



UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ
NÚCLEO DE DESENVOLVIMENTO AMAZÔNICO EM ENGENHARIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM COMPUTAÇÃO APLICADA

WILLYS DO SOCORRO ALMEIDA DE CAMPOS

UM MODELO BAYESIANO QUE AUXILIA NA IDENTIFICAÇÃO DE ALUNOS
COM DIFICULDADES NA APRENDIZAGEM DE PROGRAMAÇÃO DE
COMPUTADORES

TUCURUÍ - PA

2019

**Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP) de acordo com ISBD
Sistema de Bibliotecas da Universidade Federal do Pará
Gerada automaticamente pelo módulo Ficat, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)**

- C198m Campos, Willys do Socorro Almeida de
Um modelo bayesiano que auxilia na identificação de alunos com dificuldades na aprendizagem de programação de computadores / Willys do Socorro Almeida de Campos. — 2019. 73 f. : il. color.
- Orientador: Prof. Dr. Rodrigo Quites Reis
Coorientador: Prof. Dr. Otávio Noura Teixeira
Dissertação (Mestrado) - Mestrado Profissional em Computação Aplicada, Núcleo de Desenvolvimento Amazônico em Engenharia, Universidade Federal do Pará, Tucuruí, 2019.
1. Aprendizagem de máquina. 2. Rede bayesiana. 3. Programação de Computadores. 4. Algoritmos. I. Título.

WILLYS DO SOCORRO ALMEIDA DE CAMPOS

**UM MODELO BAYESIANO QUE AUXILIA NA IDENTIFICAÇÃO DE ALUNOS
COM DIFICULDADES NA APRENDIZAGEM DE PROGRAMAÇÃO DE
COMPUTADORES**

Dissertação de Mestrado apresentada para a obtenção do título de Mestre em Computação Aplicada, no Programa de Pós-Graduação em Computação Aplicada do Núcleo de Desenvolvimento Amazônico em Engenharia, da Universidade Federal do Pará.

Orientador: Prof. Dr. Rodrigo Quites Reis.

Coorientador: Prof. Dr. Otávio Noura Teixeira.

TUCURUÍ - PA

2019

WILLYS DO SOCORRO ALMEIDA DE CAMPOS

**UM MODELO BAYESIANO QUE AUXILIA NA IDENTIFICAÇÃO DE ALUNOS
COM DIFICULDADES NA APRENDIZAGEM DE PROGRAMAÇÃO DE
COMPUTADORES**

Dissertação de Mestrado apresentada para a obtenção do título de Mestre em Computação Aplicada, no Programa de Pós-Graduação em Computação Aplicada do Núcleo de Desenvolvimento Amazônico em Engenharia, da Universidade Federal do Pará.

Orientador: Prof. Dr. Rodrigo Quites Reis.

Coorientador: Prof. Dr. Otávio Noura Teixeira.

Aprovada em 10 de maio de 2019.

Banca examinadora:

Prof. Dr. Rodrigo Quites Reis
Programa de Pós-Graduação em Computação Aplicada - UFPA - Orientador

Prof. Dr. Otávio Noura Teixeira
Programa de Pós-Graduação em Computação Aplicada - UFPA –Coorientador

Prof. Dr. Bruno Merlin
Programa de Pós-Graduação em Computação Aplicada - UFPA – Membro Interno

Prof^a. Dr^a. Andrea Lilian Marques da Costa
IFPA – Membro Externo

AGRADECIMENTOS

A Deus, criador do universo, e aos meus pais que, em dado momento de suas vidas, se alinharam, não só para minha existência física, mas também para meu crescimento como pessoa.

À minha esposa Samara e às minhas filhas Ana, Nicole e Bruna, que nunca duvidaram ou se opuseram aos meus sonhos e maluquices.

À minha enteada Júlia Quemel, que considero como uma filha, por revisar o texto nos momentos que foram necessários.

Ao meu orientador Rodrigo Quites Reis por compartilhar seu conhecimento, amizade e ter paciência em todo o processo de orientação, sempre enxergando uma luz no fim do túnel ao longo da construção do trabalho.

Ao meu coorientador Otávio Noura Teixeira por compartilhar o seu conhecimento em todo o processo de orientação.

Aos colegas da Estácio FAP.

À Professora Tereza Moura da Educare (Universidade Cooperativa da Estácio) pelo incentivo e apoio.

À Estácio Doca pelo incentivo e apoio no processo.

*“Mas é claro que o sol vai voltar amanhã
Mais uma vez, eu sei
Escuridão já vi pior, de endoidecer gente sã
Espera que o sol já vem.”
(Renato Russo)*

RESUMO

O aprendizado das disciplinas de programação de computadores sempre trouxe desafios para qualquer turma de alunos de Computação, devido às dificuldades ligadas ao seu aproveitamento. Esse cenário muito contribui para a desmotivação do aluno e, assim, no aumento da evasão dos cursos. Geralmente, os professores que atuam nestas disciplinas têm sinais acerca de quais alunos se tornarão bons programadores, porém é difícil detectar quais necessitam de ajuda no processo de aprendizagem. Esta dissertação propõe o uso de um modelo bayesiano que auxilia na identificação de alunos com dificuldades nas disciplinas de programação de computadores. A pesquisa utiliza uma abordagem mista, quanti e qualitativa. Um experimento, com caráter informal, foi realizado com alunos que estavam cursando disciplinas de programação. Esse conjunto de alunos, foi apresentado a cinco professores especialistas com o objetivo de identificar quais necessitariam de ajuda com a aprendizagem de programação. O mesmo conjunto foi apresentado ao modelo bayesiano. Os resultados mostraram que o modelo pode ajudar na identificação de alunos que apresentam dificuldades, com o potencial de contribuir no processo de aprendizagem.

Palavras-Chave: Aprendizagem de máquina. Rede Bayesiana. Programação de Computadores. Aprendizagem. Algoritmos.

ABSTRACT

The learning of computer programming subjects has always brought challenges to any class of computer students, due to the difficulties linked to its use. This scenario greatly contributes to the demotivation of the student and, thus, the increased dropout of courses. Generally, teachers who work in these disciplines have signs about which students will become good programmers, but it is difficult to detect which need help in the learning process. This article proposes the use of a Bayesian model that helps in the identification of students with difficulties in the computer programming subjects. The research uses a mixed approach, quantitative and qualitative. An experiment, with an informal character, was carried out with students who were studying programming subjects. This set of students was presented to five specialist teachers in order to identify which ones would need help with the learning of programming. The same set was presented to the Bayesian model. The results showed that the model can help in the identification of students who present difficulties, with the potential to contribute to the learning process.

Keywords: Machine learning. Bayesian network. Computer programming. Learning. Algorithms

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Evasão do Ensino Superior no Brasil.....	15
Figura 2. Teorema de Bayes	21
Figura 3. Grafo acíclico direcionado do problema do arrombamento/terremoto	22
Figura 4. Aprendizagem supervisionada de classificação	24
Figura 5. GAD Alunos que realizaram o ENEM	26
Figura 6. Representação Simplificada da rede bayesiana.....	31
Figura 7. Modelo completo da Rede Bayesiana	35
Figura 8. Nó Ancestral Local de Acesso à Internet.....	36
Figura 9. Nó Ancestral Tem Celular	37
Figura 10. Nó Ancestral Acesso ao Computador	37
Figura 11. Integração do Nó Raiz com o Nó Principal	38

LISTA DE QUADROS

Quadro 1. Participantes especialistas da construção do modelo computacional.....	17
Quadro 2. Itens usados da metodologia.....	18
Quadro 3. Estados da rede bayesiana	23
Quadro 4. Aprendizagem supervisionada com algoritmo de regressão	25
Quadro 5. Conjunto de valores hipotéticos dos Alunos que realizaram o ENEM	27
Quadro 6. Probabilidades	28
Quadro 7. Identificação dos nós ancestrais do nó Conectividade com a Internet	32
Quadro 8. Identificação dos nós ancestrais do nó Desempenho.....	32
Quadro 9. Identificação dos nós ancestrais do nó Esforço	33
Quadro 10. Identificação dos nós ancestrais do nó Vida Financeira.....	34
Quadro 11. Comparativos de Respostas dos pareceres realizadas	41

LISTA DE SIGLAS

GAD Grafo Acíclico Direcionado.

IA Inteligência Artificial.

ML *Machine Learning*.

RB Rede Bayesiana.

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	13
1.1 Motivação	14
1.2 Objetivos	15
1.2.1 Objetivo Geral	15
1.2.2 Objetivos Específicos	16
1.3 Metodologia	16
1.4 Contribuições	18
1.5 Estrutura do Texto	19
2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	20
2.1 Redes Bayesianas	21
2.1.1 Tipos de Aprendizagem	23
2.1.2 Tipos de Probabilidades Bayesianas	25
2.2 Treinando um Sistema	26
2.3 Trabalhos Correlatos	28
3 PROPOSTA DE MODELO DE APRENDIZAGEM	31
4 AVALIAÇÃO EXPERIMENTAL	39
4.1 Delineamento Experimental	39
4.2 Implementação do Modelo	40
5 CONSIDERAÇÕES FINAIS	42
REFERÊNCIAS	43
APÊNDICES	45
APÊNDICE A – INFORMAÇÕES ACERCA DO NÓ CONECTIVIDADE COM A INTERNET	46
APÊNDICE B – INFORMAÇÕES ACERCA DO NÓ VIDA FINANCEIRA	48
APÊNDICE C – INFORMAÇÕES ACERCA DO NÓ ESFORÇO	51
APÊNDICE D – INFORMAÇÕES ACERCA DO DESEMPENHO	54
APÊNDICE E – INFORMAÇÕES ACERCA DO NÓ PRECISA DE AJUDA (BASE DE TREINAMENTO)	56
APÊNDICE F – INFORMAÇÕES ACERCA DAS INFORMAÇÕES USADAS PARA INFERÊNCIA AO MODELO E ESPECIALISTAS	59
APÊNDICE G – INFORMAÇÕES ACERCA DO PROGRAMA EM PYTHON PARA INFERÊNCIA DOS DADOS NA BASE DE TREINAMENTO	60
APÊNDICE H – DOCUMENTO USADO PARA INFERÊNCIA AOS ESPECIALISTAS	62

APÊNDICE I – DOCUMENTO USADO COMO QUESTIONÁRIO SOCIOECONÔMICO APLICADO AO ALUNO	63
--	----

1 INTRODUÇÃO

A Sociedade Brasileira de Computação reputa que, para uma sólida carreira na área de Computação, as disciplinas de programação de computadores são essenciais para os alunos (SOCIEDADE BRASILEIRA DE COMPUTAÇÃO, 1999). Entretanto, é observado que uma parcela significativa de alunos apresenta dificuldades nesta aprendizagem. Entre os problemas mais relatados, destacam-se: a baixa compreensão das noções básicas de programação, o aprender de maneira algorítmica, além de uma base matemática pouco consistente (YANG; YANG; HWANG, 2014).

Mesmo com o surgimento e desenvolvimento de novas tecnologias educacionais, é comum presenciar a maneira tradicional no ensino de programação, ensinado de maneira dividida, entre aulas teóricas e práticas. Essa metodologia de ensino, de acordo com Gomes e Mendes (2014), não tem se mostrado eficaz, dificultando a aprendizagem, podendo ter relação com o desestímulo do aluno. Nesse panorama a desmotivação do aluno tem se mostrado uma preocupação, pois reflete na conclusão do curso e na alta taxa de evasão (BRITO; MADEIRA, 2015).

Um dos grandes desafios dos professores é lecionar em disciplinas que envolvem programação de computadores, em turmas com alunos que apresentam diferentes histórias de vida e percursos acadêmicos (LAHTINEN; ALA-MUTKA; JÄRVINEN, 2014).

Em tempos de modernidade líquida (BAUMAN, 2001), o uso massivo da Internet móvel e o processo acelerado da individualização dos serviços estão se tornando cada vez mais frequentes. Logo, é pertinente utilizar novas tecnologias para trazer essa individualização ao aluno, desenvolvendo métodos para que o professor consiga analisar o rendimento de cada aluno e verificar quem está precisando de auxílio.

Segundo Bloom (1984), discentes que receberam apoio individualizado, através de tutoria ou diretamente do professor, têm desempenho superior, em torno de 2 sigmas (desvio-padrão), se comparado aos alunos que receberam ensino convencional (um professor para uma sala de aula).

Diante disso, o uso de uma ferramenta para auxílio na detecção de alunos, que precisam de ajuda ou não, pode tornar o processo de aprendizagem mais eficiente. A partir deste cenário, um modelo computacional, que faz uso de Aprendizagem de Máquina (*Machine Learning* - ML) através de conhecimento bayesiano e com uma aprendizagem supervisionada, foi desenvolvido. Para que este estudo se tornasse realidade, foi realizada a leitura de uma base

histórica de informações de rendimento de alunos e informações socioeconômicas, frutos de levantamento com profissionais específicos. A partir desse modelo, novas ocorrências foram inferidas para determinar se o aluno necessita ou não de apoio.

Neste sentido, o modelo bayesiano, atuando como “avaliador”, se mostrou coerente na análise de informações para identificação do aluno no processo de aprendizagem quando comparado com resultados obtidos com especialistas.

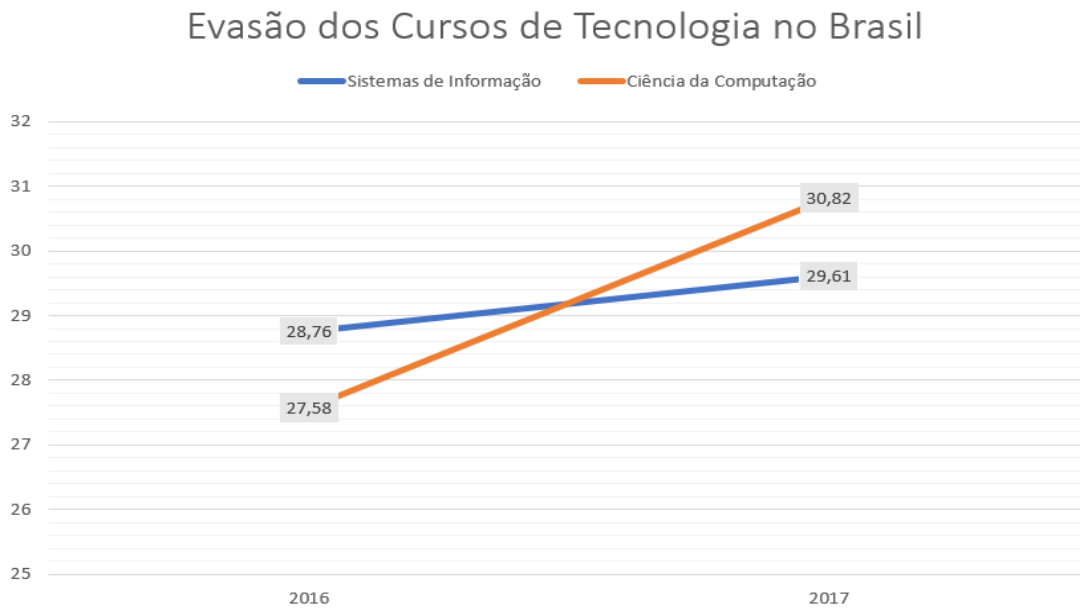
1.1 Motivação

A motivação para este trabalho é fortemente baseada na 8ª edição do Mapa do Ensino Superior (SEMESP, 2018), publicada em 2018 pelo Sindicato das Entidades Mantenedoras de Estabelecimentos de Ensino Superior no Estado de São Paulo, que trata da realidade brasileira do ensino superior do país. É importante ressaltar os altos índices de evasão escolar onde registra-se 30,1% na rede privada e 18.5% na rede pública (SEMESP, 2018). Em média, cerca de 24% estão identificados como sendo do primeiro do ano de curso. Este fato desencadeou uma série de ações de retenção, prática comum nas instituições privadas, junto aos discentes de primeiro semestre dos cursos da área de tecnologia (SEMESP, 2018). A evasão escolar dos cursos de tecnologia, também, registra valores entre 27% e 30%, cálculos obtidos através da fórmula $E(n) = 1 - [M(n) - I(n)] / [M(n-1) - C(n-1)]$ Silva et al. (2011). Onde E é igual à evasão calculada com as variáveis M que se referem ao número de matrículas, N é o ano, C o número de concluintes e I o número de ingressantes do ano em questão, e o ano anterior é identificado por $n-1$. Baseando-se nessa fórmula e nos dados oficiais das Sinopses Estatísticas da Educação Superior – Graduação, obtidos em INEP (2017), foi calculada a evasão dos cursos de Sistemas de Informação e Ciência da Computação, visualizados na Figura 1.

Fazendo referência às habilidades necessárias para os profissionais do futuro, o Mapa do Ensino Superior (SEMESP, 2018) cita a Inteligência Artificial como diferencial competitivo necessário para todas as áreas de conhecimento. Consequentemente, modelos computacionais mais complexos e seguros se farão necessários no desenvolvimento da sociedade. Ainda segundo o SEMESP (2018), uma das habilidades fundamentais para os profissionais do futuro, de qualquer área de conhecimento, será a criação de sites, aplicativos e lojas virtuais, conhecimentos esses provenientes de habilidades adquiridas com programação de computadores.

Foi neste cenário, enquanto educador do ensino superior privado há mais de dez anos, programador de computador há mais de 20 anos e, atualmente, coordenador de cursos da área de computação, que encontrei motivação para iniciar o desenvolvimento de um trabalho que seja relevante no auxílio ao processo de aprendizagem na área de programação de computadores.

Figura 1. Evasão do Ensino Superior no Brasil



Fonte: Inep – Sinopse do Ensino Superior, 2017

1.2 Objetivos

Considerando o contexto do presente trabalho, busca-se validar a seguinte hipótese de pesquisa “desenvolver um modelo bayesiano que auxilia na identificação de alunos com dificuldades na aprendizagem de programação de computadores”, usando uma abordagem de aprendizagem de máquina que irá entregar respostas a serem analisadas pelo professor e ou responsáveis da turma. Dessa forma, expõe-se no presente trabalho os objetivos de maneira geral e específica.

1.2.1 Objetivo geral:

Estudar e desenvolver um modelo computacional, bayesiano, capaz de identificar alunos que estariam necessitando de ajuda no processo de aprendizagem em disciplinas de programação de computadores.

1.2.2 Objetivos específicos:

- Desenvolver um modelo bayesiano para classificação de alunos, especificamente, alunos das disciplinas de programação de computadores, classificando-os, em alunos que precisam de ajuda ou não no processo de aprendizagem da disciplina;
- Avaliar a viabilidade no uso de Inteligência Artificial, especificamente aprendizagem de máquina, na ajuda à criação de modelos da natureza do trabalho proposto;
- Desenvolver uma proposta de rede bayesiana que retrate o perfil do aluno do trabalho proposto;
- Possibilitar a melhoria na experiência do aluno no caminho de aprendizagem através da intervenção do professor, sinalizada pelo modelo proposto;
- Avaliar a proposta apresentada.

1.3 Metodologia

O método utilizado para estruturação do estudo e o desenvolvimento desta dissertação foi o indutivo, partindo de práticas operacionais, definidas para um método científico que possui: criação de um problema, indicação de uma hipótese, coleta de dados e análise da resposta (LAKATOS; MARCONI, 2003). O método de indução possui características afins à pesquisa desenvolvida, a partir da observação de um problema, identificado com a importância das habilidades de programação de computadores, seguida de coleta de informações para o experimento realizado até a comparação e análise dos resultados obtidos.

De modo a atingir os objetivos propostos, a construção desse trabalho envolveu uma série de etapas descritas nesta seção. Inicialmente, uma pesquisa informal da literatura existente sobre *Machine Learning* (ML), através de Redes Bayesianas e seu uso no mapeamento de domínios no ambiente educacional, além da pesquisa de frameworks de software (ALBUQUERQUE; ROJAS; RIBEIRO, 2010) que pudesse contribuir no desenvolvimento do modelo.

O passo seguinte do trabalho foi de levantar toda informação necessária, através de reuniões regulares com os professores especialistas que lecionam disciplinas de programação de computadores e com especialistas pedagógicos, identificados no Quadro 1, acerca do que distinguiria discentes que precisariam de apoio individualizado no processo de aprendizagem

ou não, além de identificar informações socioeconômicas que pudessem ajudar nessa identificação para inclusão ao trabalho.

Com estas informações mapeadas, o passo seguinte foi a coleta de informações acadêmicas do ano de 2018, divididas em dois semestres letivos, na qual oitenta e sete (87) alunos do curso de Bacharelado em Sistemas de Informação que estavam cursando disciplinas com conteúdo, direto ou indireto, de programação de computadores, foram selecionados. Todas estas informações serviram para o desenvolvimento do modelo bayesiano, além de serem utilizadas como conhecimento histórico para alimentação ao modelo proposto no trabalho.

Quadro 1. Participantes especialistas da construção do modelo computacional

Especialista	Titulação	Participação	
		Avaliação dos Alunos	Construção do Modelo Bayesiano
Professor Especialista (Avaliador 01)	Mestre em Computação Aplicada	X	X
Professor Especialista (Avaliador 02)	Mestre em Computação Aplicada	X	X
Professor Especialista (Avaliador 03)	Mestre em Computação Aplicada	X	
Professor Especialista (Avaliador 04)	Especialista em Engenharia de Software	X	
Professor Especialista (Avaliador 05)	Especialista em Desenvolvimento de Sistemas WEB	X	X
Especialista Pedagógico 01	Coordenadora de Curso de Pedagogia		X
Especialista Pedagógico 02	Coordenadora do Núcleo de Apoio Pedagógico		X

Fonte: Elaborado pelo Autor, 2019

Ao final da coleta e entrada de informações, no modelo proposto, a equipe de professores especialistas foi convocada, em janeiro de 2019, para avaliação de nove alunos, cerca de aproximadamente 10% da quantidade de alunos, escolhidos de maneira aleatória, em que cada especialista, a partir da leitura da ficha do discente, disponível no (APÊNDICE H), indicou qual aluno iria precisar ou não de auxílio no processo de aprendizagem, sendo que este resultado foi comparado ao resultado do modelo de saída, produzido pelo modelo computacional para as devidas considerações.

Paralelamente à avaliação, por parte dos professores especialistas, aconteceu o treinamento supervisionado do modelo proposto que contou com cerca de 90% da quantidade de alunos. No Quadro 2, pode-se visualizar um resumo dos itens usados no trabalho.

Quadro 2. Itens usados da metodologia

Participantes	Alunos do curso de Sistemas de Informação das Disciplinas de Introdução a Programação, Programação I, Algoritmos Avançados e Programação para Dispositivos Móveis.
Especialistas em Programação	Professores Mestres e Especialistas com vasta experiência em programação, que tiveram função primordial na construção das variáveis do modelo computacional, do trabalho proposto, e na criação das avaliações de desempenho online.
Especialistas Pedagógicos	Pedagogos com experiência em apoio ao aluno de graduação, que tiveram função essencial para construção do questionário socioeconômico usado, em grande parte, para construção do modelo computacional do trabalho proposto.
Local	Faculdade em Belém do Pará
Procedimento Geral	<ol style="list-style-type: none"> 1. Levantamento de informações, junto aos especialistas, para construção do modelo bayesiano; 2. Construção do modelo bayesiano computacional; 3. Coleta de informações dos alunos através de dados acadêmicos, formulários e testes de desempenho online com questões ligadas à programação de computadores; 4. Alimentação dos dados coletados junto ao modelo; 5. Treinamento e submissão de cerca de 90% dos dados coletados para fins de aprendizagem de máquina do modelo; 6. Avaliação dos professores especialistas, de cerca de 10% dos dados dos alunos; 7. Análise comparativa das informações avaliativas; 8. Elaboração das considerações finais.

Fonte: Elaborado pelo Autor, 2019

1.4 Contribuições

A seguir são apresentadas algumas contribuições obtidas durante o desenvolvimento do trabalho:

- Contribuição à comunidade de textos científicos sobre mais uma aplicabilidade da Inteligência Artificial, como na identificação de alunos com prováveis problemas na aprendizagem de programação, na qual a aprendizagem de máquina pode ser empregada.

- Apresentação de um modelo bayesiano, que representa um aluno, com a finalidade de aplicação de inferências bayesianas.
- Apresentação de códigos fontes, na linguagem Python, para demonstração e execução do modelo proposto.
- Apresentação dos conceitos básicos da Aprendizagem de Máquina, tipos de aprendizagem e do uso de abordagem bayesiana como classificador de informações.

1.5 Estrutura do texto

O trabalho está organizado como segue: No item 2 é apresentada a fundamentação teórica. No item 3 é descrito o desenvolvimento do modelo bayesiano utilizado no trabalho. No item 4 é abordado a avaliação experimental. Por fim, o item 5 apresenta as considerações finais, destacando os resultados e perspectivas de trabalhos futuros.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

A inteligência sempre foi destaque em todo o ramo da Ciência desenvolvida pelo ser humano. No contexto de otimizar o trabalho do homem, a criação de ferramentas e artefatos com este objetivo são inúmeras, que vão da invenção da roda até o desenvolvimento da indústria, passando pelo desenvolvimento dos computadores e de inúmeras ferramentas tecnológicas que aumentam e ajudam a produtividade nos dias hoje.

Segundo Rich (1988), a Inteligência Artificial pode ser percebida como estudo de como fazer que os computadores realizem tarefas que atualmente os seres humanos são melhores. Uma das vantagens, hoje em dia, com relação ao homem é a capacidade de lidar com grande volume de informações, visto que, para Russell e Norvig (2013), todo conhecimento em um sistema de IA é baseado, primeiramente, na quantidade de conhecimentos acerca do domínio de um problema em análise e, nesse aspecto, a forma mais tradicional de quantificar este conhecimento é a partir de uma base de dados. Ainda segundo Russell e Norvig (2013), existem quatro grandes grupos que a IA pode ser definida: em sistemas que pensam como seres humanos, sistemas que pensam racionalmente, sistemas que atuam como seres humanos e sistemas que atuam racionalmente. No contexto racional e humano, um sistema racional não é suscetível a erros, comuns nos seres humanos.

Frequentemente é observado que a Inteligência Artificial está cada vez mais presente no cotidiano das pessoas. Por exemplo, quando um e-mail é identificado como lixo eletrônico, comumente chamado de SPAM, aparentemente sem intervenção humana, evidenciando claramente esta atuação. Este tipo de processamento, que toma uma decisão automática baseada na informação de conteúdo, é apenas um dos exemplos que acontecem na vida cotidiana (DOMINGOS, 2015).

Nos dias de hoje, existem diversos sistemas que tomam decisões baseados em algum tipo de informação, seja na classificação de informações, dando sugestões aos usuários, ou na identificação dos padrões das atividades do próprio usuário. Serviços como *Streamings* de vídeos ou áudios, sistemas de buscas de informação na Internet, aplicativos de mobilidade e lojas virtuais são exemplos de sistemas que podem possuir inteligência computacional com estas características. Todas estas decisões foram realizadas por um sistema de aprendizagem de máquina que “aprende” com base no histórico de informações processadas de cada usuário.

Atualmente a humanidade está imersa em decisões tomadas por Sistemas Inteligentes e seus usuários não percebem. Um dos caminhos de como estas soluções são construídas são

através das redes bayesianas que fazem uso da aprendizagem de máquina através do Teorema de Bayes, como apresentado na próxima seção.

2.1 Redes Bayesianas

O raciocínio bayesiano é fruto das regras sobre probabilidades condicionais criadas pelo reverendo Thomas Bayes (1702-1761). Publicado postumamente, esta maneira probabilística de visualizar o mundo foi convertida pelo matemático Pierre-Simon de Laplace, francês que nasceu cinco décadas após Bayes. Laplace foi o responsável pelas ideias que culminaram no que hoje é conhecido como Teorema de Bayes (Figura 2).

Figura 2. Teorema de Bayes

$$P(\text{causa} \mid \text{efeito}) = \frac{P(\text{causa}) \times P(\text{efeito} \mid \text{causa})}{P(\text{efeito})}$$

Fonte: Elaborado pelo Autor, 2018

O Teorema de Bayes é, basicamente, uma fórmula matemática usada para o cálculo da probabilidade de um acontecimento dado que outro já aconteceu, o que é chamado de probabilidade condicional. O requisito principal do teorema é que ele necessita de informações anteriores, uma base histórica. Ele precisa saber se um determinado fenômeno aconteceu e qual a probabilidade desse evento. A partir dessas informações prévias, é que existe a possibilidade de realizar inferências bayesianas para obtenção de respostas.

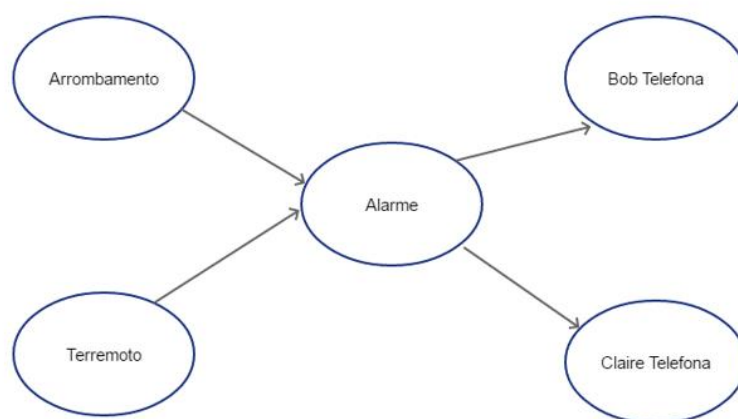
Segundo Jaynes (2003), existem alguns princípios básicos que devem ser atendidos para que o Teorema de Bayes possa ser utilizado, são eles: ser representado de maneira numérica por alguma função matemática; possuir correspondência qualitativa com o senso comum, quando se obtém maiores informações sobre um determinado evento, sua probabilidade deve melhorar a coesão sobre resultados. Além desses princípios, existem três conceitos de probabilidades que precisam ser conhecidos: a probabilidade a priori que trata de um fato ter ocorrido ou não (ANDERSON, 2005); a probabilidade a posteriori que trata da probabilidade revista, com base nas novas informações obtidas (ANDERSON, 2005); e a probabilidade condicional que trata de um evento A ocorrer, quando sabemos que B já tenha ocorrido (SWEENEY, 2014), basicamente do que se trata o teorema.

De acordo com Domingos (2015), para demonstrar o uso efetivo do Teorema de Bayes, o seguinte raciocínio, como exemplo, pode ser seguido: após a análise de cem pacientes no mês passado, quatorze tinham gripe, vinte tinham febre e onze tinham ambas. A probabilidade condicional de ocorrer febre causada pela gripe é, portanto, de onze em quatorze, ou $11/14$. Esta condição reduz o tamanho do universo considerado. No universo de todos os pacientes, a probabilidade de ocorrência de febre é de $20/100$; sendo que no universo de pacientes gripados é de $11/14$. A possibilidade de um paciente ter gripe e febre é igual à fração de pacientes que possuem gripe vezes fração dos que tem febre: $P(\text{gripe, febre}) = P(\text{gripe}) \times P(\text{febre} | \text{gripe}) = 14/100 \times 11/14 = 11/100$. Na substituição de gripe por causa e febre por efeito é obtida a noção exata do teorema.

Segundo Domingos (2015), uma rede bayesiana pode ser representada por um grafo direcionado acíclico GAD, onde as variáveis de causa e efeito são representadas por nós e não precisam ser dependentes. Elementos como nós e arcos são elementos básicos, onde os nós são a representação das variáveis representadas no problema e são representadas por imagens circulares. Os arcos são setas que representam a relação direta entre um nó e outro, representando a relação probabilística entre um nó e outro.

Existem diversas aplicações que usam a Teoria dos Grafos na literatura como suporte. Maiores informações podem ser encontradas em Feofiloff et al. (2007).

Figura 3. Grafo acíclico direcionado do problema do arrombamento/terremoto



Fonte: Domingos, 2015

Quando uma seta aponta para outro nó (Figura 3), significa que o nó é pai do segundo. Logo os “pais” do nó Alarme são Arrombamento e Terremoto, ficando o nó Alarme único pai

de Bob telefona e Claire telefona. A rede bayesiana é formada de dependências como essas, onde cada variável recebe um valor de probabilidade para seu acionamento, onde o nó pai é sempre considerado a causa e o filho o efeito. Por exemplo, para o caso de Arrombamento e Terremoto são necessárias apenas as probabilidades de cada um. Para o caso de Alarme, são necessárias quatro: a probabilidade de ser acionado mesmo se não houver um arrombamento e igualmente para a situação de Terremoto.

Além da probabilidade, cada nó deve possuir um conjunto limitado de estados mutuamente exclusivos, conforme ilustrado pelo exemplo do Quadro 3.

Quadro 3. Estados da rede bayesiana

Arrombamento	Terremoto	P (Liga, Arrombamento, Terremoto)	
		Verdadeiro	Falso
Verdadeiro	Verdadeiro	0.95	0.05
Verdadeiro	Falso	0.95	0.05
Falso	Verdadeiro	0.29	0.71
Falso	Falso	0.001	0.999

Fonte: Domingos, 2015

Uma característica de um modelo que implementa uma rede bayesiana é a possibilidade de aplicar inferências ao mesmo. No contexto “bayesiano” (KORB; NICHOLSON, 2004, apud SOUZA, 2010), o termo “inferência” é utilizado para as respostas das perguntas realizadas ao modelo, logo após a entrada do conjunto de evidências que são usadas para o treinamento do modelo.

2.1.1 Tipos de Aprendizagem

Segundo Russell e Norvig (2013), a análise preditiva das redes bayesianas baseia-se em conjuntos, devidamente rotulados, prévios de informação para observação. Este tipo de estudo é classificado como aprendizagem supervisionada por já se ter conhecimento do ambiente a ser estudado. A observação, nesse caso, é realizada através de pares de informação

de entrada e saída onde uma função de aprendizado realiza o mapeamento do resultado. A partir desta função, novos valores podem ser inferidos ao modelo que irá responder baseado no aprendizado adquirido, onde este tipo de questionamento se chama inferência.

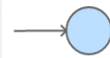
Para o caso de aprendizagem, visto na Figura 4, o algoritmo usado é o de classificação onde respostas dicotômicas são aceitas. Para casos onde os valores de saída são numéricos, usa-se o algoritmo de regressão que, por exemplo, serviria para prever qual será o valor da moeda americana no Brasil, identificado no Quadro 4, baseado nas colunas ATIVO (identificação da ação), Ult. Cotação em R\$, Variação do Dia, Volume Negociado, Quantidade de Negócios, Valor de Abertura, Valor Máximo, Valor Mínimo, Valor de Fechamento e Data tendo o valor do Dólar como resultado de um provável aprendizado.

Figura 4. Aprendizagem supervisionada de classificação

conjunto de dados rotulados (cães)

Raças de cachorro	Nível de cuidados	Características
Akita	Alto	Leal, amigo e brincalhão
Basset Hound	Alto	Paciente, teimoso e charmoso
Beagle	Médio	Alegre, companheiro e aventureiro
Boiadeiro Australiano	Médio	Alerta, curioso e leal
Border Collie	Alto	Inteligente, leal e cheio de energia
Bulldogue Francês	Alto	Carinhoso, leal e brincalhão
Bulldogue Inglês	Alto	Calm, divertido e dócil
Bull Terrier	Médio	Travesso, brincalhão e leal
Cane Corso	Baixo	Protetor, leal e inteligente

Gera um
Modelo



Pastor Alemão, Alto, Leal Amigo e Charmoso → o que é? → Cão

Lobo, Alto, Independente, Feroz e Agressivo → o que é? → Não é um Cão

Fonte: Elaborado pelo Autor, 2019

Quadro 4. Aprendizagem supervisionada com algoritmo de regressão

Ativo	Últ. R\$	Var.Dia%	Volume	Negócios	Aber.	Máx.	Mín.	Médio	Fech.	Data	Dollar
ABEV3	16,59	-0,59	339.703.201	31.745	16,59	16,7	16,4	16,58	16,69	07/mar	3,70
B3SA3	31,61	1,67	335.126.093	34.466	31,05	31,73	30,79	31,37	31,09	07/mar	3,70
BBAS3	52,2	3,5	414.260.729	24.360	50,27	52,35	49,82	51,18	50,43	07/mar	3,70
BBDC3	37,8	0,96	83.022.054	10.388	37,42	38,04	36,96	37,6	37,44	07/mar	3,70
BBDC4	43,1	1,38	448.911.151	26.026	42,4	43,15	41,82	42,62	42,51	07/mar	3,70
BBSE3	26,6	0,41	68.199.189	13.078	26,49	26,78	26,31	26,53	26,49	07/mar	3,70
BRAP4	29,8	-0,2	43.992.582	6.077	29,5	29,86	29,15	29,62	29,86	07/mar	3,70
BRDT3	24,9	0,6	110.542.865	16.075	24,5	25,45	24,41	25,02	24,75	07/mar	3,70
BRFS3	19,86	1,89	182.634.767	20.775	19,6	20,08	19,33	19,78	19,49	07/mar	3,70
BRKM5	54,98	0,88	107.856.971	8.635	54,38	55,38	53,82	55	54,5	07/mar	3,70

Ativo	Últ. R\$	Var.Dia%	Volume	Negócios	Aber.	Máx.	Mín.	Médio	Fech.	Data	Dollar
ABEV3	16,59	-0,59	339.703.201	31.745	16,59	16,7	16,4	16,58	16,69	08/mar	3,80
B3SA3	31,61	1,67	335.126.093	34.466	31,05	31,73	30,79	31,37	31,09	08/mar	3,80
BBAS3	52,2	3,5	414.260.729	24.360	50,27	52,35	49,82	51,18	50,43	08/mar	3,80
BBDC3	37,8	0,96	83.022.054	10.388	37,42	38,04	36,96	37,6	37,44	08/mar	3,80
BBDC4	43,1	1,38	448.911.151	26.026	42,4	43,15	41,82	42,62	42,51	08/mar	3,80
BBSE3	26,6	0,41	68.199.189	13.078	26,49	26,78	26,31	26,53	26,49	08/mar	3,80
BRAP4	29,8	-0,2	43.992.582	6.077	29,5	29,86	29,15	29,62	29,86	08/mar	3,80
BRDT3	24,9	0,6	110.542.865	16.075	24,5	25,45	24,41	25,02	24,75	08/mar	3,80
BRFS3	19,86	1,89	182.634.767	20.775	19,6	20,08	19,33	19,78	19,49	08/mar	3,80
BRKM5	54,98	0,88	107.856.971	8.635	54,38	55,38	53,82	55	54,5	08/mar	3,80

Fonte: Elaborado pelo Autor, 2019

O segundo tipo de aprendizagem, considerado não supervisionado, mantém o agente apenas com o aprendizado dos padrões de entrada, sem rótulos das informações, não fornecendo qualquer *feedback* explícito de saída, ficando os prováveis valores de saída condicionados a possíveis agrupamentos de informações. Por exemplo, gradualmente, um motorista pode classificar dias com “trânsito ruim” e dias com “trânsito bom”.

O terceiro tipo de aprendizagem, o por reforço, aprende a partir de uma série de reforços, recompensas ou punições, trabalhando sem rótulos, de maneira similar a aprendizagem não supervisionada. Esse tipo de aprendizagem “aprende” de acordo com *feedbacks* positivos ou não, dada determinada situação. Por exemplo, a falta de gorjeta ao final de um atendimento em um restaurante indica que algo saiu errado.

2.1.2 Tipos de Probabilidades Bayesianas

Segundo (Domingos, 2015) existem dois tipos de probabilidades usadas no teorema de Bayes. Uma que reflete suas crenças a partir de eventos que já aconteceram, a probabilidade a priori, como, por exemplo, o nascer do Sol que ninguém sabe ao certo qual a ocorrência do

primeiro evento. O outro tipo é a probabilidade a posteriori que se baseia sempre em evidências, aumentando assim a probabilidade de terminada causa acontecer. De acordo com o teorema, quanto maior for a probabilidade de o efeito ocorrer dado a causa, maior a probabilidade de a causa ter ocorrido dado o efeito.

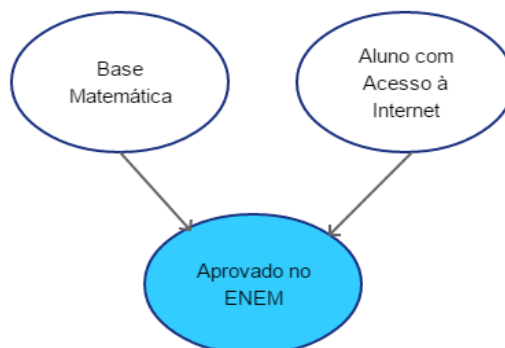
2.2 Treinando um Sistema

Como as redes bayesianas permitem trabalhar com representação de domínios onde existe incerteza (NIELSEN, 2009), elas oferecem duas vantagens importantes para modelagem neste tipo de conhecimento: (i) permitem uma representação gráfica das relações causais entre as variáveis do domínio, mas que leva em conta o grau, o peso da relação causal através de probabilidades (PEARL, 1988); (ii) oferecem um mecanismo eficiente e exato de cálculo da distribuição de probabilidades das variáveis do domínio.

Dado, hipoteticamente, o seguinte problema: foi realizado um levantamento junto aos alunos que realizaram o exame do Exame Nacional de Estudantes ENEM com o objetivo de saber qual a influência de um sólido conhecimento matemático na aprovação do mesmo.

Segundo Simões, Nassar e Pires (2001), as RB são compostas basicamente por duas partes, uma qualitativa e outra quantitativa. No problema hipotético a parte qualitativa pode ser visualizada através de GAD (Figura 5). A parte quantitativa está representada por um conjunto de valores (Quadro 5) que demonstra quais valores podem ser obtidos para os nós do grafo.

Figura 5. GAD Alunos que realizaram o ENEM



Fonte: Elaborada pelo Autor, 2019

Quadro 5. Conjunto de valores hipotéticos dos Alunos que realizaram o ENEM

Aluno	Aluno com acesso à Internet	Base Matemática	Aprovado
1	SIM	SIM	SIM
2	SIM	SIM	SIM
3	SIM	NÃO	NÃO
4	SIM	NÃO	NÃO
5	SIM	SIM	SIM
6	SIM	SIM	SIM
7	SIM	SIM	SIM
8	NÃO	NÃO	NÃO

Fonte: Elaborado pelo Autor, 2019

Baseados no GAD (Figura 5), os elementos que compõe a parte quantitativa são um conjunto de probabilidades totais e condicionais, associadas aos arcos existentes na parte qualitativa. A parte quantitativa representa o conhecimento adquirido, a aprendizagem. O interesse agora passa por saber quais as probabilidades associadas para que um aluno seja aprovado ou não, baseado nas premissas hipotéticas: aluno com acesso à internet e/ou possuir base matemática. Assume-se que não existe ligação entre o mesmo ser aprovado caso não possua um dos estados.

A probabilidade poderá ser obtida de várias formas:

- Pelo princípio da indiferença (tudo pode acontecer);
- Através de frequências relativas ou observação do evento por tempo (proporção entre total de observações e o número de vezes que foi observado);
- Através da confiança, subjetividade, e até mesmo a crença que algo sempre irá acontecer podendo ser enquadrado nas frequências relativas.

O conhecimento adquirido através dos dados quantitativos serve para mostrar distribuições de probabilidades condicionais por meio do Teorema de Bayes, que atende satisfatoriamente as inferências realizadas ao modelo. A probabilidade condicional trata do quão provável um evento pode acontecer dado o outro acontecimento (RUSSELL; NORVIG, 2013).

De acordo com o Quadro 6, pode-se ilustrar o funcionamento do raciocínio bayesiano. Supondo que 90% dos alunos com base matemática sejam aprovados no exame. Logo, tem-se uma probabilidade a priori de 0,9. Agora, deve-se incorporar a probabilidade condicional, baseada nos dados da tabela, que é de 0,62 para alunos com base em matemática. Multiplicando a probabilidade a priori e probabilidade condicional é obtida a probabilidade conjunta.

Quadro 6. Probabilidades

	Aprovado	Reprovado
Prob. a priori	0,90	0,10
Prob. Condicional	0,62	0,38
Prob. Conjunta	$0,90 \times 0,62 = 0,558$	$0,10 \times 0,38 = 0,038$
Normalização	$0,558 + 0,038 = 0,596$	
Prob. a Posteriori	$0,62/0,596 = 1,04$	$0,038/0,596 = 0,06$

Fonte: Elaborado pelo Autor, 2018

Para que se possa usar a probabilidade a posteriori, que se equivale ao teorema de Bayes, deve-se levar em consideração a probabilidade das causas dados os efeitos. Isso ocorre após a normalização calculada, através da soma das probabilidades conjuntas, que é usada para obtenção dos dados da probabilidade a posteriori. Com este resultado, pode-se, quase que, afirmar que sem conhecimento matemático é pouco provável que o aluno seja aprovado no teste do exemplo acima. Após o treinamento realizado do domínio proposto, pode-se realizar inferências de novos alunos que ainda não realizaram o exame e assim se ter uma percepção preditiva do resultado do aluno ao realizar o exame.

2.3 Trabalhos correlatos

Tendo conhecimento sobre o desenvolvimento de uma revisão sistemática de literatura, o trabalho apresentado limitou-se a uma consulta ao serviço de busca na internet em outras bases de dados, durante os anos de 2010 até 2019, atendo-se à realidade brasileira de ensino.

Todos os trabalhos correlatos identificados possuem aderência ao trabalho apresentado, devido a sempre usarem modelos de aprendizagem de máquina com abordagem de treinamento supervisionado e que foram implementados em redes bayesianas. Todos, sem exceção, fazem uso de Inteligência Artificial (IA) para obtenção de respostas preditivas baseadas em cenários que contenham uma base histórica de informações, acerca do problema identificado. O objetivo de extrair uma resposta na melhoria do processo de ensino e aprendizagem, ora para medir o conhecimento sobre lógica de programação, ora medir

conhecimentos algébricos e até identificar o estado de ânimo do aluno, também é um ponto comum. Além de considerarem o uso da Inteligência Artificial como ferramenta na obtenção de respostas para de alguma forma propiciar uma ajuda ao aluno.

O artigo de Vier et al. (2015) apresenta o emprego de redes bayesianas para modelagem do conhecimento dos aprendizes da disciplina de lógica de programação, destacando que o modelo probabilístico pode ser considerado uma técnica inteligente para abstração do conhecimento do aluno. O modelo da rede foi criado com o auxílio de especialistas da área e para validação foi usado a técnica de alunos virtuais para evidenciar a viabilidade do modelo proposto. De maneira comparativa, o trabalho citado se propõe a medir o entendimento do aluno em uma disciplina importante para o conhecimento de programação de computadores, usando especialistas reais, como no trabalho desta dissertação, porém usa alunos virtuais, no treinamento e obtenção de resultados, e na dissertação presente usou-se alunos reais no treinamento do modelo.

Seffrin et al. (2016) também usaram o modelo bayesiano para sugerir quanto um aluno possui de informação sobre o conhecimento algébrico. O principal diferencial desse artigo é a capacidade de avaliar, através de inferências, o conhecimento procedural e conceitual, mostrando similaridades significativas entre a inferência da rede e os percentuais de acerto por parte dos estudantes. Esse trabalho mostrou que existe a possibilidade de mapear outros tipos de conhecimento com o propósito de se chegar a uma conclusão sobre determinado grau de conhecimento do aluno, resultando em uma adequação/intervenção aos mais variados tipos de alunos, caso seja necessário, analogamente à dissertação aqui apresentada.

O artigo de Longhi et al. (2010) usa uma máquina de inferência na teoria bayesiana para identificar os estados de ânimo de aluno. Com respostas de animado, desanimado, satisfeito ou insatisfeito, o objetivo do trabalho é capacitar ambientes virtuais de aprendizagem para identificar a motivação do aluno baseado no seu estado de ânimo. A máquina de inferência proposta considera os traços de personalidade, os fatores motivacionais obtidos através dos padrões de comportamento e a subjetividade afetiva identificada em textos disponibilizados nas funcionalidades de comunicação dos ambientes de avaliação. No trabalho apresentado, mostrou-se eficaz a descrição do problema através de uma avaliação qualitativa com uma rede semântica e quantitativa com as inferências dos alunos para adaptação de ambientes virtuais de avaliação.

O artigo de Maria et al (2016) usa uma rede bayesiana para previsão escolar, com o objetivo de prever, em valores percentuais, quais as chances de um aluno evadir ou não de

uma instituição, problema este, que atinge gestores de diversas instituições no Brasil. No caso, o artigo em questão, a predição é realizada com base nas características dos alunos do SENAI de Tubarão/SC, com informações coletadas diretamente do sistema acadêmico, com um índice de acerto obtido no trabalho de 85,6%, em uma base de 100 alunos escolhidos de maneira aleatória, classificando-o como um desempenho bom para a modelagem desenvolvida. De maneira similar ao trabalho apresentado aqui nesta dissertação, também se propõe revisão no modelo bayesiano utilizado, com criação de novos nós e exclusão de outros deixando o sistema mais dinâmico, inclusive com a captura outras informações dos alunos.

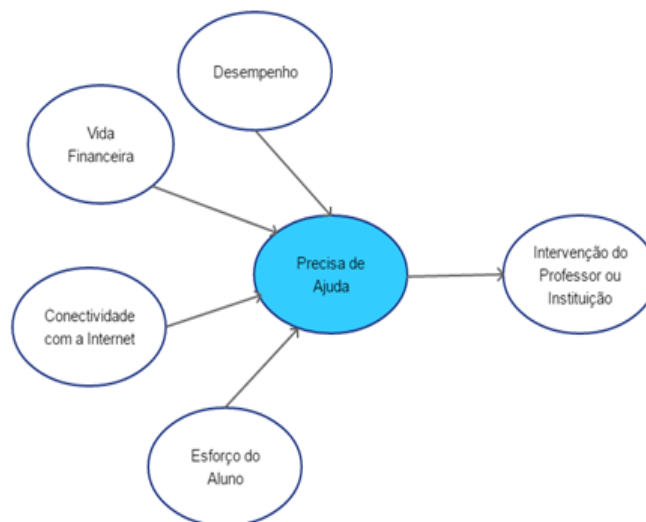
3 PROPOSTA DE MODELO DE APRENDIZAGEM

Segundo Taylor e Parsons (2011), em trabalho prático de como melhorar o envolvimento do aluno no processo de aprendizagem foi descoberta a existência de fatores e condições que podem contribuir na distinção dos alunos que não estão engajados (i.e., que não estão aprendendo) e dos que estão engajados (i.e., que estão aprendendo). Com isso, algumas variáveis podem ser destacadas para análise de cada aluno, incluindo: condições socioeconômicas, níveis de conectividade com a Internet, desempenho escolar e grau de esforço do aluno. Baseado nessas premissas e no levantamento realizado junto aos especialistas pedagógicos, a proposição de modelo bayesiano foi construída.

Para a proposta aqui apresentada, a classificação de um aluno “se precisa de ajuda ou não”, foi projetada com quatro nós: ESFORÇO, VIDA FINANCEIRA, CONECTIVIDADE COM A INTERNET e DESEMPENHO (Figura 6). O efeito produzido pela resposta ao modelo é na forma de uma resposta dicotômica sim ou não, sendo atribuído, no nó PRECISA DE AJUDA. Todos os quatro nós identificados na rede bayesiana do trabalho possuem respostas binárias que irão compor entradas para o nó principal do trabalho rotulado como PRECISA DE AJUDA (Figura 6).

Os modelos bayesianos trabalham com informações de observação, além das relações probabilísticas. Assim, foram utilizadas as informações reais de alunos de uma instituição de ensino superior para o treinamento do modelo, conforme descrito na seção a seguir.

Figura 6. Representação Simplificada da rede bayesiana



Fonte: Elaborada pelo Autor, 2018

Os rótulos das informações (atributos) para cada nó do modelo são apresentados nos Quadros numerados de 7 a 10, a seguir. Estão especificados o nó ancestral, quais estados o nó pode assumir e quais valores foram armazenados. Todos eles, feitos a partir das reuniões com os especialistas. Cada nó em questão possui uma resposta de saída sempre identificada no último atributo de cada nó.

Quadro 7. Identificação dos nós ancestrais do nó Conectividade com a Internet

Nó raiz CONECTIVIDADE COM A INTERNET		
Ancestrais	Estados	Valor Armazenado
Tem acesso ao computador?	Sim, para lazer e trabalhos escolares	0
	Sim, para trabalhos profissionais	1
	Sim, para outros fins	2
	Não	3
Tem celular?	Sim	0
	Não	1
Local que acessa a internet	Em casa / No trabalho / Em uma LAN house / Pelo celular, outros...	0 / 1 / 2 / 3 / 4
Acesso à Internet	Sim Não	0 / 1

Fonte: Elaborado pelo Autor, 2018

Quadro 8. Identificação dos nós ancestrais do nó Desempenho

Nó raiz DESEMPENHO	
Ancestrais	Estados
Coeficiente de Rendimento no período 2018.1	Valor de 0 a 10
Coeficiente de Rendimento no período 2018.2	Valor de 0 a 10
Conceito	INS / REG / BOM / EXC

Fonte: Elaborado pelo Autor, 2019.

Quadro 9. Identificação dos nós ancestrais do nó Esforço

Nó raiz ESFORÇO		
Ancestrais	Estados	Valor Armazenado
Frequência estudos	Todos os dias	0
	Em dias alternados	1
	Só antes da prova	2
	Não tem horário	3
Como o estudante estuda	Sozinho(a)	0
	Em grupo	1
Significado de Estudar	Adquirir conhecimento	0
	Forma de crescimento pessoal	1
	Uma obrigação	2
Fonte de leitura	Livros/ Revistas/ Jornais	0
	Portais de notícias na Internet	1
	Redes sociais	2
	Outros...	3
Quantidade de faltas	Valor inteiro maior ou igual a 0	
Pts. em questionários respondidos na web	Valor inteiro referente aos acertos do aluno em cada questão	
Esforçado	Sim	0
	Não	1

Fonte: Elaborado pelo Autor, 2018

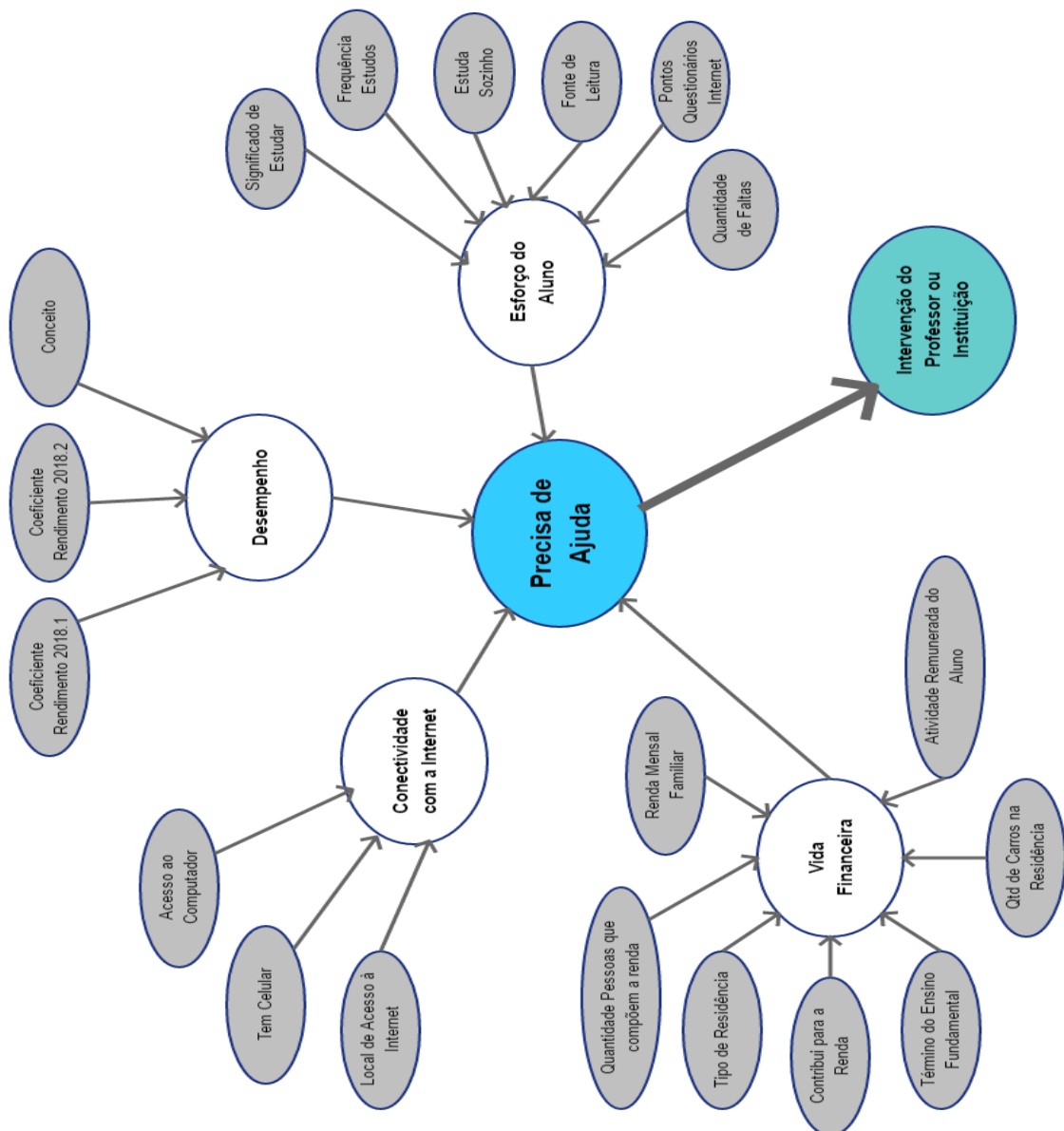
Quadro 10. Identificação dos nós ancestrais do nó Vida Financeira

Nó raiz VIDA FINANCEIRA		
Ancestrais	Estados	Valor Armazenado
Tipo de residência	Própria Alugada Outros	0 1 2
Contribui para renda familiar	Sim Não	0 1
Onde terminou o ensino fundamental	Integralmente em escola pública Integralmente em escola particular Maior parte em escola pública Maior parte em escola particular Em escolas comunitárias	0 1 2 3 4
Quantidade carros na residência	Nenhum Um / Dois/ Três/ Quatro ou mais	0 /1/ 2 /3/ 4
Renda mensal familiar	De R\$ 261,00 a R\$ 780,00 De R\$ 781,00 a R\$ 1.300,00 De R\$ 1.301,00 a R\$ 1.820,00 De R\$ 1.821,00 A R\$ 2.600,00 De R\$ 2.601,00 A R\$ 3.900,00 De R\$ 3.901,00 A R\$ 5.200,00 De R\$ 5.201,00 A R\$ 6.500,00 De R\$ 6.501,00 A R\$ 7.800,00 Mais de R\$ 7.800,00	0 1 2 3 4 5 6 7 8
Quantidade pessoas que compõem a renda	Uma Duas Três Quatro Cinco Mais de cinco	0 1 2 3 4 5
Atividade remunerada do aluno	De R\$ 261,00 a R\$ 780,00 De R\$ 781,00 a R\$ 1.300,00 De R\$ 1.301,00 a R\$ 1.820,00 De R\$ 1.821,00 A R\$ 2.600,00 De R\$ 2.601,00 A R\$ 3.900,00 De R\$ 3.901,00 A R\$ 5.200,00 De R\$ 5.201,00 A R\$ 6.500,00 De R\$ 6.501,00 A R\$ 7.800,00 Mais de R\$ 7.800,00	0 1 2 3 4 5 6 7 8
Confortável Financeiramente	Sim / Não	0/ 1

Fonte: Elaborado pelo Autor, 2018

A hierarquia entre os nós dentro de um modelo bayesiano possui uma dependência direta entre o nó RAIZ e o nó ANCESTRAL como se fossem pai e filho. Por exemplo, o nó FREQUÊNCIA estudos influencia diretamente o nó raiz ESFORÇO (Quadro 4), assim como os outros. O grafo completo do modelo proposto é apresentado na Figura 7.

Figura 7. Modelo completo da Rede Bayesiana



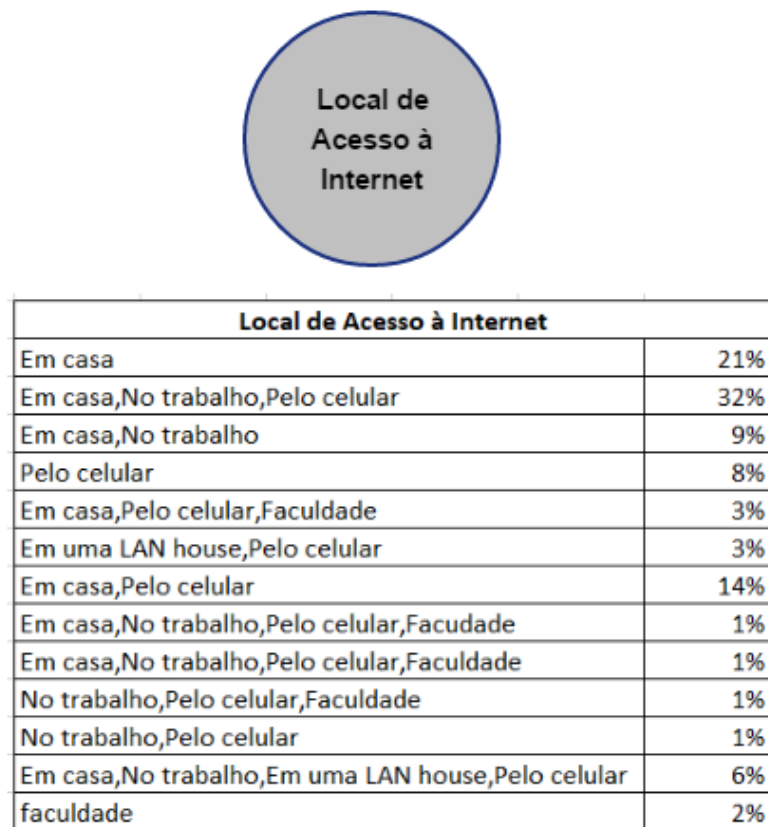
Fonte: Elaborado pelo Autor, 2018

A Figura 7 ilustra a Rede Bayesiana completa mapeada no trabalho. Nela percebe-se graficamente o GAD com a influência de todas as variáveis na obtenção do resultado esperado

no trabalho. Para cada nó raiz ESFORÇO, VIDA FINANCEIRA, CONECTIVIDADE COM A INTERNET e DESEMPENHO obtém-se respostas que servirão de base histórica para o modelo.

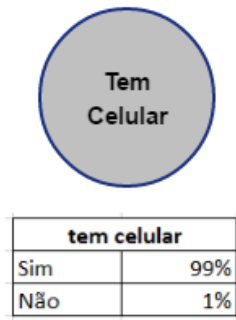
As figuras de 8 a 11 detalham o comportamento do nó raiz CONECTIVIDADE COM A INTERNET. Na Figura 8, está expresso o percentual baseado nos valores das variáveis de entrada para o nó “Local de Acesso à Internet” que se refere à probabilidade a priori, obtida através dos questionários aos quais os alunos foram submetidos.

Figura 8. Nó Ancestral Local de Acesso à Internet



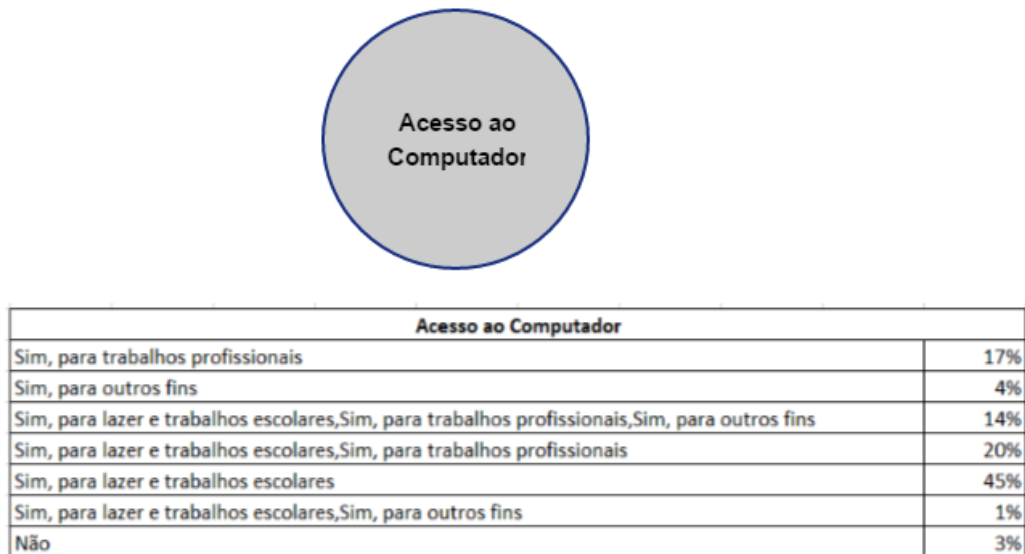
Fonte: Elaborado pelo Autor, 2019

Na Figura 9, está expresso o percentual baseado nos valores das variáveis de entrada para o nó “Tem Celular” que se refere à probabilidade a priori, obtida através dos questionários aos quais os alunos foram submetidos.

Figura 9. Nó Ancestral Tem Celular

Fonte: Elaborado pelo Autor, 2019

Na figura 10, está expresso o percentual baseado nos valores das variáveis de entrada para o nó “Acesso ao Computador” que se refere à probabilidade a priori, obtida através dos questionários aos quais os alunos foram submetidos.

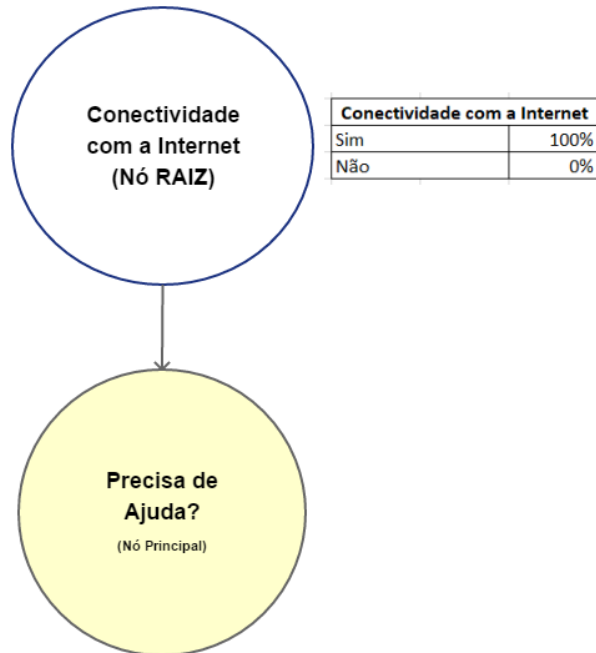
Figura 10. Nó Ancestral Acesso ao Computador

Fonte: Elaborado pelo Autor, 2019

Na Figura 11, está expresso o percentual baseado nos valores das variáveis de entrada para o nó raiz CONECTIVIDADE COM A INTERNET que se refere à probabilidade a priori, obtida através dos questionários aos quais os alunos foram submetidos. Este nó raiz, especificamente, é identificado como variável de saída que, em um modelo bayesiano, é utilizado exatamente na resposta que o modelo se propõe a dar. Essa resposta, no caso do nó em

questão, servirá como entrada binária para o nó principal do modelo bayesiano do trabalho apresentado.

Figura 11. Integração do Nó Raiz com o Nó Principal



Fonte: Elaborado pelo Autor, 2019

4 AVALIAÇÃO EXPERIMENTAL

Neste item do trabalho será descrito como transcorreu o desenvolvimento do experimento da proposta em questão, inclusive com a identificação das etapas envolvidas, com um breve relato sobre cada uma delas.

O experimento foi realizado durante os dois semestres do ano de 2018, tendo sua finalização no final de janeiro de 2019. As etapas foram divididas na seguinte sequência cronológica:

1. Definição do modelo da rede bayesiana, realizado em janeiro de 2018;
2. Coleta de informações (aquisição de conhecimento histórico rotulado para o modelo bayesiano), realizado durante o primeiro e segundo semestres de 2018;
3. Processamento das informações para a aprendizagem supervisionada (treinamento do modelo bayesiano), realizado de novembro de 2018 a janeiro de 2019;
4. Submissão, aos professores especialistas, de emissão de parecer acerca dos nove alunos não levados ao treinamento no modelo bayesiano, sobre a necessidade de ajuda no processo de ensino-aprendizagem, realizado no final de janeiro de 2019;
5. Inferência ao modelo de aprendizagem de máquina proposto, de emissão de parecer acerca dos nove alunos não levados ao treinamento no modelo bayesiano, sobre a necessidade de ajuda no processo de ensino-aprendizagem, realizado no final de janeiro de 2019.
6. Mensuração dos resultados, realizado no mês de fevereiro de 2019.

4.1 Delineamento Experimental

O experimento realizado contou com análise dos dados de 87 alunos de um curso de Sistemas de Informação de uma instituição de ensino superior localizada em Belém, Capital do Pará, na Região Norte do País, no ano de 2018. Na ocasião, todos os alunos estavam cursando disciplinas que envolvem conhecimento de programação, quais sejam: Introdução à Programação, Programação I, Algoritmos Avançados e Programação para Dispositivos Móveis. Todos os 87 alunos tiveram sua identidade preservada, sendo que os dados de 78 deles foram utilizados para o treinamento do modelo 9, que ficaram de fora do treinamento supervisionado do modelo, sendo usados para avaliar a aderência dos resultados obtidos com o modelo proposto em comparação com avaliadores especialistas.

A submissão dos pareceres foi realizada em janeiro de 2019, em sala reservada na instituição de ensino superior. Antes do início do preenchimento das informações, foi realizada uma explanação geral sobre o trabalho e seus objetivos. Houve, por parte dos docentes, uma discussão para o entendimento do modelo de aprendizagem usado. Ao final de pouco mais de noventa minutos, todos os cinco professores finalizaram os pareceres, respondendo se cada aluno precisaria ou não de ajuda individualizada da instituição no processo de ensino-aprendizagem, com base unicamente nas informações fornecidas (APÊNDICE H).

4.2 Implementação do Modelo

A linguagem Python, utilizada para implementação do modelo, é uma linguagem *open source* de propósito geral, proporcionando rápida prototipação, e com muitas aplicações no campo da Inteligência Artificial (IA), devido à vasta quantidade de bibliotecas existentes. A biblioteca *scikit-learn* (PEDREGOSA, 2011), usada no modelo aqui apresentado, é especializada em aprendizagem de máquina, além de possuir uma grande comunidade de usuários ativos em escala mundial.

As informações coletadas dos alunos que fizeram parte da pesquisa do trabalho foram armazenadas em tabelas de dados. No processamento destas tabelas, cerca de 90% dos dados coletados foi utilizado no modelo, como base prévia de informação, característica do modelo referenciado. Os passos em sequência foram obedecidos, durante o processamento, os quais são: leitura da informação, seguido de pré-processamento dos atributos e treinamento do nó.

Segue a lista dos artefatos utilizados no desenvolvimento do modelo: conjunto de dados, formulários e códigos de implementação:

- Conjunto de dados CONECTIVIDADE COM À INTERNET, extraído do questionário socioeconômico, disponível no (APÊNCIDE A).
- Conjunto de dados VIDA FINANCEIRA, extraído do questionário socioeconômico, disponível no (APÊNDICE B).
- Conjunto de dados ESFORÇO, extraído do questionário socioeconômico, disponível no (APÊNDICE C).
- Conjunto de dados DESEMPENHO, extraído do sistema acadêmico da faculdade, disponível no (APÊNDICE D).
- Conjunto de dados PRECISA DE AJUDA (Base de Treinamento), extraído dos outros nós, disponível no (APÊNDICE E).

- Conjunto dados usados na inferência ao modelo proposto, disponível no (APÊNDICE F).
- Listagem dos códigos em Python, usados na preparação dos dados, treinamento do modelo e na inferência das informações, disponível no (APÊNDICE G).
- Documento usado na coleta dos pareceres dos professores especialistas, disponível no (APÊNDICE H).
- Questionário socioeconômico usado na coleta das informações dos alunos participantes, disponível no (APÊNDICE I).

O Quadro 11 apresenta o comparativo entre os pareceres, no qual visualizam-se a avaliação de cada especialista (colunas identificadas como Aval 1 a Aval 5), o resultado obtido com o modelo proposto (coluna Modelo), e o conceito obtido pelo aluno ao final do período letivo de 2018 (Conceito final). Um dos avaliadores (Avaliador 4) recebeu apenas 8 fichas para emissão do seu parecer.

Quadro 11. Comparativos de Respostas dos pareceres realizadas

	Aval 1	Aval 2	Aval 3	Aval 4	Aval 5	Modelo	Conceito Final
Aluno 1	Não	Sim	Sim	-	Não	Não	BOM
Aluno 2	Não	Não	Não	Não	Não	Não	BOM
Aluno 3	Não	Não	Sim	Não	Não	Não	BOM
Aluno 4	Não	Não	Não	Sim	Não	Não	BOM
Aluno 5	Não	Sim	Não	Sim	Sim	Sim	REG
Aluno 6	Não	Não	Não	Sim	Não	Não	BOM
Aluno 7	Não	Sim	Sim	Sim	Não	Sim	REG
Aluno 8	Não	Não	Não	Não	Não	Não	BOM
Aluno 9	Sim	Sim	Sim	Sim	Não	Sim	REG

Fonte: Elaborado pelo Autor, 2019.

Percebe-se que em todos os resultados obtidos pelos avaliadores houve aderência do resultado obtido pelo modelo com a maioria das respostas dos especialistas. Na avaliação do Aluno 1, onde não houve posição definida pelos avaliadores, faltando o parecer do Avaliador 4, o modelo acabou indicando que o aluno não precisaria de apoio, o que foi confirmado pelo conceito final obtido pelo aluno.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste trabalho foi desenvolvido um modelo computacional bayesiano que usa o Teorema de Bayes como base na identificação de alunos com dificuldades em disciplinas que envolvem programação de computadores.

Os resultados do trabalho apresentam que o modelo de aprendizagem pode ser usado na abstração de uma determinada realidade e que pode ajudar positivamente o ambiente educacional no que tange à aprendizagem de programação de computadores, influenciando semestres futuros e, conseqüentemente, a carreira dos futuros profissionais de Computação.

A proposta de trabalhos futuros está relacionada com vários aspectos identificados no desenvolvimento do trabalho. Foi percebido, na prática, que o incremento da base de dados tende a melhorar a acurácia do modelo, sendo esta uma característica intrínseca nos modelos de aprendizagem de máquina. Logo, mesmo com a eficiência demonstrada por outros trabalhos relatados nesta pesquisa, modelos maiores devem ser testados, considerando bases históricas maiores e com maior número de alunos.

No estudo das correlações provenientes das reuniões com os especialistas (pedagogos e professores de programação), entre os nós indicados no trabalho, estas não são verdades absolutas. Por exemplo, durante o desenvolvimento do trabalho, especificamente no treinamento de máquina exercido ao modelo, percebeu-se que todos os alunos de uma maneira ou de outra possuem acesso à Internet, deixando esse nó com baixa relevância devido a sua resposta de 100%. Portanto, o modelo deve sofrer melhorias.

A linguagem PYTHON, utilizada no desenvolvimento do trabalho, também pode ser substituída por outra ou por outros ambientes que propiciem um desenvolvimento melhor. Um destes ambientes pode ser encontrado em *Microsoft Azure Machine Learning Studio* (MICROSOFT, 2019), onde a ferramenta disponibiliza ambiente visual para o desenvolvimento e aprendizagem do *Machine Learning* (Aprendizagem de Máquina), oferecendo vários exemplos e linguagens que podem ser customizados pelo usuário.

O modelo de aprendizagem de máquina baseia-se em reconhecimento de padrões. Logo, o estudo de novas disciplinas, inclusive de outras áreas do conhecimento, a identificação de aspectos regionais e especificidades da instituição podem ser levados em consideração para trabalhos futuros.

REFERÊNCIAS

- ALBUQUERQUE, M. T.; ROJAS, A.; RIBEIRO, P. C. M. **Utilizando design patterns GoF no apoio ao desenvolvimento de um Framework Java**, 2010.
- ANDERSON, D. R.; SWEENEY, D. J.; WILLIAMS, T. A. **Statistics for Business and Economics**. Thompson, 2005.
- BAUMAN, Z. **Modernidade líquida**. Rio de Janeiro: Zahar, 2001.
- BLOOM, B. S. The 2 Sigma Problem: The Search for Methods of Group Instruction as Effective as One-to-One Tutoring. **Educational Researcher**, v. 13, n. 6, p. 4–16, 19, ISSN 0013-189X, 1984.
- BRITO, A.; MADEIRA, C. **XP & Skills: gamificando o processo de ensino de introdução à programação**. In Anais dos Workshops do Congresso Brasileiro de Informática na Educação (Vol. 4, No. 1, p. 1124). doi: 10.5753/cbie.wcbie.2015.1124. Disponível em: <http://br-ie.org/pub/index.php/wcbie/article/viewFile/6235/4360>, 2015.
- DOMINGOS, P. **O Algoritmo Mestre**. Novatec, 2015.
- FEOFILLOFF, P. **Uma introdução sucinta à teoria dos grafos**. São Paulo: Universidade de São Paulo, 2007. Disponível em <<https://www.ime.usp.br/~pf/teoriadosgrafos/>>. Acesso em 20 de maio de 2019.
- GOMES, A.; MENDES, A. **A teacher's view about introductory programming teaching and learning: Difficulties, strategies and motivations**. In Frontiers in Education Conference (FIE), 2014 IEEE (pp. 1-8). IEEE. doi: 10.1109/FIE.2014.7044086, 2014.
- JAYNES, E.T. **Probability Theory: The Logic of Science**. Cambridge, Cambridge University Press, 2003.
- KORB, K. B.; NICHOLSON, A. E. **Bayesian artificial intelligence**. London: Chapman & Hall/CRC Press UK, 2004.
- LAKATOS, E; MARCONI, A. **Metodologia científica**. São Paulo: Atlas, 2003.
- LAHTINEN, E., ALA-MUTKA, K.; JÄRVINEN, H. M. A study of the difficulties of novice programmers. In **Acm Sigcse Bulletin**, vol. 37, n. 3, p. 14-18. ACM. doi: 10.1145/1067445.1067453, 2005.
- LONGHI, M; BEHAR, P; BERCHT, M. Inferência dos estados de ânimo do aluno em um ambiente virtual de aprendizagem baseada em redes bayesianas. **Informática na educação: teoria & prática**. 14. 10.22456/1982-1654.21935, 2011.
- MARIA, W; DAMIANI, L; PEREIRA, M. **REDE BAYESIANA PARA PREVISÃO DE EVASÃO ESCOLAR**. 10.22533/at.ed.7461922043. 2019.

- MICROSOFT. Version 1.0.4370.1. **Microsoft Azure Machine Learning Studio**, 2019. Disponível em: <<https://studio.azureml.net/>>. Acesso em: 5 jun. 2019.
- NIELSEN, T. D.; JENSEN, F. V. **Bayesian Networks and Decision Graphs**. Springer. 2009.
- PEARL, J. **Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems**. Morgan Kaufmann. 1988.
- PEDREGOSA, F., VAROQUAUX G., GRAMFORT, A., et al. Scikit-learn: Machine learning in Python. In **Journal of Machine Learning Research**, vol. 12, no. Oct, pp. 2825–2830, 2011.
- RICH, E. **Inteligência Artificial**. São Paulo: McGraw-Hill, 1988.
- RUSSELL, S.; NORVIG, P. **Inteligência Artificial**. Rio de Janeiro: Campus, 2013.
- SBC - Sociedade Brasileira de Computação. **Currículo de referência da SBC para cursos de graduação em computação e informática**. 1999.
- SEFFRIN, H; RUBI, G.; JAQUES, P. **Uma Rede Bayesiana aplicada à Modelagem do Conhecimento Algébrico do Aprendiz**. 10.5753/CBIE.SBIE.2013.597.
- SEMESP - Sindicato das Entidades Mantenedoras de Estabelecimentos de Ensino Superior no Estado de São Paulo. **Mapa do Ensino Superior**. São Paulo, 2018.
- SILVA FILHO, R. L. L.; MOTEJUNAS, P. R.; HIPOLITO, O.; LOBO, M. B. C. M. A evasão no ensino superior brasileiro. **Cadernos de Pesquisa** [online]. 2007, vol.37, n.132, pp.641-659. ISSN 0100-1574. <http://dx.doi.org/10.1590/S0100-15742007000300007>.
- SIMÕES, P.; NASSAR, S.; PIRES, M. **Sistema de Apoio na Avaliação da Falência do Crescimento Infantil**. In: Congresso Brasileiro de Computação, Workshop de Informática Aplicada à Saúde, 2001.
- VIER, J.; GLUZ, J.; JAQUES, P. Empregando redes bayesianas para modelar automaticamente o conhecimento dos aprendizes em lógica de programação. **Revista Brasileira de Informática na Educação**, v. 23, n. 2, 2015. p. 45–59. ISSN 1414-5685.
- TAYLOR, L.; PARSONS, J. Improving Student Engagement. **Current Issues in Education**, 14(1), 2011.
- YANG, T. C., YANG, S. J., & HWANG, G. J. **Development of an interactive test system for students' improving learning outcomes in a computer programming course**. In Advanced Learning Technologies (ICALT), 2014 IEEE 14th International Conference on (pp. 637-639). IEEE. doi: 10.1109/ICALT.2014.186, 2014.

APÊNDICES

APÊNDICE A

INFORMAÇÕES ACERCA DO NÓ CONECTIVIDADE COM A INTERNET

Esta planilha possui as informações usadas no nó CONECTIVIDADE COM A INTERNET utilizada no treinamento deste nó no modelo bayesiano apresentado na proposta do modelo de aprendizagem detalhado na seção 2.2.

	A	B	C	D
1	tem_acesso	tem_celular	onde_acessa_internet	acesso_internet
2	Sim, para trabalhos profissionais	Sim	Em casa	Sim
3	Sim, para outros fins	Sim	Em casa	Sim
4	Sim, para lazer e trabalhos escolares,Sim, para trabalhos profissionais,Sim, para outros fins	Sim	Em casa,No trabalho,Pelo celular	Sim
5	Sim, para lazer e trabalhos escolares,Sim, para trabalhos	Sim	Em casa,No trabalho,Pelo celular	Sim
6	Sim, para lazer e trabalhos escolares	Sim	Em casa,No trabalho	Sim
7	Sim, para lazer e trabalhos escolares,Sim, para trabalhos	Sim	Em casa,No trabalho,Pelo celular	Sim
8	Sim, para lazer e trabalhos escolares	Sim	Pelo celular	Sim
9	Sim, para lazer e trabalhos escolares	Sim	Em casa	Sim
10	Sim, para lazer e trabalhos escolares	Sim	Em casa	Sim
11	Sim, para trabalhos profissionais	Sim	Na faculdade	Sim
12	Sim, para trabalhos profissionais	Sim	Em casa,No trabalho	Sim
13	Sim, para lazer e trabalhos escolares	Sim	Em casa,No trabalho	Sim
14	Sim, para lazer e trabalhos escolares	Sim	Em casa,Pelo celular,Faculdade	Sim
15	Sim, para lazer e trabalhos escolares	Sim	Em casa,No trabalho	Sim
16	Sim, para lazer e trabalhos escolares	Sim	Em uma LAN house,Pelo celular	Sim
17	Sim, para lazer e trabalhos escolares,Sim, para trabalhos	Sim	Em casa,No trabalho,Pelo celular	Sim
18	Sim, para lazer e trabalhos escolares,Sim, para trabalhos	Sim	Em casa,Pelo celular	Sim
19	Sim, para lazer e trabalhos escolares,Sim, para trabalhos	Sim	Em casa,No trabalho,Pelo celular,Faculdade	Sim
20	Sim, para lazer e trabalhos escolares,Sim, para outros	Sim	Pelo celular	Sim
21	Sim, para lazer e trabalhos escolares	Sim	Em casa	Sim
22	Sim, para lazer e trabalhos escolares	Sim	Em casa,Pelo celular	Sim
23	Sim, para lazer e trabalhos escolares	Não	Em casa,No trabalho,Pelo celular	Sim
24	Sim, para lazer e trabalhos escolares	Sim	Em casa,No trabalho,Pelo celular	Sim
25	Sim, para outros fins	Sim	Em casa,No trabalho,Pelo celular	Sim
26	Sim, para lazer e trabalhos escolares	Sim	Em casa,Pelo celular	Sim
27	Sim, para lazer e trabalhos escolares	Sim	Em casa,No trabalho,Pelo celular	Sim
28	Sim, para lazer e trabalhos escolares	Sim	Em casa,No trabalho,Pelo celular	Sim
29	Sim, para lazer e trabalhos escolares,Sim, para trabalhos profissionais,Sim, para outros fins	Sim	Em casa,Pelo celular	Sim
30	Sim, para lazer e trabalhos escolares	Sim	Pelo celular	Sim
31	Sim, para lazer e trabalhos escolares	Sim	Em casa	Sim
32	Sim, para lazer e trabalhos escolares	Sim	Em casa,Pelo celular	Sim
33	Sim, para lazer e trabalhos escolares	Sim	Em casa,No trabalho,Pelo celular	Sim
34	Sim, para lazer e trabalhos escolares,Sim, para trabalhos profissionais,Sim, para outros fins	Sim	Em casa	Sim
35	Sim, para lazer e trabalhos escolares	Sim	Em casa,Pelo celular	Sim
36	Sim, para lazer e trabalhos escolares,Sim, para trabalhos profissionais,Sim, para outros fins	Sim	Em casa,No trabalho,Pelo celular	Sim
37	Sim, para lazer e trabalhos escolares,Sim, para trabalhos	Sim	Em casa,No trabalho,Pelo celular	Sim
38	Sim, para lazer e trabalhos escolares	Sim	Em casa	Sim
39	Sim, para lazer e trabalhos escolares,Sim, para trabalhos	Sim	Em casa,No trabalho	Sim
40	Sim, para trabalhos profissionais	Sim	Em casa,No trabalho	Sim
41	Sim, para lazer e trabalhos escolares,Sim, para trabalhos	Sim	Em casa	Sim
42	Sim, para lazer e trabalhos escolares	Sim	Em casa,Pelo celular	Sim
43	Sim, para outros fins	Sim	Em casa,No trabalho,Pelo celular	Sim
44	Sim, para trabalhos profissionais	Sim	Em casa,No trabalho,Pelo celular	Sim
45	Sim, para lazer e trabalhos escolares,Sim, para trabalhos	Sim	Em casa,No trabalho,Pelo celular	Sim
46	Sim, para trabalhos profissionais	Sim	Em casa,No trabalho,Pelo celular	Sim
47	Sim, para lazer e trabalhos escolares,Sim, para trabalhos profissionais,Sim, para outros fins	Sim	Em casa,No trabalho,Pelo celular,Faculdade	Sim
48	Sim, para trabalhos profissionais	Sim	Em casa,No trabalho,Pelo celular	Sim
49	Sim, para trabalhos profissionais	Sim	No trabalho,Pelo celular,Faculdade	Sim

50	Sim, para lazer e trabalhos escolares	Sim	Em casa,Pelo celular,Faculdade	Sim
51	Sim, para lazer e trabalhos escolares,Sim, para trabalhos	Sim	Em casa,No trabalho,Pelo celular	Sim
52	Sim, para lazer e trabalhos escolares,Sim, para trabalhos	Sim	Em casa	Sim
53	Sim, para trabalhos profissionais	Sim	No trabalho,Pelo celular	Sim
54	Sim, para lazer e trabalhos escolares	Sim	Em casa,No trabalho	Sim
55	Sim, para lazer e trabalhos escolares	Sim	Em casa,No trabalho,Pelo celular	Sim
56	Sim, para trabalhos profissionais	Sim	Em casa	Sim
57	Sim, para lazer e trabalhos escolares,Sim, para trabalhos	Sim	Em casa,No trabalho,Pelo celular	Sim
58	Sim, para trabalhos profissionais	Sim	Em casa	Sim
59	Sim, para lazer e trabalhos escolares	Sim	Em casa	Sim
60	Sim, para lazer e trabalhos escolares	Sim	Em casa,Pelo celular	Sim
61	Sim, para lazer e trabalhos escolares	Sim	Em casa	Sim
62	Não	Sim	Pelo celular	Sim
63	Sim, para trabalhos profissionais	Sim	Pelo celular	Sim
64	Sim, para lazer e trabalhos escolares	Sim	Em casa,No trabalho,Pelo celular	Sim
65	Sim, para lazer e trabalhos escolares,Sim, para trabalhos	Sim	Em casa,No trabalho,Em uma LAN house,Pelo celular	Sim
66	Sim, para lazer e trabalhos escolares,Sim, para trabalhos	Sim	Em casa,No trabalho,Em uma LAN house,Pelo celular	Sim
67	Sim, para lazer e trabalhos escolares,Sim, para trabalhos	Sim	Em casa,No trabalho,Em uma LAN house,Pelo celular	Sim
68	Sim, para lazer e trabalhos escolares,Sim, para trabalhos	Sim	Em casa,No trabalho,Em uma LAN house,Pelo celular	Sim
69	Sim, para lazer e trabalhos escolares	Sim	faculdade	Sim
70	Sim, para lazer e trabalhos escolares,Sim, para trabalhos	Sim	Em casa	Sim
71	Sim, para lazer e trabalhos escolares,Sim, para trabalhos	Sim	Em casa,Pelo celular	Sim
72	Não	Sim	Em uma LAN house,Pelo celular	Sim
73	Sim, para lazer e trabalhos escolares,Sim, para trabalhos	Sim	Em casa,No trabalho,Pelo celular	Sim
74	Sim, para trabalhos profissionais	Sim	Pelo celular	Sim
75	Sim, para lazer e trabalhos escolares,Sim, para trabalhos	Sim	Em casa,No trabalho,Pelo celular	Sim
76	Sim, para lazer e trabalhos escolares	Sim	Em casa	Sim
77	Sim, para lazer e trabalhos escolares	Sim	Em casa,No trabalho,Pelo celular	Sim
78	Sim, para lazer e trabalhos escolares	Sim	Em casa,Pelo celular	Sim
79	Sim, para lazer e trabalhos escolares,Sim, para trabalhos	Sim	Em casa,No trabalho,Pelo celular	Sim

APÊNDICE B INFORMAÇÕES ACERCA DO NÓ VIDA FINANCEIRA

Esta planilha possui as informações usadas no nó VIDA FINANCEIRA utilizada no treinamento deste nó no modelo bayesiano apresentado na proposta do modelo de aprendizagem detalhado na seção 2.2

	A	B	C	D	E	F	G	H
1	tipo_residencia	contribui_renda	fim_ensino_fundamental	carros_residencia	renda_familiar_mensal	qtd_pessoas_compoem_renda	atividade_remunerada_aluno	ConfortavelFinanceiramente
2	Própria	Sim	Integralmente em escola pública	Nenhum	De R\$ 1.301,00 a R\$ 1.820,00	Três	Recebo de R\$ 781,00 a R\$ 1.300,00	Não
3	Própria	Sim	Maior parte em escola pública	Nenhum	De R\$ 1.821,00 A R\$ 2.600,00	Duas	Recebo de R\$ 781,00 a R\$ 1.300,00	Não
4	Própria	Sim	Integralmente em escola pública	Dois	De R\$ 781,00 a R\$ 1.300,00	Duas	Recebo de R\$ 781,00 a R\$ 1.300,00	Não
5	Própria	Não	Maior parte em escola pública	Um	De R\$ 6.501,00 A R\$ 7.800,00	Uma	Recebo de R\$ 261,00 a R\$ 780,00	Não
6	Própria	Sim	Integralmente em escola pública	Nenhum	De R\$ 261,00 a R\$ 780,00	Duas	Não possuo atividade remunerada mensal	Não
7	Alugada	Sim	Integralmente em escola pública	Um	Mais de R\$ 7.800,00	Duas	Recebo de R\$ 3.901,00 a R\$ 5.200,00	Sim
8	Alugada	Não	Integralmente em escola pública	Nenhum	De R\$ 1.301,00 a R\$ 1.820,00	Uma	Não possuo atividade remunerada mensal	Não
9	Alugada	Sim	Integralmente em escola pública	Nenhum	De R\$ 781,00 a R\$ 1.300,00	Duas	Não possuo atividade remunerada mensal	Não
10	Própria	Sim	Integralmente em escola pública	Um	De R\$ 1.821,00 A R\$ 2.600,00	Duas	Recebo de R\$ 781,00 a R\$ 1.300,00	Não
11	Própria	Sim	Maior parte em escola pública	Um	De R\$ 6.501,00 A R\$ 7.800,00	Duas	Recebo de R\$ 5.201,00 a R\$ 6.500,00	Sim
12	Própria	Sim	Integralmente em escola pública	Nenhum	De R\$ 781,00 a R\$ 1.300,00	Uma	Recebo de R\$ 781,00 a R\$ 1.300,00	Não
13	Própria	Sim	Integralmente em escola pública	Nenhum	De R\$ 1.301,00 a R\$ 1.820,00	Duas	Recebo de R\$ 1.301,00 a R\$ 1.820,00	Não
14	Própria	Não	Integralmente em escola pública	Um	De R\$ 781,00 a R\$ 1.300,00	Uma	Não possuo atividade remunerada mensal	Não
15	Própria	Sim	Integralmente em escola pública	Nenhum	De R\$ 2.601,00 A R\$ 3.900,00	Quatro	Recebo de R\$ 781,00 a R\$ 1.300,00	Não
16	Própria	Não	Integralmente em escola particular	Um	De R\$ 1.301,00 a R\$ 1.820,00	Duas	Recebo de R\$ 261,00 a R\$ 780,00	Não
17	Própria	Não	Integralmente em escola pública	Um	De R\$ 781,00 a R\$ 1.300,00	Uma	Não possuo atividade remunerada mensal	Não
18	cedida	Sim	Integralmente em escola pública	Nenhum	De R\$ 1.301,00 a R\$ 1.820,00	Uma	Não possuo atividade remunerada mensal	Não
19	Própria	Não	Integralmente em escola particular	Um	Mais de R\$ 7.800,00	Uma	Não possuo atividade remunerada mensal	Não
20	Própria	Sim	Maior parte em escola pública	Nenhum	De R\$ 1.301,00 a R\$ 1.820,00	Uma	Recebo de R\$ 1.301,00 a R\$ 1.820,00	Não
21	Própria	Sim	Integralmente em escola pública	Nenhum	De R\$ 1.821,00 A R\$ 2.600,00	Duas	Recebo de R\$ 1.301,00 a R\$ 1.820,00	Não
22	Própria	Sim	Maior parte em escola pública	Nenhum	De R\$ 2.601,00 A R\$ 3.900,00	Duas	Recebo de R\$ 1.301,00 a R\$ 1.820,00	Não
23	Alugada	Sim	Integralmente em escola pública	Nenhum	De R\$ 1.821,00 A R\$ 2.600,00	Duas	Recebo de R\$ 1.301,00 a R\$ 1.820,00	Não
24	Própria	Sim	Integralmente em escola pública	Um	De R\$ 3.901,00 A R\$ 5.200,00	Três	Recebo de R\$ 1.301,00 a R\$ 1.820,00	Não
25	Própria	Sim	Integralmente em escola pública	Nenhum	De R\$ 2.601,00 A R\$ 3.900,00	Três	Recebo de R\$ 781,00 a R\$ 1.300,00	Não
26	Própria	Não	Integralmente em escola particular	Um	De R\$ 1.301,00 a R\$ 1.820,00	Uma	Não possuo atividade remunerada mensal	Não

27	Própria	Não	Integralmente em escola particular	Nenhum	De R\$ 781,00 a R\$ 1.300,00	Uma	Não possuo atividade remunerada mensal	Não
28	Própria	Não	Integralmente em escola pública	Nenhum	De R\$ 3.901,00 A R\$ 5.200,00	Duas	Recebo de R\$ 261,00 a R\$ 780,00	Não
29	Própria	Sim	Integralmente em escola pública	Nenhum	De R\$ 781,00 a R\$ 1.300,00	Duas	Recebo de R\$ 781,00 a R\$ 1.300,00	Não
30	Própria	Sim	Integralmente em escola pública	Um	De R\$ 2.601,00 A R\$ 3.900,00	Três	Recebo de R\$ 1.821,00 a R\$ 2.600,00	Não
31	Alugada	Sim	Maior parte em escola pública	Nenhum	De R\$ 261,00 a R\$ 780,00	Duas	Recebo de R\$ 261,00 a R\$ 780,00	Não
32	Própria	Sim	Integralmente em escola pública	Dois	De R\$ 3.901,00 A R\$ 5.200,00	Duas	Recebo de R\$ 2.601,00 a R\$ 3.900,00	Sim
33	Própria	Sim	Integralmente em escola pública	Um	De R\$ 2.601,00 A R\$ 3.900,00	Três	Recebo de R\$ 1.821,00 a R\$ 2.600,00	Não
34	Própria	Sim	Integralmente em escola pública	Um	De R\$ 1.301,00 a R\$ 1.820,00	Duas	Recebo de R\$ 781,00 a R\$ 1.300,00	Não
35	Alugada	Sim	Maior parte em escola pública	Um	De R\$ 781,00 a R\$ 1.300,00	Uma	Recebo de R\$ 781,00 a R\$ 1.300,00	Não
36	Alugada	Sim	Maior parte em escola pública	Nenhum	De R\$ 5.201,00 A R\$ 6.500,00	Duas	Recebo de R\$ 1.821,00 a R\$ 2.600,00	Não

	A	B	C	D	E	F	G	H
37	Própria	Sim	Maior parte em escola pública	Nenhum	De R\$ 2.601,00 A R\$ 3.900,00	Duas	Recebo de R\$ 1.301,00 a R\$ 1.820,00	Não
38	Própria	Não	Maior parte em escola particular	Um	De R\$ 781,00 a R\$ 1.300,00	Duas	Não possuo atividade remunerada mensal	Não
39	Alugada	Não	Integralmente em escola particular	Nenhum	De R\$ 3.901,00 A R\$ 5.200,00	Uma	Não possuo atividade remunerada mensal	Não
40	Própria	Sim	Integralmente em escola pública	Nenhum	De R\$ 781,00 a R\$ 1.300,00	Duas	Recebo de R\$ 781,00 a R\$ 1.300,00	Não
41	Própria	Sim	Integralmente em escola particular	Nenhum	De R\$ 2.601,00 A R\$ 3.900,00	Uma	Recebo de R\$ 261,00 a R\$ 780,00	Não
42	Própria	Sim	Integralmente em escola particular	Um	De R\$ 781,00 a R\$ 1.300,00	Duas	Recebo de R\$ 261,00 a R\$ 780,00	Não
43	Alugada	Sim	Integralmente em escola pública	Nenhum	De R\$ 1.301,00 a R\$ 1.820,00	Uma	Recebo de R\$ 1.301,00 a R\$ 1.820,00	Não
44	Própria	Sim	Integralmente em escola particular	Um	De R\$ 1.821,00 A R\$ 2.600,00	Duas	Recebo de R\$ 781,00 a R\$ 1.300,00	Não
45	Própria	Sim	Integralmente em escola pública	Nenhum	De R\$ 781,00 a R\$ 1.300,00	Uma	Não possuo atividade remunerada mensal	Não
46	Própria	Sim	Integralmente em escola pública	Nenhum	De R\$ 2.601,00 A R\$ 3.900,00	Duas	Recebo de R\$ 1.821,00 a R\$ 2.600,00	Não
47	Alugada	Sim	Integralmente em escola particular	Dois	De R\$ 3.901,00 A R\$ 5.200,00	Uma	Recebo de R\$ 3.901,00 a R\$ 5.200,00	Sim
48	Própria	Sim	Integralmente em escola pública	Um	De R\$ 3.901,00 A R\$ 5.200,00	Duas	Recebo de R\$ 2.601,00 a R\$ 3.900,00	Sim
49	Própria	Sim	Integralmente em escola particular	Um	De R\$ 1.821,00 A R\$ 2.600,00	Três	Recebo de R\$ 261,00 a R\$ 780,00	Não
50	Própria	Sim	Integralmente em escola pública	Nenhum	De R\$ 781,00 a R\$ 1.300,00	Duas	Não possuo atividade remunerada mensal	Não
51	Própria	Sim	Integralmente em escola particular	Dois	De R\$ 3.901,00 A R\$ 5.200,00	Duas	Recebo de R\$ 1.301,00 a R\$ 1.820,00	Não
52	Parentes	Sim	Integralmente em escola pública	Nenhum	De R\$ 781,00 a R\$ 1.300,00	Uma	Recebo de R\$ 261,00 a R\$ 780,00	Não
53	Própria	Sim	Integralmente em escola pública	Nenhum	De R\$ 1.301,00 a R\$ 1.820,00	Duas	Não possuo atividade remunerada mensal	Não
54	Própria	Sim	Maior parte em escola pública	Nenhum	De R\$ 1.301,00 a R\$ 1.820,00	Duas	Recebo de R\$ 261,00 a R\$ 780,00	Não
55	Própria	Sim	Maior parte em escola particular	Um	De R\$ 5.201,00 A R\$ 6.500,00	Duas	Recebo de R\$ 781,00 a R\$ 1.300,00	Não
56	Alugada	Sim	Integralmente em escola pública	Nenhum	De R\$ 5.201,00 A R\$ 6.500,00	Três	Recebo de R\$ 781,00 a R\$ 1.300,00	Não
57	Própria	Sim	Integralmente em escola pública	Nenhum	De R\$ 781,00 a R\$ 1.300,00	Uma	Recebo de R\$ 781,00 a R\$ 1.300,00	Não
58	Alugada	Não	Maior parte em escola pública	Nenhum	De R\$ 781,00 a R\$ 1.300,00	Uma	Recebo de R\$ 781,00 a R\$ 1.300,00	Não
59	Alugada	Não	Maior parte em escola pública	Um	De R\$ 3.901,00 A R\$ 5.200,00	Duas	Recebo de R\$ 1.301,00 a R\$ 1.820,00	Não
60	Própria	Sim	Maior parte em escola pública	Nenhum	De R\$ 2.601,00 A R\$ 3.900,00	Três	Recebo de R\$ 781,00 a R\$ 1.300,00	Não
61	Própria	Sim	Integralmente em escola pública	Nenhum	De R\$ 781,00 a R\$ 1.300,00	Três	Recebo de R\$ 261,00 a R\$ 780,00	Não
62	Casa sedida	Sim	Integralmente em escola pública	Nenhum	De R\$ 1.301,00 a R\$ 1.820,00	Duas	Não possuo atividade remunerada mensal	Não
63	Alugada	Não	Integralmente em escola particular	Nenhum	De R\$ 1.301,00 a R\$ 1.820,00	Uma	Recebo de R\$ 1.301,00 a R\$ 1.820,00	Não

64	Própria	Não	Maior parte em escola pública	Um	De R\$ 3.901,00 A R\$ 5.200,00	Quatro	Não possuo atividade remunerada mensal	Não
65	Própria	Sim	Integralmente em escola pública	Um	De R\$ 1.821,00 A R\$ 2.600,00	Uma	Recebo de R\$ 1.821,00 a R\$ 2.600,00	Não
66	Alugada	Sim	Integralmente em escola pública	Nenhum	De R\$ 781,00 a R\$ 1.300,00	Uma	Recebo de R\$ 781,00 a R\$ 1.300,00	Não
67	Alugada	Sim	Integralmente em escola pública	Nenhum	De R\$ 1.301,00 a R\$ 1.820,00	Uma	Recebo de R\$ 1.301,00 a R\$ 1.820,00	Não
68	Própria	Sim	Integralmente em escola pública	Nenhum	De R\$ 1.301,00 a R\$ 1.820,00	Duas	Recebo de R\$ 261,00 a R\$ 780,00	Não
69	Própria	Sim	Integralmente em escola pública	Nenhum	De R\$ 2.601,00 A R\$ 3.900,00	Duas	Não possuo atividade remunerada mensal	Não
70	Alugada	Sim	Integralmente em escola pública	Um	De R\$ 6.501,00 A R\$ 7.800,00	Três	Não possuo atividade remunerada mensal	Não
71	Própria	Sim	Maior parte em escola pública	Nenhum	De R\$ 1.301,00 a R\$ 1.820,00	Duas	Recebo de R\$ 781,00 a R\$ 1.300,00	Não
72	Própria	Sim	Integralmente em escola pública	Dois	De R\$ 3.901,00 A R\$ 5.200,00	Três	Recebo de R\$ 1.821,00 a R\$ 2.600,00	Não
73	Própria	Não	Integralmente em escola pública	Nenhum	De R\$ 2.601,00 A R\$ 3.900,00	Duas	Não possuo atividade remunerada mensal	Não
74	Própria	Não	Integralmente em escola pública	Nenhum	De R\$ 1.301,00 a R\$ 1.820,00	Uma	Não possuo atividade remunerada mensal	Não
75	Alugada	Sim	Integralmente em escola pública	Um	De R\$ 6.501,00 A R\$ 7.800,00	Três	Não possuo atividade remunerada mensal	Não
76	Alugada	Sim	Integralmente em escola particular	Nenhum	De R\$ 5.201,00 A R\$ 6.500,00	Duas	Recebo de R\$ 1.821,00 a R\$ 2.600,00	Não
77	Própria	Sim	Integralmente em escola pública	Nenhum	De R\$ 1.301,00 a R\$ 1.820,00	Duas	Recebo de R\$ 1.301,00 a R\$ 1.820,00	Não
78	Própria	Não	Maior parte em escola pública	Dois	De R\$ 781,00 a R\$ 1.300,00	Três	Não possuo atividade remunerada mensal	Não
79	Própria	Não	Integralmente em escola particular	Nenhum	De R\$ 1.301,00 a R\$ 1.820,00	Duas	Não possuo atividade remunerada mensal	Não

APÊNDICE C INFORMAÇÕES ACERCA DO NÓ ESFORÇO

Esta planilha possui as informações usadas no nó ESFORÇO utilizada no treinamento deste nó no modelo bayesiano apresentado na proposta do modelo de aprendizagem detalhado na seção 2.2. Um ponto a ser considerado neste conjunto de dados é que houve uma baixa adesão aos questionários preenchidos pela internet.

	A	B	C	D	E	F	G
1	frequencia	estudar_como	significado_estudar	fonte_leitura	faltas	questionario	esforçado
2	Todos os dias	Sozinho(a)	Adquirir conhecimento	Portais de notícias na Internet,Redes sociais	12	2445	Sim
3	Todos os dias	Em grupo	Adquirir conhecimento	Livros,Jornais,Portais de notícias na Internet	9	0	Sim
4	Em dias alternados	Sozinho(a)	Adquirir conhecimento	Livros,Jornais,Portais de notícias na Internet	7	13848	Sim
5	Todos os dias	Sozinho(a)	Adquirir conhecimento	Livros,Jornais,Portais de notícias na	14	0	Sim
6	Não tem horário	Sozinho(a)	Forma de crescimento pessoal	Livros,Portais de notícias na Internet,Redes	8	0	Não
7	Em dias alternados	Sozinho(a)	Adquirir conhecimento	Portais de notícias na Internet	0	0	Sim
8	Todos os dias	Sozinho(a)	Adquirir conhecimento	Livros,Jornais,Portais de notícias na	0	0	Sim
9	Em dias alternados	Sozinho(a)	Adquirir conhecimento	Livros,Revistas,Jornais,Portais de notícias na	4	0	Sim
10	Em dias alternados	Sozinho(a)	Adquirir conhecimento	Portais de notícias na Internet,Redes sociais	9	0	Não
11	Todos os dias	Sozinho(a)	Adquirir conhecimento	Livros,Jornais,Portais de notícias na	7	0	Sim
12	Todos os dias	Em grupo	Forma de crescimento pessoal	Portais de notícias na Internet,Redes sociais	15	0	Sim
13	Todos os dias	Sozinho(a)	Adquirir conhecimento	Livros,Portais de notícias na Internet,Redes	15	0	Sim
14	Em dias alternados	Sozinho(a)	Forma de crescimento pessoal	Livros,Portais de notícias na Internet,Redes	6	0	Não
15	Todos os dias	Em grupo	Forma de crescimento pessoal	Livros,Portais de notícias na Internet	6	0	Sim
16	Em dias alternados	Sozinho(a)	Adquirir conhecimento	Revistas,Jornais,Portais de notícias na	8	0	Não
17	Não tem horário	Sozinho(a)	Adquirir conhecimento	Portais de notícias na Internet	17	0	Não
18	Não tem horário	Sozinho(a)	Forma de crescimento pessoal	Livros,Portais de notícias na Internet	0	0	Sim
19	Todos os dias	Em grupo	Forma de crescimento pessoal	Livros,Revistas,Portais de notícias na	0	0	Sim
20	Todos os dias	Sozinho(a)	Adquirir conhecimento	Livros,Portais de notícias na Internet,Redes	0	0	Sim
21	Em dias alternados	Sozinho(a)	Adquirir conhecimento	Jornais,Portais de notícias na Internet,Redes	6	0	Não
22	Em dias alternados	Sozinho(a)	Adquirir conhecimento	Portais de notícias na Internet	10	0	Não
23	Em dias alternados	Sozinho(a)	Adquirir conhecimento	Livros,Revistas,Portais de notícias na	1	0	Sim
24	Em dias alternados	Sozinho(a)	Forma de crescimento pessoal	Livros,Portais de notícias na Internet	4	11940	Sim
25	Em dias alternados	Sozinho(a)	Forma de crescimento pessoal	Portais de notícias na Internet	4	0	Sim
26	Em dias alternados	Em grupo	Forma de crescimento pessoal	Livros,Portais de notícias na Internet,Redes	6	0	Não
27	Todos os dias	Sozinho(a)	Adquirir conhecimento	Jornais	4	0	Sim

	A	B	C	D	E	F	G
28	Todos os dias	Sozinho(a)	Adquirir conhecimento	Jornais,Portais de notícias na Internet	4		0 Sim
29	Em dias alternados	Em grupo	Forma de crescimento pessoal	Livros,Portais de notícias na Internet,Redes	12		0 Não
30	Em dias alternados	Sozinho(a)	Forma de crescimento pessoal	Jornais,Portais de notícias na Internet,Redes	0		0 Sim
31	Não tem horário	Sozinho(a)	Adquirir conhecimento	Livros,Portais de notícias na Internet,Redes	1		0 Sim
32	Todos os dias	Sozinho(a)	Adquirir conhecimento	Livros,Portais de notícias na Internet,Redes	4		0 Sim
33	Só antes da prova	Sozinho(a)	Adquirir conhecimento	Redes sociais	10		0 Não
34	Em dias alternados	Sozinho(a)	Adquirir conhecimento	Revistas,Portais de notícias na Internet,Redes	5		0 Sim
35	Todos os dias	Sozinho(a)	Adquirir conhecimento	Portais de notícias na Internet,Redes sociais	2		0 Sim
36	Em dias alternados	Sozinho(a)	Adquirir conhecimento	Portais de notícias na Internet,Redes sociais	0		0 Sim
37	Não tem horário	Sozinho(a)	Forma de crescimento pessoal	Portais de notícias na Internet,Redes sociais	0		0 Sim
38	Todos os dias	Sozinho(a)	Adquirir conhecimento	Livros,Portais de notícias na Internet,Redes	9		0 Sim
39	Em dias alternados	Em grupo	Forma de crescimento pessoal	Portais de notícias na Internet,Redes sociais	8		0 Não
40	Em dias alternados	Em grupo	Forma de crescimento pessoal	Portais de notícias na Internet,Redes sociais	7		0 Não
41	Em dias alternados	Em grupo	Forma de crescimento pessoal	Livros,Revistas,Jornais,Portais de notícias na	5		0 Sim
42	Em dias alternados	Em grupo	Adquirir conhecimento	Livros,Revistas,Portais de notícias na	0		0 Sim
43	Em dias alternados	Em grupo	Adquirir conhecimento	Livros,Jornais,Portais de notícias na	0		0 Sim
44	Em dias alternados	Sozinho(a)	Forma de crescimento pessoal	Livros	18		0 Não
45	Em dias alternados	Sozinho(a)	Forma de crescimento pessoal	Portais de notícias na Internet,Redes	9		0 Não
46	Em dias alternados	Sozinho(a)	Forma de crescimento pessoal	Livros,Jornais,Portais de notícias na	12		0 Não
47	Em dias alternados	Em grupo	Adquirir conhecimento	Livros,Revistas,Jornais,Portais de notícias na	9		0 Não
48	Só antes da prova	Sozinho(a)	Adquirir conhecimento	Livros,Portais de notícias na Internet,Redes	3		0 Sim
49	Em dias alternados	Em grupo	Adquirir conhecimento	Portais de notícias na Internet	4	20161	Sim
50	Todos os dias	Em grupo	Forma de crescimento pessoal	Jornais,Portais de notícias na Internet,Redes	2	17718	Sim
51	Em dias alternados	Sozinho(a)	Forma de crescimento pessoal	Portais de notícias na Internet,Redes sociais	5		0 Sim
52	Em dias alternados	Em grupo	Adquirir conhecimento	Livros,Revistas,Portais de notícias na	6		0 Não
53	Não tem horário	Sozinho(a)	Adquirir conhecimento	Livros,Portais de notícias na Internet,Redes	7		0 Não

54	Em dias alternados	Sozinho(a)	Adquirir conhecimento	Livros,Portais de notícias na Internet,Redes	8	0	Não
55	Em dias alternados	Sozinho(a)	Adquirir conhecimento	Livros,Jornais,Portais de notícias na	2	0	Sim
56	Todos os dias	Sozinho(a)	Adquirir conhecimento	Portais de notícias na Internet,Redes sociais	12	2445	Sim

	A	B	C	D	E	F	G
57	Todos os dias	Sozinho(a)	Adquirir conhecimento	Livros,Revistas,Jornais,Portais de notícias na	3	0	Sim
58	Em dias alternados	Sozinho(a)	Forma de crescimento pessoal	Livros,Portais de notícias na Internet	3	0	Sim
59	Em dias alternados	Em grupo	Forma de crescimento pessoal	Portais de notícias na Internet,Redes sociais	5	0	Sim
60	Só antes da prova	Sozinho(a)	Adquirir conhecimento	Livros,Portais de notícias na Internet,Redes	9	0	Não
61	Não tem horário	Sozinho(a)	Uma obrigação	Livros,Portais de notícias na Internet,Redes	4	0	Sim
62	Todos os dias	Em grupo	Adquirir conhecimento	Jornais,Portais de notícias na Internet	5	0	Sim
63	Todos os dias	Sozinho(a)	Adquirir conhecimento	Portais de notícias na Internet,Redes sociais	4	0	Sim
64	Em dias alternados	Sozinho(a)	Forma de crescimento pessoal	Revistas,Jornais,Portais de notícias na	7	0	Não
65	Em dias alternados	Sozinho(a)	Adquirir conhecimento	Livros,Revistas,Jornais,Portais de notícias na	9	0	Não
66	Em dias alternados	Sozinho(a)	Adquirir conhecimento	Livros,Jornais,Portais de notícias na	9	0	Não
67	Em dias alternados	Sozinho(a)	Adquirir conhecimento	Livros,Jornais,Portais de notícias na	9	0	Não
68	Em dias alternados	Sozinho(a)	Adquirir conhecimento	Livros,Jornais,Portais de notícias na	9	0	Não
69	Em dias alternados	Sozinho(a)	Adquirir conhecimento	Livros,Jornais,Portais de notícias na	9	0	Não
70	Todos os dias	Em grupo	Forma de crescimento pessoal	Jornais,Portais de notícias na Internet,Redes	4	0	Sim
71	Em dias alternados	Sozinho(a)	Forma de crescimento pessoal	Livros,Jornais,Portais de notícias na Internet	8	0	Não
72	Em dias alternados	Sozinho(a)	Forma de crescimento pessoal	Redes sociais	1	0	Sim
73	Em dias alternados	Sozinho(a)	Adquirir conhecimento	Livros,Jornais,Portais de notícias na	10	14379	Sim
74	Todos os dias	Em grupo	Forma de crescimento pessoal	Livros,Jornais,Portais de notícias na	7	0	Sim
75	Em dias alternados	Sozinho(a)	Adquirir conhecimento	Portais de notícias na Internet,Redes sociais	1	0	Sim
76	Só antes da prova	Sozinho(a)	Adquirir conhecimento	Livros,Revistas,Portais de notícias na	1	0	Sim
77	Todos os dias	Em grupo	Forma de crescimento pessoal	Livros,Portais de notícias na Internet,Redes	7	0	Sim
78	Em dias alternados	Sozinho(a)	Adquirir conhecimento	Livros,Jornais,Portais de notícias na Internet	0	0	Sim
79	Em dias alternados	Sozinho(a)	Adquirir conhecimento	Portais de notícias na Internet,Redes sociais	1	0	Sim

APÊNDICE D INFORMAÇÕES ACERCA DO NÓ DESEMPENHO

Esta planilha possui as informações usadas no nó DESEMPENHO utilizada no treinamento deste nó no modelo bayesiano apresentado na proposta do modelo de aprendizagem detalhado na seção 2.2. Onde conceito é calculado através da média aritmética entre os coeficientes de rendimento dos dois semestres de 2018, sendo REG de 5 a 6,9, BOM de 7 a 8,9 e 9 a 10 EXC.

	A	B	C
1	semestre1	semestre2	conceito
2	7.72	5.13	REG
3	8.07	6.50	BOM
4	4.36	6.97	REG
5	7.18	6.86	BOM
6	7.22	8.60	BOM
7	7.23	7.97	BOM
8	6.77	8.30	BOM
9	7.20	5.80	REG
10	7.76	6.79	BOM
11	6.82	7.95	BOM
12	6.46	7.79	BOM
13	7.22	7.36	BOM
14	1.16	0.80	INS
15	6.73	6.07	REG
16	7.78	7.93	BOM
17	7.28	2.00	REG
18	6.63	7.68	BOM
19	5.35	5.49	REG
20	7.03	6.54	REG
21	7.28	6.89	BOM
22	7.20	5.70	REG
23	6.68	7.46	BOM
24	6.10	7.56	REG
25	8.06	8.18	BOM
26	7.30	7.82	BOM
27	8.00	4.81	REG
28	7.00	7.78	BOM
29	7.30	7.52	BOM
30	5.73	4.29	REG
31	7.50	7.57	BOM
32	8.61	8.58	BOM

33	6.54	7.22	REG
34	8.26	6.55	BOM
35	7.34	6.05	REG
36	8.03	8.46	BOM
37	4.71	3.65	REG
38	6.74	6.55	REG
39	7.95	7.89	BOM
40	7.63	6.84	BOM
41	7.06	8.35	BOM
42	8.95	8.48	BOM
43	6.48	2.68	REG
44	6.15	8.58	BOM
45	6.88	7.19	BOM
46	6.47	7.49	REG
47	6.89	5.23	REG
48	6.77	4.95	REG
49	8.37	8.22	BOM
50	8.00	6.83	BOM
51	6.01	5.91	REG
52	6.03	5.18	REG
53	7.88	7.42	BOM
54	4.70	5.92	REG
55	7.40	7.68	BOM
56	8.07	9.07	BOM
57	5.61	1.60	REG
58	6.94	6.24	REG
59	4.80	5.51	REG
60	8.61	7.47	BOM
61	6.63	6.88	REG
62	7.96	6.43	BOM
63	7.32	8.33	BOM
64	7.83	8.51	BOM
65	6.48	7.99	BOM
66	6.09	3.20	REG
67	8.00	7.38	BOM
68	7.71	8.80	BOM
69	6.30	5.92	REG
70	7.06	5.65	REG
71	6.27	5.93	REG
72	6.91	4.57	REG
73	6.88	8.73	BOM
74	6.32	6.75	REG
75	7.12	7.13	BOM
76	6.58	5.38	REG
77	7.72	5.13	REG
78	7.10	9.00	BOM
79	8.40	9.06	BOM

APÊNDICE E
INFORMAÇÕES ACERCA DO NÓ PRECISA DE AJUDA (BASE DE TREINAMENTO)

Esta planilha possui as informações usadas no nó PRECISA DE AJUDA usada no treinamento do modelo bayesiano apresentado na proposta do modelo de aprendizagem detalhado na seção 2.2.

	A	B	C	D	E
	confortavel				
1	financeiramente	conectividade	esforçado	conceito	ajuda
2	Não	Sim	Sim	BOM	Não
3	Não	Sim	Sim	BOM	Não
4	Não	Sim	Sim	BOM	Não
5	Não	Sim	Não	BOM	Não
6	Não	Sim	Sim	BOM	Não
7	Não	Sim	Sim	REG	Sim
8	Não	Sim	Sim	BOM	Não
9	Não	Sim	Não	BOM	Não
10	Não	Sim	Sim	REG	Sim
11	Não	Sim	Sim	REG	Sim
12	Não	Sim	Sim	REG	Sim
13	Não	Sim	Sim	BOM	Não
14	Não	Sim	Não	BOM	Não
15	Sim	Sim	Não	INS	Sim
16	Sim	Sim	Sim	REG	Sim
17	Sim	Sim	Sim	BOM	Não
18	Não	Sim	Sim	INS	Sim
19	Não	Sim	Não	REG	Sim
20	Não	Sim	Não	REG	Sim
21	Não	Sim	Sim	BOM	Não
22	Não	Sim	Sim	REG	Sim
23	Sim	Sim	Sim	BOM	Não
24	Não	Sim	Não	INS	Sim
25	Não	Sim	Sim	INS	Sim
26	Não	Sim	Sim	INS	Sim
27	Não	Sim	Não	REG	Sim
28	Não	Sim	Sim	INS	Sim
29	Não	Sim	Sim	BOM	Não
30	Não	Sim	Não	INS	Sim
31	Sim	Sim	Sim	REG	Sim

32	Não	Sim	Sim	BOM	Não
33	Não	Sim	Sim	BOM	Não
34	Não	Sim	Sim	BOM	Não
35	Não	Sim	Sim	INS	Sim
36	Não	Sim	Não	REG	Sim
37	Não	Sim	Não	INS	Sim
38	Não	Sim	Sim	BOM	Não
39	Não	Sim	Sim	INS	Sim
40	Não	Sim	Sim	INS	Sim
41	Não	Sim	Não	REG	Sim
42	Sim	Sim	Não	REG	Sim
43	Não	Sim	Não	INS	Sim
44	Não	Sim	Não	BOM	Não
45	Sim	Sim	Sim	REG	Sim
46	Sim	Sim	Sim	BOM	Não
47	Não	Sim	Não	BOM	Não
48	Não	Sim	Não	REG	Sim
49	Não	Sim	Não	REG	Sim
50	Não	Sim	Sim	REG	Não
51	Não	Sim	Sim	BOM	Não
52	Não	Sim	Sim	BOM	Não
53	Não	Sim	Sim	BOM	Não
54	Não	Sim	Não	BOM	Não
55	Não	Sim	Sim	REG	Não
56	Não	Sim	Sim	REG	Não
57	Não	Sim	Sim	REG	Sim
58	Não	Sim	Não	REG	Sim
59	Não	Sim	Não	REG	Não
60	Não	Sim	Não	REG	Sim
61	Não	Sim	Não	REG	Sim
62	Não	Sim	Não	REG	Sim
63	Não	Sim	Não	REG	Sim
64	Não	Sim	Não	INS	Sim
65	Não	Sim	Sim	BOM	Não
66	Não	Sim	Sim	REG	Sim
67	Não	Sim	Sim	INS	Sim
68	Não	Sim	Sim	INS	Sim

69	Sim	Sim	Sim	BOM	Não
70	Não	Sim	Sim	REG	Sim
71	Não	Sim	Sim	INS	Sim
72	Não	Sim	Sim	BOM	Não
73	Não	Sim	Não	BOM	Não
74	Sim	Sim	Sim	BOM	Não
75	Não	Sim	Sim	BOM	Não
76	Não	Sim	Sim	BOM	Não
77	Não	Sim	Não	INS	Sim
78	Não	Sim	Sim	BOM	Não
79	Não	Sim	Sim	REG	Sim

APÊNDICE F
INFORMAÇÕES ACERCA DAS INFORMAÇÕES USADAS PARA
INFERÊNCIA AO MODELO E ESPECIALISTAS

Esta planilha possui as informações usadas na inferência, a mesma possui dados que foram submetidos ao treinamento do modelo bayesiano apresentado na proposta do modelo de aprendizagem detalhado na seção 2.2.

	A	B	C	D
1	confortavel_financeiramente	conectividade	esforçado	conceito
2	Não	Sim	Não	BOM
3	Não	Sim	Sim	BOM
4	Não	Sim	Sim	BOM
5	Não	Sim	Sim	BOM
6	Não	Sim	Sim	REG
7	Não	Sim	Sim	BOM
8	Não	Sim	Não	REG
9	Não	Sim	Sim	BOM
10	Não	Sim	Não	REG

APÊNDICE G

INFORMAÇÕES ACERCA DO PROGRAMA EM PYTHON PARA INFERÊNCIA DOS DADOS NA BASE DE TREINAMENTO

No trecho de programa a seguir (linhas de 1 a 14). Encontra-se a leitura das informações de treinamento e dos dados que serão inferidos, posteriormente. Destacam-se as linhas 10 e 11, onde é efetuada a leitura das informações em formato CSV das planilhas *conhecimento_historico.csv* (APÊNDICE E) e *inferencia.csv* (APÊNDICE F).

```

1 import pandas as pd
2 import numpy as np
3 from sklearn import preprocessing
4 from sklearn.model_selection import train_test_split
5 from sklearn.naive_bayes import GaussianNB
6 from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
7 from sklearn.metrics import accuracy_score
8
9 # Leitura das informações sobre esforço
10 play_aluno = pd.read_csv("conhecimento_historico.csv", sep=";")
11 play_future = pd.read_csv("inferencia.csv", sep=";")
12
13 print(play_aluno)
14 print(play_future)
15

```

No trecho de programa a seguir (linhas de 1 a 23). Encontra-se o pré-processamento dos dados de treinamento. Destaca-se o trecho de código das linhas de 5 a 11, por possuir a identificação dos rótulos de entrada e qual saída (resposta) deverá ser observada. Nas linhas de 17 a 20 todos os valores das planilhas são transformados em informações numéricas usadas no treinamento do modelo contido na linha 22.

```

1 # rotulando as informações e identificando uma resposta
2 # confortavel conectividade esforcado cr1 cr2 conceito ajuda
3 number = LabelEncoder()
4
5 # Pré processamento dos dados para treinamento
6 play_aluno['confortavel'] = number.fit_transform(play_aluno['confortavel'])
7 play_aluno['conectividade'] = number.fit_transform(play_aluno['conectividade'])
8 play_aluno['esforcado'] = number.fit_transform(play_aluno['esforcado'])
9 play_aluno['conceito'] = number.fit_transform(play_aluno['conceito'])
10 # target alvo
11 play_aluno['ajuda'] = number.fit_transform(play_aluno['ajuda'])
12
13 features = ["confortavel", "conectividade", "esforcado", "conceito"]
14 target = "ajuda"
15
16 # Pré processamento dos dados de inferência
17 play_future['confortavel'] = number.fit_transform(play_future['confortavel'])
18 play_future['conectividade'] = number.fit_transform(play_future['conectividade'])
19 play_future['esforcado'] = number.fit_transform(play_future['esforcado'])
20 play_future['conceito'] = number.fit_transform(play_future['conceito'])
21
22 features_train, features_test, target_train, target_test = train_test_split(play_aluno[features],
23 play_aluno[target], test_size = 0.25)

```

Neste último trecho de código, a seguir, encontra-se a inferência realizada ao modelo treinado no modelo através do comando `model.predict(play_future)`, contido na linha 14.

```
1 model = GaussianNB()
2 model.fit(features_train, target_train)
3
4 pred = model.predict(features_test)
5 accuracy = accuracy_score(target_test, pred)
6
7 print("dados de teste")
8 print(features_test)
9 print(pred)
10 print(accuracy)
11
12 print("the future")
13 print(play_future)
14 thefuture = model.predict(play_future)
15 print(thefuture)
```

APÊNDICE H
DOCUMENTO USADO PARA INFERÊNCIA AOS ESPECIALISTAS.



COLETA DE INFORMAÇÕES

E1

Informações do Aluno(a)

Matrícula 201603117555
 Sexo Feminino
 Cor Pardo
 Estado Civil Solteiro(a) **FAIXA ETÁRIA:** De 26 a 30 anos

Informações Financeiras

Tipo de Residência Alugada **Contribui na Renda:** Não
 Término Ensino Médio Integralmente em escola pública
 Carros na residência Nenhum **Renda Familiar** De R\$ 1.821,00 A R\$ 2.600,00
 Qtd Pessoas que compõem a renda Três
 Remuneração do Aluno Não possuo atividade remunerada mensal

Aluno Confortável Financeiramente? Sim Não

Informações de Conectividade

Fonte de Leitura Jornais,Portais de notícias na Internet,Redes sociais
 Meio de comunicação mais usado Jornal TV,Internet
 Possui acesso ao computador Sim, para lazer e trabalhos escolares **Possui Celular** Sim
 Onde acessa internet Em casa,Pelo celular,Faculdade

Aluno Conectado? Sim Não

Nível de Esforço

Frequência Estudos Todos os dias **Você prefere estudar como** Em grupo
 Significado de Estudar Forma de crescimento pessoal Quantidade Faltas 2

Aluno Esforçado? Sim Não

Desempenho

CR 2018.1: 7.83 CR 2018.1: 8.51 **CONCEITO: BOM**

Baseado nas informações acima, o aluno precisa de intervenção do professor ou da instituição para melhoria do aprendizado?

Sim Não

APÊNDICE I
DOCUMENTO USADO COMO QUESTIONÁRIO SOCIOECONÔMICO APLICADO
AO ALUNO.

QUESTIONÁRIO SOCIOECONÔMICO 2018

CURSO DE SISTEMAS DE INFORMAÇÃO

**Obrigatório*

1. Matrícula: *

QUESTIONÁRIO SOCIOECONÔMICO

CURSO DE SISTEMAS DE INFORMAÇÃO

2. Você se considera: *

Marcar apenas uma oval.

- Branco
- Negro
- Pardo
- Amarelo
- Indígena
- Não declarado

3. Estado Civil: *

Marcar apenas uma oval.

- Solteiro(a)
- Divorciado(a)
- Viúvo(a)
- Casado(a)
- Separado(a)

4. Você tem filhos? *

Marcar apenas uma oval.

- Sim
- Não

5. Atualmente, você reside: **Marcar apenas uma oval.*

- Com os pais
- Com parentes
- Com amigos
- Casa do estudante
- Sozinho(a)

6. Sua residência é: **Marcar apenas uma oval.*

- Própria
- Alugada
- Outro: _____

7. Estado civil dos Pais: **Marcar apenas uma oval.*

- Casados
- Viúvo(a)
- Divorciados
- Solteiros
- Separados

8. Você costuma ter frequência de estudo: **Marcar apenas uma oval.*

- Todos os dias
- Em dias alternados
- Só antes da prova
- Não tem horário

9. Você prefere estudar: **Marcar apenas uma oval.*

- Sozinho(a)
- Em grupo

10. Para você o que significa estudar: **Marcar apenas uma oval.*

- Adquirir conhecimento
- Forma de crescimento pessoal
- Uma obrigação

11. Você lê frequentemente: (marque mais de uma alternativa, se necessário) *

Marque todas que se aplicam.

- Livros
- Revistas
- Jornais
- Portais de notícias na Internet
- Redes sociais
- Outro: _____

12. Qual é o meio de comunicação que você mais utiliza para se manter informado? (marque mais de uma alternativa, se necessário) *

Marque todas que se aplicam.

- Mídia (jornal escrito e/ou revistas)
- Jornal TV
- Jornal Rádio
- Internet
- Outro: _____

13. Você tem acesso ao computador?(marque a mais aplicável) *

Marque todas que se aplicam.

- Sim, para lazer e trabalhos escolares
- Sim, para trabalhos profissionais
- Sim, para outros fins
- Não

14. Você tem telefone celular? *

Marcar apenas uma oval.

- Sim
- Não

15. Você tem acesso à Internet? *

Marcar apenas uma oval.

- Sim
- Não

16. Em caso afirmativo, indique o local (marque mais de uma alternativa, se necessário): *

Marque todas que se aplicam.

- Em casa
- No trabalho
- Em uma LAN house
- Pelo celular
- Outro: _____

17. Quando você adoecer recorre a quais serviços de saúde? *

Marque todas que se aplicam.

- Hospital Público/ SUS
- Planos de saúde particular
- Serviços médico do sindicato
- Serviços médico particular
- Outro: _____

18. Qual sua idade? *

Marcar apenas uma oval.

- De 16 a 18 anos
- De 19 a 21 anos
- De 22 a 25 anos
- De 26 a 30 anos
- De 31 a 40 anos
- Acima de 40 anos

19. Qual o estado em que nasceu? **Marcar apenas uma oval.*

- AL
- AM
- AP
- BA
- CE
- DF
- ES
- GO
- MA
- MG
- MS
- MT
- PA
- PB
- PE
- PI
- PR
- RJ
- RN
- RO
- RR
- RS
- SC
- SE
- SP
- TO

20. Você contribui na renda familiar? **Marcar apenas uma oval.*

- Sim
- Não

21. Como fez seus estudos de ensino fundamental (1º GRAU)? **Marcar apenas uma oval.*

- Integralmente em escola pública
- Integralmente em escola particular
- Maior parte em escola pública
- Maior parte em escola particular
- Em escolas comunitárias

22. Concluiu o ensino fundamental (1º GRAU) em: **Marcar apenas uma oval.*

- Curso regular
- Curso supletivo

23. Como fez seus estudos do ensino médio(2º GRAU)? **Marcar apenas uma oval.*

- Integralmente em escola pública
- Integralmente em escola particular
- Maior parte em escola pública
- Maior parte em escola particular
- Em escolas comunitárias

24. Concluiu o ensino médio (2º GRAU) em: **Marcar apenas uma oval.*

- Curso regular
- Curso supletivo

25. Em que turno você fez o ensino médio (2º GRAU)? **Marcar apenas uma oval.*

- Todo diurno
- Todo noturno
- Maior parte diurno
- Maior parte noturno
- Outro: _____

26. **Em que ano concluiu o ensino médio (2º GRAU) ? ***
Marcar apenas uma oval.
- Entre 1990 - 1999
 - Entre 2000 e 2004
 - Entre 2005 a 2009
 - Entre 2010 a 2014
 - Entre 2015 a 2017
27. **Você frequentou cursinho preparatório para vestibular? ***
Marcar apenas uma oval.
- Sim, por menos de 1 semestre
 - Sim, por 1 semestre
 - Sim, por um ano
 - Sim, por mais de um ano
 - Não
28. **Quantas vezes você já prestou concurso vestibular? ***
Marcar apenas uma oval.
- Nunca
 - Uma vez
 - Duas vezes
 - Três vezes
 - Quatro vezes
 - Cinco vezes ou mais
29. **Você já iniciou algum curso superior? ***
Marcar apenas uma oval.
- Sim, mas não concluí
 - Sim, estou cursando
 - Sim, mas já concluí
 - Não
30. **Qual o principal motivo que o levou a escolher o curso para o qual está cursando? ***
Marcar apenas uma oval.
- Interesse pessoal pela profissão correspondente
 - Conversas com colegas
 - Influência da família
 - Resultado de teste vocacional
 - Melhores possibilidades no mercado de trabalho
 - Possibilidades de poder contribuir com a sociedade
 - Possibilidade de conciliar o curso com o trabalho
 - Outro motivo

31. Qual das atividades abaixo ocupa a maior parte do seu tempo livre? *

Marcar apenas uma oval.

- TV
- Religião
- Teatro
- Cinema
- Música
- Bares e Boates
- Leitura
- Internet
- Esportes
- Outro: _____

32. O que você espera, em primeiro lugar, de um curso universitário? *

Marcar apenas uma oval.

- Formação acadêmico-profissional para o trabalho
- Formação teórica, voltada para a pesquisa
- Formação para atividade pedagógica
- Aquisição de conhecimentos que me permitam compreender
- Diploma de curso superior

33. Qual a sua expectativa com relação a um curso de tecnologia?

Marcar apenas uma oval.

- Alta
- Média
- Baixa

34. Empreender é

Marque todas que se aplicam.

- ter um objetivo na vida
- Estudar para concurso
- ser resiliente
- Resolver problemas
- ser passivo diante das situações
- Mudar o Mundo

35. Você vai para faculdade como*Marcar apenas uma oval.*

- Transporte público
- MotoTáxi
- A pé
- Condução Própria
- de Carona
- De Bike
- Outro: _____

36. Qual o nível de instrução do seu pai? **Marcar apenas uma oval.*

- Sem escolaridade
- Ensino fundamental (1º GRAU) incompleto
- Ensino fundamental (1º GRAU) completo
- Ensino médio (2º GRAU) incompleto
- Ensino médio (2º GRAU) completo
- Superior incompleto
- Superior completo
- Mestrado ou Doutorado
- Não sei informar

37. Qual o nível de instrução do seu mãe? **Marcar apenas uma oval.*

- Sem escolaridade
- Ensino fundamental (1º GRAU) incompleto
- Ensino fundamental (1º GRAU) completo
- Ensino médio (2º GRAU) incompleto
- Ensino médio (2º GRAU) completo
- Superior incompleto
- Superior completo
- Mestrado ou Doutorado
- Não sei informar

38. Quantos carros existem em sua residência? **Marcar apenas uma oval.*

- Nenhum
- Um
- Dois
- Três
- Quatro ou mais

39. Assinale a renda familiar mensal de sua casa: **Marcar apenas uma oval.*

- Até 260,00
- De R\$ 261,00 a R\$ 780,00
- De R\$ 781,00 a R\$ 1.300,00
- De R\$ 1.301,00 a R\$ 1.820,00
- De R\$ 1.821,00 A R\$ 2.600,00
- De R\$ 2.601,00 A R\$ 3.900,00
- De R\$ 3.901,00 A R\$ 5.200,00
- De R\$ 5.201,00 A R\$ 6.500,00
- De R\$ 6.501,00 A R\$ 7.800,00
- Mais de R\$ 7.800,00

40. Quantas pessoas contribuem para a obtenção dessa renda familiar ? **Marcar apenas uma oval.*

- Uma
- Duas
- Três
- Quatro
- Cinco
- Mais de cinco

41. Quantas pessoas são sustentadas com a renda familiar? **Marcar apenas uma oval.*

- Uma
- Duas
- Três
- Quatro
- Cinco
- Mais de cinco

42. Com relação a sua atividade remunerada mensal? *

Marcar apenas uma oval.

- Não possui atividade remunerada mensal
- Recebo até R\$ 260,00
- Recebo de R\$ 261,00 a R\$ 780,00
- Recebo de R\$ 781,00 a R\$ 1.300,00
- Recebo de R\$ 1.301,00 a R\$ 1.820,00
- Recebo de R\$ 1.821,00 a R\$ 2.600,00
- Recebo de R\$ 2.601,00 a R\$ 3.900,00
- Recebo de R\$ 3.901,00 a R\$ 5.200,00
- Recebo de R\$ 5.201,00 a R\$ 6.500,00
- Recebo de R\$ 6.501,00 a R\$ 7.800,00
- Recebo mais de R\$ 7.800,00

Obrigado pelo Preenchimento!

Estas informações são importantes para o crescimento contínuo do Curso
