



PROJETO DE GRADUAÇÃO

PERCEPÇÃO SOBRE OS FATORES QUE LEVAM À EVASÃO DO CURSO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO DA UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA: UM ESTUDO POR MEIO DE ÁRVORES DE DECISÃO

Por,

Arthur Bandeira de Magalhães Lelis Ferreira

12/0111063

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA

FACULDADE DE TECNOLOGIA

DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

UNIVERSIDADE DEBRASILIA
Faculdade de Tecnologia
Departamento de Engenharia de Produção

PROJETO DE GRADUAÇÃO

PERCEPÇÃO SOBRE OS FATORES QUE LEVAM À EVASÃO DO CURSO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO DA UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA: UM ESTUDO POR MEIO DE ÁRVORES DE DECISÃO

POR,

Arthur Bandeira de Magalhães Lelis Ferreira

Relatório submetido como requisito parcial para obtenção do grau de Engenheiro de Produção.

Banca Examinadora

Prof. Dr. Ari Melo Mariano, Ph.D. UnB/ EPR (Orientador)

Prof. Dr. Simone Borges Simão, UnB/ EPR

Brasília, 25 de julho de 2019

“A educação, qualquer que seja ela,

é sempre uma teoria do conhecimento posta e prática.”

Paulo Reglus Neves Freire (1921 – 1997) Educador e filósofo brasileiro

AGRADECIMENTOS

À minha família, a quem sem seu amoroso suporte a chegada até aqui não teria sido possível. À minha madrinha Profa. Dra em Urbanismo, Marcia Tereza Campos Marques, por me auxiliar na elaboração e revisão deste documento de acordo com as regras previstas.

Aos meus colegas que me incentivaram a continuar no caminho percorrido. Aos meus verdadeiros amigos, por todas as palavras de confiança, incentivo e motivação, especialmente nesta reta final do curso.

Ao meu orientador Prof. Ari Melo Mariano, Ph.D., que acreditou no meu potencial e contribuiu para a descoberta do mundo da pesquisa científica além de contribuir imensamente para com a minha formação acadêmica e pessoal.

À banca examinadora, por aceitar avaliar o trabalho elaborado.

Aos colegas de trabalho, obrigado pelo companheirismo, deixo claro que foram essenciais para conclusão desta caminhada.

A todos os alunos que se dispuseram a contribuir na minha coleta de dados para a realização deste estudo, ao responder enquetes em períodos pouco usuais.

Por fim, agradeço a todas as pessoas que de alguma forma contribuíram para o meu crescimento pessoal e profissional. Sem dúvida alguma, este trabalho é fruto indireto da participação de cada pessoa que esteve ao meu lado durante todos esses anos.

RESUMO

A evasão de alunos do ensino superior é uma temática que vem sendo bem explorada, onde constata-se elevados números de alunos que se evadem (COMISSÃO ESPECIAL DE ESTUDOS SOBRE EVASÃO, 1996; CPA, 2019). Apesar da vasta literatura, os problemas que surgem devido à evasão do aluno ainda não têm solução, uma vez que a evasão em si é uma problemática ainda não resolvida. Altas taxas de evasão criam problemas que vão do curto ao longo prazo no sistema educacional. Esta pesquisa tem como objetivo elaborar um modelo preditivo, através da metodologia de árvore de decisão classificatória, que explique o porquê dos alunos, do curso de Engenharia de Produção da Universidade de Brasília se evadem. De forma a alcançar esse objetivo, foi realizada uma pesquisa de campo exploratória, onde por meio de enquetes voltados aos alunos foram levantados dados possibilitando a elaboração de uma árvore de decisão classificatória com o algoritmo C4.5. A amostra da pesquisa foi de 100 respostas, onde obtiveram-se 91 respostas válidas, a partir do critério de exclusão, ter cursado Engenharia de Produção na Universidade de Brasília. Os resultados foram analisados com o apoio da ferramenta RapidMiner e apresentaram uma árvore de decisão com acurácia de 86.81% em suas predições, categorizando três grupos de estudantes. Um grupo cuja relação com os docentes é tida como importante, deve ter sua saúde mental monitorada, uma vez que essa se mostrou como o maior fator para evasão. O segundo grupo, de alunos tidos como *outliers*/desinteressados que permanecem no curso caso não incorram de enfermidade grave ou influências externas. O terceiro e último grupo de alunos tem perfil profissional, que tendem à evasão apenas se suas metas mudarem radicalmente ou se forem impedidos por fatores externos. Após os principais fatores que levam à evasão e os principais grupos de alunos serem apresentados, a instituição de ensino superior poderá realizar um tratamento mais especializado e dedicado para a retenção dos referidos alunos.

Keywords: Árvore de Decisão, Universidade de Brasília, Evasão do Ensino Superior, Saúde Mental, Engenharia de Produção.

ABSTRACT

University and colleges students' evasion is a well know subject and as such, evasion rates are tracked (COMISSÃO ESPECIAL DE ESTUDOS SOBRE EVASÃO, 1996; CPA, 2019). Whereas it has been a discussion theme for a long time, the problems that arise due to evasion have not yet been handled, once evasion itself is still a problem. High evasion rates create short-term problems that add up creating long-term issues in the educational system. This research has as its main objective to formulate a mathematical model through classificatory decision trees that furthers understanding on the reasons student's withdrawal from the course of Industrial Engineering from Universidade de Brasília. In order to achieve the stipulated goal, an exploratory field research was conducted, whereas the data gathering occurred through the survey applied to students. The sample consisted in 100 responses, which by the exclusion criteria, 91 answers were obtained. The exclusion criteria were enrollment in the Industrial Engineering course. With that sample, a classificatory decision tree was formulated with the C4.5 algorithm using the available tool RapidMiner. Hence the formulation of a decision tree with accuracy rates of 86.81%, according to the stipulated Confusion Matrix, three groups of students could be sorted out. The first group is prone bond with the professors and their mental health should be monitored, since they're most likely to withdrawal due to mental health issues. The second group is composed by students considered to be outliers or uninterested or unaffected by external means, whose continuity on the institution is dictated by whether they are inflected by grave illnesses. The third and last group has a professional feature and tend to withdrawal only if their objectives and goals drastically change. After uncovering the main factors that lead students to withdrawal and their major groups, a dedicated and specialized care can be directed towards their retention by colleges and universities.

Keywords: Decision Tree, Universidade de Brasília, College Withdrawal, Mental Health, Engenharia de Produção, Industrial Engineering.

Sumário

1.INTRODUÇÃO.....	10
1.1.PROBLEMA DE PESQUISA.....	13
1.2.JUSTIFICATIVA DE PESQUISA.....	13
1.3.OBJETIVOS.....	14
1.1.1.Objetivo geral.....	14
1.1.2.Objetivos específicos.....	14
1.4. ESTRUTURA DOS CAPÍTULOS.....	14
2. REVISÃO DA LITERATURA A PARTIR DA TEORIA DO ENFOQUE META-ANALÍTICO CONSOLIDADO (TEMAC)	16
2.1. PREPARAÇÃO DA PESQUISA.....	17
2.2. APRESENTAÇÃO E INTERRELAÇÃO DOS DADOS	17
2.3. DETALHAMENTO, MODELO INTEGRADOR E VALIDAÇÃO POR EVIDÊNCIAS.....	28
2.3.1. Co-citations.....	28
2.3.2. Bibliographic Coupling.....	30
2.3.3. Co-Ocorrências.....	32
1.5. ESTUDOS MAIS RELEVANTES.....	33
3. REFERENCIAL TEÓRICO	42
3.1. EVASÃO E NÃO COMPLETUDE DO CURSO SUPERIOR.....	42
3.2. PRINCIPAIS MOTIVOS PARA A SAÍDA PREMATURA DO CURSO DE ORIGEM	44
3.3. MINERAÇÃO DE DADOS – DATA MINING.....	52
3.4. ÁRVORE DE DECISÃO – <i>DECISION TREE</i>	54
4. METODOLOGIA.....	57
4.1. TIPO DE PESQUISA	57
4.2. LOCAL DE ESTUDO.....	58
4.3. OBJETO DE ESTUDO	58
4.4. INSTRUMENTO DE COLETA DE DADOS	59
4.5. COLETA DOS DADOS	60
4.6. AMOSTRA E CRITÉRIO DE INCLUSÃO E EXCLUSÃO.....	61
4.7. FERRAMENTA DE ANÁLISE E TRATAMENTO DOS DADOS.....	61
4.8. ÁRVORE DE DECISÃO.....	62
4.9. MATRIZ DE CONFUSÃO	63
5. RESULTADOS E ANÁLISES	65
5.1. ANÁLISE DOS NÓDULOS E FOLHAS DA ÁRVORE DE DECISÃO.....	65
5.2. IMPLICAÇÕES DO MODELO PROPOSTO	72
6. CONSIDERAÇÕES FINAIS, LIMITAÇÕES E FUTURAS LINHAS DE PESQUISA	75

Lista de Figuras

Figura 1 - Modelo TEMAC	17
Figura 2 - Evolução do número de publicações por ano	18
Figura 3 - Número de publicações por país	20
Figura 4 - Agências Financiadoras	21
Figura 5 - Universidades	22
Figura 6 - Áreas de pesquisa.....	23
Figura 7 - Periódicos com maior número de publicações	25
Figura 8 - Nuvem de palavras.....	26
Figura 9 - Número de publicações por ano (a partir de 2003).....	27
Figura 10 - Número de citações por ano (a partir de 2003).....	27
Figura 11 - Mapa de Calor Co-Citation.....	29
Figura 12 - Mapa de calor Coupling.....	31
Figura 13 - Mapa de calor Co-ocorrências	32
Figura 14 – Esquema Conceitual sobre Evasão.....	45
Figura 15 - Relação entre ordens de evasão	52
Figura 16 - Exemplo de árvore de decisão	56
Figura 17 - Processo de elaboração da árvore de decisão	62
Figura 18 - Processo de elaboração da Matriz de Confusão	63
Figura 19- Árvore de Decisão	65
Figura 20 - Árvore de Decisão	66
Figura 21 - Matriz de Confusão.....	71

Lista de quadros

Quadro 1 - Revistas com maior fator de impacto - JCR.....	24
Quadro 2 - Resultados da pesquisa bibliográfica	34

1. INTRODUÇÃO

Historicamente, instituições de ensino superior têm a função de aglutinar e fomentar a produção de conhecimento. Etzkowitz e Leydesdorff (2000) publicam sua teoria sobre a hélice tríplice que ocorre no ensino superior. Esta teoria reflete a interação que ocorre entre três grandes figuras: O governo, a Instituição de Ensino Superior (IES) e a indústria, que representam as três pás do modelo de hélice tripla. Para Reis *et al.* (2018), a missão da universidade deixa de ser apenas a tradicional, de geradora de conhecimento, e passa a ter também a função de gerar desenvolvimento econômico. Esse eixo pode ser compreendido como o tripé formado pela pesquisa, ensino e extensão, abordado no artigo 207 da Constituição Brasileira de 1988. Segundo Gonçalves e Bezerra (2009), há um princípio de indissociabilidade deste tripé. Reis *et al.* (2018) apresentam como estas parcerias foram positivas para os atores envolvidos, além da sociedade de um modo geral, beneficiada pelo repasse do conhecimento vindo da academia.

Porém, a complexa atuação profissional e as adaptações tecnológicas parecem ter excedido a capacidade de transmissão de conhecimento do modelo convencional de educação, esse não sendo mais o suficiente para a preparação dos indivíduos para seus futuros (ESCRIVÃO FILHO e RIBEIRO, 2009; HAKE, 1998; MELLO *et al.*, 2017)

Assim como outros aspectos do mundo, a educação também se encontra em um novo contexto, onde a globalização, inovações tecnológicas e mudanças conceituais evoluem constantemente. Ocorreu em julho de 2009, em Paris, o Congresso Mundial sobre o Ensino Superior, organizado pela Organização Educacional Científica e Cultural das Nações Unidas – UNESCO. Segundo Araújo (2011), conclusões retiradas do congresso foram a importância de políticas de priorização e ampliação da qualidade, equidade e acesso ao ensino. A ampliação do acesso ao ensino se torna facilitado pelo uso de tecnologias de distribuição de informação.

Algumas frentes de pesquisa, que pré-dataram o Congresso Mundial sobre o Ensino Superior de Paris, já tentam atualizar as práticas educacionais existentes. A pedagogia progressista, segundo Freire (1987) e Behrens (1999), consolidou-se como uma abordagem, centrada nos alunos que descarta a uniformidade e a standardização do conhecimento. Esta também defende que a diversidade do aprendiz deve ser reconhecida e promovida (BEHRENS, 1999).

Os modelos tradicionais são também desafiados por alternativas como o ensino a distância – EaD, e a internacionalização do saber. Com o ensino a distância permitindo a possibilidade de estudo onde o estudante quiser, e em seu tempo disponível, (BELLONI, 2002; GONZALEZ et. al., 2001) e a internacionalização permitindo a oferta de intercâmbios (MOROSINI, 2006), a presença do aluno na sala de aula de forma presencial se torna mais difícil.

A hipótese da obrigatoriedade da presença do aluno em sala de aula, é observada como um possível fator prejudicial a sua motivação, pois segundo St. Clair (1999), o discente sente a perda do controle sobre seu próprio comportamento, alterando seu processo de aprendizagem. Outro fator levantado, é que no contexto atual, as unidades de ensino são caracterizadas por muitos discentes como prestadoras de serviço, sendo obrigadas então a levar em consideração a satisfação de seus alunos, sendo que esses também são seus clientes. A insatisfação dos alunos com suas instituições pode levar à evasão do ensino superior. Segundo Tinto (1975), há uma grande falha na maneira como é percebida a saída do estudante das instituições de ensino, uma vez que esse pode vir a ser desligado por não atender aos requerimentos da instituição, como pode decidir se afastar voluntariamente. O fracasso em alcançar as metas traçadas ao se ingressar em uma instituição de ensino superior relaciona-se com a definição trazida por Tinto (1989), como deserção universitária.

Ser desligado, de maneira compulsória ou de maneira voluntária pela instituição de ensino tem sérias consequências no âmbito social. As consequências sociais desta evasão são bem exemplificadas por Gonzáles (2005), onde as expectativas dos alunos e de suas famílias e as consequências emocionais desta evasão são abordadas. Além das consequências emocionais, Kovacic (2017) aponta que existem lacunas salariais significativas entre as pessoas que concluem seus estudos em uma unidade de ensino superior e as que não concluem, sendo esta uma realidade potencializada no Brasil.

Na sociedade baseada em conhecimento que existe no presente, universidades podem ser consideradas elementos-chave para moldar as gerações atuais (RAMÍREZ-CORREA et. al. 2016). Esses elementos-chave são importantes tanto para a geração e manutenção do conhecimento dos países, quanto para a formação da mão de obra do mercado. Empresas procuram colaboradores que saibam interagir com novas tecnologias e possam responder de maneira rápida a mudanças no cotidiano (BLOIS, 2012).

O investimento realizado pelo poder público em educação sempre foi alvo de discussão pelos poderes políticos e sociedade, principalmente com fato de o atual investimento não garantir um crescimento compatível com o rendimento acadêmico dos discentes. Segundo Ramírez-Correa e Fuentes (2013), apesar de haver um maior número de estudantes no ensino superior atualmente na América-Latina, houve uma queda nos rendimentos acadêmicos da mesma.

O Engenheiro de Produção é o profissional a quem compete o projeto, a implantação, a operação, a melhoria e a manutenção de sistemas produtivos integrados de bens e serviço, espera-se ainda que o profissional seja capacitado na identificação, formulação e solução de problemas ligados às atividades de projeto, operação e gerenciamento de sistemas de produção (ABEPRO, 2001).

O curso de Engenharia de produção da Universidade de Brasília, criado em 2009, apresenta um foco maior na área de serviços. Seu currículo é permeado por matérias que são ministradas por meio de aprendizagem ativa. O curso está pautado na metodologia *Problem Based Learning*, PBL, uma vertente de ensino ativo e suas disciplinas de projeto utilizam especificamente o *Project Based Learning* – PjBL. O PjBL é uma estratégia pedagógica cujas premissas incentivam a aproximação da teoria com a prática, modificando assim o papel do aluno, que deixa de exercer o papel de receptor passivo das informações transmitidas pelo professor para ser o protagonista do processo ensino-aprendizagem (SOUZA *et al.*, 2018). Essa inversão do papel do aluno ocorre quando esse aluno é apresentado a um projeto e então tem a necessidade de descobrir quais ferramentas mais se adequam à resolução dos problemas do projeto, apresentando soluções.

Polanco *et al.* (2004) trazem em seu estudo as novas realidades a serem enfrentadas e as consequentes dificuldades que modelos de educação tradicionais trazem ao tentarem focar as explicações em linhas simples de causa e efeito em um mundo em acelerada transformação.

Os dados apresentados pela Confederação Nacional da Indústria – CNI (2015), mostram altos níveis de evasão nos cursos de engenharia, maiores que os de cursos como Medicina e Direito. Corroborando esses dados, Pereira (2003) aponta que o país carece de literatura sobre a evasão discente com modelos que contemplem os diversos fatores que influenciam na decisão do aluno.

Apesar do currículo inovador, se comparado a de outrem, ainda existe evasão no curso de Engenharia de Produção da Universidade de Brasília, segundo dados da Comissão Própria de Avaliação (CPA, 2019). Segundo Pereira (2003), o cenário do ensino superior no Brasil é caracterizado pela inadimplência e evasão de acadêmicos.

1.1. PROBLEMA DE PESQUISA

O curso de Engenharia de Produção da Universidade de Brasília é um curso novo, com pouco mais de 8 turmas formadas. Apesar de seu pouco tempo de existência, o curso também possui problemas comuns a outros cursos de Engenharia da Universidade de Brasília e a Universidades Federais de outros locais do país, como um número elevado de alunos que não completam o curso superior no qual se matricularam (COMISSÃO ESPECIAL DE ESTUDOS SOBRE EVASÃO, 1996; VELOSO e ALMEIDA, 1994). Entram nestas estatísticas tanto aqueles que se evadem, quanto aqueles que são desligados pela universidade.

Segundo Mashburn (2000), a satisfação do aluno tem efeito direto em suas cognições que por sua vez tem influência direta nos comportamentos de abandono. A literatura converge quanto a força da influência que o valor percebido exerce sobre a satisfação do estudante, porém, há divergência quanto aos fatores que influenciam o valor percebido pelos estudantes.

Assim, este trabalho visa responder a seguinte questão de pesquisa: Quais os fatores que levam os alunos a abandonarem o curso de Engenharia de Produção da Universidade de Brasília, segundo sua percepção?

1.2. JUSTIFICATIVA DE PESQUISA

A pesquisa se justifica uma vez que o tema é relevante, atual e ainda não solucionado pelas pesquisas já existentes. O estudo possibilita, por meio de seus resultados, compreender o que leva um aluno a não completar seu curso de origem. Os resultados econômicos são diretos no impacto que o abandono causa às instituições de ensino superior e indireto e imprecisos em seus cálculos quanto ao país pela perda de um possível profissional.

A relevância social deste estudo está na melhor compreensão do comportamento do discente, possibilitando assim à Instituição de Ensino que aja preventivamente, ou estabeleça ações corretivas para os alunos que apresentam maior risco de evasão.

1.3. OBJETIVOS

De forma a permitir a elaboração mais clara de objetivos, esses foram divididos em objetivo geral e objetivos específicos.

1.3.1. OBJETIVO GERAL

O presente estudo tem por objetivo apresentar uma classificação via árvores de decisão para prever a evasão dos alunos do curso de Engenharia de Produção na Universidade de Brasília.

1.3.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS

Para alcançar o objetivo geral proposto, são definidos os seguintes objetivos específicos:

- Delimitar o conceito de evasão na literatura
- Identificar os principais fatores que influenciam a evasão dos discentes
- Levantar percepção sobre os fatores de evasão encontrados com os Estudantes do Curso de Engenharia de Produção por meio de enquete.
- Elaborar um modelo de árvore de decisão
- Validar o modelo elaborado via seu nível de acurácia

1.4. ESTRUTURA DOS CAPÍTULOS

O documento está estruturado da seguinte forma: o Capítulo 1, o presente capítulo, apresenta uma breve contextualização do projeto, ao ter definido o problema de pesquisa e respectivos objetivos. O Capítulo 2 aborda a Teoria do Enfoque Meta-Analítico Consolidado - TEMAC, que se trata de uma ferramenta de revisão bibliográfica. No Capítulo 3 apresenta-se o Referencial Teórico que aborda informações e dados sobre o tema trabalhado. O Capítulo 4

apresenta a metodologia utilizada para estudo do problema previamente definido. O Capítulo 5 destaca os principais resultados e análises da mensuração do modelo desenvolvido. Em seguida, o Capítulo 6 apresenta as considerações finais, relevância do estudo principalmente para a Instituições de Ensino Superior. Apresenta as limitações, dando sugestões de pesquisas a serem realizadas no futuro.

2. REVISÃO DA LITERATURA A PARTIR DA TEORIA DO ENFOQUE META-ANALÍTICO CONSOLIDADO (TEMAC)

Uma vez que um problema de pesquisa foi identificado e justificado, é necessário compreender as principais colaborações até o presente momento por meio de uma revisão de literatura. A revisão de literatura é uma atividade que se tornou mais prática com a evolução de tecnologias que permitem a propagação de informações. No atual contexto, devido a quantidade de informações disponíveis e a velocidade com que estas se tornam irrelevantes, paradoxalmente, estar informado na era das informações é o grande desafio (MARIANO; ROCHA, 2017). Mariano *et. al.* (2011) afirmam que iniciar um novo estudo sem uma visão clara sobre o estado da arte seria apenas a realização de mais um estudo no meio de outros existentes, o que não agregaria valor à sociedade ao reafirmar estudos já existentes.

No presente estudo foi utilizada a Teoria do Enfoque Meta-Analítico Consolidado – TEMAC, desenvolvida por Mariano e Rocha em 2017. A Teoria do Enfoque Meta-Analítico Consolidado é um modelo sistemático, compreensivo e integrador de revisão bibliográfica que respeita as leis da bibliometria e tem resultados consistentes e precisos. A TEMAC tem como pré-requisito respeitar os critérios para um sistema de informação estabelecidos por Venkatesh *et. al.* (2003), bem como aqueles determinados pela revisão da literatura por Abramo e D'Angelo (2011).

O modelo está dividido em três passos para sua realização: (1) Preparação da pesquisa, (2) Apresentação e interrelação dos dados e (3) Detalhamento, modelo integrador e validação por evidências. Esses podem ser vistos na Figura 1.

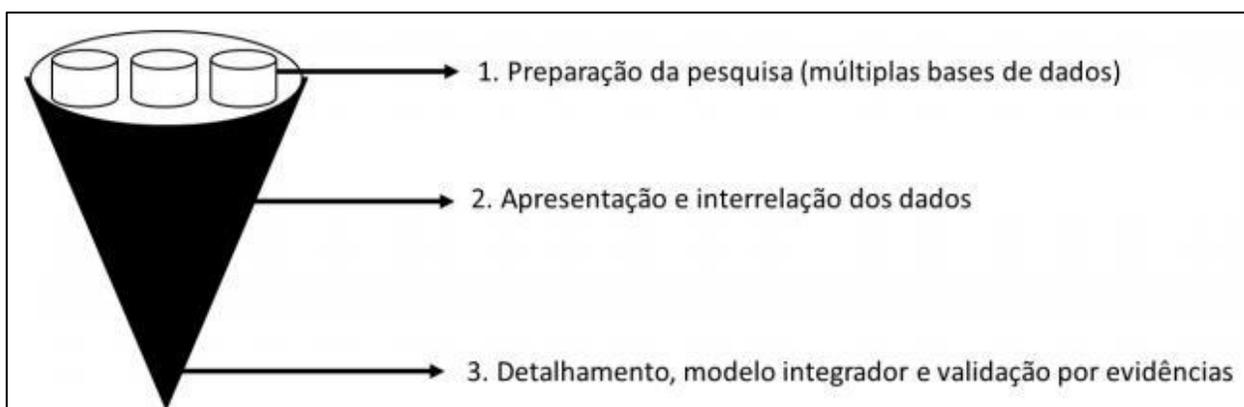


Figura 1 - Modelo TEMAC

Fonte: Mariano e Rocha (2017)

2.1. PREPARAÇÃO DA PESQUISA

Ao se iniciar a TEMAC, a preparação da pesquisa foi definida como a seleção de alguns termos a serem pesquisados. “*Higher Education Completion*”, or “*Student loyalty*”, or “*College Dropout*” or “*University Evasion*” foram os termos de pesquisa utilizados e a WoS – *Web of Science* a base de dados com um período de 16 anos, de 2003 a 2019. Foram encontradas 91 pesquisas indexadas antes do refinamento de busca até o dia 15 de março de 2019. Não foi necessário realizar a filtragem nas pesquisas devido a especificidade das palavras chaves utilizadas, obtendo-se assim áreas de conhecimento bem verticalizadas e integradas.

2.2. APRESENTAÇÃO E INTERRELAÇÃO DOS DADOS

A partir da própria plataforma WoS retiraram-se dados sobre as publicações pesquisadas. Esses dados são fundamentais para uma análise de interrelação entre as pesquisas.

É necessário que algumas informações sobre as pesquisas sejam destacadas para que a segunda etapa da TEMAC ocorra. São estas, segundo Mariano e Rocha (2017) : a) Análise das revistas mais relevantes; b) Análise das revistas que mais publicam sobre o tema; c) O registro mais antigo e a evolução do tema ano a ano, d) Documentos mais citados; e) Autores que mais publicam vs. autores que mais são citados; f) Países que mais publicam; g) Conferências que mais contribuem; h) Universidades que mais publicam, i) Agências que mais financiam pesquisa; j) Áreas que mais publicam, k) Idioma das publicações e l) Frequência de palavras chaves.

Segundo a plataforma, o registro mais antigo no período pesquisado é “*College Dropout*” por Eleling, publicado no ano de 2003. Apesar de ter sido publicado em um periódico de 1º quartil, no periódico da FORBES, esta publicação não possui citações até o presente momento. Entretanto, o quarto registro mais antigo, “*Conceptual model of student satisfaction in higher education*”, elaborado por Alves e Raposos (2007b) em Portugal, teve um impacto significativo, com 87 citações. Em seu estudo, o autor tenta explicar e compreender os fatores que influenciam na satisfação do aluno de graduação, assim como suas consequências. O trabalho ainda formula um modelo explicativo da satisfação dos alunos no ensino superior. É válido comentar que esse também é o segundo artigo mais citado segundo o registro. Na Figura 2 pode-se ver a evolução dos números de publicações.

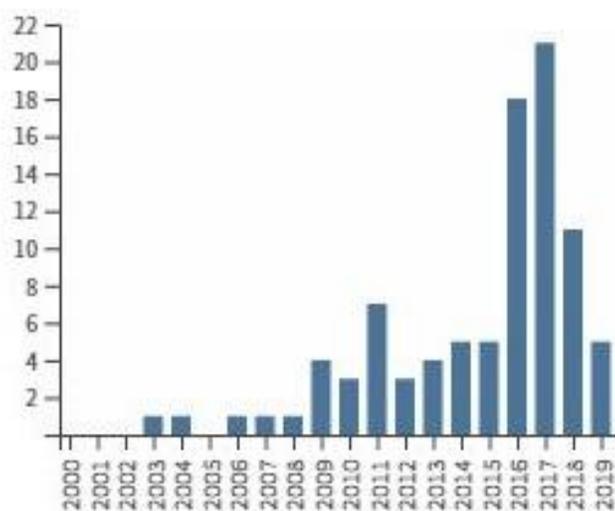


Figura 2 - Evolução do número de publicações por ano

Fonte: Web of Science

Apesar de uma queda significativa em 2018, o ano de 2019 ainda está em seu início, portanto os números de publicações podem vir a se alterar.

O documento com o maior número de citações na base de dados da *Web of Science* é de Brown e Mazzarol (2009): “*The importance of institutional image to student satisfaction and loyalty within higher education*” com 127 citações. Esta pesquisa trata sobre o modelo de satisfação dos clientes que impacta na satisfação e lealdade de alunos do ensino superior. Realizada na

Austrália, a pesquisa utiliza o método *partial least squares* (PLS) para testar o modelo proposto, cujas descobertas sugerem que a lealdade do aluno com a instituição é precedida pela sua satisfação, que por sua vez, é percebida pela imagem do instituto. As descobertas do trabalho demonstram que a ‘Imagem de Marca’ das instituições de ensino é, possivelmente, tão importante para organizações de serviço, como para empresas privadas produtoras de bens. Este estudo também confirmou a visão de que o setor de educação superior só é próspero enquanto os alunos recebem algo que desejam adquirir.

Para os termos de busca pesquisados na WoS, os autores com maior número de publicações são: Auerbach RP, Boyraz G, Bruffaerts R, Cuijpers P, Demyttenaere K, Green JG, Kessler RC, Lee S, Mortier P, Nock MK. Cada um desses autores tem três trabalhos publicados em seus nomes na base de dados durante o período pesquisado.

Enquanto Auerbach, Bruffaerts, Cuijpers, Demyttenaere, Green, Kessler, Lee, Mortier, e Nock aparecem em três registros, dois desses trabalhos foram elaborados em conjunto. Os trabalhos são: “Mental disorders among college students in the *World Health Organization World Mental Health Surveys* (vol 46, pg 2955, 2016)” e “*First onset of suicidal thoughts and behaviours in college*”. Os trabalhos buscam estudar os efeitos de transtornos mentais no caminho da obtenção de um diploma de ensino superior. A conclusão desses estudos é que a maior parte dos casos de transtornos é pré-existente ao ingresso à universidade, porém estão associados ao desgaste decorrente do ingresso. O segundo estudo conclui que há um maior número de ocorrências de primeiros vislumbres de pensamentos e comportamento suicida em universidades do que na população em geral.

Güler Boyraz é responsável por três artigos: “*Crossing the Finish Line: The Role of Posttraumatic Stress and Type of Trauma Exposure in College Graduation* (2019)”, “*Depressive Symptomatology and College Persistence among African American College Students* (2016)” e “*Academic Achievement and College Persistence of African American Students With Trauma Exposure* (2013)”. Esses estudos têm como foco a saúde mental e a persistência do aluno de ensino superior, onde os dois primeiros trabalhos publicados tem um enfoque na população afro-americana e sua correlação com a persistência na busca pela conclusão do curso superior.

Não houve uma conferência, encontro ou convenção que tenha se destacado com um número acima da média de publicações sobre os termos pesquisados. Possivelmente, pelo fato de por não haver uma conferência especializada no assunto, há certa heterogenia nos países que mais publicaram sobre o tema, como pode-se ver na Figura 3, apesar da forte liderança dos EUA.



Figura 3 - Número de publicações por país

Fonte: O autor, a partir de dados extraídos da base *Web of Science*

O Brasil aparece em sétimo lugar no número de publicações com 4, o que representa 4.396% dos estudos. Com 25 publicações aparecem os Estados Unidos da América, sendo esses os que mais publicaram sobre o assunto. As publicações pelo Brasil têm temáticas diversas, indo de análises médicas sobre desordens mentais, passando por análises de *data mining* de fatores de desgaste dos alunos e financiamento como um fator de elevar a permanência. Enquanto isto, as publicações dos Estados Unidos da América têm temáticas mais voltadas à psicologia, ao tentar retratar e compreender os motivos de permanência, como ocorre nos estudos de Stinebrickner e Stinebrickner (2012) e Boyraz *et al* (2013, 2016; 2019).

Países como os Estados Unidos da América podem ter seus desempenhos explicados parcialmente, por terem um maior número de agências financiadoras, com duas agências sendo pertencentes ao governo. A Figura 4 mostra a relação de agências financiadoras.



Figura 4 - Agências Financiadoras

Fonte: O autor, a partir de dados extraídos da base *Web of Science*

Como era de se esperar da base de dados, a maior parte de suas publicações foram realizadas na língua inglesa, com 94.505 %. O restante das publicações ocorreu ou em espanhol ou em português, a primeira com quatro e a seguinte com apenas uma.

Não há um centro de pesquisa que desponte em relação aos outros sobre o assunto, isto é, há uma heterogenia sobre as universidades que publicaram acerca do tema. É possível visualizar os centros responsáveis por publicações acerca do tema na Figura 5. Nenhuma universidade brasileira está representada nesta imagem por não ter publicado ao menos dois trabalhos acerca do tema.



Figura 5 - Universidades

Fonte: O autor, a partir de dados extraídos da base *Web of Science*

Apesar de não estarem apresentadas na figura, quatro institutos brasileiros de ensino superior apresentam trabalhos indexados a base de dados. São estas a Fundação Getúlio Vargas, a Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR), a Universidade de São Paulo (USP) e a Universidade de Brasília (UnB).

A Fundação Getúlio Vargas apresenta um estudo em que levanta a possibilidade de programas de financiamento diminuírem as taxas de evasão nas instituições de ensino superior. A Universidade Tecnológica Federal do Paraná elabora um estudo temporal sobre a criação de atributos temporais na esperança de identificar padrões de decisão que levam a evasão. A Universidade de São Paulo faz parte de uma extensa pesquisa quanto a doenças mentais afligirem estudantes de nível superior.

A Universidade de Brasília está imersa na pesquisa de Martins *et al* (2018), que, por meio de ferramentas como CRISP-DM de *data mining* tenta realizar uma predição quanto a padrões comportamentais de evasão.

As áreas de pesquisa mais relacionadas aos tópicos podem ser vistas na Figura 6.



Figura 6 - Áreas de pesquisa

Fonte: O autor, a partir de dados extraídos da base *Web of Science*

Uma vez que se estuda a área da educação, pesquisas no campo de educação explicam o campo “*Education Education Research*”. Áreas de pesquisa como psicologia, engenharia, ciência da computação, sociologia e psiquiatria são campos que buscam o entendimento dos dados e sugestões de padrões.

“*Business Economics*”, assim como “*Public Administration*” são áreas através das quais se obtém ferramentas para análise dos resultados.

Uma vez que não foi necessário realizar uma filtragem para a preparação da pesquisa, há um número grande de áreas de conhecimento englobadas. As três áreas mais contempladas pela pesquisa foram “*Business Economics*”, “*Education Education Research*” e “*Psychology*”, respectivamente. A engenharia de produção, englobada pela macro área de “*Engineering*” não pode ter seu valor desassociado de outras engenharias, que representam 5.495 % do total.

Para encontrar as revistas com maior fator de impacto, foi utilizada a ferramenta da própria base de dados da *Web of Science*, a seção “*Journal Citation Reports*”, onde é possível analisar os relatórios do *InCites Journal Citation* e definir as revistas com maior fator de impacto. Os dados podem ser vistos no Quadro 1 a seguir:

Quadro 1 - Revistas com maior fator de impacto - JCR

RANK	PERIÓDICO	TOTAL DE CITAÇÕES	FATOR DE IMPACTO
1	IEEE Transactions on Industrial Informatics	8,513	5.43
2	International Journal of Machine Tools e Manufacture	13,392	5.106
3	Technovation	5,639	4.802
4	Composites Part A-Applied Science and Manufacturing	18,038	4.514
5	International Journal of Production Economics	18,583	4.407
6	Journal of Product Innovation Management	5,988	4.305
7	Reliability Engineering e System Safety	11,985	4.139
8	Ieee-Asme Transactions on Mechatronics	8,132	3.936
9	International Journal of Precision Engineering and Manufacturing-Green Technology	561	3.774
10	Journal of Manufacturing Systems	2,307	3.699
11	Journal of Intelligent Manufacturing	3,457	3.667
12	Journal of Materials Processing Technology	29,948	3.647
13	Robotics and Computer-Integrated Manufacturing	3,366	3.464
14	Cirp Annals-Manufacturing Technology	11,190	3.333
15	Computers e Industrial Engineering	9,868	3.195

Fonte: O autor, a partir de dados extraídos da base *Web of Science*

A partir de uma classificação das revistas com maior fator de impacto e dos periódicos com o maior número de publicações acerca do tema, na Figura 7 pode-se analisar a relevância do tema para os periódicos de alto impacto.



Figura 7 - Periódicos com maior número de publicações

Fonte: O autor, a partir de dados extraídos da base *Web of Science*

Para finalizar a etapa de apresentação e interrelação dos dados, é necessário o tratamento, identificação e análise das palavras chave que mais foram utilizadas nas publicações pesquisadas.

Para Mariano et. al. (2011), as palavras chave sintetizam as linhas de pesquisas dos textos publicados, fornecendo informações importantíssimas acerca do tema pesquisado. Para a identificação, análise e tratamento das palavras-chave, foi utilizada a ferramenta TagCrowd. Esta ferramenta gratuita é capaz de analisar a quantidade de vezes que certas *Keywords* foram usadas, criar uma nuvem de palavras e no caso de *Keywords* que estejam na língua inglesa, o programa ainda é capaz de prever e agrupar palavras com o mesmo significado. Na nuvem criada, quanto maior a palavra, mais vezes esta foi repetida e foram agrupadas apenas as 50 mais numerosas.

A nuvem de palavras gerada pela ferramenta pode ser vista na Figura 8.

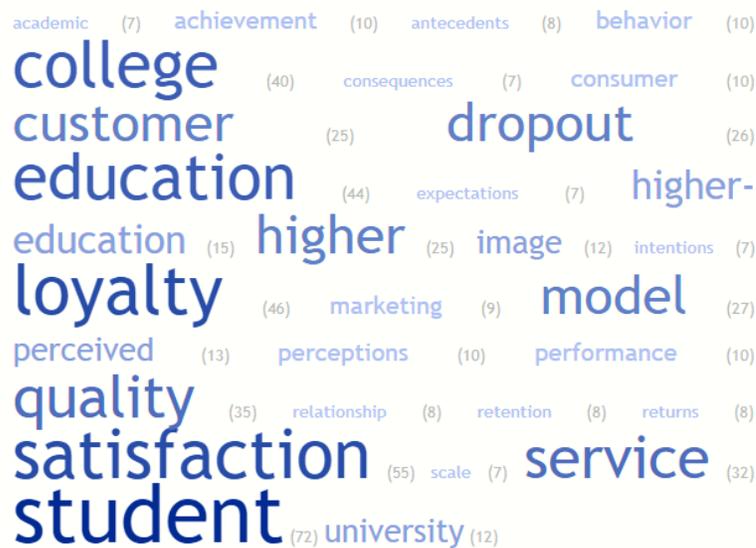


Figura 8 - Nuvem de palavras

Fonte: O autor, a partir de dados extraídos da base *Web of Science* utilizando o software *TagCrowd*

A nuvem de palavras traz resultados como “*student*”, “*college*”, “*education*”, “*loyalty*” e “*higher*”. No entanto, excluindo as palavras que eram termos de busca, encontrou-se como Keywords: “*service*”, “*satisfaction*”, “*quality*” e “*customer*”. Todas estas palavras-chave estão relacionadas ao tratamento do aluno como um cliente e do centro de ensino como provedora de serviços. A internet facilitou o grupamento de pessoas com interesses em comum, dando-lhes grande poder de barganha e negociação, afetando a administração de empresas e prestadores de serviço (MAYA e OTERO, 2002). O advento da internet, segundo Maya e Otero (2002), transfere poder ao consumidor, requerendo dos provedores adaptação às novas regras de forma a conquistar e manter a lealdade de seus clientes.

Outras *Keywords* que merecem destaque na nuvem de palavras, apesar de não terem uma quantidade tão grande de menções são: “*behavior*”, “*model*”, “*perception*”, “*performance*” e “*perceived*”, colaborando com o objetivo geral deste estudo. Muitos estudos tentam explicar os comportamentos através da qualidade percebida e da previsão de comportamentos dos alunos quanto a sua performance nas universidades. Alguns desses estudos são os de Ali *et al*, Abdullah, Athiyaman, Brown e Mazzarol, Helgesen e Nettet, Hennig-Thurau *et al* e Iskhakova *et al* (2006a; 2016; 1997; 2009; 2007a; 2001; 2016a).

O número de publicações ano a ano é apresentado na Figura 9, a seguir. O número de publicações cresce de forma não regular no período pesquisado, apesar de uma queda brusca no ano de 2018.

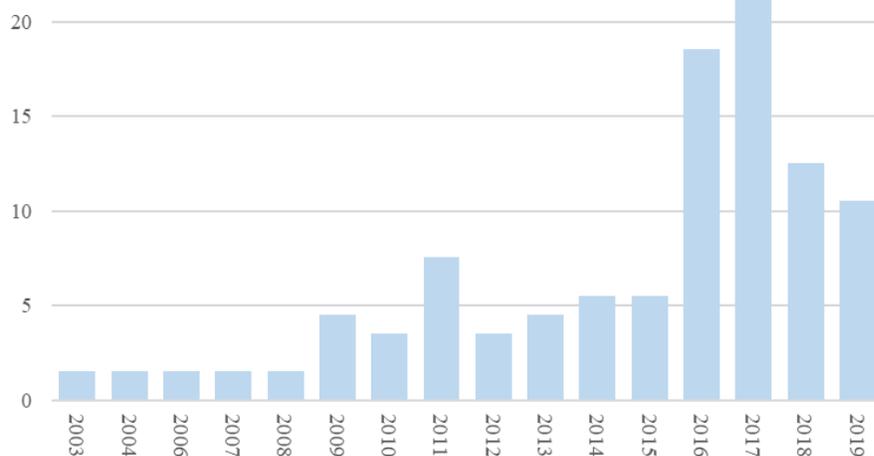


Figura 9 - Número de publicações por ano (a partir de 2003)

Fonte: O autor, a partir de dados extraídos da base *Web of Science*

A Figura 10, demonstra a evolução do número de citações que ocorrem com as publicações pesquisadas.

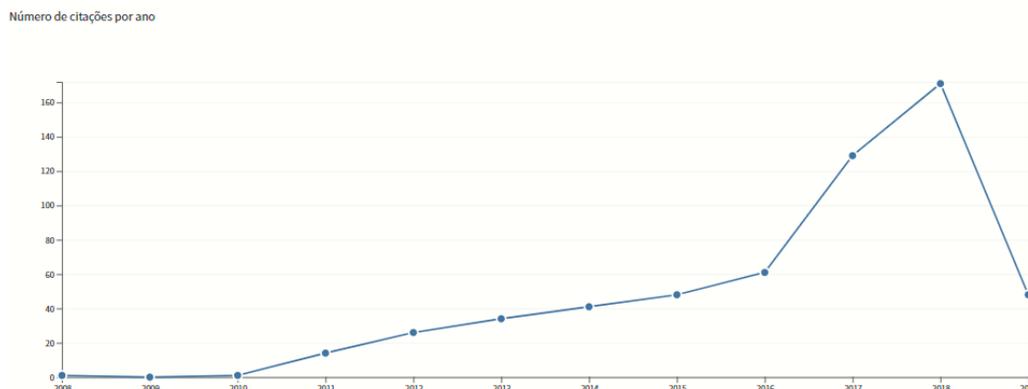


Figura 10 - Número de citações por ano (a partir de 2003)

Fonte: O autor, a partir de dados extraídos da base *Web of Science*

A comparação entre a Figura 9 e a Figura 10 é interessante por demonstrar que o número de citações por ano, apesar de diferir do número de publicações por ano, tem crescimento acelerado, isto é, não só o número de publicações sobre o tema está aumentando, mesmo que de forma mais lenta, como os pesquisadores estão tendo acesso a essas informações, contribuindo para um enriquecimento geral da comunidade científica.

2.3. DETALHAMENTO, MODELO INTEGRADOR E VALIDAÇÃO POR EVIDÊNCIAS

Finalmente, ocorre a última etapa, onde são feitos o detalhamento, o modelo integrador e a validação por evidências.

Inicia-se esta fase com a execução de análises bibliométricas. Estas análises buscam examinar as principais contribuições e abordagens da base de dados da *Web of Science* por meio das análises de co-citation e coupling. Enquanto coupling demonstra as principais frentes de pesquisa ainda vigentes, a análise de co-citation busca explorar quais as principais abordagens e núcleos de pesquisa são usadas pelos pesquisadores.

Para a análise dos dados, utilizou-se o software VOSviewer, programa gratuito que consegue agrupar os dados extraídos previamente da base de dados da *Web of Science* em mapas de calor ou em redes de interrelação.

2.3.1. CO-CITATIONS

O estudo de *Co-citations*, ou co-citações, permite ao pesquisador que identifique quais autores tem teorias ou abordagens semelhantes e são citados juntos de maneira recorrente.

Com 3.697 referencias citadas, 21 alcançavam o marco de terem sido citados 7 ou mais vezes em conjunto com outros estudos. O mapa possui 4 clusters, ou aglomerados de principais teorias recorrentes. Esses clusters separam os autores de acordo com suas vertentes de estudo. O mapa de calor plotado para Co-citations pode ser visto na Figura 11.

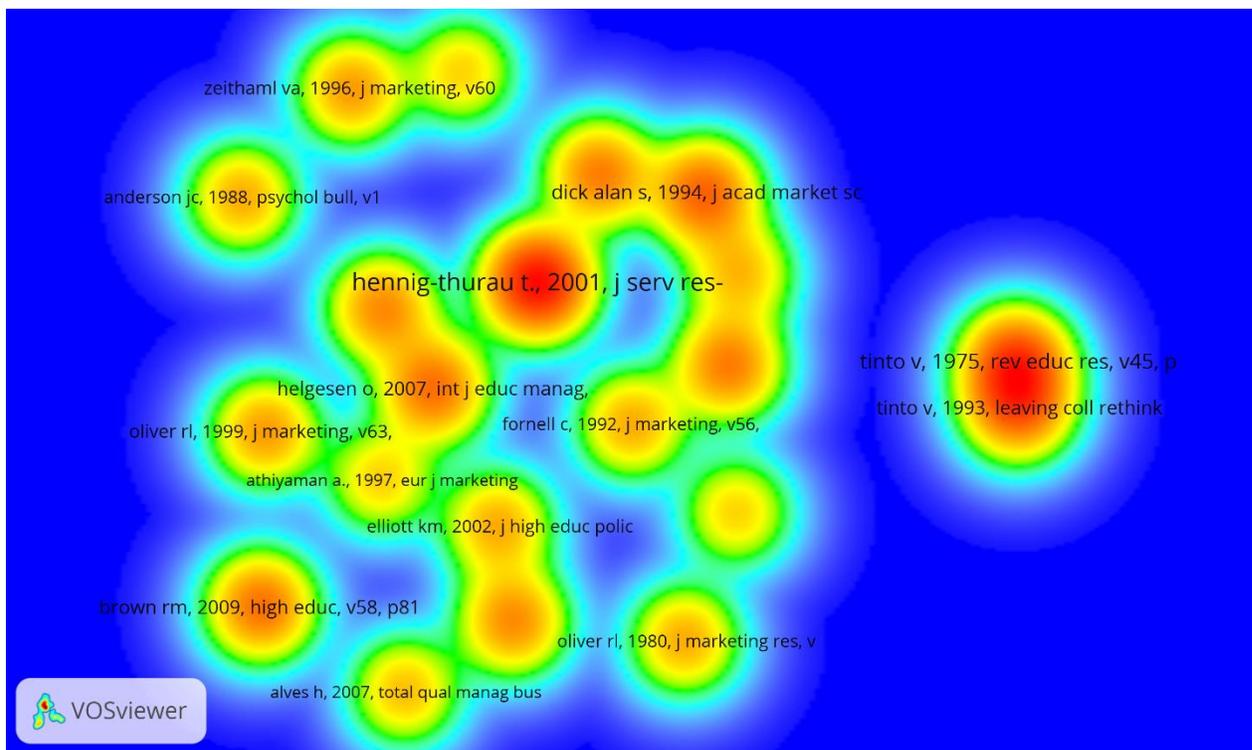


Figura 11 - Mapa de Calor Co-Citation

Fonte: O autor, a partir de dados extraídos da base *Web of Science* utilizando o software VOSviewer

O primeiro cluster se concentra em volta das obras de Brown e Mazzarol (2009), Alves e Raposo (2007b), Helgesen e Nettet (2007b) e Athiyaman (1997), entre outros, cujo foco primário é explicar e compreender os motivos que influenciam na lealdade dos estudantes. Esta vertente de estudos utiliza-se de constructos para verificar sua concordância e estabelecer modelos de predição baseados na satisfação do cliente.

Têm-se as obras de Fornell (1992) e Parasuraman, Zeithaml e Berry (1988) formando o segundo cluster. A obra de Parasuraman é por muitos considerada uma das mais importantes pesquisas acerca de qualidade de serviços de todos os tempos, enquanto isso têm-se Fornell apresentando um trabalho que trata sobre a satisfação do cliente na Suíça. Fornell também é conhecido por suas contribuições em validade e confiabilidade de modelos de mensuração.

Esse cluster tem a característica de pesquisas de qualidade de serviço. A qualidade de serviço tem extremo peso na pesquisa realizada pelos autores do primeiro cluster, uma vez que os

referidos autores entendem o aluno como um cliente, e a instituição como uma prestadora de serviços, cuja falta de qualidade por sua parte afetará seus negócios diretamente.

Helgesen e Nettet (2007b) e Fornell e Larcker (1981) encabeçam o terceiro cluster, cujo teor é mais focado nos princípios do modelo de constructos e equações estruturais. Enquanto os primeiros, Helgesen e Nettet, utilizam equações estruturais para tentar descobrir o que influencia na lealdade do aluno, a partir de dois estudos de caso, o estudo de Fornell e Larcker é uma revisão da teoria do uso de equações estruturais, o que trouxe maior robustez a esta teoria.

O quarto cluster desenvolve-se a partir das obras de Tinto (1975, 1989), que tratam da não conclusão do curso por parte do aluno de ensino superior. Tinto em ambos os trabalhos tenta mostrar que não apenas é necessário intervir quando há uma deserção, mas quando há problemas em se reter o aluno para a instituição.

2.3.2. BIBLIOGRAPHIC COUPLING

A análise de *bibliographic coupling*, ou acoplamento bibliográfico, em tradução literal, busca prever as tendências que se manterão no futuro, isto é, quais linhas de pesquisa continuarão sendo empregadas para esse campo de estudo e suas temáticas. Essa análise revela os principais *fronts* de pesquisa. Para tanto, é feita a análise dos autores que mais publicaram entre o período pesquisado, 2016 a 2019, e que citaram a mesma literatura estando esses autores representados no mapa de calor da Figura 12. Dado que até o momento da realização da presente pesquisa, os dados de 2019 ainda não estão consolidados, em razão de ser o ano corrente e estar em seu início, esse ano foi acrescentado como parâmetro extra, sem perdas. Uma vez que os autores utilizaram como base a mesma literatura, infere-se que pesquisem temas relacionados ou complementares.

O primeiro cluster de palavras se concentra nos termos que envolvem linhas de pesquisa sobre a retenção de alunos, suas conquistas e comportamentos, consequências e expectativas. Tem um viés psicológico quanto a persistência do aluno em adquirir formação de curso superior.

No segundo cluster, há uma convergência para o estudo de percepções e quais destas percepções dos alunos são determinantes para a satisfação do cliente, e percepção de um serviço de qualidade.

Um estudo sobre o impacto que a satisfação e confiança geram na lealdade em instituições de ensino superior é o foco do terceiro cluster presente. É entendido que tanto a satisfação quanto a confiança na instituição são fatores antecedentes da lealdade do cliente nessa vertente.

2.4. ESTUDOS MAIS RELEVANTES

A partir da análise e tratamento dos dados colhidos na base de dados da *Web of Science*, foi possível fazer uma compilação de artigos mais citados e publicações mais relevantes para serem incorporadas ao embasamento teórico do presente estudo.

É importante ressaltar que a Teoria do Enfoque Meta-Analítico Consolidado não aponta os estudos e publicações que o pesquisador deve utilizar em seu estudo, e sim tudo o que não pode faltar na pesquisa, garantindo a liberdade do pesquisador e o rigor da metodologia científica. Além dos estudos sugeridos pela TEMAC, foram adicionados outros documentos que agregaram valor para este estudo, por meio de sugestões do professor orientador, sugestões de artigos semelhantes aos pesquisados em plataformas de pesquisa e leitura acerca da base de científica e referências bibliográficas dos artigos pesquisados.

O resultado pode ser visto no Quadro 2, onde apresenta-se a publicação, autores, países e principais resultados, a seguir.

Quadro 2 - Resultados da pesquisa bibliográfica

PUBLICAÇÃO	AUTORES E PAÍSES	RESULTADOS	MÉTODO
The importance of institutional image to student satisfaction and loyalty within higher education	(BROWN e MAZZAROL, 2009) Austrália	Importantes evidências de que o valor percebido e a satisfação do cliente têm relação profunda com a lealdade do estudante para com sua instituição. A imagem das instituições de ensino aparenta ser tão importante quanto para outros tipos de organizações.	Equações estruturais
Conceptual Model of Student Satisfaction in Higher Education	(ALVES e RAPOSO, 2007a) Portugal	Os autores descobrem que as expectativas que os alunos têm quanto aos serviços prestados pela instituição, influenciam a qualidade percebida baseado na possibilidade de o aluno ter expectativas bem definidas sobre sua carreira futura. A imagem da prestadora tem o maior impacto em satisfação e a satisfação com o ensino superior está diretamente ligada à percepção de valor do estudante. A percepção está fortemente ligada a qualidade e expectativas. A satisfação dos alunos está diretamente ligada a lealdade e ao seu envolvimento em ações de engajamento verbal positivo.	Equações estruturais
A Psychological Process of College Student Dropout	(MASHBURN, 2000) Estados Unidos da América	<i>Withdrawal cognitions</i> , são os pensamentos e intenções recorrentes em abandonar ou desistir. Neste caso, foi descoberto que a relação entre a satisfação do estudante e abandono dos estudos é mediada pelos <i>Withdrawal cognition</i> que o estudante apresenta. Constata-se também que a satisfação do aluno tem efeito direto nas cognições do aluno, que, por sua vez, tem impacto direto nos comportamentos de abandono. A satisfação não tem impacto direto no	Equações estruturais

PUBLICAÇÃO	AUTORES E PAÍSES	RESULTADOS	MÉTODO
		abandono, sendo mediada pelas <i>Withdrawal cognition</i> do mesmo.	
The Mediating Effect of Satisfaction on Student Loyalty to Higher Education Institution	(KUNANUSORN; PUTTAWONG, 2015) Tailândia	A satisfação dos estudantes é antecedida e diretamente influenciada pela imagem da universidade, a confiança do aluno na universidade e o valor percebido pelo estudante. A satisfação do aluno influencia diretamente a lealdade deste para com a universidade. A imagem da universidade, confiança do aluno e o valor percebido também influenciam a lealdade deste, mas em menor grau. O valor percebido pelo estudante é o constructo que afeta a imagem da universidade com maior intensidade. A satisfação do aluno é o fator mediador entre os constructos apresentados, sendo um importante tema para o planejamento de instituições de ensino superior.	Equações estruturais
Economic value for university services Modelling and heterogeneity analysis	(SANCHEZ-FERNANDEZ, JIMENEZ-CASTILLO e INIESTA-BONILLO, 2017b) Espanha	O valor percebido pelos alunos é complexo e advindo de diversas fontes e dimensões. Estas dimensões geram este valor percebido além de aumentar sua satisfação, que em troca melhora índices de sua identificação com a instituição e imagem desta. Quanto mais os alunos estão satisfeitos com os serviços prestados pela instituição, maior é sua identificação com esta. Foi possível separar dois grupos heterogêneos de alunos que responderam à pesquisa. O primeiro atribui grande importância a interação do professor com o aluno e percebe que as instalações e serviços da instituição influenciam seu valor percebido. O segundo grupo acredita que o valor percebido é influenciado apenas pela educação acadêmica recebida.	Equações estruturais

PUBLICAÇÃO	AUTORES E PAÍSES	RESULTADOS	MÉTODO
Antecedents and consequences of university perceived value, according to graduates: The moderating role of Higher Education involvement	(DOÑA-TOLEDO, LUQUE-MARTÍNEZ e DEL BARRIO-GARCÍA, 2017) Espanha	A qualidade percebida por alunos de ensino superior é advinda de quatro dimensões, sendo estas as qualidades percebidas em relação aos serviços fornecidos, serviços de suporte, infraestrutura da instituição e qualidade de ensino provido. A qualidade percebida determina o valor percebido por estes, que, por sua vez, tem influência decisiva na satisfação do aluno. O envolvimento do aluno não apresenta efeito moderador relevante nas outras dimensões estudadas.	Equações estruturais
Determining Factors of Students' Satisfaction with Malaysian Skills Training Institutes	(IBRAHIM; RAHMAN; YASIN, 2014) Malásia	O estudo correlaciona as instalações, quanto a sua limpeza, aparência, layout e usabilidade, gerenciamento efetivo das atividades de suporte ao estudante e serviços de suporte com a satisfação dos alunos.	Equações estruturais
Does higher education service quality effect student satisfaction, image and loyalty?: A study of international students in Malaysian public universities	(ALI; ZHOU; HUSSAIN; NAIR; et al., 2016) Malásia; China	Os aspectos de qualidade do serviço prestado pelas instituições tanto em aspectos acadêmicos quanto não acadêmicos, qualidade dos programas oferecidos, reputação da instituição e instalações adequadas fazem parte das cinco dimensões da qualidade do serviço. A hipótese confirmada foi de que todas as cinco dimensões da qualidade do serviço influenciam na satisfação do estudante, que por sua vez influencia a imagem institucional. A imagem institucional e a satisfação do aluno afetam a lealdade deste para com a instituição.	Equações estruturais
Understanding the success of private universities: An empirical investigation from	(HOSSAIN; HOSSAIN; CHOWDHURY, 2018) Índia	A intenção dos alunos de permanecerem inscritos em suas instituições depende do valor percebido e da satisfação. A satisfação é diretamente influenciada pelas instalações em um quesito tangível e físico, enquanto o valor percebido é	Equações estruturais

PUBLICAÇÃO	AUTORES E PAÍSES	RESULTADOS	MÉTODO
graduates' perspective		dependente da qualidade do currículo, competência dos docentes, instalações e relações do quadro de funcionários com os alunos.	
An Integrative Model of Alumni Loyalty—an Empirical Validation Among Graduates from German and Russian Universities	(ISKHAKOVA; HILBERT; HOFFMANN, 2016b) Alemanha; Rússia	A partir da criação de um modelo próprio para medir a intenção dos alunos de se manterem leais a instituição (<i>IAL Model – Intention to alumni loyalty</i>), os autores puderam perceber que um aumento na integração entre ex-alunos e estudantes pode aumentar significativamente a lealdade dos alunos. A predisposição dos alunos para caridade também é fator crucial para a intenção de se manterem leais. Os fatores físicos da instituição, assim como relação do corpo docente com os alunos e a qualidade corporativa, tem um papel importante na lealdade do aluno. A diferença entre as maneiras de abordagem de lealdade entre alunos alemães e russos se encontra no fato de os alemães serem mais centrados na emoção, enquanto os russos são mais centrados no sentimento de pertencimento.	<i>(IAL Model – Intention to alumni loyalty, a partir de equações estruturais)</i>
The importance of university facilities for student satisfaction at a Norwegian University	(HANSEN; SOLVOLL, 2015) Noruega	Os fatores que mais influenciam a satisfação de alunos com instituições de ensino superior são a reputação da instituição, atratividade da cidade e qualidades das instalações. A pesquisa também demonstra que a perspectiva de empregos não necessariamente influencia a satisfação dos alunos. A qualidade de áreas sociais são as principais influenciadoras da satisfação.	Equações estruturais
Completing university in a	(EDWARDS; MCMILLAN, 2015)	A partir da análise de dados, a pesquisa foi capaz de detalhar que as taxas de completude de ensino superior variam em diferentes grupos de estudantes.	Análise estatística

PUBLICAÇÃO	AUTORES E PAÍSES	RESULTADOS	MÉTODO
growing sector: Is equity an issue?	Austrália	Características associadas a uma menor taxa de completude são o trabalho em meio período, estudos em T.I., alunos que iniciaram com um ATAR abaixo de 60 (sendo ATAR uma nota para ranqueamento de alunos), alunos do sexo masculino com menor taxa de completude, assim como alunos que iniciam os estudos após os 25 anos.	
Images, Satisfaction and Antecedents: Drivers of Student Loyalty? A Case Study of a Norwegian University College	(HELGESEN; NESSET, 2007a) Noruega	A lealdade do estudante é a variável mais importante no estudo, sendo mais profundamente alterada pela satisfação do estudante. A imagem do programa de estudo está indiretamente ligada à lealdade do estudante, enquanto a satisfação do estudante e a imagem da instituição estão diretamente ligadas a lealdade do estudante.	Equações estruturais
Modeling and Managing Student Loyalty: An Approach Based on the Concept of Relationship Quality	(HENNIG-THURAU; LANGER; HANSEN, 2001) Alemanha	A qualidade de relacionamento foi estudada para compreender a lealdade dos alunos a partir de dados da literatura. Duas variáveis são as principais influenciadoras na lealdade do aluno: como os estudantes percebem a qualidade dos serviços de ensino e o comprometimento emocional dos alunos para com a instituição. O impacto da qualidade do serviço na lealdade é aproximadamente o dobro do impacto do comprometimento emocional.	Equações estruturais
Learning about Academic Ability and the College Dropout Decision	(STINEBRICKNER e STINEBRICKNER, 2012) Estados Unidos	A decisão de não terminar seu curso superior em dado período do tempo, é a soma de suas notas atuais e as expectativas de suas futuras notas.	Análise estatística
First Onset of Suicidal Thoughts	(MORTIER et al., 2017)	Os primeiros sintomas e primeiras aparições de STBs (Suicidal Thoughts and Behaviours) aparenta ser maior em	Análise estatística

PUBLICAÇÃO	AUTORES E PAÍSES	RESULTADOS	MÉTODO
and Behaviours In College		estudantes de ensino superior do que na população geral.	
Mental disorders among college students in the WHO World Mental Health Surveys	(AUERBACH et al., 2016)	Um quinto dos alunos de graduação demonstraram casos de distúrbios mentais. Destes casos, 83% estavam estabelecidos antes da matrícula do aluno na instituição. Entre as mulheres, a depressão se mostrou o mais grave dos problemas apresentados. Apenas uma parcela muito pequena, 16.4% dos estudantes recebeu um tratamento de saúde para seus distúrbios.	Análise estatística
PRECOCE: A Proposal from University of Brasilia To Reduce the Dropout Rates in The Engineering Courses	(FADEL; VIANA, 2009) Brasil	PRECOCE: Projeto de Educação Continuada em Ciências Básicas de Engenharia. A metodologia do projeto, integração de alunos do ensino médio com o ensino superior aumenta o nível de comprometimento que os alunos têm para com seus cursos.	Mini-cursos
Definir La Desercion: Una Cuestion De Perspectiva	(TINTO, V., 1989)	O estudo de “deserção” é complexo, por ter uma variedade de perspectivas, assim como uma diferente gama de motivações para tal. Há uma cobrança para que os investigadores sobre o tema não se esqueçam que a existência de centros de ensino é para a educação dos indivíduos, e não apenas sua escolarização. Uma análise sobre a retenção onde as consequências educativas não são demonstradas não é interessante.	Análise estatística
Early Prediction of Student Success: Mining Students Enrolment Data	(KOVACIC, 2017) Nova Zelândia	A classificação previa de alunos, baseada em informações de background pré-selecionadas, permitiria que o corpo docente identificasse alunos em risco de evasão antes mesmo do início do curso, permitindo assim que sistemas de	<i>Educational Data Mining - Árvores de decisão classificatórias</i>

PUBLICAÇÃO	AUTORES E PAÍSES	RESULTADOS	MÉTODO
		suporte ao aluno fossem direcionados aumentando as taxas de retenção	
Predicción de la Deserción Académica en una Universidad Pública Chilena a través de la Clasificación basada en Árboles de Decisión con Parámetros Optimizados	(RAMÍREZ; GRANDÓN, 2018) Chile	O estudo realizado apresenta classificação de parâmetros de forma a prever a taxa de evasão de alunos de universidades chilenas. A partir dos dados, obteve-se que parâmetros como período no curso, média de notas e nota na avaliação de entrada influenciam na de evasão do aluno.	Data Mining – Árvore de decisão classificatória
Predictive Modeling of Student Dropout Indicators in Educational Data Mining using Improved Decision Tree	(SIVAKUMAR; VENKATARAMAN; SELVARAJ, 2016) Botswana	O estudo encontra em seus resultados experimentais, taxas de predição melhores por meio de árvores de decisão classificatórias do que os resultados obtidas por algoritmos tradicionais de classificação.	Data Mining – Árvore de decisão classificatória (otimizada)
Applying Data Mining Techniques to Predict Student Dropout: A Case Study	(PEREZ; CASTELLANOS; CORREAL, 2018) Colômbia	A partir de resultados experimentais, mostra-se que algoritmos simples alcançam níveis satisfatórios de acurácia na predição da evasão de alunos. São analisados os resultados das árvores de decisão, regressão logística e Naïve Bayes de forma a propor a melhor opção para a situação apresentada.	Data Mining – Árvore de decisão, regressão logística e Naïve Bayes
Criação de Novos Atributos Para Previsão da Fidelização de Estudantes	(FAZOLIN; KAESTNER, 2017) Brasil	Após apresentar uma avaliação comparativa de desempenho de alguns algoritmos de classificação aplicados a uma base de dados educacionais relativa à evasão de estudantes do Ensino Fundamental. A inclusão de atributos temporais melhorou o desempenho de todos os algoritmos testados.	Data Mining – Árvore de decisão, Naïve Bayes, KNN e SVM.

PUBLICAÇÃO	AUTORES E PAÍSES	RESULTADOS	MÉTODO
Análisis de deserción-permanencia de estudiantes universitarios utilizando técnica de clasificación en minería de datos	(ECKERT; SUÉNAGA, 2015) Argentina	Informações acadêmicas foram analisadas de forma a permitir a identificação de fatores que mais impactam na evasão dos alunos de engenharia da computação de uma universidade argentina. Foram identificados como fatores o número de matérias concluídas, notas nas matérias concluídas, origem do estudante e idade no momento da matrícula.	Data Mining – Árvore de Decisão, Naïve Bayes e OneR
Data Mining: A Prediction for Performance Improvement of Engineering Students using Classification	(YADAV; PAL, 2012) Índia	A partir dos algoritmos de mineração de dados aplicada a dados de alunos de engenharia, chegou-se a um modelo que predizia sua performance na prova final, e consequentemente o número de alunos que seriam aprovados. A predição ajudou a classificar os alunos de forma a tentar auxiliar aqueles com maior dificuldade.	Data Mining – C4.5, ID3 e CART (Árvore de Decisão)
Early prediction of college attrition using data mining	(MARTINS et al., 2018) Brasil	A partir de dados educacionais, alguns algoritmos de data mining foram testados para predizer a situação de <i>attrition</i> do aluno.	Data Mining – DP, GBM, DRF

Fonte: O autor.

Deste modo, a pesquisa por meio da TEMAC, contribuiu de maneira expressiva para a construção das principais referências teóricas deste trabalho.

3. REFERENCIAL TEÓRICO

O presente capítulo tem a função de contextualizar o estudo, a partir dos artigos de maior relevância para o tema desta pesquisa. Os objetos encontrados na revisão de literatura com enfoque meta analítico serão levados em conta, além de estudos com temática semelhante, para construir a base teórica. O referencial teórico vem então para consolidar os conceitos levantados na revisão literária.

3.1. EVASÃO E NÃO COMPLETUDE DO CURSO SUPERIOR

A não completude do curso superior se deve a vários fatores. Tinto (1989), em sua pesquisa, classifica a não completude como um problema extremamente complexo por implicar em uma variedade de perspectivas. O autor (TINTO, 1989), aborda os fatores que levam o aluno a não completar seu curso de graduação, que podem ocorrer por meio da evasão ou do desligamento passivo da instituição de ensino. Dentre as causas para a não completude do curso se encontram a mudança de metas do indivíduo, a falta de interesse, a diferença entre a primeira impressão e a realidade e fatores socioeconômicos.

Um conjunto significativo de dados sobre o desempenho das universidades públicas brasileiras em relação aos índices de diplomação, retenção e evasão do corpo discente é levantado por meio do estudo realizado pela Comissão Especial de Estudos sobre a Evasão nas Universidades (1996). Esses dados apresentam a realidade brasileira no cenário de suas instituições de ensino superior, onde o fenômeno da evasão se mostra generalizado e correlacionado a uma multiplicidade de fatores. Alguns fatores são levantados pelo estudo realizado pela Comissão (1996) como possíveis precursores da evasão, sendo: fatores referentes a características individuais do estudante, como dificuldade de aprendizado, mudança de interesses e adaptação à vida universitária; fatores internos às instituições, como currículos desatualizados, critérios impróprios de avaliação, desinteresse dos docentes, falta de estrutura de apoio ao ensino; e fatores externos às instituições como o mercado de trabalho, reconhecimento social da carreira e desvalorização da profissão.

Bueno (1993) retrata a evasão como uma postura ativa do aluno de desligar-se da instituição e a exclusão como uma responsabilidade da instituição de desligamento, não havendo tratamento

sobre a mudança de cursos. Complementarmente, Mashburn (2000) define duas maneiras de afastamento das instituições: o voluntário, onde o aluno mantém notas adequadas para se manter na instituição, e a dispensa acadêmica, como um resultado da não manutenção de notas no padrão definido.

De maneira oposta, Hackman e Dysinger (1970) e posteriormente Tinto (1989), afirmam que a evasão nem sempre é o resultado de incapacidade intelectual, mas sim um efeito do desinteresse do aluno em se manter no curso, advindo de diversos fatores como insatisfação com as regras institucionais ou falta de integração com os pares e corpo docente.

Assim, a evasão pode ser vista como a saída do curso de origem, sem concluí-lo, sendo esta decisão influenciada por diversos fatores como interesse do aluno, adaptação ao ambiente universitário, fatores socioeconômicos e desinteresse dos docentes. Esses fatores podem ser classificados em três tipos: individuais, internos à instituição e externos à instituição de ensino.

Ainda, outro fator levantado pelo supracitado estudo, realizado pela Comissão Especial de Estudos sobre a Evasão nas Universidades (1996), é apontar em que nível ocorre a evasão de curso, a evasão da instituição e evasão do próprio sistema de ensino, e sinaliza que deve ter ações específicas para cada um dos pontos.

A partir dos levantamentos do estudo realizado pela já citada Comissão Especial de Estudos sobre a Evasão nas Universidades (1996), define-se como formas de evasão: abandono, desistência, transferência de curso, transferência de instituição e exclusão por norma institucional. A exclusão por norma institucional é, em linhas gerais, um desligamento do aluno por não cumprimento das normas e padrões estabelecidos pela instituição. São casos de exclusão por norma institucional o jubramento e o desligamento por normas de conduta do estudante.

Uma vez que as formas de desligamento institucional não são o foco deste trabalho, as exclusões por normas institucionais são agrupadas juntamente as outras taxonomias de evasão em um único objeto a ser estudado. Tem-se então que a evasão é a saída prematura e definitiva do curso de origem, sem a conclusão do curso.

3.2. PRINCIPAIS MOTIVOS PARA A SAÍDA PREMATURA DO CURSO DE ORIGEM

A evasão de estudantes não é um fenômeno simples ou novo, exatamente por ter pontos de vista quanto à problemática diametralmente diferentes. Enquanto para um docente, a saída de um aluno será entendida como fracasso em terminar o programa de estudos ou atingir metas de notas para continuar os estudos, para os discentes a interpretação pode ser outra, uma vez que suas metas e interesses são distintas (TINTO, 1989). Apesar destas distinções, Pereira (2003) afirma que a evasão tem sido tradicionalmente estudada a partir de fatores demográficos.

Assim, a partir das conceituações dos diferentes tipos de evasão e das diferentes perspectivas quanto a saída prematura, parte-se para a conceituação dos motivos da saída prematura do curso de origem.

Hackman e Dysinger (1970) ressaltam que a maior parte dos estudantes que persistem e concluem seus cursos compartilham, ao menos em parte, das mesmas situações problemáticas que causam a evasão de outrem. Com seu estudo, os autores (HACKMAN e DYSINGER, 1970), propõem que o grau de comprometimento tem elevada importância na conclusão do curso de ensino superior.

Tinto (1975), considerado um autor seminal, explica que as condições de evasão como não integração acadêmica e social, demonstram as condições para a estadia do aluno no ensino superior como um processo de interação entre várias frentes. A Figura 14 sintetiza estas interações.

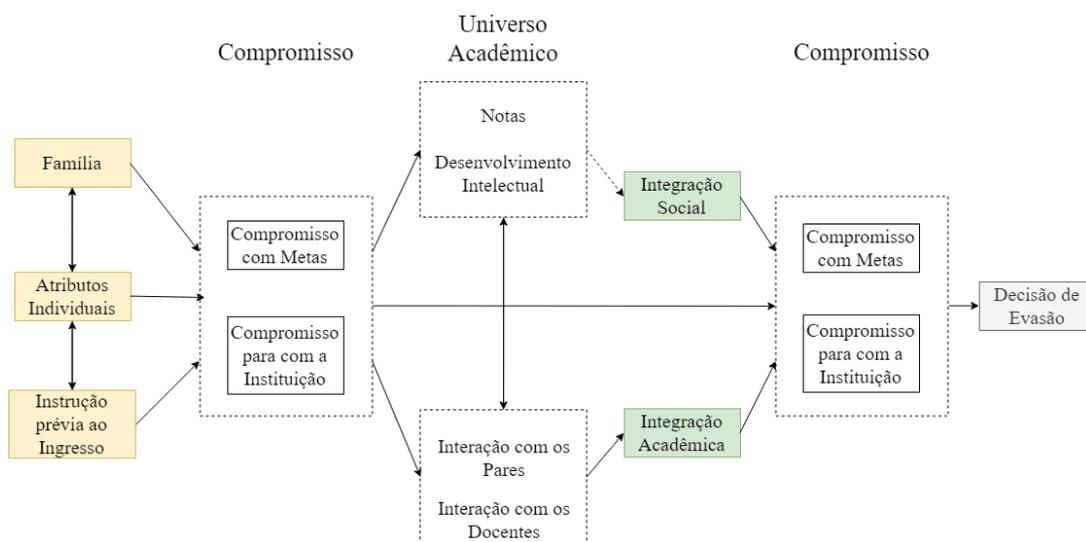


Figura 14 – Esquema Conceitual sobre Evasão

Fonte: o autor, adaptado de Tinto (1975, p. 95) utilizando o software Draw.io

Enquanto a dispensa acadêmica geralmente se dá por performance do aluno nas disciplinas, a saída acadêmica voluntária é vista por Tinto (1975) como uma incompatibilidade entre o indivíduo e seus pares e o clima organizacional. Ademais, é levantada a possibilidade de o ambiente acadêmico não ser capaz de se adaptar e atender as necessidades dos alunos mais criativos (TINTO, V., 1975). Já Mashburn (2000) atribui à evasão a insatisfação do aluno, o que por sua vez leva a pensamentos e intenções de evasão que culminam na saída do aluno.

Segundo Pantages e Creedon (1978), são variáveis relacionadas à evasão, as variáveis demográficas, rendimento acadêmico, motivação, personalidade, ambiente universitário, situação financeira e saúde. Quase quarenta anos depois, Auerbach *et al.* (2016), realizam um estudo para avaliar a situação da saúde mental de alunos universitários. Os resultados demonstraram que ao menos um quinto dos alunos de ensino superior possuem algum tipo de enfermidade.

Eckert e Suénaga (2015), através da mineração de dados educacionais, reforçam a teoria de Pantages e Creedon (1978) ao identificarem que os fatores com maior influência na evasão dos são: ano de entrada na instituição, local de origem, e média das notas nas matérias cursadas.

Com uma visão holística, os resultados dos estudos de Pereira (2003) apontam que os fatores com maior peso na decisão de evasão do aluno são a infraestrutura deficitária, problemas didático-pedagógicos dos docentes, avaliações ineficientes e fatores inerentes aos estudantes tais como, dificuldades financeiras, escolha equivocada de curso, e dificuldade nas disciplinas.

De maneira semelhante, Martins *et al* (2018) apresentam como os fatores de maior influência para a evasão: adaptação ao curso, capacidade de acompanhar as disciplinas e escolha equivocada de curso.

A partir do estudo de Mashburn (2000), compreende-se que a qualidade percebida e satisfação do aluno estão relacionadas a sua lealdade para com sua instituição de ensino, o que, por sua vez, tem efeito direto na evasão do aluno.

Uma competição grande dentro do setor de ensino resulta em um cenário onde o aluno compara o “valor do conhecimento” esperando maior valor agregado pelo valor pago, no caso de instituições de ensino privadas, ou pelo esforço empreendido (ALI *et al.*, 2016). Os centros de ensino deveriam então concentrar seus esforços nos atributos que os alunos acreditam ser importantes como acessibilidade, facilidade de contato com o corpo docente e aspectos acadêmicos, sendo esses atributos priorizados de acordo com o grupo de alunos que são atendidos pela IES (ABDULLAH, 2006; ALI *et al.*, 2016).

Portanto, consolidando as contribuições dos autores Tinto (1989), Pereira (2003), Eckert e Suénaga (2015) e Hossain, Hossain e Chowdhury, (2018) têm-se então que os fatores determinantes para a não-completude do ensino podem ser compreendidos em três ordens: internos e externos à instituição, e pessoais.

O rendimento acadêmico, engajamento e sociabilidade são variáveis latentes de mensuração dos fatores intermediários. A ordem externa está relacionada a interação do discente com o mercado de trabalho, com a instituição como um todo, o currículo do curso matriculado e com fatores externos. Estas relações são mediadas pela qualidade do ensino observado pelo aluno, pela relevância econômica e social futura de sua profissão, dificuldade em expressar sua voz no meio

acadêmico e resolver seus problemas individuais com a instituição, situação econômica geral do país e vantagem competitiva em obter seu diploma.

Verifica-se que Brown e Mazzarol (2009), que realizaram seus estudos na Austrália, levantam importantes evidências sugerindo que a imagem percebida da instituição de ensino está diretamente relacionada a lealdade de seus alunos. Complementarmente, Kunanusorn e Puttawong (2015) na Tailândia, percebem a satisfação do estudante diretamente influenciada não só pela imagem percebida da instituição, mas pela confiança do aluno e pelo valor percebido por ele. Contribuindo para estas pesquisas, Helgesen e Nettet (2007a) propõem que a lealdade do estudante norueguês está diretamente relacionada a satisfação do aluno, que por sua vez é influenciada pela qualidade do serviço, isto é, qualidade das aulas apresentadas e serviços gerais da universidade, assim como a imagem da universidade e do curso.

De forma semelhante aos estudos de Ali *et al* (2016), que realizaram sua pesquisa com alunos da Malásia, os estudos de Alves e Raposo (2007a) com alunos portugueses, demonstraram que a satisfação com o ensino superior está diretamente ligada à percepção de valor do estudante.

Com uma abordagem diferente, o estudo de Sanchez-Fernandez, Jimenez-Castillo e Iniesta-Bonillo (2017b) demonstra que não apenas o valor percebido e a satisfação dos alunos para com a IES são fatores que causam a evasão. O referido estudo também classificou os alunos espanhóis que participaram da pesquisa em dois grupos: o primeiro grupo que atribui grande importância a interação do professor com o aluno e percebe que as instalações e serviços da instituição influenciam o valor percebido. O segundo grupo acredita que o valor percebido é influenciado apenas pela educação acadêmica recebida.

Também na Espanha, Doña-Toledo, Luque-Martínez e Del Barrio-García (2017) definem quatro dimensões de influência na qualidade percebida pelos alunos. Essas dimensões são a qualidade percebida em relação aos serviços fornecidos; os serviços de suporte; a infraestrutura da instituição; e a qualidade do ensino.

De maneira análoga, Hossain, Hossain e Chowdhury (2018) ao realizarem suas pesquisas em universidades privadas em Bangladesh, Índia, constataram que a satisfação do aluno é

diretamente influenciada pelas instalações físicas, enquanto que o valor percebido depende da qualidade do currículo, competência dos docentes, instalações e relações do quadro de funcionários com os alunos.

De acordo com o estudo realizado pela Comissão Especial de Estudos sobre a Evasão nas Universidades Públicas Brasileiras (1996), o estudante de nível superior brasileiro tem como fatores que pesam em sua decisão de abandonar seu curso fatores de ordem pessoais, internas e externas à IES. Esses fatores são: escolha precoce da profissão, dificuldades pessoais de adaptação à vida universitária, incompatibilidade entre a vida acadêmica e exigências do mundo do trabalho, desmotivação, dificuldades na relação ensino-aprendizagem, traduzidas em reprovações constantes ou na baixa frequência às aulas, novos interesses que levam à saída precoce do curso, currículos desatualizados ou engessados da IES, questões didático-pedagógicas, desinteresse do corpo docente, ausência ou pequeno número de programas institucionais para o estudante, insuficiente estrutura de apoio ao ensino de graduação, o reconhecimento social da carreira, conjunturas econômicas, desvalorização da profissão, dificuldades financeiras pessoais, e desatualização da universidade frente aos avanços tecnológicos, econômicos e sociais da contemporaneidade.

Pereira (2003), em sua tese, aborda complementarmente que os fatores que mais influenciam a decisão do acadêmico brasileiro de abandonar o sistema de ensino superior são a infraestrutura deficitária, métodos de avaliação e deficiência didático-pedagógica dos docentes além dos fatores tidos como pessoais como dificuldades financeiras, escolha equivocada do curso e instrução prévia ao ingresso insuficiente para a carga demandada.

De maneira semelhante, Martins *et al* (2018) demonstram que os fatores de maior influência para a evasão podem ser resumidos em: não adaptação ao curso; incapacidade de acompanhar as disciplinas; e escolha equivocada de curso.

A mudança de meta, como exposta por Tinto (1975), pela Comissão Especial de Estudos sobre a Evasão nas Universidades Públicas Brasileiras (1997), por Pereira (2003) e Boyraz *et al* (2016), apresenta-se na forma de desinteresse, deixando a graduação de ser prioridade do aluno, muitas vezes por ofertas no mercado de trabalho, ou por falta de engajamento.

A dificuldade dos alunos nas matérias da IES demonstra os problemas estruturais de ensino anteriores a entrada na instituição de ensino, como ilustrado por Pereira (2003). Porém, essas dificuldades também podem traduzir uma integração negativa com o corpo docente. Abdullah(2006b), Ali *et al* (2016), Sanchez-Fernandez *et al* (2017b), Hossain, Hossain e Chowdhury (2018), Hennig-Thurau *et al* (2001) e Boyraz *et al* (2013) são alguns dos autores de estudos que confirmam a importância do relacionamento dos discentes com o corpo docente e o decorrente reflexo na influência na lealdade para com a instituição de ensino e taxas de evasão dos alunos.

A falta de integração na academia é definida quando o estudante tem características de *outlier*, por quaisquer motivos que existam, levando a um relacionamento fraco ou inexistente com os pares.

Descobrir os fatores que levam a evasão dos alunos não é uma tarefa simples. Contudo, devido a literatura existente, deixa de ser o principal desafio. O principal desafio para pesquisas acerca de evasão de alunos resume-se na compreensão da relação entre os fatores existentes na literatura e o alinhamento desses para com a realidade vivenciada pelos alunos no local de estudo.

Devido as peculiaridades de cada IES, não existe um conjunto de ações específicas que diminuam as taxas de evasão. Em que pese a atratividade da ideia de prover melhorias em todos os aspectos dos serviços, a falha em priorizar as dimensões mais importantes para seu público alvo pode causar a alocação ineficiente de recursos (ALI *et al*, 2016).

Lobo (2012) apresenta um conjunto de ações que contribuem para a redução nos índices de evasão. Dentre essas, o estabelecimento de um grupo de trabalho encarregado de reduzir a evasão, avaliação das estatísticas de evasão, determinação das causas de evasão, estimular a visão centrada no aluno, criar condições que atendam aos objetivos que atraiam os alunos, tornar o ambiente agradável para os alunos, e a criação de programa de aconselhamento e orientação dos alunos.

Um exemplo é o “*Risk Point Intervention Program*”, programa conduzido pela Universidade do Texas, em San Antonio, onde a instituição aplicava ações intervencionistas em momentos previamente observados como importantes para a retenção do aluno.

Assim, compreender e mensurar todos esses fatores torna-se um desafio, gerando a necessidade de acompanhamento especial para esse tema. Assim como sugere Lobo (2012), existem em muitas IES, comissões e grupos de trabalho que têm como preocupação a redução de taxas de evasão.

No Brasil, a legislação vigente estabelece as diretrizes e bases da educação nacional e invoca a necessidade de avaliação dos sistemas nacionais de educação. A partir da instituição do Sistema Nacional de Avaliação da Educação Superior – SINAES, por meio da Lei nº 10.861, de 14 de abril de 2004, foi desenvolvido o programa brasileiro que assegura a qualidade das IES nacionalmente ao prover a avaliação dessas instituições de educação superior e do desempenho acadêmico de seus estudantes.

De forma a garantir o cumprimento das leis estipuladas e garantir a avaliação da Universidade de Brasília, o Conselho Universitário da Universidade de Brasília – CONSUNI, por meio da Resolução do Conselho Universitário nº 0031/2013, institui a Comissão Própria de Avaliação (CPA).

A CPA é responsável por programas como o de autoavaliação, que visa conhecer a percepção dos usuários dos serviços institucionais e aferir seu grau de satisfação, além de apresentar e promover a reflexão sobre os indicadores acadêmicos, como os resultados dos processos de avaliação interna e externa. A parte do programa de autoavaliação, crucial para este projeto, é o estudo sobre a trajetória dos estudantes e o acompanhamento dos egressos. Dados relevantes revelados pelo estudo de autoavaliação são: o perfil geral de estudantes; o perfil dos estudantes por forma de ingresso; o número total de alunos no curso; e o tempo médio de permanência dos alunos.

A CPA tem então a função de instaurar programas de autoavaliação, o que lhe atribui a função de monitorar indicadores sobre evasão e, conseqüentemente, a elaboração de metas e planos para diminuição destas taxas.

Segundo o Perfil dos Estudantes de Engenharia de Produção, relatório elaborado pela CPA (2019), são expostos os dados referentes ao ano de 2018 dos alunos do departamento de Engenharia

de Produção da UnB. O número de egressos, considerados todos os estudantes do curso de Engenharia de Produção da UnB, que já saíram do curso, independente da forma de saída, é de 472. O número de alunos formados no curso de Engenharia de Produção da UnB é de 164, segundo os dados disponibilizados pela CPA, no relatório de Perfil dos Estudantes de Engenharia de Produção, disponibilizado no ano de 2019, referente ao ano de 2018. A diferença representa a porcentagem de apenas 34,75% de concluintes no curso, enquanto 65,25% dos egressos saíram do curso por evasão. Dentre os alunos que não chegaram a concluir o curso de Engenharia de Produção, 18,83% mudaram de curso, enquanto os outros 81,17% não tem registros na Universidade de Brasília.

O período médio até a evasão, segundo a CPA (2019), é de aproximadamente 4 semestres. O dado demonstra uma realidade que difere parcialmente da literatura, em especial dos parâmetros norte-americanos, onde a maior taxa de evasão se dá no primeiro e segundo ano de estudo, sendo que as taxas de evasão do primeiro ano são, geralmente, muito maiores que as do segundo ano. (BAREFOOT, 2004; PANTAGES; CREEDON, 1978; PORTER, 1989). Especula-se que o tempo de permanência na instituição ocorra devido ao tempo necessário para o desligamento por parte da instituição e tenha relação com o período de adaptação a vida universitária.

A categorização dos fatores que influenciam a evasão, segundo a literatura, pode ser organizada em fatores internos, intermediários e externos.

Os fatores internos, ou pessoais, estão ligados a saúde, motivação e a família do discente. Os fatores intermediários, internos ao ambiente universitário, são obtidos através das relações dos alunos com meios externos, tais como amigos, seus pares, corpo docente e as relações que influenciam na noção de pertencimento do aluno ao círculo no qual está inserido na instituição de ensino e sua relação financeira. Os fatores externos estão relacionados ao mercado de trabalho e como a profissão escolhida e reconhecida no contexto atual do aluno.

A partir do estudo da literatura quanto a evasão, têm-se que os fatores que levam alunos a evadir estão caracterizados em três ordens: fatores pessoais, fatores internos ao ambiente universitário e fatores externos. A Figura 15 demonstra a relação entre as ordens.

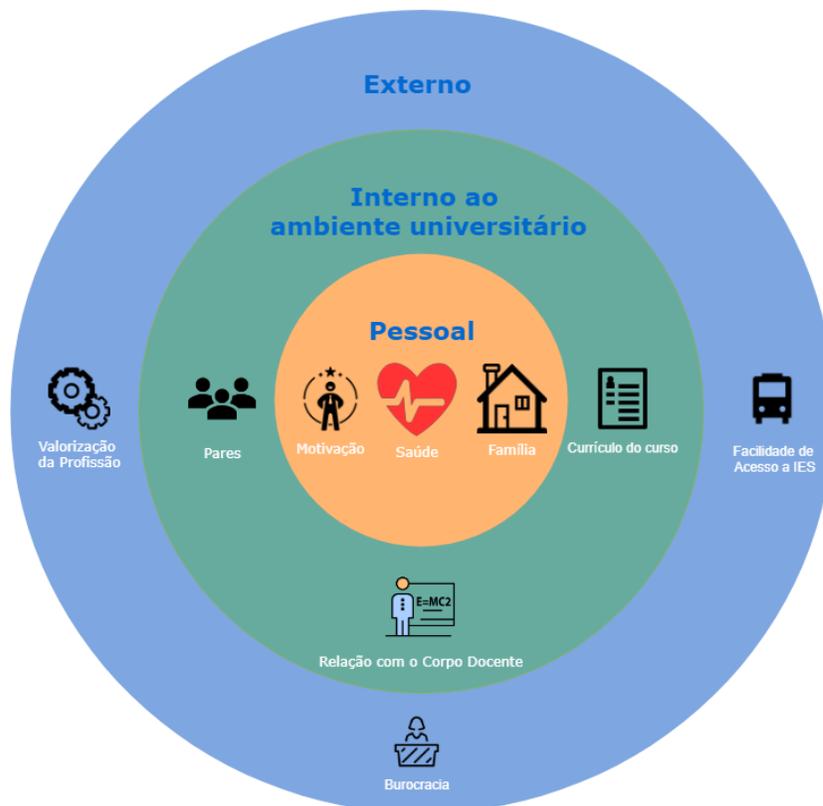


Figura 15 - Relação entre ordens de evasão

Fonte: O autor utilizando o software *Draw.io*

Ademais, os estudos sobre evasão ganharam maior acurácia com o desenvolvimento de algoritmos de Data Science, uma vez que esses algoritmos permitem uma análise de grandes bases de dados. O uso de Data Mining, possibilita a extração de informações relevantes de grandes bases de dados (PEREZ, CASTELLANOS e CORREAL, 2018; SONG e LU, 2015). Esse advento tecnológico torna possível a melhor compreensão dos motivos que levam a evasão, assim como obter um alinhamento desses fatores com os apresentados na literatura.

3.3. MINERAÇÃO DE DADOS – DATA MINING

O conceito de *data mining*, segundo Rokach e Maiomon (2014), é a pesquisa por meio de uma grande base de dados procurando padrões interessantes e anteriormente desconhecidos. Song e Lu (2015) complementam o conceito como a extração de informações úteis para a demonstração em visualizações de fácil entendimento. Pal (2012), conceitua *Data Mining* como a tecnologia para

a descoberta de informações e busca por padrões, associações e diferenças a partir das variáveis de uma base de dados.

A partir deste ponto, a diferenciação entre dados e informações se torna de extrema relevância. Para Lima e Alvares (2012), dados são as menores partículas da informação que não apresentam significado claro. A informação é o conjunto de dados que permite a extração de algum significado, facilitando a compreensão e obtenção de conhecimento.

Têm-se então que *Data Mining* é a extração de informações de grandes conjuntos de dados (ECKERT e SUÉNAGA, 2015 e ROKACH e MAIMON, 2015 e SIVAKUMAR, VENKATARAMAN e SELVARAJ, 2016, SONG e LU, 2015). A mineração de dados é, por si só, um grande campo de estudos, pertencente à *Data Science*, onde há a preocupação por parte dos pesquisadores nas maneiras mais apropriadas de se realizar a extração dos dados, e conseqüente tratamento desses. Neste estudo, a mineração de dados é focada em dados obtidos de instituições de ensino superior, podendo ser enquadrada como Mineração de Dados de Educação (MDE). A mineração de dados de educação não é um conceito novo (ECKERT e SUÉNAGA, 2015), e suas aplicações são enormes, uma vez que a capacidade de armazenamento de dados cresceu exponencialmente nas últimas décadas (SONG e LU, 2015).

A área de educação é tida como uma área de interesse especial para o Data Science e Data Mining. Tamanho o interesse, que uma área específica para tratamento de dados educacionais foi formulada, sendo cunhado o termo *Educational Data Mining* (EDM).

O *Educational Data Mining*, é uma emergente e interdisciplinar área de pesquisa, onde métodos de exploração de dados advindos do contexto educacional buscam a extração de informações (FAZOLIN e KAESTNER, 2017; PEREZ, CASTELLANOS e CORREAL, 2018; SIVAKUMAR, VENKATARAMAN e SELVARAJ, 2016; YADAV, BHARADWAJ e PAL, 2012).

São possíveis diferentes regras para a mineração de dados, como as regras de associação e as regras de classificação. Enquanto as técnicas de classificação são tidas como atividades preditivas na busca de padrões dos dados, ao localizar propriedades comuns de uma base de dados,

as técnicas de associação tem como função buscar relacionamentos entre os dados, verificando eventos simultâneos (PELEGRIN et al., 2012).

Devido a propriedade da área de pesquisa, este estudo tem como objetivo a utilização de regras de classificação para a busca de padrões, não a procura de eventos simultâneos a partir do relacionamento de dados.

De acordo com os estudos apresentados na revisão bibliográfica e da necessidade da escolha de um método de predição classificatório, buscou-se analisar diversos algoritmos que pudessem realizar estas classificações com taxas elevadas de acurácia. Devido ao tamanho do *dataset* utilizado, o algoritmo com melhor poder de predição é o de árvores de decisão segundo Sivakumar, Venkataramane e Selvaraj (2016), que afirmam que árvores de decisão geradas a partir de pequenos *datasets* possuem boa generalização.

A definição das regras a serem utilizadas influencia os modelos que posteriormente serão elaborados para a mineração de dados. Árvores de decisão, ou *Decision Trees*, são modelos comumente derivados de tarefas de classificação, para classificar objetos baseados em seus atributos.

3.4. ÁRVORE DE DECISÃO – *DECISION TREE*

Uma árvore de Decisão é uma ferramenta interdisciplinar, onde a estatística, a análise de decisões, Data Science e pesquisa operacional agem em conjunto. Hillier e Lieberman (2006), ao discorrerem sobre análise de decisão, afirmam que não existe nenhuma forma totalmente precisa de se prever o futuro. Segundo Rokach & Maimon (2015), no campo de pesquisa operacional as árvores de decisão são modelos hierárquicos de decisão e suas consequências, onde o tomador de decisões emprega esta árvore de forma a elaborar estratégias que o auxiliem a alcançar seus objetivos. O ser humano para tentar sanar suas dificuldades cria técnicas para predição de resultados com a maior confiabilidade possível. As árvores de decisão são uma destas técnicas de análise e conseqüente classificação e predição de padrões de dados (SONG e LU, 2015).

Para Pal (2012), uma árvore de decisão é um fluxograma de estrutura semelhante a uma árvore que possui uma simples e consistente de representação de informações. Hillier e Lieberman (2006, p. 675) encaram árvores de decisão como demonstrações visuais de problemas e organização de trabalho computacional, sendo especialmente úteis quando há uma sequência de decisões a ser tomada. Para a área de pesquisa de Hillier e Lieberman (2006), as árvores de probabilidade, são precursoras das árvores de decisão, onde o nó de uma árvore de probabilidade ilustra as probabilidades que conduzem ao cálculo de cada nó de probabilidade posterior.

Existem diversas metodologias para a elaboração de árvores de decisão e em sua maioria, certos procedimentos padrões ocorrem. Inicialmente têm-se a compreensão de que a abordagem ocorre sem retrocesso, isto é, a cada avanço, não é possível voltar a opção anterior numa mesma simulação. Em cada etapa de uma árvore de decisão, há uma possibilidade que é aceita, e outra que é descartada (GRUS, 2016, p. 203).

As árvores são construídas a partir de sua raiz, passando pelos nódulos, ou nós, e chegando até as folhas (PAL, 2012; QUINLAN, J. R., 1986). A raiz é seu ponto de partida para a construção e é também seu evento inicial, constructo principal para definição do estudo ou característica primária de conjunto de dados. As ramificações que surgem a partir da raiz e ligam-na a nós e nós a outros nós, são as probabilidades inerentes aquele caminho, em outras palavras, a probabilidade de seguir para um nó e não o outro. Já mencionados anteriormente, os pontos de junção na árvore de decisão são conhecidos como nós (GOLDSCHMIDT, PASSOS e BEZERRA, 2015; HILLIER e LIEBERMAN, 2006, p. 675). Segundo Goldschmidt et. al (2015) cada nó interno representa uma decisão sobre um atributo, determinando assim como os dados são particionados em seus nós filhos. É relevante frisar que cada valor representado na árvore de decisão tem propriedades estatísticas, a menos que descrito de forma contrária. Reiterando a pesquisa, Yadav e Pal (2012) afirmam que todos os nós internos possuem dois ou mais nós filhos e todos os nós internos contêm divisões, que testam o valor de uma expressão dos atributos. A final, o uso de uma árvore de decisão representa em cada ramo, ou galho, um possível cenário e seu resultado.

A árvore de decisão torna-se então uma ferramenta que possui o poder de predição ao estudar a base de dados escolhida, utilizando-se de métodos estatísticos, possibilitando e facilitando a tomada de decisões. A Figura 16 apresenta um exemplo de uma árvore de decisão de genérica.

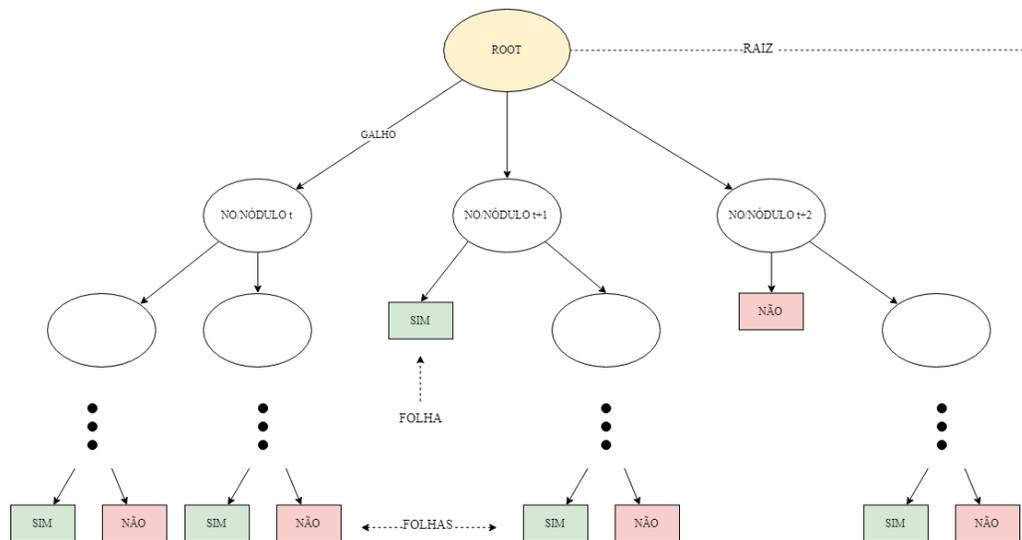


Figura 16 - Exemplo de árvore de decisão

Fonte: O autor, adaptado de Safavian e Landgrebe (1991), utilizando a plataforma *LucidChart*

Em seu trabalho, Grus (2016), explicita duas maneiras de diferenciar árvores de decisão: árvores de classificação; ou árvores de regressão.

Devido ao escopo deste estudo, optou-se pela adoção de algoritmos de árvore de decisão de classificação para o tratamento dos dados. O estudo, desta forma, pode caracterizar grupos de indivíduos de acordo com suas respostas, antecipando possíveis reações. Para Goldschmidt et al. (2015) o algoritmo C4.5 (QUINLAN, 1993), base para é um dos algoritmos clássicos da tarefa de classificação, inspirado no algoritmo ID3 (QUINLAN, J. R., 1986). O uso do algoritmo C4.5 de Quinlan (1993) se justifica por ser um dos dez melhores algoritmos para data mining (WU *et al.*, 2008). Ramírez e Grandón (2018) reiteram as características de classificação de árvores de decisão ao explicarem como estas servem como modelos preditivos de classificação de populações, prevendo assim, variáveis objetivo.

A variável objetivo é aquela variável dependente de outrem, a qual se analisa para encontrar padrões de comportamento, no caso deste estudo, a variável objetivo é a evasão.

4. METODOLOGIA

Este capítulo tem como função descrever detalhadamente as etapas desenvolvidas na obtenção dos objetivos previamente definidos, apresentando então, os procedimentos adotados.

4.1. TIPO DE PESQUISA

Este estudo, segundo a taxonomia proposta por Vergara (1990), pode ser separado e conseqüentemente classificado a partir de dois critérios: quanto aos fins e quanto aos meios de investigação.

No que tange ao critério de classificação quanto aos fins da pesquisa, esta pesquisa se classifica como uma pesquisa exploratória. Apesar de haver uma grande bagagem sobre o conteúdo estudado, a evasão de alunos em instituições de ensino superior, há pouco conhecimento acumulado nesta área de conhecimento aplicada ao local de estudo definido. Ainda segundo Vergara (1990), a pesquisa exploratória, por sua natureza de sondagem, não comporta hipóteses prévias, que podem surgir durante a pesquisa. Gil (2002, p. 41), levanta o aspecto fluido e flexível desse tipo de estudo e a possibilidade de consideração de diversos aspectos relativos ao fato estudado.

O trabalho tem caráter de pesquisa de campo, dada a investigação realizada no local onde ocorre o fenômeno, a evasão, sobre elementos capazes de explicá-lo. Vergara (1990) elucida que pesquisas de campo geralmente são realizadas com auxílio de entrevistas, testes, ou como no caso deste estudo, enquetes. As pesquisas de campo também são caracterizadas pelo estudo de um único grupo ou comunidade em termos de sua estrutura social, ou seja, ressaltando a interação de seus componentes (GIL, 2008). Há, mais uma vez, o reforço da definição dos critérios definidos, uma vez que foram analisadas as interações sociais dos alunos e o fenômeno ocorrido, a evasão.

É importante frisar que, assim como Vergara (1990) conceitua em sua obra, há uma impraticabilidade de pesquisas puras, onde os tipos de pesquisa não são excludentes. Este estudo apresenta uma revisão bibliográfica, a partir do método TEMAC de Mariano e Rocha (2017), de

forma a possibilitar posteriormente uma pesquisa exploratória de maior qualidade, capaz de elaborar modelos mais assertivos sobre os elementos que levam ao fenômeno estudado.

4.2. LOCAL DE ESTUDO

O local para a aplicação do estudo escolhido para a realização da pesquisa foi a Universidade de Brasília, situada em Brasília, Distrito Federal, capital do Brasil.

A Universidade de Brasília foi inaugurada, em 21 de abril de 1962, e hoje conta com quatro campi e mais de cinquenta mil alunos, segundo o censo de educação superior incorporado a pesquisa do Decanato de Planejamento, Orçamento e Avaliação Institucional. Apesar de voltado para o Campus Darcy Ribeiro, a pesquisa não esteve necessariamente restrita a esse Campus.

O curso de Engenharia de Produção da Universidade de Brasília, vigente desde o segundo semestre de 2009, é hoje o curso com o maior número de alunos matriculados da Faculdade de Tecnologia, com 641 alunos. Em pouco mais de vinte semestres, tornou-se o curso com o maior número de alunos matriculados da Faculdade de Tecnologia segundo dados da CPA (2019), sendo o único exclusivamente noturno.

4.3. OBJETO DE ESTUDO

O objeto de estudo foi a evasão dos alunos, que, de acordo com a revisão da literatura, pode ser classificada em diferentes categorias. As categorias são: transferência de instituição de ensino, saída da instituição, mudança de curso dentro da própria instituição e desligamento ou exclusão.

Ao passo que estas evasões são complementares, o foco do presente trabalho se concentra na evasão do curso de Engenharia de Produção da Universidade de Brasília, portanto, caso o discente mude de curso, mude de instituição ou seja desligado da instituição de ensino, serão tratados de maneira semelhante, como evasões do curso.

A exclusão será tratada por todos aqueles casos onde o aluno foi desligado da instituição e não há tentativa ou possibilidade de reversão do quadro para reintegração, uma vez que a

interrupção nos estudos não se enquadra como evasão ou exclusão. Isto ocorre uma vez que o desligamento por si só não é uma métrica adequada, uma vez que esse pode ser revertido em inúmeros casos.

4.4. INSTRUMENTO DE COLETA DE DADOS

Buscando entender o que leva os alunos a abandonarem o curso de Engenharia de Produção da Universidade de Brasília, a proposta inicial deste estudo era pesquisar a partir da base de dados institucional da Universidade de Brasília, de forma a trabalhar com dados brutos, minimizando a subjetividade e aumentando a quantidade de dados a serem tratados. Devido a negativa do Decanato de Planejamento, Orçamento e Avaliação Institucional quanto a liberação dos dados sob a justificativa de esses serem sigilosos, um outro caminho foi proposto para o levantamento de dados sobre a evasão no departamento de Engenharia de Produção. No Anexo 1, está disponível a negativa do processo pelo sistema interno da Universidade de Brasília.

O caminho para o levantamento de dados sobre evasão no curso de Engenharia de Produção da Universidade de Brasília se deu então por meio do levantamento bibliográfico dos principais fatores que contribuía para a evasão dos estudantes, e a seguir foi estruturado e aplicado uma enquete para conhecer a percepção sobre os fatores já identificados. Além dos dados demográficos a serem levados em consideração, a enquete contém questões sobre os fatores: mudança de meta, problemas de saúde física, problemas de saúde mental, dificuldade das matérias, falta de integração com a academia, falta de integração com o corpo docente, problemas familiares, impedimentos para o comprometimento, burocracia, desvalorização da carreira e currículo pouco abrangente. Ao final foi deixado um campo para contribuições que não foi alcançado na pesquisa, devido a especificidade das respostas obtidas, que não poderiam ser generalizadas.

A enquete elaborada foi construída a partir dos conceitos pré-definidos sobre as categorias dos fatores que influenciam na evasão dos alunos. Fatores pessoais são analisados a partir de questionamentos sobre a saúde mental, saúde física, questões familiares, dificuldade em acompanhar as matérias e mudança pessoal de metas. Fatores internos a IES e ao ambiente universitário são relacionados a falta de integração com os pares e com os docentes, currículo pouco abrangente e dificuldades financeiras. Fatores externos são analisados a partir das questões sobre:

impedimentos, assim como a dificuldade de acesso; burocracia no ambiente universitário; e valorização da carreira no mercado nacional.

O instrumento de coleta de dados tem um total de 29 perguntas direcionadas ao estudante, em sua maioria objetivas. Sua primeira pergunta tem como objetivo classificar os respondentes de acordo com o critério de inclusão e exclusão. Têm-se o critério de inclusão como o curso do respondente ser “Engenharia de Produção”. As cinco perguntas subsequentes têm a função de montar o perfil do respondente, sendo apenas sobre dados demográficos. A sessão seguinte de perguntas, com vinte e três questões, indagava ao respondente se o fator levantado era relevante e poderia contribuir a decisão de evasão, e então era solicitado que o fator fosse julgado como relevante, fosse atribuído um peso de 1 a 10, onde 1 representa o menor valor de relevância e 10 o maior valor possível de relevância. A pergunta final abria espaço para que fatores que influenciavam na decisão de evasão do aluno, que não tivessem sido contemplados na enquete, fossem descritos. A enquete encontra-se no apêndice A.

4.5. COLETA DOS DADOS

Para a realização da coleta de dados, foi elaborado uma enquete, respaldado na revisão bibliográfica, que respondesse as indagações feitas pelo presente estudo: o que leva os alunos a abandonarem o curso de Engenharia de Produção da Universidade de Brasília?

A coleta dos dados se deu através da divulgação da enquete de forma virtual, pela plataforma *Google Forms*. A enquete foi aberta ao público alvo da pesquisa na terça-feira, dia 18 de junho de 2019, sendo divulgado de forma individual aos alunos e lançado em mídias sociais. A enquete aceitou respostas por 7 dias, chegando a 100 respostas.

A partir das respostas as enquetes, os dados foram extraídos pela própria plataforma em uma planilha, para tratamento.

As respostas coletadas no campo aberto foram questões pontuais, e, uma vez que as enquetes eram desprovidas de questões que pudessem identificar o respondente, foram feitas reclamações quanto a inúmeros fatores do curso. Todas as respostas tratavam de problemas

específicos do curso de Engenharia de Produção da UnB, e, embora possam ser categorizadas em pontos gerais como reclamações quanto a didática, currículo engessado e falta de integração com o corpo docente, as respostas não agregaram informações pertinentes ao estudo.

4.6. AMOSTRA E CRITÉRIO DE INCLUSÃO E EXCLUSÃO

Obteve-se uma amostra de 100 respostas, que representa 8,62% do total de 1160, onde são 688 os alunos matriculados, segundo dados do relatório de avaliação da Universidade de Brasília e 472 são os alunos que já tiveram passagem pelo curso, sendo considerados egressos, podendo ter completado o curso ou evadido.

O critério de inclusão foi ter respondido “Engenharia de Produção” como seu curso, uma vez que para responder sobre os fatores que levam alunos do Departamento de Engenharia de Produção da Universidade de Brasília a se evadirem, é necessário ter conhecimento de causa e ter cursado o curso ao menos por um período. O total de respostas consideradas válidas segundo o critério de inclusão foi de 91.

4.7. FERRAMENTA DE ANÁLISE E TRATAMENTO DOS DADOS

Dada a forma que a pesquisa foi executada, os dados das respostas foram extraídos para uma planilha a partir da ferramenta do *Google Forms*. Necessitando de um tratamento prévio, essa planilha sofreu alterações estruturais, mas não de forma. Os campos não preenchidos foram substituídos pelo valor 0 e uma maneira de estipular a predisposição para evasão foi proposta.

A predisposição à evasão foi calculada a partir de três critérios. O primeiro critério estabelecia o número de fatores que levariam os alunos à evasão; o segundo critério estabelecia a média ponderada das suas respostas; e o terceiro fazia a comparação entre os dois anteriores.

Cada resposta assinalada como “sim”, o valor um (1) era adicionado a uma nova coluna, esse sendo o número de fatores que levariam o indivíduo à evasão. A somatória dos pesos atribuídos a cada um dos fatores, dividido pelo número total de fatores respondidos é a média ponderada da

relevância que esses fatores têm na vida de cada respondente. A análise se a média ponderada era maior que o número de fatores em uma ordem de mais de 25% era o terceiro fator.

Na hipótese de a média ponderada ser 25% maior que o número de questões respondidas ou ter um valor maior do que 8.00, o aluno tinha tendência à evasão. Caso tivesse mais de 8 questões respondidas, ou média ponderada entre 7 e 7.99, o estudante teria propensão a evasão. Caso contrário, o aluno tenderia a permanecer.

Tendo todas estas informações dispostas em uma planilha, de maneira organizada, esses foram então analisados usando algoritmos do *RapidMiner*, uma plataforma de *Data Science* que une atributos de preparação de dados, *machine learning*, e lançamento de modelos preditivos.

A ferramenta *RapidMiner* foi escolhida por sua robustez e facilidade no uso, sem necessidade de programação para execução de análises complexas do conjunto de dados apresentados. Esta plataforma apresenta versões distintas como a *free*, *professional* e *enterprise*, sendo apenas a primeira de uso gratuito. Uma vez que esta versão atendia as necessidades do estudo, esta foi escolhida.

4.8. ÁRVORE DE DECISÃO

Para que a plataforma fosse capaz de elaborar uma árvore de decisão, foi necessário criar um processo dentro do programa, uma sequência lógica e contínua de atividades. A demonstração do processo definido pode ser vista na Figura 17.

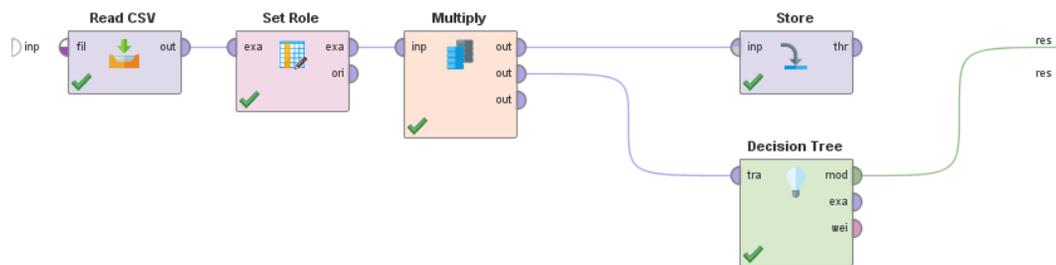


Figura 17 - Processo de elaboração da árvore de decisão

Fonte: o autor, utilizando a plataforma RapidMiner

A primeira atividade “*Read CSV*” tem a funcionalidade de fornecer os dados de input para a manipulação dos dados pelo programa. Esta atividade recebe a planilha onde os dados advindos das enquetes são armazenados. A segunda atividade, “*Set Role*” tem a função de atribuir um papel para as variáveis sendo consideradas, para que estas sejam compreendidas pelo sistema de maneiras diferentes. A variável “Evasão” foi definida como *label*, isto é, a variável rótulo, a variável a qual se verifica a inter-relação com todas as outras e sua força de ligação. A atividade “*Multiply*” multiplica os inputs recebidos para repasse imediato a quantas atividades posteriores forem possíveis, neste estudo, apenas duas atividades posteriores. “*Store*” tem a função de armazenar um repositório de dados dentro da própria plataforma, onde os dados tratados podem sofrer outras análises em outras diferentes processos. A atividade “*Store*” se mostra necessária para o processo posterior, de análise de confiabilidade da previsão. “*Decision Tree*” tem a função de elaborar um modelo a partir dos inputs recebidos, desde que esses já tenham um papel definido.

4.9. MATRIZ DE CONFUSÃO

Uma vez que uma árvore de decisão classificatória tem por objetivo a predição de ocorrência de eventos ou padrões, é necessário que o modelo seja testado quanto a sua confiabilidade. Para o teste, foi realizado o coeficiente de confiabilidade do modelo, no formato de matriz de confusão. A matriz demonstra a capacidade de predição do algoritmo em relação ao número de acertos baseados nos dados. O processo de elaboração dessa matriz pode ser visto na Figura 18.

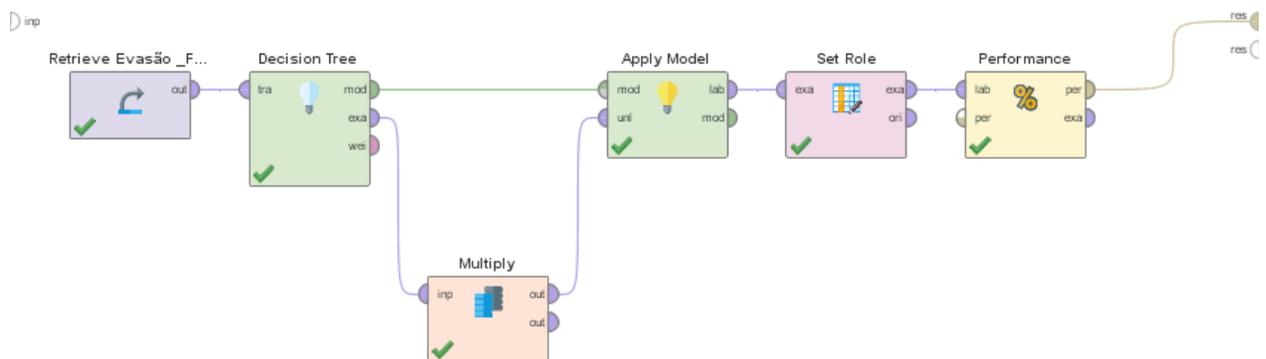


Figura 18 - Processo de elaboração da Matriz de Confusão

Fonte: O autor, utilizando o software *RapidMiner*

Diferentemente do processo anterior, não foi possível extrair os dados diretamente da planilha de dados das enquetes, fazendo-se necessário que a extração dos dados fosse a partir do repositório criado pela plataforma, na atividade “*Retrieve*” do processo anterior, na elaboração da árvore de decisão. A atividade “*Decision Tree*” tem a função de elaborar um modelo a partir dos inputs recebidos, sendo possível uma vez que o repositório armazenou seus rótulos. A atividade “*Multiply*” multiplica os inputs recebidos para repasse imediato. “*Apply Model*” tem a função de receber um modelo e ter como saída data tratada pelo modelo, sem que esta seja a saída final do processo. A atividade “*Set Role*” tem a função de atribuir um papel de predição para a variável *label* recém analisada. “*Performance*” faz a avaliação da performance do modelo de predição.

5. RESULTADOS E ANÁLISES

Este capítulo apresenta os resultados da pesquisa e respectivas análises a partir do tratamento dos dados pela plataforma *RapidMiner* e construção da árvore de decisão de classificação.

5.1. ANÁLISE DOS NÓDULOS E FOLHAS DA ÁRVORE DE DECISÃO

Com o modelo de predição elaborado, a Matriz de Confusão demonstrou acurácia superior a 80%, podendo-se então considerar a árvore de decisão classificatória proposta como válida para o universo estudado. A partir desta confirmação, a análise da estrutura da árvore foi feita.

Foram modeladas algumas árvores de decisão a partir do processo descrito, garantindo o aprendizado do algoritmo e comparando os resultados até se obter a melhor acurácia possível quanto a sua assertividade. A Figura 19 apresenta a árvore de decisão final, com a maior precisão das tendências de comportamento, a partir das correções realizadas.

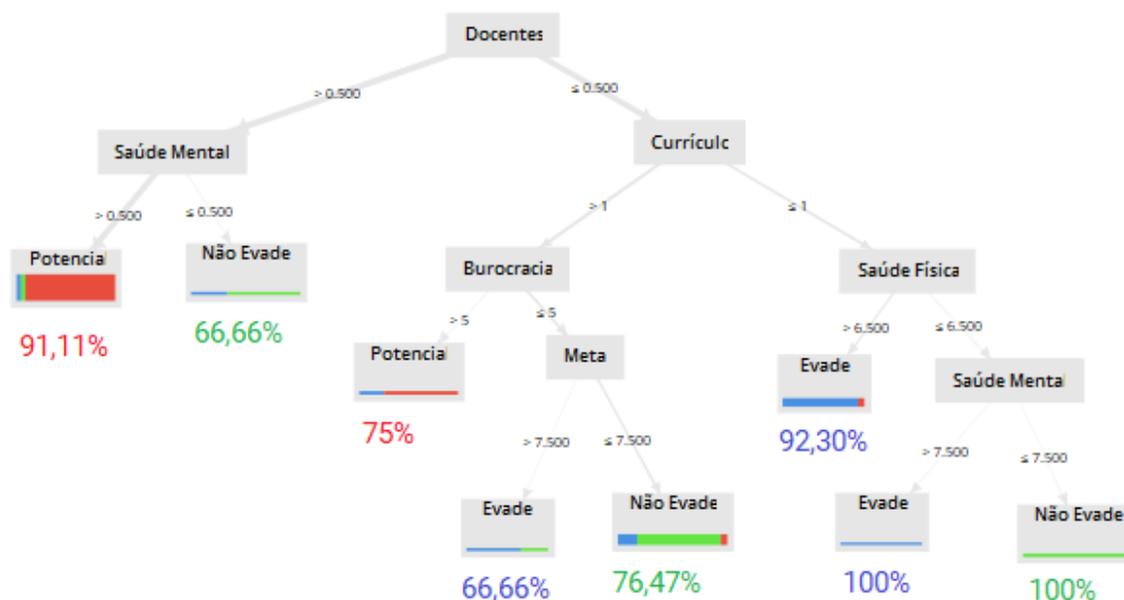


Figura 19- Árvore de Decisão

Fonte: O autor, utilizando o software *RapidMiner*

A árvore de decisão plotada tem como elemento raiz a variável “Docentes” que se refere a relação dos estudantes com o corpo docente da Instituição de Ensino. De acordo com o algoritmo utilizado, C4.5, um algoritmo de classificação, obtém-se que de acordo com os dados analisados, que este fator tem alta associação ao fator evasão.

Em suas folhas é possível ver gráficos de cores, que representam o número de indivíduos com comportamentos atribuídos a cada padrão previsto. Isto significa que, independentemente da cor, uma folha com uma cor dominante teve elevado grau de acurácia.

Para a melhor compreensão da árvore de decisão, foi organizado o modelo calculado por meio de variáveis categóricas, ajudando no entendimento do método.

A árvore é composta por 1 nó principal, sendo esse a relação dos estudantes com o corpo docente, 6 nós e 8 folhas. São 5 fatores não repetidos, sendo 8 fatores no total. De forma a facilitar o entendimento da árvore proposta, a árvore foi redesenhada na plataforma *LucidChart*, uma vez que esta permite diagramação fluida, possibilitando assim a customização da árvore de decisão. A Figura 20 apresenta a árvore de decisão diagramada na plataforma *LucidChart*.

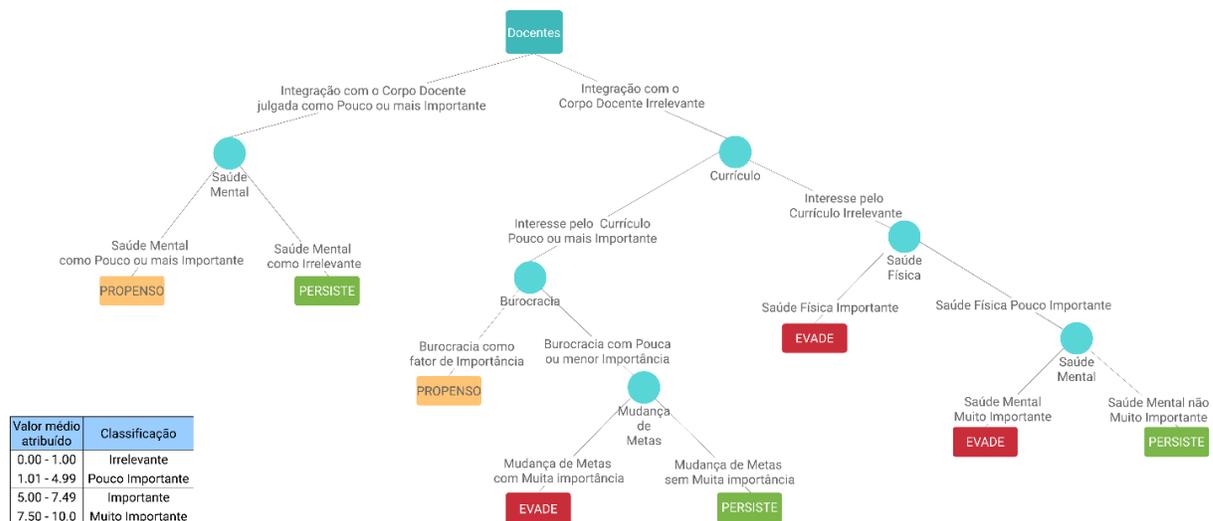


Figura 20 - Árvore de Decisão

Fonte: O autor, utilizando a plataforma *LucidChart*

O modelo propõe então, uma série de comportamentos.

A árvore inicia-se pelo nódocentes, onde um valor de importância mínimo leva ao nó Saúde Mental. A não ser que a saúde mental tenha importância mínima, o que faria o aluno persistir, o estudante se encontra propenso a evadir-se.

- Para o aluno que considera a relação com corpo docente importante, no caso de um problema nessa relação e um problema de saúde mental severo, esse aluno se encontra propenso à evasão.
- Considerando ainda a relação com o corpo docente como importante, e que haja um problema nesta relação, mas não ocorra nenhum problema de saúde mental, o modelo sugere que o aluno persiste enquanto sua saúde mental permanecer inalterada.
- Considerada a relação com o corpo docente como importante e saudável em caso de saúde mental saudável, o aluno tende a permanecer.
- Em caso de a relação com o corpo docente ser dada como importante e saudável, mas ocorrer problema de saúde mental severo, o aluno tende a permanecer.

Esse grupo de alunos tem sua propensão à evasão mediada pela relação com o corpo docente. Ao passo que a saúde mental possui um peso maior na propensão a evasão, a relação com o corpo docente tem a capacidade de mediar e mitigar seus efeitos. Apesar de a saúde mental não ser uma variável totalmente aleatória e estar associada a relação entre docentes e discentes, esta sofre influências fora do universo da IES. Sendo assim, ter uma boa relação entre os docentes e discentes é a melhor forma de mitigar potenciais evasões.

Na possibilidade de a relação com o corpo docente ser tida como irrelevante, independentemente de uma boa relação com os docentes ou não, segue-se para o nó Currículo. Esse nódocentes apresenta a representatividade do currículo quanto a novidades do mercado de trabalho e abrangência. Esse nódocentes se conecta a mais dois nós: Burocracia e Saúde Física.

Sendo o Currículo um fator com importância acima de 1, segue-se para o nó Burocracia. A burocracia na instituição pode levar o aluno a se tornar propenso a evasão.

- Considerado o currículo como um fator de importância e no caso de uma instituição burocrática, onde haja dificuldades em se ajustar o currículo, o aluno encontra-se propenso à evasão.
- Considerado o currículo como um fator de importância e no caso de uma instituição pouco burocrática, o aluno tem sua previsão de evasão ajustada pelo nó Mudança de Metas.

Considerado o currículo como um fator de importância e a burocracia como fator pouco importante, ou com pouca influência na vida cotidiana do aluno, o fator que direciona sua predisposição a evadir-se é a mudança de metas.

- Considerado o currículo como um fator de importância e uma instituição pouco burocrática, caso haja uma mudança de metas drástica, o aluno evade.
- Sendo o currículo um fator de importância e uma instituição pouco burocrática, o aluno não evade mesmo que suas metas se alterem.

Sendo o Currículo um fator com importância menor que 1, segue-se para o nó Saúde Física. Um aluno que julga o currículo e a relação com os docentes como irrelevante é tido como um *outlier*.

- Não tendo relações significativas com o corpo docente e não se engajando com o currículo do curso, o aluno evade caso tenha alguma moléstia física moderada ou pior.
- Mesmo não tendo relações significativas com o corpo docente e não se engajando com o currículo do curso, caso não sofra de moléstia moderada, tem sua previsão de evasão ajustada pelo nó Saúde Mental.

Na possibilidade de a relação com o corpo docente ser tida como irrelevante, independentemente de uma boa relação com os docentes ou não, segue-se para o nó Currículo, e em caso de descaso para com este, segue para a saúde física. Não tendo tido uma enfermidade moderada, segue para a saúde mental.

- Não havendo relações significativas com o corpo docente, não se engajando com o currículo do curso e não alguma tendo tido uma enfermidade física moderada ou pior, o aluno evade caso venha a contrair um problema de Saúde Mental severo.
- Apesar de não ter relações significativas com o corpo docente e não se engajar com o currículo do curso, esse aluno persiste caso não seja acometido de nenhuma enfermidade, física ou mental.

Esse aluno pouco engajado, também chamado de *outlier*, tem a tendência de permanecer no curso a menos que sofra de enfermidade física ou mental grave. Esse comportamento tem caráter totalmente imprevisível, uma vez que a IES não pode agir preventivamente de forma a mitigar a probabilidade de o aluno evadir-se, dado que a evasão está totalmente ligada a fatores externos, saúde física e mental, do aluno.

A partir do modelo, é possível realizar a classificação dos estudantes a partir de suas características. O grupo que considera a relação com os docentes como importante deve ter sua saúde mental e relação com o corpo docente monitorada, dado que esses fatores estão diretamente conectados. Ao monitorar a relação com o corpo docente, diminui-se a chance de esta influenciar a saúde mental dos alunos ao passo que permite uma melhor mediação da evasão derivada de problemas de saúde mental.

Os alunos tidos como *outliers*, que se apresentam desinteressados das relações com os docentes e qualidade do currículo tendem a permanecer no curso caso não incorram de enfermidade grave. Esse grupo tem comportamento totalmente alheio aos esforços da IES, uma vez que a saúde física e mental não são fatores exclusivamente controlados pela instituição.

Há dois subgrupos de alunos com foco profissional, um propenso a evadir-se em casos de dificuldades burocráticas e outro que se mantém a menos que sua meta mude radicalmente. A burocracia inerente a instituição de ensino não pode ser extinguida, mas pode ser alterada de forma a mitigar os riscos de evasão. Enquanto metas pessoais não podem ser manipuladas e são fatores alheias a IES, a manutenção do curso como paradigma propicia um cenário menos favorável a evasão por mudança de metas.

Como postulado por Ali *et al* (2016), ao passo que possa parecer atrativa a ideia de prover melhorias em todos os aspectos dos serviços, a falha em priorizar as dimensões mais importantes para seu público alvo pode causar a alocação ineficiente de recursos. Por tanto, a identificação de alunos em risco facilitaria o trabalho da IES, uma vez que os programas de assistência poderiam ser melhor direcionados (KOVACIC, 2017; PEREZ; CASTELLANOS; CORREAL, 2018; YADAV; PAL, 2012). O foco das IES deve ser então, como proposto por Lobo (2012) monitorar indicadores e estatísticas de evasão, assim como fornecer apoio por meio de programas de aconselhamento e orientação aos alunos que são classificados como propensos a evadir-se.

Assim, é importante ver o papel do professor como pivô principal na relação estabelecida entre a evasão dos alunos e seus fatores.

A análise da árvore de decisão elaborada ratifica o que se expõe em literatura nacional e internacional quando afirma que a relação com o corpo docente tem grande relação com a evasão de alunos do ensino superior, assim como afirmam os trabalhos de Mashburn (2000), Pereira (2003), Abdullah(2006b), Ali *et al* (2016), Sanchez-Fernandez *et al* (2017b), Hossain, Hossain e Chowdhury (2018), Hennig-Thurau *et al* (2001) e Boyraz *et al* (2013).

De acordo com o modelo proposto, uma melhor integração com o corpo docente julgada como alta, seria suficiente para balancear outros fatores que levariam alunos a pensamentos de evasão, sendo necessário monitorar a relação com os docentes e sua relação com a saúde mental dos alunos para uma maior taxa de retenção.

Ademais, é crucial que as instituições de ensino percebam em quais fatores estas podem atuar, de forma a ter uma melhor gestão de influências no corpo discente. No modelo proposto, tanto a burocracia, quanto a qualidade do currículo e a maneira como os alunos percebem o curso estão dentro do universo de fatores que podem ser influenciados diretamente por políticas da instituição de ensino.

Apesar de não conseguir demonstrar a influência de cada fator nas taxas de evasão do curso de Engenharia de Produção, o modelo apresenta uma acurácia, segundo sua matriz de confusão, que o valida.

A matriz de confusão é uma das ferramentas que podem ser utilizadas para se medir a acurácia de algoritmos de previsão a partir de regras de classificação, uma vez que seus cálculos permitem a visualização da acurácia do modelo proposto.

A matriz de confusão resultante do processo pode ser vista na Figura 21.

Acurácia: 86.81%				
	True value "Evade"	True value "Não Evade"	True value "Potencial"	Precisão da Classe
Predição "Evade"	16	1	1	88.89%
Predição "Não Evade"	4	19	1	79.17%
Predição "Potencial"	3	2	44	89.80%
Class Recall	69.57%	86.36%	95.65%	

Figura 21 - Matriz de Confusão

Fonte: O autor, a partir dos dados do software *RapidMiner*

A Matriz de Confusão tem como resultados uma acurácia total de 86.81% no modelo da árvore de decisão proposto. A proposta de não evasão tem acurácia de 79.17% e a de evasão de 89.80%. A classe de estudantes propensos à evasão tem precisão de 88.89%.

Desse modo, pode-se observar que o modelo de árvore de decisão revela que os fatores que levam os alunos a abandonarem o curso de Engenharia de Produção da Universidade de Brasília são: a integração com o corpo docente; a saúde física e mental do estudante; a burocracia na academia; e a mudança de metas pessoais.

Assim, a qualidade da integração com o corpo docente e a lealdade do aluno parar com a IES estão relacionadas, como respaldam os estudos de Hennig-Thurau *et al* (2001), Pereira (2003), Abdullah (2006b), Boyraz *et al* (2013), Ali *et al* (2016), Sanchez-Fernandez *et al* (2017b) e Hossain, Hossain e Chowdhury (2018). O estudo de Ali *et al* (2016) também elucida a importância de flexibilidade e robustez do currículo na lealdade do aluno.

A saúde mental e física do estudante são fatores analisados por González (2005), Boyraz *et al* (2013), Auerbach *et al* (2016) e Mortier *et al* (2017), e comprova-se uma significativa relevância entre estes fatores e a persistência do discente em sua instituição de ensino.

A partir do estudo de Tinto (1975), vários autores pesquisaram sobre a influência que o comprometimento do aluno para com suas metas tem em sua lealdade, percepção do serviço prestado e imagem percebida da IES. O modelo de árvore de decisão ratifica o que se encontra na literatura e nos estudos de Tinto (1975), Nettet e Helgesen (2009), Heo e Lee (2016), Boyraz *et al* (2016) e Sanchez-Fernandez *et al* (2017a).

O modelo de árvore de decisão proposto integra abordagens de diferentes autores, tendo seus resultados respaldados por extensa literatura. O modelo que aborda diferentes áreas do conhecimento, tem seus resultados corroborados pelo referencial teórico quando aplicado a realidade do curso de Engenharia de Produção da Universidade de Brasília.

5.2. IMPLICAÇÕES DO MODELO PROPOSTO

Uma vez classificados os grupos de alunos e seus respectivos comportamentos, pode ser elaborado um plano de gerenciamento para a assistência dos alunos, onde cada grupo receberia estímulos e suporte diferentes. O gerenciamento efetivo gera uma diminuição nos gastos das instituições de ensino superior, e uma vez que a evasão dos alunos gera um custo social para o país (PEREIRA, 2003), esse gerenciamento pode ser caracterizado como um investimento.

Segundo dados do levantamento da OECD – Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico: *Education at a Glance* (2012), e pesquisa por Mortier *et al* (2017), estudantes de ensino superior são uma população com números crescentes nos casos de suicídios. Uma classificação em grupos de risco pode auxiliar na identificação de padrões de casos de distúrbios mentais. A prevenção e tratamento antecipado aumentam as chances de sucesso e previnem a evolução em quadros mais graves.

Como exposto na literatura, existem momentos de inflexão onde os alunos estão mais propensos a abandonarem seus cursos. Em universidades estrangeiras, as maiores taxas de evasão se dão no primeiro e segundo ano do curso, como afirmam Porter (1989), Shapiro *et al* (2017) e Stinebrickner e Stinebrickner (2012). O curso de engenharia de produção tem seu ponto de inflexão dado como o quarto período, que é média de períodos cursados antes da evasão.

Outro ponto de alerta sobre o possível futuro do aluno na instituição está relacionado a sua interação, tanto com os docentes, quanto com a IES, no quesito burocracia. Uma reclamação por parte do discente, por meio da ouvidoria da universidade ou de outros meios definidos deve levantar um alerta quanto a perturbações nestas relações.

A Universidade de Brasília está equipada com diversas iniciativas que promovem uma vida mais saudável e mitigam problemas de saúde física e mental. Estas iniciativas vão desde o Polo de Prevenção de IST/AIDS ao Centro de Atendimento e Estudos Psicológicos (CAEP), que promove atendimento psicológico aos discentes, de forma a tentar prevenir casos de doenças mentais severas e suas repercussões. Os alunos devem ser direcionados a esses centros ao menor sinal de necessidade, de forma a não possibilitar o desenvolvimento da mazela.

Lobo (2012), recomenda sete pontos para que IES tenham baixas em suas taxas de evasão. Enquanto o primeiro e o segundo, estabelecer um grupo de trabalho encarregado de reduzir a evasão e avaliar as estatísticas da evasão, são funções atribuídas a CPA da UnB, este trabalho busca contribuir com o terceiro ponto: determinar as causas da evasão. O sexto e o sétimo pontos já estão incorporados a rotina da instituição, quais sejam: tornar o ambiente e o trânsito agradáveis aos alunos e programas de aconselhamento e orientação dos alunos.

De acordo com os pontos levantados por Lobo (2012) em seus estudos, falta à Universidade de Brasília a adoção de dois pontos para diminuir suas taxas de evasão. Estimular a visão centrada no aluno, ao envolver coordenadores, professores e funcionários com o sucesso e com o bem estar do aluno além de criar condições que atendam aos objetivos que atraíram os alunos, não decepcionando os novos ingressantes. Esses dois pontos podem ser remetidos ao grupo de alunos desinteressados, uma vez que não se sentem pertencentes ao curso por não terem seu sucesso e bem estar priorizados ou por terem se decepcionado com a realidade do curso frente ao que era esperado.

Para alunos com um foco profissional, o aumento do engajamento facilitado, menos burocrático previne a evasão. Um serviço que sirva como termômetro quanto a seu engajamento e sua mudança de metas geraria um alerta onde a intervenção seria necessária.

Em razão dos fatores que levam à evasão de alunos *outliers*, esses alunos não precisam, necessariamente, de acompanhamento constante, possibilitando a melhor alocação de recursos e esforços nos alunos em risco.

6. CONSIDERAÇÕES FINAIS, LIMITAÇÕES E FUTURAS LINHAS DE PESQUISA

O problema apresentado nesta pesquisa era levantar os motivos que levavam os alunos a abandonarem o curso de Engenharia de Produção da Universidade de Brasília. Este problema foi solucionado a partir do levantamento dos fatores que causam a evasão, segundo a literatura, tendo sido então proposto uma enquete para levantamento desses dados e a elaboração de modelo de árvore de decisão que pudesse prever os padrões de evasão. Foi empregado o método C4.5 ao elaborar a árvore de decisão classificatória a partir dos dados coletados de forma a criar padrões de comportamento.

O objetivo de apresentar uma classificação via árvores de decisão para prever a evasão dos alunos do curso de Engenharia de Produção da Universidade de Brasília foi alcançado, uma vez que os objetivos de delimitação do conceito de evasão, identificação dos fatores que influenciam na evasão, levantamento da percepção dos alunos quanto aos fatores, e elaboração de modelo de árvore de decisão validado por sua acurácia, foram alcançados. Sendo assim, o conceito de evasão foi delimitado pela revisão da literatura por meio da TEMAC e os principais fatores que influenciam a evasão dos discentes foram levantados. A relação com o corpo docente, a saúde mental e física, o currículo do curso, a burocracia inerente ao ambiente e a mudança de metas do aluno são os fatores percebidos como mais influentes na decisão do aluno quanto a evadir.

O modelo elaborado foi uma árvore de decisão validada a partir de uma acurácia de 86.81%.

Foram limitações para o estudo a amostra de dados coletados e a negativa da Universidade de Brasília em fornecer dados institucionais para a pesquisa.

Dado que o modelo utilizado é um algoritmo baseado nos conceitos de *machine learning*, a alimentação recorrente do algoritmo, traria resultados com maior acurácia ao longo das iterações e com comportamento menos previsível. Uma vez descobertos os principais fatores que levam a evasão e os principais grupos de alunos, pesquisas futuras podem focar seus estudos, de forma mais específica, nesses grupos ou focar em fatores adjacentes e predecessores. Uma amostra maior de dados implicará em propostas mais assertivas.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABDULLAH, Firdaus. Measuring service quality in higher education: HEdPERF versus SERVPERF. **Marketing Intelligence and Planning**, v. 24, n. 1, p. 31–47, 2006a.

_____. The development of HEdPERF: a new measuring instrument of service quality for the higher education sector. **International Journal of Consumer Studies**, v. 30, n. 6, p. 569–581, 2006b. Disponível em: <<http://doi.wiley.com/10.1111/j.1470-6431.2005.00480.x>>.

ABRAMO, Giovanni; D'ANGELO, Ciriaco Andrea. Evaluating research: From informed peer review to bibliometrics. **Scientometrics**, v. 87, n. 3, p. 499–514, 2011.

ALI, Faizan; ZHOU, Yuan; HUSSAIN, Kashif; NAIR KUMAR, Pradeep; et al. 2016_Ali F et al_Does Higher Education SQ Effect SS Image and Loyalty A Study of IS in Malaysian PU. 2016.

ALI, Faizan; ZHOU, Yuan; HUSSAIN, Kashif; NAIR, Pradeep Kumar; et al. Does higher education service quality effect student satisfaction, image and loyalty?: A study of international students in Malaysian public universities. **Quality Assurance in Education**, v. 24, n. 1, p. 70–94, 2016.

ALVES, Helena; RAPOSO, Mário. Conceptual Model of Student Satisfaction in Higher Education. **Service Industries Journal**, n. April 2012, p. 37–41, 2007a.

_____. Total Quality Management & Business Conceptual Model of Student Satisfaction in Higher Education Conceptual Model of Student Satisfaction in Higher Education. **Service Industries Journal**, n. April 2012, p. 37–41, 2007b.

ARAÚJO, Ulisses F. A quarta revolução educacional: a mudança de tempos, espaços e relações na escola a partir do uso de tecnologias e da inclusão social. **ETD - Educação Temática Digital**, v. 12, n. mar., p. 31–48, 2011. Disponível em: <<https://periodicos.sbu.unicamp.br/ojs/index.php/etd/article/view/1202>>.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO (ABEPRO). Grande área e diretrizes curriculares. 2001.

ATHIYAMAN, Adee. Linking student satisfaction and service quality perceptions: the case of university education. **European Journal of Marketing**, v. 31, n. 7, p. 528–540, 1997.

AUERBACH, Randy P et al. Mental disorders among college students in the WHO World Mental Health Surveys. v. 46, n. 14, p. 2955–2970, 2016.

BAREFOOT, Betsy. Higher education's revolving door: confronting the problem of student drop out in US colleges and universities. **Open Learning**, v. 19, n. 1, p. 9–18, 2004. Disponível em: <<http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/0268051042000177818>>.

BEHRENS, Marilda Aparecida. A Prática Pedagógica e o Desafio do Paradigma Emergente. **Revista Brasileira de Estudos Pedagógicos**, v. 80, p. 383–303, 1999.

BELLONI, Maria Luiza. Ensaio sobre a educação a distância no brasil. **Educ. Soc**, v. 78, p. 117–142, 2002.

BLOIS, Marlene M. A busca da qualidade na educação superior a distância no brasil situação atual e algumas reflexões. **RIED. Revista iberoamericana de educación a distancia**, v. 7, n. 1–2, p. 97–111, 2012. Disponível em: <<http://e-spacio.uned.es/revistasuned/index.php/ried/article/download/1077/993>>.

BOYRAZ, Güler et al. Academic achievement and college persistence of african american students with trauma exposure. **Journal of Counseling Psychology**, v. 60, n. 4, p. 582–592, 2013.

_____. Depressive symptomatology and college persistence among African American College Students. **Journal of General Psychology**, v. 143, n. 2, p. 144–160, 2016.

BOYRAZ, Güler; GRANDA, Rebecca. Crossing the Finish Line: The Role of Posttraumatic Stress and Type of Trauma Exposure in College Graduation. **Journal of Loss and Trauma**, v. 24, n. 1, p. 50–68, 2019. Disponível em: <<https://doi.org/10.1080/15325024.2018.1512828>>.

BROWN, Robert M.; MAZZAROL, Timothy William. The importance of institutional image to student satisfaction and loyalty within higher education. **Higher Education**, v. 58, n. 1, p. 81–95, 2009.

BUENO, José Lino Oliveira. A evasão de alunos. v. 19, 1993.

CLAIR, Karen L. St. **A case against compulsory class attendance policies in higher education. Innovative Higher Education**. [S.l: s.n.], 1999

CNI. Fortalecimento das Engenharias. **Mobilização Empresarial pela Inovação**, p. 100 p., 2015.

COMISSÃO ESPECIAL DE ESTUDOS SOBRE EVASÃO. Diplomação , Retenção e Evasão nos Cursos de Graduação em Instituições de Ensino Superior Públicas. **ANDIFES/ABRUEM/SESu/MEC**, p. 1–36, 1996. Disponível em: <<http://www.dominiopublico.gov.br/download/texto/me001613.pdf>>.

CPA. **Perfil dos Estudantes de Engenharia de Produção**. . [S.l: s.n.], 2019. Disponível em: <http://www.cpa.unb.br/index.php?option=com_phocadownload&view=category&download=190:relatorio-avalia-unb-ft-engenharia-de-producao-b-noturno-2019-05-16&id=17:2019>.

DOÑA-TOLEDO, Luis; LUQUE-MARTÍNEZ, Teodoro; DEL BARRIO-GARCÍA, Salvador. Antecedents and consequences of university perceived value, according to graduates: The moderating role of Higher Education involvement. **International Review on Public and Nonprofit Marketing**, v. 14, n. 4, p. 535–565, 2017.

ECKERT, Karina B.; SUÉNAGA, Roberto. Análisis de deserción-permanencia de estudiantes universitarios utilizando técnica de clasificación en minería de datos. **Formacion Universitaria**, v. 8, n. 5, p. 3–12, 2015.

EDWARDS, Daniel; MCMILLAN, Julie. Completing university in a growing sector: Is equity an issue? n. August, p. 48, 2015.

ESCRIVÃO FILHO, Edmundo; RIBEIRO, Luis Roberto Camargo. APRENDENDO COM PBL–APRENDIZAGEM BASEADA EM PROBLEMAS: RELATO DE UMA EXPERIÊNCIA EM CURSOS DE ENGENHARIA DA EESC-USP. **Revista Minerva**, v. 6, n. 1, p. 23–30, 2009. Disponível em: <<https://www.researchgate.net/publication/228648392%0AAPRENDENDO>>.

ETZKOWITZ, Henry; LEYDESDORFF, Loet. The dynamics of innovation: from National Systems and “Mode 2” to a Triple Helix of university–industry–government relations. **Research Policy**, v. 29, n. 2, p. 109–123, 2000. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0048733399000554>>.

FADEL, Aida; VIANA, Dianne. PRECOCE: A PROPOSAL FROM UNIVERSITY OF BRASILIA TO REDUCE THE DROPOUT RATES IN THE ENGINEERING COURSES. 2009.

FAZOLIN, Kleyton; KAESTNER, Celso. Criação de Novos Atributos Para Previsão da Fidelização de Estudantes Creation of New Attributes to Forecast Student Loyalty. 2017.

FORNELL, Claes. Satisfaction Barometer: The Swedish Experience. **Journal of Marketing**, v. 56, n. 1, p. 6–21, 1992. Disponível em: <<http://www.jstor.org/stable/1252129>>.

FORNELL, Claes; LARCKER, David F. Evaluating Structural Equation Models with Unobservable Variables and Measurement Error. **Digital Times**, v. Unknown, n. Unknown, p. No Pages, 1981. Disponível em: <http://www.dt.co.kr/contents.html?article_no=2012071302010531749001>.

FREIRE, Paulo. **PEDAGOGIA DO OPRIMIDO 23ª Reimpressão**. [S.l: s.n.], 1987.

GIL, Antonio Carlos. **Como Elaborar Projetos de Pesquisa**. [S.l: s.n.], 2002.

_____. **Métodos e Técnicas de Pesquisa Social**. [S.l: s.n.], 2008.

GOLDSCHMIDT, Ronaldo; PASSOS, Emmanuel; BEZERRA, Eduardo. Data Mining - Conceitos, técnicas, algoritmos, orientações e aplicações. [S.l: s.n.], 2015. p. 131–136.

GONÇALVES, Filomena; BEZERRA, Fernando. Ensino-pesquisa-extensão : um exercício de indissociabilidade na pós-graduação. **Revista Brasileira de Educação**, v. 14, n. 41, 2009.

GONZÁLEZ, Luis Eduardo. Estudio sobre la repitencia y deserción en la educación superior chilena. n. April, 2005.

GONZALEZ, Marco; POHLMANN FILHO, Omer; BORGES, Karen Selbach. Informação digital no ensino presencial e no ensino a distância. **Ciência da Informação**, v. 30, n. 2, p. 101–111, 2001. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0100-19652001000200012&lng=pt&tlng=pt>.

GRUS, Joel. Data Science do Zero. [S.l: s.n.], 2016. p. 201–212.

HACKMAN, J. Richard; DYSINGER, Wendell S. Commitment to College as a Factor in Student Attrition. **Sociology of Education**, v. 43, n. 3, p. 311, 1970.

HAKE, Richard R. Interactive-engagement versus traditional methods: A six-thousand-student survey of mechanics test data for introductory physics courses. **American Journal of Physics**, v. 66, n. 1, p. 64–74, 1998. Disponível em: <<http://aapt.scitation.org/doi/10.1119/1.18809>>.

HANSSEN, Thor-Erik Sandberg; SOLVOLL, Gisle. The importance of university facilities for student satisfaction at a Norwegian University. **Facilities**, v. 33, n. 13, p. 744–759, 2015.

HELGESEN, Øyvind; NESSET, Erik. Images, Satisfaction and Antecedents: Drivers of Student Loyalty? A Case Study of a Norwegian University College. **Corporate Reputation Review**, v. 10, n. 1, p. 38–59, 2007a.

_____. What accounts for students' loyalty? Some field study evidence. **International Journal of Educational Management**, v. 21, n. 2, p. 126–143, 2007b.

HENNIG-THURAU, Thorsten; LANGER, Markus F.; HANSEN, Ursula. Modeling and Managing Student Loyalty: An Approach Based on the Concept of Relationship Quality. **Journal of Service Research**, v. 3, n. 4, p. 331–344, 2001.

HEO, Cindy Yoonjung; LEE, Seoki. Examination of student loyalty in tourism and hospitality programs: A comparison between the United States and Hong Kong. **Journal of Hospitality, Leisure, Sport and Tourism Education**, v. 18, p. 69–80, 2016. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.jhlste.2016.03.003>>.

HILLIER, Frederick S.; LIEBERMAN, Gerald J. **INTRODUÇÃO À PESQUISA OPERACIONAL**. [S.l.]: Mc Graw Hill, 2006.

HOSSAIN, Mohammad Alamgir; HOSSAIN, Md Moazzem; CHOWDHURY, Tajmin Hossain. Understanding the success of private universities: An empirical investigation from graduates' perspective. **International Journal of Quality and Reliability Management**, v. 35, n. 1, p. 145–162, 2018.

IBRAHIM, Mohd Zuhdi; RAHMAN, Mohd Nizam Ab; YASIN, Ruhizan M. Determining factors of students' satisfaction with Malaysian skills training institutes. **International Education Studies**, v. 7, n. 6, p. 9–24, 2014.

ISKHAKOVA, Lilia; HILBERT, Andreas; HOFFMANN, Stefan. An Integrative Model of Alumni

Loyalty—an Empirical Validation Among Graduates From German and Russian Universities. **Journal of Nonprofit and Public Sector Marketing**, v. 28, n. 2, p. 129–163, 2016a.

_____. An Integrative Model of Alumni Loyalty—an Empirical Validation Among Graduates From German and Russian Universities. **Journal of Nonprofit and Public Sector Marketing**, v. 28, n. 2, p. 129–163, 2016b.

KOVACIC, Zlatko J. **Early Prediction of Student Success: Mining Students Enrolment Data. Proceedings of the 2010 InSITE Conference**. [S.l: s.n.], 2017

KUNANUSORN, Anusorn; PUTTAWONG, Duangporn. The Mediating Effect of Satisfaction on Student Loyalty to Higher Education Institution. **European Scientific Journal, ESJ**, v. 11, n. 10, p. 449–463, 2015. Disponível em: <<http://eujournal.org/index.php/esj/article/view/6455>>.

LIMA, José Leonardo Oliveira; ALVARES, Lilian. Organização e representação da informação e do conhecimento. n. September, 2012.

LOBO, Maria Beatriz De Carvalho Melo. Panorama da evasão no ensino superior brasileiro: aspectos gerais das causas e soluções. **ABMS Cadernos Evasão no ensino superior brasileiro**, v. 25, n. 08780 220, p. 9–58, 2012. Disponível em: <<http://abmes.org.br/arquivos/publicacoes/Cadernos25.pdf>>.

MARIANO, Ari Melo; GARCÍA CRUZ, Rosario; ARENAS GAITÁN, Jorge. Meta Análises Como Instrumento de Pesquisa : Uma Revisão Sistemática da Bibliografia Aplicada ao Estudo das Alianças Meta Analysis as a Tool of Research : A Systematic Review of Bibliography Applied Study of International Strategic Alliances . **Revista De Congreso**, n. August 2016, p. 12, 2011.

MARIANO, Ari Melo; ROCHA, Maíra Santos. Revisão da Literatura: Apresentação de uma Abordagem Integradora. **AEDEM International Conference**, n. September, p. 427–443, 2017. Disponível em:

<https://www.researchgate.net/publication/319547360%0Ahttps://www.researchgate.net/profile/Ari_Mariano/publication/319547360_Revisao_da_Literatura_Apresentacao_de_uma_Abordagem_Integradora/links/59beb024aca272aff2dee36f/Revisao-da-Literatura-Apresentacao-d>.

MARTINS, Luiz Carlos Barbosa et al. Early prediction of college attrition using data mining. **Proceedings - 16th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications, ICMLA**

2017, v. 2018- Janua, p. 1075–1078, 2018.

MASHBURN, Andrew J. A Psychological Process of College Student Dropout. **Journal of College Student Retention: Research, Theory and Practice**, v. 2, n. 3, p. 173–190, 2000. Disponível em: <<http://csr.sagepub.com/lookup/doi/10.2190/U2QB-52J9-GHGP-6LEE>>.

MAYA, Paulo Cesar da Cunha; OTERO, Walter Ruben Iriondo. A influência do consumidor na era da internet. 2002.

MELLO, Joao et al. Evento on-line como Produto de Metodologia Ativa de Aprendizagem : Uma Experiência via Pjbl na Universidade de Brasília- n. September, 2017.

MOROSINI, Marília Costa. Estado do conhecimento sobre internacionalização da educação superior: conceitos e práticas. **Educar em Revista**, n. 28, p. 107–124, 2006. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0104-40602006000200008&lng=pt&tlng=pt>.

MORTIER, P. et al. First onset of suicidal thoughts and behaviours in college. **Journal of Affective Disorders**, v. 207, p. 291–299, 2017.

NESSET, Erik; HELGESEN, Øyvind. Modelling and managing student loyalty: A study of a Norwegian university college. **Scandinavian Journal of Educational Research**, v. 53, n. 4, p. 327–345, 2009.

OECD. **Education at a Glance 2012**. [S.l.]: OECD, 2012. Disponível em: <https://www.oecd-ilibrary.org/education/education-at-a-glance-2012_eag_highlights-2012-en>. Acesso em: 4 jul. 2019. (Highlights from Education at a Glance).

PAL, Saurabh. Mining Educational Data to Reduce Dropout Rates of Engineering Students. **International Journal of Information Engineering and Electronic Business**, v. 4, n. 2, p. 1–7, 2012.

PANTAGES, Timothy J.; CREEDON, Carol F. Studies of College Attrition: 1950—1975. **Review of Educational Research**, v. 48, n. 1, p. 49–101, 1978.

PARASURAMAN, A., ZEITHAML, V., BERRY, L. SERVQUAL: A Multiple-Item Scale for Measuring Consumer Perceptions of Service Quality. **Journal of Retailing**, v. 64, n. January, p. 12–40,

1988.

PELEGRIN, Diana Colombo et al. A Shell de Data Mining Orion : Classificação , Clusterização e Associação. p. 3–6, 2012.

PEREIRA, Fernanda. Determinantes da evasão de alunos e os custos ocultos para as instituições de ensino superior: uma aplicação na Universidade do Extremo Sul Catarinense. v. 1, p. 173, 2003.

PEREZ, Boris; CASTELLANOS, Camilo; CORREAL, Dario. Applying Data Mining Techniques to Predict Student Dropout: A Case Study. **2018 IEEE 1st Colombian Conference on Applications in Computational Intelligence, ColCACI 2018 - Proceedings**, p. 1–6, 2018.

POLANCO, Rodrigo; CALDERÓN, Patricia; DELGADO, Francisco. Effects of a problem-based learning program on engineering students' academic achievements in a Mexican university. **Innovations in Education and Teaching International**, v. 41, n. 2, p. 145–155, 2004.

PORTER, Oscar F. Undergraduate Completion and Persistence at Four-Year Colleges and Universities: Completers, Persisters, Stopouts, and Dropouts. 1989.

QUINLAN, J. R. Induction of Decision Trees. **Machine Learning**, v. 1, p. 81–106, 1986.

QUINLAN, J Ross. **C4.5: Programs for Machine Learning**. San Francisco, CA, USA: Morgan Kaufmann Publishers Inc., 1993.

RAMÍREZ-CORREA, Patricio E.; FUENTES, Carolina A. Felicidad y Rendimiento Académico: Efecto Moderador de la Felicidad sobre Indicadores de Selección y Rendimiento Académico de Alumnos de Ingeniería Comercial. **Formación universitaria**, v. 6, n. 3, p. 21–30, 2013.

RAMÍREZ-CORREA, Patricio; SÁNCHEZ-ORTIZ, Aurora; ROBLES-JOPIA, Pedro. Factores que influyen en la producción científica en la Universidad Católica del Norte - DOI: 10.5102/un.gti.v6i1.4108. **Universitas: Gestão e TI**, v. 6, n. 1, p. 33–39, 2016.

RAMÍREZ, Patricio E.; GRANDÓN, Elizabeth E. Predicción de la Deserción Académica en una Universidad Pública Chilena a través de la Clasificación basada en Árboles de Decisión con Parámetros Optimizados. **Formación universitaria**, v. 11, n. 3, p. 3–10, 2018.

REIS, José Eduardo dos et al. O Modelo De Hélice Tripla No Ensino Superior Público E Privado. **Revista Cereus**, v. 9, n. 3, p. 81–97, 2018.

ROKACH, Lior; MAIMON, Oded. **DATA MINING WITH DECISION TREES**. [S.l: s.n.], 2015. v. 3.

ROKACH, Lior; MAIOMON, Oded. **DATA MINING WITH DECISION TREES**. Series in ed. Israel: World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd., 2014.

SAFAVIAN, S. Rasoul; LANDGREBE, David. A survey of decision tree classifier methodology. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics**, v. 21, n. 3, p. 660–674, 1991.

SANCHEZ-FERNANDEZ, Raquel; JIMENEZ-CASTILLO, David; INIESTA-BONILLO, Angeles. Economic value for university services: modelling and heterogeneity analysis. **International Journal of Market Research**, v. 59, n. 5, p. 671, 2017a. Disponível em: <<https://doi.org/10.2501/IJMR-2017-046>>.

_____. Economic value for university services: modelling and heterogeneity analysis. **International Journal of Market Research**, v. 59, n. 5, p. 671, 2017b. Disponível em: <<https://doi.org/10.2501/IJMR-2017-046>>.

SHAPIRO, D., DUNDAR, A., HUIE, F., WAKHUNGU, P.K., YUAN, X., NATHAN, A. & BHIMDIWALI, A. Completing College: A National View of Student Completion Rates-Fall 2011 Cohort. **National Student Clearinghouse Research Center**, p. 58, 2017. Disponível em: <https://nscresearchcenter.org/wp-content/uploads/SignatureReport14_Final.pdf>.

SIVAKUMAR, Subitha; VENKATARAMAN, Sivakumar; SELVARAJ, Rajalakshmi. Predictive modeling of student dropout indicators in educational data mining using improved decision tree. **Indian Journal of Science and Technology**, v. 9, n. 4, p. 1–5, 2016.

SONG, Yan-yan; LU, Ying. Decision tree methods: applications for classification and prediction. **Shanghai Archives of Psychiatry**, v. 27, n. 2, p. 130–135, 2015.

SOUZA, João et al. The impact of Active learning on Preliminary Course Concept (CPC) and in the Engineering Student Satisfaction. n. March, 2018.

STINEBRICKNER, Todd; STINEBRICKNER, Ralph. Learning about Academic Ability and the College Dropout Decision. **Journal of Labor Economics**, v. 30, n. 4, p. 707–748, 2012.

TINTO, V. Definir la deserción: una cuestión de perspectiva. p. 1–9, 1989. Disponível em: <http://publicaciones.anuies.mx/pdfs/revista/Revista71_S1A3ES.pdf>.

_____. Dropout from Higher Education: A Theoretical Synthesis of Recent Research. **Review of Educational Research**, v. 45, n. 1, p. 89–125, 1975. Disponível em: <<http://rer.sagepub.com/cgi/doi/10.3102/00346543045001089>>.

TINTO, Vincent. Definir la deserción: una cuestión de perspectiva. p. 1–9, 1989. Disponível em: <http://publicaciones.anuies.mx/pdfs/revista/Revista71_S1A3ES.pdf>.

VELOSO, Tereza Christina M. A.; ALMEIDA, Edson Pacheco de. **A Evasão nos Cursos de Graduação da Universidade Federal de Mato Grosso, Campus Universitário de Cuiabá 1985/2 a 1995/2 – Um processo de Exclusão. Série-Estudos - Periódico do Programa de Pós-Graduação em Educação da UCDB**. [S.l: s.n.]. Disponível em: <<http://www.serie-estudos.ucdb.br/index.php/serie-estudos/article/view/564/453>>. , 1994

VENKATESH, Viswanath et al. User Acceptance of Information Technology: Toward a Unified View. **Management Information Systems Research Center, University of Minnesota**, 7 nov. 2003. Disponível em: <<http://www.jstor.org/stable/30036540> .>.

VERGARA, Sylvia Constant. Tipos de pesquisa em administração. **Cadernos EBAP**, n. 52, p. 1–9, 1990. Disponível em: <http://bibliotecadigital.fgv.br/dspace/bitstream/handle/10438/12861/000055299_52.pdf?sequence=1>.

WU, Xindong et al. **Top 10 algorithms in data mining**. [S.l: s.n.], 2008. v. 14. Disponível em: <<http://www.cs.umd.edu/~samir/498/10Algorithms-08.pdf>>.

YADAV, Surjeet Kumar; BHARADWAJ, Brijesh; PAL, Saurabh. Data Mining Applications: A comparative Study for Predicting Student's performance. v. 1, p. 13–19, 2012.

YADAV, Surjeet Kumar; PAL, Saurabh. Data Mining: A Prediction for Performance Improvement of Engineering Students using Classification. v. 2, n. 2, p. 51–56, 2012. Disponível em:

<<http://arxiv.org/abs/1203.3832>>.

ANEXO 1



DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA
DE PRODUÇÃO

Memorando nº 76/2019/FT / EPR

Em 10 de junho de 2019.

Para: DPO / DAI.

Assunto: Pesquisa de Projeto de Graduação sobre evasão dos alunos de Engenharia

Prezados,

O discente Artur Bandeira realizará um estudo baseado em *machine learning*, e gostaria de alguns dados do curso de Engenharia de Produção.

- Idade de entrada do aluno na UnB,
- gênero,
- raça,
- local onde mora (informações demográficas),
- renda familiar, nº de beneficiários [bolsa],
- IRA,
- nº de períodos na Universidade,
- períodos atrasado,
- forma de saída,
- forma de ingresso na universidade e respectiva pontuação, nº de reprovações,
- re-integrações e/
média de tempo até a evasão.

Cordialmente/



Documento assinado eletronicamente por **Marcia Terezinha Longen Zindel**, **Coordenador(a) de Engenharia de Produção do Departamento de Engenharia de Produção da FT**, em 11/06/2019, às 20:24, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento na Instrução da Reitoria 0003/2016 da Universidade de Brasília.



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site http://sei.unb.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0, informando o código verificador **3954512** e o código CRC **BA4C2234**.

Referência: Processo nº 23106.068087/2019-58

SEI nº 3954512

Centro de custo: Diretoria de Avaliação e Informações Gerenciais

Para: DPO

Prezada Decana,

Informo não ser possível atender à presente demanda, pois ela se refere a variáveis não disponíveis em nossa base de dados. Além disso, as variáveis permitem a identificação de indivíduos analisados e ultrapassa o tipo de consolidação realizado por essa instituição, conforme termos do Decreto no. 7.724, art. 13, de 16 de maio de 2012:

DECRETO Nº 7.724, 16 DE MAIO DE 2012 (regulamentação da LAI)

Art. 13. Não serão atendidos pedidos de acesso à informação:

I - genéricos;

II - desproporcionais ou desarrazoados; ou

III - que exijam trabalhos adicionais de análise, interpretação ou consolidação de dados e informações, ou serviço de produção ou tratamento de dados que não seja de competência do órgão ou entidade.

Parágrafo único. Na hipótese do inciso III do **caput**, o órgão ou entidade deverá, caso tenha conhecimento, indicar o local onde se encontram as informações a partir das quais o requerente poderá realizar a interpretação, consolidação ou tratamento de dados.

Reforçamos também que, em pedidos dessa natureza, devem estar explícitos o uso de forma clara e precisa dos dados, de modo a garantir as proteções legais, o pedido e a anuência do orientador do estudante em relação ao pedido e à ampla divulgação do resultado das análises à toda comunidade.

Lembramos, ainda, que a FT já faz parte atualmente de um projeto piloto de acesso a dados via BI, sendo o acesso disponibilizado apenas ao coordenador de curso de graduação.

Atenciosamente,

Em 12/06/2019.



Documento assinado eletronicamente por **Andrea Felipe Cabello**, **Diretor(a) da Diretoria de Avaliação e Informações Gerenciais do DPO**, em 24/06/2019, às 09:49, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento na Instrução da Reitoria 0003/2016 da Universidade de Brasília.



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site http://sei.unb.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0, informando o código verificador **3963145** e o código CRC **F3594F2C**.

Centro de custo: Decanato de Planejamento, Orçamento e Avaliação Institucional

Para: Departamento de Engenharia da Produção - FT/EPR (c/c: FT)

Em resposta à solicitação exposta no Memorando nº 76 (3954512), encaminho as considerações constantes no Despacho DPO/DAI (3963145), com a minha anuência.

Atenciosamente,

Em 24/06/2019.



Documento assinado eletronicamente por **Denise Imbroisi, Decano(a) do Decanato de Planejamento, Orçamento e Avaliação Institucional**, em 24/06/2019, às 22:22, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento na Instrução da Reitoria 0003/2016 da Universidade de Brasília.



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site http://sei.unb.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0, informando o código verificador **4001939** e o código CRC **140CC566**.

APÊNDICE A

26/06/2019

Formulário sobre evasão e tendências de persistência no Curso de Engenharia de Produção

Formulário sobre evasão e tendências de persistência no Curso de Engenharia de Produção

Este formulário tem como proposta levantar o que leva os alunos do curso de Engenharia de Produção a evadirem o curso. A evasão pode ser conceituada como a mudança de curso, mudança de instituição de ensino ou abandono dos estudos como um todo.

A evasão é a saída prematura e definitiva do curso de origem, sem a conclusão do mesmo.

O que leva um aluno a querer sair de seu curso sem completa-lo?

*Obrigatório

Dados demográficos

Simplificados: Curso + benefícios + faixa de renda familiar + 3 primeiros dígitos da matrícula

1. D1 - Qual o seu curso? *

Marcar apenas uma oval.

- Engenharia de Produção
- Engenharia Aeroespacial
- Engenharia Automotiva
- Engenharia de Energia
- Engenharia de Software
- Engenharia Eletrônica
- Engenharia Ambiental
- Engenharia Civil
- Engenharia de Computação
- Engenharia de Redes de Comunicação
- Engenharia Elétrica
- Engenharia Florestal
- Engenharia Mecânica
- Engenharia Mecatrônica
- Outros

2. D2 - É beneficiado por algum programa da UnB? *

Marcar apenas uma oval.

- Sim
- Não

3. D2.1 - Se for beneficiário, de qual?

4. D3 - Qual sua faixa de renda familiar? *

Marcar apenas uma oval.

- Acima de 15 salários mínimos (R\$ 14.970,00)
- Entre 10 e 15 salários mínimos (R\$ 9.980,00 a R\$ 14.970,00)
- Entre 5 e 10 salários mínimos (R\$ 4.990,00 a R\$ 9.980,00)
- Entre 2 e 5 salários mínimos (R\$ 1.996,00 a R\$ 4.990,00)
- Entre 1 e 2 salários mínimos (R\$ 998,00 a R\$ 1.996,00)
- Prefiro não responder/ Não sei

5. D4 - Qual seu ano de ingresso?

Utilizar o formato XXXX, por gentileza.

6. D5 - Já concluiu um curso de Graduação? *

Marcar apenas uma oval.

- Sim
- Não
- Estou cursando

Fatores de Evasão

Esta seção está relacionada aos fatores de evasão já levantados através da literatura. Pede-se que se responda a cada uma das perguntas de sim ou não e então atribua um valor ao fator.

Esta seção do questionário é elaborada por uma questão de [sim] ou [não] seguida por uma atribuição de peso a tal critério.

7. P1 - Mudança de Meta *

A graduação poderia deixar de ser sua meta caso conseguisse uma fonte de renda? Deixaria a graduação de lado? Poderia ser um motivo para a evasão? Caso a resposta seja positiva, atribuir uma nota na escala da pergunta seguinte, caso contrário, ignora-la.

Marcar apenas uma oval.

- Sim
- Não

8. P1.1 - Mudança de Meta

Se a mudança de Meta é um fator para evasão, qual seu peso? [1 para peso mínimo, 10 para máximo]

Marcar apenas uma oval.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Peso mínimo	<input type="radio"/>	Peso máximo									

9. P2 - Problemas de saúde física *

Problemas de saúde poderiam causar a evasão? Caso a resposta seja positiva, atribuir uma nota na escala da pergunta seguinte, caso contrário, ignora-la.

Marcar apenas uma oval.

- Sim
- Não

10. P2.1 - Problemas de saúde física

Se problemas de saúde física são um fator para evasão, qual seu peso? [1 para peso mínimo, 10 para máximo]

Marcar apenas uma oval.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Peso mínimo	<input type="radio"/>	Peso máximo									

11. P3 - Problemas de saúde mental *

Problemas de saúde mental, como depressão, burnout e ansiedade poderiam causar a evasão? Caso a resposta seja positiva, atribuir uma nota na escala da pergunta seguinte, caso contrário, ignora-la.

Marcar apenas uma oval.

- Sim
- Não

12. P3.1 - Problemas de saúde mental

Se problemas de saúde mental são um fator para evasão, qual seu peso? [1 para peso mínimo, 10 para máximo]

Marcar apenas uma oval.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Peso mínimo	<input type="radio"/>	Peso máximo									

13. P4 - Dificuldade das matérias *

A dificuldade das matérias seria um motivo para evasão? Caso a resposta seja positiva, atribuir uma nota na escala da pergunta seguinte, caso contrário, ignora-la.

Marcar apenas uma oval.

- Sim
- Não

14. P4.1 - Dificuldade das matérias

Se a dificuldade das matérias é um fator para evasão, qual seu peso? [1 para peso mínimo, 10 para máximo]

Marcar apenas uma oval.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Peso mínimo	<input type="radio"/>	Peso máximo									

15. I1 - Falta de integração com a academia *

A falta de integração com outros discentes poderia causar evasão? Caso a resposta seja positiva, atribuir uma nota na escala da pergunta seguinte, caso contrário, ignora-la.

Marcar apenas uma oval.

- Sim
- Não

16. I1.1 - Falta de integração com a academia

Se a falta de integração com outros discentes é um fator para evasão, qual seu peso? [1 para peso mínimo, 10 para máximo]

Marcar apenas uma oval.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Peso mínimo	<input type="radio"/>	Peso máximo									

17. I2 - Falta de integração com o corpo docente *

A interação com o corpo docente poderia ser um motivo que pudesse levar a evasão? Caso a resposta seja positiva, atribuir uma nota na escala da pergunta seguinte, caso contrário, ignora-la.

Marcar apenas uma oval.

- Sim
- Não

18. I2.1 - Falta de integração com o corpo docente

Se a falta de integração com o corpo docente é um fator para evasão, qual seu peso? [1 para peso mínimo, 10 para máximo]

Marcar apenas uma oval.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Peso mínimo	<input type="radio"/>	Peso máximo									

19. I3 - Problemas familiares *

Problemas de familiares, como a saúde de familiares, poderiam causar a evasão? Caso a resposta seja positiva, atribuir uma nota na escala da pergunta seguinte, caso contrário, ignora-la.

Marcar apenas uma oval.

- Sim
- Não

20. I3.1 - Problemas familiares

Se problemas familiares são um fator para evasão, qual seu peso? [1 para peso mínimo, 10 para máximo]

Marcar apenas uma oval.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Peso mínimo	<input type="radio"/>	Peso máximo									

21. E1 - Impedimentos para o comprometimento *

Uma situação precária como distância do campus, dificuldades financeiras ou falta de ambientação podem ser motivos para a evasão? Dificuldades não atendidas ou supridas pelos programas de assistência. Caso a resposta seja positiva, atribuir uma nota na escala da pergunta seguinte, caso contrário, ignore-la.

Marcar apenas uma oval.

- Sim
- Não

22. E1.1 - Impedimentos para o comprometimento

Se Impedimentos para o comprometimento são um fator para evasão, qual seu peso? [1 para peso mínimo, 10 para máximo]

Marcar apenas uma oval.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Peso mínimo	<input type="radio"/>	Peso máximo									

23. E2 - Burocracia *

Ambiente universitário engessado poderia levar a evasão? Caso a resposta seja positiva, atribuir uma nota na escala da pergunta seguinte, caso contrário, ignore-la.

Marcar apenas uma oval.

- Sim
- Não

24. E2.1 - Burocracia

Se a burocracia na universidade é um fator para evasão, qual seu peso? [1 para peso mínimo, 10 para máximo]

Marcar apenas uma oval.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Peso mínimo	<input type="radio"/>	Peso máximo									

25. E3 - Desvalorização da carreira *

Uma desvalorização da carreira, devido ao cenário econômico poderia levar a evasão? Caso a resposta seja positiva, atribuir uma nota na escala da pergunta seguinte, caso contrário, ignore-la.

Marcar apenas uma oval.

- Sim
- Não

26. E3.1 - Desvalorização da carreira

Se a Desvalorização da carreira é um fator para evasão, qual seu peso? [1 para peso mínimo, 10 para máximo]

Marcar apenas uma oval.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Peso mínimo	<input type="radio"/>	Peso máximo									

27. E4 - Currículo pouco abrangente *

Um currículo pouco abrangente ou desatualizado, poderia levar a evasão? Caso a resposta seja positiva, atribuir uma nota na escala da pergunta seguinte, caso contrário, ignore-la.

Marcar apenas uma oval.

- Sim
 Não

28. E4.1 - Currículo pouco abrangente

Se um currículo pouco abrangente é um fator para evasão, qual seu peso? [1 para peso mínimo, 10 para máximo]

Marcar apenas uma oval.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Peso mínimo	<input type="radio"/>	Peso máximo									

29. Existe alguma fator que não foi abordado?

Existe algum fator que pode levar à evasão que não foi abordado? Se sim, qual? Seria possível sua descrição no espaço abaixo?
