

OBERDAN SANTOS DA COSTA

**DROPOUT NO ENSINO A DISTÂNCIA E A SUSTENTABILIDADE DAS IES:
UM MODELO DE REFERÊNCIA PARA UM SISTEMA INTEGRADO DE
ALERTAS PARA EVASÃO**

PORTO – 2021

© 2021

OBERDAN SANTOS DA COSTA
TODOS OS DIREITOS DE AUTOR RESERVADOS

OBERDAN SANTOS DA COSTA

**DROPOUT NO ENSINO A DISTÂNCIA E A SUSTENTABILIDADE DAS IES:
UM MODELO DE REFERÊNCIA PARA UM SISTEMA INTEGRADO DE
ALERTAS PARA EVASÃO**

Tese apresentada a Universidade Fernando Pessoa
como parte dos requisitos para obtenção do grau
de Doutor em Ciência da informação.

Orientador: **Prof. Doutor Luís Borges Gouveia**

PORTO – 2021

RESUMO

OBERDAN SANTOS DA COSTA: Dropout no ensino a distância e a sustentabilidade das IES: um modelo de referência para um sistema integrado de alertas para evasão
(Sob orientação do Prof. Doutor Luís Borges Gouveia)

A Educação a Distância (EaD) expandiu-se nas últimas duas décadas nas Instituições de Ensino Superior (IES). Nessa esteira, há uma conjugação de esforços das instituições e profissionais do ensino, visando a ampliação e a profissionalização para aprendizagem ao longo da vida de pessoas interessadas em avançar na atualização dos estudos. Embora essa expansão favoreça a aprendizagem e a qualificação contínua em termos globais por meio de recursos tecnológicos, a alta taxa de evasão de estudantes tem sido motivo de preocupação dos administradores, gestores e pesquisadores da educação.

Este estudo, justifica-se por: adicionar ao corpo de trabalhos existente uma visão mais verticalizada sobre a prevenção da evasão de estudantes nas IES a distância por meio de variáveis significantes que permitem ao pesquisador fazer sugestões para melhorar os esforços futuros. Esta pesquisa tem por objetivo construir um modelo de referência para um sistema integrado de alertas, com o propósito de prever estudantes com risco de evasão nas instituições de ensino superior, a ser utilizado pelas instituições, nos sistemas de ensino a distância. Em linhas gerais, o modelo identifica potenciais desistências antes que o comportamento aconteça.

O problema do estudo está em que medida o modelo de referência para um sistema integrado de alertas contribui para prever a evasão de estudantes nas instituições de ensino superior.

O estudo é relevante por impactar positivamente no desenvolvimento econômico e bem-estar social, ataca as questões da evasão de estudantes no ensino superior a distância e reúne esforços que permitem identificar, entender e prever a evasão de estudante nas IES a distância.

Em vista da natureza dos dados, uma técnica de RLBM foi proposta. A amostra utilizou dados acadêmicos de 228 estudantes de graduação de uma universidade privada do sul do

Brasil. O resultado aponta que o melhor modelo constituído das variáveis preditoras apoio ambiente e atenção, resultante dos métodos Supervisionados de Aprendizado de Máquina com base nos classificadores Regressão Logística Penalizada Lasso (RLPL) e Regressão Logística Binária Múltiplo (RLBM), apresentou desempenho de precisão preditiva de 82,22%.

O modelo contribui para reduzir a taxa da evasão dos estudantes de cursos superiores na modalidade de ensino a distância regulamentados pelo Ministério da Educação (MEC) através do Decreto 9057/2017, e conseqüentemente ajuda o país atingir a Meta 12 do Plano Nacional de Educação (PNE), que determina a elevação da taxa bruta de matrícula na educação superior para 50% e a taxa líquida em 33% da população de 18 a 24 anos. O modelo fornece ainda uma contribuição prática para auxiliar a tomada de decisão do quadro de diretores, decisão de topo, gerentes e supervisores das instituições de ensino a distância em pelo menos quatro diretorias.

PALAVRAS-CHAVES: Educação a Distância, Aprendizagem de máquina, Regressão logística, Evasão, Modelo, Sistema, Alerta.

ABSTRACT

OBERDAN SANTOS DA COSTA: Dropout in distance education and HEI sustainability: a reference model to support an integrated alert system for evasion
(Under the supervision of Professor Luís Borges Gouveia)

Distance Education (DE) has expanded in the last two decades in Higher Education Institutions (HEI). In this context, there is a combination of efforts by educational institutions and professionals, aiming at the expansion and professionalization for lifelong learning of people interested in advancing the updating of knowledge. Although this expansion favors continuous learning and qualification in global terms through technological resources, the high dropout rate of students has been of concern to administrators, managers and researchers in the educational area.

This study is justified by: adding to the existing body of work with a more vertical view on the prevention of student dropout in distance HEI through significant variables that allow the researcher to make suggestions to improve future efforts. This research aims to build a reference model for an integrated alert system, with the purpose of predicting students at risk of dropping out of higher education institutions, to be used by institutions, in distance learning systems. In general, the model identifies potential dropouts before the behavior happens.

The problem with the study is the extent to which the reference model for an integrated alert system contributes to predicting student dropout in higher education institutions.

The study is relevant because it has a positive impact on economic development and social well-being. It also provides the means to deal with the issues of student dropout in higher education at a distance and brings together efforts to identify, understand and predict student dropout at distance HEI. In view of the nature of the data, an RLBM technique was proposed.

The sample used academic data from 228 undergraduate students at a private university in southern Brazil. The result shows that the best model consisting of the predictive variables support environment and attention, resulting from the Supervised Machine

Learning methods based on the Lasso Penalized Logistic Regression (RLPL) and Multiple Binary Logistic Regression (RLBM) classifiers, presented predictive accuracy performance of 82.22%.

The model contributes to reducing the dropout rate of students from higher education courses in distance learning regulated by the Ministry of Education (MEC) through Decree 9057/2017, and consequently helps the country achieve Goal 12 of the National Education Plan (PNE), which determines the increase in the gross enrollment rate in higher education to 50% and the net rate in 33% of the population aged 18 to 24 years. The model also provides a practical contribution to assist decision-making by the board of directors, heads, managers and supervisors of distance learning institutions.

KEYWORDS: Distance education, Machine learning, Logistic regression, Evasion, Model, System, Alert.

RESUMEN

OBERDAN SANTOS DA COSTA: Dropout en la educación a distancia y la sostenibilidad de HEI: un modelo de referencia para un sistema de alerta integrado para la evasión

(Bajo la guía del Prof. Doctor Luís Borges Gouveia)

La educación a distancia (DE) se ha expandido en las últimas dos décadas en las instituciones de educación superior (IES). En este contexto, existe una combinación de esfuerzos por parte de instituciones educativas y profesionales, con el objetivo de expandir y profesionalizar el aprendizaje permanente de las personas interesadas en avanzar en la actualización de los estudios. Aunque esta expansión favorece el aprendizaje continuo y la calificación en términos globales a través de recursos tecnológicos, la alta tasa de abandono de estudiantes ha sido motivo de preocupación para los administradores, gerentes e investigadores en educación.

Este estudio se justifica por: agregar al cuerpo de trabajo existente una visión más vertical sobre la prevención del abandono de estudiantes en IES a distancia a través de variables significativas que permiten al investigador hacer sugerencias para mejorar los esfuerzos futuros.

Esta investigación tiene como objetivo construir un modelo de referencia para un sistema de alerta integrado, con el propósito de predecir a los estudiantes en riesgo de abandonar las instituciones de educación superior, para ser utilizados por las instituciones, en los sistemas de aprendizaje a distancia. En general, el modelo identifica posibles abandonos antes de que ocurra el comportamiento.

El problema con el estudio es la medida en que el modelo de referencia para un sistema de alerta integrado contribuye a predecir el abandono de los estudiantes en las instituciones de educación superior. El estudio es relevante porque tiene un impacto positivo en el desarrollo económico y el bienestar social, ataca los problemas de deserción de los estudiantes en la educación superior a distancia y reúne los esfuerzos para identificar, comprender y predecir el abandono de los estudiantes a distancia. En vista de

la naturaleza de los datos, se propuso una técnica RLBM. La muestra utilizó datos académicos de 228 estudiantes de pregrado en una universidad privada en el sur de Brasil.

El resultado muestra que el mejor modelo que consiste en las variables predictivas soporta el entorno y la atención, como resultado de los métodos de aprendizaje automático supervisados basados en los clasificadores de Regresión Logística Penalizada Lasso (RLPL) y Regresión Logística Binaria Múltiple (RLBM), presentaron un rendimiento de precisión predictiva de 82.22 %. El modelo contribuye a reducir la tasa de abandono escolar de los estudiantes de cursos de educación superior en educación a distancia regulados por el Ministerio de Educación (MEC) a través del Decreto 9057/2017 y, en consecuencia, ayuda al país a alcanzar el Objetivo 12 del Plan Nacional de Educación (PNE), que determina el aumento de la tasa bruta de matrícula en la educación superior al 50% y la tasa neta en el 33% de la población de 18 a 24 años. El modelo también proporciona una contribución práctica para ayudar a la toma de decisiones de la junta directiva, jefes, gerentes y supervisores de las instituciones de educación a distancia.

PALABRAS CLAVE: Educación a distancia, Aprendizaje automático, Regresión logística, Evasión, Modelo, Sistema, Alerta.

“A criação de recursos é difícil, consome tempo e requer conhecimento especializado. ‘Aprendizado de máquina aplicado’ é basicamente engenharia de recursos.”

Prof. Andrew Ng.

AGRADECIMENTOS

Inicialmente, gostaria de agradecer a Deus e Nossa Senhora, por guiarem meus caminhos. A minha esposa, Selma, por assumir os negócios da família e atender minhas necessidades tanto materiais quanto emocionais. Pelo inestimável apoio, paciência, carinho, cuidado, compreensão e disponibilidade em todos os momentos desse processo.

Às minhas filhas, Ana Luiza e Mariana, por assumir papéis e responsabilidades além de suas idades, para que eu pudesse me dedicar ao desenvolvimento da pesquisa e construção da tese. Ambas amadureceram em curto espaço de tempo e tem mostrado sabedoria na condução das suas vidas, isso me engrandece muito.

Aos meus pais Enéas in memória e Raimunda, minha eterna gratidão pelo dom da vida.

Aos meus afilhados J. Aguiar e Maria José pelo estímulo e apoio.

Ao meu Professor e Orientador Luís Borges Gouveia, pelo apoio e incentivo nessa longa caminhada.

Ao professor Luís Cunha pela sua presteza e colaboração em todas as vezes que foi solicitado.

O Júri:

DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho primeiramente a Deus e em segundo lugar à minha esposa, Selma e as minhas filhas Ana Luiza e Mariana que souberam lidar com as minhas ausências ao longo desse trabalho.

A minha mãe pelo seu aconselhamento para a vida.

TABELA DE CONTEÚDOS

Índice de quadros	xxii
Índice de tabelas	xxiii
Índice de gráficos	xxiv
Índice de figuras	xxvi
Lista de abreviaturas	xxvii
CAPÍTULO I – INTRODUÇÃO.....	1
1.1 Motivação e justificativa.....	7
1.2 Objetivos e questões de pesquisa.....	9
1.2.1 Objetivo geral.....	9
1.2.1.1 Objetivos específicos.....	9
1.2.2 Questões da pesquisa.....	10
1.3 Problema e Relevância do estudo.....	11
1.3.1 Problema.....	11
1.3.2 Relevância do estudo.....	11
CAPÍTULO II – FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	14
2.1 Visão histórica sobre a EaD no mundo e no Brasil.....	14
2.1.1 Visão histórica da educação a distância no mundo.....	14
2.1.2 Desenvolvimento da educação a distância no Brasil.....	15
2.1.3 Educação a distância: conceitos e enfoques.....	16
2.2 Bases legais da educação a distância no Brasil.....	19
2.3 Educação superior a distância no Brasil em números.....	20
2.4 Evasão de estudantes e a Sustentabilidade da IES.....	22
2.4.1 Evasão de estudantes nas IES a distância no Brasil.....	22
2.4.1.1 Índice de evasão.....	23
2.4.2 Sustentabilidade das instituições de ensino superior no Brasil...	29
2.5 Fatores preditores e modelos conceituais da evasão na EaD.....	31
2.5.1 Fatores preditores da evasão de estudantes anteriores a admissão.....	32
2.5.2 Fatores preditores da evasão de estudantes posteriores a admissão.....	36
2.5.2.1 Fator acadêmicos preditor da evasão.....	39
2.5.2.2 Fator ambiente preditores da evasão.....	42
2.5.2.3 Fator psicológico preditor da evasão.....	44
2.5.3 Modelos conceituais da evasão de estudantes na EaD.....	48
2.6 Resumo do capítulo.....	55
CAPÍTULO III – PROPOSTA DE UM MODELO CONCEITUAL DE REFERÊNCIA PARA UM SISTEMA DE ALERTA DE EVASÃO DE ESTUDANTES.....	58

3.1 Histórico de construção do modelo proposto.....	58
3.2 Base teórica do modelo conceitual proposto.....	67
3.2.1 Modelos teóricos de sustentação do modelo conceitual proposto.....	68
3.2.2 Limitações dos modelos de sustentação.....	70
3.3 Modelo Conceitual de Referência para um Sistema Integrado de Alerta (MCRSIA) da evasão de estudantes.....	71
3.3.1 Versão inicial do MCRSIA de Alerta da evasão de estudantes.....	71
3.2.2 Versão final do modelo conceitual de Referência para um Sistema Integrado de Alerta da evasão de estudantes.....	75
3.4 Resumo do capítulo.....	87
CAPÍTULO IV – METODOLOGIA.....	89
4.1 Construção do instrumento de pesquisa.....	89
4.1.1 Clarificação do conceito.....	90
4.1.2 Identificação de itens.....	92
4.1.3 Tradução e construção.....	93
4.1.4 Refinamento e aperfeiçoamento do conjunto de itens.....	96
4.1.5 Revisão pré-piloto do instrumento de pesquisa piloto.....	98
4.1.6 Pesquisa piloto.....	100
4.2 Validação do instrumento de pesquisa.....	100
4.2.1 Coleta dos dados da pesquisa.....	101
4.2.2 Tamanho da amostra estudada.....	101
4.2.3 Procedimentos metodológicos.....	103
4.3 Resumo do capítulo.....	113
CAPÍTULO V – APRESENTAÇÃO DOS RESULTADOS.....	115
5.1 Apresentação dos resultados do instrumento de pesquisa.....	116
5.1.1 Questionário estudantes.....	117
5.1.1.1 Informação do inquerido dos estudantes – Grupo 0.....	117
5.1.1.2 Informação do inquerido dos estudantes – Grupo 1.....	118
5.1.1.3 Informação do inquerido dos estudantes – Grupo 2.....	122
5.2 Resumo do capítulo.....	143
CAPÍTULO VI – ANÁLISE DOS DADOS FACE AO MODELO PROPOSTO.....	145
6.1 Análise estatística descritiva dos dados.....	145
6.1.1 Detalhamento da análise estatística descritiva dos dados.....	147
6.2 Respostas às questões que orientam o propósito do modelo proposto.....	160
6.2.1 Introdução a Regressão Logística Binária.....	163
6.2.2 Codificação significativa para variáveis categóricas.....	166
6.2.3 Apresentação das questões e respostas do modelo proposto.....	167
6.3 Resumo do capítulo.....	182
CAPÍTULO VII – CONCLUSÃO E TRABALHO FUTURO.....	186

7.1 Revisitar os objetivos do estudo.....	186
7.2 As contribuições do estudo.....	191
7.3 Limitações do estudo.....	192
7.4 Estudo Futuro.....	193
7.5 Recomendações.....	193
REFERÊNCIAS.....	195
APÊNDICES.....	224
Apêndice 1 – Documento para avaliação da comissão de ética.....	224
Apêndice 2 – Convite ao especialista para o desenvolvimento do instrumento da pesquisa.....	229
Apêndice 3 – Convite aos polos presenciais da universidade para consentimento da coleta de dados.....	232
Apêndice 4 – Instrumento de pesquisa.....	234
ANEXO.....	235
Anexo 1 – Aprovação do conselho de ética.....	235

ÍNDICE DE QUADROS

Quadro 1	– Principais estudos qualitativos preditivos da evasão de estudante...	5
Quadro 2	– Autores, Conceitos e enfoques da pesquisa EaD.....	16
Quadro 3	– Resumo dos principais autores, Conceitos e enfoques da pesquisa EaD.....	56
Quadro 4	– Modelo ARCS de Keller, resumo (Keller 1987a,1987b).....	82
Quadro 5	– Etapas do processo da construção do instrumento.....	90
Quadro 6	– Constructos/Variáveis e itens consolidados do instrumento de pesquisa piloto.....	99
Quadro 7	– Variáveis posteriores a admissão.....	123
Quadro 8	– Balanço da concretização dos objetivos.....	187

ÍNDICE DE TABELAS

Tabela 1	– Número de polos, cursos, instituições e alunos matriculados em Cursos de Graduação na modalidade a distância no Brasil – período 2006-2017.....	21
Tabela 2	– Taxa de evasão de estudantes nas IES a distância de 2013 a 2017 por região do Brasil.....	26
Tabela 3	– Resumo das fontes autorizadas constructos e itens do instrumento.....	95
Tabela 4	– Escala tipo Likert com cinco pontos.....	98
Tabela 5	– Resultados da Análise Fatorial Exploratória.....	103
Tabela 6	– Estudo das validades convergente e discriminante.....	108
Tabela 7	– Dados do resultado da evasão do estudante.....	117
Tabela 8	– Variáveis as anteriores a admissão.....	119
Tabela 9	– Análise descritiva dos dados.....	146
Tabela 10	– Caracterização dos estudantes.....	148
Tabela 11	– Estatísticas descritivas para as variáveis preditoras posteriores a admissão.....	149
Tabela 12	– Coeficientes estatístico de colinearidade.....	164
Tabela 13	– Diagnósticos de Colinearidade.....	165
Tabela 14	– Codificações das variáveis categóricas.....	167
Tabela 15	– Testes de Omnibus do Modelo de Coeficientes.....	170
Tabela 16	– Teste de Hosmer e Lemeshow.....	170
Tabela 17	– Resumo do modelo de RLB proposto.....	171
Tabela 18	– Tabela de Classificação do modelo de RLB inicial ^{a,b}	171
Tabela 19	– Tabela de Classificação do modelo de RLB proposto ^a	172
Tabela 20	– Coeficiente dos preditores e Estatística de Wald do Modelo Proposto de RLB.....	174
Tabela 21	– Modelo 1 completo com classificador RLBM.....	178
Tabela 22	– Modelo 2 com classificador RLPL.....	179
Tabela 23	– Modelo 3 testado com classificador RLBM.....	180
Tabela 24	– Resumo estatístico dos modelos.....	181

ÍNDICE DE GRÁFICOS

Gráfico 1	– Taxas da evasão de estudantes no período 2013-17 por região do Brasil.....	27
Gráfico 2	– Resultados evasão de estudantes.....	118
Gráfico 3	– Sexo dos estudantes.....	119
Gráfico 4	– Idade dos estudantes.....	120
Gráfico 5	– Educação dos estudantes.....	121
Gráfico 6	– Horas trabalhadas semanais dos estudantes.....	122
Gráfico 7	– Apoio acadêmico: suporte adequado pelo tutor.....	124
Gráfico 8	– Apoio acadêmico: suporte adequado pela instituição.....	125
Gráfico 9	– Apoio ambiente familiar: suporte familiar.....	126
Gráfico 10	– Apoio ambiente – familiares: suporte grupo de familiares e amigos.....	127
Gráfico 11	– Apoio ambiente – financeiro: investimento na formação.....	128
Gráfico 12	– Apoio ambiente – financeiro: Dificuldade relacionada a desistência.....	129
Gráfico 13	– Motivação-Subescala atenção: atenção relacionada ao material didático e conteúdo interativo.....	130
Gráfico 14	– Motivação-Subescala atenção: atenção relacionada a forma como a informação é estruturada, contextualizada e organizada no ambiente virtual de aprendizagem.....	131
Gráfico 15	– Motivação-Subescala atenção: atenção relacionada a qualidade da metodologia educacional oferecida no curso.....	132
Gráfico 16	– Motivação-Subescala relevância: relevância relacionada ao conteúdo do material didático do curso.....	133
Gráfico 17	– Motivação-Subescala relevância: relacionada ao conteúdo do material didático do curso e as expectativas e metas.....	134
Gráfico 18	– Motivação-Subescala relevância: relacionada a clareza dos benefícios do curso para o estudante.....	135
Gráfico 19	– Motivação-Subescala relevância: relacionada as instruções recebidas pelos estudantes na ambientação no início e na condução do curso.....	136
Gráfico 20	– Motivação-Subescala confiança: relacionada a confiança as informações introdutórias do curso para o aprendizado.....	137
Gráfico 21	– Motivação-Subescala confiança: relacionada a confiança do feedback recebido pelo estudante no curso.....	138
Gráfico 22	– Motivação-Subescala confiança: relacionada ao estudante sentir-se confiante para aprender o conteúdo e ter sucesso no curso.....	139
Gráfico 23	– Motivação-Subescala confiança: relacionada ao primeiro olhar do estudante para o curso e ter a estudante a impressão de ser fácil.....	140
Gráfico 24	– Motivação-Subescala satisfação: relacionada a satisfação do estudante ter estudado no curso.....	141
Gráfico 25	– Motivação-Subescala satisfação: relacionada a satisfação do estudante com feedback recebido após a correção de provas e trabalhos.....	142

Gráfico 26	–	Motivação-Subescala satisfação: relacionada a satisfação do estudante com o que recebeu do curso.....	143
Gráfico 27	–	Variável preditora posterior a admissão: apoio ambiente, Q1.....	150
Gráfico 28	–	Variável preditora posterior a admissão: apoio ambiente, Q2.....	150
Gráfico 29	–	Variável preditora posterior a admissão: apoio ambiente, Q4.....	150
Gráfico 30	–	Variável preditora posterior a admissão: apoio financeiro, Q5.....	151
Gráfico 31	–	Variável preditora posterior a admissão: apoio financeiro, Q6.....	152
Gráfico 32	–	Variável preditora posterior a admissão: Motivação (atenção), Q7.....	153
Gráfico 33	–	Variável preditora posterior a admissão: Motivação (atenção), Q8.....	153
Gráfico 34	–	Variável preditora posterior a admissão: Motivação (atenção), Q9.....	153
Gráfico 35	–	Variável preditora posterior a admissão: Motivação (relevância), Q10.....	155
Gráfico 36	–	Variável preditora posterior a admissão: Motivação (relevância), Q11.....	155
Gráfico 37	–	Variável preditora posterior a admissão: Motivação (relevância), Q12.....	155
Gráfico 38	–	Variável preditora posterior a admissão: Motivação (confiança), Q15.....	157
Gráfico 39	–	Variável preditora posterior a admissão: Motivação (confiança), Q16.....	157
Gráfico 40	–	Variável preditora posterior a admissão: Motivação (confiança), Q17.....	157
Gráfico 41	–	Variável preditora posterior a admissão: Motivação (satisfação), Q18.....	159
Gráfico 42	–	Variável preditora posterior a admissão: Motivação (satisfação), Q19.....	159
Gráfico 43	–	Variável preditora posterior a admissão: Motivação (satisfação), Q20.....	159

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1	– Mapa da evasão do Brasil por região no período 2013-2017.....	28
Figura 2	– Modelo de atrito do estudante de Bean e Metzner (1985).....	51
Figura 3	– Modelo teórico para o abandono de adultos na aprendizagem online.....	54
Figura 4	– Desenho 1 de partida do MCRSIA.....	59
Figura 5	– Desenho 2 MCRSIA.....	60
Figura 6	– Desenho 3 do MCRSIA.....	60
Figura 7	– Desenho 4 do MCRSIA.....	62
Figura 8	– Desenho 5 do MCRSIA.....	64
Figura 9	– Primeira versão do Modelo Conceitual de Referência para um Sistema Integrado de Alerta da evasão de estudantes.....	72
Figura 10	– Versão final do Modelo de Referência para um Sistema Integrado de Alerta.....	76
Figura 11	– Análise Fatorial Confirmatória (valores estandardizados).....	106
Figura 12	– Análise fatorial de segunda ordem.....	109
Figura 13	– Modelo de medida.....	110
Figura 14	– Modelo estrutural.....	111

LISTA DE ABREVIATURAS

AM	–	Aprendizagem de Máquina
ABMES	–	Associação Brasileira de Mantenedoras de Ensino
AFE	–	Análise Fatorial Exploratória
ARCS	–	Atenção, Relevância, Confiança e Satisfação
ASV	–	<i>Average Shared Variance</i>
AVA	–	Ambiente Virtual de Aprendizagem
CFA	–	Análise Fatorial Confirmatória
CVAME	–	Circunstâncias da Vida e Aspectos Motivacionais do Estudante
EaD	–	Educação a Distância
ERIC	–	Education Resources Information Center
GPA	–	<i>Grade Point Averages</i>
HTS	–	Horas de Trabalho Semanais
IES	–	Instituições de Ensino Superior
INEP	–	Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira MEC (Ministério da Educação)
MCRSIA	–	Modelo Conceitual de Referência para um Sistema Integrado de Alerta
MSV	–	<i>Maximum Shared Variance</i>
OCDE	–	Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico
PIB	–	Produto Interno Bruto
RLB	–	Regressão Logística Binária
RLBM	–	Regressão Logística Binária Múltipla
RLPL	–	Regressão Logística Penalizada Lasso
SEM	–	Modelos de Equações Estruturais
UFP	–	Universidade Fernando Pessoa

CAPÍTULO I – INTRODUÇÃO

1. Introdução

Expectativas da Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico (OCDE) (2018) para o ano de 2018 e 2019 é de um crescimento econômico global na ordem de 3,9%. No Brasil essa expectativa de crescimento econômico é de 2,2% para o ano de 2018 e 2,4% para 2019. Sabe-se, porém, que para garantir que esse desenvolvimento econômico ocorra de forma sustentável faz-se necessário um equilíbrio de três pilares básicos, a saber: O primeiro pilar diz respeito ao capital intelectual, que se consegue com mais investimentos em educação, em tecnologia, em ciência (pesquisa e desenvolvimento), tornando-se assim mais competitivo. O segundo pilar refere-se a infraestruturas físicas, a produção e o comércio. O terceiro pilar é a governança, baseada em instituições públicas transparentes, em sistemas judiciais independentes, em leis fortes, eficientes e duradoura. No tocante ao capital intelectual, que se consegue com mais investimentos em educação, o Brasil tem feito a lição de casa, pois seus gastos com educação totalizaram 4,9% do PIB brasileiro, ou seja, muito próximo da média dos países da OCDE que é de 5,2% do PIB. A indagação que se faz então é porque apenas 17% dos jovens entre 25 e 34 anos têm diploma universitário, um dos índices mais baixos entre os países do estudo da OCDE. A resposta a essa indagação pode estar relacionada a pontos que devem ser revistos pelos envolvidos no processo da educação, tais como investir na educação de forma mais inteligente, priorizar a formação e a valorização do professor e incorporar tecnologias modernas para flexibilizar a aprendizagem e aumentar a atratividade dos discentes. Seguindo essa linha tecnológica, temos ambientes educacionais em condições de acesso à educação através de novas metodologias de ensino e que não restringe o tempo e espaço dos discentes no seu estudo, fazendo surgir assim uma nova forma de relacionamento com o conhecimento. De acordo com Mugnol (2009, pág. 317), “*Os avanços tecnológicos tornaram mais visíveis as possibilidades de desenvolvimento de outras atividades de ensino e aprendizagem, o que possibilitou a criação de novas metodologias*”. O panorama mundial indica que muitos países da Europa, África e América vem se destacando como propulsores de metodologias de ensino e aprendizagem ligadas às tecnologias, ou seja, educação a distância *online*. A Universidade Aberta do Reino Unido (*Open University*) foi uma das precursoras da educação a distância e que atualmente atende em média 200 mil estudantes. Na Índia, encontra-se a maior

universidade aberta do planeta: a Universidade a Distância Indira Gandhi, que conta com 1,5 milhão de alunos (Bohadana e Valle, 2009).

No Brasil, as tecnologias aplicadas principalmente na Educação a Distância (EaD) vêm contribuindo para uma ruptura de paradigmas. Antes, o conhecimento chegava somente aos mais favorecidos economicamente; depois, para aqueles em melhores posições geográficas; hoje o conhecimento chegar em regiões distantes ou isoladas, seja geográfica, seja social, cultural e politicamente, alcançando pessoas, de diferentes classes sociais e econômicas interessadas em avançar na atualização dos estudos. EaD aparece cada vez mais no contexto das sociedades contemporâneas e vem se tornando uma alternativa à expansão do ensino superior no Brasil. De acordo com Belloni (2006) esta modalidade de educação surge como uma forma de atender às novas demandas educacionais decorrentes das mudanças causadas pela globalização, que não é apenas um fenômeno econômico, mas também um processo de transformação do espaço e do tempo.

Para Abbad, Zerbini e Souza (2010), a Educação a Distância apresenta-se como alternativa de ensino disponível e é analisada como uma possibilidade viável que cria mecanismos que favorecem a aprendizagem e qualificação contínuas, tanto para o nível superior de ensino quanto para ambientes corporativos, além de apresentar benefícios, como a redução de custos, sem prejudicar a aquisição de conhecimento (Carvalho e Abbad, 2006; Salas e Cannon-Bowers, 2001; Warr e Bunce, 1995).

Apesar da expansão de cursos em termos globais por meio de mecanismos que favorecem a aprendizagem e a qualificação contínua, a modalidade EaD vem enfrentando obstáculos como a formação de professores, a adequação do currículo, a infraestrutura tecnológica, a exclusão digital e o fenômeno evasão, que enfraquecem o crescimento da modalidade. No tocante ao fenômeno evasão (*dropout*) de estudantes nas instituições de ensino superior à distância muitas questões tem sido discutida e investigada por estudiosos em áreas distintas do conhecimento como educação, psicologia, sociologia, economia e tecnologia ao longo dos anos em função de mudanças no comportamento humano ao longo do tempo, que levam à interrupção dos estudos em qualquer etapa do curso. Entre os vários estudiosos no assunto há um consenso de que a evasão é um fenômeno multidimensional e que ainda precisa ser melhor explorado (Almeida, 2007; Parker, 2003; Sales, Abbad e Rodrigues, 2011; Santos et al., 2008; Walter, 2007). No que está

relacionado ao ensino superior, a evasão escolar é um problema internacional. Apesar de os seus índices apresentarem variações consideráveis entre diferentes nações, eles demonstram que, na atualidade, a evasão escolar está presente e assola cada vez mais um número maior de Instituições de Ensino Superior (IES) no mundo (Martinho, 2014). O autor destaca ainda, que: *“A propósito, pode-se mencionar os Estados Unidos da América – EUA, com taxa de evasão nas faculdades e universidades em torno de 40%, representando um declínio no índice de estudantes graduados no ensino superior (5). Enquanto que a China e a Índia estão formando, por ano, mais de um milhão de licenciados nas áreas de ciência básica, ciência de computadores e engenharia, e esses países estão oferecendo bons empregos para estes cidadãos bem treinados (6). Percebe-se, portanto, que a China e a Índia potencializam o ensino superior nestas áreas, aumentando o índice de conclusão. Entre estes extremos situa-se o Brasil, apresentando um índice médio de evasão em torno de 20% (7, 8)”* (Martinho, 2014).

Segundo Carneiro, Silva e Almeida Bizarria (2014), a evasão torna-se um grande problema para a sociedade em geral; para os estudantes, devido ao facto de gerar prejuízos de ordem pessoal, profissional e financeira; para as universidades, pois compromete a eficiência das instituições e para a sociedade a medida que esta reduz o retorno social esperado que está diretamente ligado à formação dos profissionais de nível superior.

Quando falamos ou tratamos sobre o termo evasão (abandono, atrito, *dropout*, sair, desistência etc.) escolar devemos estar atentos às suas várias interpretações. Em alguns casos, um evento de desistência é considerado a retirada do curso pelo aluno, independentemente da quantidade de aulas assistidas. Em outras situações, o abandono é diferentemente considerado de acordo com o período médio de conclusão do curso (Favero, 2006). Como consequência, alguns índices medem a retirada em uma disciplina específica de um curso, outros mede a retirada de todo o curso Adachi (2009). Esses, estudos consideram algumas diferenças conceituais para o abandono, que diferem quando o abandono está relacionado com a disciplina, quando o abandono ocorre dentro do curso, dentro da instituição e até mesmo quando o aluno se retira do próprio sistema educacional.

A pesquisa recente Censo EAD.BR 2016 registrou uma evasão de 11%-25%, com 32% das ocorrências nas instituições que oferecem cursos regulamentados totalmente a distância (Associação Brasileira de Educação à Distância, 2017), mesmo com taxas

menores em relação ao Censo EAD.BR 2015, ainda é muito preocupante, tendo em vista que a quantidade de inscrições dos estudantes de 2016 também foi menor em relação à de 2015. Assim, ao evadir de um curso a distância, o estudante desfaz-se do seu desenvolvimento e perspectiva de capacitação por diversos motivos que variam de instituição para instituição. Diante desse registro é importante que cada instituição atente para as causas que geram a evasão voluntária dos estudantes. Atualmente no Brasil entre 40 a 42% das instituições privadas com e sem fins lucrativos, e instituições públicas não conhecem os motivos que levam a evasão (Associação Brasileira de Educação à Distância, 2016).

Algumas instituições educacionais vêm desenvolvendo ações para identificar variáveis associadas com o comportamento do abandono. Boa parte desta informação é usada em ações preventivas, a fim de minimizar seu possível efeito. Esta identificação pode ser feita com informação composta por história social, motivacional e educacional do estudante em alguns casos. Já em outros casos, em função da informação ser muito dinâmica em relação a habilidades de ensino e colaboração entre os estudantes durante o período do semestre letivo, algumas iniciativas aplicam métodos estatísticos e o uso extensivo de informação mantida no banco/base de dados (Araque, Roldán e Salguero, 2009). Alguns estudos têm concentrada sua atenção na identificação de fatores que influenciam as taxas de evasão e de aspectos opostos deste fenômeno que seria a retenção e persistência do aluno. Variáveis e condições gerais relacionadas ao comportamento de evasão quando identificadas são usadas para apoiar ações futuras buscando evitar maiores perdas. Normalmente, os aspectos tratados nestas abordagens são compostos por informações mais estáveis, em relação à idade, sexo, histórico social e em formação.

Nos seus estudos, Fjortoft (1995) sugeriu que mais pesquisas precisam expandir além dos modelos atuais de abandono e olhar para outros fatores e suas inter-relações, pois a natureza da educação a distância está em constante mudança. Um claro entendimento dos fatores que contribuem para o abandono nos cursos de e-learning pode ajudar os projetistas e instrutores dos cursos, a melhorar e apoiar cursos nessas iniciativas. Além disso, pode ajudar a reduzir o número de desistências, o que aumenta a taxa de conclusão em cursos de e-learning.

No contexto da Educação a Distância, alguns estudos investigam fatores que podem ser de influência relevante na satisfação do estudante. No estudo de Ramos (2014), ele observa que há uma predominância de estudos quantitativos (72%), sendo que desses 45% (Finnegan, Morris e Lee, 2008; Hershkovitz e Nachmias, 2011; Lykourantzou et al., 2009; Morris e Finnegan, 2008; Nistor e Neubauer, 2010) analisam dados do comportamento e da interação do aluno no AVA ao longo das atividades propostas nos cursos, com uso de técnicas de *data mining*. O autor destaca que alguns desses estudos realizaram previsão da evasão e persistência e encontraram altos índices de acerto (80 a 94% de predição). Uma minoria (28%) utilizou metodologias qualitativas baseadas em relatos, estudos de caso e revisão de literatura (Angelino e Natvig, 2009; Lee e Choi, 2011; Müller, 2008). Outros estudos analisam a evasão a partir de um ponto específico de envolvimento e um resultado unidimensional do aluno, por exemplo, a satisfação dos alunos ou a retenção de estudantes. Revisões sobre os resultados de pesquisas existentes relacionadas ao arcabouço teórico e análise empírica podem ajudar a determinar as variáveis de entrada para a construção dos modelos de previsão da evasão. Apesar da importância das revisões, a capacidade de prever evasão e melhorar a retenção de estudantes ainda é uma questão complexa, que envolve o número de fatores inter-relacionados e distintos. Como base na literatura (Dewan, Lin, Wen e Kinshuk, 2015; Jun, 2005; Kotsiantis, Pierrakeas e Pintelas, 2003; Park e Choi, 2009; Santana et al., 2015; Tan e Shao, 2015; Yukselturk et al., 2014) apresenta-se no quadro 1, um resumo dos principais estudos qualitativos preditivos evasão de estudantes na modalidade de ensino a distância com base em técnicas de classificadores de aprendizagem máquina e seus respectivos autores, objetivos, fonte de dados, amostra e número de atributos, técnica de classificação e resultados.

Autor	Objetivo	Fonte de dados, amostra e n° de variáveis	Classificador(es)	Resultados (acurácia)
Dewan, Lin, Wen e Kinshuk, 2015	Projetar um sistema de alerta para prever alunos propensos a abandono durante o período de curso	Bancos de dados do sistema, 200 e 28	KNN, RBF e SVM	74,4; 70,2 e 0,79,0. R
Santana et al., 2015	Encontrar mecanismos efetivos para compreender os perfis dos alunos, identificando os	Bancos de dados do sistema, 162 e 13	NB, DT, SVM e RN	SVM = 92,03

	alunos com características a abandonar na fase inicial do curso			
Tan e Shao, 2015	Identificar potenciais desistências antes que o comportamento aconteça.	Bancos de dados do sistema, 62.375 e 13	RNA, DT, BNs	71,91; 69,19 e 65,65. R
Yukselturk et. al., 2014	Examinar a previsão de desistências através de abordagens de mineração de dados em um programa on-line	Coleta por meio de instrumento on-line, 189 e 10	KNN, DT, NB e RN	87; 79,7; 76,8 e 73,9. R
Park e Choi, 2009	determinar se alunos e desistentes persistentes são diferentes em características individuais	Coleta por meio de instrumento on-line 147 e 7	RL	RL=89,8
Jun, 2005	Determinar quais conjuntos específico de variáveis pode prever melhor o abandono de alunos adultos de cursos de on-line em o local de trabalho.	Coleta por meio de instrumento on-line, 259 e 12	RL	RL=84,5
Kotsiantis, Pierrakeas, e Pintelas, 2003	Estudar se o uso de técnicas de aprendizado de máquina pode ser útil para lidar com este problema	Bancos de dados do sistema, 354 e 11	DT, RN, NB, KNN, SVM	NB=83

Quadro 1 – Principais estudos qualitativos preditivos da evasão de estudante

Nota: R= Respectivamente; KNN = *K-Nearest Neighbor*; RBF=Rede de Função de Base Radial; SVM= *Support Vector Machines*; NB= *Naive Bayes*; RNA= Rede Neural Artificial; DT= Arvore de Decisão; RL= Regressão Logística

Fonte: O autor, 2020

Partindo de uma visão evolutiva e integrada, este trabalho de pesquisa tem como base dois modelos teóricos. O primeiro, modelo conceitual de atrito de estudantes não tradicionais (Bean e Metzner, 1985), onde afirmam que as decisões dos alunos para abortar ou continuar a sua educação são influenciadas pelas suas percepções sobre a utilidade, a satisfação e o compromisso de objetivo) e níveis de estresse/stresse nas atividades da instituição. O segundo o Quadro teórico para o abandono de adultos na

aprendizagem online (Park, 2007), revisou estudos que enfocaram a identificação de fatores significativos que afetam estudantes de programas on-line não tradicionais e não graduados, que desistiram e propôs uma estrutura baseada no modelo de Composição da Persistência (Rovai, 2003) para entender a evasão de adultos.

Os modelos teóricos de Bean e Metzner (1985) e Park (2007), servem de base para o modelo proposto desta pesquisa. A escolha dos modelos teóricos para essa pesquisa deu-se pelo facto de incorporar conceitos essenciais para identificação de construtos que afetam o comportamento de estudantes nas instituições de ensino superior a distância e que conduzem à evasão. Assim, o modelo proposto se concentra numa abordagem integrada de construtos que afetam estudantes da modalidade de ensino a distância e tem com o propósito de prever a evasão voluntária de estudantes.

1.1 Motivação e justificativa

Nas duas últimas décadas, a oferta de cursos em termos globais por meio de recursos tecnológicos vem favorecendo a expansão da aprendizagem e a qualificação contínua da modalidade de educação superior a distância. No Brasil essa expansão vem sendo confirmada através do crescimento contínuo do número de polos, cursos, instituições e alunos matriculados em cursos de graduação nas instituições públicas e privadas. Esta tendência de crescimento desta modalidade de ensino alcançou estudantes que não tinham a mínima chance de ter acesso a determinados cursos e propiciou flexibilidade de tempo e espaço para pessoas que por diversos motivos não tinham como frequentar um curso nos moldes tradicionais. De acordo com Alves (2011) a educação superior está chegando a lugares aonde não chegaria se mantivesse os moldes tradicionais.

Os dados do crescimento da EaD no Brasil, fornecidos pelo Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (INEP), apontam um crescimento significativo da modalidade no país nos últimos anos. O INEP é um órgão federal vinculado ao Ministério da Educação (MEC) com o objetivo de promover estudos, pesquisas e avaliações sobre o Sistema Educacional Brasileiro.

A EaD no Brasil vem numa escala de crescimento constante e alcançando um número cada vez maior de pessoas que, a partir dos meios tradicionais de ensino, dificilmente

teriam acesso a uma formação profissional. De acordo com os dados do Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (2018), o número de alunos na modalidade graduação a distância continua crescendo, atingindo 1,75 milhão em 2017, o que já representa uma participação de 21,20% do total de matrículas da educação superior. 90,58% do total; 1,75 milhão das matrículas estão concentradas na rede privada (1,59 Milhão).

À medida que o crescimento das ofertas de cursos a distância e as matrículas de estudantes continuam a se expandir, é importante estudar possíveis fatores preditores da evasão na aprendizagem dos alunos na modalidade de ensino distância, a fim de evitarmos perdas para os alunos, instituições a sociedade.

Diante dessa realidade, as IES públicas e privadas passaram a enfrentar alguns desafios, dos quais se destaca o fenômeno da evasão, que tem sido objeto de estudo por vários pesquisadores que buscam respostas sobre os altos índices de evasão e as razões que levam determinados estudantes a persistirem até a graduação.

Reduzir as altas taxas da evasão de estudantes da graduação na modalidade de ensino a distância tem sido um grande desafio para todos os envolvidos nessa modalidade de ensino. Cada estudante que evadi seu programa de curso, temos uma perda substancial de potencial intelectual, financeiro e social. Muitos estudantes têm suas perdas, mas a imagem das instituições também é afetada de muitas maneiras, incluindo reputação acadêmica e planos financeiro por desconhecerem os reais motivos que levam os estudantes a evadir, o que agrava ainda mais o seu quadro para manter-se sustentável e em crescimento.

Junto a esse crescimento sustentável e do quadro de matrículas, surge a preocupação de especialistas em manter padrões de qualidade, eficiência e redução nas taxas de evasão no sistema de educação a distância. Essa preocupação tem levado a modalidade a ser alvo de pesquisas na busca de recursos e métodos que a fortaleçam e deem suporte ao crescimento dessa modalidade de ensino. A importância desta pesquisa se dar por discutir aspectos relacionados aos riscos que levam os estudantes a evadir e como estes afetam a sustentabilidade das IES, bem como, a prevenção da evasão (*dropout*) no ensino superior a distância.

A evasão representa um grande desafio para todos envolvidos no processo da modalidade a distância no ensino superior e ressalta-se que o estudante tem suas perdas, mas a imagem das instituições também é afetada de muitas maneiras, incluindo reputação acadêmica e planos financeiro por desconhecerem os reais motivos que levam os estudantes a evadir, o que agrava o seu quadro para manter-se sustentável e em crescimento. Nesse sentido, percebe-se que há uma necessidade contínua de desenvolver pesquisas que apontem caminhos, métodos e mecanismos que auxiliem na melhor forma de enfrentar o problema da evasão de estudantes.

O estudo é assim justificado por trazer um novo olhar para o problema da evasão de estudantes na modalidade de ensino a distância. Esse, pautado em dois modelos teóricos que alinham a construção do modelo de referência para um sistema integrado de alertas, com o propósito de prever estudantes com risco de evasão nas instituições de ensino superior, a ser utilizado pelas instituições, nos sistemas de ensino a distância.

1.2 Objetivos e questões de pesquisa

1.2.1 Objetivo geral

Construir um modelo de referência para um sistema integrado de alertas, com o propósito de prever estudantes com risco de evasão nas instituições de ensino superior, a ser utilizado pelas instituições, nos sistemas de ensino a distância.

Para alcançar esse objetivo principal, faz-se necessário atingir alguns objetivos específicos, que são:

1.2.1.1 Objetivos específicos

- i. Realizar um levantamento bibliográfico para identificar e compreender as perspectivas dos modelos teóricos de retenção;
- ii. Realizar um levantamento da educação superior a distância no Brasil;
- iii. Identificar os principais fatores preditores da evasão de estudantes anteriores a admissão;

- iv. Identificar os principais fatores preditores da evasão de estudantes posteriores a admissão;
- v. Identificar principais modelos de prevenção da evasão de estudantes na educação a distância;
- vi. Construir um Modelo conceitual de prevenção da evasão de estudantes na graduação a distância;
- vii. Construir um instrumento de pesquisa de coletar informações sobre o que afeta a decisão do comportamento de abandonar ou permanecer de estudantes do ensino superior a distância;
- viii. Validar e testar a confiabilidade do instrumento para prevenção da evasão em uma IES a distância.;
- ix. Desenvolver o modelo de referência com desempenho de precisão que complete um sistema integrado de alertas e promova a prevenção da evasão de estudantes.

1.2.2 Questões da pesquisa

As seguintes questões de pesquisa orientaram o propósito deste estudo:

- i. Em que medida a Regressão Logística Binária (RLB) proposta, constituída dos fatores/variáveis características de fundo (sexo, idade, grau de escolaridade, Horas Trabalhas Semanais (HTS)), apoio ambiente, apoio financeiro e motivação (atenção, relevância, confiança e satisfação) se encaixam na previsão da evasão de estudantes da graduação na modalidade de ensino a distância?
- ii. Quais fatores/variáveis características de fundo (sexo, idade, grau de escolaridade, HTS), apoio ambiente, apoio financeiro e motivação (atenção, relevância, confiança e satisfação) contribuem significativamente para a prevenção evasão de estudantes da graduação na modalidade de ensino a distância?

- iii. Qual modelo apresenta o melhor desempenho para prever a evasão de estudantes da graduação na modalidade de ensino a distância?

1.3 Problema e Relevância do estudo

1.3.1 Problema

Em que medida o modelo de referência proposto para um sistema integrado de alertas contribui para prever a evasão de estudantes nas instituições de ensino superior a distância.

1.3.2 Relevância do estudo

Evasão do estudante representa um grande desafio para todos envolvidos no processo dessa modalidade de ensino, ressalta-se que a desistência do estudante contabiliza perdas que vão desde o seu investimento até ganhos futuros quando comparado com indivíduos que concluíram sua graduação. Essa perda estende-se às instituições que tem sua imagem afetada de muitas maneiras, incluindo reputação acadêmica e planos financeiros, o que agrava o seu quadro para se manterem sustentáveis e em crescimento, e a sociedade pela redução do retorno social. Diretores, administradores e gestores no campo da educação a distância precisam de informação útil disponibilizada através de um programa com indicadores que identifiquem com precisão os alunos com probabilidade de desistir, sem identificar erroneamente os alunos que provavelmente se graduariam. O programa deve ainda contribuir para a tomada de decisão. Esses programas precisam de identificar efetivamente os alunos em risco e relacionar as intervenções com as características dos estudantes (Dynarski e Gleason, 2002). *“Mesmo os programas de prevenção de evasão da mais alta qualidade terão pouca influência no problema de evasão se os fatores de risco identificarem os alunos errados (ou seja, aqueles que não teriam desistido)”* (Gleason e Dynarski, 2002, pág. 25). Alinhado ao objetivo proposto, este estudo tem o potencial para contribuições teóricas e práticas para o campo da educação de adultos, especialmente da graduação no ensino a distância, na medida em que se potencializa sistemas de alertas de evasão de

estudantes com um conjunto significativo de variáveis para prever à evasão voluntária de estudantes nas IES a distância.

Esta pesquisa de tese é relevante em pelo menos três pontos. Primeiro, há uma lacuna de estudos na literatura nacional sobre evasão de estudantes nas IES a distância. Os resultados desta pesquisa irão adicionar ao corpo de trabalhos existente sobre evasão de estudantes nas IES a distância, uma visão mais verticalizada sobre o tema evasão. Essa visão é fundamentada nos modelos teóricos e empíricos de Bean e Metzner (1985) e de Park (2007) que oferecem uma explicação abrangente do problema em estudo e expõem dados essenciais de variáveis determinantes da evasão do estudante nas IES a distância, permitindo que o pesquisador faça sugestões para melhorar os esforços futuros.

Em segundo lugar, as Instituições públicas e privadas estão diante dos mesmos desafios de manter e apoiar os estudantes no processo do trajeto que se inicia com a seleção-admissão até à conclusão da graduação. A interrupção desse processo afeta as instituições de muitas maneiras, incluindo reputação acadêmica, planos financeiros, desperdício de recursos (humanos e financeiro) e a eficiência da organização, ou seja, de uma maneira geral, a sua sustentabilidade. Assim, o indicador educação é afetado e influencia o fator bem-estar da população negativamente, que por sua vez implica no desenvolvimento econômico. Estas implicações alcançam até mesmo o bem-estar social, que reflete a baixa qualidade de mão de obra no mercado de trabalho. O objetivo deste projeto impacta assim, de forma positiva, o desenvolvimento econômico e bem-estar social, pois ataca a questão da evasão de estudantes no ensino superior a distância. A médio prazo o projeto pode ajudar a reduzir os riscos de evasão e elevar a taxas de retenção dos estudantes nas instituições, aumentando as chances dos estudantes concluírem a graduação e a longo prazo disponibilizar informações para o desenvolvimento de políticas, programas e práticas para melhorar a retenção nas instituições e ajudar os envolvidos no processo de tomada de decisão.

Por fim, esta pesquisa reúne esforços que permitem entender e prever a evasão de estudante nas IES a distância, de forma a que os seus resultados contribuam em pelo menos dois pontos. (1) na redução a taxa evasão dos estudantes de cursos superiores na modalidade de ensino a distância, regulamentados pelo Ministério da Educação (MEC) através do Decreto 9057/2017, e que consequentemente ajude o país atingir a Meta 12 do Plano

Nacional de Educação (PNE), que determina a elevação da taxa bruta de matrícula na educação superior para 50% e a taxa líquida em 33% da população de 18 a 24 anos. (2) Fornecendo uma contribuição prática para auxiliar a tomada de decisão do quadro de diretores, gestão de topo, gerentes e supervisores das instituições de ensino a distância em pelo menos quatro diretorias

Afim de atender os objetivos da pesquisa, o estudo foi dividido em nove capítulos. No primeiro está a introdução, onde se apresentam a motivação e justificativa, o problema, os objetivos e a relevância do estudo. O capítulo, 2 foi destinado ao referencial teórico; O capítulo 3 foi destinado à metodologia adotada; O capítulo 4 foi reservado aos resultados; O capítulo 5 foi destinado à apresentado do modelo de referência; O capítulo 6, discorre sobre as análises da proposta efetuada; por fim o capítulo 7, apresenta as conclusões do trabalho. Por último, são listadas as referências que serviram de suporte à pesquisa realizada e apresentados os apêndices e o anexo que complementam o trabalho.

CAPÍTULO II – FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2. Introdução

A compreensão da evasão de estudantes da modalidade de ensino superior a distância por muitos considerada um fenômeno, requer uma visão ampla sobre muitos aspectos. Nesse sentido, esse capítulo aborda informações sobre uma visão histórica sobre a educação a distância no mundo e no Brasil, as bases legais da educação a distância no Brasil, a educação superior a distância no Brasil em números, a evasão de estudantes e a Sustentabilidade das IES e por fim, sobre os fatores preditores e modelos conceituais da evasão na educação a distância.

2.1 Visão histórica sobre a EaD no mundo e no Brasil

Os primeiros registros sobre o surgimento desta modalidade educacional que se tem conhecimento, vem desde a antiguidade, iniciada com desenhos de pedras pelos homens da caverna que buscavam retratar alguns objetos nas rochas, nos pergaminhos de Platão (428-448 a.C.) para divulgar os seus pensamentos por meio da escrita e nas cartas do apóstolo São Paulo (5a.C.- 67d.C.), utilizadas para ensinar a doutrina Cristã, este último pode ser compreendido como precursor do EaD. Após esta era, muitos recursos surgiram e datam do século XV com o surgimento da prensa de Gutemberg até ao século XXI com dispositivos eletrônicos e equipamentos inteligentes com suporte a recursos tecnológicos de realidade aumentada e inteligência artificial entre outros. Tratando desta modalidade de ensino no Brasil, há registros históricos que colocam o Brasil entre os principais do mundo no desenvolvimento da EaD, especialmente até aos anos 70 (Vilaça, 2010).

2.1.1 Visão histórica da educação a distância no mundo

Os primeiros registros que se sabe sobre o surgimento da educação a distância, é que este, vem desde a pré-história, iniciada com desenhos de pedras pelos homens da caverna que buscavam retratar alguns objetos nas rochas, seguida pela antiguidade, em que nos pergaminhos de Platão (428-448 a.C.) para divulgar os seus pensamentos por meio da escrita e nas cartas do apóstolo São Paulo (5a.C.- 67d.C.) utilizadas para ensinar

a doutrina cristã na Ásia Menor, este último pode ser compreendido como precursor da EaD. De acordo com Gouvêa e Oliveira (2006), esses documentos ensinavam as comunidades que viviam em ambientes desfavoráveis como era então viver dentro das doutrinas cristãs e teriam sido enviadas por volta de meados do século I. Alves (1998) relata que o surgimento da EaD se deu no século XV, mais precisamente em 145, a um marco da história da tecnologia: a invenção da prensa de Gutemberg, na Alemanha; esta posição é corroborada por Burke e Briggs (2004). No século XVIII, a prensa gráfica possibilita o primeiro curso por correspondência. Nunes (2009) e Saraiva (1996) destacam o anúncio na Gazeta de Boston, em 20 de março de 1728, feito pelo professor Cauleb Phillips como marco do início da EaD. A partir do século XIX até o XXI nota-se que a metodologia do ensino a distância passa por grandes e significativas transformações as quais provocaram mudanças em diversos setores da sociedade.

2.1.2 Desenvolvimento da educação a distância no Brasil

O desenvolvimento desta modalidade de ensino serviu para implementar os mais diversos projetos educacionais e para situações complexas, tais como: cursos profissionalizantes, capacitação para o trabalho ou divulgação científica, campanhas de alfabetização e estudos formais em todos os níveis e campos do sistema educacional (Litwin, 2001). Certamente, as primeiras experiências em EaD no Brasil tenham ficado sem registro, haja visto que, os dados, datam do século XX.

Praticamente todos os acontecimentos tecnológicos e sociais ocorridos no período de 1904 a 2018 foram importantes e ajudaram a evidenciar e consolidar a Educação a Distância no Brasil. A luz da modernidade e dos avanços disponibilizados pelos recursos tecnológicos é impossível desconhecer ou não fazer uso das tecnologias na modalidade de ensino e aprendizagem a distância. Essas introduzem novas maneiras de ter acesso aos conteúdos de matérias, de aprender, lecionar e promovem imersão e interação entre as partes (quem aprende e quem ensina) ao longo desses anos. Torna-se importante citar que entre as décadas de 1980 e 1990, iniciou-se o processo de transição dos recursos tecnológicos com um modelo de informação analógico para um modelo de informação digital. Isso fica evidenciado na mudança do uso da teleducação, com aulas via satélite e complementadas por kits de materiais impressos para o uso de tecnologias de informação

e comunicação. Esse movimento ficou mais presente na maior parte das Instituições de Ensino Superior brasileiras que se mobilizou para a Educação a Distância.

2.1.3 Educação a distância: conceitos e contexto

Ao longo de mais de um século, a educação a distância vem sendo discutida por vários pesquisadores do assunto, em decorrência do crescimento das demandas/procura de serviços da EaD e do uso e aplicação de recursos tecnológicos que vem desde a correspondência até à inteligência artificial, e que acabam por implicar nas mudanças dos conceitos, definições e contextos desta modalidade de ensino. No que se refere aos conceitos, muitos são atribuídos à EaD, com base na educação presencial. De acordo com Guarezi e Matos (2009, pág. 129), o conceito EaD é “[...] *um processo evolutivo, que começou com a abordagem na separação física das pessoas e chega ao processo de comunicação, incluindo, no final do século XX, as tecnologias da informação*”. O autor observa que apesar das mudanças ao longo do processo de comunicação em função da evolução, não há uma um desalinhamento da abordagem inicial para com a EaD.

No quadro 2 destaca-se os principais autores, conceitos e enfoque da pesquisa EaD.

Autor	Conceito	Enfoque(s)
Dohmen (1967)	Educação a Distância é uma forma sistematicamente organizada de auto-estudo onde o aluno instrui-se a partir do material de estudo que lhe é apresentado, o acompanhamento e a supervisão do sucesso do estudante são levados a cabo por um grupo de professores. Isto é possível através da aplicação de meios de comunicação, capazes de vencer longas distâncias.	Enfatiza a Forma de estudo
Moore (1973)	Ensino a distância pode ser definido como a família de métodos instrucionais onde as ações dos professores são executadas à parte das ações dos alunos, incluindo aquelas situações continuadas que podem ser feitas na presença dos estudantes. Porém, a comunicação entre o professor e o aluno deve ser facilitada por meios impressos, eletrônicos, mecânicos ou outro.	Ressalta métodos instrucionais e a comunicação professor-aluno facilitada pela tecnologia
Peters (1973)	Educação/ensino a distância é um método racional de partilhar conhecimento, habilidades e atitudes, através da aplicação da divisão do trabalho e de princípios organizacionais, tanto quanto pelo uso extensivo de meios de comunicação, especialmente para o propósito de reproduzir materiais técnicos de alta qualidade, os quais tornam possível instruir um grande número de estudantes ao mesmo tempo, enquanto esses materiais durarem. É uma forma industrializada de ensinar e aprender.	Dá ênfase a Metodologia da Educação a Distância

Holmberg (1977)	O termo Educação a Distância esconde-se sob várias formas de estudo, nos vários níveis que não estão sob a contínua e imediata supervisão de tutores presentes com seus alunos nas salas de leitura ou no mesmo local. A Educação a Distância beneficia-se do planejamento, direção e instrução da organização do ensino.	Enfatiza a diversidade das formas de estudo
Garcia Aretio (1987)	Considera a EaD um sistema tecnológico de comunicação dialógica e bidirecional entre professores e estudantes, que substitui a interação pessoal em sala de aula, como meio preferencial de ensino, pela presença de diversos recursos tecnológicos e o apoio de tutoria, o que propicia aprendizagem independente e flexível.	Ressalta os recursos tecnológicos para aproximar a relação de professor e aluno, mesmo que estejam fisicamente distantes
Keegan (1991)	O autor define a Educação a Distância como a separação física entre professor e aluno, que a distingue do ensino presencial, comunicação de mão dupla, onde o estudante beneficia-se de um diálogo e da possibilidade de iniciativas de dupla via com possibilidade de encontros ocasionais com propósitos didáticos e de socialização.	Destaca a separação física entre professor-aluno e a possibilidade de encontros ocasionais
Moore e Kearsley (1996)	Referem-se a essa modalidade não como educação, mas sim como ensino, dizendo que: O ensino a distância é o tipo de método de instrução em que as condutas docentes acontecem à parte das discentes, de tal maneira que a comunicação entre o professor e o aluno se possa realizar mediante textos impressos, por meios eletrônicos, mecânicos ou por outras técnicas.	Método de instrução
Chaves (1999)	A Educação a Distância, no sentido fundamental da expressão, é o ensino que ocorre quando o ensinante e o aprendente estão separados (no tempo ou no espaço). No sentido que a expressão assume hoje, enfatiza-se mais a distância no espaço e propõe-se que ela seja contornada através do uso de tecnologias de telecomunicação e de transmissão de dados, voz e imagens (incluindo dinâmicas, isto é, televisão ou vídeo). Não é preciso ressaltar que todas essas tecnologias, hoje, convergem para o computador.	Ressalta a separação física e o uso de tecnologias de telecomunicação
Moran (2002)	Conjunto de ações de ensino e aprendizagem desenvolvidas via meios telemáticos, como a Internet, a videoconferência e a teleconferência.	Ressalta os recursos tecnológicos
Alves, Zambalde e Figueiredo (2004)	Uma atividade de ensino e aprendizado sem que haja proximidade entre professor e alunos, em que a comunicação bidirecional entre os vários sujeitos do processo (professor, alunos, monitores, administração seja realizada por meio de algum recurso tecnológico intermediário, como cartas, textos impressos, televisão, radiodifusão ou ambientes computacionais.	Estratégia educativa que utiliza a tecnologia como ferramenta. Espaço/tempo e a democratização do acesso.
Brasil (2005)	Caracteriza-se a Educação a Distância como modalidade educacional na qual a mediação didático-pedagógica nos processos de ensino e aprendizagem ocorre com a utilização	Destaca a mediação didático-

	de meios e TDIC, com estudantes e professores desenvolvendo atividades educativas em lugares ou tempos diversos	pedagógica por meio da TDIC
González (2005)	A EaD é uma estratégia desenvolvida por sistemas educativos para oferecer educação a setores ou grupos da população que, por razões diversas, têm dificuldade de acesso a serviços educativos educacionais.	Destaca uma estratégia por meios dos sistemas educacionais
Trimer (2012)	É uma área em que se encontra uma conjunção rara de tecnologia, conhecimento e criatividade e alcançou êxitos formidáveis no desenvolvimento de estratégias e ferramentas de aprendizagem, utilizando todo o espectro de meios a sua disposição.	Destaca os recursos tecnológicos
Fava (2014)	A Educação a Distância pode ser considerada a mais democrática das modalidades de educação, pois, utilizando-se de tecnologias de informação e comunicação, transpõe obstáculos de tempo e de espaço, tornando o conhecimento acessível, disponível, alcançável em qualquer hora, em qualquer lugar (FAVA, 2014, p. 202).	Tecnologias de informação e comunicação, tempo e de espaço, acessibilidade de conhecimento

Quadro 2 – Autores, Conceitos e enfoques da pesquisa EaD
Fonte: Compilação do autor, em 2019.

De acordo com os conceitos apresentados, é possível observar que alguns estudiosos do assunto enfatizam a forma de estudo do aluno, bem como, a sua diversidade, outros a separação física e o uso de recursos tecnológicos, outros ainda, a acessibilidade. Esses estão melhor apresentados na coluna dos contextos ou foco da definição (enfoque). Um dos primeiros conceitos da EaD que se tem conhecimento na literatura é de Dohmen (1967). O estudioso chama atenção para a maneira sistematicamente organizada de autodidatismo em que a EaD se dá. Para ele, o estudante quando apoiado por professores, material de estudo e por meio da utilização de veículos de comunicação apropriados para superação das extensas distâncias, este alcança a sua formação. Moore (1973) chama a atenção para as ações dos docentes, que tomam uma família de métodos instrucionais que ocorrem separadamente das ações dos alunos, há uma necessidade de facilitação das interações desses atos. Para Chaves (1999), as tecnologias de telecomunicação e de transmissão de dados, voz e imagens fazem surgir novas formas de comunicação, tornando a distância apenas do espaço (física). A separação física é contornada e a comunicação bidirecional e instantânea parecem mais presentes, possibilitando o diálogo entre pessoas (ao mesmo tempo – síncrono – ou a tempos diferentes – assíncrono).

No conceito de Alves, Zambalde e Figueiredo (2004) a EaD é tratada como uma estratégia

educativa que utiliza a tecnologia como ferramenta, não restrita ao uso somente do computador, pois a mesma faz uso de diversos recursos tecnológicos, tais como: correspondência, radiodifusão, televisão, entre outros. Estes estudiosos chamam atenção ainda para dois pontos, um referente para a quebra de barreira espaço/tempo promovida pela comunicação bi-direcional entre os vários sujeitos do processo de ensino e aprendizagem e outro referente a democratização do acesso na EaD. Essa modalidade pode ser considerada a mais democrática das modalidades de ensino, pois utiliza recursos tecnológicos que transpõe obstáculos que se colocam à conquista do conhecimento. A tendência de crescimento desta modalidade de ensino alcançou estudantes que não tinham a mínima chance de ter acesso a determinados cursos e propiciou uma flexibilidade de tempo e espaço para pessoas que por diversos motivos não tinham como frequentar um curso nos moldes tradicionais. De acordo com Alves (2011) a educação superior chega a lugares aonde não chegaria se fossem mantidos os moldes tradicionais.

O conceito da EaD, vem sendo redefinido e ampliado nos últimos anos. O bom dessa diversidade de conceitos está no fomento das discussões em torno dos principais enfoques/focos dos estudiosos. No geral os recursos tecnológicos são destacados em quase todos os conceitos utilizados pelos estudiosos conforme mostra o quadro 1. No entanto, este e os demais aspectos encontrados que envolvem a metodologia relacionada à EaD parecem não preencher todos os campos da modalidade. Assim, observa-se que ainda existe um longo caminho para ser percorrido, pois está-se diante de um quadro com crescimento das exigências dos serviços da EaD e constantes mudanças nos comportamentos e habilidades/competências dos envolvidos no processo da educação a distância, que precisam de ser revistos ou mesmo, que exigem a criação de conceitos novos.

2.2 Bases legais da educação a distância no Brasil

Apesar do Brasil ter iniciado o seu processo da EaD no ano de 1904, até então não se tinha nenhuma referência legal que o formalizasse. Os programas dos cursos não formais, tinham como objetivo oferecer capacitação para a melhoria no desenvolvimento das atividades profissionais. Na segunda metade do século XX ainda se via restrita a legislação que, na lei nº 4.024 de dezembro de 1961, assim como, a lei nº 5.692 de agosto de 1971, limitava o crescimento e expansão da modalidade (GOMES, 2009).

De acordo com Sanchez (2005, pág. 97): “[...] a primeira referência legal sobre Educação a Distância no Brasil data de 1961, quando o Ministério de Educação e Cultura já promovia serviços oficiais de alcance nacional, mas não formalizados e agregados ao sistema de ensino como os Movimentos de Educação de Base (MEB), em conjunto com a Conferência Nacional dos Bispos do Brasil (CNBB), e instituições como o Senac e Sesc já acumulavam experiências que atingiam dezenas de milhares de pessoas. Essa primeira referência aconteceu na Lei de Diretrizes e Bases da Educação (LDB) de 1961, que formalizava o uso da EaD em cursos supletivos, mas trazia a contradição de exigir a presença em 75% das aulas para validação do curso, como lembra João Roberto Moreira Alves, presidente do Instituto de Pesquisa Avançada em Educação e diretor de Relações com o Setor Público da Associação Brasileira de Educação a Distância (ABED)”.

Mais de quarenta anos após ter sido citada pela primeira vez num diploma legal no Brasil (na Lei de Diretrizes e Bases da Educação de 1961), a Educação a Distância ganhou, no final de 2005, o seu reconhecimento formal como uma ampla modalidade de educação regular. No dia 19 de dezembro, o governo federal regulamentou, por meio de Decreto nº 5.662, as regras para EaD. Para tal, o governo considerou o contexto em que tem havido no país um aumento da oferta de cursos a distância e no qual predominavam diversas dúvidas sobre as questões de credenciamento. Além disso, tem havido a grande oferta de novas tecnologias e a utilização desses métodos diversos para Educação a Distância requer cuidados legais. A maior novidade trazida pelo decreto é a possibilidade de que as Instituições de Ensino Superior (IES) possam ministrar cursos de pós-graduação stricto sensu (mestrado e doutorado) a distância, com critérios semelhantes aos que esses tipos de cursos têm na educação presencial, como tempo de duração (Sanchez, 2005).

Após o Decreto nº 5.622, de 19 de dezembro de 2005. Vide Lei nº 9.394, de 1996. Regulamenta o art. 80 da Lei no 9.394, de 20 de dezembro de 1996, que estabelece as diretrizes e bases da educação nacional foram editados vários outros decretos (Brasil, 1996).

Decreto nº 5.773/2006: Datado de 09 de maio de 2006, o decreto tem por finalidade regulamentar, supervisionar e avaliar as instituições de educação superior e também de cursos sequenciais no sistema federal de ensino. O decreto conta com cinco capítulos que

falam sobre a regulamentação e competências que cada Entidade deve compor, o credenciamento específico (art. 26) das instituições de ensino, fases do processo de credenciamento das instituições tanto como Mantenedora ou como Mantida (Brasil, 2006).

Decreto nº 9.057/2017: Publicado em 26 de maio de 2017, tal decreto tem o objetivo de atualizar a legislação que regulamenta a educação a distância no país. Define, ainda, que a oferta de pós-graduação lato sensu EaD, não necessita de credenciamento específico, ou seja, as instituições que já possuem o credenciamento EaD, estão autorizadas a ofertar essa modalidade. O Decreto também regulamenta a oferta de cursos a distância para o ensino médio e para a educação profissional técnica de nível médio (Brasil, 2017).

É importante ressaltar que esses decretos vêm legitimando e expandindo os processos de produção de conhecimento acerca da EAD no Brasil, não mais apenas como modalidade suplementar de educação, mas como possibilidade concreta de se mesclar ou mesmo substituir a oferta de disciplinas até então oferecidas apenas de forma presencial.

2.3 Educação superior a distância no Brasil em números

Ao longo dos anos tem se observado um ritmo acelerado no quadro do número de polos, cursos, instituições e matrículas dos estudantes na modalidade da educação superior a distância (Tabela 1). Assim, destacamos alguns dados referentes à EaD no Brasil, a partir do ano 2006 a 2017.

Tabela 1 – Número de polos, cursos, instituições e alunos matriculados em Cursos de Graduação na modalidade a distância no Brasil – período 2006-2017

Ano	Nº. polos	Nº. Cursos	Nº. Instituições	Nº. Matrículas Públicas e Privados	Nº. Matrículas Privados
2006	-	309	-	207.206	165.145
2007	-	408	-	369.766	275.557
2008	-	647	-	727.961	448.973
2009	5.904	844	-	838.125	665.429
2010	5.367	930	135	930.179	748.577
2011	7.511	1.044	142	992.927	815.003
2012	5.432	1.148	150	1.113.850	932.226
2013	5.327	1.258	165	1.153.572	999.019
2014	4.912	1.365	176	1.341.842	1.202.469
2015	4.915	1.473	193	1.393.752	1.265.359
2016	5.133	1.662	217	1.494.418	1.371.817

2017	7.050	2.108	257	1.756.982	1.591.410
------	-------	-------	-----	-----------	-----------

Fonte: Elaborado pelo autor 2018 | Base: Censo INEP

O total de alunos matriculados na educação superior a distância no Brasil chegou a 1,75 milhões em 2017, mais de oito vezes o número de matrículas acima registrado em 2006. Assim, registra-se também um crescimento no número de polos, cursos e instituições credenciadas pelo Ministério da Educação (MEC). O número de polos chama atenção pelo seu efeito sanfona, pois acredita-se que os órgãos responsáveis pelo credenciamento tenham dado um passo atrás para um realinhamento dos polos em função da baixa qualidade encontrada na infraestrutura dos mesmos e nos cursos ofertados.

Nessa esteira de crescimento destaca-se dados de Instituições de Ensino Superior (IES) credenciadas para oferta de ensino a Distância, matrículas, ingressantes e evasão de estudantes por região do Brasil, além dos estados destaques nesta modalidade de ensino no período de 2013-2017. Em 2017, havia cerca de 2.048 IES credenciadas pelo Ministério da Educação (MEC), destas somente 257 IES e apoio dos seus 7.050 polos ofertam a modalidade de ensino a distância. Desse total de 257 IES a distância, 172 são IES privadas com apoio 80,2% do total de polos e 85 são IES públicas com apoio de 19,7% do total de polos. O total de matrículas em 2017 chegou a 1,75 Milhão de estudantes em cursos EaD, sendo que 90,58% das matrículas estão concentradas na rede privada (1,59 Milhão). O total de ingressantes no mesmo ano chegou a 1,07 Milhão de estudantes em cursos EaD, sendo que aproximadamente 92,00% destes estudantes ingressaram na rede privada. Em 2017 o número de concluintes ou egressos em cursos a distância (que finalizam o último ano de um curso) em todas as cinco regiões do Brasil, totalizou 250.752 estudantes (237.923 na rede privada e 12.809), número 8,68% maior que em 2016 quando registrou 230.717 estudantes (Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira, 2017; 2018).

2.4 Evasão de estudantes e a Sustentabilidade da IES

Neste subitem é descrito em detalhe a evasão de estudantes e a sustentabilidade das instituições de ensino superior no Brasil, como segue:

2.4.1 Evasão de estudantes nas IES a distância no Brasil

Evasão de estudantes é citada por vários autores como um fenômeno complexo afetado por inúmeros fatores e como um dos principais problemas na área da Educação a Distância (EaD). A evasão do estudante é de facto um fenômeno complexo, porque envolve um comportamento humano que varia com o tempo (Holder 2007; Woodley, Lange e Tanewski, 2001). Alguns estudos na literatura apontam fatores de forma (isolada ou em conjunto) presentes no indivíduo antes da sua admissão no Ensino Superior, que se associam com a permanência/evasão do estudante (Bean e Metzner, 1985; Parker, 1999; Xenos, Pierrakeas, Pintelas, 2002; Walter, 2007). Entre os diferentes fatores preditores que podem estar associados à evasão voluntária de estudantes adultos no ensino superior a distância, encontram-se os anteriores à admissão. Nos diversos estudos sobre evasão de estudantes foram encontradas várias categorias de fatores preditores, tais como: experiências e variáveis de fundo, características demográficas, característica da clientela, características sociodemográficas do estudante, características individuais e características e habilidade do estudante, entre outras. Tais categorias de fatores dizem respeito ao conjunto de características e aspectos de caráter pessoal do estudante adulto não tradicional. Outros estudos apresentam fatores de naturezas distintas que influenciam o comportamento que levam à evasão, ou permanência de estudantes no ensino superior a distância. Alguns desses fatores, a saber: fatores acadêmicos, sociais, ambientes, psicológicos etc. têm sido significativos para os estudos da evasão de estudantes. Ainda entre esses fatores significativos para os estudos da evasão encontram-se aqueles relacionados ao modo de vida do estudante, ao seu trabalho, família, amigos cônjuges, empregadores, entre outros, que são também determinantes da forma como ele interage com os seus pares, professores e conteúdo, e resultam em fatores de evasão diferenciados do estudante do ensino presencial (Holder, 2007; Joo, Joung e Sim, 2011; Lee e Choi, 2011; Levy, 2007; Morris e Finnegan, 2008; Nistor e Neubauer, 2010; Park e Choi, 2009). Muitos desses fatores são apontados na literatura de forma (isolada ou em conjunto) presentes no indivíduo, curso, ambiente etc., posteriormente a sua admissão no ensino superior a distância, e que se associam com a permanência/evasão do estudante.

2.4.1.1 Índice de evasão

Embora a aprendizagem na educação superior a distância esteja a se expandir em termos de popularidade, disponibilidade de cursos e programas a distância apoiado pelo uso e aplicação das tecnologias digitais, as altas taxas de evasão encontradas nas instituições públicas e privadas que ofertam cursos nessa modalidade de educação continuam sendo uma das principais preocupações para os envolvidos nesse processo educacional por várias razões. Os elevados índices de evasão nas instituições públicas representam um ônus adicional à sociedade, pois implicam no uso indevido das poucas vagas no ensino superior que são oferecidas à sociedade e no mau uso das verbas públicas (Gaioso, 2005; Machado, Melo Filho e Pinto, 2005; Rios, Santos e Nascimento, 2001). As instituições particulares sofrem com a perda de prestígio interno e externo e com o risco de manutenção das condições de sobrevivência financeira (Gaioso, 2005). Esse quadro agrava-se ainda mais quando as instituições desconhecem as razões pelas quais os estudantes abandonam. De acordo com Carr (2000), Inan, Yukselturk e Grant (2009), Kotsiantis, Pierrakeas e Pintelas (2003), Lykourentzou et al. (2009), Willging e Johnson (2004) muitos estudantes estão deixando cursos e programas de aprendizagem *online* com facilidade ou terminando sem deixar nenhum tipo de satisfação. Para Moore e Kearsley (1996) e Poellhuber, Chommienne e Karsenti (2008), o fracasso dos estudantes em concluir o seu primeiro curso a distância pode levar a uma autoconfiança ou autoestima mais baixa e a desencorajá-los a se matricularem em outros cursos *online*. Segundo Willging e Johnson (2004) para as instituições, as altas taxas de evasão sugerem que os seus programas *online* são ineficazes e de baixa qualidade. Além disso, algumas instituições com baixas taxas de retenção encontraram uma perda de lucros e lutaram para permanecer no negócio (Liu, Gomez e Cherng-Jyh, 2009).

Capelato (2013) divulga os dados fornecidos pelo SEMESP que em 2011 o Brasil apresenta uma taxa média de evasão na Educação Superior presencial particular de 35,9% e na EaD a evasão foi de 41,7%. Por outro lado, na Educação Superior presencial pública esta percentagem ficou em 19,8% e na EaD foi de 23,6%. O exposto leva ao entendimento de que na Educação a Distância o percentual de evasão é significativamente mais alto que no presencial, tanto nas instituições particulares como nas públicas.

Silva Filho et al. (2007) ressalta que a evasão pode ser calculada de duas formas:

- i. Evasão anual média, que pode ser obtida através da subtração entre matriculados de determinado ano em relação ao ano anterior;
- ii. Evasão total, que faz a comparação de acordo com a quantidade de alunos ingressantes e que não obtiveram diploma ao final do período de integralização do curso.

Pacheco et al. (2007) afirmam que não existem grandes diferenças de evasão do ensino a distância em relação ao presencial. Por sua vez, Maurício (2015), expõe que no ensino presencial a evasão varia de 18 a 30%, dependendo da área de conhecimento, já na EaD, o autor defende que a taxa varia de 25 a 70%, que ocorre, sobretudo nos primeiros meses de curso. Lobo (2007) e Silva Filho e Lobo (2012) ressaltam que a fórmula mais indicada para calcular a evasão/permanência anual no ensino superior brasileiro, a partir de dados disponibilizados pelo INEP é: $P = [M(n) - I(n)] / [M(n-1) - E(n-1)]$ e para se obter o valor em percentual. $Evasão = (1-P) * 100$.

P = Permanência;

$M(n)$ = Matrículas no ano n ;

- $I(n)$ = Ingressantes no ano n ;
- $M(n-1)$ = Matrículas do ano anterior a n ;
- $E(n-1)$ = Egressos do ano anterior a n .

Tratando-se da evasão (*dropout*) de estudantes nas instituições de EaD, muitas questões têm sido discutidas e investigadas por estudiosos em áreas distintas do conhecimento, tais como: educação, psicologia, sociologia, economia e tecnologia. Muitos estudos têm tomado o foco nas mudanças do comportamento humano ao longo do tempo, que levam à interrupção dos estudos em qualquer etapa do curso. Fávero (2006), define evasão como a desistência do curso, incluindo os que, após terem se matriculado, nunca se apresentaram ou se manifestaram de alguma forma para os colegas e mediadores do curso, em qualquer momento. No mesmo sentido, Santos et al. (2008), comenta que a evasão se

refere à desistência definitiva do estudante em qualquer etapa do curso e a mesma pode ser considerada como um fator frequente em cursos a distância. Lobo (2012, pág. 25) destaca que: *“Quem é da área sabe como é difícil padronizar tudo aquilo que diz respeito à Evasão. Em primeiro lugar, ao estudar a Evasão do Ensino Superior é preciso ter clareza e explicitar de qual Evasão estamos falando, pois podemos citar alguns diferentes tipos de Evasão: a Evasão do Curso, a Evasão da IES e a Evasão do Sistema, todas derivadas de diferentes cálculos da Evasão dos Alunos”*.

Silva Filho et al. (2007) afirmam que a evasão pode ser calculada de duas formas: a evasão anual média, que pode ser obtida através da subtração entre matriculados de determinado ano em relação ao ano anterior; e a evasão total, que faz a comparação de acordo com a quantidade de alunos ingressantes e que não obtiveram diploma ao final do período de integralização do curso. No entanto, Silva Filho et al. (2007) e Silva Filho e Lobo (2012) destacam nos seus estudos que a fórmula mais indicada para calcular a evasão/permanência anual no ensino superior brasileiro, a partir de dados disponibilizados pelo Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (INEP) é:

$$P = [M(n) - I(n)] / [M(n-1) - E(n-1)]$$

$$\text{Evasão} = (1-P) * 100 \text{ (para evasão em percentual)}$$

P = Permanência;

M(n) = Matrículas no ano n; **I(n)** = Ingressantes no ano n;

M(n-1) = Matrículas do ano anterior a n;

E(n-1) = Egressos do ano anterior a n. (concluintes)

Taxas da evasão de estudantes EaD 2013-2017 por região do Brasil

Em 2017, a taxa da evasão anual no ensino superior brasileiro na modalidade presencial chegou a 22,06%, sendo 24,62% na rede privada e 15,82% na pública. Na modalidade a distância (EaD), no mesmo período, o índice de evasão anual do país chegou a 45,90%,

sendo 47,68% na rede privada e 26,74% na pública. Na rede privada, a diferença entre as modalidades de ensino presencial e EaD ficou em 23,08 pontos percentuais; na rede pública o percentual foi menor (10,92 pontos percentuais). No mesmo ano, IES dos estados de Alagoas e Bahia na região nordeste registraram uma queda na taxa de evasão de estudantes 37,04% e 54,14% respectivamente, quando comparado ao ano de 2016 com quedas nas taxas de 17,73 e 53,42%, respectivamente. A região centro oeste registrou a maior taxa da evasão de estudantes 52,80%, destes (54,68% na rede privada e 20,23% na rede pública), quando comparado a ano de 2016 com taxa de 46,99% da evasão de estudantes, desta (51,35% na rede privada e -21,64% na rede pública). A Tabela 2 mostra a Taxa da evasão de estudantes na rede privadas (Priv) e publica (Pub) a distância e Taxa Total Anual (TT/ANO) no período de 2013 a 2017 por regiões do Brasil (Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira, 2014; 2018).

Tabela 2 – Taxa de evasão de estudantes nas IES a distância de 2013 a 2017 por região do Brasil

	2013		2014		2015		2016		2017	
	Priv	Pub	Priv	Pub	Priv	Pub	Priv	Pub	Priv	Pub
N	37,20	17,42	44,90	22,84	41,27	0,08	43,87	6,47	46,49	55,24
NE	31,32	13,44	32,45	21,02	37,37	15,10	45,25	11,17	47,80	33,17
SE	37,24	28,87	43,78	32,07	45,26	36,52	52,49	22,53	52,71	14,53
S	28,35	22,84	34,91	35,68	40,08	14,72	39,02	13,80	36,27	34,43
C.O	36,84	4,82	41,83	34,39	38,30	12,47	51,35	21,64	54,68	20,23
TT/ANO	34,36	19,68	39,76	27,43	41,57	20,48	47,19	12,94	47,68	26,74

Fonte: Elaborado pelos autores a partir de Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (2014, 2015, 2016, 2017, 2018).

De acordo com o gráfico 1, no período de 2013 a 2017 as regiões nordestes e Sul do Brasil apresentaram uma taxa média da evasão de estudantes do ensino superior a distância de 34,62%, destes (38,84% na rede privada e 18,78% na rede pública) e 34,95%, destes (35,73% na rede privada e 24,29% na rede pública), respectivamente. Essas taxas são menores quando comparadas com as das regiões sudeste, centro oeste e norte. No mesmo período, as regiões sudeste e centro oeste apresentaram uma taxa média da evasão de estudantes do ensino superior a distância de 44,47%, (destes 46,30% na rede privada e 26,90% na rede pública) e 42,42%, (destes 44,60% na rede privada e 10,05% na rede pública), respectivamente. As regiões nordeste e centro oeste registraram as maiores taxas média de crescimento anual da evasão de estudantes 14,14% e 10,80 respectivamente.

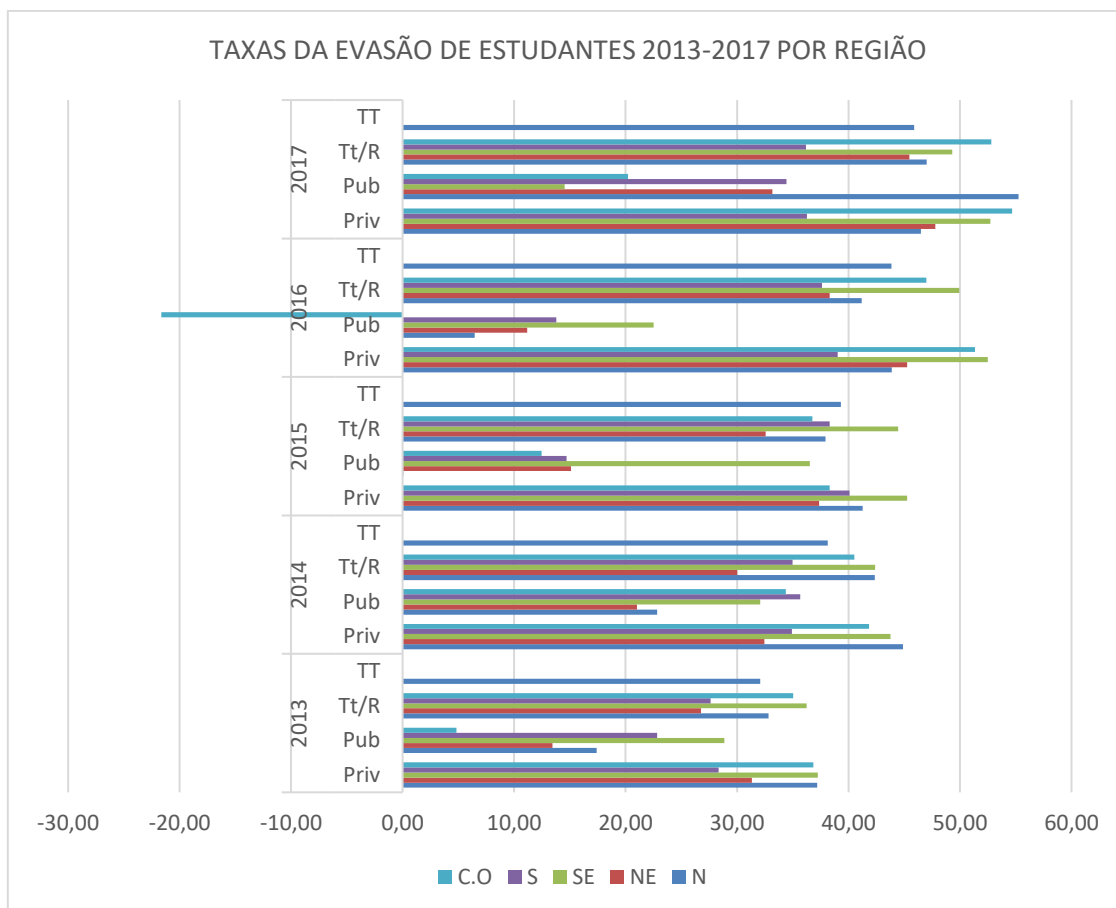


Gráfico 1 – Taxas da evasão de estudantes no período 2013-17 por região do Brasil
 Fonte: Elaborado pelos autores a partir de Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (2014, 2015, 2016, 2017, 2018).

As elevadas taxas médias da evasão de estudantes do ensino superior a distância nas regiões sudeste de 44,47% e centro oeste 42,42% vem preocupando administradores, gestores e pesquisadores. Embora haja várias razões pelas quais os estudantes abandonam os cursos de graduação, esses motivos podem ser exclusivos e podem estar em fatores anteriores e/ou posteriores à sua admissão. A Figura 1 apresenta o mapa da evasão no Brasil por região no período 2013-2017. Há uma vasta literatura sobre fatores que influenciam um estudante a abandonar o seu curso. No entanto, poucas pesquisas tratam a evasão pela ótica da prevenção. Nesse sentido, pesquisas de Costa e Gouveia (2019) e um levantamento da literatura feito aos fatores preditores da evasão de estudantes anteriores e posteriores à admissão mostrou ser um auxiliar para as direções, sobre prevenção da evasão de estudantes na educação a distância.



Figura 1 – Mapa da evasão do Brasil por região no período 2013-2017
 Fonte: Elaborado pelo autor, 2020.

A evasão de estudantes é um fator negativo que afeta o crescimento e a sustentabilidade das instituições de Ensino Superior a distância, logo a evasão de estudantes é também um problema de gestão. Os gestores que se dedicam a pensar a importância das mudanças e estão atentos aos novos cenários, com toda a certeza, estarão em melhores condições de conduzir as instituições e mantê-las sustentáveis e em crescimento. Conforme a figura 1, no período 2013 a 2017, as regiões sudeste e centro oeste do Brasil apresentaram as maiores taxas média da evasão de estudantes do ensino superior a distância de 44,47%, destes (46,30% na rede privada e 26,90% na rede pública) e 42,42%, destes (44,60% na rede privada e 10,05% na rede pública) respectivamente. Por outro lado, as regiões nordeste e centro oeste registraram as maiores taxas média de crescimento anual da evasão de estudantes 14,14% e 10,80 respectivamente.

2.4.2 Sustentabilidade das instituições de ensino superior no Brasil

Num sentido mais simples e direto, a sustentabilidade é a capacidade de se auto-sustentar, de se auto-manter. Uma atividade sustentável qualquer é aquela que pode ser mantida por um longo período, apesar dos imprevistos que podem vir a ocorrer durante este período. Nesse sentido, Bartuska, Kazimee e Owen (1998), Brklacich, Bryant e Smit (1991), Dovers e Handmer (1993), Liverman, Hanson e Brown (1988) e Moore e Johnson (1994) destacam que há várias definições do termo sustentabilidade. No conceito de Conway (1986) citado por Faeth (1994), ele resume que: “*sustentabilidade é a capacidade de um sistema em manter a sua produtividade quando este se encontra sujeita a intenso esforço ou alterações*”.

Os diversos conceitos encontrados na literatura sobre o termo sustentabilidade dependem da sua perspectiva, bem como da forma que esta é tratada. Em termos acadêmicos depende de como o autor trata o tema. Na esfera empresarial, depende da forma como os dirigentes adotam o tema nas políticas de gestão para tomar decisões e definir metas e objetivos. Decisões tomadas a curto e a médio prazos podem influenciar a sustentabilidade das organizações. As decisões do presente impactam o futuro. Essa visão reflete os conceitos defendidos pelas Nações Unidas (2020): “[...] *sustentabilidade é sobre atender às necessidades de hoje, sem afetar negativamente nas necessidades de amanhã*”. Assim, quando se trata de sustentabilidade, as decisões a curto prazo devem ser consideradas como parte da estratégia empresarial para alcançar a longevidade, com capacidade de financiar as atividades da organização de forma efetiva e indefinida.

Este sentido intensifica o entendimento para a evolução do termo sustentabilidade, que passou a ser estudado em profundidade por diversos autores, originando vários conceitos.

Andrade (2007) define a sustentabilidade como a capacidade de produzir bens sem esgotar a capacidade de continuidade, é a não autodestruição, é o uso adequado de bens disponíveis, é o impedimento de que fatores externos possam interferir no ciclo de vida da organização ou dos fatores de perpetuação pretendida.

Dum, Arbuckle e Parada (1998) citado por Fachini (2005) define que a sustentabilidade é a “*capacidade do prestacionista (credor) cobrir todos os seus custos, inclusive os de*

oportunidade e os de transação e ainda conseguir permanecer no mercado a longo prazo”.

No que tange ao cenário da sustentabilidade das instituições de ensino superior, são muitas as oportunidades e desafios. Manter os estudantes na instituição desde a matrícula até conclusão do curso é uma condição crucial para a sustentabilidade da instituição. Segundo Obbadi e Jurberg (2005, pág. 49), as instituições que investem em cursos na modalidade de ensino enfrentam altas taxas de desistência. Os desafios vinculados as instituições de ensino são assustadores, a saber: mensalidades em queda, rigidez regulatória, relação candidato-vagas em declínio, qualificação do corpo docente, inadimplência (não pagamento), evasão, escassez de financiamento, entre outros. O caminho para transpor o problema da evasão de estudantes no ensino a distância, esta em o prever, ou seja, identificar previamente estudantes com risco de abandonar o seu programa de graduação, através de uma ferramenta de cunho qualitativo, ou quantitativo.

Capelato (2013) destaca que depois de um boom de novas universidades no Brasil nos últimos 20 anos, que levou ao inevitável aumento da concorrência e à queda nos preços das mensalidades, a gestão de uma instituição privada de ensino superior (IES) tornou-se uma tarefa muito mais complexa. O especialista enfatiza que até quinze anos atrás, o espírito empreendedor era o grande diferencial competitivo de uma IES; hoje, é a capacidade de entender e gerir todas suas áreas críticas: acadêmica, regulatória, econômica, mercadológica e tecnológica. Agora, com 85% mais vagas que o número de ingressantes no sistema, o desafio é assustador.

Um estudo da Hoper educação no setor de ensino superior privado, estima para 2017 uma receita líquida para o setor de aproximadamente R\$54,5 Bilhões. Mesmo diante de oportunidades criadas por exemplo pela entrada de novos cursos para atender as demandas do mercado, estas instituições têm se deparado com desafios de se manterem sustentáveis e em crescimento. O setor da educação parece não permitir espaço para amadores.

Quando uma instituição privada tem dificuldades de se manter sustentável, isso pode afetar muitas partes interessadas, incluindo estudantes, empregados, empregadores, credores e os órgãos de financiamento. Assim, gerir uma instituição privada de ensino

superior na modalidade presencial (modo single) é complexo conforme destacado por Capelato (2013). Essa complexidade aumenta ainda mais quando a instituição opera no modo duplo, ou seja, presencial e a distância. Algumas instituições deram esse passo para atender os seus estudantes através do modo duplo, no entanto recuaram, tendo em vista problemas na gestão. Esse cenário de complexidade parece ficar mais claro quando se observa que menos de 10% do total das 2.407 instituições ofertam cursos de graduação na modalidade presencial e a distância estão devidamente credenciadas. Rodrigo Capelato, diretor executivo do Semesp, informa que em 2015, os 10 maiores grupos de EaD eram responsáveis por 79% do total de matrículas em graduações a distância no Brasil. Com a publicação do decreto 9.057 e portaria nº 11/2017 e diante do crescimento exponencial da EaD, a configuração dessa concentração de matrículas tende a mudar, mas necessariamente as instituições devem estar preparadas para atender certas especificidades ou particularidades dessa população adulta e assim poder manter-se sustentável.

Em 2006, a modalidade a distância representava 4,2%, ou seja, 207.206 matrículas da graduação nas instituições públicas e privadas. Nos últimos 10 anos, a educação a distância vem aumentando sua participação na educação superior. Em 2016, são mais de 1,4 milhão de alunos estudando nos cursos EaD, o que já representa uma participação de 18,6% dos alunos de graduação no país. Do total de 1,4 milhão de estudantes, aproximadamente 92% estão nas instituições privadas. Uma pesquisa da Associação Brasileira de Mantenedoras de Ensino Superior (ABMES), mostra que caso a tendência de crescimento nas matrículas no ensino superior continue a mesma, em 2023 o número de ingressantes por meio da educação a distância (EaD) nas universidades particulares será maior que o daqueles que entram para cursos presenciais.

2.5 Fatores preditores e modelos conceituais da evasão na EaD

Neste ponto descreve-se em detalhe os fatores preditores da evasão de estudantes anteriores e posteriores à admissão e os modelos conceituais da evasão na EaD,

2.5.1 Fatores preditores da evasão de estudantes anteriores à admissão

Alguns estudos na literatura apontam fatores de forma (isolada ou em conjunto) presentes no indivíduo antes da sua admissão no Ensino Superior, que se associam com a permanência/evasão do estudante (Bean, Metzner, 1985; Parker, 1999; Xenos, Pierrakeas, Pintelas, 2002; Walter, 2007). Entre os diferentes fatores preditores que podem estar associados à evasão voluntária de estudantes adultos no ensino superior a distância, encontram-se os anteriores à admissão. Nos diversos estudos sobre evasão de estudantes foram encontradas várias categorias de fatores preditores, tais como: experiências e variáveis de fundo, características demográficas, característica da clientela, características sociodemográficas do estudante, características individuais e características e habilidade/competência do estudante, entre outras. Tais categorias de fatores dizem respeito ao conjunto de características e aspectos de caráter pessoal do estudante adulto não tradicional.

Outros estudos analisam dados de cursos *online* Levy (2007), Morris, Finnegan e Wu (2005), Velho e Pinto (2015), Wolff, Zdrahal, Nikolov e Pantucek (2013) apresentam pesquisas que utilizam dados de cursos já finalizados para compreender os padrões de comportamento e desempenho dos estudantes adultos não tradicionais. Embora os estudos sejam importantes, estes ficam limitados em função de suas variáveis específicas, dificultando uma aplicação generalizada em qualquer contexto, além de olharem pelo retrovisor e não para o futuro, para atuarem como um farol.

Estudantes não tradicionais adultos tendem a diferir dos estudantes “tradicionais” de forma quantitativa e qualitativa. O termo “não tradicional” tem sido utilizado por outros pesquisadores para abranger uma ampla gama de características individuais que distinguem esses alunos com idade de 25 anos em diante da população geral que frequenta um programa de educação pós-secundária (Bean e Metzner, 1985; Fox, 1986; Stewart e Rue, 1983; Weidman e White, 1985). De acordo com Rovai (2003), a definição do aluno não tradicional tem sido assunto de muita discussão na literatura profissional. Além disso, dentro e através do ensino superior, a definição de estudantes adultos varia (Ke e Xie, 2009). Há dois grupos primários de estudantes que compõem a maioria das matrículas no ensino superior: Tradicional (18 a 24 anos) e não tradicional (25 ou mais) Wyatt (2011). Segundo alguns autores, a maioria dos estudantes adultos de educação a distância são

definidos entre as idades de 25 e 50 anos (Moore e Kearsley, 2005; Park, 2007; Park e Choi, 2009). Com base em uma revisão da literatura, Wladis, Hachey e Conway (2014) postularam que existe prova de que os alunos *online* são mais propensos a possuir características de estudante não tradicionais (Pontes, Hasit, Pontes, Lewis, Siefring, 2010; Rovai, 2003; Wladis, Hachey, Conway, 2014). Para a presente pesquisa de literatura dos estudos teóricos e empíricos da evasão, a ênfase maior do estudo está nos fatores preditores de estudantes adultos não tradicionais anteriores à admissão na modalidade de ensino a distância.

Embora o Modelo de integração do estudante Tinto (1975) seja um dos primeiros modelos a levantar a suposição de que os fatores característicos anteriores ao ingresso têm um efeito sobre o processo de evasão/permanência do estudante no Ensino Superior, este não foi desenvolvido para estudantes não tradicionais, tão pouco para IES a distância. No entanto o modelo de Tinto serviu de base para a maioria dos modelos teóricos que tentam explicar e prever a evasão de estudantes, a exemplo: o modelo não tradicional de atrito de estudantes Bean e Metzner (1985), Modelo de persistência composto de Rovai (2003) e Modelo teórico para o abandono de adultos na aprendizagem *online* de Park (2007).

Ao propor o modelo não tradicional de atrito de estudantes Bean e Metzner (1985) definiram cinco fatores que poderiam prever a evasão: Experiências e variáveis de fundo, variáveis acadêmicas, variáveis ambientes, variável de integração social e intenção de sair. Este modelo foi um dos primeiros a argumentar que fatores anteriores a admissão, como idade, gênero, status de registro, local de residência, os objetivos educacionais e a educação anterior podem estar direta ou indiretamente relacionados ao comportamento de evasão do estudante.

O modelo de persistência composta de Rovai (2003) utilizado para analisar a evasão em cursos *online* incluiu duas categorias de fatores prévios à admissão que são características dos estudantes (idade, etnia, gênero, desenvolvimento intelectual, rendimento acadêmico) e as suas habilidades adquiridas em suas experiências de vida (literacia digital, literacia informacional, administração do tempo, leitura e escrita etc.) e duas categorias de fatores posteriores à admissão que fatores externos (situação econômica, jornada de trabalho, apoio familiar e crise de vida etc.) e os fatores internos (integração acadêmica, integração social, identidade com a escola e desempenho de pontuação etc.).

No Modelo teórico para o abandono de adultos na aprendizagem *online* (Park, 2007) revisou estudos que enfocaram a identificação de fatores significativos que afetam estudantes de programas *online* não tradicionais e não graduados, que desistiram e propôs uma estrutura baseada no modelo de Composição da Persistência (Rovai, 2003) para entender a evasão de adultos. O modelo proposto por Park (2007) apresenta os fenômenos evasão e permanência em cursos a distância diretamente influenciados por fatores internos e externos relacionados aos cursos e indiretamente influenciados por características e habilidades dos estudantes, sendo estas anteriores e independentes em relação ao curso. Park (2007) concentrou o seu modelo em três categorias principais: características individuais (idade, gênero, escolaridade e situação de emprego), fatores externos e fatores internos.

Outros especialistas nacionais e internacionais, que se preocuparam em desenvolver estudos explicativos e preventivos da evasão, também apontam sobre a importância dos fatores anteriores a admissão para a compreensão dos motivos que levam à evasão dos estudantes.

Garrison (1987), por exemplo, na sua revisão para fins de compreensão e previsão da evasão escolar a distância foi um dos primeiros estudos focado em pesquisa de fatores demográficas.

Parker (1999) realizou um estudo sobre várias variáveis como preditores de abandono de alunos de cursos a distância. O foco do seu estudo foram os fatores *locus* de controle e características demográficas como sexo, idade e número de horas empregadas como os principais preditores de abandono ou sucesso em cursos de e-learning.

Para Xenos, Pierrakeas e Pintelas (2002), a evasão (*dropout*), principal preocupação de instituições de ensino a distância, é causada por múltiplos fatores endógenos e exógenos ao curso. Há alguns resultados relevantes de pesquisas, citados por esses autores, indicando que um dos principais fatores que afetam a evasão é a quantidade de módulos completada pelo aluno. As pesquisas mostram, por exemplo, que, na maior parte dos casos, os estudantes que interromperam sua participação em um curso a distância o fizeram logo após o primeiro ou segundo módulo. Ainda segundo estes autores, a fatores que, historicamente, vêm afetando os níveis de evasão em cursos universitários a distância

e que podem ser classificados em três grandes categorias: a) fatores internos relacionados às percepções do aluno e seu locus de controle – interno-externo; b) fatores relativos ao curso e aos tutores; e, c) fatores relacionados a certas características demográficas dos estudantes, como idade, sexo, estado civil, número de filhos, tipo de trabalho ou profissão, entre outras. Os fatores mencionados em a) e c) correspondem a características da clientela, enquanto os fatores definidos em b) se referem às características do treinamento/treino.

Nos seus estudos Zerbini (2003) ressalta que, em cursos a distância, as variáveis referentes às características da clientela provavelmente assumiriam maior relevância na explicação de impacto do que em situações de treinamento presencial, dado que, em EaD, exige-se mais do participante com relação às competências de autocontrole, autoavaliação, administração do tempo e controle da ansiedade.

Nos estudos empíricos recentes Jun (2005) descobriu que as variáveis individuais de fundo, como o número de cursos *online* concluídos, sexo, horas de aprendizado do curso por semana e horas trabalhadas por semana e atenção, foram significativas para prever a evasão do aprendiz.

Em grande parte dos estudos apresentados é demonstrado que as variáveis demográficas parecem ter um peso significativo na evasão/ permanência do estudante. Segundo Yasmin (2013), a maioria dos pesquisadores do ensino a distância consideraram as variáveis demográficas dos alunos, como sexo, idade, número de filhos, status de emprego e região de residência, como os fatores que mais predizem o comportamento de abandono (Belawati, 1998; Woodley e Parlett, 1983). Entretanto, entre essas variáveis, a idade (Cooper, 1990; Newell, 2007; Rekkedal, 1972; Xenos, Pierrakeas e Pintelas, 2002) e gênero (Martin, 1990) emergiram como os fatores mais capazes de prever as taxas de abandono e sucesso.

Ao contrário da maioria dos resultados de estudos dos especialistas na previsão da evasão, o estudo de Willging e Johnson (2004) na Universidade de Illinois em Urbana-Champaign em um programa de pós-graduação *online* para investigar a existência de fatores que podem prever a probabilidade de um aluno evadir um programa *online*, por meio do método de pesquisa eletrônica, mostram que as variáveis demográficas não preveem a

probabilidade de sair de um programa. No entanto, eles observam que a única variável significativa identificada pela análise de regressão logística que poderia prever a probabilidade de abandono foi o *Grade Point Averages* (GPA), mas a análise da tabela de classificação para essa variável indica que o GPA não é um forte preditor.

De um modo geral, percebe-se que ainda são poucos os estudos que apresentam trabalhos com metodologia qualitativa, concretos para prever o resultado do estudante, que consideram as características individuais dos estudantes não tradicionais adultos anteriormente à admissão na graduação.

Assim, os fatores anteriores à admissão de estudantes nas IES a distância na sua maioria, resumem-se às características do estudante ou denominações semelhantes e habilidades do estudante.

2.5.2 Fatores preditores da evasão de estudantes posteriores à admissão

Embora o ensino e aprendizagem na educação superior a distância esteja a expandir-se em termos de popularidade, disponibilidade de cursos e programas a distância apoiado pelo uso e aplicação das tecnologias digitais, as altas taxas de evasão encontradas nas instituições públicas e privadas continuam sendo uma das principais preocupações para os pesquisadores, educadores e formuladores de políticas e por várias razões. Os elevados índices de evasão nas instituições públicas representam um ônus adicional à sociedade, pois implica no uso indevido das poucas vagas no ensino superior que são oferecidas à sociedade e no mau uso das verbas públicas (Gaioso, 2005; Machado, Melo Filho e Pinto, 2005; Rios, Santos e Nascimento, 2001). As instituições particulares sofrem com a perda de prestígio interno e externo e com o risco de manutenção das condições de sobrevivência financeira (Gaioso, 2005).

Este quadro agrava-se ainda mais quando as instituições desconhecem as razões pelas quais os estudantes abandonam. De acordo com Carr (2000), Inan, Yukselturk e Grant (2009), Kotsiantis, Pierrakeas e Pintelas (2003), Lykourantzou, Giannoukos, Nikolopoulos, Mpardis e Loumos (2009), Willging e Johnson (2004), muitos estudantes estão a deixar cursos e programas de aprendizagem *online* com facilidade ou terminando sem deixar nenhum tipo de justificativa.

Para Moore e Kearsley (1996) e Poellhuber, Chomienne e Karsenti (2008), o fracasso dos estudantes em concluir o seu primeiro curso a distância pode levar a uma autoconfiança ou autoestima mais baixa e a desencorajá-los a matricularem-se em outros cursos *online*. Segundo Willging e Johnson (2004), para as instituições, as altas taxas de evasão sugerem que os seus programas *online* são ineficazes e de baixa qualidade. Além disso, algumas instituições com baixas taxas de retenção encontraram uma perda de lucros e lutaram para permanecer no negócio (Liu, Gomez e Cherng-Jyh, 2009). Se as taxas de evasão pudessem ser previstas, as instituições utilizariam melhor os recursos sem desperdício e os administradores poderiam planejar os seus orçamentos para os exercícios fiscais futuros com mais eficiência. As taxas de evasão para a educação a distância são geralmente mais altas do que a educação presencial.

O Censo EAD.BR 2016 registrou uma evasão de 11%-25%, com 32% das ocorrências nas instituições que oferecem cursos regulamentados totalmente a distância (Associação Brasileira de Educação à Distância, 2017). A evasão do estudante, no entanto, é de facto um fenómeno complexo, porque envolve um comportamento humano que varia com o tempo (Holder, 2007; Woodley, Lange e Tanewski, 2001). Preocupados com esses cenários de abandono do estudante alguns estudiosos como Abbad (2007), Sales (2010) e Xenos, Pierrakeas e Pintelas (2002), descrevem nos seus estudos que algumas das variáveis historicamente ligadas ao abandono discente em iniciativas de Educação a Distância (EaD) podem ser classificadas em três grandes grupos: a) fatores relativos ao evento instrucional; b) fatores relacionados a características pessoais dos estudantes; e, c) fatores ligados ao contexto que cerca o aluno a distância.

Woodley e Parlett (1983) acreditam que a maioria dos fatores está relacionada ao curso (design pobre, conteúdo não combina com a descrição do curso), ambiente estudantil (mudança de emprego, perda de lugar para estudar), motivação (mudança de objetivo, notas baixas) ou outras situações (por exemplo, medo de exames ou matrícula em muitos cursos).

Nas últimas três décadas, vários estudos foram desenvolvidos para prever e explicar estudantes propensos a abandonar os seus estudos na graduação a distância. Em alguns desses estudos são encontrados fatores de naturezas distintas que influenciam o comportamento que levam a evasão, ou permanência de estudantes no ensino superior a

distância. Alguns desses fatores, a saber: características individuais dos estudantes, acadêmicos, sociais, fatores ambientes, fatores psicológicos etc. tem sido significativos para os estudos da prevenção de evasão de estudantes. Ainda entre esses fatores significativos para os estudos da prevenção da evasão encontram-se aqueles relacionados ao modo de vida do estudante, ao seu trabalho, família, amigos cônjuges, empregadores, entre outros, que são também determinantes da forma como ele interage com os seus pares, professores e conteúdo, e resultam em fatores de evasão diferenciados do estudante do ensino presencial (Holder, 2007; Joo, Joung e Sim, 2011; Lee e Choi, 2011; Levy, 2007; Morris e Finnegan, 2008; Nistor e Neubauer, 2010; Park e Choi, 2009).

Muitos desses fatores são apontados na literatura de forma (isolada ou em conjunto) presente no indivíduo, curso, ambiente etc., posteriormente a sua admissão no ensino superior a distância, e que se associam com a permanência/evasão do estudante. Berge e Huang (2004) sugeriram que vários fatores interligados, incluindo fatores pessoais, circunstanciais e institucionais, influenciam o comportamento da evasão dos estudantes. Park e Choi (2009) contribuíram para o modelo longitudinal de partida individual de Kember (1989), acrescentando que não apenas as características iniciais do estudante, mas também outros componentes variáveis que mudam com o tempo à medida que o curso progride (por exemplo, satisfação, relevância do curso, apoio familiar e apoio organizacional) influenciam a decisão do aluno de desistir. Os autores afirmam que estes fatores se mostraram particularmente preditores. Osborn (2001) descobriu que, além das características de um aluno, vários aspectos do ambiente do aluno também criam uma maior sensibilidade a circunstâncias imprevistas, que podem levar estudantes em risco a desistirem de cursos de ensino a distância.

Resultados de um levantamento feito pela pesquisa auxiliam este trabalho, pois fornecem uma visão classificada dos 26 fatores em três categorias principais, a saber: a) fatores acadêmicos, b) fatores do ambiente, c) fatores psicológicos. O estudo aponta que os fatores acadêmicos foram as variáveis mais citadas nos estudos revisados, ocupando aproximadamente 44% do número total de fatores preditores da evasão identificados. Para o pesquisador *“Os fatores acadêmicos são fatores sobre os quais a instituição tem total controle e podem potencialmente afastar o estudante da faculdade. Em geral estes fatores estão associados a qualidade e a dificuldade de materiais instrucionais, o acesso e a qualidade do suporte tutorial e o serviço administrativo e de suporte fornecido pela*

instituição”. Os autores dividiram as categorias fatores acadêmicos, fator do ambiente e fatores psicológicos em onze, três e seis subcategorias ou variáveis preditoras da evasão de estudantes, respectivamente.

2.5.2.1 Fatores acadêmicos preditores da evasão

Variável apoio tutor/instrutor

Brown (1996) afirmou que a falta de apoio dos tutores e as dificuldades em os contatar desempenharam um papel importante nas decisões de abandono. Em relação às variáveis do curso relacionadas com a evasão de estudantes, a literatura aponta que problemas relacionados com o desempenho do tutor, como falta de apoio ao aluno, falta de *feedback*, falta de conhecimento ou inabilidade para o transmitir, são descritos como uma das causas para o abandono do discente (Abreu-e-Lima e Alves, 2011; Lee e Anderson, 2013). A atuação do tutor de forma a distância tem um papel de extrema importância para o processo educacional na modalidade de ensino a distância. Nesse sentido, Mill (2012) assevera que a figura do tutor é tão importante para a relação de ensino e aprendizagem que o aluno reconhece nele (tutor) a própria instituição de ensino – dada a estreita relação entre eles. A imagem da instituição que é passada ao aluno está diretamente ligada a essa relação.

Variável desenho instrucional

Estudos sugerem que um curso bem planejado pode diminuir a taxa da evasão dos alunos nos cursos *online*. De acordo com Perry et al. (2008), a relevância de um curso para as aspirações de carreira e o estilo de aprendizagem de um aluno foi um preditor significativo da decisão de um aluno de desistir ou persistir em cursos *online*. Ivankova e Stick (2007) afirmam que nos casos em que os alunos pensavam que os cursos eram bem estruturados com conteúdo relevante do curso, os alunos mostraram uma taxa de persistência mais alta.

Para Wang et al. (2003), Silva e Tomaz (2008), França (2009) e Oliveira e Tedesco (2010), os elementos ligados mais intimamente ao desenho instrucional, tal como os procedimentos instrucionais adotados e aqueles relativos ao ambiente virtual de

aprendizagem, à natureza do evento educacional e ao apoio psicossocial prestado aos estudantes, também são tidos como fatores medulares que contribuem para a desistência do curso.

Segundo Zielinski (2000), existem seis razões que levam os alunos a desistirem de um curso *online*. Três destas seis – falta de conectividade, preferência do aluno e projeto deficiente do curso – estavam relacionados a fatores internos. Provavelmente, muitos estudos enfatizaram a importância dos fatores relacionados ao design instrucional. Para esse autor é importante deixar explícito no desenho do curso, os objetivos, formas de interação e avaliação, de modo a harmonizar as expectativas dos estudantes à proposta do curso. A flexibilidade também deve ser prevista a partir da carga horária dos cursos.

Variável Interação

Os fatores de interação incluíram as interações dos alunos nas salas de aula dos polos, seu nível de envolvimento nas comunidades de aprendizado e os esforços do corpo docente para aumentar as interações e o envolvimento dos alunos em atividades de aprendizagem, como um fórum de discussão *online*, um blogue ou a Wikipédia. Estudos de Bocchi, Eastman e Swift (2004) e Ivankova e Stick (2007) revelaram uma correlação significativa entre a interação professor-aluno e as taxas de evasão *online*. Ivankova e Stick (2007) afirmam que se o corpo docente oferecesse *feedback* oportuno e apropriado, envolvesse os alunos em atividades interativas e fornecesse prontamente apoio a alunos com dificuldades, os alunos teriam maior probabilidade de persistir nos seus cursos *online*.

Nos seus estudos Morris e Finnegan (2005) examinaram as interações entre os alunos e o conteúdo do curso medindo a frequência e a duração do uso do conteúdo *online* pelos alunos. Como resultado, os participantes mostraram uma participação mais significativa nas atividades de aprendizagem do que os desistentes, em três medidas: o número de postagens de discussão visualizadas, o número de páginas de conteúdo visualizadas e o número de segundos que visualizaram as discussões. A partir dos resultados dos estudos revistos, os alunos que participaram ativamente das interações de aprendizagem, especialmente com professores e conteúdo, tinham uma maior probabilidade de concluir e reter cursos *online*. Já os estudos de Willging e Johnson

(2004) descobriram que o nível de designação, o conflito no estilo de aprendizagem, a falta de interação, a falta de interesse, a falta de suporte técnico e o ambiente de aprendizagem foram os motivos pelos quais o aluno abandonou o curso.

Variável apoio institucional

Um sistema de apoio institucional sistemático parece ser um componente essencial nos cursos a distância para apoiar os alunos que são mais vulneráveis a desistir e melhorar as taxas de retenção. Um estudo de análise fatorial de barreiras à educação à distância, desenvolvido por Muilenburg e Berge (2001) identificaram um modelo de dez fatores que explicavam 52% das variações de dados. Cinco dos dez fatores estavam relacionados a apoios institucionais: estrutura administrativa, remuneração e tempo do corpo docente, avaliação/eficácia, acesso e serviços de apoio ao estudante. Eles ressaltam que quando esses fatores eram insuficientes ou insatisfatórios, eles se tornaram barreiras para os alunos, desafiando-os nos seus esforços para concluir o curso. Assim, supõe-se que essas barreiras influenciam a decisão de desistir dos alunos. Ivankova e Stick (2007) e Clay, Rowland e Packard (2009) confirmaram essa premissa por meio de entrevistas telefônicas com alunos que abandonaram os cursos *online*. Para OLC (2015) e Shelton (2011) o apoio Institucional – refere-se aos recursos e infraestrutura administrativa disponibilizados pelas instituições de ensino superior aos seus programas de educação *online*.

Variável habilidades e hábitos de estudo

De acordo com os estudos de Bean e Metzner (1985), alunos mais velhos relatam que passam mais tempo estudando do que estudantes de idade tradicional, mas nenhuma pesquisa ainda relatou tempo de estudo como atrito.

Variável absenteísmo

Para Bean e Metzner (1985) o absenteísmo tem um efeito negativo na persistência de alunos com baixa capacidade acadêmica e confiança, mas não tem significância para os alunos com melhor desempenho acadêmico. Está incluído no modelo porque os alunos não tradicionais geralmente se enquadram na primeira categoria.

Variável certeza da maioria

De acordo com os estudos de Bean e Metzner (1985) a certeza de maioria tem um efeito positivo significativo sobre a persistência, independentemente da idade ou residência do aluno.

Variável disponibilidade do curso

Para Bean e Metzner (1985) a indisponibilidade do curso é um forte preditor de abandono ou transferência, especialmente para os estudantes a tempo parcial.

Variável quantidade de cursos

No seu estudo E-learning e retenção: fatores-chave que influenciam a retirada de estudantes Packham et al. (2004) determinaram que a quantidade de cursos foi um fator crítico de abandono de estudantes.

Variável tarefas (Atribuições)

Depois de entrevistar 24 estudantes que desistiram, Packham et al. (2004) determinaram que as tarefas (atribuições) foram um fator crítico de abandono. Já no estudo de Willging e Johnson (2004) descobriram que o nível de atribuições, o conflito no estilo de aprendizagem, a falta de interação, a falta de interesse, a falta de suporte técnico e o ambiente de aprendizagem foram os motivos pelos quais o estudante abandonou o curso.

Variável problemas técnicos

No seu estudo E-learning e retenção: fatores-chave que influenciam a retirada de estudantes Packham et al. (2004) determinaram que os problemas técnicos afetaram severamente a decisão do estudante de abandonar o curso.

2.5.2.2 Fator ambiente preditores da evasão

Fator ambiente é um fator sobre o qual a instituição tem pouco controle, mas

podem potencialmente afastar o estudante da aprendizagem. Segundo Sales (2010), as variáveis ambientes se relacionam com a adequação do ambiente familiar, do trabalho e a outras questões que envolvem a vida do aluno e que podem interferir em seus processos formativos. O fator ambiente está, em geral, associado as mudanças nas circunstâncias da vida que perturbam ou de alguma forma alteram as metas, expectativas e compromisso com os quais os alunos iniciam seus estudos de educação a distância. Tais mudanças de vida como doença pessoal, realocação, situação de emprego alterada e problemas familiares ocorrem rapidamente e com frequência, de forma inesperada. Vários estudos, como os de Osborn (2001), Parker (1999), Perry et al. (2008) e Shin e Kim (1999), e indicam que muitos dos alunos que evadiram dos seus cursos *online* atribuíram a sua decisão ao fator ambiente, incluindo compromissos de trabalho, várias responsabilidades familiares e sociais e apoio insuficiente de familiares, amigos ou colegas, cônjuges, empregadores e apoio financeiro. No levantamento do pesquisador, fator ambiente foi o segundo mais citados nos estudos revisados, ocupando 32.7% do número total de fatores preditores da evasão identificados (17 de 52 fatores). Os autores dividiram essa categoria de fator preditor da evasão do estudante em três subcategorias ou variáveis, incluindo “*apoio ambiente doméstico/familiar*” (17.3%, 9 fatores), “*apoio ambiente de trabalho*” (9,6%, 5 fatores) e “*apoio financeiro*” (5.8%, 3 fatores).

Apoio ambiente doméstico/familiar

Para Bean e Metzner (1985) o encorajamento dos pais está positivamente associado com a persistência dos estudantes tradicionais, mas o efeito do encorajamento do cônjuge é menos claro. A influência dos amigos na decisão de persistir ou desistir é forte tanto para os estudantes tradicionais como para os não tradicionais. Segundo Lee e Choi (2011), o nível de apoio que os alunos receberam dos outros foi um importante indicador da sua persistência na aprendizagem *online*. Família, amigos, empregadores e colegas podem oferecer vários tipos de apoio positivo para ajudar os alunos a obter sucesso em cursos *online*.

Apoio ambiente de trabalho/organização

O estudo de Bean e Metzner (1985) afirma que embora os resultados sejam frequentemente contraditórios, parece que o emprego por mais de 20 horas por semana

está negativamente associado à persistência. O estudo levanta a discussão sobre horas de trabalho e o tempo de estudo e seus efeitos na evasão. Já o estudo de Park (2007) revela que os alunos adultos a distância podem desistir do curso devido ao aumento da carga de trabalho ou de uma mudança de emprego que aconteça durante o curso, mas alguns alunos podem desistir de um curso antes mesmo de começar, por causa destas razões externas. O estudo de Lee e Choi (2011) apontam que a maioria dos estudantes matriculados em cursos *online* era composta de trabalhadores em tempo integral ou parcial que tinham que gerenciar o seu tempo e energia para cumprir as obrigações de trabalho e estudo. O *status* de funcionário em tempo integral, o aumento da pressão para trabalhar mais horas ou as mudanças nas responsabilidades de trabalho aumentaram a probabilidade de os alunos desistirem (Kemp, 2002; Packham et al., 2004; Perry et al., 2008; Pierrakeas et al., 2004; Tello, 2007).

Apoio financeiro

Num estudo de análise de correlação e discriminante para identificar os preditores da evasão, realizado por Parker (1999), foi determinado que o *locus* de controle é o apoio financeiro e, em particular, o pagamento por conta própria. Estes fatores foram capazes de prever o abandono com quase 85% de precisão. Este estudo determinou que o *locus* de controle de um estudante e o apoio financeiro podem atuar como preditores de sua não conclusão na educação a distância. O estudo de Bean e Metzner (1985) revela que a dificuldade financeira leva à desistência do estudante no seu programa de curso, independentemente da idade ou estado de matrícula.

2.5.2.3 Fator psicológico preditor da evasão

O fator psicológico abrange vários aspectos das atitudes vivenciadas pelos estudantes em relação à situação de aprendizagem em geral, em relação a determinados cursos e à interação com o instrutor, a outros alunos e aos conteúdos que influenciam a decisão do estudante de abandonar ou não o processo formativo. O estudo de Lee e Choi (2011) apontam que especialmente, o fator psicológico diz respeito ao *locus* de controle do aluno, motivação, autoconfiança, satisfação com cursos e instrução e confiança. No levantamento do pesquisador o fator psicológico foi o terceiro mais citado nos estudos revisados, ocupando 23,3% do número total de fatores preditores da evasão identificados

(12 de 52 fatores). Os autores dividiram essa categoria de fator preditor da evasão do estudante em seis subcategorias ou variáveis, incluindo “*satisfação*” (5,82%, 3 fatores), “*motivação*” (5,82%, 3 fatores), “*locus de controle*” (5,82%, 3 fatores), “*utilidade*” (1,94%, 1 fator), “*compromisso com objetivo*” (1,94%, 1 fator) e “*stresse*” (1,94%, 1 fator).

Variável satisfação

Resultados do estudo de Levy (2007) sugerem que, de acordo com pesquisas anteriores, a satisfação dos alunos com a aprendizagem é um fator importante na decisão dos alunos em concluir ou abandonar esses cursos. Segundo Chyung Winiecki e Fenner (1998), vários estudos relataram a satisfação dos estudantes como um fator importante relacionado com a decisão dos estudantes de abandonar os cursos de educação a distância. O estudo de Fredericksen et al. (2000) aponta que os estudantes que relataram os mais altos níveis de satisfação com vários aspectos dos cursos de e-learning também relataram níveis significativamente mais altos de aprendizagem do que os estudantes que classificaram o seu nível de satisfação como inferior. Eles também observaram que os alunos mais velhos parecem relatar um nível mais alto de satisfação do curso de e-learning do que os estudantes mais jovens.

Variável motivação

A motivação parece ser significativa como fator psicológico na desistência dos estudantes e foi aquela que obteve também o maior efeito sobre a prevenção da evasão, sendo que quando o aluno alega que estar com baixa motivação, são muito maiores as suas chances de evadir dos cursos. Alguns estudos investigaram a relação da motivação com as decisões de desistir. Osborn (2001) entrevistou 501 estudantes de graduação e pós-graduação da Universidade do Texas, examinando os fatores que influenciaram o desempenho acadêmico dos alunos e suas decisões de desistir. A motivação foi medida por questões sobre a atitude de cada aluno em relação aos seus objetivos de aprendizagem, lição de casa e interação com os colegas. A análise discriminada realizada pelo autor revelou que a motivação dos alunos previu significativamente a sua decisão de desistir. Em outro estudo, Castles (2004) entrevistou estudantes de graduação que abandonaram os cursos *online* e descobriram que o seu nível de motivação para a aprendizagem era um

fator importante nas suas decisões de abandono.

Variável Locus de controle

O locus de controle de Rotter (1966), como apontado por Whittington (1995), foi relatado como um fator-chave, compreender a natureza do processo de aprendizagem em vários tipos de situações de aprendizagem.

Parker (1999) desenvolveu um estudo com o objetivo de verificar a influência do locus de controle, gênero, número de cursos a distância concluídos, idade, assistência financeira e número de horas empregadas na variável critério evasão, em disciplinas oferecidas a distância, de cursos de graduação. O autor descobriu que estudantes com locus de controle externo e que estavam a pagar o curso evadiram-se mais. Para ele, o locus de controle é a percepção de um indivíduo sobre o que causa ou influencia os resultados. Por exemplo, indivíduos com um locus de controle interno acreditam que os seus próprios comportamentos causam resultados. Pelo contrário, as pessoas com um locus de controle externo acreditam que outras pessoas, o ambiente ou eventos inesperados (qualquer coisa menos eles mesmos) causam resultados (Rotter, 1966).

Alunos que possuem alto controle interno são os mais automotivados e autorregulados. O locus de controle interno de um aluno foi considerado um indicador positivo de sua persistência e conclusão com sucesso de cursos *online* por Parker (1999, 2003) e Morris, Finne Wu (2005). Parker (1999) sugere que *locus* de controle é um preditor-chave de desistências de correspondência e educação a distância em cassete; no entanto, mais pesquisas são necessárias para confirmar tais descobertas em cursos *online*. Já Uba (1997) citado por Parker (1999) apoia a noção de que um locus interno de controle, auto eficácia e auto direcionamento estão relacionados e são elementos importantes do sucesso do aluno na educação a distância. Visor et al. (1995) citado por Parker (1999) afirmam que o locus de controle é visto como um fator importante para o sucesso do estudante.

O apoio da pesquisa indica a necessidade de continuar o estudo do locus de controle por causa da sua influência na realização como um preditor na educação superior (Visor et al., 1995 citado por Parker, 1999). O estudo de Lee, Choi e Kim (2013) encontrou vários preditores significativos de abandono: locus de controle, estratégias metacognitivas,

autoeficácia, habilidades de gestão de recursos e apoio da família e do trabalho. Os resultados deste estudo revelaram os poderes relativos desses fatores para prever abandono.

Variável utilidade

Bean e Metzner (1985) afirmam que as decisões dos alunos para abortar ou continuar sua educação são influenciadas pelas suas percepções sobre a utilidade (utilidade) da sua educação universitária em termos de melhorias nas oportunidades de emprego futuras e crescimento e desenvolvimento pessoal. De um modo geral, se as percepções dos alunos permanecerem altamente positivas sobre fatores como utilidade, satisfação e compromisso de metas e se o baixo estresse/stresse for experimentado, as melhores condições psicológicas possíveis para a persistência são atendidas. Para eles, esses fatores não-acadêmicos podem até compensar baixos níveis de sucesso acadêmico.

Variável compromissos com objetivo

Entre os vários fatores que os estudantes trazem consigo quando entram nas instituições de ensino superior a distância, o fator compromisso com objetivo tem sido considerado como importante na decisão dos estudantes de permanecer ou desistir. Bean e Metzner (1985) afirmam que as decisões dos alunos para abortar ou continuar a sua educação são influenciadas pelas suas percepções sobre a quantidade de importância pessoal que os alunos atribuem a uma formação universitária e a uma graduação.

Cabrera, Nora e Castañeda (1993) corroboram com Bean e Metzner (1985) e, afirmam que os alunos firmemente comprometidos com o seu objetivo de obter um diploma são mais propensos do que seus colegas menos comprometidos a participar dos tipos de atividades acadêmicas e sociais que fornecem o apoio que eles precisam para enfrentar os desafios enfrentados durante o ano inicial da faculdade. Eles ressaltam ainda que o compromisso dos alunos com o grau de realização é solidificado através do encorajamento e apoio recebido nas interações com professores e colegas de trabalho nas áreas acadêmica e no contexto circundante (área neoacadêmica).

Variável stress

Segundo Bean e Metzner (1985), o estresse/stresse tem uma influência negativa na persistência. Os estudantes de trabalho em trânsito sofrem estresse/stresse do ambiente externo, bem como requisitos da faculdade e muitas vezes falam sobre as muitas exigências no seu tempo por família, emprego e trabalho do curso. Eles afirmam que as decisões dos alunos para abortar ou continuar a sua educação são influenciadas porque experimentam altos níveis de estresse/stresse na faculdade e na atividade escolar.

2.5.3 Modelos conceituais da evasão de estudantes na EaD

O tema evasão na Educação a Distância (EaD) vem sendo discutido por muitos estudiosos do assunto nas últimas quatro décadas. Segundo York e Longden (2004), existem duas abordagens de pesquisa utilizadas para entender o processo de evasão: quantitativa e qualitativa. A abordagem quantitativa envolve a análise dos dados educacionais para evidenciar possíveis correlações entre a evasão e diversos indicadores de participação relevantes para a conclusão do curso, ou seja, produzem diferenças significativas entre os subgrupos de conclusão e abandono. Apesar da contribuição dos trabalhos com estudos quantitativos para reduzir a evasão de estudantes, estes estudos trazem poucos dados de atributos do indivíduo e do ambiente que variam durante o curso, o que acaba implicando na precisão dos resultados do trabalho. De acordo com Martins, Santos, Frade e Serafim (2013) e Santos e Oliveira Neto (2009) alguns trabalhos se direcionam a entender as razões que levam a essa evasão, traçando um perfil do aluno evadido a partir de técnicas estatísticas descritiva, mas sem efetivamente realizar uma identificação precoce desses estudantes, como os modelos preditivos fazem. Pesquisas que utilizam dados qualitativos, comportamentais, baseadas em questionários e relatos, estudos de caso e revisão de literatura, tendem a simplificar o estudo. Nessa linha, Bean (1990) postula que as estruturas teóricas são importantes para simplificar um problema complexo, permitindo assim que a análise estatística tenha maior utilidade.

No tocante a abordagem qualitativa, Santos e Oliveira Neto (2009) afirmam que essa, pode ser empregada em uma escala menor e tem como objetivo compreender o fenômeno

sob o ponto de vista de um grupo de indivíduos. Os métodos de coleta, geralmente utilizados nesta abordagem, são entrevistas e *focus group*. Ramos (2014) no seu estudo sobre fatores de evasão e persistência em cursos superiores *online*, observa que há uma predominância de estudos quantitativos (72%), sendo que desses 45% (Finnegan, Morris e Lee, 2008; Hershkovitz e Nachmias, 2011; Lykourantzou et al., 2009; Morris e Finnegan, 2008; Nistor e Neubauer, 2010) analisam dados do comportamento e da interação do aluno no AVA ao longo das atividades propostas nos cursos, com uso de técnicas de *data mining*. Com base em tais dados, alguns desses estudos realizaram previsão da evasão e persistência e encontraram altos índices de acerto (80 a 94% de predição). Uma minoria (28%) utilizou metodologias qualitativas baseadas em relatos, estudos de caso e revisão de literatura (Angelino e Natvig, 2009; Lee e Choi, 2011; Müller, 2008).

Nos estudos abordados por Ramos (2014) se observa que as pesquisas são realizadas com ênfase em uma parte do complexo sistema de evasão e persistência. Como afirma Kember (1989, pág. 279), “[...] o processo de evasão é, sem dúvida, um processo complexo. Uma teoria que pudesse explicar completamente todos os aspectos desse processo teria de contar tantos constructos que se tornaria impraticável senão inimaginável”.

Os trabalhos mencionados por Ramos (2014), em geral, não analisam evasão durante a jornada do programa acadêmico dos estudantes, mas analisam a evasão e/ou persistência em disciplinas ofertadas num período ou semestres. Outros estudos analisam a evasão a partir de um ponto específico de envolvimento e um resultado unidimensional do aluno, por exemplo, a satisfação dos alunos ou a retenção de estudantes.

Muitos estudiosos nos seus estudos, modelos teóricos e empíricos simplificam o termo evasão (*dropout*) nas suas referências ao comportamento dos estudantes e à relação que eles têm com a instituição através de termos como abandono, atrito, desistência, desgaste e retirada. Enquanto outros fazem separação conceitual para cada termo. Heijmans, Fini e Lüscher (2013) explicam que o conceito de evasão é amplo devido à sua característica multifacetada.

Para Netto, Guidotti e Santos (2012) a evasão é definida como “[...] o movimento de desistência do aluno que, depois de matriculado, não aparece nas aulas ou desiste no

decorrer do curso em qualquer etapa”. De acordo com Abbad, Carvalho e Zerbini (2006), o aluno evadido é aquele que desiste definitivamente do curso em qualquer etapa. Embora se tenha várias contribuições de trabalhos com estudos quantitativos para reduzir a evasão de estudantes. Utiliza-se nesta pesquisa a abordagem quantitativa em uma tentativa de aprofundamento no problema do pronto de vista preventivo da evasão de estudantes na educação a distância. Existem na literatura propostas diversas de modelos que tentam explicar as razões pelas quais os estudantes se evadem dos seus estudos a distância, mas são poucos os estudos qualitativos com foco na prevenção da evasão de estudantes na educação a distância. Segundo Ngoma, Simwanza e Makukna (2004), o campo de estudos de EaD ainda não conta com um número satisfatório de modelos teóricos de suficiente validade preditiva para os fenômenos que se fazem presentes e afetam tal cenário. Assim, duas abordagens são dominantes no desenvolvimento desses modelos, com foco na educação a distância, a saber: abordagem sociológica (Kember, 1989; Tinto, 1975) e abordagem psicológica (Bean e Metzner, 1985; Park, 2007).

O modelo de atrito do estudante de Bean e Metzner (1985) e o Modelo teórico para o abandono de adultos na aprendizagem *online* (Park, 2007) têm como característica comum a evasão, que é como um processo longitudinal, onde as mudanças nas características do estudante ocorrem durante as interações entre estudantes e a instituição, que resultam em resultados, que influenciam a intenção de sair ou persistir. Esses modelos vem contribuindo para os estudos da evasão de estudantes na educação a distância. O modelo de atrito do estudante de Bean e Metzner (1985) foi desenvolvido, especificamente para explicar o processo de atrito nos estudantes não tradicionais. Eles definem estudantes não tradicionais por idade, residência e atendimento. De acordo com Bean e Metzner (1985, pág. 479): *“Um aluno não tradicional tem mais de 24 anos, ou não vive em uma residência no campus (por exemplo, é um viajante), ou é um estudante de meio período, ou alguma combinação desses fatores; não é muito influenciado pelo ambiente social da instituição; e está principalmente preocupado com as ofertas acadêmicas da instituição (especialmente cursos, certificação e graus)”*.

Modelo de Bean e Metzner (1985), figura 2 é fundamentada nas teorias de Lewin (1935) que descreveu o comportamento como uma função da pessoa e do meio ambiente; Locke (1976), que observou que as nossas experiências passadas dão origem às nossas atitudes; e Fishbein e Ajzen (1975), o que explica que as atitudes levam a intenções, o que, por sua

vez, leva ao comportamento.

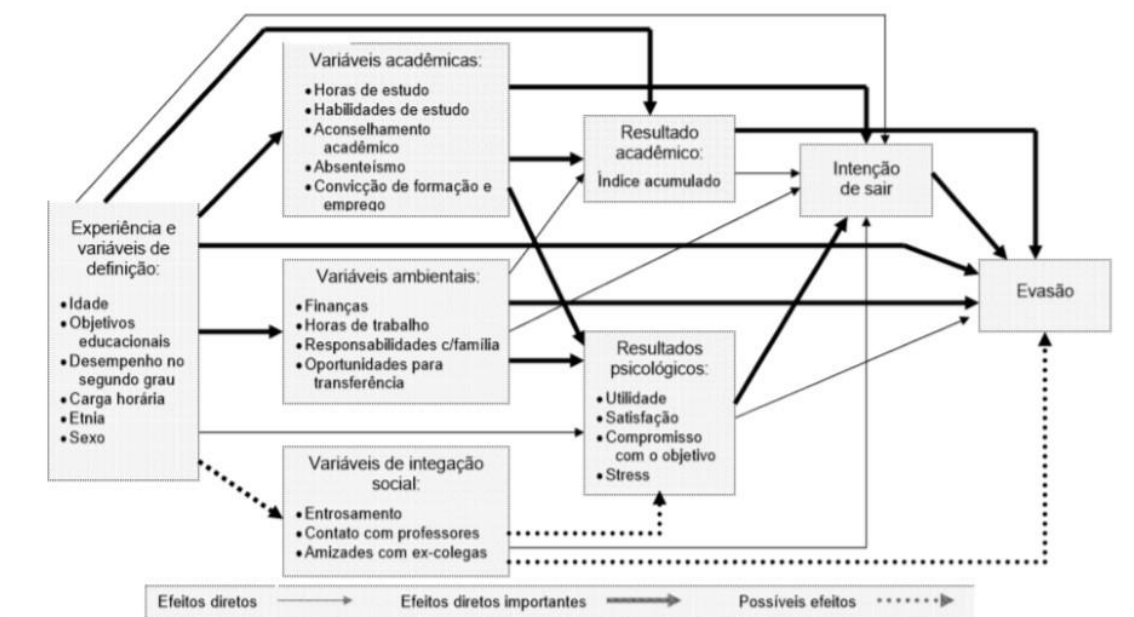


Figura 2 – Modelo de atrito do estudante de Bean e Metzner (1985)

Fonte: Bean e Metzner (1985)

O modelo contém várias variáveis que afetam o abandono de estudantes não tradicionais no ensino superior, direta ou indiretamente e foi o primeiro modelo que tentou explicar o processo de abandono de estudantes mais velhos, a tempo parcial e de alunos matriculados no ensino superior.

O modelo conceitual proposto por Bean e Metzner (1985) incluiu um exame da intenção de um estudante sair da faculdade ou desistir a partir dos efeitos entre sete conjuntos de variáveis: (1) histórico de estudantes, (2) acadêmico, (3) ambiental, (4) interação social, (5) resultados acadêmicos e GPA, (6) resultados psicológicos, e (7) intenção de sair. Bean e Metzner definiram quatro conjuntos de variáveis que poderiam prever evasão: variáveis de fundo, variáveis ambientes, variáveis acadêmicas e intenção de sair. Este modelo foi um dos primeiros a argumentar que variáveis externas, como horas de trabalho, obrigações familiares e as finanças pessoais desempenharam um papel importante na previsão de atrito para estudantes não tradicionais. No modelo, as variáveis ambientes são presumidas como sendo mais importantes do que as variáveis acadêmicas na predição da evasão e persistência dos estudantes não tradicionais. Esses pesquisadores afirmam que,

para os estudantes não tradicionais, o apoio ambiental compensa o apoio escolar fraco, mas o apoio acadêmico não compensará o fraco apoio ambiental. Bean e Metzner (1985, pág. 490) acreditavam que as variáveis ambientes teriam um efeito direto “substancial” nas decisões de abandono.

Desde então, novos modelos foram desenvolvidos e ocorreram vários avanços na compreensão das variáveis que levam o estudante a evadir do curso ou da instituição na qual ingressou e de como se dão as interações e envolvimento entre estas variáveis.

A maioria dos modelos causais foram desenvolvidos a partir da adaptação de vários quadros teóricos para prever e explicar o que leva um estudante a persistir na graduação e de que forma interromperem os seus estudos, evadindo-se do curso ou da instituição. Segundo (Fawcett, 1993), as teorias preditivas não só explicam as relações entre os conceitos de um fenômeno, como também preveem os resultados resultantes dessas relações. Assim, duas abordagens referidas vem sendo dominantes no desenvolvimento desses modelos, com foco na educação a distância, a saber as sociológicas (Kember, 1995; Moore, 1972, 1993, 2013; Tinto, 1975, 1993) e as psicológicas (Astin, 1975, 1984, 1985, 1993; Bean, 1980; Bean e Metzner, 1985; Billings, 1988; Park, 2007; Rovai, 2003; Wylie, 2005). Alguns pesquisadores desenvolveram os seus modelos fundamentados em estudo longitudinais, em Modelos teóricos como Durkheim (1951), Fishbein e Ajzen (1975), Price (1977) e Van Gennep (1960), e outros incorporaram características de modelos existentes num contínuo esforço para contemplar e aperfeiçoar a complexidade das interações entre um indivíduo e a instituição de ensino que pode lhe oferecer uma formação de nível superior. O modelo de Tinto (1993) foi aperfeiçoado e tem uma comprovação empírica relevante, cerca de 70% das proposições que o compõe. No entanto, os educadores que desejam estudar a persistência de alunos não tradicionais, que têm características e natureza diferentes dos estudantes tradicionais, descobriram que o modelo de Tinto tem aplicabilidade limitada (Bean e Metzner, 1985; Rovai, 2003).

Em geral, estudos desenvolvidos até o presente momento analisam a evasão de forma bem pontual, ou seja, em disciplinas oferecidas em um período ou semestre, ou disciplinas ao longo de dois ou três semestres

O estudo de Pereira (2003) teve como objetivo desenvolver e aplicar uma metodologia utilizando análise fatorial a fim de identificar os fatores que influenciam a decisão do estudante evadir do sistema de ensino superior. O estudo também buscou calcular o custo da evasão para as instituições. As suas conclusões apontam para alguns fatores internos às instituições e outros externos como sendo os mais significativos em relação ao fenômeno em estudo. Conclui que uma avaliação contínua das expectativas e satisfação dos estudantes, com a identificação de problemas e implementação de soluções, contribui para prevenir a evasão.

O trabalho realizado por Superby, Vandamme e Meskens (2006), visa determinar os fatores que afetam o sucesso e o abandono de estudantes universitários usando várias técnicas de mineração de dados (*data mining*), como redes neurais/neuronais, análise discriminante, árvores de decisão e florestas aleatórias. O objetivo do trabalho foi o de classificar os alunos em três grupos: alunos de “*baixo risco*”, com alta probabilidade de sucesso; Estudantes de “*médio risco*”, que podem ter sucesso graças às medidas tomadas pela universidade; e alunos de “*alto risco*”, que têm uma alta probabilidade de falhar (ou desistir).

Manhães et al. (2011) desenvolveram um trabalho com objetivo de identificar precocemente o subconjunto dos alunos do curso de Engenharia da Escola Politécnica da UFRJ que apresentam risco de evasão utilizando um conjunto de técnicas de mineração de dados. Segundo os autores a adoção de mecanismos automatizados que viabilizam não só a detecção precoce de grupos de alunos com risco de evasão é uma condição importante para reduzir o problema da evasão. Para a realização deste trabalho os autores comparam seis algoritmos de classificação e apresentam uma abordagem quantitativa, aplicados em uma base de dados da UFRJ (Universidade Federal do Rio de Janeiro). Os melhores resultados foram obtidos com a técnica de algoritmo *Naive Bayes*, obtendo uma precisão em torno de 80%.

O trabalho de Silva et al. (2015) investigou como os dados armazenados em um AVA podem ser transformados em informações potencialmente úteis para apoiar o acompanhamento de alunos em cursos EAD. O objetivo do estudo foi o de obter um modelo preditivo com maior precisão que fosse capaz de prever quando um aluno

apresenta características que o levariam à evasão, a partir das suas interações em fóruns de discussão.

Já o estudo de Tan e Shao (2015) foi desenvolvido com base na análise de pesquisa existente, características pessoais e comportamento de aprendizagem, que foram selecionados como variáveis de entrada para treinar um modelo de previsão de evasão (*dropout*) usando o algoritmo de rede neural/neuronal. Os resultados do modelo de previsão foram analisados calculando as taxas de exatidão e precisão. Os resultados sugerem este método como eficaz na identificação de possíveis desistências e este, pode contribuir para as instituições de ensino *online* evitarem o abandono.

Outro modelo de estudo qualitativo que tem contribuído para as pesquisas da evasão é o Modelo teórico para o abandono de adultos na aprendizagem *online* (PARK, 2007). No seu estudo, ele identificou fatores significativos que afetam estudantes de programas *online* não tradicionais e não graduados, que desistiram e propôs uma estrutura baseada no modelo de Composição da Persistência (Rovai, 2003) para entender a evasão de adultos. O modelo proposto por Park (2007), Figura 3, apresenta os fenômenos evasão e permanência em cursos a distância diretamente influenciados por fatores internos e externos relacionados com os cursos e indiretamente influenciados por características e habilidades/competência dos estudantes, sendo estas anteriores e independentes em relação ao curso.

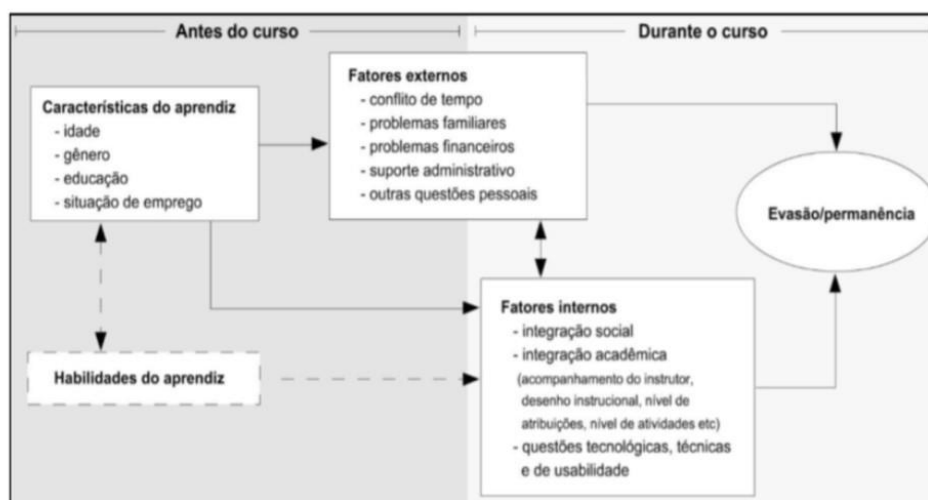


Figura 3 – Modelo teórico para o abandono de adultos na aprendizagem *online*
Fonte: Park (2007)

Park (2007) concentrou o seu modelo em três principais categorias: características individuais (idade, gênero, escolaridade e situação de emprego), fatores externos e fatores internos. Os fatores internos são móveis durante o curso e influenciam o envolvimento do estudante, enquanto os fatores externos são móveis entre antes e durante os cursos porque eles afetam as decisões dos estudantes não apenas durante o curso, mas também antes do curso. A relação entre fatores internos e fatores externos são expressos como inter-correlação e não como influência unilateral.

Este estudo também pretendeu encontrar fatores para prever desistentes e alunos persistentes em cursos *online* para ajudar os interessados associados a cursos *online* para que os alunos adultos encontrem maneiras de reduzir as altas taxas de evasão. Os desistentes e alunos persistentes mostraram diferenças estatísticas nas percepções de apoio familiar e organizacional e satisfação e relevância. Também foi mostrado que o referencial teórico, que inclui apoio familiar, apoio organizacional, satisfação e relevância, além das características individuais, é capaz de prever a decisão dos alunos de desistir ou persistir. O apoio organizacional e a relevância mostraram-se particularmente preditivos.

Portanto, é interessante um estudo qualitativo para identificar as variáveis ou conjunto delas que possam prever o risco de evasão a partir de um Modelo de Referência com abordagem integrada de modelos teóricos e empíricos utilizando dados invariantes e variantes, e caráter genérico, para poder ser usado em diferentes contextos. Tendo em vista que, pesquisas no campo da evasão devem buscar antecipar-se aos problemas que surgem decorrentes da expansão dessa modalidade de ensino.

2.6 Resumo do capítulo

Esse capítulo apresenta os primeiros registros sobre o surgimento desta modalidade educacional desde os pergaminhos de Platão (428-448 a.C.), passando pelo uso da prensa de Gutemberg século XV até os dias de hoje com de dispositivos eletrônicos e equipamentos inteligentes com suporte a recursos tecnológicos de realidade aumentada e inteligência artificial entre outros. No contexto desta modalidade de ensino no Brasil, há registros históricos que colocam o Brasil entre os principais do mundo no

desenvolvimento da EaD, especialmente até os anos 70 (Vilaça, 2010). Nesse interregno, a educação a distância vem sendo discutida por vários pesquisadores do assunto, em decorrência do crescimento das solicitações de serviços da EaD e do uso e aplicação de recursos tecnológicos que vem desde a correspondência e são ainda válidos num contexto da inteligência artificial, e que acabam por implicar nas mudanças dos conceitos, definições e abordagens desta modalidade de ensino. Muitos dos conceitos atribuídos à EaD tem por base a educação presencial. De acordo com Guarezi e Matos (2009, pág. 129), o conceito EaD é “[...] um processo evolutivo, que começou com a abordagem na separação física das pessoas e chega ao processo de comunicação, incluindo, no final do século XX, as tecnologias de informação”. No quadro 3 destaca-se um resumo dos principais autores, conceitos e enfoque da pesquisa EaD.

Autor	Conceito	Enfoque(s)
Garcia Aretio (1987)	Considera a EaD um sistema tecnológico de comunicação dialógica e bidirecional entre professores e estudantes, que substitui a interação pessoal em sala de aula, como meio preferencial de ensino, pela presença de diversos recursos tecnológicos e o apoio de tutoria, o que propicia aprendizagem independente e flexível.	Ressalta os recursos tecnológicos para aproximar a relação de professor e aluno, mesmo que estejam fisicamente distantes
Moore e Kearsley (1996)	referem-se a essa modalidade não como educação, mas sim como ensino, dizendo que: O ensino a distância é o tipo de método de instrução em que as condutas docentes acontecem à parte das discentes, de tal maneira que a comunicação entre o professor e o aluno se possa realizar mediante textos impressos, por meios eletrônicos, mecânicos ou por outras técnicas.	Método de instrução
Fava (2014)	a Educação a Distância pode ser considerada a mais democrática das modalidades de educação, pois, utilizando-se de tecnologias de informação e comunicação, transpõe obstáculos de tempo e de espaço, tornando o conhecimento acessível, disponível, alcançável em qualquer hora, em qualquer lugar (FAVA, 2014, p. 202).	Tecnologias de informação e comunicação, tempo e de espaço, acessibilidade de conhecimento

Quadro 3 – Resumo dos principais autores, Conceitos e enfoques da pesquisa EaD

Fonte: Compilação do autor, 2020.

Na perspectiva legal, muitos decretos legitimam e expandem os processos de produção de conhecimento acerca da EAD no Brasil, entre eles, o **Decreto nº 9.057/2017**: Publicado em 26 de maio de 2017, que tem o objetivo de atualizar a legislação que regulamenta a educação a distância no país. Define, ainda, que a oferta de pós-graduação lato sensu EaD, não necessita de credenciamento específico, ou seja, as instituições que já possuem o

credenciamento EaD, estão autorizadas a ofertar essa modalidade. O Decreto também regulamenta a oferta de cursos a distância para o ensino médio e para a educação profissional técnica de nível médio (Brasil, 2017). Esses decretos podem influenciar os números da EaD no Brasil.

Nos últimos anos pode-se perceber um ritmo acelerado no número de polos, cursos, instituições e matrículas dos estudantes na modalidade da educação superior a distância, conforme apresentado na tabela 1.

Perante este ritmo acelerado do crescimento do número de polos, cursos, instituições e matrículas dos estudantes, as instituições vem enfrentando vários obstáculos, entre eles o fenômeno evasão, que implica no crescimento e sustentabilidade da instituição. A tabela 2 apresentou a taxa de evasão de estudantes nas IES a distância de 2013 a 2017, por região do Brasil.

As elevadas taxas da evasão de estudantes do ensino superior a distância nas regiões de todo Brasil acabam por influenciar o crescimento e a sustentabilidade das instituições de ensino. Os diversos conceitos encontrados na literatura sobre termo sustentabilidade dependem da sua perspectiva, bem como da forma que esta é tratada. Dum, Arbuckle e Parada (1998) citado por Fachini (2005) define que a sustentabilidade é a “[...] capacidade do prestacionista (credor) cobrir todos os seus custos, inclusive os de oportunidade e os de transação e ainda conseguir permanecer no mercado a longo prazo”.

Na busca de tornar os seus negócios em crescimento, também sustentáveis, as instituições tem alocado esforços para identificar fatores preditores e modelos que possam ajudar a melhor entender o que afeta a evasão dos estudantes.

CAPÍTULO III – PROPOSTA DE UM MODELO CONCEITUAL DE REFERÊNCIA PARA UM SISTEMA DE ALERTA DE EVASÃO DE ESTUDANTES

3. Introdução

Nas últimas duas décadas muitos estudos foram devolvidos com foco na melhoria da evasão de estudantes. A capacidade de prever a evasão e melhorar a retenção de estudantes nos programas a distância é uma questão ainda complexa que envolve o número de fatores intercorrelacionados e distintos, que podem variar em contextos diferentes. Este estudo introduz a proposta de um modelo conceitual de referência para um sistema de alerta de evasão de estudantes. O marco/referencial do modelo parte de um histórico de construção do modelo proposto, passando por conteúdos de base teórica do modelo conceitual proposto até ao modelo Conceitual de Referência para um Sistema Integrado de Alerta (MCRSIA) da evasão de estudantes propriamente dito.

3.1 Histórico de construção do modelo proposto

Muitos estudantes estão a deixar cursos e programas de aprendizagem *online* com facilidade ou encerrando sem qualquer satisfação (Instituto Nacional de Estudos e Pesquisa Educacional Anísio Teixeira, 2016; Kotsiantis, Pierrakeas e Pintelas, 2003; Lykourantzou et al. 2009). Os elevados índices de evasão nas instituições públicas representam um ônus adicional à sociedade, pois implica no uso indevido das poucas vagas no ensino superior que são oferecidas à sociedade e no mau uso das verbas públicas (Gaioso, 2005; Machado, Melo Filho e Pinto, 2005; Rios, Santos e Nascimento, 2001). Já as instituições particulares sofrem com a perda de prestígio interno e externo e com o risco de manutenção das condições de sobrevivência financeira (Gaioso, 2005). Segundo Willging e Johnson (2004) para as instituições, as altas taxas de evasão sugerem que os seus programas *online* são ineficazes e de baixa qualidade. Se os possíveis desistentes puderem ser identificados precocemente, a prevenção pode ser possível e, assim, manter mais bem-sucedidos e satisfeitos os alunos *online* Inan, Yukselturk e Grant (2009) e Lykourantzou et al. (2009). Estudos desenvolvidos até o presente momento no campo da evasão de estudantes partem de uma abordagem pontual ou singular, que trata somente parte da evasão de estudantes. Ramos (2014), observa que há uma predominância de

estudos quantitativos (72%) e uma minoria (28%) utilizou metodologias qualitativas baseadas em relatos, estudos de caso e revisão de literatura. O trabalho de Ramos (2014) descreve estudos que analisam a evasão em disciplinas oferecidas em um período ou semestre, ou disciplinas ao longo de dois ou três semestres. Entretanto o trabalho de Ramos (2014) não apresenta estudos que analisam a evasão ao longo do programa acadêmico de estudantes. A capacidade de prever a evasão e melhorar a retenção de estudantes nos programas a distância é uma questão ainda complexa que envolve o número de fatores inter-correlacionados e distintos, que podem variar em contextos diferentes. Este estudo tem como objetivo produzir um Modelo Conceitual de Referência para um Sistema Integrado de Alertas (MCRSIA) com o propósito de prever a intenção da evasão de estudantes nas Instituições de Ensino Superior (IES) a distância ao longo do período da graduação, a ser utilizado pelas instituições, nos sistemas de ensino a distância.

O MCRSIA partiu de cinco desenhos e foi evoluindo e criando forma à medida que os estudos foram avançando em direção a um modelo conceitual.

O desenho inicial – desenho 1 (Figura 4), representa a visão sobre a situação da evasão dos alunos e impactos nas instituições. Esse foi evoluindo e criando forma à medida que os estudos foram avançando em direção a um modelo conceitual.

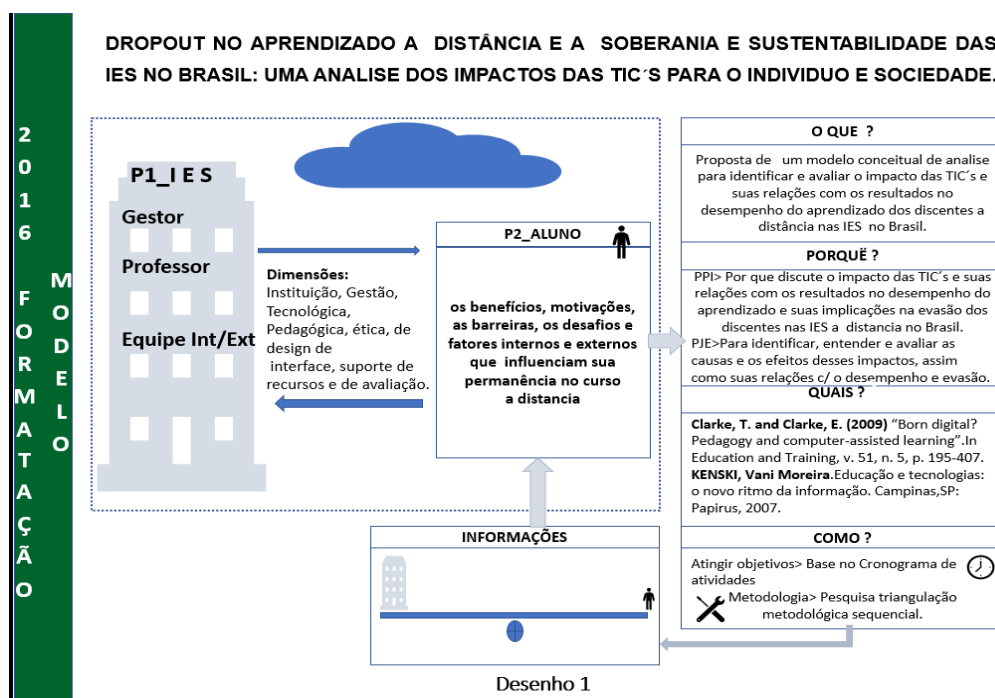


Figura 4 – Desenho 1 de partida do MCRSIA

O desenho 2 foi apresentado durante a aula do Professor Feliz Gouveia (seminário associado com a parte letiva do programa doutoral), como resposta à proposta de tese, , como mostra a figura 5.

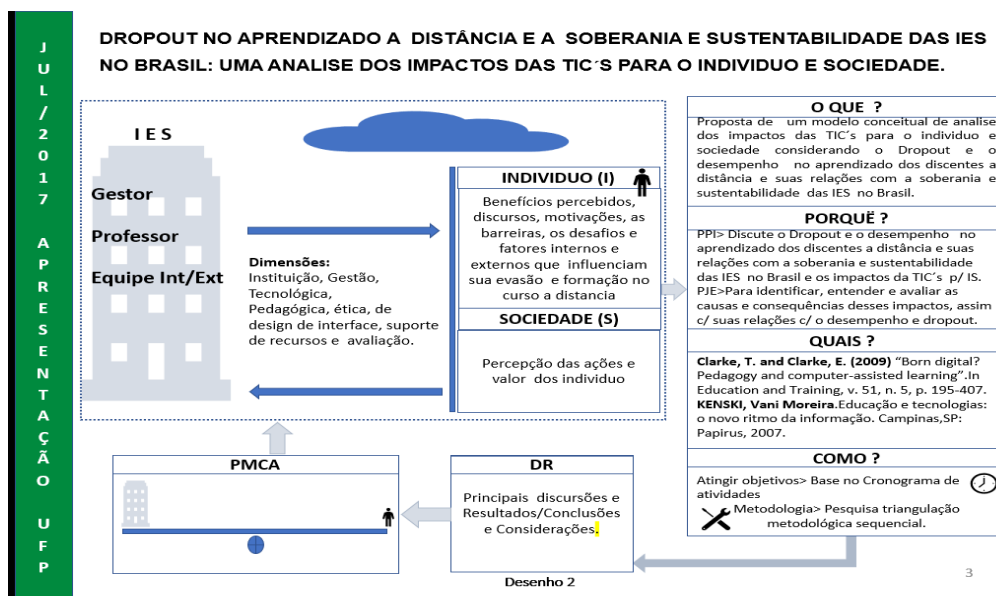


Figura 5 – Desenho 2 MCRSIA

Após um alinhamento com o Professor orientador Luis Borges Gouveia surge então o desenho 3 (Figura 6), que dá início a um ganho de formato mais específico dentro do assunto tratado.

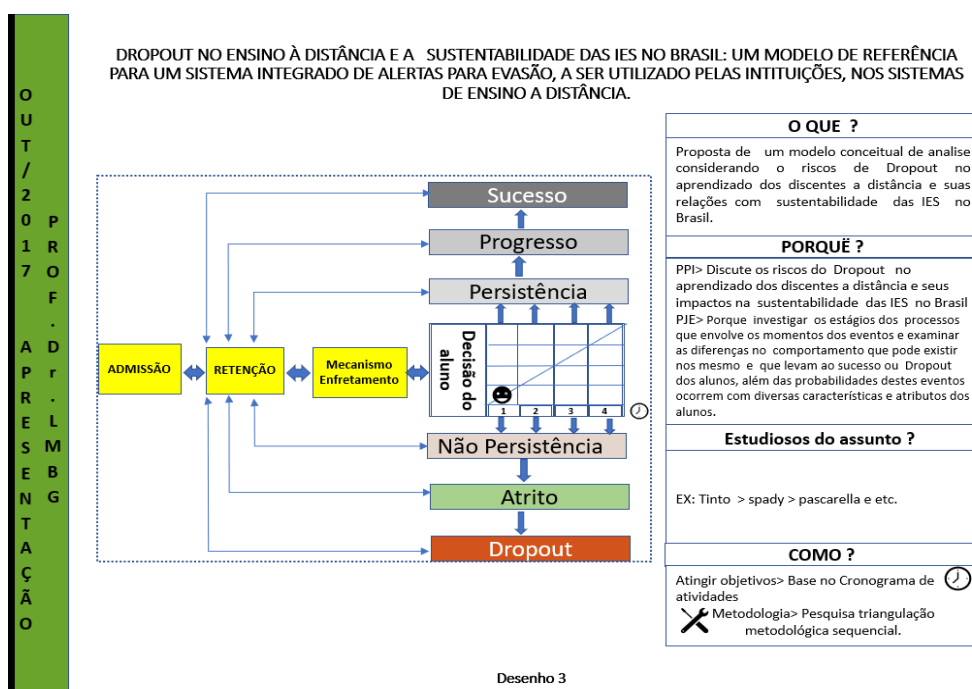


Figura 6 – Desenho 3 do MCRSIA

A partir do desenho 4, a um grande avanço nos estudos por conta de uma revisão literatura mais densa e surge então um melhor detalhamento das descrições de elementos que compõem o modelo.

O modelo está estruturado a partir de três pontos básicos. O primeiro ponto, concentra a sua atenção no entendimento do comportamento dos estudantes, de como e por que os estudantes permanecem ou abandonam os seus cursos de graduação considerando os estágios e as rotas do MCRSIA, bem como da compreensão dos desafios, esforços e iniciativas das instituições de ensino superior a distância para ajudar e apoiar os estudantes na conclusão da graduação. Este ponto identifica e discute as abordagens e perspectivas da evasão (*dropout*), bem como as dimensões que estão associados ao fenômeno evasão e dos termos relacionados que implicam nos processos de permanência e abandono dos estudantes nas instituições de ensino superior a distância.

O segundo ponto tem uma abordagem abrangente com um acompanhamento e conhecimento diagnóstico dos compromissos da relação mútua instituição e estudante, e das circunstâncias que levam esta relação a ser interrompida, considerando os processos, estágios e suas conexões nas rotas da admissão do estudante até a conclusão da graduação com sucesso ou evasão do MCRSIA. Este ponto investiga a relevância das causas fundamentais e os riscos que levam a evasão dos estudantes nas Instituição de Ensino Superior (IES) a distância; os impactos na sustentabilidade das IES no Brasil e prever a ocorrência da evasão.

O terceiro ponto é caracterizado por examinar os sistemas integrados de alertas e estratégias utilizadas nas ações de intervenção das instituições para reduzir a evasão e aumentar a retenção/permanência dos estudantes nas IES a distância com base em resultados obtidos a partir de um acompanhamento e monitorização desde a seleção e admissão até ao sucesso ou evasão (*dropout*) do estudante. Neste desenho do MRSIA, ele é formado por dois grandes Blocos (Bloco B1 e Bloco B2), como mostra figura 7.

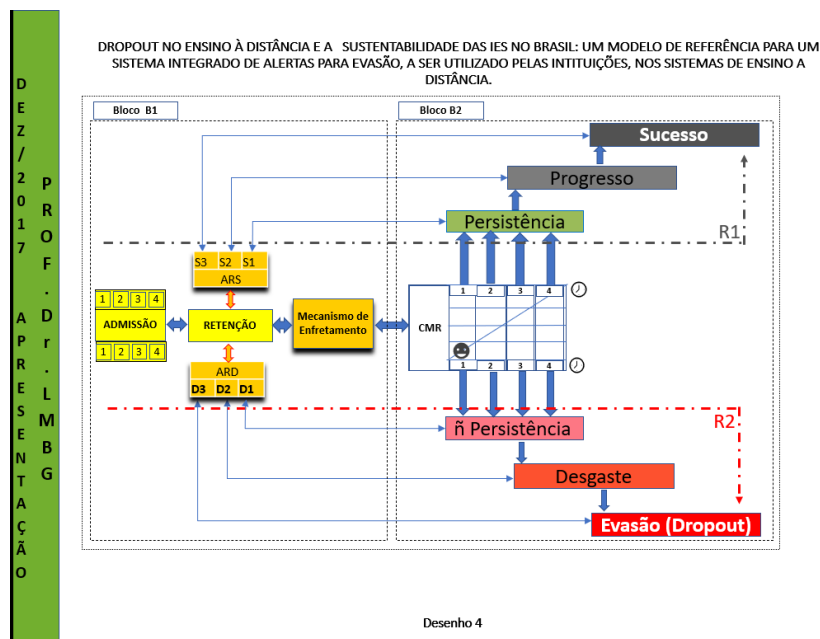


Figura 7 – Desenho 4 do MCRSIA

No Bloco B1 do MRSIA contém:

- i. Os itens/componentes de admissão/seleção e retenção com as suas perspectivas e dimensões relacionadas às intenções da decisão ou tendências do estudante em permanecer ou evadir;
- ii. O mecanismo de enfrentamento que examina, compara e diagnostica as intenções da decisão ou tendências de evasão do estudante em relação à instituição, ao sistema, ao curso e a uma disciplina, ao estágio em que ocorre o processo e com as variáveis e fatores chaves (cognitivos, sociais e institucionais), assim como as possibilidades de intervenções, considerando os aspectos (sociológicos, econômicos, organizacionais, psicológicos e interacional) com base na informação coletada pelos sensores de alertas Sard (Sensor de Alerta rota *dropout*) e Sars (Sensor de Alerta rota sucesso);
- iii. Os Sensores de alerta rota Sucesso (SarS) específico da rota admissão – Sucesso estão diretamente relacionados as questões da permanência, progresso e do sucesso do aluno, assim como ao núcleo do Modelo de Referência (CMR). Este é responsável pelos alertas provenientes das declinações ou mudanças de

comportamentos que levam a alterações da informação sobre o estado do aluno na rota para o sucesso;

- iv. Os Sensores de alerta rota *Dropout* (SarD) específico da rota admissão – *Dropout* está diretamente relacionado com as questões da não permanência, desgaste e do *dropout* do aluno, assim como ao núcleo do Modelo de Referência (CMR). Este é responsável pelos alertas sobre as intenções da decisão ou tendências de evasão dos estudantes da instituição, bem como informações sobre o seu estado na rota para o *dropout*, considerando o estágio em que o processo ocorre.
- v. Uma das principais característica deste bloco é a comunicação bilateral entre os seus componentes e a convergência destes para a retenção, em função da criticidade.

No Bloco B2 do MRSIA temos:

- i. Os itens/componentes persistência, progresso e sucesso são estágios do processo pertencentes à rota admissão-sucesso que refletem as perspectivas e as dimensões relacionadas as perdas de estabilidade ou mudanças de comportamentos que alteram a informação do estado do estudante e desvia-o da rota admissão-sucesso, declinando-o a intenção ou tendência de risco de evasão ou não;
- ii. O (CMR) *Core* (núcleo) do Modelo de Referência é representado pela abordagem abrangente dos modelos e teorias, pela integração das perspectivas (sociológicas, econômicas, organizacionais, psicológicas e interacional) que são orientadas para a instituição e os estudantes. As dimensões contidas no CMR são responsáveis por delinear interações entre alunos e instituições (professores e acesso aos recursos disponibilizados), bem como o acompanhamento e monitorização das ações e reações dos estudantes e como estas se apresentam, considerando os estágios do processo dos itens/componentes relacionados com as intenções da decisão ou tendências de evasão do estudante;

- iii. Os itens/componentes não persistência, desgaste e evasão são estágios do processo pertencentes à rota admissão – *dropout* que refletem as perspectivas e as dimensões relacionadas com aspectos críticos à intenção ou tendências à evasão do estudante ou não.

O desenho 5, faz um refinamento do desenho 4 na busca de um aperfeiçoamento do modelo e substitui os blocos por elementos para apoiar a abordagem dos conceitos fundamentais. Nessa mesma direção reforça-se uma abordagem abrangente integrativa das perspectivas social, econômica, organizacional, psicológica e interacional, afim de que haja, um acompanhamento, monitorização e avaliações dos aspectos relacionados com os fatores influenciadores dos compromissos da relação mútua Instituição (I) e Estudante (E), que são relevantes para que os objetivos seja continuamente revistos e alcançados.

Alinhado ao propósito do modelo, observa-se que a sustentabilidade da instituição tem uma relação com os resultados do conjunto de aspectos da prevenção do risco de evasão e da retenção, pois à medida que o estudante ingressa na instituição e tem direção contrária ao caminho do Sucesso, emergindo a intenção de evasão do curso ou mesmo a instituição, isso reflete diretamente na situação financeira da instituição. Nesse sentido realinha-se o Modelo de Referência para Sistema Integrado de Alerta (MRSIA), o qual é composto por quatro elementos, como mostra a figura 7. O primeiro, “transição” diz respeito ao ingresso do aluno na graduação com um conjunto de características de fundo e o processo seletivo institucional.

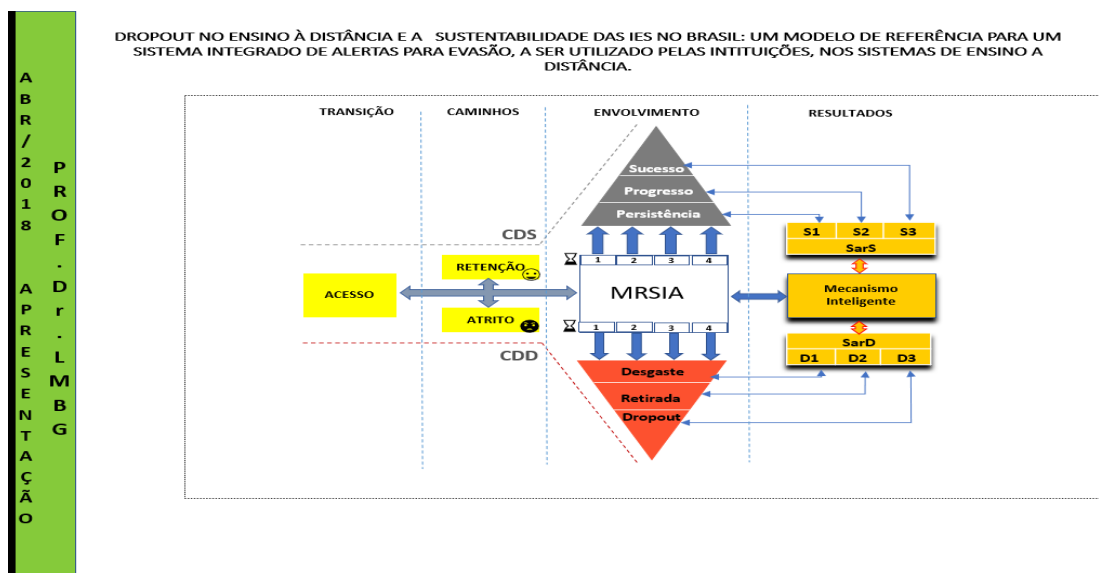


Figura 8 – Desenho 5 do MCRSIA

O segundo “*caminhos*” faz referência às políticas institucionais, experiências acadêmicas, adaptação e conexões no caminho da direção do estudante até à conclusão da graduação com sucesso ou evasão. O terceiro, “*envolvimento*” refere a sua ligação com os elementos 1, 2 e 4 e a inter-ligação do MCRSIA com os caminhos na direção para o sucesso e *dropout*, com os quais, os estudantes estão expostos durante o seu processo de aprendizagem. Quarto e último elemento, “*Resultados*” se referem a Características do aluno após o elemento envolvimento.

O primeiro elemento, “*transição*” é representado pelo módulo acesso, que por sua vez, está ligado diretamente aos elementos, caminhos e envolvimento. Tem como característica principal um quadro útil que descreve os resultados da relação dos fatores preditivos anteriores ao ingresso dos estudantes e a dimensão do processo seletivo institucional (padrões determinantes dos processos, métodos e critérios de seleção e admissão feito pelos governos, ou instituições de ensino superior, ou ambos para ingresso dos estudantes nas Instituições de Ensino Superior (IES). Descreve também como esta relação influencia no desempenho acadêmico, desenvolvimento de expectativas e comprometimentos educacionais dos estudantes, e como estes afetam a intenção ou tendências de evasão voluntária de estudantes nas instituições de ensino superior a distância. Pressupõe-se que os resultados positivos do quadro útil sejam fundamentais e relevantes para uma transição suave dos estudantes do secundário e adultos para a graduação. Trata-se de um módulo caracterizado pelas combinações de fatores pessoais e institucionais, e pelos atributos de fundo do estudante.

O segundo elemento, “*caminhos*” é representado pelos módulos retenção e atrito, que por sua vez, estão ligados diretamente aos elementos transição e envolvimento. Estes módulos possuem fatores e atributos que influenciam a capacidade institucional de manter e apoiar os estudantes na direção no caminho direção admissão-seleção até o sucesso ou evasão. O elemento *caminhos* tem como característica principal dois quadros úteis. O primeiro quadro diz respeito ao modulo retenção que se alinha na direção para a graduação com sucesso e descreve as características pessoais do estudante, a dimensão do programa acadêmico e o nível resultante de satisfação e motivação (resultados

acadêmicos) e o resultado, ou seja, estudantes retidos (resultados institucionais). Anderson sugere, “o melhor preditor de retenção de estudantes é a motivação. Os serviços de retenção precisam de esclarecer e desenvolver a motivação e abordar problemas de redução de motivação. A maioria dos alunos abandona por causa da motivação reduzida”.

O segundo quadro diz respeito ao módulo atrito que se alinha na direção para o *dropout* e descreve as características pessoais do estudante, características negativas do programa acadêmico (dimensões do programa acadêmico) e o resultante final como atrito (*dropout*). O atrito pode diminuir se as características negativas do programa acadêmico forem atendidas. No entanto, isso não significa que os estudantes aumentem a sua disposição de permanecer na instituição. A evasão é na verdade um fenômeno social complexo, definido como interrupção no ciclo de estudos em qualquer nível de ensino (Gaioso, 2005).

O terceiro elemento – formado pelo módulo do mecanismo inteligente e pelos sensores de alertas. Este é caracterizada por consubstanciar os resultados produzidos pelas colunas da transição-permanência e o caminho. Diz respeito à Interligação do módulo do mecanismo inteligente diretamente ao módulo MCRSIA e a interligação direta dos sensores de alerta de sucesso aos módulos persistência, progresso, sucesso. Os sensores de alerta de sucesso são responsáveis pelos alertas de prevenção provenientes das declinações de ocorrências no atendimento institucional, envolvimento do estudante e desempenho do curso através de um acompanhamento e monitoramento das alterações ou implicações das informações sobre o estado do aluno no caminho em direção ao sucesso. Diz respeito ainda a interligação direta dos sensores de alerta de *dropout* aos módulos desgaste, retirada e evasão/*dropout*. Os sensores de alerta de *dropout* são responsáveis pelos alertas de recuperação causados pelas mudanças prematuras do caminho, pelos afastamentos temporários e pela desistência/evasão do estudante, bem como pela informação sobre o seu estado, através de um acompanhamento e monitorização da identificação, classificação e avaliação da informação da instituição e do aluno, contidas em: nos índices de desempenho (X, Y e etc.), testes de aptidão ao curso, Sistemas cooperativos, Sistema de Controle Acadêmico, Sistemas de informação administrativos da instituição, pesquisas, avaliações e programa de permanência formal etc.

3.2 Base teórica do modelo conceitual proposto

À medida que a educação a distância se expande, as ofertas de cursos e matrículas de estudantes continuam crescendo. Na contramão desse crescimento, as instituições têm amargado perdas em função das altas taxas de evasão de estudantes. A evasão possui causas e origens amplas, que muitas das vezes foge ao controle das instituições. Os estudos existentes sobre as razões ou fatores da evasão de alunos concentram-se principalmente nos fatores que têm influência significativa no abandono. Embora essas pesquisas não tenham foco na prevenção da evasão, elas ajudam a selecionar atributos relacionados com referenciais teóricos para a construção do modelo deste estudo. A maioria dos modelos clássicos causais foram desenvolvidos a partir da adaptação de vários quadros teóricos para prever e explicar hipoteticamente o que leva um estudante a persistir na graduação e de que forma interromperem os seus estudos, evadindo-se do curso ou da instituição. Segundo Fawcett (1993), as teorias preditivas não só explicam as relações entre os conceitos de um fenômeno, como também preveem os resultados resultantes dessas relações, como também preveem os resultados resultantes dessas relações. Para Holder (2007) e Woodley, Lange e Tanewski (2001) a evasão do estudante, no entanto, é de facto um fenômeno complexo, porque envolve um comportamento humano que varia com o tempo. Abbad (2007), Sales (2010) e Xenos, Pierrakeas e Pintelas (2002) descrevem nos seus estudos que algumas das variáveis historicamente ligadas ao abandono discente em iniciativas de EaD podem ser classificadas em três grandes grupos: (1) fatores relativos ao evento instrucional; (2) fatores relacionados a características pessoais dos estudantes; e (3) fatores ligados ao contexto que cerca o aluno a distância. Outros estudos mostraram que existem muitos fatores que contribuem para a retirada do estudante. Woodley e Partlett (1983) acreditam que a maioria dos fatores está relacionada ao curso (design pobre, conteúdo não combina com a descrição do curso), ambiente estudantil (mudança de emprego, perda de lugar para estudar), motivação (mudança de objetivo, notas baixas) ou outras situações (por exemplo, medo de exames ou a matrícula em muitos cursos). Embora existam muitos estudos teóricos e empíricos que explicam as razões pelas quais os estudantes abandonam os seus estudos a distância, ainda são poucos os estudos qualitativos com foco na prevenção da evasão de estudantes na educação a distância. Segundo Ngoma, Simwanza e Makukna (2004) o campo de

estudos de EaD ainda não conta com um número satisfatório de modelos teóricos de suficiente validade preditiva para os fenômenos que se fazem presentes e afetam tal cenário. De uma maneira geral, duas abordagens vêm sendo dominante no desenvolvimento desses modelos, com foco na educação a distância, a saber: as sociológicas, Kember (1989), Tinto (1975) e psicológicas Bean e Metzner (1985), Rios, Santos e Nascimento (2001), Park (2007) e Wylie (2005). Três modelos fornecem uma estrutura teórica abrangente sobre o qual se desenvolveu a primeira versão do presente estudo do modelo de referência para um sistema integrado de alertas para evasão, o Modelo Conceitual de atrito de Estudantes Não Tradicionais de Bean e Metzner (1985), o Modelo teórico do desgaste não-tradicional dos alunos Wylie (2005) e o Modelo teórico para o abandono de adultos na aprendizagem *online* (Park, 2007). Os três modelos propostos têm como característica comum a evasão, que é como um processo longitudinal, onde as mudanças nas características do estudante ocorrem durante as interações entre estudantes e a instituição, que resultam em resultados, que influenciam a intenção de sair ou persistir. Apesar de Kember (1989) afirmar a improvável aplicação do modelo de Bean e Metzner (1985) para estudo de alunos à distância, em função de uma discrepância significativa entre as definições de aprendentes à distância em geral e alunos não tradicionais no modelo de Bean e Metzner (1985). Este estudo tem como estrutura o modelo Bean e Metzner (1985) e considera-o superior a outros modelos por duas razões: 1) por reconhecer as experiências e as características únicas do aluno não tradicional e 2) pela importância dos fatores ambientais na prevenção do *dropout*.

3.2.1 Modelos teóricos de sustentação do modelo conceitual proposto

O modelo conceitual proposto por Bean e Metzner (1985) incluiu um exame da intenção de um aluno sair da faculdade ou desistir a partir dos efeitos entre sete conjuntos de variáveis: (1) histórico de alunos, (2) acadêmico, (3) ambiental, (4) interação social, (5) resultados acadêmicos e GPA, (6) resultados psicológicos, e (7) intenção de sair. [5] definiram quatro conjuntos de variáveis que poderiam prever a evasão: variáveis de fundo, variáveis ambientais, variáveis acadêmicas e intenção de sair. Este modelo foi um dos primeiros a argumentar que as variáveis externas, como horas de trabalho, obrigações familiares e as finanças pessoais desempenharam um papel importante na previsão de atrito para alunos não tradicionais. No modelo, as variáveis ambientais são presumidas como sendo mais importantes do que as variáveis acadêmicas na predição da evasão e

persistência dos estudantes não tradicionais. Esses pesquisadores afirmam que, para os estudantes não tradicionais, o apoio ambiental compensa o apoio escolar fraco, mas o apoio acadêmico não compensará o fraco apoio ambiental. Bean e Metzner (1985, pág. 490) acreditavam que as variáveis ambientais teriam um efeito direto “substancial” nas decisões de abandono. O Modelo teórico do desgaste não tradicional dos alunos de Wylie (2005) tem como base os modelos de Integração Estudantil (Tinto, 1982), o modelo de atrito Estudantil (Bean, 1980) e o Modelo Conceitual de atrito de Estudantes Não Tradicionais (Bean, 1982) e o de Bean e Metzner (1985). O estudo de Wylie (2005) tem como estrutura a reconcetualização do modelo Bean e Metzner (1985), e parte de dois aspectos. O primeiro aspecto descreve o procedimento de avaliação realizado pelo aluno antes ou no momento da matrícula e a realização do compromisso do estudo, formado por cinco fatores (Histórico, Acadêmico, Ambiental, Utilidade do Curso e Auto-estima). O segundo aspecto aborda o período (isto é, as primeiras 6 a 8 semanas do programa de estudo) onde o processo de reavaliação da participação no curso e subsequente separação e o desligamento do compromisso do estudo é iniciado. Este compreende cinco processos, com quatro novas características, a saber: Ajuste de autoestima acadêmica; Ajuste do Autovalor Social; Reavaliação da Participação; e o Processo de Desengajamento/desligamento e a característica intenção de sair. O modelo postula um processo em que o aluno cujas autopercepções foram impactadas negativamente e reavalia a sua participação no seu curso de estudo e entra em um processo cíclico de desligamento e separação do compromisso do estudo. Através da identificação de construtos que atuam como variáveis mediadoras do comportamento de persistência (ou seja, construtos de autoconceito), teoriza-se que a mensuração efetiva do seu impacto pode alertar o pesquisador para o aluno que é vulnerável ao abandono. O Modelo teórico para o abandono de adultos na aprendizagem *online* (Park, 2007) reviu os estudos que se focaram na identificação de fatores significativos que afetam estudantes de programas *online* não tradicionais e não graduados, que desistiram e propôs uma estrutura baseada no modelo de Composição da Persistência (Rovai, 2003). para entender a evasão de adultos. O modelo proposto por Park (2007) apresenta os fenômenos evasão e permanência em cursos a distância diretamente influenciados por fatores internos e externos relacionados com os cursos e indiretamente influenciados por características e habilidades/compatências dos estudantes, sendo estas anteriores e independentes em relação ao curso. Park (2007) concentrou o seu modelo em três principais categorias: características individuais (idade, gênero, escolaridade e situação de emprego), fatores

externos e fatores internos. Os fatores internos são movidos durante o curso e influenciam o engajamento/envolvimento do aluno, enquanto os fatores externos são movidos entre antes e durante os cursos porque eles afetam as decisões dos alunos não apenas durante o curso, mas também antes do curso. A relação entre fatores internos e fatores externos são expressos como inter-correlação e não como influência unilateral.

3.2.2 Limitações dos modelos de sustentação

O modelo conceitual proposto por Bean e Metzner (1985) tem três limitações que implicam na sua aplicação. Primeiro, seu modelo se concentra em faculdades tradicionais ou programas orientados para ofertar graus acadêmicos. A sua base de discussão foi construída em faculdades tradicionais de quatro anos ou faculdades comunitárias, e não incorpora estudantes não tradicionais que buscam treinamento/treino ou certificados profissionalizantes. Bean e Metzner (1985) presumem que, em termos de alunos não tradicionais, identificados como maiores de 24 anos, pode haver diferentes fatores associados à sua decisão de sair antes de concluir ou atingir suas metas acadêmicas. Usando essa definição, os alunos com menos de 25 anos não são considerados em risco de sair. No entanto, o estudo de Adelman (2006), mostra que atrasar a matrícula por até um ano após a conclusão do ensino médio pode ter sérias consequências para a persistência do estudante através da introdução de fatores de risco adicionais, levando a evasão. Por fim, os pesquisadores afirmam que, para os estudantes não tradicionais, o apoio ambiental compensa o apoio escolar fraco, mas o apoio acadêmico não compensará o fraco apoio ambiental. Essa identificação da importância dos critérios ambientais como fatores mediadores representa um importante contributo para compreensão da evasão. Apesar de Bean e Metzner (1985) tenham relatado a criticidade do ambiente institucional na tomada de decisão dos alunos não tradicionais, eles não especificaram uma associação entre os tipos de apoio e os resultados dos alunos. Embora o modelo teórico do desgaste não-tradicional dos alunos de Wylie (2005) tenha como base os modelos Tinto (1982), Bean (1980, 1982) e Bean e Metzner (1985), esse é estruturado em praticamente 100% a partir de uma reconceituação do modelo de Bean e Metzner (1985), acrescido de dois aspectos. O modelo não traz clareza quanto a sua abordagem, se psicológica, se social ou mesmo psicológica-social, dificultando o seu entendimento. Na realidade o que se vê é uma confusão terminológica entre termos autoconceito e auto-estima. De acordo com Oliveira (1994) o autoconceito apresenta-se como uma atitude que o indivíduo tem de si

mesmo, decorrente da maneira como se percebe já a auto-estima se refere a uma atitude valorativa do indivíduo com relação a si mesmo.

3.3 Modelo Conceitual de Referência para um Sistema Integrado de Alerta (MCRSIA) da evasão de estudantes

Com base nos cinco desenhos do modelo proposto e na análise da literatura de modelos de atrito, desgaste e abandono, este estudo desenvolveu duas versões, uma inicial e a outra final do Modelo conceitual de Referência para um Sistema Integrado de Alerta da evasão de estudantes.

3.3.1 Versão inicial do MCRSIA de Alerta da evasão de estudantes.

A primeira, versão do *modelo conceitual* de Referência para um Sistema Integrado de Alerta da evasão de estudantes tem abordo, três modelos que fornecem uma estrutura teórica abrangente sobre o qual se desenvolveu a primeira versão do presente estudo, são eles: o Modelo Conceitual de atrito de Estudantes Não Tradicionais de Bean e Metzner (1985), o Modelo teórico do desgaste não-tradicional dos alunos de Wylie (2005) e o Modelo teórico para o abandono de adultos na aprendizagem *online* de Park (2007), como mostra a figura 9. Os três modelos propostos têm como característica comum a evasão, que é como um processo longitudinal, onde as mudanças nas características do estudante ocorrem durante as interações entre estudantes e a instituição, que resultam em resultados, que influenciam a intenção de sair ou persistir. Nessa primeira versão, o MRSIA sintetiza e amplia as várias características dos modelos teóricos de evasão de Bean e Metzner (1985) e Wylie (2005), que são direcionados para instruções de sala de aula tradicionais e Park (2007), que tem características direcionadas a instrução da educação a distância.

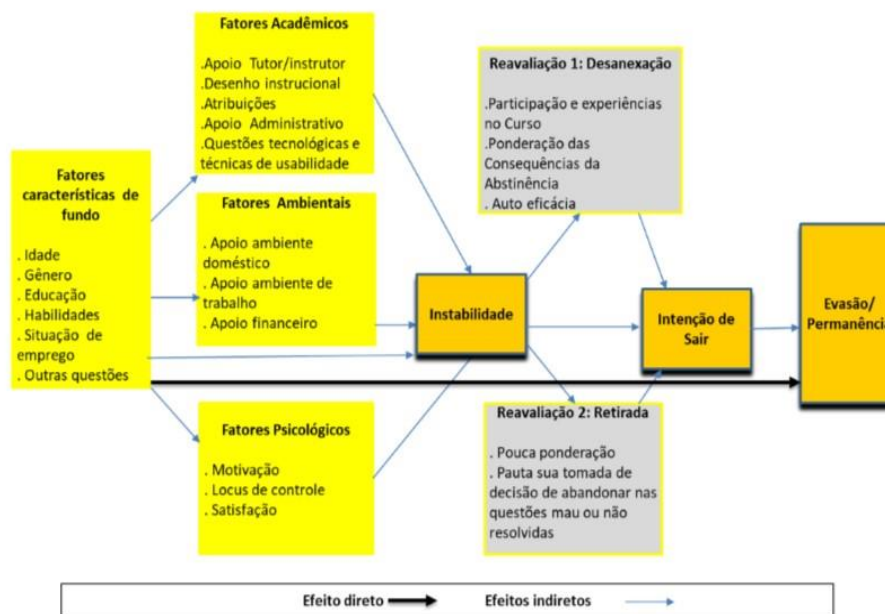


Figura 9 – Primeira versão do Modelo Conceitual de Referência para um Sistema Integrado de Alerta da evasão de estudantes

A versão inicial do MCRSIA possui na sua estrutura dois conjuntos de elementos principais e abrangentes que são teorizados para serem causais e sequenciais em sua ordenação. (a) o conjunto de elementos centra-se basicamente nos fatores preditores anteriores e posteriores a admissão do estudante na graduação. (b) o conjunto de elementos centra-se nas instabilidades dos fatores preditores, nos processos de reavaliações b1: desanexação e reavaliações b2: retirada, nas intenções de sair e na evasão/permanência do estudante. Teoriza-se que à medida que esses fatores estão equilibrados positivamente o estudante prossegue seu curso, em caso contrário, ou seja, em algum momento ao longo do curso ocorrer uma instabilidade, o estudante faz uma reavaliação da situação, que pode resultar na probabilidade de deixar o curso.

Fatores preditores anteriores e posteriores a admissão do estudante na graduação

O modelo sintetiza a sua estrutura com base em um conjunto ou categoria de quatro fatores retirados dos modelos de Bean e Metzner (1985), Park (2007) e Wylie (2005), a saber: (1) fatores características de fundo, como idade, gênero, educação, habilidades, situação de emprego e outras questões. Essa categoria de fatores refere-se à

situação sócio demográfica e experiências anteriores, que correspondem às características dos estudantes para a prevenção da evasão; (2) fatores acadêmicos, como apoio tutor/instrutor, desenho instrucional, atribuições, apoio administrativo e questões tecnológicas e técnicas de usabilidade. Essa categoria de fatores são fatores sobre os quais a instituição tem total controle, mas podem potencialmente afastar o estudante do curso. Em geral estes fatores estão associados à qualidade e à dificuldade de materiais instrucionais, o acesso e a qualidade do suporte tutorial e o serviço administrativo e de suporte fornecido pela instituição; (3) fatores ambientais, como apoio ambiente doméstico, apoio ambiente de trabalho e apoio financeiro. Essa categoria de fatores são fatores sobre os quais a instituição tem pouco controle, mas podem potencialmente afastar o estudante do curso. Em geral esses fatores estão associados às mudanças nas circunstâncias da vida que perturbam ou de alguma forma alteram as metas, expectativas e compromisso com os quais os alunos iniciam os seus estudos de educação a distância; (4) fatores psicológicos, como motivação, *locus* de controle e satisfação. Essa categoria de fatores abrange vários aspectos das atitudes vivenciadas pelos estudantes em relação à situação de aprendizagem em geral, em relação a determinados cursos e à interação com o instrutor, a outros alunos e aos conteúdos que influenciam a decisão do estudante de abandonar ou não o processo formativo. Os fatores do modelo atual não são independentes, mas influenciam-se uns aos outros. Nenhum fator isolado pode fazer com que um aluno abandone um curso *online*. Em vez disso, como alguns pesquisadores reconhecem, é a interação de inúmeros fatores que levam, eventualmente, um estudante concluir ou não um curso Holder (2007), Morgan e Tam (1999) e Perry et al. (2008). O modelo atual abrange a influência indireta e direta desses fatores nas decisões de abandono dos alunos.

Instabilidades dos fatores preditores, reavaliações

b1: desanexação e reavaliações;

b2: retirada, intenção de sair e evasão/permanência do estudante.

O desvio (ampliação) do modelo de referência em relação ao modelo Bean e Metzner (1985), ocorre com a adição da componente instabilidade, incorporada para identificar e refletir os aspectos positivos e negativos dos estudantes, bem como, as inconsistências dos efeitos dos diversos fatores das categorias de fatores características de fundo, acadêmicos,

ambientais e psicológicos, e as suas combinações, que influenciam as reavaliações, afim de prever a evasão. Embora essa componente instabilidade possa desempenhar um papel importante na determinação da previsão da evasão de estudantes, sugere-se que isso ocorra de forma gradativa, através de processos de reavaliações separados. Características dos processos de reavaliações 1 e 2 são adaptadas do modelo de Wylie (2005), essas em conjunto com a componente instabilidade moldam basicamente o segundo aspecto do modelo de referência descrito na figura 1 e referem-se as fases em que o estudante inicia a reavaliação de sua participação no curso do estudo e entra em um processo de declínio do seu compromisso. Os resultados positivos refletidos pela instabilidade nos processos de reavaliações 1 e 2, ou seja, resultados favoráveis dos fatores preditores ou das suas combinações direcionam o estudante para a continuação do curso e posterior conclusão.

Os resultados negativos, ou seja, resultados desfavoráveis dos fatores preditores ou de suas combinações criam instabilidade e direciona os estudantes para uma reavaliação 1: desanexação, por conseguinte para a reavaliação 2: retirada, seguido da intenção de sair até o *dropout*. Teoriza-se que, sempre que há mudanças significativas nos fatores preditores anteriores e posteriores a admissão na graduação com resultados negativos, essas afetam a componente instabilidade, que por sua vez influencia os processos de reavaliações dos estudantes frente à alternativa de abandonar o curso, a instituição ou mesmo o sistema educacional. O processo de reavaliação 1: desanexação, diz respeito a primeira fase de declínio do estudante em relação a seu compromisso do estudo. Nessa fase os problemas na interação e experiências do estudante em diferentes contextos, ocasionadas pelas mudanças prematuras nos fatores preditores anteriores e posteriores a admissão com resultados negativos afetam os compromissos do estudo e a sua intenção de deixar o curso do estudo por qualquer motivo. Nesse processo de reavaliação 1: teoriza-se que o estudante faz uma série de ponderações antes de qualquer tomada de decisão. O processo de reavaliação 2: retirada, também chamado de *trancamento (stopout)*, afastamento temporário, diz respeito à segunda fase de declínio do estudante em relação ao seu compromisso do estudo. Nessa fase o tempo de duração dos problemas na interação e experiências do estudante em diferentes contextos torna-se crítico em função de questões não ou mal resolvidas. Mudanças nos fatores preditores anteriores e posteriores à admissão com resultados negativos afetam os compromissos do estudo e resultam em uma maior probabilidade do estudante deixar o curso. Nesse processo de reavaliação 2 teoriza-se que o estudante, faz pouca ponderação e pauta sua tomada de

decisão de abandonar nas questões não ou mal resolvidas. A intenção de sair, diz respeito ao resultado dos efeitos de fatores preditores anteriores e posteriores a admissão na graduação com resultados negativos que afetam os estudantes, refletidas pela componente instabilidade, após processos de reavaliações 1 e 2. Teoriza-se que apesar da intenção de sair do estudante, este experimenta antes os processos de reavaliações, no entanto, em algum momento há uma decisão consciente para deixar o programa de estudo. Evasão (*dropout*) também chamada de abandono, partida, desistência ou evasão (*dropout*), diz respeito à saída definitiva do estudante do curso, da instituição ou sistema educacional sem conclusão da graduação ou a diferença entre ingressantes e concluintes, após passar por um período de desanexação e retirada. Exemplos: O estudante não conclui o semestre, desiste do curso, abandona a instituição e o sistema educacional.

3.2.2 Versão final do modelo conceitual de Referência para um Sistema Integrado de Alerta da evasão de estudantes

Após uma revisão mais refinada dos modelos, observou-se que embora o modelo teórico do desgaste não-tradicional dos alunos de Wylie (2005) tenha como base os modelos de Integração Estudantil de Tinto (1982), o modelo de atrito Estudantil de Bean (1980) e o Modelo Conceitual de atrito de Estudantes Não Tradicionais de Bean (1980) e Bean e Metzner (1985). Estes, não trazem clareza quanto à sua abordagem, o que dificulta o entendimento dos termos autoconceito e autoestima abordados no modelo e até mesmo na análise de variáveis. Diante desse facto, retirou-se o modelo de Wylie (2005) da estrutura do MCRSIA, gerando, a segunda versão do MCRSIA, ou seja, a estrutura do final do modelo conceitual, conforme apresentado na Figura 10. Assim, especificamente, dois modelos de prevenção da evasão de estudantes passam a formar a estrutura conceitual do presente estudo do modelo de referência para um sistema integrado de alertas para evasão, são eles: o Modelo Conceitual de atrito de Estudantes Não Tradicionais de Bean e Metzner (1985), e o Modelo teórico para o abandono de adultos na aprendizagem *online* (Park, 2007). Nesta proposta, além das duas categorias de fatores que compõem o modelo conceitual proposto: (a) preditor da evasão anteriores a admissão que compreende os fatores característica de fundo e (b) Preditores da evasão posteriores a admissão que compreendem os fatores acadêmicos, ambientes e psicológicos; é assim obtido o bloco resultado, denominado evasão. Após descrição dessas categorias segue a postulação do MRSIA.

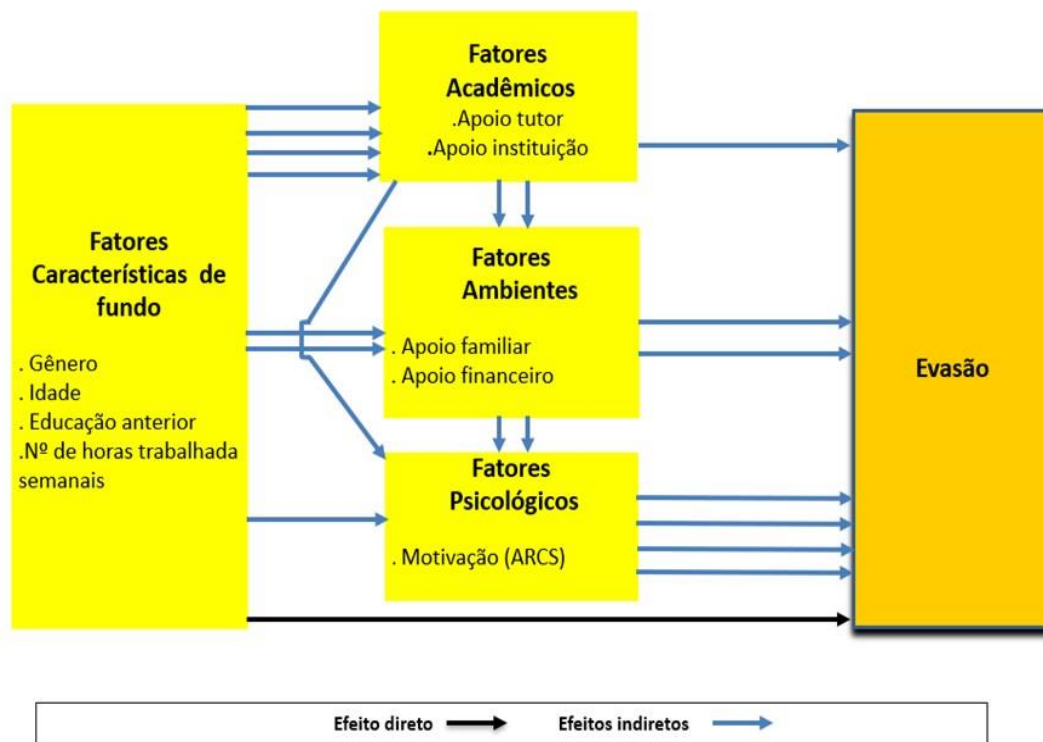


Figura 10 – Versão final do Modelo de Referência para um Sistema Integrado de Alerta

Preditor da evasão anteriores à admissão

O fator características de fundo foi considerado importante na prevenção da evasão de estudantes na graduação na modalidade de ensino a distância e suportam o modelo conceitual. Embora a pesquisa disponível ofereça vários fatores preditores da evasão anteriores à admissão de estudantes na educação a distância, há pouca oferta de variáveis que possa melhorar prontamente a situação da evasão na educação a distância, de forma isolada. De acordo com o estudo revisado na literatura de Costa e Gouveia (2019) com foco nos fatores anteriores à admissão, especificamente das características individuais de estudantes alguns estudiosos centram os seus estudos de evasão de estudantes adultos no programa sobre variáveis idade, sexo e nível de educação, situação de emprego/número de horas trabalhadas (Abbad, Carvalho e Zerbini, 2006; Bean e Metzner, 1985; Dupin-Bryant, 2004; Park, 2007; Rovai, 2003). Embora com várias denominações das características individuais do estudante citadas pelos estudiosos, a saber: experiências e variáveis de fundo, características demográficas, característica da clientela, características individuais e características e habilidade/competência do

estudante. Características individuais dos estudantes no momento da entrada na graduação são definidas como os fatores de pré-requisito para a prevenção da evasão de estudantes em todos os estudos acima mencionados. Nesse sentido, Yasmin (2013), afirma que a maioria dos pesquisadores do ensino a distância consideraram as variáveis demográficas dos alunos, como sexo, idade, número de filhos, estado de emprego e região de residência, como os fatores que mais predizem o comportamento de abandono (Belawati, 1998; Woodley e Parlett, 1983). Entretanto, entre essas variáveis, a idade (Cooper, 1990; Newell, 2007; Rekkedal, 1972; Xenos, Pierrakeas e Pintelas, 2002) e o gênero (Martin, 1990) emergiram como os fatores mais capazes de prever as taxas de abandono e sucesso. Neste modelo, o fator características de fundo consiste das variáveis Idade, Gênero, Educação anterior e situação de emprego/número de horas trabalhadas semanais).

Preditores da evasão posteriores à admissão

Com base na literatura, foi feito um levantamento pelo pesquisador com foco específico nos fatores preditores da evasão de estudantes na graduação a distância. O pesquisador identificou vários fatores preditores da evasão posteriores à admissão de estudantes, tornando evidente que este tema tem recebido crescente atenção de pesquisadores que buscam entender e prever a evasão de estudantes adultos nas instituições de ensino superior (IES) a distância. Os fatores e as suas respectivas variáveis selecionadas para este estudo são (i) acadêmicos (apoio tutor/instrutor e apoio institucional), (ii) fatores ambientes (apoio familiar, apoio da organização e apoio financeiro) e (iii) fatores psicológicos- Motivação (Atenção, Relevância, Confiança e Satisfação), é como segue:

Fatores acadêmicos

São característicos do estudante de cursos *online*, incluindo as variáveis apoio tutor/instrutor e apoio institucional. Essas, vem sendo muito citado pelos autores para prever e explicar o facto de alunos desistirem ou permanecerem nos seus programas de cursos de graduação a distância. Esse, é o típico fator sobre o qual a instituição tem total controle e que podem potencialmente afastar o estudante da oferta formativa. Em geral esse fator está associado a qualidade do suporte tutorial, ao serviço administrativo e de

suporte fornecido pela instituição. Nesse sentido, as variáveis apoios tutor/instrutor e institucional são importantes para o estudo de previsão da evasão de estudantes no ensino superior a distância.

Variável apoio tutor/instrutor

Esse é uma importante variável na prevenção da evasão de estudantes na graduação na modalidade de ensino a distância. Brown (1996) afirmou que a falta de apoio dos tutores e as dificuldades em os contatar desempenharam um papel importante nas decisões de abandono. A literatura aponta que os problemas relacionados ao desempenho do tutor, como falta de apoio ao aluno, falta de *feedback*, falta de conhecimentos ou inabilidade para o transmitir, são descritos como uma das causas para o abandono do discente (Abreu-e-Lima e Alves, 2011; Lee e Anderson, 2013). Nos seus estudos, Mattar (2012) defende a importância da figura do tutor no contato inicial e em gerar um sentido de comunidade na turma que conduz. Para Mill (2012) que vai um pouco além do apoio, a figura do tutor é tão importante para a relação de ensino e aprendizagem que o aluno reconhece nele (tutor), a própria instituição de ensino – dada a estreita relação entre eles. A imagem da instituição que é passada ao aluno está diretamente ligada a essa relação. Observa-se assim, que a imagem instituição-tutor são praticamente comuns e unificadas, nesse processo de apoio.

Variável apoio instituição

Apoio essencial nos cursos a distância por meio de tecnológicos e infraestrutura administrativa centralizada. Um estudo de análise fatorial de barreiras à educação a distância, desenvolvido por Muilenburg e Berge (2001) identificaram um modelo de dez fatores que explicavam 52% das variações de dados. Cinco dos dez fatores estavam relacionados a apoios institucionais: estrutura administrativa, remuneração e tempo do corpo docente, avaliação/eficácia, acesso e serviços de apoio ao estudante. Eles ressaltam que quando esses fatores eram insuficientes ou insatisfatórios, eles se tornaram barreiras para os alunos, desafiando-os nos seus esforços para concluir o curso. Assim, supõe-se que essas barreiras influenciam a decisão de desistir dos alunos. Ivankova e Stick (2007) e Clay, Rowland e Packard (2009) confirmaram essa premissa por meio de entrevistas telefônicas com alunos que abandonaram os cursos *online* (OLC, 2015; Shelton, 2011)

em que estes reportam o apoio Institucional. O apoio institucional refere os recursos e a infraestrutura administrativa disponibilizada pelas instituições de ensino superior nos seus programas de educação *online*. Para Simpson (2002) as instituições precisam de ter uma adequada componente administrativa para apoiar e monitorar a equipe local e estabelecer contatos com os centros de estudo. O autor chama atenção para o modo de entrega, duração e níveis dos cursos, pois segundo ele esses podem afetar as estratégias de apoio institucional.

Fator ambiente

Diz respeito ao fator que a instituição tem pouco controle, mas podem potencialmente afastar o estudante do seu programa de graduação. Em geral esses fatores estão associados às mudanças nas circunstâncias da vida que perturbam ou de alguma forma alteram as metas, expectativas e compromisso com os quais os alunos iniciam os seus estudos de educação a distância. Tais mudanças de vida como doença pessoal, realocação, estado de emprego alterado e problemas familiares ocorrem rapidamente e com frequência inesperadamente. Segundo Sales (2010), as variáveis ambientes relacionam-se com a adequação do ambiente familiar, do trabalho e a outras questões que envolvem a vida do aluno e que podem interferir nos seus processos formativos. O fator ambiente consiste das variáveis apoio familiar, apoio do trabalho e apoio financeiro. Essas variáveis têm se mostrado relevantes na prevenção da evasão de estudantes na graduação na modalidade de ensino a distância. (Shin e Kim, 1999; Osborn, 2001; Perry et al. 2008; Parker, 1999) indicam que muitos dos alunos que evadiram dos seus cursos *online* atribuíram a sua decisão ao fator ambiente, incluindo compromissos de trabalho, várias responsabilidades familiares e sociais e apoio insuficiente de familiares, amigos ou colegas, cônjuges, empregadores e apoio financeiro.

Variável apoio familiar

Para Bean e Metzner (1985) o encorajamento dos pais está positivamente associado com a persistência dos estudantes tradicionais, mas o efeito do encorajamento do cônjuge é menos claro. A influência dos amigos na decisão de desistir, ou permanecer é forte tanto para os estudantes tradicionais como para os não tradicionais. Segundo Lee e Choi (2011) o nível de apoio que os alunos receberam dos outros foi um importante

indicador da sua persistência na aprendizagem *online*. Família, amigos, empregadores e colegas podem oferecer vários tipos de apoio positivo para ajudar os alunos a obter sucesso em cursos *online*.

Variável apoio financeiro

Em um estudo de análise de correlação e discriminante para identificar preditores da evasão realizado por (Parker, 1999). Foi determinado que o *locus* de controle e o apoio financeiro, e em particular o pagamento por conta própria, foram capazes de prever a evasão com quase 85% de precisão. Este estudo determinou que o *locus* de controle de um estudante e apoio financeiro podem atuar como preditores da sua não conclusão na educação a distância. O estudo de Bean e Metzner (1985) revela que a dificuldade financeira leva à desistência do estudante no seu programa de curso, independentemente da idade ou status de matrícula.

Já no estudo Swail (2004), ele utilizou quatro categorias para descrever apoio financeira. Subsídios e bolsas de estudo, empréstimos estudantis, aconselhamento financeiro e assistentes/programas de estudo de trabalho foram identificados na literatura e apoiados pelo painel para serem variáveis importantes na retenção de estudantes.

Fator psicologico

Este fator abrange aspectos das atitudes vivenciadas pelos estudantes em relação à situação de aprendizagem em geral, em relação a determinados cursos e à interação com o instrutor, a outros alunos e aos conteúdos que influenciam a decisão do estudante de abandonar ou não o processo formativo. O estudo de Lee e Choi (2011) apontam que especialmente, os fatores psicológicos dizem respeito ao *locus* de controle do aluno, motivação, autoconfiança, satisfação com cursos e instrução e confiança. Para Park e Choi (2009), relevância e satisfação são as sub-dimensões da motivação que têm sido frequentemente estudadas (Chyung, Winiecki e Fenner, 1998; Doo e Kim, 2000; Levy, 2003, 2007; Shea, Pickett e Pelz, 2003), essas são conhecidas por estarem altamente correlacionadas com várias questões relacionadas ao curso, tais como design instrucional, organização dos cursos on-line, facilitação de instrutores e interação.

Neste estudo o fator psicológico, que consiste na variável motivação foi considerado relevantes na prevenção da evasão de estudantes na graduação na modalidade de ensino a distância. Neste estudo a motivação é representado pelo modelo pelas subdimensões Atenção, Relevância, Confiança e Satisfação (ARCS) de Keller (1987a, 1987b), que é consiste das variáveis atenção, relevância, confiança e satisfação, e suas respectivas estratégias. O modelo ARCS tenta sintetizar as teorias de aprendizagem comportamentais, cognitivas e afetivas e demonstrar que a motivação do aluno pode ser influenciada por condições externas (Moller, 1993). As variáveis atenção, relevância, confiança e satisfação servem como estrutura para o desenvolvimento de estratégias instrucionais para captar e manter a atenção do aluno, estabelecendo a relevância do material ensinado, melhorando e sustentando a confiança do aluno e proporcionando uma sensação de satisfação do aluno através de atividades intrínsecas e extrínsecas (Huett et al., 2008).

A variável motivação (atenção, relevância, confiança e satisfação) parece ser significativa para o fator psicológico na desistência dos estudantes. Estudos indicam que a motivação obteve um forte efeito sobre a prevenção da evasão. Quando o aluno alega que estar com baixa motivação, muito maiores são as suas chances de evadir dos cursos. Alguns estudos investigaram a relação da motivação com as decisões de desistir. Osborn (2001) entrevistou 501 estudantes de graduação e pós-graduação da Universidade do Texas, examinando os fatores que influenciaram o desempenho acadêmico dos alunos e suas decisões de desistir. A motivação foi medida por questões sobre a atitude de cada aluno em relação aos seus objetivos de aprendizagem, lição de casa e interação com os colegas. A análise discriminada por (Osborn, 2001) revelou que a motivação dos alunos previu significativamente a sua decisão de desistir. Em outro estudo Castles (2004) entrevistou estudantes de graduação que abandonaram os cursos *online* e descobriram que o seu nível de motivação para a aprendizagem era um fator importante nas suas decisões de abandono.

O modelo ARCS de Keller (1987a, 1987b), está a ser usado como uma estrutura conceitual para o desenvolvimento de instrumentos e apoio a ambientes de aprendizagem a distância que aumentam a motivação dos estudantes. Cada uma das quatro variáveis do Modelo ARCS (atenção, relevância, confiança e satisfação) de Keller (1987a, 1987b) possui três estratégias essenciais, como delinear-se e resume-os na tabela 6.

Variáveis e estratégias Modelo ARCS de Keller				
	Atenção	Relevância	Confiança	Satisfação
Estratégias	A1. Estimulação perceptiva	R1. Orientação do objetivo	C1. Requisitos de aprendizagem	S1. Reforço intrínseco
	A2. Estimulação do inquérito	R2. Correspondência motivacional	C2. Oportunidades de Sucesso	S2. Recompensas Extrínsecas
	A3. Variabilidade	R3. Familiaridade	C3. Responsabilidade Pessoal	S3. Equidade

Quadro 4 – Modelo ARCS de Keller, resumo (Keller 1987a, 1987b)

Fonte: Elaborado pelo autor

Variável atenção.

Vários aspectos comportamentais podem limitar os efeitos das estratégias motivacionais para o aprendizado do estudante, entre eles a falta de atenção. Nesse sentido, é importante que o instrutor ganhe e sustente a atenção e o interesse dos estudantes durante a instrução, pois isso pode ter efeito positivo e assegurar a permanência do estudante. De acordo com Keller (1987a, 1987b), atenção, é um elemento de motivação e é também um pré-requisito para a aprendizagem. A preocupação motivacional é obter e manter a atenção. O autor destaca que as três estratégias para melhorar a atenção do estudante, incluem: (a) excitação perceptiva: uso de estratégias para obter interesse inicial; (b) excitação do inquérito: uso de resolução de problemas, questionamento, um senso de mistério e divulgação progressiva para aumentar o interesse; (c) Variabilidade de uso da variedade (palestra com recursos visuais, atividade em grupo ou jogo) para uma mudança de ritmo.

Nesse sentido, Balaban-Sali (2008) aponta que vários estudos indicaram que variabilidade, eventos inesperados, curiosidade e situações incompatíveis estimulam a atenção. A autora destaca que as estratégias como experimentar diferentes métodos de instrução, usar diferentes estilos de apresentação, responder às perguntas dos alunos com uma opinião diferente (mesmo enganosa), escolher diferentes exemplos e exercícios relacionados com o assunto podem ajudar à atenção dos alunos durante toda a aula, fornecendo variabilidade.

Variável relevância.

É também importante que projetistas e instrutores de cursos tentem fazer com que o conteúdo e instrução pareça relevante para as oportunidades de carreira presentes e futuras na percepção dos estudantes. Vale ressaltar que vincular uma ambientação útil e atividades que reflitam as suas necessidades e interesses, podem ser relevantes para a permanência dos alunos no programa do curso. Nesse sentido, Keller (1987a, 1987b) observa a importância de se focar no processo e não nos fins. Para ele, a relevância pode vir da maneira como algo é ensinado; não precisa vir do conteúdo em si. Por exemplo, pessoas com um alto nível de “necessidade de afiliação” tendem a gostar de aulas nas quais possam trabalhar cooperativamente em grupos. Da mesma forma, as pessoas com alto nível de “necessidade de realização” desfrutam da oportunidade de estabelecer metas moderadamente desafiadoras e de assumir responsabilidade pessoal para as alcançar. Na medida em que um curso de instrução oferece oportunidades para um indivíduo satisfazer essas e outras necessidades, a pessoa terá um sentimento de relevância percebida.

Assim, relevância, é no nosso contexto, o conceito de vincular o conteúdo às necessidades e desejos do aluno. Inclui uma orientação objetiva: a de apresentar os objetivos e finalidade útil da instrução e métodos específicos para uma realização bem sucedida. Um exemplo é o professor que explica os objetivos da lição; que explicita e combine objetivos com as necessidades e motivação do aluno. Um outro exemplo é o professor permite que os alunos apresentem os seus projetos por escrito ou oralmente para acomodar diferentes necessidades e estilos de aprendizagem; Familiaridade: apresentar o conteúdo de maneiras que sejam compreensíveis e relacionadas com a experiência e os valores dos alunos. Um exemplo é uma professora que pede aos alunos que forneçam exemplos das suas próprias experiências para o conceito apresentado na aula.

Em seu estudo Nwagbara (1993) observou que as estratégias de relevância foram eficazes no aumento das percepções motivacionais dos alunos. Para o autor, os alunos percebem os assuntos como mais familiares para eles pelo uso de histórias ou imagens das pessoas e objetos que eles aceitam como familiares.

Variável confiança

Embora existam fatores que contribuem para o nível de confiança, ou expectativa de sucesso do estudante. Diferenças na confiança, podem afetar a aprendizagem, ou

permanência de um estudante (Keller, 1987a, 1987b). Confiança, que se concentra no desempenho do aluno, e ajuda os estudantes a desenvolver uma expectativa positiva de que eles serão capazes de alcançar uma experiência de aprendizagem bem-sucedida. Para o autor o objetivo da maioria das estratégias é ajudar o aluno a formar a impressão de que algum nível de sucesso é possível se o esforço for exercido. Delinear-se assim, as três estratégias do fator confiança, que inclui requisitos de aprendizagem: informar os alunos sobre os requisitos de aprendizagem e desempenho e os critérios de avaliação; Oportunidades de Sucesso: fornecer oportunidades desafiadoras e significativas para o aprendizado bem-sucedido; Responsabilidade Pessoal: associe o sucesso da aprendizagem ao esforço e à capacidade pessoal dos alunos.

Segundo Balaban-Sali (2008) confiança, que fornece um senso de auto-estima e capacidade de sucesso em tarefas desafiadoras, envolve estratégias para: fornecer requisitos de aprendizagem sob a forma de objetivos claros; fornecer oportunidades de sucesso com antecedência e com frequência suficiente para estabelecer a crença do aluno em sua capacidade de alcançar; fornecer controle pessoal sobre a aprendizagem com escolhas de conteúdo, objetivos e atividades. Isso relaciona o sucesso às suas escolhas e esforços. Para a autora os alunos têm que acreditar que serão bem sucedidos. No entanto, é necessário que o indivíduo aproveite sua chance e teste sua capacidade de aprender novos comportamentos.

Lucey (2015) observa que uma estratégia para garantir que os alunos se sintam desafiados é fornecer instrução diferenciada, o que dá aos alunos opções de aprendizagem baseadas nos seus estilos pessoais de aprendizagem, conhecimento e habilidades/competências.

Variável satisfação

Variável importante na decisão do estudante abandonar o curso. Resultados do estudo de (Levy, 2007) sugere que, de acordo com pesquisas anteriores, a satisfação de estudantes com a aprendizagem é um fator importante na decisão dos alunos em concluir ou abandonar esses cursos. Segundo Chyung, Winiecki e Fenner (1998) vários estudos relataram a satisfação dos estudantes como uma variável importante relacionado à decisão dos estudantes de abandonar os cursos de educação a distância. O estudo de Fredericksen et al. (2000) aponta que os estudantes que relataram os mais altos níveis de satisfação

com vários aspectos dos cursos de e-learning também relataram níveis significativamente mais altos de aprendizagem do que os estudantes que classificaram o seu nível de satisfação como inferior. Eles também observaram que os alunos mais velhos parecem relatar um nível mais alto de satisfação do curso de e-learning do que os estudantes mais jovens.

Segundo Ilgaz (2008), a satisfação do aluno pode ser definida como a satisfação resultante das atividades e instalações de ensino-aprendizagem. A satisfação é vista como a variável que afeta não apenas as conquistas dos alunos, mas também as suas características sócio-psicológicas.

Para Keller (1987a, 1987b), satisfação, é um elemento de motivação que incorpora pesquisas e práticas, que ajudam a fazer as pessoas se sentirem bem sobre as suas realizações. O autor destaca que as três estratégias para melhorar a satisfação do estudante, incluem: Reforço intrínseco, incentivar e apoiar o prazer intrínseco da experiência de aprendizagem; Recompensas Extrínsecas; fornecer reforço positivo e *feedback* motivacional; e Equidade: mantenha padrões e consequências consistentes para o sucesso.

Evasão

Apesar de ser um fenômeno complexo, há um progresso notável nas pesquisas a respeito da evasão de estudantes adultos na educação a distância. No caso da Educação a Distância, Martinez (2003, pág. 3) afirma que: “*Evasão (Dropout) ocorre quando o estudante abandona o curso ou o sistema de educação durante o seu desenvolvimento e nunca retorna. Já o trancamento (stopout) é a interrupção temporária do curso, e evasão do curso (atteainer) ocorre quando o estudante sai do curso antes da sua conclusão, mas com a aquisição do conhecimento, ou por ter atingido as suas metas pessoais. Já o caso dos estudantes que nem chegam a iniciar o curso é chamado de non-starter (não iniciante)*”.

O MEC define a evasão como a saída definitiva do aluno do curso de origem sem ter concluído (Brasil, 1997). E distingue a evasão nas três formas: de curso, instituição e sistema. A evasão do curso ocorre quando o estudante se desliga do seu curso por um

algum motivo: quando não se matricula, caracterizando abandono; quando desiste de forma oficial; quando pede transferência ou mudança de curso (reopção); quando pede trancamento; ou quando passa por alguma exclusão institucional. A evasão da instituição acontece quando o estudante se desliga da instituição em que esteve matriculado. Já a evasão do sistema acontece quando o estudante abandona, de forma temporária ou definitiva, o ensino.

Segundo Silva Filho et al. (2007), a evasão estudantil no ensino superior é um problema internacional que afeta o resultado dos sistemas educacionais. Na literatura, encontram-se muitos conceitos para evasão de estudantes.

Para Abbad, Carvalho e Zerbini (2006) Evasão se refere ao percentual de alunos que se matricularam no curso, mas nunca iniciaram, ou que o começaram, mas interromperam a sua participação. Fávero (2006), define evasão como a desistência do curso, incluindo os que, após terem se matriculado, nunca se apresentaram ou se manifestaram de alguma forma para os colegas e mediadores do curso, em qualquer momento. No mesmo sentido, Santos et. al. (2008), comenta que a evasão se refere à desistência definitiva do estudante em qualquer etapa do curso e a mesma pode ser considerada como um fator frequente em cursos a distância. Toczek, Teixeira, Souza e Caiado (2008) definem como o desligamento ou abandono do aluno da instituição de ensino e para Unesco (2004) consiste de um processo individual, mas pode constituir-se em fenômeno coletivo. Para Nascimento e Esper (2009, pág. 162) evasão na EaD é “[...] a desistência do participante em concluir o curso, após o primeiro acesso ao ambiente virtual de aprendizagem, em um momento qualquer”. Santos e Oliveira Neto (2009, pág. 4) definem com “desistência definitiva do estudante em qualquer etapa do curso”. A evasão, definida como “o movimento de desistência do aluno que, depois de matriculado, não aparece nas aulas ou desiste no decorrer do curso em qualquer etapa” (Netto, Guidotti e Santos; 2012, pág. 2). Para este estudo, define-se a evasão de estudantes da modalidade de ensino a distância como aquele que após matriculado, abandona o seu programa acadêmico a qualquer momento e nunca retorna.

Postulação da versão final do modelo conceitual de Referência para um Sistema Integrado de Alerta da evasão de estudantes.

O MCRSIA postula um processo em que o fator característico de fundo do estudante, são as alterações nos aspectos do apoio acadêmico recebido pelos estudantes, nas circunstâncias da vida do estudante durante o processo de formação e nos aspectos motivacionais das experiências de aprendizagem influenciam o comportamento que leva o estudante à evasão. Através da identificação de construtos e das suas respectivas variáveis mediadoras que atuam no acompanhamento do comportamento da previsão da evasão (ou seja, construtos de motivação), teoriza-se que essas quando acionadas, alertam o pesquisador sobre a probabilidade do estudante evadir.

Para tanto, o MCRSIA concentra seus esforços de previsão da evasão de estudantes em duas categorias: (a) preditor da evasão anteriores da admissão que compreende o fator características de fundo e consiste das variáveis Idade, Gênero, Educação anterior e situação de emprego/Número de horas trabalhadas semanais) e (b) preditores da evasão posteriores à admissão que compreende os fatores e as suas respectivas variáveis selecionadas para este estudo, que são (i) acadêmicos (apoio tutor/instrutor e apoio institucional), (ii) fatores ambientes (apoio familiar, apoio da organização e apoio financeiro) e (iii) fatores psicológicos -Motivação representados por (Atenção, Relevância, Confiança e Satisfação).

3.4 Resumo do capítulo

Neste capítulo abordou-se inicialmente, cinco desenhos e o conteúdo que descreve o início e a evolução do modelo em direção ao modelo conceitual proposto. O MRSIA partiu de cinco desenhos e foi evoluindo e criando forma à medida que os estudos foram avançando em direção a um modelo conceitual. O desenho inicial – desenho 1 (Figura 4), representa a visão sobre a situação da evasão dos alunos e impactos nas instituições. O desenho 2 (Figura 5) foi apresentado como evolução, em resposta a proposta de tese, em um mini seminário. O desenho 3 (Figura 6), após um alinhamento em sede de orientação. Este último dá início a um ganho de formato mais específico dentro do assunto tratado. A partir do desenho 4 (Figura 7), a um grande avanço nos estudos por conta de uma revisão literatura mais densa e surge então um melhor detalhamento das descrições de elementos que compõem o modelo. O desenho 5 (Figura 8), faz um refinamento do desenho 4 na busca de um aperfeiçoamento do modelo e substitui os blocos por elementos para apoiar a abordagem dos conceitos fundamentais.

Em segundo lugar, abordou-se a base teórica do modelo conceitual proposto composto por três modelos que fornecem uma estrutura teórica abrangente sobre o qual se desenvolveu a primeira versão e a versão final do presente estudo do modelo de referência para um sistema integrado de alertas para evasão, incluindo o Modelo Conceitual de atrito de Estudantes Não Tradicionais de Bean e Metzner (1985), o Modelo teórico do desgaste não-tradicional dos alunos Wylie (2005) e o Modelo teórico para o abandono de adultos na aprendizagem *online*, de Park (2007).

Com base nos cinco desenhos do modelo proposto e na análise da literatura de modelos de atrito, desgaste e abandono, este estudo desenvolveu duas versões, uma inicial e a outra final do Modelo conceitual de Referência para um Sistema Integrado de Alerta da evasão de estudantes.

Após uma revisão refinada dos modelos, o modelo final resultou da evolução dos cinco desenhos do modelo proposto, do Modelo Conceitual de atrito de Estudantes Não Tradicionais de Bean e Metzner (1985) e o Modelo teórico para o abandono de adultos na aprendizagem *online* Park (2007). Neste contexto foram elencadas duas categorias de fatores que (a) preditor da evasão anteriores à admissão que compreende os fatores característica de fundo e (b) Preditores da evasão posteriores à admissão que compreendem os fatores acadêmicos, ambientes e psicológicos e o bloco resultado, denominado evasão que, em conjunto, compõem o modelo conceitual proposto (modelo final).

CAPÍTULO IV – METODOLOGIA

4. Introdução

A pesquisa proposta é de natureza aplicada, pois tem por objetivo gerar conhecimento para aplicação prática e dirigido à solução de um problema específico (Silva e Menezes, 2001). A abordagem adotada ao problema é predominantemente qualitativa. A pesquisa é do tipo exploratória, pois desenvolve, esclarece e modifica conceitos e ideias para a formulação de abordagens posteriores (Gil, 1999). O método de investigação empregado é indutivo. Como base na literatura, Lakatos e Marconi (1993, pág. 29), este método tem por base um raciocínio indutivo baseado numa contagem. Normalmente é utilizado pelas ciências naturais e pela Matemática, através da Estatística. Este método está focado em questões específicas visando obter conclusões generalizadas.

O objetivo principal desta pesquisa foi construir um modelo de referência para um sistema integrado de alertas, com o propósito de prever estudantes com risco de evasão nas instituições de ensino superior, a ser utilizado pelas instituições, nos sistemas de ensino a distância.

Segundo Gil (2007, pág. 17), pesquisa é definida como o “[...] procedimento racional e sistemático que tem como objetivo proporcionar respostas aos problemas que são propostos. A pesquisa desenvolve-se por um processo constituído de várias fases, desde a formulação do problema até à apresentação e discussão dos resultados”.

Do ponto de vista dos seus objetivos, trata-se de uma pesquisa com múltiplos objetivos complementares entre si e que levaram à definição de uma estrutura geral de pesquisa organizada em duas seções, a saber: construção do instrumento de pesquisa e a validação do instrumento de pesquisa.

4.1 Construção do instrumento de pesquisa

Apesar das complexidades inerentes ao fenômeno evasão de estudantes da EaD, o instrumento usado nesta pesquisa foi construído com a finalidade de coletar informações sobre o que afeta a decisão do comportamento da evasão de estudantes do

ensino superior a distância. Nesse sentido, dirige o seu foco para o apoio acadêmico recebido pelos estudantes, as mudanças nas circunstâncias da vida do estudante durante o processo de formação, os aspectos motivacionais das experiências de aprendizagem, bem como as suas características individuais. Esses representam fatores de naturezas distintas que influenciam o comportamento que levam à evasão, ou permanência de estudantes no ensino superior a distância. As etapas do processo da construção do instrumento de pesquisa foram tomadas do estudo de Jun (2005), adaptadas e estão detalhadas no quadro 5.

Etapa	Processo
1	Clarificação do conceito
2	Identificação de itens
3	Tradução e construção
4	Refinamento e aperfeiçoamento do conjunto de itens
5	Revisão pré-piloto do instrumento de pesquisa piloto
6	Pesquisa-piloto

Quadro 5 – Etapas do processo da construção do instrumento
 Fonte: Adaptado de Jun (2005)

4.1.1 Clarificação do conceito

Este estudo busca construir um instrumento de coleta de informações sobre o que afeta a decisão da evasão de estudantes do ensino superior a distância e posteriormente apoia o modelo conceitual com fatores para prever a evasão de estudantes com base numa revisão nos conceitos aqui destacados. Um exemplos deste tipo de abordagem é dado por Brown (1996) sobre o apoio tutor (OLC, 2015; Shelton, 2011) sobre o apoio institucional dos fatores acadêmicos; Bean e Metzner (1985) e Lee e Choi (2011) sobre o apoio familiar e Parker (1999) e Bean e Metzner (1985) sobre o apoio financeiro e também dos fatores ambientes; Keller (1987a, 1987b, 2010) modelo ARCS e (Balaban-Sali, 2008) sobre a motivação e Parker (1999) sobre o lócus de controle dos fatores psicológicos. Estes conceitos são apresentados a seguir:

Apoio tutor

Apoio tutor tem se mostrado importante na prevenção da evasão de estudantes na graduação na modalidade de ensino a distância, pois é relevante no contato inicial com o

estudante e em gerar um senso de comunidade na turma que conduz. Para Brown (1996) a falta de apoio dos tutores e as dificuldades em os contatar desempenham um papel importante nas decisões de abandono.

Apoio institucional

Esse é um apoio essencial nos cursos a distância em função da contribuição por meio de recursos tecnológicos e infraestrutura administrativa centralizada. Alinhados (OLC, 2015; Shelton, 2011) afirmam que o apoio Institucional – refere-se aos recursos e infraestrutura administrativa disponibilizados pelas instituições de ensino superior nos seus programas de educação *online*.

Apoio Familiar

Diz respeito ao nível de apoio que os estudantes recebem dos seus familiares e amigos para concluir o programa de curso. Para Bean e Metzner (1985) o encorajamento dos pais está positivamente associado com a persistência dos estudantes tradicionais, mas o efeito do encorajamento do cônjuge é menos claro. A influência dos amigos na decisão de persistir ou desistir é forte tanto para os estudantes tradicionais como para os não tradicionais. Segundo Lee e Choi (2011) o nível de apoio que os alunos receberam dos outros foi um importante indicador da sua persistência na aprendizagem *online*. Família, amigos, empregadores e colegas podem oferecer vários tipos de apoio positivo para ajudar os alunos a obter sucesso em cursos *online*.

Apoio Financeiro

Diz respeito ao ingresso e à permanência do estudante na instituição. Quando o estudante não consegue pagar o curso em função de enfrentar dificuldades financeiras profundas. Esse vê-se obrigado a abandoná-lo. O estudo de Bean e Metzner (1985) revela que a dificuldade financeira e leva à desistência do estudante no seu programa de curso, independentemente da idade ou status de matrícula.

Atenção

Estratégias que despertam e sustentam a curiosidade e o interesse dos estudantes

durante a instrução, por meio de uma variabilidade, eventos inesperados e situações incompatíveis que direcionam a atenção aos estímulos apropriados.

Relevância

Estratégias que apoiam necessidades considerando a filiação, ou realização de interesses dos estudantes, incluindo orientação objetivo: apresentar os objetivos e finalidade útil da instrução e métodos específicos para uma realização bem sucedida; Correspondência Motriz: combina objetivos com as necessidades e motivos do aluno; Familiaridade: apresentar o conteúdo de maneiras compreensíveis e relacionadas à experiência e aos valores dos alunos

Confiança

Estratégias que fornecem senso de autoestima, expectativa positiva e capacidade de sucesso em tarefas desafiadoras. Diferenças na confiança podem influenciar a permanência e a realização do estudante.

Satisfação

Estratégias que apoiam os esforços dos estudantes e fazem com que estes se sintam bem sobre as suas realizações. Essas, incluem (a) Reforço intrínseco: incentivar e apoiar o prazer intrínseco da experiência de aprendizagem; Recompensas Extrínsecas: fornecer reforço positivo e *feedback* motivacional; Equidade: mantenha padrões e consequências consistentes para o sucesso.

Evasão

Diz respeito ao estudante que após matriculado, abandona o seu programa acadêmico a qualquer momento e nunca retorna à instituição.

4.1.2 Identificação de itens

O presente trabalho de pesquisa tem como sustentação quatro fatores preditores da evasão de estudantes no ensino a distância (Características de fundo, Acadêmicas,

ambientes e psicológicas), as quais foram identificadas por meio de dois estudos de Costa e Gouveia (2019) e Modelos de prevenção de (Bean e Matzener, 1985; Park, 2007) e servem de base para os itens do instrumento. Nesse sentido, a segunda etapa de construção consta da identificação dos itens na literatura. Nessa etapa a recuperação da literatura foi realizada através do uso de recursos de biblioteca *online* para o levantamento de trabalhos de teses, dissertações e artigos científicos na literatura nacional e internacional. Bases de dados pesquisadas incluíram o seguinte: *Google Scholar* e Education Resources Information Center (ERIC). Os termos-chave que se encaixam nos domínios deste estudo foram utilizados para definir o fundamento desta revisão de literatura: foram empregadas todas as combinações e permutações de educação à distância, evasão, predictor, ARCS, abandono, *dropout*, fatores Características de fundo, acadêmicos, ambientes e psicológicos, motivação e locus de controle. Esse processo resultou em 124 itens, proveniente de várias fontes autorizadas (Holder, 2007; Huang e Hew, 2016; Jun, 2005; Keller, 2010; Levy, 2007; Loorbach et al., 2015; Park e Choi, 2009; Su, 2016), os quais foram distribuídos em seus respectivos fatores.

4.1.3 Tradução e construção

Boa parte dos itens identificados são de autores estrangeiros. Assim torna-se necessário a tradução de alguns itens em inglês para o português. O pesquisador fez o processo de tradução usando os tradutores do Google, Microsoft e Iris Pen executive 7, na tradução inicial. Como base utilizou Prieto (1992), que recomenda algumas diretrizes para os procedimentos de tradução: (1) empregar palavras e frases com frequência semelhante de uso nos dois idiomas, (2) considerando as características únicas do público pretendido, (3) utilizando os serviços de um revisor não familiarizado com o público pretendido para identificar discrepâncias e fornecer uma verificação da inteligibilidade do texto alvo, e (4) conduzir testes piloto da tradução através da administração do instrumento aos membros da audiência pretendida. Após tradução inicial, contou-se com a experiência profissional de dois estudantes de doutorado da Universidade da Fernando Pessoa (UFP) para ajudar no procedimento da tradução, identificar discrepâncias e fornecer uma verificação da inteligibilidade do texto alvo. Antes de iniciar o procedimento de tradução, eles receberam informações explícitas sobre o uso e a intenção do instrumento, bem como das diretrizes da tradução acima.

Seguinte ao procedimento da tradução de itens, encaminhou-se o instrumento para o conselho de ética da Universidade Fernando Pessoa (UFP) para fins de parecer. Após parecer favorável pelo conselho de ética da Universidade Fernando Pessoa (UFP), inicia-se o processo de construção do instrumento através de um convite a 22 especialistas da área da educação por meio de envio de e-mail. Os seguintes critérios de inclusão e exclusão de especialistas no estudo foram: possuir titulação de doutor e/ou mestre na área da educação, experiência profissional (ensino ou pesquisa) mínima de cinco anos. O convite aos especialistas para participar da construção do instrumento intitulado “*apoio para o desenvolvimento do instrumento de pesquisa*” (Apêndice 1) contém quatro fatores preditores da evasão de estudantes no ensino a distância ou seções (Características de fundo, acadêmicas, ambientes e psicológicas), treze constructos e 124 itens para serem analisados e classificados pelos especialistas, quando da representação e relevância para o objetivo da pesquisa.

O convite encaminhado aos especialistas para apoio ao desenvolvimento do instrumento de pesquisa leva em consideração dois pontos importantes. O primeiro, diz respeito à validade de conteúdo. Para garantir a validade de conteúdo, o pesquisador utilizou várias fontes autorizadas para identificar itens de instrumentos de pesquisa (Perdue, 1999). Quatro seções de itens de escala e subescala foram identificados com base em diversas pesquisas na área da educação a distância. A recuperação da literatura foi realizada através do uso de recursos de biblioteca *online* para o levantamento de trabalhos de teses, dissertações e artigos científicos na literatura nacional e internacional. As bases de dados pesquisadas incluíram o seguinte: *Google Scholar* e *Education Resources Information Center* (ERIC). O Segundo, diz respeito à experiência dos especialistas no campo da educação a distância. Dos vinte e dois especialistas, seis responderam à solicitação no prazo especificado, sendo um mestre, um doutorando e quatro doutores. Esses, juntos somam aproximadamente 90 anos de experiência na área da educação a distância. Considerando um critério de relevância ou melhor representação dos itens para o construtor, houve aproximadamente 83,33% de concordância entre os especialistas para os constructos motivação subescala-atenção, subescala-relevância, subescala-satisfação e subescala-confiança do fator ou seção 3 – psicológicos. No critério representação do item para o construtor, 83,33% de concordância entre os especialistas para os constructos apoio tutor (seção-acadêmico). No critério representação do item para o construtor, 83,33% de concordância entre os especialistas para os constructos apoio familiar, apoio

da organização e apoio financeiro (seção-ambiente); No critério representação do item para o constructor, 100% de concordância entre os especialistas para os constructos sexo, idade, educação anterior e situação de trabalho/número de horas trabalhada (seção-característica de fundo). Diante das resposta dos especialistas foram excluídos os constructos apoio da organização e locus de controle por não haver concordâncias suficientes, e mantidos os demais constructos inicialmente propostos em função das concordâncias. Após análise e identificação dos itens do instrumento da pesquisa pelos juízes resultou em, 22 itens de um total de 124 itens indicadores de informação sobre o que afeta a decisão do estudante abandonar ou permanecer em seus estudos na modalidade de ensino a distância e 11 constructos. Os itens identificados deram origem ao questionário/instrumento utilizado nessa pesquisa, os quais foram resumidos das fontes autorizadas e distribuídos numericamente nos quatro constructos deste estudo conforme tabela 3.

Tabela 3 – Resumo das fontes autorizadas constructos e itens do instrumento

APOIO ACADÊMICO				
Pesquisador	1			
Total	1 Itens			
APOIO FAMILIAR				
Holder (2007)	1			
Park e Choi (2009)	1			
Total	2 Itens			
APOIO FINANCEIRO				
Holder (2007)	1			
Total	1 Itens			
MOTIVAÇÃO				
	Subescala da Motivação			
	Atenção	Relevância	Confiança	Satisfação
Jun (2005) - QMAE	1	0	1	0
(Huang e Hew, 2016) - NM. adaptado de Koller (2010)	2	1	2	2
Loorbach et al. (2015)	0	1	0	0
Koller (2010) CIS		2	1	1
Levy (2007)	0	0	0	0
Pesquisador adaptado de Levy (2007)	0	0	0	0
Subtotal	3	4	4	3
Total	14 itens			
Pesquisador	Sexo 1			
	1 item			
	Idade 1			
	1 item			
Educação anterior 1				

	1 item
Ji Su (2016)	Carga de trabalho 1
	1 Item
Total	4 Itens
Total geral	22 itens

Fonte: Elaborado pelo autor

Após apresentação dos constructos e itens identificados pelos especialistas, observa-se que houve uma produção incisiva nos resultados. Esses trazem uma abordagem dos constructos, em que as instituições têm ou não controle, mas que podem potencialmente afastar o estudante da instituição. Mediante a essa observação tem-se que as instituições tem controle sobre os constructos acadêmico e psicológico, por outro lado, não tem controle sobre os constructos características de fundo e ambiente. Importa a observação, pois guia o direcionamento de esforços das instituições, bem como os caminhos para o refinamento de itens para pesquisa em curso neste trabalho.

4.1.4 Refinamento e aperfeiçoamento do conjunto de itens

Antes de iniciar-se o refinamento de itens destaca-se a experiência do pesquisador na área de EaD especificamente na gestão de polo educacional, bem como suas relações com gestores, coordenadores e consultores de instituições e polos de educação. O refinamento de itens ocorrerá em três momentos. No primeiro momento do refinamento de itens, verifica-se que os 22 itens potenciais com o objetivo de rever cuidadosamente os itens para clareza de redação, suprimir duplicações e lógica de classificação. Cada item foi revisto para facilitar a compreensão, consistência na redação e coloquialismos acadêmicos, classificação adequada de cada item nas escalas e subescalas a serem usadas. Mantendo-se a linha proposta pelos especialistas, são adotadas as seguintes questões gerais de discussão: “Para quem é que a pesquisa será aplicada?”, “Quais os cursos superiores EaD a que a pesquisa será aplicada?”, “Quando a pesquisa será aplicada?”, e “Qual é o propósito da escala que será desenvolvida?” Completada esta tarefa, corrige-se a redação das questões impróprias de itens, em cada constructo e relaciona-se cada questão com o ambiente da pesquisa.

No segundo momento, altera-se o nome do constructo apoio tutor para apoio *acadêmico* com o objetivo de coletar informação do tutor e da instituição em separados. De acordo com Mill (2012), ele afirma que a figura do tutor é tão importante para a relação ensino e

aprendizagem que o aluno reconhece nele (tutor) a própria instituição de ensino – dada a estreita relação entre eles. Em função de ambos terem responsabilidade diferentes no processo acadêmico, é importante que a informação a respeito do tutor e instituição sejam representadas em separado. Além desta alteração faz-se uma nova numeração para a sequência de itens.

No terceiro momento, considerando-se a revisão do primeiro momento recria-se as definições do apoio tutor, institucional, familiar, financeiro e dos componentes confiança e satisfação do modelo ARCS de Keller (1987a, 1987b), com o objetivo de melhor operacionalizá-las, conforme listado a seguir:

Apoio tutor

Redefine-se apoio tutor como um provedor do esclarecimento de dúvidas, um gerador do senso de comunidade, um instrutor de atividades do curso individual ou em grupo e um condutor significativo com tecnologias interativas e contextualizada para o sucesso da aprendizagem do estudante durante os seus estudos na modalidade de ensino a distância.

Apoio institucional

Esse apoio proporciona caminhos que consistem em recursos tecnológicos e uma infraestrutura administrativa centralizada para os estudantes utilizarem e concluírem os seus programas de curso.

Apoio familiar

Diz respeito ao nível de apoio que os estudantes recebem dos seus familiares e amigos para concluir o programa de curso.

Apoio Financeiro

Diz respeito a mudanças nas circunstâncias da vida do estudante durante o processo de formação, especificamente relacionadas a dificuldades financeiras, que o obriga a abandonar o seu programa de curso.

Confiança

Estratégias que fornecem um sentido de autoestima, expectativa positiva e capacidade de sucesso em tarefas desafiadoras.

Satisfação

Estratégias que apoiam os esforços dos estudantes e fazem com que estes se sintam bem sobre as suas realizações.

Após o processo de recriação das definições foi revisto cada um dos itens, bem como, a sua representatividade e relevância para o constructo. Refinamos, reformulamos e padronizamos os itens. Em seguida buscou-se selecionar na literatura escala de verificação para a mensuração de construtos de múltiplos itens em concordância de estudantes a determinadas afirmações relacionadas com os seus respectivos construtos.

Tomou-se o conceito de Mari (1996, 1999) e Finkelstein (2003, 2009) onde afirmam que a mensuração (ou medição) é definida como a atribuição de símbolos, preferencialmente numéricos, à propriedade dos objetos que se deseja medir. Estes símbolos são direcionados à quantificação ou classificação de determinadas características. Sendo assim, a medição é um processo de representação, relacionando algum aspecto do mundo real com sistemas simbólicos.

Assim, identificou-se, com base numa escala Likert com cinco pontos (consulte Tabela 4), variando de um (Discordo totalmente) a cinco (concordo totalmente) uma ferramenta essencial para capturar e facilitar a manipulação de dados.

Tabela 4 – Escala tipo Likert com cinco pontos

Discordo totalmente	Discordo	Indiferente	Concordo	Concordo totalmente
1	2	3	4	5

Fonte: Elaborado pelo autor

4.1.5 Revisão pré-piloto do instrumento de pesquisa piloto

O instrumento de pesquisa piloto foi revisto por dois estatísticos. Os seus comentários serviram de base para manter a ordem conceitual, correção gramatical e reformulação itens com palavras claramente favoráveis/desfavoráveis. Considerando-se os comentários dos especialistas estatístico e o levantamento feito pelo pesquisador, que tem um vasto conteúdo sobre variáveis preditoras de evasão posteriores a admissão de estudantes na educação a distância reavaliou-se os constructos apoio acadêmico e apoio financeiro e adicionaram-se dois itens, um em cada construtor com o objetivo de coletar mais informações a respeito do apoio da instituição e do apoio da fonte do investimento feito. Foi adicionado também o construtor evasão com um item, cujo o objetivo é obter informação sobre estudantes que concluíram ou não os seus estudos, totalizando assim 12 constructos e 25 itens. Esses são apresentados no quadro 6 com os seus respectivos grupos 0, 1 e 2, e nova ordem numérica de itens, consolidando-se assim os itens do instrumento de pesquisa piloto (Apêndice 4).

GR ¹	Constructo	Nº item	Descrição do item
GRUPPO 2	Apoio acadêmico	1	O suporte quando prestado pelo tutor foi adequado
		2	O suporte quando prestado pela instituição foi adequado
	Apoio familiar	3	Minha família me entende muito bem, embora eu passe pouco tempo com eles por causa do curso EaD
		4	No geral, meu grupo de apoio de familiares e amigos me incentiva a concluir meu programa de estudos
	Apoio financeiro	5	Às vezes me pergunto se a minha formação vale realmente todo o investimento que eu fiz
		6	Mesmo diante de algumas dificuldades financeiras durante a minha formação, não penso em desistir do curso
	Motivação - Subescala Atenção	7	O material didático e conteúdo interativo deste curso são atraentes
		8	A forma como a informação é estruturada, contextualizada e organizada no meu ambiente virtual de aprendizagem ajudou a manter a minha atenção.
		9	A qualidade da metodologia educacional oferecida no curso foi suficiente para manter a minha atenção
	Motivação - Subescala Relevância	10	O conteúdo do material didático deste curso foi relevante para os meus interesses.
		11	O conteúdo deste curso relaciona-se com as minhas expectativas e metas.
		12	Os benefícios pessoais deste curso são claros para mim.
		13	As instruções que recebi na ambientação foram úteis, me auxiliaram no início e na condução do curso que escolhi.
	Motivação - Subescala	14	Depois de ler as informações introdutórias do curso, sinto-me confiante do que vou aprender com este curso.
		15	Recebi feedback suficiente para saber como estava indo bem no curso.

	Confiança	16	Eu senti confiança para aprender o conteúdo e ter sucesso no curso.
		17	Quando olhei pela primeira vez para este curso, tive a impressão de que seria fácil para mim
	Motivação– Subescala Satisfação	18	Gostei muito de estudar este curso.
		19	O feedback após a correção de provas e trabalhos, me estimulou e ajudou-me a sentir recompensado pelo meu esforço.
		20	Sinto-me satisfeito com o que recebi deste curso.
G R U P O 1	Sexo	21	Selecione seu Sexo: () Masculino () Feminino
	Idade	22	Qual a sua idade? () 19 ou menos () 20–24 () 25–29 () 30–34 () 35–39 () 40–44 () 45–59 () 50–54 () 55 ou mais
	Educação	23	Qual é o seu maior grau de escolaridade antes de entrar no curso de graduação? () Diploma do ensino médio () EJA () PROEJA () Licenciado ou de dois anos () Diploma de bacharel
	Horas de trabalho semanais	24	Trabalhas quantas horas por semana? () Menos de 20 () 20 a 29 () 30 a 39 () 40 a 49 () 50 ou mais
G R U P O 0	Evasão	25	Concluiu seu curso de graduação? () sim () não

Quadro 6 – Constructos/Variáveis e itens consolidados do instrumento de pesquisa piloto

¹GR= Grupo

Fonte: Elaborado pelo autor

4.1.6 Pesquisa piloto

Antes de colocar o instrumento de pesquisa em produção realizou-se um teste piloto com o objetivo de validar e testar a confiabilidade da escala de conteúdo das Circunstâncias da Vida e Aspectos Motivacionais do Estudante (CVAME). Para tanto, foram utilizadas técnicas de Análise Fatorial Exploratória (AFE) e Análise Fatorial Confirmatória (CFA). Inicialmente, tratou-se o instrumento de pesquisa, coleta dos dados da pesquisa, tamanho da amostra estudada, e em seguida, são apresentados os procedimentos metodológicos utilizados.

4.2 Validação do instrumento de pesquisa

O instrumento de pesquisa a ser validado e testado neste estudo foi desenvolvido com a finalidade de coletar informação sobre o que afeta a decisão da evasão de estudantes do ensino superior a distância. Esse, está estruturado com doze constructos e

vinte cinco itens/variáveis com foco dirigido para o apoio acadêmico recebido pelos estudantes, as mudanças nas circunstâncias da vida do estudante durante o processo de formação, aos aspectos motivacionais, experiência de aprendizagem em geral e características individuais. Em sua maioria, os itens deste instrumento são mensurados por meio de uma escala Likert com cinco pontos, variando de um (Discordo totalmente) a cinco (concordo totalmente). Segundo Finkelstein (2009), a mensuração consiste na representação de atributos de objetos e eventos do mundo real através de símbolos. Nesse sentido, Barboza et al. (2013), por exemplo, verificou que o uso de escalas de Likert de 5, 7 e 11 pontos pode gerar bons resultados, independente do formato, apesar de existir diferenças estatísticas (pequenas) nas medidas descritivas.

4.2.1 Coleta dos dados da pesquisa

Os dados qualitativos foram coletados de uma pesquisa realizada por meio de um questionário em formato digital na plataforma Formulários da *Google* no período de 22 de abril a 21 de maio de 2019. O convite foi enviado por meio do correio eletrônico e o aplicativo *WhatsApp* a 1.120 estudantes que não evadiram ou evadiram do seu programa acadêmicos de licenciatura e bacharelado de 42, 48 e 60 meses da modalidade de ensino a distância finalizados em dezembro de 2014 e 2015, mantidos por uma instituição privada da região sul do Brasil.

4.2.2 Tamanho da amostra estudada

Em termos de tamanho da amostra, optamos por apenas incluir os questionários sem “*missing data*”, o que resultou num número de participantes $N=228$. Existe um amplo debate sobre quantos participantes deve, no mínimo, ter uma amostra para esta ser considerada adequada no contexto de um modelo de equações estruturais. Um valor de $N>200$ foi apontado como sendo adequado por diversos autores Comrey (1988), Hoe (2008), Singh, Junnarkar e Kaur (2016). MacCallum e Austin (2010) verificaram que o valor mediano de participantes em estudos baseados em modelos de equações estruturais era de 200. Em amostras sem “*missing values*”, o número de participantes aceitável é menor do que no caso de existirem valores em falta (Kline, 2016).

Pelo critério amplamente usado de termos 10 participantes por cada indicador Nunnally

e Bernstein (1967) citado por Wang e Wang (2012), o nosso modelo (Figura 3), com 15 indicadores e um preditor na forma de variável diretamente observável exigiria um mínimo de 160 participantes. Existe ainda outra regra frequentemente usada na literatura de calcular o quociente entre o número de participantes e o número de variáveis medidas, com um valor de 10 considerado o mínimo. O número de participantes da nossa amostra cumpre ambos estes critérios ($228 > 160$, e $228/16 = 14.25 > 10$). Mesmo usando o critério, mais exigente, e também amplamente usado, de dividir o número de participantes pelo número de parâmetros a estimar, obtemos para o nosso modelo o valor de 5.43 ($228/42$), que é considerado aceitável por Tinsley e Tinsley (1987), embora esses autores aconselhem a serem usadas amostras com $N > 300$.

Nos últimos anos, o uso de regras rígidas para determinar o tamanho adequado das amostras usadas em estudos Modelos de Equações Estruturais (SEM) tende a ser substituído por métodos de amostragem aleatória de tipo Monte Carlo (Kyriazos, 2018). No contexto deste tipo de estudos, Kelloway (2015) refere que com $N > 200$ e três indicadores por variável latente, o número de falhas de convergência e de soluções impróprias tende para zero (resultados que já haviam sido encontrados por Anderson e Gerbing (1984). Com $N = 228$ e para um modelo com três indicadores por variável latente, a amostra usada no nosso estudo vai ao encontro destas recomendações.

Em termos de normalidade univariada, todas os itens do questionário apresentam valores absolutos de assimetria inferiores a 2, e excetuando o item 19, e a maioria dos itens tem valores absolutos de curtose inferiores a 2. O único item com valor absoluto de curtose superior a 3.5 foi o item 19, em que se registou uma curtose de 6.4. De acordo com Finney e Di Stefano (2006), para valores absolutos de assimetria até 2, e de curtose até 7, o método de estimação da verossimilhança máxima (“*maximum likelihood*” ou “ML”) é recomendado, dado que este método é robusto e produz estimativas pouco enviesadas, quando o desvio da normalidade dos dados da amostra se situa nestes limites.

No caso dos modelos SEM, mais importante do que a normalidade univariada, é a avaliação da normalidade multivariada (Byrne, 2010; Hair et al., 2010). Para isso, recorreremos ao valor do coeficiente de Mardia, que representa a curtose multivariada. Na nossa amostra, o valor do coeficiente de Mardia foi de 66.61. De acordo com Bollen (1989), quando o coeficiente de Mardia é inferior a $p(p+2)$, em que “p” representa o

número de variáveis diretamente observadas num modelo, existe suficiente normalidade multivariada para levar a cabo métodos de estimação que tenham como requisito esse pressuposto (como é o caso do método de ML, que foi usado). Este critério foi satisfeito em todos os modelos apresentados, e no caso do modelo final (Figura 9), o valor de $p(p+2)$ é de 288, bastante superior ao valor do coeficiente de Mardia de 66.61.

4.2.3 Procedimentos metodológicos

Análise Exploratória

Foi levada a cabo uma Análise Fatorial Exploratória, no SPSS 25, usando o método extração de factorização de eixo principal, e o método de rotação ortogonal varimax, de modo a identificar grupos de itens da mesma dimensão e o respetivo peso nos constructos. Foi usado o critério de Kaiser, extraíndo-se todos os fatores com um valor-próprio maior ou igual a 1. A adequação dos dados da amostra para uma análise deste tipo foi avaliada através do cálculo da medida KMO, na qual obtivemos um valor de 0.826, e pelo teste de esfericidade de Bartlett, no qual obtivemos um valor de $p < 0.01$. Estes valores indicam que a amostra é adequada para a realização de procedimentos de análise fatorial (Hair et al., 2010).

Os resultados da extração dos fatores apresentam-se na tabela 5.

Tabela 5 – Resultados da Análise Fatorial Exploratória

	Fator					Comunalidade s	α de Cronbach
	1	2	3	4	5		
Q1			0.794			0.711	0.765
Q2			0.781			0.630	
Q3		(0.547)				0.414	
Q4			0.500			0.382	0.821
Q5					0.930	0.889	
Q6					0.755	0.587	0.817
Q7		0.597				0.511	
Q8		0.702				0.620	
Q9		0.704				0.578	0.760
Q10				0.631		0.588	
Q11				0.601		0.556	

Q12				0.578		0.572	
Q13		(0.601)				0.460	
Q14	0.636					0.501	0.862
Q15	0.611					0.441	
Q16	0.643					0.492	
Q17	0.712					0.568	
Q18	0.778					0.643	
Q19	0.574					0.646	
Q20	0.654					0.538	
Valor Próprio	6.118	2.647	1.868	1.518	1.177		
% Variância	30.589	13.237	9.342	7.591	5.887		
% Cumulativa	30.589	43.825	53.167	60.758	66.645		

Fonte: Elaborado pelo autor

Nota: Fator 1 = confiança/satisfação, fator 2 = atenção, fator 3 = apoio ambiente, fator 4 = relevância, fator 5 = apoio financeiro.

Podemos constatar que foram extraídos cinco fatores, que no total explicam 66.65% da variância dos dados da amostra.

A Análise Fatorial Exploratória revela que os itens 14 a 20, formulados para medir dois fatores distintos (“*confiança*” e “*satisfação*”), estão a medir um fator único. No entanto, com base na literatura de Keller (1987a, 1987b), Balaban-Sali (2008), Huett et al. (2008), esses fatores têm as suas medidas em separado. Essa base será mantida ao logo do estudo. Por sua vez, os itens 7, 8 e 9 carregam de forma distinta num fator independente (“*atenção*”), e o mesmo acontece com os itens 10, 11 e 12 (que carregam no fator “*relevância*”). O item 13 não fica associado ao fator “*relevância*”, como esperado, e foi decidido removê-lo da análise subsequente, dado que para este mesmo fator já existem três indicadores (itens 10-12).

No que respeita aos itens que avaliam os fatores “*apoio académico*” e “*apoio familiar*”, a análise exploratória revelou que os itens 1, 2 e 4 estão a medir o mesmo fator, o que, com base na análise dos itens em causa. Berge e Huang (2004) sugeriram que vários fatores interligados, incluindo fatores pessoais, circunstanciais e institucionais, influenciam o comportamento da evasão dos estudantes. Essa sugestão nos levou a unir estes dois tipos de apoio num fator único, a que chamámos “*apoio ambiente*”. Por sua amplitude, entende-se que o fator apoio ambiente está, em geral, associado as mudanças nas circunstâncias da vida que perturbam ou de alguma forma alteram as metas,

expectativas e compromisso com os quais os alunos iniciam seus estudos na modalidade de ensino a distância. Nesse sentido Sales (2010), observa que as variáveis ambientes se relacionam à adequação do ambiente familiar, do trabalho e a outras questões que envolvem a vida do aluno e que podem interferir em seus processos formativos. Este procedimento teve a vantagem de criar um fator com três indicadores, que é o número mínimo aconselhado pela literatura dos modelos CFA/SEM (Kelloway, 2015). Para além do “*apoio ambiente*”, a análise exploratória permitiu constatar que os itens 5 e 6 avaliam de forma robusta um fator independente, como pretendido (“*apoio financeiro*”). O item 3 foi descartado, uma vez que não ficava agrupado com os itens de nenhum dos fatores de apoio (“*apoio ambiente*” ou “*apoio financeiro*”).

Para todos os fatores encontrados, a consistência interna dos itens foi avaliada através do cálculo do α de Cronbach: valores superiores a 0.7 são considerados indicadores de adequada consistência interna (Nunnally, 1978), e todos os fatores encontrados têm um α superior a esse valor de referência.

Todos os itens apresentaram um valor de comunalidade superior a 0.4, excetuando o item 4, que obteve um valor de apenas 0.382. No entanto, tendo em conta que esse item carrega adequadamente num fator, e dado que o valor de comunalidade está apenas ligeiramente abaixo de 0.4, optámos por manter esse item.

Análise Fatorial Confirmatória

Com base na literatura, Keller (1987a, 1987b, 2010), Park e Choi (2009), Huang e Hew (2016), sabemos que as dimensões “*atenção*”, “*relevância*”, “*confiança*” e “*satisfação*” podem ser consideradas sub-dimensões de um mesmo fator geral, que se pode designar como “*motivação*”. Tendo em conta esta orientação, o primeiro passo que realizamos na nossa análise confirmatória foi investigar a qualidade do ajustamento de um modelo com estes quatro fatores, e respetivos indicadores (itens do questionário associados a cada fator), para num segundo passo realizarmos uma análise fatorial de segunda ordem, que incluí o fator “*motivação*”, mais geral, e que agrupa os outros quatro.

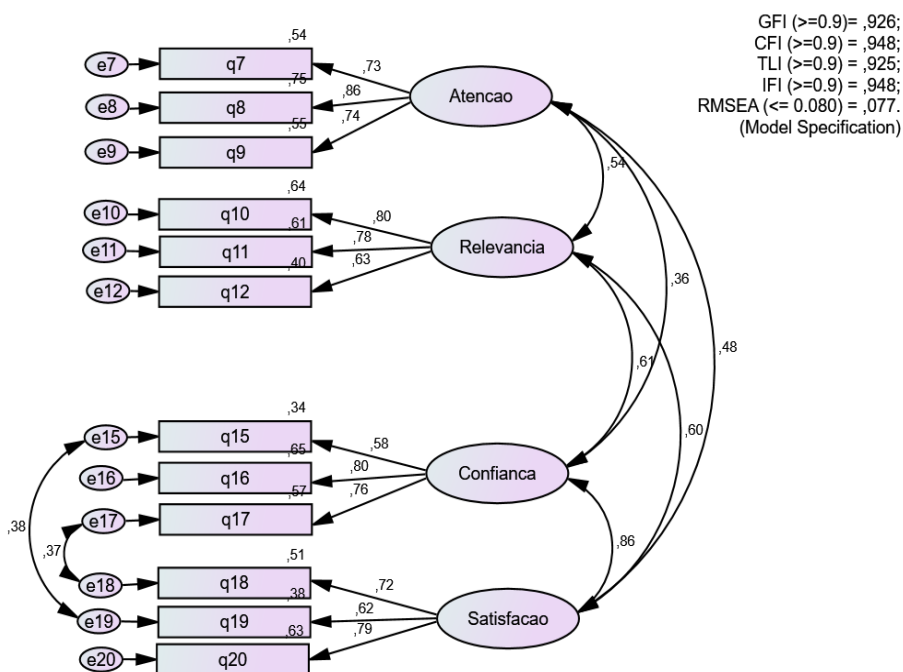
É importante salientar que na Análise Fatorial Confirmatória, foram tidos em conta os resultados da análise exploratória, mas optámos por manter um modelo que vai ao

encontro da literatura estudada, a qual indica que a confiança e satisfação são duas dimensões separadas. O α de Cronbach para os itens associados ao fator “confiança” (15, 16 e 17) é de 0.749, e para os itens associados ao fator satisfação (18, 19 e 20) é de 0.754. Ambos estes valores estão acima de 0.7, proposto por Nunnally (1978), para indicar boa consistência interna entre os itens de uma escala ou sub-escala.

O item 14 foi removido, para abreviar o instrumento de medida, e uma vez que já dispomos de três indicadores para o construto “confiança”. Esta simplificação do modelo também permitiu fazer o valor do indicador de RMSEA ficar abaixo do valor de 0.080, valor proposto como referência para o RMSEA num modelo com ajustamento aceitável (Hair et al., 2010).

Tendo em conta a literatura, e após as análises referidas, procedemos à realização de um estudo confirmatório do modelo apresentado na Figura 11.

Figura 11 – Análise Fatorial Confirmatória (valores estandardizados)



Fonte: Elaborada pelo autor

O modelo foi testado através do Software IBM SPSS Amos (versão 22), usando o

método de estimação de verossimilhança máxima. Este método tem sido considerado robusto, mesmo na presença de não-normalidade multivariada, e tende a produzir resultados e estimativas de parâmetros não enviesados (Benson; Fleishman, 1994; Finney e Di Stefano, 2006; Hair et al., 2010; Schumacker e Lomax, 2010).

Uma vez que os valores dos índices de ajustamento estavam ligeiramente acima daqueles considerados aceitáveis (usando os critérios de Hair et al., 2010), procedeu-se à inclusão das correlações entre os termos de erro de medida dos itens 15 e 19 e dos itens 17 e 18, usando como guia os índices de modificação (“*modification* índices” ou “MI”) fornecidos pelo Amos. Neste processo procurou-se modificar o modelo o mínimo possível, e sempre tendo fundamentos teóricos como base. Idealmente, as correlações introduzidas deveriam ter sido entre erros de medida de itens que avaliam o mesmo construto. Ainda assim, e considerando os resultados prévios da análise exploratória, que davam conta da dificuldade em separar os itens que avaliam as dimensões “*confiança*” e “*satisfação*”, optámos por aceitar a sugestão, dada pelo valor dos MI’s, de correlacionar os itens em causa, como se pode constatar pelas setas bidirecionais curvas no lado esquerdo do modelo representado na Figura 11.

Os valores de ajustamento do modelo encontram-se no canto superior direito da Figura 11. Para um modelo poder ser considerado ajustado, os valores para os índices “GFI”, “CFI”, “TLI” e “IFI” devem ser superiores a 0.9, e o RMSEA deve ser inferior a 0.080 (Hair et al., 2010). Os valores obtidos (GFI=0.926, CFI=0.948, TLI=0.925, IFI=0.948, e RMSEA=0.077) apontam para que modelo tenha um ajustamento aceitável.

Para o estudo da validade convergente do modelo representado na Figura 11, levamos a cabo o cálculo dos valores da fiabilidade compósita (“*composite reliability*”, ou “CR”), e da variância média extraída (“*average variance extracted*”, ou “AVE”). O valor de CR indica o grau em que as variáveis-indicadores convergem e partilham uma proporção da variância. De acordo com Hair, Hult, Ringle e Sarstedt (2014), um valor de CR superior a 0.7 revela que os indicadores são fiáveis, e que partilham uma variância elevada com o construto latente. Os mesmos autores referem que o valor do AVE deve ser superior a 0.5 para indicar uma houve convergência dos indicadores. Para o modelo confirmatório da Figura 11, os valores de CR encontram-se na tabela 6. Através da inspeção dessa tabela, podemos constatar que, para os quatro construtos latentes do modelo (“*atenção*”,

“relevância”, “confiança” e “satisfação”), o valor de CR é sempre superior ao valor de 0.7, o que indica boa fiabilidade dos itens usados para medir esses construtos. A tabela revela ainda que para os quatro construtos, o valor de AVE é sempre superior a 0.5, o que constitui um bom indicador de validade convergente.

A validade discriminante foi avaliada pelo cálculo dos valores da máxima variância partilhada (“*maximum shared variance*”, ou “MSV”) e média da variância partilhada (“*average shared variance*”, ou “ASV”), e usando como critério o sugerido por Hair, Hult, Ringle e Sarstedt (2014), de que ambos estes valores devem estar abaixo do valor do AVE para cada constructo. Usando este critério, encontramos resultados mistos, no que respeita à validade discriminante: o valor de ASV confirma a validade de todos os quatro construtos, mas o valor de MSV sugere que os construtos “confiança” e “satisfação” têm problemas, em termos deste tipo de validade. Este resultado não surpreende, dado que já na Análise Fatorial Exploratória havíamos encontrado um agrupamento dos itens que medem estes dois construtos no mesmo fator. Tendo em conta a fundamentação teórica apresentada para um modelo com estes dois fatores analisados separadamente (JUN, 2005), tendo em conta o valor adequado de um dos parâmetros de validade discriminante (o ASV), e ainda considerando os bons valores de ajustamento do modelo (Figura 11), optamos por manter o nosso modelo com estes quatro construtos latentes.

Tabela 6 – Estudo das validades convergente e discriminante

	CR (> 0.7)	AVE (> 0.5)	MSV (< AVE)	ASV (< AVE)
“Atenção”	0.821	0.607	0.292	0.217
“Relevância”	0.783	0.783	0.372	0.341
“Confiança”	0.760	0.518	0.740	0.414
“Satisfação”	0.755	0.509	0.740	0.443

Fonte: Elaborada pelo autor

Análise Fatorial Confirmatória de segunda ordem

De acordo com Jun (2005) e Keller (1987a, 1987b, 2010), os quatro fatores latentes representados no modelo da Figura 11, podem ser considerados sub-dimensões do construto “*motivação*”. A etapa seguinte do nosso trabalho consistiu em avaliar um

modelo de Análise Fatorial Confirmatória de segunda ordem, em que a variável latente “*motivação*” seria tida em conta no modelo.

Na figura 12, apresenta-se este modelo, derivado do modelo apresentado e avaliado anteriormente (Figura 11), assim como as suas medidas de ajustamento e os parâmetros de regressão e de correlação estimados.

Com a adição do fator de segunda ordem “*motivação*”, o modelo mantém valores de ajustamento aceitáveis em todos os indicadores (GFI, CFI, TLI, IFI > 0.9), exceto no valor do RMSEA, que ultrapassou o limite máximo aceitável de 0.08.

Após consulta dos índices de modificação do Amos, constatámos que a introdução de uma correlação entre os erros de medida dos itens 12 e 18 seria a que permitiria melhorar mais o ajustamento do nosso modelo. Esta modificação não viola nenhum pressuposto da teoria das equações estruturais, e por isso procedemos a essa alteração. O modelo da figura 12, já com esta correlação representada, apresenta indicadores de ajustamento aceitáveis, também no RMSEA, que é agora de 0.077 (< 0.080), valor de referência: Hair et al. (2010).

O α de Cronbach para uma escala de “*motivação*” composta pelos itens apresentados no modelo (itens 7-12 e 15-20), é de 0.868, o que reforça a hipótese de que estes itens estejam todos associados a um mesmo construto latente de segunda ordem.

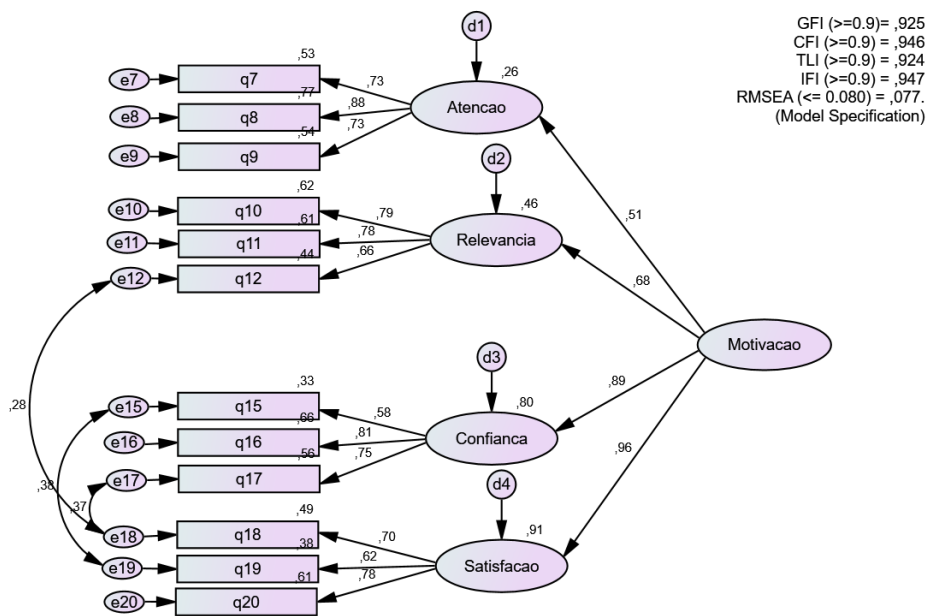


Figura 12 – Análise fatorial de segunda ordem
 Fonte: Elaborada pelo autor

Modelo de medida

Tendo em conta as dimensões avaliadas pelo nosso questionário, e com vista a preparar a elaboração de um modelo baseado em equações estruturais completo, procedemos em seguida à avaliação do modelo de medida representado na figura 13, que se baseia no modelo obtido anteriormente (Figura 12), e introduz as variáveis “*apoio ambiente*” e “*apoio financeiro*”.

GFI (≥ 0.9) = ,901
 CFI (≥ 0.9) = ,923
 TLI (≥ 0.9) = ,902
 IFI (≥ 0.9) = ,925
 RMSEA (≤ 0.080) = ,072.
 (Model Specification)

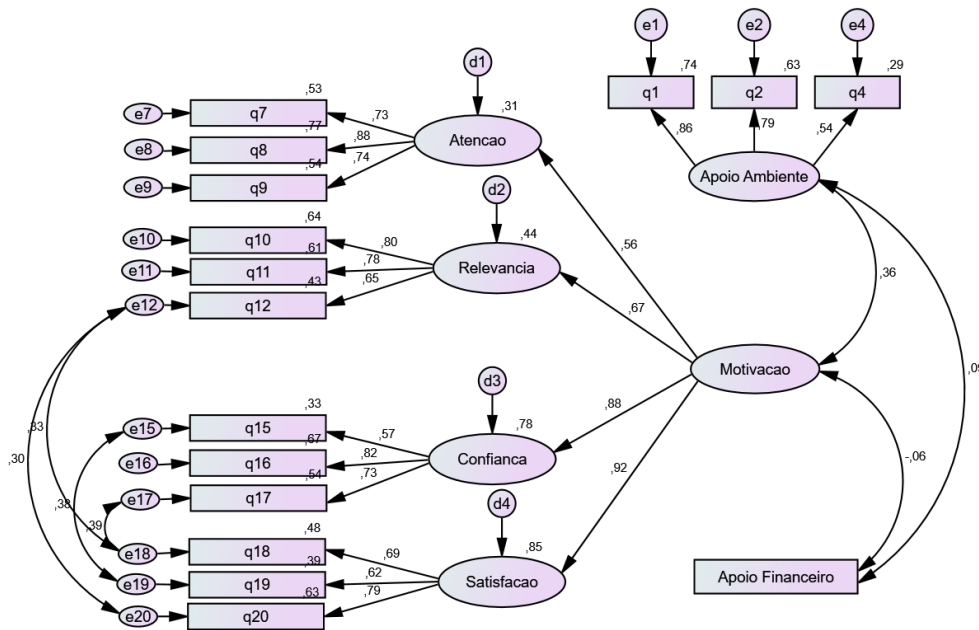


Figura 13 – Modelo de medida
 Fonte: Elaborado pelo autor

Para cada variável latente, a literatura recomenda que o número de indicadores seja de pelo menos três. Tendo em conta que apenas dispomos de dois indicadores para a variável “*apoio financeiro*”, optámos por criar uma nova variável, no SPSS, com a média dos valores nestes dois indicadores. É essa variável que é usada no modelo, na forma de uma variável explícita (em vez de se representar como uma variável latente).

Já para o “*apoio ambiente*”, dispomos de três indicadores (itens 1, 2 e 4), e por isso essa variável será introduzida na forma de um fator latente. O valor da fiabilidade compósita (CR) para esta variável foi de 0.782 e o valor de AVE foi de 0.555. Em conjunto, estes valores indicam valores aceitáveis de fiabilidade e de validade convergente.

Além da introdução das variáveis relacionadas com o apoio (do lado direito do diagrama da Figura 13, em cima e em baixo da variável “*motivação*”), introduziu-se ainda uma correlação entre os erros de medida dos itens 20 e 12, uma vez que o GFI e o TLI desceram muito ligeiramente do valor de 0.9, e mesmo com todos os outros indicadores de ajustamento acima de valores aceitáveis (Hair et al., 2010).

Com essa ligeira modificação, todos os indicadores de ajustamento apresentam valores aceitáveis (GFI=0.901, CFI=0.923, TLI=0.902, IFI=0.925, e RMSEA=0.072), o que indica que o modelo de medida proposto apresenta um bom ajustamento aos dados da nossa amostra.

Modelo Estrutural

Após a realização das etapas anteriores, modificamos o modelo de medida apresentado na figura 13 com o objetivo de testar as hipóteses de que as variáveis apoio ambiente e “*apoio financeiro*” são predictoras significativas da variável “*motivação*”.

O modelo assim modificado, é apresentado na figura 14, obtém exatamente os mesmos valores de ajustamento do modelo da figura 13.

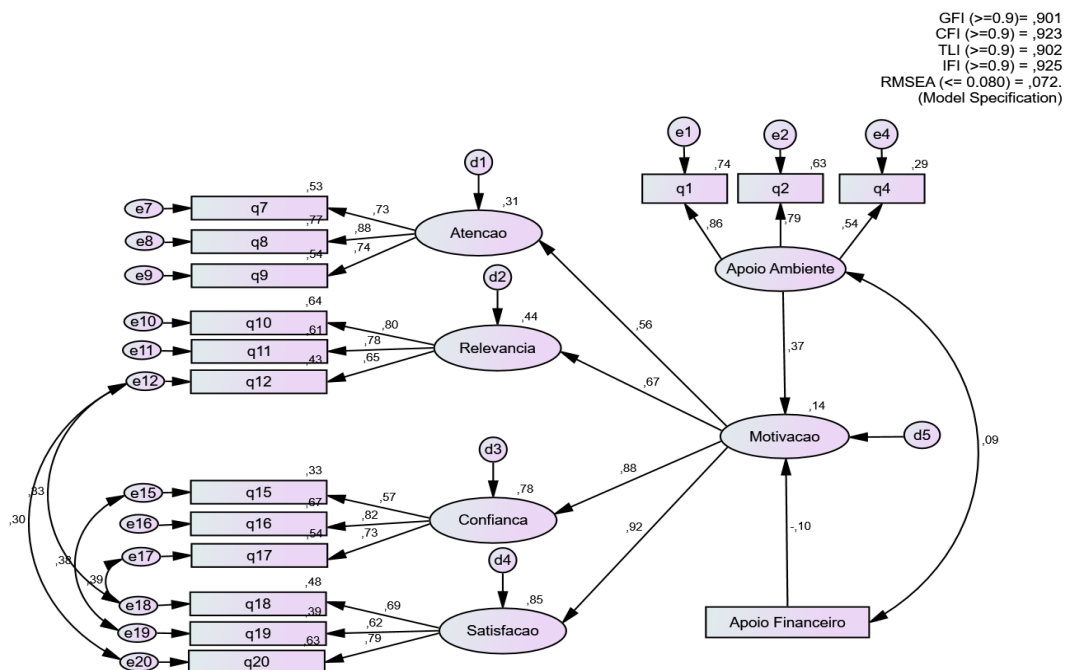


Figura 14 – Modelo estrutural
Fonte: Elaborado pelo autor

Todos os valores apresentados no modelo da figura 14 são normalizados (i.e. convertidos para o intervalo entre -1.0 e +1.0, de modo a poder-se compreender e comparar o peso das regressões e correlações obtidas). Todos os valores são estatisticamente significativos (com $p < 0.01$), exceto o peso de regressão entre as variáveis “*apoio financeiro*” e

“motivação”, e a correlação entre o “apoio financeiro” e o “apoio ambiente”.

Os valores obtidos foram confirmados usando o método de bootstrap, com 2000 amostras e com cálculo de intervalos de confiança de correção de enviesamento (“*bias-corrected confidence level*”) usando o valor de 95%. O viés máximo encontrado na estimação de um parâmetro foi de -0.007 para o peso da regressão entre o apoio financeiro e a motivação (0.364 estimado por bootstrap vs. 0.371 obtido pelo método da máxima verossimilhança). Também todos os parâmetros com significância $p < 0.01$ obtiveram esse nível de significância através de *bootstrap*, e os únicos dois valores não significativos encontrados foram coincidentes nas duas abordagens de cálculo. Esta confirmação permite-nos reforçar a confiança nos resultados obtidos, e confirma que o método da verossimilhança não produziu estimativas enviesadas com base nos dados da nossa amostra.

O objetivo de validar e testar a confiabilidade da escala de conteúdo das Circunstâncias da Vida e Aspectos Motivacionais do Estudante (CVAME) foi atendido. Para tanto, foi realizado um estudo piloto para determinar se a resposta da amostra atende aos critérios de confiabilidade e validade para o objetivo da pesquisa e se qualquer modificação é necessária no estudo.

Em termos de tamanho da amostra, optamos por apenas incluir os questionários sem “*missing data*”, o que resultou num número de participantes $N=228$. Com essa quantidade de participantes para um modelo com três indicadores por variável latente, a amostra usada no nosso estudo vai ao encontro das principais exigências e recomendações na literatura.

Embora a normalidade univariada seja importante para os itens do questionário. No caso dos modelos SEM deste estudo, mais importante do que a normalidade univariada, é a avaliação da normalidade multivariada (Byrne, 2010; Hair et al., 2010). Para isso, recorreremos ao valor do coeficiente de Mardia, que representa a curtose multivariada. Na nossa amostra, o valor do coeficiente de Mardia foi de 66.61. Este critério foi satisfeito em todos os modelos apresentados, e no caso do modelo final (Figura 13), o valor de $p(p+2)$ é de 288, bastante superior ao valor do coeficiente de Mardia de 66.61.

Após a Análise Fatorial Exploratória, no SPSS (Versão 25), usando o método extração de fatorização de eixo principal, e o método de rotação ortogonal varimax, podemos constatar que foram extraídos cinco fatores, que no total explicam 66.65% da variância dos dados da amostra. Todos os fatores encontrados por meio de cálculo do α de Cronbach têm um α superior ao valor de referência 0.7. Em termo do valor de comunalidade, somente o item 4 com valor de 0.382 está ligeiramente abaixo, em vista do valor de referência ser 0.4. Assim, optámos por manter esse item.

Apesar do modelo receber algumas modificações. Esse, mostrou-se robusto, tendo em consideração que, todos os indicadores de ajustamento permaneceram aceitáveis (GFI=0.901, CFI=0.923, TLI=0.902, IFI=0.925, e RMSEA=0.072), o que indica que o modelo de medida proposto apresenta um bom ajustamento aos dados da nossa amostra.

Os resultados obtidos a partir do modelo representado pela Figura 13. Modelo de medida foram considerados adequados, pois em conjunto, o valor de 0.782 da fiabilidade compósita (“*composite reliability*” ou “CR”) e o valor de 0.555 da variância média extraída (“*average variance extracted*” ou “AVE”) indicam valores aceitáveis de fiabilidade e de validade convergente para o modelo de medida. Esses valores evidenciam a qualidade do modelo estrutural do instrumento.

Tendo em vista os resultados apresentados, este instrumento parece-nos muito útil e permite afirmar que, ele é sensível, válido e confiável para a avaliação do apoio acadêmico recebido pelos estudantes, do conteúdo ou mudanças das circunstâncias da vida do estudante durante o processo de formação, aos aspectos motivacionais das experiências de aprendizagem. Este instrumento pode ter utilização futura no Brasil e em outros contextos.

4.3 Resumo do capítulo

O capítulo apresentou a abordagem metodológica utilizada para realizar o estudo, que se encontra estruturado em duas seções. A primeira, construção do instrumento de pesquisa, busca construir um instrumento de coleta de informação sobre o que afeta a decisão de evasão de estudantes do ensino superior a distância e posteriormente apoia o modelo conceitual com fatores para prever a evasão de estudantes com base numa revisão

nos conceitos aqui destacados. Para tal, são efetuadas seis atividades, incluindo a clarificação do conceito, a identificação de itens, a tradução e a construção, refinamento e aperfeiçoamento do conjunto de itens, revisão pré-piloto do instrumento de pesquisa piloto e por fim pesquisa-piloto.

O instrumento de pesquisa a ser validado e testado neste estudo foi desenvolvido com a finalidade de coletar informação sobre o que afeta a decisão da evasão de estudantes do ensino superior a distância. Este, está estruturado com doze constructos e vinte cinco itens/variáveis com foco dirigido para o apoio acadêmico recebido pelos estudantes, as mudanças nas circunstâncias da vida do estudante durante o processo de formação, os aspectos motivacionais, a experiência de aprendizagem em geral e as características individuais. Na sua maioria, os itens deste instrumento são mensurados por meio de uma escala Likert com cinco pontos, variando de um (Discordo totalmente) a cinco (concordo totalmente).

CAPÍTULO V – APRESENTAÇÃO DOS RESULTADOS

5. Introdução

Este capítulo apresenta os resultados da aplicação do instrumento de pesquisa aos alunos da modalidade de ensino a distância. O instrumento está dividido em 3 grupos (0,1 e 2) que representam os itens ou questões deste instrumento, são do tipo anônimo, de resposta voluntária. Somente o grupo 2 tem os seus itens mensurados por meio de uma escala Likert com cinco pontos, variando de um (Discordo totalmente) a cinco (concordo totalmente) com questões em formato fechado. O objetivo desse instrumento é obter informações sobre o apoio acadêmico recebido pelos estudantes, as mudanças nas circunstâncias da vida do estudante durante o processo de formação, aos aspectos motivacionais, experiência de aprendizagem em geral e características individuais dos estudantes.

A amostra de interesse para este estudo foi de estudantes dos programas acadêmicos de licenciatura e bacharelado de 42, 48 e 60 meses da modalidade de ensino a distância finalizados em dezembro de 2014 e 2015, mantidos por uma instituição privada da região sul do Brasil. A IES a distância e os programas de cursos foram cuidadosamente selecionados para este estudo com os seguintes critérios:

- . IES a distância credenciada pelo Ministério da Educação (MEC);
- . IES localizada na região Sul do Brasil;
- . IES com Índice Geral de Cursos (IGC) de no mínimo 4 (quatro) nos cursos em seus resultados nos últimos 5 (cinco) anos;
- . IES com no mínimo de 100.000 alunos inscritos em seus programas acadêmicos da EaD;
- . Cursos de graduação a distância em pedagogia, administração e contabilidade com carga horária e atividades complementares mínima de 3.684 horas.

Operacionaliza-se a definição de educação a distância (EaD), neste estudo, como sendo um processo evolutivo da modalidade de ensino e aprendizagem, que transpõe obstáculos de tempo e de espaço por meios de diversos recursos tecnológicos em prol do compartilhamento do conhecimento entre professores, tutores, alunos e instituições.

5.1 Apresentação dos resultados do instrumento de pesquisa

Usando a base de dados de e-mail de polos presenciais de uma Universidade do Sul do Brasil, com alunos inscritos nos polos presenciais de Brasília-Distrito Federal e Palmas-Tocantins, um questionário para coleta de dados foi distribuído em convite, que foi enviado por meio do correio eletrônico a 1.120 estudantes que não evadiram ou evadiram seu programa acadêmico em 22 de abril de 2019, ficando disponível até ao dia 21 de maio do mesmo ano. O objetivo do questionário foi coletar informação sobre os fatores anteriores e posteriores à admissão de estudantes na graduação a distância.

Um texto no corpo da pesquisa do instrumento da pesquisa apresenta o propósito do estudo e solicita a participação voluntária do candidato neste projeto de pesquisa.

Com o objetivo de aumentar a taxa de resposta, a pesquisa também foi enviada e solicitado participação por meio de aplicativo WhatsApp. Dos 1.120 estudantes, somente 250 responderam. Após o ajuste do banco de dados, categorizando as variáveis e analisando a ocorrência de dados em falta e observou-se que, somente 228 estudantes preencheram por completo todos os itens da pesquisa. A taxa de resposta válidas final foi de 20,35%, $n = 228$, da amostra total de 1.120 participantes potenciais para os quais os instrumentos da pesquisa foram enviados por e-mail.

O instrumento de pesquisa não identifica o nome do inquerido e foi orientado para obter informações sobre o apoio acadêmico recebido pelos estudantes, as mudanças nas circunstâncias da vida do estudante durante o processo de formação, aos aspectos motivacionais, experiência de aprendizagem em geral e características individuais dos estudantes. O instrumento está estruturado em 3 grupos de variáveis (as anteriores a admissão e as posteriores a admissão e resultado), designadamente:

Grupo 0 – Dados variável resultado

Neste grupo a pergunta incide sobre a conclusão ou não do curso. Esses dados, fornecem informação sobre os estudantes que evadiram e não evadiram da instituição.

Grupo 1 – Dados de características individuais

Sem identificar o nome, neste grupo é feita a coleta de informação sobre o sexo, faixa etária e educação anterior e horas de trabalho semanais do inquirido;

Grupo 2 – Dados do apoio acadêmico, do apoio ambiente e psicológicos da motivação

Neste grupo as perguntas estão orientadas a identificar informação sobre o apoio acadêmico recebido, as mudanças nas circunstâncias da vida do estudante durante o processo de formação e aspectos motivacionais das experiências de aprendizagem em geral.

5.1.1 Questionário estudantes

Apresentação dos resultados dos dados é iniciada pelo Grupo 0, seguida do Grupo 1 e finalmente o Grupo 2, tomando como base no quadro 4.

5.1.1.1 Informação do inquerido dos estudantes – Grupo 0

No grupo 0 – Dados variável resultado, parte inicial da coleta é de identificação do inquirido como dados sobre evasão (Ver tabela 7), questão 25. Do questionário resultou a seguinte caracterização:

Tabela 7 – Dados do resultado da evasão do estudante

Questão	Variável resultado	Escolha de resposta	Valor(es)	
			Frequência	Porcentagem
Q25	Evasão	0= Não	143	62,70
		1= Sim	85	37,30

Fonte: O autor

Os dados que apresentados na tabela 7, são apresentados também de forma gráfica para uma melhor compreensão dos resultados da pesquisa, como visível a seguir no gráfico 2.

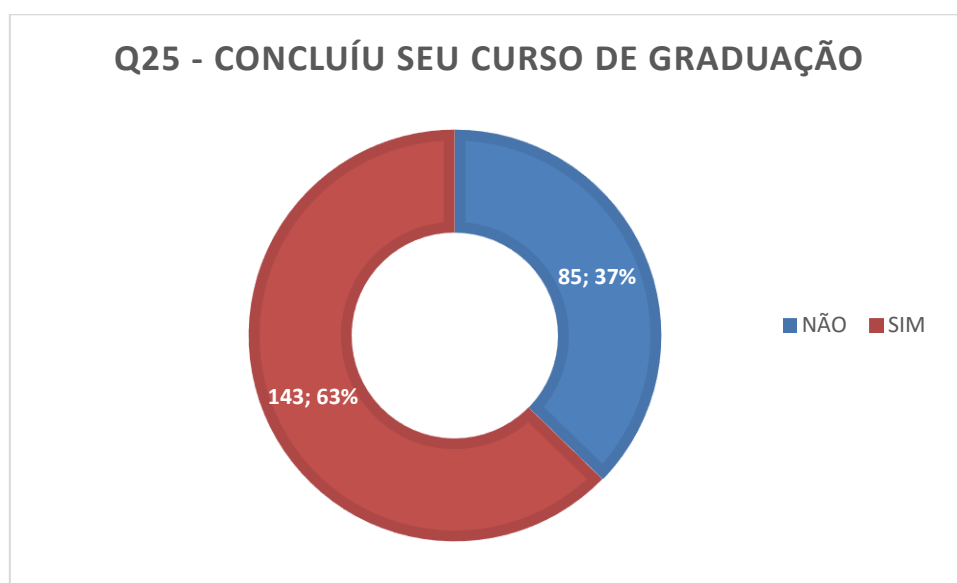


Gráfico 2 – Resultados evasão de estudantes
Fonte: O autor

Na Questão 25, apresentada pela tabela 7, percebe-se que 62,70% do total de 228, ou seja, 143 estudantes da modalidade de ensino superior à distância concluíram seu programada de curso. Por outro lado, 37,30% do total de 228, ou seja, 85 estudantes da modalidade de ensino superior a distância não concluíram seu programada de curso. Esse resultado revela que a quantidade de estudantes que não concluem seu programa de curso é muito maior em relação aos que concluíram. Infere-se que esse é um quadro muito preocupante para todos da área da educação e que implica inclusive na sociedade de maneira geral.

5.1.1.2 Informação do inquirido dos estudantes – Grupo 1

No Grupo 1 – variáveis as anteriores a admissão, parte da coleta é de identificação do inquirido como dados sobre sexo, idade, educação anterior e horas de trabalhos semanais (Ver tabela 8), questões de 21 a 24. Do questionário resultou a seguinte caracterização:

Tabela 8 – Variáveis as anteriores a admissão

Questão (DCI)	Variáveis anteriores	Escolha de resposta	Valor(es)	
			Frequência	Porcentagem
Q21	Sexo	1=Masculino	92	40,4
		2=Feminino	136	59,6
Q22	Idade	1=19 ou menos	2	,9
		2=20 a 24 anos	31	13,6
		3=25 a 29 anos	49	21,5
		4=30 a 34 anos	69	30,3
		5=35 a 39 anos	43	18,9
		6=40 a 44 anos	29	12,7
		7= 45 a 49 anos	4	1,8
		8=50 a 54 anos	1	,4
		9 =55 ou mais	,0	,0
Q23	Educação anterior	1= Diploma do ensino médio	150	65,8
		2= EJA	45	19,7
		4= Licenciado ou de dois anos	21	9,7
		5= Diploma de bacharel	12	5,3
Q24	Horas de trabalho semanais (HTS)	1= Menos de 20 horas	3	1,3
		2= 20 a 29 horas	2	,9
		3= 30 a 39 horas	8	3,5
		4 = 40 a 49 horas	199	87,3
		5 = 50 ou mais horas	16	7
25	Evasão	0= Não	143	62,70
		1= Sim	85	37,30

Fonte: O autor

Os dados apresentados na tabela 8, são apresentados também de forma gráfica para uma melhor compreensão dos resultados da pesquisa, como veremos a seguir nos gráficos de números 3 a 6.

Q21:SEXO DOS ESTUDANTES

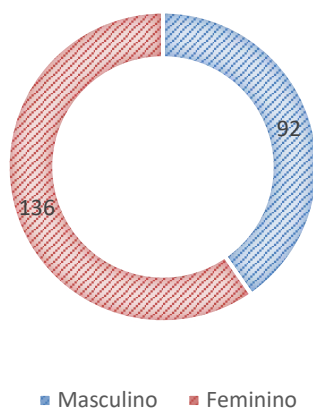


Gráfico 3 – Sexo dos estudantes
Fonte: O autor

Na Questão 21, apresentada pelo gráfico 3, percebe-se que 59,60% do total de 228, ou seja, 136 estudantes da modalidade de ensino superior a distância são do sexo feminino, e 40,40%, ou seja, 92 são do sexo masculino. Esse resultado revela que o quadro de estudantes do sexo feminino é superior ao quadro masculino nas matrículas dos cursos desse estudo.

A seguir foi colocada a Questão 22 sobre a idade dos estudantes. Essa é apresentada pelo gráfico 4.

Q22 : IDADE DOS ESTUDANTES

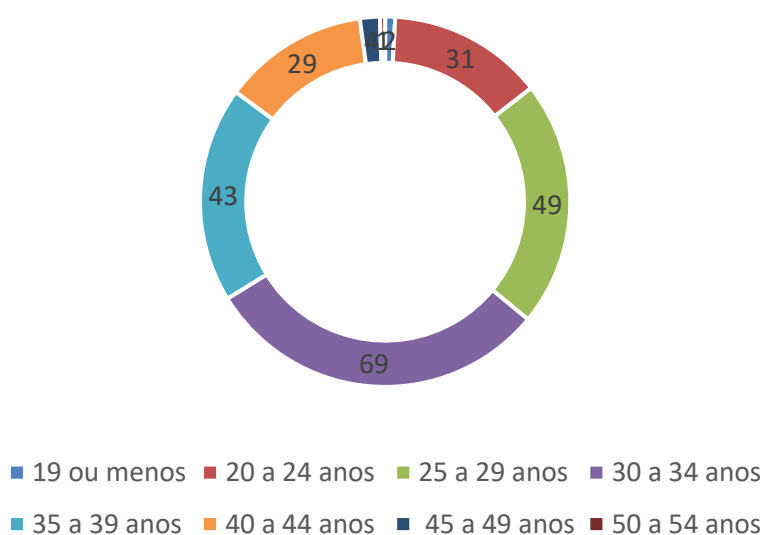


Gráfico 4 – Idade dos estudantes
Fonte: O autor

Nessa questão (Q22) conforme apresenta a gráfico 4, percebe-se que três faixas etárias concentram a maioria dos estudantes da modalidade de ensino superior a distância: (1) 30,26% do total de 228, ou seja, 69 estudantes da modalidade de ensino superior a distância têm idade entre 30 a 34 anos. (2) 21,50% do total de 228, ou seja, 49 estudantes da modalidade de ensino superior a distância têm idade entre 25 a 29 anos. (3) 18,90% do total de 228, ou seja, 43 estudantes da modalidade de ensino superior a distância têm idade entre 35 a 39 anos. Esse, resultado revela que a maioria dos estudantes modalidade de ensino superior a distância estão centrados na faixa etária idade entre 30 a 34 anos. Numa visão mais ampla das faixas etárias, pode-se ainda inferir que a maioria dos

estudantes da modalidade de ensino superior a distância estão concentrados em uma faixa etária idade entre 25 a 39 anos.

Em continuidade à análise do grupo 1, a seguir foi colocada a Questão 23 sobre a educação dos estudantes. Essa é apresentada pelo gráfico 5.

Q23 : EDUCAÇÃO DOS ESTUDANTES

■ Diploma do ensino médio ■ EJA ■ PROEJA ■ Licenciado ou de dois anos ■ Diploma de bacharel

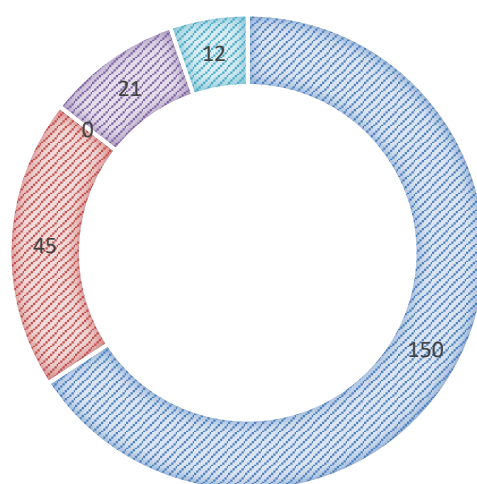


Gráfico 5 – Educação dos estudantes
Fonte: O autor

Nessa questão (Q23) conforme apresenta o gráfico 5, percebe-se que dois dos diplomas de educação anteriores mais utilizados para entrar na universidade, são em maioria: o diploma de conclusão do ensino médio com 65,80% do total de 228, ou seja, 150 estudantes e diploma do EJA com 19,70% do total de 228, ou seja, 45 estudantes. Esses resultados revelam que a maioria dos estudantes da modalidade de ensino superior a distância entram na universidade na posse de um diploma de conclusão do ensino médio.

Finalizando a apresentação dos resultados do grupo 1, segue a Questão 24 sobre trabalhas e quantas horas por semana. Esta pergunta visa obter informação sobre a quantidade de horas trabalhadas semanais dos estudantes, na modalidade de ensino superior a distância.

Q24 : HORAS TRABALHADAS SEMANAIS

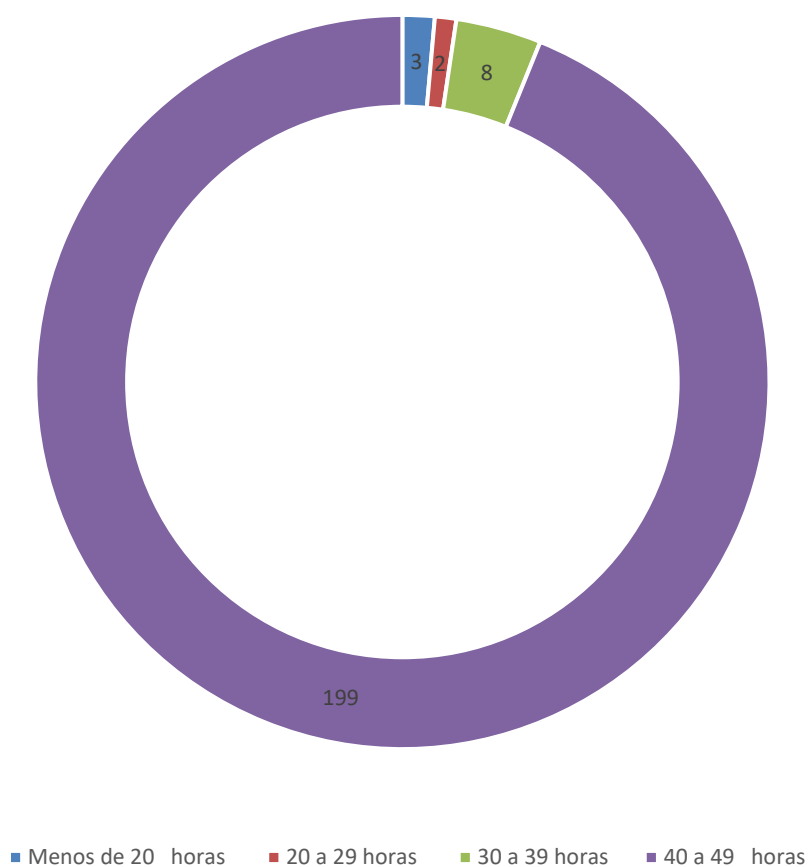


Gráfico 6 – Horas trabalhadas semanais dos estudantes
Fonte: O autor

Nessa questão (Q24) conforme apresentado na Gráfico 6, percebe-se que 87,30% do total de 228, ou seja, 199 dos estudantes tem uma carga horária de trabalho de 40 a 49 horas. Este resultado revela que a maioria dos estudantes da modalidade de ensino superior a distância tem uma carga de trabalho semanal bem significativa, em termos de hora.

5.1.1.3 Informação do inquirido aos estudantes – Grupo 2

No Grupo 2 – variáveis posteriores à admissão, é considerada a identificação do inquirido com dados da percepção do estudante sobre apoio acadêmico, apoio ambiente e psicológicos-motivação (Ver quadro 7), questões de 1 a 20. Do questionário resultou a seguinte caracterização:

GR ¹	Constructo	Nº item	Descrição do item
G R U P O 2	Apoio acadêmico	1	O suporte quando prestado pelo tutor foi adequado
		2	O suporte quando prestado pela instituição foi adequado
	Ambiente (Apoio familiar)	3	Minha família me entende muito bem, embora eu passe pouco tempo com eles por causa do curso EaD
		4	No geral, meu grupo de apoio de familiares e amigos me incentiva a concluir meu programa de estudos
	Ambiente (Apoio financeiro)	5	Às vezes me pergunto se a minha formação vale realmente todo o investimento que eu fiz
		6	Mesmo diante de algumas dificuldades financeiras durante a minha formação, não penso em desistir do curso
	Motivação - Subescala Atenção	7	O material didático e conteúdo interativo deste curso são atraentes
		8	A forma como a informação é estruturada, contextualizada e organizada no meu ambiente virtual de aprendizagem ajudou a manter a minha atenção.
		9	A qualidade da metodologia educacional oferecida no curso foi suficiente para manter a minha atenção
	Motivação– Subescala Relevância	10	O conteúdo do material didático deste curso foi relevante para os meus interesses.
		11	O conteúdo deste curso relaciona-se com as minhas expectativas e metas.
		12	Os benefícios pessoais deste curso são claros para mim.
		13	As instruções que recebi na ambientação foram úteis, me auxiliaram no início e na condução do curso que escolhi.
	Motivação– Subescala Confiança	14	Depois de ler as informações introdutórias do curso, sinto-me confiante do que vou aprender com este curso.
		15	Recebi <i>feedback</i> suficiente para saber como estava indo bem no curso.
		16	Eu senti confiança para aprender o conteúdo e ter sucesso no curso.
		17	Quando olhei pela primeira vez para este curso, tive a impressão de que seria fácil para mim
	– Subescala Satisfação	18	Gostei muito de estudar este curso.
		19	O <i>feedback</i> após a correção de provas e trabalhos, me estimulou e ajudou-me a sentir recompensado pelo meu esforço.
		20	Sinto-me satisfeito com o que recebi deste curso.

Quadro 7 – Variáveis posteriores a admissão

Fonte: O autor

Os dados apresentados no quadro 7, são apresentados também de forma gráfica para uma melhor compreensão dos resultados da pesquisa, como veremos a seguir nos gráficos de números 7 a 26.

Sobre o construtor apoio acadêmico

Essa variável posterior a admissão, tem identificação do inquerido com dados da percepção do estudante sobre o apoio acadêmico adequado fornecido pelo tutor e pela

instituição.

Questão 1: O suporte quando prestado pelo tutor foi adequado

Esta pergunta visa identificar o apoio adequado aos estudantes da modalidade de ensino superior a distância fornecida pelo tutor e instituição de ensino.

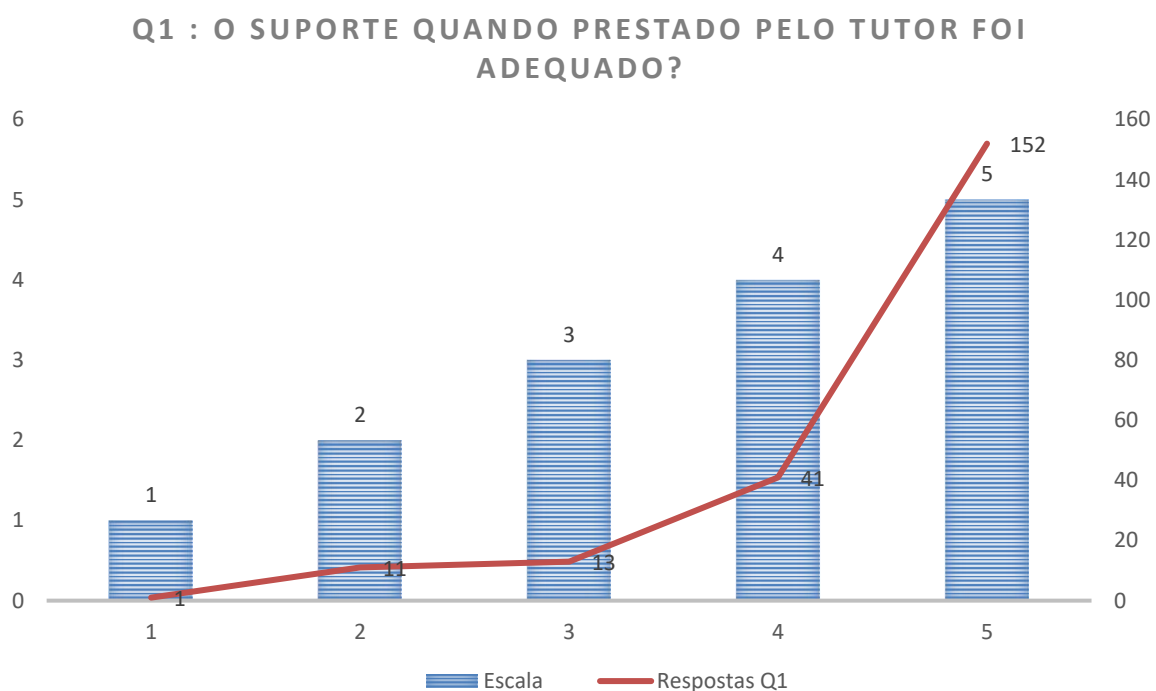


Gráfico 7 – Apoio acadêmico: suporte adequado pelo tutor
Fonte: O autor

No intuito de percebermos o significado do apoio acadêmico prestado pelo tutor aos estudantes, foi utilizada uma escala Likert de 5 pontos, variando de um (Discordo totalmente) a cinco (concordo totalmente), obtivemos resultados que revelam que 66,67% do total de 228, ou seja, 152 estudantes concordam totalmente que o suporte prestado pelo tutor é adequado. Enquanto 4,82% do total de 228, ou seja, 11 estudantes discordam, como mostra o gráfico 7. Esses resultados revelam a importância de um suporte adequado pelo tutor da instituição na modalidade de ensino superior a distância, o que certamente implica na redução do quadro de evasão.

A seguir foi colocada a Questão 2 sobre o suporte quando prestado pela instituição foi adequado, também percebida por meio de uma escala Likert de 5 pontos. Esta pergunta visa identificar se os estudantes da modalidade de ensino superior a distância tem ou não apoio adequado da instituição. O estudante da modalidade de ensino de ensino a distância, além do suporte do tutor prestado normalmente pelo polo presencial, tem outros suportes dentro da instituição, entre eles, o suporte administrativo e financeiro.

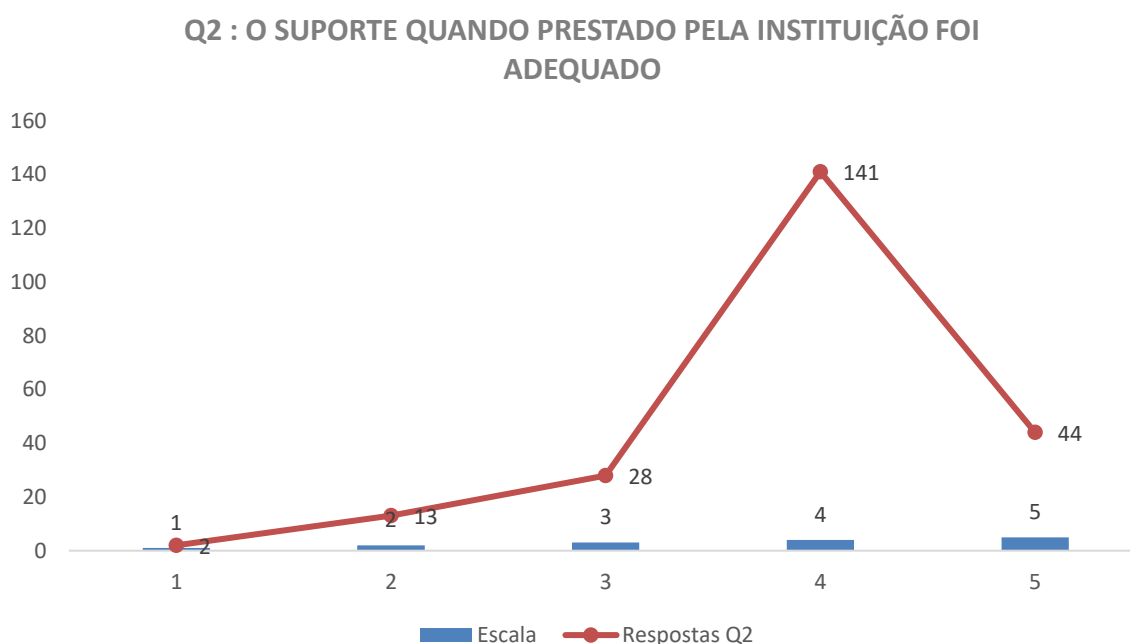


Gráfico 8 – Apoio acadêmico: suporte adequado pela instituição
 Fonte: O autor

Nessa questão (Q2) conforme apresenta o gráfico 8, foram obtidas 141 respostas do total de 228 que revelam que os estudantes concordam que o suporte adequado, independentemente do setor da instituição é importante. Esse resultado, embora em menor intensidade quanto ao seu significado, quando comparado ao resultado do apoio fornecido pelo tutor, permite verificar que também é importante na percepção do estudante. Os resultados apontam que, somados os pontos de estudantes indiferente, discordam e discordam totalmente representam 18,86% do total de 228, ou seja, 43 estudantes não percebem a importância do suporte adequado da instituição. Tal permite pistas para que as instituições busquem um maior controle de atendimento aos seus estudantes e reduzam aspectos que venham a influenciar comportamentos que conduzam à evasão.

Sobre o constructor apoio ambiente

Essa variável posterior à admissão, tem identificação do inquirido com dados da percepção do estudante sobre o apoio familiar e financeiro.

Questão 3: Minha família me entende muito bem, embora eu passe pouco tempo com eles por causa do curso EaD.

Esta pergunta visa identificar o apoio fornecido aos estudantes da modalidade de ensino superior a distância pela família.

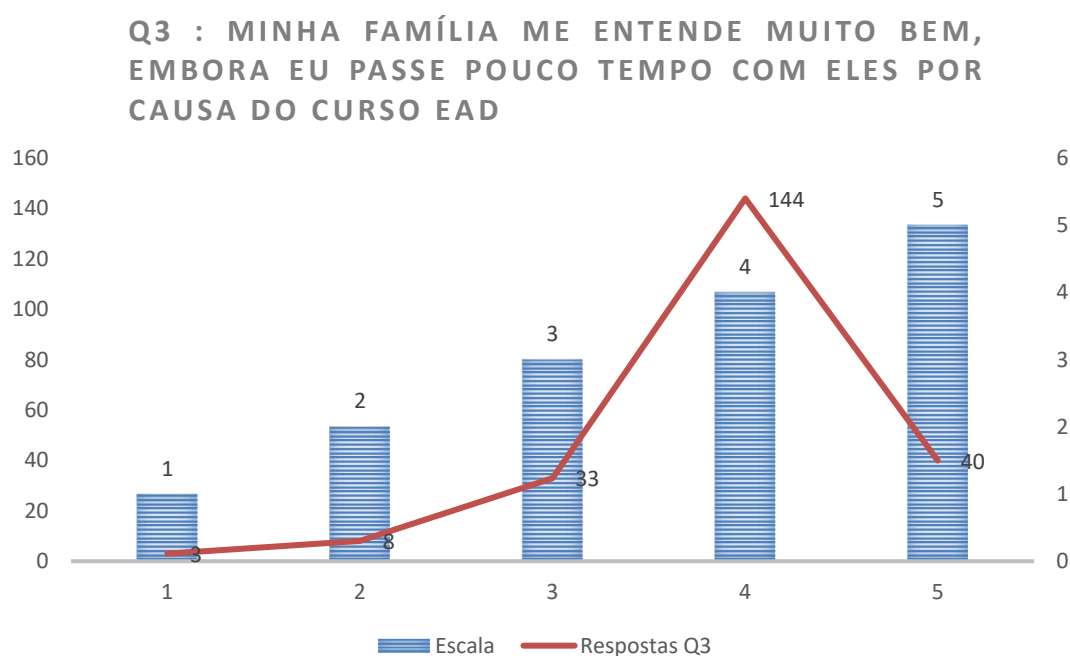


Gráfico 9 – Apoio ambiente familiar: suporte familiar
Fonte: O autor

No intuito de percebermos o significado do apoio familiar (Gráfico 9) fornecido aos estudantes, é avaliado por meio de uma escala Likert de 5 pontos, variando de um (Discordo totalmente) a cinco (concordo totalmente), obtivemos resultados que revelam que 63,15% do total de 228, ou seja, 144 estudantes concordam e 17,54%, ou seja, 40 estudantes concordam totalmente que o apoio familiar é importante para que eles sigam os seus estudos no curso. Esse resultado representa mais de 4/5 do total dos alunos que percebem o apoio familiar como importante e que sigam seus estudos, reduzindo assim o quadro da evasão. Embora diante de percentual elevado quanto a questão da importância

do apoio familiar no andamento dos estudos, há um percentual próximo de 20% do total de 228, somados os estudantes que são indiferentes, discordam e discordam totalmente que não percebem essa importância. Esses resultados revelam que é preciso criar atividades que envolvam não somente os alunos, mas também os familiares. Algumas ideias com atividades para fazer os seus mapas de trabalhos auxiliares que compõem as notas podem ser uma boa opção. Mapas (atividades auxiliares).

A seguir foi colocada a Questão 4 sobre o apoio do grupo de familiares e amigos, também percebida por meio de uma escala Likert de 5 pontos. Esta pergunta visa identificar se os estudantes da modalidade de ensino superior a distância têm ou não apoio do grupo de familiares e amigos. O estudante da modalidade de ensino de ensino a distância, além do apoio de familiares, tem outros suportes dentro da instituição, entre eles, o apoio de grupos de amigos.

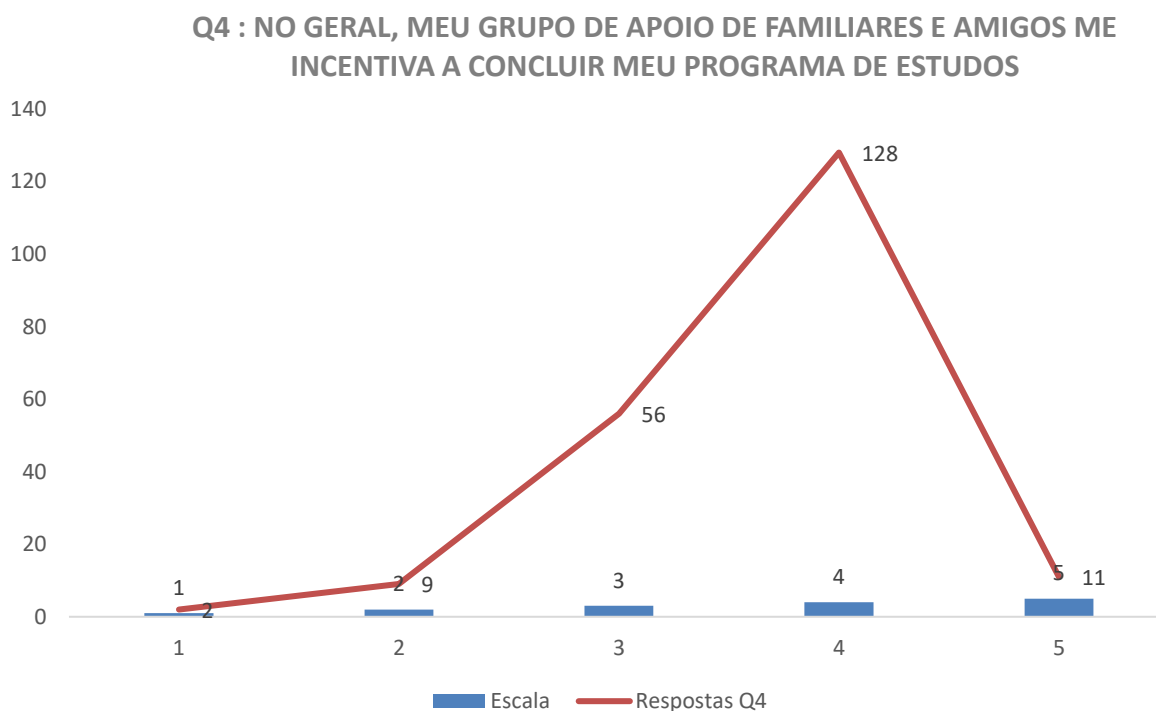


Gráfico 10 – Apoio ambiente – familiares: suporte grupo de familiares e amigos
Fonte: O autor

Nessa questão (Q4) conforme apresenta o gráfico 10, foram obtidas 128 respostas do total de 228 que revelam que os estudantes concordam que apoio de grupos familiares e amigos é importante. Esse resultado, embora em menor intensidade quanto ao seu significado,

quando comparado com o resultado do apoio familiar, permite verificar que esse também é importante na percepção do estudante para dar andamento aos seus estudos. Os resultados apontam ainda que, somados os pontos de estudantes indiferentes, discordam e discordam totalmente representam 29,38% do total de 228, ou seja, 67 estudantes não percebem a importância do apoio de grupos familiares e amigos para o andamento dos seus estudos.

Em continuidade, a seguir foi colocada a Questão 5: às vezes me pergunto se a minha formação vale realmente todo o investimento que eu fiz, também percebida por meio de uma escala Likert de 5 pontos. Esta pergunta visa identificar a percepção dos estudantes sobre a validade do investimento financeiro na sua formação.



Gráfico 11 – Apoio ambiente – financeiro: investimento na formação
Fonte: O autor

No intuito de percebermos o significado do investimento financeiro do estudante na sua formação por meio de uma escala Likert de 5 pontos, variando de um (Discordo totalmente) a cinco (concordo totalmente), obtivemos resultados que demonstram que 41,22% do total de 228, ou seja, 94 estudantes são indiferentes à questão do investimento na formação (Gráfico 11). Quando essa quantidade de alunos é somada aos estudantes

que discordam 74 e os que discordam totalmente 34, é obtido um percentual elevado para 88,58% do total de 228 estudantes. Diante desse resultado percebe-se que não há uma reflexão por parte dos estudantes sobre o seu investimento na formação. Por outro lado, percebe-se que há uma quantidade mínima de 26 estudantes que refletem sobre o assunto do investimento financeiro em seus estudos. De uma maneira geral, estes resultados podem ser úteis às universidades, no sentido de que elas possam reforçar as suas prioridades na orientação sobre o investimento que o estudante está a realizar, ou seja, as IES pode sensibilizar, criando uma consciência do valor da formação.

A seguir foi colocada a Questão 6 sobre a dificuldade financeira e a sua relação com a desistência, também percebida por meio de uma escala Likert de 5 pontos. Esta pergunta visa identificar se os estudantes da modalidade de ensino superior a distância quando estão diante de uma dificuldade financeira pensam em desistir do curso.

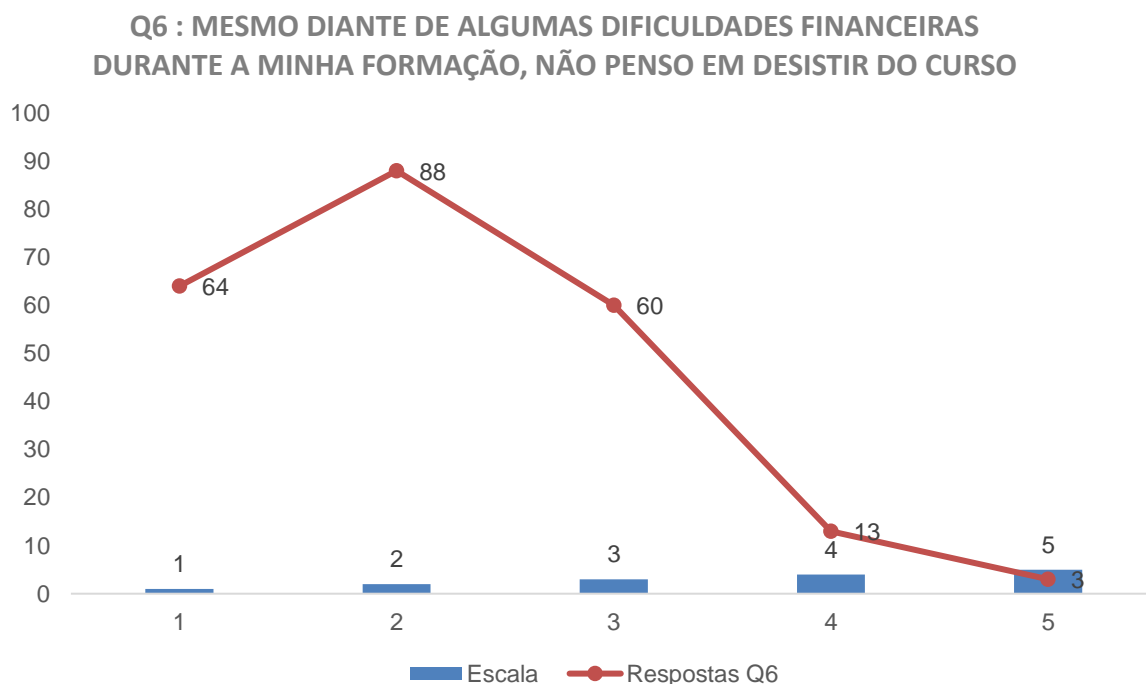


Gráfico 12 – Apoio ambiente – financeiro: Dificuldade relacionada a desistência
Fonte: O autor

Nessa questão (Q6) conforme apresenta o gráfico 12, foram obtidas 88 respostas do total de 228 que mostram estudantes que discordam e 64 dos estudantes que discordam totalmente ao se deparem com uma dificuldade financeira pensam em desistir do curso. Esses resultados revelam que embora exista dificuldade financeira, na percepção desses

estudantes, essa não os leva a pensar em desistir do curso. Por outro lado, percebe-se que há uma quantidade de 28 estudantes (somados os que concordam e concordam totalmente) que ao se depararem com a dificuldade financeira pensam em desistir do curso.

Sobre o construtor a Motivação

Esse construtor possui quatro subescalas, incluindo: atenção, relevância, confiança e satisfação, cada uma com a sua respectiva caracterização. Juntas elas somam 20 questões do instrumento de pesquisa.

c1– Subescala atenção

Essa variável posterior à admissão, tem identificação do inquirido como dados sobre a motivação, considerando a subescala atenção.

Questão 7: O material didático e conteúdo interativo deste curso são atraentes

Esta pergunta visa perceber o quanto o material de didático e conteúdo interativo atraem a atenção dos estudantes.

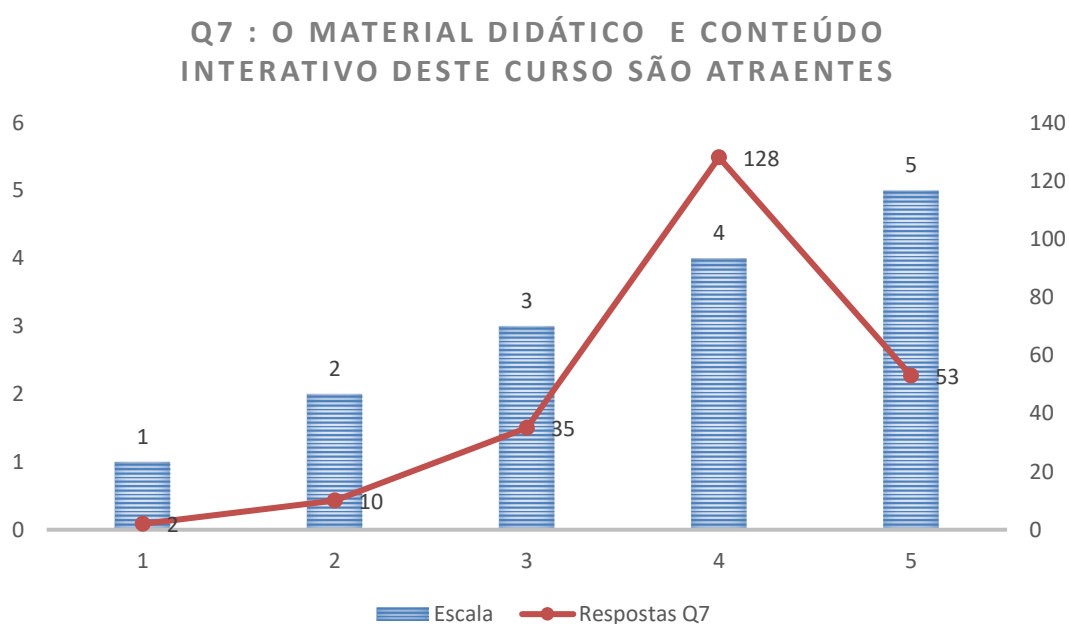


Gráfico 13 – Motivação-Subescala atenção: atenção relacionada ao material didático e conteúdo interativo
Fonte: O autor

No intuito de percebermos o quanto significativo é o material de didático e conteúdo interativo para atrair a atenção dos estudantes por meio de uma escala Likert de 5 pontos, variando de um (Discordo totalmente) a cinco (concordo totalmente), obtivemos resultados que demonstram que 56,14% do total de 228, ou seja, 128 estudantes concordam e 23,24%, ou seja, 53 estudantes concordam totalmente que o material de didático e conteúdo interativo atraem sua atenção (Gráfico 13). Essas duas pontuações representam quase 80% de total dos 228 estudantes que se sentem atraídos por material didático e conteúdo. Esses resultados revelam o quanto o material didático e conteúdo interativo é importante para atrair atenção dos estudantes em seu curso.

A seguir foi colocada a Questão 8 sobre a forma como a informação é estruturada, contextualizada e organizada no ambiente virtual de aprendizagem e se ajudou a manter a atenção, também percebida por meio de uma escala Likert de 5 pontos. Esta pergunta visa obter a percepção da forma como a informação é estruturada, contextualizada e organizada no ambiente virtual de aprendizagem para ajudar a manter a atenção dos estudantes.

Q8 : A FORMA COMO A INFORMAÇÃO É ESTRUTURADA, CONTEXTUALIZADA E ORGANIZADA NO MEU AMBIENTE VIRTUAL DE APRENDIZAGEM AJUDOU A MANTER A MINHA ATENÇÃO

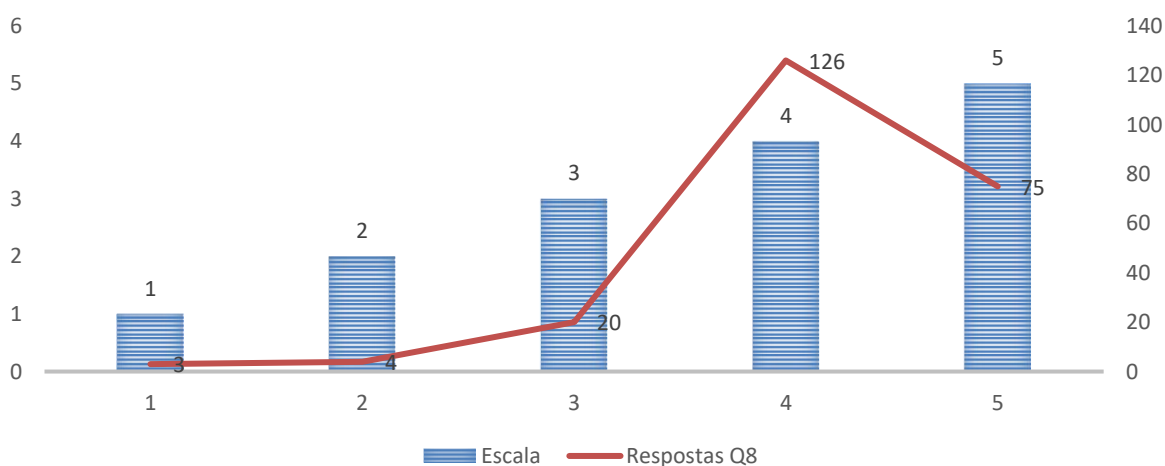


Gráfico 14 – Motivação-Subescala atenção: atenção relacionada a forma como a informação é estruturada, contextualizada e organizada no ambiente virtual de aprendizagem

Fonte: O autor

Nessa questão (Q8) conforme apresenta o gráfico 14, foram obtidas 55,26% do total de 228, ou seja, 126 respostas que mostram estudantes que concordam e 32,89% do total de

228, ou seja, 75 dos estudantes que concordam totalmente, que a forma como a informação é estruturada, contextualizada e organizada no ambiente virtual de aprendizagem ajuda a manter sua atenção. Esses resultados revelam que é relevante manter um ambiente de aprendizagem bem estruturado, contextualizado e organizado para fins de despertar a atenção do estudante.

Em continuidade a percepção de resultados do construtor motivação –subescala atenção, segue a Questão 9 sobre a qualidade da metodologia educacional oferecida no curso para manter a atenção do estudante, também percebida por meio de uma escala Likert de 5 pontos. Esta pergunta visa obter a percepção da qualidade da metodologia educacional oferecida no curso para manter a atenção do estudante

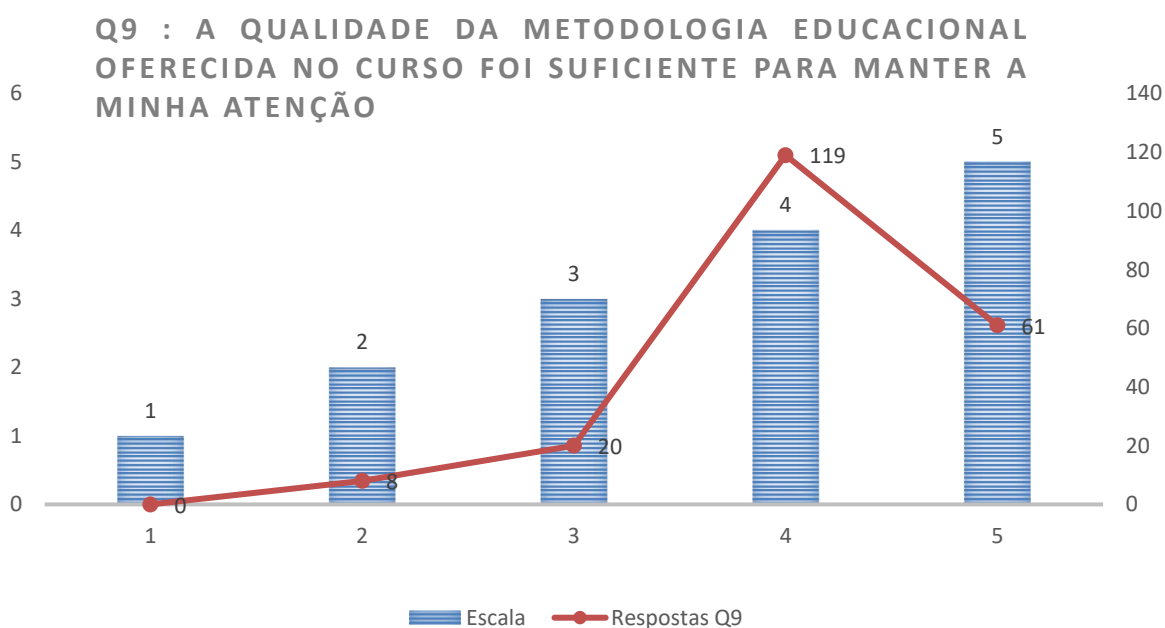


Gráfico 15 – Motivação-Subescala atenção: atenção relacionada a qualidade da metodologia educacional oferecida no curso

Fonte: O autor

Na questão (Q9) conforme apresenta o gráfico 15, foram obtidas 52,19% do total de 228, ou seja, 119 respostas que mostram estudantes que concordam e 26,75% do total de 228, ou seja, 61 dos estudantes que concordam totalmente que a metodologia educacional oferecida no curso é importante para manter a sua atenção no curso. Esses resultados revelam que a qualidade da metodologia educacional aplicada é relevante para a obtenção da atenção do estudante no curso.

c2 – Subescala relevância

Essa variável posterior a admissão, tem identificação do inquerido como dados sobre a motivação considerando a subescala relevância.

Questão 10: O conteúdo do material didático deste curso foi relevante para os meus interesses.

Esta pergunta visa perceber o quanto o conteúdo do material de didático é relevante para o interesse dos estudantes.

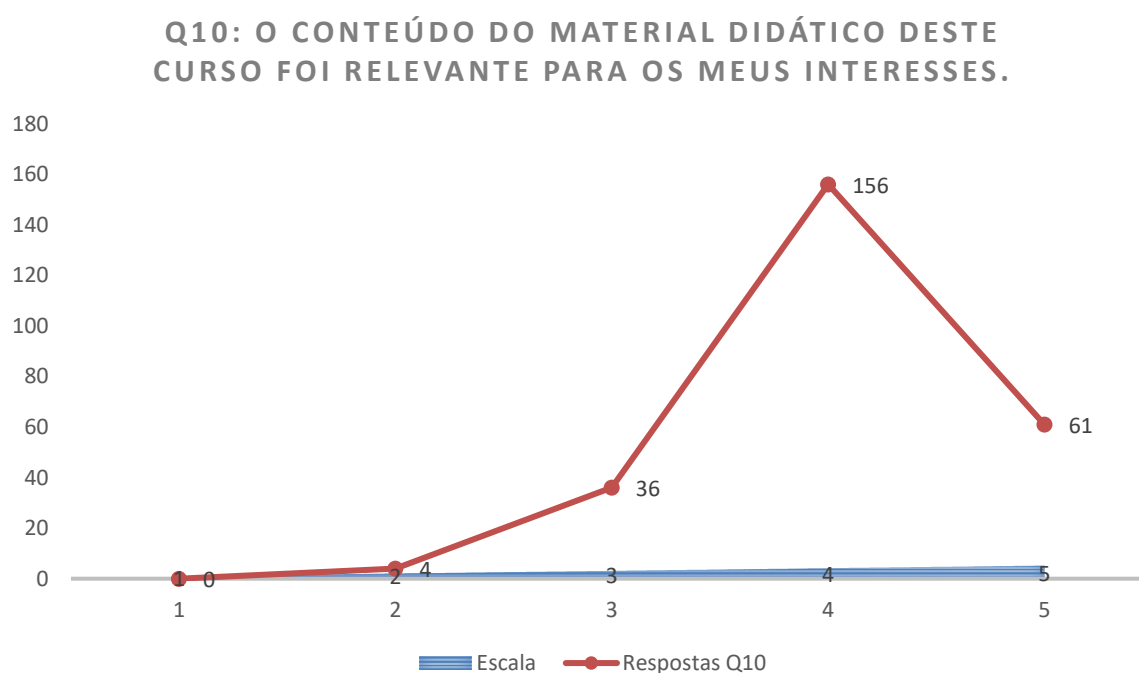


Gráfico 16 – Motivação-Subescala relevância: relevância relacionada ao conteúdo do material didático do curso

Fonte: O autor

No intuito de percebermos o quanto o material de didático e conteúdo interativo é relevante para os estudantes darem andamento aos seus estudos por meio de uma escala Likert de 5 pontos, variando de um (Discordo totalmente) a cinco (concordo totalmente), obtivemos resultados que revelam que 68,42% do total de 228, ou seja, 156 estudantes concordam e 26,75%, ou seja, 61 estudantes concordam totalmente que o material de

didático é relevante para o interesse de seus estudos (Gráfico 16). Juntas essas pontuações representam quase 95,17% de total dos 228 estudantes, ou seja, 217 estudantes que percebem a relevância do material didático para o seu interesse. Esses resultados revelam o quanto esse material didático é relevante para o interesse dos estudantes no seu curso.

A seguir foi colocada a Questão 11 sobre a relevância do quanto o conteúdo do curso se relaciona com as expectativas e metas dos estudantes, também percebida por meio de uma escala Likert de 5 pontos. Esta pergunta visa obter a percepção do quanto o conteúdo do curso se relaciona com as expectativas e metas dos estudantes.

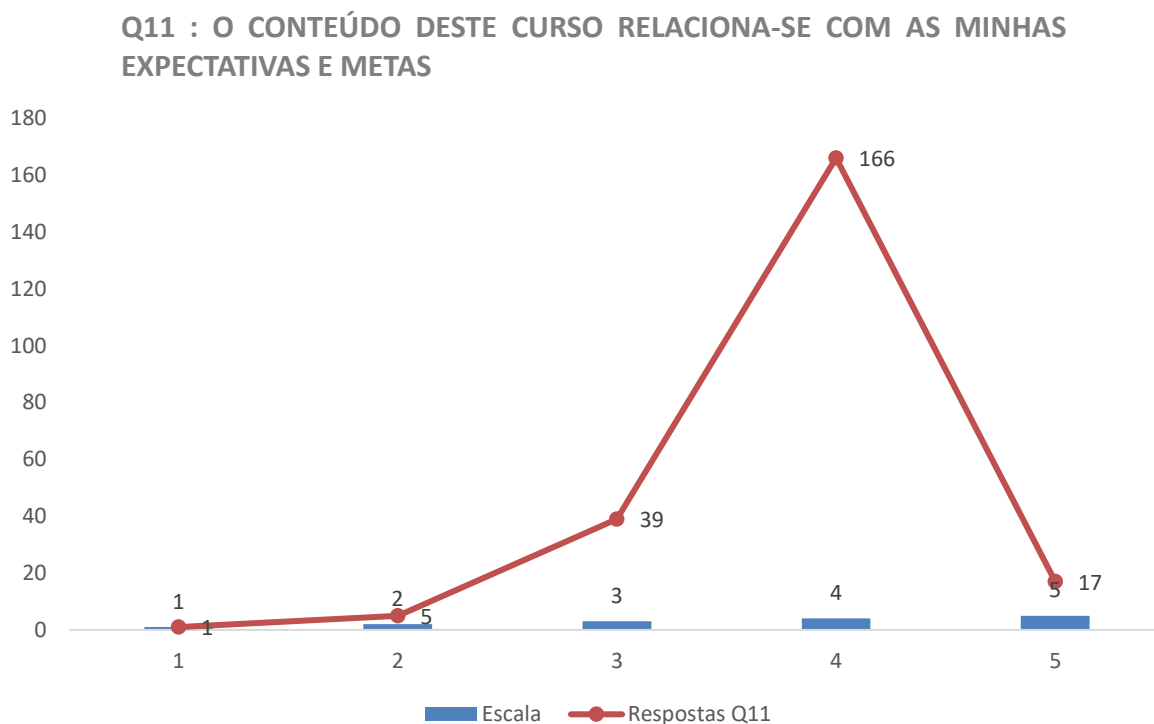


Gráfico 17 – Motivação-Subescala relevância: relacionada ao conteúdo do material didático do curso e as expectativas e metas

Fonte: O autor

Nessa questão (Q11) conforme apresenta o gráfico 17, foram obtidas 72,80% do total de 228, ou seja, 166 respostas que mostram estudantes que concordam e 7,45% do total de 228, ou seja, 17 que concordam totalmente, que o conteúdo do curso se relaciona com as suas expectativas e metas. Esses resultados revelam que é relevante ter conteúdos atuais nas universidades de modo a agregar mais valor e que impliquem nas expectativas e metas do estudante.

Em continuidade a percepção de resultados do constructor motivação – subescala relevância, segue a Questão 12 sobre a clareza dos benefícios pessoais do curso para o estudante, também percebida por meio de uma escala Likert de 5 pontos. Esta pergunta visa obter a percepção da clareza de benefícios pessoais do curso para o estudante.

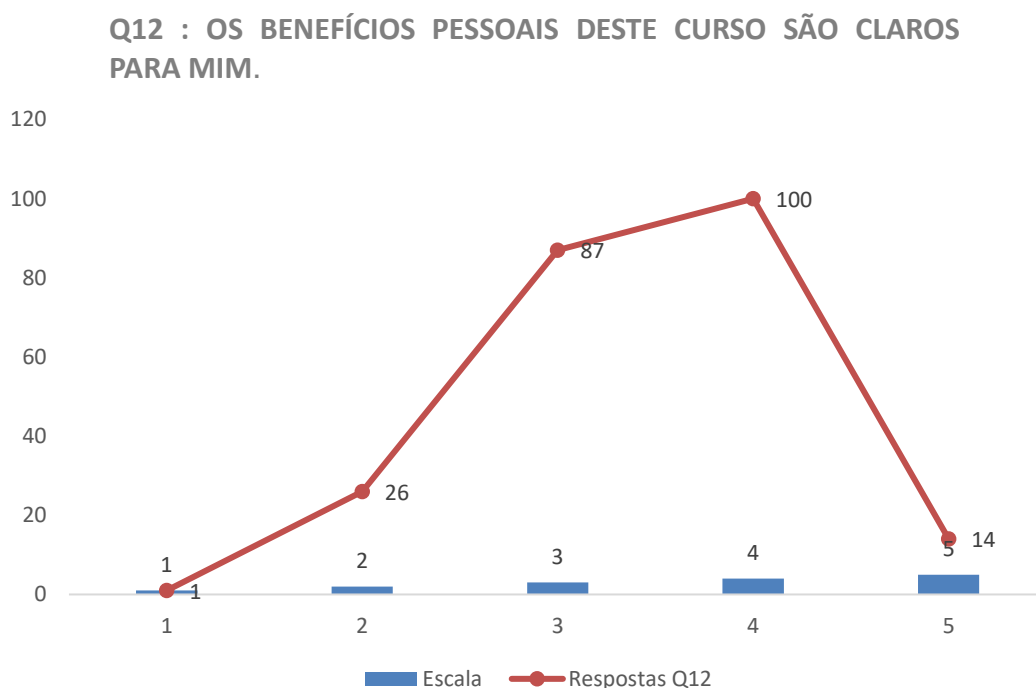


Gráfico 18 – Motivação-Subescala relevância: relacionada a clareza dos benefícios do curso para o estudante
Fonte: O autor

Nessa questão (Q12) conforme apresenta o gráfico 18 foram obtidas 43,85% do total de 228, ou seja, 100 respostas que mostram estudantes que concordam e 6,14% do total de 228, ou seja, 14 que concordam totalmente, que os benefícios pessoais do curso são claros para eles. Juntos, esses resultados chegam a 49,99% total de 228 estudantes e revelam que é relevante haver clareza quanto as benefícios do curso. Por outro lado, percebe-se que 38,16% do total de 228, ou seja, 87 desses estudantes são indiferentes a essa clareza de benefício, o que de certo modo preocupa, pois leva a entender que não faz muita diferença para esses estudantes. De todo modo é importante que esse benefício seja claro para o estudante.

Finalizando a percepção de resultados do constructor motivação – subescala relevância, segue a Questão 13 sobre a relevância das instruções recebidas pelos estudantes na ambientação no início e na condução do curso, também percebida por meio de uma escala Likert de 5 pontos. Esta pergunta visa obter a percepção do quanto útil são as instruções recebidas pelos estudantes na ambientação no início e na condução do curso para os estudantes.

Q13: AS INSTRUÇÕES QUE RECEBI NA AMBIENTAÇÃO FORAM ÚTEIS, ME AUXILIARAM NO INÍCIO E NA CONDUÇÃO DO CURSO QUE ESCOLHE.

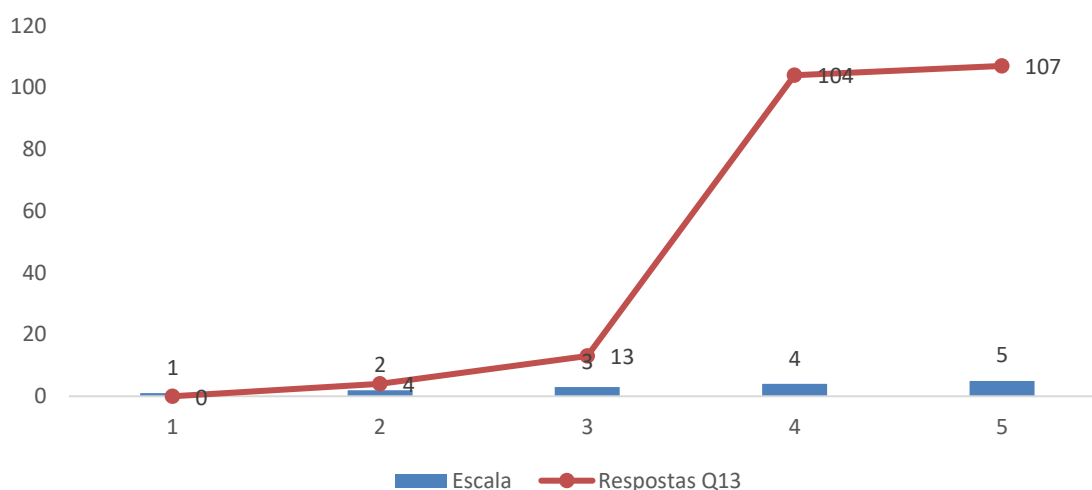


Gráfico 19 – Motivação-Subescala relevância: relacionada as instruções recebidas pelos estudantes na ambientação no início e na condução do curso

Fonte: O autor

Nessa questão (Q13) conforme apresenta o gráfico 19, 18 foram obtidas 46,93% do total de 228, ou seja, 107 respostas que mostram estudantes que concordam totalmente e 45,61% do total de 228, ou seja, 104 concordam que as instruções recebidas pelos na ambientação no início e na condução do curso são relevantes. Juntos, esses resultados chegam a 92,54% total de 228, ou seja, 211 estudantes e revelam o quanto são relevantes as instruções recebidas pelos estudantes na ambientação no início e na condução do curso. A ambientação é um momento singular que envolve o estudante e normalmente um tutor nas instruções. Nesse momento são capturadas informações relevantes que podem implicar no progresso dos estudantes no curso e até mesmo ajudar na redução da evasão.

c3– Subescala confiança

Essa variável posterior à admissão, tem identificação do inquirido como dados sobre a motivação considerando a subescala confiança.

Questão 14: Depois de ler as informações introdutórias do curso, sinto-me confiante do que vou aprender com este curso.

Esta pergunta visa perceber o quanto as informações introdutórias do curso passam confiança para a aprendizagem dos estudantes.

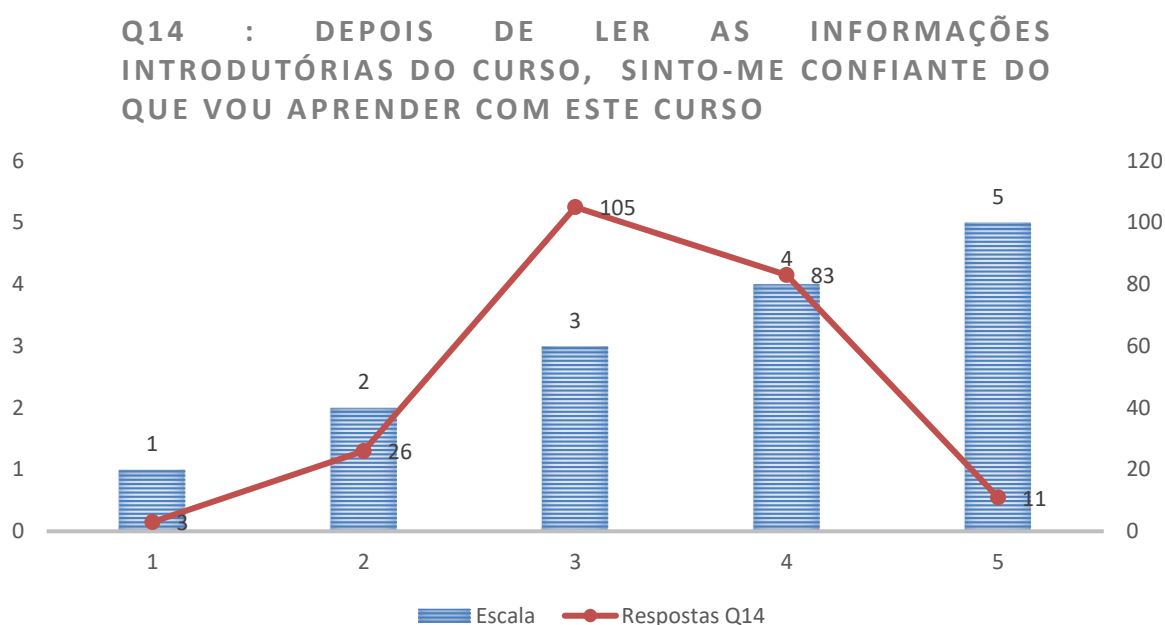


Gráfico 20 – Motivação-Subescala confiança: relacionada a confiança as informações introdutórias do curso para o aprendizado

Fonte: O autor

No intuito de percebermos o quanto as informações introdutórias do curso se relacionam com a confiança para a aprendizagem dos estudantes por meio de uma escala Likert de 5 pontos, variando de um (Discordo totalmente) a cinco (concordo totalmente), obtivemos resultados que revelam que 46,05% do total de 228, ou seja, 105 estudantes são indiferentes às informações introdutórias para a aprendizagem do curso. Por outro lado, 36,40% do total de 228, ou seja, 83 estudantes concordam que as informações introdutórias do curso passam confiança para a aprendizagem (Gráfico 20). No geral, os resultados revelam que embora o percentual dos estudantes que concordam que as informações introdutórias do curso passam confiança para a aprendizagem seja inferior

aos que são indiferentes. Deste modo, torna necessário tomar em atenção as informações de introdução, passadas aos estudantes para que estas não impliquem na evasão de estudantes.

A seguir foi colocada a Questão 15 sobre o *feedback* recebido ser suficiente para saber como o estudante está a progredir no curso, também percebida por meio de uma escala Likert de 5 pontos. Esta pergunta visa obter a percepção do *feedback* recebido pelo estudante no curso.

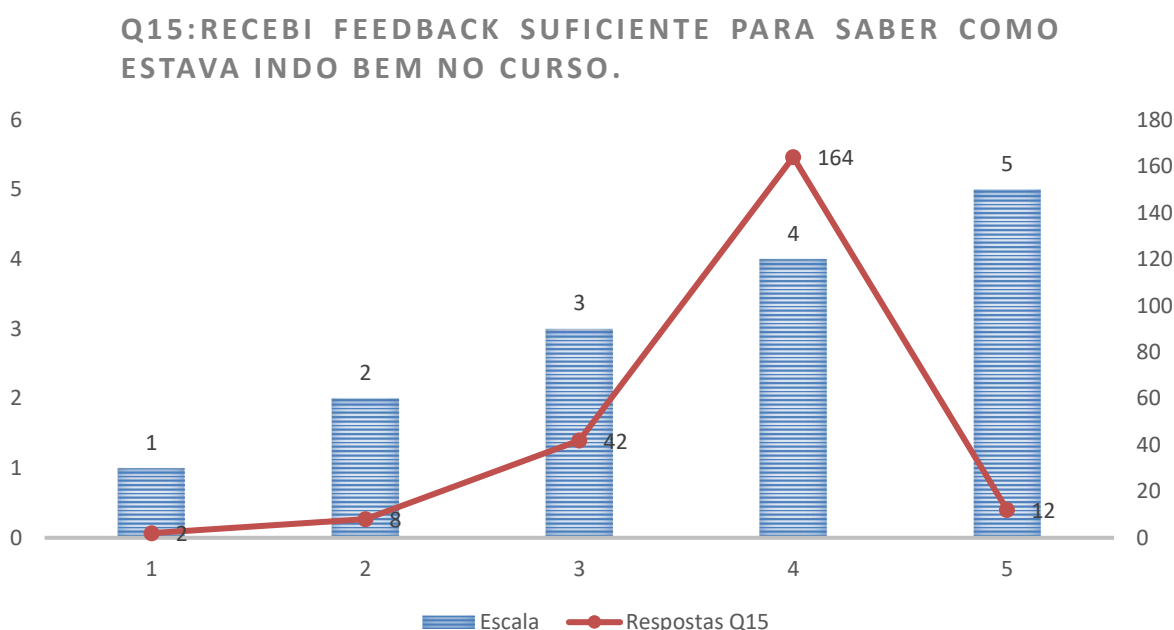


Gráfico 21 – Motivação-Subescala confiança: relacionada a confiança do *feedback* recebido pelo estudante no curso

Fonte: O autor

Nessa questão (Q15) conforme apresenta o gráfico 21, foram obtidas 71,93% do total de 228, ou seja, 164 respostas que mostram estudantes que concordam e 5,26% do total de 228, ou seja, 12 que concordam totalmente, que o *feedback* recebido é suficiente para saber como estava a progredir de forma positiva no curso. Esses resultados revelam que há uma relação da confiança do estudante com o *feedback* por ele recebido no curso.

Em continuidade à percepção de resultados do constructor motivação-subescala confiança, segue a Questão 16 sobre se o estudante sente confiança para aprender o conteúdo e ter sucesso no curso, também percebida por meio de uma escala Likert de 5

pontos. Esta pergunta visa obter a percepção do aprender o conteúdo e ter sucesso no curso.

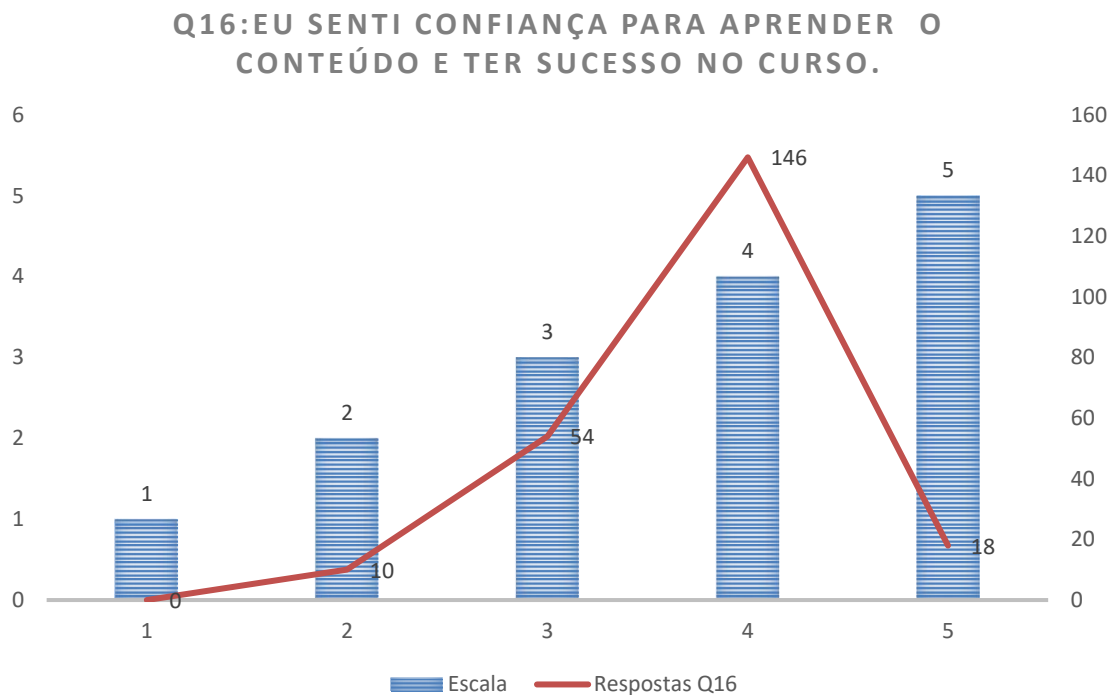


Gráfico 22 – Motivação-Subescala confiança: relacionada ao estudante senti-se confiante para aprender o conteúdo e ter sucesso no curso

Fonte: O autor

Nessa questão (Q16) conforme apresenta o gráfico 22, foram obtidas 64,03% do total de 228, ou seja, 146 respostas que mostram estudantes que concordam e 7,89% do total de 228, ou seja, 18 que concordam totalmente, que o estudante sente confiança para aprender o conteúdo e ter sucesso no curso. Juntos, esses resultados somam 71,92% do total de 228 estudantes e revelam que os estudantes se sentem confiantes para aprender o conteúdo e ter sucesso no curso. Por outro lado, percebe-se que 23,68% do total de 228, ou seja, 54 desses estudantes são indiferentes ao sentimento de confiança para aprender o conteúdo e ter sucesso no curso.

Finalizando a percepção de resultados do constructor motivação-subescala confiança, segue a Questão 17 sobre quando tiveram conhecimento pela primeira vez do curso, qual a impressão da sua dificuldade, também percebida por meio de uma escala Likert de 5 pontos. Esta pergunta visa obter a percepção do primeiro olhar para o curso e sua impressão de ser fácil.

Q17:QUANDO OLHEI PELA PRIMEIRA VEZ PARA ESTE CURSO, TIVE A IMPRESSÃO DE QUE SERIA FÁCIL PARA MIM

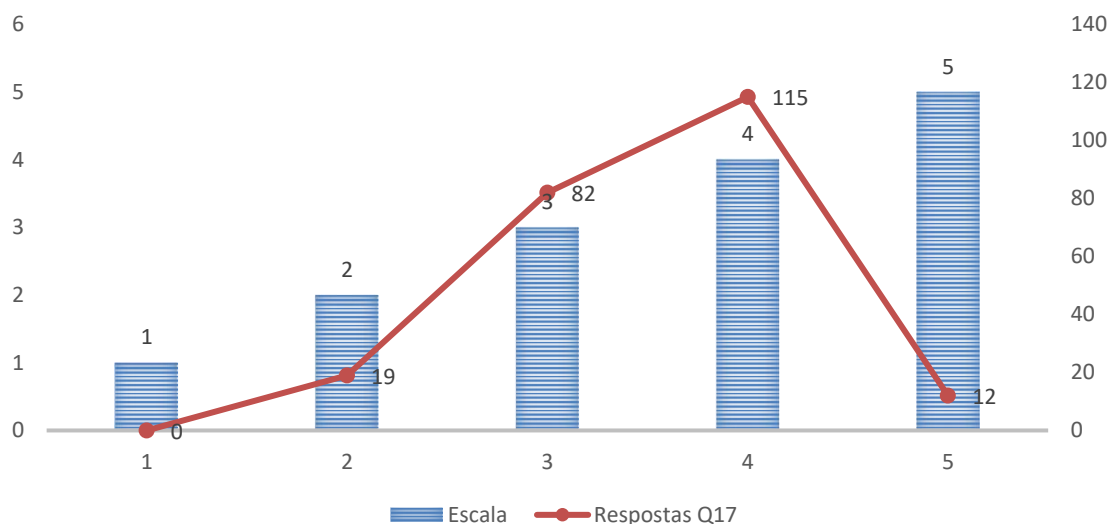


Gráfico 23 – Motivação-Subescala confiança: relacionada ao primeiro olhar do estudante para o curso e ter a estudante a impressão de ser fácil

Fonte: O autor

Nessa questão (Q17) conforme apresenta o gráfico 23, foram obtidas 50,44% do total de 228, ou seja, 115 respostas que mostram estudantes que concordam e 5,28% do total de 228, ou seja, 12 concordam totalmente que ao olharem pela primeira vez para este curso, tiveram a impressão de que seria fácil. Juntos, esses resultados chegam a 55,72% total de 228, ou seja, 127 estudantes e revelam que muitos estudantes veem os seus cursos na modalidade de ensino a distância pela primeira vez tem a impressão de facilidade.

c4 – Subescala satisfação

Essa variável posterior à admissão, tem identificação do inquirido como dados sobre a motivação considerando a subescala satisfação.

Questão 18: Gostei muito de estudar este curso.

Esta pergunta visa perceber a satisfação do estudante em ter estudado no curso.

Q18 : GOSTEI MUITO DE ESTUDAR ESTE CURSO.

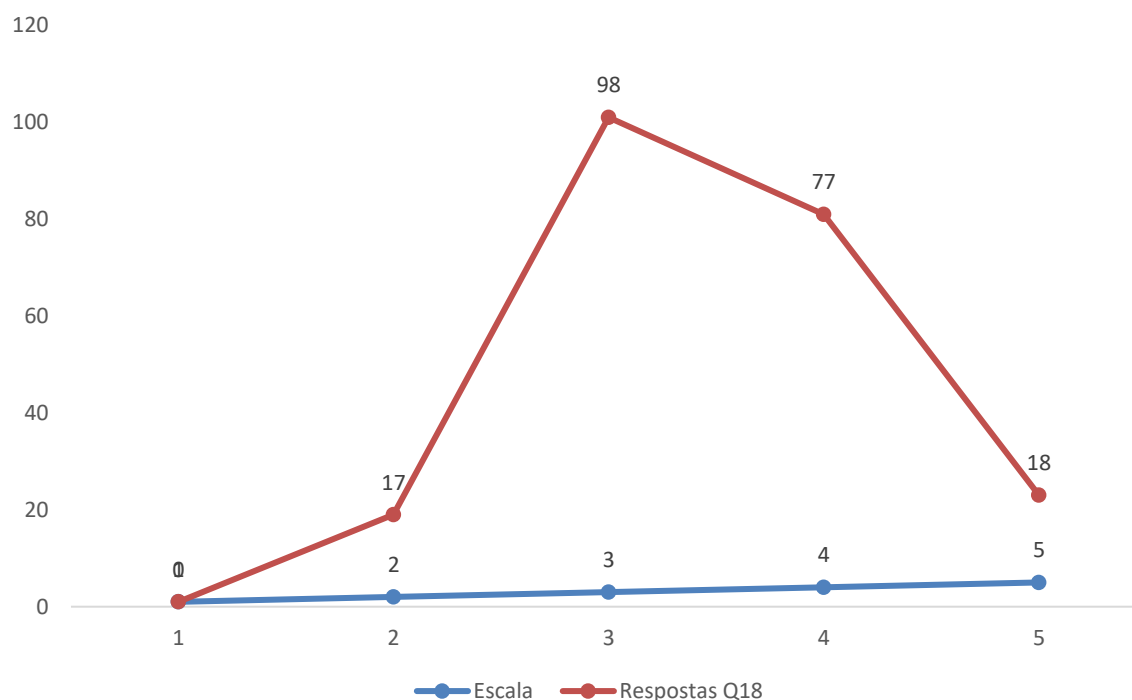


Gráfico 24 – Motivação-Subescala satisfação: relacionada a satisfação do estudante ter estudado no curso
Fonte: O autor

No intuito de percebermos a satisfação do estudante em ter estudado no curso por meio de uma escala Likert de 5 pontos, variando de um (Discordo totalmente) a cinco (concordo totalmente), obtivemos resultados que revelam que 42,98% do total de 228, ou seja, 98 estudantes são indiferentes à satisfação de ter estudado no curso (Gráfico 24). Por outro lado, 33,22% do total de 228, ou seja, 77 estudantes concordam e 7,89% do total de 228, ou seja, 18 concordam totalmente em dizer que gostaram muito de ter estudado no curso.

A seguir foi colocada a Questão 19 sobre o *feedback* após a correção de provas e trabalhos, se estimulou e ajudou a sentir o estudante recompensado pelo seu esforço, também percebida por meio de uma escala Likert de 5 pontos. Esta pergunta visa obter a percepção do *feedback* recebido pelo estudante no curso após a correção de provas e trabalhos.

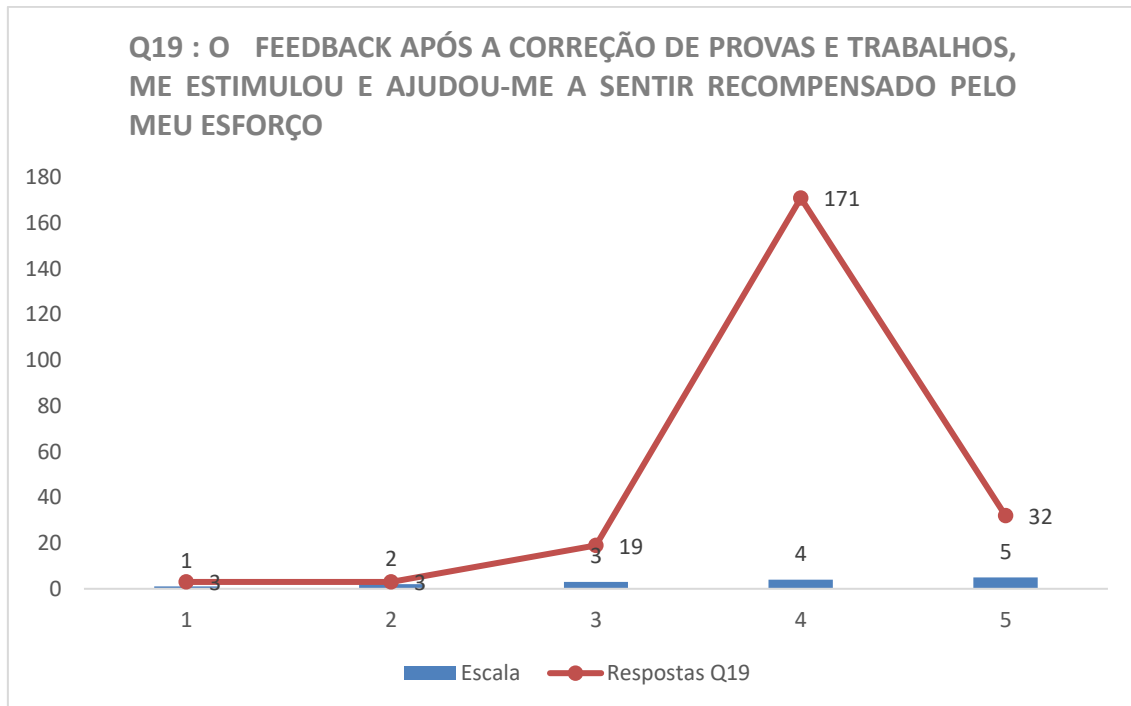


Gráfico 25 – Motivação-Subescala satisfação: relacionada a satisfação do estudante com *feedback* recebido após a correção de provas e trabalhos

Fonte: O autor

Nessa questão (Q19) conforme apresenta o gráfico 25 foram obtidas 75% do total de 228, ou seja, 171 respostas que mostram estudantes que concordam e 14,03% do total de 228, ou seja, 32 que concordam totalmente, que o *feedback* recebido pelo estudante no curso após a correção de provas e trabalhos. Juntos, esses resultados somam 89,03, 72% total de 228, ou seja, 203 estudantes e revelam que esses estudantes se sentem satisfeitos ao receberem *feedback* após a correção de provas e trabalhos.

Em continuidade a percepção de resultados do constructor motivação – subescala satisfação, segue a Questão 20 sobre se o estudante se sente satisfeito com o que recebeu do curso, também percebida por meio de uma escala Likert de 5 pontos. Esta pergunta visa perceber a satisfação do estudante com o que recebeu do curso.

Q20 : SINTO-ME SATISFEITO COM O QUE RECEBI DESTE CURSO.

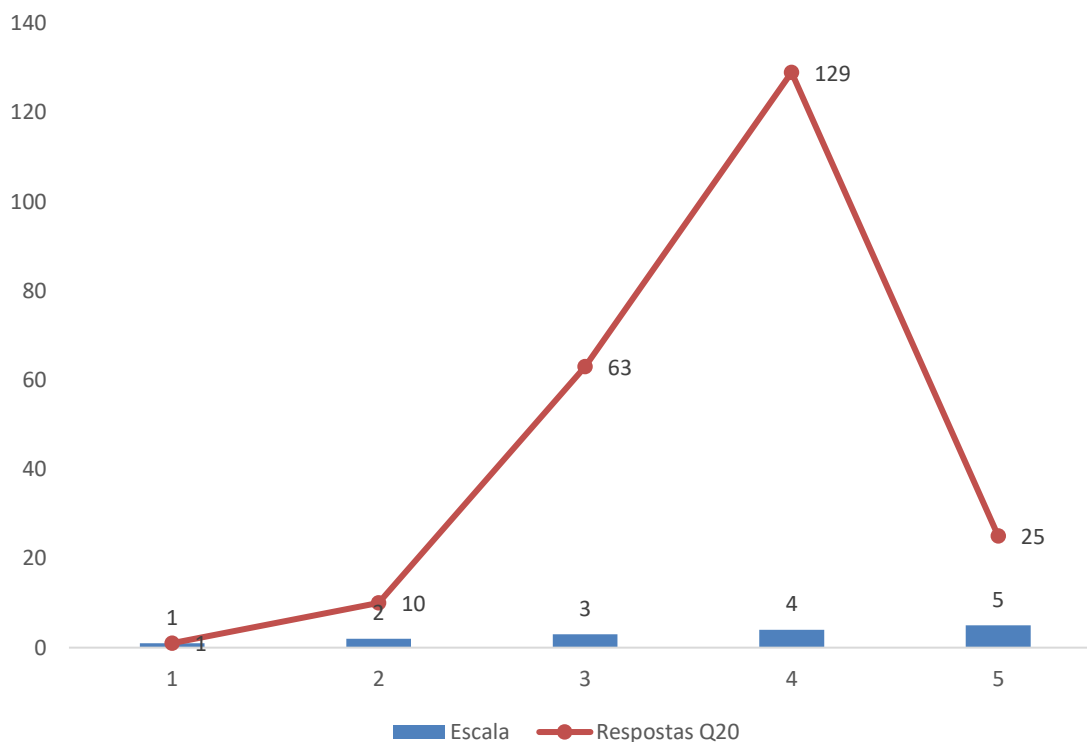


Gráfico 26 – Motivação-Subescala satisfação: relacionada a satisfação do estudante com o que recebeu do curso

Fonte: O autor

Nessa questão (Q20) conforme apresenta o gráfico 26 foram obtidas 56,58% do total de 228, ou seja, 129 respostas que mostram estudantes que concordam e 10,96% do total de 228, ou seja, 25 concordam totalmente que estão satisfeitos com o que receberam do curso. Juntos, esses resultados chegam a 67,54% total de 228, ou seja, 154 estudantes e revelam que muitos estudantes estão satisfeitos com o que receberam do curso.

5.2 Resumo do capítulo

O quinto capítulo apresentou os resultados da coleta de dados realizada durante este estudo, nomeadamente, no questionário a estudantes. O questionário foi encaminhado por meio do correio eletrônico aos estudantes do ensino superior a distância que concluíram ou não os seus programas acadêmicos. As respostas dos questionários foram descritas e o essencial delas foi transcrito.

Os resultados dos 228 questionários aplicados aos estudantes dos polos presenciais foram apresentados, questão a questão de cada uma das 25 perguntas colocadas no questionário estudante. Segue-se a apresentação dos dados da análise documental e estatísticas das respostas dos inquiridos estruturada em 3 grupos de variáveis.

A aplicação do instrumento estruturado em 3 grupos de variáveis (as anteriores à admissão e as posteriores à admissão e resultado) proporcionou um melhor conhecimento. No Grupo 0 – Dados variável resultado, esse fornece informação sobre os estudantes que evadiram e não evadiram da instituição. O Grupo 1– Dados de características individuais fornece informações sobre o sexo, faixa etária e educação anterior e horas de trabalho semanais do inquerido. Por fim o Grupo 2 – Dados do apoio acadêmico, do apoio ambiente e psicológicos da motivação. Esse fornece informação sobre o apoio acadêmico recebido, as mudanças nas circunstâncias da vida do estudante durante o processo de formação e aspectos motivacionais das experiências de aprendizagem em geral.

CAPÍTULO VI – ANÁLISE DOS DADOS FACE AO MODELO PROPOSTO

6. Introdução

A apresentação de resultados da investigação é uma etapa crucial em que o investigador procura evidenciar o conhecimento gerado a partir dos dados coletados por meio do instrumento de pesquisa, nomeadamente por questionário, conforme o presente trabalho. Ainda nesta etapa o investigador cruza os conceitos e as experiências de pesquisas anteriores e propõe a sua própria interpretação dos dados coletados. Em consonância com o objetivo deste trabalho, este capítulo apresenta e aprofunda a análise dos dados face ao Modelo estrutural proposto. Neste capítulo serão efetuadas duas atividades que envolvem a análise de dados. A primeira, apresenta uma análise estatística descritiva dos dados. A segunda, responde às questões que orientam o propósito do estudo proposto com uso de métodos supervisionados de aprendizado de máquina com base nos classificadores Regressão Logística Penalizada Lasso (RLPL) e Regressão Logística Binária Múltiplo (RLBM). Para dar andamento a essas atividades utilizamos o software estatísticos SPSS versão 25 e a Linguagem R, por via do Software RStudio versão 1.1.463.

6.1 Análise estatística descritiva dos dados

Três grupos de variáveis estão consideradas no modelo estrutural proposto (dois grupos são de variáveis abrangentes e um grupo da variável resultado). Esses grupos são objetos da análise descritiva dos dados, como apresenta a tabela 9. O primeiro, consta de variáveis preditoras anteriores a admissão de estudantes na graduação e fornecem informações sobre características individuais do estudante. O segundo, diz respeito às variáveis preditoras posteriores à admissão de estudante na graduação e fornecem informação sobre o apoio acadêmico recebido, as mudanças nas circunstâncias da vida do estudante durante o processo de formação e aspectos motivacionais das experiências de aprendizagem em geral. Por fim, o terceiro grupo, diz respeito à variável resultado. Essa, fornece informação sobre os estudantes que evadiram e não evadiram da instituição.

Fazendo-se uso do Software SPSS versão 25, fez-se uma análise descritiva dos dados. Segundo Fávero e Belfiore (2017) para estudar um conjunto de dados, utilizam-se

medidas de tendência central, medidas de dispersão, além da natureza ou forma de distribuição dos dados.

Tabela 9 – Análise descritiva dos dados

Variáveis anteriores	Escolha de resposta	Valor(es)	
		Frequência	Porcentagem
Sexo	1=Masculino	92	40,4
	2=Feminino	136	59,6
Idade	1=19 ou menos	2	,9
	2=20 a 24 anos	31	13,6
	3=25 a 29 anos	49	21,5
	4=30 a 34 anos	69	30,3
	5=35 a 39 anos	43	18,9
	6=40 a 44 anos	29	12,7
	7= 45 a 49 anos	4	1,8
	8=50 a 54 anos	1	,4
	9 =55 ou mais	,0	,0
Educação anterior	1= Diploma do ensino médio	150	65,8
	2= EJA	45	19,7
	3= PROEJA	,0	,0
	4= Licenciado ou de dois anos	21	9,7
	5= Diploma de bacharel	12	5,3
Horas de trabalho semanais (HTS)	1= Menos de 20 horas	3	1,3
	2= 20 a 29 horas	2	,9
	3= 30 a 39 horas	8	3,5
	4 = 40 a 49 horas	199	87,3
	5 = 50 ou mais horas	16	7
Variáveis Posteriores	Escolha de resposta	Valor	
Apoio Ambiente	Escala likert 5 pontos	M ¹ =3.97 S ² =,.643 Assimetria=-1.042, Curtose=1.827	
Apoio Financeiro		M=2.32 S=.852 Assimetria= .397, Curtose=-.032	
Motivação (atenção)		M= 4.11 S=.657 Assimetria=-1,125, Curtose=2,320	
Motivação (relevância)		M=3.72 S=,.540 Assimetria=-.555, Curtose=1.281	
Motivação (confiança)		M=3.68 S=.548 Assimetria=-.755, Curtose=1.413	
Motivação (satisfação)		M= 3.74 S=.578 Assimetria=-.244, Curtose=.841	
Variável Resultado	Escolha de resposta	Valor(es)	
Evasão	0=Não	143	62,7
	1=Sim	85	37,3

¹M= média; ²S=desvio padrão

Fonte: O autor

Na análise estatística descritiva dos dados são destacados na tabela 9, as frequências,

percentagens, médias, desvio padrão, assimetria e curtose. Especificamente para o grupo das variáveis posteriores à admissão são utilizadas as médias, desvio padrão, assimetria e curtose. A medida de dispersão (desvio padrão) mede a dispersão dos valores individuais em torno da medida de tendência central (média). De modo análogo, 95% e 100% das observações de uma distribuição Gaussiana encontram-se entre mais e menos dois e mais e menos três desvios-padrão da média (Altman,1997). A medida do grau de desvio ou afastamento da simetria de uma distribuição (assimetria) e o grau de achatamento de uma distribuição, em relação a distribuição normal (curtose). Segundo Hair, Babin, Money e Samouel (2007), é possível verificar que a análise de assimetria serve para mensurar a partida de uma distribuição simétrica ou equilibrada. Já na análise de curtose é a medida do pico ou achatamento da distribuição. Kline (2011) e Reichelt (2007) destacam nas suas pesquisas, que dificilmente as distribuições de dados em uma escala serão absolutamente normais, e certos índices de não normalidade são aceites estatisticamente. Valores para a assimetria abaixo de 3 são considerados aceitáveis, assim como valores de curtose abaixo de 8.

6.1.1 Detalhamento da análise estatística descritiva dos dados

O instrumento de pesquisa aplicado aos estudantes permitiu a coleta de um conjunto de informação relevante que foi organizada de acordo com uma breve análise de conteúdo, com base nos tópicos tratados usando o Software SPSS versão 25, conforme tabela 6. Esse conjunto de informação tem abordo três grupos de variáveis consideradas relevantes para o estudo e condensam o essencial da pesquisa.

No Grupo 0 – variável resultado, apresenta a caracterização e a questão associada com o resultado da evasão do estudante da modalidade de ensino superior a distância. Do exposto na tabela 6, resulta que há uma elevada evasão de estudantes da modalidade ensino superior a distância. Nesse sentido é de extrema importância ter ferramentas que possam lidar com esse problema de forma preditiva, a fim de evitarmos perdas tanto para os alunos quanto para instituições e a sociedade.

No Grupo 1 – variáveis preditoras anteriores a admissão, apresenta a caracterização e as questões associadas com o estudante da modalidade de ensino superior a distância, como mostra a tabela 10.

Tabela 10 – Caracterização dos estudantes

CARACTERIZAÇÃO			QUESTÕES
Variáveis anteriores	Escolha de resposta	% ¹	
Sexo	1=Masculino	40,4	Sexo?
	2=Feminino	59,6	
Idade	1=19 ou menos	,9	Qual a sua idade?
	2=20 a 24 anos	13,6	
	3=25 a 29 anos	21,5	
	4=30 a 34 anos	30,3	
	5=35 a 39 anos	18,9	
	6=40 a 44 anos	12,7	
	7= 45 a 49 anos	1,8	
	8=50 a 54 anos	,4	
	9 =55 ou mais	,0	
Educação anterior	1= Diploma do ensino médio	65,8	Qual é o seu maior grau de escolaridade antes de entrar no curso de graduação?
	2= EJA	19,7	
	3=PROEJA	,0	
	4= Licenciado ou de dois anos	9,7	
	5= Diploma de bacharel	5,3	
Horas de trabalho semanais (HTS)	1= Menos de 20 horas	1,3	Trabalhas quantas horas por semana?
	2= 20 a 29 horas	,9	
	3= 30 a 39 horas	3,5	
	4 = 40 a 49 horas	87,3	
	5 = 50 ou mais horas	7	

¹ %=Percentual

Fonte: O autor

Do exposto na tabela 10, resulta que:

- i. O percentual do quadro de estudantes da modalidade de ensino superior a distância do sexo é superior ao quadro masculino nas matrículas dos cursos desse estudo;
- ii. Três faixas etárias concentram a maioria dos estudantes da modalidade de ensino superior a distância neste estudo, são elas: 30 a 34 anos, 25 a 29 anos e 35 a 39 anos. A faixa etária entre 30 a 34 anos concentra a maioria dos estudantes modalidade de ensino superior a distância, seguida da faixa etária idade entre 25 a 29 anos. Embora esse estudo tenha um percentual baixo de estudantes na faixa etária de idade entre 50 a 54 anos, não consta estudantes com faixa etária idade igual a 55 ou mais anos;

- iii. Dois diplomas de educação anteriores em sua maioria são utilizados para entrada de estudantes no ensino superior, são eles, o diploma de conclusão do ensino médio e o diploma do EJA. Por outro lado, nesse estudo não constam estudantes que recorreram ao diploma do PROEJA;
- iv. Estudantes da modalidade de ensino superior a distância em sua maioria tem uma carga horária de trabalho de 40 a 49 horas. Os dados revelam ainda que poucos estudantes têm carga horaria de trabalho abaixo de 40 horas.

No Grupo 2 – variáveis preditoras posteriores à admissão, apresentam a caracterização dos estudantes da modalidade de ensino superior a distância relacionada a essas variáveis, como mostra a tabela 11.

Tabela 11 – Estatísticas descritivas para as variáveis preditoras posteriores a admissão

Caracterização		
Variáveis Posteriores	Escolha de resposta	Valor
Apoio Ambiente	Escala likert 5 pontos	M ¹ =3.97 S ² =.643 Assimetria=-1.042, Curtose=1.827
Apoio Financeiro		M=2.32 S=.852 Assimetria= .397, Curtose=-.032
Motivação (atenção)		M= 4.11 S=.657 Assimetria=-1,125, Curtose=2,320
Motivação (relevância)		M=3.72 S=,540 Assimetria=-.555, Curtose=1.281
Motivação (confiança)		M=3.68 S=.548 Assimetria=-.755, Curtose=1.413
Motivação (satisfação)		M= 3.74 S=.578 Assimetria=-.244, Curtose=.841

¹M= média; ²S=desvio padrão

Fonte: O autor

A tabela 11, apresenta as estatísticas descritivas para as seis variáveis preditoras posteriores à admissão.

Variável preditora posterior a admissão – apoio ambiente

A partir dos gráficos 27, 28 e 19 que apresentam os dados apresentados na tabela 11, podemos verificar que, além da média por questão e frequência para cada um dos pontos da escala, em média, os escores/valores da variável apoio ambiente (questões Q1,

Q2 e Q4 do instrumento de pesquisa) foram 3,97 (numa escala de 5 pontos).

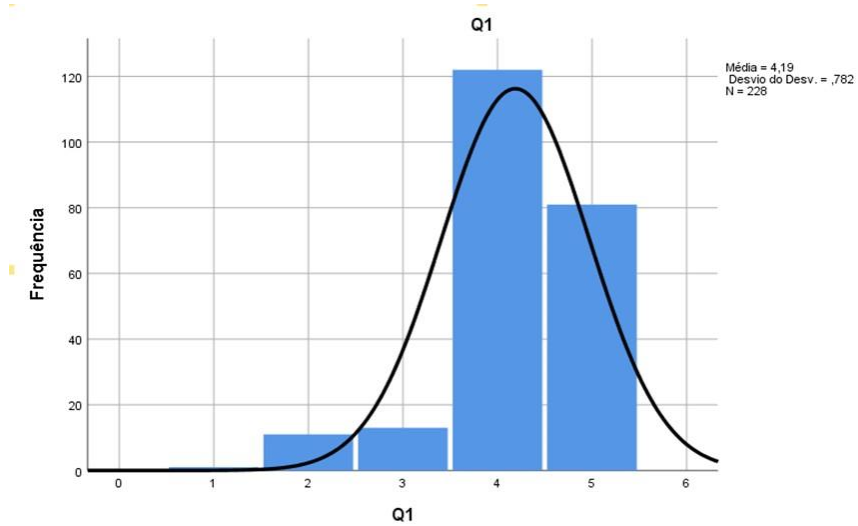


Gráfico 27 – Variável preditora posterior a admissão: apoio ambiente, Q1
Fonte: O autor

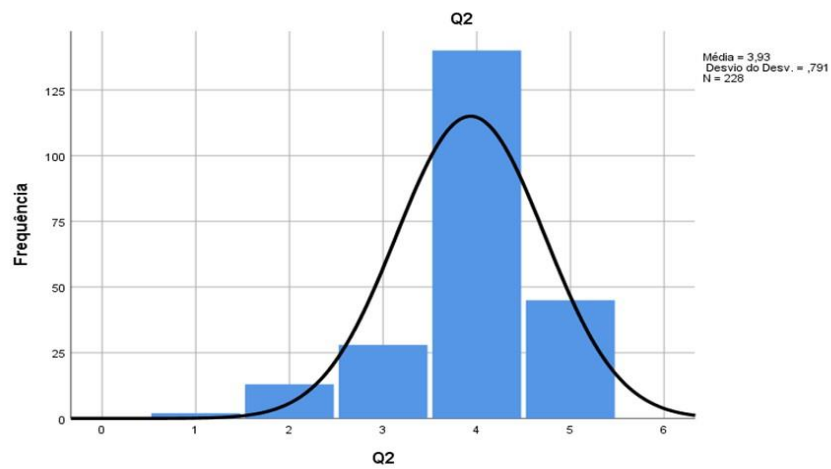


Gráfico 28 – Variável preditora posterior a admissão: apoio ambiente, Q2
Fonte: O autor

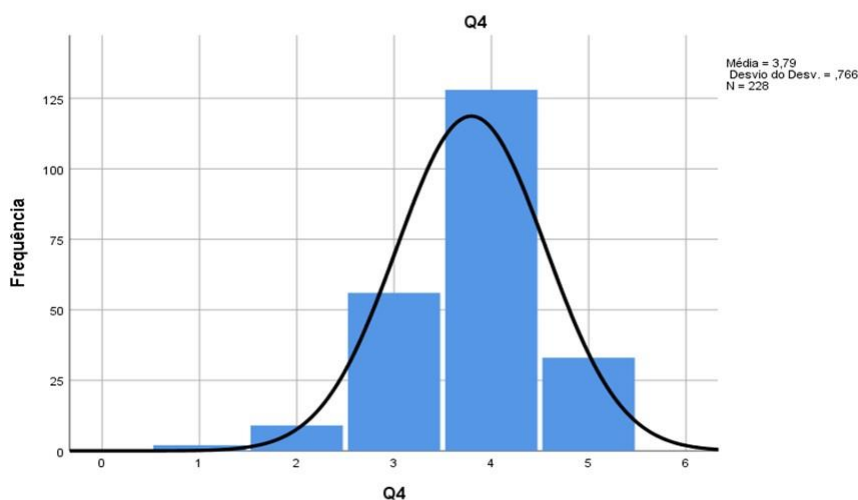


Gráfico 29 – Variável preditora posterior a admissão: apoio ambiente, Q4
 Fonte: O autor

O valor da média da variável apoio ambiente revela que embora a maioria dos estudantes sejam indiferentes, eles têm uma forte tendência em concordar com o apoio recebido do tutor e instituição. O desvio padrão da variável apoio ambiente é de 0,643 (relativamente pequeno se comparado à média). Embora diante de uma pequena flutuação, em geral os estudantes da modalidade de ensino superior a distância concordam com os apoios prestados por tutor e instituição, bem como por familiares e amigos.

O valor da assimetria da variável apoio ambiente é -1.042. Esse valor revela que há um desvio na distribuição normal dos dados, indicando uma maior concentração dos dados da variável apoio ambiente na parte esquerda em um gráfico de distribuição assimétrica negativa. O valor de curtose da variável apoio ambiente é 1.827 e revela que a função de distribuição é leptocúrtica, logo possui a curva da função de distribuição mais afunilada com um pico dos dados da variável apoio ambiente mais alto do que a distribuição normal. Essa forma da curva segue o formato encontrados nos gráficos 27, 28 e 29.

Variável preditora posterior a admissão – apoio financeiro

A partir dos gráficos 30 e 30 que ilustram os dados apresentados na tabela 11, podemos verificar que, além da média por questão e frequência para cada um dos pontos da escala, em média, os escores/valores da variável apoio ambiente (questões Q5 e Q5 do instrumento de pesquisa) foram 2,32 (numa escala de 5 pontos).

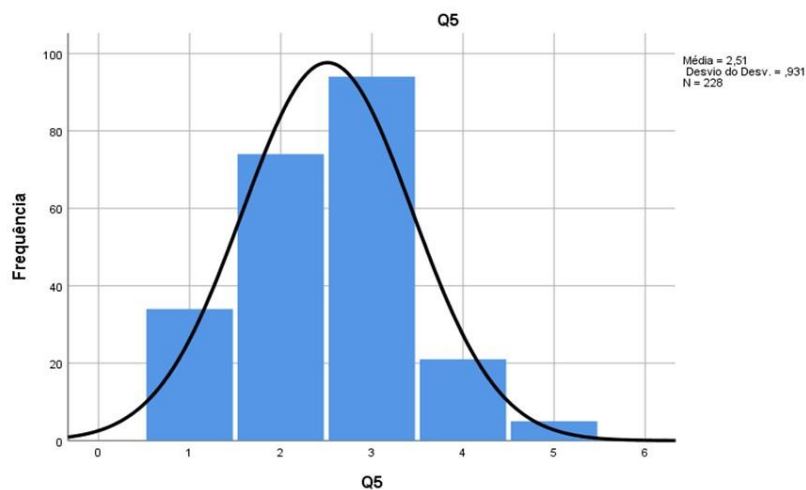


Gráfico 30 – Variável preditora posterior a admissão: apoio financeiro, Q5
 Fonte: O autor

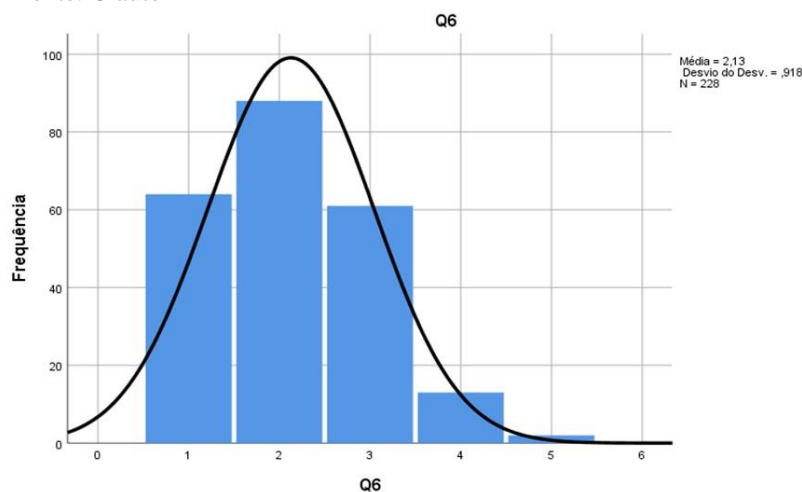


Gráfico 31 – Variável preditora posterior a admissão: apoio financeiro, Q6
 Fonte: O autor

O valor da média da variável apoio ambiente revela que poucos estudantes percebem o apoio financeiro. O desvio padrão da variável apoio ambiente é de 0,852 (relativamente alto se comparado à média). Diante dessa alta flutuação, em geral os estudantes da modalidade de ensino superior a distância são indiferentes, mas com tendência em concordarem sobre o investimento feito na sua formação e discordam sobre pensar em evadir da instituição quando se deparam com dificuldades financeira.

O valor da assimetria da variável apoio financeiro é 0,397. Esse valor revela que há um desvio na distribuição normal dos dados, indicando uma maior concentração dos dados da variável apoio financeiro na parte direita em um gráfico de distribuição assimétrica positiva. O valor de curtose da variável apoio ambiente é - 032 e revela que a função de

distribuição é platicúrtica, logo possui a curva da função de distribuição mais achatada dos dados da variável apoio financeiro do que a distribuição normal. Essa forma da curva segue o formato encontrados nos gráficos 30 e 31.

Variável preditora posterior a admissão – Motivação (atenção)

A partir dos gráficos 32, 33 e 34 que ilustram os dados apresentados na tabela 11, podemos verificar que, além da média por questão e frequência para cada um dos pontos da escala, em média, os escores da variável motivação (atenção) das (questões Q7, Q8 e Q9 do instrumento de pesquisa) foram 4,11 (numa escala de 5 pontos).

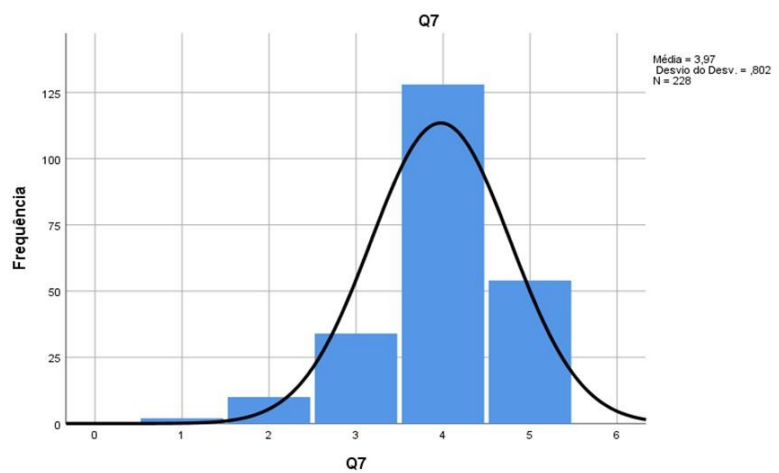


Gráfico 32 – Variável preditora posterior a admissão: Motivação (atenção), Q7
Fonte: O autor

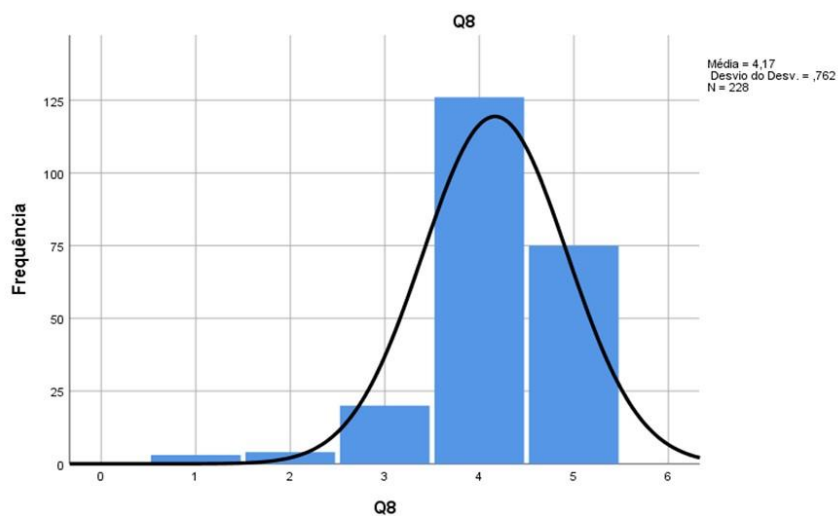


Gráfico 33 – Variável preditora posterior a admissão: Motivação (atenção), Q8
Fonte: O autor

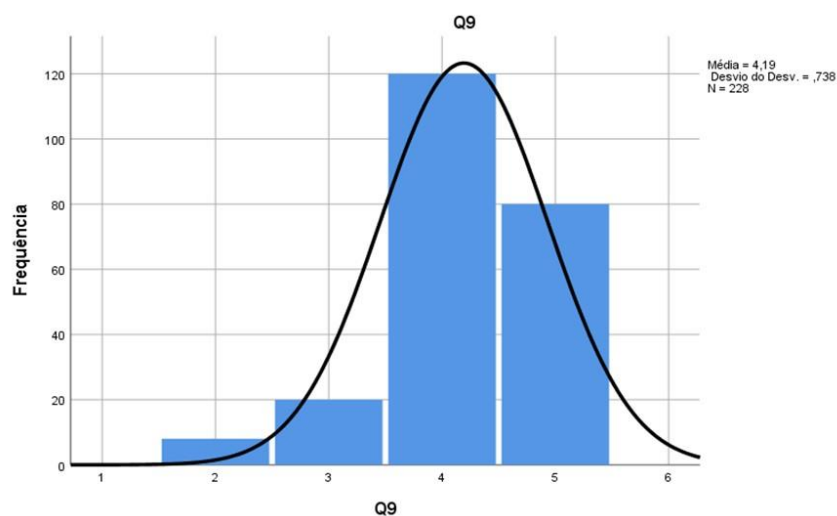


Gráfico 34 – Variável preditora posterior a admissão: Motivação (atenção), Q9
 Fonte: O autor

O valor da média da variável motivação (atenção) revela que a maioria dos estudantes concordam que o material didático e de conteúdo interativo atraem a sua a atenção, a forma como a informação é estruturada, contextualizada e organizada no meu ambiente virtual de aprendizagem ajuda a manter a atenção e a qualidade da metodologia educacional oferecida no curso foi suficiente para manter sua atenção.

O desvio padrão da variável motivação (atenção) é de 0,657 (relativamente baixo se comparado à média). Embora diante de uma pequena flutuação, em geral os estudantes da modalidade de ensino superior a distância concordam que o material de didático e conteúdo interativo atraem a sua atenção, a forma como a informação é estruturada, contextualizada e organizada no meu ambiente virtual de aprendizagem ajuda a manter a atenção e por fim a qualidade da metodologia educacional oferecida no curso foi suficiente para manter sua atenção.

O valor da assimetria da variável motivação (atenção) é -1,125. Esse valor revela que há um desvio na distribuição normal dos dados, indicando uma maior concentração dos dados da variável motivação (atenção) na parte esquerda em um gráfico de distribuição assimétrica negativa. O valor de curtose da variável apoio ambiente é 2,320 e revela que a função de distribuição é leptocúrtica, logo possui a curva da função de distribuição mais afunilada com um pico dos dados da variável motivação (atenção) mais alto do que a distribuição normal. Essa forma da curva segue o formato encontrados nos gráficos 32, 33 e 34.

Variável preditora posterior a admissão – Motivação (relevância)

A partir dos gráficos 35, 36 e 37 que ilustram os dados apresentados na tabela 11, podemos verificar que, além da média por questão e frequência para cada um dos pontos da escala, em média, os escores/valores da variável motivação (relevância) das questões Q10, Q11 e Q12 do instrumento de pesquisa foram 3,72 (numa escala de 5 pontos).

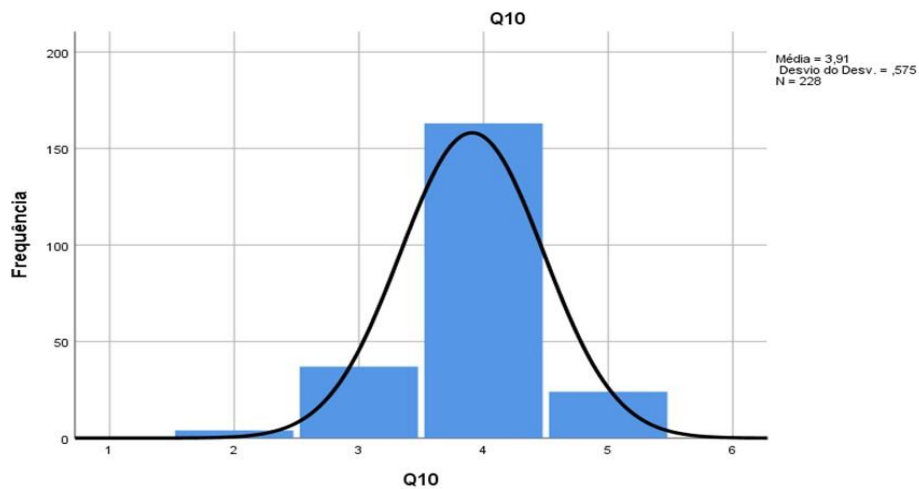


Gráfico 35 – Variável preditora posterior a admissão: Motivação (relevância), Q10
Fonte: O autor

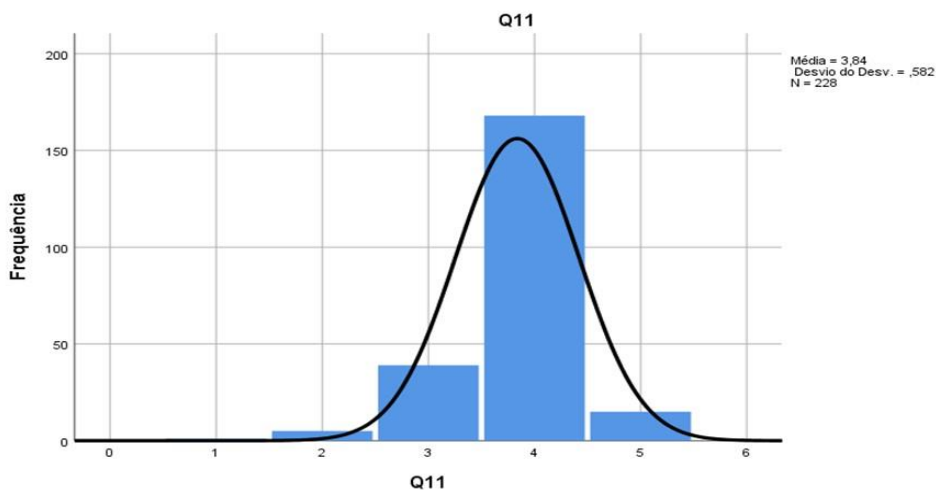


Gráfico 36 – Variável preditora posterior a admissão: Motivação (relevância), Q11
Fonte: O autor

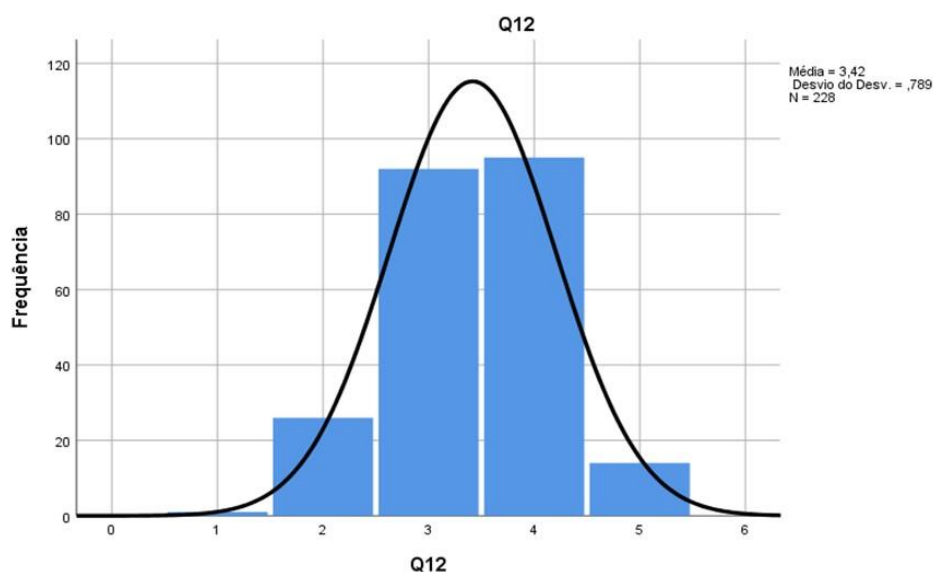


Gráfico 37 – Variável preditora posterior a admissão: Motivação (relevância), Q12
Fonte: O autor

O valor da média da variável motivação (relevância) revela que embora a maioria dos estudantes sejam indiferentes, eles têm uma forte tendência em concordarem com a relevância do conteúdo do material didático para os seus interesses, com conteúdo do curso em relação às suas expectativas e metas e clareza dos benefícios pessoais do curso para eles.

O desvio padrão da variável motivação (relevância) é de 0,540 (relativamente baixo se comparado à média). Embora diante de uma pequena flutuação, em geral os estudantes da modalidade de ensino superior a distância indiferentes com tendência a concordarem que o conteúdo do material didático é relevante para seus interesses, o conteúdo do curso relaciona-se com as suas expectativas e metas, e que há clareza dos benefícios pessoais do curso para eles.

O valor da assimetria da variável motivação (relevância) é -,555. Esse valor revela que há um desvio na distribuição normal dos dados, indicando uma maior concentração dos dados da variável motivação (relevância) na parte esquerda em um gráfico de distribuição assimétrica negativa. O valor de curtose da variável motivação (relevância) é 1,281 revela que a função de distribuição é leptocúrtica, logo possui a curva da função de distribuição mais afunilada com um pico dos dados da variável motivação (relevância) mais alto do que a distribuição normal. Essa forma da curva segue o formato encontrados nos gráficos 38, 39 e 40.

Variável preditora posterior a admissão – Motivação (confiança)

A partir dos gráficos 38, 39 e 40 que ilustram os dados apresentados na tabela 11, podemos verificar que, além da média por questão e frequência para cada um dos pontos da escala, em média, os escores/valores da variável motivação (confiança) das (questões Q15, Q16 e Q17 do instrumento de pesquisa) foram 3,68 (numa escala de 5 pontos).

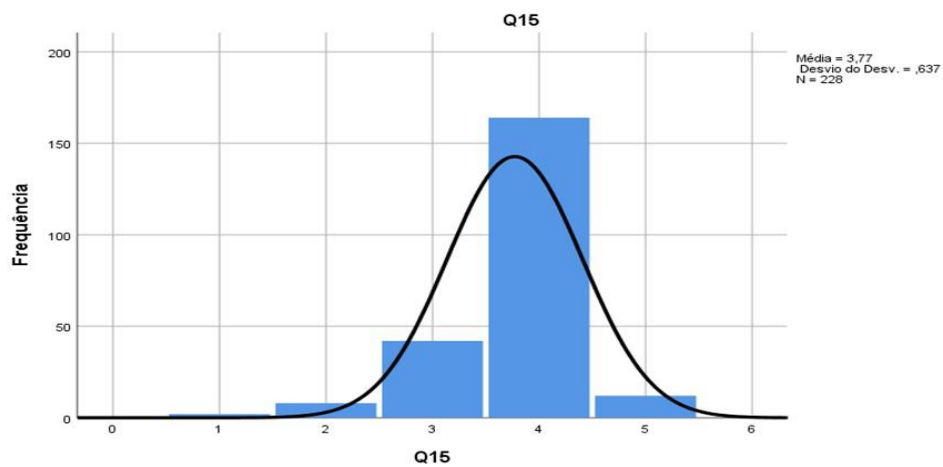


Gráfico 38 – Variável preditora posterior a admissão: Motivação (confiança), Q15
Fonte: O autor

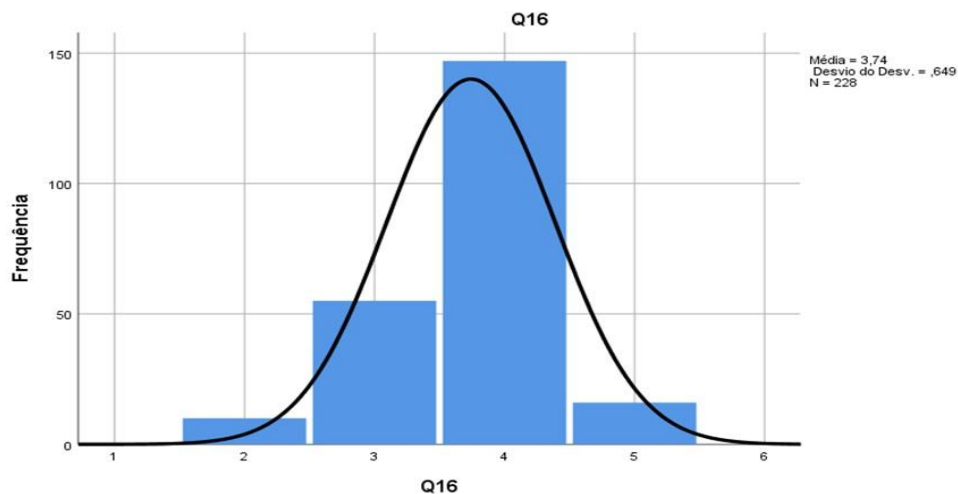


Gráfico 39 – Variável preditora posterior a admissão: Motivação (confiança), Q16
Fonte: O autor

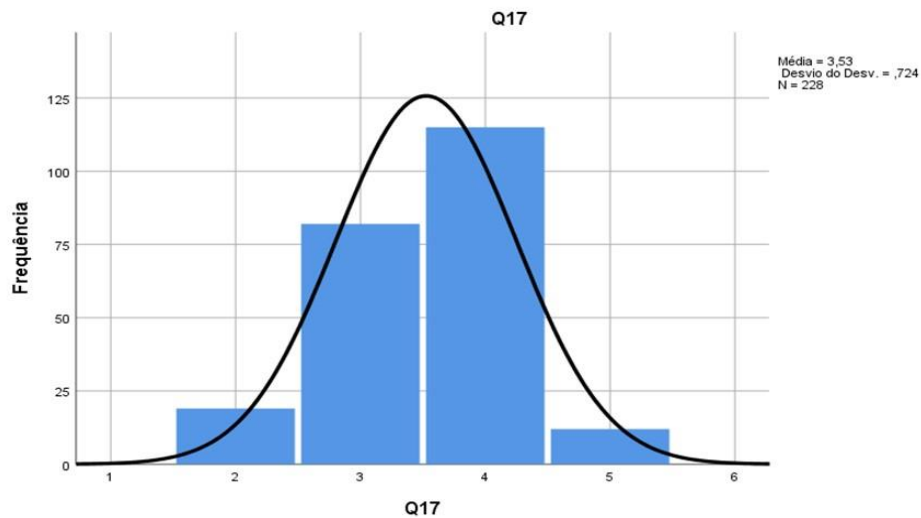


Gráfico 40 – Variável preditora posterior a admissão: Motivação (confiança), Q17
 Fonte: O autor

O valor da média da variável motivação (confiança) revela que embora a maioria dos estudantes sejam indiferentes, eles têm uma forte tendência em concordarem que o *feedback* recebido foi suficiente para saberem como estavam indo bem no curso, se sentem confiante para aprender o conteúdo e ter sucesso no curso e ao olharem pela primeira vez o curso, tiveram a impressão de que seria fácil para eles.

O desvio padrão da variável motivação (relevância) é de 0,548 (relativamente baixo se comparado à média). Embora diante de uma pequena flutuação, em geral os estudantes da modalidade de ensino superior a distância indiferentes, com tendência a concordarem que o *feedback* recebido foi suficiente para saberem como estavam indo bem no curso, se sentem confiante para aprender o conteúdo e ter sucesso no curso e ao olharem pela primeira vez o curso, tiveram a impressão de que seria fácil para eles.

O valor da assimetria da variável motivação (confiança) é -,755. Esse valor revela que há um desvio na distribuição normal dos dados, indicando uma maior concentração dos dados da variável motivação (confiança) na parte esquerda em um gráfico de distribuição assimétrica negativa. O valor de curtose da variável motivação (confiança) é 1,413 e revela que a função de distribuição é leptocúrtica, logo possui a curva da função de distribuição mais afunilada com um pico dos dados da variável motivação (relevância) mais alto do que a distribuição normal. Essa forma da curva segue o formato encontrados nos gráficos 38, 39 e 40.

Variável preditora posterior a admissão – Motivação (satisfação)

A partir dos gráficos 41, 42 e 43 que ilustram os dados apresentados na tabela 11, podemos verificar que, além da média por questão e frequência para cada um dos pontos da escala, em média, os escores/valores da variável motivação (satisfação) das (questões Q18, Q19 e Q20 do instrumento de pesquisa) foram 3,74 (numa escala de 5 pontos).

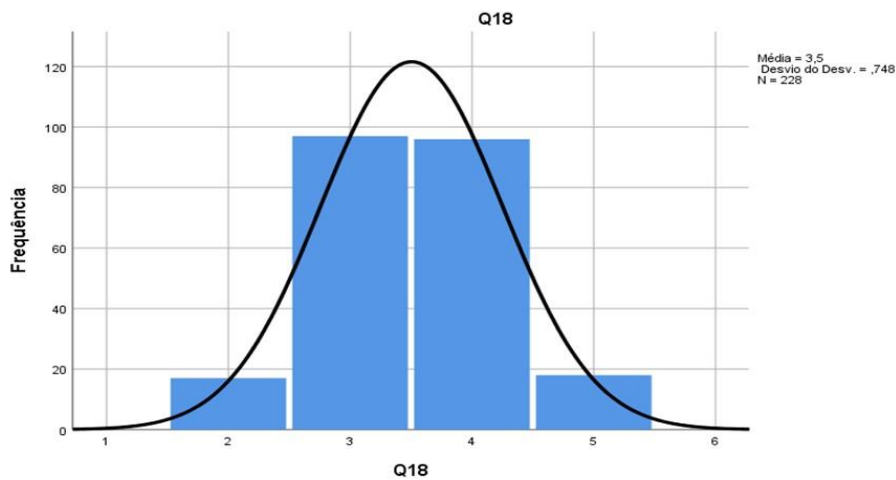


Figura 41 – Variável preditora posterior a admissão: Motivação (satisfação), Q18
Fonte: O autor

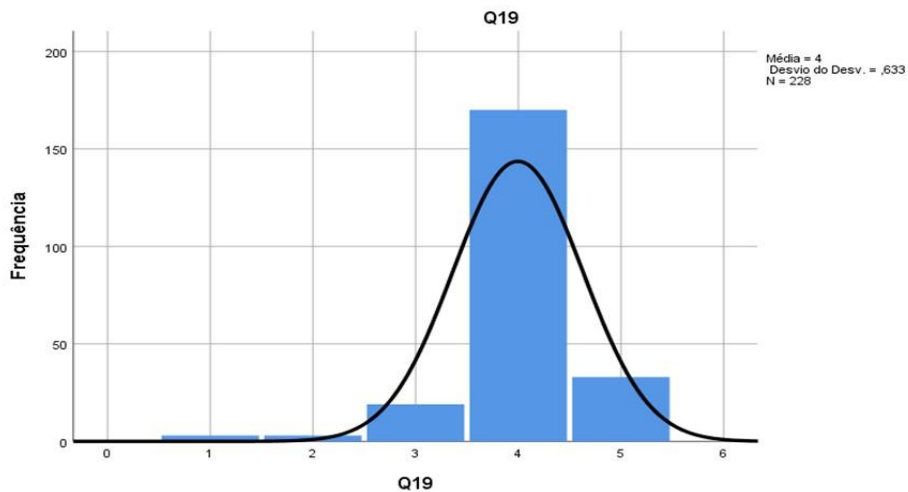


Figura 42 – Variável preditora posterior a admissão: Motivação (satisfação), Q19
Fonte: O autor

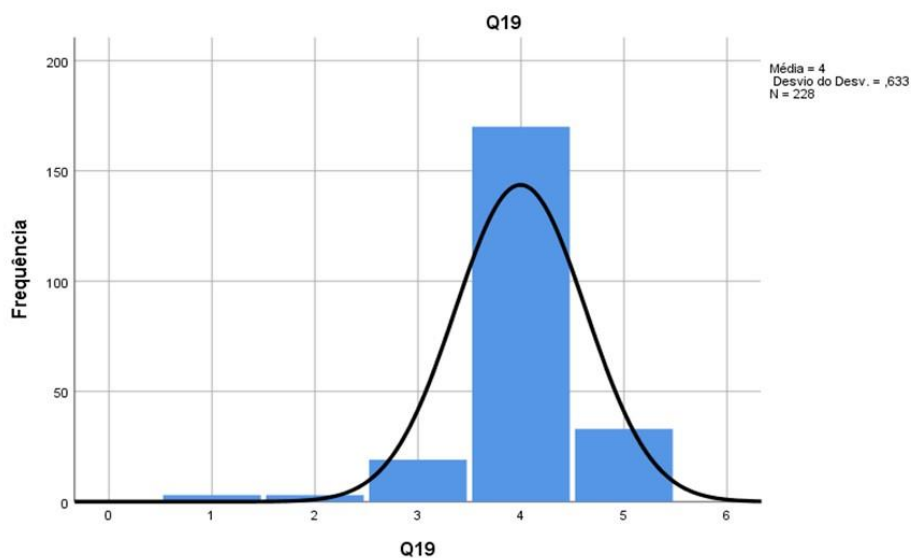


Figura 43 – Variável preditora posterior a admissão: Motivação (satisfação), Q20
 Fonte: O autor

O valor da média da variável motivação (satisfação) revela que embora a maioria dos estudantes sejam indiferentes, eles têm uma forte tendência em concordarem que gostam muito de estudar no seu curso, que o *feedback* após a correção de provas e trabalhos, os estimulou e os ajudou a se sentirem recompensado pelo seu esforço e se sentem satisfeitos com o que recebem do curso.

O desvio padrão da variável motivação (satisfação) é de 0,578 (relativamente baixo se comparado à média). Embora diante de uma pequena flutuação, em geral os estudantes da modalidade de ensino superior a distância indiferentes com tendência a concordarem que gostam muito de estudar no seu curso, que o *feedback* após a correção de provas e trabalhos, os estimulou e os ajudou a se sentirem recompensados pelo seu esforço e que se sentem satisfeitos com o que receberam do curso.

O valor da assimetria da variável motivação (confiança) é -,244. Esse valor revela que há um desvio na distribuição normal dos dados, indicando uma maior concentração dos dados da variável motivação (satisfação) na parte esquerda em um gráfico de distribuição assimétrica negativa. O valor de curtose da variável motivação (satisfação) é ,841 e revela que a função de distribuição é leptocúrtica, logo possui a curva da função de distribuição mais afunilada com um pico dos dados da variável motivação (satisfação) mais alto do que a distribuição normal. Essa forma da curva segue o formato encontrados nos gráficos 41, 42 e 43.

6.2 Respostas às questões que orientam o propósito do modelo proposto

Embora exista muitos eventos ou problemas das áreas biomédica, biológica, educação, industrial, química entre outras, que são de grande interesse prever se duas ou mais fatores/variáveis estão relacionadas de alguma forma. Essa relação normalmente é expressa por um modelo matemático representativo. Este tipo de modelagem/modelação é chamado de regressão, e ajuda a entender como determinados fatores influenciam uma variável de resposta. Uma boa aproximação é obtida pela Regressão Logística Binária (RLB) que permite o uso de um modelo de regressão para se calcular ou prever a probabilidade de um evento específico. Considerando que se consegue ler e inspecionar o *data frame* (quadro de dados) e que, este consiste de variáveis independentes ou previsoras (categóricas e contínuas) e variável dependente categórica que influenciam no padrão de comportamento de estudantes, pode-se então estruturar um modelo preditivo com base nessas variáveis por meio de algoritmo de Aprendizagem de Máquina (AM). Segundo Mitchell (1997), as AM são técnicas que utilizam conceitos de inteligência artificial e/ou métodos estatísticos para realizar o reconhecimento de padrões (Ghotra, McIntosh e Hassan, 2015). Técnicas de AM são utilizadas no desenvolvimento de sistemas inteligentes capazes de adquirir conhecimento de forma automática por meio da análise de um conjunto de dados (Ghotra, McIntosh e Hassan, 2015). De acordo com Machado (2011), os algoritmos de AM podem ser vistos como mecanismos que extraem um padrão de comportamento a partir de experimentação. Essa experiência ocorre com a alimentação de dados e informação recolhida a partir de interações com o mundo real. Desta forma, faz-se necessário possuir uma boa estratégia para que o modelo a ser desenvolvido possa aprender e melhorar por meio da observação dessas interações.

Como base na literatura Pyreddy (2016) observa que existem estratégias que podem ser utilizadas por um sistema computacional para realizar essa aprendizagem, como aprendizagem por hábito (padrões), instrução, dedução, analogia e indução. Nesse sentido, Mitchell (1997), destaca que a Estratégia de Aprendizagem (EA) por hábito é a mais simples, enquanto nas estratégias de aprendizagem por analogia e indução o aprendiz necessita de um esforço maior para a aprendizagem. De acordo com Pyreddy (2016) a Aprendizagem Indutiva (AI) é o método mais básico; o seu desenvolvimento é um método de aprendizagem maduro e tem sido usado para pesquisar e aplicar amplamente no domínio da inteligência artificial. Monard e Baranauskas (2003)

destacam, que a AI (considerando a aprendizagem máquina) pode ser dividida basicamente em supervisionado e não supervisionado. Embora a AM seja uma ferramenta de grande influência para adquirir conhecimento automático, não existe um algoritmo exclusivo, capaz de resolver todos os problemas com maior desempenho sobre outros. Cada algoritmo possui limites e vantagens próprias nos mais variados problemas que lhe são submetidos (Monard e Baranauskas, 2003). Nos estudos de Ghotra, McIntosh e Hassan (2015) e Mitchell (1997), estes observam que além dos algoritmos utilizados para criar o modelo, outros elementos considerados são a parametrização e complexidade computacional dos algoritmos, como variáveis que serão também utilizadas pelo modelo.

Para Ghotra, Mcintosh e Hassan (2015) a seleção do melhor algoritmo para a criação de um modelo de predição é uma atividade considerada complexa, devido aos fatores que podem influenciar no desempenho do modelo desenvolvido. Segundo Batista (2019) um algoritmo de AM é uma ferramenta computacional poderosa para aquisição de conhecimento a partir da experiência. A autora destaca ainda, que o uso de técnicas com algoritmos de aprendizagem de máquina reduzem o tempo computacional, removendo informação redundante e irrelevante, e que, a tarefa mais comum no AM é a Aprendizagem Supervisionada (AS), cujo objetivo é aprender um modelo preditivo a partir de um conjunto de dados. Uma aplicação importante do AS são os problemas de classificação, comumente encontrados na área da saúde, na indústria, na educação, entre outras. Na área da educação, atualmente um dos desafios é prever a probabilidade de risco da evasão de estudantes nas instituições de ensino superior, classificando os estudantes como pertencentes a classes ou categorias, separando os indivíduos que evadiram ou não evadiram. Embora existam vários classificadores e as suas respectivas famílias com variável de saída qualitativa ou categórica, o classificador refere-se a um conjunto de métodos de AM para prever uma classe ou categoria de indivíduos com base em um ou múltiplas variáveis preditoras (Kassambara, 2017). Como base na literatura Altinkaya e Zontul (2013), Biagioni, Gerlich, Merrifield e Eriksson (2011), Kormaksson, Barbosa, Vieira e Zadrozny (2014), Neves, Dias e Cordeiro (2018), Tan e Shao (2015) e Wang, Chen e Guo (2009), observa-se que os classificadores dos método de AM mais utilizados são *Árvore de Decisão*, *K-Nearest Neighbour*, *Regressão logística*, *Análise de discriminante linear*, *Redes Neurais Artificiais*, *Redes Bayesianas* e *Máquinas de Vetores Suporte*. Diante de tantos recursos estatísticos de aprendizagem de máquina, alguns estudiosos no Brasil, Queiroga, Cechinel e Araujo (2015), Lott (2017), Ramos et al.

(2017) e Reino et al. (2015), tem recorrido à estatística para compreender e descrever o fenômeno da evasão na modalidade de ensino a distância. Neste estudo, considerando a complexidade, abrangência da evasão de estudantes nas IES a distância e a necessidade de análise de um conjunto de dados para responder às questões do modelo proposto faremos três atividades relacionadas com as respostas às questões que orientam o objetivo do modelo proposto. Primeira faremos uma introdução à Regressão Logística Binária, seguida de codificação significativa para variáveis categóricas e por fim a apresentação das questões e respostas do modelo proposto. Para tanto, utilizaremos além do software IBM SPSS versão 25 a linguagem R e o software RStudio versão 1.1.463 para tratar os métodos supervisionados de aprendizado de máquina – classificadores Regressão Logística Penalizada Lasso (RLPL) e Regressão Logística Binária Múltiplo (RLBM).

6.2.1 Introdução a Regressão Logística Binária

Em poucas palavras, a regressão logística é uma regressão múltipla, mas com uma variável de saída categórica dicotômica e variáveis previsoras contínuas ou categóricas. Simplificando, isso quer dizer que podemos prever a qual de duas categoriais é provável que uma pessoa pertença dadas certas informações (Field, 2009). Apesar da breve comparação do autor entre regressão múltipla e regressão logística. Nos seus estudos Fávero e Belfiore (2017) afirmam que as técnicas de RL são utilizadas quando o fenômeno a ser estudado se apresenta de forma qualitativa e, portanto, representado por uma ou mais variáveis *dummy*, dependendo da quantidade de possibilidades de respostas (categorias) desta variável dependente. Diante dessa afirmação, por princípio devem ser observados dois pontos: (a) as variáveis na RL e (b) as suposições/premissas para a RL. No tocante ao ponto (b), antes de analisar os dados, é importante atender às premissas, pois como Bian (2018) observa, é necessário atender as suposições/premissas para um bom andamento da regressão logística.

Variáveis na regressão logística binária.

- Variável dependente: uma variável dicotômica/binária, *que pode ser:*

- Sim / Não: estudantes que evadiram vs. estudantes que não evadiram

- Variáveis independentes: intervalo ou variáveis categóricas ou dummy (indicador codificado), que pode ser:

- Idade, sexo etc.

Suposições/Premissas

- Homogeneidade de variância e normalidade de erros NÃO são assumidos, mas requer ausência de multicolinearidade e todos os preditores relevantes são incluídos e preditores irrelevantes são excluídos sem erros de especificação);

Para atender a esta premissa foram realizados diagnósticos de colinearidade usando o Software SPSS versão 25. A tabela 12 apresenta os resultados estatísticos do FIV (Fator de Inflação da Variância) estatística de tolerância. Embora não existam regras simples sobre quais valores do FIV devem ser motivo de alerta. Menard (1995) sugere que valores abaixo de 0,20 devem ser considerados um motivo de preocupação. A tabela13, Diagnósticos de Colinearidade, apresenta os resultados de autovalores e índice de condição. Segundo Field (2009) Se qualquer um dos autovalores nessa tabela é muito maior do que os demais, a matriz produto cruzado é mal condicionada, o que significa que as soluções dos parâmetros de regressão podem ser bastante afetadas por pequenas mudanças nos previsores ou na saída. Diante do apresentado nas tabelas 1 e 2 os dados atendem essa premissa.

- Maior tamanho da amostra do que usando regressão linear

Pelo critério amplamente usado de termos 10 participantes por cada indicador (Nunnally e Bernstein, 1967 citados por Wang e Wang, 2012), a tabela 11 – grupo 2, com 17 indicadores ou previsores deve ter no mínimo de 170 participantes. O número de participantes da amostra cumpre o critério ($228 > 170$), logo atende a essa premissa.

Tabela 12 – Coeficientes estatístico de colinearidade

Modelo		Estatísticas de colinearidade	
		Tolerância	FIV
1	Selecione o sexo	,965	1,036
	Qual a sua idade	,921	1,086
	Educação Anterior	,965	1,036
	Horas de trabalho semanais	,939	1,065
	Ap_Amb	,754	1,326
	Ap_Fin	,953	1,049
	Atencao_motivacao	,637	1,570
	Relevancia_Motivacao	,648	1,542
	Confiaca_Motivacao	,412	2,429
	Satisfacao_Motivacao	,400	2,500

a. Variável Dependente: Evasão(sim/não)

Fonte: Nunnally e Bernstein (1967 citados por Wang e Wang, 2012)

Tabela 13 – Diagnósticos de Colinearidade

Diagnóstico de colinearidade ^a														
M	D	AV	IC	Proporções de variância										
				K	SX	I	EA	HTS	A A	AF	A	R	C	S
1	1	10,54 1	1,000	,00	,00	,00	,00	,00	,00	,00	,00	,00	,00	,00
	2=SX	,122	9,313	,00	,01	,09	,04	,00	,00	,74	,00	,00	,00	,00
	3=I	,099	10,30 7	,00	,10	,42	,30	,00	,00	,02	,00	,00	,00	,00
	4=EA	,080	11,48 3	,00	,51	,36	,12	,00	,00	,06	,00	,00	,00	,00
	5=HTS	,076	11,73 9	,00	,30	,00	,37	,00	,01	,06	,01	,01	,01	,01
	6=AA	,025	20,57 7	,01	,01	,01	,13	,32	,04	,06	,02	,02	,05	,05
	7=AF	,023	21,56 6	,01	,03	,01	,00	,15	,42	,00	,09	,01	,02	,02
	8=A	,015	26,88 0	,01	,00	,00	,00	,00	,28	,00	,52	,15	,06	,01
	9=R	,011	31,47 5	,00	,01	,00	,00	,01	,08	,03	,24	,76	,01	,13

10=C	,006	43,45 3	,05	,00	,04	,00	,05	,08	,00	,11	,03	,63	,75
11=S	,004	51,92 7	,92	,02	,06	,04	,47	,08	,02	,00	,01	,22	,03

a. Variável Dependente: Evasao (sim/nao)

M= Modelo; D= Dimensão; AV= Autovalor; IC= Índice de condição; K=Constante; S=Sexo; I=idade; EA=Educação Anterior; HTS=Horas de trabalho semanais AA=Apoio ambiente; AF=Apoio Financeiro; A=Atenção; R=Relevância; C=Confiança; ST=Satisfação

Fonte: O autor

As técnicas de regressão logística são utilizadas quando um fenômeno a ser estudado apresenta-se de forma qualitativa e, portanto, representado por uma ou mais variáveis *dummy*, dependendo da quantidade de possibilidade de resposta (categorias) desta variável dependente (Fávero e Belfiore, 2017). Considerando a atenção desses estudiosos para as variáveis explicativas e resposta, o que, vem de encontro a esse estudo, que é de estimar a probabilidade de ocorrência do fenômeno evasão em estudantes da modalidade de ensino a distância, faz-se uso da regressão logística binária.

Com base na literatura, a regressão logística binária tem como objetivo principal estudar a probabilidade de ocorrência de um evento definido por Y que se apresenta na forma qualitativa dicotômica (Y=1 para descrever a ocorrência do evento interesse e Y=0 para descrever a ocorrência do não evento), com base no comportamento de variáveis explicativas (Fávero e Belfiore, 2017). Assim, um vetor de variáveis explicativas, com respectivos parâmetros estimados é definido como:

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

Onde é conhecido como logito, α representa a constante, β_j (j=1,2,...,k) são os parâmetros estimados de cada variável explicativa/independente, X_j são as variáveis explicativas (métricas ou *dummies*) e o subscrito (i) representa da cada observação da amostra (i = 1, 2, ..., n, em que n é o tamanho da amostra). Vale lembra que Z não representa a variável dependente (Y). Na busca de expressar a probabilidade p_i de ocorrência de um evento de interesse para cada observação com base nos parâmetros estimados de Z para cada variável explicativa, define-se o conceito de chance (*odds*) de ocorrência de um evento, como:

$$\text{Odds}(y_i=1) = \frac{p_i}{1-p_i}$$

Segundo Bruce e Bruce (2017) tecnicamente, *odds* é a probabilidade de um evento acontecer dividido pela probabilidade desse evento não acontecer.

Enquanto (y_i) pode variar apenas de 0 a 1, logit (p_i) varia de infinito negativo a infinito positivo. Assim, com base na literatura (Fávero e Belfiore, 2017) tem-se que:

Probabilidade de ocorrência do evento:

$$P_i = \frac{1}{1+e^{-(z_i)}} \quad \text{ou}$$

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

Probabilidade de ocorrência do não evento:

$$1 - P_i = \frac{1}{1+e^{-(z_i)}} \quad \text{ou}$$

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

6.2.2 Codificação significativa para variáveis categóricas

A codificação significativa para variáveis categóricas é importante para a interpretação correta dos dados. A tabela 14 apresenta as codificações para quatro variáveis categóricas incluídas no estudo.

Tabela 14 – Codificações das variáveis categóricas

Codificações de variáveis categóricas									
		F	Codificação de parâmetro						
			(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
Idade	19 ou menos	2	1,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000
	20 a 24 anos	31	,000	1,000	,000	,000	,000	,000	,000
	25 a 29 anos	49	,000	,000	1,000	,000	,000	,000	,000
	30 a 34 anos	69	,000	,000	,000	1,000	,000	,000	,000
	35 a 39 anos	43	,000	,000	,000	,000	1,000	,000	,000
	40 a 44 anos	29	,000	,000	,000	,000	,000	1,000	,000
	45 a 49 anos	4	,000	,000	,000	,000	,000	,000	1,000
	50 a 54 anos	1	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000
Horas de trabalho semanais	Menos de 20 horas	3	1,000	,000	,000	,000			
	20 a 29 horas	2	,000	1,000	,000	,000			
	30 a 39 horas	8	,000	,000	1,000	,000			
	40 a 49 horas	199	,000	,000	,000	1,000			
	50 a 59 horas	16	,000	,000	,000	,000			
Grau de escolaridade	Diploma de Ensino Médio	12	1,000	,000	,000				
	EJA	150	,000	1,000	,000				
	Licenciado ou de dois anos	45	,000	,000	1,000				
	Diploma de Bacharel	21	,000	,000	,000				
Selecione o sexo	Masculino	92	,000						
	Feminino	136	1,000						
Evasão	Não evadiu	143	,000						
	Evadiu	85	1,000						

Fonte: O autor

6.2.3 Apresentação das questões e respostas do modelo proposto

De posse das informações dos estudantes, este estudo utilizou a técnica Regressão Logística Binária (RLB) do software estatísticos SPSS versão 25 e a linguagem R, do Software RStudio versão 1.1.463 para responder às questões de pesquisa do modelo proposto e apresenta as suas descobertas.

Questão de Pesquisa 1: Em que medida a RLB proposta, constituída dos fatores/variáveis características de fundo (sexo, idade, grau de escolaridade, HTS), apoio ambiente, apoio financeiro e variáveis motivacionais (atenção, relevância, confiança e satisfação) se encaixam na previsão da evasão de estudantes da graduação na modalidade de ensino a distância?

Para responder à questão de pesquisa 1, buscou-se observar os resultados das estatísticas de adequação para determinar se o modelo descreve adequadamente os dados, como base

no: Teste de Razão de Verossimilhança de um modelo (verossimilhança de log -2), Testes de Omnibus do Modelo de Coeficientes, R quadrado Nagelkerke, Teste de Hosmer e Lemeshow e precisão preditiva do modelo (tabela de classificação).

- i. **Teste de Razão de Verossimilhança de um modelo (verossimilhança de log -2)** – Testa se um conjunto de variáveis independentes melhora a predição da variável dependente, melhor que o acaso. O teste também reflete a diferença entre o erro sem conhecer os preditores (qui-quadrado inicial) e o erro quando os preditores são incluídos no modelo (desvio). Portanto, um valor significativo de qui-quadrado na verdade significa que o modelo com um ou mais parâmetros adicionais se ajusta significativamente melhor que um modelo sem esses parâmetros;
- ii. **Testes de Omnibus do Modelo de Coeficientes** – Qui-quadrado, é baseado na hipótese nula de que todos os coeficientes são zero;
- iii. **R quadrado de Nagelkerke** – Esta é uma das várias maneiras de medir a força de associação (tamanho do efeito). O R quadrado de Nagelkerke é uma modificação adicional do coeficiente de Cox e Snell que imitava a interpretação de múltiplos R quadrado com base na probabilidade de assegurar que pode variar de 0 a 1;
- iv. **Teste de Hosmer e Lemeshow** – Testa a hipótese nula de que não há diferença entre os valores observados e previstos pelo modelo do critério, ou seja, este teste avalia se as probabilidades previstas correspondem às probabilidades observadas. Se o teste de Hosmer e Lemeshow $(P) > .05$ significa que um conjunto de variáveis independentes irá prever com precisão as probabilidades reais.

Apresentação das descobertas relacionadas à questão 1 da pesquisa

Para responder à pergunta de pesquisa 1, foi realizado o teste de Razão de Verossimilhança de um modelo (verossimilhança de log -2), Testes de Omnibus do Modelo de Coeficientes, R quadrado Nagelkerke, Teste de Hosmer e Lemeshow e

precisão preditiva do modelo (tabela de classificação) com o software SPSS versão 25.

O conjunto de dados de estudantes do ensino superior a distância contém 228 amostras de candidatos que evadiram ou não seu programa de curso. O modelo de RLB proposto teve dez variáveis preditoras para prever a evasão de estudantes da graduação na modalidade de ensino a distância. Estes preditores consistiam em variáveis características de fundo (sexo, idade, grau de escolaridade, HTS), apoio ambiente, apoio financeiro e variáveis motivacionais (atenção, relevância, confiança e satisfação). Todas as variáveis categóricas preditoras anteriores à admissão de estudantes, características de fundo (sexo, idade, grau de escolaridade, HTS) foram codificadas conforme quadro 3.

Expresso em termos dos preditores usados na regressão logística proposta, a equação de regressão logística binária é:

Considerando que logito $Z_i = \alpha + \beta_1 \cdot X_{1i} + \beta_2 \cdot X_{2i} + \dots + \beta_k \cdot X_{ki}$, e que

$$P_i = \frac{1}{1 + e^{-(Z_i)}} , \text{ temos então:}$$

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

Expresso em termos de vetor de variáveis explicativas com base em dados das descobertas relacionadas à questão 2 da pesquisa, que se aplica a equação de regressão logística binária $\log(p_i)$, para $Z_i = -28,849 + ,251 \cdot \text{Sexo} + (-15,036 \cdot \text{Idade1}) + 24,770 \cdot \text{Idade2} + 24,174 \cdot \text{Idade3} + 23,855 \cdot \text{Idade4} + 24,255 \cdot \text{Idade5} + 25,155 \cdot \text{Idade6} + 5,124 \cdot \text{Idade7} + 1,375 \cdot \text{GE1} + (-,087 \cdot \text{GE2}) + (-,126 \cdot \text{GE3}) + ,373 \cdot \text{HTS1} + 20,809 \cdot \text{HTS2} + (-1,228 \cdot \text{HTS3}) + (-1,189 \cdot \text{HTS4}) + 1,248 \cdot \text{Ap}_{\text{Amb}} + (-,003 \cdot \text{Ap}_{\text{Fn}}) + ,852 \cdot \text{A} + (-,500 \cdot \text{R}) + ,373 \cdot \text{C} + (-,843 \cdot \text{S})$

Como mostrado na tabela 15, o modelo do teste qui-quadrado do modelo completo (247,120) versus um modelo com intercepto apenas (301,157) foi estatisticamente significativo ($\Delta\chi^2(10, N = 228) = 54,037, p < 0,001$), indicando que o modelo com todos os preditores é significativamente melhor que o modelo inicial.

Tabela 15 – Testes de Omnibus do Modelo de Coeficientes

TESTES DE OMNIBUS DO MODELO DE COEFICIENTES				
		Qui-quadrado	Df	Sig.
Passo 1	Passo	54,037	21	,000
	Bloco	54,037	21	,000
	Modelo	54,037	21	,000

Fonte: O autor

O qui-quadrado do modelo é um teste da razão de verossimilhança que reflete a diferença entre o erro sem conhecer os preditores (qui-quadrado inicial) e o erro quando os preditores são incluídos no modelo (desvio). A probabilidade de obter a estatística qui-quadrado ($p < 0,001$) dado infere que pelo menos um dos coeficientes da população difere de zero (ou este é um modelo bem ajustado), rejeitando a hipótese nula de que conhecer os preditores não faz diferença na previsão do critério evasão na regressão logística.

A tabela 16 mostra o teste de qualidade do ajuste de Hosmer e Lemeshow. A estatística de teste de ajuste de Hosmer e Lemeshow ($\chi^2(8) = 6,970$, $p > .05$) revela que o modelo proposto se ajusta bem, não rejeitando a hipótese nula de que não há diferença entre os valores observados e modelados do critério. Isso implica que as estimativas do modelo ajustam os dados em um nível aceitável.

Tabela 16 – Teste de Hosmer e Lemeshow

TESTE DE HOSMER E LEMESHOW			
Passo	Qui-quadrado	df	Sig.
1	6,970	8	,540

Fonte: O autor

O R-Square de Nagelkerke (0,288, na tabela 17) revela que o modelo representa 28,8% da variância entre a variável dependente e seus preditores.

Tabela 17 – Resumo do modelo de RLB proposto

RESUMO DO MODELO DE RLB PROPOSTO			
Passo	Verossimilhança de log -2	R quadrado Cox & Snell	R quadrado Nagelkerke
1	247,120 ^a	,211	,288

a. Estimaco finalizada no nmero de iterao 20 porque o mximo de iterao foi atingido. No  possvel encontrar a soluo final.

Fonte: O autor

As estatsticas de percentagens corretamente classificadas na tabela 18 (inicial) mostra que o modelo proposto classificou corretamente 62,70% dos respondentes somente com a constante. Aps incluso das variveis predictoras (Ver tabela 19) mostra que o modelo proposto obteve 84,6% de especificidade da previso e 56,5% de sensibilidade da preciso dos desistentes, para uma taxa de preciso preditiva geral de 74,1% dos respondentes.

Tabela 18 – Tabela de Classificao do modelo de RLB inicial^{a,b}

TABELA DE CLASSIFICAO DO MODELO DE RLB INICIAL^{a,b}					
	Observado	Previsto			
		Evasao(sim/nao)		Porcentagem correta	
		nao evadiu	evadiu		
Passo 0	Evaso	nao evadiu (0)	143	0	100,0
		Evadiu (1)	85	0	,0
	Porcentagem global				62,7

a. A constante est includa no modelo.

b. O valor de recorte  ,500

Fonte: O autor

Pode-se ver que este  um conjunto de dados desequilibrado, j que 62,72% das amostras pontuaram 0 (no evadiu), enquanto 37,28% pontuaram 1 (evadiu). Normalmente, quanto mais desequilibrado  o conjunto de dados, mais difcil se encaixa em um modelo, j que estaramos tentando prever um evento raro.

Podemos dizer tambm, que seria melhor encaixar um modelo que tenha maior preciso na previso de estudantes que evadiram, pois quando um estudante se evade a perda pode ter mais significado. Portanto,  pior prever um falso positivo do que um falso negativo.

Tabela 19 – Tabela de Classificação do modelo de RLB proposto^a

TABELA DE CLASSIFICAÇÃO DO MODELO DE RLB PROPOSTO^a					
		Previsto			
		Evasão		Porcentagem correta	
Observado		nao evadiu	evadiu		
Passo 1	Evasão	nao evadiu	121	22	84,6
		evadiu	37	48	56,5
	Porcentagem global				74,1

a. O valor de recorte é ,500

Fonte: O autor

Questão de Pesquisa 2: Quais fatores/variáveis características de fundo (sexo, idade, grau de escolaridade, HTS), apoio ambiente, apoio financeiro e variáveis motivacionais (atenção, relevância, confiança e satisfação) que contribuem significativamente para a prevenção evasão de estudantes da graduação na modalidade de ensino a distância?

Para responder à questão de pesquisa, foi utilizada a estatística de Wald e Exp (B) (indicador da mudança nas probabilidades resultantes da mudança de uma unidade no previsor) também conhecida como uma razão de chances e a Regressão Logística Penalizada (RLP).

Segundo Field (2009), a estatística de Wald é geralmente utilizada para determinar se uma variável é um previsor significativo da saída; contudo, ela é provavelmente mais precisa para examinar a estatística da razão de verossimilhança. Para ele, a estatística de Wald informa se o coeficiente b de cada previsor é significativamente diferente de zero. Se isso ocorrer, poderemos assumir que o previsor está a contribuir de forma significativa para a previsão da variável de saída (Y). Embora a estatística de Wald lance contribuições importantes para determinar a contribuição de um previsor, deve ser vista com cautela porque quando o coeficiente de regressão (b) é grande, o erro padrão tende a ficar inflacionado, resultando em uma estatística de Wald subestimada (Menard, 1995).

A inflação do erro padrão aumenta a probabilidade de que o previsor seja rejeitado quando na realidade ele contribui para o modelo (isto é, temos uma probabilidade maior de cometer um erro do Tipo II) (Field, 2009). Estatísticas de teste de Wald – São comumente usadas para testar hipóteses ($H_0: \beta_i = 0$ e $H_1: \beta_i \neq 0$) dos coeficientes de regressão

logística individual para cada preditor. É a razão entre o coeficiente logit não padronizado e seu erro padrão (Jun, 2005).

• *Exp b* – é um indicador da mudança nas probabilidades resultantes da mudança de uma unidade no previsor. Com base na literatura (Field, 2009) o *Exp b*, é similar aos coeficientes *b* da regressão logística, mas mais fácil de entender (porque não requer uma transformação logarítmica). Quando a variável previsor é categórica, o *exp b* é mais fácil de explicar. Para o autor, a chance de um evento ocorrer é definida como a probabilidade dele ocorrer dividida pela probabilidade dele não ocorrer e não deve ser confundida com a forma mais coloquial da palavra que se refere à probabilidade. Assim, temos que:

$$\text{chance} = \frac{p(\text{evento ocorrer})}{p(\text{evento não ocorrer})}, P(\text{evento } Y \text{ ocorrer}) = \frac{1}{1+e^{-(b_0+b_1x)}}$$

$$P(\text{evento } Y \text{ não evento}) = 1 - P(\text{evento } Y \text{ ocorrer})$$

Essa proporção de mudança na chance é o *Exp b*, assim, podemos interpretar o *Exp b* em relação à mudança na chance: se o valor é maior do que 1, significa que quando o previsor aumenta, as chances de a saída ocorrer aumentam (Field, 2009).

Apresentação das descobertas relacionadas à questão 2 da pesquisa

Para determinar quais variáveis predictoras que contribuem significativamente para a construção de um modelo de prevenção da evasão de estudantes da graduação na modalidade de ensino a distância. Foi apresentada a estatística de Wald e Exp (B) (indicador da mudança nas probabilidades resultantes da mudança de uma unidade no previsor) também conhecida como uma razão de chances usando o software SPSS versão 25.

Embora a estatística de teste de Wald seja mais precisa para examinar a estatística da razão de verossimilhança, será utilizado para determinar se uma variável é um previsor significativo da saída. Este fornece informações sobre quais variáveis são estatisticamente significativas entre as variáveis predictoras incluídas no modelo de RLB proposto no nível 0,05 (ou 0,01). Essas estatísticas são comumente usadas para testar hipóteses ($H_0: \beta_i = 0$ e $H_1: \beta_i \neq 0$) dos coeficientes de regressão logística individual para cada preditor. É a

razão entre o coeficiente logit não padronizado e o seu erro padrão (Jun, 2005).

A tabela 20 representa o coeficiente de RLB (B), erro padrão (S.E.), Wald teste, odds ratio (Exp (B)) e intervalo de confiança (C.I.) para cada um dos preditores. Empregando um critério de significância estatística de 0,05, horas de trabalho semanais (40 a 49 horas), Apoio ambiente, atenção e satisfação tiveram efeitos parciais significativos na previsibilidade da evasão, indicando que os coeficientes dos preditores são significativamente diferentes de 0.

Tabela 20 – Coeficiente dos preditores e Estatística de Wald do Modelo Proposto de RLB

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95% C.I. para EXP(B)	
								Inferior	Superior
Passo 1 ^a	Sexo(1)	,251	,332	,573	1	,449	1,286	,671	2,465
	Idade			7,346	7	,394			
	Idade(1)	-15,036	53616,477	,000	1	1,000	,000	,000	.
	Idade(2)	24,770	40194,038	,000	1	1,000	57198449192,691	,000	.
	Idade(3)	24,174	40194,038	,000	1	1,000	31514693530,658	,000	.
	Idade(4)	23,855	40194,038	,000	1	1,000	22915955474,612	,000	.
	Idade(5)	24,255	40194,038	,000	1	1,000	34180003626,781	,000	.
	Idade(6)	25,155	40194,038	,000	1	1,000	84087537675,443	,000	.
	Idade(7)	5,124	43912,723	,000	1	1,000	168,017	,000	.
	Educação Anterior			3,998	3	,262			
	Educação Anterior (1)	1,375	,869	2,504	1	,114	3,956	,720	21,722
	Educação Anterior (2)	-,087	,523	,028	1	,868	,917	,329	2,554
	Educação Anterior (3)	-,126	,616	,042	1	,838	,882	,263	2,951
	HTS			4,499	4	,343			
	HTS(1)	,373	1,673	,050	1	,824	1,452	,055	38,505

HTS(2)	20,809	25091,49 2	,000	1	,999	1089512 427,849	,000	.
HTS(3)	-1,228	1,096	1,256	1	,262	,293	,034	2,509
HTS(4)	-1,189	,618	3,696	1	,055*	,305	,091	1,023
Ap_Amb	1,248	,364	11,76 4	1	,001* *	3,484	1,707	7,108
Ap_Fin	-,003	,194	,000	1	,989	,997	,682	1,458
ATEN	,852	,338	6,331	1	,012* *	2,344	1,207	4,550
REL	-,500	,396	1,591	1	,207	,607	,279	1,319
CONF	,373	,465	,643	1	,423	1,452	,584	3,611
SAT	-,843	,437	3,729	1	,053*	,430	,183	1,013
Constante	-28,849	40194,03 8	,000	1	,999	,000		

a. Variável(is) inserida(s) no passo 1: Seleção o sexo, Qual a sua idade, Grau de escolaridade, Horas de trabalho semanais, Ap_Amb, Ap_Fin, ATEN, REL, CONF, SAT.

Nota * = significativo ao nível 0,05; ** = significativo ao nível 0,01

Fonte: O autor

Pode-se observar que apenas 4 dos 10 preditores estão significativamente associados a ocorrência do evento evasão. Estes incluem: HTS(4), Ap_Am, ATEN e SAT. Os coeficientes estimados dessas variáveis são -1,189; 1,248; ,852; -,843, respectivamente e tiveram efeitos relativamente grandes na evasão. O coeficiente da variável Ap_Am (1,248) representa o efeito mais forte.

O coeficiente estimado da variável HTS(4) é $b = -1,189$. Isso indica que um aumento nas horas de trabalho semanais está associado a uma probabilidade reduzida da não evasão do estudante. No entanto o coeficiente estimado da variável da Apoio Ambiente (Ap_Am) é $b = 1,248$. Isso significa que um aumento no Apoio Ambiente está associado ao aumento da probabilidade da não evasão do estudante.

A estatística Exp (B) é uma razão de chances da RLB. Assim, com base na tabela 19 temos que:

Estudantes do sexo feminino são 1,29 vezes mais propensas a evadir do que, os de sexo masculino. Estudantes que são admitidos com grau de escolaridade do diploma de ensino médio são 3,956 vezes mais propensos a evadir do programa de curso da graduação do que estudantes que foram admitidos com diplomas do *Educação de Jovens e Adultos* (EJA), licenciatura de dois anos ou mais e diploma de bacharelado.

Estudantes que não receberam suporte adequado do tutor e da instituição, bem como

apoio de familiares e amigos são 3,484 vezes mais propensas a evadir do programa de curso da graduação, do que estudantes que recebem esses apoios.

A qualidade da metodologia educacional, o material didático, conteúdo interativo, a forma como a informação é estruturada, contextualizada e organizada no ambiente virtual de aprendizagem do estudante, quando presentes e oferecidos nos cursos de graduação a distância contribuem para sustentar a atenção e interesse dos estudantes. A ausência desses aspectos torna os estudantes 2,344 vezes mais propensos a evadir do programa de curso da graduação a distância.

Estudantes que não se sentem confiante para aprender o conteúdo, que não alcançam uma experiência de aprendizagem bem-sucedida e não recebem *feedback* do seu desempenho de aprendizagem durante a jornada do programa acadêmico são 1,452 vezes mais propensos a evadir do programa de curso da graduação a distância.

O procedimento de extração ou mesmo classificação dos 4 preditores, feito por meio dados apresentados na Tabela, provenientes do software SPSS versão 25 é manual.

Questão de Pesquisa 3: Qual modelo que apresenta o melhor desempenho para prever a evasão de estudantes da graduação na modalidade de ensino a distância?

Para responder à pergunta de pesquisa 3, foi utilizado o Critério de Informações de Akaike (AIC), que descreve a qualidade de um modelo e o score de precisão da classificação bruta do modelo, que é medida como a proporção de observações que foram corretamente classificadas como critérios. O Software R foi usado para obter estas estatísticas.

- Akaike's Information Criterion (AIC) – A AIC (Akaike, 1983) também é útil para comparar o ajuste do modelo em modelos aninhados. Os valores de AIC serão menores para um modelo que exiba bom ajuste com um pequeno número de preditores. O AIC é definido como:

$$AIC = -2\log L(M) + 2 * K.$$

Nota. $\log L(M)$ = a máxima verossimilhança do modelo ajustado; K = o número de preditores, incluindo uma interceptação.

• Embora as técnicas estatísticas de Wald e Exp (B), utilizadas na questão 2 forneçam de forma manual as variáveis preditoras significativas. Esse processo foi repetido, agora de forma automática para a questão 3 utilizando a Regressão Logística Penalizada Lasso (RLPL) para a classificação de variáveis significativas. Como base na literatura (Kassambara, 2017) a Regressão Logística Penalizada é usada quando se trata de múltiplas variáveis em seu modelo de regressão logística, pode ser útil encontrar um conjunto reduzido de variáveis resultando em um modelo de desempenho ideal. O autor observa ainda, que a RLP impõe uma penalidade ao modelo logístico por ter muitas variáveis. Isso resulta no encolhimento dos coeficientes das variáveis menos contributivas em direção a zero. Isso também é conhecido como regularização. Há três técnicas da RLP a serem utilizadas, a saber: regressão de rebordo ou cume, de lasso e de rede elástica. Para este estudo, por meio da linguagem de programação R e do software RStudio versão 1.1.463, com o pacote Modelos Lineares Generalizados Regularizados Lasso e Elastic-Net (*glmnet*), foi utilizada a técnica lasso. Nesta técnica os coeficientes de algumas variáveis menos contributivas são forçados a ser exatamente zero. Segundo Kassambara (2017) apenas as variáveis mais significativas são mantidas no modelo final. O autor observa, que embora existam várias métricas para avaliar o desempenho de um modelo de classificação. O *score* do desempenho da precisão do modelo é medido como a proporção de observações que foram corretamente classificadas. Inversamente, o erro de classificação é definido como a proporção de observações que foram erroneamente classificadas.

Apresentação das descobertas relacionadas à questão 3 da pesquisa

Para determinar qual modelo apresenta o melhor desempenho para prever a evasão de estudantes da graduação na modalidade de ensino a distância, duas etapas foram realizadas. Na primeira etapa, realizou-se uma análise do conjunto de dados para resolver problemas de classificação das variáveis preditoras e seleção de modelos, utilizando-se métodos supervisionados de aprendizado de máquina com base nas técnicas dos classificadores RLPL E RLBM. Esses, consistem em construir algoritmos de aprendizagem de máquina para prever a classe (ou grupo) de indivíduos que descreve o fenômeno de interesse, resultado de observações futuras. Estas técnicas são aplicadas para resolver o problema de previsão da evasão de estudantes e ocorrem em duas fases, o treinamento/treino e teste.

Neste estudo divide-se o conjunto de treinamento/treino (80% para criar um modelo preditivo) e conjunto de testes (20% para avaliar o modelo). Durante a fase de treinamento, cada técnica de aprendizado de máquina ajusta parâmetros internos para inferir o mapeamento implícito pelo treinamento dados fornecidos. Na fase de testes, cada técnica é apresentada com dados que não foram usados durante o treinamento/treino para examinar o desempenho da classificação. Se a técnica é encontrada para classificar a maioria dos dados no conjunto de teste corretamente, então o treinamento/treino é considerado bem-sucedido. Na etapa seguinte, avaliou-se o melhor modelo de predição da evasão de estudantes da modalidade de ensino a distância. Essas etapas foram efetuadas por meio de uso da linguagem de programação R e do software RStudio versão 1.1.463.

Para a classificação das variáveis preditoras significativas, inclui-se todas as variáveis preditoras dependentes (sexo, idade, Educação, Horas de trabalho semanais (Horas_Trab), Apoio ambiente (Ap_Am, Apoio financeiro, atenção (ATEN), relevância, confiança e satisfação) e a independente (Evasão) na RLBM para verificar o desempenho do modelo 1 completo, esse pode ser visto na tabela 20. Seguidamente realiza-se um novo procedimento utilizando a RLPL para obter o modelo reduzido, aqui chamado de modelo 2, esse pode ser visto na tabela 22.

Tabela 21 – Modelo 1 completo com classificador RLBM

MODELO 1 COMPLETO COM CLASSIFICADOR RLBM				
glm(formula = Evasao ~ ., family = binomial, data = treino.dados)				
Deviance Residuals:				
Min	1Q	Median	3Q	Max
-1.5111	-0.9721	-0.6490	1.2192	2.0028
Coefficients:				
	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	-6.28126	2.52683	-2.486	0.0129 *
Sexo	0.01980	0.33378	0.059	0.9527
Idade	0.10010	0.13038	0.768	0.4426
Educação	0.05524	0.23796	0.232	0.8164
Horas_Trab	0.46266	0.38699	1.196	0.2319
Ap_Am	0.67730	0.28465	2.379	0.0173 *
Ap_Fin	-0.01996	0.19330	-0.103	0.9178
ATEN	0.51015	0.26536	1.922	0.0545 .
REL	-0.32071	0.33247	-0.965	0.3347
CONF	0.38829	0.36931	1.051	0.2931

SAT	-0.43276	0.32374	-1.337	0.1813

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1				
(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)				
Null deviance: 243.49 on 182 degrees of freedom				
Residual deviance: 225.70 on 172 degrees of freedom				
AIC: 247.7				
Number of Fisher Scoring iterations: 4				
[1]0.71111				
Fonte: O autor				

Nesse procedimento pode-se observar que o modelo completo apresenta um desempenho da precisão de previsão bruta de 71,11% e indica as variáveis *Apoio ambiente e Atenção* como as mais significativas para o modelo.

Tabela 22 – Modelo 2 com classificador RLPL

MODELO 2 COM CLASSIFICADOR RLPL				
glm(formula = Evasao ~ ., family = binomial, data = treino.dados)				
Deviance Residuals:				
Min	1Q	Median	3Q	Max
-1.4631	-0.9263	-0.6686	1.2245	1.8844
Coefficients:				
	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	-6.6258	2.0707	-3.200	0.00138 **
Horas_Trab	0.2259	0.3963	0.570	0.56865
Ap_Am	0.7605	0.2839	2.679	0.00739 **
ATEN	0.5140	0.2475	2.077	0.03778 *

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1				
(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)				
Null deviance: 242.51 on 182 degrees of freedom				
Residual deviance: 223.73 on 179 degrees of freedom				
AIC: 231.7				
Number of Fisher Scoring iterations: 4				
[1]0.62222				
Fonte: O autor				

Os resultados apresentados na tabela 21 indicam que apesar de consistir de três variáveis preditoras, somente duas destas são significativas. No entanto o modelo apresenta o desempenho da precisão de previsão bruta de 62,22%, inferior ao do modelo completo.

Em função destes resultados, retomamos o procedimento com a RLBM somente com as duas variáveis preditoras significativas indicadas na RLPL para alcançar um modelo com melhor desempenho para um determinado dado sem comprometer a precisão do modelo 3. Os resultados são apresentados na tabela 23.

Tabela 23 – Modelo 3 testado com classificador RLBM

MODELO 3 TESTADO COM CLASSIFICADOR RLBM				
glm(formula = Evasao ~ Ap_Am + ATEN, family = binomial, data = treino.dados)				
Deviance Residuals:				
Min	1Q	Median	3Q	Max
-1.4322	-1.0014	-0.7694	1.2009	1.6503
Coefficients:				
	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	-4.4719	1.3234	-3.379	0.000728 ***
Ap_Am	0.6366	0.2819	2.259	0.023911 *
ATEN	0.3741	0.2466	1.517	0.129297

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1				
(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)				
Null deviance: 249.08 on 182 degrees of freedom				
Residual deviance: 237.70 on 180 degrees of freedom				
AIC: 243.7				
Number of Fisher Scoring iterations: 4				
[1] 0.82222				
Fonte: O autor				

O modelo 3 apresenta um desempenho da precisão de previsão bruta de 82,22%. O resultado da proporção de observações corretamente classificadas (modelo de acurácia/precisão) apresentado na tabela 23 evidencia um avanço significativo para o modelo 3. Outros testes foram feitos para melhorar o modelo, mas apresentaram resultados inferiores ao exposto na tabela 23.

Na Seleção do modelo de melhor desempenho, utilizou-se como critérios os melhores valores de AIC para cada combinação de preditor e o *score* correspondente à precisão (P) de cada um dos modelos classificados. Com base na literatura, a precisão P determina a proporção de estudantes que foram na verdade desistentes entre todos aqueles que a técnica previu (Kassambara, 2017). Os estudantes que a técnica classifica como desistentes incluem os que foram identificados corretamente como desistentes (por exemplo, verdadeiros positivos, Vp) e os alunos que realmente completaram as suas formações mas foram erroneamente identificados como desistências (ou seja, falso positivos, Fp). Uma taxa de alta precisão indica se estes evadiram do programa acadêmico.

$$P = \frac{Vp}{Vp + Fp}$$

O resultado do desempenho dos três modelos é apresentado na tabela 24 – Resumo estatístico dos modelos.

Tabela 24 – Resumo estatístico dos modelos

Modelo	Preditores do Modelo	AIC	Score
1	Sexo, Idade, Educação, Horas_Trab, Ap_Am, Ap_Fin, ATEN, REL, CONF e SAT	247.7	71.11
2	Horas_Trab , Ap_Am e ATEN	231.7	62.22
3	Ap_Am e ATEN	243.7	82.22

Fonte: O autor

Com base nos dados da tabela 19, é avaliada agora a significância estatística dos modelos, de modo a ser selecionado o modelo de melhor desempenho para previsões.

Embora os três modelos apresentem bons resultados para o AIC e Score, e agreguem variáveis significativas, entre os três modelos apresentados, foi selecionado o modelo 3, que consiste nas variáveis *Apoio Ambiente* (Ap_Am) e *Atenção* (ATEN) como o melhor modelo. Esse, quando comparado com o modelo 1, que é bem representativo em AIC e *score* de desempenho da precisão da classificação bruta do modelo, apresenta uma quantidade menor de variáveis preditoras e possui diferenças na estatística, menores em relação ao AIC e maiores em relação ao *score*, logo mostra que esse modelo é bem representativo para a precisão da predição.

Tomando a escolha do modelo 3 com base nos dados apresentados na RLBM, constantes da tabela 22, este pode ser interpretado de várias formas, mas uma das mais comuns é em termos de *odds ratio* (razão de chances) e probabilidades previstas. Antes da interpretação, apresenta-se o conceito de *odds ratio*, a ser entendido, como a associado com os coeficientes estimados logísticos beta.

Avaliação global da precisão do modelo 3

Diante dos resultados apresentados para o Modelo 3, ou seja, o modelo que apresentou o melhor desempenho para prever a evasão de estudantes da graduação na modalidade de ensino a distância, pode-se dizer que, o *score* do modelo ou precisão do modelo é medido como a proporção de observações que foram corretamente classificadas. Inversamente, o erro de classificação é definido como a proporção de observações que foram erroneamente classificadas. Assim, temos que a precisão da previsão de classificação final para o modelo é de 82,22%, e que a taxa de erros de classificação incorreta é de 17,78%.

6.3 Resumo do capítulo

Neste capítulo, foram realizadas duas atividades. A primeira, apresenta uma análise estatística descritiva dos dados com base em três grupos de variáveis. No Grupo 0 – variável resultado, apresenta a caracterização e a questão associada com o resultado da evasão do estudante da modalidade de ensino superior a distância. Desse, resulta que há uma elevada evasão de estudantes da modalidade ensino superior a distância. Nesse sentido é de extrema importância ter ferramentas que possam lidar com esse problema de forma preditiva, a fim de evitarmos perdas tanto para os alunos quanto para instituições e a sociedade.

No Grupo 1 – variáveis predictoras anteriores à admissão, apresenta a caracterização e as questões associadas com o estudante da modalidade de ensino superior a distância. Desse resulta que:

- i. O percentual do quadro de estudantes da modalidade de ensino superior à distância do sexo é superior ao quadro masculino nas matrículas dos cursos desse estudo;
- ii. Três faixas etárias concentram a maioria dos estudantes da modalidade de ensino superior a distância neste estudo, são elas: 30 a 34 anos, 25 a 29 anos e 35 a 39 anos. A faixa etária entre 30 a 34 anos concentra a maioria dos estudantes modalidade de ensino superior a distância, seguida da faixa etária idade entre 25 a 29 anos. Embora esse estudo tenha um percentual baixo de estudantes na faixa etária de idade entre 50 a 54 anos, não consta estudantes com faixa etária idade igual a 55 ou mais anos;
- iii. Dois diplomas de educação anteriores na sua maioria são utilizados para suporte dos estudantes, no acesso ao ensino superior. São eles, o diploma de conclusão do ensino médio e o diploma do EJA. Por outro lado, nesse estudo não consta estudantes que apresentem o diploma alternativo, do PROEJA;
- iv. Estudantes da modalidade de ensino superior a distância na sua maioria tem uma carga horária de trabalho de 40 a 49 horas. Os dados revelam ainda que poucos estudantes têm carga horária de trabalho abaixo de 40 horas.

No Grupo 2 – variáveis preditoras posteriores à admissão, apresenta a caracterização dos estudantes da modalidade de ensino superior a distância relacionada com essas variáveis, desse resulta que:

- i. O valor da média da variável apoio ambiente revela que embora a maioria dos estudantes sejam indiferentes, eles têm uma forte tendência em concordar com o apoio recebido do tutor e instituição;
- ii. O valor da média da variável apoio ambiente revela que poucos estudantes possuem o apoio financeiro;
- iii. O valor da média da variável motivação (*atenção*) revela que a maioria dos estudantes concordam que o material de didático e conteúdo interativo atraem

sua a atenção, a forma como a informação é estruturada, contextualizada e organizada no seu ambiente virtual de aprendizagem ajuda a manter a atenção e a qualidade da metodologia educacional oferecida no curso, o que foi suficiente para manter a sua atenção;

- iv. O valor da média da variável motivação (*relevância*) revela que embora a maioria dos estudantes sejam indiferentes, eles têm uma forte tendência em concordarem com a relevância do conteúdo do material didático para os seus interesses, com conteúdo do curso em relação as suas expectativas e metas e clareza dos benefícios pessoais do curso para eles;
- v. O valor da média da variável motivação (*confiança*) revela que embora a maioria dos estudantes sejam indiferentes, eles têm uma forte tendência em concordarem que o *feedback* recebido foi suficiente para saberem como estavam indo bem no curso, sentindo-se confiantes para aprender o conteúdo e ter sucesso no curso e, ao olharem pela primeira vez o curso, tiveram a impressão de que seria fácil para eles;
- vi. O valor da média da variável motivação (*satisfação*) revela que embora a maioria dos estudantes sejam indiferentes, eles têm uma forte tendência em concordarem que gostam muito de estudar no seu curso, que o *feedback* após a correção de provas e trabalhos, os estimulou e os ajudou a se sentirem recompensados pelo esforço e sentem-se satisfeitos com o que recebem do curso.

Adicionalmente, a segunda atividade, responde às questões que orientam o propósito do estudo proposto com uso de uso de métodos supervisionados de aprendizado de máquina com base nos classificadores Regressão Logística Penalizada Lasso (RLPL) e Regressão Logística Binária Múltiplo (RLBM). Esse subitem está estruturado com uma introdução à Regressão Logística Binária, seguida da descrição da codificação significativa para variáveis categóricas e por fim, a apresentação das questões e respostas do modelo proposto. Associado com o modelo proposto, foram apresentados os resultados das três questões que orientam o trabalho, que resulta nas seguintes respostas:

Questão de Pesquisa 1: Em que medida a RLB proposta, constituída dos

fatores/variáveis características de fundo (sexo, idade, grau de escolaridade, HTS), apoio ambiente, apoio financeiro e variáveis motivacionais (atenção, relevância, confiança e satisfação) se encaixam na previsão da evasão de estudantes da graduação na modalidade de ensino a distância?

Resposta: O teste qui-quadrado do modelo completo (247,120) versus um modelo com intercepto apenas (301,157) foi estatisticamente significativo ($\Delta\chi^2$ (10, N = 228) = 54,037, $p < 0,001$), indicando que o modelo com todos os preditores é significativamente melhor que o modelo inicial. Isso revela que o modelo proposto se ajusta bem, não rejeitando a hipótese nula de que não há diferença entre os valores observados e modelados do critério. Isso implica que as estimativas do modelo ajustam os dados em um nível aceitável.

Questão de Pesquisa 2: Quais fatores/variáveis características de fundo (sexo, idade, grau de escolaridade, HTS), apoio ambiente, apoio financeiro e variáveis motivacionais (atenção, relevância, confiança e satisfação) contribuem significativamente para a prevenção evasão de estudantes da graduação na modalidade de ensino a distância?

Resposta: Apenas 4 dos 10 preditores da evasão de estudantes estão significativamente associados à ocorrência do evento evasão. Estes incluem: HTS(4), Ap_Am, ATEN e SAT. Os coeficientes estimados dessas variáveis são -1,189; 1,248; ,852; -,843, respectivamente e tiveram efeitos relativamente grandes na evasão. O coeficiente da variável Ap_Am (1,248) representa o efeito mais forte.

Questão de Pesquisa 3: Qual modelo que apresenta o melhor desempenho para prever a evasão de estudantes da graduação na modalidade de ensino a distância?

Embora os três modelos apresentem bons resultados para o AIC e *score*, e agreguem variáveis significativas, entre os três modelos apresentados, foi selecionado o modelo 3, que consiste em Apoio Ambiente (Ap_Am) e Atenção (ATEN) como o melhor modelo. Este, quando comparado com o modelo 1, que é bem representativo em AIC e *score* de desempenho da precisão da classificação bruta do modelo, apresenta uma quantidade menor de variáveis preditoras e possui diferenças na estatística, menor em relação ao AIC

e maior em relação ao *score*, logo mostra que este modelo 3 é bem representativo para precisão da predição.

CAPÍTULO VII – CONCLUSÃO E TRABALHO FUTURO

7. Introdução

Apesar da expansão de cursos em termos globais por meio de mecanismos que favorecem a aprendizagem e a qualificação contínua, a modalidade EaD vem enfrentando obstáculos como a formação de professores, a adequação do currículo, a infraestrutura tecnológica, a exclusão digital e o fenômeno evasão, que enfraquecem o crescimento da modalidade. No tocante ao fenômeno evasão (*dropout*) de estudantes nas instituições de ensino superior a distância, muitas questões tem sido discutidas e investigadas por estudiosos em áreas distintas do conhecimento como educação, psicologia, sociologia, economia e tecnologia ao longo dos anos e em função de mudanças no comportamento humano, que levam à interrupção dos estudos em qualquer etapa do curso.

A evasão de estudantes representa um grande desafio para todos os envolvidos no processo da modalidade a distância no ensino superior e produz para o estudante perdas. Mas a imagem das instituições também é afetada de muitas maneiras, incluindo reputação acadêmica e planos financeiros. As instituições de ensino superior, por desconhecerem os reais motivos que levam os estudantes a evadir, veem agravado o seu quadro para se manterem sustentáveis e em crescimento. A identificação antecipada de estudantes com intenção de evadir permite que a instituição por meio de uma equipa multidisciplinar adote medidas estratégicas, proativas e individualizadas, com o objetivo de reduzir a evasão e aumentar a retenção de estudantes.

Nesse sentido, percebe-se uma necessidade contínua de desenvolver pesquisas que apontem caminhos, métodos e mecanismos que auxiliem na melhor forma de enfrentar o problema da evasão de estudantes. O estudo proposto, justifica-se por trazer um novo olhar para o problema da evasão de estudantes na modalidade de ensino a distância.

7.1 Revisitar os objetivos do estudo

O objetivo principal deste estudo de investigação consistiu na construção do modelo de referência para um sistema integrado de alertas, com o propósito de prever

estudantes com risco de evasão nas instituições de ensino superior, a ser utilizado pelas instituições, nos sistemas de ensino a distância.

Neste contexto, foram realizados estudos de variáveis anteriores e posteriores à admissão que influenciam o comportamento de evasão de estudantes nas universidades de modalidade de ensino superior a distância.

Adicionalmente, foram considerados nove objetivos específicos, que proporcionaram um percurso estruturado para atingir o objetivo principal e responder às questões do estudo. Para esse fim, fez-se um balanço da concretização dos objetivos, como apresenta o quadro 8.

OBJETIVOS ESPECÍFICOS	FORMAS DE CUMPRIMENTO	OBSERVAÇÃO
Realizar um levantamento bibliográfico para identificar e compreender as perspectivas dos modelos teóricos de retenção;	Construção de artigo Modelos de retenção de estudantes: abordagens e Perspectivas	Artigo publicado na Revista Read
Realizar um levantamento da educação superior a distância no Brasil;	Construção de artigo Educação superior a distância nas regiões do Brasil: panorama no período de 2013-2017	Artigo publicado na Revista científica de educação a distância (PAIDEIA)
Identificar os principais fatores preditores da evasão de estudantes anteriores a admissão;	Construção de artigo Educação superior a distância: fatores preditores da evasão anteriores à admissão de estudantes.	Artigo publicado na Revista Educação em Questão
Identificar os principais fatores preditores da evasão de estudantes posteriores a admissão;	Construção de artigo Educação superior a distância: fatores preditores da evasão posteriores à admissão de estudantes	Artigo em andamento para publicação na Revista FAEEBA – Educação e Contemporaneidade desde 10/05/2019
Identificar os principais modelos de prevenção da evasão de estudantes na educação a distância;	Levantamento na literatura de estudos teóricos e empíricos da evasão	
Construir Modelo conceitual de prevenção da evasão de estudantes na graduação a distância;	Construção de artigo <i>Dropout in distance learning: a reference model for an integrated alert system</i>	Artigo publicado na ACM Digital Library
Construir instrumento de pesquisa de coleta de informação sobre o que afeta a decisão do comportamento de abandonar	Uso de um formulário da Google Forms enviado por email e reforçado por whatsapp	

ou permanecer de estudantes do ensino superior a distância;		
Validar e testar a confiabilidade do instrumento para prevenção da evasão em uma IES a distância;	Trabalho realizado com uso do Software IBM SPSS versão 25 e AMOS versão 22	
Selecionar o melhor modelo com desempenho de precisão que complete um sistema integrado de alertas e promova a prevenção da evasão de estudantes.	Trabalho realizado com uso da linguagem de programação R e o Software RStudio versão 1.1.463	

Quadro 8 – Balanço da concretização dos objetivos

Fonte: O autor

De um modo geral, é possível afirmar que os objetivos específicos propostos foram cumpridos e que todos eles estão alinhados e de acordo com o objetivo geral e com os propósitos do estudo.

Os dados coletados pelo instrumento de pesquisa, bem como as questões que orientam este estudo, trouxeram descobertas relevantes e proporcionam caminhos para novas formas de tratar a evasão de estudantes na modalidade de ensino superior a distância nas instituições de ensino superior. No tocante às questões do estudo, destacam-se duas, propondo as descobertas relacionadas.

(1) Os preditores posteriores influenciam significativamente a evasão de estudantes da graduação na modalidade de ensino a distância.

O estudo revela uma relação significativa relativa dos preditores posteriores à admissão de estudantes no modelo para a evasão em termos do coeficiente estimado. O preditor *apoio ambiente*, teve uma relação mais significativa com a evasão de estudantes do ensino superior a distância do que o preditor *atenção e motivação*.

Como base na Literatura, *odds ratio* mede a associação entre uma variável preditora (x) e a variável de resultado (y) e representa a razão das chances de que um evento ocorrerá (event = 1), dada a presença do preditor x (x = 1), comparado com as chances de o evento ocorrer na ausência desse preditor (x = 0) (Kassambara, 2017). Assim, em relação a esse preditores temos que:

Preditor apoio ambiente

O coeficiente estimado (Exp) $b_1=0,6366$ na função de regressão logística corresponde ao log da razão de chances para o preditor apoio Ambiental (Ap_Am). Pode-se dizer que a razão de chances para Ap_Am indica que, ao manter todos os outros preditores constantes, cada aumento de um ponto (um desvio padrão) em apoio ambiente prevê um aumento de 89% nas chances de evasão do estudante do programa de curso. Os três itens desenvolvidos para o construto *Apoio Ambiente* (Figura 9) foram carregados positivamente, e transformou-se na pontuação do fator *Apoio Ambiente*. Portanto, se um estudante tiver um fator alto na pontuação, ele ou ela tem um alto nível de apoio nos seus estudos. Isso destaca a importância do papel dos tutores, da instituição, familiares e amigos. O preditor *apoio ambiente* fornece duas direções para melhorar prontamente a situação da evasão na educação a distância. Na primeira direção, a instituição tem total controle, visto que, esta é constituída do apoio acadêmico a ser fornecido pelos tutores de forma *online* e pela diretoria executiva de operações, especificamente as gerências/gestores de operações acadêmicas, por meio de diversas ferramentas e canais de comunicação de relacionamento com o estudante. Uma segunda direção diz respeito a um apoio familiar e de amigos, e que foge ao controle da instituição, mas que pode ser monitorizado (ou criada uma sensibilização para o seu fomento). Esta descoberta encorpa os estudos de (Abreu-e-Lima e Alves, 2011; Lee e Anderson, 2013), pois segundo esses autores, problemas relacionados com o desempenho do tutor, como falta de apoio ao aluno, falta de *feedback*, falta de conhecimentos ou inabilidade para os transmitir, são descritos como uma das causas para o abandono do estudante. No tocante ao apoio institucional incorpora os estudos de Simpson (2002), em que é defendido que as instituições precisam de uma estrutura administrativa para apoiar e monitorizar a equipa local e estabelecer contatos com os centros de estudo/polos. A descoberta incorpora ainda três estudos importantes.

O primeiro, Bean e Metzner (1985) com base na teoria da ação racional de Fishbein e Ajzen (1975), descobriram, que o encorajamento dos pais está positivamente associado com a persistência dos estudantes tradicionais, mas o efeito do encorajamento do cônjuge é menos claro. Eles destacam ainda, que, a influência dos amigos no comportamento de persistir ou desistir é forte tanto para os estudantes tradicionais como para os não tradicionais. O Segundo, Perry et al. (2008) indicam que muitos dos alunos que evadiram

de seus cursos *online* atribuíram a sua decisão ao fator ambiente, incluindo compromissos de trabalho, várias responsabilidades familiares e sociais e apoio insuficiente de familiares, amigos ou colegas, cônjuges, empregadores e apoio financeiro. O terceiro, Park (2007), indicam que os fatores externos (famílias e administrativos) afetam as decisões dos estudantes durante o curso.

Preditor atenção

O estudo de Lee e Choi (2011) aponta que especialmente, os fatores psicológicos dizem respeito ao *locus* de controle do aluno, motivação, autoconfiança, satisfação com cursos e instrução e confiança. Neste estudo o fator psicológico da motivação foi considerado relevante na prevenção da evasão de estudantes na graduação na modalidade de ensino a distância. O fator psicológico motivação composto pela subescala de fatores atenção, relevância, confiança e satisfação, e as suas respectivas estratégias, é representado pelo modelo ARCS de Keller (1987a, 1987b). O modelo utiliza o Inquérito de Motivação de Materiais de Instrução (IMMS) como medida situacional das reações das pessoas aos materiais instrucionais.

Assim, tem-se que a subescala ou preditor *atenção* tem o coeficiente estimado (Exp) $b_2=0,3741$ na função de regressão logística corresponde ao log da razão de chances para o preditor *Atenção* (ATEN). Assim, a razão de chances para ATEN indica que, ao manter todos os outros preditores constantes, cada aumento de um ponto (um desvio padrão) em *Atenção* prevê um aumento de 45% nas chances de evasão do estudante do programa de curso. Os três itens desenvolvidos para o construto *atenção* (Figura 9) foram carregados positivamente, e transformou-se na pontuação do fator *atenção*. Portanto, se um estudante tiver um fator alto na pontuação, ele ou ela tem um alto nível de motivação na *atenção*. Isso destaca a importância da instituição, especificamente, em três diretorias. A primeira, diretoria de graduação, que, por meio dos responsáveis pelos processos educacionais e metodologias ativas desenvolvem em conjunto com suas unidades de gestão, estratégias para apoiar os estudantes nas suas atividades do curso na graduação. Em seguida, a diretoria executiva de operações, especificamente a associada com a gestão das operações acadêmicas, alinha e apoia por meio de diversas ferramentas e canais de comunicação o

relacionamento com o estudante. A terceira, diretoria de design educacional por meio dos responsáveis de produtos, conteúdo e áudio visual, e de curadoria e inovação, desenvolvem em conjunto com suas unidades de gestão as estruturas organizacionais de contexto dos materiais para apresentar aos estudantes a melhor qualidade de metodologias ativas e não ativas. No preditor atenção, a instituição tem total controle para melhorar prontamente a situação da evasão na educação a distância.

Esta descoberta incorpora o estudo de Balaban-Sali (2008), que aponta, que vários estudos indicaram que a variabilidade, eventos inesperados, curiosidade e situações incompatíveis estimulam a *atenção*. A autora do estudo destaca que as estratégias como experimentar diferentes métodos de instrução, usar diferentes estilos de apresentação, responder às perguntas dos alunos com uma opinião diferente (mesmo enganosa), escolher diferentes exemplos e exercícios relacionados com o assunto podem ajudar a *atenção* dos alunos durante toda a aula, fornecendo variabilidade.

(2) O modelo com o melhor desempenho para prever com eficiência quais os estudantes que tem uma maior probabilidade de evasão na modalidade de ensino a distância consiste dos preditores posteriores *apoio ambiente e atenção-motivação*.

Antes de iniciar a classificação das variáveis preditoras para o modelo adotou-se os seguintes procedimentos metodológicos: coleta e tamanho da amostra dos dados da pesquisa, preparação de dados e análise de dados. Feito esse procedimento, foram utilizados os métodos supervisionados de aprendizagem de máquina com base nos classificadores RLBM e RLPL para classificar as variáveis preditoras significativas para o modelo. Após a classificação das variáveis preditoras, seleciona-se o modelo de melhor desempenho com base nos critérios de AIC e *score* apresentados nos resultados da RLBM (quadro 4). Com base nos critérios estabelecidos, conclui-se que o modelo 3 é constituído pelas variáveis preditoras significativas *Apoio Ambiente (Ap_Am)* e *Atenção (ATEN)*, apresenta os melhores resultados. Isso materializa-se com a avaliação da precisão da previsão de classificação final para o modelo, que é de 82,22%, e que a taxa de erros de classificação incorreta é de 17,78%.

7.2 As contribuições do estudo

Este estudo tem um potencial de contribuições teóricas e práticas para o campo da educação de estudantes da graduação a distância, especificamente com uso de aprendizagem de máquina. A primeira, contribuição principal do trabalho é a proposta de um modelo conceptual para prever estudantes com risco de evasão nas instituições de ensino superior a distância, que integra variáveis anteriores e posteriores à admissão dos estudantes.

A segunda, os resultados deste estudo expandem a base de conhecimento relacionada à compreensão das variáveis preditoras significativas (Apoio Ambiente e Atenção) para o fenômeno da evasão de estudantes na graduação a distância por meio do modelo conceptual proposto. Em terceiro, os resultados contribuem com um arcabouço teórico de métodos supervisionados da aprendizagem de máquina que podem ser utilizados para desenvolver futuros estudos empíricos da evasão na modalidade de ensino a distância. O resultado deste estudo fornece ainda uma contribuição prática para o quadro de diretores, gestores de topo, gestores e supervisores das instituições de ensino a distância, visto que boa parte das instituições de ensino a distância possuem na sua estrutura organizacional esses atores que normalmente utilizam variáveis para a tomada de decisão. As variáveis preditoras *apoio ambiente e atenção* podem ajudar na tomada de decisão de pelo menos quatro contextos de direção operacional, dentro da instituição de ensino. A primeira, é a direção de graduação, que, por meio dos seus responsáveis de processos educacionais e metodologias ativas desenvolvem em conjunto com os seus gestores, estratégias para apoiar os estudantes nas suas atividades do curso na graduação. Em seguida, a direção executiva de operações, especificamente a gestão de operações acadêmicas, alinha e apoia por meio de diversas ferramentas e canais de comunicação o relacionamento com o estudante. A terceira, a direção de design educacional por meio dos responsáveis de produtos, conteúdo e áudio visual, e de curadoria e inovação, desenvolvem em conjunto com a sua gestão, as estruturas organizacionais de contexto dos materiais para apresentar aos estudantes a melhor qualidade de metodologias ativas e não ativas. Na quarta, a direção de permanência (e acompanhamento ao estudante) por meio dos responsáveis que ganham uma ferramenta para lidar com o preventivo e reativo e assim desenvolverem em conjunto com as suas supervisões, estratégias para a permanência dos estudantes.

7.3 Limitações do estudo

Um trabalho desta natureza, não pode deixar de ter um conjunto de limitações, resultado de fatores internos ao pesquisador, mas também resultado do percurso e do contexto da complexidade inerente à pesquisa que se propõe estudar um comportamento humano, o de evasão de um curso de ensino a distância, no contexto de uma instituição de ensino superior. Assim, são apresentadas duas das limitações do trabalho.

- i. Algumas instituições da modalidade de ensino superior a distância não responderam favoravelmente ao pedido de fornecimento dos dados para que fosse feito contato com os estudantes. Mesmo assim, os dados foram coletados junto a uma universidade (polo de apoio presencial), que permitiram comprovar e avaliar os resultados da pesquisa;
- ii. O instrumento da pesquisa foi enviado aos estudantes por meio de correio eletrônico questionário, mas poucos responderam de imediato. Após um esforço de mensagens por meio de whatsapp conseguimos aumentar a taxa de resposta dos estudantes para a pesquisa.

7.4 Trabalho Futuro

Mesmo diante dos objetivos previstos para o estudo serem alcançados, acredita-se que esta pesquisa proporciona novas oportunidades de estudos, que surgiram ao longo de seu desenvolvimento. Conscientes disso, propomos as seguintes sugestões para trabalhos futuros:

- i. Desenvolvimento de trabalhos que ultrapassem a abordagem tomada, com a inclusão de perspectivas social e/ou psicológica;
- ii. Uso de outros classificadores de aprendizagem de máquina utilizando uma base de dados maior;

- iii. A adoção de critérios alternativos, para selecionar o modelo de melhor desempenho de precisão do risco evasão.

7.5 Recomendações

Da realização do trabalho, resultam as seguintes recomendações para apoiar a redução do quadro da evasão de estudantes nas instituições da modalidade de ensino superior a distância:

- i. O suporte prestado pelo tutor de polo, bem como o atendimento prestado pela instituição (sede) podem influenciar o comportamento da evasão de estudantes. A forma como são tratados os problemas desses estudantes pode aumentar ou reduzir a evasão. Assim, faz-se necessário um aperfeiçoamento dos atendimentos com base em protocolos para os relacionamentos;
- ii. As instituições da modalidade de ensino superior a distância podem explorar o potencial do modelo proposto, nos seus sistemas de ensino a distância para prever estudantes com risco de evasão, ou seja, identificando potenciais risco de evasão antes que o comportamento aconteça;
- iii. São muitos os fatores que influenciam a evasão, entre eles, o fator psicológico, que sob a perspectiva da motivação (*atenção*) é significativo quanto às entregas feitas aos estudantes (material pedagógico, etc.). Em geral os estudantes sentem-se atraídos por material didático e conteúdo interativo. Assim, é necessário que as instituições estejam atentas às suas entregas e estejam cientes dos seus efeitos para os estudantes;

Conclui-se que prever a evasão de estudantes é uma tarefa complexa e desafiadora. No entanto, quando alcançada, evita perdas para os estudantes, instituições a sociedade. Quando não se consegue evitar estas perdas, em geral, as instituições têm a sua imagem afetada de muitas maneiras, incluindo reputação acadêmica e no plano financeiro, o que agrava o seu quadro para se manterem sustentáveis e em crescimento. Em complemento, também existe um impacto na sociedade, pela redução do retorno social.

REFERÊNCIAS

- Abbad, G. S. (2007). Educação a distância: o estado da arte e o futuro necessário. *Revista do Serviço Público*, Brasília, DF, v. 58, n. 3, p. 100-110.
- Abbad, G. S., Carvalho, R. S. e Zerbini, T. (2006). Evasão em curso a distância via internet: explorando variáveis explicativas. *RAE-Eletrônica*, v. 5, n. 2, Art. 17, jul./dez. Disponível em: <https://www.scielo.br/pdf/raeel/v5n2/v5n2a08.pdf>. Consultado em 14 de fevereiro de 2019.
- Abbad, G. S., Zerbini, T. e Souza, D. B. L. (2010). Panorama das pesquisas em educação a distância no Brasil. *Estudos de Psicologia*, 15(3), p. 291-298.
- Abreu-e-Lima, D. M. e Alves, M. N. (2011). O feedback e sua importância no processo de tutoria a distância. *Pro-Posições*, Campinas, v. 22, n. 2, p. 189-205.
- Adachi, A. A. C. T. (2009). Evasão e evadidos nos cursos de graduação da Universidade Federal de Minas Gerais. Dissertação de Mestrado – Faculdade de Educação, UFMG.
- Akaike, H. (1983). Information measures and model selection. *International Statistical Institute*, Voorburg, v. 44, p. 277-291.
- Almeida, O. C. S. (2007). Evasão de cursos a distância: validação de instrumento, fatores influenciadores e cronologia da desistência. Dissertação (Mestrado) – Universidade de Brasília, Brasília, DF.
- Altinkaya, M. e Zontul, M. (2013). Urban bus arrival time prediction: A review of computational models. *International Journal of Recent Technology and Engineering*, 2(4), p. 164-169.
- Altman, R. B. (1997). Soft tissue surgical procedures. In: Altman, R. B. et al. *Avian medicine and surgery*. Philadelphia: Saunders Company. p. 704-731.

Alves, J. R. M. (1998). Educação a distância e as novas tecnologias da informação e comunicação. Disponível em: <http://www.engenheiro2001.org.br/programas/980201a1.htm>. Consultado em 30 de janeiro de 2018.

Alves, Luciléia (2011). Educação à distância: conceitos e história no Brasil e no mundo. Revista Brasileira de Aprendizagem Aberta e a Distância, v. 2010, artigo 7. Disponível em: http://www.abed.org.br/revistacientifica/Revista_PDF_Doc/2011/Artigo_07.pdf. Consultado em 11 de agosto de 2017.

Alves, R. M., Zambalde, A. L. e Figueiredo, C. X. (2004). Ensino a distância. Lavras. UFLA/FAEPE. 86p.

Anderson, J. C. e Gerbing, D. W. (1984). The Effect of Sampling Error on Convergence, Improper Solutions, and Goodness-of-Fit Indices for Maximum Likelihood Confirmatory Factor Analysis. Psychometrika, v. 49, n. 2, p. 155-173. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/BF02294170>. Consultado em 28 de junho de 2019.

Andrade, A. L. M. (2007). Indicadores de Sustentabilidade na Reserva de Desenvolvimento Sustentável do Piranha, Manacapuru, Amazonas, Brasil. Acta Amazonica, v. 37, n. 3, p. 401-412.

Angelino, L. M. e Natvig, D. (2009). A conceptual model for engagement of the *online* learner. Journal of Educators Online, 6 (1).

Araque, F., Roldán, C. e Salguero, A. (2009). Factors influencing university dropout rates. Computers & Education, 53.3, p. 563-574.

Associação Brasileira de Educação à Distância (2016). Censo EAD.BR: relatório analítico da aprendizagem a distância no Brasil 2015. São Paulo. Disponível em: http://abed.org.br/arquivos/Censo_EAD_2015_POR.pdf. Consultado em 10 de setembro de 2017.

Associação Brasileira de Educação à Distância (2017). Censo EAD.BR: relatório analítico da aprendizagem a distância no Brasil 2016. São Paulo. Disponível em:

http://abed.org.br/censoead2016/Censo_EAD_2016_ingles.pdf. Consultado em 10 de setembro de 2017.

Astin, A. W. (1975). Preventing students from dropping out. MMichigann: Jossey-Bass.

Astin, A. W. (1984). Student involvement: a developmental theory for higher education. *Journal of College Student Personnel*, Washington, DC, v. 25, n. 4, p. 297-308, jan.

Astin, A. W. (1985). Achieving educational excellence: a critical assessment of priorities and practices in higher education. San Francisco: Jossey-Bass.

Astin, A. W. (1993). What matters in college? Four critical years revisited. San Francisco: Jossey-Bass Publisher.

Balaban-Sali, J. (2008). Designing motivational learning systems in distance education. *The Turkish Online Journal of Distance Education*, 9 (3) Article 13.

Barboza, S. I. S. et al. (2013). Variações de mensuração pela escala de verificação: uma análise com escalas de 5, 7 e 11 pontos. *Teoria e Prática em Administração*, n. 3, v. 2, p. 99-120, 2013.

Bartuska, T. J., Kazimee, B. A. e Owen, M. S. (1998). Defining sustainability. In: *Community sustainability: a comprehensive urban regenerative process/a proposal for Pullman Washington, USA*. Washington: School of Architecture/Washington State University. n.p.

Batista, M. R. S. (2019). A utilização de algoritmos de máquinas em problemas de classificação. 112p. Dissertação (Mestrado Profissional em Matemática, Estatística e Computação Aplicada à Indústria) – Universidade de São Paulo, Instituto de Ciências Matemáticas de Computação, São Paulo. Disponível em: <http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/55/55137/tde-25032019-141126/en.php>. Consultado em 25 de julho de 2019.

Bean, J. P. (1982). Conceptual models of student attrition: How theory can help the institutional researcher. In: Pascarella, Ernest (Ed.). *Studying student attrition*. San Francisco: Jossey-Bass. p. 17-33.

Bean, J. P. (1980). Dropouts and turnover: The synthesis and test of a causal model of student attrition. *Research in Higher Education*, 12, p. 155-187.

Bean, J. P. (1990). Why students leave: Insights from research. In: Hossler, D. (Ed.). *The strategic management of college enrollments*. San Francisco: Jossey-Bass. p. 147-169.

Bean, J. P. e Metzner, B. S. (1985). A conceptual model of nontraditional undergraduate student attrition. *Review of Educational Research*, Washington, DC, v. 55, n. 4, p. 485-540.

Belawati, Tian (1998). Increasing student persistence in Indonesian post-secondary distance education. *Distance Education*, Melbourne, v. 19, n. 1, p. 81-109.

Belloni, M. L. (2006). *Educação à distância*. Campinas: Autores Associados.

Benson, J. e Fleishman, J. A. (1994). The robustness of maximum likelihood and distribution-free estimators to non-normality in confirmatory factor analysis. *Qual Quant*, n. 28, p. 117-136. Disponível em: <https://link.springer.com/article/10.1007/BF01102757>. Consultado em 28 de junho de 2019.

Berge, Z. e Huang, Y. (2004). A model for sustainable student retention: a holistic perspective on the student dropout problem with special attention to e-learning. *Deosnews*, Pennsylvania, v. 13, n. 5, p. 1-26.

Biagioni, J., Gerlich, T., Merrifield, T. e Eriksson, J. (2011). Easytracker: automatic transit tracking, mapping, and arrival time prediction using smartphones. In: *Proceedings of the 9th ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems*. ACM. p. 68-81.

Bian, H. (2018). Logistic regression analysis using SPSS. Disponível em: <http://core.ecu.edu/ofe/statisticsresearch/logistic%20regression%20analysis.pdf>. Consultado em agosto de 2018.

Billings, D. M. (1988). A conceptual model of correspondence course completion. *American Journal of Distance Education*, 2(2), p. 23-35.

Bocchi, J., Eastman, J. K. e Swift, C. O. (2004). Retaining the online learner: profile of students in an online MBA program and implications for teaching them. *Journal of Education for Business*, Washington, DC, v. 79, n. 4, p. 245-253.

Bohadana, E. e Valle, L. (2009). O quem da educação a distância. *Revista Brasileira de Educação*, 14(42), p. 551-564.

Bollen, K. A. (1989). *Structural equations with latent variables*. New York: John Wiley and Sons.

Brasil (2005). Decreto nº 5.622, de 19 de dezembro de 2005. Regulamenta o artigo 80 da Lei no 9.394, de 20 de dezembro de 1996, que estabelece as diretrizes e bases da educação nacional. *Diário Oficial da União*, Brasília, DF, 20 dez. 2005. Disponível em: http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_Ato2004-2006/2005/Decreto/D5622.htm. Consultado em 25 de janeiro 2018.

Brasil (2006). Decreto nº 5.773, de 9 de maio de 2006. Dispõe sobre o exercício das funções de regulação, supervisão e avaliação de instituições de educação superior e cursos superiores de graduação e seqüenciais no sistema federal de ensino. *Diário Oficial da União*, Brasília, DF, 10 maio 2006. Disponível em: <http://www2.mec.gov.br/sapiens/portarias/dec5773.htm>. Consultado em 10 janeiro de 2018.

Brasil (2017). Decreto nº 9.057, de 25 de maio de 2017. Regulamenta o art. 80 da Lei nº 9.394, de 20 de dezembro de 1996, que estabelece as diretrizes e bases da educação nacional. *Diário Oficial da União*, Brasília, DF, 26 maio 2017. Disponível em: http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2015-2018/2017/decreto/D9057.htm. Consultado em 10 de janeiro de 2018.

Brasil (1997). Ministério da Educação. Secretaria de Educação Fundamental. *Parâmetros Curriculares Nacionais: introdução*. Brasília: MEC/SEF, 1997.

Brklacich, M., Bryant, C. R. e Smit, B. (1991). Review and appraisal of concept of sustainable food production systems. *Environmental Management*, v. 15, n. 1, p. 1-14.

Brown, K. M. (1996). The role of internal and external factors in the discontinuation of

off-campus students. *Distance Education*, Greenwich, v. 17, n. 1, p. 44-71.

Bruce, P. e Bruce, A. (2017). *Practical Statistics for Data Scientists*. O'Reilly Media.

Burke, P. e Briggs, A. (2004). *Uma história social da mídia*. Rio de Janeiro: Jorge Zahar.

Byrne, B. M. (2010). *Structural equation modeling with AMOS: basic concepts, applications, and programming*. 2. ed. New York: Routledge Taylor & Francis Group.

Cabrera, A. F., Nora, A. e Castañeda, M. (1993). College persistence: structural equations modeling test of and integrated models of student retention. *The Journal of Higher Education*, London, v. 64, n. 2, p. 123-139, mar./apr.

Capelato, R. (2013). Análise econômica da região: cenários, mercados e projeções. In: *Jornadas Regionais Campinas-SP, 9., 2013, Campinas, SP. Anais...* São Paulo: SEMESP.

Carneiro, T. C. J., Silva, M. A. da, Almeida Bizarria, F. P. (2014). Fatores que afetam a permanência dos discentes em cursos de graduação a distância: um estudo na Universidade da Integração Internacional da Lusofonia Afro-Brasileira. *Gestão e Sociedade*, v. 8, n. 20, p. 651-669, maio/ago.

Carr, S. (2000). As distance education comes of age, the challenge is keeping the students. *Chronicle of Higher Education*, Washington, DC, v. 46, n. 23, p. A39-A41.

Carvalho, R. S. e Abbad, G. (2006). Avaliação de treinamento a distância: reação, suporte à transferência e impactos no trabalho. *Revista de Administração Contemporânea*, 10(1), p. 95-116.

Castles, J. (2004). Persistence and the adult learner: factors affecting persistence in open university students. *Active Learning in Higher Education*, London, v. 5, n. 2, p. 166-179.

Chaves, E. O. C. (1999). Tecnologia na educação, ensino a distância, e aprendizagem mediada pela tecnologia: conceituação básica. *Revista de Educação*, Campinas, v. 3, n. 7, p. 29-43, nov.

Chyung, S. Y., Winiecki, D. J. e Fenner, J. A. (1998). A case study: Increase enrollment by reducing dropout rates in adult distance education. In: Annual Conference on Distance Teaching & Learning, 14., 1998, Madison. Proceedings... Madison: Wisconsin Univ. System.

Clay, M. N.; Rowland, S.; Packard, A. (2009). Improving undergraduate online retention through gated advisement and redundant communication. *Journal of College Student Retention: Research, Theory and Practice*, London, v. 10, n. 1, p. 93-102.

Comrey, A. L. (1988). Factor-Analytic Methods of Scale Development in Personality and Clinical Psychology. *Journal of Consulting and Clinical Psychology*, v. 56, p. 754-761, out., 1988. Disponível em: <https://doi.org/10.1037/0022-006X.56.5.754>. Consultado em 28 de junho de 2019.

Costa, O. e Gouveia, L. (2019). Educação superior a distância: fatores preditores da evasão anteriores a admissão de estudantes. *Revista Educação Em Questão*, 57(51). Disponível em: <https://doi.org/10.21680/1981-1802.2019v57n51ID15671>. Consultado em 20 de março de 2020.

Cooper, E. (1990). An analysis of student retention at Snead State Junior College. ERIC, ED 329298.

Dewan, M. A. A., Lin, F., Wen, D. e Kinshuk (2015). Predicting Dropout-Prone Students in E-Learning Education System in IEEE UIC-ATC-ScalCom-CBDCCom-IoP.2015.315.

Dohmen, G. (1967). Das Fernstudium, Ein neues pädagogisches Forschungs – und Arbeitsfeld. DIFF, Tübingen.

Doo, M. e Kim, Y. (2000). The effect of relevance-enhanced messages on learning in Web-based training korean. *Association for Educational information and Broadcasting*, 6(2), p. 73-90.

Dovers, S. R. e Handmer, J. W. (1993). Contradictions in sustainability. *Environmental Conservation*, Switzerland, v. 20, n. 3, p. 217-222.

Dupin-Bryant, P. A. (2004). Pre-entry variables related to retention in online distance education. *The American Journal of Distance Education*, 18.4, p. 199-206.

Durkheim, Émile (1951). *Suicide*. Glencoe, IL: The Free Press.

Dynarski, M. e Gleason, P. (2002). How we can help? What we have learned from recent federal dropout prevention evaluations. *Journal of Education for Student Placed At Risk*, 7(1), p. 43-69. Disponível em: [10.1080/10824669.2011.545977](https://doi.org/10.1080/10824669.2011.545977). Consultado em 20 de março de 2020.

Fachini, C. (2005). *Sustentabilidade financeira e custo de transação em uma organização de microcrédito no Brasil*. Dissertação de Mestrado – SALQ/USP, Piracicaba.

Faeth, P. (1994). Análisis económico de la sustentabilidad agrícola. *Agroecología y Desarrollo*, Santiago, n. 7, p. 32-41.

Fava, Rui (2014). *Educação 3.0: aplicando o PDCA nas instituições de ensino*. São Paulo: Saraiva.

Fávero, L. P. L. e Belfiore, P. P. (2017). *Manual de análise de dados: estatística e modelagem multivariada com excel, SPSS e stata*. [S.l.: s.n.].

Favero, R. V. M. (2006). *Dialogar ou evadir: Eis a questão!: Um estudo sobre a permanência e a evasão na Educação a Distância, no Estado do Rio Grande do Sul*. Porto Alegre: UFRGS.

Fawcett, J. (1993). *Analysis and evaluation of nursing theories*. F. A. Davis Company: Philadelphia.

Field, A. (2009). *Descobrimos a estatística usando SPSS*. 2. ed. Porto Alegre: Artmed.

Finkelstein, L. (2003). Widely, strongly and weakly defined measurement. *Measurement*, 34, p. 39-48.

Finkelstein, L. (2009). *Widely-defined measurement: an analysis of challenges*.

Measurement, 42, p. 1270-1277.

Finnegan, C., Morris, L.V. e Lee, K. (2008). Differences by course discipline on student behavior, persistence, and achievement in online courses of undergraduate general education. *Journal of College Student Retention: Research, Theory and Practice*, 10(1), p. 39-54.

Finney, S. J. e Di Stefano, C. (2006). Non-normal and Categorical data in structural equation modeling. In: Hancock, G. R. e Mueller, R. O. (Orgs.). *Structural equation modeling: a second course*. Greenwich, Connecticut: Information Age Publishing. p. 269-314.

Fishbein, M. e Ajzen, I. (1975). *Belief, attitude, intention and behavior: an introduction to theory and research*. Reading, MA: Addison-Wesley. Disponível em: <http://people.umass.edu/aizen/f&a1975.html>. Consultado em 6 de janeiro de 2018.

Fjortoft, N. F. (1995). Predicting persistence in distance learning programs. Access ERIC: FullText. U.S.: Illinois.

Fox, Richard (1986). Application of a conceptual model of college withdrawal to disadvantaged students. *American Educational Research Journal*, Thousand Oaks, v. 23, n. 3, p. 415- 424.

França, G. (2009). Os ambientes de aprendizagem na época de hipermídia e da Educação a distância. *Perspectivas em Ciência da Informação*, Belo Horizonte, v. 14, n. 1, p. 55-65.

Fredericksen, E. et al. (2000). Factors influencing faculty satisfaction with asynchronous teaching and learning in the SUNY learning network. *Journal of Asynchronous Learning Networks*, Nashville, v. 4, n. 3, p. 245-278.

Gaioso, N. P. L. (2005). O fenômeno da evasão escolar na educação superior no Brasil. 2005. 75 f. Dissertação (Mestrado em Educação) – Universidade Católica de Brasília, Brasília, DF.

Garcia Aretio, L. (1987). Para uma definição de educação a distância. *Tecnologia Educacional*, Rio de Janeiro, v. 16, n. 78/79, p. 56-61, set./dez.

Garrison, D. (1987). Randy. Researching dropout in distance education. *Distance Education*, Melbourne, v. 8, n. 1, p. 95-101.

Ghotra, B., McIntosh, S. e Hassan, A. E. Revisiting the impact of classification techniques on the performance of defect prediction models. In: *International Conference On Software Engineering*, 37., 2015, Florence. *Proceedings... Florence, Italy: IEEE Press*, v. 1, may., 2015. p. 789-800.

Gil, A. C. (1999). *Métodos e técnicas de pesquisa social*. 5. ed. São Paulo: Atlas.

Gil, A. C. (2007). *Como elaborar projetos de pesquisa*. 4. ed. São Paulo: Atlas.

Gleason, P. e Dynarski, M. (2002). Do We Know Whom To Serve? Issues in Using Risk Factors To Identify Dropouts. *Journal of Education for Students Placed at Risk*, 7(1), p. 25-41.

Gomes, C. A. C. A legislação que trata da EaD. LITTO, F. M.; FORMIGA, M. (Orgs.). *Educação a distância: o estado da arte*. São Paulo: Pearson Education do Brasil, 2009. p. 21-27.

Gouvêa, G. e Oliveira, C. I. (2006). *Educação a distância na formação de professores: viabilidades, potencialidades e limites*. 4. ed. Rio de Janeiro: Vieira e Lent.

Guarezi, R. C. M. e Matos, M. M. (2009). *Educação a distância sem segredos*. Curitiba: Ibpx.

Hair, J. F. et al. (2010). *Multivariate Data Analysis*. 7. ed. Ney Jersey: Prentice Hall.

Hair, J. F., Babin, B., Money, A. H. e Samouel, P. (2007). *Métodos de pesquisa em administração*. 5. ed. Porto Alegre: Bookman.

Hair, J. F., Hult, T. M., Ringle, C. M. e Sarstedt, M. (2014). *A Primer on Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM)*. Los Angeles: SAGE.

Heijmans, R. D., Fini, R. e Lüscher, A. Z. (2013). Insucesso, fracasso, abandono, evasão... um debate multifacetado. In: Cunha, D. M. et al. (Orgs.). *Formação/profissionalização de professores e formação profissional e tecnológica: fundamentos e reflexões contemporâneas*. Belo Horizonte: Editora PUC-Minas.

Hershkovitz, A. e Nachmias, R. (2011). Online persistence in higher education web supported courses. *Internet and Higher Education*, 14(2), p. 98-106.

Hoe, S. L. (2008). Issues and Procedures in Adopting Structural Equation Modeling Technique. *Journal of Applied Quantitative Methods*, n. 3, p.76-83.

Holder, B. (2007). An investigation of hope, academics, environment, and motivation as predictors of persistence in higher education online programs. *The Internet and Higher Education*, New York, v. 10, n. 4, p. 245-260.

Holmberg, B. (1997). *Educación a distancia: situación y perspectivas*. Buenos Aires: Kapeluz.

Huang, B. e Hew, K. F. (2016). Medindo o nível de motivação dos alunos em cursos on-line massivos abertos. *Revista Internacional de Tecnologia da Informação e Educação*, 6 (10), p. 759-764. Disponível em: <https://doi.org/10.7763/IJIET.2016.V6.788>. Consultado em 20 junho 2020.

Huett, J. et al. (2008). Supporting the distant student: The effect of ARCS-based strategies on confidence and performance. *Quarterly Review of Distance Education* 9(2), p. 113-126.

Ilgaz, H. (2008). *Uzaktan Egitimde Teknoloji Kabulunun ve Topluluk Hissinin Ogrenen Memnuniyetine Katkısı [The Contribution Of Technology Acceptance and Community Feeling To Learner Satisfaction In Distance Education]*. (Master's dissertation)

Inan, F. A., Yukselturk, E. e Grant, M. M. (2009). Profiling potential dropout students by individual characteristics in an online certificate program. *International Journal of Instructional Media*, Darien, v. 36, n. 2, p. 163-176.

Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (2014). Sinopse Estatística da Educação Superior 2014. Disponível em: <http://portal.inep.gov.br/basica-censo-escolar-sinopse-sinopse>. Consultado em 14 de fevereiro de 2019.

Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (2015). Sinopse Estatística da Educação Superior 2015. Disponível em: <http://portal.inep.gov.br/basica-censo-escolar-sinopse-sinopse>. Consultado em 14 de fevereiro de 2019.

Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (2016). Censo da educação superior: 2016. Disponível em: <http://portal.inep.gov.br/web/censo-daeducacao-superior>. Consultado em 5 de dezembro de 2017.

Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (2016). Sinopse Estatística da Educação Superior 2016. Disponível em: <http://portal.inep.gov.br/basica-censo-escolar-sinopse-sinopse>. Consultado em 14 de fevereiro de 2019.

Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (2017). Sinopse Estatística da Educação Superior 2017. Disponível em: <http://portal.inep.gov.br/basica-censo-escolar-sinopse-sinopse>. Consultado em 14 de fevereiro de 2019.

Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (2018). Sinopse Estatística da Educação Superior 2018. Disponível em: <http://portal.inep.gov.br/basica-censo-escolar-sinopse-sinopse>. Consultado em 14 de fevereiro de 2019.

Ivankova, N. V. e Stick, S. L. (2007). Students' persistence in a distributed doctoral program in educational leadership in higher education: a mixed methods study. *Research in Higher Education*, Chennai, v. 48, n. 1, p. 93-135.

Joo, Y. J., Joung, S. e Sim, W. J. (2011). Structural relationships among internal locus of control, institutional support, flow, and learner persistence in cyber universities. *Computers in Human Behavior*, Oxford, v. 27, n. 2, p. 714-722.

Jun, J. (2005). Understanding dropout of adult learners in e-learning. (Doctoral dissertation, University of Georgia).

Kassambara, A (2017). Machine Learning Essential: Practical guide in R: Edition 1. Publishing by STHDA.

Ke, F. e Xie, K. (2009). Toward deep learning for adult students in online courses. *The Internet and Higher Education*, Maryland Heights, v. 12, n. 3-4, p. 136-145.

Keegan, D. (1991). *The foundations of the distance education*. London: Croom Helm, 1991.

Keller, J. M. (1987a). Strategies for stimulating the motivation to learn. *Performance and Instruction*, 26(8), p. 1-7.

Keller, J. M. (1987b). The systematic process of motivational design. *Performance and Instruction*, 26(9), p. 1-8.

Keller, J. M. (2010). *Motivational design for learning and performance: the ARCS model approach*. New York, NY: Springer.

Kelloway, E. K. (2015). *Using Mplus for Structural Equation Modeling*. Thousand Oaks, CA: Sage.

Kember, D. (1989). A longitudinal-process model of drop-out from distance education. *Journal of Higher Education*, Baltimore, v. 60, n. 3, p. 278-301.

Kember, D. (1995). *Open learning courses for adults*. Englewood Cliffs: Educational Technology Publications.

Kemp, W. C. (2002). Persistence of adult learners in distance education. *The American Journal of Distance Education*, New Jersey, v. 16, n. 2, p. 65-81.

Kline, R. B. (2011). *Principles and Practice of Structural Equation Modeling*. The Guilford Press: New York.

Kline, R. B. (2016). *Principles and Practice of Structural Equation Modeling*. 4. ed.

Kormaksson, M., Barbosa, L., Vieira, M. R. e Zadrozny, B. (2014). Bus travel time predictions using additive models. In *IEEE Intl. Conference on Data Mining*, p. 875-880. IEEE.

Kotsiantis, S. B., Pierrakeas, C., e Pintelas, P. E. (2003). Preventing student dropout in distance learning using machine learning techniques. In: *Knowledge-Based Intelligent Information and Engineering Systems*, p. 267-274. Springer.

Kyriazos, T. A. (2018). Applied Psychometrics: Sample Size and Sample Power Considerations in Factor Analysis (EFA, CFA) and SEM in General. *Psychology*, n. 9, p. 2207-2230. Disponível em: <https://doi.org/10.4236/psych.2018.98126>. Consultado em 20 de março de 2020.

Lakatos, E. M., Marconi, M. de A. (1993). *Fundamentos de metodologia científica*. São Paulo: Atlas.

Lee, H. S. e Anderson, J. R. (2013). Student learning: what has instruction got to do with it? *Annual Review of Psychology*, Palo Alto, v. 64, n. 3, p. 1-25.

Lee, Y. e Choi, J. (2011). A review of online course dropout research: Implications for practice and future research. *Educational Technology Research and Development*, 59 (5), p. 593-618.

Lee, Y., Choi, J. e Kim, T. (2013). Discriminating factors between completers of and dropouts from online learning courses. *British Journal of Educational Technology*, London, v. 44, n. 2, p. 328-337.

Levy, S. (2003). Six factors to consider when planning online distance learning programs in higher education. *Online Journal of Distance Learning Administration*, v. 6, n. 1, Spring.

Levy, Y. (2007). Comparing dropouts and persistence in e-learning courses. *Computers and Education*, London, v. 48, n. 2, p. 185-204.

Lewin, K. (1935). *A dynamic theory of personality: selected papers* (D. K. Adams e K. E. Zener, Trans). New York: McGraw-Hill Book Company, Inc.

Litwin, E. (Org.) (2001). *Educação a distância: temas para o debate de uma nova agenda educativa*. Porto Alegre: Artmed.

Liu, S. Y., Gomez, J. e Cherng-Jyh, Y. (2009). Community college online course retention and final grade: predictability of social presence. *Journal of Interactive Online Learning*, Alabama, v. 8, n. 2, p. 165-182.

Liverman, D. M., Hanson, M. E. e Brown, B. J. (1988). Global sustainability: toward measurement. *Environmental Management*, v. 12, n. 3, p. 133-143.

Lobo, M. B. C. M. (2012). Panorama da evasão no ensino superior brasileiro: aspectos gerais das causas e soluções. *ABMES Cadernos*, (25), p. 9-58. Disponível em: http://www.institutolobo.org.br/imagens/pdf/artigos/art_087.pdf. Consultado em 25 de julho de 2019.

Lobo, R. L. (2007). An exactly soluble model relating undergraduate performance indicators. Instituto de Estudos Avançados (IEA) da Universidade de São Paulo.

Locke, E. A. (1976). The nature and causes of job satisfaction. In: Dunnette, M. D. (Ed.). *Handbook of industrial and organizational psychology*. Chicago: Rand McNally. p. 1297-1349.

Loorbach, D. et al. (2015). Transition management: taking stock from governance experimentation. *J Corp Citizenship*, n. 58, p. 48-66.

Lott, A. C. O. (2017). *Persistência e evasão na educação a distância: examinando fatores explicativos*. 2017. 182f. Dissertação (Mestrado em Administração) – Universidade o Grande Rio, Rio de Janeiro.

Lucey, K. (2015), Something for everyone: differentiated instruction in information studies. *College & Research Libraries News*, v. 76, n. 1, p. 18-19.

Lykourantzou, I. et al. (2009). Dropout prediction in e-learning courses through the combination of machine learning techniques. *Computers and Education*, 53(3), p. 950-965.

Maccallum, R. C. e Austin, J. T. (2010). Applications of Structural Equation Modeling in Psychological Research. *Annual Review of Psychology*, v. 51, p. 201-226. Disponível em: <https://doi.org/10.1146/annurev.psych.51.1.201>. Consultado em 20 de março de 2020.

Machado, L. R. (2011). Desenvolvimento de um algoritmo imunológico para agrupamento de dados. Caxias do Sul: Universidade de Caxias do Sul. 123p.

Machado, S. P., Melo Filho, J. M. e Pinto, A. C. (2005). A evasão nos cursos de graduação de química: uma experiência de sucesso feita no Instituto de Química da Universidade Federal do Rio de Janeiro para diminuir a evasão. *Química Nova*, São Paulo, v. 28, p. S41-S43.

Manhães, L. M. B. et al. (2011). Previsão de estudantes com risco de evasão utilizando técnicas de mineração de dados. In: *Anais do XXII SBIE – XVII WIE*. (PDF). Uma Análise da Evasão em Cursos de Graduação Apoiado por Métricas e Visualização de Dados. p. 150. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/328643734_Uma_Analise_da_Evasao_em_Cursos_de_Graduacao_Apoiado_por_Metricas_e_Visualizacao_de_Dados. Consultado em 7 de agosto de 2019.

Mari, L. (1996). The meaning of “quantity” in measurement. *Measurement*, 17 (2), p. 127-138.

Mari, L. (1999). Notes towards a qualitative analysis of information in measurement results. *Measurement*, 25 (3), p. 183-192.

Martinez, M. (2003). High attrition rates in e-learning: challenges, predictors, and solutions. *The Elearning Developers Journal*, 14. Disponível em: <http://www.elearningguild.com/pdf/2/071403MGT-L.pdf>. Consultado em 20 de julho de 2020.

Martin, Larry (1990). Dropout, persistence and completion in adult second and pre-vocational education programs. *Adult Literacy and Basic Education, Killarney*, v. 14, n. 3, p. 159-174.

Martinho, V. R. de C. (2014). Sistema inteligente para a predição de grupo de risco evasão discente. Ilha Solteira. 145 p. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Universidade Estadual Paulista – UNESP. Disponível em: <https://repositorio.unesp.br/bitstream/handle/11449/100340/000751146.pdf?sequence=1&isAllowed=y>. Consultado em 10 de março 2019.

Martins, R. X., Santos, T. L. P., Frade, E. G. e Serafim, L. B. (2013). Por que eles desistem? Estudo sobre evasão em cursos de licenciatura a distância. ESUD 2013 – X Congresso Brasileiro de Ensino Superior a Distância. Disponível em: http://repositorio.ufla.br/bitstream/1/3127/1/EVENTO_Porque%20eles%20desistem.pdf. Consultado em 23 de dezembro de 2017.

Mattar, J. (2012). Tutoria e interação a distância. São Paulo: Cengage Learning.

Maurício, W. P. D. (2015). De uma educação a distância para uma educação sem distância: a problemática da evasão nos cursos de Pedagogia a distância. Tese (Doutorado) – Programa de Pós-Graduação em Educação, Faculdade de Educação, Universidade do Vale dos Sinos, São Leopoldo, RS.

Menard, S. (1995). *Applied logistic regression analysis*. Thousand Oaks, CA: Sage.

Mill, D. (2012). *Docência virtual: uma visão crítica*. Campinas: Papirus.

Mitchell, Tom. (1997). *Machine learning*. McGraw-Hill, Boston. Disponível em: [10.1036/0070428077](https://doi.org/10.1036/0070428077). Acesso em 20 de junho de 2020.

Moller, L. (1993). The effects of confidence building strategies on learner motivation and achievement. Unpublished doctoral dissertation, Purdue University, West Lafayette.

Monard, M. C. e Baranauskas, J. A. (2003). Conceitos sobre aprendizado de máquina. *Sistemas inteligentes-Fundamentos e Aplicações*, v. 1, n. 1, p. 32.

Moore, J. A. e Johnson, J. M. (1994). Transportation, land use and sustainability: what is “sustainability”? Tampa: Center for Urban Transportation Research. 3p.

Moore, M. G. (1972). Learner autonomy: the second dimension of independent learning. Disponível em: http://www.ed.psu.edu/acsde/pdf/learner_autonomy.pdf. Consultado em 11 de dezembro de 2018.

Moore, M. G. (1973). Towards a theory of independent learning and teaching. *Journal of Higher Education, Ohio*, v. 44, n. 12, p. 661-679, dez. Disponível em: <http://www.ed.psu.edu/acsde/pdf/theory.pdf>. Consultado em 30 de janeiro de 2018.

Moore, M. G. (1993). Three types of interactions. In: Keegan, D. et al. *Distance education: new perspective*. Londres: Routledge. p. 19-24.

Moore, M. G. (2013). The Theory of Transactional Distance. In: Moore, M. G. e Anderson, W. G. *Handbook of distance Education*. 3rd ed. New York: NYRoutledge, 2013. p. 66-87.

Moore, M G. e Kearsley, G. (1996). *Distance education: a systems view*. Belmont (USA): Wadsworth Publishing Company. 290 p.

Moore, M. e Kearsley, G. (2005). *Distance education: a systems view*. 2nd ed. Belmont: Wadsworth Publishing.

Moran, J. M. (2002). O que é educação a distância. Disponível em: <http://www2.eca.usp.br/moran/wp-content/uploads/2013/12/dist.pdf>. Consultado em 4 de abril de 2018.

Morgan, C. K., and Tam, M. (1999). Unraveling the complexities of distance education student attrition. *Distance Education*, 20(1), p. 96-108.

Morris, L. V. e Finnegan, C. L. (2008). Best practices in predicting and encouraging student persistence and achievement online. *Journal of College Student Retention: Research, Theory and Practice*, 10(1), p. 55-64.

Morris, L. V., Finnegan, C. L. e Wu, Sz-Shyan (2005). Tracking student behavior, persistence, and achievement in online courses. *The Internet and Higher Education*, Maryland Heights, v. 8, n. 3, p. 221-231.

Mugnol, M. (2009). A educação a distância no Brasil: conceitos e fundamentos. *Revista Diálogo Educacional*, vol. 9, n. 27, p.335-349. Pontifícia Universidade Católica do Paraná. Paraná, Brasil. Disponível em: *file:///C:/Users/adson/Downloads/3589-5875-1-SM%20(1).pdf*. Consultado em 14 de fevereiro de 2019.

Muilenburg, L. Y. e Berge, Z. L. (2001). Barriers to distance education: a factor analytic study. *The American Journal of Distance Education*, New Jersey, v. 11, n. 2, p. 39-54.

Müller, T. (2008). Persistence of women in online degree-completion programs. *International Review of Research in Open and Distance Learning*, 9(2), p. 1-18.

Nações Unidas (2020). Disponível em: <https://nacoesunidas.org/wp-content/uploads/2015/09/Portuguese-SDG-Icons-11.jpg>. Consultado em 15 de maio de 2020.

Nascimento, T. P. C. e Esper, A. K. (2009) Evasão em cursos de educação continuada a distância: um estudo na Escola Nacional de Administração Pública. *Revista do Serviço Público*, 60(2), p. 159-173.

Netto, C., Guidotti, V. e Santos, P. K. (2012). A evasão na EAD: Investigando causas, propondo estratégias. In: Conferência Latinoamericana sobre el Abandono de la Educación Superior II. Anais... Porto Alegre. 8p.

Neves, D. V., Dias F. C. A. e Cordeiro, D. (2018). Uso de aprendizado supervisionado para análise de confiabilidade de dados de crowdsourcing sobre posicionamento de ônibus. Escola de Artes, Ciências e Humanidades Universidade de São Paulo.

Newell, C. (2007). Learner characteristics as predictors of online course completion among nontraditional technical college students. 2007. 113f. Thesis (Doctor of Education) – The University of Georgia, Georgia.

Ngoma, P. S., Simwanza, A. e Makukna, C. K. (2004). Investigating the Drop Out Problem Amongst University Extension Studies Learners in Zambia. Third Pan-Commonwealth Forum on Open Learning, Dunedin, New Zealand. Disponível em: http://www.col.org/pcf3/Papers/PDFs/Ngoma_Simwanza_Makunka.pdf. Consultado em 12 de janeiro de 2018.

Nistor, N. e Neubauer, K. (2010). From participation to dropout: Quantitative participation patterns in online university courses. *Computers and Education*, 55(2), p. 663-672.

Nunes, I. (2009). A história da EAD no mundo. In: Litto, F.; Formiga, M. Educação a distância: o estado da arte. São Paulo: Pearson Education do Brasil. p. 2-8.

Nunnally, J. C. (1978). *Psychometric theory*. 2. ed. New York: McGraw-Hill.

Nwagbara, C. (1993). Effects of the relevance component of the ARCS model of motivational design. Unpublished dissertation, Purdue University, West Lafayette.

Obbadi, M. e Jurberg, C. (2005). Educação a distância: algumas reflexões sobre a desistência. *Tecnologia Educacional*, ano 33, n. 167/169.

OLC. Online Learning Consortium – Our quality framework (2015). Disponível em: <http://onlinelearningconsortium.org/about/quality-framework-five-pillars/>. Consultado em 12 de janeiro de 2018.

Oliveira, E. A. e Tedesco, P. (2010). I-collaboration: um modelo de colaboração inteligente personalizada para ambientes de EAD. *Revista Brasileira de Informática na Educação*, Porto Alegre, v. 18, n. 1, p. 17-31.

Oliveira, I. M. (1994). *Preconceito e Autoconceito. Identidade e Interação na sala de aula*. São Paulo: Papirus.

Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico (2018). Relatórios econômicos OCDE Brasil. Disponível em: <https://www.oecd.org/eco/surveys/Brazil->

2018-OECD-economic-survey-overview-Portuguese.pdf. Consultado em 12 de janeiro de 2018.

Osborn, V. (2001). Identifying at-risk students in videoconferencing and web-based distance education. *The American Journal of Distance Education*, New Jersey, v. 15, n. 1, p. 41-54.

Pacheco, A. S. V. et al. (2007). Evasão na modalidade a distância. Disponível em: http://www.inpeau.ufsc.br/wp/wpcontent/BD_documentos/2138.pdf. Consultado em 20 junho 2020.

Packham, G. et al. (2004). E-learning and retention: key factors influencing student withdrawal. *Education + Training*, Bradford, v. 46, n. 6/7, p. 335-342.

Park, Ji-Hye (2007). Factors related to learner dropout in online learning. In: *Academy Of Human Resource Development Annual Conference, 2007*. Indianapolis. *Proceedings...*, Indianapolis, 2007. p. 251-258.

Park, Ji-H. e Choi, H. J. (2009). Factors influencing adult learners decision to drop out or persist in online learning. *Educational Technology & Society*, Paris, v. 12, n. 4, p. 207-217.

Parker, A. (1999). A study of variables that predict dropout from distance education. *International Journal of Educational Technology*, 1(2), p. 1-10.

Parker, A. (2003). Identifying predictors of academic persistence in distance education. *Usdla Journal*, Boston, v. 17, n. 1, p. 55-62.

Pedue, T. (1999). *Cherokee women: Gender and culture change, 1700-1835*. Lincoln: university of Nebraska Press.

Pereira, F. C. B. (2003). Determinantes da evasão de alunos e os custos ocultos para as instituições de ensino superior: uma aplicação na Universidade do Extremo Sul Catarinense. Doutorado – Universidade Federal de Santa Catarina.

Perry, B. et al. (2008). Why do students withdraw from online graduate nursing and health studies education? *Journal of Educators Online*, Dothan, v. 5, n. 1, p. 1-17.

Peters, O. (1973). Distance teaching and industrial production: a comparative interpretation in outline. In: Sewart, D., Keegan, D. e Holmberg, B. (Eds.). *Distance education: international perspectives*. London: Croom Helm Routledge. p. 95-113.

Pierrakeas, C. et al. (2004). Comparative study of dropout rates and causes for two different distance education courses. *International Review of Research in Open and Distance Learning*, Edmonton, v. 5, n. 2, p. 1-15, 2004.

Poellhuber, B., Chomienne, M. e Karsenti, T. (2008). The effect of peer collaboration and collaborative learning on self-efficacy and persistence in a learner-paced conditions intake model. *The Journal of Distance Education*, Ottawa, v. 22, n. 3, p. 41-62, 2008.

Pontes, M., Hasit, C., Pontes, N., Lewis, P. e Siefring, K. (2010). Variables related to undergraduate students preference for distance education classes. *Online Journal of Distance Learning Administration*, Jekyll Island, v. 13, n. 2.

Price, J. L. (1977). *The study of turnover*. Ames, Iowa: Iowa State University Press, 1977.

Prieto, A. J. (1992). A method for translation of instruments to other languages. *Adult Education Quarterly*, 43(1), p. 1-14.

Pyreddy, S. (2016). A Comprehensive Survey on Machine Learning of Artificial Intelligence. *International Journal of Modern Computer Science & Engineering*, Florida, v. 5, n. 1, p. 21-28.

Queiroga, E., Cechinel, C. e Araujo, R. (2015). Um estudo do uso de contagem de interações semanais para predição precoce de evasão em educação a distância. *CBIE-LACLO*, 2015, p. 1074-1083.

Ramos, J. L. C. et al. (2017). Um Modelo Preditivo da Evasão dos Alunos na EAD a Partir dos Construtos da Teoria da Distância Transacional. In: *Brazilian Symposium on Computers in Education (Simpósio Brasileiro de Informática na Educação-SBIE)*.

Ramos, W. (2014). Fatores de evasão e persistência em cursos superiores online. Anais do XI ESUD, Congresso Brasileiro de Ensino Superior a Distância: pesquisa na EaD: reflexões sobre teoria e prática. Florianópolis.

Reichelt, V. L. (2007). Valor percebido do cliente: um estudo sobre o relacionamento entre as instituições de ensino superior e seus alunos. 372f. Tese EAESP – FGV – São Paulo.

Reino, L. R. A. C. et al. (2015). Análise das Causas da Evasão na Educação a Distância em uma Instituição Federal de Ensino Superior SBIE. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/328643734_Uma_Analise_da_Evasao_em_Cursos_de_Graduacao_Apoiado_por_Metricas_e_Visualizacao_de_Dados. Consultado em 1 de agosto de 2019.

Rekkedal, T. (1972). Correspondence Studies – Recruitment, achievement, and discontinuation. *Epistolodidaktika*, 2, 3, p. 38.

Rios, J. R. T., Santos, A. P. e Nascimento, C. (2001). Evasão e retenção no ciclo básico dos cursos de engenharia da Escola de minas da UFOP. In: Congresso Brasileiro de Educação em Engenharia, 29., Porto Alegre, 2001. Anais... Porto Alegre: Abenges.

Rotter, J. (1966). Generalized expectations for internal versus external control of reinforcement. *The Psychological Monographs*, Washington, DC, v. 80, n. 1, p. 1-28.

Rovai, A. P. (2003). In search of higher persistence rates in distance education online programs. *Internet and Higher Education*, 6(1), p. 1-16.

Salas, E. e Cannon-Bowers, J. A. (2001). The science of training: a decade of progress. *Annual Review of Psychology*, 52, p. 471-499.

Sales, G. L. (2010). Learning vectors: um modelo de avaliação da aprendizagem em EaD online aplicando métricas não-lineares. Tese (Doutorado) – Universidade Federal do Ceará (UFC), Programa de Pós-graduação em Teleinformática, Fortaleza, CE, 2010.

Sales, P. A. O., Abbad, G. e Rodrigues, J. L. (2011). Variáveis preditivas de evasão e persistência em treinamentos a distância. In: Encontro Da Associação Nacional Dos Programas De Pós-Graduação Em Administração, 35., 2011, Rio de Janeiro. Anais... Rio de Janeiro. Disponível em: <http://www.anpad.org.br/admin/pdf/GPR2453.pdf>. Consultado em 10 novembro de 2017.

Sanchez, F. (2005). Anuário brasileiro estatístico de educação aberta e a distância – ABRAEAD. São Paulo: Instituto Monitor Ltda.

Santana, M. A. et al. (2015). Um modelo preditivo para identificar alunos com perfis de evasão em cursos on-line. *Procurações do CEUR*, 1446.

Santos, E. M. dos et al. (2008). Evasão na Educação a Distância: identificando causas e propondo estratégias de prevenção. Disponível em: <http://www.abed.org.br/congresso2008/tc/511200845607PM.pdf>. Consultado em 8 de dezembro de 2017.

Santos, E. M. dos e Oliveira Neto, J. D. de (2009). Evasão na educação a distância: identificando causas e propondo estratégias de prevenção. *Revista Paidéi@, UNIMES VIRTUAL*, v. 2, n. 2, dez. Disponível em: http://www.npt.com.br/wp-content/uploads/2018/03/evasaoeducacao_paideia_2009.pdf. Consultado em 25 de junho de 2018.

Saraiva, T. (1996). Educação a distância no Brasil: lições da história. Em *Aberto*, Brasília, DF, ano 16, n. 70, p. 17-27, abr./jun.

Schumacker, R. E. e Lomax, R. G. (2010). *A Beginner's Guide to Structural Equation Modeling*. 3. ed. New York: Taylor and Francis Group.

Shea, P. J., Pickett, A. M. e Pelz, W. E. (2003). A follow-up investigation of “teaching presence” in the SUNY Learning Network. *Journal of Asynchronous Learning Networks*, 7(2), p. 61-80.

Shelton, K. (2011). A review of paradigms for evaluating the quality of online education programs. *Online Journal of Distance Learning Administration*, 4(1). Disponível em: <http://www.westga.edu/~distance/ojdla/spring141/shelton141.html>. Consultado em 25 de junho de 2018.

Shin, N. e Kim, J. (1999). An exploration of learner progress and drop-out in Korea National Open University. *Distance Education*, Manhattan, v. 20, n. 1, p. 81-95, 1999.

Silva, D. R. e Tomaz, J. B. C. (2008). *Por que a evasão?* Ceará: Escola de Saúde Pública do Ceará.

Silva, E. L. e Menezes, E. M. (2001). *Metodologia da pesquisa e elaboração de dissertação*. 2. ed. Florianópolis: UFSC/PPGEP/LED.

Silva, F. et al. (2015). Um modelo preditivo para diagnóstico de evasão baseado nas interações de alunos em fóruns de discussão. *Anais do Simpósio Brasileiro de Informática na Educação*. p. 1187.

Silva, F. C., Fonseca, L. C. C., Silva, J. C. e Silva, R. J. S. (2015). Uma ferramenta para visualização das tendências de evasão geradas por mineração de dados a partir das interações em fóruns de discussão. *LACLO*, pág. 237. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/328643734_Uma_Analise_da_Evasao_em_Cursos_de_Graduacao_Apoiado_por_Metricas_e_Visualizacao_de_Dados. Consultado em 1 de agosto de 2019.

Silva Filho, R. L. L. et al. (2007). A evasão no Ensino Superior brasileiro. *Cadernos de Pesquisa*, 37(132), 641-659. Disponível em: <http://www.scielo.br/pdf/cp/v37n132/a0737132.pdf>. Consultado em 1 de agosto de 2019.

Silva Filho, R. L. L. e Lobo, M. B. C. M. (2012). Como a mudança da metodologia do INEP altera o cálculo da evasão. Instituto Lobo. Disponível em: <http://www.institutolobo.org.br/paginas/artigos.php?v=1>. Consultado em 1 de agosto de 2019.

Simpson, O. (2002). *Supporting students in online open and distance learning*. London. RoutledgeFalmer. ISBN 0749437405 (p.168).

Singh, K., Junnarkar, M. e Kaur, J. (2016). *Measures of Positive Psychology: Development and Validation*. Berlin: Springer.

Stewart, S. e Rue, Penny (1983). Commuter students: definition and distribution. In: Stewart, Sylvia (Ed.). Commuter students: enhancing their educational experiences. San Francisco: Jossey-Bass. p. 3-8.

Su, J. (2016). Successful Graduate Students' Perceptions of Characteristics of Online Learning Environments. PhD diss., University of Tennessee.

Superby, J. F., Vandamme, J. P. e Meskens, N. (2006). Determination of Factors Influencing the Achievement of the Firstyear University Students using Data Mining Methods, Proceedings of the 8th international conference on intelligent tutoring systems, Educational Data Mining Workshop (ITS'06), Jhongali, p. 37-44.

Swail, W. S. (2006). Value added: the costs and benefits of college preparatory programs. 2004. Disponível em: http://educationalpolicy.org/pdf/value_added.pdf. Consultado em 6 de novembro de 2017.

Tan, M. e Shao, P. (2015). Prediction of student dropout in e-learning program through the use of machine learning method. International Journal of Emerging Technologies in Learning (IJET), 10(1), p. 11-17.

Tello, S. F. (2007). An analysis of student persistence in online education. International. International Journal of Information and Communication Technology Education, Hershey, v. 3, n. 3, p. 47-62.

Tinsley, H. E. e Tinsley, D. J. (1987). Uses of Factor Analysis in Counseling Psychology Research. Journal of Counseling Psychology, n. 34, p. 414-424. Disponível em: <https://doi.org/10.1037/0022-0167.34.4.414>. Consultado em 20 de março de 2020.

Tinto, V. (1975). Dropout from higher education: a theoretical synthesis of recent research. Review of Educational Research, Washington, DC, v. 45, n. 1, p. 89-125.

Tinto, V. (1982). Limits of theory and practice of student attrition. Journal of Higher Education, 53, 6, p. 687-700.

Tinto, V. (1993). *Leaving college: rethinking the causes and cures of student attrition*. 2nd ed. Chicago: University of Chicago Press.

Toczek, J., Teixeira, G., Souza, F. e Caiado, A. (2008). Uma visão macroscópica da evasão no ensino superior a distância. In: V ESUD – Congresso Brasileiro de Ensino Superior a Distância, 5. Gramado. Anais... Gramado: V ESUD, 2008.

Trimer, R. (2012). Livros e apostilas em EAD. In: Litto, F. M. e Formiga, M. M. M. (Orgs.). *Educação a distância: o estado da arte*. 2. ed. São Paulo: Pearson Education do Brasil. v. 2. p. 311-318.

Unesco (2004). *Políticas públicas de/para/com juventudes*. Brasília: UNESCO.

Van Gannep, A. (1960). *The rites of passage*. Chicago: University of Chicago Press.

Velho, D., Pinto, A. (2015). As competências EaD de alunos concluintes do Ensino Médio: resultados do instrumento de coleta de dados. *Revista Novas Tecnologias na Educação*, Porto Alegre, v. 13, n. 1, p. 1-10.

Vilaça, M. L. C. (2010). Educação a distância e tecnologias: conceitos, termos e um pouco de história. *Revista Magistro*, Duque de Caxias, v. 2, n. 1, p. 89-101. Disponível em: <http://publicacoes.unigranrio.edu.br/index.php/magistro/article/view/1197>. Consultado em 31 de janeiro de 2018.

Wang, G. et al. (2003). *Departure, abandonment, and dropout of e-learning: dilemma and solutions* james. Harrisonburg: James Madison University. Disponível em: http://www.masie.com/researchgrants/2003/JMU_Final_Report.pdf. Consultado em 10 de maio de 2018.

Wang, J., Chen, X. e Guo, S. (2009). Bus travel time prediction model with v-support vector regression. In: *Intelligent Transportation Systems. ITSC'09. 12th Intern. IEEE Conf. on*, p. 1-6. IEEE.

Wang, J. e Wang, X. (2012). *Structural equation modeling: applications using mplus*. Chichester, UK: Wiley.

Walter, A. M. (2006). Variáveis preditoras de evasão em dois cursos à distância. Dissertação (Mestrado) – Universidade de Brasília, Brasília, DF, 2007.

Warr, P. e Bunce, D. (1995). Trainee characteristics and outcomes of open learning. *Personnel Psychology*, 48, 347-375.

Weidman, J. e White, R. (1985). Postsecondary y “high-tech” training for women on welfare: correlates of program completion. *Journal of Higher Education*, Abingdon, v. 56, n. 5, p. 555-568.

Whittington, A. L. (1995). Factors impacting on the success of distance education students of the university of the west indies: a review of the literature. Barbados: University of the West Indies. Disponível em: <https://eric.ed.gov/?id=ED453740>. Consultado em 10 de maio 2018.

Willging, P. e Johnson, S. (2004). Factors that influence students’ decision to dropout of online courses. *Journal of Asynchronous Learning Network*, Nashville, v. 8, n. 4, p. 105-118.

Wladis, C., Hachey, A. e Conway, Kachey (2014). The representation of minority, female, and non-traditional STEM majors in the online environment at community colleges: a nationally representative study. *Community College Review*, North Carolina, v. 43, n. 1, p. 89-114.

Wolff, A., Zdrahal, Z., Nikolov, A. e Pantucek, M. (2013). Improving retention: predicting at-risk students by analysing clicking behaviour in a virtual learning environment. *International Conference on Learning Analytics and Knowledge*, 3, 2013, Leuven. Proceedings... Leuven.

Woodley, A. e Parlett, M. (1983). Student drop-out. *Teaching at a Distance*, Milton Keynes, n. 24, p. 2-23.

Woodley, A., Lange, P. e Tanewski, G. (2001). Student progress in distance education: Kember’s model re-visited. *Open Learning*, London, v. 16, n. 2, p. 113-131.

Wyatt, L. (2011). Nontraditional student engagement: Increasing adult student success and retention. *The Journal of Continuing Higher Education*, Abingdon, v. 59, n. 1, p. 10-20.

Wylie, J. R. (2005). *The influence of self-concept on non-traditional student persistence in higher education*. Sydney: University of Western Sydney.

Xenos, M., Pierrakeas, C. e Pintelas, P. (2002). A survey on student dropout rates and dropout causes concerning the students in the Course of Informatics of the Hellenic Open University. *Computers and Education*, London, v. 39, n. 4, p. 361-377.

Yasmin (2013). Application of the classification tree model in predicting learner dropout behaviour in open and distance learning. *Distance Education*, Melbourne, v. 34, n. 2, p. 218-231.

York, M. e Longden, B. (2004). *Retention and Student Success in Higher Education*. Open University Press: McGraw – Hill Education.

Yukselturk, E. et al. (2014). Predicting dropout student: an application of data mining methods in an on-line education program. *European Journal of Open, Distance and E-learning*, v. 17, n. 1, p. 118-133.

Zielinski, D. (2000). The lie of online learning. *Training*, New York, v. 37, n. 2, p. 38-40.

Zerbini, T. (2003). *Estratégias de aprendizagem, reações aos procedimentos de um curso via internet, reações ao tutor e impacto do treinamento no trabalho*. 2003. 210f. Dissertação – Instituto de Psicologia, Universidade de Brasília, Brasília.

Zerbini, T. e Abbad, G. (2010). Qualificação profissional a distância: avaliação da transferência de treinamento. *Paidéia*, 20, 313323.

Apêndice 1 – Documento para avaliação da comissão de ética

Objetivo da investigação?

A proposta de investigação tem como objetivo “ Produzir um modelo de referência para um sistema integrado de alertas” com o propósito de prever a evasão de estudantes nas instituições de ensino superior, a ser utilizado pelas instituições, nos sistemas de ensino a distância.

Participantes?

Professor Dr. Luis Borges Gouveia (orientador), Oberdan Santos da Costa (orientado - Doutorando), Especialistas Brasileiros e Portugueses da área da psicologia aplicada, diretor da instituição de ensino superior a distância e estudantes da graduação das instituições de ensino superior a distância no Brasil.

Instrumentos?

Usaremos um único instrumento. Esse será apoiado por especialistas Brasileiros e Portugueses da área da psicologia aplicada que ajudarão a refinar e aperfeiçoar o instrumento a ser aplicado aos estudantes da graduação das instituições de ensino superior a distância no Brasil.

Registro de som e imagens?

Não aplicável

Descrição do procedimento?

Quatro procedimentos se fazem necessário para produzir um modelo de referência para um sistema integrado de alertas.

Procedimento 1: Refinamento e aperfeiçoamento do conjunto de itens do instrumento de investigação por especialistas:

1.1 Relacionar todos os possíveis especialistas da área da psicologia aplicada na área da educação a distância.

- 1.2 Enviar o convite aos especialistas por e-mail com o título: precisamos da sua experiência com educação a distância. O encaminhamento por e-mail dar-se em função de custos associados em termos financeiros, de tempo e deslocamento.
- 1.3 O corpo do e-mail convite aos especialistas apresenta informes sobre: o processo do instrumento em desenvolvimento e o convite para ajudar no desenvolvimento do instrumento. O Documento com os Itens do Instrumento em Desenvolvimento (DIID) será enviado quando do aceite do convite.
- 1.4 Envio do DIID por e-mail aos especialistas que aceitaram o convite e informe sobre o prazo de devolução do documento.
- 1.5 Na semana seguinte enviar e-mails de lembrete para aumentar a taxa de resposta.
- 1.6 Receber o DIID dos especialistas por e-mail.
- 1.7 Revisar os DIID's com o orientador.
- 1.8 Preparar o conjunto de itens do pré-piloto do teste instrumento de investigação.
- 1.9 Teste piloto para avaliar a validação de constructo e a confiabilidade do teste instrumento.

Procedimento 2: Teste piloto para avaliar a validade de constructo e a confiabilidade do teste instrumento:

- 2.1 Seleciona as instituições com base nos critérios: (1) Estar credenciada junto ao ministério da educação para oferta de cursos de graduação distância, (2) Ter programas acadêmicos como (Administração, ciências contábeis e pedagogia), (3) A instituição dever ter índices como CI-EaD – Conceito Institucional EaD e IGC-Índice Geral de Cursos igual ou Maior 3 em um de seus resultados nos últimos 6 (seis) anos.
- 2.2 Enviar o convite com apresentação do projeto por e-mail a direção da instituição pedindo autorização para aplicar o teste instrumento.

2.3 solicitar da instituição uma lista de e-mails ou de número de celular de estudantes dos programas acadêmicos já finalizados (Administração, ciências contábeis, pedagogia, etc.) que tenham concluído ou não seu programa acadêmico.

2.4 Receber a confirmação e a lista de e-mails e/ou nº de telefones celular dos estudantes solicitada a instituição para aplicação do teste instrumento.

2.5 Como iremos fazer o teste piloto para avaliar a validade de constructo e a confiabilidade do teste instrumento, enviaremos o convite para uma pequena amostra de 100 estudantes.

2.6 Enviar convite aos estudantes por e-mail ou WhatsApp com o título: Convite: Pesquisa de doutorado – prevenção à evasão de estudantes na EaD, solicitando sua participação voluntária na pesquisa.

2.7 O corpo do convite a ser enviado por e-mail ou WhatsApp apresenta informes sobre: a pesquisa, sua participação, Botão (preencher o formulário) para acesso aos itens da pesquisa e confidencialidade do uso dos dados.

2.8 O Botão de acesso a pesquisa, o conduzirá a um formulário de itens (perguntas). Esse foi desenvolvido pelo pesquisador e estar hospedado na nuvem com acesso restrito <https://drive.google.com/drive/u/0/my-drive>. Os dados coletados através deste formulário serão guardados por 5 anos em um banco de dados no computador do pesquisador e na nuvem, após esse período os mesmos serão deletados.

2.9 Enviar e-mail de lembrete na semana seguinte para aumentar a taxa de resposta.

2.10 Acompanhar a coleta dos formulários preenchidos pelos estudantes no quadro respostas do formulário instrumento de investigação do piloto.

2.11 Preparar os dados, avaliar, validar e checar a confiabilidade do teste instrumento de investigação piloto.

2.12 Confirma o instrumento final.

Procedimento 3: Aplicação instrumento final, coleta, preparação e análise dos dados para produzir um modelo de referência para um sistema integrado de alertas:

3.1 Como iremos Aplicação instrumento final, enviaremos o convite para o maior número possível da amostra de estudantes em mínima de 200 estudantes.

3.2 Enviar convite aos estudantes por e-mail ou WhatsApp solicitando sua participação voluntária na pesquisa.

3.3 O corpo do convite a ser enviado por e-mail ou WhatsApp apresenta informes sobre: a pesquisa, sua participação, Botão (preencher o formulário) para acesso aos itens da pesquisa e confidencialidade do uso dos dados.

3.4 O Botão de acesso a pesquisa, o conduzirá a um formulário de itens (perguntas). Esse foi desenvolvido pelo pesquisador e estar hospedado na nuvem com acesso restrito <https://drive.google.com/drive/u/0/my-drive>. Os dados coletados através deste formulário serão guardados por 5 anos em um banco de dados no computador do pesquisador e na nuvem, após esse período os mesmos serão deletados.

3.5 Semana seguinte enviar e-mail de lembrete para aumentar a taxa de resposta.

3.6 Coleta os resultados da amostra dos dados do instrumento de investigação da pesquisa.

3.7 Preparação e análise dos dados usando ferramentas de análise descritivas e estatísticas.

Procedimento 4: Conclusão do modelo de referência para um sistema integrado de alertas.

4.1 Apresentação e descrição do modelo.

Questionário?

Não aplicável.

Cópia do formulário de consentimento informado pela UFP?

Não aplicável.

Carta do Orientador, atestando ter conhecimento e dar seu acordo?

Documento anexo.

Checklist

Documento anexo.

Apêndice 2 – Convite ao especialista para o desenvolvimento do instrumento da pesquisa

CONVITE AO ESPECIALISTA PARA O DESENVOLVIMENTO DO INSTRUMENTO DA PESQUISA

O instrumento em desenvolvimento a ser utilizado na pesquisa tem a finalidade de coletar informações sobre o que afeta a decisão de abandonar ou persistir de estudantes do ensino superior a distância, bem como suas características individuais. Para desenvolver o instrumento de investigação, o pesquisador buscou identificar na literatura o maior número possível de itens que auxiliam na compreensão de informações sobre o que afeta a decisão do estudante abandonar ou persistir seus estudos. Para tanto, categorizou quatro conjuntos de constructos, a saber: (1) constructos características de fundo (Gênero, idade, educação anterior, situação de emprego), (2) acadêmico (apoio tutor), (3) ambientais (apoio familiar, organizacional e financeiro) e (4) psicológicos (Motivação (atenção, relevância, confiança e satisfação) e Locus de controle) para orientar a identificação dos itens do instrumento de investigação. Um fator que foi levado em consideração ao identificar o conjunto de itens foi a validade de conteúdo. Para garantir a validade de conteúdo, o pesquisador utilizou várias fontes autorizadas para identificar itens de instrumentos de pesquisa (Perdue, 1999). O instrumento será aplicado via correio eletrônico aos estudantes dos programas acadêmicos já finalizados (Administração, ciências contábeis, pedagogia, etc.) que tenham concluído ou não seu programa acadêmico.

Quatro seções de itens, fontes, constructo e número do item foram criadas no desenvolvimento do instrumento e são mostradas na Tabela 1. Seções 2 e 4 do instrumento em desenvolvimento serão medidas com base na escala Likert de 5 pontos variando de um (discordo totalmente) a cinco (concordo totalmente). Agora precisamos da sua experiência com educação a distância para ajudar concluir com sucesso este estudo. Gostaríamos muito de contar com alguns minutos do seu tempo para preencher e devolver o questionário conforme instrução abaixo. Esperamos que você concorde em nos ajudar a completar nosso estudo. Caso aceite esse convite, solicito que o devolva preenchido nos próximos 15 dias. Caso não possa aceitar, peço que me avise e, se possível, indique outro mestre/doutor de atuação na área que possa contribuir com este processo. Agradeço antecipadamente por sua ajuda.

Antes de começar, gostaríamos de saber quantos anos de experiência você tem na área da EaD?

() mais de 5 anos () mais de 10 anos () tens entre 10 a 15 anos () tem mais de 15

Instrumento em Desenvolvimento

Instrução : Analisar e classificar os itens da tabela 1, assinalando-se com um "X", o(s) item(ns) que representa(m) o construtor e "X1" para os itens que melhor representam o construtor, bem como sua relevância para o objetivo da pesquisa. Os itens que não atendem nenhuma das condições, favor deixar em branco. Caso considere que a redação da descrição de algum item possa ser modificada para facilitar a compreensão respondente, por favor, registre suas sugestões ao final da tabela de itens, no espaço indicado.

Tabela 1.

SEÇÃO 1 – ACADÊMICO				
Autor	Constructo	Nº item	Descrição do item	Classifique
Pesquisador	Apoio tutor	1	O suporte quando prestado pelo tutor foi adequado () sim () Não	
SEÇÃO 2 - AMBIENTE				
Autor	Constructo	Nº item	Descrição do item	Classifique
HOLDER 2007	Apoio Familiar	2	No geral, meu grupo de apoio de familiares e amigos me incentiva a concluir meu programa de estudos	
		3	Às vezes me pergunto se precisarei de mais apoio do que estou recebendo agora.	
		4	Tenho preocupações de que a aprendizagem on-line será uma experiência solitária	
Park & Choi (2009)	Apoio familiar	5	Minha família me entende muito bem, embora eu passe pouco tempo com eles por causa de cursos on-line	
		6	Minha família está orgulhosa de mim quando aprendo a melhorar meu desempenho no trabalho	
Park & Choi (2009)	Apoio da organização	7	Minha organização está disposta a reduzir minha carga de trabalho quando preciso de treinamento para o meu trabalho	
		8	Meu supervisor mostra interesse em meu aprendizado relacionado ao trabalho	
HOLDER 2007	Apoio financeiro	9	Às vezes me pergunto se as finanças podem atrasar ou interferir na conclusão do meu diploma.	
		10	Acredito que o ônus financeiro atual da minha educação valerá a pena	
		11	Às vezes me pergunto se a minha formação vale realmente todo o investimento que vou investir nela.	
		12	Estou convencido de que poderei atender às minhas necessidades financeiras enquanto busco meu diploma	
SEÇÃO 3 - PSICOLÓGICO				

Autor	Constructo	Nº Item	Descrição do item	Classifique
Huang & Hew (2016) adaptado de Keller, 2010	Motivação - Subescala Atenção	13	Houve algo interessante no início deste curso que chamou minha atenção.	
		14	Estes materiais são atraentes.	
		15	Este curso é tão abstrato que era difícil manter a minha atenção	
		16	As páginas deste curso parecem secas e pouco atraentes.	
		17	A forma como a informação é organizada nas páginas ajudou a manter a minha atenção.	
		18	Este curso tem coisas que estimularam a minha curiosidade.	
		19	A quantidade de repetição neste curso me fez ficar entediado às vezes	
		20	Eu aprendi algumas coisas que eram surpreendentes ou inesperadas	
		21	A variedade de passagens de leitura, exercícios, ilustrações, etc, ajudou a manter a minha atenção no curso.	
		23	Há tantas palavras em cada página que é irritante	
Jun (2005)	Motivação - Subescala Atenção	24	A qualidade do curso foi suficiente para manter a minha atenção	
		25	Senti que as páginas Web do curso não eram atraentes	
		26	O formato do curso me entediava	
Huang & Hew (2016) adaptado de Keller, 2010	Motivação - Subescala Relevância	27	É claro para mim como o conteúdo deste material está relacionado com coisas que eu já sei.	
		28	Havia histórias, fotos, ou exemplos que me mostraram como este material poderia ser importante para algumas pessoas.	
		29	Completar este curso com sucesso foi importante para mim	
		30	O conteúdo deste material é relevante para os meus interesses.	
		31	Há explicações ou exemplos de como as pessoas usam o conhecimento neste curso.	
		32	O conteúdo e o estilo de escrita neste curso transmitem a impressão de que o seu conteúdo vale a pena conhecer	
		33	Este curso não foi relevante para as minhas necessidades, porque eu já sabia mais do mesmo	
		34	Eu poderia relacionar o conteúdo deste curso para as coisas que eu vi, feito, ou pensado na minha própria vida	
		35	O conteúdo deste curso será útil para mim.	
		Loorbach et al., 2015 - adaptado de Keller 2010	Motivação - Subescala Relevância	36
37	O conteúdo dessas instruções de usuário será útil para mim			
Keller (2010) - CIS	Motivação - Subescala Relevância	38	As coisas que estou aprendendo neste curso serão úteis para mim.	
		39	O instrutor faz com que o assunto deste curso pareça importante.	
		40	Eu não vejo como o conteúdo deste curso se relaciona com a algo que eu já conheço.	
		41	Nesta aula, tento definir e alcançar altos padrões de excelência.	
		42	O conteúdo deste curso relaciona-se com as minhas expectativas e metas.	
		43	Os alunos participam ativamente dessa aula.	
		44	Para alcançar meus objetivos, é importante que eu faça bem neste curso.	

JUN (2005)	Motivação - Subescala Relevância	45	Eu não acho que vou me beneficiar muito deste curso.	
		46	Os benefícios pessoais deste curso são claros para mim.	
		47	Este curso foi irrelevante para as minhas atuais oportunidades de carreira	
		48	O conteúdo do curso era inaplicável ao meu trabalho	
		49	Os exemplos utilizados no curso foram relevantes para o meu trabalho atual	
		50	Os temas do curso não eram importantes para mim	
		51	O conteúdo do curso foi aplicável às minhas futuras oportunidades de carreira	
		52	Eu senti que esse curso era irrelevante para meus objetivos	
		53	Os temas do curso foram irrelevantes para o meu desempenho no trabalho	
		54	Os exemplos usados no curso foram irrelevantes para meus futuros objetivos profissionais	
Huang & Hew (2016) adaptado de Keller, 2010	Motivação - Subescala Confiança	55	Quando olhei pela primeira vez para este curso, tive a impressão de que seria fácil para mim	
		56	Este material foi mais difícil de entender do que eu gostaria que fosse	
		57	Depois de ler as informações introdutórias, eu me senti confiante de que eu sabia o que eu deveria aprender com este curso	
		58	Muitas das páginas tinham tanta informação que era difícil de escolher e lembrar os pontos importantes	
		59	Como eu trabalhei neste curso, eu estava confiante de que eu poderia aprender o conteúdo.	
		60	Os exercícios neste curso foram muito difíceis	
		61	Depois de trabalhar neste curso por um tempo, eu estava confiante de que eu seria capaz de passar um teste sobre ele.	
		62	Eu realmente não conseguia entender um pouco do material neste curso.	
		63	A boa organização do conteúdo ajudou-me a ter a certeza de que aprenderia este material.	
		64	Eu me sinto confiante de que vou me sair bem neste curso.	
Keller (2010) - CIS	Motivação - Subescala Confiança	65	Você tem que ter sorte para conseguir boas notas neste curso.	
		66	Se eu sou bem-sucedido ou não neste curso, depende de mim.	
		67	O assunto deste curso é muito difícil para mim.	
		68	É difícil prever que nota o instrutor dará minhas tarefas.	
		69	Enquanto estou fazendo essa aula, acredito que posso ter sucesso se me esforçar bastante.	
		70	Eu acho que o nível de desafio neste curso é quase certo: nem fácil, nem muito difícil.	
		71	Recebo feedback suficiente para saber como estou indo bem.	
		72	Senti-me incerto de que compreendi os objetivos do curso	
JUN (2005)	Motivação - Subescala Confiança	73	Os materiais do curso eram muito difíceis de entender	
		74	Senti-me confiante de que poderia aprender cada lição	
		75	Eu inseguro sobre minha capacidade de passar no teste no curso	
		76	Eu me senti confiante de que faria bem no curso	
		77	Este curso forneceu tarefas impossíveis de administrar que são muito avançadas	
		78	Completando os exercícios neste curso me deu uma sensação satisfatória de realização.	

Huang & Hew (2016) adaptado de Keller 2010	Motivação – Subescala Satisfação	79	Eu apreciei este curso tanto que eu gostaria de saber mais sobre este tema	
		80	Gostei muito de estudar este curso.	
		81	O feedback após os exercícios, ou de outros comentários neste curso, me ajudou a sentir recompensado pelo meu esforço.	
		82	Eu me senti bem para completar com sucesso este curso	
Loorbach et al., 2015 adaptado de Keller 2010	Motivação – Subescala Satisfação	83	Foi um prazer trabalhar em um curso tão bem projetado	
		84	Eu gostei tanto de trabalhar com essas instruções de usuário que fui estimulado a continuar trabalhando	
Keller(2010) CIS	Motivação – Subescala Satisfação	85	Eu realmente gostei de trabalhar com essas instruções de usuário	
		86	Eu tenho que trabalhar muito para ter sucesso neste curso.	
		87	Eu sinto que este curso me dá muita satisfação.	
		88	Sinto que as notas ou outros reconhecimentos que recebo são justos em comparação com outros alunos.	
		89	Eu gosto de trabalhar para este curso.	
		90	Estou satisfeito com as avaliações do instrutor do meu trabalho em comparação com o quanto bem eu acho que tenho feito.	
		91	Sinto-me satisfeito com o que estou recebendo deste curso.	
Junj(2005)	Motivação – Subescala Satisfação	92	Sinto-me bastante desapontado com este curso.	
		93	Sinto que obtenho reconhecimento suficiente do meu trabalho neste curso por meio de notas, comentários ou outros comentários.	
		94	Eu tenho feedback suficiente para saber o quanto bem eu estava fazendo	
		95	Este curso forneceu um feedback útil	
		96	Sempre que precisei de suporte técnico, este curso forneceu ajuda	
		97	Recebi feedback construtivo sobre atribuições e [ou] testes	
		98	O instrutor respondeu rapidamente aos meus inquéritos	
		99	O instrutor forneceu feedback a tempo	
		100	Este curso forneceu feedback regular	
		Pesquisador adaptado de Levy (2007)	Motivação – Subescala Satisfação	101
102	Aprender a usar o a plataforma AVA X foi fácil			
103	A utilização da plataforma AVA X foi uma maneira eficaz de aprender o conteúdo do curso			
104	Eu aprendi muito por causa do uso da plataforma AVA X			
105	A plataforma AVA X facilitou meu trabalho com outros alunos do curso			
106	Atividades on-line em grupo não melhoraram a qualidade da minha educação			
107	Eu não vou fazer outro curso voluntariamente usando a Plataforma AVA X			
108	Algumas das vezes que obtive uma boa nota em um curso, foi devido ao esquema de avaliação fácil do professor			
109	Às vezes meu sucesso nos exames depende de alguma sorte			

Levy (2007)	Locus de controle	110	No meu caso, as boas notas que recebo são sempre os resultados diretos dos meus esforços.	
		111	O ingrediente mais importante na obtenção de uma boa nota é a minha capacidade acadêmica	
		112	Algumas de minhas boas notas podem simplesmente refletir que eram cursos mais fáceis do que a maioria	
		113	Eu sinto que algumas das minhas boas notas dependem, em grande parte, de fatores aleatórios, como ter as perguntas certas em um exame.	
		114	Sempre que recebo boas notas, é sempre porque estudei muito para esse curso	
		115	Sinto que minhas boas notas refletem diretamente minha capacidade acadêmica	
		116	Às vezes recebo boas notas apenas porque o material do curso era fácil de aprender	
		117	Às vezes eu sinto que tenho que me considerar sortudo por boas notas	
		118	Eu posso superar todos os obstáculos no caminho do sucesso acadêmico se eu trabalhar duro o suficiente	
		119	Quando obtenho boas notas, é por causa da minha competência acadêmica	
SEÇÃO 4 – CARACTERÍSTICAS DE FUNDO				
Autor	Constructo	Nº item	Descrição do item	Classifique
Pesquisador	Gênero	120	Selecione seu gênero: () Masculino ou () Feminino	
		121	Qual a sua idade? () 18 ou menos () 19–24 () 25–29 () 30–34 () 35–39 () 40–44 () 45–54 () 55 ou mais	
	Educação	122	Qual é o seu maior grau de escolaridade? () Diploma do ensino médio () EJA () PROEJA () Licenciado ou de dois anos () Diploma de bacharel	
123		Por favor, selecione a área que melhor descreve seu programa acadêmico () Arte () Negócios () Comunicações () Educação () Engenharia () Tecnologia da Informação () Direito () Médica / Enfermagem / Veterinária () Ciências (Biológico, Químico, Físico, etc.) () Ciências Sociais (História, Filosofia, Psicologia, Sociologia, etc.) () Outros		
Jian Su (2016)	Situação de trabalho	124	. Você trabalha? () sim () não	
		125	Se sim, quantas horas por semana? () Menos 20 () 20 a 29 () 30 a 39 () 40 a 49 () 50 a 59 () 60 ou mais	

Sugestões de itens ou correção de itens:

Muito obrigado por sua valiosa contribuição!

Apêndice 3 – Convite aos polos presenciais da universidade, para consentimento da coleta de dados

UNICESUMAR - CENTRO UNIVERSITÁRIO DE MARINGÁ POLO PRESENCIAL DE PALMAS -TO

Objeto: Convite para apoio ao estudo sobre evasão de estudantes na EaD.

Prezado Gestor:

Estamos envolvidos em um estudo intitulado "EVASÃO NO ENSINO A DISTÂNCIA E A SUSTENTABILIDADE DAS IES: um modelo de referência para um sistema integrado de alertas para evasão" com o propósito de prever a evasão de estudantes nas instituições de ensino superior a distância. O estudo esta sendo conduzido por Oberdan Santos da Costa, um estudante de doutorado do Grupo de Pesquisa TRS, Grupo de Tecnologia, Rede e Sociedade, Universidade Fernando Pessoa (UFP) sob a orientação do Prof. Phd. Luis Borges Gouveia, Universidade Fernando Pessoa.

Sua participação envolve a concordância da universidade para participar dessa pesquisa, bem como a disponibilização de e-mails de estudantes dos cursos de administração, ciências contábeis e pedagogia finalizados em 2017 ou 2018. O instrumento desta pesquisa será utilizado com a finalidade de coletar informações sobre o que afeta a decisão de abandonar ou persistir de estudantes do ensino a distância, considerando aspectos das características individuais, acadêmico, ambiente e psicológico.

A participação da universidade nesse estudo é voluntaria e se a instituição decidir não participar ou quiser desistir em qualquer momento, tem absoluta liberdade de fazê-lo. O convite a esta universidade se dar pelos seguintes critérios:

- (1) Esta universidade estar credenciada junto ao ministério da educação para oferta de cursos de graduação distância
- (2) A instituição com Índice Geral de Cursos (IGC) igual ou Maior que 4 nos últimos 5 (cinco) anos consecutivos.

Aos estudantes participantes será encaminhado um convite por e-mail para participar da pesquisa. Os dados serão guardados por 5 anos em um banco de dados no computador dos pesquisadores, localizado no Grupo de Pesquisa TRS, Grupo de Tecnologia, Rede e Sociedade, Universidade Fernando Pessoa (UFP), Faculdade de Ciência e Tecnologia, Porto, Portugal, após os quais serão deletados. As comunicações pela Internet são inseguras e há um limite para a confidencialidade que pode ser garantida devido à própria tecnologia. No entanto, assim que a pesquisa completa for recebida pelo investigador, os procedimentos padrão de confidencialidade serão empregados. Na publicação das descobertas desta pesquisa, a identidade da instituição e dos estudantes participantes será mantida no mais rigoroso sigilo, omitindo-se todas as informações que permitam identificá-los. Reportaremos nossas descobertas com base em grupos, não em indivíduos.

Mesmo não tendo benefícios diretos em participar, indiretamente a polo universitário contribuirá para a compreensão do fenômeno da evasão e para produção de conhecimento científico.

Quaisquer dúvidas relativa à pesquisa poderão ser esclarecidas pelo pesquisador Oberdan Santos da Costa através do telefone (98) 98802 1333 e e-mail 36085@ufp.edu.pt ou sc.oberdan@gmail.com

Atenciosamente,

Pesquisador: Oberdan Santos da costa
Grupo de Pesquisa TRS/UFP

Orientador: Prof. Phd. Luis Borges Gouveia
Grupo de Pesquisa TRS/UFP

Consinto participar desde estudo.

Nome e assinatura do responsável

Local e data

A

UNICESUMAR - CENTRO UNIVERSITÁRIO DE MARINGÁ
POLO PRESENCIAL DE BRASÍLIA -DF

Objeto: Convite para apoio ao estudo sobre evasão de estudantes na EaD

Prezado Gestor:

Estamos envolvidos em um estudo intitulado "EVASÃO NO ENSINO A DISTÂNCIA E A SUSTENTABILIDADE DAS IES: um modelo de referência para um sistema integrado de alertas para evasão" com o propósito de prever a evasão de estudantes nas instituições de ensino superior a distância. O estudo está sendo conduzido por Oberdan Santos da Costa, um estudante de doutorado do Grupo de Pesquisa TRS, Grupo de Tecnologia, Rede e Sociedade, Universidade Fernando Pessoa (UFP) sob a orientação do Prof. Phd. Luis Borges Gouveia, Universidade Fernando Pessoa.

Sua participação envolve a concordância do POIO para participar dessa pesquisa, bem como a disponibilização de e-mails de estudantes dos cursos de administração, ciências contábeis e pedagogia finalizados em 2017 ou 2018. O instrumento desta pesquisa será utilizado com a finalidade de coletar informações sobre o que afeta a decisão de abandonar ou persistir de estudantes do ensino a distância, considerando aspectos das características individuais, acadêmico, ambiente e psicológico.

A participação da universidade nesse estudo é voluntária e se a instituição decidir não participar ou quiser desistir em qualquer momento, tem absoluta liberdade de fazê-lo. O convite a esta universidade se dá pelos seguintes critérios:

- (1) Esta universidade estar credenciada junto ao ministério da educação para oferta de cursos de graduação distância
- (2) A instituição com Índice Geral de Cursos (IGC) igual ou Maior que 4 nos últimos 5 (cinco) anos consecutivos.

Aos estudantes participantes será encaminhado um convite por e-mail para participar da pesquisa. Os dados serão guardados por 5 anos em um banco de dados no computador dos pesquisadores, localizado no Grupo de Pesquisa TRS, Grupo de Tecnologia, Rede e Sociedade, Universidade Fernando Pessoa (UFP), Faculdade de Ciência e Tecnologia, Porto, Portugal, após os quais serão deletados. As comunicações pela Internet são inseguras e há um limite para a confidencialidade que pode ser garantida devido à própria tecnologia. No entanto, assim que a pesquisa completa for recebida pelo investigador, os procedimentos padrão de confidencialidade serão empregados. Na publicação das descobertas desta pesquisa, a identidade da instituição e dos estudantes participantes será mantida no mais rigoroso sigilo, omitindo-se todas as informações que permitam identificá-los. Reportaremos nossas descobertas com base em grupos, não em indivíduos.

Mesmo não tendo benefícios diretos em participar, indiretamente o polo contribuirá para a compreensão do fenômeno da evasão e para produção de conhecimento científico.

Quaisquer dúvidas relativa à pesquisa poderão ser esclarecidas pelo pesquisador Oberdan Santos da Costa através do telefone (98) 98802 1333 e e-mail 36085@ufp.edu.pt ou sc.oberdan@gmail.com

Atenciosamente,

Pesquisador: Oberdan Santos da Costa
Grupo de Pesquisa TRS/UFP

Orientador: Prof. Phd. Luis Borges Gouveia
Grupo de Pesquisa TRS/UFP

Consinto participar desde estudo.

Nome e assinatura do responsável

Local e data

Apêndice 4 – Instrumento de pesquisa

Instrumento de pesquisa



Constructo	Nº item	Descrição do item
Apoio acadêmico	1	O suporte quando prestado pelo tutor foi adequado
	2	O suporte quando prestado pela instituição foi adequado
Ambiente (Apoio familiar)	3	Minha família me entende muito bem, embora eu passe pouco tempo com eles por causa do curso EaD.
	4	No geral, meu grupo de apoio de familiares e amigos me incentiva a concluir meu programa de estudos
Ambiente (Apoio financeiro)	5	Às vezes me pergunto se a minha formação vale realmente todo o investimento que eu fiz
	6	Mesmo diante de algumas dificuldades financeiras durante a minha formação, não penso em desistir do curso
Motivação - Subescala Atenção	7	O material didático e conteúdo interativo deste curso são atraentes
	8	A forma como a informação é estruturada, contextualizada e organizada no meu ambiente virtual de aprendizagem ajudou a manter a minha atenção.
	9	A qualidade da metodologia educacional oferecida no curso foi suficiente para manter a minha atenção
Motivação-Subescala Relevância	10	O conteúdo do material didático deste curso foi relevante para os meus interesses.
	11	O conteúdo deste curso relaciona-se com as minhas expectativas e metas.
	12	Os benefícios pessoais deste curso são claros para mim.
	13	As instruções que recebi na ambientação foram úteis, me auxiliaram no início e na condução do curso que escolhi.
Motivação-Subescala Confiança	14	Depois de ler as informações introdutórias do curso, sinto-me confiante do que vou aprender com este curso.
	15	Recebi feedback suficiente para saber como estava indo bem no curso.
	16	Eu senti confiança para aprender o conteúdo e ter sucesso no curso.
	17	Quando olhei pela primeira vez para este curso, tive a impressão de que seria fácil para mim
Motivação-Subescala Satisfação	18	Gostei muito de estudar este curso.
	19	O feedback após a correção de provas e trabalhos, me estimulou e ajudou-me a sentir recompensado pelo meu esforço.
	20	Sinto-me satisfeito com o que recebi deste curso.
Sexo	21	Selecione seu Sexo: <input type="checkbox"/> Masculino <input type="checkbox"/> Feminino
Idade	22	Qual a sua idade? <input type="checkbox"/> 19 ou menos <input type="checkbox"/> 20–24 <input type="checkbox"/> 25–29 <input type="checkbox"/> 30–34 <input type="checkbox"/> 35–39 <input type="checkbox"/> 40–44 <input type="checkbox"/> 45–59 <input type="checkbox"/> 50–54 <input type="checkbox"/> 55 ou mais
Educação	23	Qual é o seu maior grau de escolaridade antes de entrar no curso de graduação? <input type="checkbox"/> Diploma do ensino médio <input type="checkbox"/> EJA <input type="checkbox"/> PROEJA <input type="checkbox"/> Licenciado ou de dois anos <input type="checkbox"/> Diploma de bacharel
Horas trabalhas semanais	24	Trabalhas quantas horas por semana? <input type="checkbox"/> Menos de 20 <input type="checkbox"/> 20 a 29 <input type="checkbox"/> 30 a 39 <input type="checkbox"/> 40 a 49 <input type="checkbox"/> 50 ou mais
Evasão	25	Concluiu seu curso de graduação? <input type="checkbox"/> Sim <input type="checkbox"/> Não

Pesquisador: ~~Oberdan Santos da Costa~~
Grupo de Pesquisa TRS/UFP

Orientador: Prof. ~~Phd. Luis Borges Gouveia~~
Grupo de Pesquisa TRS/UFP

Consinto participar desde estudo.

Nome e assinatura do responsável

Local e data

Anexo 1 – Aprovação do conselho de ética



Declaração do Orientador

Eu, Luís Manuel Borges Gouveia e na qualidade de orientador do aluno de Doutoramento em Ciências da Informação, especialização em sistemas, tecnologias e gestão da informação, Oberdan Santos da Costa, tendo em consideração o pedido de parecer à Comissão de Ética da Universidade Fernando Pessoa, atesto da pertinência e correta formulação dos procedimentos práticos com vista à recolha de dados no âmbito do seu trabalho de Doutoramento com projeto intitulado "Dropout no ensino a distância e a sustentabilidade das IES".

Porto, 7 de Dezembro de 2018

Luís Borges Gouveia

A handwritten signature in blue ink, appearing to read 'Luís Borges Gouveia', written in a cursive style.

Professor Catedrático

Faculdade de Ciência e Tecnologia

Universidade Fernando Pessoa