



UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DO SEMI-ÁRIDO
UNIVERSIDADE DO ESTADO DO RIO GRANDE DO NORTE
PRÓ-REITORIA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO



SIDNEY DANILO FIRMINO BEZERRA

**SISTEMA DE RECOMENDAÇÃO UBÍQUO INTEGRANDO HIPERMÍDIAS
BASEADAS EM ONTOLOGIAS PARA AMBIENTES DE APRENDIZAGEM**

MOSSORÓ – RN

2018

SIDNEY DANILO FIRMINO BEZERRA

**SISTEMA DE RECOMENDAÇÃO UBÍQUO INTEGRANDO HIPERMÍDIAS
BASEADAS EM ONTOLOGIAS PARA AMBIENTES DE APRENDIZAGEM**

Dissertação apresentada ao Mestrado em
Ciência da Computação do Programa de Pós-
Graduação em Ciência da Computação da
Universidade Federal Rural do Semi-Árido e
Universidade do Estado do Rio Grande do
Norte como requisito para obtenção do título
de Mestre em Ciência da Computação.

Linha de Pesquisa: Tecnologias Aplicadas à
Educação e à Saúde

Orientador: Francisco Milton Mendes Neto,
Prof. Dr.

Co-orientador: Patrício de Alencar Silva, Prof.
Dr.

MOSSORÓ

2018

FF474 Firmino Bezerra, Sidney Danilo.
s SISTEMA DE RECOMENDAÇÃO UBÍQUO INTEGRANDO
 HIPERMÍDIAS BASEADAS EM ONTOLOGIAS PARA AMBIENTES
 DE APRENDIZAGEM / Sidney Danilo Firmino Bezerra. -
 2018.
 148 f. : il.

Orientador: Francisco Milton Mendes Neto.
Coorientador: Patrício Alencar Silva.
Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal
Rural do Semi-árido, Programa de Pós-graduação em
Ciência da Computação, 2018.

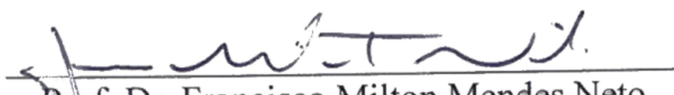
1. Computação ubíqua. 2. Design Science. 3.
Educação. 4. Sistema de recomendação. 5. Ontologia.
I. Mendes Neto, Francisco Milton, orient. II.
Alencar Silva, Patrício, co-orient. III. Título.

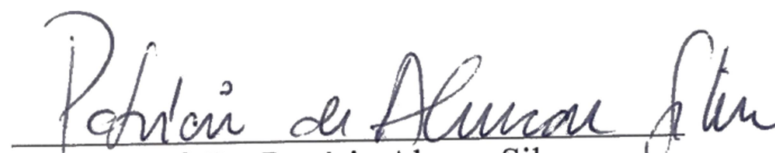
SIDNEY DANILO FIRMINO BEZERRA

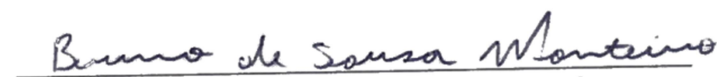
SISTEMA DE RECOMENDAÇÃO UBÍQUO INTEGRANDO HIPERMÍDIAS BASEADAS EM
ONTOLOGIAS PARA AMBIENTES DE APRENDIZAGEM

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação
em Ciência da Computação para a obtenção do título de
Mestre em Ciência da Computação.

APROVADA EM: 30 / 05 / 2018


Prof. Dr. Francisco Milton Mendes Neto
Orientador e Presidente da Banca


Prof. Dr. Patrício Alenca Silva
Coorientador - UFERSA


Prof. Dr. Bruno de Sousa Monteiro
Examinador Interno - UFERSA


Prof. Dr. Gabriel Antoine Luis Paillard
Examinador Externo - UFC

AGRADECIMENTOS

Primeiramente, a Deus, pai, todo poderoso, por estar presente em todos os momentos da minha vida, sendo o suporte para minhas conquistas, me desafiando e me concedendo o necessário para enfrentar qualquer dificuldade e mostrar o caminho correto para todas as minhas vitórias.

A minha mãe, Cacilda Firmino Bezerra, principal incentivadora, preocupada com minha educação e curiosa em saber o que era o meu trabalho.

A meu pai, Josimar Bezerra (in memoriam), que me guia e acompanha aonde eu vá.

A meus irmãos Regina, Eva, Patrícia, Sava, Sara e Diego pelo incentivo e apoio, conselho e presença nos estudos em toda a minha vida.

A minha tia, Maria Firmino Bezerra, pela presença constante em nossa família. A meu tio, Adelino Firmino Bezerra, por sempre torcer pela minha vitória.

A minha namorada, Dayana de Aquino Rodrigues, por todo apoio e companheirismo que demonstrou durante essa trajetória, sempre me incentivando em meus planos e crescendo comigo.

A minha amiga, Neyliane Moreno, que desde a graduação vem sendo presente, me ajudando e apoiando nos meus trabalhos, demonstrando que tempo e distância não destrói laços de amizade. Agradeço pela dedicação, carinho e por toda ajuda que me deu.

A meu conterrâneo e amigo Antônio Neto que conviveu na minha graduação e mestrado dividindo comigo lares, contas e felicidades. Obrigado meu amigo.

A meu orientador, Prof. Francisco Milton Mendes Neto, pela amizade fornecida, por todo apoio dado durante o mestrado, demonstrando os caminhos e soluções que possibilitaram a elaboração deste trabalho. Obrigado pelas experiências e oportunidades de trabalhar com o senhor.

A meu co-orientador, Prof. Patrício de Alencar Silva, pela contribuição significativa para construção deste trabalho, compartilhando seus conhecimentos. Agradeço por todo suporte, me ajudando em todos os momentos.

A todos os meus amigos, em especial Salatiel Dantas, Ramiro Júnior e Ademar Neto, pelo apoio e presença, sempre me ajudando e discutindo soluções no desenvolvimento de meu trabalho, que me proporcionaram uma amizade verdadeira e sincera.

A todos os pesquisadores, desenvolvedores do LCC, LES, NEAD e do grupo Edubi, do qual faço parte e que contribuíram diretamente, compartilhando comigo momentos de aprendizagem e que ajudaram na validação deste trabalho, em especial a Antônio Victor por

dedicar tempo e dedicação nas implementações necessárias para a produção do sistema de recomendação.

Aos professores do mestrado, pela dedicação, experiência e ensinamentos passados.

Ao Programa de Pós Graduação em Ciência da Computação das universidades UFERSA e UERN, à coordenação e à secretaria, pela atenção e colaboração prestada no decorrer destes dois anos de mestrado, em especial ao secretário Maninho, sempre disponível e paciente quando havia alguma dúvida.

À CAPES, pelo apoio financeiro que viabilizou a realização deste trabalho.

Por fim, a todos que, direta ou indiretamente, contribuíram para minha formação.

*O que realmente importa na vida é o que se
faz com o tempo que nos é dado.*

O senhor dos anéis

RESUMO

A finalidade de um sistema de recomendação é oferecer itens mais relevantes para um consumidor. A computação ubíqua possibilita a integração de sistemas computacionais com os interesses das pessoas, de forma transparente, possibilitando a construção de sistemas que integrem os fundamentos da computação ubíqua com os procedimentos de análise dos itens recomendados. Dessa forma, este trabalho tem por objetivo desenvolver e avaliar uma aplicação que integre os vídeos do YouTube e os documentos do Wikipédia a API do Youubi através de técnicas de recomendações de itens juntamente com uma ontologia, utilizando serviços clientes *Mobile* e *web*, com vista a facilitar o processo de ensino-aprendizagem para estudantes, utilizando os fundamentos da computação ubíqua. O esquema da aplicação será composto pela *Application Programming Interface* (API) do Youubi, API MediaWiki e API Youtube. Esses elementos interagem trocando informações e as disponibilizando para os usuários, são armazenadas em uma ontologia denominada Perfil de Usuário Youtube Wikipédia (PUYW). Essa ontologia foi criada por meio da linguagem *Web Ontology Language*. Ela é responsável por gerenciar as características do estudante e os metadados das APIs do Youtube e Wikipédia. Para atingir o objetivo, foi utilizando *Design Science* para fundamentar as questões gerais de pesquisa e os métodos para a solução. No tocante dos métodos faz-se o uso de técnicas qualitativas e quantitativas de coleta de dados, por intermédio de questionário de perfil, questionário TAM e grupo focal. Os resultados desse trabalho foram avaliados por estudantes de uma instituição de ensino superior utilizando um sistema contendo um componente que integra os vídeos e artigos para sistemas de ensino e aprendizagem, e uma ontologia que gerencia o perfil e os itens manipulados. Os resultados mostram indícios que o sistema desenvolvido atingiu os objetivos propostos deste trabalho.

Palavras-chaves: Computação ubíqua; *Design Science*; Educação; Sistema de recomendação; Ontologia.

ABSTRACT

The purpose of recommendation system is to offer items more relevant to a consumer. The ubiquitous computing enables the integration of computational systems with the interests of the people, in a transparent way, enabling the construction of systems that integrate the fundamentals of ubiquitous computing with the procedures of analysis of the recommended items. In this way, this work aims to develop and evaluate an application that integrates YouTube videos and documents of the Wikipedia the Youubi API through techniques of recommendations of items along with an ontology, using mobile and web client services, in order to facilitate the teaching-learning process for students, using the fundamentals of ubiquitous computing. The application schema will be composed of the Youubi Application Programming Interface (API), MediaWiki API and Youtube API. These elements interact by exchanging information and making it available to users, they are stored in an ontology called PUYW. This ontology was created through the Web Ontology Language. It is responsible for managing student characteristics and metadata for the YouTube and Wikipedia APIs. To achieve this goal, Design Science was used to support general research questions and methods for the solution. In terms of the methods make use of qualitative and quantitative techniques of data collection, through profile questionnaire, TAM questionnaire, and focal group. The results of this work were evaluated by students of a higher education institution using a system containing a component that integrates videos and articles for teaching and learning systems, and an ontology that manages the profile and manipulated items. The results show that the developed system reached the proposed objectives of this work.

Keywords: Design Science; Education; Ontology; Ubiquitous computing; Recommendation system.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Estrutura de metodologia de pesquisa conforme <i>Design Science</i>	24
Figura 2 – Relação entre Computação Pervasiva, Ubíqua e Móvel	26
Figura 3 – Categorias do padrão PAPI	44
Figura 4 – Categorias do padrão IMS-LIP	46
Figura 5 – Arquitetura do YouUbi	49
Figura 6 – Configuração dos atributos do <i>search:list</i> para obter os Ids dos vídeos	57
Figura 7 - Configuração do <i>search.List</i> para obter Ids dos vídeos relacionados a outro vídeo.	58
Figura 8 – Requisição dos atributos do id de um vídeo do Youtube.....	58
Figura 9 – Resultado de uma requisição com o termo Ontologia na Wikipédia do Brasil.	60
Figura 10 – Atributos da classe WikiMetas utilizados na página da Wikipédia	60
Figura 11 – Resultado da requisição de uma página da Wikipédia a partir do Título Ontologia.	61
Figura 12 – Etapas da Metodologia 101	63
Figura 13 – Hierarquia das classes gerais.....	68
Figura 14 – Estrutura da PUYW que contém a descrição dos elementos do Perfil do Aprendiz e dos conteúdos da Wikipédia e YouTube	69
Figura 15 – Propriedade Funcional	75
Figura 16 – Propriedade irreflexiva e assimétrica	75
Figura 17 – Representação gráfica da ontologia no VOWL	767
Figura 18 – Arquitetura do Sistema.....	79
Figura 19 – Arquitetura dos <i>Web-Services</i>	80
Figura 20 – Arquitetura do Sistema de Recomendação de Conteúdos Integrada a Hipermídias	81
Figura 21 – Consulta SPARQL na formação de agrupamento de usuários semelhantes para um indivíduo alvo.....	83
Figura 22 – Codificação do algoritmo KNN	84
Figura 23 – Consulta SPARQL listando conteúdos avaliados pelos usuários colaboradores. .	86
Figura 24 – Consulta SPARQL na seleção de <i>tags</i> , título e conteúdo da ontologia.	87
Figura 25 – <i>Technology Acceptance Model</i> (TAM).....	94
Figura 26 – Tela principal do EDUBI web.....	102
Figura 27 – Tela da aplicação mobile do Ranking dos estudantes.....	102

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1 - Evolução de acessos do SMP	20
Gráfico 2 – Idade dos estudantes	95
Gráfico 3 - Percentual sobre experiência dos alunos com algum tipo de EAD.....	96
Gráfico 4 – Percentual sobre habilidades dos alunos com o uso do computador.....	96
Gráfico 5- Percentual sobre a frequência de uso do computador.	97
Gráfico 6 - Percentual sobre a frequência de uso de smartphone.....	97
Gráfico 7 – Percentual sobre a Frequência de Uso da internet.....	98
Gráfico 8 - Percentual sobre o compartilhando da localização dos alunos.	99
Gráfico 9 - Interesse em realizar essas atividades usando o computador.....	99
Gráfico 10 - Interesse em realizar essas atividades usando o smartphone.	100
Gráfico 11 - (FU) resultados da primeira afirmação	103
Gráfico 12 - (FU) resultados da segunda afirmação.....	103
Gráfico 13 - (FU) resultados da terceira afirmação	104
Gráfico 14 – (FU) Resultados da quarta afirmação	105
Gráfico 15 - (UP) Resultados da primeira afirmação	106
Gráfico 16 - (UP) Resultados da segunda afirmação	107
Gráfico 17- (UP) Resultados da terceira afirmação.....	107
Gráfico 18 - (UP) Resultados da quarta afirmação.....	108
Gráfico 19 - (UP) Resultados da quinta afirmação.....	109
Gráfico 20 - (UP) Resultados da sexta afirmação	109
Gráfico 21 - (UP) Resultados da sétima afirmação	110
Gráfico 22 - (UP) Resultados da oitava afirmação.....	111
Gráfico 23- (UP) Resultados da nona afirmação	111
Gráfico 24 - (IC) Resultados da primeira afirmação	113
Gráfico 25- (IC) Resultados da segunda afirmação.....	113
Gráfico 26- (IC) Resultados da terceira afirmação.....	114
Gráfico 27 - (AU) Resultados da primeira afirmação	115
Gráfico 28 - (AU) Resultados da segunda afirmação.....	115
Gráfico 29 - (UT) Resultados da primeira afirmação.....	116
Gráfico 30 - (UT) Resultados da segunda indicação.....	117

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 - Métricas de classificação.....	38
Quadro 2 - Classes e Propriedades da Ontologia Personna.....	65
Quadro 3 - Descrição das Classes gerais da ontologia	68
Quadro 4 - <i>Object Properties</i> da Ontologia PUYW	70
Quadro 5 - <i>Data Properties</i> da Ontologia PUYW	71
Quadro 6 – Comentários dos estudantes sobre a quinta afirmação	105
Quadro 7 – Comentários dos estudantes sobre a quinta questão	112
Quadro 8 - Avaliação dos estudantes sobre a aplicabilidade do Sistema EDUBI com relação aos conteúdos do YouTube e Wikipédia recomendado pelo sistema.....	118
Quadro 9 – Avaliação dos estudantes sobre a aplicabilidade do Sistema EDUBI com relação à precisão das recomendações do sistema.....	119
Quadro 10 – Avaliação dos estudantes sobre a aplicabilidade do Sistema EDUBI com relação à pontualidade do sistema.....	120
Quadro 11 – Colocações e Sugestões de estudantes sobre a aplicabilidade do Sistema EDUBI.....	121

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Matriz de Confusão das classes de problemas	38
Tabela 2 - Relação dos aspectos entre os trabalhos relacionados.....	56

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AC – Aceitação da Tecnologia

API – *Application Programming Interface*

CA – *Context Awa*

DBPEDIA – *Database Wikipédia*

DTD – *Document Type Definition*

EAD – Educação A Distância

FN – *False Negative*

FP – *False Positive*

FU – Facilidade de Uso

GPC – Grupo de Possíveis Colaboradores

HTML – *HyperText Markup Language*

HTTP – *Hypertext Transfer Protocol*

IC – Intenção Comportamental

IDTV – *Improved Definition Television*

IEEE – *Institute of Electrical and Electronic Engineers*

IMS LIP – *Instructional Management Systems Learner*

IP – *Internet Protocol*

JSON – *JavaScript Object Notation*

LC – Lista de usuários Colaboradores

LCC – Lista de Conteúdos dos Colaboradores

LPI – *Learner Personal Information*

MVC – *Model View Controller*

NN – *Nearest Neighbor*

OA – Objetos de Aprendizagem

OWL – *Ontology Web Language*

PAPI – *Public and Private Information for Learner*

PHP – *Personal Home Page*

PU – Perfil dos Usuários

PUYW – Perfil de Usuário Youtube Wikipédia

QC – Questão Conceitual

QC– Questões de Competência

QCL – Qualificação, Certificados e Licenças

QGP – Questão Geral de Pesquisa

QOE – *Quality Of Experience*

QP – Questão Prática

QT – Questão Tecnológica

RDF – *Resource Description Framework*

RH – Recomendação Híbrida

SMP – Serviço Móvel Pessoal

SNOMED CT– *Systematized NOmenclature of MEDicine clinical terms*

SPARQL – *Simple Protocol And Rdf Query Language*

SPM – *Sequential Pattern Mining*

SR – Sistemas de Recomendação

SRCIH – Sistema de Recomendação de Conteúdos Integrado a Hipermídias

SWRL – *Semantic Web Rule Language*

TAM – *Technology Acceptance Model*

TF-IDF – *Term frequency Inverse Document Frequency*

TIC – Tecnologias de Informação e Comunicação

TN – *True Negative*

TP – *True Positive*

UFERSA – Universidade Federal Rural do Semi-Árido

ULF– *Universal Learning Format*

UML– *Unified Modeling Language*

UP – Utilidade Percebida

UT – Uso da Tecnologia

VOWL – *Visual Notation for OWL Ontologies*

WC – *Wikipédia Content*

WIKI - Coleção de documentos em hipertexto

XML - *eXtensible Markup Language*

YC – *Youtube Content*

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO.....	19
1.1 MOTIVAÇÃO	20
1.2 PROBLEMÁTICA.....	21
1.3 OBJETIVOS	23
1.3.1 Objetivo Geral	23
1.3.2 Objetivos Específicos.....	23
1.4 METODOLOGIA	23
1.5 ORGANIZAÇÃO DA DISSERTAÇÃO	25
2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	26
2.1 COMPUTAÇÃO UBÍQUA.....	26
2.2 APRENDIZAGEM UBÍQUA.....	27
2.3 OBJETOS DE APRENDIZAGEM (OA)	28
2.4 WEB SEMÂNTICA.....	29
2.5 ONTOLOGIA	30
2.6 <i>LINKED DATA</i>	31
2.7 SISTEMA DE RECOMENDAÇÃO	32
2.7.1 Sistema de Recomendação Colaborativa	33
2.7.2 Sistema de Recomendação Baseada em Conteúdo.....	34
2.7.3 Sistema de Recomendação Híbrido	35
2.7.4 Estratégias de Recomendação	36
2.7.5 Métricas de Avaliação	37
2.7.6 Problemas em SR.....	39
2.8 PROCESSAMENTO DE DADOS.....	40
2.8.1 AGRUPAMENTO	40
2.8.2 VIZINHO MAIS PRÓXIMO.....	41
2.8.3 MINERAÇÃO DE TEXTO	42
2.9 MODELO DE PERFIL DE APRENDIZ.....	43
2.9.1 <i>IEEE PAPI- PUBLIC AND PRIVATE INFORMATION FOR LEARNER</i>	43
2.9.2 <i>IMS LEARNER INFORMATION PACKAGE (LIP)</i>	45
2.10 RECURSOS HIPERMÍDIA.....	47
2.10.1 Youtube.....	47
2.10.2 Youubi.....	48
2.10.2.1 Edubi.....	50
2.10.3 <i>MediaWiki</i>	51
2.10.4 DBpedia.....	52
2.11 TRABALHOS RELACIONADOS	53
3 ASPECTOS DE IMPLEMENTAÇÃO.....	57
3.1 YOUTUBE DATA API.....	57
3.2 MEDIAWIKI ACTION API	59
3.3 ONTOLOGIA PERFIL DE USUÁRIO YOUTUBE WIKIPÉDIA (PUYW).....	62
3.3.1 DESENVOLVIMENTO DA ONTOLOGIA	62
3.3.2 DEFINIÇÃO DO DOMÍNIO E ESCOPO.....	64
3.3.3 CONSIDERAR O REUSO	65
3.3.4 ENUMERAÇÃO DOS TERMOS	67

3.3.5	DEFINIÇÃO DAS CLASSES E HIERARQUIA DE CLASSES	67
3.3.6	DEFINIÇÃO DAS PROPRIEDADES DAS CLASSES	69
3.3.7	DEFINIÇÃO DAS RESTRIÇÕES DAS PROPRIEDADES.....	75
3.3.8	CRIAÇÃO DE INSTÂNCIAS	76
3.4	VISUALIZAÇÃO GRÁFICA DA ONTOLOGIA PUYW	76
3.5	SISTEMA DE RECOMENDAÇÃO DE CONTEÚDOS INTEGRADO A HIPERMÍDIAS	79
3.5.1	RECOMENDAÇÃO BASEADA EM COLABORAÇÃO	82
3.5.2	GRUPO DE POSSÍVEIS COLABORADORES (GPC)	83
3.5.3	LISTA DOS USUÁRIOS COLABORADORES (LC).....	84
3.5.4	LISTA DE CONTEÚDOS DOS COLABORADORES (LCC).....	85
3.5.5	RECOMENDAÇÃO BASEADA EM CONTEÚDO	86
3.5.6	RECOMENDAÇÃO HÍBRIDA.....	88
3.5.7	AJUSTE DOS PESOS DA RECOMENDAÇÃO.....	89
3.6	INTEGRAÇÃO DA API YOUUBI COM O SRCIH.....	90
4	METODOLOGIA DE AVALIAÇÃO DO SRCIH	92
4.1	ESTUDO DE CASO	92
4.1.1	OBJETIVO DO CASO DE USO	93
4.1.2	SELEÇÃO DOS INDIVÍDUOS.....	93
4.1.3	COLETA DE DADOS.....	93
5	RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	95
5.1	RESULTADO QUANTITATIVO DO QUESTIONÁRIO PERFIL DO USUÁRIO (PU)	95
5.2	RESULTADO QUANTITATIVO TAM.....	101
5.3	RESULTADO QUALITATIVO DO GRUPO FOCAL.....	118
6	CONCLUSÃO	122
6.1	QUESTÕES DE PESQUISA	122
6.2	LIMITAÇÕES	125
6.3	TRABALHOS FUTUROS.....	126
6.4	CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	127
6.5	PRODUÇÕES CIENTÍFICAS	128
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	129
	APÊNDICE A – QUESTIONÁRIO DE PERFIL DO USUÁRIO.....	141
	APÊNDICE B – QUESTIONÁRIO DE PERCEPÇÃO DAS RECOMENDAÇÕES DE CONTEÚDOS YOUTUBE E WIKIPÉDIA POR INTERMÉDIO DAS APLICAÇÕES DE APRENDIZAGEM BASEADAS NA API YOUUBI	144
	APÊNDICE C – ROTEIRO DO GRUPO FOCAL	147
	APÊNDICE D – TERMO DE CONSENTIMENTO LIVRE E ESCLARECIDO	148

1 INTRODUÇÃO

O planejamento pedagógico é um momento que possibilita ao professor descobrir soluções relacionadas ao processo de aprendizagem e facilita a obtenção de avanços no desenvolvimento cognitivo, afetivo e social dos estudantes, de modo que a forma como as aulas se organizam é um fator preponderante para os tutores (JESUS, 2013). O professor ainda necessita de dedicação para pesquisar conteúdos pedagógicos adequados a cada aula. Contudo, pela quantidade de recursos disponíveis em diferentes formatos, como áudio, texto, vídeo, entre outros, o professor perde um tempo expressivo para selecionar um conteúdo que se torne adequado para uso em sala de aula (FERREIRA, 2015).

A Internet tornou-se um dos principais mecanismos para o acesso à informação, devido, principalmente, à interatividade que oferece como o uso de sons, imagens, vídeos e textos. Ela ultrapassa as dimensões do espaço-tempo das aulas tradicionais, uma vez que está disponível a todo o momento (DA SILVA, 2016).

Além da gama de materiais multimídia e hipermídia disponíveis na Internet, é necessário usar mecanismos que permitam criar ambientes virtuais para educação, que considerem a mobilidade dos estudantes e o contexto em que estão inseridos. Em outras palavras, é importante o desenvolvimento de ferramentas que ofereçam elementos para auxiliar na aprendizagem do aluno, na medida em que criam ambientes adaptativos com conteúdos apropriados para diferentes perfis de estudante (LEVIS, 2008).

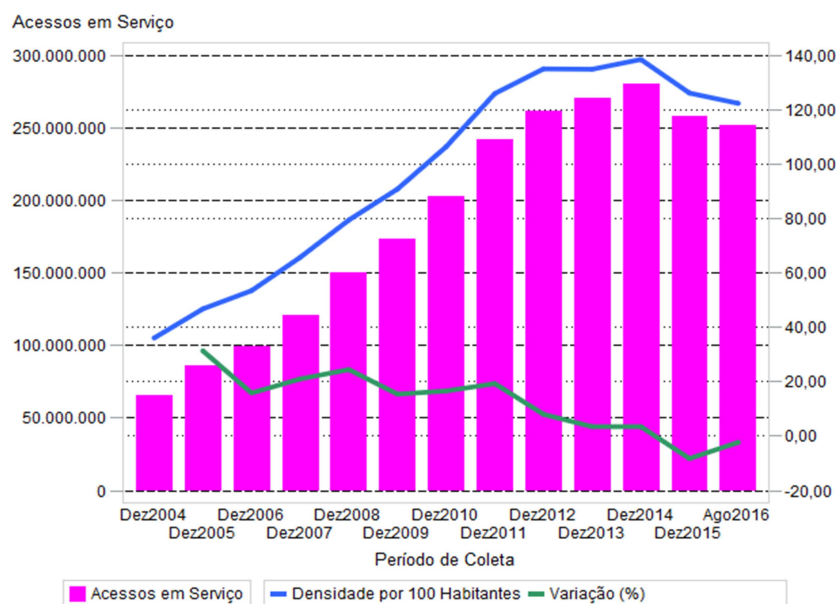
Ferramentas baseadas na aprendizagem ubíqua se comportam como um mecanismo facilitador na recomendação de materiais para os alunos, o que permite selecionar conteúdos de forma precisa, como também adaptá-los ao contexto em que o sujeito está inserido (SANTAELLA, 2010).

Nas subseções a seguir, serão apresentados os conceitos fundamentais para o desenvolvimento da aplicação proposta. Eles estão organizados da seguinte forma: primeiramente, é apresentada a motivação deste trabalho; posteriormente, é descrita a problemática; em seguida, são apresentados os objetivos; por fim, é exposta a metodologia.

1.1 MOTIVAÇÃO

Devido à redução do custo, os aparelhos celulares tornaram-se um relevante dispositivo para se ter acesso à Internet. Em agosto de 2016, o Brasil possuía 252 milhões de pessoas com acesso ao Serviço Móvel Pessoal (SMP), como pode ser visualizado no Gráfico 1, registrando também 26,6 milhões de acessos de banda larga fixa (ANATEL, 2016).

Gráfico 1 - Evolução de acessos do SMP



Fonte: ANATEL (2016)

As tecnologias de informação e comunicação (TIC) são consideradas ferramentas transversais que facilitam os avanços econômicos e sociais. Essas ferramentas são insumos do processo de criação de tecnologias e de conhecimentos, contribuindo no acesso à informação e aos serviços que prestam, como: comunicação, colaboração e ensino-aprendizagem (SOUZA, 2016).

Piaget evidencia a importância que o indivíduo tem no seu processo de aprendizagem, pois é ele o responsável pelo seu aprendizado:

A aprendizagem, em geral, é provocada por situações externas. A aprendizagem somente ocorre quando há, da parte do sujeito, uma assimilação ativa: 'Toda a ênfase é colocada na atividade do próprio sujeito, e penso que sem essa atividade não há possível didática ou pedagogia que transforme significativamente o sujeito (PIAGET, 1972, p. 43).

Com o uso de sistemas educacionais inteligentes, o ensino pode ser direcionado e apresentado ao estudante de forma que o melhor conteúdo didático lhe seja apresentado. A formação de grupos de estudos pode ser feita de modo mais eficiente em relação às características de cada aluno, formando assim um grupo de participantes com características e conhecimento semelhantes (ISOTANI, 2008).

1.2 PROBLEMÁTICA

Diante do que foi exposto na seção anterior, é importante destacar que existe uma dificuldade em obter informações do usuário, uma vez que há resistência no fornecimento dessas informações por meio do preenchimento de questionários e o processo de captura dinâmica dos dados do usuário não é uma atividade trivial. Outro problema está relacionado à eficiência da recomendação de conteúdo e quais técnicas de filtragem melhor se adequam para associar o perfil do aprendiz com os conteúdos das hipermídias.

O conhecimento e a necessidade de compreender uma problemática e sua solução são artefatos de um projeto que podem ser alcançados com o uso do paradigma *Design Science*. Este método permite orientar a construção do conhecimento e aperfeiçoar as práticas em projetos possibilitando construir, investigar, validar e avaliar artefatos, tais como: modelos, métodos, comportamento, melhores práticas, entre outras (Bax, 2014). *Design Science* tem como objetivo assegurar que um artefato seja potencialmente relevante para a sociedade e academia, no que lhe concerne. Ela deve demonstrar que foi desenvolvida com rigidez sendo permitido ser questionada e verificada (LACERDA et. al., 2013).

Sistemas de Recomendação (SR) atuam no processo de propor objetos relevantes ao usuário e com a utilização de ontologias nesses sistemas ampliam a representação semântica do usuário e conteúdo. De acordo com esta perspectiva, definimos a Questão Geral de Pesquisa (QGP) a ser tratada neste trabalho conforme a seguir:

Como recursos de texto e vídeo providos por plataformas sociais podem ser usados para otimizar a recuperação de informação em sistemas de apoio ao aprendizado?

Wieringa (2014) sugere que questões de pesquisa podem ser divididas em outras questões relevantes, as quais podem ser classificadas como Questão Conceitual (QC), Questão Tecnológica (QT) e Questão Prática (QP). Desse modo, a questão acima poderá ser dividida nas seguintes questões:

QC: Qual é o estado da arte em recuperação de informações em sistemas de apoio ao aprendizado?

- Como são associados os conteúdos ao perfil do aprendiz e ao contexto que está inserido?
- Como o perfil do aprendiz pode ser representado?

QT: Como os recursos de texto e vídeo são atualmente disponibilizados e utilizados por aplicações na Web?

- Como esses recursos são descobertos, selecionados e compostos para atender a determinados requisitos de aprendizado dos usuários?
- Existem ferramentas implementadas e disponíveis que possam ser usadas para recuperar esse tipo de informação?
- Quais são as limitações atuais nessas tarefas?

QP: Como avaliar a eficácia e eficiência na precisão e recuperação das informações recuperadas pelo sistema de recomendação no auxílio do processo de ensino aprendizagem?

- Que mecanismos de avaliação indicam que um conteúdo é adequado para um aprendiz alvo?
- Como avaliar a qualidade dos conteúdos?

1.3 OBJETIVOS

1.3.1 Objetivo Geral

Desenvolver um componente que integre os vídeos do YouTube e os documentos do Wikipédia ao sistema Youubi por meio de recomendações, fornecendo conteúdo adequado de acordo com o perfil do aprendiz

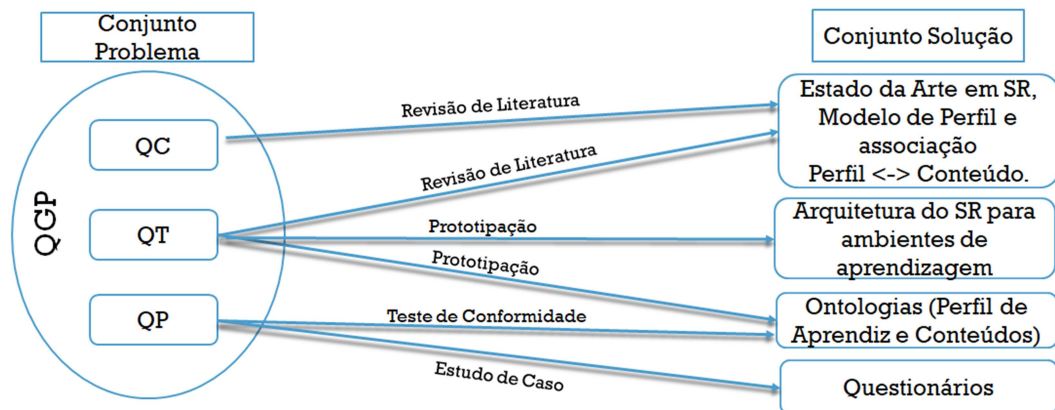
1.3.2 Objetivos Específicos

- I. Identificar ontologias que usam direta ou indiretamente os conteúdos de hipermídias e como estas têm sido utilizadas no processo de ensino-aprendizagem;
- II. Identificar métodos para definição do perfil de usuário;
- III. Definir métodos para recomendação de conteúdo (Vídeo ou Documentos);
- IV. Implementar um sistema que recomende conteúdos de acordo com o perfil do usuário;
- V. Realizar experimentos, com o objetivo de verificar o funcionamento das técnicas de recomendação de conteúdo personalizado;
- VI. Avaliar a qualidade e desempenho das recomendações.

1.4 METODOLOGIA

De acordo com Wieringa (2014), às metodologias de pesquisa abrangem um conjunto de métodos inerentes de uma pesquisa por meio de fluxos direcionados do espaço problema para o espaço solução. O conjunto problema desse trabalho é constituído de uma QGP, a qual é dividida em três questões primárias de pesquisa: (QC), (QT) e (QP), conforme pode ser visto na Figura 1. Estas, por sua vez, estão relacionadas aos correspondentes subconjuntos do conjunto solução por meio de metodologias de pesquisa (revisão de literatura, prototipação, teste de conformidade e estudo de caso).

Figura 1 – Estrutura de metodologia de pesquisa conforme *Design Science*



- **Revisão de literatura:** esta atividade teve como objetivo investigar os conceitos e estudos correlatos referentes a sistemas de recomendação semânticos de apoio ao aprendizado e os fundamentos das seguintes tecnologias: técnicas de recomendação de conteúdo, modelo de representação de aprendiz e ontologias. A revisão de literatura referente à modelagem do perfil do aprendiz abrangeu trabalhos e principais modelos computacionais na representação do estudante. Para as técnicas de recomendação de conteúdo, foram analisados algoritmos e práticas de assimilação entre conteúdo e usuário. Sobre as ontologias, foram analisados estudos correlatos de representação de um aprendiz e como os conteúdos são relacionados.
- **Prototipação:** esta atividade tem como objetivo conceber um modelo conceitual da aplicação e analisar as diferentes técnicas de prototipação, com o objetivo de verificar suas propriedades ao contexto ao qual será inserido e demonstrar que é possível construir o sistema proposto.
- **Teste de Conformidade:** uma ontologia é um modelo formal em que a corretude e a consistência podem ser verificadas automaticamente. Esta atividade teve como objetivo verificar a consistência da ontologia desenvolvida e avaliar se esta não produz erros de inferências, quando executado um motor de inferência. Dessa forma, torna-se possível examinar a eficiência e eficácia da ontologia em relação ao armazenamento das informações.
- **Estudo de caso:** por meio de estudo de caso podemos extrair informações das recomendações oferecidas para os usuários. Por meio de questionários, pode-se verificar a qualidade e quantidade de conteúdos recomendados e assim analisar a relevância dos conteúdos oferecidos para os usuários.

1.5 ORGANIZAÇÃO DA DISSERTAÇÃO

A dissertação está organizada da seguinte forma: no Capítulo dois está compreendida a Revisão Bibliográfica e os trabalhos relacionados que exercem a base do conhecimento para a formação deste trabalho, abarcando soluções e estratégias na resolução de problemas. O Capítulo três compreende os aspectos da construção do projeto, apresentando o desenvolvimento dos componentes pertinentes. O Capítulo quatro apresenta a metodologia de avaliação do sistema de recomendação. O Capítulo cinco expõe os resultados obtidos pelo uso do sistema de recomendação. Por fim, o Capítulo seis expõe as conclusões alcançadas no desenvolvimento desta pesquisa.

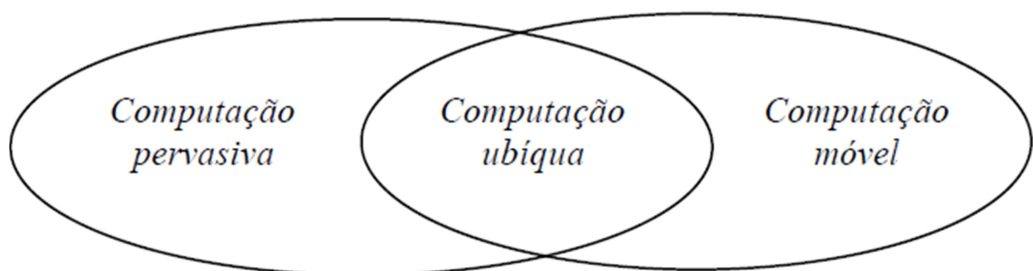
2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Para efetivar o desenvolvimento deste trabalho, ocorreram estudos em relação aos aspectos como procedimentos e técnicas. Para esse fim, neste capítulo serão abordados os conceitos de computação ubíqua, aprendizagem ubíqua, objetos de aprendizagem, web semântica, ontologia, *linked data*, sistema de recomendação, técnicas de processamento de dados, modelos de perfil de estudantes, recursos hipermídias e trabalhos relacionados.

2.1 COMPUTAÇÃO UBÍQUA

Algumas pesquisas emergentes tratam os termos computação pervasiva, computação móvel e computação ubíqua como sinônimos, no entanto esses conceitos entre si diferem. A computação pervasiva é apresentada para o usuário de forma oculta e embarcada nos aparelhos, obtendo, assim, informações do meio no qual está inserida ao mesmo tempo em que as fornece ao usuário. A computação móvel, por sua vez, elenca os sistemas computacionais que podem trocar informações entre si, por meio de mecanismos de comunicação de redes sem fio. Os usuários são aptos a manusear os serviços oferecidos pelo dispositivo móvel independente da sua localização. Uma das deficiências da computação móvel é que os dispositivos não são capazes de obter informações de forma autônoma do meio no qual estão localizados, ou seja, o usuário sempre terá que colocar as informações necessárias para que o dispositivo apresente o conteúdo. Já a computação ubíqua, combina a mobilidade dos aparelhos com os fundamentos da computação pervasiva, logo, os aparelhos utilizados pelos usuários podem dinamicamente fornecer serviços de acordo com o ambiente no qual o usuário está presente (CIRILO, 2014). Podemos visualizar as relações entre as computações na Figura 2.

Figura 2 – Relação entre Computação Pervasiva, Ubíqua e Móvel



Fonte: Araujo (2003)

A concepção da Computação Ubíqua é composta por três conceitos fundamentais, sendo eles: Diversidade, Descentralização e Conectividade. Estes fundamentos se tornam cruciais no processo de padronização de dados e protocolos de comunicação. Esses, por sua vez, devem fornecer conectividade e adaptabilidade para o usuário em qualquer lugar que esteja. A diversidade é o princípio de fornecer e atender a requisição de diferentes usuários e dispositivos. A descentralização é responsável por fazer os dispositivos interagirem entre si mesmo que estejam geograficamente separados. A Conectividade representa a cooperação entre os hardwares e softwares que são utilizados pelos usuários de forma direta através de diferentes tipos de conexões tais como: rede sem fio, 3G, entre outros (KAHL, 2012).

2.2 APRENDIZAGEM UBÍQUA

A aprendizagem ubíqua (*ubiquity learning* ou *u-learning*) surge da combinação dos elementos tecnológicos para prover ferramentas que articulem mecanismo de aprendizado aos estudantes. Essas ferramentas irão moldar-se a diferentes abordagens oferecidas ao aprendiz a partir do contexto no qual estiver inserido (MONTEIRO, 2015).

De acordo com Saccol (2011), ambientes *u-learning* são capazes de fazer uso de ambientes de aprendizagem integrando a computação, comunicação e dispositivos com sensores embarcados ao cotidiano das pessoas, com intenção de possibilitar que a aprendizagem seja mais aprofundada. O autor ainda relata a obtenção das informações quando pessoas usufruem de *u-learning*, afirmando:

[...] a informação pode estar em diferentes objetos com recursos computacionais, disponíveis ao sujeito sem a necessidade de que ele ‘carregue’ fisicamente um dispositivo tecnológico que lhe permita acessá-la. O diferencial está no fato de que esses objetos contêm sensores ou mecanismos capazes de identificar a localização do sujeito e, a partir daí, fornecer informações que sejam mais adequadas às suas necessidades naquele momento e às condições em que ele se encontra. Dessa maneira, o sujeito pode tanto buscar a informação de que necessita quanto recebê-la ‘automaticamente’, por meio de avisos, alertas, enfim, recursos enviados por um sistema ‘inteligente’ que reconhece a localização do sujeito e o auxilia em suas necessidades. Dessa forma, o sistema pode trazer informações contextualizadas, que poderiam não ser percebidas de imediato pelo sujeito (SACCOL, 2011, p. 3).

As tecnologias permitem o acesso a informações e estas podem afetar direta ou indiretamente no processo de ensino-aprendizagem. As redes fornecem as arquiteturas que proveem os recursos, como flexibilidade, adaptabilidade, velocidade e acesso às informações. Os aparelhos móveis vêm se tornando cada vez mais acessíveis e, portanto, intensificam a produção e acesso de informações em que qualquer portador pode gerá-las

independentemente do local no qual se encontra. Os dispositivos evoluíram tornando-se ubíquos e pervasivos em relação ao processo de acessar informações (SANTAELLA, 2013).

Os aparelhos móveis fornecem conexões individuais e, dessa forma, podem ser personalizados para os usuários. Além de oferecerem em tempo real a interação entre usuários, esta prática facilita o aprendizado colaborativo de pessoas que possuam interesses em comum como, por exemplo, o compartilhamento de uma dúvida onde essa problemática pode ser sanada quando indivíduos mutuamente pesquisam, trocam informações ou mesmo experiências adquiridas, solucionando, assim, um problema de forma mais rápida e prática. A aprendizagem ubíqua está se desenhando de forma aberta, individual ou em grupo, sendo adquirida em qualquer momento, circunstâncias ou contexto, ou seja, em qualquer lugar o aprendiz pode sanar suas dúvidas por aparelhos móveis (SANTAELLA, 2014).

2.3 OBJETOS DE APRENDIZAGEM (OA)

Os Objetos de Aprendizagem (OA) proporcionam que tutores sejam os projetistas na construção dos componentes da educação e permite que esses possam ser usados em diferentes contextos na aprendizagem. OAs são considerados conjuntos de recursos intelectuais capazes de auxiliar e incrementar tanto o ensino como a aprendizagem (DA SILVA, 2011).

OAs são recursos digitais de aprendizagem, tais como vídeos, texto e imagem, cujo objetivo é oferecer informações e conteúdos para formação de um aprendiz (CARVALHO, 2016). As ferramentas de autoria de OAs produzem eficientemente arquivos digitais em diversos formatos de mídias, como texto, imagem, som e vídeo. Contudo, tais ferramentas apresentam pouca interação com o aprendiz em relação à sua avaliação formativa, a qual busca analisar as dificuldades do estudante durante a sua aprendizagem a fim de corrigi-la o quanto antes. Além disso, essas ferramentas atuam de forma somativa, avaliando o resultado do aluno a partir do conteúdo exposto durante um período (BORGES, 2014). Algumas dessas ferramentas não consideram os erros e dificuldades do aprendiz como fonte de apoio na aprendizagem autônoma (MARCZAL, 2015).

2.4 WEB SEMÂNTICA

Segundo Ceweb (2015), “a Web Semântica é uma teia de informações construída de forma a ser facilmente processável por máquinas em uma escala global”, isto é, cria mecanismos computacionais eficientes na manipulação de dados utilizando a *World Wide Web*, desenvolvendo um banco de dados global, no qual todas suas informações estão conectadas.

Os conteúdos da Web estão escritos em linguagem natural, de forma que os usuários possam entender o que está sendo exposto para eles. Contudo, para que agentes computacionais possam entender essas informações, é necessário que sejam traduzidas em uma forma acessível e de fácil interpretação por máquinas, tornando-se, assim, possível gerar semântica nas informações disponíveis da Web. Com isso, surgiu a denominação de Web Semântica, uma nova categoria de tecnologia que representa os conteúdos e informações de forma que máquinas possam ser capazes de interpretar (ISOTANI, 2009).

De acordo com Berners-Lee (2001), a Web Semântica é uma extensão da web atual, em que as informações têm um significado bem definido, permitindo que os computadores e as pessoas trabalhem cooperativamente. A Web de Documentos utiliza o padrão *HyperText Markup Language* (HTML) para se ter acesso às informações, enquanto que na web semântica suas informações são acessadas utilizando o padrão *Resource Description Framework* (RDF). Os hiperlinks são utilizados de formas distintas, enquanto na Web de Documento basicamente são usados para navegar entre as páginas, no caso da Web Semântica os *links* RDF são capazes de ter acesso a diferentes fontes de dados (ISOTANI, 2015).

O uso de ontologias pode fornecer melhorias nas funcionalidades da web. Devido a todas as informações estarem interligadas, as aplicações podem ter resultados de buscas mais exatos e relevantes para os usuários em vez de retomarem conteúdos irrelevantes (DE LIMA, 2004).

2.5 ONTOLOGIA

Segundo Ceweb (2015), “uma ontologia é uma especificação de um conceito dentro de um determinado domínio de interesse”. Ontologia é uma temática que está sendo pesquisada e estudada por diversos campos de pesquisa (Filosofia, Ciência da Computação, Ciência da Informação, entre outros) e diferentes domínios do conhecimento, tais como Medicina, Biologia, Educação, Direito, Geografia e entre outros (ALMEIDA, 2003).

O termo ontologia tem como origem o grego, em que *ontos* significa “ser” e *logos* significa “palavra”. Segundo Ramalho (2012), existem diferentes interpretações para a palavra ontologia. Na filosofia, pode ser entendida como a área de conhecimento que estuda tudo aquilo que já existiu, do ponto de vista clássico da formulação de Aristóteles, ontologia estuda o ser enquanto ser, isto é, do ser concebido como tendo uma natureza comum que é inerente a todos e a cada um dos seres.

Para Rezende (2015), uma ontologia retrata as informações de um domínio específico, permitindo que o seu conceito seja utilizado de diferentes formas por pessoas, bases de dados e aplicações de um domínio. Dessa maneira, quando outros sistemas ou aplicações necessitarem das informações da ontologia, podem reutilizar essas representações, ao contrário de ter que definir tudo novamente.

Isotani (2015) destaca as diferenças mais presentes entre ontologias como ontologias leves e ontologias pesadas. As ontologias leves não têm como prioridade definir detalhadamente cada conceito representado nela. Essas ontologias são usadas principalmente para categorizar uma grande quantidade de dados. As ontologias pesadas representam uma rigorosa relação semântica entre os seus conceitos, sendo necessária a definição de cada conceito. Além de uma definição formal da semântica entre os conceitos e suas relações, os conceitos devem ser organizados e baseados em princípios bem definidos. Há ainda um outro conceito de diferenciação das ontologias definidas por Isotani (2015) que se baseia na diferença entre ontologias de domínio e de tarefa.

Ontologias de domínio e de tarefa são necessárias para criar sistemas mais flexíveis e inteligentes e que possam ser aplicados em diversos domínios. A ontologia de domínio define e caracteriza o domínio no qual as tarefas ocorrem, e a ontologia de tarefa representa os processos e as atividades para resolver um determinado problema abstraindo o contexto do domínio. Em outras palavras, a ontologia de domínio representa o conhecimento sobre um tópico, enquanto a ontologia de tarefa representa a habilidade de aplicar esse conhecimento para resolver problemas em diferentes situações (ISOTANI, 2015, p. 102).

De acordo com Almeida (2003), uma ontologia é criada por especialistas e define as regras que regulam a combinação entre termos e relações em um domínio do conhecimento. As ontologias por si não só possuem a mesma estrutura, como também dispõem de características e componentes comuns entre elas. Por mais que contenham propriedades distintas, é possível identificar componentes básicos associados a cada uma delas, tais como: classes, relações, axiomas e instâncias.

Na representação de ontologias existem duas formas básicas: a representação formal e a gráfica. A representação formal é utilizada para que computadores possam usufruir das ontologias utilizando como mecanismos as linguagens *Resource Description Framework* (RDF), que descreve *metadados*, e a *Web Ontology Language* (OWL), que capacita as aplicações a entender e responder as consultas realizadas por pessoas ou programas por intermédio de descrições ontológicas. A representação gráfica da ontologia pode utilizar grafos, diagramas *Unified Modeling Language* (UML), estrutura de árvore, entre outras, sendo seu principal objetivo mostrar as propriedades dos conceitos e suas relações, bem como servir de facilitador na compreensão do ser humano (ISOTANI, 2015).

2.6 LINKED DATA

Utilizar e integrar dados disponíveis na web é uma atividade complexa, pois necessita de um modelo eficaz para estruturar e conectar os dados. *Linked Data* se mostra como uma alternativa para reduzir essa complexidade utilizando melhores práticas que relacionam informações e recursos, provendo assim um mecanismo de consumo de dados, não apenas para usuários, como também para máquinas (MIRANDA, 2011).

Linked Data representa a utilização associada entre o RDF e *Hypertext Transfer Protocol* (HTTP). Esta relação tem como função publicar informações estruturadas na Web e permitir que diferentes fontes de dados possam se conectar. Assim, a Web deixa de ser um servidor de páginas para usuários e estende-se ao compartilhamento de dados semanticamente relacionados, tornando um ambiente com recursos de informações associadas a outros recursos existentes (PALETTA, 2014).

O objetivo do *Linked Data* é interligar os dados e, assim, permitir que vários recursos de informações estejam conectados através de *links* semanticamente estruturados. Diferentemente dos *links* convencionais, que são basicamente etiquetas em formato de texto que são oferecidas aos usuários por meio dos navegadores, não explicitando o sentido de

como páginas e recursos estão relacionados. *Links* semanticamente relacionados podem ser interpretados por máquinas de forma mais rica, pois exploram e enriquecem cognitivamente o significado das conexões (MARCONDES, 2012).

Linked Data possibilita simplificar a interligação dos dados, porém possuem alguns desafios, como ausência de vocabulários comuns, modelos de dados diferentes e ausência da semântica dos dados oferecidos na Web. Além disso, tem que lidar com, integração e interoperabilidades dos dados, os quais visam contribuir na interligação e reutilização dos dados existentes na Web, facilitando, dessa forma, a retenção e uso de informação a partir de um ambiente em que as informações estão interligadas de modo mais íntegro e preciso (DOS SANTOS NETO, 2013).

2.7 SISTEMA DE RECOMENDAÇÃO

Sistema de Recomendação (SR) exercem um papel importante em sugerir objetos relevantes para usuários. Devido ao volume de conteúdo existente (características dos itens, informações do usuário, transações, entre outros) se tornou necessário criar técnicas na busca de informações no auxílio para usuários, utilizando mecanismos que retornem conteúdos de acordo com os seus interesses (PEREIRA, 2016).

O procedimento de recomendar um item depende de como é feito o processo de coleta de dados, dos critérios que foram usados para entregar dos dados e de como é realizado o processo de avaliação dos conteúdos (BARROS, 2016). O propósito de um SR é que usuários adquirem não apenas uma devolução de um item buscado por uma consulta, mais sim, prever um item que seja adequado ao interesse do usuário (GARIN, 2006).

Os SR são implementados utilizando diferentes técnicas, que são usadas para diminuir a sobrecarga de informações. Estes sistemas podem ser classificados em três procedimentos: filtragem colaborativa, baseada em conteúdo e híbridos (VIEIRA, 2012), (LAVETI, 2016). No entanto, existem outras técnicas de recomendação que podem ser utilizadas em conjunto, como: baseadas no contexto, em lógica *fuzzy*, ontologias, redes sociais, grupos, entre outras (TARUS, 2017).

2.7.1 Sistema de Recomendação Colaborativa

Sistemas de recomendação que utilizam recomendações colaborativas realizam suas recomendações por meio de comparações entre os usuários e sua similaridade, isto é, os artefatos recomendados são aqueles que já foram utilizados anteriormente por usuários com perfil semelhante. Assim, nos deparamos com um conjunto de pessoas com afinidades semelhantes, denominados de vizinhos próximos (VIEIRA, 2012).

A suposição dessa técnica é que os usuários que tiveram afinidades semelhantes de conteúdos no passado terão a mesma afinidade no futuro. A semelhança da preferência dos usuários é calculada com base no histórico das suas similaridades. Assim, busca-se outros usuários utilizando características semelhantes (TARUS, 2017).

O procedimento filtragem baseada em colaboração parte da proposição de que se dois usuários tem interesse em comum, estes expressam ter afinidade pelos mesmos itens, produtos, objetos, etc. Considerando uma lista de usuário $U=\{u_1, u_2, \dots, u_z\}$ e uma lista de itens $I=\{i_1, i_2, \dots, i_z\}$, cada usuário da lista contém uma lista de itens avaliados por cada um destes. O usuário alvo é o usuário no qual o processo de filtragem irá buscar um item que seja do interesse do usuário, formando uma lista de n itens cujo usuário alvo possa se interessar. Essa lista de itens, para serem recomendados, deverá ser formada por itens que ainda não foram avaliados pelo usuário alvo. Os itens são ordenados de forma decrescente em relação ao valor das avaliações da filtragem colaborativa (SILVA, 2014).

A vantagem de usar a técnica baseada em colaboração é que esta possui um modelo conceitual simples de operação e entendimento, bem como proporciona processar, investigar e analisar itens que possam ser recomendados sem a responsabilidade de conhecer qual o conteúdo presente em um item. O que interessa nessa técnica é a avaliação do item feita pelos usuários, possibilitando, deste modo, construir grupos de usuários que possuem interesses comuns. Outra vantagem dessa técnica é a capacidade de oferecer itens inesperados, obtendo itens diferentes dos pesquisados pelo usuário (CASAGRANDE, 2015).

Essa técnica, no entanto, possui algumas desvantagens como, por exemplo, o problema do primeiro a avaliar, que se refere ao fato de que na ocorrência de um item novo a ser inserido na base de dados, as possibilidades desse item ser recomendado são praticamente nulas, pelo motivo deste não possuir avaliações dos usuários. Outro problema é o de similaridade, onde esta situação ocorre quando um usuário foi classificado com interesses similares de um grupo e, no entanto, seu interesse é diferente dos demais (SILVA, 2014).

2.7.2 Sistema de Recomendação Baseada em Conteúdo

Sistemas de recomendação baseada em conteúdo representam a similaridade entre objetos que o usuário manuseou anteriormente. Esta recomendação se fundamenta em resgatar informações através de técnicas de extração de informação (VIEIRA, 2012).

O objetivo da filtragem baseada em conteúdo é entender as preferências do usuário e, a partir desse conhecimento, filtrar novos itens que se adequem melhor às suas preferências. Cada item de uma lista possui um conjunto de características que o define. A título de exemplo, podemos mencionar um filme que contém as seguintes características: título, autores, diretor, gênero, etc., ou um texto que contém palavras chaves que o definem. A partir destas características, a técnica baseada em conteúdo pode comparar as semelhanças dos itens (Neto, 2011).

O procedimento de recomendar algum item consiste em fazer uma associação dos dados do usuário com as características dos itens. O objetivo desse procedimento é obter parâmetros de relevâncias do interesse de um usuário por um item. Um usuário com suas características de interesse bem definidas no SR aumenta a eficácia dos itens quando for necessário recomendar novos itens (PEREIRA, 2016).

Na representação de itens em filtragem baseada em conteúdo, são utilizados métodos para calcular a similaridade de palavras contida em um texto, tais como *Term frequency Inverse Document Frequency* (TF-IDF), medida Cosseno, medida *Jaccard*, entre outras. TF-IDF realiza comparações verificando a semelhança em relação à frequência de vezes que uma palavra-chave surgiu no texto (GÓIS, 2015; Rezende, 2011).

A medida Cosseno determina a similaridade conforme o ângulo cosseno entre vetores de dois documentos. Segundo a equação 1:

$$\text{cosseno}(x_i, x_j) = \frac{x_i \bullet x_j}{|x_i| |x_j|} = \frac{\sum_{l=1}^m x_{il} x_{jl}}{\sqrt{\sum_{l=1}^m x_{il}^2} \sqrt{\sum_{l=1}^m x_{jl}^2}} \quad (1)$$

Se o resultado da medida do Cosseno for 0 (zero), então quer dizer que o ângulo entre os documentos é 90° e com isso estes não possuem nenhum termo em comum e não são similares. No caso de o resultado se aproximar do valor 1 (um), isso indica que o ângulo entre os documentos é próximo de 0°, definindo que os documentos possuem termos em comum e que apresentam similaridade.

A medida de *Jaccard* é uma representação vetorial binária, que verifica a relação se o termo está ou não contido no texto. O procedimento calcula a similaridade entre dois documentos utilizando vetores binários para verificar a proximidade entre dois documentos. Segundo a equação 2.

$$jaccard(x_i, x_j) = \frac{fx}{fx + fy + fz} \quad (2)$$

Sejam x_i e x_j dois documentos, o procedimento de *jaccard* é derivado da contagem de:

fx : número de termos contidos nos dois documentos;

fy : número de termos ausentes em x_i e contidos em x_j ;

fz : número de termos contidos em x_i e ausentes em x_j .

O resultado do algoritmo *Jaccard* está compreendido entre $[0,1]$, indicando que quanto mais próximo o valor estiver de “1”, maior é o índice de similaridade dos documentos.

A técnica de filtragem baseada em conteúdo possui a vantagem de não precisar que um item seja avaliado para ser recomendado, permitindo que todos os itens tenham a possibilidade de serem recomendados (CASAGRANDE, 2015).

Por outro lado, uma das desvantagens ocorre quando o sistema produz uma lista de itens bastante similares aos que o usuário já teve acesso, acrescentando pouca inovação do conteúdo consumido anteriormente. Essa técnica também impossibilita localizar itens que possam vir a ser do interesse do usuário, pelo fato desses itens não se assimilarem as suas características em relação a outros itens já conhecidos. Outra desvantagem é o processo de escalabilidade, que ocorre quando a quantidade de itens é muito grande para ser analisada (CASAGRANDE, 2015; MENDES NETO, 2011).

2.7.3 Sistema de Recomendação Híbrido

Sabemos que as técnicas apresentadas nas seções 2.7.1 e 2.7.2 possuem vantagens e desvantagens dependendo de como serão empregadas. A recomendação híbrida combina os pontos fortes de dois ou mais métodos de recomendação, oferecendo melhores itens para o usuário e atendendo melhor suas necessidades. A principal função é melhorar o desempenho do sistema de recomendação, bem como exceder as limitações das técnicas individuais (TARUS, 2017).

Segundo Góis (2015), “a vantagem de uma abordagem que unifique as outras é ampliar significativamente as chances de obter acertos em suas recomendações e eliminar as limitações de ambas as abordagens”, beneficiando-se dos pontos positivos de técnicas distintas, complementando-as na recomendação dos itens. Um dos benefícios da recomendação híbrida é que se torna possível recomendar itens bons aos usuários por mais que não tenha semelhança com outros usuários, pois a recomendação híbrida consegue manipular itens ainda não visualizados por outros usuários (SILVA, 2014).

As principais abordagens em recomendações híbridas são: Pesada, Comutação, Mista, Combinação de características, Aumento de características, Cascata e Meta-nível (BURKE, 2002).

- Pesada: a pontuação de diferentes técnicas de recomendação são combinadas com o objetivo de produzir uma única recomendação;
- Comutação: o SR alterna as técnicas de recomendação dependendo da situação e aplica a selecionada em um determinado momento;
- Mista: os itens processados por distintos recomendadores são recomendados simultaneamente;
- Combinação de características: os recursos contidos em diferentes bases de dados são combinados em um único algoritmo de recomendação;
- Aumento de características: ocorre quando é produzido um conjunto de conteúdos por uma técnica de recomendação e esse conjunto é usado como recurso de entrada para outra técnica de recomendação;
- Cascata: um recomendador refina as recomendações recebidas por outro recomendador.
- Meta-nível: uma técnica de recomendação é aplicada e seu resultado serve como um conjunto de entrada para outra técnica de recomendação.

2.7.4 Estratégias de Recomendação

Para fornecer produtos com maiores probabilidades de serem recomendados, os SR utilizam diferentes estratégias na oferta de itens. Cada estratégia possui um nível de complexidade diferente, dependendo de como os dados são coletados e tratados. As estratégias mais comuns, de acordo Cazella (2010), são:

- **Reputação do Produto:** constitui-se da utilização das avaliações realizadas pelos usuários para determinar a reputação de um item, produto ou objeto. Posteriormente ao conhecer um item pesquisando-o ou apoderando-se, o usuário tem a capacidade de avaliar o item. Estas avaliações são importantes, pois possibilitam que outros usuários se tranquilizem em relação à qualidade ou utilidade do produto. Os usuários têm a possibilidade de verificar a relevância do produto de acordo com as avaliações feitas pelos usuários que já consumiram o item;
- **Recomendações por Associação:** representa a capacidade de descobrir associações de itens avaliados pelos usuários. Com base na seleção de um item, outros itens similares serão exibidos. Essa estratégia requer observação dos hábitos dos usuários com o objetivo de definir parâmetros de interesses por itens, e recomendar itens de acordo com estes parâmetros;
- **Associação por Conteúdo:** essa estratégia tem como princípio recomendar itens de acordo com as características do conteúdo (autor, compositor, editora, palavra-chave, ano, entre outros). Esta, por sua vez, necessita buscar associações contidas no item, ou seja, relações de assuntos contidos em um item que condiz com outros assuntos que possam ser recomendados. Por exemplo, recomendar itens relacionados por assunto de interesse do usuário quando este realiza uma busca por um item;
- **Análise de Sequências de Ações:** as sequências são utilizadas com o objetivo de analisar os hábitos do usuário, o histórico de uso, entre outros. As informações analisadas nas sequências podem ser usadas para identificar novos padrões de consumo. Essa estratégia possibilita descobrir parâmetros temporais, considerando o tempo em que as ações ocorreram para recomendar itens.

2.7.5 Métricas de Avaliação

Com o objetivo de avaliar a eficiência dos algoritmos em SR, se torna necessário o uso de métricas de avaliação capazes de verificar se os itens recomendados são satisfatórios para o usuário. A métrica Matriz de Confusão é usada como mecanismo inicial para técnicas estatísticas descritivas e analíticas. Esta, por sua vez, contém o número de elementos que foram classificados corretamente e incorretamente pertencentes a uma classe (SANTOS, 2016).

Tabela 1 – Matriz de Confusão das classes de problemas

	Predição Positiva	Predição Negativa
Classe Positiva	Verdadeiro Positivo (TP)	Falso Negativo (FN)
Classe Negativa	Falso Positivo (FP)	Verdadeiro Negativo (TN)

Fonte: SANTOS, 2016.

No processo de cálculo usando uma métrica de avaliação, torna-se necessário entender alguns termos expostos na Tabela 1.

O termo Verdadeiro Positivo (*True Positive* - TP) é o termo que refere aos itens positivos que foram classificados corretamente. Falsos negativos (*False Negative* – FN) é o termo que refere aos itens positivos que foram classificados erroneamente de incorreto. O termo Verdadeiro Negativo (*True Negative* – TN) refere-se aos itens negativos que foram classificados corretamente. Falso Positivo (*False Positive* - FP) referem-se aos itens negativos que foram classificados erroneamente como corretos. TP, FN, TN e FP são os números de itens classificados de cada termo. No Quadro 1 constam as métricas que calculam os números de ocorrências das classes.

Quadro 1 – Métricas de classificação

Métrica	Expressão	Significado
<i>Precision</i>	$\frac{TP}{TP + FP}$	Porcentagem de itens classificados corretamente como TP do conjunto de todos os itens classificados como positivos (TP+FP)
<i>Recall</i>	$\frac{TP}{TP + FN}$	Porcentagem de itens classificados como TP do conjunto de todos os itens classificados como realmente positivos (TP+FN)
<i>F-measure</i>	$\frac{2 * Precision * Recall}{Precision + Recall}$	Média harmônica das métricas <i>Precision</i> e <i>Recall</i>

Fonte: (SANTOS, 2016)

2.7.6 Problemas em SR

SR possuem alguns desafios no processo de recomendar seus itens para seus usuários, conforme a seguir:

- *Cold-start*: em algumas abordagens, os dados dos usuários e dos itens são escassos ou não possuem uma classificação para se recomendar algo (BARJASTEH, 2015). Em relação aos itens recentemente inseridos na base de dados, os usuários ainda não visualizaram ou avaliaram estes itens e, deste modo, não contém informações suficientes para identificar a qual público recomendar o item (MASSON, 2016). O problema em *cold-start* se agrava principalmente em abordagens que usam similaridade, pois a ausência do *feedback* das avaliações dos usuários torna complicado recomendar algo com poucas informações de interesse (DENG, 2014);
- Superespecialização ou *Over-Specialization*: é o problema dos itens que foram previamente avaliados pelo usuário, retornando para estes apenas itens similares ao avaliado e, desta forma, impossibilitando que itens recentes sejam recomendados, tornando-se um agravante nas recomendações, pois naturalmente o usuário tende a mudar o seu interesse ao longo do tempo (PEQUENO, 2014; GOTARDO, 2014);
- Análise de conteúdo limitada: como os itens contêm informações que os caracterizam, o sistema de recomendação pode identificar e distinguir tais características no processo de recomendar. Arquivos em texto são descritivos e demonstram ser eficientes na análise do conteúdo, devido ao fato de conter palavras chaves que os descrevem (PRIMO, 2013). No entanto, o problema ocorre quando os arquivos são multimídias (vídeo, imagem e áudio) em que a análise e descrições desses arquivos exigem um processamento maior para definir suas características. Outro problema é a questão de distinguir documentos bem escritos dos mal escritos, quando ambos podem possuir as mesmas palavras-chaves (PRIMO, 2013; CARNEIRO, 2008);
- Esparsidade ou *Sparsity*: esse problema ocorre quando os itens foram poucos avaliados e, dessa forma, as chances de serem recomendados são baixas. Assim, itens melhores avaliados terão maior probabilidade de serem recomendado em relação aos poucos avaliados (CASAGRANDE, 2013; DENG, 2014);
- Usuário Ovelha-Cinzenta (*Grey-Sheep User*): ocorre quando alguns usuários possuem pouca similaridade com os demais usuários e, dessa forma, impossibilita a recomendação de itens baseados no interesse do grupo (GOTARDO, 2014).

2.8 PROCESSAMENTO DE DADOS

Os procedimentos utilizados em SR utilizam diferentes estratégias para manipular as características de similaridade entre os usuários e entre os itens. Esta seção irá abordar as técnicas que tratam as informações do usuário, verificando a proximidade dos seus dados. As técnicas podem ser utilizadas separadamente ou em conjunto por meio dos procedimentos de agrupamento e do vizinho mais próximo, bem como podem ser utilizadas para verificar a semelhança entre textos presentes nos itens por meio da mineração de texto.

2.8.1 Agrupamento

Este algoritmo permite classificar os dados que contenham informações semelhantes, ou seja, consiste em formar grupos padronizados. Deste modo, objetos contidos em um mesmo grupo apresentam maior similaridade do que outros objetos de grupos diferentes (VIEIRA, 2012).

Agrupamento é definido como um aprendizado não supervisionado, pois o algoritmo é responsável por definir quais características (atributos e valores) dos elementos serão manipulados para construir os grupos a partir das informações semelhantes (CAZELLA, 2010). O agrupamento de objetos similares é uma abordagem que diminui o tempo de processamento por intermédio da redução da quantidade de elementos com características idênticas em grupos (CASAGRANDE, 2013).

Existem problemas nessa técnica, um deles é a dificuldade em criar um agrupamento genérico para todos os elementos. Grupos representam as características dos atributos dos elementos e, desta forma, limitam a precisão das semelhanças, onde os objetos pertencentes a um grupo terão exatamente as mesmas características (VIEIRA, 2012).

2.8.2 Vizinho mais próximo

O algoritmo vizinho mais próximo ou *Nearest Neighbor* (NN) analisa as distâncias das características dos elementos que a compõem. Tais características possuem valores e a distância entre os elementos equivale à diferenciação dos valores de semelhança desses elementos (VIEIRA, 2012).

Um dos métodos de classificação dos k vizinhos mais próximos é a derivação do NN, o algoritmo k -NN. Este algoritmo classifica os elementos desconhecidos utilizando padrões de treinamento que estão mais próximo em relação às suas características, caracterizando-se como um método supervisionado (BORGES, 2013).

Uma das medidas comumente utilizada no cálculo da distância entre os k vizinhos é a Distância Euclidiana, que calcula a distância vetorial entre os perfis de usuários. O resultado do cálculo é um valor real no intervalo $[0, \infty[$ que evidencia a similaridade e proximidade das características entre os usuários. Uma maior similaridade entre os perfis indica que o valor de proximidade se encontra próximo do valor 0, em consequência, quanto mais distante de 0 menos similar é o usuário. A Distância Euclidiana é calculada pela equação 3 (COSTA, 2013).

$$D_{a,b} = \sqrt{\sum_{i=1}^m |w_{a,i} - w_{b,i}|^2} \quad (3)$$

Para Bezerra (2006), um dos principais motivos do uso do algoritmo KNN é devido sua simplicidade de implementação, no entanto, o algoritmo possui algumas limitações tais como: expressiva quantidade de memória demandada, pois exige armazenar todos os parâmetros de treinamento; tempo computacional expressivo para sua execução; sensibilidade a ruído e falsos padrões.

2.8.3 Mineração de Texto

Mineração de texto ou descoberta de conhecimento em texto (*knowledge Discoverd in Texts*) se refere ao processo de analisar informações que estão contidas em textos escritos em linguagem natural e extrair informações desses textos. Esta abordagem é bem difundida nas áreas de recuperação de informações, processamento de linguagem natural e descoberta de conhecimento em banco de dados (BARION, 2015).

Para CAZELLA (2010), a tarefa de pré-processamento do texto é essencial, pois normalmente várias palavras em um documento não agregam valor na sua representação semântica e que, em alguns casos, substantivos não são palavras significativas no documento. Estas operações de pré-processamento relacionam-se a: remoção de *stopwords*, redução dos termos, dentre outras.

A mineração de texto tem suporte pelos métodos estatísticos na obtenção de informações. O processo de extração de informações relevantes não é um processo trivial devido à escrita possuir uma natureza heterogênea (RUIZ, 2016). O uso de mineração de texto é utilizado no processo de filtragem baseada em conteúdo por SR, em consequência de ser necessária a verificação dos conteúdos que descrevem os itens que deverão ser recomendados (CAZELLA, 2010).

2.9 MODELO DE PERFIL DE APRENDIZ

O modelo de perfil de usuário são representações de informações dos indivíduos, o que se torna essencial para o desenvolvimento de sistemas adaptativos, interfaces adaptativas, recuperação de informações especializadas, dentre outros. Os modelos de usuários geralmente categorizam as informações em termos de dados pessoais, afetivos e cognitivos (CHACÓN-RIVAS, 2015).

As representações das habilidades cognitivas de um estudante podem ser apresentadas por modelo. Estes modelos contêm informações pertinentes ao perfil do aluno e podem ser gerados por diferentes fontes, tais como o convívio, interação com outros alunos, ambiente, professor, etc. Os modelos permitem que conteúdos possam ser personalizados, bem como utilizados para outros fins, como recomendação de conteúdo, análise de desempenho, descoberta de alternativas para soluções de problemas, entre outros (RIBEIRO, 2014).

Um modelo de aprendiz abrange as características do aluno. Tais características diferem de aluno para aluno, bem como podem ser remodeladas a partir de fatores como comportamento, ambiente e capacidades (BENDAHMANE, 2016). O modelo de aprendiz corresponde a um componente fundamental em um sistema de aprendizagem adaptativo, uma vez que fornece informações relevantes para adaptar o conhecimento, as competências, os objetos de aprendizagem e as preferências ao aluno (GHAILANI, 2014).

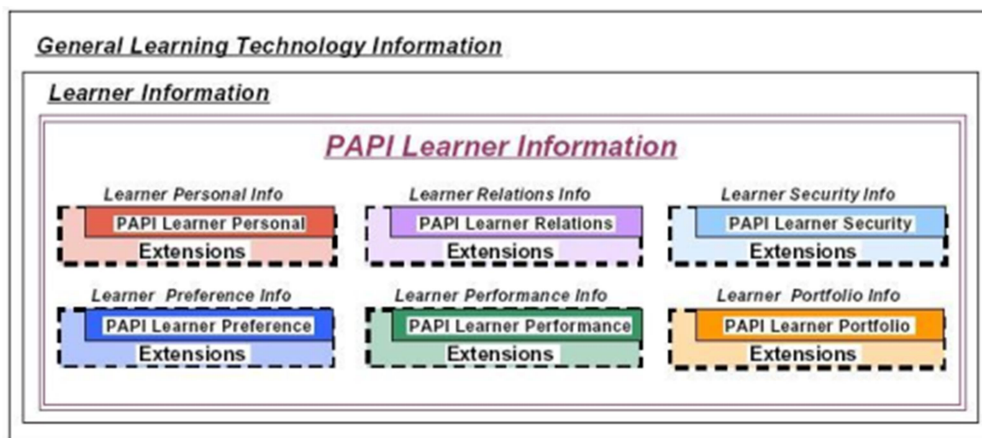
2.9.1 *IEEE PAPI-PUBLIC AND PRIVATE INFORMATION FOR LEARNER*

O *Public And Private Information for learner* (PAPI) é uma especificação de dados que descrevem informações pertinentes sobre estudantes e foi proposto pelo *IEEE Learner Model Working Group*. Uma das características deste padrão é que ele pode ser integrado a outros sistemas, protocolos e tecnologias. O PAPI especifica a semântica e a sintaxe envolvida de um modelo de informações acerca de um estudante. As informações do aluno podem ser associadas e utilizadas por tecnologias de aprendizagem em que tais informações permitem ser criada, armazenada, recuperada, utilizada, etc (FARANCE, 2000).

O PAPI descreve diferentes elementos com o objetivo de armazenar características do aprendiz referentes às informações pessoais, conhecimentos, preferências e privacidades. Na Figura 3, é possível visualizar as seis categorias de especificação do aluno pelo PAPI. O PAPI tem como característica especificar visões diferentes das informações sobre os estudantes.

Deste modo, o modelo permite que a pessoa que irá utilizá-la possa escolher quais classes são necessárias para sua aplicação (CHICAIZA, 2015).

Figura 3 – Categorias do padrão PAPI



Fonte: (REZENDE, 2014)

A Categoria *Learner Personal* especifica as informações pessoais do aluno, como nome, endereço, telefone, e-mail, dentre outras. A Categoria *Learner Relations* descreve as relações dos alunos entre si, com outros sistemas, com professores, dentre outros relacionamentos. A categoria *Learner Security* se responsabiliza pela segurança das informações de autenticidade do aluno, como senhas e chaves de criptografia. A categoria *Learner Preference* contém as preferências do aluno. A categoria *Learner Performance* especifica os cursos que o estudante já realizou, bem como o seu histórico. A categoria *Learner Portfólio* contém as informações das capacitações anteriores do estudante, trabalhos já realizados e experiências, e tem como objetivo ilustrar e justificar as aptidões do estudante (REZENDE, 2014).

O PAPI foi uma das primeiras especificações sobre estudantes e seu propósito foi criar um modelo de aprendiz, no qual todas as informações necessárias de um estudante foram apuradas para definir o padrão. Em 2001, o grupo que trabalhava em seu modelo concordou em transferir o seu trabalho do IEEE LTSC 1484.2 para o SC36. Desde então não há referências do PAPI encontradas na literatura. No entanto, a especificação *Learner Information Packaging* (LIP) organiza as informações em 11 categorias e incluiu os resultados do IEEE PAPI (ANIDO-RIFÓN, 2014).

2.9.2 *IMS LEARNER INFORMATION PACKAGE (LIP)*

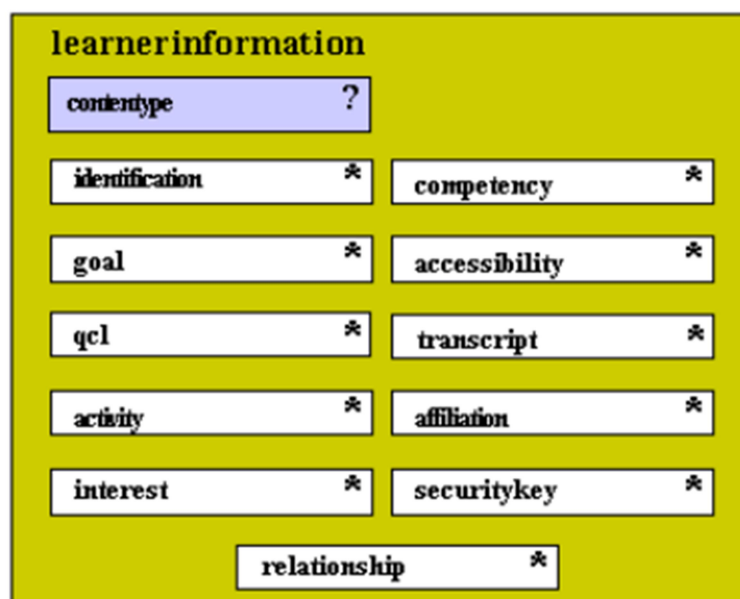
Como existiam várias informações relevantes dos estudantes que o padrão PAPI não contemplava. A *Instructional Management Systems* (IMS) propôs uma extensão do padrão PAPI que é o padrão *Instructional Management Systems Learner Information Package* (IMS-LIP), que permite inserir novos atributos ao seu padrão (SAWADOGO, 2014).

O IMS-LIP é estruturado para modelar informações que descrevem características sobre estudantes para vários propósitos, tais como armazenar, gerenciar, relacionar as informações e experiências do aprendiz, bem como descobrir interesses de aprendizagem para o aluno. A especificação permite que ocorra a troca de informações do aprendiz entre sistemas (SMYTHE, 2001). Segundo a documentação do IMS-LIP, as informações do estudante foram projetadas para atender aos seguintes requisitos:

- **Informações distribuídas:** as informações dos estudantes podem ser distribuídas, compartilhadas e armazenadas por diferentes sistemas, requerendo uma indexação adequada dos dados do aluno;
- **Escalabilidade:** está relacionada à capacidade de gerenciar as transferências de informações de forma uniforme;
- **Privacidade e Proteção dos Dados:** as informações dos estudantes necessitam ser asseguradas com políticas de privacidade e proteção dos dados, como também devem manter a sua integridade, acomodar as políticas e exigências reguladoras de diferentes jurisdições;
- **Flexibilidade e Referência Externa:** indica que as informações dos alunos podem ser utilizadas de diferentes formas, como OA em diferentes contextos. Este modelo de informações do aluno deve ser suficientemente flexível para organizar tais necessidades.

O padrão IMS-LIP estrutura as informações do estudante em 11 categorias, conforme a Figura 4.

Figura 4 – Categorias do padrão IMS-LIP



Fonte: (SMYTHE, 2001)

A categoria *Identification* é responsável pelos dados biográficos do estudante. A categoria *Goal* representa os objetivos, carreira e ambições do estudante. A Categoria *QCL* (Qualificação, Certificados e Licenças) contém as qualificações, certificados e diplomas.

A Categoria *Activity* está relacionada a qualquer atividade que o estudante realizou, concluída ou não. A categoria *Interest* contém as informações relevantes aos hobbies e interesses do aluno. A categoria *Competency* retrata os conhecimentos e habilidades adquiridas. A categoria *Accessibility* corresponde ao acesso das informações de acessibilidade do aluno, suas capacidades linguísticas, cognitivas e preferências de aprendizagem. A categoria *Transcript* é usada para fornecer um resumo das realizações acadêmicas por instituição.

A categoria *Affiliation* possui as afiliações entre organizações. A categoria *SecurityKey* (Chave de Segurança) está relacionada com os critérios de segurança como senha e chaves de segurança atribuídas às informações do aluno. A Categoria *Relationship* abrange os relacionamentos entre os usuários, bem como se relacionam com as outras categorias.

O *IMS Global Learning Consortium* também fornece especificações do esquema em *eXtensible Markup Language* (XML) e arquivos *Document Type Definition* (DTD). O XML permite estabelecer os atributos, dados e conteúdos e o DTD determina os elementos e conteúdo de cada categoria que podem ser empregados.

2.10 RECURSOS HIPERMÍDIA

O significado da palavra hipermídia vem da junção dos termos hipertexto e mídia, isto é, da hipertextualidade encontrada em diferentes objetos não somente em texto (GOULART, 2015). Essa seção irá abordar os elementos das hipermídias do Youtube, Wikipédia, DBpedia, MediaWiki e Youubi.

2.10.1 Youtube

O YouTube é um site de gerenciamento de vídeos que podem ser publicados, compartilhados, comentados, criticados e visualizados por uma variedade de usuários. No YouTube, conteúdos podem ser pesquisados e diversas possibilidades de buscas podem ser realizadas. Essas possibilidades podem divergir ou convergir entre si. Portanto, é uma plataforma na qual o usuário possui inúmeras possibilidades de exploração e análise de conteúdo (SILVA, 2012).

O YouTube contém uma API de dados com diferentes recursos que podem ser recuperados. A API contém métodos de inserção, atualização e exclusão de tais recursos. Os recursos contêm um tipo de item, como vídeo, *playlist* ou inscrição e são representados como objetos *JavaScript Object Notation* (JSON), dispondo de onze recursos: *activities*, *channelBanners*, *channels*, *guideCategories*, *playlistItems*, *playlists*, *search*, *subscriptions*, *thumbnails*, *videoCategories* e *videos* (DEVELOPERS, 2017).

O YouTube oferece, de forma fácil e gratuita os vídeos hospedados em seu site, fornecendo acesso a uma variedade de materiais audiovisuais em que o usuário pode selecionar vários vídeos de diferentes categorias: Saúde, Jogos, Pessoas, Notícias, Esporte, Finanças, Compras, entre outras (ABU-EL-HAIJA, 2016). Foi lançado em maio de 2005 (YOUTUBE, 2016) e desenvolvido por Chad Hurkey, Steve Chen e Jawed Karim, com o objetivo de oferecer um canal de vídeos domésticos. No entanto, por este oferecer uma gama de possibilidades de uso, empresas e usuários desfrutaram das suas facilidades e da força de interação vinculada ao site, postando vídeos para usuários distintos (BACCIN, 2012).

De acordo com o site Alexa (2016), que classifica os 500 sites mais visitados no mundo, em dezembro de 2016, o YouTube foi classificado em segundo no *ranking*, ficando atrás apenas do Google. Estes dados constataam a relevância do interesse de vários usuários no mundo (Alexa engloba 178 países na sua pesquisa) em relação à postagem de vídeos.

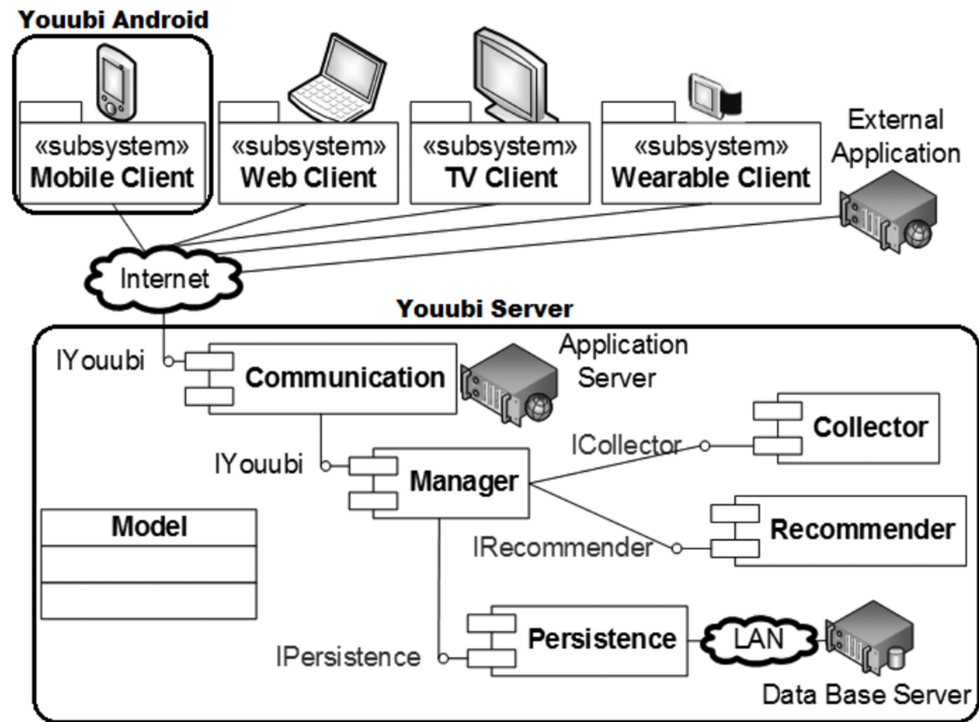
2.10.2 Youubi

A aplicação de práticas de ensino-aprendizagem se restringe apenas às instituições, não levando em consideração as motivações e contexto dos estudantes. Os trabalhos desenvolvidos com esta preocupação encontram-se, em grande parte, dentro das pesquisas acadêmicas (MONTEIRO, 2015). O intuito destas pesquisas é desenvolver artefatos de softwares em conformidade com o contexto educacional. O problema que isso acarreta está relacionado à ausência de meios que disponibilizem e disseminem estas aplicações para os estudantes e os professores. Como forma de mitigar este problema, tem-se o ambiente de aprendizagem ubíqua Youubi.

O Youubi surgiu como artefato de software provido de uma tese de doutorado. Trata-se de um ambiente de aprendizagem ubíqua (*u-learning*). Segundo Monteiro (2015), o Youubi se propõe a investigar cenários de aprendizagem em ambientes formais e informais, definido por uma arquitetura cliente-servidor. Parte dela foi implementada em linguagem de programação Java, dando origem à arquitetura de software denominada Youubi Server. Aplicações clientes, como smartphones, tablets, web, smart TV e smartwatches, foram desenvolvidas para consumir os serviços providos pelo Youubi Server por meio de uma *Application Programming Interface* (API) de serviços, além de possuir funcionalidades suportadas como rede social, gamificação, chat, geolocalização, recomendação e autoria de conteúdo.

Estas tecnologias permitem integrar a aprendizagem informal e o desenvolvimento de competências, em qualquer espaço ou tempo (MONTEIRO, 2015). É possível, mediante a aprendizagem ubíqua, replicar condições suficientes para proporcionar a aquisição de conhecimento de forma autônoma. Saccol et al. (2011), afirmam que esta autonomia se dá por meio de ambientes ubíquos, os quais permitem aproximar o ambiente virtual e presencial, objetos, pessoas, lugares, conteúdos, atividades e eventos de maneira colaborativa e potencializar oportunidades de aprendizagem contínua, contextualizada e significativa. Na Figura 5, são apresentados os componentes e serviços do Youubi.

Figura 5 – Arquitetura do YouUbi



Fonte: (MONTEIRO, 2015)

Communication: Este componente permite a comunicação entre as aplicações do cliente e os serviços do Youubi;

Manager: Tem como função processar as requisições enviadas pelos clientes, que são retransmitidas pelo componente *Communication* e administrar as regras do negócio, distribuindo-as para os outros componentes da arquitetura do YouUbi (*Collector*, *Recommender* e *Persistence*);

Collector: Este componente é encarregado de coletar dados de outros sistemas da Web. É este módulo que se conecta com o recomendador desenvolvido nesta pesquisa;

Recommender: Tem como função analisar os dados gravados no banco de dados com o objetivo de construir uma lista de recomendação para cada entidade do Youubi.

Persistence: Este componente está associado à persistência dos dados no banco, garantindo a separação entre persistência e as regras de negócio;

CommonModel: É encarregado de representar os modelos de dados das entidades da arquitetura e elementares, bem como concentrar as classes *JavaBeans* que descrevem as entidades da arquitetura.

2.10.2.1 Edubi

O ambiente Edubi é constituído de quatro aplicações clientes (Web, Mobile, Watch e TV), cada uma com funções próprias, e dois componentes que se integram a essas aplicações utilizando os serviços oferecidos pelo Moodle, Wikipedia e Youtube. Além desses, o Edubi consome também os serviços da Youubi API (Monteiro, 2015). O Edubi é desenvolvido para o formato de educação à distância (EAD), dentro do paradigma da aprendizagem ubíqua e informal.

Para os usuários utilizarem as aplicações do Edubi, é necessário primeiro se cadastrar no sistema. Todos os usuários cadastrados necessitam ter um *login* válido no Moodle da instituição a que pertence. Os tutores e professores têm a função de moderadores, pois eles podem criar missões, validar ou excluir conteúdos gerados automaticamente (pelo Moodle, Youtube e Wikipedia). Ademais, todos os usuários, estudantes ou professores, podem criar conteúdos (postagem, pergunta, evento e lugar) e grupos de discussão.

A aplicação cliente Edubi-Web fornece ao administrador e aos moderadores painéis de administração específicos para realizar tarefas de moderação. A aplicação Web permite que os usuários tenham maior facilidade para criar conteúdos, associados à resolução do tamanho da tela e o uso do teclado do computador.

A aplicação cliente Edubi-Mobile foi construída para a plataforma Android e dispõe de todas as funcionalidades da aplicação web, exceto os painéis de administração, que são exclusivos dos moderados e professores. Uma das vantagens do uso do Edubi-Mobile é a possibilidade do estudante utilizar suas funcionalidades em qualquer lugar, potencializando os recursos de geolocalização utilizados na aplicação.

2.10.3 MediaWiki

A *MediaWiki* é uma ferramenta flexível, que permite que diferentes aplicações possam utilizá-la. Trata-se de uma ferramenta Wiki, livre, desenvolvida na linguagem PHP e utiliza o banco de dados *MySQL* (DORFEY, 2015). Ela utiliza *WikiTexto* que possibilita que usuários possam utilizar os recursos como edição e criação de textos. Seu editor de texto possui marcadores em HTML e seus recursos permitem inserção de tabelas, *links*, imagens, entre outros (DE LIMA, 2015). A *MediaWiki* possui uma API de desenvolvimento denominada de *MediaWiki Action API*, que é um web service que fornece acesso aos dados e *metadados* da Wikipédia (VEIGA, 2016).

De acordo com De Lima (2015), os usuários da *MediaWiki* são classificados em quatro nível de acesso, conforme a seguir: anônimos, registrados, administradores e grupos de burocratas. Esses usuários possuem alguns privilégios que os permitem usufruir da ferramenta, como segue:

- O usuário anônimo é aquele que não possui uma conta cadastrada na *MediaWiki*, e por questões de segurança durante a conexão seu endereço IP é monitorado. O objetivo desse recurso de segurança é que o usuário não descumpra as regras expostas pela ferramenta, podendo ter ainda, quando necessário, seu acesso bloqueado;
- O usuário registrado possui uma conta de acesso à ferramenta. Este dispõe de uma página com suas informações, e outra página para escrever e controlar suas produções de artigos;
- O usuário administrador é responsável por restringir os privilégios de acesso das funcionalidades para os demais usuários e gerenciar o cadastro, exclusão e restauração de páginas;
- Os grupos burocratas são os usuários de um grupo que permite que outros usuários possam ter o seu perfil alterado em relação ao nível de acesso no sistema.

A ferramenta destina-se à colaboração sem estabelecer os responsáveis pela produção e tem como objetivo criar vínculos entre as produções, tornando as publicações independentes e livres para edição e atualização (SILVA, 2016). Todos os registros de modificação realizados pelos usuários são armazenados em versões e para cada documento modificado, são armazenados a data e o usuário que fez a contribuição (ROCHA, 2015).

2.10.4 DBpedia

O projeto dbpedia tem como objetivo retirar informações de forma estruturada dos conteúdos expostos no Wikipédia, os quais são disponíveis gratuitamente na web. A Dbpedia utiliza extratores para formar conteúdos, os quais convertem partes dos artigos expostos na Wikipédia em sentenças RDF (WEBER, 2015). A enciclopédia Wikipédia utiliza um mecanismo de busca em texto, o que pode ser considerado um limitador à sua base de conhecimento, de modo que o projeto dbpedia tem como finalidade utilizar técnicas de web semântica nos conteúdos expostos na Wikipédia, formando assim consultas mais sofisticadas em que a dbpedia estará conectada a outros conteúdos exposto da web (GALLINA, 2012).

Periodicamente, a Dbpedia é atualizada. Na sua versão 2016-04 de Março/Abril de 2016, esta possui 9.5 bilhões de triplas das quais estão divididas em 1.3 bilhões extraídas da versão inglesa da Wikipédia, 5 bilhões de edições de outros idiomas e 3.2 bilhões da DBpediaCommons e da WikiData (DBPEDIA, 2016).

A ontologia da Dbpedia também sofreu alterações. Na sua estrutura, foram adicionadas novas classes e propriedades. Esta versão está composta de 754 classes, 1103 *objectproperties*, 1608 *datatypeproperties*, 132 *specializeddatatypeproperties*, 410 *owl:equivalentClass* e 221 *owl:equivalentProperty* em mapeamentos para vocabulários externos. As consultas executadas na enciclopédia podem ser realizadas usando *SPARQL Protocol and RDF Query Language* (SPARQL), em que todos os conteúdos integrados à Dbpedia são gratuitos e estão disponíveis para *download* (DBPEDIA, 2016). A suas consultas realizadas em SPARQL permitem criar solicitações de recursos com base nas especificações das pesquisas realizadas em uma base de dados (CEWEB, 2015).

2.11 TRABALHOS RELACIONADOS

Na literatura, podemos identificar a utilização de distintos métodos usados em SRs. Os trabalhos relacionados descobertos utilizaram distintas abordagens, como: técnicas de filtragem de conteúdo, modelos de perfil de usuário, ontologias, tecnologias, área de aplicação, dentre outras. Desse modo, estes trabalhos estão relacionados diretamente com o propósito do presente projeto.

Gulla (2014) descreve uma abordagem para a construção do perfil de usuários baseada na interação dos usuários com dispositivos móveis no contexto de notícias. O perfil é traçado em relação às categorias das notícias, interesses em longo prazo e o contexto o qual está inserido. Essa aplicação usa mecanismo de recomendação de notícias de jornais noruegueses. Segundo o autor, um sistema de recomendação de notícias filtra a notícia e mostra ao usuário uma lista de notícias classificadas em relação a sua relevância para o usuário. As notícias cadastradas que não foram lidas ou avaliadas necessitam definir formas de ligar os interesses dos usuários com base nas informações anteriores deste. O projeto SmartMedia tem como objetivo recomendar notícias com técnicas baseadas em conteúdo, colaboração, semântica e teorias linguísticas.

Rezende (2015) descreve uma ontologia nomeada de PERSONNA que tem como objetivo modelar o perfil e o contexto de aluno em ambientes *e-learning* para padronizar informações do estudante e com isso simplificar recomendações de OA. A ontologia PERSONNA foi ajustada para qualquer ambiente de aprendizagem, com este objetivo foram levados em consideração os atributos mais significativos em relação aos modelos e padrões existentes. Suas classes são: *Learner Personal Information* (Identificação), *Performance* (Desempenho), *Acessibility* (Acessibilidade), *Preferences* (Informação de preferências), *Interest* (Interesses), *Social Relations* (Relacionamentos), *Time* (Tempo), *Device* (Dispositivo Tecnológico), *Goals* (Objetivos), *Location* (Localização) e *PhysicalCondition* (Condições Físicas). A Ontologia PERSONNA foi utilizada na arquitetura BROAD-RS para inferir recomendações de OA adaptativos aos interesses do estudante, baseado no contexto e perfil, utilizando uma rede de ontologias.

No trabalho de Borges (2014), é apresentado um sistema de recomendação de OA para estudantes baseado em três aspectos: assunto de interesse do aluno, preferências pessoais e o estilo de aprendizagem. Para a modelagem do perfil do aprendiz, foi utilizado o modelo de aprendizagem baseado nos inventários de Felder e Soloman, o qual pode ser expandido para outros modelos de aprendizagem. A técnica utilizada foi de Filtragem Baseada em Utilidade,

que é baseada em calcular a utilidade dos objetos para o usuário. Essa técnica não depende da existência de outros usuários com gostos semelhantes (Recomendação Colaborativa), como também da existência de itens que o usuário se interessou no passado (Recomendação por Conteúdo).

No trabalho de Reis *et al.* (2014), foi desenvolvido um protótipo denominado *ContextAware Learning* (CA-Learning) que oferece conteúdos personalizados ao usuário utilizando abordagem de recomendação baseada no nível de conhecimento, como também em relação ao contexto em que o estudante está inserido. Os conteúdos são categorizados pelos professores em função do nível de conhecimento (básico, médio ou avançado) do assunto específico. As primeiras recomendações dos conteúdos e do nível de conhecimento são fornecidas pelo professor. Conforme o estudante utiliza o sistema, conteúdos são sugeridos para este, como também é sugerido ao estudante questionários em formato de perguntas e respostas.

Rivero-Rodriguez (2013) propõe um sistema de recomendação no domínio da saúde para disponibilizar vídeos ao usuário de forma confiável através da base de dados Medline Plus. A partir dos dados do vídeo do YouTube, o sistema identifica o título do vídeo e fatora, enriquecendo o termo para filtragem do vídeo. É realizada uma inserção de filtros com o objetivo de identificar termos médicos que tenham relação com o título do vídeo, com o propósito de recomendar vídeos com informações médicas presentes no *Systematized Nomenclature of Medicine Clinical Terms* (SNOMED CT).

O UbiGroup é um projeto de recomendação ubíqua de conteúdo para grupos de estudantes, que tem como objetivo recomendar OAs de acordo com o perfil e contexto do aprendiz, auxiliando o professor na busca e seleção de conteúdos educacionais. Os perfis do aprendiz foram desenvolvidos a partir de uma ontologia seguindo o modelo PAPI. As regras para a recomendação analisam um mapeamento entre o perfil do aprendiz, o contexto e os OAs. O professor é o responsável por definir o mapeamento que irá compor as regras de recomendação (FERREIRA, 2015).

Pereira (2015) desenvolveu um sistema de recomendação baseado nas interações sociais, recomendando recursos educacionais em relação ao perfil e o contexto do aprendiz. O contexto e o perfil são extraídos de sistemas colaborativos (redes sociais e ambientes virtuais de aprendizagem) automaticamente. São utilizados Dados Ligados (ou *Linked Data*) como complemento dos conteúdos educacionais (OAs) e o seu uso em sistema de recomendação amplia as chances de encontrar conteúdos em diferentes fontes, como a DBPEDIA e a *Open University*. A técnica de recomendação utilizada é baseada em conhecimento dos itens e como

estes estão relacionados com as necessidades e preferências do usuário, dessa forma selecionando conteúdos mais apropriados.

Em TARUS (2017), é proposto um sistema de recomendação híbrido utilizando técnicas de recomendação baseadas em conhecimento, colaborativa, ontologia e *sequential pattern mining* (SPM), com objetivo de recomendar conteúdos educacionais para estudantes. Com o uso de ontologias na personalização do perfil do aprendiz, recomendações mais adaptativas às preferências dele são produzidas. O sistema de recomendação de conteúdo é baseado em um modelo ontológico no qual são adicionadas características do aprendiz vindo de outra ontologia do domínio do conhecimento que está registrada no sistema de recomendação.

No trabalho de MACHADO (2014), foi desenvolvido um modelo ontológico denominado CARLO para recomendar OAs a estudantes em ambientes pervasivos utilizando técnica de recomendação baseada em regras SWRL (*Semantic Web Rule Language*) com o objetivo de selecionar OAs que sejam do interesse do usuário. O modelo ontológico é dividido em quatro dimensões de informações, são elas: perfil do usuário, localização, elementos tecnológicos e OAs. As regras integradas ao modelo CARLO são instanciadas, inferidas e extraem OAs que são recomendados para o usuário de acordo com suas preferências e o contexto que está inserido.

CARVALHO (2016) desenvolveu uma ontologia para apoiar um sistema de recomendação automático considerando a personalização dos conteúdos e o estilo de aprendizagem de estudantes. Essa ontologia foi desenvolvida baseando-se no padrão IEEE LOM e no modelo de Felder-Silverman. Foram utilizadas regras de inferências SWRL para identificar quais estilos de aprendizagem se relacionam melhor com os conceitos de um OA.

A Tabela 2 ilustra as informações dos distintos trabalhos e demonstra os aspectos particulares de cada trabalho proposto.

Tabela 2 – Relação dos aspectos entre os trabalhos relacionados

Proposta	Modelo/Perfil de Usuário	Ontologia Perfil de Aprendiziz	Sistema de Recomendação Híbrido	Recomendação de Objetos de aprendizagem	Mobile	Categoria	Recomendação pelo Contexto	Recomendação pelo Perfil	Recomendação pelo Estilo de Aprendizagem	Técnica de Processamento dos dados
FERREIRA (2015)	X	X	X	X	X	Edu	X	X		Similaridade dos perfis e Semântica das ontologias
RIVERO-RODRIGUEZ (2013)				X		Saú				Filtragem por termos
TARUS (2017)	X	X	X			Edu		X	X	Baseada em conhecimento, colaborativa, ontologia e <i>sequential pattern mining</i> (SPM)
CARLO (2014)	X	X		X	X	Edu	X	X		Baseada em regras SWRL
REIS et al. (2014)	X				X	Edu	X	X		Similaridade e métodos <i>Concordance-Based</i>
BORGES (2014)	X			X		Edu		X	X	Técnica de Filtragem Baseada em Utilidade
GULLA (2014)	X		X		X	Not	X	X		Técnica de Filtragem Baseada em Conteúdo, Colaboração, Semântica e Teorias linguísticas
REZENDE (2015)	X	X		X		Edu	X	X		Filtragem baseada em Ontologias
PEREIRA (2015)	X			X		Edu	X	X		Filtragem baseada em Conhecimento
CARVALHO (2016)	X			X		Edu			X	Baseada em regras SWRL

Edu= Educação; Not = Notícias; Saú = Saúde.

3 ASPECTOS DE IMPLEMENTAÇÃO

Este capítulo tem como objetivo explicar as seguintes questões: o uso das APIs do Youtube e MediaWiki; o desenvolvimento da ontologia PUYW e a implementação do Sistema de recomendação híbrido integrando as APIs.

3.1 YOUTUBE DATA API

A versão atual da API do Youtube é a versão 3.0. Esta versão dispõe de meios de busca de informações dos vídeos e canais a partir de requisições. Para o uso da API, é necessário criar uma conta do Google para se ter acesso à API, no seguinte endereço: <https://console.developers.google.com/>. Em seguida, é preciso ativar a API do YouTube v3.0 criando um projeto para, só então, iniciar a utilização da *YouTube Data API*.

Para selecionar as informações de um vídeo, é utilizado um parâmetro de buscar *search:list* na URL <https://www.googleapis.com/youtube/v3/search>, que obtém uma lista de vídeos relacionados a uma palavra-chave específica no parâmetro *part*. Com o objetivo de aperfeiçoar a busca e refinar os dados retornados, é definido no parâmetro (*videoCategoryId*) as categorias dos vídeos relacionados a “Educação” e “Ciência e Tecnologia”, de forma que somente vídeos referentes a essas duas categorias são expostos na aplicação. Para definir a quantidade de vídeos retornados pela API, é utilizado o parâmetro *maxResults*. A Figura 6 apresenta como são definidos os atributos de busca.

Figura 6 – Configuração dos atributos do *search:list* para obter os Ids dos vídeos

```
// Define o que será retornado na primeira requisição a api do Youtube, no caso será apenas os IDs dos vídeos
YouTube.Search.List search = youtube.search().list("id");

// Chave da api que solicitamos da google
search.setKey(apiKey);
// Define o termo da pesquisa
search.setQ(queryTerm);
// ordena os resultados por relevância
search.setOrder("relevance");
// CategoryID = 27, que retornará apenas vídeos da categoria de Ensino e pesquisa
search.setVideoCategoryId(categoryId);
// Filtra os vídeos retornados pela relevância para o idioma Português
search.setRelevanceLanguage("pt");
// Filtra por vídeos da regiãoCode = BR, código do país no padrão ISO 3166-1 Alfa 2.
search.setRegionCode("BR");

// Restringe o retorno da pesquisa apenas a videos, veja outros tipos de pesquisa:
// https://developers.google.com/youtube/v3/docs/videos/list?hl=pt-br
search.setType("video");

// Escolhe quais campos será usado, no caso pegarei apenas o videoId que é um atributo de id
search.setFields("items(id/videoId)");
// Define a quantidade de itens retornados
search.setMaxResults(NUMBER_OF_VIDEOS_RETURNED);
```

Para pesquisar vídeos que estão relacionados a um Id no parâmetro *relatedToVideoId*, essa requisição tem como retorno uma lista de ids de vídeos relacionados com uma palavra-chave ou Id definido. Com o propósito de encontrar resultados de vídeos de um idioma específico, são utilizados os parâmetros de busca (*relevanceLanguage=pt-br*) e (*regionCode=BR*), permitindo a busca de vídeos mais relevantes do idioma Português. Esta configuração é ilustrada na Figura 7.

Figura 7 – Configuração do *search.List* para obter Ids dos vídeos relacionados a outro vídeo.

```
// Define o que será retornado na primeira requisição a api do Youtube, no caso será apenas os IDs dos videos
YouTube.Search.List search = youtube.search().list("id");

// Chave da api que solicitamos da google
search.setKey(apiKey);
// ordena os resultados por relevância
search.setOrder("relevance");
// CategoryID = 27, que retornará apenas vídeos da categoria de Ensino e pesquisa
search.setVideoCategoryId(categoryId);
// Filtra os vídeos retornados pela relevância para o idioma Português
search.setRelevanceLanguage("pt");
// Filtra por vídeos da regionCode = BR, código do país no padrão ISO 3166-1 Alfa 2.
search.setRegionCode("BR");
// Define o ID do vídeo que será usado como base
search.setRelatedToVideoId(relatedVideoId);

// Restringe o retorno da pesquisa apenas a videos, veja outros tipos de pesquisa:
// https://developers.google.com/youtube/v3/docs/videos/list?hl=pt-br
search.setType("video");

// Escolhe quais campos será usado, no caso pegarei apenas o videoId que é um atributo de id
search.setFields("items(id/videoId)");
// Define a quantidade de itens retornados
search.setMaxResults(NUMBER_OF_VIDEOS_RETURNED);
```

Para cada vídeo são definidos os parâmetros *id*, *contentDetails*, *statistics* e *snippet*. Esses parâmetros determinam valores que retornam informações dos vídeos na estrutura (parâmetro/valor). Uma requisição dos atributos é exposta na Figura 8.

Figura 8 – Requisição dos atributos do id de um vídeo do Youtube.

```
searchVD.setId(ids);
// Define os campos que serão pegos da API do youtube
searchVD.setFields("items(id, contentDetails/duration, contentDetails/definition, contentDetails/caption, "
+ "statistics/viewCount, statistics/likeCount, statistics/dislikeCount, statistics/favoriteCount, "
+ "statistics/commentCount, snippet/title, snippet/description, snippet/publishedAt, snippet/thumbnails/default/url,"
+ "snippet/tags, snippet/categoryId, snippet/channelTitle)");
```

Os parâmetros de busca são os seguintes: *contentDetails/duration* (relacionado a duração do vídeo), *contentDetails/definition* (detalhes das informações do vídeo), *contentDetails/caption* (caso o vídeo contenha legenda), *statistics/viewCount* (relacionado com a quantidade de visualizações de um vídeo), *statistics/likeCount* (relacionado com a

quantidade de *likes* de um vídeo), *statistics/dislikeCount* (relacionado com a quantidade de *dislikes* de um vídeo), *statistics/favoriteCount* (relacionado com a quantidade de vezes que o vídeo foi “favoritado”), *statistics/commentCount* (relacionado a quantidade de comentários de um vídeo), *snippet/title* (relacionado ao título do vídeo), *snippet/description* (relacionado à descrição do vídeo), *snippet/publishedAt* (relacionado à data da publicação do vídeo), *snippet/thumbnails/default/url* (relacionado à imagem de apresentação do vídeo), *snippet/tags* (relacionado às *tags* que definem o vídeo), *snippet/categoryId* (relacionado à categoria do vídeo), *snippet/channelTitle* (relacionado ao canal pertencente do vídeo).

3.2 MEDIAWIKI ACTION API

A API *action* do MediaWiki é um *web-service* que fornece um acesso simplificado às ferramentas *wiki*, dados e metadados através do HTTP por meio de uma URL. Clientes solicitam "ações" particulares ao especificar um parâmetro *action*.

Para ter acesso aos dados da API, é necessário realizar requisições HTTPs. Essas requisições retornam um JSON (*JavaScript Object Notation*) com as informações sobre uma página ou pesquisa realizada. De início, é necessário pesquisar páginas que existam na Wikipédia por meio de uma palavra ou frase, similar a uma pesquisa. Por exemplo: se o termo da informação for Ontologia, se torna necessário possuir a página referente ao termo Ontologia na Wikipédia. Para isso, é feita a seguinte requisição: *pt.wikipedia.org/w/api.php?action=opensearch&format=json&search=Ontologia*. O retorno dessa requisição é um JSON com os títulos das páginas existentes na Wikipédia, uma descrição sobre o termo pesquisado e o *link* para cada página, respectivamente. A Figura 9 apresenta o resultado de uma requisição.

Figura 9 – Resultado de uma requisição com o termo Ontologia na Wikipédia do Brasil.

```
[
  "Ontologia",
  [
    "Ontologia",
    "Ontologia (ciência da computação)",
    "Oncologia",
    "Oncologia veterinária",
    "Ortologia",
    "Otologia",
    "Oncologia ocular"
  ],
  [
    "Ontologia (do grego \onte\" e logoi, \"ciência do ser\") é a parte da metafísica que trata da natureza, realidade e existência dos entes.",
    "Em Ciência da Computação, Sistemas de Informação e Ciência da Informação, uma ontologia é um modelo de dados que representa um conjunto de conceitos dentro de um domínio e os relacionamentos entre estes.",
    "A cancerologia ou cancrologia, também chamada de oncologia, é a especialidade médica que estuda os cancros (tumores malignos) e a forma de como essas doenças se desenvolvem no organismo, procurando seu tratamento.",
    "Oncologia veterinária é uma subespecialidade da medicina veterinária que lida com o diagnóstico de câncer e o tratamento em animais.",
    "Ortologia é em biologia a relação entre genes homólogos duplicados de um ancestral comum, compartilhados pelas duas espécies irmãs subjacentes, onde no decorrer da evolução os dois genes se diferenciam gradualmente mas que continuam a ter uma função correspondente.",
    "Otologia é um ramo da medicina que estuda a patologia, anatomia e fisiologia do ouvido.",
    ""
  ],
  [
    "https://pt.wikipedia.org/wiki/Ontologia",
    "https://pt.wikipedia.org/wiki/Ontologia_(ci%C3%Aancia_da_computa%C3%A7%C3%A3o)",
    "https://pt.wikipedia.org/wiki/Oncologia",
    "https://pt.wikipedia.org/wiki/Oncologia_veterin%C3%A1ria",
    "https://pt.wikipedia.org/wiki/Ortologia",
    "https://pt.wikipedia.org/wiki/Otologia",
    "https://pt.wikipedia.org/wiki/Oncologia_ocular"
  ]
]
```

Após o resultado da consulta, são adquiridos os títulos e os *links* das páginas da Wikipédia. O objetivo de possuir os títulos e *links* é que se pode realizar buscas por outros metadados da página. Os atributos relacionados ao texto necessários utilizados nesta pesquisa foram: URL, descrição, título, *thumbnail*, identificador, tamanho e quantidade de traduções. Estes atributos estão descritos em uma classe WikiMetas exposta na Figura 10.

Figura 10 – Atributos da classe WikiMetas utilizados na página da Wikipédia

```
/**
 * URL para a página da wikipédia
 */
private String wikiURL;
/**
 * Descrição da página
 */
private String wikiDesc;
/**
 * Título da página
 */
private String wikiTitle;
/**
 * Thumbnail da página
 */
private String wikiThunb;
/**
 * ID da página
 */
private String wikiId;
/**
 * Tamanho (em bytes) da página
 */
private int wikiSize;
/**
 * Quantidade de idiomas em que a página está traduzida
 */
private int translateCount;
```

Para ter acesso aos atributos da Wikipédia, é necessário realizar requisições nos resultados dos títulos da requisição anterior solicitando as informações desejadas utilizando a seguinte url:

pt.wikipedia.org/w/api.php?action=query&format=json&prop=langlinkscount%7Ccrevisions%7Cpageimages&titles=Ontologia &rvprop=size%7Ctags&piprop=thumbnail. O resultado dessa requisição com título Ontologia é visualizado na Figura 11 e o retorno é um JSON com os atributos das informações da Wikipédia.

Figura 11 – Resultado da requisição de uma página da Wikipédia a partir do Título Ontologia.

```
{
  "batchcomplete": "",
  "query": {
    "normalized": [{"from": "ontologia ", "to": "Ontologia"} ],
    "pages": {
      "1387": {
        "pageid": 1387,
        "ns": 0,
        "title": "Ontologia",
        "langlinkscount": 78,
        "revisions": [
          { "size": 6275, "tags": ["mobile app edit", "mobile edit"] }
        ]
      }
    }
  }
}
```

3.3 ONTOLOGIA PERFIL DE USUÁRIO YOUTUBE WIKIPÉDIA (PUYW)

Para definir o perfil do aprendiz, foram utilizadas informações acerca dos dados pessoais, relacionamentos e preferências do usuário. O modelo ontológico foi utilizado como forma de representação das informações do aprendiz.

Parte da ontologia deste trabalho é baseada na proposta de Rezende (2015), cujo propósito foi realizar uma análise das especificações e padronizações dos dados sobre contexto, perfil do aluno e trabalhos que utilizaram estes padrões no desenvolvimento de ontologias para definição do perfil do aprendiz.

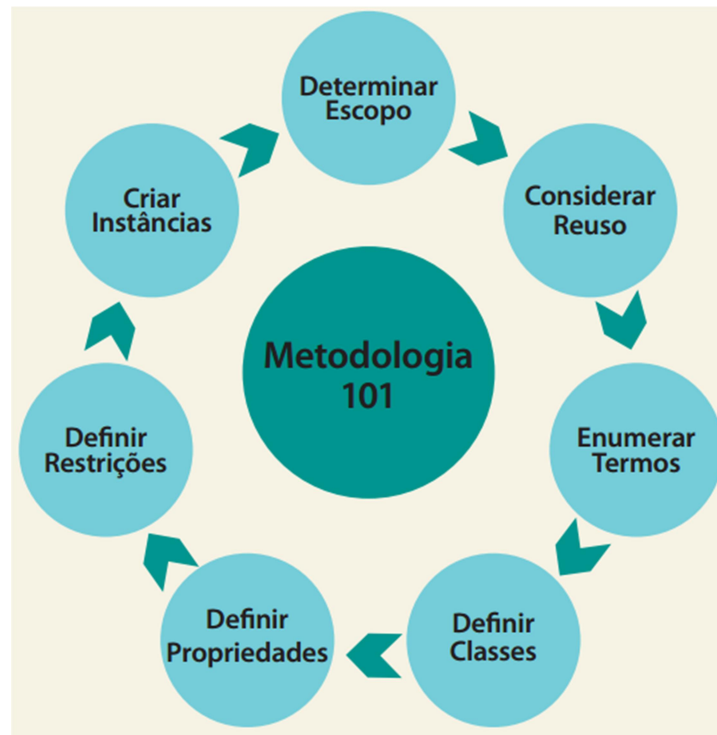
A escolha das classes, atributos e propriedades foram definidas de acordo com a proposta do trabalho e com isso algumas classes foram desconsideradas, como também outras foram adicionadas para alcançar o objetivo de formar um perfil de aprendiz com as características dos conteúdos e das hipermídias utilizadas.

Nas próximas seções é apresentada a metodologia de desenvolvimento de ontologia e sua visualização na ferramenta *Visual Notation for OWL Ontologies* (VOWL).

3.3.1 Desenvolvimento da Ontologia

O desenvolvimento da ontologia se deu a partir da metodologia *Ontology Development* 101. Este procedimento consiste de um roteiro de desenvolvimento iterativo de fácil execução no processo de desenvolvimento de ontologias, dividido em sete etapas de desenvolvimento (ISOTANI, 2015; RAUTENBERG, 2010) conforme ilustrado na Figura 12.

Figura 12 – Etapas da Metodologia 101



Fonte: Izotani (2015) *apud* Noy et al. (2001).

1. **Determinar o domínio e o escopo da ontologia:** esta etapa consiste em responder onde e como a ontologia será empregada. Respondendo questões como: qual é a intenção do uso da ontologia? Qual o domínio que a ontologia irá atuar? Quem irá se beneficiar do uso da ontologia? No processo de desenvolvimento da ontologia tais questões podem mudar no seu decorrer.
2. **Considerar o reuso de ontologias existentes:** nessa etapa o desenvolvedor da ontologia deverá verificar a existência de ontologias que tenham relação com a ontologia a ser desenvolvida. O objetivo é beneficiar-se dos conceitos, componentes e relações já definidos por outras ontologias.
3. **Enumerar termos importantes da ontologia:** esta etapa tem como objetivo definir um conjunto de termos da ontologia, ou seja, termos frequentemente utilizados em um domínio de conhecimento. Tais termos devem ser definidos em linguagem natural, facilitando o entendimento dos elementos da ontologia.
4. **Definir as classes e a hierarquia:** esta etapa consiste em definir um conjunto de classes e organizá-las de forma hierárquica, considerando o nível de abstração do mais geral ao mais específico, abordagem *top-down*, ou ainda,

iniciando da classe mais específica em direção às classes gerais, abordagem *bottom-up*.

5. **Definir as propriedades das classes:** esta etapa tem como objetivo definir as propriedades das classes da ontologia e seus relacionamentos. O objetivo é dar sentido aos relacionamentos entre as classes. Uma classe por si só não descreve um conceito sem o uso de uma propriedade.
6. **Definir as restrições:** nesta etapa são definidas as restrições das propriedades das classes. Para cada classe, é verificado se uma propriedade deve restringir ou não uma relação entre classes ou dados. No caso de uma propriedade referente a dados, é necessário denominar os tipos de dado dessa propriedade, tais como: *string*, inteiro, data, entre outros. No caso de ser uma relação, a propriedade deve definir a qual classe pertence a relação.
7. **Criar instâncias:** esta etapa consiste no processo de criar instâncias da ontologia a partir da hierarquia das classes. Tais instâncias devem estar contidas nas classes da ontologia especificando-as a partir das definições de suas classes, dos valores dos dados e das relações de suas propriedades.

A construção e manutenção da ontologia foi feita por intermédio do software *Protégé*, desenvolvido e mantido pela universidade de Stanford. O objetivo da ferramenta é oferecer suporte à modelagem de ontologias (PROTÉGÉ, 2017). Na construção da ontologia foi utilizada a linguagem OWL, sendo esta uma linguagem bem difundida no domínio da elaboração de ontologias.

3.3.2 Definição do Domínio e Escopo

A metodologia *Ontology Development* 101 define que deve-se iniciar o processo com a definição do domínio e do escopo da ontologia. O domínio da ontologia deste trabalho é voltado para um sistema de recomendação para armazenar as informações do aprendiz e os conteúdos acessados por estes e o escopo é apoiar o aprendizado de estudantes, armazenando e fornecendo informações acerca dos conteúdos de acordo com as características e colaborações destes.

Foram definidas as seguintes questões de competência (QC), ou seja, questões que a ontologia deve ser capaz de responder:

- QC1: A partir de um conjunto de dados de determinado estudante, quais estudantes são semelhantes?
- QC2: Quais os conteúdos melhores avaliados pelos estudantes?
- QC3: Quantas visualizações tem um conteúdo?
- QC4: Quais conteúdos foram avaliados negativamente?
- QC5: Quais usuários avaliaram os conteúdos positivamente?
- QC6: Quais usuários avaliaram os conteúdos negativamente?
- QC7: Qual foi o conteúdo mais antigo visualizado pelo usuário?
- QC8: Quais conteúdos foram recomendados para um usuário?
- QC9: Quais conteúdos foram avaliados como positivos e negativos pelo um usuário?
- QC10: Por qual procedimento de filtragem foi recomendado o conteúdo?

As respostas das questões são de extrema importância para aplicação, pois são utilizadas no sistema de recomendação como mecanismos na definição dos critérios para a recomendação.

3.3.3 Considerar o Reuso

Esta etapa consiste em considerar o reuso de ontologias existentes. Esse trabalho fez o reuso da ontologia PERSONNA (REZENDE, 2015) em relação ao perfil do aprendiz. O Quadro 2 ilustra as classes e propriedades que foram reaproveitadas no desenvolvimento da ontologia. Não foi considerado o uso da ontologia DBPEDIA, por esta ser altamente complexa para a tarefa à qual era necessária.

Quadro 2 – Classes e Propriedades da Ontologia Personna

Classe	Propriedades	Tipo	Descrição
<i>Learner Personal Information</i> (Identificação)	<i>Name</i>	<i>String</i>	Nome do estudante
	<i>Sex</i>	<i>Male/ Female</i>	Sexo do estudante
	<i>Celphone</i>	<i>Integer</i>	Telefone celular do estudante
	<i>Email_contact</i>	<i>String</i>	Endereço eletrônico do estudante
	<i>Country</i>	<i>String</i>	País/Nacionalidade
	<i>Age</i>	<i>Integer</i>	Idade do estudante

	<i>has_Cognitive_styles</i>	<i>Visual/ textual/ auditory</i>	Estilo de Aprendizagem: visual, textual ou auditivo.
	<i>hasTime_now</i>	<i>Instance Time</i>	Instância de Tempo
	<i>hasLocation_now</i>	<i>Instance Location</i>	Instância de Localização
	<i>hasSocial_relations</i>	<i>Instance Social - Relations</i>	Instância de Relacionamento
	<i>hasPreferences</i>	<i>Instance Preferences</i>	Instância de preferência
	<i>hasSpecial_needs</i>	<i>Instance Acessibility</i>	Instância de condições especiais
	<i>hasInterest</i>	<i>Instance Interest</i>	Instância de interesse
<i>Acessibility</i> (Acessibilidade)	<i>Comment</i>	<i>String</i>	Comentários sobre a categoria (idiomas de leitura, escrita e fala do aluno)
	<i>ContentType</i>	<i>String</i>	Relacionado ao tipo de conteúdo de acessibilidade.
	<i>Disabilities</i>	<i>String</i>	Lista de incapacidades
<i>Preference</i> (Informação de Preferências)	<i>Language</i>	<i>String</i>	Idioma
	<i>Media</i>	<i>String</i>	Lista de preferências de mídia (texto, gráfico, áudio, vídeo, entre outros)
	<i>Order</i>	<i>String</i>	Ordem de Preferência
<i>Interest</i> (Interesses)	<i>Type_name</i>	<i>String</i>	Tipo de interesse (hobbies, acadêmico, profissional)
	<i>TAG</i>	<i>String</i>	Dado usado para descrever conteúdo
<i>Social Relations</i> (Relacionamentos)	<i>Social_identifier</i>	<i>Integer</i>	Identificadores das pessoas que possuem algum tipo de relacionamento com o aluno.
	<i>Relations_label</i>	<i>String</i>	Descreve a natureza do relacionamento (amigos, pessoas, neutros, inimigos, vizinhos, colegas de trabalho e parentes)
	<i>Relation_to_them</i>	<i>String</i>	Como está relacionado com os outros
	<i>Relation_to_me</i>	<i>String</i>	Como os outros estão relacionados

			com ele
<i>Time</i>	<i>Time_now</i>	<i>Time</i>	Tempo Atual
(Tempo)	<i>Date_now</i>	<i>Date</i>	Data Atual
<i>Location</i>	<i>Location</i>	<i>String</i>	Nome do local
(Localização)	<i>GPS</i>	<i>String</i>	Dados de sensor <i>Global Positioning System</i>

Estas classes e propriedades foram selecionadas com o objetivo de armazenar as características dos usuários juntamente com as informações de aplicações de ensino e aprendizagem. E, desse modo, facilitar o procedimento de recomendar itens de aprendizagem no contexto de ensino que a implemente.

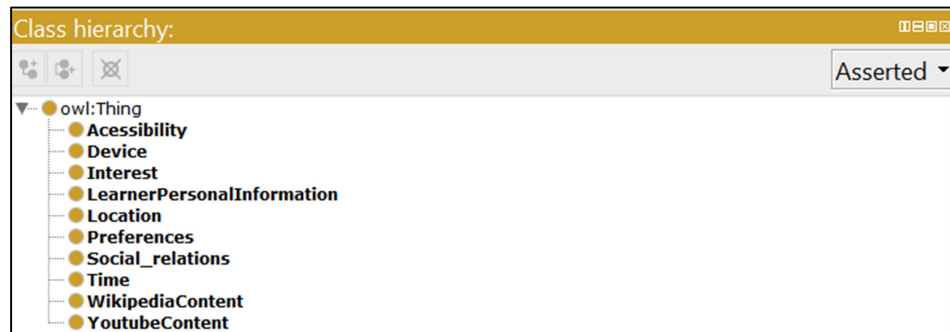
3.3.4 Enumeração dos Termos

A terceira etapa consiste em enumerar os termos ou conceitos que devem compor a ontologia. A partir disso, definem-se os termos: perfil de aprendiz, conteúdo, localização, tempo, relacionamento, dispositivo, interesse, acessibilidade e preferência. Estes termos contêm as descrições das informações pertinentes aos estudantes e conteúdos por estes acessados.

3.3.5 Definição das Classes e Hierarquia de Classes

Esta etapa é responsável em definir as classes e suas hierarquias. Foi executada pela ferramenta Protégé, que oferece suporte para a construção das classes da ontologia. A ontologia contém 10 classes seguindo a abordagem *top-down*, ilustrada na Figura 13. De acordo com a Figura 13, todas as classes criadas são derivadas de uma classe nativa denominada de *owl:thing*. Ela contém dez classes: *Acessibility*, *Device*, *Interest*, *LearnerPersonalInformation*, *Location*, *Preferences*, *Social_relations*, *Time*, *YoutubeContent* e *WikipediaContent*. As classes primitivas e sua descrição são expostas no Quadro 3.

Figura 13 – Hierarquia das classes gerais

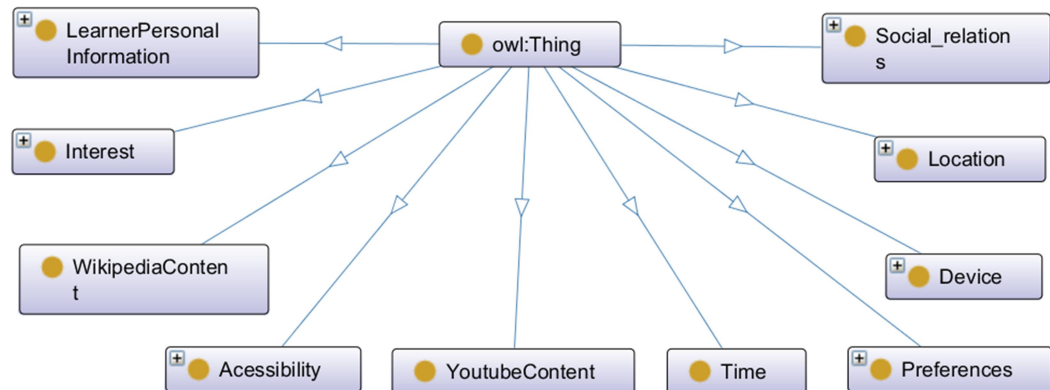


Quadro 3 – Descrição das Classes gerais da ontologia

Classe Primitiva	Descrição
<i>Acessibility</i>	Informações de acessibilidade.
<i>Device</i>	Compõem os dados a respeito dos dispositivos utilizados pelos estudantes.
<i>Interest</i>	Representa os interesses do aprendiz em determinados conteúdos e detém informações das buscas e temas relevantes do aprendiz.
<i>LearnerPersonalInformation</i>	Representa os dados pessoais do aprendiz.
<i>Location</i>	Representa a localização geográfica do aprendiz.
<i>Preferences</i>	Compreende as informações das preferências do aprendiz em relação às mídias do conteúdo.
<i>YoutubeContent</i>	Representa o conteúdo da hipermídia YouTube.
<i>WikipediaContent</i>	Representa o conteúdo da hipermídia Wikipédia.
<i>Social_relations</i>	Representa os relacionamentos entre aprendizes.
<i>Time</i>	Representa os eventos realizados pelo aprendiz relacionado às datas e ao momento da realização.

O Perfil do aprendiz contém características distintas sobre suas preferências, interesses e relacionamentos. Um dos desafios dos sistemas na manipulação dos dados é gerenciar de forma correta essas informações. A Figura 14 exibe a estrutura da ontologia que demonstra as relações entre as classes que caracterizam o perfil do usuário e as relações entre as classes que representam a estrutura dos vídeos e textos do YouTube e Wikipédia.

Figura 14 – Estrutura da PUYW que contém a descrição dos elementos do Perfil do Aprendiz e dos conteúdos da Wikipédia e YouTube



Para que o sistema de recomendação apresentasse suporte a vídeos e textos, foi necessário desenvolver, na ontologia PUYW, classes e propriedades que descrevessem os aspectos relativos aos vídeos do YouTube e aos conteúdos da enciclopédia Wikipédia. Para o YouTube, considerou-se os elementos disponibilizados na API que é provida e mantida pelo Google. Para os elementos da enciclopédia, considerou-se os dados disponibilizados pela MediaWiki. A API do YouTube fornece diversos metadados acerca dos vídeos, tais como: título, categoria, número de visualizações, número de *likes*, *deslikes*, entre outros. De forma semelhante, os textos do Wikipédia dispõem metadados que possibilitam recuperar informações como título, descrição, quantidade de traduções, entre outros.

Cada elemento identificado foi convertido para a ontologia formando assim um conjunto de classes e relações que descrevem os vídeos e textos. Estas relações são mantidas na ontologia por meio de propriedades *Object Propertiers*. Existem também as propriedades *Datatype Properties* que associam os indivíduos das classes da ontologia a dados obtidos, tanto da API do YouTube como da Wikipédia.

3.3.6 Definição das Propriedades das Classes

Com o propósito de relacionar as classes contidas na ontologia, foram estabelecidas vinte e uma *Object Properties* e cinquenta e seis *Data Properties*. O Quadro 4 ilustra as *Object Properties* da ontologia, os nomes das propriedades, domínio, imagem e descrição. As propriedades *Object Properties* têm como função relacionar as classes da ontologia, permitindo que indivíduos de uma classe possam relacionar-se com outros indivíduos de classes diferentes.

Quadro 4 – *Object Properties* da Ontologia PUYW

Propriedade	Domínio	Imagem	Descrição
<i>Access</i>	LPI ¹	<i>YC or WC</i>	Indica que a classe LPI tem acesso aos conteúdos das bases do YouTube ou Wikipédia.
<i>hasInterest</i>	LPI	<i>Interest</i>	Indica que a classe LPI tem algum interesse.
<i>hasDevices</i>	<i>Preferences</i>	<i>Device</i>	Indica que o usuário tem uma preferência em um dispositivo.
<i>has_time_now</i>	LPI or YC or WC	<i>Time</i>	Indica que um LPI ou conteúdo tem uma data de execução de uma tarefa.
<i>hasLocationNow</i>	LPI	<i>Location</i>	Indica que um LPI contém um posicionamento geográfico.
<i>hasPreferences</i>	LPI	<i>Preferences</i>	Indica que um LPI contém preferências.
<i>hasSocialRelations</i>	LPI	<i>Social_relations</i>	Indica que um LPI possui algum relacionamento com outro usuário.
<i>hasSpecialNeeds</i>	LPI	<i>Acessibility</i>	Indica que um LPI contém alguma necessidade especial.
<i>Like</i>	LPI	<i>YC or WC</i>	Indica que um LPI pode avaliar um Conteúdo da base positivamente.
<i>Dislike</i>	LPI	<i>YC or WC</i>	Indica que um LPI pode avaliar um Conteúdo da base negativamente.
<i>Knows</i>	LPI	LPI	Indica que usuários podem conhecer outros usuários.
<i>isAccessed</i>	<i>YC or WC</i>	LPI	Indica que um conteúdo do YouTube ou Wikipédia é acessado por um LPI.
<i>isInterestOf</i>	<i>Interest</i>	LPI	Indica o interesse de um LPI.
<i>isDevices</i>	<i>Device</i>	<i>Preferences</i>	Indica que o dispositivo é uma preferência.
<i>is_time_now</i>	<i>Time</i>	LPI or YC or WC	Indica o tempo de um evento realizado por LPI ou de um conteúdo do YouTube ou Wikipédia.
<i>isLocationNowOf</i>	<i>Location</i>	LPI	Indica que existe a localização atual de um LPI.
<i>isPreferencesOf</i>	<i>Preferences</i>	LPI	Indica a existência das preferências de um LPI.
<i>isSocialRelation</i>	<i>Social_relations</i>	LPI	Indica a existência de relacionamento de um LPI.

¹ *Learner Personal Information.*

<i>ns</i>	<i>ons</i>		
<i>isSpecialNeeds</i>	<i>Acessibility</i>	LPI	Indica a existência de mecanismo de acessibilidade de um LPI.
<i>isLikedBy</i>	YC or WC	LPI	Indica que um conteúdo foi avaliado positivamente por um LPI.
<i>isDislikeBy</i>	YC or WC	LPI	Indica que um conteúdo foi avaliado negativamente por um LPI.

LPI: *LearnerPersonalInformation* YC: *YoutubeContent* WC: *WikipediaContent*

A propriedade *access* possibilita identificar os indivíduos da classe *LearnerPersonalInformation* que tiveram acesso a um conteúdo do Youtube ou Wikipédia por meio das classes *YoutubeContent* e *WikipediaContent*, respectivamente. Se uma determinada classe “A” contém um relacionamento com outra “B” por meio da propriedade *access*, isto significa que “B” está relacionada com “A” pela propriedade inversa *isAccessed*. O mesmo fundamento das relações serve para as outras *Object Properties*.

A propriedade *Data Properties* é responsável por armazenar as informações do usuário, dos metadados do Youtube e Wikipédia. Algumas destas informações são utilizadas pelo sistema de recomendação para manipular os dados e gerar as recomendações. No Quadro 5 são ilustradas as *Data Properties* da ontologia, os nomes das propriedades, o domínio, a imagem e a descrição.

Quadro 5 – *Data Properties* da Ontologia PUYW

Propriedade	Domínio	Imagem	Descrição
<i>Name</i>	<i>LPI</i>	<i>xsd:string</i>	Permite relacionar a informação do nome do usuário a seu indivíduo.
<i>Age</i>	<i>LPI</i>	<i>xsd:integer</i>	Permite relacionar a idade do usuário a seu indivíduo.
<i>Sex</i>	<i>LPI</i>	<i>xsd:boolean</i>	Permite relacionar o gênero do usuário a seu indivíduo.
<i>Cellphone</i>	<i>LPI</i>	<i>xsd:integer</i>	Permite relacionar o telefone celular do usuário a seu indivíduo.
<i>Country</i>	<i>LPI</i>	<i>xsd:string</i>	Permite relacionar o país de origem do usuário a seu indivíduo.
<i>Email</i>	<i>LPI</i>	<i>xsd:string</i>	Permite relacionar o endereço eletrônico do usuário a seu indivíduo.

Occupation	<i>LPI</i>	<i>xsd:string</i>	Permite relacionar a ocupação ou profissão do usuário a seu indivíduo.
idPerson	<i>LPI</i>	<i>xsd:long</i>	Permite relacionar um número de identificação do usuário a seu indivíduo.
socialIdentifier	<i>Social_relations</i>	<i>xsd:string</i>	Identificador dos aprendizes que apresentam algum relacionamento com o perfil do aprendiz.
relationToMe	<i>Social_relations</i>	<i>xsd:string</i>	Os modos como os usuários deste perfil estão relacionados com um determinado usuário.
relationToThem	<i>Social_relations</i>	<i>xsd:string</i>	A forma como outros usuários estão associados a um perfil determinado.
relationsLabel	<i>Social_relations</i>	<i>xsd:string</i>	Detalhamento do relacionamento, como: amigo, inimigo, amigo do trabalho, entre outros.
dateTimeNow	<i>Time</i>	<i>xsd:dateTime</i>	A data e horário da realização de algum evento.
locationName	<i>Location</i>	<i>xsd:string</i>	Permite relacionar o nome do local que o usuário se localiza.
GPS	<i>Location</i>	<i>xsd:string</i>	Relacionado com as coordenadas capturadas pelo <i>Global Positioning System (GPS)</i> .
Speed	<i>Location</i>	<i>xsd:float</i>	Relacionado com a velocidade do aprendiz no instante da captura das coordenadas.
typeName	<i>Interest</i>	<i>xsd:string</i>	Relacionado com o tipo de interesse (profissional, acadêmico, <i>hobbies</i> , etc.)
Tag	<i>Interest</i>	<i>xsd:string</i>	Permite relacionar as tags dos conteúdos de interesse do indivíduo.
accessibilityComment	<i>Acessibility</i>	<i>xsd:string</i>	Comentário sobre leitura, escrita e fala do aluno.
accessibilityContentType	<i>Acessibility</i>	<i>xsd:string</i>	Relacionado ao tipo de conteúdo de acessibilidade.
Disabilities	<i>Acessibility</i>	<i>xsd:string</i>	Relacionado ao nome da inaptidão.
Language	<i>Preferences</i>	<i>xsd:string</i>	Relacionado à preferência de idioma.
Media	<i>Preferences</i>	<i>xsd:string</i>	Lista das preferências de mídias, como vídeo, texto, áudio, entre outras.
Order	<i>Preferences</i>	<i>xsd:string</i>	Relacionado à ordem de preferência da mídia.
Type	<i>Device</i>	<i>xsd:string</i>	Relacionado ao tipo de dispositivo (Móvel/

			Fixo).
<i>bandwidth</i>	<i>Device</i>	<i>xsd:boolean</i>	Relacionado com as características de largura de banda (alta, baixa).
<i>Devices</i>	<i>Device</i>	<i>xsd:string</i>	Lista dos dispositivos usados pelo aprendiz (tablet, celular, PC, notebook ou TV digital).
<i>networkOperatorNow</i>	<i>Device</i>	<i>xsd:string</i>	Relacionado com a operadora utilizada pelo dispositivo no momento.
<i>productModel</i>	<i>Device</i>	<i>xsd:string</i>	Relacionado com o modelo do dispositivo.
<i>Resolution</i>	<i>Device</i>	<i>xsd:string</i>	Relacionado com as dimensões do tamanho da tela do aparelho.
<i>soVersion</i>	<i>Device</i>	<i>xsd:string</i>	Relacionado com a versão do sistema operacional utilizado pelo dispositivo.
<i>accessDate</i>	<i>YC or WC</i>	<i>xsd:string</i>	Relacionado à data de acesso de um conteúdo do YouTube ou Wikipédia.
<i>hasAspectRadio</i>	<i>YC</i>	<i>xsd:string</i>	Relacionado à proporção de exibição do conteúdo do vídeo.
<i>hasCategoryId</i>	<i>YC</i>	<i>xsd:string</i>	Relativo à categoria do vídeo do YouTube.
<i>hasComment</i>	<i>YC or WC</i>	<i>xsd:string</i>	Relacionado ao comentário do usuário acerca de um conteúdo.
<i>hasDescription</i>	<i>WC or YC</i>	<i>xsd:string</i>	Relacionado com a descrição dos conteúdos do Youtube ou do Wikipédia.
<i>hasDislike</i>	<i>WC or YC</i>	<i>xsd:integer</i>	Relacionado à avaliação negativa de um conteúdo feita por um usuário.
<i>hasDislikeCount</i>	<i>WC or YC</i>	<i>xsd:integer</i>	Quantidade de avaliações negativas realizadas por vários usuários.
<i>hasDuration</i>	<i>YC</i>	<i>xsd:string</i>	Relacionado com a duração de um vídeo.
<i>hasFavoriteCount</i>	<i>WC or YC</i>	<i>xsd:string</i>	Relacionado à quantidade de usuários que selecionaram um vídeo como favorito.
<i>hasId</i>	<i>WC or YC</i>	<i>xsd:string</i>	Identificador do conteúdo da Wikipédia ou do Youtube.
<i>hasLike</i>	<i>WC or YC</i>	<i>xsd:integer</i>	Relacionado à avaliação positiva de um conteúdo feita por um usuário.
<i>hasLikeCount</i>	<i>WC or YC</i>	<i>xsd:integer</i>	Quantidade de avaliações positivas realizadas por vários usuários.
<i>hasPublicationDate</i>	<i>WC or YC</i>	<i>xsd:string</i>	Relacionado à data da publicação de uma de um conteúdo Wikipédia ou do Youtube.

<i>hasRegionRestriction</i>	YC	<i>xsd:string</i>	Relacionado à restrição de uso de um vídeo do Youtube.
<i>hasShare</i>	WC or YC	<i>xsd:string</i>	Relacionado ao compartilhamento de conteúdo para outros usuários.
<i>hasSubtitleOrClosedCaption</i>	YC	<i>xsd:string</i>	Caso o vídeo possui legenda.
<i>hasTopic</i>	WC or YC	<i>xsd:string</i>	Relacionado a um tópico de um conteúdo.
<i>hasSubTopic</i>	WC or YC	<i>xsd:string</i>	Relacionado a uma derivação de um tópico de um conteúdo.
<i>hasTagYoutube</i>	YC	<i>xsd:string</i>	Relacionado às <i>tags</i> de um vídeo do YouTube.
<i>hasThumbnails</i>	WC or YC	<i>xsd:string</i>	Relacionado a miniaturas de imagens dos vídeos do YouTube ou textos do Wikipédia.
<i>hasTitle</i>	WC or YC	<i>xsd:string</i>	Relativo aos títulos dos vídeos do YouTube ou títulos dos textos do Wikipédia.
<i>hasURL</i>	WC	<i>xsd:string</i>	Relacionado à URL do conteúdo da Wikipédia
<i>hasVisualization</i>	WC or YC	<i>xsd:string</i>	Relacionado com a quantidade de visualizações de um conteúdo do YouTube ou da Wikipédia realizadas pelos usuários.
<i>hasTypeRecommendation</i>	LPI	<i>xsd:string</i>	Relacionado ao tipo de recomendação oferecida para o usuário (Cascata, Colaborativa, Conteúdo).
<i>hasTypeCollaborative</i>	LPI	<i>xsd:string</i>	Sub Propriedade de <i>hasTypeRecommendation</i> e está relacionada ao tipo de recomendação Colaborativa.
<i>hasTypeContentBased</i>	LPI	<i>xsd:string</i>	Sub Propriedade de <i>hasTypeRecommendation</i> e está relacionada ao tipo de recomendação Baseada em Conteúdo.
<i>hasTypeWeighted</i>	LPI	<i>xsd:string</i>	Sub Propriedade de <i>hasTypeRecommendation</i> e está relacionada ao tipo de recomendação Pesada.

LPI: *LearnerPersonalInformation* YC: *YoutubeContent* WC: *WikipediaContent*

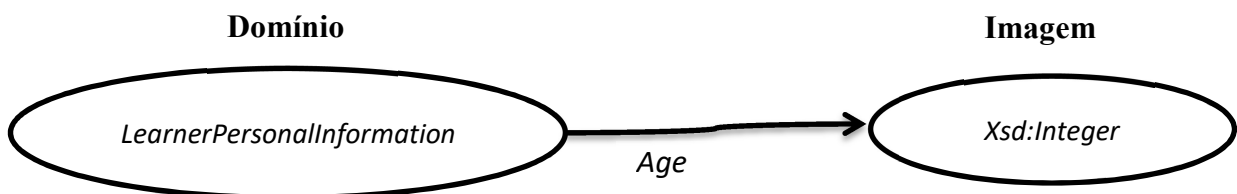
Considerando como exemplo a classe *LearnerPersonalInformation*, se relaciona com um valor de uma *string* pela propriedade *Data Property name*. A propriedade possibilita que um indivíduo da classe *LearnerPersonalInformation* contenha o nome de “BOB”, por exemplo. O mesmo fundamento é utilizado nas outras *Datas Properties*.

3.3.7 Definição das Restrições das Propriedades

Esta etapa contém os diferentes aspectos que as propriedades podem assumir. Na ontologia desenvolvida foram utilizados os seguintes aspectos: funcional, irreflexiva e assimétrica.

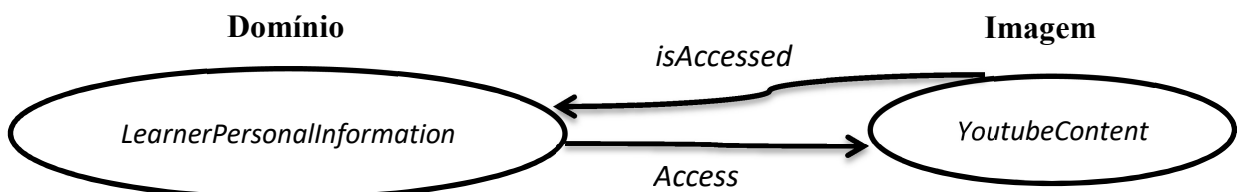
A propriedade é dita funcional quando um indivíduo está relacionado a, no máximo, um outro indivíduo por essa propriedade, como visualizado na Figura 15. Um indivíduo da classe *LearnerPersonalInformation* só pode conter um valor inteiro relativo à sua idade pela propriedade *Age*.

Figura 15 – Propriedade Funcional



A propriedade irreflexiva relaciona indivíduos distintos, não permitindo que um indivíduo se relacione consigo mesmo. Por exemplo, o indivíduo da classe *LearnerPersonalInformation* não pode ter acesso pela propriedade *access* para ele mesmo. A propriedade assimétrica indica que indivíduos relacionados por uma propriedade “a” não poderão se relacionar pela mesma propriedade inversamente. Por exemplo, um indivíduo da classe *LearnerPersonalInformation* conectado pela propriedade *Access* que está relacionada com um indivíduo da classe *YoutubeContent* não poderá se relacionar pela inversa *IsAccessed*. As propriedades irreflexiva e assimétrica são ilustradas na Figura 16.

Figura 16 – Propriedade irreflexiva e assimétrica



Todas as *Object Properties*, retirando a propriedade *Knows*, são propriedades assimétrica e irreflexiva. Em relação às *Data Properties*, as propriedades *age*, *bandwidth*,

country, *dateTimeNow*, *GPS*, *hasAspectRatio*, *hasCategoryId*, *hasDescription*, *hasDislike*, *hasLike*, *hasDuration*, *hasFavoriteCount*, *hasID*, *hasPublicationData*, *hasRegionRestriction*, *hasThumbnails*, *hasTitle*, *hasURL*, *hasVisualization*, *idPerson*, *locationName*, *name*, *occupation*, *productModel*, *sex*, *socialIdentifier* e *soVersion* são todas propriedades funcionais. Estas propriedades associam os indivíduos das classes a dados. A propriedade funcional impede que o indivíduo possua mais de um nome, idade, posição geográfica, número de identificação, etc.

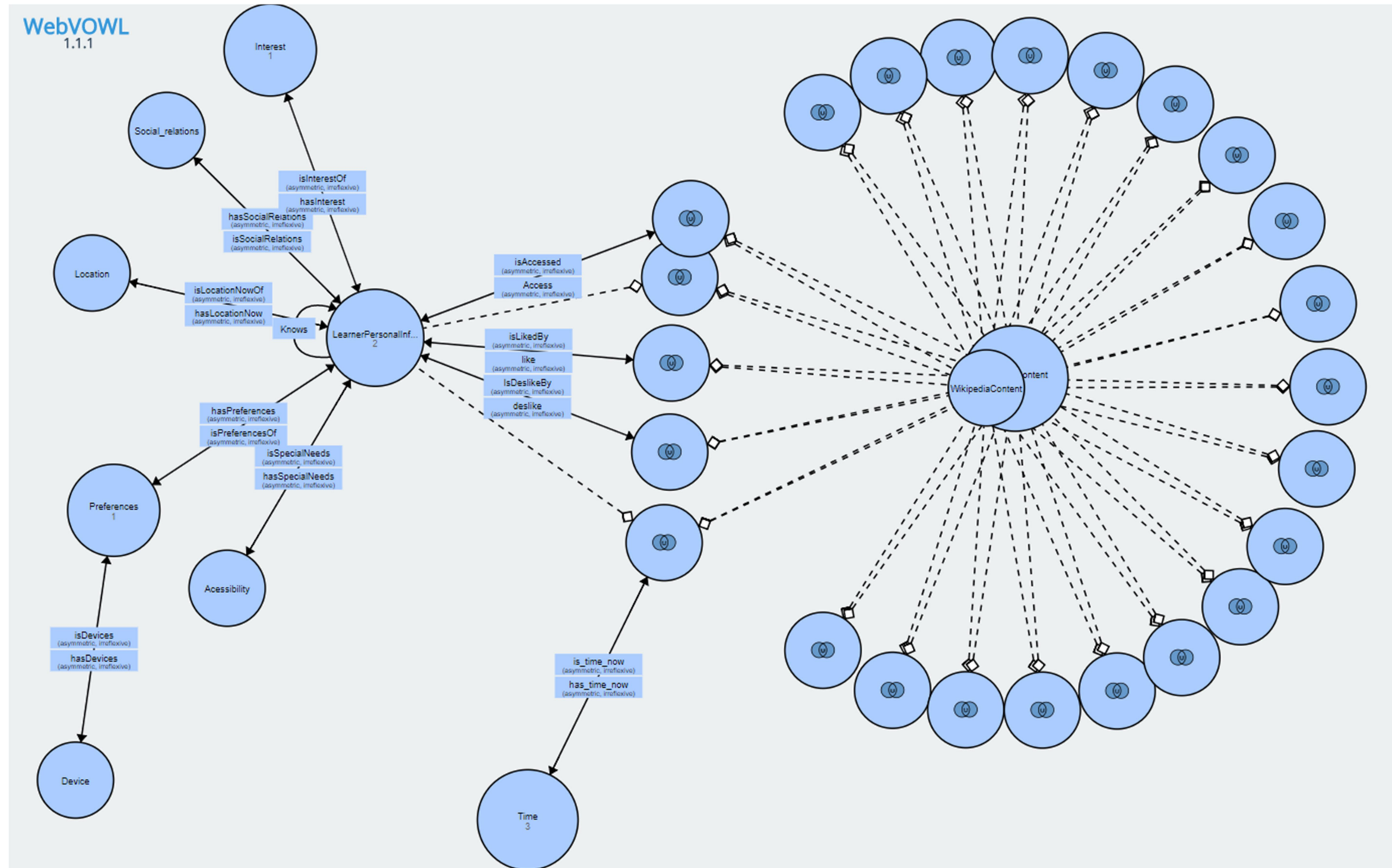
3.3.8 Criação de Instâncias

A última etapa foi omitida devido a ontologia iniciar-se com instâncias vazias. Suas instâncias são criadas gradativamente de acordo com as informações recebidas do sistema externo no qual o componente será executado. Novas instâncias são inseridas quando as informações dos usuários são salvas na ontologia, quando os conteúdos são acessados e quando um conteúdo é avaliado.

3.4 VISUALIZAÇÃO GRÁFICA DA ONTOLOGIA PUYW

Com a finalidade de visualizar a ontologia graficamente e verificar se esta permanece hiperconectada com suas classes e propriedade, utilizou-se a ferramenta VOWL (2018) que oferece uma implementação que permite visualizar ontologias e seus elementos graficamente. A Figura 17 expõe a visualização completa da ontologia.

Figura 17 – Representação gráfica da ontologia no VOWL

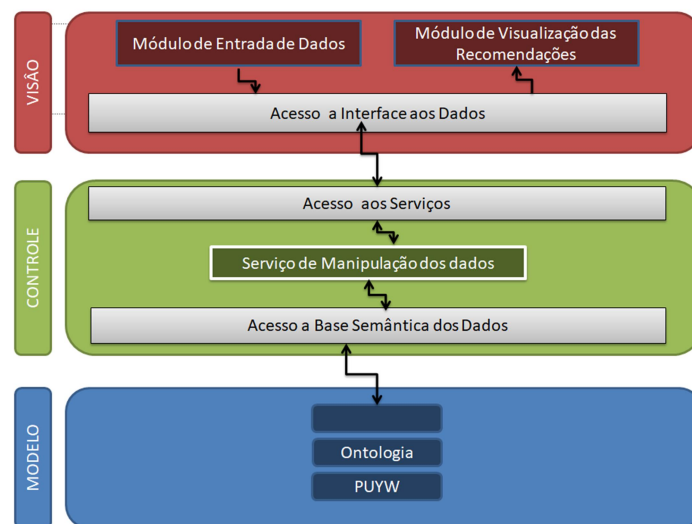


De acordo com a Figura 17, pode-se verificar que não há classes e propriedades que não se encontrem conectadas. Desse modo, garante-se que a ontologia PUYW é uma ontologia hiperconectada e todos os seus elementos estão conectados, permitindo que sua estrutura possa ser inferida sem erros. As informações inseridas são armazenadas e podem ser recuperadas por meio de consultas na ontologia.

3.5 SISTEMA DE RECOMENDAÇÃO DE CONTEÚDOS INTEGRADO A HIPERMÍDIAS

O componente desenvolvido neste trabalho foi um Sistema de Recomendação de Conteúdos Integrado a Hipermídias (SRCIH) baseado em ontologias. Tal componente funciona de forma desacoplada ao sistema Youubi, garantindo sua consistência. A arquitetura do sistema foi elaborada a partir do padrão MVC (*Model – View – Controller*), que define um padrão da arquitetura de software apresentando uma visão em alto nível de estruturação. Este modelo tem como característica a divisão em componentes de desenvolvimento, permitindo que cada componente tenha a sua independência no desenvolvimento, reuso e manutenção (SILVA, 2012). A Figura 18 explana a arquitetura do sistema no padrão MVC.

Figura 18 – Arquitetura do Sistema



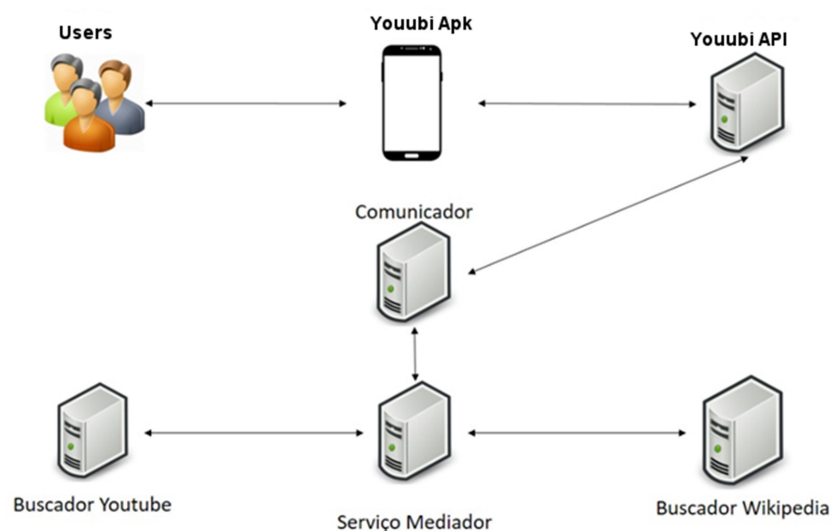
A camada de Modelo trabalha na manipulação dos dados internos da aplicação, manipulando a ontologia PUYW. A camada de Visão trabalha na interface apresentada ao usuário, enviando informações das suas ações e visualizando informações, ambas tratadas na camada de Controle. A camada de Controle exerce a função de manipular as informações processadas pelas camadas de Visão e Modelo e cria uma solução para o usuário. A camada de Controle é constituída por um serviço de manipulação dos dados, que tem a função de manipular os algoritmos de recomendação, gerenciar a manutenção da ontologia, gerar conteúdos e oferecer acesso às bases dos conteúdos do Youtube e Wikipédia. A camada de Visão é composta de dois módulos, um para tratar o envio das informações do Perfil do

usuário e dos metadados do Youtube e Wikipédia e o outro módulo é responsável por apresentar os conteúdos recomendados que foram processados pela camada de Controle.

O padrão MVC tem como propósito dividir a complexidade do problema em módulos e, assim, modificações realizadas em uma camada não irão afetar os demais módulos, possibilitando atualizações, alterações e adição de novos recursos (DOS SANTOS BARBOSA, 2017).

Para garantir a integração com os componentes do Youubi foi necessária a construção de quatro *web-services*, conforme apresenta a Figura 19.

Figura 19 – Arquitetura dos *Web-Services*



O Comunicador é responsável por realizar a comunicação com Youubi API e fornecer metadados relevantes sobre o usuário. As requisições vindas do Youubi, como informações dos usuários, conteúdos, relações entre usuários, são tratadas na ontologia que está inserida no *webservice*.

O Mediador é responsável por tratar as informações recebidas do Comunicador e manipular os conteúdos por meio de técnicas de recomendação, para que os recursos sejam retornados para o usuário. O Mediador tem como objetivo rastrear conteúdos no Youtube e na Wikipédia, e retornar tais conteúdos para o Comunicador, levando em conta as características do aprendiz e suas relações.

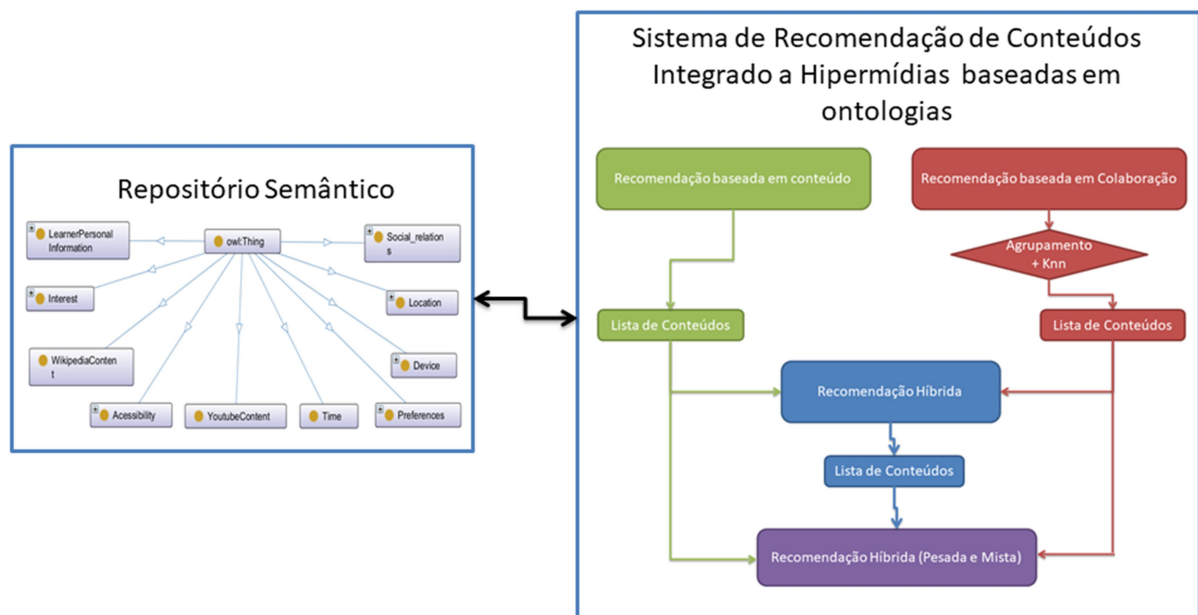
O Buscador YouTube tem como objetivo armazenar informações dos vídeos, canais e *playlists* do YouTube. Ele tem o objetivo capturar os metadados dos vídeos selecionados da

base de dados do YouTube. De forma semelhante, o Buscador Wikipédia tem a função de selecionar conteúdos da base de dados da Wikipédia.

O sistema SRCIH provê mecanismo de aprendizado informal e ubíquo a estudantes, contribuindo no conhecimento do aprendiz por meio de vídeos e textos pelas bases de dados do Youtube e Wikipédia. Os mecanismos de aprendizado são proporcionados por recomendações de conteúdos para os usuários de acordo com suas características de perfil, avaliações, posição geográfica, entre outras. Estes elementos são manipulados para melhorar a qualidade das recomendações realizadas pelo sistema.

Para garantir os fundamentos do Recomendador, foi desenvolvida uma arquitetura de modo que cada elemento é responsável por uma técnica de filtragem de conteúdo e seleção, bem como possibilita a aplicação de diferentes técnicas em cada elemento, abrangendo diferentes métodos de seleção de conteúdo. Esta arquitetura é apresentada na Figura 20, permitindo expandir as novas técnicas de filtragem.

Figura 20 – Arquitetura do Sistema de Recomendação de Conteúdos Integrada a Hiper mídias



Em concordância com a Figura 20, o procedimento é iniciado pelo acesso às informações externas do usuário pelo SRCIH, no caso o Youubi. Estas informações são inseridas na ontologia PUYW, com o objetivo de gerenciar os dados dos usuários, Wikipédia e Youtube, bem como suas relações.

Fundamentalmente o SRCIH tem como função gerenciar as características dos usuários com o intuito de processar tais informações e, assim, recomendar conteúdos de acordo com o perfil. Esse gerencia as informações da ontologia PUYW, bem como dados pessoais, conteúdos avaliados/acessados, dispositivos, preferências, relacionamentos pessoais, etc.

Quando o SRCIH detém as informações da ontologia PUYW, é iniciado o processo de análise das informações, que dá início ao processo de recomendação por meio de técnicas de filtragem e algoritmos de semelhanças entre usuários. A recomendação baseada em conteúdo analisa os metadados de um usuário alvo e seleciona conteúdos nas bases do YouTube e Wikipédia que estejam de acordo com as características e o histórico de acesso. Esse processo é executado e produz uma lista de conteúdos para serem recomendados por esse método de filtragem. A recomendação baseada em colaboração verifica os metadados do repositório semântico, bem como semelhanças entre usuários, conteúdos acessados e avaliados, os usuários mais semelhantes, entre outros. Esse procedimento produz uma lista de conteúdos avaliados com base na similaridade entre usuários em relação a um indivíduo alvo.

A recomendação híbrida consiste em utilizar procedimentos distintos de filtragem de conteúdos, beneficiando-se de suas melhores práticas. No SRCIH, são realizadas as abordagens híbridas pesada e mista. A recomendação pesada combina técnicas distintas com o objetivo de produzir uma única recomendação. A recomendação mista tem por objetivo recomendar conteúdos de forma simultânea por técnicas distintas. No SRCIH, são recomendadas três listas de conteúdos, de forma simultânea representando cada tipo de recomendação (Baseada em Colaboração, Baseada em Conteúdo e Híbrida Pesada e Mista), gerando vários conteúdos por diferentes procedimentos.

Com o objetivo de facilitar o entendimento das recomendações aqui levantadas, tornou-se necessário dividir em etapas cada processo de filtragem que está integrado no SRCIH. A seguir estão descritas todas as etapas de filtragem da arquitetura SRCIH.

3.5.1 Recomendação baseada em colaboração

O procedimento da filtragem colaborativa realiza um processo de escolha de colaboradores para seus usuários, baseado em indivíduos com índices elevados de semelhança. Esse procedimento tem como objetivo analisar as colaborações feitas (seleção, avaliação, visualizações, etc.) pelos usuários semelhantes para um usuário alvo.

O procedimento de escolha dos colaboradores é realizado em duas etapas. Na primeira é feito um agrupamento de usuários com características semelhantes e na segunda etapa é verificada a similaridade dos usuários vizinhos. O Grupo de Possíveis Colaboradores (GPC) é o conjunto de usuários agrupados na primeira etapa. A segunda etapa consiste no procedimento de aproximação dos vizinhos mais próximos para um indivíduo alvo, formando uma lista de usuários colaboradores (LC), que é o conjunto de usuários que apresentam maior semelhança ao indivíduo alvo. Estes são definidos a partir do procedimento de vizinhança e são os principais colaboradores para um indivíduo alvo.

3.5.2 Grupo de possíveis colaboradores (GPC)

Este procedimento tem como objetivo reduzir o tempo de processamento das informações dos usuários, utilizando técnica de agrupamento, a partir dos metadados dos usuários. Esta técnica reúne perfis de usuários com preferências, interesses e informações semelhantes.

O processo de agrupamento é realizado por uma consulta SPARQL na ontologia PUYW, que retorna os indivíduos que possuem a linguagem “portuguesa”, mídia “Áudio”, país “BR” e interesse “Acadêmico” em comum, em relação ao indivíduo alvo, como ilustrado na Figura 21.

Figura 21 – Consulta SPARQL na formação de agrupamento de usuários semelhantes para um indivíduo alvo

```

1 PREFIX ont: <http://www.semanticweb.org/gamer/ontologies/2017/6/untitled-ontology-28>
2 PREFIX rdf: <http://www.w3.org/1999/02/22-rdf-syntax-ns#>
3 PREFIX rdfs: <http://www.w3.org/2000/01/rdf-schema#>
4 PREFIX xsd: <http://www.w3.org/2001/XMLSchema#>
5 SELECT Distinct ?idPerson
6 WHERE {
7     ?user ont:language "pt" ^^xsd:string;
8         ont:media "Audio" ^^xsd:string;
9         ont:country "BR"^^xsd:string;
10        ont:typeName "Acadêmico" ^^xsd:string;
11        ont:name ?name; ont:sex ?sex; ont:email ?email;
12        ont:cellphone ?cellphone; ont:occupation ?occupation;
13        ont:age ?age; ont:idPerson ?idPerson;
14    }

```

O processo de agrupamento tem a finalidade de selecionar os usuários que se assemelham ao indivíduo alvo reduzindo a busca. Ao selecionar apenas usuários de um grupo, será possível obter usuários com maior índice de semelhança entre si, sem a obrigação de

buscar outros usuários que possam ter pouca relação. Deste modo, reduz-se o tempo de busca de usuários semelhantes e não prejudica a recomendação, pelo fato de ignorar os outros usuários não semelhantes. O resultado desse processo dá início a LC, que tem como objetivo verificar as informações dos usuários do agrupamento e verificar os usuários mais similares ao indivíduo alvo.

3.5.3 Lista dos usuários colaboradores (LC)

A LC é o processo que define os usuários que possuem as características mais similares que foram agrupados no GPC. Esse método gera uma lista de usuários colaboradores, a partir da verificação dos *metadados* do usuário, por meio do algoritmo do vizinho mais próximo. No LC, para calcular a similaridade entre os usuários, é utilizado o algoritmo k-NN juntamente com a métrica da distância euclidiana.

O algoritmo k-NN permite determinar os colaboradores da recomendação colaborativa. Para isso, recebe uma lista de aprendizes e calcula suas distâncias conforme seus atributos, utilizando a distância euclidiana, conforme ilustrado no código apresentado na Figura 22.

Figura 22 – Codificação do algoritmo KNN

```
public static void definirDistancia(List<PerfilAprendiz> agrupamento) {
    // para cada aprendiz é definido uma distancia para os outros aprendizes do agrupamento.
    for (int i = 0; i < agrupamento.size() - 1; i++) {
        for (int j = i + 1; j < agrupamento.size(); j++) {
            // define a relação entre os aprendizes
            RelacaoAprendiz relation = new RelacaoAprendiz();
            // atributo que receber o somatório da diferença entre os atributos
            double sum = 0;
            // define quem é o primeiro aprendiz como participante da relação
            relation.setAprendiz1(agrupamento.get(i));
            // define quem é o segundo aprendiz como participante da relação
            relation.setAprendiz2(agrupamento.get(j));
            // sum = |(idade1 - idade2)|²
            sum = (Math.abs(agrupamento.get(i).getIdade() - agrupamento.get(j).getIdade()));
            // se ocupação for diferente sum += 3
            if (!agrupamento.get(i).getOcupacao().equalsIgnoreCase(agrupamento.get(j).getOcupacao()))
                sum += 3;
            // para cada tag diferente sum += 1
            for (String tag : agrupamento.get(i).getTags()) {
                for (String tag2 : agrupamento.get(j).getTags()) {
                    if (!tag.equals(tag2))
                        sum += 1;
                }
            }
            // se não são amigos adiciona 4 ao somatório da distancia
            sum += 4;
            for (Long id : agrupamento.get(i).getRelationsID())
                if (id.equals(agrupamento.get(j).getPersonToId()))
                    sum -= 4;
            // distancia entre os aprendizes = raiz quadrada do somatório da diferença
            // do quadrado dos atributos, ou seja, a raiz quadrada do atributo em sum
            relation.setDistancia(Math.sqrt(sum));
            getRelacoes().add(relation);
        }
    }
}
```

Para calcularmos a distância, a variável “sum” adiciona os valores de diferença entre os usuários e, em seguida, a distância é definida como a raiz quadrada da variável “sum”. Os atributos utilizados para o cálculo das distâncias são: idade, ocupação, interesses e relação de amizade. Todos os valores de distâncias de cada atributo são adicionados na variável “sum”. Após este procedimento, temos todos os valores das distâncias totais de cada usuário do agrupamento. Desse modo, podemos selecionar os vizinhos que possuem as menores distâncias em relação a um indivíduo alvo.

3.5.4 Lista de Conteúdos dos colaboradores (LCC)

Uma das características da recomendação colaborativa é analisar as informações anteriores que os usuários já tiveram conhecimentos e suas relações com os conteúdos e avaliações feitas. Para definir os conteúdos mais relevantes para um grupo de colaboradores, se torna necessário verificar o histórico de seus conteúdos e avaliações realizadas.

Para um aprendiz alvo, sabemos que:

- Pertence a um grupo de colaboradores, compreendido por “n” estudantes semelhantes;
- Contém uma relação com conteúdos e avaliações.

Logo:

- Para um grupo de colaboradores, sabe-se que este possui um conjunto de itens avaliados pelos seus representantes e tais conteúdos devem se assimilar aos interesses do aprendiz alvo.

Para listar todos os conteúdos avaliados pelos usuários das listas de colaboradores, é utilizada uma consulta SPARQL, conforme apresenta a Figura 23. Esta consulta retorna os conteúdos acessados pelos usuários semelhantes ao usuário alvo, conforme o seguinte:

- Os usuários similares tiveram acesso a um conteúdo e avaliaram com *like*;
- Títulos e Ids dos conteúdos dos usuários;
- Opcionalmente, vídeos e textos que foram compartilhados ou comentados, quantidade de caracteres do artigo da Wikipédia, quantidade de traduções, data da publicação, duração do vídeo, categoria, *thumbnails*, *tags* e URL;
- Vídeos com maior número de visualização têm maior precedência, sendo que um vídeo com um alto número de visualizações e que foi avaliado pelos

semelhantes tem um potencial maior de ser um conteúdo relevante para o usuário alvo.

Figura 23 – Consulta SPARQL listando conteúdos avaliados pelos usuários colaboradores.

```
SELECT Distinct ?content ?id ?url ?title ?tag ?publicDate ?hasDuration ?hasCaption
        ?categoryId ?hasChannelTitle ?hasThumbnails ?WikiSize ?TranslateCount ?hasDescription

    WHERE {
        ?user ont:Access ?content. ?user ont:idPerson " + vizinhos.get(i).getPersonToId() "^^xsd:long .
        ?content ont:hasLike " + vizinhos.get(i).getPersonToId() "^^xsd:string .?content ont:hasId ?id .
        ?content ont:hasTitle ?title. ?content ont:hasDescription ?hasDescription.

optional { ?content ont:WikiSize ?WikiSize } optional { ?content ont:TranslateCount ?TranslateCount }
optional { ?content ont:hasPublicationData ?publicDate } optional { ?content ont:hasDuration ?hasDuration }
optional { ?content ont:hasSubtitleOrClosedCaption ?hasCaption } optional { ?content ont:hasCategoryId ?categoryId }
optional { ?content ont:hasChannelTitle ?hasChannelTitle } optional { ?content ont:hasThumbnails ?hasThumbnails }
optional { ?content ont:hasShare "true" ^^xsd:boolean.} optional { ?content ont:hasComment ?hasComment }
optional { ?content ont:hasURL ?url } optional { ?content ont:hasTagYoutube ?tag }

    }
    ORDER BY DESC(?count);
```

Desse modo, o resultado da consulta SPARQL é uma lista de Conteúdos baseados na colaboração dos usuários em relação a um indivíduo alvo. A técnica de filtragem colaborativa executada tem conhecimento de todos os conteúdos visualizados e avaliados pelos aprendizes da LC. Por consequência, são identificadas as similaridades entre os aprendizes que facilita a recomendação de conteúdos.

3.5.5 Recomendação Baseada em Conteúdo

Filtragem baseada em conteúdo analisa informações do histórico do usuário em relação a um item com o objetivo de recomendar itens similares. Na Figura 24 é apresentada uma consulta SPARQL que tem por objetivo selecionar as *tags*, título e o conteúdo realizado pelo usuário “YouubiABC”, ordenados pela data de acesso. A partir do título, tag e conteúdo, busca-se no YouTube e Wikipédia conteúdos que tenham informações semelhantes e, assim, os conteúdos que apresentarem maior porcentagem de semelhança poderão ser recomendados. Essa consulta é o primeiro passo na iniciação da busca de conteúdos similares no YouTube e Wikipédia.

Figura 24 – Consulta SPARQL na seleção de *tags*, título e conteúdo da ontologia.

```

1 PREFIX ont: <http://www.semanticweb.org/gamer/ontologies/2017/6/untitled-ontology-28#>
2 PREFIX rdfs: <http://www.w3.org/2000/01/rdf-schema#>
3 PREFIX xsd: <http://www.w3.org/2001/XMLSchema#>
4 SELECT ?tag ?title ?content
5 WHERE {
6     ont:YoubiABC ont:Access ?content.
7     ?content ont:hasId ?id .
8     ?content ont:hasTitle ?title.
9     ?content ont:hasDescription ?hasDescription.
10 optional { ?content ont:WikiSize ?WikiSize } optional { ?content ont:TranslateCount ?TranslateCount }
11 optional { ?content ont:hasPublicationData ?publicDate } optional { ?content ont:hasDuration ?hasDuration }
12 optional { ?content ont:hasSubtitleOrClosedCaption ?hasCaption } optional { ?content ont:hasCategoryId ?categoryId }
13 optional { ?content ont:hasChannelTitle ?hasChannelTitle } optional { ?content ont:hasTagYoutube ?tag }
14 optional { ?content ont:hasThumbnails ?hasThumbnails } optional { ?content ont:hasShare "true"^^xsd:boolean. }
15 optional { ?content ont:hasComment ?hasComment } optional { ?content ont:hasURL ?url }
16     ?time ont:dateTimeNow ?DateAcesso .
17     ?time ont:idPerson "IdYoubiABC"^^xsd:long;
18 }
19 order BY ?accessDate

```

Com o objetivo de recomendar itens que são do interesse do usuário, se torna necessário utilizar mecanismos que calculam a semelhança entre itens do interesse do usuário. O mecanismo utilizado foi a Mineração Textual utilizando o algoritmo de Jaccard (REZENDE, 2011). Esse procedimento foi utilizado para comparar títulos e *tags* dos vídeos e as descrições dos conteúdos da Wikipédia.

O resultado da consulta SPARQL retorna *metadados* do título e *tags* referentes ao vídeo do YouTube, e título e descrição referentes a uma página da Wikipédia. Quando comparados os vídeos do YouTube, é realizada a comparação entre seus títulos e suas *tags*. Posteriormente é criada uma lista com *i, j strings* referentes às palavras do título de cada vídeo, respectivamente. Em seguida, são retirados os conectivos e artigos, como “e”, “ou”, “para”, “um”, “uma” e etc, do título. O algoritmo de *Jaccard* é executado e faz a comparação dos títulos. É comparada cada palavra *i* e *j* e verificado se elas são idênticas. No caso positivo, é incrementado no contador de palavras idênticas. Após verificar todas as palavras, o algoritmo faz o mesmo processo com as *tags*. Caso contenha *tags* iguais, é incrementado em um contador de *tags* iguais, de acordo com a equação 4:

$$jaccard(x_i, x_j) = \frac{ps}{(tv1 - ps) + (tv2 - ps) + ps} \quad (4)$$

ps : quantidade de palavras similares.

tv1: quantidade de palavras do título do vídeo 1.

tv2: quantidade de palavras do título do vídeo 2.

O resultado da equação 4 está compreendido entre valores entre 0% e 100%, e, para a similaridade entre vídeos, foram definidos pesos. O título do vídeo contém um valor maior do que as *tags*, pois os títulos apresentam informações mais ricas do que as *tags*. Em relação à comparação da similaridade entre páginas da Wikipédia, o funcionamento do algoritmo é similar à comparação entre vídeo do Youtube. A única diferença é porque é realizada a concatenação do título da Wikipédia com sua descrição no algoritmo de *Jaccard*.

Após a finalização desse processo, temos uma lista de conteúdos semelhantes que poderão ser recomendados para o usuário alvo. Desse modo, baseado na similaridade entre o perfil do aprendiz e os conteúdos, torna-se viável oferecer conteúdos que são efetivamente similares aos interesses do aprendiz.

3.5.6 Recomendação Híbrida

A Recomendação Híbrida (RH) é executada após a produção das listas de conteúdos gerados pelas técnicas baseada em Conteúdo e Colaboração. O objetivo é combinar as técnicas de filtragem e gerar recomendações simultâneas por distintas técnicas. Foram utilizadas as abordagens em recomendações híbridas Pesadas e Mista (BURKE, 2002). Produzindo uma RH que fornece uma lista de conteúdos baseada em distintas abordagens. A equação 5 explana o tratamento das listas de conteúdos e o quanto cada tipo de recomendação irá prevalecer em relação às outras.

$$RH(i, j) = \frac{P1 * (HP) + P2 * (RFC) + P3 * (RC)}{(P1) + (P2) + (P3)} \quad (5)$$

Na equação 5, a HP é a lista de conteúdos baseada na filtragem Híbrida Pesada. RFC é a lista de conteúdos baseada na filtragem colaborativa e RC é a lista baseada na filtragem baseada em conteúdo. A HP permite agrupar os usuários semelhantes de um indivíduo alvo e verificar no agrupamento quais são os vizinhos mais próximos usando o algoritmo KNN. Após esse processo, são selecionados os conteúdos acessados por estes vizinhos e são verificadas as similaridades desses conteúdos com os das bases do Youtube e Wikipédia, selecionando os mais similares. O processo finaliza com a formação de uma lista de conteúdos usando as duas abordagens de filtragem de conteúdo.

De acordo com os valores dos Pesos P1, P2 e P3, é determinado o valor da recomendação híbrida pesada, colaborativa e baseada em conteúdo, respectivamente. Esses valores representam o quanto um tipo de recomendação será mais ou menos recomendado baseado no conteúdo de uma lista específica. Os valores dos pesos não são fixos e podem variar de acordo com as operações realizadas pelo usuário.

3.5.7 Ajuste dos pesos da recomendação

As ações realizadas pelos usuários no sistema modificam os conteúdos recomendados e a quantidade de conteúdos oferecidos por um tipo de recomendação específico. As avaliações positivas feitas em conteúdos recomendados modificam a quantidade de vídeos oferecidos na próxima recomendação, adicionando ou removendo conteúdos em relação ao tipo de recomendação oferecida.

Na primeira recomendação, são oferecidos conteúdos de forma igualitária para cada tipo de recomendação. Após a primeira recomendação, as ações feitas pelos usuários nestes conteúdos irão influenciar nos pesos para as próximas recomendações. O cálculo é realizado levando em consideração o tipo de recomendação dos conteúdos, a partir das visualizações e avaliações feitas no conteúdo recomendado. Para ajustar os pesos dos tipos de recomendação e adequar as preferências de um usuário, é utilizada a seguinte equação:

$$P_x = \frac{V}{TTR} + \frac{L}{V} - \frac{D}{V} \quad (6)$$

Na equação 6, P_x representa o tipo de recomendação, P1 indica o peso para a recomendação Pesada, P2 representa o peso para a recomendação baseada em colaboração e P3 significa o peso para a recomendação baseada em conteúdo. TTR é a quantidade total de conteúdos recomendados por um tipo de recomendação na interação corrente. V é o valor de visualizações realizadas pelo usuário alvo em relação aos conteúdos recomendados da interação corrente. L é a quantidade de vídeos visualizados em que o usuário avaliou positivamente com um *like* e D é a quantidade de vídeos visualizados em que o usuário avaliou negativamente com um *dislike*. Desse modo, os pesos de cada tipo de recomendação se ajustam automaticamente às preferências do usuário, personalizando suas recomendações.

3.6 INTEGRAÇÃO DA API YOUUBI COM O SRCIH

A integração entre o Recomendador e a plataforma de ensino ubíquo, baseada na API Youubi, o Edubi, dá-se através de chamadas de métodos do recomendador por parte da plataforma. Para isso, foram criados métodos que recebem parâmetros do banco de dados do Edubi e os armazenam na ontologia. Existem 3 grupos de métodos, os que geram algum conteúdo utilizado no retorno, os de aviso de ação que não geram conteúdo, e o método de recomendação periódica.

Os métodos que geram conteúdos são: criações de novas entidades do Edubi (*newPerson* e *favContent*) que são chamados sempre que um novo usuário ou novo conteúdo é criado no Edubi. Dessa forma, a plataforma informa ao recomendador os dados sobre as entidades criadas e os adiciona na ontologia, criando novos conteúdos de recomendação e retornando-os para a ferramenta.

Ao receber o resultado do retorno dos métodos, o Edubi cria um objeto chamado *contentTemp* para cada um dos conteúdos retornados. Esses *contentTemp* precisam passar por avaliação de um moderador, para que os conteúdos sejam validados ou descartados. Se forem validados, os conteúdos serão salvos na base de dados do Edubi, que informa ao recomendador os conteúdos que foram validados.

Além dos métodos de criação de novas entidades, os métodos de criação de relações também geram novos conteúdos, sendo eles: *likeContent* e o *socialRelationChange*, que representam as ações de curtir um conteúdo e da criação da relação de amizade entre dois usuários, respectivamente.

O funcionamento do *likeContent* dá-se da seguinte forma: quando um usuário curte um conteúdo, o Edubi executa o método do recomendador informando o ID do usuário e o ID do conteúdo. Nesse método, ocorre uma recomendação baseada em conteúdo, assim como no método de *favContent* (caso o conteúdo curtido possua uma página da Wikipédia, o recomendador buscará vídeos no YouTube e outras páginas da Wikipédia relacionadas a ela).

O funcionamento do método *socialRelationChange* funciona com o recebimento de três parâmetros, ID do usuário 1, ID do usuário 2 e a relação (fazer ou desfazer amizade). Nesse caso, somente a relação de fazer amizade gera conteúdos de retorno. Esse processo dá-se da seguinte forma: ao receber as informações, o recomendador faz a coleta e armazenamento de dados na Ontologia, e para cada usuário, gera novos conteúdos baseados no último conteúdo que foi curtido por outros usuários (recomendação colaborativa),

retornando-os para o Edubi, que fará o procedimento de geração, armazenamento e validação desses conteúdos.

Além desses métodos, que são chamados por determinadas ações do Edubi, existe o método de *initRecommendation*, que serve como uma solução para o problema de *coldStart* em sistemas de recomendação. Nesse método, o recomendador retorna para o Edubi conteúdos, tanto vídeos do Youtube como páginas da Wikipédia, criados a partir da análise das categorias existentes no mesmo, sendo esses conteúdos mais genéricos.

Por último, temos o método *schedulerRecommendation*, que funciona como um *taskReminder* (agenda de tarefa, em tradução livre). Ele está inserido em uma *thread* pelo Edubi para realizar sua tarefa com uma periodicidade definida (a cada 2 horas, por exemplo) e, ao passar esse tempo, o mesmo é executado. Esse método é responsável por fazer conteúdos com base nas recomendações pesadas, baseadas em conteúdos e colaborativas. Para isso, a cada execução, ele divide todos os usuários já armazenados em dois grupos: os que preferem conteúdos de vídeo e os que preferem conteúdos de texto (páginas da Wikipédia) e, para cada grupo, ele define as distâncias de cada usuário, utilizando o algoritmo *KNN*.

Para cada usuário, o método seleciona os quatro vizinhos mais próximos utilizando o algoritmo *KNN*. A criação de conteúdos pela recomendação por colaboração seleciona os conteúdos melhores avaliados por esses vizinhos e os recomenda para o usuário alvo. A recomendação baseada em conteúdo seleciona o último conteúdo acessado pelo usuário e recomenda novos conteúdos baseados nele. Por fim, a recomendação pesada utiliza os dois conceitos das técnicas anteriores juntas para gerar novos conteúdos. Ela recomenda relacionando cada conteúdo bem avaliado pelos vizinhos para o usuário alvo.

Esses processos se repetem para os dois grupos que foram formados, o que preferem vídeo ou artigos, porém, para o grupo de usuários que preferem conteúdos de vídeos, busca-se recomendar mais vídeos do youtube e para o grupo de usuário que preferem conteúdos de texto, busca-se recomendar maior quantidade de página da Wikipédia.

4 METODOLOGIA DE AVALIAÇÃO DO SRCIH

Este capítulo descreve os procedimentos relacionados aos experimentos. Estes dizem respeito à estruturação do procedimento de coleta dos dados.

4.1 ESTUDO DE CASO

No estudo de caso são inseridas abordagens metodológicas capazes de solucionar questões de pesquisa, evidenciando o como e o porquê de algo. Neste método, o pesquisador não tem controle dos fenômenos e, assim, ele deve encontrar maneiras de analisar e entender tais fenômenos (MAFFEZZOLLI, 2016). Nesta pesquisa, como forma de avaliação, foi necessário o uso de estudo de caso por se referir a uma pesquisa empírica que será realizada em um ambiente real. Tem o objetivo de investigar a aceitação de conteúdos recomendados para estudantes por meio das aplicações Edubi-Mobile e Edubi-Web, que utiliza a API Youubi

O estudo de caso executado nesta pesquisa tem caráter descritivo, pois este tem como fundamento compreender um fenômeno, por meio de procedimentos formais e estruturados para solucionar um problema (YIN, 2001). A pesquisa descritiva foi utilizada com o objetivo de observar o fenômeno de:

- Verificar a aceitação dos conteúdos recomendados para os usuários de acordo com as suas características e o contexto no qual está inserido.

A escala *Likert* é utilizada em questionários com o objetivo de que o respondente consiga especificar o quanto ele concorda com uma determinada afirmação (SILVA, 2008). No nosso estudo foram empregados os níveis da escala Likert: Discordo plenamente; Discordo parcialmente; Nem concordo nem discordo; Concordo parcialmente; Concordo plenamente.

4.1.1 Objetivo do caso de uso

Este estudo de caso tem o objetivo de extrair informações das recomendações oferecidas para os usuários do ambiente de aprendizagem Edubi de acordo com as características do perfil e contexto que está inserido. Desse modo, analisaram-se as recomendações através do Edubi-Mobile e Edubi-Web com o propósito de avaliar as recomendações feitas para os usuários em relação à relevância dos conteúdos oferecidos. O Edubi é um cliente web e *mobile* que utiliza a API do Youubi.

4.1.2 Seleção dos indivíduos

Este estudo de caso foi executado por 34 (trinta e quatro) estudantes do curso de Ciência e Tecnologia da Universidade Federal Rural do Semi-Árido (UFERSA), com data de início 23 de março de 2018. Neste dia foi apresentado o projeto Youubi em sala de aula e suas aplicações web e *mobile*. Foi entregue aos estudantes o Termo de Consentimento Livre e esclarecido (apêndice D). O acesso às aplicações foi disponibilizado no dia 26 de março para o professor e para os alunos. No período do dia 26 de março ao dia 13 de abril do mesmo ano, os alunos utilizaram as aplicações.

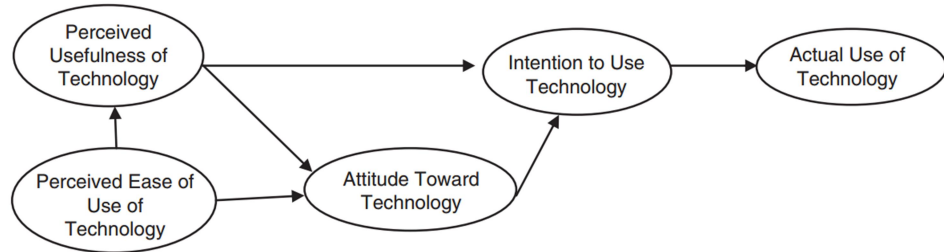
4.1.3 Coleta de dados

Foram elaborados dois questionários um com o objetivo de avaliar e conhecer o Perfil dos Usuários (PU) (apresentado no apêndice A) e outro questionário para verificar a Aceitação da Tecnologia (AT), utilizando o modelo *Technology Acceptance Model* (TAM) (apresentado no apêndice B) (DAVIS, 1989). Em seguida, alguns alunos foram convidados para participar de um Grupo focal (o roteiro é apresentado no apêndice C). O questionário PU faz uso de técnicas quantitativas, com objetivo de identificar o perfil dos estudantes, o uso de smartphones e computadores, acesso a internet, dentre outros.

O questionário AT foi elaborado baseado nos fundamentos do *Technology Acceptance Model* (TAM), proposto por (DAVIS, 1989). Segundo DAVIS (1989), as pessoas possuem tendências em usar ou não uma tecnologia que venha a melhorar o seu desempenho nas suas atividades no trabalho. No entanto, por mais que uma tecnologia seja útil para o usuário, esta

deverá ser de fácil compreensão e de baixo esforço para quem a usa. O modelo TAM está exposto na **Figura 25**, ilustrando o fluxograma de funcionamento desse modelo.

Figura 25 – *Technology Acceptance Model (TAM)*



Fonte: (RAUNIAR, 2014)

- *Perceived Ease of Use of Technology* - Facilidade de uso percebida refere-se quanto que uma pessoa acredita que o uso de um sistema irá aumentar o seu desempenho no trabalho.
- *Perceived Usefulness of Technology* - Utilidade percebida refere-se ao grau que uma pessoa acredita que ao usar um sistema terá pouco esforço.
- *Attitude Toward Technology* - Atitude para uso da tecnologia está relacionada às influências exercidas pela facilidade de uso e utilidade.
- *Intention to Use Technology* - Intenção comportamental do uso da tecnologia refere-se à intenção de usar uma tecnologia se a pessoa irá ou não usá-la.
- *Actual Use of Technology* - Uso da tecnologia.

O método TAM tem como objetivo perceber as intenções de uso dos usuários para um sistema (CARVALHO, 2013). Este método, por sua vez, permite identificar as razões de rejeição de um sistema pelos usuários e, desse modo, desenvolver estratégias para corrigir e implementar novos sistemas (SILVA, 2012).

Com o objetivo de identificar a qualidade das recomendações que foram passadas para os usuários do sistema, foi realizado um grupo focal. Este é constituído por debates em grupo, valorizando o diálogo entre os membros deste mesmo grupo. É um procedimento que possibilita que o conhecimento seja formado pelo compartilhamento de ideais com intenção de gerar dados qualitativos, além de aproximar o entendimento do pesquisador com a percepção do pesquisado (SILVA, 2017).

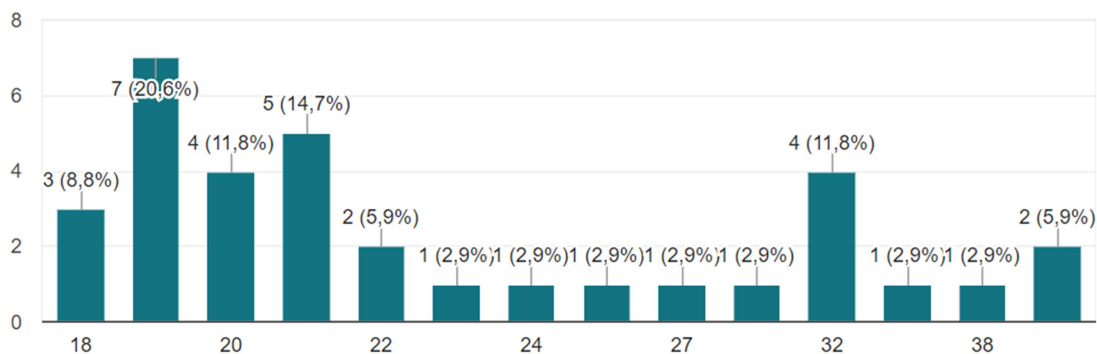
5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Este capítulo retrata os resultados obtidos com os estudantes do curso de Ciência e Tecnologia da Universidade Federal Rural do Semi-Árido (UFERSA). Primeiramente, são apresentados os resultados dos questionários de perfil e TAM. Na sequência os resultados do grupo focal são analisados.

5.1 RESULTADO QUANTITATIVO DO QUESTIONÁRIO PERFIL DO USUÁRIO (PU)

O questionário tem caráter quantitativo, constando de 34 (trinta e quatro) respostas dos alunos. O propósito deste questionário foi compreender o perfil dos participantes que participaram do experimento durante o período de execução. Os resultados do questionário apresentam que as idades dos participantes variam entre 18 (dezoito) anos a 43 (quarenta e três) anos, ilustrado no Gráfico 2.

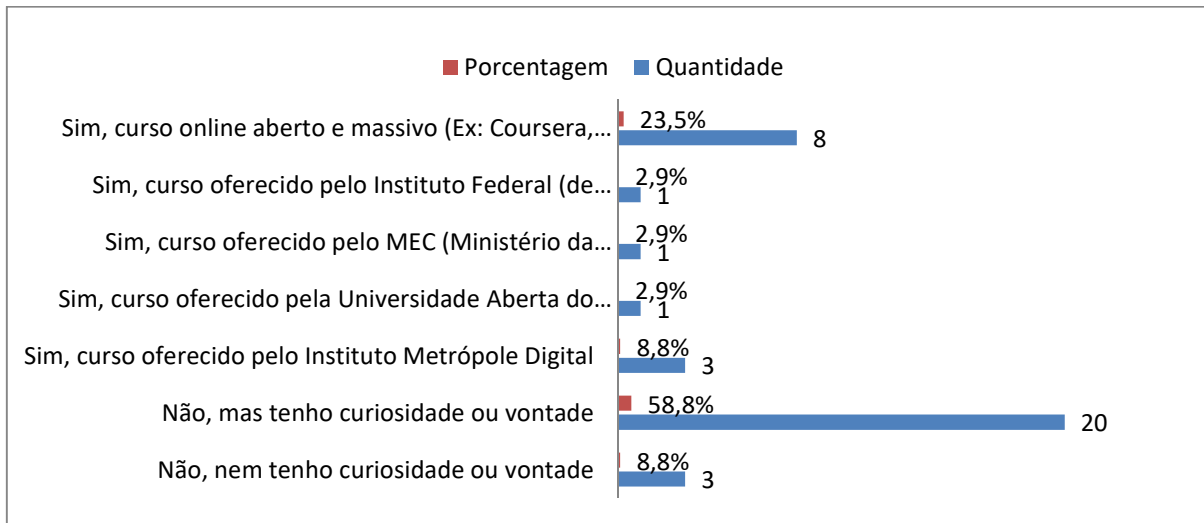
Gráfico 2 – Idade dos estudantes



A turma contém 28 (vinte e oito) alunos do sexo masculino e 6 (seis) feminino. Os estudantes residem em sua maioria no estado do Rio Grande do Norte, contabilizando vinte e sete indivíduos. Os demais participantes residem no estado do Ceará, totalizando sete estudantes.

O **Gráfico 3** apresenta a frequência absoluta e percentual dos alunos que tiveram qualquer experiência com educação a distância (EAD).

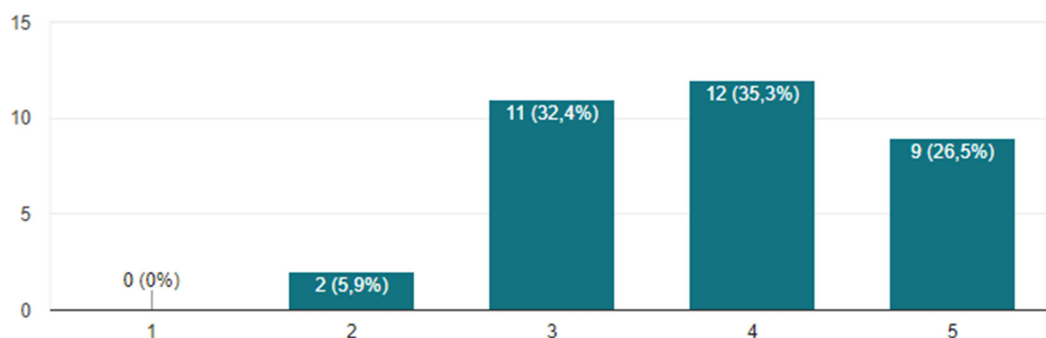
Gráfico 3 - Percentual sobre experiência dos alunos com algum tipo de EAD.



Esses dados são relevantes, pois possibilitam verificar se os alunos tiveram contato com mecanismos EAD, como também compreender os estudantes com alguma dificuldade na inserção de nova tecnologia EAD. Pode-se observar que 67,6% dos estudantes não tiveram experiência alguma com métodos de EAD, que pode representar um agravante na utilização do experimento.

O **Gráfico 4** expõe o quantitativo de alunos com habilidades no uso do computador. A *medida 1* no gráfico representa o valor “muito poucos” ou “nenhuma habilidade” e o valor 5 corresponde a “muito boas”.

Gráfico 4 – Percentual sobre habilidades dos alunos com o uso do computador. Mossoró, 2018



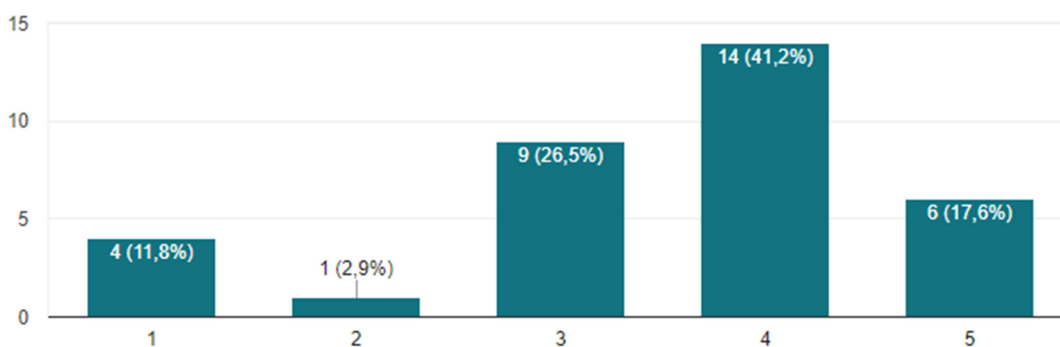
Pode-se observar que as habilidades dos estudantes estão na sua maior partes no intervalo de 3 à 5. Esses resultados indicam que os alunos já possuem alguma habilidade com

o uso do computador e que não seria necessário realizar preparação para o seu uso. Somente 2 alunos estão próximo do valor “muito poucas” ou “nenhuma habilidade”.

Os gráficos 5, 6 e 7 utilizam o intervalo de medida correspondente às métricas: valor 1 representa “quase nunca” e o valor 5 o “tempo todo”.

O **Gráfico 5** mostra o percentual de uso do computador. Observa-se que contém 5 pessoas que estão próximos aos valores de Quase Nunca utilizam o computador. Em comparação com o **Gráfico 4**, pode-se interpretar que a frequência de uso pode afetar nas habilidades com o computador.

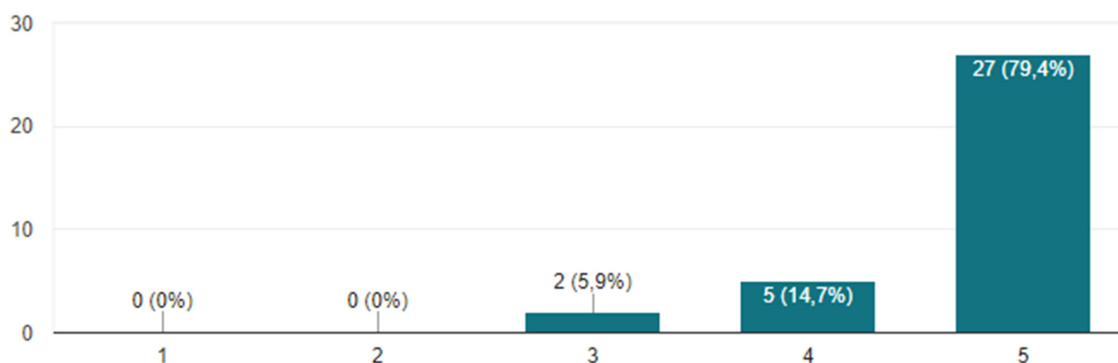
Gráfico 5 – Percentual sobre a frequência de uso do computador. Mossoró, 2018



Os resultados dos gráficos 4 e 5 nos mostram que o uso e habilidades no computador pelos estudantes estão, em sua maior parte, no intervalo de 3 a 5. Esses resultados indicam que os alunos regularmente têm o hábito de utilizar o computador.

O **Gráfico 6** expressa o percentual do uso de *smartphone*. O resultado expressa que o uso do *smartphone* é expressivo e que os estudantes estão no intervalo médio ao máximo, com o resultado de 27 alunos.

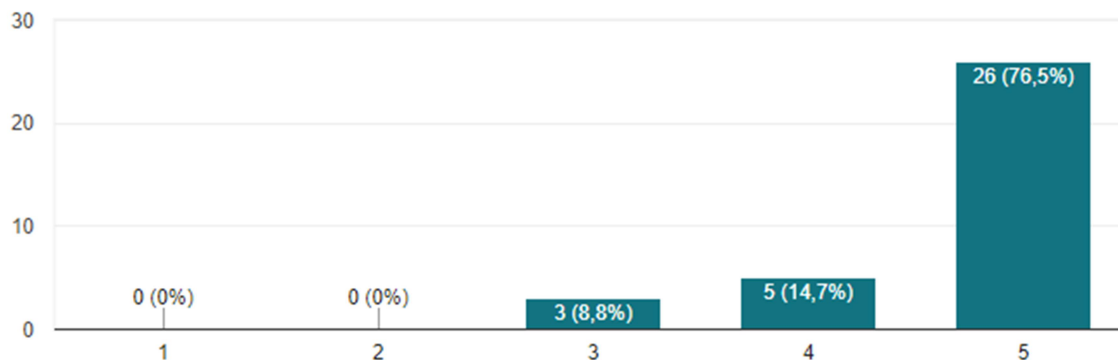
Gráfico 6 – Percentual sobre a frequência de uso de smartphone. Mossoró, 2018



Em comparação com o **Gráfico 5**, pode-se deduzir que os estudantes utilizam mais frequentemente os *smartphones* do que o computador.

O **Gráfico 7** verifica a frequência de uso da internet e se assemelha com os resultados do **Gráfico 6**.

Gráfico 7 – Percentual sobre a Frequência de Uso da internet. Mossoró, 2018

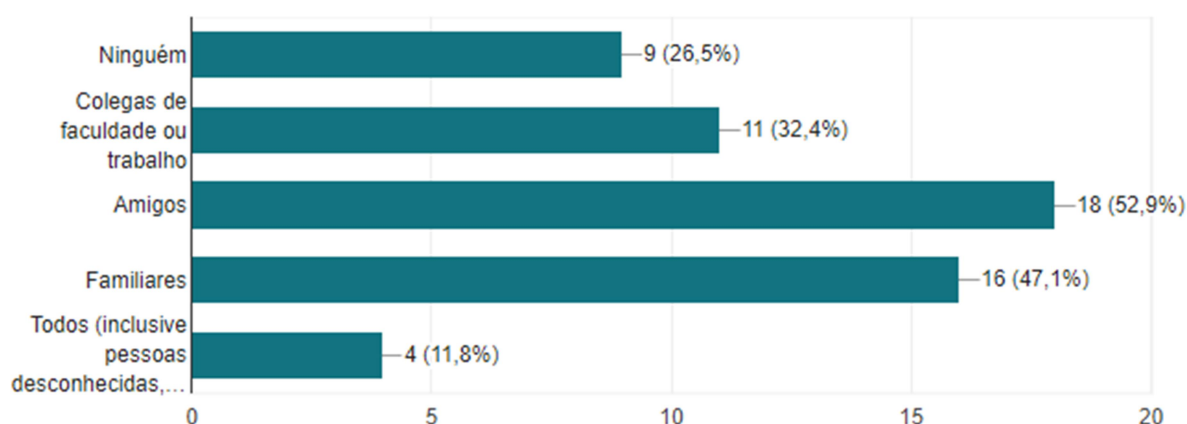


O resultado indica que os estudantes regularmente utilizam a internet, estando contido no intervalo de médio ao máximo no uso da internet. Esse resultado é importante, pois as aplicações do experimento necessitam do uso da internet pelos estudantes.

Tornou-se necessário conhecer as habilidades, o uso da Internet, a frequência de uso de computadores e *smartphones* pelos estudantes, devido às aplicações do experimento precisarem do uso de serviços web e *mobile*, como também verificar as condições de uso necessárias para manusear as aplicações.

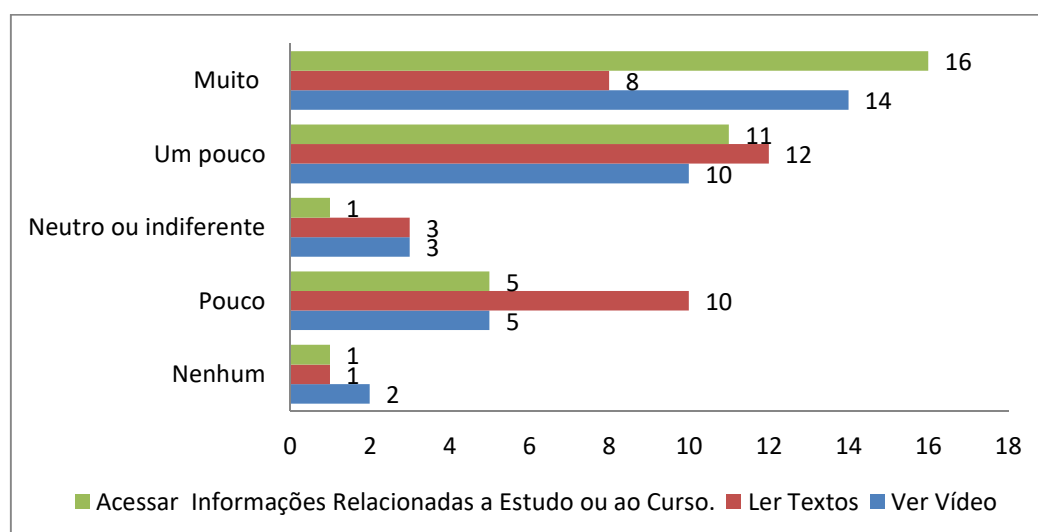
O **Gráfico 8** corresponde aos resultados do compartilhamento da localização atual. Estes resultados implicam nas questões de segurança e privacidade do usuário, pois nem todos os usuários permitem ter sua localização disponível publicamente para outras pessoas. O objetivo de abordar esses dados foi justamente porque a aplicação *mobile* possui o compartilhamento da localização. Para os usuários que não querem que sua localização seja pública, uma opção de ocultar a localização está contida na aplicação.

Gráfico 8 – Distribuição dos alunos acerca do compartilhamento da localização. Mossoró, 2018



O **Gráfico 9** apresenta os resultados dos interesses em realizar atividades usando o computador. Foram verificadas as questões sobre a leitura, visualização de vídeos e se o uso do computador está relacionado à busca de informações para o aprendizado. O objetivo de levar em consideração os interesses de acesso, preferência de leitura e assistir vídeos são devido os conteúdos recomendados do Youtube e Wikipédia pelos sistemas serem apresentados nos formatos de texto e vídeo, como também se torna necessário conhecer os interesses dos estudantes quando utilizarem as aplicações do experimento.

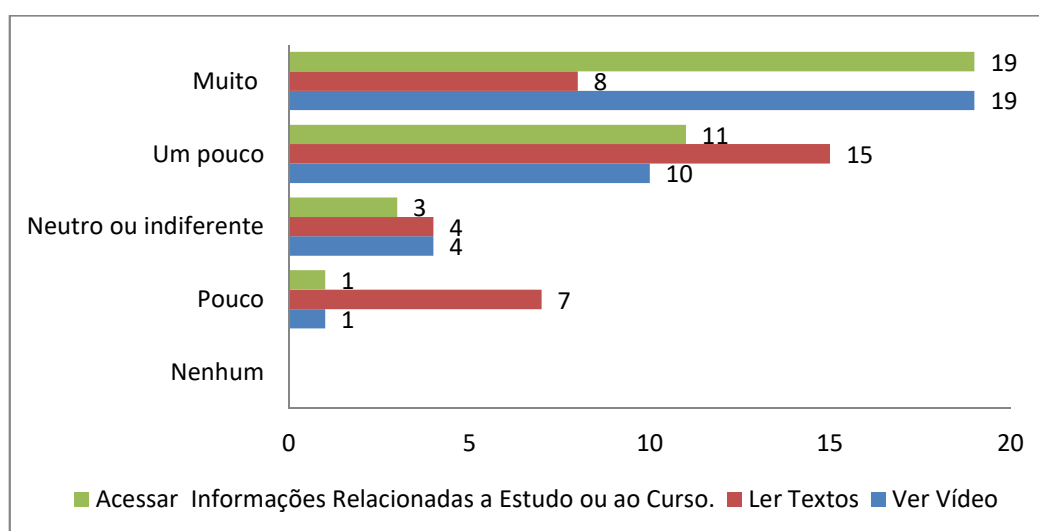
Gráfico 9 – Interesse em realizar essas atividades usando o computador. Mossoró, 2018



Os resultados do **Gráfico 9** mostra um ambiente favorável na utilização da aplicação web, pois mais de 50% dos alunos utilizam o computador para ler, assistir e pesquisar informações de aprendizado.

O **Gráfico 10** aponta os interesses dos estudantes em realizar atividades utilizando *smartphone*. Semelhante ao **Gráfico 9**, foram verificadas as questões sobre leitura, visualização de vídeos e se o uso do *smartphone* está relacionado à busca de informações para o aprendizado.

Gráfico 10 – Interesse em realizar essas atividades usando o *smartphone*. Mossoró, 2018



Pode-se verificar nesse gráfico que a maioria dos estudantes, em relação ao acesso às informações relacionadas ao estudo, estão compreendidos no intervalo [Muito, Um pouco] totalizando 30 estudantes. Nesse mesmo intervalo, pode-se verificar que 29 estudantes preferem assistir vídeo quando utilizam o *smartphone* contra 23 alunos que preferem ler.

Os resultados nos mostra um ambiente favorável à utilização das aplicações *mobiles*, pois mais de 50% dos alunos utilizam o *smartphone* para ler, assistir e pesquisar algo no *smartphone*. Em comparação com o Gráfico 9, podemos identificar que os estudantes preferem realizar essas questões de ler, assistir e pesquisar informações do curso mais com o celular do que no computador.

5.2 RESULTADO QUANTITATIVO TAM

Com o objetivo de investigar a aceitação e o uso de uma tecnologia, foi utilizado o Modelo de Aceitação Tecnológica (*Technology Acceptance Model* - TAM), proposto por Davis (1989). Este modelo é composto por cinco construtores avaliativos que tem como objetivo medir a utilidade percebida e facilidade de uso de uma tecnologia.

Diante disso, foi elaborado um questionário contendo vinte questões objetivas e duas questões subjetivas. As questões objetivas utilizam a escala *Likert*, e tem como objetivo investigar o quanto um indivíduo pode se expressar favorável ou desfavorável sobre afirmações distintas em relação a um objeto psicológico (WEINERMAN, 1976). De acordo com a escala *Likert*, aplicam-se neste trabalho, as seguintes afirmações:

- Discordo totalmente
- Discordo parcialmente
- Neutro
- Concordo parcialmente
- Concordo totalmente

Assim, os estudantes foram orientados a escolher entre as distintas opções, selecionando a resposta que mais se aproxima da sua opinião em relação às afirmações expostas. Desse modo, tornou-se possível identificar estatisticamente os cinco construtores do modelo TAM pela visão dos estudantes.

A proposta teve como objetivo convidar os alunos utilizarem as aplicações (*mobile* e *Web*) e conhecerem suas funcionalidades. Durante o experimento, os estudantes realizaram atividades fazendo uso dos aplicativos Edubi-Mobile e Edubi-Web. Como os aplicativos possuem mecanismos de Gameificação, os alunos foram incentivados a pontuarem 300 xp na aplicação. O intuito foi fazer com que o recomendador de conteúdos identificasse os conteúdos postados pelos alunos e, a partir de então, passasse a recomendar novos conteúdos extraídos das bases Youtube e Wikipédia, de acordo com o que foi identificado pelo recomendador, ampliando o número de conteúdos associados ao interesse dos estudantes. Estes conteúdos deviam estar similares a suas postagens. Na Figura 26 é ilustrada a aplicação web do Edubi e a Figura 27 apresenta a tela da linha do tempo das postagens.

Figura 26 – Tela principal do Edubi-Web

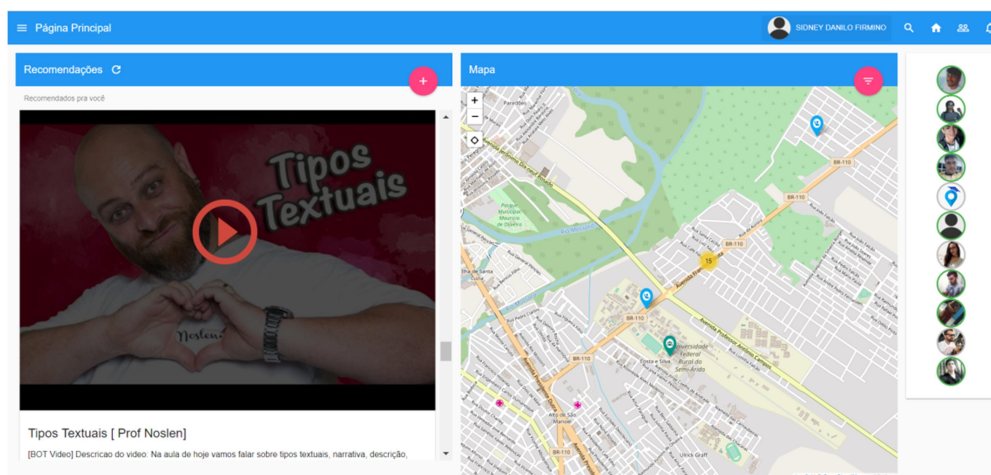


Figura 27 – Tela da aplicação Edubi-Mobile

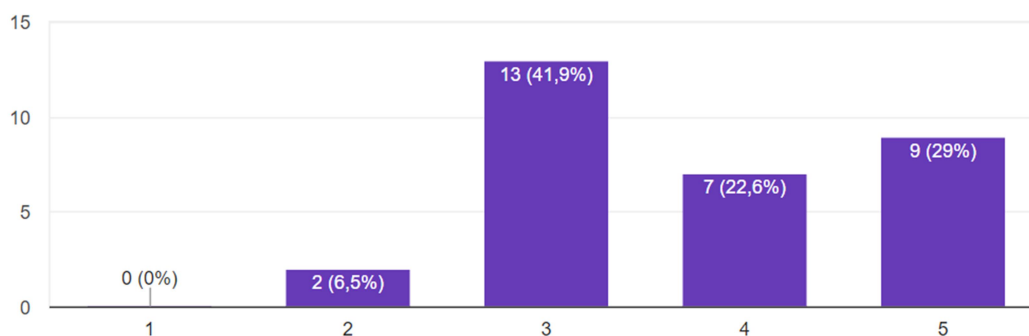


Após a conclusão do uso das aplicações, os estudantes responderam a um questionário usando o modelo TAM. Este serviu para que os participantes pudessem avaliar as recomendações sugeridas pelas aplicações do Edubi.

31 (trinta e uma) respostas foram obtidas por meio deste questionário. O primeiro momento do questionário está relacionado com a facilidade de uso (FU) percebida referente à lista de recomendações de conteúdos do YouTube e Wikipédia, contendo cinco afirmações (quatro são objetivas possuindo cinco afirmações onde os participantes podiam discordar ou concordar e uma afirmação subjetiva).

A primeira pergunta é: *Apreendi rapidamente a utilizar as recomendações de conteúdos*. O **Gráfico 11** apresenta o resultado das respostas dos estudantes.

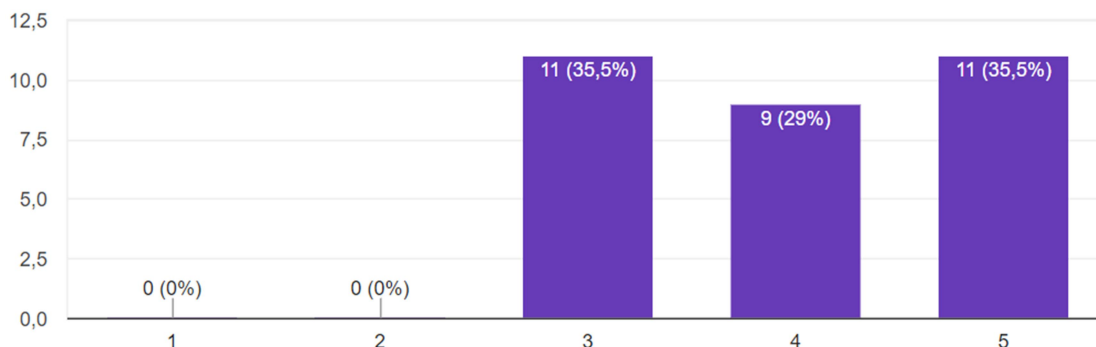
Gráfico 11 – (FU) resultados da primeira afirmação



É possível identificar no **Gráfico 11** que 41,9% dos estudantes tiveram a resposta como neutra em relação ao aprendizado das recomendações do conteúdo oferecidas e que 51,6% dos alunos concordam totalmente ou parcialmente e que apenas 6,5% discordaram parcialmente sobre a afirmação. Neste sentido, pode-se afirmar uma tendência positiva acerca do aprendizado da utilização das recomendações. Isso já dá um sinal de relevância da proposta no que diz respeito ao objetivo principal de favorecer o processo de ensino-aprendizagem.

A próxima afirmação sobre a facilidade de uso apresenta o seguinte enunciado: *A utilização das recomendações de conteúdos é de fácil compreensão*. O **Gráfico 12** apresenta a avaliação dos participantes para essa afirmação.

Gráfico 12 – (FU) resultados da segunda afirmação

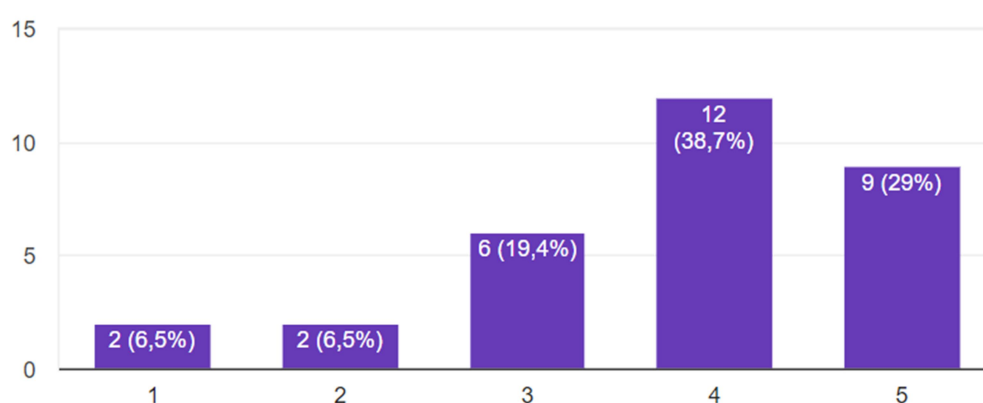


No **Gráfico 12** é possível identificar que 35,5% dos estudantes tiveram a resposta como neutra em relação à facilidade de compreensão da utilização das recomendações dos

conteúdos e que 64,5%% dos alunos concordam totalmente ou parcialmente, e que nenhum estudante discorda. Esse quesito leva a crer que o sistema Edubi não apresenta dificuldades de acesso e utilização. Isso se torna de grande valia, na medida em que o mesmo se propõe a ser utilizado em larga escala, nos diversos âmbitos da Educação.

A próxima questão sobre a facilidade de uso apresenta o seguinte enunciado: *A utilização das recomendações de conteúdos não requer muito esforço*. O **Gráfico 13** nos mostra a avaliação dos estudantes sobre essa afirmação.

Gráfico 13 – (FU) resultados da terceira afirmação

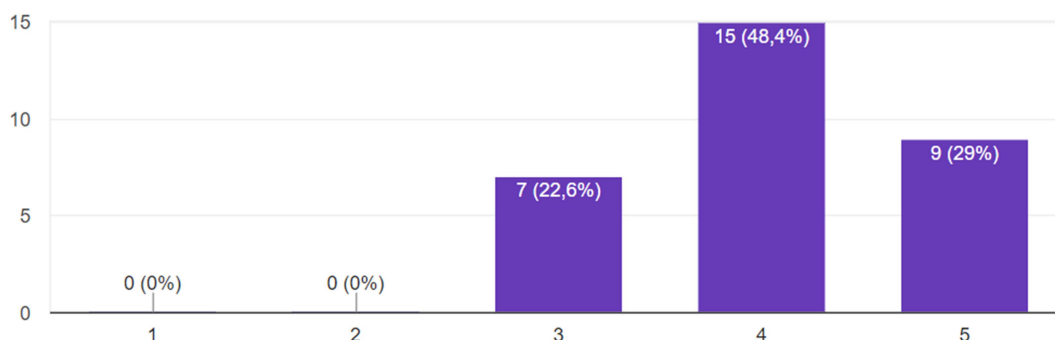


A partir do **Gráfico 13** é possível notar que 19,4% dos estudantes tiveram a resposta como neutra sobre a utilização das recomendações de conteúdos não requer muito esforço e que 67,7% dos alunos concordam totalmente ou parcialmente, e que 13% dos estudantes discordaram totalmente ou parcialmente.

Essa afirmação deve ser ponderada, no sentido de que a utilização do sistema deve sensibilizar o estudante para a busca de conhecimento, necessitando, para tanto, de certa iniciativa. Por outro lado, o sistema trás um retorno para o estudante ao recomendar outros conteúdos, os quais vão estimular o estudo, a leitura e complementar os conhecimentos já obtidos.

A próxima questão sobre a facilidade de uso apresenta o seguinte enunciado: *No geral, considero fácil a utilização do conteúdo gerado pela lista de recomendações*. O **Gráfico 14** nos mostra a avaliação dos estudantes sobre essa afirmação.

Gráfico 14 – (FU) Resultados da quarta afirmação



A partir do **Gráfico 14** é possível notar que 22,6% dos estudantes tiveram a resposta como neutra sobre considerar fácil a utilização do conteúdo gerado pela lista de recomendações, 77,5% dos alunos concordam totalmente ou parcialmente, e que nenhum estudante discorda.

As respostas obtidas nesse quesito foram bastante positivas, já que o sistema Edubi se propõe a contribuir com o aprendizado. Ao concordarem com a facilidade de utilização do conteúdo, observa-se que as fontes de dados (Youtube e Wikipedia) são seguras complementares ao aprendizado.

A quinta e última questão sobre facilidade de uso tem caráter subjetivo, e possui o seguinte enunciado: *Houve alguma dificuldade na utilização da lista de recomendações dos conteúdos*. O Quadro 6 traz as opiniões de dez estudantes. Foram selecionadas as respostas mais relevantes com o propósito de descobrir essas dificuldades na utilização da lista de conteúdos recomendados nas aplicações. Algumas respostas foram ignoradas, pois não fizeram *jus* ao que foi perguntado, como falhas dos sistemas, lentidão, erro ou travamento.

Quadro 6 – Comentários dos estudantes sobre a quinta afirmação

RESPOSTAS
“Não houve”
“Não houve dificuldade, apenas travamentos e bugs”
“não tive nenhuma dificuldade”
“Não houve dificuldades, porém ela está exibindo quase sempre a mesma coisa..”
“Não, eu não tive nenhuma dificuldade com lista de recomendações dos conteúdos, até achei ele bem acessíveis e de grande utilidade”
“foi muito bom”
“Até o momento, nada.”
“Apenas no começo”
“Um pouco, devido as aulas que faltei.”
“Não houve dificuldades na utilização”

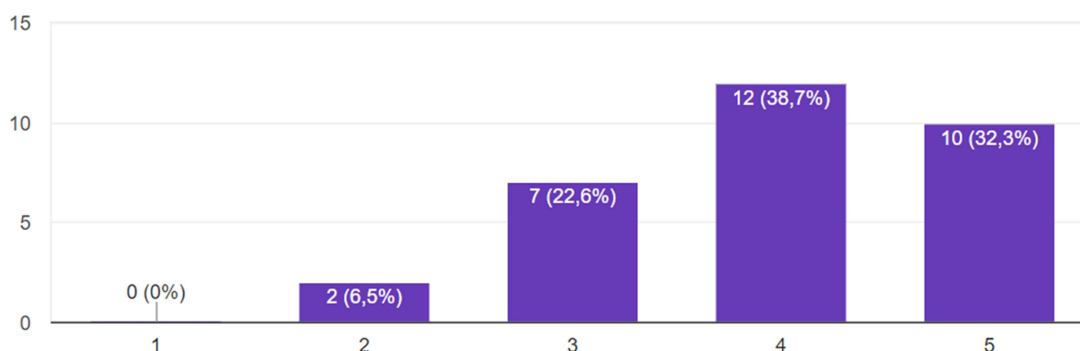
Fonte: autoria própria (2018).

A partir dos relatos dos estudantes, percebe-se a eficácia do sistema Edubi, já que os mesmos não apresentaram dificuldades de apreensão do conhecimento na maior parte das vezes. Quando alguma dificuldade ocorreu, esse se deveu às primeiras experiências com o sistema, o que foi sanado posteriormente, ou com o travamento do sistema, mas não pela dificuldade do conteúdo. Além disso, outra dificuldade ocorreu porque o aluno perdeu as aulas teóricas, presenciais, o que gerou um esforço maior ao ter que buscar esse conhecimento sozinho.

O segundo momento do questionário está relacionado com a utilidade percebida (UP) no uso referente à lista de recomendações de conteúdos do YouTube e Wikipédia, contendo dez afirmações (nove são objetivas, possuindo cinco afirmações que os participantes podiam discordar ou concordar, e uma afirmação subjetiva).

A primeira pergunta é: *O conteúdo da lista de recomendações torna mais rápido o acesso a conteúdos referentes às disciplinas.* O **Gráfico 15** apresenta o resultado das respostas dos estudantes.

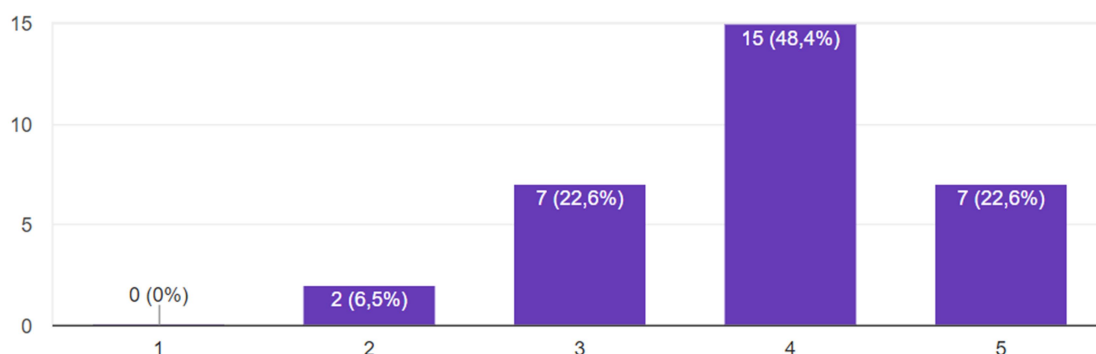
Gráfico 15 – (UP) Resultados da primeira afirmação



No **Gráfico 15** é possível notar que 22,6% dos estudantes tiveram a resposta como neutra, 71% dos alunos concordam totalmente ou parcialmente, e apenas 6,5% dos estudantes discordaram parcialmente. Assim, observa-se que uma tendência positiva acerca da melhoria na velocidade de acesso a conteúdos relacionados às disciplinas estudadas. Portanto, o uso do sistema pode favorecer a aprendizagem, por oferecer conteúdos extras e de fácil acesso e com rapidez para o estudante.

A próxima questão sobre utilidade percebida de uso apresenta o seguinte enunciado: *O conteúdo gerado pela lista de recomendações do EDUBI torna mais fácil a pesquisa relacionada ao seu interesse.* O **Gráfico 16** nos mostra o resultado das respostas dos estudantes sobre essa afirmação.

Gráfico 16 – (UP) Resultados da segunda afirmação

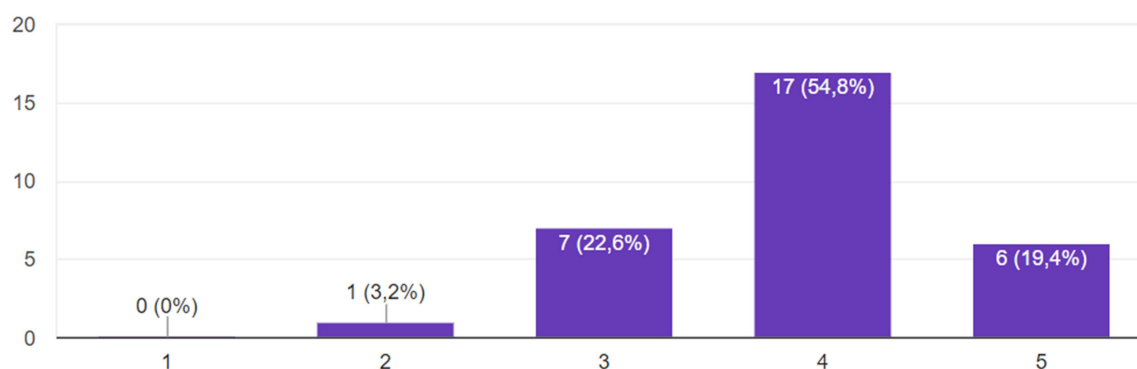


O **Gráfico 16** se assemelha com os resultados do **Gráfico 15**, sendo possível identificar que 22,6% dos estudantes tiveram a resposta como neutra em relação à facilidade na busca de conteúdos relacionados ao interesse gerado pela lista de recomendações do EDUBI, 71% dos alunos concordam totalmente ou parcialmente sobre essa afirmação, e que apenas 6,5% dos estudantes discordaram parcialmente.

Interpretando esse resultado, tem-se que é importante observar que os estudantes consideraram o sistema útil, na medida em que perceberam a facilidade de busca. Muitas vezes, esse é um elemento considerado pelo aluno ao levantar dados sobre determinado assunto abordado em sala de aula.

A próxima afirmação sobre utilidade percebida de uso apresenta o seguinte enunciado: *O conteúdo gerado pela lista de recomendações do EDUBI aumenta a eficácia na pesquisa relacionada a seu interesse.* O Gráfico 17 nos mostra o resultado das respostas dos estudantes em relação à afirmação.

Gráfico 17 – (UP) Resultados da terceira afirmação

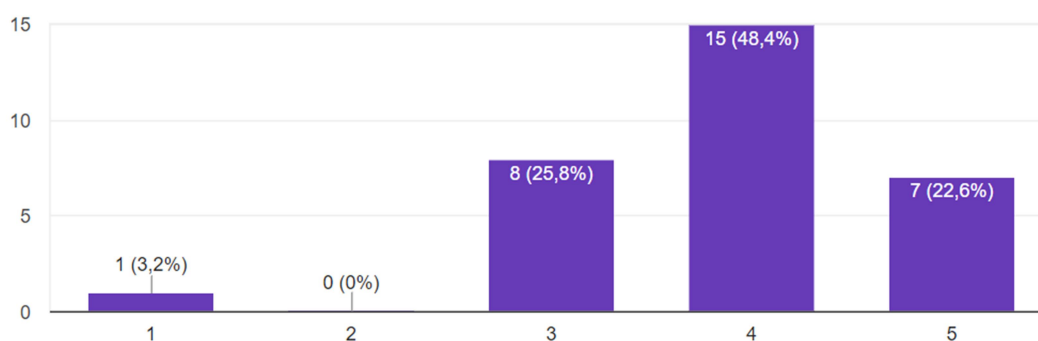


O **Gráfico 17** aponta que 22,6% dos estudantes tiveram a resposta como neutra em relação à eficácia na pesquisa dos conteúdos do interesse deles, 74,2% dos alunos concordam totalmente ou parcialmente sobre essa afirmação, e que apenas 3,2% dos estudantes discordaram parcialmente.

Ainda que um dos estudantes tenha considerado a não eficácia da pesquisa no uso do Edubi, a alta prevalência com relação à eficácia leva a crer que o sistema favorece a pesquisa. Esse aspecto deve ser levado em consideração, pois a eficácia está relacionada com a adesão ao uso do sistema.

A próxima afirmação sobre utilidade percebida de uso apresenta o seguinte enunciado: *A utilização da lista de recomendações dos conteúdos do EDUBI é importante e adiciona valor ao meu aprendizado.* O **Gráfico 18** nos mostra o resultado das respostas dos estudantes.

Gráfico 18 – (UP) Resultados da quarta afirmação

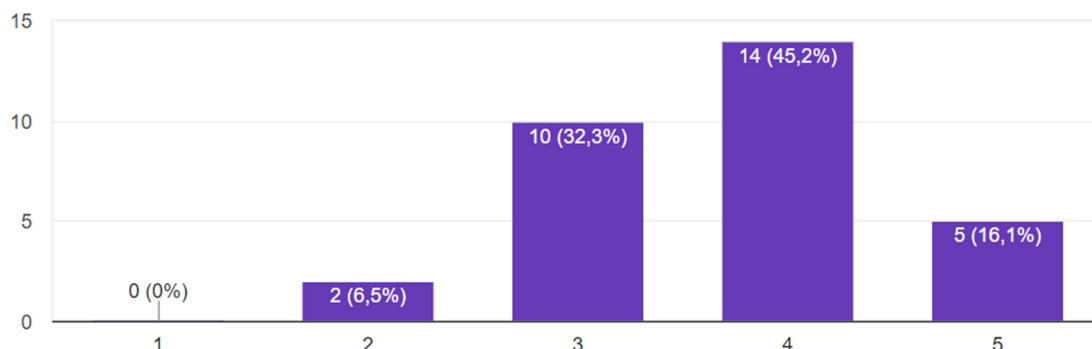


O **Gráfico 18** aponta que 25,8% dos estudantes tiveram a resposta como neutra em relação a relevância da utilização da lista de recomendações dos conteúdos do EDUBI, e se a mesma é importante e adiciona valor ao aprendizado, 71% dos alunos concordam totalmente ou parcialmente sobre essa afirmação, e que apenas 3,2% dos estudantes discordaram totalmente.

Esse resultado demonstra que o próprio aluno percebe a importância do sistema para o seu aprendizado, não ignorando a possibilidade de uso de uma outra ferramenta para colaborar com os seus estudos.

A próxima afirmação sobre utilidade percebida de uso apresenta o seguinte enunciado: *Com o uso da lista de recomendações dos conteúdos do EDUBI fui capaz de acelerar meu aprendizado.* O **Gráfico 19** nos mostra o resultado das respostas dos estudantes.

Gráfico 19 – (UP) Resultados da quinta afirmação

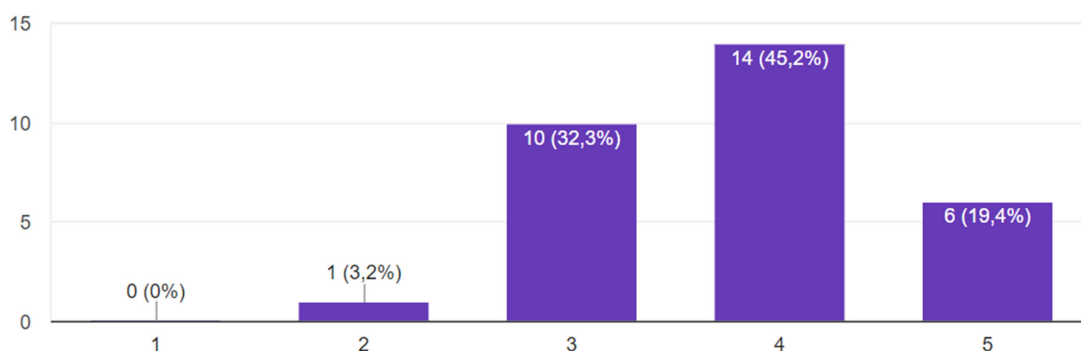


O **Gráfico 19** indica que 32,3% dos estudantes tiveram a resposta como neutra em referência à utilização da lista de recomendações do EDUBI acelera no aprendizado, 61,3% dos alunos concordam totalmente ou parcialmente sobre essa afirmação, e que apenas 6,5% dos estudantes discordaram parcialmente.

Mais um dado positivo gerado pela utilização do Edubi pelos estudantes: o fato de eles perceberem que o seu aprendizado foi mais rápido com essa ferramenta de busca de informação e conhecimento. Esse dado também reforça o entendimento que esse aspecto favorece a adesão ao uso do sistema a posteriori.

A próxima questão sobre utilidade percebida de uso apresenta o seguinte enunciado: *Estou motivado a continuar usando a lista de recomendações dos conteúdos do EDUBI.* O **Gráfico 20** mostra o resultado das respostas dos estudantes.

Gráfico 20 - (UP) Resultados da sexta afirmação



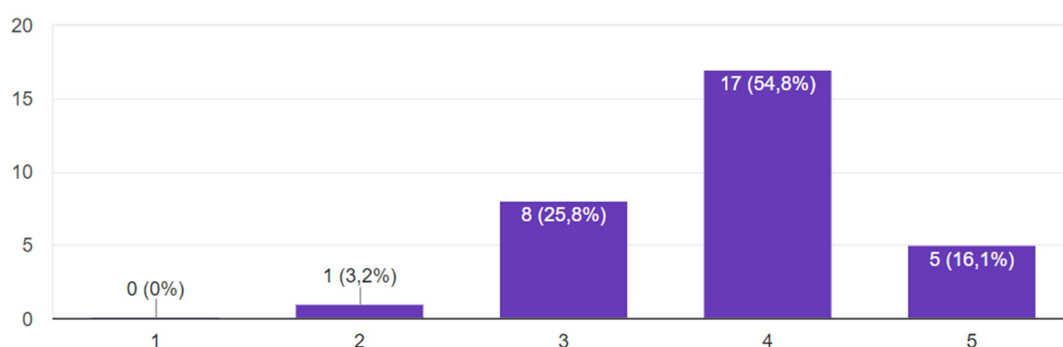
O resultado do **Gráfico 20** se assemelha com o do **Gráfico 19**, onde 32,3% dos estudantes tiveram a resposta como neutras em relação à motivação de continuar usando a

lista de recomendações dos conteúdos do EDUBI, 64,6% dos alunos concordam totalmente ou parcialmente sobre a afirmação, e que apenas 3,2% dos estudantes discordaram parcialmente.

Considera-se a motivação como um quesito básico à adesão do sistema pelos estudantes. Esse é grande objetivo deste trabalho, que o sistema Edubi possa ser largamente utilizado e com entusiasmo pelos usuários.

A próxima questão sobre utilidade percebida de uso apresenta o seguinte enunciado: *A lista de recomendações dos conteúdos do EDUBI facilita meu aprendizado em assuntos das disciplinas ministradas.* O **Gráfico 21** apresenta o resultado das respostas dos estudantes sobre a afirmação.

Gráfico 21 – (UP) Resultados da sétima afirmação

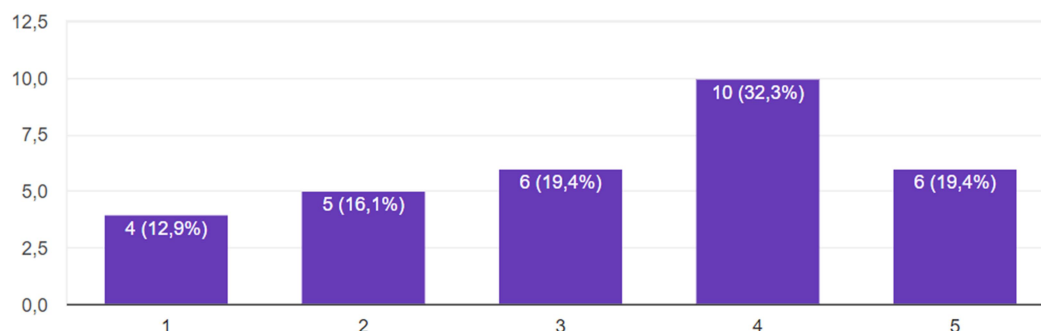


O resultado do **Gráfico 21** aponta que 25,8% dos estudantes tiveram a resposta como neutra em relação aos conteúdos gerados pelo EDUBI facilitar no aprendizado dos assuntos das disciplinas cursadas, que 70,9% dos alunos concordam totalmente ou parcialmente sobre a afirmação, e que apenas 3,2% dos estudantes discordaram parcialmente.

Esse é mais um elemento da eficácia do Edubi, na medida em que ele oferece conteúdo direcionado ao objetivo do aluno e do professor. Isso evita que o aluno estude sem haver dispersão de assuntos, já que as recomendações se associam às disciplinas cursadas.

A próxima questão sobre utilidade percebida de uso apresenta o seguinte enunciado: *Houve em algum momento na lista de recomendações dos conteúdos que não se aplicaram as suas características.* O **Gráfico 22** apresenta o resultado das respostas dos estudantes sobre a afirmação.

Gráfico 22 – (UP) Resultados da oitava afirmação

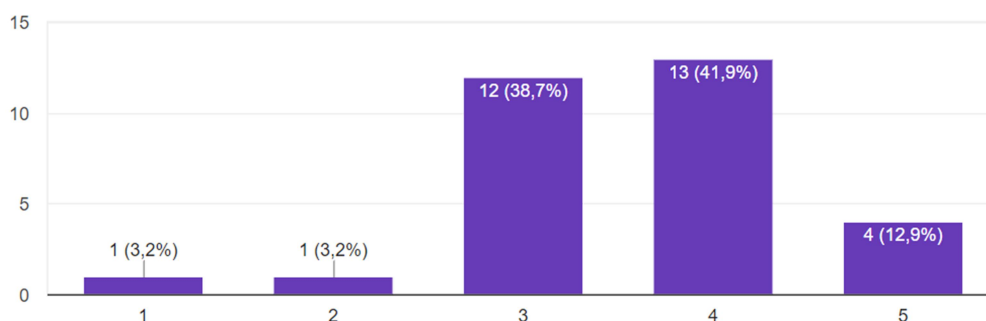


O resultado do **Gráfico 22** aponta um equilíbrio entre as respostas dos estudantes: 19,4% dos estudantes tiveram a resposta como neutra em relação à ocorrência na lista de recomendações dos conteúdos que não se aplicam às características do aprendiz, 51,7% dos alunos concordam totalmente ou parcialmente sobre a afirmação, 29% dos estudantes discordaram totalmente ou parcialmente.

Pode-se interpretar a variação dos resultados como a distinção de conteúdos postados por alguns estudantes e que o sistema de recomendação tenha analisado essas postagens e ter recomendado conteúdos que não assimilam aos interesses dos conteúdos postados por outros estudantes.

A próxima afirmação sobre utilidade percebida de uso apresenta o seguinte enunciado: *Ao utilizar a lista de recomendações dos conteúdos do EDUBI, aumentou a minha produtividade.* O **Gráfico 23** nos apresenta o resultado das respostas dos estudantes sobre a afirmação.

Gráfico 23 – (UP) Resultados da nona afirmação



O resultado do **Gráfico 23** aponta que 38,7% dos estudantes tiveram a resposta como neutra em referência à produtividade do aluno quando utiliza a lista de recomendações dos

conteúdos do EDUBI, 54,8% dos alunos concordam totalmente ou parcialmente sobre a afirmação, e 6,4% dos estudantes discordaram totalmente ou parcialmente.

Observa-se uma frequência maior de estudantes que consideraram o aumento da sua produtividade, ou seja, o sistema os levou a estudarem mais e melhor, o que pode ser interpretado como elemento inovador para o Edubi.

A décima e última questão sobre utilidade percebida no uso têm caráter subjetivo e tem o seguinte enunciado: *O que levaria você a não utilizar a lista de recomendações dos conteúdos?*.

O **Quadro 7** traz as opiniões de dez estudantes. Foram selecionadas as respostas mais relevantes com o propósito de descobrir o que levaria o estudante a não utilizar a lista de recomendações das aplicações.

Quadro 7 – Comentários dos estudantes sobre a quinta questão

RESPOSTAS
<i>“Conteúdos que não agregam conhecimento”</i>
<i>“Recomendações das quais eu não quero”</i>
<i>“Pesquisa direta dos conteúdos ou de um novo conteúdo que provavelmente não será recomendado pela lista.”</i>
<i>“A falta de tempo, pois eu estudo e trabalho e isso toma bastante tempo.”</i>
<i>“Se ela fosse um conteúdo que não acrescentasse o meu crescimento acadêmico”</i>
<i>“Ver sempre a mesma coisa.”</i>
<i>“A falta de conteúdo e interatividade por parte da plataforma”</i>
<i>“Conteúdos desnecessários”</i>
<i>“Recomendações que fogem das características de aprendizado de algum assunto acadêmico.”</i>
<i>“Não tenho porque não utilizar a lista de recomendações de conteúdo.”</i>

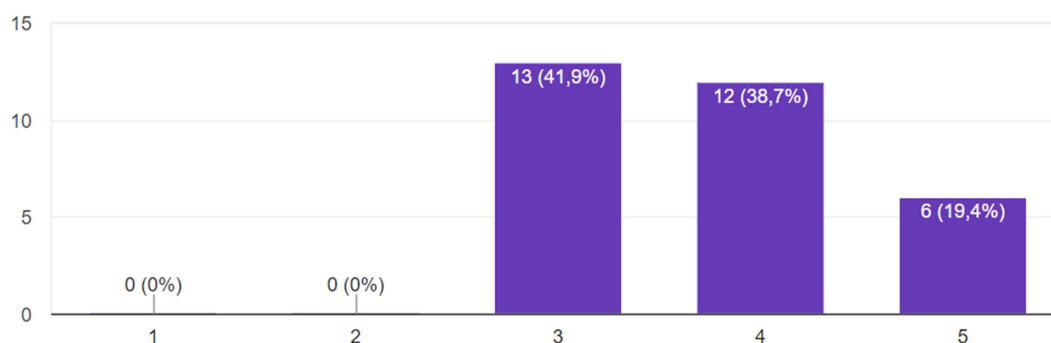
Fonte: autoria própria (2018).

Esses relatos demonstram certa maturidade por parte dos estudantes, eles sabem o que querem com o sistema: conteúdos ou recursos que facilitem, agilizem seu processo de aprendizagem com rapidez e objetividade. Descartam a possibilidade de resultados repetitivos ou que não se relacionem com o seu propósito de estudo.

O terceiro momento do questionário está relacionado com a Intenção Comportamental (IC) no uso do Sistema de Recomendação de conteúdos (YouTube e Wikipédia) do EDUBI, possuindo três afirmações objetivas que os participantes podiam discordar ou concordar. A primeira afirmação tem o seguinte enunciado: *Eu vou continuar a utilizar a lista de*

recomendações dos conteúdos do EDUBI como mecanismo de ensino e aprendizagem. O **Gráfico 24** apresenta o resultado das respostas dos estudantes.

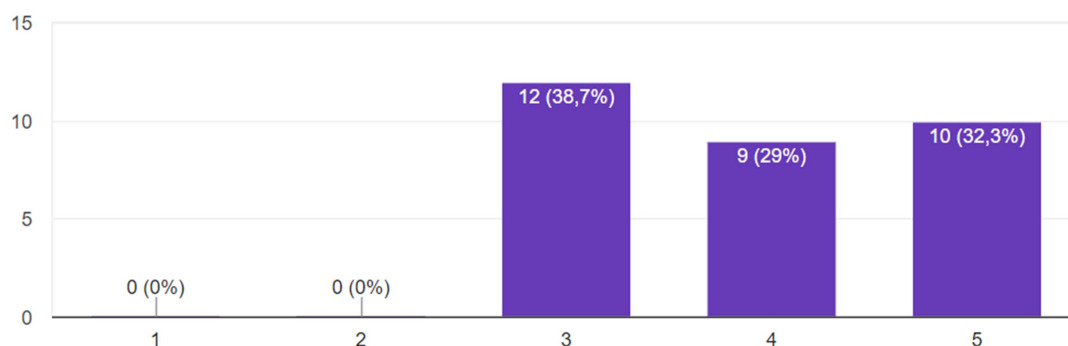
Gráfico 24 – (IC) Resultados da primeira afirmação



O resultado do **Gráfico 24** aponta que 41,9% dos estudantes tiveram resposta neutra em relação se continuariam a utilizar a lista de recomendações dos conteúdos do EDUBI como mecanismo de ensino e aprendizagem, 58,1% dos alunos concorda totalmente ou parcialmente e nenhum estudante discorda sobre a afirmação. Esse resultado trouxe grande satisfação ao pesquisador, ao se propor a oferecer uma ferramenta de estudo que será utilizada pelo alunado, porque acredita na sua eficácia.

A próxima afirmação sobre intenção comportamental no uso apresenta o seguinte enunciado: *Eu recomendaria a utilização da lista de recomendações dos conteúdos do EDUBI como mecanismo de ensino e aprendizagem.* O **Gráfico 25** nos apresenta o resultado das respostas dos estudantes sobre a afirmação.

Gráfico 25 – (IC) Resultados da segunda afirmação

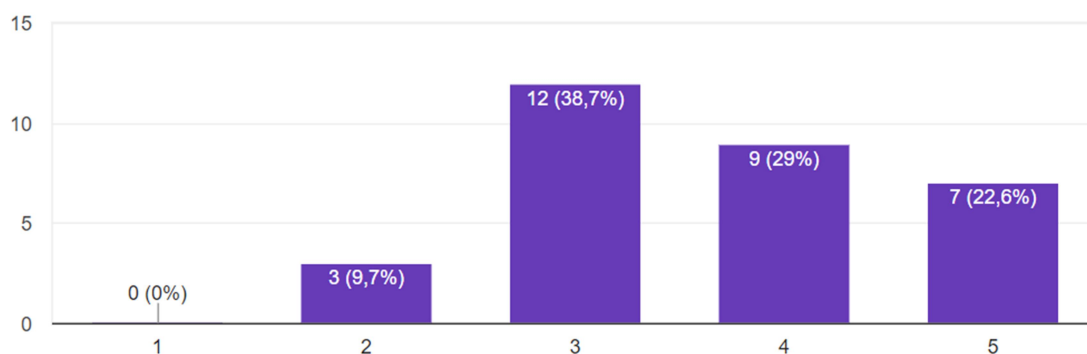


O resultado do **Gráfico 25** apresenta que 38,7% dos estudantes tiveram resposta neutra sobre recomendar a utilização da lista de recomendações dos conteúdos do EDUBI como mecanismo de ensino e aprendizagem, 61,3% dos alunos concorda totalmente ou parcialmente e que nenhum estudante discorda sobre a afirmação.

Essa concordância também se relaciona com a eficácia do sistema, pois acredita-se que a indicação de um sistema para outras pessoas só ocorrem quanto o usuário tem confiança nessa ferramenta e encontra nela vantagens em relação a outros mecanismos de estudo.

A última afirmação sobre intenção comportamental no uso apresenta o seguinte enunciado: *Eu pretendo continuar a usar a lista de recomendações dos conteúdos do EDUBI com frequência.* O **Gráfico 26** nos apresenta o resultado das respostas dos estudantes sobre a afirmação.

Gráfico 26 – (IC) Resultados da terceira afirmação



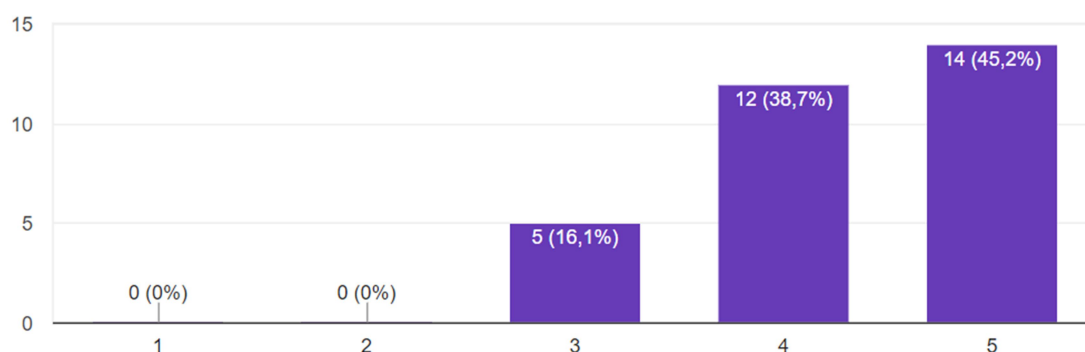
O resultado do **Gráfico 26** indica que 38,7% dos estudantes tiveram resposta neutra sobre a pretensão de continuar a usar a lista de recomendações dos conteúdos do EDUBI, frequentemente, 51,6% dos alunos concorda totalmente ou parcialmente e somente 9,7% dos alunos discordaram parcialmente sobre a afirmação.

Esse resultado demonstra que os alunos realmente visualizaram muitos aspectos positivos no uso do Edubi, na medida em que afirmam que utilizarão com frequência. O sistema ficou disponível para uso após a coleta de dados e espera-se que o mesmo possa contribuir com o processo de ensino-aprendizagem nesta instituição.

A quarta parte do questionário está relacionada com a Atitudes de Uso (AU) do Sistema de Recomendação de conteúdos (YouTube e Wikipédia) do EDUBI, possuindo duas afirmações objetivas que os participantes podiam discordar ou concordar. A primeira afirmação tem o seguinte enunciado: *Utilizar a lista de recomendações dos conteúdos do*

EDUBI é uma boa solução no incentivo ao aprendizado. O **Gráfico 27** apresenta o resultado das respostas dos estudantes.

Gráfico 27 – (AU) Resultados da primeira afirmação

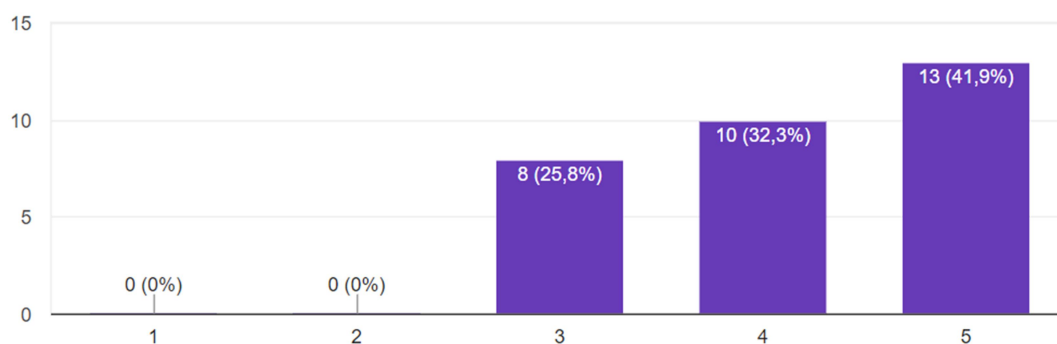


O resultado do **Gráfico 27** aponta que 16,1% dos estudantes tiveram resposta neutra em relação à aplicação ser uma boa solução no incentivo ao aprendizado ao utilizar a lista de recomendações dos conteúdos do EDUBI, 83,9% dos alunos concorda totalmente ou parcialmente e nenhum aluno discorda sobre a afirmação.

Essa prevalência foi considerada alta pelo pesquisador e interpretada como positiva. A motivação para estudar é um dos elementos que o professor busca em sala de aula e o sistema aqui proposto pode aumentar o incentivo ao estudo, como estímulo extra de fonte de informação rápida e segura de conteúdos para sua aprendizagem.

A segunda afirmação sobre atitudes de uso apresenta o seguinte enunciado: *Eu gosto da ideia de utilizar a lista de recomendações dos conteúdos do EDUBI para o aprendizado.* O **Gráfico 28** nos apresenta o resultado das respostas dos estudantes sobre a afirmação.

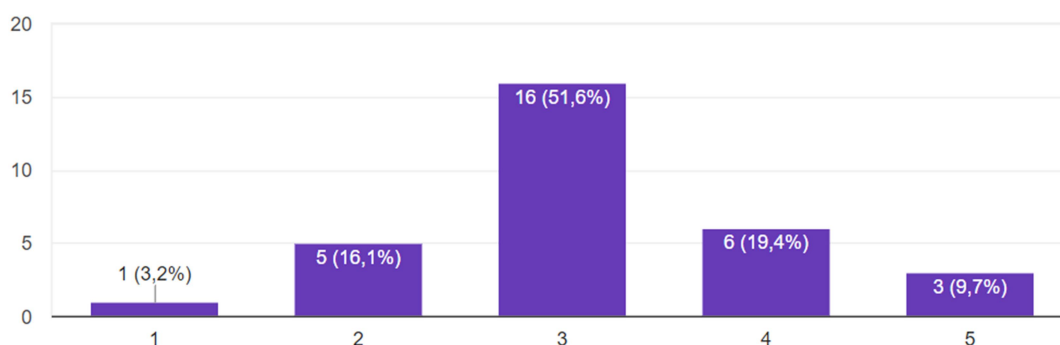
Gráfico 28 – (AU) Resultados da segunda afirmação



O resultado do **Gráfico 28** aponta que 25,8% dos estudantes tiveram resposta neutra em relação à aprovação da aplicação na utilização da lista de recomendações dos conteúdos do EDUBI para o aprendizado, 74,2% dos alunos concordam totalmente ou parcialmente e que nenhum aluno discorda sobre a afirmação. Esse resultado colabora com todos os demais, mas assegura que os estudantes que experimentaram o Edubi aprovam sua utilização para aprendizagem.

A quinta e última parte do questionário está relacionada com o Uso da Tecnologia (UT) do Sistema de Recomendação de conteúdos (YouTube e Wikipédia) do EDUBI, possuindo duas indicações objetivas que os participantes podiam escolher na escala de [Pouquíssimo, MUITÍSSIMO]. A primeira indicação tem o seguinte enunciado: *Indique a frequência com a qual utilizou semanalmente a lista de recomendações dos conteúdos do EDUBI*. O **Gráfico 29** apresenta o resultado das respostas dos estudantes.

Gráfico 29 – (UT) Resultados da primeira afirmação



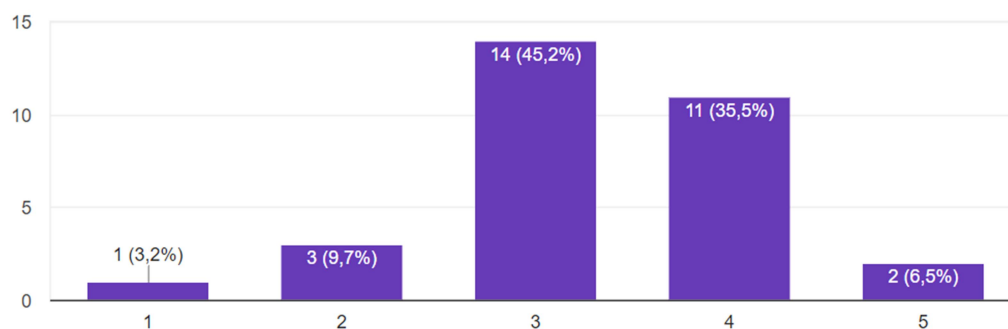
O resultado do **Gráfico 29** aponta que 51,6% dos estudantes tiveram resposta intermediária em relação à frequência de utilização semanalmente da lista de recomendações dos conteúdos do EDUBI, 29,1% dos alunos estão no intervalo próximo a MUITÍSSIMO e que 19,3% ficaram no intervalo próximo do Pouquíssimo.

A interpretação desse resultado pode ser dividida em dois aspectos. O uso pode estar relacionado com a eficácia da busca e das recomendações. Quando elas são positivas, não há tanta necessidade de uso, já que os conteúdos já estão disponíveis. A frequência elevada de uso pode se associar com a motivação também alta por parte do grupo, não se limitando a poucos conteúdos, mas complementando regularmente suas buscas de informação.

A segunda e última indicação sobre uso da tecnologia apresenta o seguinte enunciado: *Indique a frequência que utilizou o conteúdo gerado pela lista de recomendações dos*

conteúdos do EDUBI nas últimas semanas. O Gráfico 30 nos apresenta o resultado das respostas dos estudantes sobre a indicação.

Gráfico 30 – (UT) Resultados da segunda indicação



O resultado do **Gráfico 30** aponta que 45,2% dos estudantes tiveram resposta intermediária em relação à frequência que utilizou o conteúdo gerado pela lista de recomendações dos conteúdos do EDUBI nas últimas semanas. 42% dos alunos estão no intervalo próximo a Muitíssimo e 12,9% ficaram no intervalo próximo do valor Pouquíssimo.

Semelhante ao **Gráfico 29**, acredita-se numa interpretação positiva em relação à frequência de uso dos conteúdos. Essa interpretação está associada aos resultados das outras afirmações do questionário que demonstraram avaliações muito positivas pelos estudantes.

5.3 RESULTADO QUALITATIVO DO GRUPO FOCAL

Foi realizada uma secção do Grupo Focal, com 12 alunos participantes. Três tópicos foram abordados: o primeiro se refere aos conteúdos recomendados pelo sistema se os mesmos estavam de acordo com suas necessidades, se foram suficientes e se facilitam no aprendizado, como se pode verificar a seguir no Quadro 8:

Quadro 8 – Avaliação dos estudantes sobre a aplicabilidade do Sistema EDUBI com relação aos conteúdos do YouTube e Wikipédia recomendado pelo sistema. Mossoró-RN, 2018.

RESPOSTAS
<i>“Os conteúdos recomendados estavam de acordo com a realidade da gente, dentro do período dos cursos ofertados como cálculo e geometria analítica.”</i>
<i>“O sistema ficou bom em relação ao Youtube, mas ficou a desejar em relação aos artigos, somente foram recomendados vídeos.”</i>
<i>“Os conteúdos estavam de acordo com o que estávamos estudando. O que o grupo criou nas postagens era o que estávamos estudando e foi o que o aplicativo indicou a mais, o aplicativo foi dando mais sugestões de conteúdos sobre os conteúdos dentro do contexto que estávamos estudando.”</i>
<i>“Em relação ao conteúdo foi muito bom, estava muito pertinente com o que estávamos estudando, mas do Wikipédia não, não vi a recomendação escrita, mas vídeo. E Sim os conteúdos estavam de acordo com o meu curso.”</i>
<i>“Os conteúdos do Youtube estavam de acordo com a nossa realidade, nada fora do comum.”</i>
<i>“Em quantidade sim foram suficientes os conteúdos recomendados, no entanto mais vídeos, uma deficiência em artigos”</i>
<i>“Foram recomendados conteúdos suficientes na verdade, às vezes, o mesmo vídeo de uma postagem ficava em outro momento na timeline.”</i>
<i>“Além do que nós postávamos, eram apresentados novos conteúdos parecidos.”</i>
<i>“A partir do que era postado um vídeo de cálculo ou geometria analítica, o sistema acrescentava novos vídeos relacionados sobre os conteúdos que eu estava estudando naquele momento”</i>
<i>“Estamos estudando Geometria e eu compartilhei e interagi com algumas postagens sobre esse conteúdo. Aí, o sistema foi além e colocou conteúdos dos próximos assuntos que iríamos estudar nas disciplinas, postagens que completavam os assuntos que estávamos estudando. Em relação à qualidade, o sistema foi legal por abordar isso.”</i>

De acordo com os resultados do primeiro tópico, verifica-se que os conteúdos recomendados por intermédio do Edubi estavam de acordo com as necessidades dos estudantes e coerentes com as disciplinas do seu curso, como também de seus interesses. Nos relatos, percebe-se que os conteúdos recomendados foram suficientes e ofertavam outros conteúdos semelhantes aos que estavam interessados. Contudo, observamos que os artigos do Wikipédia não responderam às necessidades dos estudantes e que se deve melhorar as estratégias de recomendação desses itens.

O segundo tópico se refere à precisão das recomendações do sistema, se o sistema apresentava algum erro nos conteúdos recomendados e se era capaz de identificar as mudanças de interesses dos deles. Pode-se verificar a seguir no Quadro 9 seus relatos:

Quadro 9 – Avaliação dos estudantes sobre a aplicabilidade do Sistema EDUBI com relação à precisão das recomendações do sistema. Mossoró-RN, 2018.

RESPOSTAS
<i>“Do Youtube o sistema foi preciso, no entanto, a Wikipédia teve poucos conteúdos, logo não achei preciso.”</i>
<i>“Um dos erros que identifiquei foi em relação às novas postagens, ficavam no final das postagens do perfil, eu tinha que baixar tudo para ver a nova postagem, eu tinha que visualizar as outras postagens tudo de novo.”</i>
<i>“Não, o sistema não apresentou erro nas recomendações, pelo menos eu não vi algo fora do comum.”</i>
<i>“O sistema não atualiza automaticamente, tinha que apertar para atualizar, para as postagens serem recebidas”</i>
<i>“Não deu para perceber se ocorreu mudança no sistema, se ele se adaptou ou não. Acho que foi pouco tempo de uso para que o sistema se adaptasse à mudança do meu interesse.”</i>
<i>“Eu notei que alguém postou sobre empreendedorismo, e depois que eu interagir com o vídeo, sugeriram novas postagens para mim então, percebi as adaptações no sistema nesse momento.”</i>

De acordo com os resultados do terceiro tópico, é verificado que o sistema não apresentou erro em relação às recomendações dos conteúdos. No entanto, foi relatado que os novos conteúdos gerados nas aplicações eram apresentados no final do perfil, o que se torna uma atividade incômoda para o usuário devido ter que visualizar novamente as postagens

antigas. Outra ocorrência relatada pelos estudantes foi no quesito de atualização automática dos conteúdos postados, em que o estudante teria que selecionar o botão de atualizar para que as novas postagens fossem recebidas.

Sobre as adaptações das aplicações, foi relatado que as interações feitas pelos estudantes no sistema modificaram os conteúdos que foram recomendados. O sistema conseguiu identificar a mudança de interesse dos estudantes, desse modo, consegue recomendar os itens semelhantes aos que eles interagiram.

Outro relato dos estudantes é que o sistema é preciso em relação a recomendações de itens, que conteúdos gerados pelas aplicações foram capazes de identificar a colaboração das avaliações dos mesmos nas postagens, como também em identificar os conteúdos semelhantes que tinham interação e recomendar mais itens do interesse deles.

O último tópico relaciona-se com a pontualidade das recomendações dos conteúdos feitos pelo sistema. Se a obtenção dos conteúdos foi em um tempo viável, se os conteúdos eram atualizados e se eram adequados ao ambiente de acesso como internet rápida, localização, dispositivo, etc.

Quadro 10 – Avaliação dos estudantes sobre a aplicabilidade do Sistema EDUBI com relação à pontualidade do sistema. Mossoró-RN, 2018.

RESPOSTAS
<i>“Eu não senti demora ao receber conteúdos, o tempo de resposta foi curto, quando olhava novamente já tinha novas sugestões de conteúdos.”</i>
<i>“Foi bem rápido o sistema, eu curti os vídeos de umas postagens e depois foram recomendados novos conteúdos, após atualizar a página inicial.”</i>
<i>“Tivemos conteúdos no tempo correto.”</i>
<i>“As vídeos aulas era bem recentes, os vídeos não eram antigos.”</i>
<i>“Preferia assistir no celular do que no computador as postagens de vídeo.”</i>
<i>“Não teve diferenças no computador e celular sobre os conteúdos, os vídeos que foram recomendados eram curtos e bons para assistir.”</i>
<i>“No celular e no computador, ambos estavam adaptadas para visualizar o conteúdo.”</i>

Segundo os resultados do segundo tópico pode-se averiguar que os estudantes não relataram demora nas recomendações de novos itens e que estes eram atuais. Ainda acrescentaram que as aplicações no computador e no smartphones davam para visualizar os conteúdos recomendados sem dificuldades.

Além do que foram solicitados no Grupo Focal, os alunos fizeram algumas colocações e sugestões sobre as aplicações, ilustradas no Quadro 11.

Quadro 11 – Colocações e Sugestões de estudantes sobre a aplicabilidade do Sistema EDUBI. Mossoró-RN, 2018.

RESPOSTAS
<i>“Em relação ao Youtube e Wikipédia, acredito que uma coisa completa a outra, se eu quero um estudo aprofundado, eu prefiro assistir um vídeo, agora se quero uma coisa específica, prefiro o artigo.”</i>
<i>“Adicionar à aplicação novas bases com conteúdos de educação como, por exemplo, o Portal de Educação, Brasil Escola.”</i>
<i>“A educação é adaptação, no sentido de estudantes que moram em outras cidades e vão estudar em outra, que esse estudante vai aprender novos ensinamentos nesse outro local.”</i>
<i>“As aplicações poderiam agregar novas informações sobre cidades como o seu financeiro, histórias, geografia e economia, isso irá atrair que outras pessoas colocassem essas informações para que futuramente alguém pudesse resgatá-las.”</i>

Esses relatos finais mostram que os alunos, além de perceberem as vantagens de uso do Edubi, se entusiasmaram em dar sugestões de melhorias ao sistema, aproximando suas realidades e potencialidades. Dessa forma, acredita-se que o Edubi alcança seu propósito em relação ao processo de ensino-aprendizagem.

6 CONCLUSÃO

Este capítulo apresenta as conclusões obtidas da pesquisa, as limitações do trabalho, as perspectivas de trabalhos futuros, bem como as respostas das questões norteadoras da pesquisa.

6.1 QUESTÕES DE PESQUISA

Com a finalidade de integrar as bases de dados do Youtube e Wikipédia ao API do Youubi, este trabalho apresentou um sistema de recomendação híbrido, visando oferecer conteúdos de Vídeo e texto para estudantes.

A questão conceitual (QC), a questão tecnológica (QT) e a questão prática (QP) foram definidas a partir da questão geral. A QC possuía o seguinte enunciado e subquestões: Qual é o estado da arte em recuperação de informações em sistemas de apoio ao aprendizado?

- Como os conteúdos são associados ao perfil do aprendiz e ao contexto que está inserido?
- Como o perfil do aprendiz pode ser representado?

Como foi visto no Capítulo 2 na Seção 2.7, pode-se identificar a utilização de distintos procedimentos de filtragem de conteúdos em SRs, e como funciona a associação entre o perfil do usuário com os itens a serem recomendados. Os trabalhos relacionados (ver seção 2.11) utilizaram distintas abordagens na manipulação do perfil, contexto e conteúdo. Sobre o perfil do aprendiz e como este é modelado, na Seção 2.9, são apresentados os modelos de perfil do usuário e como se podem construir representações das informações dos estudantes. O modelo de aprendiz corresponde a um componente fundamental em sistema de aprendizagem, uma vez que fornece informações relevantes para adaptar o conhecimento, as competências e preferências do aluno.

Em relação à QT, tem-se o seu enunciado e suas subquestões: Como os recursos de texto e vídeo são atualmente disponibilizados e utilizados por aplicações na Web?

- Como esses recursos são descobertos, selecionados e compostos para atender a determinados requisitos de aprendizado dos usuários?
- Existem ferramentas implementadas e disponíveis para recuperar esse tipo de informação?
- Quais são as limitações atuais dessas tarefas?

A resposta da QT é apresentada na Seção 2.11, onde é apresentado um conjunto de trabalhos que retratam como os recursos são selecionados e disponibilizados para seus usuários. A Seção 2.7 mostra os procedimentos que analisam a descoberta de itens, como estes são selecionados e processados para atender as necessidades dos consumidores.

A existência de ferramentas que disponibilizam recursos de hipermídias é apresentado na seção 2.10, que exhibe os mecanismos de acesso aos conteúdos na web por intermédio das APIs do Youtube e MediaWiki. Fornece procedimentos flexíveis que permitem que aplicações utilizem seus recursos de vídeo e artigos, respectivamente.

As limitações na tarefa de manipular os itens pelos sistemas de recomendação são apresentadas na seção 2.7.6, através dos problemas como *Cold-start*, Superespecialização, Análise de conteúdo limitada, Esparsidade e Usuário Ovelha-Cinzenta. Estes problemas devem ser conhecidos pelos desenvolvedores de SR de itens para minimizar a problematização destes.

Outra limitação presente na seleção de conteúdos por intermédio de bases de dados na web é o fato destas conterem muitas informações e, assim, tornar necessário determinar quais são os dados mais relevantes para um indivíduo alvo. A API do Youtube permite limitar os vídeos por distintas abordagens, seleção de categoria dos vídeos, idioma, número de visualização, entre outros. A API do mediawiki seleciona, na base do Wikipédia, artigos utilizando uma palavra-chave na busca. Consequentemente, as aplicações podem prover informações de vídeos e artigos de forma adequada aos estudantes.

A terceira QP, tendo esta o enunciado e subquestões: Como avaliar a eficácia e eficiência na precisão e recuperação das informações recuperadas pelo sistema de recomendação no auxílio do processo de ensino aprendizagem?

- Que mecanismos de avaliação indicam que um conteúdo é adequado para um aprendiz alvo?
- Como avaliar a qualidade dos conteúdos?

Os mecanismos que verificam se um conteúdo é adequado ou não para um indivíduo alvo é calculado pelos algoritmos de processamento de dados na Seção 2.8, apresentando os procedimentos de agrupamento e vizinhos mais próximos. Esses procedimentos são utilizados para verificar o quanto um indivíduo se assemelha a outro, desse modo, pode-se utilizar esses mecanismos para verificar a adequação dos conteúdos ofertados para um indivíduo alvo.

No tocante às técnicas de filtragem em conteúdo (ver seção 2.7.2), elas verificam as características de interesse do usuário alvo e recomendam itens similares, enquanto que a técnica de filtragem baseada em colaboração (ver seção 2.7.1) verifica os itens melhores

avaliados pelos indivíduos similares em relação ao um indivíduo alvo para então recomendar tais itens.

Para medir e identificar a qualidade das recomendações que foram disponibilizadas para os usuários do sistema EDUBI, foi aplicado o estudo de caso com o objetivo de extrair informações das recomendações oferecidas para estudantes no ambiente de aprendizagem desse sistema de acordo com as características do perfil e do contexto em que estão inseridos.

Foram utilizados questionários para identificar o perfil dos usuários e a aceitação dessa tecnologia. Foi realizado, também, um debate em grupo com o objetivo de verificar a qualidade dos conteúdos recomendados no experimento. O modelo TAM foi aplicado para verificar a usabilidade dos sistemas Edubi-Mobile e Edubi-Web. Os resultados mostram que a facilidade de uso percebida da aplicação é de fácil compreensão e que não é necessário esforço para utilizar os conteúdos recomendados.

A utilidade percebida mostra que os conteúdos recomendados pelo Edubi tornam rápido e fácil o acesso aos conteúdos das disciplinas cursadas, bem como os interesses dos estudantes, possibilitando o avanço do aprendizado. A intenção de uso mostra que a maioria dos estudantes pretende continuar a utilizar a lista de recomendações dos conteúdos do Edubi e que deseja dar continuidade em sua utilização como mecanismo de ensino e aprendizagem.

Sobre a atitude de uso da tecnologia é possível verificar que um expressivo número de estudantes concorda que a utilização da lista de recomendações dos conteúdos por meio do Edubi poderia ser uma solução capaz de incentivar no aprendizado. No uso da tecnologia, por sua vez, foi verificada a sua frequência durante as últimas semanas. Após análise dos resultados, foi possível perceber que os estudantes utilizaram razoavelmente ou muito as aplicações.

Desse modo, a partir da análise dos dados, foi possível entender e com isso afirmar, que as aplicações foram capazes de manipular as informações dos estudantes e os conteúdos a partir de suas interações.

A questão geral de pesquisa deste trabalho é: “Como recursos de texto e vídeo providos por plataformas sociais podem ser usados para otimizar a recuperação de informação em sistemas de apoio ao aprendizado?”. Para resolver este problema, esta dissertação apresentou o desenvolvimento de um sistema de recomendação híbrido integrado às bases do Youtube e Wikipédia. Com o uso de distintos procedimentos, como agrupamento, vizinhança, ontologia, processamento de dados, dentre outros, por intermédio do EDUBI. O mesmo apresenta mecanismo de rede social que propulsiona que o usuário realize postagens, avalie e comente conteúdos visualizados, por meio de um dispositivo móvel ou computador.

Para dar suporte ao SR deste trabalho, foi desenvolvida uma ontologia denominada PUYW. Esta visa armazenar e organizar informações acerca das características do perfil de estudantes juntamente com os metadados do Youtube e Wikipédia, essas informações podem ser recuperadas por meio de consultas na ontologia. Deste modo, o SR pode consultar informações dos usuários e conteúdos, e, com base nestas, determinar por qual procedimento de filtragem de conteúdo utilizar.

6.2 LIMITAÇÕES

O trabalho apresenta as seguintes limitações:

- O ajuste dos pesos no ambiente de aprendizagem EDUBI não controla se o usuário visualiza o conteúdo quando exposto a ele. Ainda em relação ao ajuste dos pesos, o sistema não gerencia as avaliações negativas dos conteúdos feitas pelos usuários. Essas limitações afetam no ajuste dos pesos do tipo de recomendação, desse modo utilizando na equação apenas os valores positivos de avaliação;
- Foi verificado no experimento que a quantidade de itens recomendados do Wikipédia foi insatisfatória. Acredita-se que foi no devido às preferências do tipo de conteúdo que o usuário mais interagiu vídeo ou texto. Assim, como os estudantes interagiram mais com os vídeos do Youtube, o sistema de recomendação identificou que os usuários preferiam mais vídeos a texto. Desse modo se torna necessário verificar mecanismos que ofereçam e busquem quantidades iguais de conteúdos de vídeo e texto;
- Como foi utilizado o Apache-fuseki para manipular a ontologia PUYW, foi necessário realizar manipulações nas strings. Após sua manipulação, eles poderiam ser utilizados na ontologia, pois alguns caracteres dos títulos e descrições dos vídeos do Youtube apresentavam inconsistência quando o processo de armazenar informações era feito, devido ao texto escrito nessas strings possuir caracteres como “!”, “@”, “#”, “\$”, entre outros.

6.3 TRABALHOS FUTUROS

Ao longo da execução deste trabalho, foram identificados aspectos que conduziram à elaboração de outras produções.

- Sobre a coleta de informações, é importante expandir os dados extraídos pelo sistema, seja por meio de integração de redes sociais ou outros mecanismos de aprendizagens que possam adicionar valor aos conteúdos extraídos;
- A abordagem do sistema de recomendação híbrido realizada neste trabalho pode ser melhorada, bem como verificar o quanto o sistema de recomendação está preciso por meio do uso de métricas;
- Para este trabalho, pretende-se apresentar os resultados do experimento que deu origem a validação da ontologia PUYW.

6.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O sistema SRCIH para o gerenciamento e oferta de conteúdos apresentado neste trabalho teve com objetivo recomendar conteúdos de vídeo e artigos do Youtube e Wikipédia respectivamente, para estudantes por intermédio da API Youubi. Foi desenvolvido um sistema híbrido com soluções de filtragem baseadas em colaboração e conteúdo, esta tem a finalidade de processar qual item tem maiores chances de ser recomendada para um indivíduo alvo.

Para gerenciar as informações dos perfis dos usuários e conteúdos das bases externas foi desenvolvida uma ontologia denominada PUYW, ela por sua vez utiliza mecanismo de consultas SPARQL para inferir o conhecimento contido nela, como responder: quais estudantes apresentam semelhanças, quais conteúdos melhores avaliados, quantidade de visualizações, qual procedimento de filtragem foi recomendado, dentre outras.

Os resultados do experimento mostram que o sistema de recomendação foi eficiente e que pode ser utilizado em outros sistemas de ensino e aprendizagem em relação às recomendações de conteúdo. Foi verificado nos relatos que as recomendações por colaboração, conteúdos e híbridas funcionaram como o esperado e não ofereceram conteúdos diferentes dos interesses dos estudantes. No entanto, devido à implementação ter separado os estudantes entre os usuários que preferiam vídeo e texto, a maioria das recomendações feitas pelo Edubi foram realizadas pela base do Youtube, incapacitando recomendar os itens do Wikipédia.

6.5 PRODUÇÕES CIENTÍFICAS

No decorrer do desenvolvimento da pesquisa ocorreram publicações e participações em eventos científicos, favorecendo significativamente no desenvolvimento do projeto. Abaixo, estão expostas as publicações aceitas:

1. PUYW: Uma ontologia para o gerenciamento de perfis de aprendiz integrando YouTube e Wikipédia para apoiar um sistema de recomendação ubíqua de conteúdos
Anais do XXIII Simpósio Brasileiro de Sistemas Multimídia e Web (2017)
Autores: Sidney Danilo Firmino Bezerra, Salatiel Dantas Silva, Francisco Milton Mendes Neto, Patrício de Alencar Silva, Bruno de Sousa Monteiro e Antônio Victor Teixeira da Costa
2. Sistema de Recomendação Ubíquo Integrando Hipermídias Baseada em Ontologia
Anais do Simpósio Brasileiro de Informática na Educação - SBIE (2017)
Autores: Sidney Danilo Firmino Bezerra, Salatiel Dantas Silva, Francisco Milton Mendes Neto, Patrício de Alencar Silva e Bruno de Sousa Monteiro.
3. YoutubeOntology: Uma ontologia do youtube para auxiliar um sistema de recomendação ubíqua de conteúdos
Anais do Simpósio Brasileiro de Informática na Educação - SBIE (2017)
Autores: Sidney Danilo Firmino Bezerra, Salatiel Dantas Silva, Francisco Milton Mendes Neto e Patrício de Alencar Silva.
4. PUYW: Ontology to Support Ubiquitous Learning Environment.
Revista IEEE América Latina (2018)
Autores: Sidney Danilo Firmino Bezerra, Salatiel Dantas Silva, Ramiro de Vasconcelos dos Santos Junior, Francisco Milton Mendes Neto e Patrício de Alencar Silva.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABU-EL-HAIJA, Sami et al. Youtube-8m: A large-scale video classification benchmark. **arXiv preprint arXiv:1609.08675**, 2016.

ALEXA, **The top 500 sites on the web**, Disponível em: <http://www.alexa.com/topsites> . Acesso em: 20 de Dezembro de 2016

ALMEIDA, Mauricio B.; BAX, Marcello P. Uma visão geral sobre ontologias: pesquisa sobre definições, tipos, aplicações, métodos de avaliação e de construção. **Ciência da Informação, Brasília**, v. 32, n. 3, p. 7-20, 2003.

ANATEL, **Brasil registra 26,6 milhões de acessos em outubro**, Disponível em: <http://www.anatel.gov.br/dados/component/content/article?id=269>. Acesso em: 26 de Dezembro de 2016

ANATEL, **Quase 500 mil linhas móveis foram desativadas em agosto no país**, Disponível em, <http://www.anatel.gov.br/dados/index.php/destaque-1/283-movel-acessos-maio>. Acesso em: 11 de Novembro de 2016

ANIDO-RIFÓN, Luis E. et al. **Standardization in computer-based education. Computer Standards & Interfaces**, v. 36, n. 3, p. 604-625, 2014.

ARAUJO, Regina Borges. **Computação ubíqua: Princípios, tecnologias e desafios**. In: XXI Simpósio Brasileiro de Redes de Computadores. 2003. p. 11-13.

BACCIN, Alciane Nolibos. A construção do acontecimento jornalístico Geyse Arruda-Uniban: do vídeo no YouTube à biografia. 2012.

BARION, Eliana Cristina Nogueira; LAGO, Decio. Mineração de textos. *Revista de Ciências Exatas e Tecnologia*, v. 3, n. 3, p. 123-140, 2015.

BARJASTEH, Iman et al. Cold-start item and user recommendation with decoupled completion and transduction. In: Proceedings of the 9th ACM Conference on Recommender Systems. ACM, 2015. p. 91-98.

BARROS, Philipe Antunes. SISTEMA DE FILTRAGEM COLABORATIVA: UM ESTUDO DE CASO PARA VENDA RECOMENDAÇÃO DE MARMITAS. REPOSITÓRIO DE RELATÓRIOS-Sistemas de Informação, v. 1, n. 1, 2016.

Bax, M. P. (2014) Design science: filosofia da pesquisa em ciência da informação e tecnologia. In: ENCONTRO NACIONAL DE PESQUISA EM CIÊNCIA DA INFORMAÇÃO, 15., 2014, Belo Horizonte. Anais... Belo Horizonte: UFMG, 2014.

BENDAHDANE, Mohamed; ELFALAKI, Brahim; BENATTOU, Mohammed. Services-oriented model for the regulation of learning. Int. J. Soc. Behav. Educ. Econ. Bus. Ind. Eng, v. 10, n. 7, 2016.

BERNERS-LEE, Tim; HENDLER, James; LASSILA, Ora. The Semantic Web is an extension of the current web in which information is given well-defined meaning, better enabling computers and people to work in cooperation. The Semantic Web, Scientific American, 2001.

BEZERRA, M. E. R. Métodos baseados na regra do vizinho mais próximo para reconhecimento de imagens. Monografia de Conclusão de Curso, Departamento de Sistemas Computacionais da Escola Politécnica de Pernambuco, Pernambuco, BRA, p. 90, 2006.

BORGES, Grace; STIUBIENER, Itana. MODELO DE RECOMENDAÇÃO COM BASE NO ESTILO DE APRENDIZAGEM DO ALUNO. Em: 2014 - XI Congresso Brasileiro de Ensino Superior a Distância (ESUD), 2014. p. 214-227

BORGES, Marcos C. et al. Avaliação formativa e feedback como ferramenta de aprendizado na formação de profissionais da saúde. Medicina (Ribeirão Preto. Online), v. 47, n. 3, p. 324-331, 2014.

BORGES, Thiago Henrique et al. Sistema de classificação de plantas por meio de suas folhas usando uma arquitetura híbrida composta por algoritmos genéticos e rede neural artificial. 2013.

BURKE, Robin. Hybrid recommender systems: Survey and experiments. *User modeling and user-adapted interaction*, v. 12, n. 4, p. 331-370, 2002.

CARNEIRO, P. J. S.; COSTA, R. A.; MEIRA, S. R. L. Uma Ferramenta de Auxílio à Formação de Novos Colaboradores no Contexto de Projetos de Software. XIX Simpósio Brasileiro de Informática na Educação (SBIE). Anais... Fortaleza: [s.n.], 2008^a

CARVALHO, Lucas Augusto; NUNES, Maria Augusta Silveira Netto. Uso da Personalidade na modelagem de usuário e suas aplicações em Sistemas de Recomendação: survey 2011. *Scientia Plena*, v. 9, n. 5, 2013.

CARVALHO, Vitor et al. Uma Ontologia para Apoio à Recomendação Automática e Personalizada de Conteúdo Considerando Estilos de Aprendizagem de Estudantes em Sistemas Adaptativos para Educação. In: *Brazilian Symposium on Computers in Education (Simpósio Brasileiro de Informática na Educação-SBIE)*. 2016. p. 1175.

CASAGRANDE, Marcus Filipi Rosso; DA SILVA, Gustavo Kozima; WILLRICH, Roberto. Técnica de Recomendação Baseada em Metadados para Repositórios Digitais Voltados ao Ensino. *Revista Brasileira de Informática na Educação*, v. 23, n. 2, 2015.

CASAGRANDE, Marcus Filipi Rosso; KOZIMA, Gustavo; WILLRICH, Roberto. Técnica de Recomendação Baseada em Metadados para Repositórios Digitais Voltados ao Ensino. In: *Brazilian Symposium on Computers in Education (Simpósio Brasileiro de Informática na Educação-SBIE)*. 2013. p. 677.

CAZELLA, Sílvio César; NUNES, M. A. S. N.; REATEGUI, Eliseo. A Ciência da Opinião: Estado da arte em Sistemas de Recomendação. André Ponce de Leon F. de Carvalho; Tomasz Kowaltowski..(Org.). *Jornada de Atualização de Informática-JAI*, p. 161-216, 2010.

CEWEB. Centro De Estudos Sobre Tecnologias Web. Guia de Web Semântica. São Paulo, 2015. Disponível em: <http://ceweb.br/media/docs/publicacoes/13/Guia_Web_Semantica.pdf>. Acesso em: 11 abr. 2017.

CHACÓN-RIVAS, Mario; SANTOS, Olga C.; BOTICARIO, Jesus. Modeling Learner Information wihting an Integrated Model on Standard-based Representations. In: UMAP Workshops. 2015.

CHICAIZA, Janneth et al. A user profile definition in context of recommendation of open educational resources. An approach based on linked open vocabularies. In: Frontiers in Education Conference (FIE), 2015. 32614 2015. IEEE. IEEE, 2015. p. 1-7.

CIRILO, Carlos Eduardo. Computação Ubíqua: definição, princípios e tecnologias. Cientifcarticle, Universidade Federal de São Carlos, Brasil, 2014.

COSTA, Evandro; AGUIAR, Janderson; MAGALHÃES, Jonathas. Sistemas de Recomendação de Recursos Educacionais: conceitos, técnicas e aplicações. Jornada de Atualização em Informática na Educação, v. 1, n. 1, 2013.

DA SILVA, Edna Marta Oliveira. A Webquest na Internet: o novo material didático. Revista da FAE, v. 11, n. 2, 2016.

DA SILVA, Luiz Cláudio Nogueira; NETO, Francisco Milton Mendes; JÚNIOR, Luiz Jácome. Mobile: Um ambiente multiagente de aprendizagem movel para apoiar a recomendação sensível ao contexto de objetos de aprendizagem. In: Anais do Simpósio Brasileiro de Informática na Educação. 2011.

DAVIS, F.D., Bagozzi, R.P., e Warshaw, P.R. (1989). User Acceptance of Computer Technology: A comparison of two theoretical models, Management Science Vol. 35:8, pp. 982-1003.

DBPEDIA, **LEARN ABOUT DBPEDIA**. Disponível em: <https://wiki.dbpedia.org/about>. Acesso em 02 de Maio de 2016.

DE LIMA, Layane Martins; CARDOSO, Luciana Recart. Estudo Exploratório de Ferramentas Wikis para Utilização em Museus Virtuais. Revista de Sistemas de Informação da FSMA, n. 16, p. 3-8, 2015.

DE LIMA, Júnio César; DE CARVALHO, Cedric L. **Uma Visão da Web Semântica**. Technical Report INF_001/94, Instituto de Informática-Universidade Federal de Goiás, 2004.

DENG, Shuiguang; HUANG, Longtao; XU, Guandong. Social network-based service recommendation with trust enhancement. Expert Systems with Applications, v. 41, n. 18, p. 8075-8084, 2014.

DEVELOPERS, Api Reference, Disponível em: <https://developers.google.com/youtube/v3/docs/?hl=pt-br> Acesso em: 27 de Abr de 2017.

DORFEY, Dáila Elisa; FROZZA, Rejane. O uso da gestão do conhecimento no processo de avaliação de cursos de graduação. Perspectivas em Ciência da Informação, v. 20, n. 1, p. 120-137, 2015.

DOS SANTOS BARBOSA, Aurélio Miguel et al. WEBSITE EMPRESARIAL COM ARQUITETURA MVC UTILIZANDO DDD E ANGULARJS. RE3C-Revista Eletrônica Científica de Ciência da Computação, v. 11, n. 1, 2017.

DOS SANTOS NETO, Antônio Laurindo et al. Tecnologias de dados abertos para interligar bibliotecas, arquivos e museus: um caso machadiano. **Transformação**, v. 25, n. 1, 2013.

FARANCE, F. Draft standard for learning technology. Public and private information (PAPI) for learners (PAPI Learner). Version 6.0. Tech. Rep. Institute of Electrical and Electronics Engineers, Inc.. http://ltsc.ieee.org/wg2/papi_learner_07_main.doc, 2000.

FERREIRA Araujo, Luis Gustavo et al. UbiGroup: Um Modelo de Recomendação Ubíqua de Conteúdo para Grupos Dinâmicos de Aprendizes. Revista Brasileira de Informática na Educação, v. 23, n. 3, 2015.

GALLINA, Leandro Zulian. Extração e representação semântica de fatos temporais. 2012.

GARIN, Ramiro Saldaña et al. O uso de técnicas de recomendação em um sistema para apoio à aprendizagem colaborativa. *Revista brasileira de informática na educação*. Vol. 14, n. 3 (set./dez. 2006), p. 49-59., 2006

GHAILANI, Mohamed; EL BOUHDIDI, Jaber; FENNAN, Abdelhadi. Towards an adaptive e-learning solution based on ontologies and competencies approach. *International Journal of Computer Applications*, v. 98, n. 21, 2014.

GÓIS, Marcos de Meira. Melhorias para um sistema de recomendação baseado em conhecimento a partir da representação semântica de conteúdos. 2015.

GOTARDO, Reginaldo Aparecido et al. Uma abordagem de sistema de recomendação orientada pelo aprendizado sem fim. 2014. Tese de Doutorado. Tese de Doutorado. Universidade Federal de São Carlos.

GOULART, Elias Estevão; PERAZZO, Priscila Ferreira. HiperMemo: a hipermídia e a memória no mundo digital | HiperMemo: hypermedia and memory in the digital world. *Liinc em Revista*, v. 11, n. 1, 2015.

GULLA, Jon Atle et al. Implicit User Profiling in News Recommender Systems. In: *WEBIST* (1). 2014. p. 185-192.

ISOTANI, Seiji et al. Estado da arte em web semântica e web 2.0: potencialidades e tendências da nova geração de ambientes de ensino na internet. *Revista brasileira de informática na educação*, v. 17, n. 01, p. 30, 2009.

ISOTANI, Seiji et al. Web 3.0-Os rumos da Web semântica e da Web 2.0 nos ambientes educacionais. In: *Brazilian Symposium on Computers in Education (Simpósio Brasileiro de Informática na Educação-SBIE)*. 2008. p. 785-795.

ISOTANI, Seiji; BITTENCOURT, Ig Ibert. *Dados Abertos Conectados: Em busca da Web do Conhecimento*. Novatec Editora, 2015.

JESUS, Degiane Amorin Dermiro de; GERMANO, Jéssica. A importância do planejamento e da rotina na educação infantil. In: II Jornada de Didática e I Seminário de Pesquisa do CEMAD, 2013, Londrina. Docência na educação superior: caminhos para uma práxis transformadora, p. 29-40.

KAHL, Marcelo; FLORIANO, Diogo. Computação ubíqua, tecnologia sem limites. **Vale do Itajaí SC**, 2012.

LACERDA, D. P. et al (2013). Design Science Research: método de pesquisa para a engenharia de produção. *Gestão & Produção*, v. 20, n. 4, p. 741-761.

LAVETI, Ramesh Naidu et al. A Hybrid Recommender System Using Weighted Ensemble Similarity Metrics and Digital Filters. In: High Performance Computing Workshops (HiPCW), 2016 IEEE 23rd International Conference on. IEEE, 2016. p. 32-38

LEVIS, Darci; BARBOSA, Jorge LV; PINTO, Sérgio Crespo CS. Aperfeiçoamento automático do perfil do aprendiz em ambientes de educação ubíqua. *Brazilian Journal of Computers in Education*, v. 16, n. 01, 2008.

MACHADO, Guilherme Medeiros; DE OLIVEIRA, José Palazzo Moreira. CARLO: Modelo Ontológico de Contexto para Recomendação de Objetos de Aprendizagem em Ambientes Pervasivos. Em: Simpósio Brasileiro de Banco de Dados – SBBD. 2014. p. 47-56.

MAFFEZZOLLI, Eliane Cristine F.; BOEHS, Carlos Gabriel Eggerts. Uma reflexão sobre o estudo de caso como método de pesquisa. *Revista da FAE*, v. 11, n. 1, 2016.

MARCONDES, Carlos Henrique. “Linked data”–dados interligados-e interoperabilidade entre arquivos, bibliotecas e museus na web. *Encontros Bibli: revista eletrônica de biblioteconomia e ciência da informação*, v. 17, n. 34, p. 171-192, 2012.

MARCZAL, Diego et al. FARMA: Uma ferramenta de autoria para objetos de aprendizagem de conceitos matemáticos. In: Anais dos Workshops do Congresso Brasileiro de Informática na Educação. 2015. p. 23.

MASSON, Matheus Manhães. Cold Start em Recomendação de Músicas Utilizando Deep Learning. 2016. Tese de Doutorado. PUC-Rio.

MIRANDA, Dener Silva; AZEVEDO, LL de S.; MAGALHÃES, Regis Pires. Consumindo Linked Data na Web. Encontro Unificado de Computação em Parnaíba, 2011.

MONTEIRO, Bruno de Sousa et al (2015) “Youubi: Ambiente de Aprendizagem Ubíqua.” In: Brazilian Symposium on Computers in Education (Simpósio Brasileiro de Informática na Educação-SBIE). p. 111.

Neto, M. (2011) “Estratégia Híbrida para Recomendação Personalizada utilizando o Guia de Programação Eletrônico”.106p. Dissertação (Mestrado Acadêmico em Ciência da Computação), Universidade Estadual do Ceará, Fortaleza.

PALETTA, Francisco Carlos; MUCHERONI, Marcos Luiz. O desenvolvimento da WEB 3.0: Linked Data e DBPEDIA. **Prisma. com**, n. 25, p. 73-90, 2014.

PEQUENO, Paulo André Lima. Um Sistema de recomendação com filtragem híbrida de conteúdos para ambientes virtuais de aprendizagem como instrumento de suporte a alunos e acompanhamento de turmas numerosas. 2015. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Teleinformática) - Universidade Federal do Ceará.

PEREIRA, André Luiz Vazine. Agrupamento de dados baseado em predições de modelos de regressão: desenvolvimentos e aplicações em sistemas de recomendação. 2016. Tese de Doutorado. Universidade de São Paulo.

PEREIRA, Crystiam Kelle et al. Explorando Dados Ligados através de um Sistema de Recomendação Educacional. In: Brazilian Symposium on Computers in Education (Simpósio Brasileiro de Informática na Educação-SBIE). 2015. p. 1042.

PIAGET, J. Desenvolvimento e aprendizagem. Traduzido por Paulo Francisco Slomp do original In. LAVATTELLY, C. S. e STENDLER, F. Reading in child behavior and development. NewYork: Hartcourt Brace Janovich, 1972.

Primo, T.: “Método de representação de conhecimento baseado em ontologias para apoiar sistemas de recomendação educacionais,” Tese doutorado, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Brasil, (2013).

PROTÉGÉ, Protégé. Disponível em <http://protege.stanford.edu>. Acesso em: 27 de Nov de 2017

RAMALHO, Rogério Aparecido Sá; VIDOTTI, Silvana Aparecida Borsetti Gregorio; FUJITA, Mariângela Spotti Lopes. Web semântica: aspectos interdisciplinares para a organização e recuperação de informações. 2012.

RAUNIAR, Rupak et al. Technology acceptance model (TAM) and social media usage: an empirical study on Facebook. *Journal of Enterprise Information Management*, v. 27, n. 1, p. 6-30, 2014.

RAUTENBERG, Sandro et al. Uma metodologia para o desenvolvimento de ontologias. **RECEN-Revista Ciências Exatas e Naturais**, v. 10, n. 2, p. 237-262, 2010. RECEN-Revista Ciências Exatas e Naturais, v. 10, n. 2, p. 237-262, 2010.

REIS, Gustavo; BARRÉRE, Eduardo. Recomendação Colaborativa de Conteúdos Educacionais para Dispositivos Portáteis. In: *Brazilian Symposium on Computers in Education (Simpósio Brasileiro de Informática na Educação-SBIE)*. 2014. p. 934.

REIS, LFM dos. Sistema de Recomendação Baseado em Conhecimento. UNIVERSIDADE DE COIMBRA FACULDADE DE CIÊNCIAS E TECNOLOGIA DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA INFORMÁTICA, Setembro, 2012.

REZENDE, Paulo Alceu Almeida et al. PERSONNA: proposta de ontologia de contexto e perfil de alunos para recomendação de objetos de aprendizagem. *Revista Brasileira de Informática na Educação*, v. 23, n. 01, p. 70, 2015.

REZENDE, Paulo Alceu d’Almeida. "BROAD-RS: arquitetura para recomendação de objetos de aprendizagem sensível ao contexto usando agentes e ontologia." 2014. 153f. Dissertação

(Mestrado) - Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação, Instituto de Ciências Exatas da Universidade Federal de Juiz de Fora, Juiz de Fora, 2014.

REZENDE, Solange O.; MARCACINI, Ricardo M.; MOURA, Maria F. O uso da mineração de textos para extração e organização não supervisionada de conhecimento. *Revista de Sistemas de Informação da FSMA*, v. 7, p. 7-21, 2011.

RIBEIRO, João Pedro Accorsi; REATEGUI, Eliseo; BOFF, Elisa. Integrando um agente pedagógico para recomendação de tutores a um sistema de gerência de cursos. IX Ciclo de Palestras sobre Novas Tecnologias na Educação, <http://www.cinted.ufrgs.br/ciclo9/artigos/7dJoaoPedro.pdf>, v. 9, 2014.

RIVERO-RODRIGUEZ, A. et al. A health information recommender system: Enriching YouTube health videos with Medline Plus information by the use of SnomedCT terms. In: *Computer-Based Medical Systems (CBMS), 2013 IEEE 26th International Symposium on*. IEEE, 2013. p. 257-261.

ROCHA, Rafael Port da; DORFMAN, Adriana; FRANÇA, Arthur Borba Colen. Construindo a base de dados de teses, dissertações e monografias sobre estudos fronteiriços. *Anuário Unbral das fronteiras brasileiras*. p. 13-59, 2015.

Ruiz, Evandro Eduardo Seron. "Mineração de Texto em Saúde." *Journal of Health Informatics* 8.1 (2016).

SACCOL, Amarolinda et al. *M-learning e u-learning: novas perspectivas da aprendizagem móvel e ubíqua*. Pearson. Prentice Hall. São Paulo, 2011.

SANTAELLA, Lucia. A aprendizagem ubíqua na educação aberta. *Revista Tempos e Espaços em Educação*, p. 15-22, 2014.

SANTAELLA, Lúcia. A aprendizagem ubíqua substitui a educação formal. *Revista de Computação e Tecnologia da PUC-SP—Departamento de Computação/FCET/PUC-SP* ISSN, v. 2176, p. 7998, 2010.

SANTAELLA, Lucia. Desafios da ubiquidade para a educação. Revista Ensino Superior Unicamp, v. 9, p. 19-28, 2013.

SANTOS, Rodrigo Magalhães Mota dos. Técnicas de aprendizagem de máquina utilizadas na previsão de desempenho acadêmico. 2016. Dissertação de Mestrado. UFVJM.

SAWADOGO, Daouda; CHAMPAGNAT, Ronan; ESTRAILLIER, Pascal. User profile modelling for digital resource management systems. In: The 22nd Conference on User Modeling, Adaptation and Personalization. 2014.

SILVA, Edjalma Queiroz da et al. Invenire: um método evolucionário para combinar resultados das técnicas de sistemas de recomendação baseado em filtragem colaborativa. 2014.

SILVA, Luara Cantarella; DAMIAN, Ieda Pelógia Martins; SEGUNDO, José Eduardo Santarem. Melhores práticas para aplicação de projetos de Gestão do Conhecimento: instituindo ambientes colaborativos. Biblos, v. 30, n. 1, p. 27-42, 2016.

SILVA, Mírian Rita Lucena. O labirinto YouTube: o site em que os vídeos florescem e as veredas se bifurcam. Universitas. Arquitetura e Comunicação Social, v. 9, n. 1, 2012.

SILVA, Patrícia Maria da. Modelo de aceitação de tecnologia (TAM) aplicado ao Sistema de Informação da Biblioteca Virtual em Saúde (BVS) nas Escolas de Medicina da Região Metropolitana do Recife. 2008.

SILVA, Patrícia; PIMENTEL, Valdenise; SOARES, Juliana. A utilização do computador na educação: aplicando o Technology Acceptance Model (TAM). Biblionline, 2012.

SILVA, Silvana Cruz da et al. Desafios na operacionalização da técnica de grupo focal para coleta de dados em pesquisa qualitativa. Semana de Enfermagem (28.: 2017: Porto Alegre, RS). Enfermagem e suas dimensões: a gestão do cuidado e o impacto na saúde; anais;[recurso eletrônico]. Porto Alegre: HCPA, 2017. 1 CD-ROM, 2017.

SILVA, V. M. da. Revisão sistemática da evolução mvc na base acm. 15o Concurso de Trabajos Estudiantiles, 2012.

SMYTHE, Colin; TANSEY, Frank; ROBSON, Robby. IMS Learner Information Packaging Information Model Specification-Final Specification Version 1.0. IMS Global Learning Consortium, Inc, 2001.

SOUZA, Marcia Izabel Fugisawa et al. Produção de Microvídeos para Dispositivos Móveis na Temática do Código Florestal Brasileiro. EAD em FOCO, v. 6, n. 1, 2016.

TARUS, John K.; NIU, Zhendong; YOUSIF, Abdallah. A hybrid knowledge-based recommender system for e-learning based on ontology and sequential pattern mining. Future Generation Computer Systems, v. 72, p. 37-48, 2017.

VEIGA, Francisco; CASTRO, Pedro; FERNANDES, Pedro. Search Talks-Recolha e Análise de Informação. 2016.

VIEIRA, Felipe José Rocha; NUNES, Maria Augusta Silveira Netto. Dica: Sistema de recomendação de objetos de aprendizagem baseado em conteúdo. Scientia Plena, v. 8, n. 5, 2012.

VOWL, Visual Notation for OWL Ontologies. Disponível em: <http://vowl.visualdataweb.org/>. Acesso em 02 de Maio de 2018.

WEBER, Cristófer. Construção de um corpus anotado para classificação de entidades nomeadas utilizando a Wikipedia e a DBpedia. 2015. Dissertação de Mestrado. Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul.

WEINERMAN, C.H. Escalas de Medicion en ciencias sociales. Buenos Aires: Ed. Nueva Vision, 1976 p. 201-260

Wieringa, R. J. (2014). Design Science Methodology for Information Systems and Software Engineering, Berlin: Springer.

YIN, R. K. Estudo de Caso – Planejamento e Método. 2. ed. São Paulo: Bookman, 2001.

YOUTUBE, Sobre o YouTube, Disponível em, <https://www.youtube.com/yt/about/pt-BR/>. Acesso em: 20 de Dezembro de 2016.

APÊNDICE A – QUESTIONÁRIO DE PERFIL DO USUÁRIO

Este questionário faz parte das atividades de pesquisa necessárias para a elaboração da dissertação de mestrado em Ciência da Computação do PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO UERN-UFERSA. **Tal pesquisa tem por objetivo investigar o grau de satisfação das recomendações dos conteúdos das bases de dados do YouTube e Wikipédia, realizadas para os usuários do sistema de aprendizagem YOUUBI.** Para tanto, solicitamos sua colaboração respondendo as questões abaixo.

Agradecemos sua colaboração.

Atenciosamente Sidney Danilo Firmino Bezerra – Mestrando em Ciência da computação PPGCC- UERN-UFERSA (sdfb7@hotmail.com)

Francisco Milton Mendes Neto – Orientador e Coordenador do PPGCC (miltonmendes@ufersa.edu.br)

- 1- E-mail _____
 - 2- Em qual curso está? _____
 - 3- Qual seu gênero () Masculino () Feminino
 - 4- Em que município reside? _____
 - 5- Além de estudar, você trabalha? () Sim () Não
 - 6- Possui experiência com algum tipo de educação a distância (EAD)?
- () Não, nem tenho curiosidade ou vontade
- () Não, mas tenho curiosidade ou vontade
- () Sim, curso oferecido pelo Instituto Metrópole Digital
- () Sim, curso oferecido pela Universidade Aberta do Brasil
- () Sim, curso oferecido pelo MEC (Ministério da Educação e Cultura)
- () Sim, curso oferecido pelo Instituto Federal (de meu estado)
- () Sim, curso online aberto e massivo (Ex: Coursera, Udacity, OpenClass, EDX)
- () Outros

7- Como você avalia suas habilidades com computadores ?

Por habilidades queremos dizer conforto usando, facilidade de instalar programas, de executar tarefas, resolver pequenos problemas e acessar a internet.

Muito poucas ou nenhuma				Muito boas
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)

8- Com que frequência você usa o computador?

Quase nunca				O tempo todo
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)

9- Com que frequência você usa o smartphone?

Quase nunca				O tempo todo
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)

10- Com que frequência você usa a internet?

Quase nunca				O tempo todo
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)

11- Com quem você se sente a vontade compartilhando sua localização?

() Ninguém

() Colegas de faculdade ou trabalho

() Amigos

() Familiares

() Todos (inclusive pessoas desconhecidas, ex: amigos de amigos)

() Outros

12- Para cada item, qual seu interesse em realizar essas atividades usando o smartphone?

() Ver vídeos

Nenhum	Pouco	Neutro ou Indiferente	Um pouco	Muito
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)

() Ler textos

Nenhum	Pouco	Neutro ou Indiferente	Um pouco	Muito
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)

() Acessar informações relacionadas a estudo ou ao curso

Nenhum	Pouco	Neutro ou Indiferente	Um pouco	Muito
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)

13- Para cada item, qual seu interesse em realizar essas atividades usando o computador?

() Ver vídeos

Nenhum	Pouco	Neutro ou Indiferente	Um pouco	Muito
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)

() Ler textos

Nenhum	Pouco	Neutro ou Indiferente	Um pouco	Muito
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)

() Acessar informações relacionadas a estudo ou ao curso

Nenhum	Pouco	Neutro ou Indiferente	Um pouco	Muito
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)

APÊNDICE B – QUESTIONÁRIO DE PERCEPÇÃO DAS RECOMENDAÇÕES DE CONTEÚDOS YOUTUBE E WIKIPÉDIA POR INTERMÉDIO DAS APLICAÇÕES DE APRENDIZAGEM BASEADAS NA API YOUUBI

Universidade do Estado do Rio Grande do Norte – UERN
Universidade Federal Rural do Semiárido – UFERSA
Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação



Instruções:

- Responda as perguntas com base na lista de conteúdos recomendados que apareça na tela inicial das aplicações.
- O termo aplicações se refere ao aplicativo e ao site que estão sendo avaliados.
- Por favor, nas perguntas abertas, preencha em letra de forma e legível.
- Nas questões fechadas, responda com um X, conforme a escala a seguir:

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

Nome (não será divulgado): _____

Atuação Profissional: _____ Data: ____/____/____

1. <u>Facilidade</u> de uso percebida referente à lista de recomendações de conteúdos YouTube e Wikipédia					
1.1 Aprendi rapidamente a utilizar as recomendações de conteúdos.	1	2	3	4	5
1.2 A utilização das recomendações de conteúdos é de fácil compreensão.	1	2	3	4	5
1.3 A utilização das recomendações de conteúdos não requer muito esforço.	1	2	3	4	5
1.4 No geral, considero fácil a utilização do conteúdo gerada pela lista de recomendações.	1	2	3	4	5
1.5 Se houve dificuldade na utilização da lista de recomendações dos conteúdos, descreva sobre isso.					

2. Utilidade percebida referente ao uso à lista das recomendações de conteúdos (YouTube e Wikipédia).					
2.1 O conteúdo gerado pela lista de recomendações do Youubi torna mais rápido a busca por conteúdos das disciplinas ministradas.	1	2	3	4	5
2.2 O conteúdo gerado pela lista de recomendações do Youubi torna mais fácil a pesquisa relacionada ao seu interesse.	1	2	3	4	5
2.3 O conteúdo gerado pela lista de recomendações do Youubi aumenta a eficácia na pesquisa relacionada a seu interesse.	1	2	3	4	5
2.4 A utilização da lista de recomendações dos conteúdos do Youubi é importante e adiciona valor ao meu aprendizado.	1	2	3	4	5
2.5 Com o uso da lista de recomendações dos conteúdos do Youubi fui capaz de acelerar meu aprendizado.	1	2	3	4	5
2.6 Estou motivado a continuar usando a lista de recomendações dos conteúdos do Youubi.	1	2	3	4	5
2.7 A lista de recomendações dos conteúdos do Youubi facilita meu aprendizado em assuntos das disciplinas ministradas.	1	2	3	4	5
2.8 Houve em algum momento na lista de recomendações dos conteúdos que não se aplicaram as suas características.	1	2	3	4	5
2.9 Utilizando a lista de recomendações dos conteúdos do Youubi aumentaram minha produtividade.	1	2	3	4	5
2.10 O que levaria você a não utilizar a lista de recomendações dos conteúdos?					

3. Intenção Comportamental no uso do Sistema de Recomendação de conteúdos (YouTube e Wikipédia) do Youubi					
3.1 Eu vou continuar a utilizar a lista de recomendações dos conteúdos do Youubi como mecanismo de ensino e aprendizagem.	1	2	3	4	5
3.2 Eu recomendaria a utilização da lista de recomendações dos conteúdos do Youubi como mecanismo de ensino e aprendizagem.	1	2	3	4	5
3.3 Eu pretendo continuar a usar a lista de recomendações dos conteúdos do Youubi com frequência.	1	2	3	4	5

4. Atitudes para uso do Sistema de Recomendação de conteúdos (YouTube e Wikipédia) do Youubi (AU)					
4.1 AU1- Utilizar a lista de recomendações dos conteúdos do Youubi é uma boa solução no incentivo ao aprendizado.	1	2	3	4	5
4.2 AU2 - Eu gosto da ideia de utilizar a lista de recomendações dos conteúdos do Youubi para o aprendizado.	1	2	3	4	5

Instruções:

- Nas próximas questões fechadas, responda com um X, conforme a escala a seguir:

1	2	3	4	5
Pouquíssimo	Pouco	Neutro	Muito	Muitíssimo

5. Referente à <u>frequência</u> de uso do Sistema de Recomendação de conteúdos (YouTube e Wikipédia) do Youubi					
5.1 US1 – Indique a frequência com a qual utilizou semanalmente a lista de recomendações dos conteúdos do Youubi.	1	2	3	4	5
5.2 US2 – Indique a frequência que utilizou o conteúdo gerado pela lista de recomendações dos conteúdos do Youubi na última semana.	1	2	3	4	5

APÊNDICE C – ROTEIRO DO GRUPO FOCAL

Pesquisador Responsável: Sidney Danilo Firmino Bezerra

Grupo Focal:

Tema: Experiência na utilização do Edubi mobile e web em relação aos conteúdos gerados do Youtube e Wikipédia

Regras:

- Cada participante deve respeitar a opinião dos demais;
- Apenas uma pessoa fala de cada vez;
- Todo mundo vai ter oportunidade de expressar sua opinião;
- Não fugir do tema estabelecido;

Roteiro: Perguntas a serem feitas aos participantes do grupo:

1. Com relação ao conteúdo do YouTube e Wikipédia recomendado pelo sistema:
 - a. O conteúdo recomendado pelo sistema está de acordo com suas necessidades?
 - b. O sistema recomenda conteúdos suficientes?
 - c. As recomendações facilitaram o seu aprendizado?
2. Com relação à precisão das recomendações do sistema:
 - a. Você está satisfeito com a precisão dos conteúdos do YouTube e Wikipédia recomendados pelo sistema?
 - b. O sistema apresenta erros nos conteúdos gerados?
 - c. As recomendações dos conteúdos do YouTube e Wikipédia se adaptam facilmente às mudanças de seu interesse?
3. Com relação à pontualidade do sistema:
 - a. Você obtém os Conteúdos no tempo que necessita?
 - b. O sistema proporciona recomendações de Conteúdos atualizados?
 - c. O sistema recomenda Conteúdos adequados ao seu ambiente de acesso (e.g internet rápida, localização, aparelho, etc.)?

Considerações finais:

1. Perguntar se alguém tem mais alguma colocação a fazer.
2. Agradecer a participação de todos.

Fim do Grupo Focal.

APÊNDICE D – TERMO DE CONSENTIMENTO LIVRE E ESCLARECIDO

Declaro, por meio deste termo, que concordei em participar da pesquisa do projeto intitulado “Cenários de Aprendizagem Ubíqua” desenvolvida por Ivanildo Antônio da Silva Júnior e Victoria Íris Santos de Santana; e também da pesquisa da dissertação de mestrado de Sidney Danilo Firmino Bezerra, do Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação. Fui informado que as pesquisas são coordenadas pelos professores Bruno de Sousa Monteiro e Francisco Milton Mendes Neto respectivamente.

Afirmo que aceito que minha imagem, áudio e vídeo sejam usados para fins da pesquisa, mas mantendo minha identidade anônima em publicações. O acesso e análise dos dados coletados se farão apenas pelos membros dos projetos e seus orientadores.

Fui informado que caso me retire do experimento estou passível de sofrer subtração de parte da minha nota na disciplina Informática Aplicada ministrada pelo Professor Ademar França de Sousa Neto.

Mossoró, _____ de _____ de 2018.

Assinatura do participante: _____

Assinatura do pesquisador: _____