (%)	Frequência (%)				
Matutino	32.424 (13,76)	129.232 (12,82)	0,2509	< 0,001		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		1,35	
Diurno	70.247 (29,81)	367.581 (36,46)	0,1911			

Considerando a definição ampla de evasão, foi realizada novamente a distribuição das matrículas entre evadidos e não evadidos por Turno, que pode ser observada na Tabela 4.11. Assim como o valor-p obtido para o teste Qui-Quadrado de Pearson, que foi, novamente, abaixo de 0,001.

Na Tabela 4.11 é possível observar também as chances de um estudante evadir para cada turno no qual ele estude, observamos uma chance de evasão um maior para o estudante do turno noturno (0,5200) em relação aos demais e uma chance de evasão um menor para o estudante do turno integral (0,2518) em relação aos demais. Além disso, observamos o valor encontrado para o V de Cramer, que foi de 0,1202, indicando um tamanho de efeito moderado. Após realizar a distribuição em apenas dois grupos, 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 turno diurno.

Tabela 4.11: Evasão Ampla por Turno

Turno do curso	Evadido (n = 387.038)	Não Evadido (n = 856.964)	Chances	Valor-p	Razão de chances	V de Cramer
	Frequência (%)	Frequência (%)				
Matutino	53.715 (13,88)	107.941 (12,60)	0,4976	< 0,001		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		1,53	
Diurno	111.244 (28,74)	326.584 (38,11)	0,3406			

4.2.6 Sexo do estudante

Considerando a definição estrita de evasão, foi realizada a distribuição das matrículas entre evadidos e não evadidos por sexo, que pode ser observada na Tabela 4.12. Foi obtido o valor-p de 0,3877 para o teste Qui-Quadrado de Pearson, 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 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.

Tabela 4.12: Evasão Estrita por Sexo

Sexo	Evadido (n = 268.360)	Não Evadido (n = 1.124.123)	Chances	Valor-p	Razão de Chances	V de Cramer
	Frequência (%)	Frequência (%)				
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			

Levando em conta a definição ampla de evasão, vemos na Tabela 4.13 a distribuição das matrículas entre evadidos e não evadidos por sexo. Desta vez, o valor-p obtido para o teste Qui-Quadrado de Pearson foi abaixo de 0,001, apontando 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, de acordo com a Tabela 3.8, 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.

Tabela 4.13: Evasão Ampla por Sexo

Sexo	Evadido (n = 447.493)	Não Evadido (n = 944.990)	Chances	Valor-p	Razão de Chances	V de Cramer
	Frequência (%)	Frequência (%)				
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			

4.2.7 Cor/Raça do estudante

Após desconsiderar as matrículas sobre as quais não há informação sobre a Cor/Raça do estudante em questão, foi realizada a distribuição das matrículas entre evadidos e não evadidos por Cor/Raça, considerando a definição estrita de evasão (Tabela 4.14). Observamos que existe uma diferença significativa entre os grupos, visto que, o valor-p obtido para o teste Qui-Quadrado de Pearson foi abaixo de 0,001.

Na Tabela 4.14 é possível observar as chances de um estudante evadir para cada Cor/Raça na qual ele se enquadre, observamos que os valores são próximos para todas as categorias, com uma chance de evasão um pouco maior para o estudante indígena (0,2748) em relação aos demais e uma chance de evasão um pouco menor para o estudante amarelo (0,2199) em relação aos demais. 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 0,0143, o que indica um tamanho de efeito muito fraco ou até mesmo a inexistência do efeito segundo a Tabela 3.8.

Tabela 4.14: Evasão Estrita por Cor/Raça

Cor/Raça	Evadido (n = 197.956)	Não Evadido (n = 861.335)	Chances	Valor-p	V de Cramer
	Frequência (%)	Frequência (%)			
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		

Considerando a definição ampla de evasão, foi realizada novamente a distribuição das matrículas entre evadidos e não evadidos por Cor/Raça, que pode ser observada na Tabela 4.15. Assim como o valor-p obtido para o teste Qui-Quadrado de Pearson, que foi, novamente, abaixo de 0,001. Na Tabela 4.15 é possível observar também as chances de um estudante evadir para cada Cor/Raça na qual ele se enquadre, observamos que os valores são próximos para todas as categorias, com uma chance de evasão um pouco maior para o estudante indígena (0,5068) em relação aos demais e uma chance de evasão um pouco menor para o estudante amarelo (0,4200) em relação aos demais.

Na Tabela 4.15, observamos o valor encontrado para o V de Cramer, que foi de 0,0100, um valor um pouco menor do que o encontrado anteriormente, novamente indicando um tamanho de efeito muito fraco ou até mesmo a inexistência do efeito.

Tabela 4.15: Evasão Ampla por Cor/Raça

Cor/Raça	Evadido (n = 327.475)	Não Evadido (n = 731.816)	Chances	Valor-p	V de Cramer
	Frequência (%)	Frequência (%)			
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		

4.2.8 Presença de deficiência

Primeiramente, foram desconsideradas as matrículas sobre as quais não há informação em relação a presença de deficiência no estudante, depois, foi realizada a distribuição das matrículas entre evadidos e não evadidos por presença de deficiência, que pode ser observada na Tabela 4.16. Foi obtido o valor-p abaixo de 0,001 para o teste Qui-Quadrado de Pearson, indicando que existe diferença significativa entre os grupos.

O valor obtido para a Razão de chances 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, de acordo com a Tabela 3.8.

Tabela 4.16: Evasão Estrita por Presença de Deficiência

Deficiência	Evadido (n = 251.073)	Não Evadido (n = 1.044.698)	Chances	Valor-p	Razão de Chances	V de Cramer
	Frequência (%)	Frequência (%)				
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			

Levando em conta a definição mais ampla de evasão, vemos na Tabela 4.17 a distribuição das matrículas entre evadidos e não evadidos por presença de deficiência. Novamente, o valor-p obtido para o teste Qui-Quadrado de Pearson foi abaixo de 0,001, apontando 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, de acordo com a Tabela 3.8, 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.

Tabela 4.17: Evasão Ampla por Presença de Deficiência

Deficiência	Evadido (n = 419.248)	Não Evadido (n = 876.523)	Chances	Valor-p	Razão de Chances	V de Cramer
	Frequência (%)	Frequência (%)				
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			

4.2.9 Reserva de vagas

Considerando a definição mais estrita de evasão, foi realizada a distribuição das matrículas entre evadidos e não evadidos por participação no programa de reserva de vagas, que pode ser observada na Tabela 4.18. Também é possível observar 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.

Na Tabela 4.18 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 4.18, observamos o valor encontrado para o V de Cramer, que foi de 0,0455, de acordo com a Tabela 3.8, esse valor que indica um tamanho de efeito muito fraco ou até mesmo a inexistência do efeito.

Tabela 4.18: Evasão Estrita por participação no programa de reserva de vagas

	Evadido (n = 268.360)	Não Evadido (n = 1.124.123)				
Reserva	Frequência (%)	Frequência (%)	Chances	Valor-p	Razão de Chances	V de Cramer
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			

Levando em conta a definição ampla de evasão, vemos na Tabela 4.19 a distribuição das matrículas entre evadidos e não evadidos por participação no programa de reserva de vagas. Obtemos, mais uma vez o valor-p abaixo de 0,001 para o teste Qui-Quadrado de Pearson, apontando a existência de uma diferença significativa entre os grupos.

Na Tabela 4.19 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 4.19, observamos o valor encontrado para o V de Cramer, que foi de 0,0730, um valor um pouco maior do que o encontrado anteriormente, que indica um tamanho de efeito fraco de acordo com Tabela 3.8.

Tabela 4.19: Evasão Ampla por participação no programa de reserva de vagas

	Evadido (n = 447.493)	Não Evadido (n = 944.990)				
Reserva	Frequência (%)	Frequência (%)	Chances	Valor-p	Razão de Chances	V de Cramer
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			

4.2.10 Financiamento estudantil

Considerando a definição mais estrita de evasão, foi realizada a distribuição das matrículas entre evadidos e não evadidos por utilização de financiamento estudantil, que pode ser observada na Tabela 4.20. Também é possível observar 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.

Na Tabela 4.20 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 o estudante que faz uso do financiamento. Ainda na Tabela 4.20, observamos o valor encontrado para o V de Cramer, que foi de 0,1737, de acordo com a Tabela 3.8, esse valor que indica um tamanho de efeito forte.

Tabela 4.20: 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			

Levando em conta a definição ampla de evasão, vemos na Tabela 4.21 a distribuição das matrículas entre evadidos e não evadidos por utilização de financiamento estudantil.

Obtemos, mais uma vez o valor-p abaixo de 0,001 para o teste Qui-Quadrado de Pearson, apontando a existência de uma diferença significativa entre os grupos. Na Tabela 4.21 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 4.21, observamos o valor encontrado para o V de Cramer, que foi de 0,2355, um valor maior do que o encontrado anteriormente, que também indica um tamanho de efeito forte de acordo com Tabela 3.8.

Tabela 4.21: Evasão Ampla por utilização de financiamento estudantil

Financiamento	Evadido (n = 332.382)	Não Evadido (n = 564.875)	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			

4.2.11 Apoio social

Considerando a definição estrita de evasão, distribuiu-se as matrículas entre evadidos e não evadidos por recebimento de apoio social, que pode ser observada na Tabela 4.22. Também observamos que o valor-p obtido para o teste Qui-Quadrado de Pearson foi abaixo de 0,001, apontando a existência de uma diferença significativa entre os grupos.

Na Tabela 4.22 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 4.22, observamos o valor encontrado para o V de Cramer, que foi de 0,0711, de acordo com a Tabela 3.8, esse valor que indica um tamanho de efeito fraco.

Tabela 4.22: Evasão Estrita por recebimento de apoio social

Apoio	Evadido (n = 268.360)	Não Evadido (n = 1.124.123)	Chances	Valor-p	Razão de Chances	V de Cramer
	Frequência (%)	Frequência (%)				
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			

Levando em conta a definição mais ampla de evasão, as matrículas foram distribuídas novamente entre evadidos e não evadidos por recebimento de apoio social (Tabela 4.23). Obtemos, novamente o valor-p abaixo de 0,001 para o teste Qui-Quadrado de Pearson, que implica a existência de uma diferença significativa entre os grupos.

Na Tabela 4.23 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 4.23, podemos notar o valor encontrado para o V de Cramer, que foi de 0,0952, um valor um pouco maior do que o encontrado anteriormente, que embora esteja muito próximo do valor considerado moderado, ainda assim, indica um tamanho de efeito fraco de acordo com Tabela 3.8.

Tabela 4.23: Evasão Ampla por recebimento de apoio social

Apoio	Evadido (n = 447.493)	Não Evadido (n = 944.990)	Chances	Valor-p	Razão de Chances	V de Cramer
	Frequência (%)	Frequência (%)				
Não Beneficiado	430.008 (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			

4.2.12 Recebimento de bolsa

Considerando a definição mais estrita de evasão, as matrículas foram distribuídas entre evadidos e não evadidos por recebimento de bolsa, que pode ser observada na Tabela 4.24. Também observamos que o valor-p obtido para o teste Qui-Quadrado de Pearson foi abaixo de 0,001, o que indica a existência de uma diferença significativa entre os grupos.

Na Tabela 4.24 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 4.24, observamos o valor encontrado para o V de Cramer, que foi de 0,0748, de acordo com a Tabela 3.8, esse valor que indica um tamanho de efeito fraco.

Tabela 4.24: Evasão Estrita por recebimento de bolsa

Bolsa	Evadido (n = 268.360)	Não Evadido (n = 1.124.123)	Chances	Valor-p	Razão de Chances	V de Cramer
	Frequência (%)	Frequência (%)				
Não Bolsista	260.521 (97,08)	1.037.703 (92,31)	0,2511	< 0,001	2,77	0,0748
Bolsista	7.839 (2,92)	86.420 (7,69)	0,0907			

Levando em conta a definição ampla de evasão, distribuiu-se as matrículas novamente entre evadidos e não evadidos por recebimento de bolsa (Tabela 4.25). Obtemos, novamente o valor-p abaixo de 0,001 para o teste Qui-Quadrado de Pearson, indicando a existência de uma diferença significativa entre os grupos.

Na Tabela 4.25 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 4.25, podemos notar o valor encontrado para o V de Cramer, que foi de 0,1057, um valor um pouco maior do que o encontrado anteriormente, indicando um tamanho de efeito moderado de acordo com Tabela 3.8.

Tabela 4.25: Evasão Ampla por recebimento de bolsa

Bolsa	Evadido (n = 447.493)	Não Evadido (n = 944.990)	Chances	Valor-p	Razão de Chances	V de Cramer
	Frequência (%)	Frequência (%)				
Não Bolsista	434.470 (97,09)	863.754 (91,40)	0,5030	< 0,001	3,14	0,1057
Bolsista	13.023 (2,81)	81.236 (8,60)	0,1603			

4.3 Diferenças entre os grupos para estudantes de instituições públicas e privadas

Nesta seção, são apresentadas as diferenças nas taxas de evasão entre os diferentes grupos demográficos para estudantes, separadamente, de diferentes tipos de instituição (públicas ou privadas). Nas próximas subseções, são apresentados apenas os resultados dos grupos demográficos onde foi possível apontar que o tipo de instituição impactou na diferença entre estes grupos.

4.3.1 Modalidade de ensino do curso

Considerando a definição mais estrita de evasão, nota-se que nas instituições públicas a chance de evadir é 1,41 vezes maior para o estudante de curso a distância do que para o estudante de curso presencial (Tabela 4.26), enquanto nas instituições privadas, essa chance é apenas 1,15 vezes maior (Tabela 4.27). Além disso, é

possível confirmar o impacto do tipo de instituição através do V de Cramer, que foi de 0,435 para instituições públicas e apenas 0,0182 para instituições privadas.

Tabela 4.26: Evasão Estrita por Modalidade em Instituições Públicas

	Evadido (n = 76.989)	Não Evadido (n = 437.305)				
Modalidade	Frequência (%)	Frequência (%)	Chances	Valor-p	Razão de Chances	V de Cramer
A distância	11.930 (15,50)	50.375 (11,52)	0,2368	< 0,001	1,41	0,0435
Presencial	65.059 (84,50)	386.930 (88,48)	0,1681			

Tabela 4.27: Evasão Estrita por Modalidade em Instituições Privadas

	Evadido (n = 191.371)	Não Evadido (n = 686.818)				
Modalidade	Frequência (%)	Frequência (%)	Chances	Valor-p	Razão de Chances	V de Cramer
A distância	20.747 (10,84)	65.429 (9,53)	0,3171	< 0,001	1,15	0,0182
Presencial	170.624 (89,16)	621.389 (90,47)	0,2746			

Levando em conta a definição mais ampla de evasão, nota-se que a diferença é ainda maior. Na Tabela 4.28, é possível observar que nas instituições públicas a chance de evadir é 1,96 vezes maior para o estudante de curso a distância do que para o estudante de curso presencial, enquanto na Tabela 4.29, observamos que nas instituições privadas, essa chance é 1,40 vezes maior. Além disso, é possível confirmar o impacto do tipo de instituição através do V de Cramer, que foi de 0,1047 (Moderado) para instituições públicas e apenas 0,0496 (Muito fraco ou inexistente) para instituições privadas.

Tabela 4.28: Evasão Ampla por Modalidade em Instituições Públicas

	Evadido (n = 121.948)	Não Evadido (n = 392.346)				
Modalidade	Frequência (%)	Frequência (%)	Chances	Valor-p	Razão de Chances	V de Cramer
A distância	22.250 (18,25)	40.055 (10,21)	0,5555	< 0,001	1,96	0,1047
Presencial	99.698 (81,75)	352.291 (89,79)	0,2830			

Tabela 4.29: Evasão Ampla por Modalidade em Instituições Privadas

	Evadido (n = 325.545)	Não Evadido (n = 552.644)				
Modalidade	Frequência (%)	Frequência (%)	Chances	Valor-p	Razão de Chances	V de Cramer
A distância	38.205 (11,74)	47.971 (8,68)	0,7964	< 0,001	1,40	0,0496
Presencial	287.340 (88,26)	504.673 (91,32)	0,5694			

4.3.2 Turno do curso

Considerando a definição mais estrita de evasão, nota-se que nas instituições públicas a chance de evadir é 1,26 vezes maior para o estudante do turno noturno

do que para o estudante do turno diurno (Tabela 4.30), enquanto nas instituições privadas, essa chance é apenas 1,01 vezes maior (Tabela 4.31). Além disso, é possível confirmar o impacto do tipo de instituição através do V de Cramer, que foi de 0,0407 para instituições públicas e apenas 0,0205 para instituições privadas.

Tabela 4.30: Evasão Estrita por Turno em Instituições Públicas

Turno	Evadido (n = 65.059)	Não Evadido (n = 386.930)	Chances	Valor-p	Razão de Chances	V de Cramer
	Frequência (%)	Frequência (%)				
Matutino	6.487 (9,97)	38.948 (10,08)	0,1666	< 0,001		0,0407
Vespertino	3.866 (5,94)	25.312 (6,54)	0,1527			
Noturno	25.851 (39,73)	132.851 (34,33)	0,1946			
Integral	28.855 (44,36)	189.819 (49,05)	0,1520			
Noturno	25.851 (39,73)	132.851 (34,33)	0,1946		1,26	
Diurno	39.208 (60,27)	254.079 (65,67)	0,1543			

Tabela 4.31: Evasão Estrita por Turno em Instituições Privadas

Turno	Evadido (n = 170.624)	Não Evadido (n = 621.389)	Chances	Valor-p	Razão de Chances	V de Cramer
	Frequência (%)	Frequência (%)				
Matutino	25.937 (15,20)	90.284 (14,54)	0,2873	< 0,001		0,0205
Vespertino	2.111 (1,24)	7.925 (1,26)	0,2664			
Noturno	139.585 (81,81)	507.887 (81,73)	0,2748			
Integral	2.991 (1,75)	15.293 (2,47)	0,1956			
Noturno	139.585 (81,81)	507.887 (81,73)	0,2748		1,01	
Diurno	31.039 (18,19)	113.502 (18,27)	0,2734			

Levando em conta a definição mais ampla de evasão, nota-se uma diferença semelhante. Na Tabela 4.32, é possível observar que nas instituições públicas a chance de evadir é 1,27 vezes maior para o estudante de curso a distância do que para o estudante de curso presencial, enquanto na Tabela 4.33, observamos que nas instituições privadas, essa chance é 1,06 vezes maior. Além disso, é possível confirmar o impacto do tipo de instituição através do V de Cramer, que foi de 0,0695 (Fraco) para instituições públicas e apenas 0,0199 (Muito fraco ou Inexistente) para instituições privadas.

Tabela 4.32: Evasão Ampla por Turno em Instituições Públicas

Turno	Evadido (n = 99.698)	Não Evadido (n = 352.291)	Chances	Valor-p	Razão de Chances	V de Cramer
	Frequência (%)	Frequência (%)				
Matutino	11.992 (12,03)	33.443 (9,49)	0,3586	< 0,001		0,0695
Vespertino	6.220 (6,23)	22.958 (6,52)	0,2709			
Noturno	39.346 (39,47)	119.356 (33,88)	0,3297			
Integral	42.140 (42,27)	176.534 (50,11)	0,2387			
Noturno	39.346 (39,47)	119.356 (33,88)	0,3777		1,27	
Diurno	60.352 (6,53)	232.935 (66,12)	0,3297			

Tabela 4.33: Evasão Ampla por Turno em Instituições Privadas

	Evadido (n = 287.340)	Não Evadido (n = 504.673)				
Turno	Frequência (%)	Frequência (%)	Chances	Valor-p	Razão de Chances	V de Cramer
Matutino	41.723 (14,52)	74.498 (14,76)	0,5601	< 0,001		0,0199
Vespertino	3.643 (1,27)	6.393 (1,27)	0,5698			
Noturno	236.448 (81,81)	411.024 (81,44)	0,5753			
Integral	5.526 (1,92)	12.758 (2,53)	0,4331			
Noturno	236.448 (82,29)	411.024 (81,44)	0,5753	1,06		
Diurno	50.892 (17,71)	93.649 (18,56)	0,5434			

4.3.3 Apoio social

Considerando a definição mais estrita de evasão, nota-se que nas instituições públicas a chance de evadir é 2,32 vezes maior para o estudante não beneficiado por apoio social do que para o estudante beneficiado (Tabela 4.34), enquanto nas instituições privadas, essa chance é 1,99 vezes maior (Tabela 4.35). Além disso, é possível confirmar o impacto do tipo de instituição através do V de Cramer, que foi de 0,0788 (Fraco) para instituições públicas e apenas 0,0486 (Muito fraco ou inexistente) para instituições privadas.

Tabela 4.34: Evasão Estrita por recebimento de apoio social em Instituições Públicas

	Evadido (n = 76.989)	Não Evadido (n = 437.305)				
Apoio	Frequência (%)	Frequência (%)	Chances	Valor-p	Razão de Chances	V de Cramer
Não Beneficiado	71.978 (93,49)	376.578 (86,11)	0,1911	< 0,001	2,32	0,0788
Beneficiado	5.011 (6,51)	60.727 (13,89)	0,0825			

Tabela 4.35: Evasão Estrita por recebimento de apoio social em Instituições Privadas

	Evadido (n = 191.371)	Não Evadido (n = 686.818)				
Apoio	Frequência (%)	Frequência (%)	Chances	Valor-p	Razão de Chances	V de Cramer
Não Beneficiado	186.433 (97,42)	652.366 (94,98)	0,2858	< 0,001	1,99	0,0486
Beneficiado	4.938 (2,58)	34.452 (5,02)	0,1433			

Levando em conta a definição mais ampla de evasão, nota-se que a diferença é ainda maior. Na Tabela 4.36, é possível observar que nas instituições públicas a chance de evadir é 2,60 vezes maior para o estudante não beneficiado do que para o estudante que recebe algum tipo de apoio social, enquanto na Tabela 4.37, observamos que nas instituições privadas, essa chance é 1,82 vezes maior. Além disso, é possível confirmar o impacto do tipo de instituição através do V de Cramer, que foi de 0,1088 (Moderado) para instituições públicas e 0,0547 (Fraco) para instituições privadas.

Tabela 4.36: Evasão Ampla por recebimento de apoio social em Instituições Públicas

	Evadido (n = 121.948)	Não Evadido (n = 392.346)				
Apoio	Frequência (%)	Frequência (%)	Chances	Valor-p	Razão de Chances	V de Cramer
Não Beneficiado	114.309 (93,74)	334.247 (85,19)	0,3420	< 0,001	2,60	0,1088
Beneficiado	7.639 (6,26)	58.099 (14,81)	0,1315			

Tabela 4.37: Evasão Ampla por recebimento de apoio social em Instituições Privadas

	Evadido (n = 325.545)	Não Evadido (n = 552.644)				
Apoio	Frequência (%)	Frequência (%)	Chances	Valor-p	Razão de Chances	V de Cramer
Não Beneficiado	315.749 (96,99)	523.050 (94,64)	0,6037	< 0,001	1,82	0,0547
Beneficiado	9.796 (3,01)	29.594 (5,36)	0,3310			

4.3.4 Recebimento de bolsa

Considerando a definição mais estrita de evasão, é possível notar que o tipo de instituição impacta nas taxas de evasão através do V de Cramer, que foi de 0,0897 para instituições públicas e 0,0710 para instituições privadas. Além disso, é possível confirmar esse impacto através da razão de chances, esta, aponta que nas instituições públicas a chance de evadir é 7,70 vezes maior para o estudante não bolsista do que para o estudante bolsista (Tabela 4.38), enquanto nas instituições privadas, essa chance é 2,30 vezes maior (Tabela 4.39).

Tabela 4.38: Evasão Estrita por recebimento de bolsa em Instituições Públicas

	Evadido (n = 76.989)	Não Evadido (n = 437.305)				
Bolsa	Frequência (%)	Frequência (%)	Chances	Valor-p	Razão de Chances	V de Cramer
Não Bolsista	76.248 (99,04)	406.864 (93,04)	0,1874	< 0,001	7,70	0,0897
Bolsista	741 (0,96)	30.441 (6,96)	0,0243			

Tabela 4.39: Evasão Estrita por recebimento de bolsa em Instituições Privadas

	Evadido (n = 191.371)	Não Evadido (n = 686.818)				
Bolsa	Frequência (%)	Frequência (%)	Chances	Valor-p	Razão de Chances	V de Cramer
Não Bolsista	184.273 (96,29)	630.839 (91,85)	0,2921	< 0,001	2,30	0,0710
Bolsista	7.098 (3,71)	55.979 (8,15)	0,1268			

Levando em conta a definição mais ampla de evasão, nota-se uma diferença semelhante. É possível observar o V de Cramer, que foi de 0,1167 para instituições públicas e 0,1065 para instituições privadas. Além disso, é possível confirmar o impacto do tipo de instituição através da razão de chances, esta, aponta que nas

instituições públicas a chance de evadir é 7,63 vezes maior para o estudante não beneficiado do que para o estudante bolsista (Tabela 4.40), enquanto nas instituições privadas, essa chance é 2,74 vezes maior (Tabela 4.41).

Tabela 4.40: Evasão Ampla por recebimento de bolsa em Instituições Públicas

	Evadido (n = 121.948)	Não Evadido (n = 392.346)				
Bolsa	Frequência (%)	Frequência (%)	Chances	Valor-p	Razão de Chances	V de Cramer
Não Bolsista	120.644 (99,04)	362.468 (93,39)	0,3328	< 0,001	7,63	0,1167
Bolsista	1.304 (0,96)	29.878 (6,61)	0,0436			

Tabela 4.41: Evasão Ampla por recebimento de bolsa em Instituições Privadas

	Evadido (n = 325.545)	Não Evadido (n = 552.644)				
Bolsa	Frequência (%)	Frequência (%)	Chances	Valor-p	Razão de Chances	V de Cramer
Não Bolsista	313.826 (97,09)	501.286 (90,71)	0,6261	< 0,001	2,74	0,1065
Bolsista	11.719 (2,81)	51.358 (9,29)	0,2282			

4.4 Diferenças entre os grupos para estudantes dos cursos de Ciência da Computação e Licenciatura em Computação

Nesta seção, são apresentadas as diferenças nas taxas de evasão entre os diferentes grupos demográficos para estudantes, separadamente, dos cursos de Ciência da Computação e Licenciatura em Computação. Nas próximas subseções, são apresentados os resultados dos grupos demográficos onde foi possível apontar que esses cursos impactaram na diferença entre esses grupos.

4.4.1 Turno do curso

Considerando a definição mais estrita de evasão, nota-se que nos cursos de Ciência da Computação a chance de evadir é 1,41 vezes maior para os estudantes do turno noturno do que para os estudantes do turno diurno (Tabela 4.42), enquanto nos cursos de Licenciatura em Computação, essa chance é apenas 1,01 vezes maior (Tabela 4.43). Além disso, é possível confirmar o impacto desses cursos através do V de Cramer, que foi de 0,0790 (Fraco) para Ciência da Computação e apenas 0,0220 (Muito Fraco ou inexistente) para Licenciatura em Computação.

Tabela 4.42: Evasão Estrita por Turno em Ciência da Computação

Turno do curso	Evadido (n = 84.863)	Não Evadido (n = 378.428)	Chances	Valor-p	Razão de chances	V de Cramer
	Frequência (%)	Frequência (%)				
Matutino	12.523 (14,75)	52.376 (13,84)	0,2391	< 0,001		0,0790
Vespertino	2.844 (3,35)	15.826 (4,18)	0,1797			
Noturno	54.427 (64,14)	211.806 (55,97)	0,2570			
Integral	15.069 (17,76)	98.420 (26,01)	0,1531			
Noturno	54.427 (64,14)	211.806 (55,97)	0,2570		1,41	
Diurno	30.436 (35,86)	166.622 (44,03)	0,1827			

Tabela 4.43: Evasão Estrita por Turno em Licenciatura em Computação

Turno do curso	Evadido (n = 7.997)	Não Evadido (n = 34.245)	Chances	Valor-p	Razão de chances	V de Cramer
	Frequência (%)	Frequência (%)				
Matutino	669 (8,37)	2.479 (7,24)	0,2699	< 0,001		0,0220
Vespertino	280 (3,50)	1.283 (3,75)	0,2182			
Noturno	6.415 (80,22)	27.408 (80,03)	0,2341			
Integral	633 (7,91)	3.075 (8,98)	0,2059			
Noturno	6.415 (80,22)	27.408 (80,03)	0,2341		1,01	
Diurno	1.582 (19,78)	6.837 (19,97)	0,2314			

Levando em conta a definição mais ampla de evasão, nota-se uma diferença ainda maior. Na Tabela 4.44, é possível observar que nos cursos de Ciência da Computação a chance de evadir é 1,65 vezes maior para os estudantes do turno noturno do que para os estudantes do turno diurno, enquanto nos cursos de Licenciatura em Computação, essa chance é apenas 1,08 vezes maior (Tabela 4.45). Além disso, é possível confirmar o impacto desses cursos através do V de Cramer, que foi de 0,1405 (Moderado) para Ciência da Computação e apenas 0,0132 (Muito Fraco ou inexistente) para Licenciatura em Computação.

Tabela 4.44: Evasão Ampla por Turno em Ciência da Computação

Turno do curso	Evadido (n = 143.167)	Não Evadido (n = 320.124)	Chances	Valor-p	Razão de chances	V de Cramer
	Frequência (%)	Frequência (%)				
Matutino	21.550 (15,05)	43.349 (13,55)	0,4971	< 0,001		0,1405
Vespertino	4.694 (3,28)	13.976 (4,36)	0,3359			
Noturno	94.126 (65,75)	172.107 (53,76)	0,5469			
Integral	22.797 (15,92)	90.692 (28,33)	0,2514			
Noturno	94.126 (65,75)	172.107 (53,76)	0,5469		1,65	
Diurno	49.041 (34,25)	148.017 (46,24)	0,3313			

Tabela 4.45: Evasão Ampla por Turno em Licenciatura em Computação

Turno do curso	Evadido (n = 11.458)	Não Evadido (n = 30.784)	Chances	Valor-p	Razão de chances	V de Cramer
	Frequência (%)	Frequência (%)				
Matutino	809 (7,06)	2.339 (7,60)	0,3459	< 0,001	1,08	0,0132
Vespertino	410 (3,58)	1.153 (3,75)	0,3556			
Noturno	9.272 (80,92)	24.551 (79,75)	0,3777			
Integral	967 (8,44)	2.741 (8,90)	0,3528			
Noturno	9.272 (80,92)	24.551 (79,75)	0,3777		1,08	
Diurno	2.186 (19,08)	6.233 (20,25)	0,3507			

4.4.2 Reserva de vagas

Considerando a definição mais estrita de evasão, nota-se que nos cursos de Ciência da Computação a chance de evadir é 1,60 vezes maior para os estudantes que não participam do programa de reserva de vagas do que para os estudantes participantes deste programa (Tabela 4.46), enquanto nos cursos de Licenciatura em Computação, essa chance é apenas 1,19 vezes maior (Tabela 4.47). Além disso, é possível confirmar o impacto desses cursos através do V de Cramer, que foi de 0,0477 para Ciência da Computação e apenas 0,0253 para Licenciatura em Computação.

Tabela 4.46: Evasão Estrita por participação no programa de reserva de vagas em Ciência da Computação

Reserva	Evadido (n = 93.133)	Não Evadido (n = 408.893)	Chances	Valor-p	Razão de Chances	V de Cramer
	Frequência (%)	Frequência (%)				
Não cotista	86.859 (93,26)	366.485 (89,63)	0,2370	< 0,001	1,60	0,0477
Cotista	6.274 (6,74)	42.408 (10,37)	0,1479			

Tabela 4.47: Evasão Estrita por participação no programa de reserva de vagas em Licenciatura em Computação

Reserva	Evadido (n = 15.396)	Não Evadido (n = 62.312)	Chances	Valor-p	Razão de Chances	V de Cramer
	Frequência (%)	Frequência (%)				
Não cotista	13.065 (84,86)	51.388 (82,47)	0,2542	< 0,001	1,19	0,0253
Cotista	2.331 (15,14)	10.924 (17,53)	0,2134			

Levando em conta a definição mais ampla de evasão, nota-se uma diferença ainda maior. Na Tabela 4.48, é possível observar que nos cursos de Ciência da Computação a chance de evadir é 1,88 vezes maior para os estudantes que não participam do programa de reserva de vagas do que para os estudantes participantes deste programa, enquanto nos cursos de Licenciatura em Computação, essa chance é apenas 1,13 vezes maior (Tabela 4.49). Além disso, é possível confirmar o impacto

desses cursos através do V de Cramer, que foi de 0,0777 (Fraco) para Ciência da Computação e apenas 0,0208 (Muito Fraco ou inexistente) para Licenciatura em Computação.

Tabela 4.48: Evasão Ampla por participação no programa de reserva de vagas em Ciência da Computação

	Evadido (n = 159.511)	Não Evadido (n = 342.515)				
Reserva	Frequência (%)	Frequência (%)	Chances	Valor-p	Razão de Chances	V de Cramer
Não cotista	149.415 (93,67)	303.929 (88,73)	0,4916	< 0,001	1,88	0,0777
Cotista	10.096 (6,33)	38.586 (11,27)	0,2616			

Tabela 4.49: Evasão Ampla por participação no programa de reserva de vagas em Licenciatura em Computação

	Evadido (n = 22.567)	Não Evadido (n = 55.141)				
Reserva	Frequência (%)	Frequência (%)	Chances	Valor-p	Razão de Chances	V de Cramer
Não cotista	3.573 (84,17)	9.682 (82,44)	0,4178	< 0,001	1,13	0,0208
Cotista	18.994 (15,83)	45.459 (17,56)	0,3690			

4.4.3 Apoio social

Considerando a definição mais estrita de evasão, nota-se que nos cursos de Ciência da Computação a chance de evadir é 2,84 vezes maior para os estudantes não beneficiados por apoio social do que para os estudantes beneficiados (Tabela 4.50), enquanto nos cursos de Licenciatura em Computação, essa chance é 1,47 vezes maior (Tabela 4.51). Além disso, é possível confirmar o impacto desses cursos através do V de Cramer, que foi de 0,0769 (Fraco) para Ciência da Computação e apenas 0,0438 (Muito fraco ou inexistente) para Licenciatura em Computação.

Tabela 4.50: Evasão Estrita por recebimento de apoio social em Ciência da Computação

	Evadido (n = 93.133)	Não Evadido (n = 408.893)				
Apoio	Frequência (%)	Frequência (%)	Chances	Valor-p	Razão de Chances	V de Cramer
Não Beneficiado	90.315 (96,97)	375.640 (91,87)	0,2404	< 0,001	2,84	0,0769
Beneficiado	2.818 (3,03)	33.253 (8,13)	0,0847			

Levando em conta a definição mais ampla de evasão, nota-se que a diferença é ainda maior. Na Tabela 4.52, é possível observar que nos cursos de Ciência da Computação a chance de evadir é 2,95 vezes maior para os estudantes não beneficiados do que para os estudantes que recebem algum tipo de apoio social, enquanto na Tabela 4.53, observamos que nos cursos de Licenciatura em Computação, essa chance

Tabela 4.51: Evasão Estrita por recebimento de apoio social em Licenciatura em Computação

Apoio	Evadido (n = 15.396)	Não Evadido (n = 62.312)	Chances	Valor-p	Razão de Chances	V de Cramer
	Frequência (%)	Frequência (%)				
Não Beneficiado	14.137 (91,82)	55.080 (88,39)	0,2567	< 0,001	1,47	0,0438
Beneficiado	1.259 (8,18)	7.232 (11,61)	0,1741			

é 1,33 vezes maior. Além disso, é possível confirmar o impacto desses cursos através do V de Cramer, que foi de 0,1039 (Moderado) para Ciência da Computação e 0,0384 (Muito Fraco ou Inexistente) para Licenciatura em Computação.

Tabela 4.52: Evasão Ampla por recebimento de apoio social em Ciência da Computação

Apoio	Evadido (n = 159.511)	Não Evadido (n = 342.515)	Chances	Valor-p	Razão de Chances	V de Cramer
	Frequência (%)	Frequência (%)				
Não Beneficiado	154.323 (96,75)	311.632 (90,98)	0,4952	< 0,001	2,95	0,1039
Beneficiado	5.188 (3,25)	30.883 (9,02)	0,1680			

Tabela 4.53: Evasão Ampla por recebimento de apoio social em Licenciatura em Computação

Apoio	Evadido (n = 22.567)	Não Evadido (n = 55.141)	Chances	Valor-p	Razão de Chances	V de Cramer
	Frequência (%)	Frequência (%)				
Não Beneficiado	20.524 (90,95)	48.693 (88,31)	0,4215	< 0,001	1,33	0,0384
Beneficiado	2.043 (9,05)	6.448 (11,69)	0,3168			

4.4.4 Recebimento de bolsa

Considerando a definição mais estrita de evasão, é possível notar que os cursos analisados impactam nas taxas de evasão através do V de Cramer, que foi de 0,0877 para Ciência da Computação e 0,0705 para Licenciatura em Computação. Além disso, é possível confirmar esse impacto através da razão de chances. Esta aponta que nos cursos de Ciência da Computação a chance de evadir é 3,44 vezes maior para os estudantes não bolsistas do que para os estudantes bolsistas (Tabela 4.54), enquanto nos cursos de Licenciatura em Computação, essa chance é 6,05 vezes maior (Tabela 4.55).

Levando em conta a definição mais ampla de evasão, nota-se uma diferença semelhante. É possível observar o V de Cramer, que foi de 0,1210 para Ciência da Computação e 0,1065 para Licenciatura em Computação. Além disso, é possível confirmar o impacto desses cursos através da razão de chances. Esta aponta que

Tabela 4.54: Evasão Estrita por recebimento de bolsa em Ciência da Computação

	Evadido (n = 93.133)	Não Evadido (n = 408.893)				
Bolsa	Frequência (%)	Frequência (%)	Chances	Valor-p	Razão de Chances	V de Cramer
Não Bolsista	90.653 (97,34)	373.694 (91,39)	0,2426	< 0,001	3,44	0,0877
Bolsista	2.480 (2,66)	35.199 (8,61)	0,0705			

Tabela 4.55: Evasão Estrita por recebimento de bolsa em Licenciatura em Computação

	Evadido (n = 15.396)	Não Evadido (n = 62.312)				
Bolsa	Frequência (%)	Frequência (%)	Chances	Valor-p	Razão de Chances	V de Cramer
Não Bolsista	15.299 (99,37)	60.010 (96,31)	0,2549	< 0,001	6,05	0,0705
Bolsista	97 (0,63)	2.302 (3,69)	0,0421			

nos cursos de Ciência da Computação a chance de evadir é 6,69 vezes maior para os estudantes não beneficiados do que para os estudantes bolsistas (Tabela 4.56), enquanto que, nos cursos de Licenciatura em Computação, essa chance é 3,67 vezes maior (Tabela 4.57).

Tabela 4.56: Evasão Ampla por recebimento de bolsa em Ciência da Computação

	Evadido (n = 159.511)	Não Evadido (n = 342.515)				
Bolsa	Frequência (%)	Frequência (%)	Chances	Valor-p	Razão de Chances	V de Cramer
Não Bolsista	154.990 (97,17)	309.357 (90,32)	0,5010	< 0,001	3,67	0,1210
Bolsista	4.521 (2,83)	33.158 (9,68)	0,1363			

Tabela 4.57: Evasão Ampla por recebimento de bolsa em Licenciatura em Computação

	Evadido (n = 22.567)	Não Evadido (n = 55.141)				
Bolsa	Frequência (%)	Frequência (%)	Chances	Valor-p	Razão de Chances	V de Cramer
Não Bolsista	22.424 (97,09)	52.885 (90,71)	0,4240	< 0,001	6,69	0,0907
Bolsista	143 (2,81)	2.256 (9,29)	0,0634			

Capítulo 5

Discussão

Na Tabela 5.1, 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 3.8. 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 do que para suas contrapartes, com tamanho do efeito fraco.

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.

Tabela 5.1: 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	1,17	Muito Fraco
Bacharelado				
Deficiência				
Não Portador	1,10	Muito Fraco	1,14	Muito Fraco
Portador				
Sexo				
Feminino	1,01	Muito Fraco	1,03	Muito Fraco
Masculino				

Ainda na Tabela 5.1, 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 as diferenças na evasão em diferentes tipos de curso são muito pequenas, 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 (Duran et al., 2021; Zweben, 2019), que apontam uma tendência maior de evasão de estudantes do sexo feminino e de estudantes negros e/ou pardos.

É importante notar que os resultados encontrados confirmam algumas tendências já apontadas por outros autores. Já havia sido apontado por Saccaro et al. (2019) que a evasão costuma ser maior nas instituições privadas do que nas públicas e que estudantes contemplados com apoio financeiro apresentam uma maior retenção. Os resultados também reiteram a importância das políticas afirmativas, concordando com Carvalho et al. (2019), que havia apontado ser este um dos atributos significativamente associados a um bom coeficiente de rendimento no primeiro período letivo.

Tabela 5.2: Grupos com maior evasão por fator analisado

Fator	2010-2014 (Pública)	2015-2019 (Pública)	2010-2014 (Privada)	2015-2019 (Privada)
Grau Acadêmico	n/a	sdr	n/a	sdr
Curso	LC	sdr	LC	sdr
Modalidade	n/a	A distância	n/a	sdr
Turno	n/a	Noturno	n/a	sdr
Sexo	Feminino	sdr	Feminino	sdr
Cor/Raça	n/a	sdr	n/a	sdr
Deficiência	n/a	sdr	n/a	sdr
Reserva de vagas	Não Cotista	Não Cotista	Não Cotista	Não Cotista
Financiamento	n/a	Não Beneficiado	n/a	Não Beneficiado
Apoio Social	n/a	Não Beneficiado	n/a	Não Beneficiado
Bolsa	n/a	Não Bolsista	n/a	Não Bolsista
Forma de Ingresso	Vestibular	n/a	ENEM	n/a
Oferta de Pós	Sem pós	n/a	Sem pós	n/a

n/a: Não Analisado. sdr: Sem Diferença Relevante.

Na Tabela 5.2, é realizada uma comparação entre os resultados encontrados no presente estudo para o período entre 2015 e 2019 e os resultados encontrados por Hoed (2016) para o período entre 2010 e 2014. Embora cada estudo use metodologias diferentes para determinar os grupos que mais evadem, estas são utilizadas para o mesmo fim, permitindo a comparação. Considerando que no trabalho de Hoed (2016) os resultados foram separados por tipo de instituição, o mesmo foi realizado neste estudo.

É possível observar que, no período 2010-2014, o curso de Licenciatura em Computação (LC) obteve uma maior taxa de evasão em relação aos demais cursos de computação tanto para instituições públicas quanto para instituições privadas, enquanto que, no período 2015-2019, a diferença na taxa de evasão entre os cursos de computação não foi relevante em ambos os tipos de instituição.

Nota-se também que, no período 2010-2014, estudantes do sexo feminino apresentaram uma maior taxa de evasão do que estudantes do sexo masculino tanto para instituições públicas quanto para instituições privadas, enquanto que, no período 2015-2019, a diferença na taxa de evasão entre estudantes do sexo feminino e masculino não foi relevante em ambos os tipos de instituição. É importante ressaltar

que, no período 2010-2014, a metodologia utilizada permitia apenas a detecção de diferença entre os grupos, mostrando qual grupo apresenta uma maior evasão e/ou sobrevivência ao longo do curso. Contudo, para o período 2014-2019, foi mensurado também o tamanho do efeito da diferença entre esses grupos e, devido a este cálculo adicional, foi possível concluir que a diferença nas taxas de evasão não foi relevante para os fatores relacionados a Sexo e Curso.

Por fim, observa-se que, no período 2010-2014, estudantes não cotistas apresentaram uma maior evasão do que estudantes cotistas tanto para instituições públicas quanto para instituições privadas, sendo que o mesmo pôde ser observado no período 2015-2019.

Ainda na Tabela 5.2, vale destacar que, no período 2010-2014, estudantes de instituições públicas que ingressaram através de vestibular apresentaram uma maior evasão do que aqueles que ingressaram através do ENEM, enquanto que, nas instituições privadas, observa-se o contrário.

Outro ponto de destaque é que, no período 2010-2014, tanto nas instituições públicas quanto nas instituições privadas, observa-se uma maior evasão de estudantes nas instituições onde não havia oferta de pós-graduação em computação do que nas instituições onde havia esta oferta.

Dos treze fatores apresentados na Tabela 5.2, oito foram analisados somente para o período 2015-2019. Destes oito, quatro apresentam resultado semelhante tanto nas instituições públicas quanto nas instituições privadas: Grau Acadêmico, Cor/Raça, Deficiência e Financiamento. Quanto aos quatro fatores restantes, observa-se diferença significativa quando comparados os resultados obtidos para instituições públicas e privadas e, por isso, estes são melhor descritos a seguir.

Vamos analisar separadamente os estudantes de instituições públicas e de instituições privadas. Nas instituições públicas, observamos que estudantes de cursos a distância, estudantes que não recebem apoio social e estudantes não bolsistas possuem maior chance de evasão do que suas contrapartes, com tamanho do efeito moderado. Além disso, nota-se também que estudantes do turno noturno possuem uma chance também maior de evadir do que suas contrapartes, embora com tamanho do efeito fraco.

Já nas instituições privadas, observamos que para estudantes não bolsistas, a chance de evasão é maior do que para suas contrapartes, com tamanho de efeito moderado. Observamos também que estudantes que não recebem apoio social possuem uma chance também maior de evadir do que suas contrapartes, embora com tamanho do efeito fraco. Por fim, vale ressaltar que embora o tamanho do efeito seja moderado para ambos os tipos de instituição quando se trata do fator bolsa,

nas instituições públicas a razão de chances apresenta um valor muito maior (7,63) do que nas instituições privadas (2,74).

A análise realizada nos permite perceber que estudantes de cursos a distância costumam evadir muito mais do que suas contrapartes nas instituições públicas, enquanto nas instituições privadas essa diferença é bem menor. Percebemos também que estudantes do turno noturno costumam evadir um pouco mais do que suas contrapartes nas instituições públicas, enquanto nas instituições privadas a diferença é quase que inexistente. Por fim, é possível perceber também que o recebimento de bolsa e apoio social são fatores relevantes em ambos os tipos de instituição, embora seja nítido que o impacto destes é maior nas instituições públicas.

A seguir, vamos analisar separadamente os estudantes dos cursos de Ciência da Computação e dos cursos de Licenciatura em Computação. Observamos que nos cursos de Ciência da Computação, estudantes do turno noturno, estudantes que não recebem apoio social e estudantes não bolsistas apresentam chance de evasão maior do que suas contrapartes, com tamanho do efeito moderado. Além disso, nota-se também que estudantes não cotistas possuem uma chance também maior de evadir do que suas contrapartes, embora com tamanho do efeito fraco.

Já nos cursos de Licenciatura em Computação, observamos que para estudantes não bolsistas, a chance de evasão é maior do que para suas contrapartes, com tamanho de efeito fraco. Vale ressaltar que, embora o tamanho do efeito seja moderado para Ciência da Computação e fraco para Licenciatura em Computação quando se trata do fator bolsa, nos cursos de Licenciatura em Computação a razão de chances apresenta um valor muito maior (6,69) do que nos cursos de Ciência da Computação (3,67).

A análise realizada nos permite perceber que estudantes do turno noturno costumam evadir consideravelmente mais do que suas contrapartes nos cursos de Ciência da Computação, enquanto que, nos cursos de Licenciatura em Computação, a diferença é quase inexistente. Percebemos também que estudantes não cotistas e estudantes que não recebem apoio social costumam evadir muito mais do que suas contrapartes nos cursos de Ciência da Computação, enquanto nos cursos de Licenciatura em Computação essa diferença é bem menor. Por fim, é possível perceber também que o recebimento de bolsa é um fator relevante para ambos os cursos analisados.

5.1 Avaliação da Validade

Aqui, são discutidas questões ligadas à avaliação da validade deste trabalho.

5.1.1 Validade Interna

Este trabalho verifica a existência da relação entre determinadas características demográficas dos estudantes com a evasão.

Uma possível ameaça à validade deste trabalho seria interpretar que a existência da relação entre uma característica e a evasão implica necessariamente que esta característica causa evasão. Embora as relações encontradas sirvam para levantar hipóteses importantes para a comunidade acadêmica, não é nossa intenção afirmar que exista uma relação de causa e efeito.

Outra possível ameaça à validade interna está relacionada à falta de análises estatísticas a respeito da interação entre as características. Esta pode ser entendida como uma limitação deste trabalho. Por outro lado, entendemos que a quantidade massiva de dados analisados auxilie na mitigação de possíveis fatores confundidores.

5.1.2 Validade Externa

Este trabalho tem uma abordagem censitária e não amostral. Portanto, podemos afirmar que existe validade para toda a população de estudantes brasileiros de computação no período de 2015 a 2019.

Por outro lado, há de se observar os cuidados, como em toda avaliação estatística populacional, em que a estatística da população ampla pode mascarar efeitos ocorridos em nível regional ou institucional. Por outro lado, foram realizadas algumas análises de subpopulações com o intuito de investigar possíveis efeitos que pudessem ter sido mascarados pela análise geral.

5.1.3 Validade de Construto

Neste trabalho, os principais construtos provêm dos grupos populacionais gerados a partir de dados institucionais. Alguns destes dados são dados autodeclarados, enquanto outros provêm de inferências sobre os tipos de cursos a partir de seus nomes.

Uma possível ameaça a validade deste trabalho está relacionada aos dados autodeclarados, que podem gerar algum tipo de viés. Contudo, essa possibilidade sempre existe quando se trabalha com esse tipo de informação. Já em relação aos tipos de cursos, fez-se esforço adicional além dos dados do INEP para inferir os tipos de cursos. Na sua quase totalidade, os nomes dos cursos convergem para os tipos de cursos considerados pela SBC. Contudo, quando houve divergência, as decisões tomadas o foram pela configuração típica destes cursos. Por exemplo, cursos de

bacharelado em Análise de Sistemas tipicamente têm estruturas curriculares parecidas com cursos de Sistemas de Informação e, por isso, foram classificados como cursos de Sistemas de Informação.

Em relação aos conceitos de evasão estrita e evasão ampla, ambas partem de uma definição aceita pela comunidade, contudo de dois pontos de vista diferentes. A evasão estrita refere-se ao estudante evadido de forma permanente, e a evasão ampla, refere-se também ao estudante evadido temporariamente, cuja evasão pode se tornar permanente no futuro.

5.1.4 Validade Estatística

Por se tratar de um estudo populacional, não se incorreu em erro amostral. Ao usar dados populacionais, estatísticas descritivas se referem à toda a população. Estatísticas inferenciais a partir de dados qualitativos foram usadas. Para evitar análises simplistas resultantes dos testes do Qui-Quadrado, além do valor-p menor que 0,05, foram considerados também o valor da razão de chances e, principalmente, o tamanho do efeito a partir do V de Cramer, o que permite ponderar conclusões e também comparar grupos demográficos diferentes.

Capítulo 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 as maiores diferenças estão nos grupos demográficos 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.

Buscamos também investigar a diferença entre os grupos no contexto de subpopulações específicas. Os resultados apontam uma chance de evasão muito maior para estudantes de cursos a distância em detrimento daqueles que cursam de forma presencial nas instituições públicas. Além disso, nota-se que estudantes do turno noturno possuem uma chance relativamente maior de evadir do que suas contrapartes nas instituições públicas. Por fim, observa-se que tanto nas instituições públicas quanto nas instituições privadas, estudantes não bolsistas e estudantes não beneficiados por apoio social possuem uma chance de evasão maior do que os bolsistas e aqueles beneficiados por apoio social, respectivamente. Contudo, nas instituições públicas essa diferença nas taxas de evasão se mostra maior do que nas instituições privadas.

Ainda no contexto de subpopulações específicas, os resultados apontam uma chance de evasão maior para estudantes do turno noturno em relação a suas contrapartes nos cursos de Ciência da Computação. Além disso, nota-se que nos cursos de Ciência da Computação, estudantes não cotistas e estudantes que não recebem apoio social possuem uma chance muito maior de evadir do que os cotistas e aqueles beneficiados por apoio social, respectivamente. Por fim, observa-se que tanto nos cursos de Ciência da Computação quanto nos cursos de Licenciatura em Computação, estudantes não bolsistas possuem uma chance de evasão bem maior do que os bolsistas.

É possível concluir, com base nos resultados encontrados, que ações afirmativas como financiamento estudantil, bolsa, apoio social e reserva de vagas tem grande impacto para os estudantes de computação no Brasil e que, nas instituições públicas, a concessão de bolsa e apoio social possui um impacto ainda maior do que nas instituições privadas.

Também é possível concluir que, nas instituições públicas, aqueles que cursam a distância ou presencialmente no turno da noite encontram maior dificuldade de permanecer em seus cursos, enquanto nas instituições privadas não se observa o mesmo comportamento. Acreditamos que um possível fator que esteja relacionado a isso seja o fato de que historicamente cursos de computação a distância e no turno da noite sempre existiram nas instituições privadas, enquanto nas instituições públicas os cursos de computação costumam ser presenciais e diurnos.

Por fim, pode-se concluir que, nos cursos de Ciência da Computação, aqueles que cursam no turno da noite, não cotistas e aqueles não são beneficiados por apoio social encontram maior dificuldade permanecer em seus cursos, enquanto que, nos cursos de Licenciatura em Computação, não se observa o mesmo comportamento.

Se considerarmos que historicamente estudantes do turno da noite e estudantes que não são beneficiados por apoio social precisam conciliar seus cursos com alguma outra atividade, isso poderia explicar a maior dificuldade de permanência destes estudantes nos Cursos de Ciência da Computação, visto que estes apresentam uma matriz curricular que geralmente exige um maior conhecimento de Programação e Matemática do que os cursos de Licenciatura em Computação. Além disso, a concorrência para ingressar em um curso de Ciência da Computação costuma ser maior do que para ingressar em um curso de Licenciatura em Computação, o que poderia explicar uma maior resiliência dos estudantes cotistas nos cursos de Ciência da Computação.

Esperamos que este trabalho contribua para a comunidade de computação do Brasil, fornecendo base científica para analisar a eficácia das ações afirmativas implementadas tanto pelo governo quanto pelas instituições de ensino. E que sirva também para incentivar estes órgãos a darem continuidade a essas ações e, se possível, as ampliem, visto que estas ações impactam diretamente nas questões socioeconômicas relacionadas aos estudantes. E, segundos os resultados encontrados, estas questões são as que mais influenciam na continuidade dos estudantes no ensino superior em computação no Brasil.

Para além disso, 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.

Outra possibilidade de trabalho futuro seria a replicação deste estudo para o período entre 2020 e 2024, que permitiria observar o fenômeno da evasão por um maior intervalo de tempo e verificar se as tendências aqui observadas se mantiveram para os anos seguintes.

A aplicação da metodologia aqui apresentada para outras áreas, com o intuito de analisar a evasão nos cursos pertencentes estas áreas, também é um caminho aberto por este trabalho. Por exemplo, é possível analisar os diferentes cursos da área de Licenciatura usando metodologia semelhante.

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

- Adachi, A. A. C. T. (2009). *Evasão e evadidos nos cursos de graduação da Universidade Federal de Minas Gerais. 2009. 214 f.* Tese de Doutorado, Dissertação (Mestrado em Educação)–Programa de Pós-Graduação em Educação.
- Akoglu, H. (2018). User’s guide to correlation coefficients. *Turkish Journal of Emergency Medicine*, 18(3):91–93.
- ANDIFES, ABRUEM, e 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).
- Arantes, A. R., Rodrigues, L. B., Kagimura, R., da Silva Cardoso, B. G., e Junqueira, M. P. (2021). Evasão e retenção no ensino superior: abordagem baseada em taxas quantitativas. *Revista Contemporânea de Educação*, 16(36):4–21.
- Araújo, A. C. P. L. d., Mariano, F. Z., e Oliveira, C. S. d. (2021). Determinantes acadêmicos da retenção no ensino superior. *Ensaio: Avaliação e Políticas Públicas em Educação*, 29:1045–1066.
- Barker, L., Hovey, C. L., e Thompson, L. D. (2014). Results of a large-scale, multi-institutional study of undergraduate retention in computing. In *2014 IEEE Frontiers in Education Conference (FIE) Proceedings*, páginas 1–8.
- Barroso, M. F. e Falcão, E. B. (2004). Evasão universitária: o caso do instituto de física da ufrj. *IX Encontro Nacional de Pesquisa em Ensino de Física*, 9:1–14.
- Brasscom (2021). Relatório de inteligência e informação bri2-2021-007 - v112. 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>.

- Camp, T., Adrion, W. R., Bizot, B., Davidson, S., Hall, M., Hambrusch, S., Walker, E., e Zweben, S. (2017). Generation cs: the mixed news on diversity and the enrollment surge. *ACM Inroads*, 8(3):36–42.
- Carvalho, L., Santos, A., Nakamura, F., e Oliveira, E. (2019). Detecção precoce de evasão em cursos de graduação presencial em computação: um estudo preliminar. In *Anais do XXVII Workshop sobre Educação em Computação*, páginas 233–243, Porto Alegre, RS, Brasil. SBC.
- Carver, J. C., Henderson, L., He, L., Hodges, J., e Reese, D. (2007). Increased retention of early computer science and software engineering students using pair programming. In *20th Conference on Software Engineering Education & Training (CSEET'07)*, páginas 115–122.
- Chambers, J. M. (2008). *Software for data analysis: programming with R*, volume 2. Springer.
- Dahlberg, T., Barnes, T., Rorrer, A., Powell, E., e Cairco, L. (2008). Improving retention and graduate recruitment through immersive research experiences for undergraduates. *SIGCSE Bull.*, 40(1):466–470.
- Duran, R., Bim, S. A., Gimenes, I., Ribeiro, L., e Correia, R. C. M. (2023). Potential factors for retention and intent to drop-out in brazilian computing programs. *ACM Trans. Comput. Educ.*, 23(3).
- Duran, R., Hawthorne, E. K., Sabin, M., Tang, C., Weiss, M. A., e Zweben, S. H. (2021). Retention in 2017–18 higher education computing programs in the united states. *ACM Inroads*, 12(2):18–28.
- Gaiosio, N. d. L. (2005). *Evasão discente na educação superior: a perspectiva dos dirigentes e dos alunos. 2005. 99 f.* Tese de Doutorado, Dissertação (Mestrado)-Programa de Pós-Graduação"Stricto Sensu"em Educação
- Giannakos, M. N., Pappas, I. O., Jaccheri, L., e Sampson, D. G. (2017). Understanding student retention in computer science education: The role of environment, gains, barriers and usefulness. *Education and Information Technologies*, 22(5):2365–2382.
- Giraffa, M. M. e da Costa Mora, M. (2013). Evasão na disciplina de algoritmo e programação: um estudo a partir dos fatores intervenientes na perspectiva do aluno. In *Congresos CLABES*.
- Hinterholz, O. (2009). Tepequém: uma nova ferramenta para o ensino de algoritmos nos cursos superiores em computação. In *XVII-Anais do Workshop sobre Educação em Informática*, volume 20, página 21.

- Hoed, R. M. (2016). Análise da evasão em cursos superiores: o caso da evasão em cursos superiores da área de computação. Dissertação de Mestrado.
- Hoed, R. M., Ladeira, M., e Leite, L. L. (2017). O que leva os alunos dos cursos superiores de computação a evadirem? um estudo de caso feito na universidade de Brasília.
- Kinnunen, P. e Malmi, L. (2006). Why students drop out cs1 course? In *Proceedings of the Second International Workshop on Computing Education Research*, ICER '06, página 97–108, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery.
- Maia, M. d. C. e Meirelles, F. d. S. (2005). Tecnologias de informação e comunicação e os índices de evasão nos cursos a distância. In *Proceedings of 12th International Congress of Distance Education*.
- Martins, L. C., Lopes, D., e Raabe, A. (2012). Um assistente de predição de evasão aplicado a uma disciplina introdutória do curso de ciência da computação. *Brazilian Symposium on Computers in Education (Simpósio Brasileiro de Informática na Educação - SBIE)*, 23(1).
- Mooney, O., Patterson, V., O'Connor, M., e Chantler, A. (2010). A study of progression in Irish higher education. *Dublin: Higher Education Authority*.
- Morães, M. J. F. e Pombeiro, O. J. (2015). Evasão nos cursos de graduação em computação de Curitiba. *Anais do EVINCI-UniBrasil*, 1(4):2088–2103.
- Nagai, N. P. e Cardoso, A. L. J. (2017). A evasão universitária: Uma análise além dos números. *Revista Estudo & Debate*, 24(1).
- Nunes, D. J. (2008). Estatísticas da educação superior: área da computação. *Relatório Técnico, Sociedade Brasileira de Computação*.
- Paula, L. Q., Júnior, D. P., e Freitas, R. L. (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 Indaiatuba*, (7).
- Pereira, A. S. (2013). Retenção discente nos cursos de graduação presencial da UFES.
- Pereira, F. A. e Nunes, S. I. (2019). Retenção no ensino superior: Reflexões e desafios.

- Possa, A. A. D. C., Dos Santos, B. C., Padre, D., Leal, E., Freitas, E. D. A., Agatti, F. A. D. S., Silva, G. F. O., Alencar, H., e Alves, M. R. (2020). Iniciativas comportamentais para redução da evasão escolar dos jovens de 15 a 29 anos em tempos de pandemia. *Boletim Economia Empírica*, 1(4).
- Prietch, S. S. e Pazeto, T. A. (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].
- Rodrigues, F. S. (2013). Estudo sobre a evasão no curso de ciência da computação da ufrgs.
- Saccaro, A., França, M. T. A., e Jacinto, P. d. A. (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)*, 49:337–373.
- Sales, A., Reis, L., Lima, M. D., e Silva, D. (2017). Evasão das mulheres dos cursos de computação: Um estudo de caso na paraíba. In *Anais do XI Women in Information Technology*, Porto Alegre, RS, Brasil. SBC.
- Santana, A. C., da Silva, K. R., de Castro, M. S., Júnior, G. A. d. D., e Rodrigues, C. L. (2011). Diagnóstico do desempenho discente em um curso de engenharia de computação, comparando turnos e formas de ingresso. In *CONGRESSO BRASILEIRO DE EDUCAÇÃO EM ENGENHARIA*, volume 30.
- Silva Filho, R. L. L., Motejunas, P. R., Hipólito, O., e Lobo, M. B. d. C. M. (2007). A evasão no ensino superior brasileiro. *Cadernos de Pesquisa*, 37:641–659.
- Souza, C. T., da Silva, C., e Gessinger, R. M. (2012). Um estudo sobre evasão no ensino superior do brasil nos últimos dez anos. In *Congresos CLABES*.
- Tinto, V. (1975). Dropout from higher education: A theoretical synthesis of recent research. *Review of Educational Research*, 45(1):89–125.
- Utiyama, F. e Borba, S. d. F. P. (2003). Uma ferramenta de apoio ao controle da evasão de alunos em cursos a distância via internet. In *III Congresso internacional de Computação*.
- Vieira, E. T. (2014). Índices de retenção na universidade de Brasília: abordagem do ponto de vista do financiamento.

- Warner, J. R., Baker, S. N., Haynes, M., Jacobson, M., Bibriescas, N., e Yang, Y. (2022). Gender, race, and economic status along the computing education pipeline: Examining disparities in course enrollment and wage earnings. In *Proceedings of the 2022 ACM Conference on International Computing Education Research - Volume 1*, ICER '22, página 61–72, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery.
- Zweben, S. (2019). Enrollment and retention in u.s. computer science bachelor's programs in 2016-17. *ACM Inroads*, 10(4):47–59.