

Giana da Silva Bernardino

**UM MODELO DE PERFIL DE EDUCANDO BASEADO EM
SISTEMAS EDUCACIONAIS APLICADO AO CONTEXTO DE
SISTEMAS DE RECOMENDAÇÃO**

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Tecnologias da Informação e Comunicação da Universidade Federal de Santa Catarina para a obtenção do Grau de Mestre em Tecnologias da Informação e Comunicação.

Orientador: Prof. Dr. Alexandre Leopoldo Gonçalves.

Coorientador: Prof. Dr. Robson Rodrigues Lemos.

Araranguá
2017

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor,
através do Programa de Geração Automática da Biblioteca Universitária da UFSC.

Bernardino, Giana da Silva

Um modelo de perfil de educando baseado em sistemas educacionais aplicado ao contexto de sistemas de recomendação / Giana da Silva Bernardino ; orientador, Alexandre Leopoldo Gonçalves, coorientador, Robson Rodrigues Lemos, 2017.
151 p.

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Santa Catarina, Campus Araranguá, Programa de Pós-Graduação em Tecnologias da Informação e Comunicação, Araranguá, 2017.

Inclui referências.

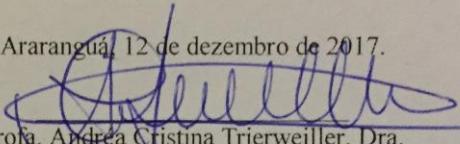
1. Tecnologias da Informação e Comunicação. 2. Sistemas de Recomendação. 3. Sistemas Educacionais. 4. Perfil do Educando. I. Gonçalves, Alexandre Leopoldo. II. Lemos, Robson Rodrigues. III. Universidade Federal de Santa Catarina. Programa de Pós-Graduação em Tecnologias da Informação e Comunicação. IV. Título.

Giana da Silva Bernardino

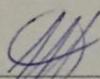
**UM MODELO DE PERFIL DE EDUCANDO BASEADO EM
SISTEMAS EDUCACIONAIS APLICADO AO CONTEXTO DE
SISTEMAS DE RECOMENDAÇÃO**

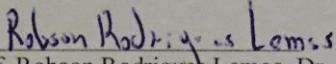
Esta Dissertação foi julgada adequada para obtenção do Título de “Mestre”, e aprovada em sua forma final pelo Programa de Pós-Graduação em Tecnologias da Informação e Comunicação da Universidade Federal de Santa Catarina.

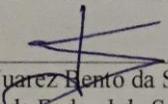
Araranguá, 12 de dezembro de 2017.

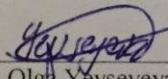

Prof. Andrea Cristina Trierweiler, Dra.
Coordenadora do Curso

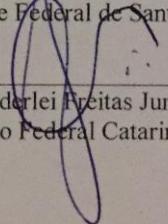
Banca Examinadora:


Prof. Alexandre Leopoldo Gonçalves, Dr.
Orientador
Universidade Federal de Santa Catarina


Prof. Robson Rodrigues Lemos, Dr.
Coorientador
Universidade Federal de Santa Catarina


Prof. Juarez Bento da Silva, Dr.
Universidade Federal de Santa Catarina


Profa. Olga Yevseyeva, Dra.
Universidade Federal de Santa Catarina


Prof. Vanderlei Freitas Junior, Dr.
Instituto Federal Catarinense

Este trabalho é dedicado à minha família e amigos que estiveram ao meu lado, apoiando e contribuindo em todos os momentos desta caminhada.

AGRADECIMENTOS

À Deus por ter me dado força, inspiração e iluminado os caminhos que me conduziram nesta caminhada.

À minha família pela compreensão, apoio e incentivo em todos os momentos. Com o amor e carinho transmitido, a vida torna-se mais leve e prazerosa.

Ao orientador, Prof. Dr. Alexandre Leopoldo Gonçalves, por todo apoio, atenção, dedicação, paciência, sabedoria e auxílio, os meus agradecimentos, respeito e admiração. Que Deus te ilumine sempre!

Aos professores do PPGTIC pela forma profissional que conduziram suas disciplinas, pelos momentos de troca de informações e conhecimentos, os meus agradecimentos.

Por fim, a todos os amigos que sempre me incentivaram e souberam entender os momentos de ausência.

“A alegria está na luta, na tentativa, no sofrimento envolvido e não na vitória propriamente dita.”
(Mahatma Gandhi)

RESUMO

Os sistemas utilizados na educação têm evoluído, sendo que, os antigos sistemas educacionais passaram a dar espaço a sistemas complexos que fazem o uso de uma grande quantidade de materiais organizados e disponíveis em diversos tipos de mídia. Com isso, um novo panorama de ensino surgiu alterando os métodos tradicionais de aprendizagem, apresentando novos cenários aos educandos e aprimorando as práticas nos sistemas *online*. Juntamente com esta evolução, o volume de dados armazenados e disponíveis nos sistemas cresceu promovendo uma sobrecarga de informações. Atualmente, muitos sistemas *online* apresentam excesso de informações, conteúdos e atividades disponíveis aos educandos, dificultando a seleção e escolha destes. Oferecer tais conteúdos, de forma assertiva e adequada ao perfil do educando é uma tarefa complexa. É neste cenário que os sistemas de recomendação se adequam. A utilização deste tipo de sistema no âmbito dos sistemas educacionais permite que os conteúdos ofertados sejam adequados às necessidades e perfis dos educandos. Diante do exposto e conduzido pela abordagem metodológica *Design Science Research*, este trabalho apresenta um modelo de perfil do educando a partir de suas preferências e interações em sistemas educacionais *online*, com o objetivo de permitir a recomendação de conteúdos nestes sistemas. Para demonstração da viabilidade e avaliação do modelo proposto, foram desenvolvidos quatro cenários de estudo com informações provenientes de uma instituição de ensino. Nestes cenários, foram aplicados processos de recomendações utilizando as abordagens de filtragem colaborativa e a baseada em conteúdo. A partir da avaliação destes cenários os resultados demonstram a viabilidade do modelo produzindo recomendações que visam auxiliar o processo de aprendizagem nos sistemas educacionais.

Palavras-chave: Sistemas de Recomendação. Sistemas Educacionais. Perfil do Educando.

ABSTRACT

The systems used in education have evolved from old educational systems been replaced by complex systems using large amount of materials organized and made available in different types of media. From that, new teaching approaches have emerged by changing traditional learning methods, presenting new scenarios to students and improving practices in online systems. Along with this evolution the growing availability of contents has promoting an overload of data. Many online systems currently have too much information, content and activities available to students making difficult any choice. Offering assertively and appropriately such content taking into account the profile of the students is a complex task. In this kind of scenarios recommender systems are suitable. The use of this type of system within the educational systems allows the contents offered to be adapted to the needs and profiles of the students. Taking this into account and guided by methodological approach Design Science Research, this work presents an student profile model based on their preferences and interactions in online educational systems, with the purpose of allow the recommendation of contents. To demonstrate the feasibility and evaluation of the proposed model four study scenarios were developed with information from a teaching institution. In these scenarios recommendations were carried out using collaborative filtering and content based approaches. From the evaluation of these scenarios the results demonstrate the viability of the model producing recommendations that aim to aid the teaching learning process in the educational systems.

Keywords: Recommender Systems. Educational Systems. Student Profile.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Processo da metodologia DSR.	30
Figura 2 - Desenvolvimento da metodologia.	31
Figura 3 - Estrutura Analítica do Projeto (EAP).	70
Figura 4 - Modelo conceitual.	72
Figura 5 - Modelo lógico	73
Figura 6 - Dados importados referente aos cursos.	82
Figura 7 - Dados importados referente às disciplinas.	82
Figura 8 - Dados importados referente aos educandos.	83
Figura 9 - Dados importados referente aos relacionamentos entre cursos e educandos.	83
Figura 10 - Dados importados referente aos relacionamentos entre disciplinas e educandos.	84
Figura 11 - Dados importados referente as áreas de interesses dos educandos.	84
Figura 12 - Dados importados referente aos relacionamentos entre áreas de interesse e educandos.	85
Figura 13 - Dados importados referentes aos estilos de aprendizagem.	85
Figura 14 - Dados importados referente às atividades do ambiente de aprendizagem.	86
Figura 15 - Dados importados referentes aos anexos das atividades.	86
Figura 16 - Dados importados referente às atividades do histórico	87
Figura 17 - Dados importados referente aos <i>links</i> de acesso.	87
Figura 18 - Dados importados referentes aos dados de acesso.	87
Figura 19 - Etapas do processo de recomendação do cenário 1.	88
Figura 20 - Entidade com os pesos atribuídos para o estilo de aprendizagem.	89
Figura 21 - Resultado do cálculo da similaridade entre os usuários.	90
Figura 22 - Resultado com a relação de usuários e atividades não realizadas.	91
Figura 23 - Atividades recomendadas aos educandos.	91
Figura 24 - Etapas do processo de recomendação do cenário 2.	92
Figura 25 - Entidade com os termos relacionados a área de interesse.	93

Figura 26 - Entidade com os atributos e normalização do <i>TF-IDF</i>	94
Figura 27 - Entidade relacionando os educandos, áreas de interesse, <i>TF-IDF</i> e curso.....	95
Figura 28 - Cursos livres recomendados aos educandos.	95
Figura 29 - Etapas do processo de recomendação do cenário 3.	96
Figura 30 - Entidade com os atributos e cálculo do percentual de acesso.....	97
Figura 31 - Entidade relacionando disciplina, usuário e atividades.	98
Figura 32 - Atividades mais acessadas recomendadas aos Usuários.....	98
Figura 33 - Etapas do processo de recomendação do cenário 4.	99
Figura 34 - Entidade com os atributos e cálculo do percentual de curtidas.	100
Figura 35 - Entidade relacionando disciplina, usuário e atividades.	101
Figura 36 - Atividades mais curtidas recomendadas aos Usuários.	101

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 - Métodos de abordagem híbrida.	58
Quadro 2 - Características dos perfis de usuário dos trabalhos correlatos.	65
Quadro 3 - Representação da entidade "USUARIO".	74
Quadro 4 - Representação da entidade "IDIOMA".	74
Quadro 5 - Representação da entidade "ESTILO_APRENDIZAGEM".	74
Quadro 6 - Representação da entidade "AREA_INTERESSE".	75
Quadro 7 - Representação da entidade "AREA_INTERESSE_USUARIO".	75
Quadro 8 - Representação da entidade "CURSO".	75
Quadro 9 - Representação da entidade "CURSO_USUARIO".	76
Quadro 10 - Representação da entidade "DISCIPLINA".	76
Quadro 11 - Representação da entidade "DISCIPLINA_USUARIO".	76
Quadro 12 - Representação da entidade "ACESSO_HISTORICO".	77
Quadro 13 - Representação da entidade "LINK_HISTORICO".	77
Quadro 14 - Representação da entidade "ATIVIDADE".	78
Quadro 15 - Representação da entidade "ATIVIDADE_ANEXO".	78
Quadro 16 - Representação da entidade "ATIVIDADE_HISTORICO".	78
Quadro 17 - Pesos atribuídos para cada atributo do estilo de aprendizagem.	89

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AVA - Ambientes Virtuais de Aprendizagem
CAI - *Computer Aided Instruction*
DSR - *Design Science Research*
EAD - Ensino a Distância
EAP - Estrutura Analítica do Projeto
EDUCOM - Educação e Computador
FSLSM - Felder-Silverman *Learning Style Model*
IMS-LD - *IMS Learning Design*
MD5 - *Message-Digest Algorithm 5*
MER - Modelo Entidade Relacionamento
MOOC - *Massive Online Open Courses*
MOODLE - *Modular Object-Oriented Dynamic Learning Environment*
PPGTIC - Pós-Graduação em Tecnologias da Informação e Comunicação
SATC - Associação Beneficente da Indústria Carbonífera de Santa Catarina
SBIE - Simpósio Brasileiro de Informática na Educação
TEL - *Technology Enhanced Learning*
TF-IDF - *Term Frequency-Inverse Document Frequency*
UFRGS - Universidade Federal do Rio Grande do Sul
UFRJ - Universidade Federal do Rio de Janeiro
UFSC - Universidade Federal de Santa Catarina
ULP - Perfil Unificado do Aluno
UNB - Universidade de Brasília
UNICAMP - Universidade Estadual de Campinas
VARK - *Visual, Aural, Read/Write, Kinesthetic*

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	23
1.1 DEFINIÇÃO DO PROBLEMA	25
1.2 OBJETIVOS	27
1.2.1 Objetivo Geral.....	27
1.2.2 Objetivos Específicos	27
1.3 JUSTIFICATIVA E RELEVÂNCIA DO TEMA.....	27
1.4 DELIMITAÇÕES DA PESQUISA	28
1.5 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS.....	29
1.6 ADERÊNCIA E INTERDISCIPLINARIDADE	32
1.7 ESTRUTURA DO TRABALHO	32
2 SISTEMAS EDUCACIONAIS	35
2.1 INTRODUÇÃO	35
2.2 SISTEMAS EDUCACIONAIS <i>ONLINE</i>	37
2.3 AMBIENTES VIRTUAIS DE APRENDIZAGEM.....	39
2.4 MOOC - <i>Massive Online Open Courses</i>	41
2.5 O PERFIL DO EDUCANDO EM AMBIENTES EDUCACIONAIS	42
3 SISTEMAS DE RECOMENDAÇÃO.....	45
3.1 INTRODUÇÃO	45
3.2 ABORDAGENS DE RECOMENDAÇÃO.....	48
3.2.1 Baseada em Conteúdo	48
3.2.1.1 Modelo de Espaço Vetorial e <i>TF-IDF</i>	50
3.2.2 Filtragem Colaborativa	51
3.2.2.1 Medida de Similaridade do Cosseno.....	53
3.2.3 Baseada em Conhecimento.....	54
3.2.4 Baseada em Comunidade (Grupos).....	55
3.2.5 Demográfica	56
3.2.6 Híbrida.....	57

3.2.7 Outras Abordagens.....	58
3.3 TRABALHOS CORRELATOS	59
4 MODELO PROPOSTO.....	69
4.1 DESCRIÇÃO DO MODELO	69
4.2 MODELO CONCEITUAL E LÓGICO.....	71
5 APLICAÇÃO DO MODELO E ANÁLISE DOS RESULTADOS	81
5.1 CENÁRIO DE APLICAÇÃO.....	81
5.2 GERANDO RECOMENDAÇÕES.....	88
5.2.1 Recomendação Cenário 1	88
5.2.2 Recomendação Cenário 2	92
5.2.3 Recomendação Cenário 3	96
5.2.4 Recomendação Cenário 4	99
5.3 ANÁLISE DOS RESULTADOS.....	102
6 CONSIDERAÇÕES FINAIS E TRABALHOS FUTUROS.....	105
6.1 CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	105
6.2 TRABALHOS FUTUROS	106
REFERÊNCIAS.....	109
APÊNDICE A – MODELO FÍSICO DO BANCO DE DADOS	119
APÊNDICE B – QUESTIONÁRIOS DOS MODELOS DE ESTILOS DE APRENDIZAGEM.....	127
APÊNDICE C – FUNÇÕES DO PROCESSO DE RECOMENDAÇÃO	137

1 INTRODUÇÃO

Ao longo dos anos e com os avanços tecnológicos, novas visões de ensino e aprendizagem surgiram e com isso novas tecnologias, ferramentas e ambientes de ensino foram incorporados à educação presencial e a distância (CAZELLA et al., 2012).

As tecnologias da informação e comunicação cada vez mais desempenham um papel importante na popularidade dos sistemas *online* e vêm sendo aplicadas na educação de forma crescente (SILVA et al., 2015). Os sistemas educacionais evoluíram para grandes plataformas *online* com inúmeras informações, atividades e mídias, utilizados por educandos com diversos perfis, sendo que cada qual com objetivos diferentes (MACHADO, 2013).

A evolução dos sistemas educacionais também mudou o comportamento da aprendizagem tradicional apresentando novas situações aos educandos e aprimorando as práticas nos sistemas *online*. Juntamente com esta evolução, o volume de dados armazenado nas bases é crescente e o problema de sobrecarga de informação é cada vez mais grave (WU; LU; ZHANG, 2015).

O excesso de informações disponíveis aos educandos torna difícil o acesso e a busca aos materiais, atividades ou conteúdo específicos de seus interesses (GALLEGO et al., 2012). Tarus, Niu e Yousif (2017) destacam que a sobrecarga de informações nos ambientes educacionais dificulta a escolha dos recursos de aprendizagem úteis, relevantes e necessários aos educandos.

Neste volume de dados, porém, podem existir informações valiosas, gerando novos conhecimentos, possibilitando a identificação do perfil dos educandos e sugerindo conteúdos e materiais que sejam adequados às suas atividades (PRIMO et al., 2007; WU; LU; ZHANG, 2015).

Este fato tem sido acompanhado por muitas pesquisas e estudos na área e cada vez mais surgem técnicas sendo aplicadas a estes sistemas, sendo muito importante para a educação, pois diante de tantas inovações é necessário ter diferencial e buscar novas opções neste cenário (ANSARI et al., 2017; BOURKOUKOU; ELBACHARI; ELADNANI, 2017).

Pesquisas como de Lu et al. (2015) e de Aguiar et al. (2015) apresentam revisões e destacam trabalhos na área de Sistemas de Recomendação aplicados em ambientes educacionais. Relacionam-se também estudos com foco em técnicas e processos de recomendação na área educacional (ALINANI et al., 2016; DWIVEDI; BHARADWAJ,

2015; IMRAN et al., 2016; KHRIBI; JEMNI; NASRAOUI, 2009; RODRÍGUEZ et al., 2012; SERRANO-GUERRERO; ROMERO; OLIVAS, 2013; TAKANO; LI, 2010; VERBERT et al., 2007; VESIN et al., 2013; WU; LU; ZHANG, 2015; ZAPATA et al., 2011).

Tendo em vista estes aspectos, surge o desafio em como despertar a atenção dos educandos com conteúdos relevantes, associados ao seu perfil e às atividades educacionais. Desta forma os sistemas de recomendação aplicados na educação podem trazer grandes benefícios, trabalhando como filtros de informação, auxiliando os educandos na seleção de conteúdos importantes e associado com seu perfil (CAZELLA et al., 2012).

Segundo Lu et al. (2015), desde o início dos anos 2000 os Sistemas de Recomendação tem se tornado popular nos ambientes educacionais, visando auxiliar os educandos na recomendação de cursos, atividades e materiais de aprendizagem que os interessam. Zapata et al. (2011) também destacam que os sistemas de recomendação têm sido aplicados com sucesso nos ambientes educacionais com o objetivo de suportar diferentes tarefas e permitir a personalização de atividades, conteúdos e cursos.

Os primeiros Sistemas de Recomendação surgiram em meados da década de 1990 permanecendo, ao longo dos anos, o elevado interesse nesta área devido ao objetivo de auxiliar usuários na recomendação de diversos tipos de informações, bem como, a aplicabilidade nos mais diversos domínios (FIGUEROA et al., 2015). Como exemplo mencionam-se as sugestões no domínio de comércio eletrônico e conteúdos, tais como filmes, músicas, livros, entre outros (BOBADILLA et al., 2013).

Os Sistemas de Recomendação têm como objetivo fornecer sugestões de itens para usuários, reduzindo a sobrecarga de informações e recuperando itens ou serviços relevantes, provendo deste modo recomendações personalizadas. Uma das características mais importantes é a capacidade de prever preferências e interesses do usuário através da análise ou comportamento deste ou de um grupo de usuários (FIGUEROA et al., 2015; LU et al., 2015).

Conforme a abordagem os Sistemas de Recomendação podem ser classificados em sistemas com filtragem baseada em conteúdo, baseada em conhecimento, filtragem colaborativa e híbrida, sendo estes os métodos mais tradicionais (CARRER-NETO et al., 2012; SERRANO-GUERRERO; ROMERO; OLIVAS, 2013).

Os sistemas com filtragem baseada em conteúdo sugerem itens que são semelhantes aos itens que o usuário preferiu no passado. Os

sistemas com filtragem baseada em conhecimento sugerem itens para usuários identificando a correlação entre suas preferências e produtos, serviços ou conteúdo, em geral utilizando como suporte uma estrutura de representação do conhecimento. Os sistemas com filtragem colaborativa geram recomendações com base em opiniões de outros usuários que compartilharam interesses semelhantes. Já os sistemas híbridos combinam as melhores características de duas ou mais técnicas com o propósito de melhorar as recomendações (BURKE, 2002; CARRER-NETO et al., 2012; SALEHI; POURZAFERANI; RAZAVI, 2013).

Técnicas de mineração de dados também são aplicadas nos sistemas de recomendação para a exploração de dados a fim de descobrir padrões e regras significativas. Também usadas para conduzir a tomada de decisão e para prever o efeito das decisões nos sistemas de recomendação com o objetivo de melhorar o desempenho. Algumas destas técnicas são: regras de associação, agrupamento, árvore de decisão, vizinho mais próximo, redes neurais, e métodos heurísticos (PARK et al., 2012).

Desta forma, os sistemas de recomendação aplicados nos ambientes educacionais podem auxiliar os educandos no processo de ensino-aprendizagem, fornecer recomendações de atividades ou conteúdos, identificar o perfil dos educandos, filtrar informações relevantes e importantes relacionadas ao perfil e ao contexto educacional, como também, comparar resultados com outros grupos de educandos e obter novos conhecimentos.

1.1 DEFINIÇÃO DO PROBLEMA

A evolução da informação digital, a computação de alta velocidade e a Internet tem permitido o acesso a milhares de informações e recursos educacionais. Este cenário levou ao desenho de novas propostas de ensino-aprendizagem e novos sistemas com a finalidade de compartilhar materiais educacionais (RODRÍGUEZ et al., 2012).

Os sistemas educacionais *online* oferecem vários benefícios, como maior acessibilidade à informação, padronização de conteúdos, disponibilidade, interatividade e maior comodidade. Mas, geralmente entregam o mesmo conteúdo para todos, com base em seus métodos de ensino tradicionais sem considerar as características dos educandos (IMRAN et al., 2016).

A quantidade de informações heterogêneas disponíveis nos sistemas educacionais *online* tem dificultado a entrega de conteúdos importantes e que atendam às necessidades e requisitos do educando. Segundo Figueroa et al. (2015), esta se tornou uma área de pesquisa relevante a partir do desenvolvimento dos primeiros sistemas de recomendação, e continua a ser interessante devido a abundância de aplicações que ajudam os usuários a trabalharem com diferentes tipos de informação.

Atualmente, os Sistemas de Recomendação estão sendo utilizados nestes domínios de aplicação com o objetivo de sugerir itens ou conteúdos que possam ser interessantes ao educando. No entanto, um dos desafios consiste em gerar recomendações a partir de dados heterogêneos (FIGUEROA et al., 2015).

De acordo com Khribi (2009), uma das novas formas de personalizar os sistemas educacionais online é proporcionar a recomendação de conteúdos aos educandos para ajudá-los e auxiliá-los no processo de ensino.

A necessidade de os sistemas educacionais utilizarem aspectos mais eficazes para ajudar os educandos a navegar, pesquisar e aprender eficientemente se tornou indispensável. Da mesma forma, permitir que os educandos contribuam com suas ideias, opiniões e sugestões a respeito de cada recurso que utilizam nos sistemas, pode economizar tempo e esforços de outros para chegar a conclusões semelhantes (ALINANI et al., 2016).

A eficiência dos Sistemas de Recomendação depende muito da precisão dos perfis de usuário (AMINI et al., 2014). Como também, segundo Beel (2015), encontrar as abordagens mais promissoras é um desafio nestes sistemas, sendo que muitas pesquisas negligenciam o perfil do usuário.

O perfil do educando é um item muito importante na proposta de um modelo de sistemas de recomendação, pois seus atributos são fundamentais para o processo. Como as características e interesses dos educandos podem variar com o tempo, propor um modelo dinâmico torna o processo mais eficaz (MÉNDEZ, 2009).

Assim, diante da importância dos Sistemas de Recomendação para os sistemas educacionais e da necessidade de se configurar perfis adequados ao processo de sugestão, esta dissertação estabelece a seguinte questão de pesquisa: “como constituir perfis educacionais que possibilitem recomendações de conteúdos visando auxiliar o processo de aprendizagem em sistemas educacionais *online*?”.

1.2 OBJETIVOS

A seguir são apresentados os objetivos geral e específicos deste trabalho.

1.2.1 Objetivo Geral

O objetivo geral consiste no desenvolvimento de um modelo de perfil do educando a partir de suas preferências e interações, permitindo a recomendação de conteúdos em sistemas educacionais *online*.

1.2.2 Objetivos Específicos

- Analisar e delimitar os dados que serão aplicados na obtenção do perfil do educando e na recomendação de conteúdos;
- Propor um modelo de perfil do educando que possibilite a recomendação de conteúdos;
- Demonstrar a viabilidade do modelo proposto no provimento de recomendações, considerando cenários de estudo;
- Realizar a discussão dos resultados obtidos a partir dos cenários de estudo.

1.3 JUSTIFICATIVA E RELEVÂNCIA DO TEMA

Embora os Sistemas de Recomendação tenham sido tradicionalmente aplicados em diferentes domínios, como compras, programas de TV, livros, etc., o uso destes sistemas no campo educacional fornece aplicações úteis e de grande potencial para auxiliar os educandos nas atividades de aprendizagem (GALLEGO et al., 2012).

Na área educacional a aplicação dos Sistemas de Recomendação tem se tornado cada vez mais popular no ensino a distância. Estes geralmente têm como objetivo ajudar os educandos a escolherem cursos e materiais que estão relacionados com seus interesses (LU et al., 2015).

Com a sobrecarga de informações que os educandos se confrontam nos sistemas *online*, Sistemas de Recomendação surgem com abordagens eficazes para lidar com estes problemas. Takano (2010) destaca que esta categoria de sistema desempenha um papel importante na prestação de serviços personalizados, apoiando o processo de aprendizagem, gerenciando a colaboração dos educandos e promovendo a interação entre os educandos e educadores.

As abordagens de recomendações integradas aos sistemas educacionais *online*, sugerindo materiais de aprendizagem com base no que é aprovado e recomendado utilizando informações de educandos semelhantes, tem proporcionado interesse significativo de pesquisadores por apresentar um comportamento proeminente no dia a dia (IMRAN et al., 2016).

Os Sistemas de Recomendação têm evoluído para explorar o conhecimento associado às relações entre itens e dados obtidos de diferentes fontes existentes (FIGUEROA et al., 2015). No contexto das atividades educacionais estes sistemas procuram fazer recomendações de acordo com as características do educando e suas necessidades de aprendizagem (RODRÍGUEZ et al., 2012).

Atualmente os educandos perdem muito tempo na navegação e filtragem de informações, devido à dificuldade na localização de materiais de aprendizagem útil. Este problema tem sido abordado nos Sistemas de Recomendação, e várias soluções são propostas, com objetivo de personalizar a recomendação de materiais de aprendizagem com base nos perfis ou preferências dos educandos (GHAUTH; ABDULLAH, 2010).

Pode se afirmar ainda que um dos principais componentes dos Sistemas de Recomendação na área educacional é o modelo do perfil do educando, como também a relação das estratégias de adaptação aos objetos de aprendizagem (MÉNDEZ, 2009).

Neste contexto, os sistemas de recomendação integrados aos sistemas educacionais auxiliam na busca e seleção de conteúdos relacionados ao perfil dos educandos, baseados em históricos de atividades, gerando significativas recomendações de itens, e direcionando ao educando itens que melhor atendam às suas necessidades e preferências (IMRAN et al., 2016).

1.4 DELIMITAÇÕES DA PESQUISA

Delimita-se esta pesquisa com o objetivo de desenvolvimento de um modelo que permita a recomendação de conteúdos em sistemas educacionais, bem como, a definição de abordagens e algoritmos que atendam esta necessidade através da criação do perfil do educando.

De acordo com o modelo proposto, esta pesquisa pode auxiliar o processo de ensino-aprendizagem e prover recomendações úteis de acordo com o interesse dos educandos e das atividades educacionais, comparar resultados com outros grupos de educandos e obter novos conhecimentos.

Não contempla o escopo desta pesquisa o desenvolvimento de uma ferramenta computacional direcionada ao usuário final ou um *software* enquanto produto final e sim, um protótipo visando auxiliar na avaliação dos resultados obtidos.

1.5 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

Os procedimentos metodológicos têm por objetivo descrever a metodologia utilizada e classificar a pesquisa em diversos aspectos. Em função desta pesquisa estar caracterizada na linha de pesquisa Tecnologia Computacional e ter como propósito o desenvolvimento de um artefato (ao nível de protótipo) computacional, para alcançar os objetivos, será adotada a metodologia *Design Science Research* (DSR).

A DSR é altamente relevante para pesquisas na área de sistemas de informação, pois sua metodologia apoia a criação de artefatos inovadores para solucionar problemas do mundo real com alta prioridade na relevância do domínio da aplicação. A DSR possui alto domínio com as disciplinas técnicas, como a ciência da computação (VAISHNAVI; KUECHLER, 2004).

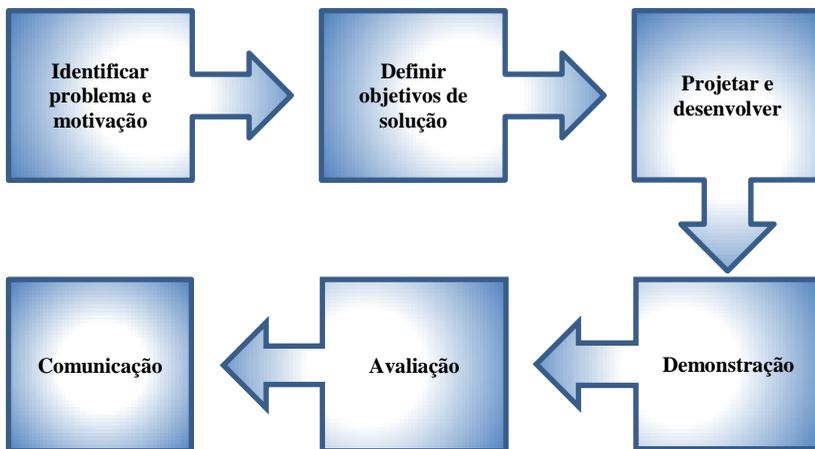
De acordo com Hevner et al. (2004), a DSR procura desenvolver e justificar teorias que expliquem ou prevejam fenômenos organizacionais e humanos que envolvem a análise, a concepção, a implementação, a gestão e o uso de sistemas de informação.

A *Design Science Research* procura criar inovações que definam as ideias, práticas, capacidades técnicas e produtos através dos quais a utilização dos sistemas de informação podem ser eficazes e eficientemente cumpridas (HEVNER et al., 2004).

Uma metodologia é um sistema de princípios, práticas e procedimentos aplicados a uma área específica do conhecimento. A DSR pode ajudar pesquisadores de sistemas de informação a produzir e apresentar pesquisas de alta qualidade (PEFFERS et al., 2007).

Nesta pesquisa será adotada a metodologia DSR de Peffers (2007), que é estruturada em uma ordem nominalmente sequencial de seis atividades: identificar problema e motivação; definir objetivos de solução; projetar e desenvolver; demonstração; avaliação; comunicação. Abaixo, pode-se observar na Figura 1, o processo da metodologia adotada.

Figura 1 - Processo da metodologia DSR.

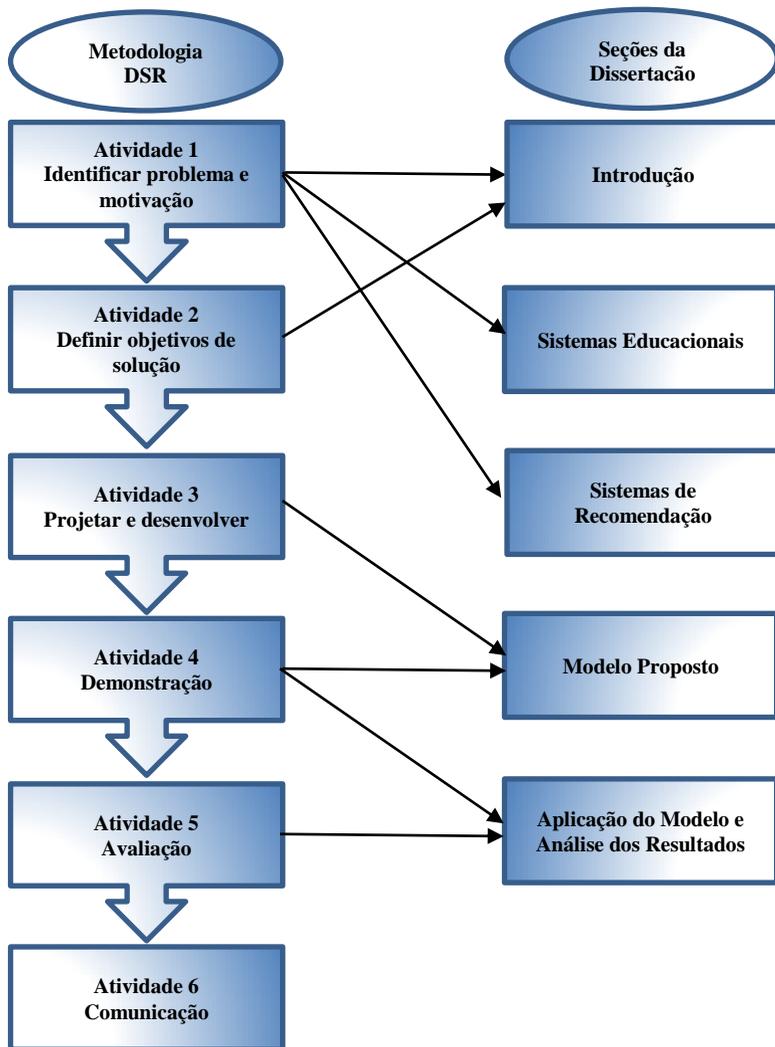


Fonte: Elaborada pela autora.

A primeira atividade compreende a definição do problema e mostra a importância e busca informações assegurando a completa compreensão deste. Na segunda atividade definem-se os objetivos de soluções em relação ao problema identificado, analisando e propondo soluções satisfatórias. A terceira atividade envolve o projeto e desenvolvimento do artefato, a construção e concepção considerando as soluções satisfatórias para o projeto. A quarta atividade demonstra o uso do artefato por meio de simulações ou validações. Na quinta atividade a avaliação tem por objetivo observar a eficiência e medir o comportamento do artefato em relação ao problema definido, ou seja, comparar os resultados obtidos com os requisitos previamente definidos. Por fim, a sexta atividade, comunicação, divulga os resultados obtidos e apresenta o artefato desenvolvido (PEFFERS et al., 2007).

De acordo com o delineamento metodológico adotado, a Figura 2 demonstra o relacionamento de cada uma das seções desta dissertação com as atividades da metodologia DSR de Peffers (2007), evidenciando o desenvolvimento da metodologia selecionada.

Figura 2 - Desenvolvimento da metodologia.



Fonte: Elaborada pela autora.

1.6 ADERÊNCIA E INTERDISCIPLINARIDADE

O programa de Pós-Graduação em Tecnologias da Informação e Comunicação (PPGTIC) está estruturado na área de concentração Tecnologia e Inovação, dividido em três linhas de pesquisa: Tecnologia, Gestão e Inovação; Tecnologia Educacional; Tecnologia Computacional (UFSC, 2016).

Esta pesquisa possui aderência com a linha de pesquisa Tecnologia Computacional, pois tem como foco principal o desenvolvimento de um modelo que permita a recomendação de conteúdos em sistemas educacionais, como pode ser evidenciado ao longo deste trabalho. O trabalho se justifica uma vez que um dos principais objetivos desta linha se refere ao desenvolvimento de modelos, técnicas e ferramentas computacionais auxiliando na resolução de problemas de natureza interdisciplinar.

No âmbito da interdisciplinaridade esta dissertação também está alinhada à linha de pesquisa Tecnologia Educacional, pois o método proposto tem como objetivo auxiliar todos os envolvidos no processo de ensino-aprendizagem, fornecendo recomendações de conteúdos em ambientes educacionais, filtrando informações relevantes e importantes relacionadas ao perfil do educando e contexto educacional. Por fim, cabe mencionar que a Tecnologia Educacional fomenta o desenvolvimento e a construção de materiais de apoio ao ensino e à aprendizagem (*hardware* e *software*) no contexto educacional.

1.7 ESTRUTURA DO TRABALHO

Esta dissertação está estruturada em seis capítulos conforme especificação abaixo.

O primeiro capítulo apresenta a introdução, definindo a problemática e objetivos da pesquisa. Seguido da justificativa e relevância do tema, delimitações da pesquisa, procedimentos metodológicos, aderência e interdisciplinaridade referente ao programa de pós-graduação, e finalizando com a estrutura do trabalho.

O segundo capítulo apresenta uma revisão de literatura acerca dos sistemas educacionais, sistemas educacionais *online*, ambientes virtuais de aprendizagem e MOOCs – *Massive Online Open Courses*, enfatizando a educação em geral. Neste capítulo também é apresentada a importância e características do perfil do educando em ambientes educacionais.

O terceiro capítulo apresenta os conceitos de sistemas de recomendação, bem como suas abordagens e aplicações, com o objetivo de buscar conhecimentos necessários para o desenvolvimento da pesquisa. Finalizando o capítulo são analisados os trabalhos correlatos com sistemas de recomendação na área educacional.

O quarto capítulo refere-se ao modelo proposto, modelo conceitual e lógico, apresentando a descrição detalhada do modelo, características, informações e etapas de como o compõem.

O quinto capítulo apresenta os cenários de aplicação detalhando os processos de recomendação, a avaliação do modelo e análise dos resultados.

Por fim, o sexto capítulo apresenta as considerações finais e trabalhos futuros.

2 SISTEMAS EDUCACIONAIS

Neste capítulo é abordado os conceitos de sistemas educacionais, sistemas educacionais *online*, ambientes virtuais de aprendizagem e os MOOCs (*Massive Online Open Courses*). Apresenta-se um breve histórico e evolução destes sistemas e o perfil do educando nestes ambientes educacionais.

2.1 INTRODUÇÃO

Esta pesquisa procura resgatar informações relacionadas aos sistemas educacionais, sendo estes sistemas, *softwares*, aplicativos ou programas de computador de contexto educacional, caráter didático e com o objetivo de auxiliar o processo de ensino-aprendizagem.

Zem-lobes, Pedro e Isotani (2014) e Santos (2016) definem sistema educacional como um instrumento didático que auxilia no processo de ensino-aprendizagem.

Bertoletti et al. (2003), Soffa e Alcântara (2008) consideram sistema educacional aquele que pode ser usado para algum objetivo educacional, qualquer que seja a natureza ou finalidade para o qual tenha sido criado.

Para Ribeiro (2016) um *software* para ser educativo deve basear-se em uma teoria de aprendizagem e na capacidade do sujeito em construir o conhecimento de forma autônoma, devendo permitir a colaboração entre docentes e discentes, e deve ter um ambiente interativo.

Segundo Almeida e Ross (2014) sistemas educacionais são sistemas que proporcionam ao educando um ambiente interativo, desperta o interesse e a curiosidade, estimula o raciocínio e a criatividade dos educandos levando a uma aprendizagem significativa.

A qualidade de um sistema educacional se relaciona com a obtenção de satisfação e êxito dos educandos na aprendizagem de um conteúdo ou habilidade. O uso adequado dos sistemas proporcionam melhorias e aperfeiçoamento no processo de ensino-aprendizagem, como também um reforço ao ensino nas diferentes áreas curriculares (RIBEIRO, 2016).

Os sistemas educacionais podem ser classificados em categorias de acordo com seus objetivos ou com a forma pela qual o conhecimento é abordado. No decorrer da pesquisa pôde-se observar variações em relação às taxonomias utilizadas para classificar os sistemas.

Taylor (1980) categoriza os sistemas em três grupos: tutor, tutelado e ferramenta. Os sistemas tutores têm por objetivo tutelar o aprendizado do educando, os sistemas tutelados permitem ao educando programar em um sistema específico para que funcione a partir da sua perspectiva e necessidade. Os sistemas do grupo ferramentas permitem a manipulação das informações através de programas específicos, como por exemplo, planilhas, editores de textos, pacotes gráficos e outros.

Valente (1993) divide os sistemas em três grupos: tutoriais, exercícios e prática, jogos e simulação. Bertolotti et al. (2003), divide os sistemas em sete grupos: tutorial, exercício e prática, sistema tutor inteligente, simulação e modelagem, jogo educativo, informativo e hipertexto/hipermídia. Ribeiro (2016) classifica os sistemas em: tutoriais, jogos multimídias, exercício e prática, redes de comunicação e Internet, programação pedagógica, aplicativo, simulação.

Porém, observa-se que a categoria de sistemas tutoriais está presente em todas as pesquisas, sendo estes pertencentes ao grupo de programas conhecidos como CAI (*Computer Aided Instruction*).

O CAI, surgiu nos anos 60 nos Estados Unidos e historicamente é o primeiro sistema desenvolvido para uso do computador na educação (VALENTE; ALMEIDA, 1997). Estes sistemas têm como característica fornecer o mesmo conteúdo a todos os educandos e induzem a uma resposta correta mediante uma série de estímulos cuidadosamente planejados (DI BITONTO et al., 2013; GIRAFFA, 2009; SANTOS, 2016).

No Brasil o uso dos sistemas educacionais teve início na década de 70 com as primeiras demonstrações do uso do computador na educação com os sistemas CAI na I Conferência Nacional de Tecnologia aplicada ao Ensino Superior no Rio de Janeiro (MORAES, 1997).

As primeiras iniciativas de estudos e pesquisas na área da educação brasileira foram as das universidades UFRJ (Universidade Federal do Rio de Janeiro), UFRGS (Universidade Federal do Rio Grande do Sul) e UNICAMP (Universidade Estadual de Campinas) (MORAES, 1997; VALENTE; ALMEIDA, 1997).

Segundo Moraes (1997), Valente e Almeida (1997), os primeiros sistemas foram utilizados no ensino de química através de simulações, algumas experiências usando simulação de fenômenos de física com educandos de graduação, e o sistema SISCAI para avaliação dos educandos de pós-graduação. No final da década de 70 e início de 80, novas experiências surgiram na UFRGS explorando a potencialidade do computador através da linguagem LOGO®.

O LOGO® é um sistema educacional de fácil interação e a principal característica é a de possibilitar ao educando resolver situações-problemas com o objetivo de estimular a autoaprendizagem, a investigação, e o prazer da descoberta. Este sistema passou a ser usado em muitas escolas, incentivando a produção de diversas pesquisas e o desenvolvimento de projetos (GIRAFFA, 2009; OLIVEIRA, 2016).

Um dos projetos pioneiros na educação é o EDUCOM (Educação e Computador). Aprovado e elaborado em 1983 no Brasil, colaborou com o desenvolvimento de sistemas educativos, incentivando a produção de pesquisas e diversos trabalhos na educação, disseminando o uso dos sistemas em muitas escolas (MORAES, 1997; OLIVEIRA, 2016; VALENTE; ALMEIDA, 1997).

Muitos projetos, programas e concursos surgiram ao longo destas últimas décadas, como também a participação da comunidade acadêmica-científica e o desenvolvimento de pesquisas aplicadas ajudando na disseminação do uso da informática na educação (MORAES, 1997).

Belloni (2015), menciona que os avanços das tecnologias da informação e comunicação e a explosão da Internet na década de 90, trouxeram novas visões de ensino e de sistemas educacionais, resultando em mudanças radicais no modo de ensinar e aprender.

Os sistemas educacionais precisam se adaptar adequadamente aos requisitos e recursos tecnológicos dos ambientes de aprendizagem atual, como também abordar a aprendizagem de uma forma eficaz atendendo as necessidades do educando (OKOYE et al., 2012).

2.2 SISTEMAS EDUCACIONAIS *ONLINE*

A Internet e as tecnologias digitais impulsionaram o uso de diversas ferramentas de comunicação e de troca de informações, apresentando novas possibilidades de ensino baseados na interação entre educandos distantes geograficamente, transformando os sistemas educacionais em sistemas *online* (KAMAL; MOHAMED; ALI, 2016; MACHADO, 2013).

Para Silva et al. (2015), os sistemas educacionais *online* referem-se ao uso de meios eletrônicos e de tecnologias da informação e comunicação na educação. Proporcionam uma aprendizagem personalizada, conforme a necessidade, disponibilidade e ritmo do educando.

Segundo Belloni (2015), as facilidades de comunicação oferecidas pela Internet colocam à disposição dos sistemas educacionais,

técnicas rápidas, seguras e eficientes de troca de informações entre os usuários e aumentando a interatividade.

Nos sistemas educacionais *online* os educandos têm a oportunidade de estarem conectados regularmente se comunicando de diversas formas, permitindo a construção de espaços para interagir e estabelecendo trocas de conhecimento de forma colaborativa (GUAREZI; MATOS, 2012).

Giraffa (2009) destaca que a grande maioria dos sistemas educacionais é ou será acessado pela Internet, com interfaces web, disponibilizando ambientes cada vez mais acessíveis e que não necessitem de qualquer instalação para serem utilizados.

Os avanços tecnológicos influenciaram diretamente na educação, fazendo com que surgissem novas propostas de ensino, tais como, o EAD (Ensino a Distância). O EAD ocasionou mudanças no processo de ensino-aprendizagem, transformando radicalmente os papéis dos educadores e educandos, fazendo com que os sistemas educacionais se aprimorassem (MATUCHESKI; LUPION, 2010).

Nos anos 80, a Universidade de Brasília (UnB) inicia trabalhos a distância sendo reconhecida como pioneira na consolidação dessa modalidade de ensino no Brasil. A Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC) se destaca, entre outras universidades na década de 90, com cursos de pós-graduação por Internet e por videoconferência (GUAREZI; MATOS, 2012).

A expansão do EAD se torna realidade com o progresso das tecnologias da informação e comunicação e da Internet, com isso foram agregadas novas possibilidades de oferecer cursos em horários flexíveis com alcance geográfico abrangente e redução de custos na formação educacional. Como apoio a estes processos a utilização dos ambientes virtuais de aprendizagem surgiram na educação, sendo atualmente utilizado em todas as modalidades de ensino (MACHADO, 2013; SILVA et al., 2015).

A popularidade dos sistemas educacionais *online* tem aumentado continuamente e esta demanda é atribuída aos educandos que não possuem acesso à educação tradicional, sendo que estes educandos precisam estar preparados para uma aprendizagem *online* com ambientes virtuais e ferramentas variadas, diversos tipos de mídias, conteúdos e atividades disponíveis para sua escolha (WANG; GUO; SUN, 2017).

2.3 AMBIENTES VIRTUAIS DE APRENDIZAGEM

Os ambientes virtuais ganharam espaço na educação tornando-se essencial e utilizado por muitas instituições para ministrar, administrar e gerenciar cursos, disciplinas e aulas. Nesta seção, optou-se por utilizar a denominação ambientes virtuais de aprendizagem (AVA) devido ser a mais conhecida e aceita na comunidade científica para referenciar esses ambientes (MACHADO, 2013; RONCARELLI, 2012).

Para Severo et al. (2011), os AVAs são sistemas computacionais que utilizam a Internet como meio de acesso as atividades educacionais permitindo a integração de diversas mídias, linguagens e recursos. Estes sistemas devem preservar a qualidade de aprendizagem, ser eficientes e funcional fornecendo recursos e materiais de aprendizagem aos educandos (ANSARI et al., 2017).

Machado (2013) conceitua o AVA como um ambiente de interface gráfica que agrega recursos e ferramentas com a finalidade de permitir a interação e a comunicação entre educadores e educandos para que ocorra os processos de ensino-aprendizagem.

Um dos diferenciais destes ambientes virtuais de aprendizagem são as possibilidades de que as atividades sejam apresentadas em diferentes formatos e mídias. Existem diversas ferramentas que compõem o ambiente como videoconferência, correio eletrônico, fóruns, *chats*, bibliotecas virtuais e *links*. A forma de interagir nos AVAs, questionar, responder e avaliar, é a construção da aprendizagem de forma colaborativa e participativa (MATUCHESKI; LUPION, 2010).

Destaca-se no AVA a forma de comunicação e interação onde pode diminuir a sensação de distância entre os educandos, ocorrendo de duas formas: síncrona, sendo em tempo real, de forma simultânea, *online*, e assíncrona, que ocorre em diferentes tipos de espaço-tempo, sem ordem e previsão para acontecer, *off-line* (MACHADO, 2013; MATUCHESKI; LUPION, 2010; RONCARELLI, 2012).

As principais características dos ambientes virtuais são: interface amigável, recursos de comunicação e interação, adaptável em várias plataformas, integração com outras aplicações e utilização de diversas ferramentas e dispositivos para apoiar os processos de ensino (ALVES; CABRAL; COSTA, 2003).

Segundo Silva et al. (2015), esses ambientes permitem o armazenamento de todas as informações e interações em banco de dados, gerando uma grande quantidade de informações que possam ser utilizadas para gerar conhecimento referente aos educandos, educadores, disciplinas e cursos. As possibilidades de se trabalhar com o AVA são

numerosas, sendo fundamental constatar suas potencialidades e proporcionar uma aprendizagem mais significativa.

Uma das plataformas mais populares de ensino nesta modalidade é o Moodle (*Modular Object-Oriented Dynamic Learning Environment*), definido como um ambiente de aprendizagem dinâmico onde possibilita o desenvolvimento de ferramentas para a criação e gestão de cursos, páginas de disciplinas e grupos de trabalhos (RONCARELLI, 2012).

O Moodle foi desenvolvido pelo australiano Martin Dougiamas através de uma experiência iniciada em 1999. É um *software* livre e de fácil utilização, o que contribuiu em ser implementado e utilizado por diversas instituições. O *software* funciona em qualquer sistema operacional e possui inúmeros recursos, tais como *chat*, fórum, questionários diversos, avaliação do curso, diário, glossário, tarefa, trabalho com revisão, arquivos com materiais de apoio, entre outros (MACHADO, 2013).

Dessa forma, os ambientes virtuais de aprendizagem se diferenciam dos demais sistemas por agregarem todas as mídias ao mesmo tempo, imagem, som e movimento agregados ao texto. Reúnem ferramentas, recursos e comunicação, tornando mais atrativa e eficaz a interação virtual dos sistemas entre os educandos, fazendo deste um meio especial de atender a demanda educacional.

A introdução do AVA no ambiente educacional facilita as trocas de informações entre os educandos, uma vez que as informações se tornam mais acessíveis, os processos de ensino evoluem para programas e projetos mais amplos, criando grandes bancos de dados e novas situações de ensino através de novos métodos educacionais (LIMA, 2017).

O AVA exerce um papel inovador em relação aos modelos de ensino tradicional, com inúmeras informações armazenadas em banco de dados. Estes sistemas mantêm dados de cursos, educadores, educandos e interações que podem ser úteis para novas descobertas e uma melhor avaliação dos processos de aprendizagem (SEVERO et al., 2011).

Bittencourt et al. (2012) destaca que diante da diversificação de perfis de educandos utilizando os ambientes virtuais de aprendizagem, e estes sendo utilizados em todos os níveis de ensino, deve-se buscar uma personalização da instrução de acordo com as características do educando, necessitando de sistemas educacionais inteligentes.

2.4 MOOC - *Massive Online Open Courses*

Os MOOCs são uma ferramenta educacional, empregada principalmente no ensino superior, que têm recebido grande atenção nos últimos anos (OSPINA-DELGADO; ZORIO-GRIMA, 2016; YANHUI et al., 2016). Estes podem ser descritos como ambientes de aprendizagem *online* que promovem o conhecimento coletivo através da colaboração (OSSIANILSSON; ALTINAY; ALTINAY, 2015). Nestes ambientes são utilizados recursos de aprendizagem essenciais como vídeo, materiais de leitura, fóruns de discussões e avaliações (KAHAN; SOFFER; NACHMIAS, 2017).

Conforme destacam Ospina-Delgado e Zorio-Grima (2016) os MOOCs têm despertado a atenção de muitos usuários por serem mais acessíveis do que a educação tradicional, por promover melhores resultados educacionais, como também a inovação e pesquisa sobre o ensino e a aprendizagem.

Os MOOCs proporcionam uma aprendizagem flexível e acessível, permitindo ao educando escolher a forma de aprendizagem adequada às suas necessidades e motivações, onde os educandos participam, interagem, discutem e aprendem em comunidades como um todo (KAHAN; SOFFER; NACHMIAS, 2017; NISHA; SENTHIL, 2015). Estes ambientes fazem parte de um sistema aberto onde os professores podem construir seu curso, selecionando ferramentas adequadas aos seus objetivos educacionais (WOODGATE et al., 2015).

Estes tipos de ambientes destacam-se por utilizar diversos formatos de mídia e recursos, como texto, vídeo, áudio, questionários, fóruns e multimídias em modos assíncrono e síncrono. Estão disponíveis através da internet para qualquer usuário independentemente do número de educandos, condição física ou geográfica da instituição que ofereça o curso (OSPINA-DELGADO; ZORIO-GRIMA, 2016).

Os MOOCs são ambientes de aprendizagem baseados em escolha, permitindo a interação e a comunicação entre educandos, formando bases para novas experiências de aprendizagem entre pares. Nestes ambientes os educandos se conectam com a diversidade de informações e opiniões fornecidas por outros educandos, podendo aprender no seu próprio ritmo (OSSIANILSSON; ALTINAY; ALTINAY, 2015).

Os autores Kahan, Soffer e Nachmias (2017) destacam iniciativas como Coursera®, edX® e Udacity® que fornecem plataformas para instituições de ensino superior desenvolver e oferecer cursos *online* para o público em geral. Em sua maioria os cursos são oferecidos

gratuitamente, com diversos recursos de aprendizagem, disponibilizando aos participantes uma declaração de realização após a conclusão dos requisitos do curso.

O crescimento das tecnologias tem contribuído para o desenvolvimento das plataformas MOOCs proporcionando educação de qualidade e baixo custo com recursos eficientes, expandindo as oportunidades de educação para muito mais educandos (SAADATDOOST et al., 2015).

2.5 O PERFIL DO EDUCANDO EM AMBIENTES EDUCACIONAIS

A construção do perfil é um aspecto muito importante nos ambientes educacionais, pois representa as informações individuais de cada educando, incluindo características cognitivas, afetivas, sociais, perspectivas e *feedback* sobre os conteúdos, desta forma pode-se adaptar o sistema a suas necessidades (VESIN et al., 2013).

O perfil representa a modelagem de um objeto por meio de características relevantes, podendo incluir dados e preferências pessoais, padrões de comportamento e atributos do sistema computacional. O modelo deve ser representado por uma estrutura de dados que suporte a análise, recuperação e uso dos dados (RODRÍGUEZ et al., 2014).

O perfil do educando deve contemplar características, descrições, objetivos de aprendizagem e conhecimento prévio sobre o educando, em que cada aspecto e informação podem ser descritos em detalhes e possuir sub aspectos (WU; LU; ZHANG, 2015). Segundo Rodríguez (2014) dados como nome, sexo, nacionalidade, escolaridade, instituição de ensino, cursos e atividades educacionais devem contemplar o perfil do educando.

Para Khribi (2009) o perfil deve ser construído com uma variedade de informações, sendo as mais comuns, informações demográficas, preferências e estilos de aprendizagem, reunidas através do *feedback* implícito ou explícito do educando. O principal objetivo do perfil é fornecer uma descrição apropriada das preferências do educando (WANG; WU, 2011).

Nos ambientes virtuais de aprendizagem o modelo do educando pode ser utilizado para obter dados, identificação, competências, habilidades, interesses e desempenho de aprendizagem a partir da interação do educando no ambiente com o objetivo de alcançar uma aprendizagem mais efetiva (BREMERTNER; NETTO, 2011).

Conforme afirmam Dolog e Nejdí (2003) além dos dados tradicionais é importante capturar os cursos de interesse do educando,

como também certificados e cursos frequentados, atividades, materiais e classificações do seu desempenho.

É importante no perfil do educando manter dados dinâmicos, como informações sobre seus históricos, mudanças de seu estilo de aprendizagem, estado cognitivo e suas interações com o ambiente. Cada sistema deve selecionar uma abordagem conforme características e objetivos que se deseja abranger (BREMERTNER, 2012).

Verbert et al. (2007) destaca que os perfis educacionais têm sido estudados extensivamente sendo tradicionalmente compostos por informações pessoais básicas, desempenho, objetivos, interesses e preferências educacionais, estilos de aprendizagem e análise de sentimentos.

Evidenciado em vários estudos o estilo de aprendizagem é um fator valioso no processo de ensino, como também na composição do perfil, pois indica como um educando aprende e prefere aprender, mais especificadamente, como compreende a informação (DWIVEDI; BHARADWAJ, 2015).

Os modelos de *Felder-Silverman Learning Style Model* (FSLSM) e de VARK, entre os modelos existentes, são empregados com êxito em diversos estudos e perfis educacionais, identificando as práticas e preferências de ensino de acordo com a necessidade dos educandos (DWIVEDI; BHARADWAJ, 2015; GUTIERREZ; MENDEZ; CARRANZA, 2008; IMRAN et al., 2016; MAVROUDI; HADZILACOS, 2012; MÉNDEZ, 2009; RODRÍGUEZ et al., 2012, 2014; RODRÍGUEZ; DUQUE; OVALLE, 2016; VERBERT et al., 2007).

O FSLSM é um modelo de estilo de aprendizagem que contempla quatro dimensões: sensorial/intuitivo, visual/verbal, ativo/reflexivo e sequencial/global. Conforme Felder e Silverman (1988) os estilos podem ser capturados a partir do resultado de um questionário, podendo variar o estilo com o tempo, por isso, não devem ser considerados como características estáticas.

Cada dimensão de estilo engloba características na qual os educandos podem se identificar. No estilo sensorial/intuitivo, o educando tende a ser sensorial quando prefere fatos, dados e experimentação, por outro lado, os intuitivos preferem princípios, teoria e novos conceitos. No estilo visual/verbal, os educandos visuais preferem imagens, gráficos, diagramas, sons e recursos visuais, já os verbais preferem explicações faladas ou escritas. No estilo ativo/reflexivo os educandos ativos preferem trabalhar em grupo e tendem a ser experimentalistas, enquanto os reflexivos preferem

trabalhar sozinhos, tendem a ser teóricos e refletir, pensar sobre as informações. No estilo sequencial/global, os educandos sequenciais compreendem melhor a informação por meio de uma sequência lógica de etapas, e os globais precisam compreender a visão global da informação para contextualizar as demais partes (FELDER; SILVERMAN, 1988).

O guia de estilos de aprendizagem VARK é um questionário que auxilia os educandos a determinarem sua modalidade preferida de aprendizagem, com foco nas modalidades que o educando prefere ao aprender o objetivo é sugerir estratégias que devem ser adotadas no aprendizado. Os resultados do modelo são indicativos e não diagnósticos (FLEMING et al., 2006).

O modelo de VARK contempla cinco estratégias de aprendizagem: visuais, auditivas, leitura/escrita, cinestésicos e multimodais. A estratégia visual usa símbolos e diferentes formatos, fontes e cores para enfatizar pontos importantes. A estratégia auditiva tem preferência em informações falada ou ouvida e se utiliza de questionamentos. A estratégia leitura/escrita tem preferência nos formatos impressos ou *online* como forma de transmitir e receber informações. A estratégia cinestésica prefere experimentar ou praticar, usar as experiências e fatos reais, como exercícios práticos e exemplos. A estratégia multimodal possibilita combinar as quatro preferências citadas anteriormente, podendo utilizar vários dos seus modos para realmente aprender ou efetivamente aprender usando qualquer uma de suas múltiplas preferências (FLEMING, 2017).

As informações tipificadas de cada educando, suas preferências, comportamento e ações em um ambiente virtual de aprendizagem são muito relevantes nos sistemas de recomendação, pois fornecem dados personalizados para a recomendação de atividades que estejam mais próximas de seu perfil e interesse educacional (TAKANO; LI, 2010).

Klasnja-Milicevic (2011) menciona a importância do perfil nos ambientes virtuais de aprendizagem, pois as informações auxiliam a prever o comportamento do educando e, assim, adaptar os conteúdos e atividades às necessidades individuais. Sendo o objetivo destes sistemas melhorar o processo de ensino-aprendizagem oferecendo aos educandos cursos personalizados.

Nos sistemas de recomendação a construção do perfil é crucial, pois fornece informações fundamentais para uma recomendação precisa. Ter os dados necessários e corretos é primordial para o sistema demonstrar eficiência na abordagem de recomendação em termos de qualidade e precisão (AMINI et al., 2014).

3 SISTEMAS DE RECOMENDAÇÃO

Este capítulo apresenta os conceitos sobre os Sistemas de Recomendação, suas principais características e aplicações. Apresenta também as principais abordagens e técnicas utilizadas na recomendação. Por fim, são analisados os trabalhos correlatos da área que estão relacionados com esta pesquisa.

3.1 INTRODUÇÃO

As primeiras pesquisas na área de Sistemas de Recomendação surgiram na década de 1990 a partir de estudos de recuperação e filtragem de informações (PARK et al., 2012; WANG; WU, 2011). Nos últimos anos a personalização de aplicações que utilizam tecnologias da informação e comunicação caracterizadas pelos Sistemas de Recomendação ganharam muita atenção, especialmente com os grandes bancos de dados (*big data*) (WANG; WU, 2011).

Os Sistemas de Recomendação na última década foram pesquisados e implantados extensivamente em várias áreas de aplicação, incluindo comércio eletrônico, bibliotecas digitais, educação, saúde e serviços. Algoritmos de recomendação são amplamente discutidos na literatura e em vários estudos (BURKE, 2002; SERRANO-GUERRERO; ROMERO; OLIVAS, 2013; VERBERT et al., 2007).

Sites como Google®, Amazon®, YouTube®, Yahoo® e Netflix® utilizam a tecnologia de recomendação em seus serviços para personalizar seus resultados. A Netflix®, por exemplo, com o serviço de aluguel de filmes *online* concedeu um prêmio de um milhão de dólares a equipe que apresentasse melhorias significativas no desempenho de seu sistema de recomendação (BEEL et al., 2015; KLAGENFURT et al., 2011; LÜ et al., 2012; RICCI et al., 2009).

Os Sistemas de Recomendação também têm sido aplicados em áreas relacionadas com trabalhos de ciência cognitiva, ciência da gestão, teorias da aproximação, teorias de previsão, preferências de consumidores, marketing e recuperação de informações. Atualmente muitas pesquisas tem focado na recomendação personalizada de itens em um grande volume de dados que sejam de interesse ao perfil do usuário (FIGUEROA et al., 2015).

Os métodos de recomendação se referem as formas de descobrir o que é de interesse do usuário e o que recomendar, sendo utilizado em muitos domínios como, recomendação de filmes, músicas, programas de televisão, livros, comércio eletrônico, sites, turismo, redes sociais,

documentos e materiais de aprendizagem (BOBADILLA et al., 2013; CARRER-NETO et al., 2012; FIGUEROA et al., 2015; LU et al., 2015; SALEHI; POURZAFERANI; RAZAVI, 2013; SERRANO-GUERRERO; ROMERO; OLIVAS, 2013; WANG; WU, 2011).

Segundo Figueroa (2015), os Sistemas de Recomendação são ferramentas e técnicas que fornecem sugestões de itens para usuários. Lu (2015) define como programas que recomendam itens mais apropriados a usuários ao prever o interesse de um usuário ao item, baseado em informações relacionadas entre interações de usuários e itens. Para Tarus (2017) os Sistemas de Recomendação são ferramentas e técnicas que fornecem sugestões sobre itens onde podem ser úteis para os requisitos de um usuário, sendo os itens objetos que são recomendados e podem ser caracterizados pela complexidade, valor ou utilidade.

Ainda segundo Capuano (2014), estes sistemas fornecem recomendações personalizadas sobre um conjunto de objetos pertencentes a um determinado domínio, a partir da informação disponível sobre usuários e objetos.

Burke (2002) salienta que estes sistemas produzem recomendações individualizadas e tem o objetivo de orientar o usuário de forma personalizada para objetos interessantes ou úteis, sendo muito mais atraente aplicar em sistemas com grandes bases de dados e informações para recomendar.

Um dos principais objetivos dos Sistemas de Recomendação é auxiliar os usuários nas tomadas de decisões, fornecendo recomendações de fácil acesso, alta qualidade e para um grande grupo de usuários, tornando está uma tecnologia poderosa e de impacto significativo (KLAGENFURT et al., 2011).

Os Sistemas de Recomendação auxiliam os usuários a localizarem conteúdos, produtos ou serviços, analisando e agregando sugestões dos próprios usuários ou de outros usuários, utilizando a tecnologia analítica para calcular a probabilidade de recomendação de forma assertiva (PARK et al., 2012).

Basicamente, os sistemas de recomendação devem ser compostos por uma base de dados com as informações, dados de entrada sendo as informações que o usuário deve gerar ao sistema para uma possível recomendação e o algoritmo que combina as informações e os dados de entrada para chegar nas sugestões (BURKE, 2002).

Estes sistemas têm por objetivo reduzir a sobrecarga de informações e recuperar os objetos ou serviços mais relevantes, provendo deste modo recomendações personalizadas (LU et al., 2015).

A personalização dos objetos é o diferencial dos sistemas de recomendação, pois permite respostas únicas e individualizadas aos usuários, através dos perfis, conteúdos, informações e *feedbacks* (NOOR; KHAN, 2016).

Bobadilla (2013) destaca que o processo para gerar recomendações baseia-se na combinação de algumas características, tais como, tipos de dados disponíveis, algoritmos de filtragem, técnicas empregadas, desempenho do sistema, objetivo a ser alcançado e qualidade dos resultados.

Uma das características mais importante deste tipo de sistema é a capacidade de prever preferências e interesses de um usuário através da análise e comportamento de usuários com perfis semelhantes. As preferências são fornecidas conforme os usuários interagem com os sistemas, sendo que nesta interação as informações são coletadas e utilizadas para construir o perfil (BOBADILLA et al., 2013).

O perfil do usuário nestes sistemas é visto como uma diretriz para a recomendação dos objetos (PINTER et al., 2012). Todo sistema de recomendação deve desenvolver e manter um perfil de usuário para obter informações voltadas à prestação de recomendações personalizadas (KLAGENFURT et al., 2011).

De modo geral, existem duas formas de coletar as informações para a recomendação, de forma explícita ou implícita. Na forma explícita as informações podem ser coletadas através de questionários ou cadastros de informações que o usuário respondeu. Na forma implícita o sistema rastreia as atividades dos usuários e coleta as informações (BOBADILLA et al., 2013; KLAGENFURT et al., 2011; PINTER et al., 2012).

Estes sistemas também têm sido aplicados em ambientes educacionais com sucesso, permitindo a personalização destes ambientes a partir do conhecimento dos educandos, materiais e processos de aprendizagem, sendo que, geralmente a personalização nos sistemas ocorre em relação à interação e colaboração adaptativa (TARUS; NIU; YOUSIF, 2017).

Niemann (2015) cita que nos últimos anos os Sistemas de Recomendação tornaram-se populares no domínio de aprendizagem em portais na *web*, identificando objetos de aprendizagem relacionados aos usuários, e exigindo destes sistemas informações adicionais sobre objetos, competências, conhecimentos e informações dos usuários.

Nos sistemas educacionais as recomendações mais utilizadas são em relação aos materiais e conteúdos de aprendizagem, mas também podem ser utilizados para recomendar atividades *online*, exercícios,

mensagens ou questionários. Os sistemas de recomendação no contexto educacional são considerados um *software* inteligente que recomenda objetos a partir de ações dos próprios educandos (SALEHI; POURZAFERANI; RAZAVI, 2013).

A recomendação pode ajudar os educandos no processo de aprendizagem sugerindo caminhos e materiais relacionados com os objetivos e interesses dos educandos, tornando uma aprendizagem mais eficaz e o sistema educacional mais eficiente (PINTER et al., 2012).

Em geral, os dados utilizados pelos sistemas de recomendação se referem a três tipos: itens, usuários e transações, ou seja, relações entre usuários e itens. A recomendação dos itens é realizada a partir de abordagens e técnicas, relacionada ao algoritmo utilizado na recomendação (RICCI et al., 2009).

3.2 ABORDAGENS DE RECOMENDAÇÃO

Com a evolução dos Sistemas de Recomendação novas abordagens e técnicas de recomendação surgem para suprir a necessidade de aplicação destes sistemas em diferentes cenários. Pode-se observar na pesquisa bibliográfica diversas classificações, abordagens e técnicas como propostas de recomendação. Nas próximas seções apresenta-se as principais e também as mais atuais abordagens de recomendação citadas atualmente na literatura.

3.2.1 Baseada em Conteúdo

A recomendação baseada em conteúdo tem por objetivo principal explorar informações derivadas de textos ou descrições de itens, previamente avaliados no passado por um usuário e recomendar novos documentos ou itens relacionados ao perfil deste usuário. Esta abordagem baseia-se no conceito de que itens com atributos semelhantes são classificados de forma semelhante (BOBADILLA et al., 2013; KLAGENFURT et al., 2011; RICCI et al., 2009).

Este tipo de abordagem recomenda itens similares aos que o usuário preferiu no passado. A extração das palavras-chaves dos itens pode ser realizada automaticamente ou manualmente e os perfis de usuários podem ser construídos explicitamente questionando seus interesses ou implicitamente analisando as classificações do usuário (NIEMANN; WOLPERS, 2015; RICCI et al., 2009).

Ricci et al. (2009) descreve este processo de recomendação em três etapas. A primeira etapa é definida como analisador de conteúdo

onde são extraídas as informações relevantes, analisadas por técnicas de extração, para representar o conteúdo dos itens, podendo ser estes itens de diversas fontes de informações. A segunda etapa é a construção do perfil do usuário por meio de técnicas de aprendizado de máquina, onde são coletados dados representativos das preferências e interesses do usuário. A terceira etapa é o componente de filtragem que explora o perfil do usuário para sugerir itens relevantes relacionando a representação do perfil com os itens a serem recomendados, os itens potencialmente interessantes são classificados por cálculos e métricas de similaridade.

Klagenfurt et al. (2011) cita como vantagens da recomendação baseada em conteúdo não requerer grandes grupos de usuários para obter uma precisão razoável na recomendação, e novos itens podem ser imediatamente recomendados, pois seus atributos já estão disponíveis. Como desvantagem a discriminação entre documentos relevantes e irrelevantes.

Exemplos típicos neste tipo de abordagem são recomendação de artigos comparando as principais palavras-chave de um artigo com outros que foram classificados anteriormente pelos usuários. Recomendação de filmes pela classificação do gênero, o sistema pode recomendar filmes do mesmo gênero em que o usuário classificou positivamente anteriormente. Resultados de pesquisas na web realizadas anteriormente pelos usuários, para recomendar páginas específicas de mesmo conteúdo. (KLAGENFURT et al., 2011; RICCI et al., 2009).

Para fazer recomendações, geralmente este tipo de abordagem avalia com que intensidade um item é semelhante aos itens que o usuário preferiu no passado. Estes sistemas necessitam de técnicas apropriadas para representar os itens, construir o perfil do usuário e medir a semelhança do item com o perfil (KLAGENFURT et al., 2011; RICCI et al., 2009).

Burke (2002) destaca algumas técnicas utilizadas neste tipo de abordagem, como árvores de decisão, redes neurais e representações baseadas em vetores. Lu et al. (2015) descreve técnicas de recomendações heurística, usando métodos tradicionais de recuperação de informações, como a medida de similaridade de cosseno. Bobadilla et al. (2013) cita métodos heurísticos ou algoritmos de classificação, tais como: indução de regras, métodos de vizinhos mais próximos, classificadores lineares e métodos probabilísticos.

Das diversas técnicas existentes para medir a semelhança dos itens e do perfil do usuário, nesta pesquisa será analisado o modelo de

espaço vetorial e a normalização através do *TF-IDF*, sendo detalhado na próxima seção.

3.2.1.1 Modelo de Espaço Vetorial e *TF-IDF*

O modelo de espaço vetorial é uma representação espacial de documentos de texto, em que cada documento é representado por um vetor em um espaço n -dimensional, onde cada dimensão corresponde a um termo em um documento em particular (RICCI et al., 2009).

O cálculo do *TF-IDF* (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*) é uma técnica do campo de recuperação de informações objetivando a normalização de cada dimensão do espaço vetorial. Basicamente, informa a relação entre a força interna de determinado termo (*TF*) pela sua capacidade de discriminação considerando a coleção de documentos (*IDF*). Esta técnica resolve problemas e deficiências de abordagens simples onde cada palavra tem a mesma importância dentro de um documento, e a frequência simples de um termo dentro deste documento (KLAGENFURT et al., 2011).

Klagenfurt et al. (2011) descreve que a frequência de termo é a frequência com que um termo específico aparece em um documento. Para normalizar documentos longos e evitar pesos maiores quando um documento é muito extenso, se relaciona o número real de ocorrências do termo com a frequência máxima das outras palavras-chave no documento corrente. Abaixo será detalhado o cálculo para gerar o peso de cada termo em um documento.

Para calcular o valor de frequência de termo normalizado $TF(i, j)$ do termo i no documento j , divide-se o número absoluto de ocorrências do termo i no documento j , pelo número de ocorrências do termo que aparece com maior frequência no documento j .

$$TF(i, j) = \frac{freq(i, j)}{maxOthers(i, j)}$$

O segundo cálculo é a medida da frequência inversa do documento que tem o objetivo de reduzir o peso dos termos que aparecem com muita frequência em todos os documentos, desta forma atribuindo mais peso aos termos que aparecem em apenas alguns documentos. Para o cálculo da frequência inversa do documento para o termo i , tem-se o \log de N dividido por $n(i)$, sendo N o número de todos

os documentos que constam na coleção e $n(i)$ o número de documentos em que o termo i aparece.

$$IDF(i) = \log \frac{N}{n(i)}$$

O peso final *TF-IDF* para um termo i em um documento j é calculado como o produto dessas duas medidas, $TF(i,j)$ e $IDF(i)$, conforme equação abaixo.

$$TF - IDF(i, j) = TF(i, j) * IDF(i)$$

No modelo *TF-IDF* o documento é representado como um vetor dos pesos calculados *TF-IDF* para cada termo, sendo que o termo com pesos de maior valor possui uma frequência mais significativa no documento e os pesos de menor valor possuem uma frequência menos significativa.

Deve-se também analisar os vetores *TF-IDF* em relação a informações irrelevantes, pois removendo estas informações pode-se tornar o vetor mais compacto. Técnicas adicionais podem ser aplicadas para analisar estes tipos de informações, tais como, preposições “de”, “a”, “com” entre outras, visando determinar palavras-chave mais informativas ou importantes em documentos muito longos permitindo a utilização de frases como termos ao invés de palavras isoladas (KLAGENFURT et al., 2011).

3.2.2 Filtragem Colaborativa

A abordagem de filtragem colaborativa pode ser considerada o antecessor dos sistemas de recomendação, uma das mais aplicadas e utilizadas, tendo como princípio recomendar itens quando os usuários são semelhantes. Desta forma os usuários podem ajudar uns aos outros através de seus perfis e classificações (WANG; WU, 2011).

O principal objetivo da filtragem colaborativa é explorar informações sobre o comportamento ou opiniões de uma comunidade de usuários no passado e prever quais itens os usuários irá gostar ou se interessar no presente, com base na semelhança dos históricos e classificações destes usuários (KLAGENFURT et al., 2011; RICCI et al., 2009).

Esta abordagem tem a característica de ser colaborativa por criar ou classificar grupos de usuários que compartilham perfis, comportamentos ou classificações similares para recomendar produtos, serviços ou conteúdos bem avaliados pelo grupo ao qual um usuário pertence, sendo baseados no cálculo de semelhança entre usuários ou itens (CAPUANO et al., 2014; CARRER-NETO et al., 2012).

As abordagens colaborativas tradicionais utilizam uma matriz de avaliações de itens dos usuários como entrada e normalmente produzem como saídas, uma previsão do tipo numérica indicando se o usuário gostará de um determinado item ou não, bem como, uma lista de itens recomendados (KLAGENFURT et al., 2011).

A filtragem colaborativa tem como desvantagem a utilização de usuários novos no sistema, pois estes não possuem informações que possam ser avaliadas para receberem recomendações, sendo que este mesmo problema pode ocorrer com um item novo. Outra desvantagem é que a qualidade deste tipo de abordagem depende de um grande histórico do conjunto de dados. As vantagens são, o *feedback* implícito sendo suficiente para a recomendação, e sendo adaptável, pois a qualidade melhora ao longo do tempo (BOBADILLA et al., 2013; BURKE, 2002).

Este tipo de recomendação tem sido aplicado em sistemas de varejo *online* recomendando produtos conforme compras ou classificações de usuários em diversas áreas comerciais. Sites como Amazon®, Google® e Netflix® utilizam este tipo de abordagem. A Netflix®, por exemplo, coleta as classificações dos usuários para recomendar filmes e séries (CARRER-NETO et al., 2012; RICCI et al., 2009).

Por ter sido explorado por muitos anos, vários algoritmos e técnicas foram propostas e avaliadas com sucessos. Uma das técnicas mais populares é a baseada nos vizinhos mais próximo devido a sua simplicidade, eficiência e capacidade de produzir recomendações precisas e personalizadas (KLAGENFURT et al., 2011; RICCI et al., 2009).

Wang e Wu (2011) citam o método de mineração de dados, as regras de associação, para encontrar associações úteis que podem ser usadas como base para recomendações. Burke (2002) destaca as técnicas de aprendizagem, incluindo redes neurais, indexação semântica latente e redes bayesianas. Ricci et al. (2009) apresentam os modelo de fatoração de matriz e modelos de vizinhos por similaridade.

Klagenfurt et al. (2011) também descrevem algumas técnicas de filtragem colaborativa, como a recomendação do vizinho mais próximo

do usuário que identifica outros usuários que possuem preferências semelhantes às do usuário atual, também conhecidos por vizinhos mais próximos ou usuários pares. Esta técnica pode ser desenvolvida utilizando o coeficiente de Pearson, onde traz valor 1 para forte correlação positiva, e valor -1 para forte correlação negativa. Outras métricas também podem ser utilizadas para medir a proximidade entre usuários, tais como, semelhança de cosseno ajustada, coeficiente de correlação de classificação de Spearman e a medida de diferença quadrática média.

Destaca-se também a recomendação do vizinho mais próximo do item, que possui como principal objetivo calcular as previsões usando a semelhança entre itens, sendo que para encontrar itens semelhantes uma medida de similaridade deve ser definida. A medida de similaridade do cosseno é estabelecida como a métrica padrão por demonstrar resultados precisos em diversas pesquisas (KHRIBI; JEMNI; NASRAOUI, 2009; KLAGENFURT et al., 2011; RICCI et al., 2009; RODRÍGUEZ; DUQUE; OVALLE, 2016; TAKANO; LI, 2010).

Na próxima seção será descrito a medida de similaridade do cosseno que será utilizada nesta pesquisa e por ter sido aplicada em diversas pesquisas e demonstrado resultados positivos e precisos.

3.2.2.1 Medida de Similaridade do Cosseno

Para identificar a semelhança dos itens, uma medida de similaridade deve ser definida. A medida de similaridade do cosseno é uma métrica que mede a semelhança entre dois vetores n -dimensionais com base no ângulo entre eles. A medida do cosseno é também utilizada nos campos de recuperação de informação e mineração de texto para comparar dois documentos quaisquer, nos quais são representados como vetores de termos (KLAGENFURT et al., 2011).

Klagenfurt et al. (2011) define a semelhança entre dois itens a e b , vistos como vetores de classificação correspondente, conforme equação abaixo.

$$\text{sim}(\vec{a}, \vec{b}) = \frac{\vec{a} \cdot \vec{b}}{|\vec{a}| * |\vec{b}|}$$

O símbolo “ \cdot ” é o produto dos pontos dos vetores. O símbolo “ $|\vec{a}|$ ” representa o comprimento euclidiano do vetor, que é definido como a raiz quadrada do produto dos pontos do próprio vetor.

A resolução abaixo exemplifica o cálculo da similaridade dos seguintes vetores representando itens como: Item1 = [3, 5, 4, 1] e Item2 = [3, 4, 3, 1].

$$\text{sim}(I1, I2) = \frac{3 * 3 + 5 * 4 + 4 * 3 + 1 * 1}{\sqrt{3^2 + 5^2 + 4^2 + 1^2} * \sqrt{3^2 + 4^2 + 3^2 + 1^2}} = 0,99$$

No contexto em que os pesos que representam as dimensões dos vetores sejam positivos, os possíveis valores de similaridade estão entre 0 e 1, onde valores próximos de 1 indicam uma forte similaridade e valores próximos de 0 indicam uma fraca similaridade. Neste exemplo, a similaridade entre os itens 1 e 2 obteve o resultado de 0,99 indicando uma forte similaridade entre os itens.

3.2.3 Baseada em Conhecimento

A recomendação baseada em conhecimento tem por objetivo recomendar itens com base em conhecimentos de domínio específicos. A principal característica é sugerir itens conforme as necessidades e preferências de um usuário (BURKE, 2002; ZAPATA et al., 2011).

Este tipo de abordagem normalmente mantém uma base de conhecimento funcional que descreve como um determinado item atende a necessidade de um usuário, apresentando recomendações através destes conhecimentos e relacionamentos entre itens e/ou usuários (LU et al., 2015).

A recomendação nesta abordagem pode ser baseada no perfil do usuário para, através de algoritmos de inferência, identificar produtos, serviços ou conteúdos com correlação entre as preferências do usuário, sendo que o perfil do usuário pode ser qualquer estrutura de conhecimento, desde que suporte essa inferência (BOBADILLA et al., 2013; BURKE, 2002; CARRER-NETO et al., 2012).

Uma desvantagem das recomendações baseadas no conhecimento pode acontecer quando os usuários não promovem uma boa descrição de suas preferências ou não respondem de forma correta as avaliações para construção de seu perfil. Uma das vantagens é que não necessita de dados de classificações de usuários em geral para iniciar uma recomendação (BURKE, 2002; KLAGENFURT et al., 2011).

Burke (2002) cita como exemplos de recomendação baseada em conhecimento o sistema do Google® que utiliza as informações sobre os *links* entre páginas da *web* para inferir popularidade, e o sistema de

recomendação de restaurantes Entree® que utiliza conhecimento de culinária, entre outras características, para inferir semelhança entre restaurantes. Ricci et al. (2009) menciona que este tipo de recomendação é a melhor opção para recomendar produtos tipo carros, computadores, apartamentos ou serviços financeiros.

Lu et al. (2015) destaca como método de recomendação o raciocínio baseado em casos, onde os sistemas representam itens como casos e geram as recomendações recuperando os casos mais parecidos com a consulta ou o perfil do usuário. Klagenfurt et al. (2011) e Ricci et al. (2009) também mencionam os sistemas baseados em casos e os sistemas baseados em restrições como os principais métodos de recomendação baseada em conhecimento.

A principal diferença está na forma como de como as soluções são calculadas. Os sistemas baseados em casos se concentram na recuperação de itens similares com base em diferentes tipos de medidas de similaridade, enquanto os sistemas baseados em restrições dependem de um conjunto explicitamente definido de regras de recomendação sobre como relacionar os requisitos do cliente com os recursos do item (KLAGENFURT et al., 2011; RICCI et al., 2009).

3.2.4 Baseada em Comunidade (Grupos)

Os sistemas de recomendação baseados em comunidade recomendam itens com base nas preferências dos amigos dos usuários (ZAPATA et al., 2011). Conforme Ricci et al. (2009), estes tipos de sistemas, também conhecido como sistemas de recomendação social, adquirem informações sobre as relações sociais dos usuários e as preferências dos amigos do usuário.

Este tipo de abordagem tem despertado a atenção de pesquisadores devido ao crescimento das redes sociais, uma vez que o número de informações dentro dessas redes auxiliam na construção das comunidades e na compreensão do comportamento coletivo dos usuários (SAHEBI; COHEN, 2011).

Um dos princípios importantes na aquisição do conhecimento é a formulação de bases de conhecimento compreensíveis para que os usuários tenham recomendações precisas e de confiança. Também deve-se destacar que estas bases devem ser dinâmicas, pois as preferências dos usuários podem mudar com o tempo (RICCI et al., 2009).

Alguns exemplos de métodos estatísticos podem ser utilizados para detectar comunidades, tais como, modelos bayesianos, abordagens

de agrupamentos gráficos, agrupamento hierárquico e métodos baseados em modularidade (SAHEBI; COHEN, 2011).

Por ser uma abordagem mais nova em relação as anteriores, os resultados de pesquisas e desempenho possuem espaço de melhorias, Golbeck (2006), Massa e Avesani (2004) citam que este tipo de recomendação não é tão preciso quanto a recomendação de filtragem colaborativa. Enquanto isso, Guy et al. (2009) destacam que os dados de redes sociais produzem melhores recomendações do que os dados de similaridade de perfil. Groh e Ehmig (2007) afirmam que a complementação destes dois tipos de abordagem tem condições de aperfeiçoar resultados de recomendações.

3.2.5 Demográfica

Os sistemas de recomendação demográfica recomendam itens com base no perfil demográfico do usuário tendo pressuposto que diferentes recomendações sejam geradas para diferentes categorias demográficas. Estes sistemas classificam os usuários com base em atributos pessoais e fazem recomendações conforme as classes demográficas (BURKE, 2002; RICCI et al., 2009; ZAPATA et al., 2011).

A abordagem demográfica contempla principalmente as características de um usuário em um sistema de recomendação, está tem o princípio de que indivíduos com atributos pessoais comuns, como idade, sexo, idioma e país, também terá preferências em comum (BOBADILLA et al., 2013).

Ricci et al. (2009) cita que as técnicas de filtragem demográfica relacionam cada usuário a uma classe demográfica com base em seus perfis. Cada classe possui um modelo de usuários associado onde é utilizado para gerar as recomendações, sendo que a semelhança do usuário é mais provável de ser calculada a partir das informações pessoais.

A representação da informação demográfica em um modelo de usuário pode variar muito. Soluções simples e efetivas baseadas nestes dados têm sido aplicado em sites, por exemplo, quando um usuário recebe sugestões personalizadas de acordo com sua idade, quando redirecionados para sites específicos relacionados com seu idioma e país (RICCI et al., 2009; ZAPATA et al., 2011).

Zapata et al. (2011) destaca alguns exemplos deste tipo de abordagem, tais como, sistemas que recomendam livros com base em informações pessoais do usuário reunidas através de um diálogo

interativo, e sistemas que utilizam grupos demográficos da pesquisa de marketing para sugerir variedades de produtos e serviços.

A vantagem deste tipo de abordagem é de que não é necessário exigir um histórico de avaliações de usuários como nas abordagens colaborativas e baseadas em conteúdo. A desvantagem é reunir as informações necessárias, pois a cada dia os usuários estão mais relutantes em divulgar suas informações (ZAPATA et al., 2011).

3.2.6 Híbrida

A abordagem híbrida combina as características de duas ou mais técnicas para melhorar a qualidade das recomendações e desta forma obter um maior desempenho superando técnicas tradicionais (BURKE, 2002; CARRER-NETO et al., 2012; LU et al., 2015).

Estes sistemas têm por objetivo reunir as abordagens de recomendação para aplicar as melhores características de cada processo existente, deste modo, pode-se esperar que a combinação de várias técnicas ofereça melhores resultados do que qualquer técnica aplicada isoladamente (NIEMANN; WOLPERS, 2015; SALEHI; POURZAFERANI; RAZAVI, 2013).

Ricci et al. (2009) mencionam que um sistema híbrido adota duas ou mais técnicas para que uma delas utilize suas vantagens para corrigir as desvantagens da outra. Por exemplo, uma das práticas mais utilizadas nestes sistemas é a filtragem colaborativa combinada com outras técnicas de recomendação, com o objetivo de evitar os problemas de usuários ou itens novos quando, ao serem inseridos nos sistemas, não possuem históricos ou classificações para a geração de recomendações adequadas (BURKE, 2002; LU et al., 2015).

Burke (2002) destaca alguns métodos de abordagem híbrida que podem ser empregados nos sistemas. Abaixo no Quadro 1 pode-se analisar a descrição dos métodos.

Quadro 1 - Métodos de abordagem híbrida.

Método	Descrição
Ponderado	As pontuações de várias técnicas de recomendação são combinadas para produzir uma única recomendação.
Intercalado	O sistema intercala entre as técnicas de recomendação, dependendo da situação atual.
Misturado	As recomendações de alguns sistemas de recomendação diferentes são apresentadas ao mesmo tempo.
Combinação de Recursos	Recursos de diferentes fontes de dados de recomendação são utilizados em um único algoritmo de recomendação.
Cascata	Um sistema de recomendação refina as recomendações fornecidas por outro.
Aumento de Recursos	A saída de uma técnica é usada como recurso de entrada para outra.
Meta-Nível	O modelo aprendido por um sistema de recomendação é usado como entrada para outro.

Fonte: (BURKE, 2002).

A abordagem híbrida com as combinações de recomendações tem sido aplicada com o objetivo de aumentar a qualidade e precisão nos resultados da recomendação.

3.2.7 Outras Abordagens

Muitas abordagens têm surgido com técnicas diferenciadas para suprir a necessidade e escalabilidade dos projetos de sistemas de recomendação. Com o aumento das informações nas bases de dados e o crescente número de usuários e itens, algoritmos de recomendação tendem a sofrer problemas de desempenho.

Salehi, Pourzaferani e Razavi (2013) destacam a aplicação de abordagem de recomendação baseada em algoritmo genético para otimização de atributos e pesos nas recomendações objetivando o ganho de desempenho.

Conforme Lu et al. (2015), cada abordagem de recomendação possui vantagens e limitações. Para solucionar alguns problemas métodos avançados têm sido propostos, tais como, baseado em conjunto difuso (*fuzzy set-based*), baseado em rede social (*social network-based*),

baseado em confiança (*trust-based*), baseado na ciência do contexto (*context awareness-based*).

Na pesquisa de Beel et al. (2015), onde é realizada uma revisão da literatura sobre sistemas de recomendação, optou-se por fornecer uma visão geral dos aspectos e técnicas mais importantes e utilizadas na área. Os autores descrevem além das tradicionais, filtragem colaborativa, baseada em conteúdo e híbrida, novas abordagens, nas quais são, estereótipos (*stereotyping*), co-ocorrência (*co-occurrence*), baseado em gráfico (*graph-based*), e relevância global (*global relevance*).

Pode-se observar que diversas pesquisas também aplicam métodos de inteligência artificial, mineração de dados e aprendizado de máquinas para aprimorar o processo de recomendação, não se configurando como uma abordagem em si, mas como técnicas que auxiliam as abordagens já existentes.

Desta forma, com o desenvolvimento de pesquisas na área, o progresso da internet, e o crescimento das redes sociais, os sistemas de recomendação tendem a evoluir com o surgimento de novas abordagens.

3.3 TRABALHOS CORRELATOS

A partir da pesquisa bibliográfica realizada no ano de 2016 e 2017 nas bases de dados da *Scopus* e SBIE (Simpósio Brasileiro de Informática na Educação), pode-se analisar e selecionar os estudos relacionados com a problemática desta pesquisa, que também apresentaram soluções para o modelo proposto.

Na base de dados da *Scopus* foram selecionados os estudos do tipo artigo e documentos de conferência, com data de publicação maior que 2010, empregando a *string* de busca ("*recommender syste**") e limitando a busca nas palavras-chave "*e-learning*", "*learning*", "*adaptive e-learning*", "*learning analytics*" e "*education*". Na base de dados SBIE foram selecionados os estudos empregando o argumento de busca (sistema* recomenda*).

Os trabalhos citados a seguir foram selecionados por estarem relacionados com sistemas de recomendação na área educacional e apresentarem modelos de perfis de usuário ilustrando os dados e características utilizadas nestes modelos.

O trabalho de Bremgartner (2012) baseia-se em um sistema multiagente que utiliza uma ontologia de um modelo de aluno para auxiliar alunos e tutores em cursos do ambiente virtual de aprendizagem no Moodle®. Por meio dos agentes e da ontologia são detectadas as eventuais dúvidas dos alunos e estas são direcionadas aos que possuem

perfil mais adequado para solucioná-las. O modelo do aluno apresenta dados como identificação, acessibilidade, interesses, atividades e competências. A proposta baseia-se na aprendizagem colaborativa por meio da interação entre os usuários.

Morais e Franco (2011) apresentam um estudo de caso que utiliza alertas e recomendações com o objetivo de apoiar o aluno de maneira simples e objetiva em suas ações em um ambiente virtual de aprendizagem. Este estudo leva em consideração o perfil dos alunos, formação acadêmica, diferentes níveis de conhecimento, estratégias de ensino e sistemas de recomendação. Como resultado propôs-se um modelo de recomendação, utilizando-se técnicas para identificar os alunos com baixas interações, medir os níveis de participação e conhecimento dos mesmos.

O trabalho de Pereira et al. (2015) apresenta uma proposta que busca gerar recomendações de recursos educacionais coerentes com o perfil e o contexto do aluno, sendo o perfil extraído automaticamente de redes sociais e ambientes virtuais de aprendizagem. O perfil contempla dados como nome, e-mail, idade, residência, idiomas de domínio, preferências de mídias e escolaridade. Este trabalho é uma evolução do projeto BROADI-RSI® que utiliza a recomendação no contexto de redes sociais, contemplando a extração e representação do perfil e do contexto do usuário e aplicação inteligente para recomendação e recuperação de recursos educacionais. A técnica de recomendação utilizada é baseada em conhecimento com o objetivo de selecionar e indicar itens apropriados para cada usuário.

Ferro et al. (2014) apresentam um modelo de sistema de recomendação de materiais de aprendizagem em ambientes virtuais de aprendizagem. Este modelo gera recomendações baseadas no perfil dos usuários, sendo proposto um modelo de recomendação híbrido. Inicialmente o modelo armazena dados do usuário e de materiais didáticos, os dados são referentes às preferências de áreas de estudo, históricos de materiais já adquiridos no passado e avaliação das recomendações geradas. O processo de geração de recomendações utiliza as técnicas baseada na filtragem colaborativa, baseada no conteúdo e não personalizada, por fim para cada item é calculado o grau de utilidade híbrida para a geração das recomendações híbridas.

Wu, Lu e Zhang (2015) propõem uma abordagem de recomendação híbrida baseada em combinações de árvores difusas. Na primeira etapa é apresentado um modelo de atividade de aprendizado estruturado em árvore difusa e um modelo de perfil de aprendizado para descrever as atividades de aprendizagem e os perfis de aluno. É então

desenvolvida uma abordagem de recomendação de atividade de aprendizado híbrida baseado em árvore difusa combinando as abordagens baseada em conhecimento e filtragem colaborativa considerando a similaridade entre os alunos. Por fim, um protótipo de um sistema de recomendação educacional é desenvolvido com base nos modelos propostos e na abordagem de recomendação.

O trabalho de Zapata et al. (2011) apresenta um método de recomendação híbrida para auxiliar os usuários no processo de seleção de objetos em repositórios de objetos de aprendizagem, este método combina as abordagens de recomendação baseada em conteúdo, filtragem colaborativa e abordagem demográfica. Para alcançar o objetivo proposto utiliza-se de quatro critérios de filtragem, sendo estes baseados em similaridade de conteúdo, nível de uso por outros usuários, avaliação de qualidade e similaridade de perfil de usuário. O perfil do usuário contém atributos como área de estudo, experiência tecnológica, editor de objetos de aprendizagem, plataforma de aprendizagem e repositório de objetos de aprendizagem. Sendo implementado em um sistema de pesquisa chamado DELPHOS®.

Takano e Li (2010) apresentam um sistema de recomendação educacional *online* utilizando abordagem híbrida que extrai preferências e comportamento de navegação web de usuários. O objetivo é recomendar conteúdos de aprendizagem ao usuário relacionado ao seu interesse através da medida de similaridade. O sistema de recomendação é adaptável à preferência individual de cada usuário, bem como o interesse pela atividade de aprendizagem. O processo de recomendação consiste em três fases, na primeira fase os comportamentos de navegação web são monitorados e os termos mais importantes são extraídos construindo uma base destes termos com uma pontuação. Na segunda fase os documentos a serem recomendados são classificados pela semelhança em relação ao conjunto de termos. Por fim os itens recomendados são atualizados com base nas avaliações do usuário.

O trabalho de Rodríguez et al. (2014) apresenta uma análise das características do perfil de usuário para um sistema de recomendação de objetos de aprendizagem, a análise é realizada utilizando um método de estatística denominado Análise de Componentes Principais. A análise tem por objetivo determinar a relevância das características em relação aos objetos de aprendizagem recomendados. O perfil do aluno contempla o modelo FSLSM de Felder e Silverman (1988) e o modelo de VARK (2017) na composição das características e informações do perfil. Para validar o método foram recomendados objetos de aprendizagem para os alunos, desta forma, pode-se observar que a

recomendação é realizada com precisão demonstrando que o estilo de aprendizagem é uma variável importante ao recomendar objetos de aprendizagem.

Rodríguez, Duque e Ovalle (2016) propõem um método híbrido para recomendação adaptativa de objetos de aprendizagem a partir das características do perfil do aluno. Este modelo combina as abordagens de recomendação baseada em conteúdo, baseada em conhecimento e filtragem colaborativa para a construção do sistema híbrido. O método propõe a combinação dos resultados das técnicas para fornecer objetos de aprendizagem relacionados ao perfil do aluno que seja relevante para seu processo de aprendizagem. O perfil do aluno contempla características como dados pessoais, carreira, local de ensino, atividades educacionais, recursos utilizados e estilo de aprendizagem, sendo uma das características mais relevantes para a entrega de materiais educativos, combinando os estilos de FSLSM e VARK (FELDER; SILVERMAN, 1988; FLEMING, 2017).

Vesin et al. (2013) apresentam um sistema de tutoria adaptável e inteligente que aplica recomendações e técnicas de hipermídia adaptativas, visando orientar automaticamente as atividades ao aluno, recomendando *links* e ações relevantes durante o processo de aprendizagem. Experiências em dados reais mostram adequação do uso das técnicas de recomendação e hipermídia para sugerir atividades *online* para os alunos relacionadas as suas preferências, conhecimentos e opiniões de outros alunos com características semelhantes. A construção do modelo do aluno contempla informações objetivas, como dados pessoais, conhecimento prévio e preferências; o desempenho do aluno, que inclui dados sobre nível de conhecimento e assuntos de domínio; histórico de aprendizagem, como informações sobre avaliações, atividades e interações no sistema. Para a recomendação foram aplicadas as técnicas de mineração como agrupamento de dados e regras de associação e a abordagem de filtragem colaborativa.

O trabalho de Khribi, Jemni e Nasraoui (2009) apresenta recomendações para personalização de sistemas educacionais *online* com base em técnicas de mineração e recuperação de informações. A estrutura proposta é composta por dois módulos, sendo um módulo *off-line* que processa os dados para criar modelos de alunos e de conteúdo e um módulo *online* que utiliza estes modelos para reconhecer os objetivos dos alunos e fornecer a recomendação. O modelo do aluno é composto por informações relevantes, como o perfil do aluno, o conhecimento e as preferências educacionais. Os objetos de aprendizagem são recomendados com base nos históricos de navegação,

semelhanças e diferenças entre as preferências dos alunos e conteúdos educacionais. As abordagens de recomendação utilizadas são as baseadas em conteúdo e filtragem colaborativa, sendo cada uma aplicada separadamente ou em combinação aplicando a abordagem híbrida.

Mavroudi e Hadzilacos (2012) descrevem dois componentes adaptativos, sendo um diagnóstico de estilo de aprendizagem e um sistema de recomendação educacional, que se baseiam no estilo de aprendizagem e no conhecimento prévio dos alunos para adaptar a apresentação do material de aprendizagem e o *feedback* fornecido ao aluno. O sistema de recomendação utiliza as propriedades e as condições da especificação IMS-LD que é uma especificação para uma metalinguagem que permite a modelagem de processos de aprendizagem. Na primeira fase do processo de recomendação é implementado o questionário de estilo de aprendizagem, inspirado no modelo de VARK (FLEMING, 2017); na segunda fase os alunos recebem uma série de atividades de aprendizado onde avaliam; e na terceira fase o sistema de recomendação utilizando as propriedades e as condições da especificação IMS-LD, combina estas relações e calcula um grau de proximidade e propõe ao aluno atividades específicas.

Amini et al. (2014) apresentam neste trabalho a captura de conhecimento escolar de recursos heterogêneos para a elaboração de perfis em sistemas de recomendação. Este modelo emprega abordagens de extração de informações estatísticas a partir da integração de uma extensa coleção de itens de conhecimento de diferentes recursos, como Wikipédia® e perfis de bibliotecas digitais. A abordagem expôs uma melhoria significativa em termos de resultado na extração de recursos, reutilização de perfis e integração semântica de conhecimento.

O trabalho de Verbert et al. (2007) apresenta uma pesquisa na área de Sistemas de Recomendação que identifica as dimensões do contexto para a análise e desenvolvimento destes sistemas aplicados em estudos das tecnologias sobre o aprendizado, TEL (Technology Enhanced Learning). Apresenta uma análise dos sistemas de recomendação implantados no contexto educacional, analisando técnicas empregadas no processo de recomendação e práticas para avaliar o impacto potencial das abordagens no processo de aprendizagem. Os modelos de educandos também são analisados nesta pesquisa apresentando as principais características que deve ter, como informações pessoais básicas, conhecimento prévio, interesses, objetivos de aprendizagem, estilos cognitivos e análise de sentimentos. Os estilos

cognitivos são avaliados conforme modelo de FSLSM (FELDER; SILVERMAN, 1988).

Dwivedi e Bharadwaj (2015) propõem um sistema de recomendação educacional *online* para um grupo de alunos com base na abordagem unificada do perfil do aluno. Neste é proposto uma fusão de perfil para a ULP (Perfil Unificado do Aluno) utilizando estilos de aprendizagem, níveis de conhecimento e classificações de alunos em grupo. O modelo FSLSM de Felder e Silverman (1988) é utilizado na estrutura do estilo de aprendizagem do perfil do aluno. Para o processo de recomendação uma abordagem colaborativa é aplicada com base na ULP para recomendações de grupo, os resultados demonstram eficácia da estratégia de recomendação para o sistema educacional *online*.

Alinani et al. (2016) apresentam um sistema de recomendação de recursos educacionais heterogêneos com base nas preferências do usuário. Para cada recurso recomendado o usuário faz uma avaliação atribuindo um peso, quando o sistema não possui as preferências de um usuário específico, este recomenda os recursos com maior atributo conforme avaliação realizada anteriormente por outros usuários. O perfil do usuário contempla informações básicas, preferências, categorias, palavras-chaves e interações referentes os recursos recomendados.

O trabalho de Serrano-Guerrero, Romero e Olivas (2013) tem como objetivo o desenvolvimento de um sistema de recomendação capaz de sugerir atividades personalizadas para os alunos, a fim de reforçar suas competências relacionadas aos conteúdos. As recomendações são geradas a partir do cálculo das características das competências de cada conteúdo e das atividades, modelados por uma linguística difusa. O sistema proposto recomenda atividades relacionadas ao perfil individual de cada aluno, sendo este perfil composto por um conjunto de atividades que um aluno deve fazer, juntamente com o resultado obtido em cada atividade. Um protótipo é desenvolvido e testado com alunos reais obtendo resultados positivos.

Rodríguez et al. (2012) propõem um modelo de recomendação e avaliação de objetos de aprendizagem modelados através do paradigma de sistemas multi-agentes em repositórios federativos. Com o objetivo de pesquisar, recuperar, recomendar e avaliar os objetos de aprendizagem o sistema utiliza-se de caracteres de consulta inseridos pelo usuário e de um perfil de usuário de relevância similar ao estilo de aprendizagem. Neste modelo o perfil do usuário possui informações como características e preferências e combina o modelo de FSLSM de Felder e Silverman (1988) e VARK de Fleming (2017) para seus estilos

de aprendizagem. A recomendação é realizada através da abordagem de filtragem colaborativa, buscando perfis semelhantes.

Imran et al. (2016) apresentam um sistema de recomendação de objetos de aprendizagem personalizado, fornecendo recomendações aos alunos com perfis semelhantes considerando os objetos relacionados aos seus cursos. O perfil dos alunos contemplam nível de experiência, conhecimento prévio e desempenho, o modelo FSLSM de Felder e Silverman (1988) é aplicado no estilo de aprendizagem. O processo de recomendação utiliza a mineração de dados com regras de associação para encontrar a associação entre os objetos de aprendizagem e um algoritmo de vizinhança mais próxima. O objetivo do sistema é melhorar a qualidade da aprendizagem, com recomendações úteis, podendo aumentar a satisfação dos alunos durante o curso.

Gutierrez, Mendez e Carranza (2008) propõem um modelo de aluno para sistemas educacionais *online* adaptativos com o objetivo de analisar as características dos alunos que refletem no processo de aprendizagem e possam ser utilizadas no modelo. O modelo do aluno é representado através das características de dados pessoais, contexto, estilos de aprendizagem, personalidade, dados acadêmicos e psicológico. O estilo de aprendizagem é classificado conforme modelo FSLSM (FELDER; SILVERMAN, 1988). O modelo é analisado em uma plataforma experimental de um sistema inteligente de cursos adaptativos mostrando a importância deste no processo educativo.

O Quadro 2 sintetiza estes trabalhos apresentando as principais características dos modelos de perfil do usuário e detalhando as informações utilizadas no desenvolvimento destes estudos.

Quadro 2 - Características dos perfis de usuário dos trabalhos correlatos.

Trabalhos	Características dos Perfis de Usuário
Bremgartner (2012)	Identificação (id, nome, primeiro nome, contato) Acessibilidade (preferência, extensão) Interesses (descrição) Atividade (id, tipo de nome, tipo de conteúdo, data, evolução, descrição, extensão) Competência (tipo de conteúdo, descrição, extensão)
Morais e Franco (2011)	Perfil (nome, formação acadêmica, cidade, estado, níveis de conhecimento)
Pereira et al. (2015)	Perfil (nome, e-mail, idade, cidade de residência, idiomas de domínio, preferências por determinados tipos de mídias, escolaridade) Cursos Matriculado Interesses Educacionais

Ferro et al. (2014)	O perfil possui dados do usuário referente às preferências de áreas de estudos, histórico de materiais já adquiridos no passado e avaliação das recomendações geradas.
Wu, Lu e Zhang (2015)	Perfil de Aprendizagem (idade, graduação, conhecimentos, objetivos de aprendizagem, aprendizagem exigidas, atividades)
Zapata et al. (2011)	O perfil do usuário contém atributos como área de estudo, experiência tecnológica, editor de objetos de aprendizagem, plataforma de aprendizagem e repositório de objetos de aprendizagem.
Takano e Li (2010)	O perfil é gerado através do comportamento de navegação web para prever preferências de um usuário.
Rodríguez et al. (2014)	O perfil do usuário é composto por idade, sexo, modelo FLSLM e modelo de VARK.
Rodriguez, Duque e Ovalle (2016)	O perfil contempla nome, sexo, cidade de origem, escolaridade, carreira, local de ensino, atividades educacionais, recursos utilizados e estilo de aprendizagem. O estilo de aprendizagem combina os modelos FLSLM e VARK.
Vesin et al. (2013)	Dados Pessoais (nome, data de nascimento, endereço, sexo, filiação, conhecimento prévio, usuário, senha) Dados de Desempenho (estilo cognitivo, aprendizagem, interação, habilidades adquiridas, habilidades de raciocínio e colaborativas) Histórico de Aprendizagem (avaliações, atividades e interações)
Khribi, Jemni e Nasraoui (2009)	O modelo é composto por três componentes: perfil do aluno, conhecimento do aluno e as preferências educacionais do aluno.
Mavroudi e Hadzilacos (2012)	O modelo se baseia no estilo de aprendizagem e conhecimento prévio dos alunos. O estilo de aprendizagem é inspirado no modelo de VARK.
Amini et al. (2014)	O perfil é criado a partir do conhecimento escolar, que contempla, interesses de pesquisa, projetos de pesquisa, artigos publicados, notas e currículo.
Verbert et al. (2007)	Informações Básicas (nome, contato, filiação, sexo, idade, profissão, nível educacional, autenticação, acessibilidade) Além das informações básicas, o modelo é composto por conhecimento e desempenho do aluno, interesses, objetivos de aprendizagem, estilos cognitivos conforme modelo FLSLM e análise de sentimentos.
Dwivedi e Bharadwaj (2015)	O perfil é composto por estilos de aprendizagem conforme modelo de FLSLM, níveis de conhecimento e classificações de alunos em grupo.
Alinani et al. (2016)	Usuário (id, nome completo, senha, e-mail, data de nascimento, sexo, cidade, estado, país, escolaridade) Usuário Preferências (id, nome, categoria, tipo, palavra chave)
Serrano-Guerrero, Romero e Olivas (2013)	O perfil é composto por um conjunto de atividades que um aluno deve fazer, juntamente com o resultado obtido em cada atividade.
Rodríguez et al. (2012)	Perfil Usuário (id, nome, último nome, data de nascimento, sexo, nível educacional, estilo aprendizagem) Objetos Aprendizagem (id, título, link, estilo, tipo) O perfil combina os modelos de FLSLM e VARK.

Imran et al. (2016)	O perfil contempla nível de experiência, conhecimento prévio, desempenho e estilo de aprendizagem conforme modelo FSLSM.
Gutierrez, Mendez e Carranza (2008)	<p>Dados Pessoais (nome, data de nascimento, sexo, raça, localização, visão, audição)</p> <p>Dados de Contexto (dispositivo de acesso, velocidade de acesso, navegador, sistema operacional)</p> <p>Estilos de Aprendizagem Modelo FSLSM (Sensitivos/Intuitivos, Visuais/Verbais, Indutivos/Dedutivos, Ativos/Reflexivos, Sequenciais/Globais)</p> <p>Além de Dados de Personalidade, Dados Acadêmicos e Psicológicos</p>

Fonte: Elaborado pela autora.

4 MODELO PROPOSTO

Neste capítulo é apresentado o modelo proposto de perfil educacional com o objetivo de recomendar conteúdos em sistemas educacionais *online*. São descritas as principais características e informações referentes ao modelo do perfil sendo apresentada também a estrutura e o modelo lógico. Optou-se em definir o nome do modelo em Perfil de Usuário nos modelos descritivo e lógico pela padronização dos sistemas, caracterizando os educandos.

4.1 DESCRIÇÃO DO MODELO

Para a construção do modelo proposto analisou-se os trabalhos correlatos na área, conforme seção 3.3, onde apresentaram estudos com informações sobre perfis de usuários. A partir da análise pôde-se observar e comparar as informações mais utilizadas e que pudessem contribuir na recomendação de conteúdos visando subsidiar a construção do modelo.

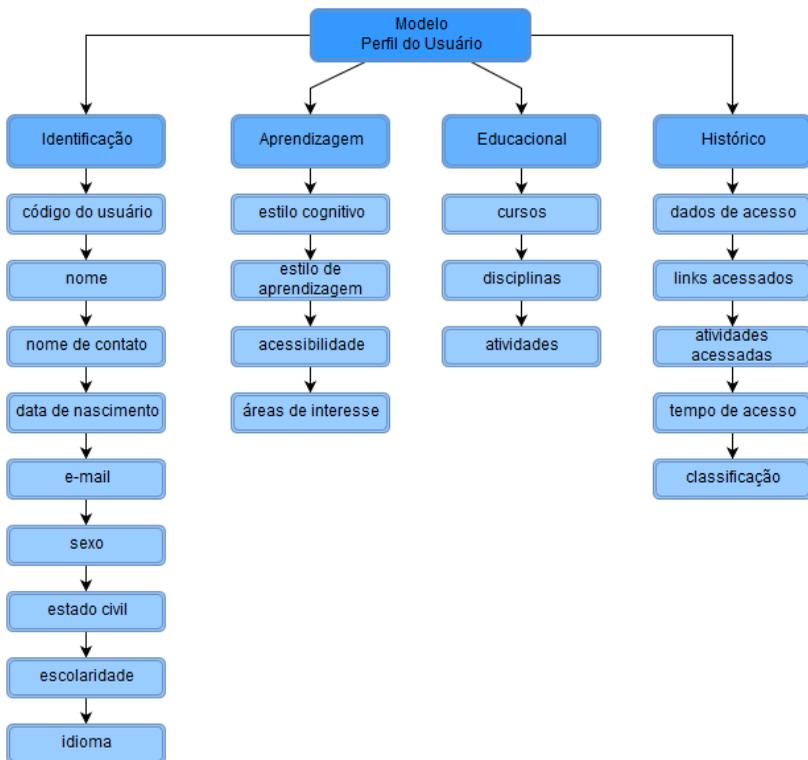
Na Figura 3 é possível visualizar a estrutura analítica do projeto (EAP) que representa a descrição do modelo proposto desta pesquisa. O modelo é dividido em quatro módulos, sendo eles, “identificação”, “aprendizagem”, “educacional” e “histórico”.

O módulo “identificação” possui as principais informações pessoais do usuário, caracterizados pelo código do usuário, nome, nome de contato, data de nascimento, e-mail, sexo, estado civil, escolaridade e idioma.

O módulo “aprendizagem” tem como objetivo representar o estilo de aprendizagem do usuário em relação as suas preferências no processo de ensino, sendo caracterizado pelo estilo cognitivo, estilo de aprendizagem, acessibilidade e áreas de interesse.

No estilo cognitivo é contemplado as cinco modalidades de aprendizagem do modelo VARK, conforme analisado na seção 2.5, nas quais são, visuais, auditivas, leitura/escrita, cinestésicos e multimodais. No estilo de aprendizagem foi contemplado o modelo FSLSM, também mencionado na seção 2.5, sendo dividido em quatro dimensões, sensorial/intuitivo, visual/verbal, ativo/reflexivo e sequencial/global. A acessibilidade é classificada em auditiva, visual, auditiva/visual ou nenhuma. As áreas de interesse estão relacionadas com os interesses dos usuários em campos de estudo.

Figura 3 - Estrutura Analítica do Projeto (EAP).



Fonte: Elaborada pela autora.

O módulo “educacional” contempla os cursos, disciplinas e atividades, em que os usuários estão matriculados. As atividades são compostas por conteúdos, apostilas, fórum, aulas virtuais, avaliações ou outras atividades relacionadas com o curso e disciplina que podem estar cadastradas no sistema.

O módulo “histórico” representa as informações e interações que o usuário pode realizar no sistema educacional, sendo caracterizadas em dados de acesso, *links* acessados, atividades acessadas, tempo de acesso e classificação. A classificação é o *feedback* do usuário referente a atividade acessada, que pode ser classificada como “Curtiu” e “Não Curtiu”. Os dados de acesso, neste modelo, contemplam o tipo de dispositivo que o usuário utiliza no acesso ao sistema, tipo de navegador (*browser*), sistema operacional e data. Nos *links* acessados é contemplado os *menus* e atividades que o usuário acessou no sistema.

Nas atividades acessadas é prevista a descrição da atividade, hora de início e fim, resultando no tempo de acesso e a classificação que o usuário informou referente a atividade acessada.

As informações a serem utilizadas pelo modelo proposto podem ser coletadas de forma implícita ou explícita, dependendo da estrutura que existir nos sistemas de gestão educacional dos cenários de aplicação. O módulo “identificação” pode selecionar todos os dados do cadastro do usuário de forma implícita, caso exista no sistema de gestão, do contrário, deverá solicitar o preenchimento das informações de forma explícita. O módulo “aprendizagem” deverá solicitar ao usuário que responda às suas preferências de aprendizagem tornando a captura das informações explícita. Já o módulo “educacional” também poderá selecionar todas as informações de forma implícita quando existir no sistema de gestão educacional. Por fim, o módulo “histórico” deverá capturar as informações de forma implícita e dinâmica, conforme o usuário navega no sistema educacional *online*.

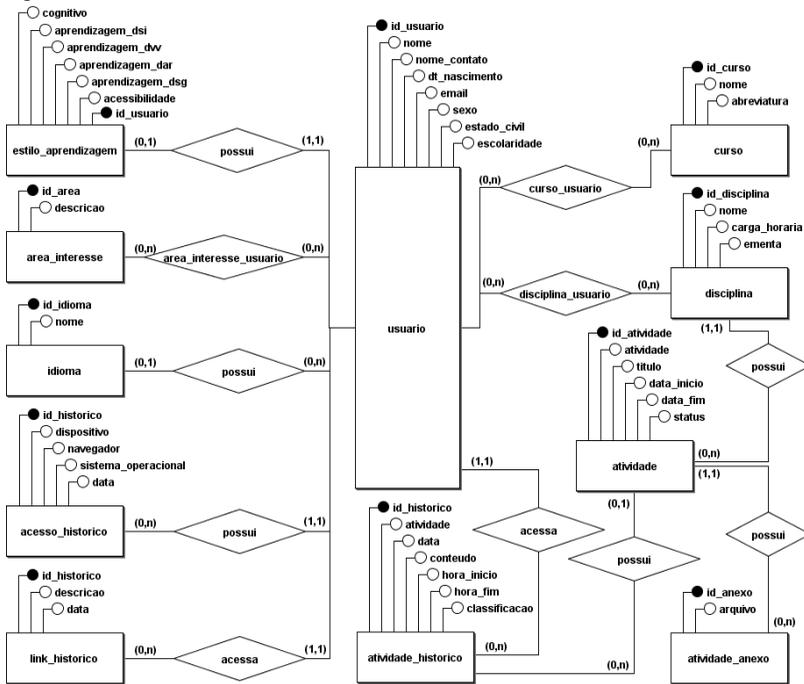
No modelo proposto optou-se por utilizar dois estilos de aprendizagem, o FSLSM de Felder e Silverman (1988) e o VARK de Fleming (2017), pois desta forma obtêm-se mais informações do usuário referente às suas preferências em aprender e compreender a informação, tornando o modelo mais robusto e auxiliando na similaridade dos usuários em relação ao estilo de aprendizagem e na recomendação de atividades.

Todas as informações descritas no modelo são de grande importância para a geração das recomendações, sendo que os módulos de “aprendizagem” e “histórico” contemplam informações sobre estilos cognitivos e de aprendizagem, acessibilidade, atividades acessadas, descrição e classificação das atividades, que auxiliará no desenvolvimento e aplicação de algumas abordagens de recomendação.

4.2 MODELO CONCEITUAL E LÓGICO

A partir da estrutura analítica do projeto foi gerado o modelo conceitual representado na Figura 4. O modelo conceitual de alto nível apresenta as entidades, os atributos e os relacionamentos.

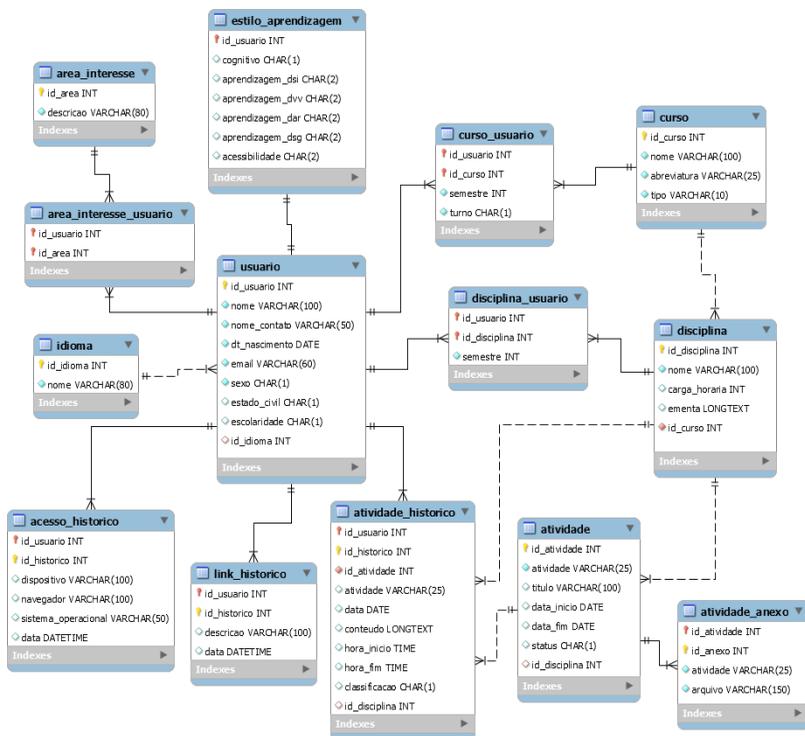
Figura 4 - Modelo conceitual.



Fonte: Elaborada pela autora.

Após, foi gerado o modelo lógico representado na Figura 5, descrevendo os dados que pertencem ao domínio e que possam ser utilizados em um sistema de informações. Nesta fase, o modelo lógico representa de forma abstrata a estrutura que possuirá o banco de dados sendo necessário analisar os dados que são armazenados e definir o tipo dos atributos. Conforme análise, pode-se incluir novas entidades devido aos relacionamentos e o contexto de banco de dados relacional.

Figura 5 - Modelo Lógico



Fonte: Elaborada pela autora.

Analisando o módulo “identificação” da EAP, apresentado na seção anterior, foi criada a entidade “USUARIO” e a entidade “IDIOMA”, sendo que a entidade “USUARIO” está relacionada com a entidade “IDIOMA”, que deverá conter cadastros de idiomas disponíveis no sistema. Abaixo, os Quadros 3 e 4 representam as entidades, atributos, tipos, domínio dos atributos e um exemplo de instância.

Quadro 3 - Representação da entidade "USUARIO".

Atributo	Tipo	Descrição do Atributo	Instância
id_usuario	int	código do usuário	100
nome	varchar(100)	nome completo	Maria da Silva
nome_contato	varchar(50)	nome de contato	Maria
dt_nascimento	date	data de nascimento	21/04/1998
email	varchar(60)	endereço de e-mail	maria@contato.net
sexo	char(1)	M - Masculino, F - Feminino	F
estado_civil	char(1)	S - Solteiro, C - Casado, E - Separado, V - Viúvo, U - União Estável	S
escolaridade	char(1)	F - Fundamental, M - Médio, G - Graduação, P - Pós Graduação, M - Mestrado, D - Doutorado	M
id_idioma	int	código do idioma	1

Fonte: Elaborado pela autora.

Quadro 4 - Representação da entidade "IDIOMA".

Atributo	Tipo	Descrição do Atributo	Instância
id_idioma	int	código do idioma	10
nome	varchar(80)	nome do idioma	Português

Fonte: Elaborado pela autora.

A partir do módulo “aprendizagem” foi criada a entidade “ESTILO_APRENDIZAGEM” relacionada com “USUARIO”. Abaixo, o Quadro 5 representa a entidade e características.

Quadro 5 - Representação da entidade "ESTILO_APRENDIZAGEM".

Atributo	Tipo	Descrição do Atributo	Instância
id_usuario	int	código do usuário	100
cognitivo	char(1)	A - Auditivo, C - Cinestésico, L - Leitor/Escrita, M - Multimodal, V - Visual	V
aprendizagem_dsi	char(2)	I - Intuitivo, S - Sensorial, SI - Sensorial/Intuitivo	S
aprendizagem_dvv	char(2)	E - Verbal, V - Visual, VV - Visual/Verbal	V
aprendizagem_dar	char(2)	A - Ativo, R - Reflexivo, AR - Ativo/Reflexivo	AR
aprendizagem_dsg	char(2)	G - Global, S - Sequencial e SG - Sequencial/Global	S
acessibilidade	char(2)	A - Auditiva, V - Visual, Auditiva/Visual, N - Nenhuma	N

Fonte: Elaborado pela autora.

Também foi criada a entidade “AREA_INTERESSE” referente ao módulo “aprendizagem”, que deverá possuir um cadastro de áreas de pesquisa disponíveis no sistema, e a entidade “AREA_INTERESSE_USUARIO” relacionada com as entidades

“USUARIO” e “AREA_INTERESSE”. Abaixo, os Quadros 6 e 7 representam as entidades e características.

Quadro 6 - Representação da entidade "AREA_INTERESSE".

Atributo	Tipo	Descrição do Atributo	Instância
id_area	int	código da área de interesse	4
descricao	varchar(80)	descrição da área de interesse	Banco de Dados

Fonte: Elaborado pela autora.

Quadro 7 - Representação da entidade "AREA_INTERESSE_USUARIO".

Atributo	Tipo	Descrição do Atributo	Instância
id_usuario	int	código do usuário	100
id_area	int	código da área de interesse	4

Fonte: Elaborado pela autora.

Referente ao módulo “educacional” foi criada a entidade “CURSO”, representando o cadastro de todos os cursos disponíveis na instituição, e a entidade “CURSO_USUARIO” relacionada com as entidades “CURSO” e “USUARIO”. Nesta entidade deverá constar todos os usuários com matrículas no curso. Também foi criada a entidade “DISCIPLINA” relacionada com a entidade “CURSO”, responsável por manter todas as disciplinas de determinado curso e a entidade “DISCIPLINA_USUARIO” relacionada com as entidades “DISCIPLINA” e “USUARIO”. Esta entidade mantém o registro de todos os usuários com disciplinas matriculadas no curso. Abaixo, os Quadros 8, 9, 10 e 11 representam as entidades e características.

Quadro 8 - Representação da entidade "CURSO".

Atributo	Tipo	Descrição do Atributo	Instância
id_curso	int	código do curso	1001
nome	varchar(100)	nome do curso	Análise de Sistemas
abreviatura	varchar(25)	abreviatura do curso	1001 - AS
tipo	varchar(10)	tipo de curso	Graduação

Fonte: Elaborado pela autora.

Quadro 9 - Representação da entidade "CURSO_USUARIO".

Atributo	Tipo	Descrição do Atributo	Instância
id_usuario	int	código do usuário	100
id_curso	int	código do curso	1001
semestre	int	semestre de matrícula do usuário	20171
turno	char(1)	M - Matutino, V - Vespertino, N - Noturno, I - Integral	N

Fonte: Elaborado pela autora.

Quadro 10 - Representação da entidade "DISCIPLINA".

Atributo	Tipo	Descrição do Atributo	Instância
id_disciplina	int	código da disciplina	100101
nome	varchar(100)	nome da disciplina	Informática Aplicada
carga_horaria	int	carga horária da disciplina	52
ementa	longtext	ementa referente a disciplina	Introdução a S.O. ...
id_curso	int	código do curso	1001

Fonte: Elaborado pela autora.

Quadro 11 - Representação da entidade "DISCIPLINA_USUARIO".

Atributo	Tipo	Descrição do Atributo	Instância
id_usuario	int	código do usuário	100
id_disciplina	int	código da disciplina	100101
semestre	int	semestre de matrícula do usuário	20171

Fonte: Elaborado pela autora.

Em relação ao módulo “histórico” foi criada a entidade “ACESSO_HISTORICO” relacionada à entidade “USUARIO”, visando manter todos os históricos de acesso dos usuários. Também foi criada a entidade “LINK_HISTORICO” relacionada à entidade “USUARIO”, que deverá possuir todos os *menus* e atividades que o usuário irá acessar, sendo os dados, as interações que o usuário realizará no sistema. Abaixo, os Quadros 12 e 13 representam as entidades e características.

Quadro 12 - Representação da entidade "ACESSO_HISTORICO".

Atributo	Tipo	Descrição do Atributo	Instância
id_usuario	int	código do usuário	100
id_historico	int	código do histórico de acesso	5210
dispositivo	varchar(100)	tipo de dispositivo	Móvel
navegador	varchar(100)	tipo de navegador	Chrome 43.0.2357.93
sistema_operacional	varchar(50)	sistema operacional do dispositivo utilizado	Windows 7
data	datetime	data de acesso	12/01/2017 14:22

Fonte: Elaborado pela autora.

Quadro 13 - Representação da entidade "LINK_HISTORICO".

Atributo	Tipo	Descrição do Atributo	Instância
id_usuario	int	código do usuário	100
id_historico	int	código do histórico de acesso	8642
descricao	varchar(100)	descrição do link acessado	Chat Atividade
data	datetime	data de acesso	19/10/2017 15:32

Fonte: Elaborado pela autora.

A entidade “ATIVIDADE” foi criada devido a necessidade de armazenar todas as atividades que uma disciplina possa ter no sistema. Esta entidade armazenará informações do tipo: título da atividade, data de início e fim, e está relacionada com a entidade “DISCIPLINA”. A entidade “ATIVIDADE_ANEXO” relacionada com a entidade “ATIVIDADE”, terá, caso existam, arquivos na forma de anexos. Finalizando o módulo “histórico” foi criada a entidade “ATIVIDADE_HISTORICO” relacionada com as entidades “ATIVIDADE”, “DISCIPLINA” e “USUARIO”, que será populada com dados de acesso do usuário em relação às atividades existentes no sistema. A seguir são apresentados os Quadros 14, 15 e 16 detalhando as entidades e características.

Quadro 14 - Representação da entidade "ATIVIDADE".

Atributo	Tipo	Descrição do Atributo	Instância
id_atividade	int	código da atividade	1026
atividade	varchar(25)	tipo de atividade	Conteúdo
titulo	varchar(100)	descrição do tipo de atividade	Exercícios de Revisão
data_inicio	date	data de início da atividade	24/04/2017
data_fim	date	data final da atividade	24/05/2017
status	char(1)	A - Ativo, I - Inativo	A
id_disciplina	id_disciplina	código da disciplina	100101

Fonte: Elaborado pela autora.

Quadro 15 - Representação da entidade "ATIVIDADE_ANEXO".

Atributo	Tipo	Descrição do Atributo	Instância
id_atividade	int	código da atividade	1026
id_anexo	int	código do anexo	1
atividade	varchar(25)	tipo de atividade	Conteúdo
arquivo	varchar(150)	nome do arquivo anexado na atividade	exercicio01.pdf

Fonte: Elaborado pela autora.

Quadro 16 - Representação da entidade "ATIVIDADE_HISTORICO".

Atributo	Tipo	Descrição do Atributo	Instância
id_usuario	int	código do usuário	100
id_historico	int	código do histórico	6018
id_atividade	int	código da atividade	1026
atividade	varchar(25)	tipo de atividade	Conteúdo
data	date	data de acesso	01/05/2017
conteudo	longtext	conteúdo descritivo referente atividade	null
hora_inicio	time	hora de início do acesso	14:22:13
hora_fim	time	hora final do acesso	14:55:06
classificacao	char(1)	C - Curtiu, N - Não Curtiu	C
id_disciplina	int	código da disciplina	100101

Fonte: Elaborado pela autora.

Desta forma, construiu-se o modelo lógico conforme características citadas acima, formando o perfil do usuário para um sistema educacional. O modelo possui como propósito manter os dados coletados a partir das interações e acessos dos usuários em determinado

ambiente virtual de aprendizado, com o objetivo de permitir a recomendação de conteúdos, bem como, de auxiliar o processo de aprendizagem.

5 APLICAÇÃO DO MODELO E ANÁLISE DOS RESULTADOS

Neste capítulo é apresentado o cenário de aplicação do modelo proposto voltado à geração de recomendações. Também é apresentado o processo de importação dos dados para o cenário, o processo de recomendação e a análise dos resultados.

5.1 CENÁRIO DE APLICAÇÃO

Com o objetivo de avaliar o modelo proposto e demonstrar sua aplicabilidade e viabilidade, utilizou-se como cenário de aplicação um conjunto de dados da instituição de ensino SATC® (Associação Beneficente da Indústria Carbonífera de Santa Catarina) que dispõe dos seguintes níveis: educação infantil, fundamental, médio, técnico, técnico a distância, pós-técnico, graduação, pós-graduação, mestrado e cursos livres.

A SATC® é uma entidade sem fins lucrativos, filantrópica e pertencente ao segmento comunitário, tem como missão transformar pessoas e organizações, por meio de educação e tecnologias inovadoras, desenvolvendo competências e contribuindo para o crescimento sustentável (SATC, 2017). Atualmente, a instituição possui sistemas de gestão escolar e algumas plataformas *online* que oferecem diversos serviços aos educandos e colaboradores.

Para a aplicação do cenário, foi criada uma base de dados conforme o modelo apresentado na seção 4.2 e código do modelo físico disponível no Apêndice A. As ferramentas utilizadas no desenvolvimento do cenário foram o brModelo® e o MySQL Workbench®. O brModelo® foi utilizado no desenvolvimento do modelo conceitual, esta é uma ferramenta *freeware* voltada para o ensino de modelagem em banco de dados relacional. O MySQL Workbench® foi utilizado no desenvolvimento do modelo lógico e físico, banco de dados e em todas as atividades dos cenários propostos neste trabalho. É uma ferramenta que fornece modelagem de dados, desenvolvimento de SQL e ferramentas de administração para configuração de servidor, administração de usuários, backup e outras funcionalidades.

Para a importação optou-se em selecionar alguns cursos do técnico a distância e cursos livres por possuírem ambientes virtuais de aprendizagem com diversas atividades ativas. Foram importados 12 cursos considerando a modalidade técnico a distância e 47 cursos livres. Além disso, foram importadas todas as disciplinas relacionadas aos

curso, sendo que algumas não possuíam ementa cadastrada. As Figuras 6 e 7 apresentam uma amostra dos dados considerados para os cursos e disciplinas.

Figura 6 - Dados importados referente aos cursos.

	id_curso	nome	abreviatura	tipo
	1107	EXCEL - INTERMEDIÁRIO	1	Livre
	1115	LIDERANCA TRANSFORMADORA	1	Livre
	1160	MS PROJECT 2016 AVANÇADO	1	Livre
	1162	DESENVOLVIMENTO DE LIDERANCAS	1	Livre
	2141	2ª Fase do Curso Técnico de Mineração EAD	2ª Fase	Técnico
	2156	2ª Fase do Curso Técnico de Eletrotécnica EAD	2156	Técnico
	3141	3ª Fase do Curso Técnico de Mineração EAD	3ª Fase	Técnico
	3156	3ª Fase do Curso Técnico de Eletrotécnica EAD	3156	Técnico
	3175	3ª Fase do Curso Técnico de Desian de Interiores EAD	3175	Técnico

Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 7 - Dados importados referente às disciplinas.

	id_disciplina	nome	carga_horaria	ementa	id_curso
	29967	MÓDULO I	40	MOTORES *brincio de funcionament...	923
	29969	MÓDULO I	8	Normas Regulamentadoras: Leislaçã...	812
	30004	HIDRÁULICA E PNEUMÁTICA	52	NULL	836
	30005	ELETRICIDADE INDUSTRIAL	40	Grandezas Elétricas: Lei de Ohm: Ass...	634
	30007	FOTOGRAFIA DIGITAL	36	Apresentação, Introdução e Definiçõ...	854
	30008	LIDERANCA TRANSFORMADORA	21	Lideranca e História Os diversos tpo...	1115
	30010	GESTÃO DE VENDAS	15	Módulo 1: Ética no atendimento e ve...	1008
	30013	SOLDA PARA MANUTENÇÃO E...	10	Introdução a soldaem: Máquinas e a...	1154
	30014	MÓDULO 1	4	Normas Regulamentadoras: Leislaçã...	679

Fonte: Elaborado pela autora.

Referente aos educandos e matrículas, foram importados todos os educandos que possuíam matrículas nos cursos técnico a distância, selecionados para este cenário. Ao todo foram importados 348 cadastros de educandos e suas respectivas matrículas nos cursos, assim como, as disciplinas relacionadas. Também foram importados os dados de

identificação, sendo que o idioma foi importado como português, por existir somente este tipo de idioma em relação aos cursos, disciplinas e conteúdo. Os dados de estado civil e escolaridade não estavam atualizados no cadastro ficando como nulos. Abaixo, são apresentadas as Figuras 8, 9 e 10 referentes aos dados importados, sendo que o nome, nome de contato e e-mail foram criptografados através do algoritmo MD5 devido a privacidade da informação. O MD5 (*Message-Digest Algorithm 5*) é um algoritmo de criptografia que está disponível na ferramenta *MySQL Workbench*®, muito utilizado na segurança e privacidade de informações.

Figura 8 - Dados importados referente aos educandos.

	id_usuario	md5(nome)	md5(nome_contato)	dt_nascimento	md5(email)	sexo	estado_civil	escolaridade	id_idioma
	1614	226a9f7...	821deb40d8c519...	1977-10-30	6b4a8c0...	M	NULL	NULL	1
	2109	ebed9a4...	8386c014344981...	1984-08-06	40c213a...	M	NULL	NULL	1
	2255	0de03bf...	605cd39906074c...	1985-06-10	3f526e2...	M	NULL	NULL	1
	2836	9ef336f5...	9476b215cd6c72...	1985-01-10	f0bb80d...	M	NULL	NULL	1
	3412	194cd76...	5a8ce8c822649ff...	1982-09-03	8ab2e7d...	M	NULL	NULL	1
	23057	dc8a3c4...	0af701cde8c17d9...	1986-10-06	5b391e1...	M	NULL	NULL	1
	24621	e289c78...	588824df1cb88a...	1983-09-30	4c4fcc9f...	M	NULL	NULL	1
	26358	de03223...	c12a4736ff066be...	1984-07-13	c628fd3...	M	NULL	NULL	1
	26753	3f50d9a...	747df0f2fda31ef...	1982-12-14	651afb2...	M	NULL	NULL	1
	27857	48944c2...	634a341ab7c3d3...	1983-05-09	75ac1ac...	M	NULL	NULL	1
	28002	eb126e6...	849faf5b5e2cb04...	1990-05-20	06d72b1...	F	NULL	NULL	1

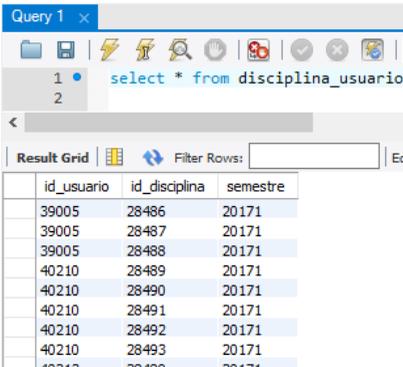
Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 9 - Dados importados referente aos relacionamentos entre cursos e educandos.

	id_usuario	id_curso	semestre	turno
	1614	5156	20171	I
	2109	2156	20171	I
	2255	1156	20171	I
	2836	1156	20171	I
	3412	4156	20171	I

Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 10 - Dados importados referente aos relacionamentos entre disciplinas e educandos.



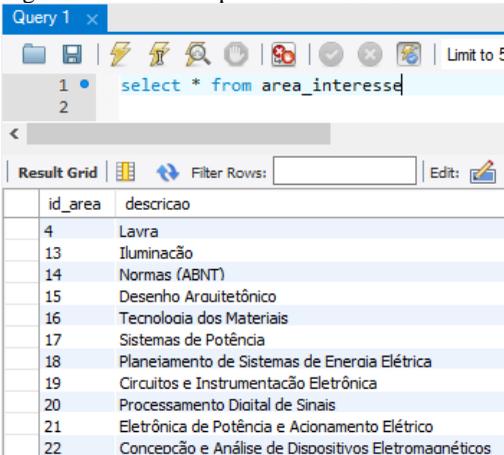
The screenshot shows a query window titled 'Query 1' with the following SQL query: `select * from disciplina_usuario`. Below the query, a 'Result Grid' displays the following data:

id_usuario	id_disciplina	semestre
39005	28486	20171
39005	28487	20171
39005	28488	20171
40210	28489	20171
40210	28490	20171
40210	28491	20171
40210	28492	20171
40210	28493	20171
40213	28489	20171

Fonte: Elaborado pela autora.

Relacionado aos educandos foram importadas as áreas de interesse, acessibilidade, estilo cognitivo e aprendizagem quando estas informações estavam disponíveis nos cadastrados existentes. No Apêndice B encontra-se os questionários dos modelos FLSM e VARK que refere-se aos dados do estilo cognitivo e aprendizagem, solicitados de forma explícita e aplicados nas plataformas *online* da instituição (FELDER; SOLOMAN, 2017; FLEMING, 2017). Abaixo, as Figuras 11, 12 e 13 apresentam fragmentos dos dados importados.

Figura 11 - Dados importados referente as áreas de interesses dos educandos.



The screenshot shows a query window titled 'Query 1' with the following SQL query: `select * from area_interesse`. Below the query, a 'Result Grid' displays the following data:

id_area	descricao
4	Lavra
13	Iluminação
14	Normas (ABNT)
15	Desenho Arquitetônico
16	Tecnologia dos Materiais
17	Sistemas de Potência
18	Planejamento de Sistemas de Energia Elétrica
19	Circuitos e Instrumentação Eletrônica
20	Processamento Digital de Sinais
21	Eletrônica de Potência e Acionamento Elétrico
22	Concepção e Análise de Dispositivos Eletromagnéticos

Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 12 - Dados importados referente aos relacionamentos entre áreas de interesse e educandos.

Query 1 x

1 • select * from area_interesse_usuario

2

Result Grid | Filter Rows: | Edit:

	id_usuario	id_area
	45348	17
	45811	17
	2836	18
	33556	18
	45348	19
	45811	19
	24621	20
	33556	20
	36873	20
	45747	20
	24621	21

Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 13 - Dados importados referentes aos estilos de aprendizagem.

Query 1 x

1 • SELECT * FROM estilo_aprendizagem_peso;

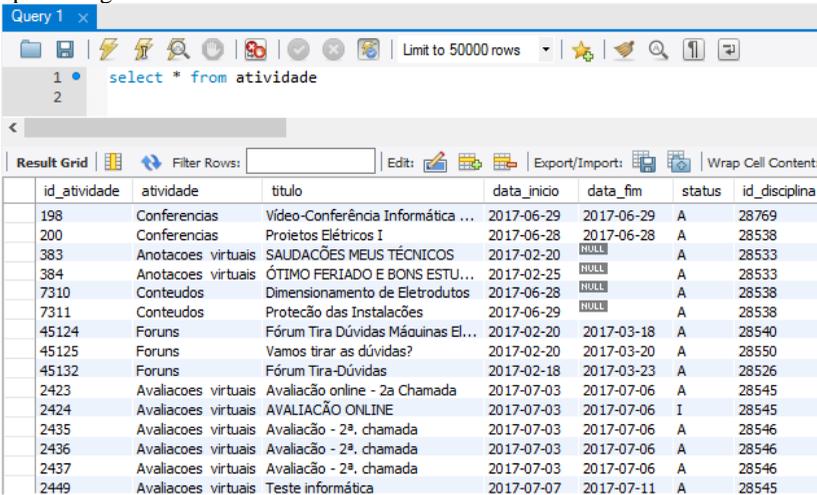
Result Grid | Filter Rows: | Edit: | Export/Import: | Wrap Cell Conte

	id_usuario	cognitivo	aprendizagem_dsi	aprendizagem_dvv	aprendizagem_dar	aprendizagem_dsg	acessibilidade
	26358	3	2	2	1	1	3
	29571	1	1	2	1	1	3
	30589	3	1	1	3	2	3
	32060	4	2	3	1	1	3
	36012	3	1	2	1	1	3
	37816	5	2	2	1	2	3
	38379	1	2	2	1	1	3
	39005	3	1	1	1	1	3
	40210	3	1	1	1	2	3

Fonte: Elaborado pela autora.

Também foram importadas todas as atividades relacionadas aos cursos e disciplinas que existiam cadastradas no ambiente virtual de aprendizagem, tais como, anotações virtuais, avaliações virtuais, conferências, conteúdos e fóruns, totalizando 1004 atividades importadas. Em relação aos anexos das atividades, foram importados 1310 anexos relacionadas às atividades de anotações virtuais, conteúdos e fóruns. Abaixo, são apresentadas as Figuras 14 e 15 referentes aos dados importados.

Figura 14 - Dados importados referente às atividades do ambiente de aprendizagem.



Query 1 x

```
1 • select * from atividade
```

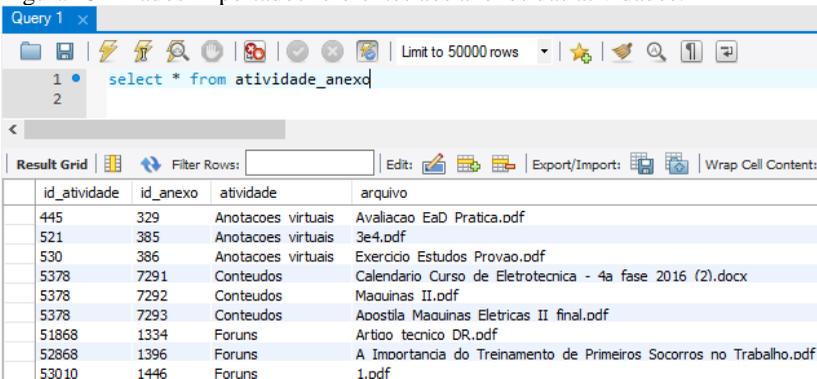
2

Result Grid | Filter Rows: | Edit: | Export/Import: | Wrap Cell Content:

id_atividade	atividade	titulo	data_inicio	data_fim	status	id_disciplina
198	Conferencias	Vídeo-Conferência Informática ...	2017-06-29	2017-06-29	A	28769
200	Conferencias	Projetos Elétricos I	2017-06-28	2017-06-28	A	28538
383	Anotacoes virtuais	SAUDACÕES MEUS TÉCNICOS	2017-02-20	NULL	A	28533
384	Anotacoes virtuais	ÓTIMO FERIADO E BONS ESTU...	2017-02-25	NULL	A	28533
7310	Conteudos	Dimensionamento de Eletrodutos	2017-06-28	NULL	A	28538
7311	Conteudos	Proteção das Instalações	2017-06-29	NULL	A	28538
45124	Foruns	Fórum Tira Dúvidas Máquinas El...	2017-02-20	2017-03-18	A	28540
45125	Foruns	Vamos tirar as dúvidas?	2017-02-20	2017-03-20	A	28550
45132	Foruns	Fórum Tira-Dúvidas	2017-02-18	2017-03-23	A	28526
2423	Avaliacoes virtuais	Avaliação online - 2a Chamada	2017-07-03	2017-07-06	A	28545
2424	Avaliacoes virtuais	AVALIAÇÃO ONLINE	2017-07-03	2017-07-06	I	28545
2435	Avaliacoes virtuais	Avaliação - 2ª. chamada	2017-07-03	2017-07-06	A	28546
2436	Avaliacoes virtuais	Avaliação - 2ª. chamada	2017-07-03	2017-07-06	A	28546
2437	Avaliacoes virtuais	Ávaliação - 2ª. chamada	2017-07-03	2017-07-06	A	28546
2449	Avaliacoes virtuais	Teste informática	2017-07-07	2017-07-11	A	28545

Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 15 - Dados importados referentes aos anexos das atividades.



Query 1 x

```
1 • select * from atividade_anexo
```

2

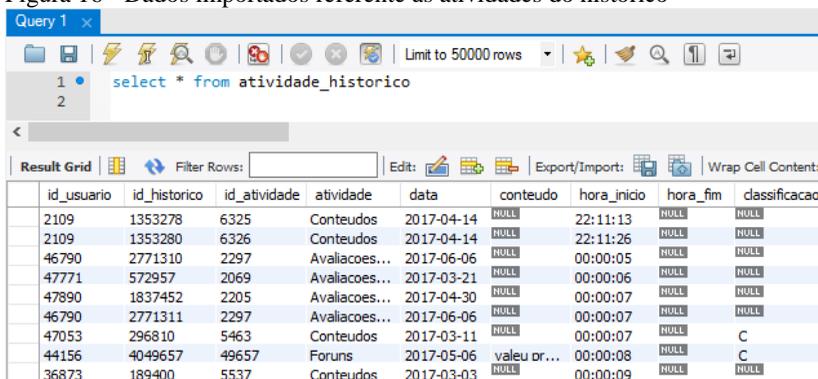
Result Grid | Filter Rows: | Edit: | Export/Import: | Wrap Cell Content:

id_atividade	id_anexo	atividade	arquivo
445	329	Anotacoes virtuais	Avaliacao EaD Pratica.odf
521	385	Anotacoes virtuais	3e4.odf
530	386	Anotacoes virtuais	Exercicio Estudos Prova.o
5378	7291	Conteudos	Calendario Curso de Eletrotecnica - 4a fase 2016 (2).docx
5378	7292	Conteudos	Maquinas II.odf
5378	7293	Conteudos	Apostila Maquinas Eletricas II final.odf
51868	1334	Foruns	Artioo tecnico DR.odf
52868	1396	Foruns	A Importancia do Treinamento de Primeiros Socorros no Trabalho.odf
53010	1446	Foruns	1.odf

Fonte: Elaborado pela autora.

Finalizando, foram importados os históricos de acesso dos educandos referente as atividades, *links* acessados e dados de acesso, conforme informações disponíveis no ambiente virtual de aprendizagem, sendo que algumas informações não existiam ficando nulas. Abaixo, as Figura 16, 17 e 18 apresentam um recorte dos dados importados.

Figura 16 - Dados importados referente às atividades do histórico



Query 1

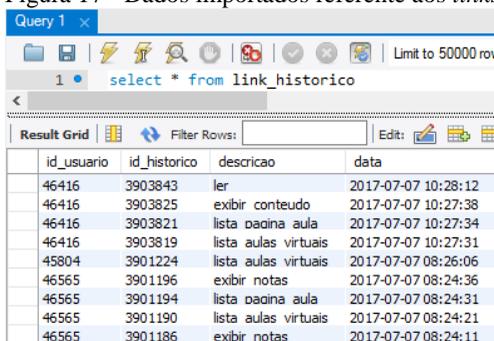
```
select * from atividade_historico
```

Result Grid

	id_usuario	id_historico	id_atividade	atividade	data	conteudo	hora_inicio	hora_fim	classificacao
	2109	1353278	6325	Conteudos	2017-04-14	NULL	22:11:13	NULL	NULL
	2109	1353280	6326	Conteudos	2017-04-14	NULL	22:11:26	NULL	NULL
	46790	2771310	2297	Avaliaco...	2017-06-06	NULL	00:00:05	NULL	NULL
	47771	572957	2069	Avaliaco...	2017-03-21	NULL	00:00:06	NULL	NULL
	47890	1837452	2205	Avaliaco...	2017-04-30	NULL	00:00:07	NULL	NULL
	46790	2771311	2297	Avaliaco...	2017-06-06	NULL	00:00:07	NULL	NULL
	47053	296810	5463	Conteudos	2017-03-11	NULL	00:00:07	NULL	C
	44156	4049657	49657	Foruns	2017-05-06	valeu or...	00:00:08	NULL	C
	36873	189400	5537	Conteudos	2017-03-03	NULL	00:00:09	NULL	NULL

Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 17 - Dados importados referente aos links de acesso.



Query 1

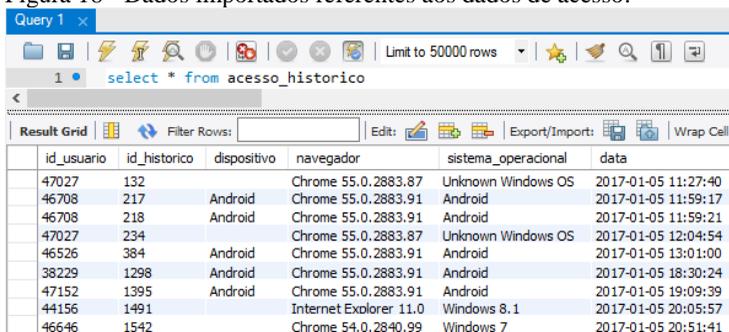
```
select * from link_historico
```

Result Grid

	id_usuario	id_historico	descricao	data
	46416	3903843	ler	2017-07-07 10:28:12
	46416	3903825	exibir conteudo	2017-07-07 10:27:38
	46416	3903821	lista pagina aula	2017-07-07 10:27:34
	46416	3903819	lista aulas virtuais	2017-07-07 10:27:31
	45804	3901224	lista aulas virtuais	2017-07-07 08:26:06
	46565	3901196	exibir notas	2017-07-07 08:24:36
	46565	3901194	lista pagina aula	2017-07-07 08:24:31
	46565	3901190	lista aulas virtuais	2017-07-07 08:24:21
	46565	3901186	exibir notas	2017-07-07 08:24:11

Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 18 - Dados importados referentes aos dados de acesso.



Query 1

```
select * from acesso_historico
```

Result Grid

	id_usuario	id_historico	dispositivo	navegador	sistema_operacional	data
	47027	132		Chrome 55.0.2883.87	Unknown Windows OS	2017-01-05 11:27:40
	46708	217	Android	Chrome 55.0.2883.91	Android	2017-01-05 11:59:17
	46708	218	Android	Chrome 55.0.2883.91	Android	2017-01-05 11:59:21
	47027	234		Chrome 55.0.2883.87	Unknown Windows OS	2017-01-05 12:04:54
	46526	384	Android	Chrome 55.0.2883.91	Android	2017-01-05 13:01:00
	38229	1298	Android	Chrome 55.0.2883.91	Android	2017-01-05 18:30:24
	47152	1395	Android	Chrome 55.0.2883.91	Android	2017-01-05 19:09:39
	44156	1491		Internet Explorer 11.0	Windows 8.1	2017-01-05 20:05:57
	46646	1542		Chrome 54.0.2840.99	Windows 7	2017-01-05 20:51:41

Fonte: Elaborado pela autora.

Desta forma, foram importadas e normalizadas todas as informações existentes nos sistemas de gestão escolar e plataformas *online*, como o ambiente virtual de aprendizagem, da instituição de ensino utilizada para o cenário de aplicação. Na próxima seção é detalhado os cenários e processos de recomendações.

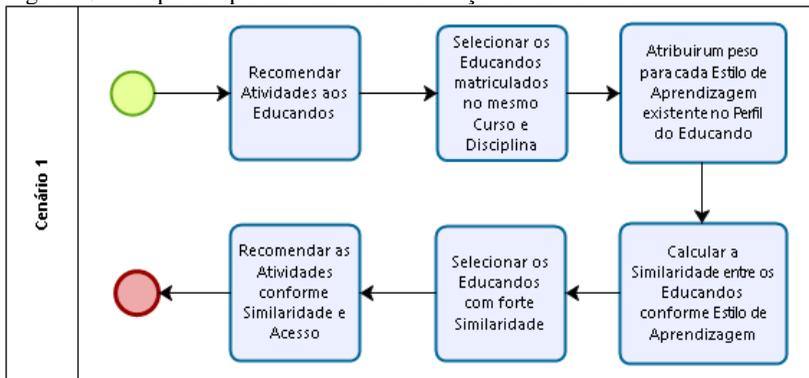
5.2 GERANDO RECOMENDAÇÕES

Com o propósito de analisar e avaliar o modelo proposto são realizados quatro cenários de recomendação, utilizando abordagens de filtragem colaborativa com as técnicas de medida de similaridade do cosseno e cálculos de estatística. Também é utilizada a recomendação baseada em conteúdo com normalização *TF-IDF*. Após cada abordagem aplicada são apresentadas as recomendações sugeridas. As funções para os cálculos de recomendação encontram-se no Apêndice C.

5.2.1 Recomendação Cenário 1

A proposta deste cenário é recomendar atividades aos educandos matriculados no mesmo curso e disciplina com estilo de aprendizagem similar. Neste sentido, foi aplicada a abordagem colaborativa, pois tem como propósito recomendar itens a usuários semelhantes, utilizando a técnica de medida de similaridade do cosseno para medir a similaridade entre os usuários, sendo uma das técnicas mais aplicadas e avaliadas, conforme citado na seção 3.2.2. Na Figura 19 pode-se observar as etapas executadas para o processo de recomendação deste cenário.

Figura 19 - Etapas do processo de recomendação do cenário 1.



Fonte: Elaborado pela autora.

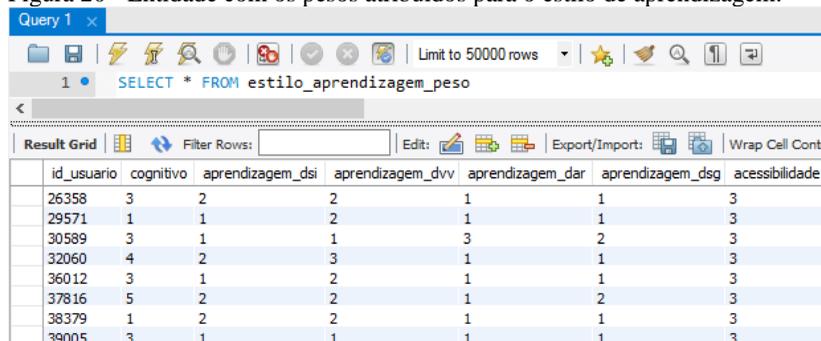
A primeira etapa deste processo consiste no cálculo dos pesos para cada atributo existente no estilo de aprendizagem do usuário para posteriormente, realizar o cálculo da similaridade. A partir das informações do estilo de aprendizagem (entidade “ESTILO_APRENDIZAGEM”) cada atributo recebeu um peso, produzindo dados auxiliares para a etapa de recomendação (entidade “ESTILO_APRENDIZAGEM_PESO”). No Quadro 17 pode-se observar os pesos relacionados ao domínio de cada atributo. Através de uma função foi gerada a nova entidade com os atributos e pesos, conforme Figura 20.

Quadro 17 - Pesos atribuídos para cada atributo do estilo de aprendizagem.

Atributo	Domínio do Atributo - Peso Atribuído
cognitivo	A - 1, C - 2, L - 3, M - 4, V - 5
aprendizagem_dsi	I - 1, S - 2, SI - 3
aprendizagem_dvv	E - 1, V - 2, VV - 3
aprendizagem_dar	A - 1, AR - 2, R - 3
aprendizagem_dsg	G - 1, S - 2, SG - 3
acessibilidade	A - 1, V - 2, N - 3, AV - 4

Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 20 - Entidade com os pesos atribuídos para o estilo de aprendizagem.



The screenshot shows a database query result for the table 'estilo_aprendizagem_peso'. The query is 'SELECT * FROM estilo_aprendizagem_peso'. The result grid displays the following data:

id_usuario	cognitivo	aprendizagem_dsi	aprendizagem_dvv	aprendizagem_dar	aprendizagem_dsg	acessibilidade
26358	3	2	2	1	1	3
29571	1	1	2	1	1	3
30589	3	1	1	3	2	3
32060	4	2	3	1	1	3
36012	3	1	2	1	1	3
37816	5	2	2	1	2	3
38379	1	2	2	1	1	3
39005	3	1	1	1	1	3

Fonte: Elaborado pela autora.

A segunda etapa consiste em calcular a similaridade dos usuários conforme o cálculo da medida de similaridade do cosseno, detalhado na seção 3.2.2.1. Foram selecionados os educandos com matrículas nas disciplinas de Informática Básica da 1ª Fase do Curso Técnico de Mineração EAD, Mineralogia e Petrografia da 2ª Fase do Curso Técnico de Mineração EAD, Cominuição e Classificação por Tamanho da 3ª

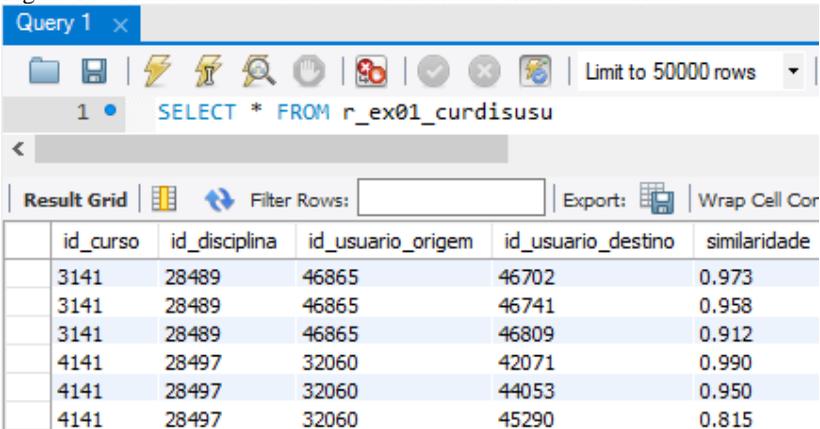
Fase do Curso Técnico de Mineração EAD e Uso de SIG na Mineração da 4ª Fase do Curso Técnico de Mineração EAD.

Sendo selecionado um total de 93 usuários para o cálculo da similaridade, que tinham as informações de estilo de aprendizagem. O cálculo foi realizado conforme equação abaixo, exemplificada pelos seguintes usuários e pesos: Usuário1 = [3, 2, 2, 1, 1, 3] e Usuário2 = [3, 1, 2, 1, 1, 3]. Cada dimensão equivale a um atributo do estilo de aprendizagem dos usuários com o respectivo peso.

$$\begin{aligned} & \text{sim}(U1, U2) \\ &= \frac{3 * 3 + 2 * 1 + 2 * 2 + 1 * 1 + 1 * 1 + 3 * 3}{\sqrt{3^2 + 2^2 + 2^2 + 1^2 + 1^2 + 3^2} * \sqrt{3^2 + 1^2 + 2^2 + 1^2 + 1^2 + 3^2}} \\ &= 0,983 \end{aligned}$$

Aplicando a equação acima, foi calculada a similaridade entre todos os usuários selecionados, através de uma função gerando uma nova estrutura no banco de dados com a relação dos usuários e o valor da similaridade entre eles, conforme Figura 21. Como resultado os valores de similaridade ficaram entre 0 e 1, onde valores próximos de 1 indicam uma forte similaridade e valores próximos de 0 indicam uma fraca similaridade.

Figura 21 - Resultado do cálculo da similaridade entre os usuários.



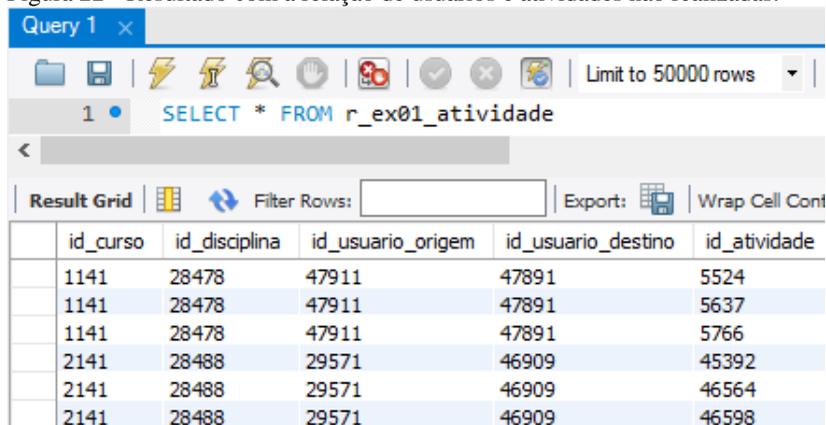
	id_curso	id_disciplina	id_usuario_origem	id_usuario_destino	similaridade
	3141	28489	46865	46702	0.973
	3141	28489	46865	46741	0.958
	3141	28489	46865	46809	0.912
	4141	28497	32060	42071	0.990
	4141	28497	32060	44053	0.950
	4141	28497	32060	45290	0.815

Fonte: Elaborado pela autora.

A próxima etapa constituiu na seleção dos usuários com similaridade maior ou igual a 0,9, bem como a análise das atividades

que o usuário de origem não havia realizado, mas o usuário de destino sim. A partir disso, foram produzidas as informações contendo a relação dos usuários e as atividades não realizadas, conforme Figura 22.

Figura 22 - Resultado com a relação de usuários e atividades não realizadas.

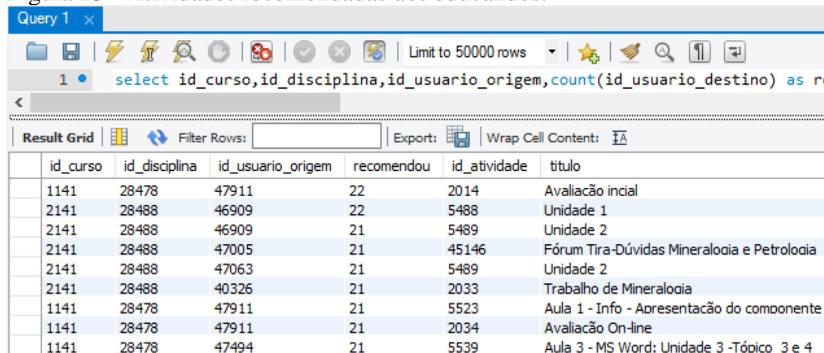


	id_curso	id_disciplina	id_usuario_origem	id_usuario_destino	id_atividade
	1141	28478	47911	47891	5524
	1141	28478	47911	47891	5637
	1141	28478	47911	47891	5766
	2141	28488	29571	46909	45392
	2141	28488	29571	46909	46564
	2141	28488	29571	46909	46598

Fonte: Elaborado pela autora.

Desta forma, obteve-se as atividades que foram recomendadas aos educandos com forte similaridade, ou seja, considerando determinado educando de destino foram recomendadas atividades ainda não realizadas ou acessadas pelo educando de origem. Na Figura 23 pode-se observar as atividades recomendadas aos educandos.

Figura 23 - Atividades recomendadas aos educandos.



	id_curso	id_disciplina	id_usuario_origem	recomendou	id_atividade	titulo
	1141	28478	47911	22	2014	Avaliação inicial
	2141	28488	46909	22	5488	Unidade 1
	2141	28488	46909	21	5489	Unidade 2
	2141	28488	47005	21	45146	Fórum Tira-Dúvidas Mineralogia e Petrologia
	2141	28488	47063	21	5489	Unidade 2
	2141	28488	40326	21	2033	Trabalho de Mineralogia
	1141	28478	47911	21	5523	Aula 1 - Info - Apresentação do componente
	1141	28478	47911	21	2034	Avaliação On-line
	1141	28478	47494	21	5539	Aula 3 - MS Word: Unidade 3 -Tóico 3 e 4

Fonte: Elaborado pela autora.

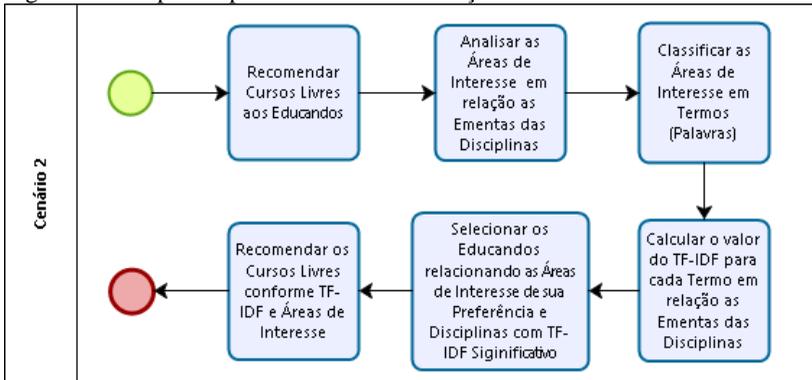
No total foram geradas 9276 recomendações, referente a 93 usuários e 383 atividades relacionadas as disciplinas selecionadas neste cenário.

5.2.2 Recomendação Cenário 2

O objetivo deste cenário é a recomendação de cursos livres ofertados na instituição e relacionados as áreas de interesses dos educandos. Neste cenário, foi aplicada a abordagem de recomendação baseada em conteúdo que tem como propósito explorar informações derivadas de texto e recomendar novos itens relacionados ao perfil do usuário. Para a normalização dos dados foi utilizado o cálculo do *TF-IDF*, conforme demonstrado na seção 3.2.1.1.

Na Figura 24 pode-se observar as etapas executadas para o processo de recomendação deste cenário.

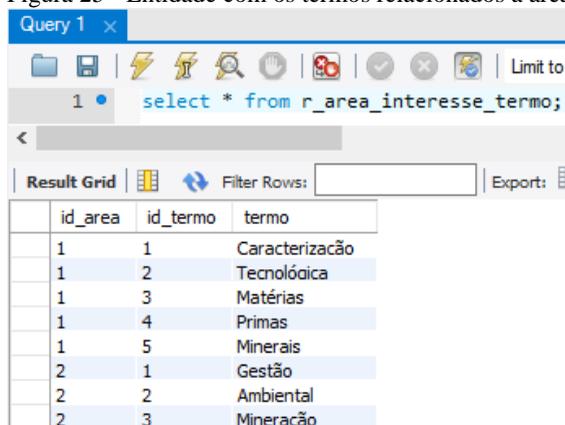
Figura 24 - Etapas do processo de recomendação do cenário 2.



Fonte: Elaborado pela autora.

Para a recomendação dos cursos livres foram analisadas as ementas das disciplinas de cada curso em relação às áreas de interesse. A primeira etapa deste processo, constituiu na criação de uma nova entidade com os termos, classificando em palavras, que constituíam as áreas de interesse cadastradas no modelo e excluindo-se as preposições. Desta forma, a partir da entidade “AREA_INTERESSE” foi gerada a entidade “R_AREA_INTERESSE_TERMOS”, conforme pode-se observar na Figura 25 os termos relacionados as áreas de interesse de origem.

Figura 25 - Entidade com os termos relacionados a área de interesse.



The screenshot shows a database query tool interface. At the top, there's a toolbar with various icons and a 'Limit to' field. Below that, a SQL query is displayed: `select * from r_area_interesse_termo;`. The results are shown in a 'Result Grid' with columns for `id_area`, `id_termo`, and `termo`. The data is as follows:

	id_area	id_termo	termo
	1	1	Caracterização
	1	2	Tecnológica
	1	3	Matérias
	1	4	Primas
	1	5	Minerais
	2	1	Gestão
	2	2	Ambiental
	2	3	Mineração

Fonte: Elaborado pela autora.

Após isso, a próxima etapa calculou o *TF-IDF* de cada termo em relação a cada ementa de disciplina do curso. Através de funções foram calculados os atributos e armazenados em uma nova entidade o peso de cada termo, conforme Figura 26.

Para o cálculo do *TF* foi necessário quantificar o número de vezes que um termo aparece em uma ementa de uma disciplina, sendo denominado neste cenário de atributo “FREQUENCIA”. Também foi quantificada a frequência do termo mais frequente na respectiva disciplina, sendo este, o termo de maior frequência na ementa da disciplina, denominado atributo “MAX_FREQUENCIA”. O valor de *TF* é calculado através dos atributos “FREQUENCIA” dividido por “MAX_FREQUENCIA”, conforme equação abaixo.

$$TF = \frac{\text{"FREQUENCIA"}}{\text{"MAX_FREQUENCIA"}}$$

Para o cálculo do *IDF* foi quantificado o total de disciplinas recomendáveis, em relação aos cursos livres selecionados, denominado atributo “NUM_DISCIPLINAS”. Também foi quantificado o número de disciplinas em que o termo aparece, denominado “NUM_DISCIPLINAS_TERMOS”. O valor do *IDF* é calculado pelo logaritmo de “NUM_DISCIPLINAS” dividido por “NUM_DISCIPLINAS_TERMOS”, conforme equação abaixo.

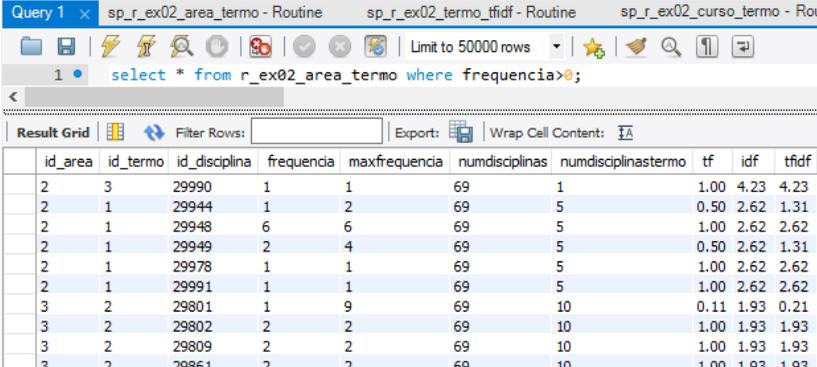
$$IDF = \log \frac{\text{“NUM_DISCIPLINAS”}}{\text{“NUM_DISCIPLINAS_TERMO”}}$$

O valor do *TF-IDF* é o produto do atributo “*TF*” e “*IDF*”, conforme equação abaixo.

$$TF - IDF = \text{“TF”} * \text{“IDF”}$$

O *TF-IDF* representa o peso de cada termo em relação a ementa da disciplina dos cursos, sendo que os termos com pesos maiores, possuem maior importância na recomendação em relação aos pesos menores.

Figura 26 - Entidade com os atributos e normalização do *TF-IDF*.

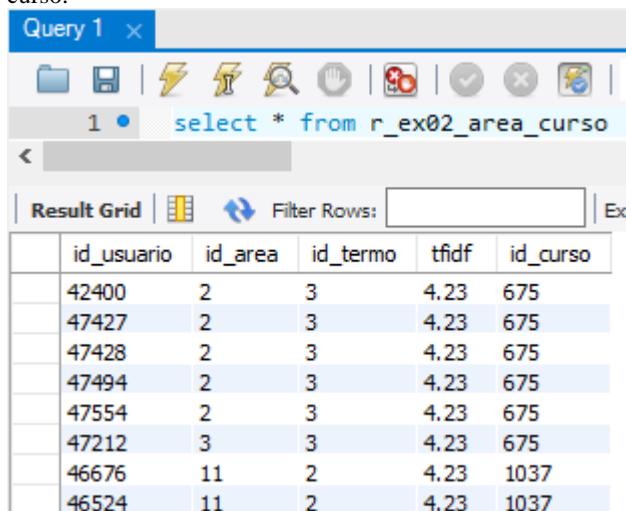


	id_area	id_termo	id_disciplina	frequencia	maxfrequencia	numdisciplinas	numdisciplinastermo	tf	idf	tfidf
2	3	29990	1	1	69	1	1.00	4.23	4.23	
2	1	29944	1	2	69	5	0.50	2.62	1.31	
2	1	29948	6	6	69	5	1.00	2.62	2.62	
2	1	29949	2	4	69	5	0.50	2.62	1.31	
2	1	29978	1	1	69	5	1.00	2.62	2.62	
2	1	29991	1	1	69	5	1.00	2.62	2.62	
3	2	29801	1	9	69	10	0.11	1.93	0.21	
3	2	29802	2	2	69	10	1.00	1.93	1.93	
3	2	29809	2	2	69	10	1.00	1.93	1.93	
3	2	29861	2	2	69	10	1.00	1.93	1.93	

Fonte: Elaborado pela autora.

A última etapa deste processo, teve o objetivo de selecionar os educandos que tinham registrado em seu perfil as áreas de interesse de sua preferência, e estas áreas estarem relacionadas as disciplinas e cursos a ser recomendado. Nesta etapa, também foi gerada uma nova entidade recomendando aos educandos os cursos livres que estavam relacionados com as suas áreas de interesse e com o peso do *TF-IDF* maior que zero, como se pode observar na Figura 27.

Figura 27 - Entidade relacionando os educandos, áreas de interesse, *TF-IDF* e curso.

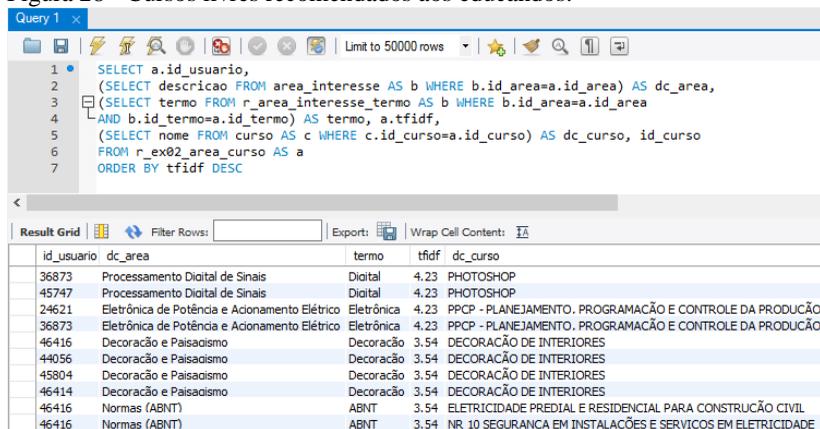


	id_usuario	id_area	id_termo	tfidf	id_curso
	42400	2	3	4.23	675
	47427	2	3	4.23	675
	47428	2	3	4.23	675
	47494	2	3	4.23	675
	47554	2	3	4.23	675
	47212	3	3	4.23	675
	46676	11	2	4.23	1037
	46524	11	2	4.23	1037

Fonte: Elaborado pela autora.

Abaixo, na Figura 28, pode-se observar os cursos livres que foram recomendados aos educandos conforme áreas de interesse de sua preferência. Neste, foram selecionadas as recomendações ordenando-as do maior peso (*TF-IDF*) para o menor peso, desta forma, as primeiras linhas representam as recomendações mais significativas do processo.

Figura 28 - Cursos livres recomendados aos educandos.



	id_usuario	dc_area	termo	tfidf	dc_curso
	36873	Processamento Digital de Sinais	Digital	4.23	PHOTOSHOP
	45747	Processamento Digital de Sinais	Digital	4.23	PHOTOSHOP
	24621	Elétrica de Potência e Aacionamento Elétrico	Elétrica	4.23	PPCP - PLANEJAMENTO, PROGRAMACÃO E CONTROLE DA PRODUÇÃO
	36873	Elétrica de Potência e Aacionamento Elétrico	Elétrica	4.23	PPCP - PLANEJAMENTO, PROGRAMACÃO E CONTROLE DA PRODUÇÃO
	46416	Decoração e Paisagismo	Decoração	3.54	DECORAÇÃO DE INTERIORES
	44056	Decoração e Paisagismo	Decoração	3.54	DECORAÇÃO DE INTERIORES
	45804	Decoração e Paisagismo	Decoração	3.54	DECORAÇÃO DE INTERIORES
	46414	Decoração e Paisagismo	Decoração	3.54	DECORAÇÃO DE INTERIORES
	46416	Normas (ABNT)	ABNT	3.54	ELETRICIDADE PREDIAL E RESIDENCIAL PARA CONSTRUÇÃO CIVIL
	46416	Normas (ABNT)	ABNT	3.54	NR. 10 SEGURANCA EM INSTALACÕES E SERVICOS EM ELETRICIDADE

Fonte: Elaborado pela autora.

Destaca-se que neste cenário as recomendações foram geradas a partir do peso de cada termo individualmente, neste caso, pode-se observar as duas primeiras linhas da Figura 28, onde o termo “Digital” teve um peso significativo, recomendando o curso de “Photoshop” aos usuários que tinham selecionado a área de interesse “Processamento Digital de Sinais” em seu registro. Desta forma, o termo “Digital” analisado individualmente, possui relação com o curso de “Photoshop”, mas se analisar a área de interesse “Processamento Digital de Sinais” com todos os termos, esta não possui uma relação significativa com o curso recomendado, sendo mais efetivo para este tipo de cenário calcular e analisar a área de interesse com todos os termos.

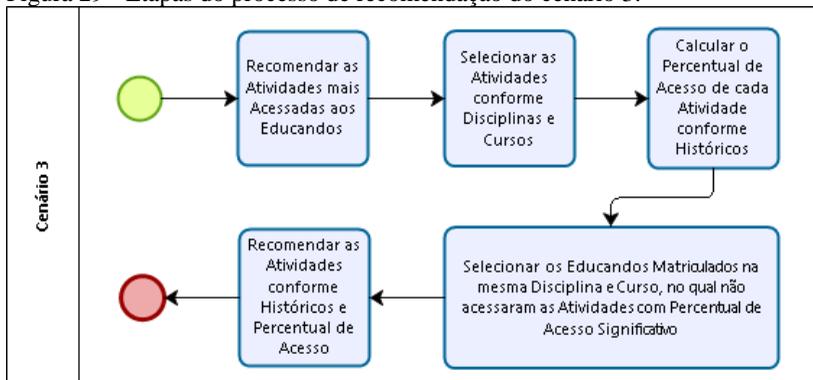
Após o cálculo, obteve-se como maior peso (*TF-IDF*) o valor de 4,23 e o menor peso o valor de 0,21. Foram geradas um total de 761 recomendações referente a 30 educandos, 19 áreas de interesse e 38 cursos.

5.2.3 Recomendação Cenário 3

Neste cenário, o propósito é recomendar as atividades mais acessadas aos educandos matriculados no mesmo curso e disciplina através da abordagem colaborativa. Foram analisadas as atividades através do histórico e recomendadas aos educandos com perfis semelhantes, sendo estes, os matriculados no mesmo curso e disciplina.

Na Figura 29, pode-se observar as etapas executadas para o processo de recomendação deste cenário.

Figura 29 - Etapas do processo de recomendação do cenário 3.



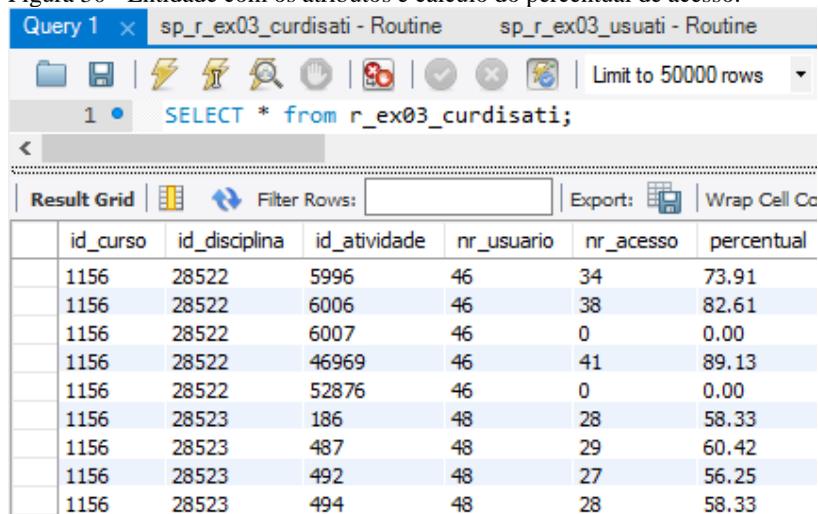
Fonte: Elaborado pela autora.

Como primeira etapa deste processo, foram selecionadas todas as atividades das disciplinas da 1ª, 2ª, 3ª e 4ª fases do Curso Técnico de Eletrotécnica EAD. Posteriormente, para classificar as atividades com o maior número de acesso, foi quantificado o total de usuários matriculados na disciplina relacionada a atividade, sendo denominado neste cenário como “NR_USUARIO”. Após isso, foi quantificado o total de usuários que possuíam acesso a mesma atividade, sendo denominado de atributo “NR_ACESSO”, e calculado o percentual de acesso conforme equação abaixo.

$$P = \left(\frac{\text{“NR_ACESSO”}}{\text{“NR_USUARIO”}} \right) * 100$$

Aplicando a equação acima, obteve-se o percentual de acesso à determinada atividade, sendo criada uma nova entidade com as informações, relacionando atividade, disciplina e curso com os atributos quantificados, conforme demonstrado na Figura 30.

Figura 30 - Entidade com os atributos e cálculo do percentual de acesso.



The screenshot shows a database query interface with the following details:

- Query Name: Query 1
- Database: sp_r_ex03_curdisati - Routine
- Table: sp_r_ex03_usuati - Routine
- Limit: Limit to 50000 rows
- SQL Query: `SELECT * from r_ex03_curdisati;`
- Result Grid showing columns: id_curso, id_disciplina, id_atividade, nr_usuario, nr_acesso, percentual

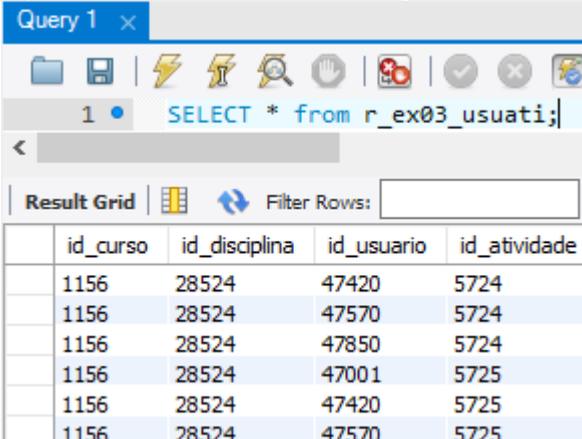
	id_curso	id_disciplina	id_atividade	nr_usuario	nr_acesso	percentual
	1156	28522	5996	46	34	73.91
	1156	28522	6006	46	38	82.61
	1156	28522	6007	46	0	0.00
	1156	28522	46969	46	41	89.13
	1156	28522	52876	46	0	0.00
	1156	28523	186	48	28	58.33
	1156	28523	487	48	29	60.42
	1156	28523	492	48	27	56.25
	1156	28523	494	48	28	58.33

Fonte: Elaborado pela autora.

A próxima etapa constituiu em selecionar as atividades com percentual de acesso maior que 90% e recomendar aos usuários, matriculados na mesma disciplina e curso, que não acessaram a atividade em questão. O percentual de acesso pode variar conforme

análise dos especialistas do sistema, sendo que os percentuais de acesso próximos de 100% indicam uma forte recomendação. Na Figura 31 pode-se verificar resultado desta seleção.

Figura 31 - Entidade relacionando disciplina, usuário e atividades.



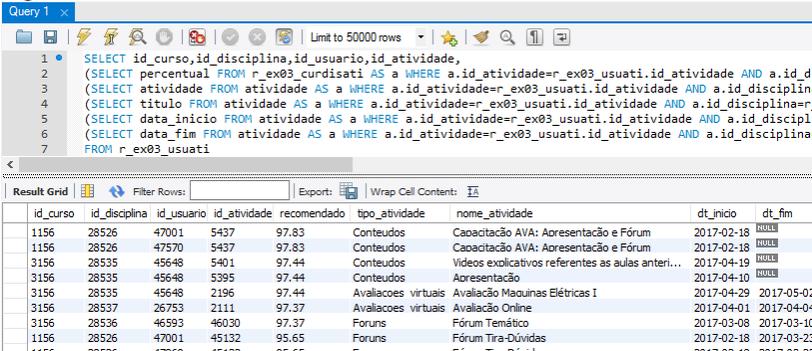
The screenshot shows a query window with the following SQL query: `SELECT * from r_ex03_usuati;` The results are displayed in a table with the following columns: `id_curso`, `id_disciplina`, `id_usuario`, and `id_atividade`.

	id_curso	id_disciplina	id_usuario	id_atividade
	1156	28524	47420	5724
	1156	28524	47570	5724
	1156	28524	47850	5724
	1156	28524	47001	5725
	1156	28524	47420	5725
	1156	28524	47570	5725

Fonte: Elaborado pela autora.

Desta forma, foram recomendados aos educandos as atividades mais acessadas. Abaixo, na Figura 32 pode-se observar as atividades recomendadas, tipo de atividade, período disponível e o percentual da atividade que foi recomendada, relacionada com os usuários, disciplinas e curso.

Figura 32 - Atividades mais acessadas recomendadas aos Usuários.



The screenshot shows a query window with the following SQL query: `SELECT id_curso,id_disciplina,id_usuario,id_atividade,(SELECT percentual FROM r_ex03_curdisati AS a WHERE a.id_atividade=r_ex03_usuati.id_atividade AND a.id_disciplina=r_ex03_usuati.id_disciplina AND a.id_curso=r_ex03_usuati.id_curso) AS percentual,(SELECT titulo FROM atividade AS a WHERE a.id_atividade=r_ex03_usuati.id_atividade AND a.id_disciplina=r_ex03_usuati.id_disciplina AND a.id_curso=r_ex03_usuati.id_curso) AS titulo,(SELECT data_inicio FROM atividade AS a WHERE a.id_atividade=r_ex03_usuati.id_atividade AND a.id_disciplina=r_ex03_usuati.id_disciplina AND a.id_curso=r_ex03_usuati.id_curso) AS data_inicio,(SELECT data_fim FROM atividade AS a WHERE a.id_atividade=r_ex03_usuati.id_atividade AND a.id_disciplina=r_ex03_usuati.id_disciplina AND a.id_curso=r_ex03_usuati.id_curso) AS data_fim FROM r_ex03_usuati` The results are displayed in a table with the following columns: `id_curso`, `id_disciplina`, `id_usuario`, `id_atividade`, `recomendado`, `tipo_atividade`, `nome_atividade`, `dt_inicio`, and `dt_fm`.

id_curso	id_disciplina	id_usuario	id_atividade	recomendado	tipo_atividade	nome_atividade	dt_inicio	dt_fm
1156	28526	47001	5437	97.83	Conteudos	Capacitação AVA: Apresentação e Fórum	2017-02-18	NULL
1156	28526	47570	5437	97.83	Conteudos	Capacitação AVA: Apresentação e Fórum	2017-02-18	NULL
3156	28535	45648	5401	97.44	Conteudos	Videos exolicabvos referentes as aulas anteri...	2017-04-19	NULL
3156	28535	45648	5395	97.44	Conteudos	Apresentação	2017-04-10	NULL
3156	28535	45648	2196	97.44	Avalacoes virtuais	Avaliação Maquinas Elétricas I	2017-04-29	2017-05-02
3156	28537	26753	2111	97.37	Avalacoes virtuais	Avaliação Online	2017-04-01	2017-04-04
3156	28536	46593	46030	97.37	Foruns	Fórum Temático	2017-03-08	2017-03-10
1156	28526	47001	45132	95.65	Foruns	Fórum Tira-Dúvidas	2017-02-18	2017-03-23
1156	28526	47869	45132	95.65	Foruns	Fórum Tira-Dúvidas	2017-02-18	2017-03-23

Fonte: Elaborado pela autora.

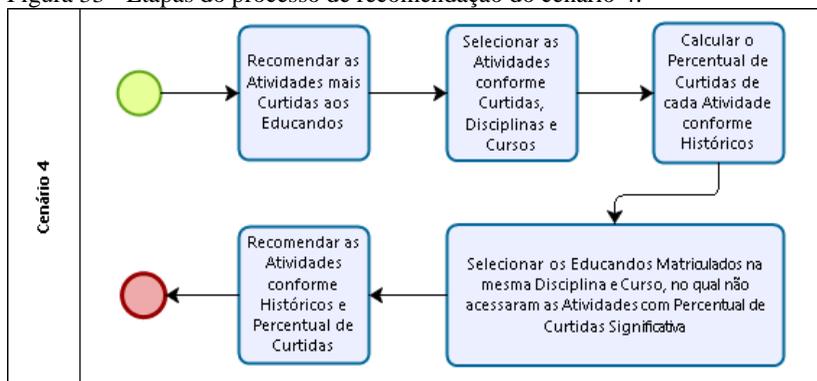
Referente ao cenário proposto as informações selecionadas inicialmente para o processo de recomendação contemplavam 4 cursos, 28 disciplinas e 558 atividades. Para as atividades com percentual de acesso maior que 90%, foram geradas 115 recomendações referente a 65 atividades e 15 disciplinas.

5.2.4 Recomendação Cenário 4

A finalidade deste cenário é recomendar as atividades mais curtidas conforme histórico de classificação dos educandos, sendo também utilizada a abordagem colaborativa combinando técnicas de estatística para o cálculo do processo. Neste cenário, foram selecionadas somente as atividades e disciplinas que possuem históricos de acesso, analisando-se as classificações das atividades, que pode ser classificada como “Curtiu” e “Não Curtiu”, e recomendando as atividades mais curtidas aos educandos matriculados no mesmo curso e disciplina.

Na Figura 33, pode-se observar as etapas executadas para o processo de recomendação deste cenário.

Figura 33 - Etapas do processo de recomendação do cenário 4.



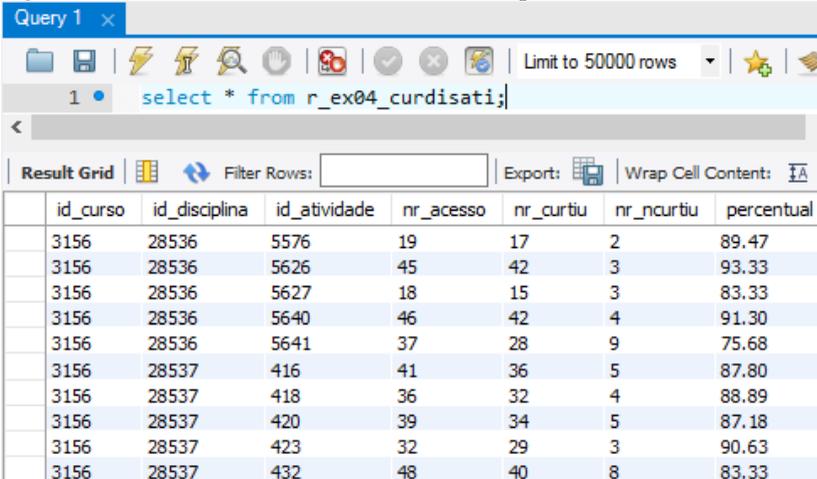
Fonte: Elaborado pela autora.

A primeira etapa deste processo foi selecionar as disciplinas com históricos de acesso. Posteriormente, para classificar as atividades mais curtidas, foi quantificado o total de usuários que acessaram a atividade, sendo denominado neste cenário como atributo “NR_ACESSOS”. Após isso, foi quantificado o total de usuários que acessaram e curtiram a atividade, sendo denominado de atributo “NR_CURTIDAS”, e calculado o percentual de curtidas conforme equação abaixo.

$$P = \left(\frac{\text{"NR_CURTIDAS"}}{\text{"NR_ACESSOS"}} \right) * 100$$

Aplicando a equação acima, obteve-se o percentual de curtidas conforme históricos, sendo criada uma nova entidade com as informações, relacionando atividade, disciplina e curso com os atributos quantificados, conforme pode-se analisar na Figura 34. Também foi quantificado o número de usuários que não curtiram a atividade, mas esta informação não foi utilizada no cálculo do processo.

Figura 34 - Entidade com os atributos e cálculo do percentual de curtidas.



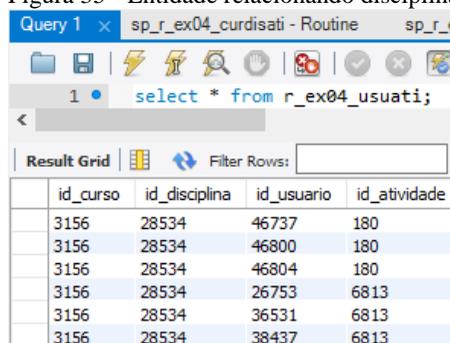
The screenshot shows a database query tool interface. At the top, there is a toolbar with various icons and a 'Limit to 50000 rows' dropdown. Below the toolbar, the SQL query is displayed: `select * from r_ex04_curdisati;`. The results are shown in a table with the following columns: `id_curso`, `id_disciplina`, `id_atividade`, `nr_acesso`, `nr_curtiu`, `nr_ncurtiu`, and `percentual`. The data rows are as follows:

	id_curso	id_disciplina	id_atividade	nr_acesso	nr_curtiu	nr_ncurtiu	percentual
	3156	28536	5576	19	17	2	89.47
	3156	28536	5626	45	42	3	93.33
	3156	28536	5627	18	15	3	83.33
	3156	28536	5640	46	42	4	91.30
	3156	28536	5641	37	28	9	75.68
	3156	28537	416	41	36	5	87.80
	3156	28537	418	36	32	4	88.89
	3156	28537	420	39	34	5	87.18
	3156	28537	423	32	29	3	90.63
	3156	28537	432	48	40	8	83.33

Fonte: Elaborado pela autora.

A etapa seguinte constituiu em selecionar as atividades com percentual de curtida maior que 90%, e recomendar aos usuários, matriculados na mesma disciplina e curso, que não acessaram a atividade. O percentual de acesso pode variar conforme análise dos especialistas do sistema, sendo que os percentuais de acesso próximos de 100% indicam uma forte recomendação. Na Figura 35 pode-se verificar o resultado desta seleção indicando quais atividades foram relacionadas aos usuários de determinada disciplina e curso.

Figura 35 - Entidade relacionando disciplina, usuário e atividades.



Query 1 x sp_r_ex04_curdisati - Routine sp_r_...

```
1 • select * from r_ex04_usuati;
```

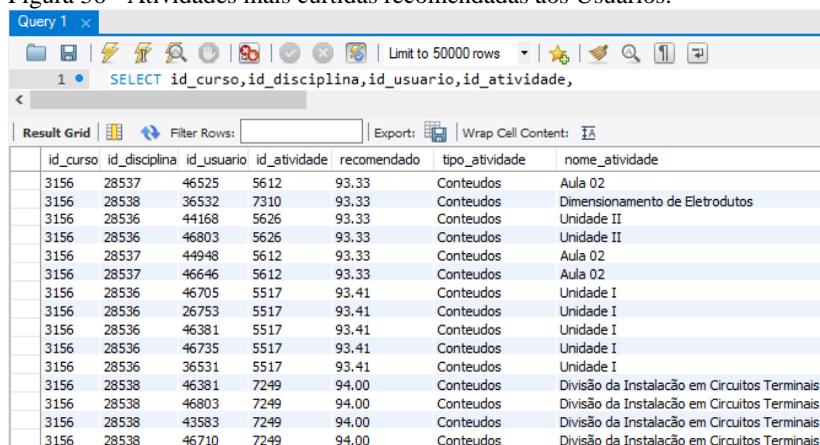
Result Grid | Filter Rows:

	id_curso	id_disciplina	id_usuario	id_atividade
	3156	28534	46737	180
	3156	28534	46800	180
	3156	28534	46804	180
	3156	28534	26753	6813
	3156	28534	36531	6813
	3156	28534	38437	6813

Fonte: Elaborado pela autora.

Como última etapa do processo, foram recomendados aos educandos as atividades mais curtidas, conforme classificação de curtidas e históricos de acesso as atividades. Na Figura 36 pode-se observar as atividades recomendadas, tipo de atividade e o percentual da recomendação, relacionada com os usuários, disciplinas e curso.

Figura 36 - Atividades mais curtidas recomendadas aos Usuários.



Query 1 x

```
1 • SELECT id_curso,id_disciplina,id_usuario,id_atividade,
```

Result Grid | Filter Rows: | Export: | Wrap Cell Content:

	id_curso	id_disciplina	id_usuario	id_atividade	recomendado	tipo_atividade	nome_atividade
	3156	28537	46525	5612	93.33	Conteudos	Aula 02
	3156	28538	36532	7310	93.33	Conteudos	Dimensionamento de Eletrodutos
	3156	28536	44168	5626	93.33	Conteudos	Unidade II
	3156	28536	46803	5626	93.33	Conteudos	Unidade II
	3156	28537	44948	5612	93.33	Conteudos	Aula 02
	3156	28537	46646	5612	93.33	Conteudos	Aula 02
	3156	28536	46705	5517	93.41	Conteudos	Unidade I
	3156	28536	26753	5517	93.41	Conteudos	Unidade I
	3156	28536	46381	5517	93.41	Conteudos	Unidade I
	3156	28536	46735	5517	93.41	Conteudos	Unidade I
	3156	28536	36531	5517	93.41	Conteudos	Unidade I
	3156	28538	46381	7249	94.00	Conteudos	Divisão da Instalação em Circuitos Terminais
	3156	28538	46803	7249	94.00	Conteudos	Divisão da Instalação em Circuitos Terminais
	3156	28538	43583	7249	94.00	Conteudos	Divisão da Instalação em Circuitos Terminais
	3156	28538	46710	7249	94.00	Conteudos	Divisão da Instalação em Circuitos Terminais

Fonte: Elaborado pela autora.

Foram selecionadas neste processo 114 atividades relacionadas a 9 disciplinas, sendo avaliada apenas as atividades do tipo Conteúdos e Fórum por possuir as informações de classificação. Para as atividades com percentual de curtidas maior que 90%, foram geradas 204 recomendações referente a 19 atividades e 6 disciplinas.

5.3 ANÁLISE DOS RESULTADOS

De forma a avaliar o modelo proposto de um perfil de educando em sistemas educacionais aplicando a recomendação de conteúdos, foram gerados quatro cenários de recomendação conforme detalhes e processos apresentados na seção anterior.

Dos quatro cenários, três foram analisados utilizando a abordagem colaborativa com técnicas baseadas no cálculo da medida de similaridade do cosseno, bem como, através de cálculos estatísticos básicos. Em um dos cenários utilizou-se a abordagem de recomendação baseada em conteúdo com a normalização *TF-IDF*.

No primeiro cenário, onde a proposta foi recomendar atividades aos educandos com estilo de aprendizagem similar, obteve-se o resultado proposto, sendo geradas as recomendações de atividades conforme similaridade e acesso entre os usuários. A abordagem colaborativa com a técnica de medida de similaridade do cosseno foi aplicada de forma satisfatória, obtendo a similaridade entre os usuários e posteriormente gerando-se as recomendações. Destaca-se que para a aplicação da técnica são necessárias informações prévias dos usuários, como o estilo de aprendizagem e o histórico de acesso, pois sem estas informações, não é possível calcular a similaridade dos usuários e gerar as recomendações. E, quanto mais históricos e informações possuir a base de dados, mais precisa e personalizada será a recomendação.

No segundo cenário, onde o objetivo foi recomendar cursos livres aos educandos, o resultado foi alcançado sendo geradas as recomendações dos cursos conforme áreas de interesse dos educandos em relação às ementas das disciplinas dos cursos. A abordagem de recomendação baseada em conteúdo utilizando a normalização *TF-IDF* obteve o resultado proposto, explorando as informações derivadas das ementas das disciplinas considerando as áreas de interesse. Através do cálculo e resultados dos pesos de cada termo, pode-se gerar as recomendações conforme objetivo inicial.

Uma das vantagens deste cenário é não depender de informações e históricos de outros usuários para o processo, pois somente com as informações dos próprios usuários, bem como, as informações obtidas através do sistema e ementas das disciplinas, podem-se gerar as recomendações.

Deve-se destacar que neste cenário, os termos derivados das áreas de interesse foram analisados individualmente, sendo gerado um peso para cada termo. Desta forma, a recomendação gerada a partir dos termos isolados sugeriu cursos que não possuíam uma relação

significativa com a área de interesse por completo, com todos os termos. Neste trabalho, optou-se em gerar a recomendação analisando os termos individualmente, mas dependendo da análise de cada sistema, pode-se optar em gerar a recomendação agrupando todos os termos da área de interesse.

No terceiro cenário o propósito consistiu em recomendar as atividades mais acessadas aos educandos. Os resultados foram alcançados gerando-se as recomendações das atividades aos educandos matriculados na mesma disciplina e curso conforme percentual de acesso. Neste cenário a abordagem colaborativa foi aplicada utilizando o percentual do número de acessos por usuário para o cálculo do processo, alcançando resultado satisfatório. As atividades foram recomendadas conforme percentual de acesso, sendo as mais significativas com o maior percentual.

O quarto e último cenário foi aplicado de forma semelhante ao terceiro cenário em relação à abordagem e cálculo, mas com propósito diferente. Teve como objetivo recomendar as atividades mais curtidas obtendo também um resultado satisfatório na recomendação das atividades conforme históricos e percentual de curtidas dos educandos.

Nestes dois últimos cenários, terceiro e quarto, a recomendação, por ser colaborativa, foi baseada nas informações de históricos e acessos dos usuários, dependendo também de informações prévias para a geração dos resultados. Desta forma, destaca-se que quanto maior o número de históricos e acessos à base de dados, as recomendações tendem a ser mais precisas.

Após a aplicação dos quatro cenários, pode-se observar que a partir do modelo foi possível gerar recomendações e executar os passos necessários para atingir o resultado proposto em cada cenário com êxito. Destaca-se em cada cenário, dependendo da abordagem de recomendação e informações selecionadas, vantagens e desvantagens de cada abordagem, mas pode-se ressaltar, que quanto mais informações e interações existirem nos históricos da base de dados, maior e mais personalizada serão as recomendações geradas.

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS E TRABALHOS FUTUROS

Neste capítulo são apresentadas as considerações finais referentes ao desenvolvimento deste trabalho, bem como, as contribuições geradas e os trabalhos futuros.

6.1 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste trabalho foi apresentado um modelo de perfil do educando, que a partir de suas características, preferências e interações teve o objetivo de permitir a recomendação de conteúdos em sistemas educacionais *online*. A fim de atingir o objetivo foi realizada uma revisão da literatura e analisados os trabalhos relacionados às áreas de Sistemas de Recomendação e Sistemas Educacionais. A partir desta etapa, foram selecionados e delimitados os dados utilizados na obtenção do perfil do educando, assim como, as abordagens utilizadas na recomendação dos conteúdos.

Durante a pesquisa pode-se observar que, dos trabalhos relacionados à área de Sistemas de Recomendação, poucos apresentam a estrutura ou modelo lógico do sistema. A maioria enfoca na prática e aplicação das recomendações, abordagens e técnicas sem detalhar o modelo de dados utilizado para suportar a geração das recomendações.

Para a construção do modelo proposto foram desenvolvidos a descrição do modelo representado através de uma EAP, o modelo conceitual e o modelo lógico. A EAP apresenta a estruturação básica e as características do perfil do educando dividido em quatro módulos, sendo, “identificação”, “aprendizagem”, “educacional” e “histórico”. O modelo lógico, gerado a partir do modelo conceitual, apresenta as entidades, atributos e relacionamentos representando o esquema dos dados de um sistema e o modelo do perfil do educando.

Com o objetivo de demonstrar a viabilidade e analisar o modelo proposto, foi definido um banco de dados e foram importados os dados de uma instituição de ensino referentes aos cursos técnicos a distância e cursos livres. Nesta etapa, deve-se destacar que os dados importados foram analisados e normalizados para o modelo sendo que algumas informações não foram importadas, por não existirem nos sistemas de gestão da instituição.

Referente às informações que não foram importadas mencionam-se algumas disciplinas por não possuírem ementas. Referente aos usuários, não foram importadas as informações de estado civil e escolaridade. Alguns usuários também não possuíam as informações de

área de interesse e estilo de aprendizagem. Com relação às atividades, algumas não possuíam as informações de data de início e fim, e referente ao histórico de acesso das atividades, algumas não possuíam horário final de acesso e classificação.

Para efetividade do modelo foram aplicados quatro cenários de recomendação utilizando as abordagens de filtragem colaborativa e baseada em conteúdo. Nos cenários aplicados foi possível gerar as recomendações, sendo que no primeiro cenário foram recomendadas atividades aos educandos conforme similaridade e acesso. No segundo cenário foram recomendados cursos livres conforme área de interesse dos educandos. No terceiro e quarto cenário foram recomendadas as atividades conforme percentual de acesso e seu percentual de curtidas.

Analisando os resultados e processo de recomendação de cada cenário, pode-se verificar que o modelo proposto foi capaz de atender ao objetivo desta pesquisa em recomendar atividades e cursos aos educandos conforme interações e preferências. Dos cenários propostos e aplicados todos obtiveram os resultados que podem ser considerados apropriados em relação aos conteúdos recomendados, produzindo a percepção de serem capazes de auxiliar os educandos nos sistemas educacionais *online* no que tange às atividades e aos cursos.

6.2 TRABALHOS FUTUROS

Como perspectivas de trabalhos futuros vislumbra-se a utilização no modelo proposto de outras abordagens de recomendação que não foram aplicadas nesta pesquisa, como as abordagens baseada em conhecimento, demográfica e a abordagem híbrida, que seria a combinação de duas ou mais abordagens.

Referente aos cenários de recomendação, o modelo proposto permite aplicar outros processos de recomendação, por exemplo, recomendar as atividades relacionadas ao estilo de aprendizagem e anexos das atividades, recomendar as atividades relacionadas a acessibilidade do usuário, entre outros.

Deve-se considerar também que outros tipos de recomendações podem ser aplicados dependendo das informações que forem importadas para o modelo proposto, como tipos de cursos e idiomas. Também pode-se criar um perfil de usuário padrão para gerar recomendações aos usuários com perfis semelhantes ao padrão, desta forma, não são necessárias informações prévias de outros usuários.

Como proposta de evolução a partir do processo de avaliação, pode-se observar que referente às atividades acessadas e considerando o

modelo atual, não é possível identificar a partir das atividades acessadas quais foram finalizadas. Desta forma, seria possível incluir um atributo para identificar atividades acessadas e finalizadas no histórico das atividades.

Por fim, vislumbra-se a incorporação do modelo proposto e as recomendações aos sistemas de ensino, bem como as plataformas *online* da instituição utilizada no cenário de estudo. Sendo assim, com o desenvolvimento e incorporação do modelo em um sistema *online*, pode-se em trabalhos futuros, avaliar a efetividade das recomendações no ambiente de aprendizagem através da avaliação dos usuários ou pela interação dos usuários diretamente no modelo.

REFERÊNCIAS

- AGUIAR, J. et al. Avaliação de Sistemas de Recomendação Educacionais no Brasil: uma revisão sistemática da literatura. n. Sbie, p. 1255, 2015.
- ALINANI, K. et al. Heterogeneous educational resource recommender system based on user preferences. **Int. J. Autonomous and Adaptive Communications Systems**, v. 9, p. 20–39, 2016.
- ALMEIDA, J. A. T.; ROSS, P. R. Softwares Educativos: Alternativas para Aprender e Ensinar em Sala de Recursos Multifuncional - Tipo I. **Os Desafios da Escola Pública Paranaense na Perspectiva do Professor PDE - Cadernos PDE**, v. 1, 2014.
- ALVES, D. G.; CABRAL, T. D.; COSTA, R. M. E. M. DA. Ambientes Virtuais para Educação a Distância: uma estrutura de classificação e análise de casos. **CADERNOS DO IME - Série Informática**, v. 14, p. 1–10, 2003.
- AMINI, B. et al. Capturing scholar's knowledge from heterogeneous resources for profiling in recommender systems. **Expert Systems with Applications**, v. 41, n. 17, p. 7945–7957, 2014.
- ANSARI, M. H. et al. CodERS: A hybrid recommender system for an E-learning system. **Proceedings - 2016 2nd International Conference of Signal Processing and Intelligent Systems, ICSPIS 2016**, p. 14–15, 2017.
- BEEL, J. et al. Research-paper recommender systems: a literature survey. **International Journal on Digital Libraries**, v. 17, n. 4, p. 305–338, 2015.
- BELLONI, M. L. **Educação a Distância**. 7. ed. Campinas - SP: Autores Associados, 2015.
- BERTOLETTI, A. C. et al. Educar pela Pesquisa – uma abordagem para o desenvolvimento e utilização de Softwares Educacionais. **Renote - Revista Novas Tecnologias na Educação**, v. 1, p. 1–10, 2003.
- BITTENCOURT, I. I. et al. **Desafios da Engenharia de Software na Educação: Variabilidade de Sistemas Educacionais Inteligentes e Instanciação em Larga Escala**. Workshop de Desafios da Computação Aplicada à Educação. **Anais...2012**
- BOBADILLA, J. et al. Recommender systems survey. **Knowledge-Based Systems**, v. 46, p. 109–132, 2013.
- BOURKOUKOU, O.; ELBACHARI, E.; ELADNANI, M. A Recommender Model in E-learning Environment. **Arabian Journal for Science and Engineering**, v. 42, n. 2, p. 607–617, 2017.

BREMARTNER, V. Sistema Inteligente de Recomendação Baseado no Modelo do Aluno. p. 117, 2012.

BREMARTNER, V.; NETTO, J. F. M. Auxílio Personalizado a Estudantes em Ambientes Virtuais de Aprendizagem Utilizando Agentes e Competências. **SBIE - Simpósio Brasileiro de Informática na Educação**, p. 40–49, 2011.

BURKE, R. Hybrid Recommender Systems: Survey and Experiments. **User Modeling and UserAdapted Interaction**, v. 12, n. 4, p. 331–370, 2002.

CAPUANO, N. et al. Elicitation of latent learning needs through learning goals recommendation. **Computers in Human Behavior**, v. 30, p. 663–673, 2014.

CARRER-NETO, W. et al. Social knowledge-based recommender system. Application to the movies domain. **Expert Systems with Applications**, v. 39, n. 12, p. 10990–11000, 2012.

CAZELLA, S. C. et al. Desenvolvendo um Sistema de Recomendação de Objetos de Aprendizagem baseado em Competências para a Educação: relato de experiências. **Simpósio Brasileiro de Informática na Educação**, n. Sbie 2012, p. 26–30, 2012.

DI BITONTO, P. et al. Adaptive E-Learning Environments: Research Dimensions and Technological Approaches. **International Journal of Distance Education Technologies**, v. 11, n. 3, p. 1–11, 2013.

DOLOG, P.; NEJDL, W. Challenges and Benefits of the Semantic Web for User Modelling. **AH2003 Workshop at WWW2003**, p. 1–8, 2003.

DWIVEDI, P.; BHARADWAJ, K. K. e-Learning recommender system for a group of learners based on the unified learner profile approach. v. 32, n. 2, p. 293–312, 2015.

FELDER, R. M.; SOLOMAN, B. A. **Index of Learning Styles Questionnaire**. Disponível em:

<<https://www.webtools.ncsu.edu/learningstyles>>. Acesso em: 4 jun. 2017.

FELDER, R.; SILVERMAN, L. Learning and teaching styles in engineering education. **Engineering education**, v. 78, n. June, p. 674–681, 1988.

FERRO, M. R. DA C. et al. Recomendação assistida por computador de materiais didáticos em ambientes virtuais de aprendizagem. **Informática na educação: teoria & prática**, v. 17, n. 1, p. 169–182, 2014.

FIGUEROA, C. et al. A systematic literature review of Linked Data-based recommender system. **Concurrency Computation Practice and Experience**, v. 27, n. 6, p. 4659–4684, 2015.

FLEMING, N. et al. Learning Styles Again : VARKing up the right tree ! **Educational Developments**, n. 7, p. 4–7, 2006.

FLEMING, N. **VARK a guide to learning styles**. Disponível em: <<http://vark-learn.com>>. Acesso em: 14 ago. 2017.

GALLEGO, D. et al. **A model for generating proactive context-aware recommendations in e-Learning systems**. Frontiers in Education Conference Proceedings. **Anais...IEEE**, 2012

GHAUTH, K. I.; ABDULLAH, N. A. An Empirical Evaluation Of Learner Performance In E-Learning Recommender Systems And An Adaptive Hypermedia System. **Malaysian Journal of Computer Science**, v. 23, n. 3, p. 141–152, 2010.

GIRAFFA, L. M. M. Uma odisséia no ciberespaço: O software educacional dos tutoriais aos mundos virtuais. **Revista Brasileira de Informática na Educação**, v. 17, n. 1, p. 20–30, 2009.

GOLBECK, J. **Generating predictive movie recommendations from trust in social networks**. Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics). **Anais...2006**

GROH, G.; EHMIG, C. Recommendations in Taste Related Domains: Collaborative Filtering vs. Social Filtering. **Proceedings of the 2007 International ACM Conference on Supporting Group Work-Group 2007. (Nov. 4-7, Sanibel Island, FL, USA)**, p. 127–136, 2007.

GUAREZI, R. DE C. M.; MATOS, M. M. **Educação a Distância sem Segredos**. 1. ed. Curitiba - PR: InterSaberes, 2012.

GUTIERREZ, H. M. G.; MENDEZ, N. D. D.; CARRANZA, D. A. O. Modelo del Estudiante para Sistemas Adaptativos de Educación Virtual. **Revista Avances en Sistemas e Informática**, v. 5, n. 1, p. 199–206, 2008.

GUY, I. et al. Personalized Recommendation of Social Software Items Based on Social Relations. **Proceedings of the 3rd ACM Conference on Recommender Systems (RecSys'09)**, p. 53–60, 2009.

HEVNER, A. R. et al. DESIGN SCIENCE IN INFORMATION SYSTEMS RESEARCH. **MIS Quarterly**, v. 28, n. 1, p. 75–105, 2004.

- IMRAN, H. et al. PLORS: a personalized learning object recommender system. **Vietnam Journal of Computer Science**, v. 3, p. 3–13, 2016.
- KAHAN, T.; SOFFER, T.; NACHMIAS, R. Types of participant behavior in a massive open online course. **International Review of Research in Open and Distance Learning**, v. 18, n. 6, p. 1–18, 2017.
- KAMAL, R. M.; MOHAMED, K.; ALI, D. Improvement of complementary pedagogical resources indexing based on pedagogical warehouse for recommendation system CEHL. **IEEE**, 2016.
- KHRIBI, M. K.; JEMNI, M.; NASRAOUI, O. Automatic Recommendations for E-Learning Personalization Based on Web Usage Mining Techniques and Information Retrieval. **Journal of Educational Technology & Society**, v. 12, n. 4, p. 30–42, 2009.
- KLAGENFURT, D. et al. **Recommender Systems An Introduction**. [s.l.: s.n.].
- KLASNJA-MILICEVIC, A. et al. Integration of recommendations and adaptive hypermedia into java tutoring system. **Computer Science and Information Systems**, v. 8, n. 1, p. 211–224, 2011.
- LIMA, V. C. DE L. As Tecnologias da Informação e da Comunicação no Processo Educativo. **Revista Latino-Americana de Educação, Cultura e Saúde**, v. 1, p. 106–116, 2017.
- LU, J. et al. Recommender system application developments: A survey. **Decision Support Systems**, v. 74, p. 12–32, 2015.
- LÜ, L. et al. Recommender Systems. **Physics Reports**, v. 519, n. 1, p. 1–49, 2012.
- MACHADO, V. G. **Aula Virtual: implicações e desafios docentes considerando o cenário de educação apoiada por tecnologias digitais**. [s.l.] Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul, 2013.
- MASSA, P.; AVESANI, P. Trust-aware collaborative filtering for recommender systems. **Lecture Notes in Computer Science**, v. 3290, p. 492–508, 2004.
- MATUCHESKI, F. L.; LUPION, P. T. Potencialidades e limitações do ambiente virtual de aprendizagem em um curso online. **Revista Intersaberes**, v. 5, n. 10, p. 152–166, 2010.

MAVROUDI, A.; HADZILACOS, T. Broadening the use of e-learning standards for adaptive learning. **Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)**, v. 7558 LNCS, p. 215–221, 2012.

MÉNDEZ, N. D. D. **Modelo Adaptativo Multi-Agente para la Planificacion y Ejecucion de Cursos Virtuales Personalizados**. Cambridge: Cambridge University Press, 2009.

MORAES, M. C. Informática educativa no Brasil: uma história vivida, algumas lições aprendidas. **Revista Brasileira de Informática na Educação**, v. 1, p. 1–35, 1997.

MORAIS, C. T. Q. DE; FRANCO, S. R. K. Estudo de Caso de Alertas e Recomendações para Educação a Distância Aplicado em Turmas Heterogêneas. **Informática na educação: teoria & prática**, v. 14, n. 2, p. 129–149, 2011.

NIEMANN, K.; WOLPERS, M. Creating Usage Context-Based Object Similarities to Boost Recommender Systems in Technology Enhanced Learning. **IEEE Transactions on Learning Technologies**, v. 8, n. 3, p. 274–285, 2015.

NISHA, F.; SENTHIL, V. MOOCs: Changing trend towards open distance learning with special reference to India. **DESIDOC Journal of Library and Information Technology**, v. 35, n. 2, p. 82–89, 2015.

NOOR, R.; KHAN, F. A. Personalized recommendation strategies in mobile educational systems. **2016 6th International Conference on Innovative Computing Technology, INTECH 2016**, p. 435–440, 2016.

OKOYE, I. et al. Educational Recommendation in an Informal Intentional Learning System. **Educational Recommender Systems and Technologies: Practices and Challenges**, p. 1–23, 2012.

OLIVEIRA, J. L. V. **Autoavaliação de Ferramentas Digitais para Educação e Educação Especial por Licenciados**. [s.l.] Universidade Estadual Paulista, 2016.

OSPINA-DELGADO, J.; ZORIO-GRIMA, A. Innovation at universities: A fuzzy-set approach for MOOC-intensiveness. **Journal of Business Research**, v. 69, n. 4, p. 1325–1328, 2016.

OSSIANNILSSON, E.; ALTINAY, F.; ALTINAY, Z. Analysis of MOOCs practices from the perspective of learner experiences and quality culture. **Educational Media International**, v. 52, n. 4, p. 272–283, 2015.

- PARK, D. H. et al. A literature review and classification of recommender systems research. **Expert Systems with Applications**, v. 39, n. 11, p. 10059–10072, 2012.
- PEFFERS, K. et al. A Design Science Research Methodology for Information Systems Research. **Journal of Management Information Systems**, v. 24, n. 3, p. 45–78, 2007.
- PEREIRA, C. K. et al. Explorando Dados Ligados através de um Sistema de Recomendação Educacional. n. Sbie, p. 1042, 2015.
- PINTER, R. et al. Recommender system in E-student web-based adaptive educational hypermedia system. **MIPRO, 2012 Proceedings of the 35th International Convention**, p. 1270–1273, 2012.
- PRIMO, T. T. et al. Rumo ao Uso de Metadados Educacionais em Sistemas de Recomendação. **Portalobaa.Org**, v. 1, n. 1, 2007.
- RIBEIRO, I. S. F. **A Integração das Tecnologias da Informação e Comunicação na Educação Especial: software educativo**. [s.l.] Universidade de Trás-os-Montes e Alto Douro, 2016.
- RICCI, F. et al. **Recommender System Handbook**. [s.l.: s.n.]. v. 532
- RODRÍGUEZ, P. et al. Multi-agent Model for Searching, Recovering, Recommendation and Evaluation of Learning Objects from Repository Federations. **Multiagent System based Learning Environments**, p. 631–640, 2012.
- RODRÍGUEZ, P. A. et al. **Análisis de Características del Perfil de Usuario para un Sistema de Recomendación de Objetos de Aprendizaje**. IX Conferencia Latinoamericana de Objetos y Tecnologías de Aprendizaje. **Anais...**2014
- RODRÍGUEZ, P. A.; DUQUE, N. D.; OVALLE, D. A. Método híbrido de recomendación adaptativa de objetos de aprendizaje basado en perfiles de usuario. **Formacion Universitaria**, v. 9, n. 4, p. 83–94, 2016.
- RONCARELLI, D. **Ágora: Concepção e Organização de uma Taxionomia para Análise e Avaliação de Objetos Digitais de Ensino-Aprendizagem**. [s.l.] Universidade Federal de Santa Catarina, 2012.
- SAADATDOOST, R. et al. Exploring MOOC from education and Information Systems perspectives: a short literature review. **Educational Review**, v. 67, n. 4, p. 505–518, 2015.

SAHEBI, S.; COHEN, W. W. Community-based recommendations: a solution to the cold start problem. **Workshop on Recommender Systems and the Social Web (RSWEB), held in conjunction with ACM RecSys'11**, 2011.

SALEHI, M.; POURZAFERANI, M.; RAZAVI, S. A. Hybrid attribute-based recommender system for learning material using genetic algorithm and a multidimensional information model. **Egyptian Informatics Journal**, v. 14, n. 1, p. 67–78, 2013.

SANTOS, T. S. DOS. **Softwares Educacionais e a Formação de Professores: As Percepções de Licenciandos sobre a Informática na Educação**. [s.l.] Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul, 2016.

SATC. **SATC - Associação Beneficente da Indústria Carbonífera de Santa Catarina**. Disponível em: <<http://www.satc.edu.br>>. Acesso em: 14 ago. 2017.

SERRANO-GUERRERO, J.; ROMERO, F. P.; OLIVAS, J. A. Hiperion: A fuzzy approach for recommending educational activities based on the acquisition of competences. **Information Sciences**, v. 248, p. 114–129, 2013.

SEVERO, C. E. P. et al. A Mediação Pedagógica em Ambientes Virtuais de Ensino- Aprendizagem Através de Agentes de Mineração de Dados Educacionais. **INFORMÁTICA NA EDUCAÇÃO: teoria & prática**, v. 14, n. 2, p. 63–82, 2011.

SILVA, R. E. D. et al. Mineração de dados educacionais na análise das interações dos alunos em um Ambiente Virtual de Aprendizagem. **Simpósio Brasileiro de Informática na Educação**, n. Sbie, p. 1197–1206, 2015.

SOFFA, M. M.; ALCÂNTARA, P. R. DE C. **O Uso Do Software Educativo: Reflexões Da Prática Docente Na Sala Informatizada**. VIII Congresso Nacional de Educação da PUCPR – EDUCERE. **Anais...2008**

TAKANO, K.; LI, K. F. **An adaptive e-learning recommender based on user's web-browsing behavior**. Proceedings - International Conference on P2P, Parallel, Grid, Cloud and Internet Computing, 3PGCIC 2010. **Anais...2010**

TARUS, J. K.; NIU, Z.; YOUSIF, A. 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.

TAYLOR, R. P. *The Computer in School: Tutor, Tool, Tutee*. **New York: Teachers College Press**, p. 1–10, 1980.

UFSC. **Programa de Pós-Graduação em Tecnologias da Informação e comunicação**. Disponível em: <<http://ppgtic.ufsc.br>>. Acesso em: 7 nov. 2016.

VAISHNAVI, V.; KUECHLER, W. Design Research in Information Systems. **Integrated Series in Information Systems**, v. 22, n. 2, p. 1–16, 2004.

VALENTE, J. A. Diferentes usos do Computador na Educação. **Computadores e Conhecimento: repensando a educação**, p. 1–23, 1993.

VALENTE, J. A.; ALMEIDA, F. J. DE. VISÃO ANALÍTICA DA INFORMÁTICA NA EDUCAÇÃO NO BRASIL: A questão da formação do professor. **Revista Brasileira de Informática na Educação**, p. 1–28, 1997.

VERBERT, K. et al. Context-aware recommender systems for learning: A survey and future challenges. **Journal Of Latex Class Files**, v. 6, n. 1, p. 2–3, 2007.

VESIN, B. et al. Applying recommender systems and adaptive hypermedia for e-learning personalization. **Computing and Informatics**, v. 32, n. 3, p. 629–659, 2013.

WANG, S. L.; WU, C. Y. Application of context-aware and personalized recommendation to implement an adaptive ubiquitous learning system. **Expert Systems with Applications**, v. 38, n. 9, p. 10831–10838, 2011.

WANG, W.; GUO, L.; SUN, R. Rational herd behavior in online learning: Insights from MOOC. **Computers in Human Behavior**, 2017.

WOODGATE, A. et al. Diferencias de comportamiento entre grupos de estudiantes de cursos en línea abiertos y masivos (MOOC). **Educacion XX1**, v. 18, n. 2, p. 147–163, 2015.

WU, D.; LU, J.; ZHANG, G. A Fuzzy Tree Matching-Based Personalized E-Learning Recommender System. **IEEE Transactions on Fuzzy Systems**, v. 23, n. 6, p. 2412–2426, 2015.

YANHUI, D. et al. **A group recommender system for online course study**. Proceedings - 2015 7th International Conference on Information Technology in Medicine and Education, ITME 2015. **Anais...**2016

ZAPATA, A. et al. A hybrid recommender method for learning objects. **IJCA proceedings on ...**, p. 1–7, 2011.

ZEM-LOPES, A. M.; PEDRO, L. Z.; ISOTANI, S. Qualidade de Softwares Educacionais Baseados na Web (Semântica): Um Mapeamento Sistemático. **Renote - Revista Novas Tecnologias na Educação**, v. 12, n. 1, p. 1–10, 2014.

APÊNDICE A – MODELO FÍSICO DO BANCO DE DADOS

A.1 MODELO FÍSICO

-- MySQL Workbench Forward Engineering

 -- Schema modelo

```
CREATE SCHEMA IF NOT EXISTS `modelo` DEFAULT
CHARACTER SET utf8 ;
USE `modelo` ;
```

 -- Table `modelo`.`idioma`

```
CREATE TABLE IF NOT EXISTS `modelo`.`idioma` (
  `id_idioma` INT NOT NULL,
  `nome` VARCHAR(80) NOT NULL,
  PRIMARY KEY (`id_idioma`))
ENGINE = InnoDB;
```

 -- Table `modelo`.`usuario`

```
CREATE TABLE IF NOT EXISTS `modelo`.`usuario` (
  `id_usuario` INT NOT NULL,
  `nome` VARCHAR(100) NOT NULL,
  `nome_contato` VARCHAR(50) NOT NULL,
  `dt_nascimento` DATE NOT NULL,
  `email` VARCHAR(60) NOT NULL,
  `sexo` CHAR(1) NOT NULL COMMENT 'M Masculino, F Feminino',
  `estado_civil` CHAR(1) NULL COMMENT 'S Solteiro,\nC
Casado,\nE Seperado, V Viúvo,\nU União Estavel',
  `escolaridade` CHAR(1) NULL,
  `id_idioma` INT NULL,
  PRIMARY KEY (`id_usuario`),
  INDEX `fk_usuario_idioma1_idx` (`id_idioma` ASC),
  CONSTRAINT `fk_usuario_idioma1`
  FOREIGN KEY (`id_idioma`)
  REFERENCES `modelo`.`idioma` (`id_idioma`)
```

```

    ON DELETE NO ACTION
    ON UPDATE NO ACTION)
ENGINE = InnoDB;

```

```

-----
-- Table `modelo`.`estilo_aprendizagem`
-----

```

```

CREATE TABLE IF NOT EXISTS `modelo`.`estilo_aprendizagem` (
  `id_usuario` INT NOT NULL,
  `cognitivo` CHAR(1) NULL,
  `aprendizagem_dsi` CHAR(2) NULL,
  `aprendizagem_dvv` CHAR(2) NULL,
  `aprendizagem_dar` CHAR(2) NULL,
  `aprendizagem_dsg` CHAR(2) NULL,
  `acessibilidade` CHAR(2) NULL,
  PRIMARY KEY (`id_usuario`),
  CONSTRAINT `fk_estilo_aprendizagem_usuario`
  FOREIGN KEY (`id_usuario`)
  REFERENCES `modelo`.`usuario` (`id_usuario`)
  ON DELETE NO ACTION
  ON UPDATE NO ACTION)
ENGINE = InnoDB;

```

```

-----
-- Table `modelo`.`area_interesse`
-----

```

```

CREATE TABLE IF NOT EXISTS `modelo`.`area_interesse` (
  `id_area` INT NOT NULL,
  `descricao` VARCHAR(80) NOT NULL,
  PRIMARY KEY (`id_area`))
ENGINE = InnoDB;

```

```

-----
-- Table `modelo`.`area_interesse_usuario`
-----

```

```

CREATE TABLE IF NOT EXISTS `modelo`.`area_interesse_usuario` (
  `id_usuario` INT NOT NULL,
  `id_area` INT NOT NULL,
  PRIMARY KEY (`id_usuario`, `id_area`),
  INDEX `fk_area_interesse_usuario_area_interesse1_idx` (`id_area`
  ASC),

```

```

CONSTRAINT `fk_area_interesse_usuario1`
  FOREIGN KEY (`id_usuario`)
  REFERENCES `modelo`.`usuario` (`id_usuario`)
  ON DELETE NO ACTION
  ON UPDATE NO ACTION,
CONSTRAINT `fk_area_interesse_usuario_area_interesse1`
  FOREIGN KEY (`id_area`)
  REFERENCES `modelo`.`area_interesse` (`id_area`)
  ON DELETE NO ACTION
  ON UPDATE NO ACTION)
ENGINE = InnoDB;

-----
-- Table `modelo`.`curso`
-----
CREATE TABLE IF NOT EXISTS `modelo`.`curso` (
  `id_curso` INT NOT NULL,
  `nome` VARCHAR(100) NOT NULL,
  `abbreviatura` VARCHAR(25) NOT NULL,
  `tipo` VARCHAR(10) NOT NULL,
  PRIMARY KEY (`id_curso`))
ENGINE = InnoDB;

-----
-- Table `modelo`.`curso_usuario`
-----
CREATE TABLE IF NOT EXISTS `modelo`.`curso_usuario` (
  `id_usuario` INT NOT NULL,
  `id_curso` INT NOT NULL,
  `semestre` INT NOT NULL,
  `turno` CHAR(1) NOT NULL,
  PRIMARY KEY (`id_usuario`, `id_curso`),
  INDEX `fk_curso_usuario_curso1_idx` (`id_curso` ASC),
  CONSTRAINT `fk_curso_usuario1`
    FOREIGN KEY (`id_usuario`)
    REFERENCES `modelo`.`usuario` (`id_usuario`)
    ON DELETE NO ACTION
    ON UPDATE NO ACTION,
  CONSTRAINT `fk_curso_usuario_curso1`
    FOREIGN KEY (`id_curso`)
    REFERENCES `modelo`.`curso` (`id_curso`)

```

```

    ON DELETE NO ACTION
    ON UPDATE NO ACTION)
ENGINE = InnoDB;

```

```

-----
-- Table `modelo`.`disciplina`
-----

```

```

CREATE TABLE IF NOT EXISTS `modelo`.`disciplina` (
  `id_disciplina` INT NOT NULL,
  `nome` VARCHAR(100) NOT NULL,
  `carga_horaria` INT NULL,
  `ementa` LONGTEXT NULL,
  `id_curso` INT NOT NULL,
  PRIMARY KEY (`id_disciplina`),
  INDEX `fk_disciplina_curso1_idx` (`id_curso` ASC),
  CONSTRAINT `fk_disciplina_curso1`
    FOREIGN KEY (`id_curso`)
    REFERENCES `modelo`.`curso` (`id_curso`)
    ON DELETE NO ACTION
    ON UPDATE NO ACTION)
ENGINE = InnoDB;

```

```

-----
-- Table `modelo`.`disciplina_usuario`
-----

```

```

CREATE TABLE IF NOT EXISTS `modelo`.`disciplina_usuario` (
  `id_usuario` INT NOT NULL,
  `id_disciplina` INT NOT NULL,
  `semestre` INT NOT NULL,
  PRIMARY KEY (`id_usuario`, `id_disciplina`),
  INDEX `fk_disciplina_usuario_disciplina1_idx` (`id_disciplina` ASC),
  CONSTRAINT `fk_disciplina_usuario1`
    FOREIGN KEY (`id_usuario`)
    REFERENCES `modelo`.`usuario` (`id_usuario`)
    ON DELETE NO ACTION
    ON UPDATE NO ACTION,
  CONSTRAINT `fk_disciplina_usuario_disciplina1`
    FOREIGN KEY (`id_disciplina`)
    REFERENCES `modelo`.`disciplina` (`id_disciplina`)
    ON DELETE NO ACTION
    ON UPDATE NO ACTION)

```

```
ENGINE = InnoDB;
```

```
-----  
-- Table `modelo`.`atividade`  
-----
```

```
CREATE TABLE IF NOT EXISTS `modelo`.`atividade` (  
  `id_atividade` INT NOT NULL,  
  `atividade` VARCHAR(25) NOT NULL,  
  `titulo` VARCHAR(100) NULL,  
  `data_inicio` DATE NULL,  
  `data_fim` DATE NULL,  
  `status` CHAR(1) NULL,  
  `id_disciplina` INT NULL,  
  PRIMARY KEY (`id_atividade`),  
  INDEX `fk_atividade_disciplina1_idx` (`id_disciplina` ASC),  
  CONSTRAINT `fk_atividade_disciplina1`  
    FOREIGN KEY (`id_disciplina`)  
    REFERENCES `modelo`.`disciplina` (`id_disciplina`)  
    ON DELETE NO ACTION  
    ON UPDATE NO ACTION)  
ENGINE = InnoDB;
```

```
-----  
-- Table `modelo`.`acesso_historico`  
-----
```

```
CREATE TABLE IF NOT EXISTS `modelo`.`acesso_historico` (  
  `id_usuario` INT NOT NULL,  
  `id_historico` INT NOT NULL,  
  `dispositivo` VARCHAR(100) NULL,  
  `navegador` VARCHAR(100) NULL,  
  `sistema_operacional` VARCHAR(50) NULL,  
  `data` DATETIME NULL,  
  PRIMARY KEY (`id_usuario`, `id_historico`),  
  CONSTRAINT `fk_acesso_historico_usuario1`  
    FOREIGN KEY (`id_usuario`)  
    REFERENCES `modelo`.`usuario` (`id_usuario`)  
    ON DELETE NO ACTION  
    ON UPDATE NO ACTION)  
ENGINE = InnoDB;
```

```
-- Table `modelo`.`link_historico`
```

```
-----
CREATE TABLE IF NOT EXISTS `modelo`.`link_historico` (
  `id_usuario` INT NOT NULL,
  `id_historico` INT NOT NULL,
  `descricao` VARCHAR(100) NULL,
  `data` DATETIME NULL,
  PRIMARY KEY (`id_usuario`, `id_historico`),
  CONSTRAINT `fk_link_historico_usuario1`
  FOREIGN KEY (`id_usuario`)
  REFERENCES `modelo`.`usuario` (`id_usuario`)
  ON DELETE NO ACTION
  ON UPDATE NO ACTION)
ENGINE = InnoDB;
```

```
-- Table `modelo`.`atividade_historico`
```

```
-----
CREATE TABLE IF NOT EXISTS `modelo`.`atividade_historico` (
  `id_usuario` INT NOT NULL,
  `id_historico` INT NOT NULL,
  `id_atividade` INT NOT NULL,
  `atividade` VARCHAR(25) NULL,
  `data` DATE NULL,
  `conteudo` LONGTEXT NULL,
  `hora_inicio` TIME NULL,
  `hora_fim` TIME NULL,
  `classificacao` CHAR(1) NULL,
  `id_disciplina` INT NULL,
  PRIMARY KEY (`id_usuario`, `id_historico`),
  INDEX `fk_atividade_historico_atividade1_idx` (`id_atividade` ASC),
  INDEX `fk_atividade_historico_disciplina1_idx` (`id_disciplina`
  ASC),
  CONSTRAINT `fk_atividade_historico_usuario1`
  FOREIGN KEY (`id_usuario`)
  REFERENCES `modelo`.`usuario` (`id_usuario`)
  ON DELETE NO ACTION
  ON UPDATE NO ACTION,
  CONSTRAINT `fk_atividade_historico_disciplina1`
  FOREIGN KEY (`id_disciplina`)
  REFERENCES `modelo`.`disciplina` (`id_disciplina`)
```

```
ON DELETE NO ACTION
ON UPDATE NO ACTION,
CONSTRAINT `fk_atividade_historico_atividade1`
FOREIGN KEY (`id_atividade`)
REFERENCES `modelo`.`atividade` (`id_atividade`)
ON DELETE NO ACTION
ON UPDATE NO ACTION)
ENGINE = InnoDB;
```

```
-----
-- Table `modelo`.`atividade_anexo`
-----
```

```
CREATE TABLE IF NOT EXISTS `modelo`.`atividade_anexo` (
  `id_atividade` INT NOT NULL,
  `id_anexo` INT NOT NULL,
  `atividade` VARCHAR(25) NOT NULL,
  `arquivo` VARCHAR(150) NOT NULL,
  PRIMARY KEY (`id_atividade`, `id_anexo`),
  CONSTRAINT `fk_atividade_anexo_atividade1`
  FOREIGN KEY (`id_atividade`)
  REFERENCES `modelo`.`atividade` (`id_atividade`)
  ON DELETE NO ACTION
  ON UPDATE NO ACTION)
ENGINE = InnoDB;
```


APÊNDICE B – QUESTIONÁRIOS DOS MODELOS DE ESTILOS DE APRENDIZAGEM

B.1 Questionário de Estilos de Aprendizagem FSLSM

Você só pode escolher uma resposta para cada pergunta e você deve responder todas as perguntas. Se ambas as respostas a uma pergunta parecerem aplicáveis a você, escolha aquela que se aplique mais frequentemente.

1. Entendo algo melhor depois que eu

- (a) experimentar.
- (b) pensar nisso.

2. Eu me considero

- (a) realista.
- (b) inovador.

3. Quando penso no que fiz ontem, é provável que eu lembre de

- (a) imagens.
- (b) palavras.

4. Eu tendo a

- (a) compreender detalhes de um assunto, mas pode ser confuso sobre sua estrutura geral.
- (b) compreender a estrutura geral, mas pode ser confuso quanto aos detalhes.

5. Quando estou aprendendo algo novo, me ajuda

- (a) falar sobre isso.
- (b) pensar sobre isso.

6. Se eu fosse professor, eu preferiria lecionar disciplinas

- (a) que trata de fatos e situações reais.
- (b) que trata de ideias e teorias.

7. Eu prefiro obter novas informações através de

- (a) imagens, diagramas, gráficos ou mapas.
- (b) instruções escritas ou informações verbais.

8. Uma vez que eu entendo

(a) todas as partes, eu entendo o todo.

(b) o todo, depois vejo como as partes se encaixam.

9. Em um grupo de estudo trabalhando em um material difícil, eu provavelmente

(a) tomo a iniciativa contribuindo com ideias.

(b) aguardo e escuto.

10. Acho mais fácil

(a) aprender fatos.

(b) aprender conceitos.

11. Em um livro com muitas imagens e gráficos, é provável que eu

(a) olhe cuidadosamente as fotos e os gráficos.

(b) foque no texto escrito.

12. Quando resolvo problemas de matemática

(a) costumo trabalhar para resolver uma etapa de cada vez.

(b) muitas vezes vejo as soluções, mas depois tenho que lutar para descobrir as etapas para chegar a elas.

13. Nos cursos que frequentei

(a) normalmente fiz amizade com muitos colegas.

(b) raramente fiz amizade com muitos colegas.

14. Na leitura de não-ficção, eu prefiro

(a) algo que me ensina novos fatos ou me diz como fazer algo.

(b) algo que me dá novas ideias para pensar.

15. Eu gosto de professores

(a) que apresentam muitos diagramas no quadro.

(b) que gastam muito tempo explicando.

16. Quando estou analisando uma estória ou uma novela

(a) penso nos incidentes e tento juntá-los para descobrir os temas.

(b) só sei quais são os temas quando termino de ler e então eu tenho que voltar e encontrar os incidentes que os demonstram.

17. Quando eu início um problema de lição de casa, é mais provável que eu
- (a) comece a trabalhar imediatamente na solução.
 - (b) primeiro tente entender completamente o problema.
18. Prefiro a ideia do
- (a) certo.
 - (b) teórico.
19. Eu lembro melhor
- (a) o que vejo.
 - (b) o que ouço.
20. É mais importante para mim que um professor
- (a) divulgue o conteúdo em etapas sequenciais claras.
 - (b) apresente uma imagem geral e relacione o conteúdo com outros assuntos.
21. Eu prefiro estudar
- (a) em grupo.
 - (b) sozinho.
22. Eu costumo ser considerado
- (a) cuidadoso com os detalhes do meu trabalho.
 - (b) criativo na maneira de fazer meu trabalho.
23. Quando recebo instruções para chegar em uma localização, eu prefiro
- (a) um mapa.
 - (b) instruções escritas.
24. Eu aprendo
- (a) em um ritmo bastante regular. Se eu estudo muito, eu "consigo".
 - (b) em "flashes". Fico totalmente confuso e, de repente, tenho "estalos".
25. Eu prefiro primeiro
- (a) experimentar as coisas.
 - (b) pensar sobre como eu vou fazer.

26. Quando estou lendo por lazer, eu prefiro escritores que
(a) descrevem claramente o que querem dizer.
(b) descrevem as coisas de maneiras criativas e interessantes.
27. Quando vejo um diagrama ou esboço em sala de aula, é muito provável que eu lembre
(a) da imagem.
(b) do que o professor disse sobre isso.
28. Ao considerar um conjunto de informações, provavelmente eu
(a) concentre-se em detalhes e não percebo o panorama geral.
(b) tento entender o panorama geral antes de entrar nos detalhes.
29. Eu lembro mais facilmente
(a) algo que eu fiz.
(b) algo sobre o qual pensei muito.
30. Quando tenho que executar uma tarefa, eu prefiro
(a) dominar uma maneira de executá-la.
(b) encontrar novas maneiras para executá-la.
31. Quando alguém me mostra dados, eu prefiro
(a) diagrama e gráficos.
(b) texto resumindo os resultados.
32. Ao escrever um artigo, eu prefiro pensar ou escrever
(a) o início do texto e avançar ordenadamente.
(b) diferentes partes do texto e depois ordená-las.
33. Quando tenho que trabalhar em um projeto em grupo, eu prefiro primeiro
(a) fazer um "brainstorming" em grupo, onde todos contribuem com ideias.
(b) fazer um "brainstorming" individualmente e depois comparar as ideias em grupo.
34. Considero um elogio chamar alguém de
(a) sensível.
(b) imaginativo.

35. Quando encontro pessoas em uma festa, tenho maior chance de lembrar
- (a) da aparência.
 - (b) do que eles disseram sobre si mesmos.
36. Quando estou aprendendo um novo assunto, eu prefiro
- (a) ficar focado nesse assunto, aprendendo o máximo possível.
 - (b) tentar fazer conexões entre o assunto e outros com ele relacionados.
37. É mais provável que eu seja considerado
- (a) extrovertido.
 - (b) reservado.
38. Prefiro cursos que enfatizem
- (a) material concreto (fatos, dados).
 - (b) material abstrato (conceitos, teorias).
39. Para o entretenimento, eu prefiro
- (a) assistir televisão.
 - (b) ler um livro.
40. Alguns professores começam suas aulas com um resumo do que eles vão trabalhar. Esses resumos são
- (a) pouco útil para mim.
 - (b) muito úteis para mim.
41. A ideia de fazer tarefa de casa em grupos, com uma nota para todo o grupo,
- (a) me agrada.
 - (b) não me agrada.
42. Quando eu faço cálculos longos,
- (a) tendo a repetir todos os passos e conferir com cuidado.
 - (b) acho cansativo conferir e tenho que me esforçar a fazê-lo.
43. Eu imagino lugares em que estive
- (a) de forma fácil e precisa.
 - (b) com dificuldade e sem muito detalhamento.

44. Ao resolver problemas em grupo, é mais provável que eu

(a) pense nos passos do processo de soluções.

(b) pense em possíveis consequências ou aplicações da solução para uma ampla gama de áreas.

B.2 Questionário Modelo VARK - Como aprendo melhor?

Escolha a resposta que melhor explica sua preferência.

1. Você tem um problema no seu coração. Você preferiria que o médico:
 Descrevesse o que estava errado.
 Usasse um modelo de plástico para lhe mostrar o que estava errado.
 Mostrasse a você um diagrama do que estava errado.
 Desse a você algo para ler que explicasse o que estava errado.

2. Fora o preço, o que mais o(a) influenciaria na decisão de comprar um livro novo de não-ficção?
 Uma rápida leitura de partes do mesmo.
 Ele tem histórias da vida real, experiências e exemplos.
 A aparência dele é atraente.
 Um amigo fala sobre ele e o recomenda.

3. Você terminou uma competição ou teste e gostaria de algum feedback. Você gostaria de receber feedback:
 Usando uma descrição escrita dos seus resultados.
 Usando gráficos que mostrem o que você atingiu.
 De alguém que discuta tudo com você.
 Usando exemplos do que você fez.

4. Você está usando um livro, CD ou website para aprender como tirar fotos com sua nova câmera digital. Você gostaria de:
 Instruções claras por escrito com listas e pontos do que fazer.
 Ter a chance de fazer perguntas e falar sobre a câmera e suas características.
 Muitos exemplos de fotos boas e ruins e como melhorá-las.
 Diagramas mostrando a câmera e o que cada parte faz.

5. Você está prestes a comprar uma câmera digital ou telefone celular. Fora o preço, o que mais poderia influenciar sua decisão?
 Usá-lo(a) ou testá-lo(a).
 O(a) vendedor(a) me explicando sobre suas características.
 Ler os detalhes ou verificar suas características online.
 Se o design é moderno e parece bonito(a).

6. Lembre-se de uma ocasião em que você aprendeu a fazer algo novo. Evite escolher uma habilidade física, por exemplo, andar de bicicleta. Você aprendeu melhor:

- Ouvindo alguém explicar como e fazendo perguntas.
- Instruções escritas – por exemplo, em manual ou livro.
- Assistindo a uma demonstração.
- Diagramas, mapas e tabelas – pistas visuais.

7. Você quer aprender um novo programa, habilidade ou jogo no computador. Você:

- Falaria com pessoas que sabem sobre o programa.
- Usaria os controles ou o teclado.
- Seguiria os diagramas no livro que veio com ele.
- Leria as instruções escritas que vieram com o programa.

8. Você tem que fazer um discurso importante em uma conferência ou ocasião especial. Você:

- Escreveria o discurso e o aprenderia através de várias leituras repetidas do mesmo.
- Escreveria algumas palavras-chave e praticaria fazendo o discurso diversas vezes.
- Faria diagramas ou conseguiria gráficos que ajudassem a explicar as coisas.
- Colheria vários exemplos e história para fazer a palestra ficar real e prática.

9. Eu gosto de websites que têm:

- Canais de áudio onde eu possa ouvir música, programas de rádio ou entrevistas.
- Design interessante e características visuais.
- Descrições escritas interessantes, listas e explicações.
- Coisas em que eu possa clicar, mudar ou tentar.

10. Você vai escolher comida em um restaurante ou café. Você:

- Escolheria alguma coisa que você já comeu lá antes.
- Escolheria das descrições do cardápio.
- Olharia o que os outros estão comendo ou olharia as imagens de cada prato.
- Ouviria o garçom ou pediria a amigos que recomendassem opções.

11. Você está planejando férias para um grupo. Você quer algum feedback deles sobre o plano. Você:

- Usaria um mapa para mostrar os lugares a eles.
- Daria a eles uma cópia do itinerário impresso.
- Telefonaria, mandaria mensagem de texto ou enviaria um e-mail.
- Descreveria alguns dos pontos altos que eles irão experimentar.

12. Você prefere um professor ou apresentador que usa:

- Folhetos, livros ou leituras.
- Perguntas e respostas, palestra, discussão em grupo ou palestrantes convidados.
- Demonstrações, modelos ou sessões práticas.
- Diagramas, tabelas ou gráficos.

13. Um grupo de turistas quer saber sobre os parques e reservas de vida selvagem em suas redondezas. Você:

- Mostraria mapas e imagens da internet.
- Falaria a respeito, ou arranjaria uma palestra para eles sobre os parques ou reservas de vida selvagem.
- Daria a eles livros ou panfletos sobre os parques ou reservas de vida selvagem.
- Os levaria a um parque ou reserva de vida selvagem e caminharia com eles.

14. Você está ajudando alguém que quer chegar ao aeroporto, centro da cidade ou estação ferroviária. Você:

- Iria com ela.
- Escreveria as indicações de direção.
- Daria as indicações de direção.
- Desenharia, ou mostraria num mapa, ou daria um mapa a ela.

15. Você irá cozinhar algo como um presente especial. Você:

- Cozinhar algo que sabe sem a necessidade de instruções.
- Usaria uma boa receita.
- Procuraria por ideias na internet ou em alguns livros de culinária pelas imagens.
- Pediria sugestões a amigos.

16. Em um website há um vídeo de como fazer um gráfico especial. Há uma pessoa falando, algumas listas e palavras descrevendo o que fazer e alguns diagramas. Você aprenderia mais:

[] Lendo as palavras.

[] Observação as ações.

[] Ouvindo.

[] Olhando os diagramas.

APÊNDICE C – FUNÇÕES DO PROCESSO DE RECOMENDAÇÃO

C.1 FUNÇÕES DO CENÁRIO 1

```

CREATE DEFINER=`root`@`localhost` PROCEDURE
`sp_r_ex01_curdisusu`()
BEGIN
  DECLARE p_cur INT;
  DECLARE p_dis INT;
  DECLARE p_alu INT;
  DECLARE p_usu INT;
  DECLARE p_cog INT;
  DECLARE p_dsi INT;
  DECLARE p_dvv INT;
  DECLARE p_dar INT;
  DECLARE p_dsg INT;
  DECLARE p_ace INT;
  DECLARE u_cog INT;
  DECLARE u_dsi INT;
  DECLARE u_dvv INT;
  DECLARE u_dar INT;
  DECLARE u_dsg INT;
  DECLARE u_ace INT;
  DECLARE p_v01 DECIMAL(15,3);
  DECLARE p_v02 DECIMAL(15,3);
  DECLARE p_v03 DECIMAL(15,3);
  DECLARE p_sim DECIMAL(15,3);
  DECLARE CurDis CURSOR FOR SELECT id_curso,id_disciplina
FROM disciplina WHERE id_disciplina IN
(28478,28488,28489,28497);
  DECLARE CurAlu CURSOR FOR SELECT id_usuario FROM
disciplina_usuario WHERE id_disciplina = p_dis
  AND EXISTS(select 1 from estilo_aprendizagem_peso where
estilo_aprendizagem_peso.id_usuario=disciplina_usuario.id_usuario)
ORDER BY 1;
  DECLARE CurUsu CURSOR FOR SELECT id_usuario FROM
disciplina_usuario WHERE id_disciplina = p_dis AND id_usuario <>
p_alu

```

```

AND EXISTS(select 1 from estilo_aprendizagem_peso where
estilo_aprendizagem_peso.id_usuario=disciplina_usuario.id_usuario)OR
DER BY 1;
OPEN CurDis;
BEGIN
DECLARE Fim_dis INT DEFAULT FALSE;
DECLARE CONTINUE HANDLER FOR NOT FOUND SET
Fim_dis = TRUE;
Dis_loop: LOOP
FETCH CurDis INTO p_cur, p_dis;
IF Fim_dis THEN
LEAVE Dis_loop;
END IF;
OPEN CurAlu;
BEGIN
DECLARE Fim_alu INT DEFAULT FALSE;
DECLARE CONTINUE HANDLER FOR NOT FOUND SET
Fim_alu = TRUE;
Alu_loop: LOOP
FETCH CurAlu INTO p_alu;
IF Fim_alu THEN
LEAVE Alu_loop;
END IF;
SELECT
cognitivo,aprendizagem_dsi,aprendizagem_dvv,aprendizagem_dar,apre
ndizagem_dsg,accessibilidade
INTO p_cog,p_dsi,p_dvv,p_dar,p_dsg,p_ace
FROM estilo_aprendizagem_peso WHERE id_usuario=p_alu;
OPEN CurUsu;
BEGIN
DECLARE Fim_usu INT DEFAULT FALSE;
DECLARE CONTINUE HANDLER FOR NOT FOUND SET
Fim_usu = TRUE;
Usu_loop: LOOP
FETCH CurUsu INTO p_usu;
IF Fim_usu THEN
LEAVE Usu_loop;
END IF;
SET p_v01 = 0;
SET p_v02 = 0;
SET p_v03 = 0;

```

```

SET p_sim = 0;
SELECT
cognitivo,aprendizagem_dsi,aprendizagem_dvv,aprendizagem_dar,apre
ndizagem_dsg,acessibilidade
    INTO u_cog,u_dsi,u_dvv,u_dar,u_dsg,u_ace
    FROM estilo_aprendizagem_peso WHERE id_usuario=p_usu;
    set p_v01 = (p_cog * u_cog) + (p_dsi * u_dsi) + (p_dvv * u_dvv) +
(p_dar * u_dar) + (p_dsg * u_dsg) + (p_ace * u_ace);
    SET p_v02 = (sqrt((pow(p_cog,2)) + (pow(p_dsi,2)) +
(pow(p_dvv,2)) + (pow(p_dar,2)) + (pow(p_dsg,2)) + (pow(p_ace,2)))));
    SET p_v03 = (SQRT((POW(u_cog,2)) + (POW(u_dsi,2)) +
(POW(u_dvv,2)) + (POW(u_dar,2)) + (POW(u_dsg,2)) +
(POW(u_ace,2)))));
    set p_sim = ( p_v01 / ( p_v02 * p_v03 ) );
    INSERT INTO r_ex01_curdisusu VALUES(p_cur, p_dis, p_alu,
p_usu, p_sim);
    END LOOP;
    END;
    CLOSE CurUsu;
    END LOOP;
    END;
    CLOSE CurAlu;
    END LOOP;
    END;
    CLOSE CurDis;
END;

```

```

CREATE DEFINER=`root`@`localhost` PROCEDURE
`sp_r_ex01_atividade`()
begin
DECLARE p_cur INTEGER;
DECLARE p_dis integer;
DECLARE p_ori integer;
DECLARE p_des integer;
DECLARE p_ati INTEGER;
DECLARE CurRec CURSOR FOR SELECT
id_curso,id_disciplina,id_usuario_origem,id_usuario_destino FROM
r_ex01_curdisusu WHERE similaridade >= 0.9;
DECLARE CurAti CURSOR FOR SELECT id_atividade FROM
atividade_historico WHERE id_disciplina = p_dis AND id_usuario =
p_des AND id_atividade IS NOT NULL GROUP BY id_atividade;

```

```

OPEN CurRec;
BEGIN
  DECLARE Fim_rec INT DEFAULT FALSE;
  DECLARE CONTINUE HANDLER FOR NOT FOUND SET
Fim_rec = TRUE;
  Rec_loop: LOOP
    FETCH CurRec INTO p_cur, p_dis, p_ori, p_des;
    IF Fim_rec THEN
      LEAVE Rec_loop;
    END IF;
    OPEN CurAti;
    BEGIN
      DECLARE Fim_ati INT DEFAULT FALSE;
      DECLARE CONTINUE HANDLER FOR NOT FOUND SET
Fim_ati = TRUE;
      Ati_loop: LOOP
        FETCH CurAti INTO p_ati;
        IF Fim_ati THEN
          LEAVE Ati_loop;
        END IF;
        if not exists(select 1 from atividade_historico where
id_disciplina=p_dis and id_atividade=p_ati and id_usuario=p_ori) then
          insert into r_ex01_atividade values(p_cur,p_dis,p_ori,p_des,p_ati);
        end if;
      END LOOP;
    END;
    CLOSE CurAti;
  END LOOP;
END;
CLOSE CurRec;
END;

```

C.2 FUNÇÕES DO CENÁRIO 2

```

CREATE DEFINER=`root`@`localhost` PROCEDURE
`sp_r_ex02_area_termo`()
BEGIN
  DECLARE p_are INT;
  DECLARE p_ter INT;
  DECLARE p_des varchar(80);
  DECLARE p_dis INT;
  DECLARE p_eme longtext;
  DECLARE p_num int;
  DECLARE p_loc int;
  DECLARE p_pos INT;
  DECLARE p_len INT;
  DECLARE CurAre CURSOR FOR SELECT id_area,id_termo,termo
FROM r_area_interesse_termo ORDER BY 1;
  DECLARE CurDis CURSOR FOR SELECT id_disciplina,ementa
FROM disciplina WHERE LENGTH(ementa)>2
AND EXISTS(SELECT 1 FROM curso AS a
WHERE a.id_curso=disciplina.id_curso AND a.tipo='Livre') order by 1;
  OPEN CurAre;
  BEGIN
  DECLARE Fim_are INT DEFAULT FALSE;
  DECLARE CONTINUE HANDLER FOR NOT FOUND SET
Fim_are = TRUE;
  Are_loop: LOOP
    FETCH CurAre INTO p_are, p_ter, p_des;
    IF Fim_are THEN
      LEAVE Are_loop;
    END IF;
    OPEN CurDis;
    BEGIN
    DECLARE Fim_dis INT DEFAULT FALSE;
    DECLARE CONTINUE HANDLER FOR NOT FOUND SET
Fim_dis = TRUE;
    Dis_loop: LOOP
    FETCH CurDis INTO p_dis,p_eme;
    IF Fim_dis THEN
      LEAVE Dis_loop;
    END IF;
    set p_num = 0;

```

```

set p_loc = 1;
SET p_pos = 1;
set p_len = length(p_des);
WHILE p_loc > 0 DO
  SET p_loc = LOCATE(p_des,p_eme,p_pos);
  IF p_loc > 0 THEN
    SET p_num = p_num + 1;
    set p_pos = p_loc + p_len;
  END IF;
  END WHILE;
INSERT INTO r_ex02_area_termo
VALUES(p_are,p_ter,p_dis,p_num);
  END LOOP;
  END;
  CLOSE CurDis;
END LOOP;
END;
CLOSE CurAre;
END;

```

```

CREATE DEFINER='root'@'localhost' PROCEDURE
`sp_r_ex02_termo_tfidf`()

```

```

BEGIN

```

```

  DECLARE p_are INT;

```

```

  DECLARE p_ter INT;

```

```

  DECLARE p_dis INT;

```

```

  DECLARE p_fre INT;

```

```

  DECLARE p_max INT;

```

```

  DECLARE p_ndi INT;

```

```

  DECLARE p_nte INT;

```

```

  DECLARE p_tfi decimal(10,2);

```

```

  DECLARE p_idf DECIMAL(10,2);

```

```

  DECLARE p_tid DECIMAL(10,2);

```

```

  DECLARE CurAre CURSOR FOR SELECT

```

```

id_area,id_termo,id_disciplina,frequencia FROM r_ex02_area_termo
ORDER BY 1;

```

```

  OPEN CurAre;

```

```

  BEGIN

```

```

    DECLARE Fim_are INT DEFAULT FALSE;

```

```

    DECLARE CONTINUE HANDLER FOR NOT FOUND SET

```

```

Fim_are = TRUE;

```

```

Are_loop: LOOP
  FETCH CurAre INTO p_are, p_ter, p_dis, p_fre;
  IF Fim_are THEN
    LEAVE Are_loop;
  END IF;
  SELECT MAX(frequencia) into p_max FROM r_ex02_area_termo
  WHERE id_disciplina=p_dis;
  SELECT COUNT(DISTINCT(id_disciplina)) into p_ndi FROM
  r_ex02_area_termo;
  SELECT COUNT(id_disciplina) into p_nte FROM
  r_ex02_area_termo WHERE id_area=p_are AND id_termo=p_ter AND
  frequencia>0;
  if p_fre > 0 then
    set p_tfi = p_fre / p_max;
    set p_idf = LOG ( p_ndi / p_nte );
    set p_tid = p_tfi * p_idf;
  else
    SET p_tfi = 0;
    SET p_idf = 0;
    SET p_tid = 0;
  end if;
  update r_ex02_area_termo set
  maxfrequencia=p_max,numdisciplinas=p_ndi,numdisciplinastermo=p_n
  te,tf=p_tfi,idf=p_idf,tfidf=p_tid
  where id_area=p_are and id_termo=p_ter and id_disciplina=p_dis;
  END LOOP;
  END;
  CLOSE CurAre;
  END;

```

```

CREATE DEFINER=`root`@`localhost` PROCEDURE
`sp_r_ex02_curso_termo`()
BEGIN
  DECLARE p_are INT;
  DECLARE p_ter INT;
  DECLARE p_usu INT;
  DECLARE p_dis INT;
  DECLARE p_cur INT;
  DECLARE p_num decimal(10,2);

```

```

DECLARE CurAre CURSOR FOR SELECT
area_interesse_usuario.id_area,id_termo,id_usuario FROM
area_interesse_usuario JOIN r_area_interesse_termo
        WHERE
area_interesse_usuario.id_area=r_area_interesse_termo.id_area
        ORDER BY 1,2;
DECLARE CurDis CURSOR FOR SELECT id_disciplina,id_curso
FROM disciplina WHERE LENGTH(ementa)>2
        AND EXISTS(SELECT 1 FROM curso AS a
WHERE a.id_curso=disciplina.id_curso AND a.tipo='Livre') ORDER
BY 1;
OPEN CurAre;
BEGIN
DECLARE Fim_are INT DEFAULT FALSE;
DECLARE CONTINUE HANDLER FOR NOT FOUND SET
Fim_are = TRUE;
Are_loop: LOOP
    FETCH CurAre INTO p_are, p_ter, p_usu;
    IF Fim_are THEN
        LEAVE Are_loop;
    END IF;
    OPEN CurDis;
    BEGIN
    DECLARE Fim_dis INT DEFAULT FALSE;
    DECLARE CONTINUE HANDLER FOR NOT FOUND SET
Fim_dis = TRUE;
    Dis_loop: LOOP
    FETCH CurDis INTO p_dis,p_cur;
    IF Fim_dis THEN
        LEAVE Dis_loop;
    END IF;
    set p_num=0;
    if exists(select 1 from r_ex02_area_termo as a where a.id_area=p_are
and a.id_termo=p_ter and a.id_disciplina=p_dis and ifnull(tfidf,0)>0)
then
        select tfidf into p_num FROM r_ex02_area_termo AS a WHERE
a.id_area=p_are AND a.id_termo=p_ter AND a.id_disciplina=p_dis;
        INSERT INTO r_ex02_area_curso
VALUES(p_usu,p_are,p_ter,p_num,p_cur);
    end if;
    END LOOP;

```

```
END;  
  CLOSE CurDis;  
END LOOP;  
END;  
  CLOSE CurAre;  
END;
```

C.3 FUNÇÕES DO CENÁRIO 3

```

CREATE DEFINER=`root`@`localhost` PROCEDURE
`sp_r_ex03_curdisati`()
BEGIN
  DECLARE p_cur INT;
  DECLARE p_dis INT;
  DECLARE p_ati INT;
  DECLARE p_usu INT;
  DECLARE p_qtd INT;
  DECLARE p_per decimal(15,2);
  DECLARE CurDis CURSOR FOR SELECT id_curso,id_disciplina
FROM disciplina WHERE id_curso IN (1156,2156,3156,4156) order by
1,2;
  DECLARE CurAti CURSOR FOR SELECT id_atividade FROM
atividade WHERE id_disciplina = p_dis GROUP BY id_atividade order
by 1;
  OPEN CurDis;
  BEGIN
  DECLARE Fim_dis INT DEFAULT FALSE;
  DECLARE CONTINUE HANDLER FOR NOT FOUND SET
Fim_dis = TRUE;
  Dis_loop: LOOP
  FETCH CurDis INTO p_cur, p_dis;
  IF Fim_dis THEN
  LEAVE Dis_loop;
  END IF;
  OPEN CurAti;
  BEGIN
  DECLARE Fim_ati INT DEFAULT FALSE;
  DECLARE CONTINUE HANDLER FOR NOT FOUND SET
Fim_ati = TRUE;
  Ati_loop: LOOP
  FETCH CurAti INTO p_ati;
  IF Fim_ati THEN
  LEAVE Ati_loop;
  END IF;
  set p_usu = 0;
  SET p_qtd = 0;
  SET p_per = 0;

```

```

SELECT COUNT(DISTINCT(id_usuario)) into p_usu FROM
disciplina_usuario WHERE id_disciplina = p_dis;
SELECT COUNT(DISTINCT(id_usuario)) into p_qtd FROM
atividade_historico WHERE id_disciplina = p_dis AND id_atividade =
p_ati;
set p_per = ( ( p_qtd / p_usu ) * 100 );
INSERT INTO r_ex03_curdisati VALUES(p_cur, p_dis, p_ati, p_usu,
p_qtd, p_per);
END LOOP;
END;
CLOSE CurAti;
END LOOP;
END;
CLOSE CurDis;
END;

```

```

CREATE DEFINER=`root`@`localhost` PROCEDURE
`sp_r_ex03_usuati`()
BEGIN
DECLARE p_cur INT;
DECLARE p_dis INT;
DECLARE p_ati INT;
DECLARE p_usu INT;
DECLARE CurAti CURSOR FOR SELECT
id_curso,id_disciplina,id_atividade FROM r_ex03_curdisati WHERE
nr_usuario > 10 AND percentual > 90 ORDER BY 1,2,3;
DECLARE CurUsu CURSOR FOR SELECT id_usuario FROM
disciplina_usuario WHERE id_disciplina = p_dis ORDER BY 1;
OPEN CurAti;
BEGIN
DECLARE Fim_ati INT DEFAULT FALSE;
DECLARE CONTINUE HANDLER FOR NOT FOUND SET Fim_ati
= TRUE;
Ati_loop: LOOP
FETCH CurAti INTO p_cur, p_dis, p_ati;
IF Fim_ati THEN
LEAVE Ati_loop;
END IF;
OPEN CurUsu;
BEGIN
DECLARE Fim_usu INT DEFAULT FALSE;

```

```
DECLARE CONTINUE HANDLER FOR NOT FOUND SET
Fim_usu = TRUE;
  Usu_loop: LOOP
FETCH CurUsu INTO p_usu;
IF Fim_usu THEN
  LEAVE Usu_loop;
END IF;
  if not exists(select 1 from atividade_historico where
id_disciplina=p_dis and id_atividade=p_ati and id_usuario=p_usu) then
  INSERT INTO r_ex03_usuati VALUES(p_cur, p_dis, p_usu, p_ati);
end if;
  END LOOP;
  END;
  CLOSE CurUsu;
END LOOP;
END;
CLOSE CurAti;
END;
```

C.4 FUNÇÕES DO CENÁRIO 4

```

CREATE DEFINER=`root`@`localhost` PROCEDURE
`sp_r_ex04_curdisati`()
BEGIN
  DECLARE p_cur INT;
  DECLARE p_dis INT;
  DECLARE p_ati INT;
  DECLARE p_qtd INT;
  DECLARE p_crt INT;
  DECLARE p_ncr INT;
  DECLARE p_per DECIMAL(15,2);
  DECLARE CurDis CURSOR FOR SELECT id_curso,id_disciplina
FROM disciplina
      WHERE id_disciplina IN
(28534,28535,28536,28537,28538,28769,28770,28771,29387,28544)
ORDER BY 1,2;
  DECLARE CurAti CURSOR FOR SELECT id_atividade FROM
atividade WHERE id_disciplina = p_dis
      and exists(select 1 from atividade_historico as a
where a.id_disciplina=atividade.id_disciplina and
a.id_atividade=atividade.id_atividade and a.classificacao is not null)
      GROUP BY id_atividade
      ORDER BY 1;

  OPEN CurDis;
  BEGIN
  DECLARE Fim_dis INT DEFAULT FALSE;
  DECLARE CONTINUE HANDLER FOR NOT FOUND SET
Fim_dis = TRUE;
  Dis_loop: LOOP
    FETCH CurDis INTO p_cur, p_dis;
    IF Fim_dis THEN
      LEAVE Dis_loop;
    END IF;
    OPEN CurAti;
    BEGIN
    DECLARE Fim_ati INT DEFAULT FALSE;
    DECLARE CONTINUE HANDLER FOR NOT FOUND SET
Fim_ati = TRUE;
    Ati_loop: LOOP
    FETCH CurAti INTO p_ati;

```

```

IF Fim_ati THEN
  LEAVE Ati_loop;
END IF;
SET p_qtd = 0;
set p_crt = 0;
set p_ncr = 0;
SET p_per = 0;
SELECT COUNT(id_usuario) INTO p_qtd FROM atividade_historico
WHERE id_disciplina = p_dis AND id_atividade = p_ati;
SELECT COUNT(id_usuario) INTO p_crt FROM atividade_historico
WHERE id_disciplina = p_dis AND id_atividade = p_ati and
classificacao = 'C';
SELECT COUNT(id_usuario) INTO p_ncr FROM atividade_historico
WHERE id_disciplina = p_dis AND id_atividade = p_ati AND
classificacao = 'N';
SET p_per = ( ( p_crt / p_qtd ) * 100 );
INSERT INTO r_ex04_curdisati VALUES(p_cur, p_dis, p_ati, p_qtd,
p_crt, p_ncr, p_per);
  END LOOP;
  END;
  CLOSE CurAti;
END LOOP;
END;
CLOSE CurDis;
END;

```

```

CREATE DEFINER=`root`@`localhost` PROCEDURE
`sp_r_ex04_usuati`()
BEGIN
  DECLARE p_cur INT;
  DECLARE p_dis INT;
  DECLARE p_ati INT;
  DECLARE p_usu INT;
  DECLARE CurAti CURSOR FOR SELECT
id_curso,id_disciplina,id_atividade FROM r_ex04_curdisati WHERE
nr_acesso > 10 AND percentual > 90 ORDER BY 1,2,3;
  DECLARE CurUsu CURSOR FOR SELECT id_usuario FROM
disciplina_usuario WHERE id_disciplina = p_dis ORDER BY 1;

  OPEN CurAti;
  BEGIN

```

```
DECLARE Fim_ati INT DEFAULT FALSE;
DECLARE CONTINUE HANDLER FOR NOT FOUND SET Fim_ati
= TRUE;
Ati_loop: LOOP
  FETCH CurAti INTO p_cur, p_dis, p_ati;
  IF Fim_ati THEN
    LEAVE Ati_loop;
  END IF;
  OPEN CurUsu;
  BEGIN
    DECLARE Fim_usu INT DEFAULT FALSE;
    DECLARE CONTINUE HANDLER FOR NOT FOUND SET
Fim_usu = TRUE;
    Usu_loop: LOOP
  FETCH CurUsu INTO p_usu;
  IF Fim_usu THEN
    LEAVE Usu_loop;
  END IF;
  IF NOT EXISTS(SELECT 1 FROM atividade_historico WHERE
id_disciplina=p_dis AND id_atividade=p_ati AND id_usuario=p_usu)
  THEN
    INSERT INTO r_ex04_usuati VALUES(p_cur, p_dis, p_usu, p_ati);
  END IF;
  END LOOP;
  END;
  CLOSE CurUsu;
END LOOP;
END;
CLOSE CurAti;
END;
```