



UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO  
CENTRO DE INFORMÁTICA - CIN  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO

ANA CARLA ARRUDA DE HOLANDA

**MOOCOLAB:** Um *Framework* de Colaboração Personalizado em *Massive Open Online Courses*

Recife  
2020

ANA CARLA ARRUDA DE HOLANDA

**MOOCOLAB:** Um *Framework* de Colaboração Personalizado em *Massive Open Online Courses*

Tese apresentada como requisito parcial à obtenção do grau de Doutora em Ciência da Computação do Programa de Pós-graduação em Ciência da Computação do Centro de Informática da Universidade Federal de Pernambuco.

Área de Concentração: Inteligência Computacional.

Orientadora: Patricia Cabral de Azevedo R. Tedesco.

Recife  
2020

Catálogo na fonte  
Bibliotecária Mariana de Souza Alves CRB4-2105

H722m Holanda, Ana Carla Arruda de.  
MOOCOLAB: um Framework de Colaboração Personalizado em Massive  
Open Online Courses / Ana Carla Arruda de Holanda. – 2020.  
280 f.: il., fig., tab.

Orientadora: Patricia Cabral de Azevedo R. Tedesco.  
Tese (Doutorado) – Universidade Federal de Pernambuco. CIn, Ciência da  
Computação. Recife, 2020.  
Inclui referências e apêndices.

1. Inteligência computacional. 2. Ambientes Massivos. 3. Learning Analytics. 4.  
Sistema de Recomendação. I. Tedesco, Patricia Cabral de Azevedo R. (orientadora)  
II. Título.

006.31

CDD (22. ed.)

UFPE-CCEN 2020-150

**ANA CARLA ARRUDA DE HOLANDA**

**“MOOCOLAB: Um *Framework* de Colaboração Personalizado em *Massive Open Online Courses*”**

Tese de Doutorado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação da Universidade Federal de Pernambuco, como requisito parcial para a obtenção do título de Doutor em Ciência da Computação.

Aprovado em: 21/07/2020.

---

**Orientadora: Profa. Dra. Patricia Cabral de Azevedo Restelli Tedesco**

**BANCA EXAMINADORA**

---

Profa. Dra. Carla Taciana Lima Lourenço Silva Schuenemann  
Centro de Informática /UFPE

---

Profa. Dra. Vaninha Vieira dos Santos  
Departamento de Ciência da Computação / UFBA

---

Profa. Dra. Catarina Souza Costa  
Departamento de Matemática e Estatística / UFAC

---

Profa. Dra. Juliana Regueira Basto Diniz  
Unidade Acadêmica de Educação a Distância e Tecnologia/UFRPE

---

Profa. Dra. Jeane Cecília Bezerra de Melo  
Departamento de Computação / UFRPE

Dedico esta tese ao meu pai Carlos Ernani (*in memoriam*), à minha mãe Ana Gracy; ao meu esposo Valmar Santos e ao meu filho Breno Santos.

## AGRADECIMENTOS

Gostaria de agradecer primeiramente a Deus por ter me dado a oportunidade de realizar o sonho de obter meu Doutorado em Ciência da Computação em uma universidade de referência como a UFPE.

Aos meus pais, Ana Gracy e Carlos Ernani de Holanda (*in memoriam*), que me educaram e sempre me incentivaram a buscar novos horizontes e desafios, na certeza da minha capacidade em conquistá-los. Meu pai sempre me mostrou a importância de ser uma mulher independente. Minha mãe foi sempre minha parceira, me motivando, me auxiliando nos desafios que apareciam ao longo deste percurso e, principalmente sendo a pessoa que mais acredita e se orgulha da minha trajetória de vida. Como amo vocês!

Ao meu filho Breno e meu esposo Valmar Santos pelo incentivo e compreensão nas dificuldades que enfrentamos como família durante este período. Foram momentos longe de casa, momentos em que tivemos de abdicar de planos antes pensados, no intuito da realização deste sonho que deixou de ser somente meu e passou a ser nosso. A vocês dedico esta conquista!

À minha querida orientadora Patricia Tedesco. Que mulher admirável! Aprendi muito com essa “cariocana” (carioca + pernambucana) “arretada”, de olhar firme e ao mesmo tempo tão acolhedor! Ela me adotou e acreditou na minha capacidade em um momento de mudança de orientação. É aquela mulher que serve de inspiração para outras, como mulher e profissional. Muito dedicada, competente e extremamente parceira. Mas isso não significa que as reuniões com ela são fáceis. A frase mais ouvida por mim foi: *Ana, mas por quê?* Todos estes questionamentos me fizeram refletir e foram essenciais para o desenvolvimento desta tese. Como aprendi com ela! A ela meus eternos agradecimentos.

À professora Elaine Harada, minha quase orientadora do doutorado na UFAM. Sua disponibilidade, dedicação e competência sempre me fez admirá-la. Além de ser uma pessoa excepcional!

Ao professor Fábio Queda pelos ensinamentos durante suas aulas. Como aprendi com ele! Suas aulas “voavam” pela forma como eram ministradas.

Aos meus colegas de curso: Mayara e Dorgival (casal 20), Ênyo, Jéssyka, Mariana, Tancicleide e Rozelma pelo companheirismo e incentivo durante a realização do curso. Foram dias de muito estudo, mas também de muito aprendizado com todos vocês.

Às minhas eternas amigas Eliane, Myrna e Ana Santos por sempre acreditarem em mim e me apoiarem nos momentos mais difíceis que vivenciei durante o Doutorado. Sem a amizade de vocês teria sido mais difícil superá-los!

Ao meu colega Rodrigo pelo apoio irrestrito durante o desenvolvimento do *Framework* com as suas sugestões e contribuições, além de abrir as portas do CREAD (Coordenação de Educação à Distância) do IFAC durante os momentos de implantação e testes.

Ao IFAC estendo este agradecimento em nome da Reitora Rosana Cavalcante, da Pró-reitora de Ensino Lucilene Belmiro e do Diretor do Campus Rio Branco Fittipaldy por a mim confiarem a oportunidade de realização de um sonho profissional e por acreditarem nos resultados da minha tese. Afinal, o MOOColab já foi institucionalizado e será utilizado por toda a comunidade acadêmica. Não há reconhecimento melhor do que este!

À UFPE por me proporcionar a oportunidade de realizar um grande passo na minha formação acadêmica.

A todos que direta ou indiretamente contribuíram para a realização deste sonho.

“A inovação no software, como em quase todos os outros tipos de inovação, requer a capacidade de colaborar e partilhar ideias com outras pessoas.” (GATTES, 2015, p. 57).

## RESUMO

Cursos Online Abertos e Massivos (MOOC, em inglês) podem disponibilizar oportunidades educacionais e experiências de aprendizagem para um público global, por meio da combinação dos avanços tecnológicos recentes e a aprendizagem mediada pela tecnologia. Em geral, eles são considerados cursos virtuais que não exigem qualificações prévias para a entrada, podendo ser acessados por qualquer pessoa e atraem um público diversificado, com uma variedade de experiências e qualificações profissionais. Em cursos deste tipo, a colaboração é essencial para desenvolver habilidades sociais e individuais através do compartilhamento de ideias, criando situações em que um pode contribuir com o outro, por meio de interações pautadas na troca de saberes. Desta maneira, pode-se incentivar os alunos a se engajarem na aprendizagem ao longo da vida. Entretanto, o envolvimento e a participação ativa nestes cursos não ocorrem como o esperado uma vez que não se consideram as necessidades particulares dos alunos, o que os desmotiva e gera fracas relações sociais entre eles. Como o uso crescente de MOOC gerou um volume de dados que, se explorados adequadamente, podem fornecer uma compreensão da interação dos alunos, é possível identificar estratégias que podem ser usadas no processo de construção compartilhada de conhecimento. Assim, o objetivo desta tese é apresentar um *Framework* de Colaboração em MOOC, denominado MOOColab, que foi desenvolvido e implementado para promover uma maior interação entre os alunos, a partir da recomendação de pares no ambiente virtual. Para alcançar esse objetivo, a pesquisa seguiu diretrizes de *Design Science* e contemplou dois ciclos de investigação. No primeiro ciclo foi desenvolvido um protótipo que foi avaliado por docentes e profissionais de Educação a Distância e onde foram constatadas evidências de que o *Framework* contribui positivamente para a interação e construção coletiva do conhecimento. A partir dessas evidências, no segundo ciclo da investigação, foi desenvolvido o MOOColab por meio da implementação de recursos de *Learning Analytics (LA)* e da recomendação de pares no ambiente. Além disso, o *Framework* possui um *dashboard* que possibilita que o professor acompanhe o progresso do aluno em um curso de forma individual ou coletiva. Para validar o *Framework* foi realizado um experimento cujos resultados indicam que o MOOColab apresentou um impacto positivo no processo de aprendizagem.

**Palavras-chave:** Ambientes Massivos. *Learning Analytics*. Sistema de Recomendação. Aprendizagem Colaborativa.

## ABSTRACT

Massive Open Online Courses (MOOC) may offer educational opportunities and learning experiences to a global audience, through the combination of recent technological advances and technology-mediated learning. In general, they are virtual courses that do not require prior qualifications for entry, can be accessed by anyone and attract a diverse audience, with a variety of experiences and professional qualifications. In such courses, collaboration is essential to develop social and individual skills through the sharing of ideas, creating situations in which one can contribute with the other, through interactions based on the exchange of knowledge. Thus, students can be encouraged to engage in lifelong learning. However, the involvement and active participation in these courses does not occur as expected since the students' individual needs are not considered, discouraging them and generating weak social relations between them. As the increasing use of MOOC has generated a volume of data that, if properly explored, can provide an understanding of how students interact throughout their learning, it is possible to identify strategies that can be used in the process of building knowledge in a shared way. Thus, the objective of this thesis is to present a Collaboration *Framework* in MOOC called MOOColab that was developed and implemented to enhance the interaction between students, based on the recommendation of peers in the virtual learning environment. To achieve this goal, the research followed Design Science guidelines and was carried out in two research cycles. In the first cycle, a prototype was developed, which was evaluated by Distance Education professionals and where evidence was found that the *Framework* has a positive contribution to stimulating participation as well as to the collective construction of knowledge. Based on this evidence, in the second cycle, MOOColab was developed through the implementation of Learning Analytics (LA) resources and the recommendation of peers in the environment. In addition, the *Framework* has a dashboard that allows the teacher to monitor individual or collective progress in a course. To validate the *Framework*, an experiment was carried out. The results yielded indicate that MOOColab had a positive impact on the learning process.

**Keyword:** Massive Environments. Collaborative Learning. Learning Analytics. Recommendation System.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Etapas da Metodologia utilizada .....	26
Figura 2 - Modelo de Aceitação de Tecnologia .....	28
Figura 3 - Apresentação da tese em capítulos .....	31
Figura 4 - Diferença entre os tipos de MOOC .....	44
Figura 5 - Página de acesso aos cursos MOOC do Coursera .....	46
Figura 6 - Página de acesso aos cursos EdX.....	47
Figura 7 - Página de acesso aos cursos Udacity .....	48
Figura 8 - Página de acesso aos cursos MOOC da plataforma FutureLearn .....	49
Figura 9 - Plataforma Udemy .....	50
Figura 10 - Plataforma Veduca.....	50
Figura 11 - Plataforma MOOC IFAC .....	51
Figura 12 - Etapas do Learning Analytics.....	57
Figura 13 - Processo intrapessoal de LA .....	58
Figura 14: Dimensões do Learning Analytics .....	59
Figura 15 - Dimensões do Learning Analytics em 6 dimensões.....	60
Figura 16 - Processo de Filtragem Colaborativa .....	68
Figura 17 - Técnica baseada em Conteúdo .....	69
Figura 18 - Sistema Tradicional (a) X Sistema Sensível ao Contexto (b).....	75
Figura 19 - Etapas do MSL .....	77
Figura 20 - Evolução seleção dos artigos .....	80
Figura 21 - Frequência de publicações por ano .....	82
Figura 22 - Contribuições dos estudos.....	83
Figura 23 - Desafios detectados com a utilização dos MOOC .....	89
Figura 24 - Seleção dos artigos.....	97
Figura 25 - Tipos de Publicações.....	98
Figura 26 - Contribuições dos estudos.....	99
Figura 27 - Quantidade de publicações por ano.....	102
Figura 28 - Frequência de publicações por autor .....	104
Figura 29 - Plataformas mais utilizadas .....	104
Figura 30 - Estratégias de adaptação de MOOC .....	107
Figura 31 - Critérios que influenciam a aprendizagem colaborativa.....	109
Figura 32 - Ciclo MOLAC .....	115

Figura 33 - Arquitetura iMOOC.....	118
Figura 34 - <i>Framework</i> iMOOC .....	118
Figura 35 - Arquitetura OERecommender.....	121
Figura 36 - <i>Framework</i> Flipped MOOC .....	123
Figura 37 - Modelo de Recomendação de cursos MOOC.....	125
Figura 38 - <i>Framework</i> ahMOOC .....	126
Figura 39 - <i>Framework</i> Affinity .....	129
Figura 40 - Etapas Escopo do <i>Framework</i> .....	138
Figura 41 - Critérios de recomendação sob o ponto de vista do aluno .....	141
Figura 42 - Ambiente do curso .....	142
Figura 43 - Telas perfil do aluno.....	142
Figura 44 - Critérios de recomendação sob o olhar de especialistas .....	143
Figura 45 - Arquitetura <i>Framework</i> MOOColab.....	147
Figura 46 - Etapas Learning Analytics no MOOColab.....	149
Figura 47 - Coleta de Dados no MOOColab.....	151
Figura 48 - Passos da clustering no MOOColab .....	153
Figura 49 - 2ª Camada Arquitetura do MOOColab.....	157
Figura 50 - Tela inicial MOOColab .....	167
Figura 51 - Tela após acesso ao MOOColab.....	168
Figura 52 - Ambiente principal de um curso no MOOColab .....	169
Figura 53 - Ambiente personalizado do curso .....	170
Figura 54 - Sistemas de pontuação personalizado .....	170
Figura 55 - Definição da pontuação definida pelo docente .....	171
Figura 56 - Dashboard do ambiente.....	171
Figura 57 - Dashboard alunos.....	172
Figura 58 - Notificação de Pendências.....	173
Figura 59 - Progresso alunos .....	173
Figura 60 - Dados gerais de um curso .....	174
Figura 61 - Desenho Experimental.....	180
Figura 62 - Variáveis consideradas no experimento .....	181
Figura 63 - Localização Geográfica do Grupo de Controle .....	182
Figura 64 - Sexo e idade dos alunos.....	183
Figura 65 - Localização Geográfica do Grupo Experimental.....	183
Figura 66 - Sexo e idade dos alunos.....	184

Figura 67 - Histogramas Grupo de Controle .....	184
Figura 68 - Histogramas Grupo Experimental .....	185
Figura 69 - Relação entre acessos e permanência – Grupo de Controle.....	187
Figura 70 - Relação entre acessos e permanência – Grupo Experimental .....	188
Figura 71 - Atividades semanais nos fóruns .....	188
Figura 72 - Relação vídeos e médias das atividades – Grupo de Controle.....	190
Figura 73 - Relação vídeos e médias das atividades – Grupo Experimental .....	190
Figura 74 - Média níveis de habilidades Grupo de Controle .....	193
Figura 75 - Média níveis de habilidades no Grupo Experimental .....	193
Figura 76 - Sociograma do Grupo Experimental .....	195
Figura 77 - Média de chats abertos.....	196
Figura 78 - Ambiente Chat MOOColab .....	197
Figura 79 - Avaliação chats.....	198
Figura 80 - Resultados dados curso.....	199
Figura 81 - Resultados dados curso.....	200
Figura 82 - Resultados dados interação no curso .....	201
Figura 83 - Análise da Categoria Facilidade Percebida .....	202
Figura 84 - Análise da Categoria Utilidade Percebida.....	203
Figura 85 - Análise da Categoria Intenção de Uso.....	203
Figura 86 - Análise da Categoria Variáveis Externas .....	204
Figura 87 - Desenho das entrevistas.....	205

## LISTA DE QUADROS

Quadro 1 - Descrição Tipos de personalidades MBTI.....	37
Quadro 2 - Características associadas a cada tipo MBTI .....	39
Quadro 3 - Classificação do Comportamento alunos em MOOC.....	66
Quadro 4 - Questões de pesquisa.....	77
Quadro 5 - <i>string</i> de busca da MSL.....	78
Quadro 6 - Critérios de inclusão e exclusão.....	79
Quadro 7 - Questões de pesquisas.....	95
Quadro 8 - Fontes de busca automáticas .....	96
Quadro 9 - Palavras relacionadas.....	96
Quadro 10 - <i>String</i> de busca RSL .....	96
Quadro 11 - Avaliação dos estudos .....	99
Quadro 12 - Características do <i>Framework</i> MOLAC.....	116
Quadro 13 - Características iMOOC .....	119
Quadro 14 - Características OERecommender.....	122
Quadro 15 - Características <i>Flipped MOOC</i> .....	124
Quadro 16 - Características <i>Framework MOOC Recommender</i> .....	125
Quadro 17 - <i>Framework</i> ahMOOC .....	127
Quadro 18 - Características do <i>Framework Affinity</i> .....	131
Quadro 19 - Características do <i>Framework MOOColab</i> .....	133
Quadro 20 - MOOColab e Trabalhos Relacionados.....	135
Quadro 21 - Questões associadas ao Modelo de Aceitação de Tecnologia .....	144
Quadro 22 - Variáveis de interação utilizadas no MOOColab .....	150
Quadro 23 - Variáveis utilizadas no MOOColab.....	151
Quadro 24 - Clusters detectados.....	154
Quadro 25 - Ordem de Precedência Clusters .....	154
Quadro 26 - Critérios de recomendação .....	155
Quadro 27 - Máquina de inferência do MOOColab .....	164
Quadro 28 - Tipos possíveis e seus relacionamentos.....	177
Quadro 29 - Tipos possíveis e seus relacionamentos.....	178
Quadro 30: Lista de Publicações.....	225
Quadro 31: Lista Periódicos .....	226

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Desafios/Problemas detectados na pesquisa .....	85
Tabela 2 - Conferências com mais publicações .....	103
Tabela 3 – Periódicos com mais publicações.....	103
Tabela 4 - Autores com mais publicações.....	103
Tabela 5 - Fonte de informações em MOOC.....	105
Tabela 6 - Critérios utilizados no MOOColab .....	138
Tabela 7 - Critérios considerados no MOOColab.....	144
Tabela 8 - Pesos atribuídos aos clusters .....	159
Tabela 9 - Ordem de Precedência Critério Personalidade .....	161
Tabela 10 - Proximidade Social.....	163
Tabela 11 - Proximidade Física.....	163
Tabela 12 - Critérios de recompensa .....	165
Tabela 13 - Teste de Normalidade Grupo de Controle.....	185
Tabela 14 - Testes Normalidade Grupo Experimental .....	185
Tabela 15 - Comparação dos grupos antes da intervenção .....	186
Tabela 16 - Comparação do grupo de controle após o curso .....	192
Tabela 17 - Comparação do grupo experimental após o curso.....	192
Tabela 18 - Comparação dos grupos depois da intervenção .....	194
Tabela 19 - Teste de Spearman para o comportamento e médias dos alunos .....	198

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

CSCCL	Computer Supported Collaborative Learning
CSS	Sistema Sensível ao Contexto
DSR	Design Science Research
EaD	Educação à Distância
IFAC	Instituto Federal do Acre
LA	Learning Analytics
MBTI	Myers-Briggs Type Indicator
MOOC	Massive Open Online Course
MSL	Mapeamento Sistemático da Literatura
REA	Recursos Educacionais Abertos
RSL	Revisão Sistemática da Literatura
SR	Sistemas de Recomendação
TAM	Technology Acceptance Model
TIC	Tecnologias da Informação e Comunicação

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b> .....	<b>20</b>
1.1	CONTEXTO .....	20
1.2	MOTIVAÇÃO E JUSTIFICATIVA .....	21
1.3	OBJETIVOS .....	23
<b>1.3.1</b>	<b>Objetivos Específicos</b> .....	<b>23</b>
1.4	QUESTÕES DE PESQUISA .....	24
1.5	METODOLOGIA .....	25
<b>1.5.1</b>	<b>Primeiro Ciclo – MOOColab em protótipo</b> .....	<b>27</b>
<b>1.5.2</b>	<b>Ciclo 2 – Implementação MOOColab</b> .....	<b>28</b>
1.6	ESTRUTURA DA TESE .....	30
<b>2</b>	<b>REFERENCIAL TEÓRICO</b> .....	<b>32</b>
2.1	APRENDIZAGEM COLABORATIVA.....	32
<b>2.1.1</b>	<b>Computer Supported Collaborative Learning (CSCL)</b> .....	<b>34</b>
<b>2.1.2</b>	<b>Formação de grupos</b> .....	<b>35</b>
2.1.2.1	MBTI (Myers-Briggs Type Indicator) .....	36
2.2	MOOC (MASSIVE OPEN ONLINE COURSES).....	41
<b>2.2.1</b>	<b>Tipos de MOOC</b> .....	<b>43</b>
<b>2.2.2</b>	<b>Principais plataformas MOOC</b> .....	<b>46</b>
<b>2.2.3</b>	<b>Valor Educacional de MOOC</b> .....	<b>52</b>
<b>2.2.4</b>	<b>Benefícios, Críticas e Desafios</b> .....	<b>53</b>
2.3	LEARNING ANALYTICS .....	55
<b>2.3.1</b>	<b>Modelo de Referência do <i>Learning Analytics</i></b> .....	<b>58</b>
<b>2.3.2</b>	<b>Learning Analytics e MOOC</b> .....	<b>61</b>
<b>2.3.3</b>	<b>Personalização da aprendizagem</b> .....	<b>63</b>
<b>2.3.4</b>	<b>Envolvimento dos alunos em MOOC</b> .....	<b>63</b>
2.4	SISTEMAS DE RECOMENDAÇÃO .....	66
<b>2.4.1</b>	<b>Sistemas de Recomendação com Filtragem Colaborativa</b> .....	<b>67</b>
<b>2.4.2</b>	<b>Sistemas de Recomendação baseado em Conteúdo</b> .....	<b>69</b>
<b>2.4.3</b>	<b>Sistemas de Recomendação Híbridos</b> .....	<b>71</b>
<b>2.4.4</b>	<b>Sistemas de Recomendação baseado em Conhecimento</b> .....	<b>72</b>
<b>2.4.5</b>	<b>Sistemas de Recomendação e o Contexto</b> .....	<b>73</b>
2.5	CONSIDERAÇÕES SOBRE O CAPÍTULO.....	75
<b>3</b>	<b>MAPEAMENTO E REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA</b> .....	<b>76</b>

3.1	MAPEAMENTO SISTEMÁTICO DA LITERATURA (MSL).....	76
<b>3.1.1</b>	<b>Metodologia da Pesquisa .....</b>	<b>76</b>
3.1.1.1	Planejamento .....	77
3.1.1.2	Execução .....	79
<b>3.1.2</b>	<b>Ameaças à Validade.....</b>	<b>80</b>
<b>3.1.3</b>	<b>Análise dos resultados .....</b>	<b>81</b>
<b>3.1.4</b>	<b>Síntese dos resultados do MSL .....</b>	<b>92</b>
<b>3.1.5</b>	<b>Considerações sobre o Mapeamento Sistemático.....</b>	<b>93</b>
3.2	REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA (RSL) .....	94
<b>3.2.1</b>	<b>Metodologia da Pesquisa .....</b>	<b>94</b>
3.2.1.1	Questões de Pesquisa .....	95
3.2.1.2	Seleção das fontes de pesquisa .....	95
3.2.1.3	Critério de inclusão e exclusão .....	96
3.2.1.4	Avaliação da qualidade .....	98
<b>3.2.2</b>	<b>Ameaças à validade .....</b>	<b>101</b>
<b>3.2.3</b>	<b>Análise dos Resultados.....</b>	<b>102</b>
<b>3.2.4</b>	<b>Síntese dos resultados da Revisão Sistemática da Literatura..</b>	<b>111</b>
<b>3.2.5</b>	<b>Considerações sobre os resultados da RSL .....</b>	<b>113</b>
3.3	CONSIDERAÇÕES SOBRE O CAPÍTULO.....	114
<b>4</b>	<b>TRABALHOS RELACIONADOS.....</b>	<b>115</b>
4.1	THE MOOC AND LEARNING ANALYTICS INNOVATION CYCLE	115
4.2	FRAMEWORK LEARNING ANALYTICS EM MOOC.....	117
4.3	OERECOMMENDER: SISTEMA DE RECOMENDAÇÃO DE REA	120
4.4	THE FLIPPED MOOC - A CONCEPTUAL APPROACH.....	122
4.5	MOOC RECOMMENDER SYSTEM .....	124
4.6	ADAPTIVE AND COOPERATIVE MODEL OF KNOWLEDGE MANAGEMENT .....	126
4.7	AFFINITY: SISTEMA BASEADO EM CONTEXTO E AFINIDADE..	128
4.8	MOOCOLAB E TRABALHOS RELACIONADOS.....	131
4.9	COMPARAÇÃO TRABALHOS RELACIONADOS .....	135
4.10	CONSIDERAÇÕES SOBRE O CAPÍTULO.....	136
<b>5</b>	<b>MOOCOLAB – FRAMEWORK DE COLABORAÇÃO PERSONALIZADO EM MOOC.....</b>	<b>137</b>
5.1	DESIGN <i>FRAMEWORK</i> MOOCOLAB .....	137

<b>5.1.1</b>	<b>Primeiro Ciclo – MOOColab em protótipo.....</b>	<b>138</b>
5.1.1.1	Definição dos Critérios de Recomendação .....	138
5.1.1.2	Resultados da observação e prototipação do Framework .....	139
5.1.1.3	Validação do Protótipo .....	143
<b>5.1.2</b>	<b>Ciclo 2 – Implementação MOOColab.....</b>	<b>145</b>
5.1.2.1	Visão Geral do Framework MOOColab.....	145
5.2	1ª CAMADA DO <i>FRAMEWORK</i> MOOCOLAB.....	148
<b>5.2.1</b>	<b>Ambiente de Aprendizagem.....</b>	<b>149</b>
<b>5.2.2</b>	<b>Coleta de Dados.....</b>	<b>149</b>
<b>5.2.3</b>	<b>Análise.....</b>	<b>152</b>
<b>5.2.4</b>	<b>Ação.....</b>	<b>155</b>
5.3	2ª CAMADA DO <i>FRAMEWORK</i> MOOCOLAB.....	156
<b>5.3.1</b>	<b>Base de Casos de Recomendação.....</b>	<b>164</b>
5.4	3ª CAMADA DO <i>FRAMEWORK</i> MOOCOLAB.....	165
5.5	IMPLEMENTAÇÃO DO <i>FRAMEWORK</i> .....	166
<b>5.5.1</b>	<b>Apresentação do <i>Framework</i>.....</b>	<b>167</b>
5.6	CONSIDERAÇÕES SOBRE O CAPÍTULO.....	174
<b>6</b>	<b>AVALIAÇÃO DO FRAMEWORK MOOCOLAB.....</b>	<b>176</b>
6.1	AVALIAÇÃO DO MOOCOLAB.....	176
<b>6.1.1</b>	<b>Coleta de Dados.....</b>	<b>176</b>
6.2	CONTEXTO DO EXPERIMENTO.....	179
<b>6.2.1</b>	<b>Perfil das amostras do Experimento.....</b>	<b>182</b>
6.2.1.1	Grupo de Controle.....	182
6.2.1.2	Grupo Experimental .....	183
6.3	CONDUÇÃO DO EXPERIMENTO.....	184
6.4	ANÁLISE QUALITATIVA DO EXPERIMENTO .....	199
6.5	ENTREVISTA COM ESPECIALISTAS .....	205
<b>6.5.1</b>	<b>Perfil dos Especialistas.....</b>	<b>206</b>
6.6	AMEAÇAS À VALIDADE DA AVALIAÇÃO .....	210
<b>6.6.1</b>	<b>Ameaças à validade do experimento.....</b>	<b>211</b>
<b>6.6.2</b>	<b>Ameaças à validade das entrevistas.....</b>	<b>212</b>
6.7	CONSIDERAÇÕES SOBRE O CAPÍTULO.....	213
<b>7</b>	<b>CONSIDERAÇÕES FINAIS.....</b>	<b>215</b>
7.1	RESPONDENDO ÀS QUESTÕES DE PESQUISA .....	217

7.2	CONTRIBUIÇÕES .....	222
7.3	DESAFIOS E LIMITAÇÕES .....	223
7.4	TRABALHOS FUTUROS .....	224
7.5	PUBLICAÇÕES.....	225
	<b>REFERÊNCIAS.....</b>	<b>227</b>
	<b>APÊNDICE A – QUESTIONÁRIO INICIAL .....</b>	<b>238</b>
	<b>APÊNDICE B – QUESTIONÁRIO ESPECIALISTAS.....</b>	<b>242</b>
	<b>APÊNDICE C – QUESTIONÁRIO FINAL .....</b>	<b>246</b>
	<b>APÊNDICE D – QUESTIONÁRIO VALIDAÇÃO MOOCOLAB.....</b>	<b>249</b>
	<b>APÊNDICE E – CASOS DE USO MOOCOLAB .....</b>	<b>250</b>
	<b>APÊNDICE F – ROTEIRO DE ENTREVISTAS DOCENTES.....</b>	<b>265</b>
	<b>APÊNDICE G - AVALIAÇÃO INICIAL .....</b>	<b>267</b>
	<b>APÊNDICE H - AVALIAÇÃO FINAL.....</b>	<b>270</b>
	<b>APÊNDICE I – QUESTIONÁRIO MBTI.....</b>	<b>276</b>

## 1 INTRODUÇÃO

Este capítulo apresenta a motivação e justificativa para realização desta tese, bem como o problema de pesquisa observado. A partir daí, os objetivos são delineados e a metodologia adotada é explicada. A organização de todo o trabalho também é apresentada ao final deste capítulo.

### 1.1 CONTEXTO

Através da utilização de Tecnologias da Informação e Comunicação (TIC) a Educação a Distância (EaD) evoluiu nos últimos anos, a partir da introdução dos recursos da web 2.0, permitindo uma aprendizagem social em que o aluno não apenas consome informação, mas também produz, colabora e coopera com seus pares (ZHENG *et al.*, 2016).

Com as mudanças culturais de um novo sujeito que tem à sua disposição uma riqueza em possibilidades de informação, comunicação e interação, o avanço tecnológico e o uso cada vez mais intenso das redes sociais e dispositivos computacionais, permitiram a promoção de uma aprendizagem pautada pelo estímulo ao pensamento crítico construído através da interação. Assim, os alunos tornam-se mais responsáveis por sua aprendizagem, levando-os a assimilar conceitos e a construir conhecimentos de uma maneira mais autônoma.

Com isso, o processo de ensino e aprendizagem não está mais centrado na figura do professor e o aluno nele exerce papel fundamental. Segundo Siemens (2013), o professor atua na criação de contextos e ambientes adequados para que o aluno possa desenvolver suas habilidades sociais e cognitivas de modo criativo na interação com outrem, através da abordagem conectivista, dando surgimento aos *Massive Open Online Courses* (MOOC).

O termo MOOC surgiu em 2008 como uma forma de denominar uma iniciativa inovadora de George Siemens que, ao ministrar o curso *Connectivism and Connective Knowledge*, na Universidade de Manitoba, no Canadá, para 25 alunos em regime presencial, também o fez para outros 2.300 alunos online. Devido à enorme quantidade de alunos, este curso diferenciou-se dos cursos em EaD tradicionais que, normalmente, são constituídos de pequenas classes, similares aos cursos presenciais.

Os MOOC ou cursos massivos são cursos naturalmente destinados a uma grande quantidade de alunos em um ambiente online e se fundamentam na teoria do aprendizado conectivista, onde as estruturas de ensino-aprendizagem, baseadas no convívio em sala de

aula, com um professor apresentando conteúdos de forma expositiva, não mais atendem as necessidades dos indivíduos conectados à internet e às redes sociais (SIEMENS, 2013).

MOOC tem como diferencial da Educação à Distância tradicional o fato de serem abertos e livres de pré-requisitos para o ingresso e, sobretudo, em função da quantidade de alunos que normalmente fazem parte de um curso neste formato, o que traz a possibilidade de criação de uma forte interação entre os alunos envolvidos no curso.

Cursos desta natureza utilizam plataformas de aprendizagem online e atraem diferentes perfis de alunos, ofertando oportunidades de qualificação aos participantes, inclusive àqueles que não frequentam uma instituição de ensino (RODRIGUES *et al.*, 2016). Outro aspecto fundamental refere-se à participação voluntária, permitindo o compartilhamento de ideias, criando situações de trocas em que um pode contribuir com o outro, por meio de interações online (BATURAY, 2015), adotando-se um modelo de ensino com ênfase na aprendizagem ativa (YING *et al.*, 2018).

Zheng *et al.* (2016) explicam que as experiências educacionais multiculturais proporcionadas por MOOC referem-se ao fato de reunir pessoas de origens diversas, pertencentes a diferentes culturas e dotadas de valores, crenças e preferências de aprendizagem diversificadas, de modo a estabelecer a interligação e interação entre participantes com culturas que podem ser opostas.

Apesar das possibilidades que cursos massivos oferecem, também são apontados desafios que merecem ser analisados, tais como: os obstáculos linguísticos que desfavorecem a aprendizagem; a forma de avaliação dos alunos que limita as possibilidades de mensuração de aprendizagem (ZHENG *et al.*, 2016); a dificuldade em identificar e lidar com os diferentes padrões de comportamentos dos alunos, ou seja, se são alunos que apenas fazem *downloads* de atividades, se participam das discussões, se realizam atividades ou ainda se finalizam os cursos (MARIN *et al.*, 2017; PHAN *et al.*, 2018). Identificar os desafios em cursos massivos possibilita a geração de um ambiente adequado às necessidades de cada um (LERÍS *et al.*, 2017), bem como melhora as relações sociais criadas nos cursos para a promoção de uma aprendizagem pautada na troca de saberes (KAHAN, SOFFER e NACHMIAS, 2017; KHALIL, 2017).

## 1.2 MOTIVAÇÃO E JUSTIFICATIVA

Embora MOOC apresentem diversos pontos positivos e forneçam várias oportunidades educacionais e benefícios para os participantes, existem apontamentos que

precisam ser analisados. Pesquisadores como Marin *et al.* (2017), Khalil (2017) e Klemke, Eradze e Antonaci (2018) destacam a necessidade de mudanças na estrutura dos cursos massivos, por não concordarem com a perspectiva de construção do conhecimento pela disponibilização de conteúdo, comparando MOOC a um livro digital.

Xing *et al.* (2016) e Marin *et al.* (2017) apontam em suas pesquisas que a colaboração, apesar de ser um pilar de MOOC, não vem sendo incentivada de forma promissora. A pouca interação e a falta de comunicação com professores e entre estudantes, bem como as fracas relações sociais em MOOC podem reduzir a intenção de participação e o entusiasmo na continuidade do curso.

Neste contexto, realizamos uma Revisão Sistemática da Literatura (RSL), a fim de compreender melhor as dificuldades que estão sendo apresentadas nas pesquisas relacionadas. Os resultados desta RSL nortearam as ações que realizamos durante o andamento da pesquisa, pois foi possível identificar que a heterogeneidade e a grande quantidade de alunos tornam o ambiente pouco propício ao acompanhamento por parte de tutores e/ou professores.

Além disso, Sunar *et al.* (2017) destaca que esta heterogeneidade (que pode ser positiva pela diversidade de conhecimentos que podem ser compartilhados) reflete em diferentes estilos de aprendizagem, pressupondo a personalização do ambiente a partir de diferentes necessidades.

Diversas pesquisas como Ferguson e Clow (2015), Khalil e Ebner (2017), Khalil (2017) e Kahan, Soffer e Nachmias (2017) têm utilizado técnicas de *Learning Analytics* para analisar o grande conjunto de dados gerados e, assim, identificar padrões de comportamento (que se diferencia dos estilos de aprendizagem por caracterizar as formas de interação do aluno nos cursos no ambiente) para otimizar e potencializar a aprendizagem. Estes padrões podem auxiliar na personalização do ambiente para adequá-lo às necessidades dos alunos.

Além disso, criar estratégias para potencializar a colaboração, foi a maior preocupação encontrada na RSL, pois o objetivo em ambientes de cursos massivos é que o conhecimento seja construído a partir de diversas perspectivas e do auxílio mútuo entre os pares (NELIMARKKA e VIHAVAINEN, 2015). Logo, criar alternativas que tornem a colaboração efetiva entre os alunos, é essencial para que outros problemas sejam minimizados, como a evasão (DURU *et al.*, 2017).

É importante enfatizar que a aprendizagem colaborativa se diferencia do modelo de aprendizagem tradicional por não ser centrada na figura do professor, não enfatizar a memorização, além da aprendizagem não ser passiva e solitária. Assim, é promovida uma aprendizagem crítica e ativa.

Desta forma, esta pesquisa teve como justificativa a necessidade de disponibilizar ao aluno um ambiente que esteja personalizado às suas características e que, ao mesmo tempo, possibilite uma aprendizagem construída socialmente através da interação entre os pares, já que na colaboração, há a soma das mentes dos envolvidos (ZHENG *et al.*, 2016).

### 1.3 OBJETIVOS

Esta tese de doutorado teve como objetivo geral planejar e implementar um *Framework* de Colaboração em cursos MOOC a partir da recomendação de pares.

#### 1.3.1 Objetivos Específicos

- a) **Investigar as estratégias utilizadas para a promoção da aprendizagem colaborativa em ambientes de cursos massivos:** tivemos a intenção de fornecer uma visão geral do panorama da forma como a aprendizagem é trabalhada em ambientes de cursos massivos.
- b) **Identificar características relevantes para a recomendação de pares no MOOColab:** foram identificadas as variáveis que deveriam ser consideradas no momento da recomendação de pares.
- c) **Conceber um *Framework* Colaborativo usando técnicas de *Learning Analytics* e Sistemas de Recomendação e verificar os seus efeitos sobre a colaboração no ambiente:** foi planejada a arquitetura do *Framework* com 3 camadas. A primeira camada teve o objetivo de coletar os dados; a segunda camada visou analisar as características dos alunos para realizar a recomendação de pares e, por fim, a terceira camada visou verificar a avaliação do processo de recomendação no MOOColab.
- d) **Implementar um *Framework* de Colaboração utilizando a recomendação de alunos:** foi realizado o planejamento do *Framework* e um protótipo foi desenvolvido e, posteriormente, implementado.
- e) **Desenvolver um *dashboard* com recursos de *Learning Analytics* para dar suporte aos diferentes níveis de perfis de usuários quanto a evolução na aprendizagem:** foi disponibilizado um conjunto de informações em formato gráfico e descritivos para apoiá-los na condução da aprendizagem no MOOC.
- f) **Avaliar o impacto da utilização do *Framework* MOOColab:** foi realizado um experimento com duas amostras oriundas de um grupo de controle (que não teve

acesso ao *Framework*) e de um grupo experimental que teve o contato com o *Framework* desenvolvido. Os dados foram coletados e comparados para avaliar se o MOOColab trouxe melhores resultados no que diz respeito a colaboração entre os alunos, bem como na sua aprendizagem.

- g) Avaliar a aceitação do *Framework* entre alunos e especialistas na área:** após a realização do experimento foi aplicado um *survey* de aceitação entre os alunos do grupo experimental para identificar o nível de satisfação dos envolvidos no processo de aprendizagem. Além disso, especialistas na área também puderam avaliar a estrutura e funcionalidade do *Framework*.

#### 1.4 QUESTÕES DE PESQUISA

Nossa pesquisa está interessada em compreender como é possível prover cenários de aprendizagem colaborativos em MOOC a partir da recomendação de pessoas. Assim, temos as seguintes questões de pesquisas:

**QP1: De que forma a recomendação de pessoas pode melhorar a aprendizagem colaborativa em MOOC?**

Através dos Trabalhos Relacionados (visto no Capítulo 4 desta tese) foi possível identificar que a recomendação pode auxiliar o processo de colaboração. Os resultados do experimento realizado também respondem a esta questão de pesquisa (Capítulo 6).

O resultado desta pesquisa foi obtido a partir de um experimento com duas amostras: um grupo de controle que foi submetido ao ambiente MOOC do IFAC e um grupo experimental que teve acesso ao *Framework* MOOColab. Posteriormente, os dados foram comparados e apresentados no Capítulo 6 desta tese.

**QP1.1.: Quais as estratégias para melhorar a colaboração em ambientes MOOC?**

Para abordar essa questão de pesquisa identificamos as estratégias publicadas na literatura apresentada no Capítulo 3 desta tese.

**QP1.2.: Como mapear o comportamento dos alunos em cursos massivos?**

Esta questão de pesquisa foi respondida a partir da Revisão Sistemática (Capítulo 3) abordada na seção 3.2.3 e foi implementada no ambiente MOOColab (Capítulo 5).

**QP1.3.: Quais critérios podem ser utilizados na recomendação de pares para fomentar a colaboração?**

Os critérios de recomendação foram analisados a partir da revisão da literatura (Capítulo 3). Após essa coleta, os critérios de recomendação foram validados por especialistas e implementados no *Framework* (Capítulo 5).

**QP1.4.: Houve melhoria na aprendizagem utilizando o *Framework* desenvolvido?**

Foi realizado um experimento com duas amostras: um grupo de controle que foi submetido ao ambiente MOOC do IFAC; e um grupo experimental que teve acesso ao *Framework* MOOColab. Também foi aplicado um *survey* aos alunos ao final do experimento para identificar a aceitação do MOOColab. Além disso, para complementar a análise, foram realizadas entrevistas com especialistas e, assim, verificar o nível de satisfação deles perante o *Framework* (Capítulo 6).

## 1.5 METODOLOGIA

Considerando a motivação e os objetivos apontados neste capítulo, o método adotado nesta tese foi fundamentado no paradigma *Design Science Research* (DSR) que tem como missão principal desenvolver conhecimento para a concepção e desenvolvimento de artefatos. Wieringa (2010) define que as soluções devem ser iterativamente propostas, refinadas, avaliadas e, se necessário, aprimoradas.

DSR é uma forma de produção de conhecimento científico que envolve o desenvolvimento de construções inovadoras. É destinado a resolver problemas enfrentados no mundo real trazendo, simultaneamente, uma contribuição científica prescritiva. Um resultado importante deste tipo de pesquisa é um artefato que resolve um problema em seu domínio, também conhecido como conceito de solução, que deve ser avaliado de acordo com critérios de valor ou utilidade (DRESCH *et al.*, 2015).

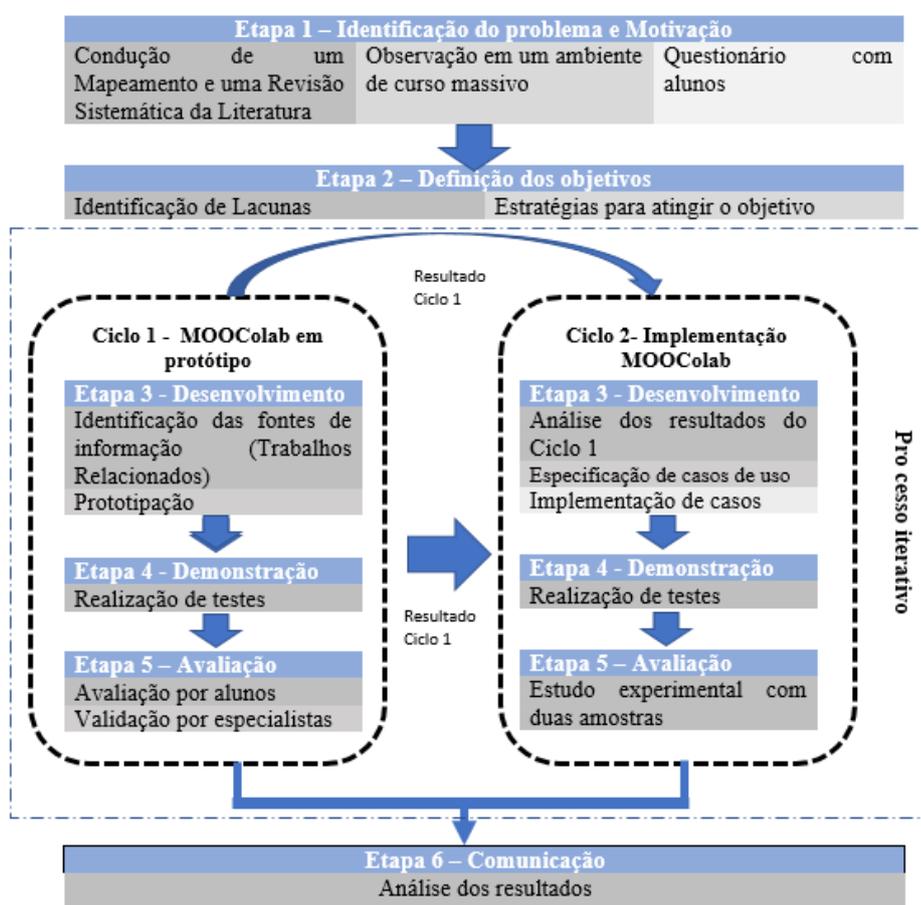
Adotamos este método porque o objetivo desta tese foi propor um *Framework* de colaboração em ambientes de cursos massivos. Para a DSR, a validade pragmática é essencial; portanto, além de projetar o artefato, é fundamental que sejam demonstradas evidências de sua utilidade e relevância (HEVNER *et al.*, 2004).

De acordo com Wohlin *et al.* (2012) *Framework*, ou arcabouço conceitual, como um conjunto de conceitos usados para resolver um problema de um domínio específico. *Framework* conceitual não se trata de um software executável, mas sim de um modelo de

dados para um domínio. Por isto, a abordagem DSR foi utilizada, pois se concentram na prescrição de novos artefatos para solucionar problemas. Também é importante dizer que o *Framework* é reusável, já que possui funcionalidades abstratas, sua arquitetura é definida em torno de conceitos que podem ser aplicados em diferentes plataformas e pode ser instanciado em qualquer MOOC.

As etapas da metodologia adotada para construir o *Framework* MOOColab seguiu as diretrizes propostas por Peffers *et al.* (2007) que estabeleceram um método de 6 etapas, que operacionalizam e garantem o rigor das pesquisas dirigidas à solução de problemas e ao desenvolvimento de artefatos. Tais etapas são apresentadas na Figura 1.

**Figura 1 - Etapas da Metodologia utilizada**



Fonte: A autora (2020)

Como visto na Figura 1, a primeira etapa da pesquisa consistiu na identificação dos aspectos que motivaram a realização do estudo a partir de um Mapeamento Sistemático que foi complementado com uma Revisão Sistemática da Literatura (cujos resultados estão disponíveis no Capítulo 3 desta tese). Para complementar os resultados foi realizada também uma observação (para compreender como ocorre a interação entre os alunos) no ambiente de

curso massivo do Instituto Federal do Acre - IFAC, bem como a aplicação de um questionário, com o propósito de identificar a percepção dos alunos (os resultados encontrados estão detalhados no Capítulo 5).

A segunda etapa diz respeito à definição dos objetivos, a partir das lacunas detectadas na etapa anterior e na definição de estratégias para tratá-las, comentadas na Seção 1.3 deste capítulo. As três etapas seguintes, que são interativas, são destinadas à geração e aos testes do artefato que auxiliou na solução do problema.

As três etapas iterativas foram realizadas em dois ciclos: no primeiro ciclo toda a estratégia de desenvolvimento do artefato foi realizada em forma de protótipo. Os resultados deste momento subsidiaram o segundo ciclo que foi o desenvolvimento do *Framework* a partir dos feedbacks realizados no ciclo anterior. Por fim, na etapa de comunicação, foi evidenciado o rigor com o qual a pesquisa foi conduzida, assim como o quão eficaz foi a solução encontrada (que está detalhada no Capítulo 6).

### **1.5.1 Primeiro Ciclo – MOOColab em protótipo**

A realização do primeiro ciclo teve como objetivo identificar as características relevantes para a construção do *Framework* MOOColab, com a concepção dos recursos e *design* necessários à promoção de uma aprendizagem colaborativa em ambientes de cursos massivos e sua validação a partir do ponto de vista de alunos e especialistas na área.

A etapa de desenvolvimento do ciclo 1 utilizou informações obtidas na literatura, a partir da seleção de trabalhos relacionados (Capítulo 4), para uma maior compreensão das alternativas propostas pelos pesquisadores para a promoção da colaboração em ambientes massivos.

Após a assimilação da literatura, foi necessário realizar uma observação em um curso massivo de Lógica de Programação<sup>1</sup>, onde estavam inscritos 287 alunos durante o período de setembro de 2017 a dezembro de 2017, para analisar os pontos positivos e negativos do ambiente de curso massivo utilizado pelo IFAC sob a percepção dos alunos. Um teste de habilidades também foi realizado no início e no fim dessa observação para compreender se houve evolução no desempenho dos alunos após a realização do curso (Apêndice 8). A etapa de demonstração foi realizada com o desenvolvimento de um protótipo para ser avaliado na etapa seguinte por especialistas na área.

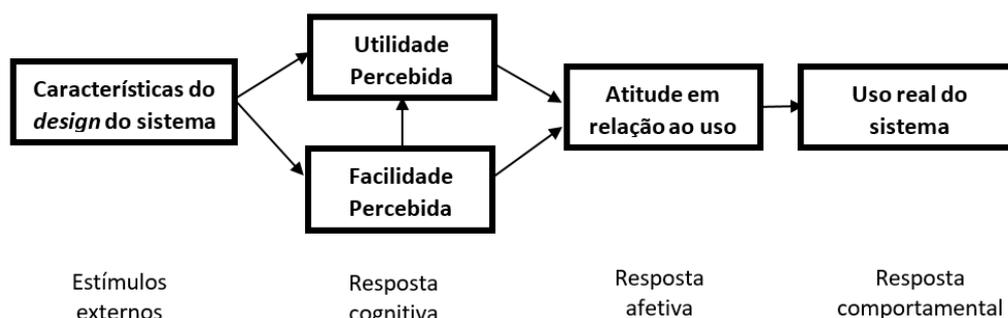
---

<sup>1</sup>Disponível em: <http://cursos.ifac.edu.br/course/logicadeprogramacao/intro>

Para realizar a validação do protótipo foi utilizado o Modelo de Aceitação de Tecnologia - TAM, do inglês *Technology Acceptance Model*, concebido por Davis (1989) - que é constituído por dois componentes de aceitação: a facilidade de uso percebida (grau em que o usuário acredita que a adoção de uma determinada tecnologia seria livre de esforço) e a utilidade percebida (grau em que uma pessoa acredita que a utilização de um determinado sistema melhoraria o seu desempenho no trabalho) (PERSICO *et al.*, 2014).

A intenção de uso é o fator determinante para o sucesso da adoção de sistemas de informação. Essa intenção está relacionada com a utilidade e a facilidade de uso percebidas, cada uma exercendo um peso relativo. Além disso, é importante considerar as variáveis externas (*design* do ambiente, organização dos dados, dados apresentados, disposição dos dados em relatórios), as quais podem influenciar o contexto específico de uso da tecnologia (DIAS *et al.*, 2011). A Figura 2 mostra os construtos da TAM.

**Figura 2 - Modelo de Aceitação de Tecnologia**



**Fonte:** adaptado de Dias *et al.* (2011)

A partir destas análises, iniciou-se o próximo ciclo de desenvolvimento do *Framework* com os respectivos ajustes dos casos de uso e funcionalidades, e posterior implementação e testes. Estes foram depois avaliados por meio do experimento descrito no Capítulo 6.

### 1.5.2 Ciclo 2 – Implementação MOOColab

Após os resultados gerados do Ciclo 1, foram projetadas melhorias de *design*, bem como a inserção de novas funcionalidades que se viram necessárias no ciclo anterior. Na etapa de desenvolvimento, foram especificados os casos de uso e posterior implementação do *Framework*. Testes foram realizados e, após implantado na instituição, o MOOColab foi avaliado a partir da perspectiva de experimentos.

#### a) Análise dos dados

A análise dos dados foi realizada quantitativa e qualitativamente. A análise qualitativa se baseou nos questionários que foram aplicados aos dois grupos como o objetivo de verificar o nível de satisfação dos alunos com o ambiente de cursos massivos (Apêndice 1 e Apêndice 3) e às entrevistas realizadas por especialistas para verificar o nível de aceitação dos especialistas ao MOOColab (Apêndice 6). Além disso, o Grupo Experimental também respondeu outro questionário (Apêndice 4).

Para realizar a análise quantitativa utilizamos os testes de normalidade de *Kolmogorov-Smirnov* (SMIRNOV; 1948) e *Shapiro-Wilk* (SHAPIRO e WILK; 1965) para amostras independentes. Também foram aplicados os testes *Mann-Whitney* (MANN e WHITNEY, 1947) e *Wilcoxon* (WILCOXON, 1945) com nível de confiança de 95% para a análise das hipóteses. Além disso, o teste de *Spearman* (SPEARMAN, 1927) para verificar a correlação entre as interações dos alunos e seus níveis de habilidade também foi aplicado.

As hipóteses a serem testadas foram:

**H<sub>10</sub>:** O aumento da colaboração não resultou na melhoria do desempenho dos alunos ao usar MOOColab.

**H<sub>11</sub>:** O aumento da colaboração resultou na melhoria do desempenho dos alunos ao usar MOOColab

Com a análise desta hipótese tivemos o objetivo de identificar se o aumento da colaboração trouxe melhoria no desempenho dos alunos, a partir do teste de *Spearman* que verificou se houve correlação entre as variáveis colaboração e aprendizagem colaborativa.

**H<sub>20</sub>:** Não houve aumento da aprendizagem colaborativa ao usar MOOColab.

**H<sub>21</sub>:** A aprendizagem colaborativa usando MOOColab é maior que a aprendizagem colaborativa no MOOC atual.

Com a análise desta hipótese tivemos o objetivo de identificar se houve melhoria no desempenho dos alunos, a partir da comparação das médias inicial e final dos testes de habilidades dos alunos.

**H<sub>30</sub>:** O nível de habilidade inicial dos alunos do grupo experimental **não** foi estatisticamente diferente do nível de habilidade dos alunos do grupo de controle.

**H<sub>31</sub>:** O nível de habilidade inicial dos alunos do grupo experimental foi estatisticamente diferente do nível de habilidade dos alunos do grupo de controle.

Com a análise desta hipótese tivemos o objetivo de identificar se os grupos de controle e experimental tinha o mesmo nível de habilidade ao iniciar o curso. É importante destacar que o nível de habilidade inicial dos alunos é mensurado a partir do teste inicial do alunos ao se inscrever no curso.

**H4<sub>0</sub>:** O nível final de habilidade dos alunos do grupo de controle **não** foi estatisticamente diferente do nível inicial de habilidade ao finalizarem o curso.

**H4<sub>1</sub>:** O nível final de habilidade dos alunos do grupo de controle foi estatisticamente diferente do nível inicial de habilidade ao finalizarem o curso.

Nesta hipótese tivemos o objetivo de identificar se houve melhoria no desempenho dos alunos do grupo de controle ao finalizar o curso, a partir da comparação dos testes inicial e final realizados durante o curso.

**H5<sub>0</sub>:** O nível final de habilidade dos alunos do grupo experimental **não** foi estatisticamente diferente do nível inicial de habilidade ao finalizarem o curso.

**H5<sub>1</sub>:** O nível final de habilidade dos alunos do grupo experimental foi estatisticamente diferente do nível inicial de habilidade ao finalizarem o curso.

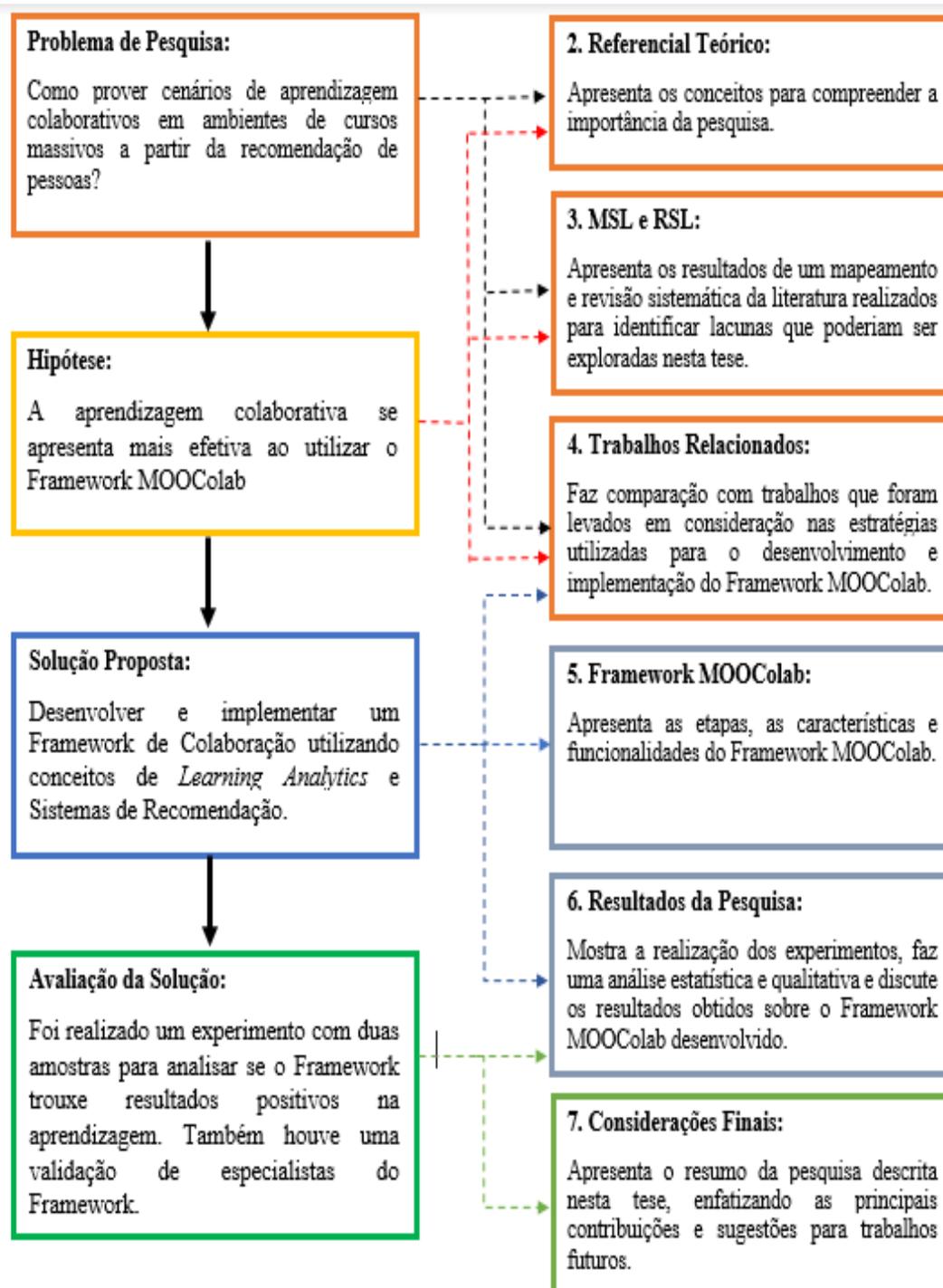
Nesta hipótese tivemos o objetivo de identificar se houve melhoria no desempenho dos alunos do grupo experimental ao finalizar o curso, a partir da comparação dos testes inicial e final realizados durante o curso.

Com a análise destas hipóteses quisemos provar que o aumento da colaboração no MOOColab trouxe efeitos significativos na aprendizagem dos alunos, ressaltando o potencial da utilização de LA e da recomendação de alunos para a promoção da colaboração.

## 1.6 ESTRUTURA DA TESE

Esta tese está estruturada de acordo com a Figura 3.

Figura 3 - Apresentação da tese em capítulos



Fonte: A autora (2020)

## 2 REFERENCIAL TEÓRICO

Este capítulo traz o referencial teórico desta tese a partir de três eixos. O primeiro deles diz respeito ao entendimento sobre aprendizagem colaborativa e CSCL (*Computer Supported Collaborative Learning*). Dentro deste contexto abordamos o conceito de MOOC, onde foram definidos e discutidos os tipos e características de cada um, bem como pesquisas relacionadas às interações realizadas neste ambiente. O segundo eixo traz definições sobre *Learning Analytics*, bem como as técnicas que são utilizadas. O último eixo aborda questões sobre Sistemas de Recomendação, seus tipos, suas características e técnicas empregadas.

### 2.1 APRENDIZAGEM COLABORATIVA

A aprendizagem colaborativa ao longo dos anos vem sendo bastante discutida no meio acadêmico por diferentes áreas do conhecimento pois, na sua essência, propõem a construção de aprendizagens por meio de estímulos ao pensamento crítico, ao desenvolvimento de capacidade de interação, negociação de informações e resolução de problemas (TORRES e IRALA, 2014).

Alario-Hoyos *et al.* (2016) complementam afirmando que um dos grandes propósitos dessa proposta de aprendizagem é a construção de conhecimento através da interação em pares ou grupos, que se relacionam no intuito de solucionar problemas e compartilhar informações necessárias que beneficiem todo o conjunto.

Nesta abordagem, a ideia de professor como detentor do conhecimento é extinta, pois não é mais o responsável pelo processo de aprendizagem dos alunos e sim pela construção de ambientes que os façam aprender. Da mesma forma, o aluno visto como um agente passivo no processo de aprendizagem também é descartado para tornar-se criativo, crítico e pesquisador, trabalhando para a construção do conhecimento em conjunto com os seus pares.

O conceito de aprendizagem colaborativa, relacionado ao conceito de aprender e trabalhar em grupo, é assunto de estudo de vários pesquisadores. Segundo Zhang *et al.* (2015) aprendizagem colaborativa pode ser definida como o processo de construção do conhecimento decorrente da participação, do envolvimento e da contribuição ativa dos alunos na aprendizagem uns dos outros. Logo, aprender colaborativamente consiste em um processo complexo de atividades sociais que é propulsionado por interações mediadas por várias relações.

Dillenbourg (2009) define aprendizagem colaborativa como sendo “*uma situação em que duas ou mais pessoas aprendem ou tentam aprender algo em conjunto – de forma a abranger as várias abordagens possíveis*”. De acordo com o autor, esse conceito geral pode ser interpretado de várias maneiras: o número de sujeitos pode sofrer grande variação, podendo ser duas ou milhares de pessoas; aprender algo também é um conceito muito amplo, pois pode significar o acompanhamento de um curso ou ainda a participação em diversas atividades como, por exemplo, as de resolução de problemas; o aprender “em conjunto” pode ser interpretado como situações de aprendizagem presenciais ou virtuais, síncronas ou assíncronas, esforço totalmente em conjunto ou com divisão de tarefas.

Assim sendo, a prática de aprendizagem colaborativa pode assumir múltiplas caracterizações, podendo haver dinâmicas e resultados de aprendizagem diferentes para cada contexto específico.

Alario-Hoyos *et al.* (2016) concordam que a colaboração envolve a construção de significado através da interação com os outros, caracterizando-se pelo empenho conjunto relativamente a um objetivo comum, já que a interação em grupos realça mais a aprendizagem em comparação ao esforço individual. Uma aprendizagem mais eficiente, assim como um trabalho mais eficiente, é colaborativa e social em vez de competitiva e isolada. A troca de ideias com outras pessoas melhora o pensamento e aprofunda o entendimento.

Na formação de grupos de estudos e de trabalhos colaborativos, o que se busca é uma parceria entre os indivíduos participantes que vá além da simples soma de mãos para a execução de um trabalho (DILLENBOURG, 2009). Na colaboração, é necessário que a soma das mentes dos envolvidos seja considerada. Em um contexto escolar, a aprendizagem colaborativa envolveria duas ou mais pessoas trabalhando em grupos com objetivos compartilhados, auxiliando-se mutuamente na construção de conhecimento.

O simples fato de agrupar pessoas em um ambiente não garante que o processo de aprendizagem seja efetivo. É necessário disponibilizar meios para que haja o maior número de interações possíveis.

Zhang *et al.* (2019) enfatizam ainda que somente haverá o desenvolvimento cognitivo na aprendizagem colaborativa se o aluno se sentir pertencente ao grupo social ao qual faz parte pois, sem essa sensação, o aluno se fecha para as interações sociais e suas mudanças conceituais não poderão ser avaliadas, nem receber o enriquecimento necessário para o seu desenvolvimento.

Assim, para que se possa promover a aprendizagem colaborativa é necessário analisar alguns aspectos: definição correta das atividades e as características específicas de cada uma;

regras e limitações dos ambientes massivos; adequação das atividades ao grupo e ao número de participantes; a comunicação; o interesse de cada aluno em compartilhar suas experiências e contribuir nas atividades (ZHANG *et al.*, 2017).

As tecnologias, por sua vez, são os instrumentos mediadores da relação pedagógica que se estabelece entre os sujeitos e os ajudam a promover o desenvolvimento das funções psicológicas superiores (consciência, intenção, ação deliberada, planejamento, decisão, etc.). Sanz-Martínez *et al.* (2019) ponderam que o fato de essas ferramentas se terem espalhado pela sociedade e gerado novos comportamentos, sobretudo nas formas de trabalho, faz com que a educação tenha de assumir uma posição central nesse processo de mudança comportamental. Trata-se, segundo os autores, de discutir, analisar e propor formas inovadoras de aproveitar esses novos comportamentos, presentes na sociedade, para promover uma educação mais apropriada aos tempos atuais.

Neste contexto, a Aprendizagem Colaborativa com Suporte Educacional se torna um ramo emergente e essencial das ciências da aprendizagem que estuda como as pessoas podem aprender em grupo com o auxílio do computador.

### **2.1.1 Computer Supported Collaborative Learning (CSCL)**

Popov *et al.* (2014) definem CSCL como “*um método de ensino mediado por recursos computacionais onde um grupo formado por duas, ou mais pessoas, (re)constróem conhecimentos a partir de discussões e reflexões em conjunto*”. Esse método requer planejamento no que se refere às formas de interação entre os participantes, bem como às metodologias e tipos de avaliação a serem utilizadas.

Para Bordiés e Dimitriadis (2016), a CSCL pressupõe o trabalho colaborativo entre estudantes, ao invés do uso de materiais de forma isolada. A aprendizagem acontece por intermédio da interação entre alunos, os quais levantam perguntas, realizam investigações e ensinam uns aos outros, tanto de forma presencial quanto usando ambientes computacionais.

Segundo os autores, algumas das vantagens disponibilizadas pela tecnologia para auxiliar a aprendizagem colaborativa são: a facilidade com que a tecnologia de informação e comunicação permite criar, mover, compartilhar informações na forma de textos, imagens e vídeos, e a capacidade de interagir e de produzir colaborativamente, fornecendo novas formas de aprendizagem. Os autores pontuam ainda que a interação entre alunos e professores desperta processos internos de desenvolvimento que os levam a operar em níveis mais

avançados em comparação ao trabalho individual. Tais processos são gradativamente internalizados, tornando-se parte essencial dos indivíduos.

Ambientes e aplicativos colaborativos auxiliam na resolução de tarefas proposta pelo professor de forma conjunta, “... a troca de conhecimentos e de experiências realça a aprendizagem e pode levar a um conhecimento mais duradouro” (TORRES e IRALA, 2014). Neste sentido, o aluno, do mesmo modo que é responsável por sua aprendizagem, torna-se coautor da aprendizagem de seus colegas, o que implica no desenvolvimento de sua autonomia. Assim, enquanto os estudantes conduzem suas próprias ações, conferem trocas significativas com o outro, tanto no sentido de fornecer informações, soluções e descobertas quanto no sentido de colaborar com as ideias do outro.

### **2.1.2 Formação de grupos**

Como comentado na seção anterior, a partir da CSCL é possível criar estratégias que podem influenciar o processo de relacionamento do grupo em um ambiente. Mas, para que a colaboração seja eficaz, é importante destacar que, segundo Duque *et al.* (2016), as pessoas diferem em vários aspectos como a maneira de perceber, pensar, sentir e de agir e não podemos considerar que essas diferenças sejam totalmente boas ou ruins.

É importante analisar diversos fatores que podem influenciar a formação dos grupos de alunos, pois a formação e composição de grupos tende a influenciar processos e resultados de colaboração na aprendizagem. Assim, a formação efetiva de grupos em ambientes colaborativos é o ponto chave para promover uma aprendizagem onde a construção do conhecimento acontece a partir das interações, discussões e reflexões realizadas em equipe (BORDIÉS e DIMITRIADIS, 2016).

A partir da seleção adequada de indivíduos na formação de um grupo, é possível criar ambientes que fomentem a ocorrência de interações significativas e, assim, promover o crescimento de uma aprendizagem robusta e intelectual. Já a formação inadequada de grupos traz uma situação oposta, pois pode gerar uma desmotivação entre os alunos e, assim, dificultar o processo de aprendizagem.

A homogeneidade e heterogeneidade em função das habilidades, experiências e conhecimentos das pessoas que juntas desenvolvem trabalhos em prol de objetivos comuns, precisam ser consideradas no momento da formação do grupo.

Métodos existentes para formação de grupos incluem grupos formados através da seleção dos próprios alunos ou grupos formados pelo instrutor, seja por meio de atribuição

aleatória ou com base em alguns critérios (DUQUE *et al.*, 2014). Grupos autoformados pelos próprios alunos tendem a possuir indivíduos com características semelhantes, como habilidades e conhecimento.

Grupos atribuídos aleatoriamente, por sua própria natureza, são formados sem considerar fatores que apoiam a aprendizagem colaborativa. Trabalhos como Sancho *et al.* (2011) e Popov *et al.* (2014) incluem a formação de grupos baseados na heterogeneidade acadêmica relacionada ao desempenho ou heterogeneidade em características demográficas como idade, sexo e nacionalidade, e características funcionais como desempenho acadêmico.

Para a escolha da melhor estratégia de formação é necessário analisar o contexto no qual o grupo está inserido e verificar quais as possíveis variáveis que serão adotadas para compor o grupo. Dependendo da natureza da tarefa, pode-se formar grupos homogêneos ou heterogêneos, desenvolvendo subatividades para solucionar a tarefa proposta.

No MOOColab utilizamos a estratégia de heterogeneidade na recomendação dos pares, por notar que grupos heterogêneos são considerados, por grande parte dos pesquisadores, muito mais positivos do que os grupos homogêneos. Isto, é claro, nos ambientes educacionais onde alunos com níveis de conhecimento diferenciados se juntam com o objetivo de discutir, trocar e construir novos conhecimentos (PRIETO *et al.*, 2014).

### 2.1.2.1 MBTI (Myers-Briggs Type Indicator)

Como comentado por Popov *et al.* (2014), a aprendizagem se dá a partir da interação, da convivência, da proximidade, das preferências e relacionamentos interpessoais, criando um ciclo: Aprender e Ensinar, Ensinar e Aprender. Para este ciclo se concretizar de forma efetiva é necessário compreender as características individuais de personalidade que interagem de forma decisiva, ampla e complexa neste processo.

Tipos de personalidade são como impressões digitais em cada indivíduo: o jeito de ser, de falar, de se relacionar, enfim, de aprender e aprender ensinando, associa o conjunto mais amplo denominado de características individuais. Se o indivíduo é predominantemente introvertido, ou extrovertido, ou reflexivo, ou expansivo, ou cooperativo, ou individualista, provavelmente conduzirá seu processo de aprender e ensinar de acordo com esses traços individuais predominantes (FATAHI e MORADI, 2016).

O MBTI é um modelo baseado na Teoria de Jung dos tipos psicológicos, que formula a existência de oito funções psicológicas, divididas em processos e atitudes. As pessoas usam, no seu processo cotidiano, quatro processos mentais: sensibilidade (*sensing*), intuição

(*intuition*), pensamento (*thinking*) e sentimento (*feeling*). Além disso, os indivíduos adotam comportamentos de interesse relativo e são mais extrovertidos ou introvertidos; além de guiarem seus julgamentos e percepções com relação ao mundo exterior, afetando a forma como se comportam (MYERS e MYERS, 1997).

Este modelo tem como foco mensurar tipos de personalidades e não definir as bases intrínsecas ou características de personalidade. Ele se propõe a medir posições dicotômicas dos tipos de personalidade, que são assim identificadas para cada pessoa. Fatahi e Moradi (2016) descrevem as dicotomias baseadas na Teoria de Jung como mostra o Quadro 1.

**Quadro 1 - Descrição Tipos de personalidades MBTI**

<b>Descrição Tipos de Personalidade na perspectiva MBTI</b>	
<b>E ou I</b>	A escala de extroversão (E) até introversão (I) representa uma medida contínua de como a pessoa prefere interagir com o meio ambiente. Os mais próximos de E direcionam seu foco para o mundo do outro e estão mais disponíveis para buscar interação a partir do relacionamento social. Por sua vez, os que se orientam mais por I, ao contrário, buscam uma menor interação e tem a intenção de resolver suas necessidades a partir de suas próprias buscas mais solitárias.
<b>S ou N</b>	A escala da sensibilidade (S) até a intuição (N) traduz uma medida de como o indivíduo prefere ou atua para perceber suas situações ou obter informações. Uma pessoa no nível de S tende a confiar mais nos sentidos para tratar informações do meio ambiente. Estes privilegiam maior poder de observação da realidade e dos fatos e possuem boa memória para detalhes, além de serem práticos. Aqueles que utilizam mais N preferem verificar a fonte das circunstâncias dadas e percebidas (o que está por trás das informações).
<b>T ou F</b>	A escala de pensamento (T) até sentimento (F) indica uma medida de como as pessoas preferem construir suas conclusões. Os mais inclinados para T adotam uma postura de racionalidade observacional e buscam fazer uma escolha impessoal baseada em suas cogitações racionais. Possuem uma ordenação de fatos e ideias considerando uma perspectiva lógica, visando relacionar causa e efeito. Os inclinados a F preferem tomar as suas decisões baseadas em valores humanos e não em técnica ou pura lógica.
<b>P ou J</b>	As preferências para apontar a maneira como o indivíduo negocia com o mundo exterior. Alguém predominando o julgamento (J) sugere uma pessoa que prefere atuar no processo predominantemente pelo julgamento para lidar como o mundo exterior. J tende a viver dentro de um planejamento e decidir seu modo e ordem desejando regular e controlar a vida. Já uma pessoa mais próxima da percepção (P) é mais flexível e espontânea, desejando entender a vida e sua adaptação a esta.

**Fonte:** Fatahi e Moradi (2016)

O MBTI descreve as preferências humanas em quatro dicotomias, as quais indicam as diferenças entre os indivíduos e resultam das atividades seguintes, de acordo com os autores supracitados:

- Energia – onde as pessoas preferem concentrar a sua atenção e de onde obtêm energia, através da Extroversão (E) ou Introversão (I);
- Percepção – a forma como preferem assimilar as informações, através da Sensação (S) ou Intuição (N);
- Decisão – a maneira como preferem tomar decisões, através do Pensamento (T) ou Sentimento (F);
- Viver – o modo como se orientam para o mundo exterior, através do Juízo (J) ou Percepção (P).

Cada uma destas dicotomias identifica comportamentos humanos em dois polos. O desenvolvimento do Tipo Psicológico tem por base as preferências dos indivíduos em cada uma das dimensões. A teoria de Jung e os 16 Tipos do MBTI não constituem um quadro estático, pelo contrário, eles descrevem sistemas de energia dinâmicos com processos interativos, onde cada preferência é um aspecto multifacetado da personalidade.

De uma forma geral, podemos dizer que os extrovertidos preferem obter energia através do mundo exterior das pessoas, atividades ou coisas, enquanto os introvertidos obtêm energia através do mundo interno das ideias, das emoções e impressões de si mesmo, e são caracterizados por uma profundidade de concentração. Os sensitivos ligam os pormenores, baseiam-se nos fatos e no que é real, obtendo informação através dos cinco sentidos; ao contrário, os intuitivos preferem o quadro geral e conseguem entender possibilidades e relações.

No mesmo sentido, os pensativos preferem organizar e estruturar a informação para decidir de uma forma lógica, objetiva e impessoal, ao passo que os sentimentais têm preferência por decisões baseadas em julgamentos pessoais, orientados por seus valores. Aqueles que utilizam o juízo como preferência tendem a viver de um modo planejado e organizado, enquanto os perceptivos preferem viver de um modo espontâneo e flexível (FATAHI e MORADI, 2016).

O Quadro 2 mostra os 16 tipos de personalidade possíveis a partir dos conceitos acima abordados aos quais correspondem características distintas que lhes estão frequentemente associadas.

Quadro 2 - Características associadas a cada tipo MBTI

		Tipo de Sensação		Tipo de Intuição	
		Pensamento (T)	Sentimento (F)	Sentimento (F)	Pensamento (T)
Introvertido (I)	Juízo (J)	<p><b>ISTJ</b> – calmo, sério, atinge o sucesso pela eficácia e pela confiança. Prático, realista e responsável. Decide pela lógica e trabalha para isso com constância. Tem prazer em fazer tudo de forma ordenada e organizada (em casa, no trabalho, na sua vida). Valoriza as tradições e a lealdade.</p>	<p><b>ISFJ</b> - calmo, afetuoso, responsável e consciencioso. Cumpre as suas obrigações mostrando compromisso e constância. Meticuloso, diligente e cuidadoso. Leal, atencioso, percebe e lembra-se de detalhes sobre as pessoas com quem se importa, preocupa-se com os sentimentos dos outros. Esforça-se por criar um clima de ordem e de harmonia no ambiente de trabalho e em casa.</p>	<p><b>INFJ</b> – procura encontrar sentido e conexões em ideias, relacionamentos e posses materiais. Procura entender as motivações das pessoas e é compreensivo com os demais. Consciencioso e comprometido com os seus firmes valores. Desenvolve uma visão clara sobre como servir ao bem comum. Organizado e resoluto ao colocar em prática a sua visão do futuro.</p>	<p><b>INTJ</b> – tem uma mente original e um grande impulso para colocar em prática as suas ideias e atingir os seus objetivos. Percebe rapidamente padrões em eventos externos e desenvolve perspectivas explicativas de longo alcance. Uma vez comprometido, organiza uma tarefa e leva-a a cabo. Cético e independente, estabelece altos níveis de competência e de desempenho para si e para os outros.</p>
	Percepção (P)	<p><b>ISTP</b> – tolerante e flexível, observa com calma, até que um problema surja, e então age com rapidez buscando soluções possíveis. Analisa o funcionamento das coisas e prontamente recolhe uma grande quantidade de dados para identificar a origem de problemas práticos. Interessado na relação causa efeito, organiza os fatos usando princípios lógicos. Valoriza a eficiência.</p>	<p><b>ISFP</b> – calmo, afetuoso, sensível e generoso. Aprecia o aqui e agora, o que se passa ao seu redor nesse momento. Gosta de ter o seu próprio espaço e trabalhar ao seu próprio ritmo. Leal e comprometido com os seus valores e com as pessoas com quem se importa. Não gosta de desentendimentos e não impõem aos outros as suas opiniões e valores.</p>	<p><b>INFP</b> – idealista, fiel aos seus valores e às pessoas com quem se importa. Busca uma vida exterior que seja coerente com os seus valores. Curioso, rápido a visualizar possibilidades, pode servir de catalisador para colocar ideias em ação. Procura entender as pessoas e ajudá-las a realizar o seu potencial. Adaptável, flexível e acolhedor, a menos que os seus valores estejam sob ameaça.</p>	<p><b>INTP</b> – procura encontrar explicações lógicas para tudo o que lhe interessa. Teórico e abstrato, mais interessado em ideias do que numa interação social. Calmo, contido, flexível e adaptável. Tem uma habilidade incomum para se aprofundar e resolver problemas na sua área de interesse. Cético, por vezes crítico, sempre analítico.</p>

<b>Extrovertido (E)</b>	<b>Percepção (P)</b>	<p><b>ESTP</b> – flexível e tolerante, adota uma abordagem pragmática, que se concentra em resultados imediatos. Teorias e explicações conceituais deixam-no entediado, estrategicamente quer agir com energia para resolver o problema. Concentra-se no aqui e agora, espontâneo, desfruta cada momento em que pode ser ativo com os outros. Gosta de conforto material e de estilo. Aprende melhor através da prática.</p>	<p><b>ESFP</b> – expansivo, amigável e acolhedor. Exuberante amante da vida, das pessoas e de conforto material. Aprecia trabalhar com os outros para ver as coisas acontecerem. Adota o bom senso e uma abordagem realista no seu trabalho e torna-o agradável. Flexível e espontâneo, adapta-se rapidamente a pessoas e ambientes novos. Aprende melhor exercitando uma habilidade nova com outras pessoas.</p>	<p><b>ENFP</b> – extremo entusiasta e imaginativo, vê a vida como plena de possibilidades. Faz ligações entre eventos e informações rapidamente, e prossegue com confiança baseado nos modelos que vê. Busca afirmação da parte dos outros e oferece prontamente a sua compreensão e apoio. Espontâneo e flexível, confia na sua habilidade em improvisar e na sua fluência verbal.</p>	<p><b>ENTP</b> – sagaz, inventivo, estimulador, atento e sincero. Desembaraçado ao resolver problemas novos e desafiantes. Competente em criar possibilidades conceituais e depois analisá-las estrategicamente. Hábil ao interpretar os outros. Entediado pela rotina, raramente repetirá a mesma tarefa da mesma forma; disposto a dedicar-se a um interesse após o outro.</p>
	<b>Juízo (J)</b>	<p><b>ESTJ</b> – prático e realista. Decidido, rapidamente se mobiliza para colocar decisões em prática. Organiza projetos e supervisiona as pessoas para que façam as coisas. Concentra-se em obter resultados da forma mais eficiente. Cuida de detalhes rotineiros. Tem um conjunto definido de modelos lógicos, os quais segue sistematicamente e quer que os demais também sigam. Eficaz ao colocar os seus planos em ação.</p>	<p><b>ESFJ</b> – afetuoso, consciencioso e disposto a cooperar. Busca a harmonia no seu ambiente, trabalha com determinação para alcançá-la. Gosta de trabalhar em equipe a fim de cumprir tarefas com precisão e dentro dos prazos. Leal, acompanha a execução de uma tarefa até ao fim, não se importando quão pequena ela seja. Atento às necessidades alheias no dia a dia. Busca reconhecimento pelo que é e pela contribuição que oferece aos outros.</p>	<p><b>ENFJ</b> – caloroso, partilha das necessidades e sentimentos dos outros, compreensivo e responsável. Em sintonia com as emoções, necessidades e motivações alheias. Vê potencial em todos, procura ajudar os demais a desenvolvê-lo plenamente. Pode vir a agir como catalisador do desenvolvimento individual e do grupo. Leal, suscetível a elogios e a críticas. Sociável, age em grupo como facilitador, oferecendo uma liderança inspiradora.</p>	<p><b>ENTJ</b> – franco e decidido, assume a liderança prontamente. Percebe rapidamente procedimentos ilógicos e ineficientes, desenvolve e implementa abrangentes sistemas para resolver problemas de organização. Aprecia o planeamento a longo prazo e os estabelecimentos de metas. Normalmente bem informado, gosta de expandir o seu conhecimento e partilhá-lo com os outros. Eficaz ao apresentar as suas ideias.</p>

Fonte: Fatahi e Moradi (2016)

Este modelo foi utilizado no *Framework* MOOColab por ser amplamente aceito e utilizado pela comunidade acadêmica e por empresas na seleção de profissionais no mercado

de trabalho (FATAHI e MORADI, 2016). Desta forma, um dos critérios utilizados na recomendação de alunos foi a personalidade do aluno identificado a partir dos 16 tipos definidos no MBTI.

Como um ambiente massivo possui uma grande quantidade de alunos, é importante identificar os diferentes tipos de personalidades (a partir do questionário MBTI) para melhor adequar estratégias no ambiente e, assim, aproveitar as características de cada aluno e possibilitar uma troca ativa de informações entre eles.

## 2.2 MOOC (MASSIVE OPEN ONLINE COURSES)

Os Cursos Online Abertos e Massivos são uma instância do movimento educacional aberto e online que, nos últimos anos, promoveu muita discussão entre as comunidades educacionais e tecnológicas (CONOLE, 2014; MARGARYAN; BIANCO; LITTLEJOHN, 2015). Em geral, um MOOC é um curso online com a opção de inscrição gratuita e aberta, um currículo aberto e resultados abertos (MCAULEY *et al.*, 2010; ZHU; SARI; LEE, 2018).

De acordo com Khalil (2017), a comunidade de tecnologia educacional testemunhou o início de uma nova era na oferta de cursos em termos de número de alunos, por ser aberto a todos e estar disponível de forma online. Seu surgimento se deu em 2008, através de um curso promovido por *George Siemens, Stephen Downes e Dave Cormier* intitulado *Connectivism and Connective Knowledge*, com duração de doze semanas na Universidade de Manitoba, no Canadá.

Inicialmente teve 25 inscritos que pagaram uma taxa e tiveram créditos universitários. Quando o curso foi aberto ao público, atraiu mais de 2.300 participantes e percebeu-se que este curso se diferenciou dos cursos em EaD tradicionais, por normalmente serem constituídos de pequenas classes, similares aos cursos presenciais.

Este curso forneceu algumas definições sobre teorias de aprendizagem conectivista e utilizou uma variedade de ferramentas de mídia social incluindo RSS *feeds*, *blogs*, mundos virtuais e reuniões online síncronas para realizar as discussões entre os alunos. A ideia era ter um conhecimento distribuído onde todos os participantes, e não apenas o professor, tivessem conhecimento útil para compartilhar (WAKS, 2016).

Os alunos deste curso foram incentivados a formar grupos de trabalho e se conectar com outros educadores e especialistas através de redes sociais. Assim, essa conexão não estava presa em um sistema de gerenciamento de aprendizagem. Dave Cormier chamou essa experiência de MOOC e outras universidades também assim a rotularam.

Desta forma, diversos autores buscaram definir MOOC. Para Gené *et al.* (2014), MOOC é um curso gratuito, baseado na web, com o registro aberto e currículo compartilhado publicamente. Adicionalmente, Waks (2016) sustenta que MOOC são uma continuação da tendência em inovação, experimentação e do uso da tecnologia iniciada pelo ensino à distância e online, para oferecer oportunidades de aprendizagem de forma massiva.

Downes (2012) explica que o objetivo dos MOOC não é transmitir conteúdo e sim fazer com que as pessoas troquem ideias e criem uma comunidade de aprendizado conectivista. A partir de então, várias universidades disponibilizaram cursos massivos como uma alternativa para gerar uma maior qualificação e aprendizagem para uma ampla quantidade de pessoas através da Internet.

Downes (2012) e Khalil (2017) assim definem MOOC:

*“Massivo – significa que o curso não possui limitações tecnológicas para a participação de um número ilimitado de participantes. Khalil (2017) complementa que o número de inscritos são maiores que as classes regulares e que excedem centenas a milhares de participantes.*

*Open – Esse termo significa que o curso é aberto a qualquer pessoa e sem nenhum custo. Os certificados também são disponibilizados a um baixo ou nenhum custo. Além disso, Khalil (2017) aborda que os alunos podem participar do curso sem o cumprimento de requisitos formais ou outras restrições. Entretanto, é importante destacar que dependendo do tipo de MOOC desenvolvido isso pode variar. Essa definição está voltada para cursos c-MOOC (definido na página 42). Para os cursos x-MOOC (definido na página 42) o que se percebe é que existem restrições, como por exemplo, pagamento da taxa de inscrição do curso, pagamento de diploma, entre outros.*

*Online – significa que o curso está disponível de forma online para todos os alunos do curso. Entretanto, estudos tem demonstrado que algumas atividades estão disponíveis de forma offline, tendo em vista a dificuldade de acesso de alguns alunos. Khalil (2017) destaca que o atendimento presencial é inexistente e todos são tratados remotamente” (p. 42).*

Joksimović *et al.* (2016) corroboram ao afirmarem que os MOOC oferecem um meio de conectar milhares de alunos de diversos locais, origens e culturas a tópicos de interesse global, indo além do aprendizado passivo à conexão ativa dos alunos, não apenas com o conteúdo, mas com colegas de diferentes contextos e habilidades e formam, assim, uma comunidade massiva de aprendizagem social.

Assim, estes são cursos naturalmente destinados a uma grande quantidade de alunos em um ambiente online e se fundamentam na teoria do aprendizado conectivista, onde o fato

de o professor apresentar os conteúdos de forma expositiva em sala de aula não atende mais às necessidades de alunos conectados à internet e às redes sociais.

Existe agora a necessidade de buscar conhecimentos que preencham lacunas, que visem trazer melhores oportunidades, melhorar a percepção de mundo, ou obter conhecimento sobre assuntos de interesses dos alunos. Nesta perspectiva, o conhecimento passa a ser um fenômeno exógeno armazenado em hardware e transcrito em software, e a internet passa a ser a grande rede de interação do conhecimento, já que os alunos também aprendem a partir de suas interações sociais virtuais (SUNAR *et al.*, 2018).

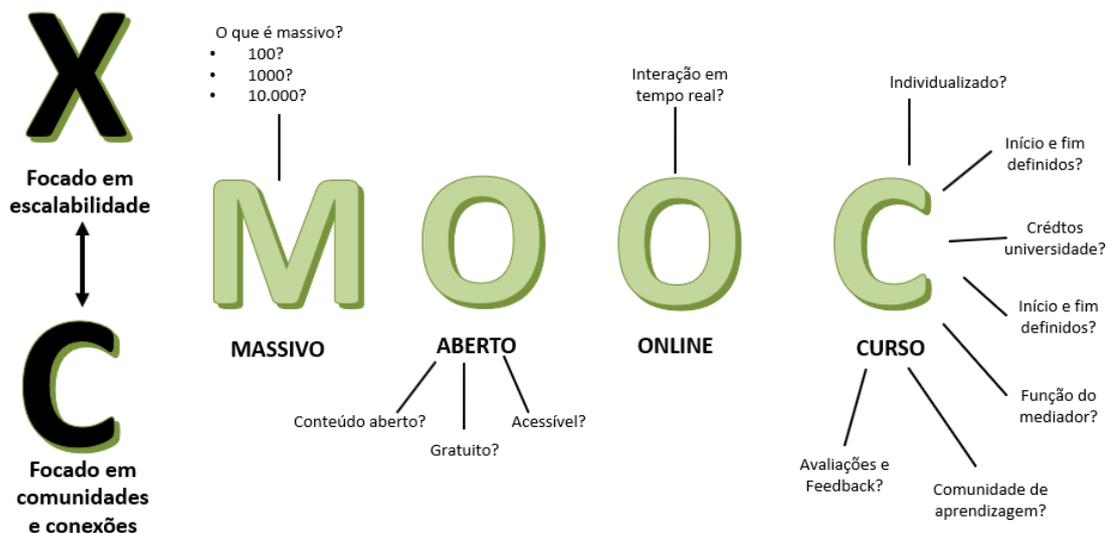
### 2.2.1 Tipos de MOOC

Inicialmente havia dois tipos de MOOC encontrados na literatura amplamente aceitos pela maioria dos autores, tomando como base Conejo *et al.* (2013):

1. **cMOOC (Connectivism-based MOOC)** - possuem foco na criação e geração de conhecimento através da interação entre os participantes. Sendo o conectivismo considerado sua base, entende-se que todos possuem o mesmo nível de interferência no direcionamento do processo, visto que não há um programa de conteúdos pré-estabelecido. O conteúdo é apresentado pelos professores/orientadores numa fase introdutória, servindo apenas como catalisador para procura e partilha entre os participantes.
2. **xMOOC (Extensionists MOOC)** - tem claramente o foco centrado na produção de materiais didáticos planejados previamente por especialistas da área e disponibilizados para muitos participantes ao mesmo tempo. Os conteúdos e as avaliações estão centrados nos materiais didáticos previamente disponibilizados, os quais direcionam as discussões e servem de apoio para as interações.

A Figura 4 sintetiza as diferenças entre os dois principais tipos de MOOC.

Figura 4 - Diferença entre os tipos de MOOC



Fonte: Koller (2011)

De uma forma geral, de acordo com Koller (2011), os MOOC possuem dois objetivos: dar acesso aos alunos a materiais de qualidade e bons professores, além de uma aprendizagem compartilhada com outras pessoas, o que pode resultar em uma melhor aprendizagem a um baixo custo. O outro objetivo é proporcionar uma boa aprendizagem a quem não tem acesso por conta de barreiras geográficas.

À medida que a comunidade científica busca um modelo capaz de fornecer respostas às atuais exigências sociais, ao longo da aprendizagem surgiram novas modalidades inovadoras e que integram novas funcionalidades à sua composição. Assim, na literatura foram encontradas outras definições de vários tipos de MOOC. Fassbinder *et al.* (2016) trouxe como tipos de MOOC:

- i. aMOOC (*Adaptive MOOC*): adaptam-se às preferências de aprendizagem individual do aluno e o conteúdo é apresentado com estratégias de aprendizagem diferenciadas e feedback inteligente em tempo real.
- ii. mMOOC (*Mechanical MOOC*): podem ser considerados exemplares de educação não-formal, de curto prazo e sem exigência de pré-requisitos educacionais. O atributo mecânico (primeiro “m”) refere-se à ausência de um professor ou tutor para oferecer ou conduzir o curso e o fornecimento de uma aprendizagem entre pares (PONTI, 2014).

- iii. MOOEs (*Experiments MOOC*) - baseiam-se na combinação orgânica de MOOC e ensino experimental, fornecendo espaço e recursos para que os alunos concluam atividades experimentais pela Internet (LI et al., 2016).

Por sua vez, Bennett e Kent (2017) destaca a seguinte classificação dos MOOC:

- i. MooC (*Mentored Open Oline Communities*) - este tipo de MOOC é visto como um ecossistema de mentoria que se baseia nos princípios *Open Learning*, MOOC tradicionais e *Blended Learning* (Aprendizagem híbrida). O objetivo deste tipo de MOOC não é substituir, mas enriquecer o ensino presencial, através do uso de atividades offline e tutoria presencial.
- ii. DOOC (*Distributed Online Collaborative Course*) - é uma espécie de “*Flipped MOOC*”, onde professores e currículos devem ser distribuídos ao invés de centralizados.
- iii. COOC (*Corporate Open Online Course*) - destina-se a formar os trabalhadores de uma determinada empresa, por exemplo.
- iv. SPOC (*Small Private Open Course*) - centra-se num objetivo mais reduzido e de natureza privada. Trata-se de um ensino na medida para pequenos grupos. O público-alvo pode ser qualquer pessoa que se inscreva a título individual, ou estudantes inscritos pelos professores, ou trabalhadores inscritos por uma empresa.

Já Osuna-Acedo, Marta-Lazo e Frau-Meigs (2018) acrescentam:

- i. sMOOC (*social Massive Open Online Course*) - trata-se de cursos que encorajam a interação na aprendizagem através de atividades que integrem experiências da vida real.
- ii. tMOOC (*transfer Massive Open Online Course*) centra-se na transferência de aprendizagem e transformação pedagógica para gerar interesse para ação e interação profissional.

Sunar *et al.* (2018) conclui afirmando que é possível notar que, apesar das novas nomenclaturas, os MOOC essencialmente podem ser classificados nas definições iniciais: cMOOC e xMOOC. E ainda assim esta classificação não é absoluta pois, na prática, tendem a estar mais próximos de uma ou de outra extremidade deste espectro, por incorporar elementos de ambos os modelos.

## 2.2.2 Principais plataformas MOOC

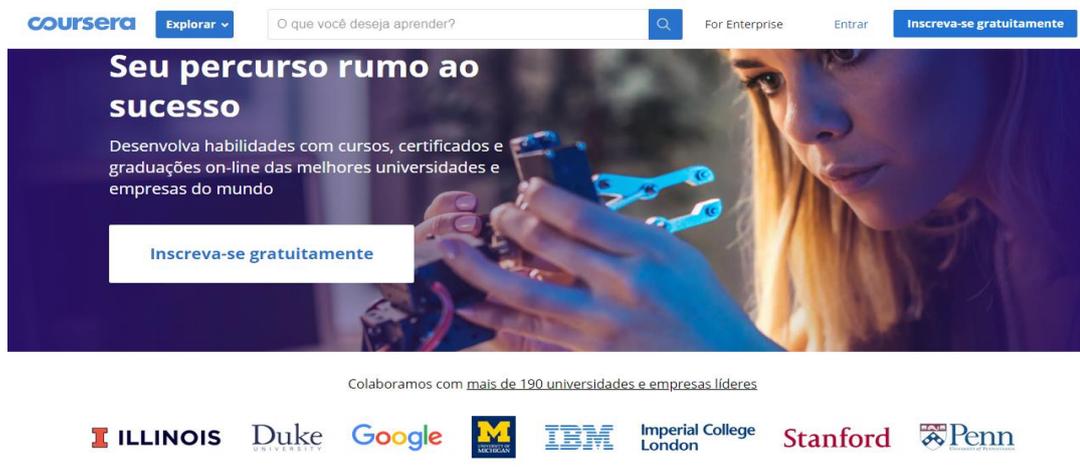
Existem várias plataformas que oferecem cursos MOOC, algumas muito renomadas que permitem o acesso a cursos de instituições conceituadas. O *Coursera* é uma empresa de tecnologia educacional que idealizou e desenvolveu cursos MOOC e oferece cursos gratuitos de algumas das mais renomadas universidades do mundo e possui parcerias com várias universidades.

Em relação à estrutura dos cursos da referida plataforma, pode-se dizer que são gratuitos, mas o aluno pode optar por pagar uma taxa para obter um certificado autenticado. São oferecidas aulas em vídeos e vários materiais de leitura obrigatória e complementares dos assuntos abordados nas aulas. Para avançar no curso é necessário completar todos os exercícios e, ao final de cada semana, é disponibilizada uma prova, que deve ter uma nota superior a 80% para avançar para a próxima seção do curso.

Quanto às ferramentas colaborativas disponíveis na plataforma, pode-se citar os fóruns de discussão, mensagens que podem ser trocadas entre os alunos e uma central de ajuda para auxiliar os alunos no andamento do curso. Também é possível acessar o curso a partir de um aplicativo para Android e *iOS*.

Existem muitos cursos em diversas áreas de conhecimento como: Negócios, Empreendedorismo, Arte e Humanas, Ciência da Computação, Línguas, entre outros. Também são ofertadas especializações a partir de parcerias com diversas universidades. A grande maioria dos cursos estão disponíveis em inglês com legendas em diversas línguas. A Figura 5 mostra a página de acesso aos cursos *Coursera*.

**Figura 5 - Página de acesso aos cursos MOOC do Coursera**



Fonte: <https://www.coursera.org>

Por sua vez, a plataforma *EdX* é uma empresa sem fins lucrativos constituída por várias instituições que formam o *xConsortium*. Desde a sua fundação, em abril 2012, a *EdX* tem se comprometido com uma visão de código aberto. A sua plataforma *Open EdX* tem recebido contribuições de código de todo o mundo, entre elas da Universidade de *Stanford*, *Google*, *MIT*, da Universidade de *Queensland*, *Tsinghua University*, *UC Berkeley*, e da Universidade de *Harvard*.

Oferece cursos de várias áreas de conhecimento, além de ofertar especializações, mestrado em parcerias com diversas instituições. Existem vídeos em espanhol e inglês com legendas em várias línguas. A maioria dos cursos são gratuitos e existem dois tipos de certificados: os Certificados Verificados confirmam sua identidade por meio de uma foto e um documento de identidade; o Certificado de Código de Honra somente confirma sua conclusão do curso. Os Certificados de Código de Honra são gratuitos e os Certificados Verificados necessitam de pagamento para serem emitidos.

Os cursos possuem a estrutura basicamente voltada em torno dos vídeos e atividades que devem ser realizadas em períodos específicos. Além disso, existe um exame final para conseguir concluir o curso e receber um dos certificados citados. Quanto às ferramentas de colaboração observou-se um fórum e um espaço com perguntas frequentes. Além disso, também é disponibilizado no ambiente um teste de habilidades que pode ser realizado pelos alunos, a qualquer momento, para medir suas habilidades e conhecimentos referentes aos conteúdos abordados no curso. A Figura 6 mostra a página de acesso aos cursos EdX.

**Figura 6 - Página de acesso aos cursos EdX**

The screenshot shows the EdX website homepage. At the top, there is a purple banner with the text: "If you are a university challenged by moving your courses online, edX and its partners can help. [Learn More.](#)". Below this is the EdX logo and navigation links: "Courses", "Programs & Degrees", "Schools & Partners", and "edX for Business". On the right side of the navigation bar, there are "Sign In" and "Register" buttons. The main content area features a large banner with the text: "Access 2500+ Online Courses from 140 Top Institutions. Start Today!" and a "Join for Free" button. Below the banner is a search bar with the placeholder text "What do you want to learn?". At the bottom of the page, there are logos for partner institutions: MIT, Massachusetts Institute of Technology, HARVARD UNIVERSITY, Berkeley UNIVERSITY OF CALIFORNIA, THE UNIVERSITY OF TEXAS SYSTEM, BOSTON UNIVERSITY, and THE HONG KONG POLYTECHNIC UNIVERSITY 香港理工大學.

Fonte: <https://www.edx.org>

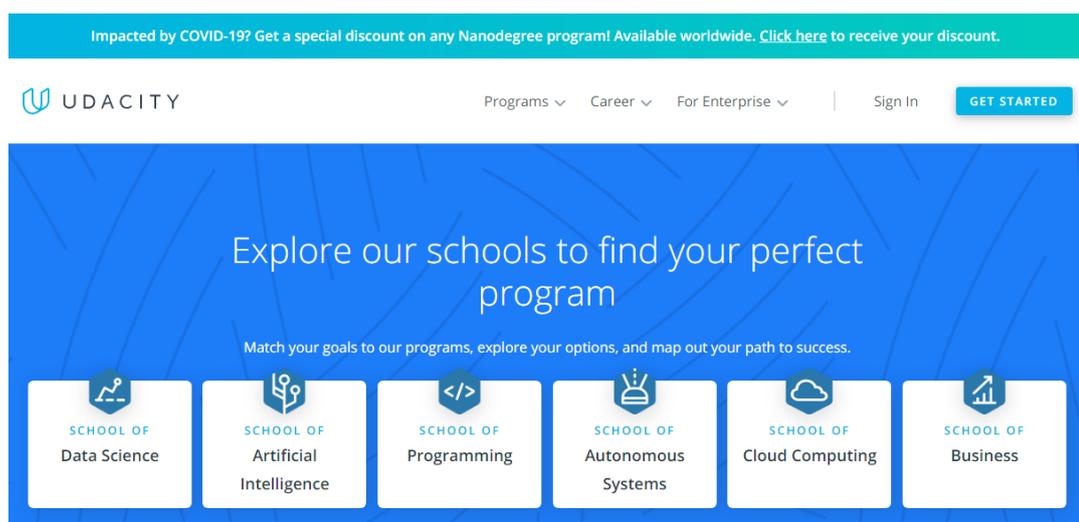
*Udacity* é uma organização educacional fundada por *Sebastian Thrun David Stavens*, e *Mike Sokolsky* (LEBRON e SHAHRIAR, 2015). Nasceu de um experimento da Universidade de *Stanford* em 2011, em que *Sebastian Thrun* e *Peter Norvig* ofereceram o curso online de Introdução à Inteligência Artificial para qualquer pessoa gratuitamente.

Mais de 160 mil alunos em mais de 190 países realizaram a inscrição (LEBRON e SHAHRIAR, 2015). Os autores afirmam que o objetivo da *Udacity* é tornar a educação acessível para todos. Todas as classes estão disponíveis gratuitamente na Web e alguns também oferecem créditos universitários por uma taxa com baixo valor, quando se leva em consideração cursos lecionados de maneira tradicional.

Como nas demais plataformas citadas, existem vários cursos em diversas áreas de conhecimento, principalmente voltados para a área de tecnologia. Também é possível realizar especializações específicas. Ao contrário das outras plataformas, nem todos os cursos são gratuitos, sendo necessário realizar um pagamento prévio para ter acesso ao seu conteúdo e atividades.

Os vídeos são em inglês ou português, havendo legendas também nestas duas linguagens. É possível realizar o *download* dos vídeos e das respectivas legendas. Também estão disponíveis fóruns em cada aula do curso. A emissão de certificados está vinculada ao seu pagamento. A Figura 7 mostra a tela de acesso aos cursos *Udacity*.

**Figura 7 - Página de acesso aos cursos *Udacity***

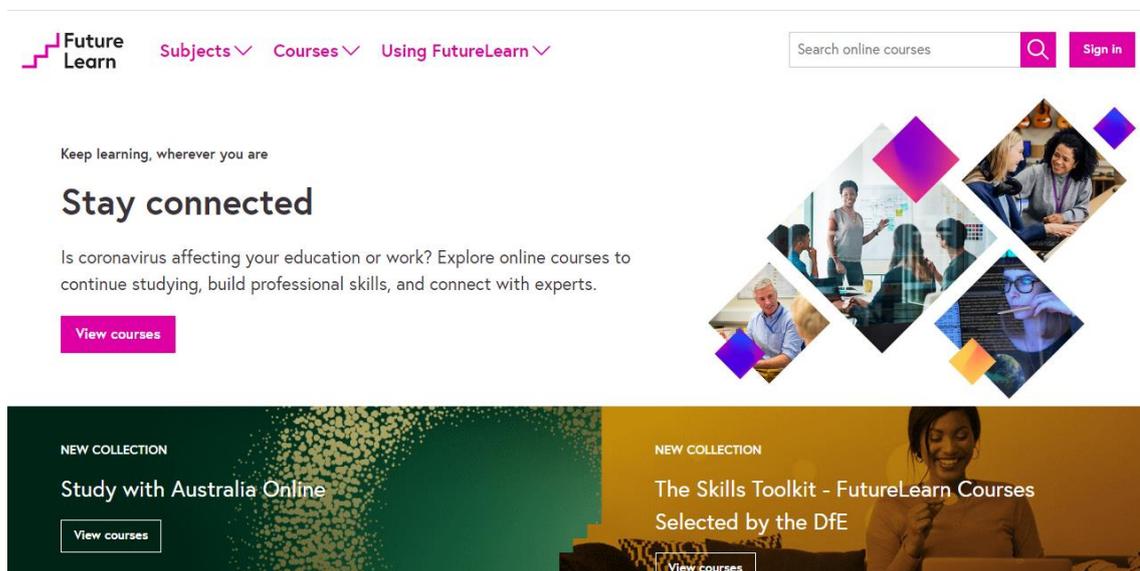


**Fonte:** [https:// www.udacity.com](https://www.udacity.com)

A plataforma *FutureLearn* foi criada pela *Open University* – UK em 2012, mas ofereceu seus primeiros cursos em 2013. Tem por objetivo construir seu prestígio ofertando cursos de boa qualidade, tendo em vista que foi enquadrada como *Coursera* britânica. Cerca

de 12 universidades britânicas estão utilizando esta plataforma MOOC para ofertar cursos para alunos de graduação. A Figura 8 mostra a página de acesso à plataforma *FutureLearn*.

**Figura 8 - Página de acesso aos cursos MOOC da plataforma FutureLearn**



Fonte: <https://www.futurelearn.com>

A plataforma Udemy foi fundada em 2007 por Eren Bali, com o objetivo de complementar as suas aulas presenciais. Em 2010, ao ver o seu potencial, deixou o ambiente acessível a todos. A plataforma disponibiliza cursos de várias áreas. Também estão disponíveis cursos básicos e profissionalizantes; alguns gratuitos e outros pagos, com certificados ou não. A plataforma, no primeiro semestre de 2019, possuía mais de trinta milhões de alunos, cerca de cem mil cursos publicados e quarenta e dois mil instrutores em mais de cinquenta idiomas.

Os cursos, em sua maioria, oferecem certificados de conclusão. As maneiras e ferramentas de ministrar aulas dependem exclusivamente do professor, através de slides, vídeos, questionários, exercícios, além de aulas ao vivo. Em relação a ferramentas de comunicação, conta com um sistema de chat e comunidade para que os alunos possam interagir entre si e/ou com instrutores, que permitem debater temas variados ou tirar dúvidas. A Figura 9 mostra a página de acesso da plataforma.

**Figura 9 - Plataforma Udeemy**



**Fonte:** <https://www.udemy.com>

No Brasil temos a plataforma Veduca que foi fundada por Carlos Souza em 2012 e, inicialmente, apenas traduzia plataformas de outros MOOC. Hoje tem parcerias com várias universidades conceituadas como USP e já lançou vários cursos de MBA e de graduação com certificados reconhecidos pelo MEC.

Ela oferece vários cursos nas áreas de Tecnologia da Informação, Educação, Economia, Administração e Negócios, Medicina e Ciência da Saúde, entre outros. Os cursos são estruturados em torno dos vídeos em inglês e português com legendas em português. Também são disponibilizados materiais de apoio, atividades e uma avaliação final. O fórum é o principal meio para a colaboração dentro do ambiente.

Para os cursos gratuitos não há a emissão de certificação, apenas os cursos pagos emitem a certificação. O Veduca também desenvolve conteúdos e plataforma de aprendizagem personalizados para treinamento corporativo em empresas. A Figura 10 mostra a plataforma Veduca.

**Figura 10 - Plataforma Veduca**



**Fonte:** <http://veduca.org/>

Em 2014, quando a plataforma TIM Tec foi lançada, seu objetivo era ampliar a oferta de cursos livres voltados à educação profissional e tecnológica. Por isso, os cursos eram alinhados ao Eixo Informação e Comunicação do Programa Nacional de Acesso ao Ensino Técnico e Emprego (Pronatec). É uma plataforma utilizada pelos Institutos Federais e contribui para o trabalho de professores e para o aprimoramento de competências necessárias em qualquer profissão.

A plataforma utilizada nesta pesquisa é chamada TIM Tec, desenvolvida no Brasil como ação social do Instituto TIM. O seu aprimoramento está sob a responsabilidade de um comitê científico instituído, responsável por definir as novas funcionalidades a serem desenvolvidas, em um ciclo controlado pelas instituições públicas.

Os materiais educacionais e pacotes dos cursos são disponibilizados no Portal TIM Tec e o repositório digital de objetos de ensino e aprendizagem ProEDU, desenvolvidos para a Rede de Educação Profissional e Tecnológica do Brasil, devidamente licenciados em *Creative Commons*, de modo a favorecer o seu reuso, reinstalação e compartilhamento. A Figura 11 mostra a página inicial do MOOC do IFAC.

**Figura 11 - Plataforma MOOC IFAC**



**Fonte:** <http://www.mooc.ifac.edu.br>

É importante deixar claro que o *Framework* MOOColab foi planejado de forma conceitual e pode ser instanciado para qualquer plataforma MOOC. Entretanto, a implementação realizada na tese leva em consideração o MOOC do IFAC, pois foi desenvolvido seguindo as suas características.

### 2.2.3 Valor Educacional de MOOC

Nos últimos anos, os MOOC ganharam interesse e atenção do público como uma forma de educação aberta e Online que tem o potencial de apresentar muitos benefícios e impacto na educação: pois podem servir como propulsores da diversidade educacional (SCHOPHUIZEN *et al.*, 2018); aprimorar a aprendizagem dos alunos, incentivando-os e engajando-os na aprendizagem ao longo da vida (ARIMOTO *et al.*, 2016); criar oportunidades de transição para o ensino superior formal ou atividades de aprendizagem ao longo da vida (SCHOPHUIZEN *et al.*, 2018); promover uma reconceitualização do ensino superior por meio do uso de estudos online (LANE; CAIRD; WELLER, 2014); aprimorar as habilidades dos professores, desenvolvendo Recursos Educacionais Abertos (REA) e adotando abordagens pedagógicas centradas no aluno e estratégias ativas de aprendizagem (ARIMOTO *et al.*, 2016).

Devido ao potencial dos MOOC há um crescente interesse das instituições acadêmicas e dos educadores em projetar e ministrar esse tipo de curso. Assim, Waks (2016) faz uma análise do valor educacional dos MOOC verificando de que forma eles podem beneficiar a aprendizagem dos alunos. Então ele considera que MOOC tem os seguintes valores:

- **Valor instrumental** – MOOC são um novo tipo de instrumento educacional, por ser possível utilizá-los como uma alternativa híbrida de ensino (*Blended-Learning*), onde as aulas presenciais são complementadas com aulas nos ambientes massivos.
- **Valor técnico** – segundo o autor, o valor técnico é fundamental para a educação e os MOOC são considerados meios de transmissão de conhecimento que automatizam e ampliam as possibilidades de acesso ao conhecimento, ajudando os alunos a melhorarem o seu nível intelectual, uma vez que possibilitam o crescimento de habilidades e técnicas que constroem o conhecimento.
- **Valor hedônico** – é o valor do prazer ou satisfação. Na educação, o valor hedônico acompanha muitos tipos de atividades de aprendizagem, por exemplo, palestras fascinantes, professores divertidos, a possibilidade de guiar o seu próprio caminho, o envolvimento ativo de atividades e debates que promovem o engajamento.
- **Valor de uso** - o valor educativo de uma experiência reside nas suas características de interação e continuidade. Primeiro, a experiência tem que

envolver os alunos: eles têm que interagir com materiais de aprendizagem, encontrar neles algo relacionado aos seus objetivos e buscarem oportunidades para alcançá-los. Posteriormente, a experiência deve ser contínua com a vida dos alunos, sendo útil para eles, permitindo recorrer ao aprendizado prévio e contribuindo para o acúmulo de capacidades e experiências.

#### **2.2.4 Benefícios, Críticas e Desafios**

Khalil (2017) afirma que é possível diminuir a lacuna de conhecimento entre os alunos de diferentes localidades geográficas em um ambiente massivo, a partir das diferentes percepções e troca de conhecimentos gerados. Além da flexibilidade dos cursos EaD tradicionais, MOOC possibilitam ter acesso a cursos de qualidade em instituições renomadas.

Existem diversas universidades e instituições mundiais que disponibilizam conteúdo educacional em opções gratuitas ou pagas em plataformas como a *Edx*, *Coursera*, *FutureLearn* e *Udacity*, voltadas a esse segmento. Autores como Chen (2014), Sunar *et al.* (2018) afirmam que os MOOC possuem potencial disruptivo, devido à expectativa de solucionar questões pedagógicas, bem como questões estratégicas, no Ensino Superior.

A construção de uma rede de conexões é um dos maiores benefícios de MOOC. A possibilidade de comunicação entre grupos de pessoas de diferentes localidades e realidades dá ao ambiente o potencial de prover uma enxurrada de informações e contatos, o que pode aprimorar a formação dos alunos e a sua inserção no mercado de trabalho. Segundo Sunar *et al.* (2017) uma boa rede de conexões pode ser o diferencial em novas oportunidades profissionais, bem como no estabelecimento de uma aprendizagem gerada a partir das discussões realizadas nestas redes.

Para Lee *et al.* (2016), as principais universidades americanas têm apostado neste formato com o objetivo de angariar maior número de alunos para seus cursos de graduação e pós-graduação. Neste caso, os MOOC são também um instrumento de promoção dos atributos da universidade, funcionando como uma ferramenta de marketing.

Desde que os MOOC foram introduzidos pela primeira vez, tem havido um debate contínuo sobre seu valor acadêmico e significância (WAKS, 2016). Os proponentes dos MOOC os consideram meios para fornecer educação gratuita de alta qualidade. No entanto, os opositores os consideram uma tendência passageira que pode prejudicar o ensino superior, incluindo pesquisas e credenciamento.

Outro debate diz respeito ao modo como os alunos aprendem e se os MOOC podem facilitar uma aprendizagem significativa, ou seja, uma aprendizagem que está relacionada com conhecimentos prévios e experiências vividas. Margaryan, Bianco e Littlejohn (2015) afirmam que quanto mais autônomos, diversificados e abertos, mais o potencial para o aprendizado dos alunos será limitado pela falta de estrutura, apoio e moderação normalmente associados a um curso regular.

Os autores também criticam o fato de que os MOOC têm sido apresentados como uma “panaceia educacional”, por parte de alguns pesquisadores e da mídia. Os MOOC não são uma resposta aos problemas educacionais globais porque, embora possam atender um número expressivo de alunos simultaneamente, são baseados em conteúdos específicos.

Zhu, Sari e Lee (2018) afirmam que os MOOC apresentam dois problemas fundamentais: os métodos de avaliação, predominantemente baseados em questionários objetivos, e o elevado nível de evasão. Os autores também afirmam que estudos têm sido conduzidos com o objetivo de resolver ou atenuar estes problemas. Cabe ressaltar que, tendo em vista a natureza dos MOOC, métodos de avaliação baseados em mecanismos mais profundos, envolvendo dissertações ou averiguações mais complexas, dependerão do nível de tecnologia disponível para as plataformas.

A partir dessas discussões, percebe-se que MOOC possui muitos desafios a serem superados. Entre eles pode-se citar:

- Barreiras linguísticas citadas por Hou *et al.* (2018) ao afirmarem que existe um número elevado de MOOC com conteúdos disponíveis somente em inglês, o que pode desfavorecer a aprendizagem àqueles que não tem conhecimento na língua.
- Dificuldades na interação entre alunos em cursos MOOC também é um desafio a ser superado, tendo em vista que as tímidas relações sociais em MOOC podem desmotivar a participação e conclusão dos alunos (SUNAR *et al.*, 2018).
- As características individuais e os diferentes estilos de aprendizagem dos alunos pode ser um entrave ao modelo educacional de MOOC, o que pode ser um problema no processo de aprendizagem (THAIPISUTIKUL e TUAROB, 2017) e a posterior desistência dos alunos.
- O elevado número de alunos é uma característica que traz um enorme potencial de aprendizagem, mas ao mesmo tempo, dificulta o fornecimento de feedback personalizado sobre suas tarefas e necessidades por parte professores e gestores de MOOC (ZHU, SARI e LEE, 2018).

- A produção e preparação de conteúdos para MOOC é demorada e necessita de pessoas responsáveis pela produção do conteúdo além de apoio técnico, para a inclusão de perfis diversificados. A produção de conteúdos inadequados pode afetar a aprendizagem dos alunos (THAIPISUTIKUL e TUAROB, 2017).
- Os diferentes comportamentos dos alunos dificultam o planejamento pedagógico dos cursos, devido aos seus diferentes padrões de comportamentos. Zhang *et al.* (2019) comentam que é uma tarefa complexa incentivar a participação e engajamento dos estudantes de MOOC.
- A avaliação em cursos MOOC é um desafio, pois é necessário ter tecnologias e pessoas adequadas para explorar outros métodos de avaliação (SCHOPHUIZEN *et al.*, 2018).
- Desenvolver MOOC que possibilitem a personalização de aprendizagem, considerando os diferentes estilos, ritmos e preferências de aprendizagem de cada indivíduo, é uma tarefa árdua e complexa (KHALIL, 2017).

A acelerada expansão e disseminação das tecnologias digitais tornou os MOOC uma modalidade de distribuição massiva do conhecimento, proporcionando acesso a uma educação mais aberta e flexível. Com repercussões diretas nas práticas pedagógicas, assume-se a necessidade de refletir sobre os procedimentos inerentes à sua construção e produção e de analisar a forma como estes novos modelos de ensino favorecem as experiências de aprendizagem colaborativa em um ambiente online.

Nesta tese foram tratadas as dificuldades de interação entre os alunos, a partir da personalização do ambiente considerando os diferentes padrões de comportamento dos alunos (que foram mapeados utilizando conceitos de *Learning Analytics*), aproveitando, assim, a diversidade de características dos alunos, para recomendar colegas a outros.

### 2.3 LEARNING ANALYTICS

Várias instituições de ensino vêm adotando Ambientes Virtuais de Aprendizagem (AVA) visando aumentar a qualidade do ensino, pois viabiliza a interação entre cursos a distância e cria novas possibilidades para os cursos presenciais (DYCKHOFF *et al.*, 2012; SILVA *et al.*, 2016), já que registram as interações dos estudantes no ambiente virtual, favorecendo a obtenção de dados que podem ser analisados para proporcionar uma melhor compreensão sobre a efetividade das estratégias pedagógicas.

A análise destes dados tem impulsionado uma linha de investigação conhecida como Análise de Aprendizagem ou *Learning Analytics* - LA e é composta por grandes áreas, tais como pedagogia, psicologia, web semântica, dentre outras, visando coletar e analisar estes dados e seus contextos, na intenção de verificar a aprendizagem e os ambientes que estão interagindo para que ela ocorra. Assim, o principal objetivo da LA está diretamente relacionado à criação de informações estratégicas e benéficas para a tomada de decisões orientadas e pautadas por dados estatísticos (CHATTI *et al.*, 2012).

Ferguson e Clow (2015) definem *Learning Analytics* como a medição, coleta e análise de relatórios de dados sobre alunos e seus contextos, para fins de compreensão e otimização da aprendizagem e dos ambientes em que ocorre, procurando disponibilizar aos professores e gestores educacionais, meios para que eles identifiquem e reavaliem o próprio método de ensino.

Nunes (2015) deixa claro que é possível extrair padrões que podem auxiliar na recomendação de pessoas, recursos ou atividades que favoreçam o aprendizado, a partir da análise dos rastros digitais e analógicos que os estudantes e professores deixam durante o processo de ensino e aprendizagem.

Assim, de uma forma geral, podemos dizer que LA se refere à interpretação de uma grande variedade de dados dos alunos, produzidos e recolhidos do ambiente, de forma a avaliar o progresso acadêmico, além de prever o futuro e minimizar possíveis dificuldades no processo de aprendizagem. Desta forma, personalizar a aprendizagem e instrução pode melhorar a experiência geral de aprendizado do aluno e motivá-lo na sequência de suas atividades.

A Figura 12 mostra as etapas do *Learning Analytics* na construção do conhecimento necessário para melhorar o processo de aprendizagem e mostra que o processo de LA é cíclico, pois sua proposta é melhorar continuamente o processo de aprendizagem. Na primeira etapa, os dados são recolhidos a partir de diferentes atividades efetuadas pelos estudantes quando interagem com elementos de aprendizagem dentro de um AVA. Esses dados são selecionados e transformados em informações e, de acordo com os padrões estabelecidos, serão interpretados. A partir daí, será gerado o conhecimento sobre a aprendizagem dos alunos.

**Figura 12 - Etapas do Learning Analytics**



**Fonte:** Ferguson e Clow (2015)

Nas etapas de seleção e pré-processamento, os dados são obtidos de diferentes ambientes e sistemas educacionais. O conjunto de dados coletados pode ser muito grande ou envolver atributos desnecessários, o que exige a realização de um pré-processamento desse conjunto. Esse pré-processamento abrange a eliminação de dados inconsistentes, a integração com dados de outras fontes e a transformação dos dados para formatos apropriados às técnicas de análise que serão adotadas.

As etapas de transformação e mineração de dados correspondem à aplicação de técnicas para a descoberta de padrões que serão utilizados para realizar ações dentro do ambiente. A etapa de Interpretação/Avaliação, atendendo aos objetivos das soluções de LA, prevê o desenvolvimento de ações como monitorar, analisar, prever, intervir, personalizar, recomendar, adaptar e refletir.

Com base nas visualizações gráficas apropriadas dos dados analisados é desejado que os professores ou gestores sejam capazes de interpretar mais rapidamente a informação visualizada, refletir sobre o impacto do seu método de ensino no comportamento da aprendizagem e desempenho dos alunos, bem como retirar as primeiras conclusões acerca da eficácia da sua forma de ensino, ou seja, considerar se os seus objetivos foram alcançados.

A partir dessas etapas tem-se, então, a construção do conhecimento que faz a retroalimentação do processo, visando coletar dados de novas fontes, refinar o conjunto de

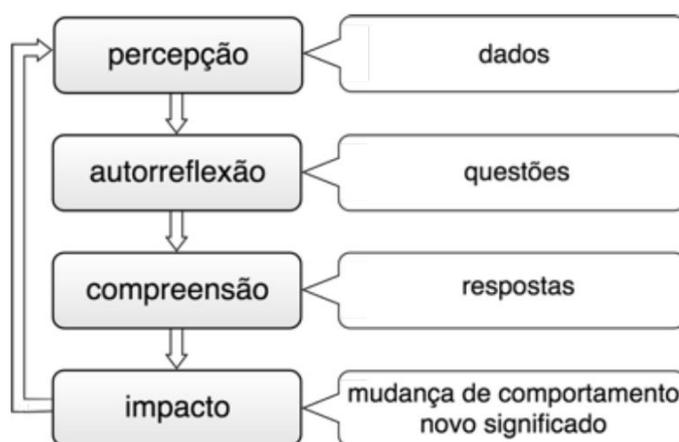
dados analisado, modificar os atributos para uma iteração posterior ou selecionar novos métodos de análise.

É importante destacar que, de acordo com Baker e Inventado (2014), a LA não está centrada em delegar o controle a uma espécie de sistemas de tutores inteligentes, mas em conceder o controle aos usuários, fornecendo consciência e suporte para melhorar o processo educacional. Por essa razão, as técnicas de visualização de informações são consideradas muito importantes para a LA.

As informações produzidas são apresentadas em formas de gráficos e relatórios aos envolvidos no processo de aprendizagem e devem ser utilizadas para gerar impacto no aprendizado dos alunos. Nesta perspectiva, Verbet *et al.* (2013) destacaram quatro estágios no processo intrapessoal e LA (Figura 13).

O estágio de percepção está relacionado com os dados apresentados em forma de gráficos, tabelas ou relatórios. No estágio de autorreflexão, são formuladas perguntas a respeito da importância das informações visualizadas. A compreensão surge das respostas adquiridas a partir da autorreflexão e, por último, o estágio de impacto que coincide com o propósito das soluções de LA que é gerar um novo significado para o aprendizado ou mudar o comportamento do aluno.

**Figura 13 - Processo intrapessoal de LA**

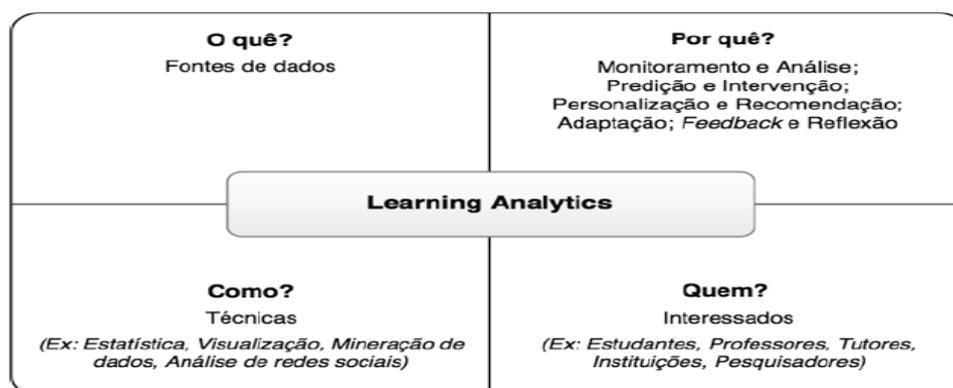


**Fonte:** Verbet *et al.* (2013)

### 2.3.1 Modelo de Referência do *Learning Analytics*

Chatti *et al.* (2012) propôs um modelo de referência de LA constituído por quatro dimensões, conforme visto na Figura 14.

**Figura 14: Dimensões do Learning Analytics**



Fonte: Chatti *et al.* (2012)

Como pode ser visto na Figura 14 o LA é delimitado por 4 dimensões:

- a) **O quê** - esta dimensão aborda as fontes de dados que serão utilizadas como por exemplo, registros institucionais e redes sociais. Na maioria das vezes, os dados dos estudantes estão distribuídos em múltiplas fontes e possuem formatos diferentes, o que torna um desafio a transformação e a integração desses dados para a aplicação das técnicas de análise.
- b) **Quem** - O propósito desta dimensão é apontar os interessados nos resultados das análises, como estudantes, professores, tutores, instituições ou pesquisadores. Cada grupo de interessados tem perspectivas próprias e objetivos específicos.
- c) **Por quê** - Esta dimensão define os possíveis objetivos das soluções de LA. Chatti *et al.* (2012) que destacam os seguintes objetivos:
  - **Monitoramento e Análise** - A partir de registros das atividades dos estudantes, são gerados relatórios que podem apoiar a tomada de decisões dos discentes, do professor ou da instituição;
  - **Predição e Intervenção** - Com base nos dados demográficos, nas variáveis comportamentais e em realizações acadêmicas, são obtidos modelos preditivos do desempenho dos discentes. Por meio desses modelos, podem ser planejadas intervenções para os estudantes que mais necessitam de ajuda;
  - **Personalização e Recomendação** - Ao identificar as preferências dos estudantes, os sistemas com recursos de LA podem recomendar pessoas, materiais instrucionais ou atividades, tornando a aprendizagem personalizada;

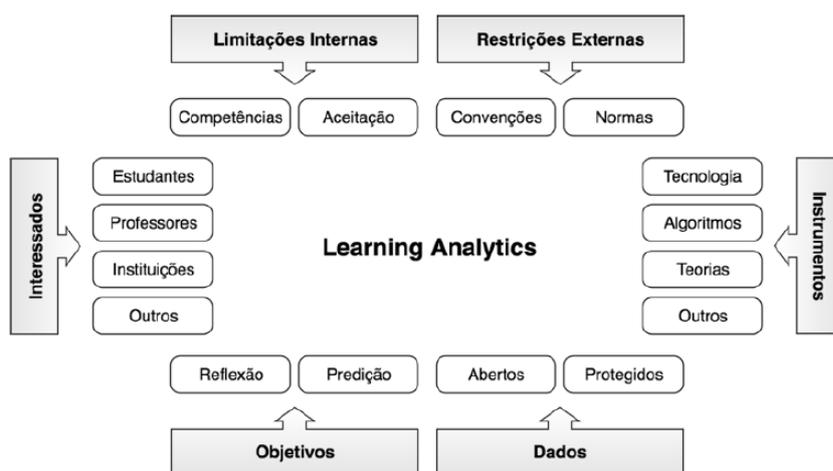
- **Adaptação** - Os mecanismos proporcionados por LA podem reorganizar o ambiente de aprendizagem, fornecendo atividades e materiais instrucionais conforme as necessidades dos estudantes; e

- **Feedback e Reflexão** - Por meio de feedbacks inteligentes, gerados a partir de dados contextualizados, os resultados das análises podem apoiar os estudantes e os professores na autorreflexão sobre o processo de ensino e aprendizagem.

d) **Como** - Esta última dimensão refere-se à seleção de técnicas que podem ser adotadas para identificar padrões contidos nos dados e alcançar os objetivos das soluções de LA, como técnicas de visualização da Informação e de Mineração de Dados.

No mesmo ano é publicado um novo modelo de referência proposto por Greller e Draschler (2012) visto na Figura 15.

**Figura 15 - Dimensões do Learning Analytics em 6 dimensões**



**Fonte:** Greller e Draschler (2012)

As dimensões Interessados, Objetivos, Dados e Instrumentos são comparáveis às quatro (4) dimensões do modelo proposto por Chatti *et al.* (2012). Mas, Greller e Draschler (2012) deixam explícitas as restrições e as limitações, definindo-as como duas dimensões separadas. Além disso, no modelo de seis (6) dimensões, entre os instrumentos, são considerados os fundamentos teóricos da implementação dos recursos de LA.

A dimensão Restrições Externas diz respeito às normas ou convenções determinadas por leis ou políticas específicas, bem como questões de ética e privacidade. Adicionalmente, a dimensão Limitações Internas é concentrada em fatores relacionados aos clientes de dados. Entre esses fatores, destacam-se as competências e a aceitação. As competências estão ligadas

a pré-requisitos que o usuário precisa atender para desfrutar dos benefícios das análises, como a habilidade de reflexão.

O fator aceitação resulta das percepções do usuário em relação à utilidade e à facilidade do uso dos recursos de LA. Quando essas percepções são negativas, os recursos propostos são rejeitados pelo usuário e, conseqüentemente, não produzirão os resultados desejados no processo de aprendizagem. Para compreender melhor a aceitação dos clientes de dados, Greller e Drachsler (2012) destacam a importância da avaliação empírica dos recursos de LA e, nesse sentido, sugerem a adoção do Modelo de Aceitação de Tecnologia (TAM - *Technology Acceptance Model*) (DAVIS, 1989).

### 2.3.2 Learning Analytics e MOOC

Devido à diversidade de metas, objetivos e habilidades de aprendizes em ambientes MOOC, existem diversos desafios a serem superados. Ferguson e Clow (2015) afirmam que a participação em um MOOC é emergente, fragmentada, difusa e diversa, o que dificulta a avaliação do processo de aprendizagem.

Neste contexto, a LA pode ser utilizada para identificar padrões de comportamento dos alunos, através de sua participação em um curso MOOC. Pesquisas mostram que as taxas de abandono do curso são muito altas, comparadas com o ensino Online tradicional. Além disso, há uma diversidade de padrões de participação em um MOOC que dificultam a adaptação do ambiente às necessidades dos seus alunos. (ZHANG *et al*, 2019).

Khalil e Ebner (2017) vem discutindo várias possibilidades de empregar LA em MOOC. Ao identificar variáveis como atividade de fóruns, desempenho de testes, frequência de login, tempo utilizado em tarefas e rastreamento de interatividade através dos meios de comunicação, é possível interpretá-los e, se utilizado adequadamente, pode ser útil para intervir diretamente para o sucesso dos alunos. Kovanović *et al*. (2019) complementam ao apontar os possíveis benefícios com a aplicação de LA em MOOC:

- a) **Previsão:** é a utilização de técnicas para prever quando o aluno pode ter risco em abandonar o curso. Isso pode ser feito analisando o comportamento de um aluno, o desempenho de atividades, registros de interações realizadas, entre outros. A partir dessa previsão, pode-se agir prospectivamente para impedir ou minimizar os riscos de abandono.

- b) **Recomendação:** ações em plataformas MOOC podem ser mineradas para fins de recomendação. Assim, pode ser possível a recomendação de materiais de aprendizagem aos alunos com base em cursos anteriores. Além disso, recomendações podem ser geradas para sugerir materiais ou pessoas que possam auxiliá-lo em dúvidas abordadas em fóruns de discussão ou atividades propostas.
- c) **Visualização:** Através do *Learning Analytics* é possível rastrear ações realizadas através de registros. As visualizações podem ser apresentadas aos alunos ou professores por meio de painéis, que podem revelar padrões e fornecer feedback e reflexão aos envolvidos no processo de aprendizagem.
- d) **Entretenimento:** as ferramentas de jogos foram consideradas como uma técnica de *Learning Analytics* e podem tornar o aprendizado em MOOC mais interativo, resultando em uma maior motivação, além de serem um indício de maior taxa de conclusão. Tais ferramentas podem ser emblemas (Wüster e Ebner, 2016), pontos de recompensa, barras de progresso ou medidores coloridos.
- e) **Benchmarking:** é um processo utilizado para avaliação dos cursos através da busca das melhores práticas de gestão baseado na comparação de cursos, serviços e práticas de instituições de ensino.
- f) **Personalização:** os alunos podem moldar sua experiência pessoal em um MOOC. Desenvolvedores, através de diferentes tipos de técnicas de *Learning Analytics*, podem construir um conjunto de itens na plataforma MOOC. Por exemplo, um aluno pode preferir uma parte de um vídeo ou marcar um artigo ou um documento. Além disso, ele pode personalizar notificações e adicionar anotações em vídeos.
- g) **Aumentar o engajamento:** através de técnicas de mineração de dados, como *clustering*, pode-se agrupar alunos em subpopulações baseados em sua interação no MOOC para que possam ser realizadas intervenções futuras que adaptem o ambiente às necessidades dos alunos.
- h) **Informações de comunicação:** através do LA é possível relatar informações em forma de análise estatística aos alunos e gestores da plataforma. Além disso, professores e gestores podem construir uma visão geral sobre MOOC usando estatística descritiva.

- i) **Economia de Custos:** Como o LA fornece ferramentas de análise de dados, é possível identificar em quais ações se deve focar e alocar os recursos de forma mais eficaz.

Ao analisar o decorrido nesta seção, LA pode ser utilizada para identificar padrões de comportamento dos alunos através de sua participação em um curso MOOC. A partir desta perspectiva, podemos analisar alternativas para a recomendação de pessoas utilizando os conceitos, técnicas e tipos de Sistemas de Recomendação, que abordamos em maiores detalhes na seção a seguir.

### **2.3.3 Personalização da aprendizagem**

De acordo com Bansal (2013), a proposta de personalização da aprendizagem assume que o aprendizado é contínuo e visa fornecer ferramentas que a apoiem. Ao mesmo tempo, reconhece o papel do aprendiz na sua própria aprendizagem e afirma que esta ocorre em diferentes contextos, sendo oportunizada por diferentes fontes de conhecimento.

No contexto dos MOOC, pode ser utilizada para atribuir recursos aos alunos com base em suas necessidades específicas. A personalização em MOOC, de acordo com Assami, Daoudi e Ajhoun (2018), convergem para dois caminhos:

- a) Ambiente de aprendizagem adaptativo que fornece um feedback inteligente de acordo com a performance do aluno;
- b) Sistemas de Recomendações para os alunos filtrarem MOOC de acordo com as suas necessidades.

Em ambas as opções é necessário compreender como os alunos interagem no ambiente para traçar alternativas de personalização. Assim, identificar as diferentes características dos alunos, bem como mapear as diversas formas de comportamento em MOOC, é um passo importante para personalizar um curso de forma a criar uma maior satisfação do aluno, além de aprimorar a qualidade de cursos MOOC.

### **2.3.4 Envolvimento dos alunos em MOOC**

Diversas pesquisas avaliaram o envolvimento dos alunos em cursos MOOC, com base em diferentes critérios. A pesquisa de Kizilcec, Piech e Schneider (2013) examinou padrões de engajamento (que é definido pelos autores como a análise de sua participação, empenho e

comprometimento no ambiente) em três MOOC do *Coursera*, com base em ações dos participantes em relação a vídeos e avaliações. Os alunos foram classificados em quatro tipos de comportamento: *Completing*, *Auditing*, *Disengaging* e *Sampling*.

Estudantes classificados como *Sampling* são aqueles que assistiram aos vídeos por uma ou duas semanas; os *Disengaging* são alunos que fizeram avaliações no início do curso, mas que tiveram uma diminuição acentuada no engajamento. Por sua vez, os *Auditing* foram alunos que faziam avaliações com pouca frequência, mas que assistiram aos vídeos e não obtiveram o certificado do curso. E, por fim, alunos classificados como *Completing* são aqueles que completaram a maioria das atividades.

Adicionalmente, Ferguson e Clow (2015) investigaram se os padrões de engajamento, identificados no trabalho de Kizilcec, Piech e Schneider são encontrados em MOOC que empregam uma pedagogia social construtivista. Eles examinaram quatro MOOC do *FutureLearn* e acrescentaram um terceiro componente à análise: participação nas discussões do curso. Como resultado dessa análise, sete padrões distintos de engajamento foram identificados: *Samplers*, *Strong Starters*, *Returners*, *Mid-way Dropouts*, *Nearly There*, *Late Completers* e *Keen Completers*. A diferença entre esses padrões acontece quando os alunos desistem do curso. Somente o padrão *Keen Completers* concluiu o curso e participou ativamente das discussões.

Ho *et al.* (2014) propuseram uma classificação levando em consideração a permanência dos alunos no curso. Para isso, eles examinaram 17 MOOC da *EdX* e os classificaram em quatro grupos: *Only Registered*, *Only Viewed*, *Only Explored* e *Certified*. Nesta pesquisa, apenas os alunos pertencentes ao grupo *Certified* concluíram o curso e receberam um certificado.

Os pesquisadores Halawa, Greene e Mitchell (2014) também criaram quatro padrões nos MOOC com base na frequência dos alunos. Eles foram classificados em: *Continuous Persistence*, que acessaram o curso por alguns dias; *Continuous Persistence with Extended Absences* que apresenta episódios de acesso e ausências prolongadas; *Bursty Persistence* que acessaram o curso algumas vezes em unidades diferentes a cada acesso e, finalmente, os *Drop Out* que desapareceram completamente ao longo do curso.

Khalil (2017) também propôs a formação de *clusters* considerando o comportamento do aluno no ambiente baseado nas seguintes variáveis: frequência de leitura em fóruns, frequência de escrita em fóruns, vídeos assistidos, resolução de atividades. Baseado na análise destas variáveis ele propôs a classificação em 4 tipos de comportamento: *Dropout* são os alunos que se inscreveram, mas não realizaram o curso; *Active Learners* foram os alunos que

realizaram algum tipo de atividade como assistir um vídeo ou fazer uma atividade; *Completers* são os alunos que concluíram com êxito todas as atividades, mas não solicitaram o certificado e, por fim, os *Certified Students* que solicitam o certificado após a realização das tarefas.

Finalmente, outra classificação foi proposta por Kahan, Soffer e Nachmias (2017) com base em sete tipos de comportamento: *Tasters*, *Downloaders*, *Disengagers*, *Offline Engagers*, *Online Engagers*, *Moderately Social Engagers* e *Social Engagers*. Os *Tasters* são alunos que tiveram um baixo nível de atividade em todos os recursos de aprendizagem do curso e foram a maioria dos alunos observados. Os *Downloaders* eram estudantes que tiveram muita inatividade no curso, mas baixaram uma variedade de recursos disponíveis no ambiente. Os *Disengagers* assistiram à maioria dos vídeos, realizaram algumas atividades, registraram-se algumas vezes, mas não enviaram o exame final para o ambiente.

Os próximos comportamentos identificados pelos autores (*Offline Engagers*, *Online Engagers*, *Moderately Social Engagers* e *Social Engagers*) apontam para alunos que estão mais participativos e engajados nas atividades do curso. Entretanto, nem todos receberam a certificação. Os *Offline Engagers* demonstraram altos níveis de engajamento no curso. Eles tendem a baixar as palestras de vídeo, em vez de assisti-las online. Eles submeteram quase todas as avaliações e entraram nos fóruns de discussão várias vezes, principalmente para observação. Todos submeteram a prova final.

Os *Online Engagers* demonstraram altos níveis de engajamento principalmente para observação, como no grupo anterior. A diferença deste grupo para os *Offline Engagers* é o fato de que a maioria dos vídeos foram assistidos online. Todos submeteram a prova final. Os *Moderately Social Engagers*, da mesma forma que os *Offline* e os *Online Engagers*, demonstraram altos níveis de engajamento no curso. No entanto, o mais proeminente neste *cluster* é a atividade dos participantes nos fóruns de discussão, que é maior do que os clusters anteriores, mas ainda moderada. A maioria deles (78%) apresentou o exame final. E, por último os *Social Engagers* que demonstraram os mais altos níveis de atividade nos fóruns de discussão. A maioria deles apresentou a prova final. O Quadro 3 sintetiza os resultados das pesquisas acima citadas.

Quadro 3 - Classificação do Comportamento alunos em MOOC

Pesquisadores	Classificação	Crítérios de análise
Kizilcec, Piech e Schneider (2013)	<i>Completing, Auditing, Disengaging and Sampling.</i>	Vídeos e avaliação
Ho <i>et al.</i> (2014)	<i>Only Registered, Only Viewed, Only Explored e Certified.</i>	Permanência no curso
Halawa, Greene e Mitchell (2014)	<i>Continuous Persistence, Continuous Persistence with Extended, Bursty Persistence e Drop Out.</i>	Frequência no curso
Ferguson e Clow (2015)	<i>Samplers, Strong Starters, Returners, Mid-way Dropouts, Nearly There, Late Completers e Keen Completers.</i>	Vídeos, avaliações e participação nas discussões do curso.
Khalil (2017)	<i>Dropout, Active Learners, Completers e Certified Students.</i>	Frequência leitura em fóruns, frequência de escritas em fóruns, vídeos assistidos, resolução de atividades.
<i>Kahan, Soffer e Nachmias (2017)</i>	<i>Tasters, Downloaders, Disengagers, Offline Engagers, Online Engagers, Moderately Social Engagers e Social Engagers.</i>	Vídeos, fóruns, permanência no ambiente, atividades realizadas, exame final e certificação

Fonte: A autora (2020)

## 2.4 SISTEMAS DE RECOMENDAÇÃO

A ampla utilização e a frequente convergência de Tecnologia da Informação e Comunicação vêm diversificando as formas de obtenção e troca de informações. A comunicação através de dispositivos variados como *notebooks, tablets, smartphones* e novos dispositivos móveis vem modificando o modo como as informações são utilizadas no meio acadêmico. A ampliação do acesso às tecnologias de informação e comunicação e do acesso à Internet facilita o acesso a novos conhecimentos.

No entanto, cada aluno tem características diferentes, como níveis de especialização, estilos de aprendizagem, conhecimentos prévios, capacidades e interesses cognitivos, sendo então necessário considerar estas particularidades no planejamento de personalização do ambiente às necessidades dos alunos.

Cheng *et al.* (2016) definem Sistemas de Recomendação (SR) como sistemas que guiam o usuário de forma personalizada para objetos úteis ou de interesse a partir de um largo espaço de opções possíveis. Adicionalmente, Thaipisutikul e Tuarob (2017) definem SR como ferramentas poderosas que podem ajudar o usuário a enfrentar o problema da sobrecarga de informação, fornecendo recomendações personalizadas sobre vários tipos de

produtos e serviços. Na definição de Ying *et al.* (2018), um SR antecipa quais itens um usuário achará relevantes e apresenta sugestões ao usuário que é beneficiado pela filtragem de informações.

Assim, um Sistema de Recomendação processa diversas fontes de dados com o objetivo de construir as suas recomendações baseadas nas necessidades do usuário. Entretanto, recomendar itens, pessoas, ou serviços baseados apenas em perfis dos usuários (como é realizado em SR tradicionais), pode não atender às suas expectativas, tendo em vista que podem não influenciar os seus interesses. Desta forma, a incorporação de informações contextuais no processo de recomendação pode fornecer melhores recomendações.

Os SR utilizam informações sobre o usuário tais como dados demográficos, estereótipos, preferências, avaliações de itens, entre outros, para indicar itens, serviços ou pessoas que provavelmente serão de seu interesse. Assim, é essencial coletar e armazenar informações sobre o usuário para que, posteriormente, possam ser utilizadas no processo de recomendação.

A coleta de informações pode ser realizada de forma implícita ou explícita. Na forma de coleta explícita (através de questionários ou formulários), o usuário especifica as informações que definem os seus interesses (por exemplo, idade, sexo, ocupação). Já as informações coletadas de forma implícita ocorrem por meio das interações realizadas pelos usuários nos ambientes de aprendizagem Sunar *et al.* (2017).

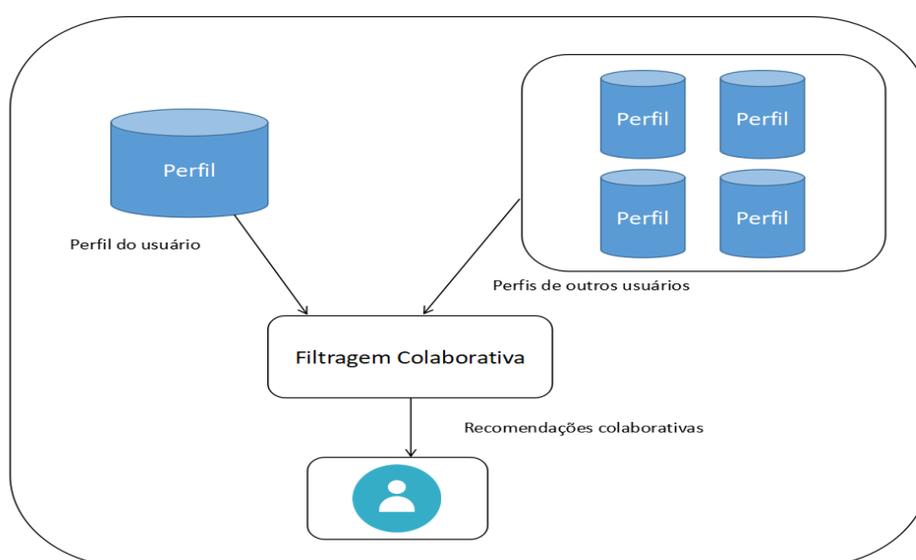
O que diferencia os Sistemas de Recomendação entre si é a forma como eles criam a relação da interação entre os usuários e os itens e processam as recomendações. De acordo com Aggarwal (2016) há quatro tipos de Sistemas de Recomendação que serão vistos com mais detalhe a seguir.

#### **2.4.1 Sistemas de Recomendação com Filtragem Colaborativa**

A Filtragem Colaborativa é uma técnica para fazer recomendação que encontra correlação entre usuários de um sistema de recomendação (DESROSIERS e KARYPIS, 2011; AGGARWAL, 2016). Ele busca prever as utilidades e avaliações e gerar uma lista de itens para um usuário baseando-se nos itens previamente avaliados por outros usuários. A proposta dessa abordagem é que as pessoas não tomam decisões levando em consideração apenas as suas próprias experiências, mas também sofrem influência de experiências e conhecimentos dos membros do grupo no qual estão inseridos. A Figura 16 mostra o processo de filtragem colaborativa.

As recomendações com filtragem colaborativa trabalham com o conceito de que os usuários que estão de acordo no interesse por determinados itens no passado, também estarão de acordo no interesse por itens no futuro. Esse tipo de Sistema de Recomendação sofre do problema do novo item e do novo usuário. Quando um novo item é inserido no sistema, o algoritmo de filtragem colaborativa não consegue sugerir-lo porque os usuários ainda não avaliaram este item. O mesmo acontece com o problema do novo usuário que ainda não interagiu com os itens.

**Figura 16 - Processo de Filtragem Colaborativa**



**Fonte:** (AGGARWAL, 2016)

Os algoritmos de Filtragem Colaborativa podem ser divididos em duas técnicas: os algoritmos baseados em memória e os baseados em modelo. Os algoritmos baseados em memória, também conhecidos como baseados em vizinhança, utilizam heurísticas que, por meio da coleção de itens já avaliados pelos usuários, fazem previsões de avaliações e/ou geram um conjunto de recomendações. O algoritmo kNN (*k Nearest Neighbors*) é o algoritmo de referência para o processo de filtragem colaborativa baseada em memória e costumam se dividir em abordagens baseadas em usuários ou itens (BOBADILLA *et al.*, 2013).

Os algoritmos baseados em modelo fazem uso de uma coleção de avaliações feitas por usuários para aprender um modelo, que é então utilizado para fazer as previsões. Os métodos baseados em modelo diferem dos baseados em vizinhança pois, ao invés de utilizar diretamente o relacionamento entre usuários e itens para gerar as previsões, fazem uma tentativa de criar um modelo preditivo usando as relações existentes para treinar um modelo a ser utilizado na predição dos itens de interesse.

## 2.4.2 Sistemas de Recomendação baseado em Conteúdo

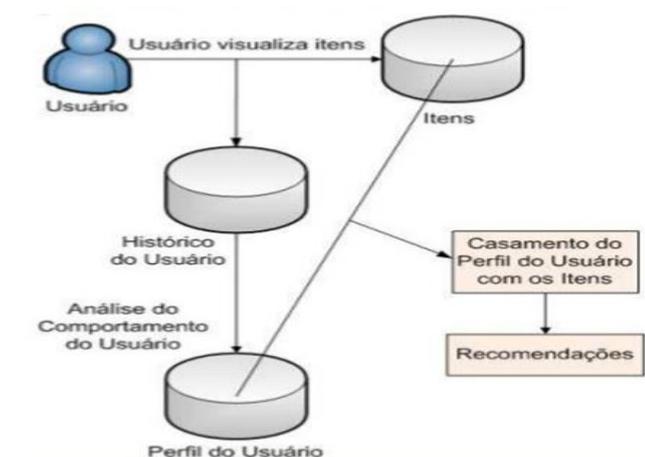
Sistemas que utilizam a Recomendação baseada em Conteúdo analisam um conjunto de documentos e/ou uma descrição de itens previamente avaliados pelo usuário para construir um modelo (ou perfil) de usuário baseado nas características dos itens avaliados. Este tipo de modelo relaciona as informações dos itens com as preferências dos usuários para efetuar a recomendação, levando em consideração o histórico de transações ou atividades desse indivíduo (KIM *et al.*, 2012), ou seja, sugere itens similares aos itens que foram avaliados pelo usuário.

O processo de recomendação consiste basicamente em mapear os atributos do perfil do usuário com os atributos dos itens. Como resultado, obtém-se um critério de relevância (geralmente variando entre 0 e 1) que representa o grau de interesse do usuário pelo item. Uma técnica muito comum neste tipo de abordagem é a indexação de frequência de termos (AGGARWAL, 2016).

Neste tipo de indexação, informações dos itens e as características dos usuários são descritas por vetores com uma dimensão para cada ocorrência de uma determinada palavra. Cada posição do vetor é a frequência com que a respectiva palavra ocorre em um item ou no perfil do usuário sendo considerados aqueles mais relevantes.

Após a construção dos vetores de características do item e do perfil do usuário, o critério de relevância pode ser obtido através da medida de similaridade do cosseno que é a mais indicada para a recomendação de itens, cujo conteúdo é geralmente descrito com palavras-chave. A Figura 17 mostra a técnica de Filtragem baseada em conteúdo.

**Figura 17 - Técnica baseada em Conteúdo**



Fonte: (AGGARWAL, 2016)

Sistemas de recomendação baseados em conteúdo possuem algumas vantagens em relação aos demais paradigmas (BOBADILLA *et al.*, 2013). Tais sistemas são independentes de outros usuários, pois necessitam apenas do histórico do usuário em questão para a geração de um perfil de preferências. Eles podem apresentar transparência, pois explicações de como a recomendação foi gerada podem ser apresentadas através da listagem de características ou descrições que foram levadas em conta no processo. Adicionalmente, itens novos, que ainda não foram avaliados por usuários, podem ser recomendados, desde que se encaixem em um perfil de preferências. Entretanto, apresenta as seguintes desvantagens:

### **1- Análise Limitada de Conteúdo**

Esse problema relaciona-se diretamente com a quantidade de informação disponível para os itens. Nenhum sistema baseado em conteúdo é capaz de gerar sugestões apropriadas se o conteúdo analisado não possui informações suficientes para definir o que o usuário gosta ou não.

Outro problema existente devido à análise limitada do conteúdo é que sistemas de recomendação não são capazes de discriminar a diferença entre itens que possuem o mesmo conjunto de características, possibilitando a recomendação de itens irrelevantes para o usuário. Um exemplo prático é dado pela seguinte situação: um sistema que recomenda artigos pode não saber diferenciar um de grande relevância ou de relevância mediana, caso ambos utilizem as mesmas palavras-chave e, dessa maneira, pode acabar recomendando o de relevância mediana.

### **2 - Sobre-Especialização**

É definido como a incapacidade de encontrar algo inesperado para o usuário. Como sistemas baseados em conteúdo fornecem recomendações de itens similares aos que o usuário avaliou positivamente, itens que podem ser interessantes, mas que não se assemelham ao seu perfil, não serão sugeridos. Como exemplo, considere o cenário em que um usuário avaliou apenas filmes do gênero “ação”.

É normal, porém, que pessoas não gostem de apenas um gênero de filmes, tornando interessante a recomendação de outros gêneros. Além disso, filmes do gênero “aventura” contêm muitas cenas de ação, o que seria conveniente para o referido usuário. Em um cenário de sobre-especialização, somente filmes de ação seriam sugeridos, diminuindo a amplitude de possibilidades de interesse. Outro problema da sobre-especialização é a possibilidade de recomendação de itens muito similares, por exemplo, artigos de jornais que descrevem o mesmo evento.

### 3 - Novo Usuário

Esse problema é considerado como um subconjunto do agravante conhecido como partida-fria, problema recorrente principalmente em sistemas baseados em filtragem colaborativa. Nesse caso, usuários novos, ou seja, que não avaliaram uma quantidade suficiente de itens, não conseguem receber sugestões que possuam relevância.

#### 2.4.3 Sistemas de Recomendação Híbridos

Sistemas híbridos combinam técnicas de dois ou mais paradigmas da recomendação no intuito de que cada abordagem minimize o problema da outra. Os sistemas híbridos mais comuns misturam a filtragem colaborativa com a baseada em conteúdo (AGGARWAL, 2016). Por exemplo, ao combinar ambas as técnicas, pode-se minimizar o problema do novo item presente na filtragem colaborativa, ao adicionar análises de características provindas dos métodos baseados em conteúdo (KIM *et al.*, 2012).

Aggarwal (2016) comenta que sistemas híbridos relacionam as duas abordagens descritas acima e são classificadas em quatro categorias:

- Combinando diferentes recomendadores: nessa abordagem são desenvolvidos dois sistemas separados, que produzem cada um uma saída. Pode-se então combinar as notas preditas, usando técnicas como combinação linear e esquema de voto. Pode-se, ainda, através de uma medida de qualidade, escolher a melhor nota entre os dois recomendadores;
- Adicionando características baseadas em conteúdo em modelos de filtragem colaborativa: muitos sistemas mantêm o núcleo da recomendação com técnicas colaborativas, porém adicionam informações inerentes a itens ou usuários. Isso auxilia a minimizar problemas como partida-fria e esparsidade, clássicos em sistemas puramente colaborativos. Ainda, itens podem ser recomendados quando são bem avaliados por usuários com gostos similares ou quando suas características são altamente relacionadas ao perfil do usuário;
- Adicionando características de filtragem colaborativa em modelos baseados em conteúdo: pode-se, por exemplo, utilizar técnicas de redução de dimensionalidade no conjunto de perfis de usuários e representações de item. Isso resulta em uma melhoria da acurácia de um recomendador baseado em conteúdo;

- Desenvolvendo um modelo unificado: nessa abordagem, é desenvolvido um modelo que utiliza ambas as características da etapa da recomendação, e não apenas a adição de informação ou pré-processamento de dados de uma à outra, para gerar a recomendação.

#### **2.4.4 Sistemas de Recomendação baseado em Conhecimento**

Sistemas de recomendação baseado em conhecimento tentam sugerir objetos baseados em inferências a respeito de necessidades e preferências de um usuário (YING *et al.*, 2018). De certa forma, todo SR tenta fazer algum tipo de inferência. As recomendações são efetuadas através do estabelecimento de medidas de utilidade, derivadas a partir do conhecimento que se possui das relações de um item para com um determinado utilizador.

A recomendação baseada em conhecimento pressupõe uma estrutura que guarde estas relações e que permita a sua consulta de modo a determinar a utilidade para o utilizador, inferindo novas recomendações. O domínio de conhecimento considerado está associado não só às preferências do utilizador, mas também ao tipo de item a recomendar.

O que distingue um SR baseado em conhecimento dos demais é que ele tem conhecimento funcional, ou seja, um SR baseado em conhecimento sabe de que forma um item satisfaz uma necessidade de um usuário e, dessa forma, consegue raciocinar sobre a relação entre a necessidade do usuário e uma possível recomendação (AGGARWAL, 2016).

Os métodos baseados em conhecimento visam apresentar transparência quanto ao motivo pelo qual o sistema faz determinada recomendação. Uma técnica utilizada para esse fim é Raciocínio Baseado em Casos, onde a recomendação é realizada através de uma comparação do caso atual de um usuário a casos anteriores, e as recomendações utilizadas nesses casos similares são feitas a este caso novo (AGGARWAL, 2016). Por exemplo, um sistema que recomenda viagens baseado em conhecimento pode levar em conta a experiência do utilizador em viagens anteriores e do que se sabe sobre as características dos locais que visitou e dos locais disponíveis para recomendar.

Esses sistemas apresentam como vantagem o fato de não sofrerem do problema do novo usuário e nem do problema do novo item o que acontece nos outros tipos de sistemas, pois as regras de escolha podem usar itens novos e recomendá-los aos novos usuários do sistema. Outra vantagem é a incorporação de regras de negócio que permitem a sugestão de itens, conforme a experiência já adquirida, ou seja, são indicados itens relacionados aos solicitados pelo usuário.

Temos dois tipos básicos de sistemas de recomendação baseados em conhecimento (AGGARWAL, 2016):

- **Sistemas baseados em restrição:** onde o usuário especifica os requisitos iniciais (através de um formulário online, por exemplo) e o sistema tenta identificar uma solução.
- **Sistemas baseados em caso:** ao contrário do tipo anterior, este modelo utiliza o desenvolvimento de abordagens baseadas em navegação para realizar a recomendação. A avaliação é um método efetivo de apoiar as navegações e consistem em um ponto crucial no conceito de recomendação baseado em caso. Através das avaliações, os usuários conseguem especificar se os objetivos foram alcançados com a recomendação.

#### 2.4.5 Sistemas de Recomendação e o Contexto

Coletar e processar um conjunto de dados para encontrar uma relação é algo que pode ser investigado com heurísticas, análise estrutural, teoria dos grafos, entre outros. Entretanto, extrair significado da relação entre duas pessoas é um problema semântico que nos remete à pergunta: “Em que contexto as duas pessoas estão relacionadas?” (Salman *et al.*, 2015).

Segundo Vieira *et al.* (2012), a área de computação sensível ao contexto investiga o uso das informações presentes na interação entre o humano-computador com o objetivo de melhorar a qualidade da comunicação entre ser humano e sistemas computacionais. Projetistas de sistemas têm percebido que os usuários necessitam de sistemas mais flexíveis, adaptáveis e fáceis de usar. Seria interessante possuímos sistemas computacionais que percebessem a intenção e as necessidades do usuário fazendo com que o ambiente atenda a essas necessidades. O ideal seria que os sistemas computacionais percebessem a intenção do usuário e, com isso, minimizassem suas tarefas e a necessidade de especificar tudo o que deseja que o sistema faça por ele.

Os autores afirmam ainda que as pessoas utilizam, diariamente, informações contextuais para tomar decisões, fazer julgamentos ou interagir com outras pessoas. Entender o contexto em que ocorre uma determinada interação é fundamental para que os indivíduos possam responder de maneira apropriada à situação.

Desta forma, levando para o enfoque computacional, contexto é um instrumento de apoio à comunicação entre os sistemas e seus usuários. Compreendendo o contexto, o sistema

pode mudar sua sequência de ações, o estilo das interações e o tipo de informação fornecida aos usuários de modo a adaptar-se às suas necessidades atuais.

Levamos como referência a definição de Vieira *et al.* (2012) que aborda dois conceitos: o elemento contextual que é qualquer dado, informação ou conhecimento que pode ser utilizado para definir um contexto. O elemento contextual pode ser identificado quanto à sua periodicidade de atualização e classificado como estático ou dinâmico; e o contexto da interação entre um agente e uma aplicação, para executar alguma tarefa, é o conjunto de elementos contextuais instanciados que são necessários para apoiar a tarefa atual.

Salman e colegas (2015) afirmam que contexto é qualquer informação em tempo real sobre um usuário que ajuda a fazer recomendações melhores. Assim, faz-se necessário viabilizar formas de adquirir o contexto do usuário o mais automaticamente possível, sem que o mesmo tenha que ser questionado insistentemente, possivelmente por meio de técnicas de monitoramento.

O termo Sistema Sensível ao Contexto (CSS) é utilizado para referenciar sistemas que empregam o contexto na realização de tarefas e Vieira *et al.* (2012) definem como aqueles que gerenciam elementos contextuais relacionados a uma aplicação em um domínio e usam esses elementos para apoiar um agente na execução de alguma tarefa. Esse apoio pode ser fornecido pelo aumento da percepção do agente em relação à tarefa sendo realizada ou pelo provimento de adaptações que facilitem sua execução.

Estes sistemas, diferentemente dos sistemas tradicionais, consideram as informações explícitas fornecidas pelos usuários, ou percebidas a partir do monitoramento do ambiente, para fornecer serviços ou informações mais próximas das necessidades dos usuários. A Figura 18 mostra a diferença entre os sistemas tradicionais e sensíveis ao contexto.

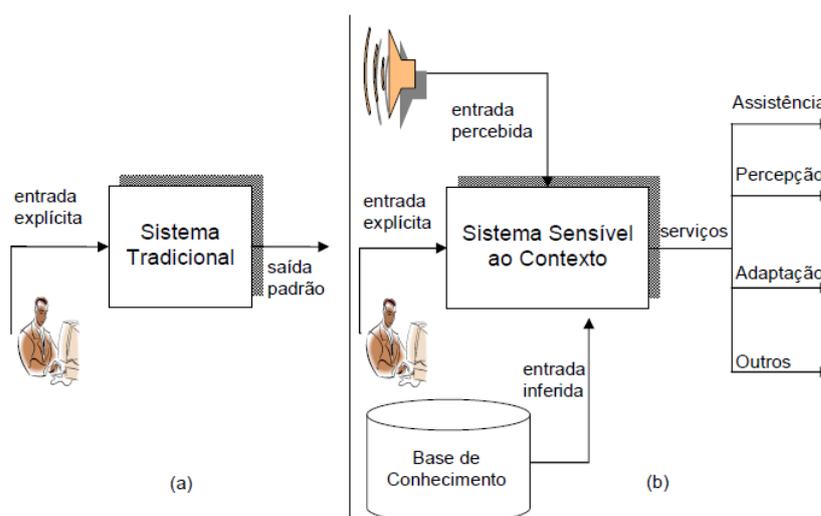
Para desenvolver um CSS são necessárias as seguintes etapas:

1 - A especificação das informações de contexto relevantes para uma determinada aplicação. Desta forma, Vieira *et al.* (2012) propõem um modelo a partir das análises semânticas referenciadas como 5W + 1H, que visam responder às questões quem (*who*), o que está fazendo (*what*), em que local (*where*), em que momento (*when*), quais são suas intenções (*why*) e como as informações serão capturadas (*how*).

2- A segunda etapa é realizar a abstração da utilização da informação de contexto, pois é necessário omitir da aplicação a complexidade da aquisição da informação do contexto. Assim, as informações de contexto são utilizadas de fontes heterogêneas sem haver a preocupação com os detalhes de como foram adquiridas e tratadas.

3 - A etapa seguinte é a interpretação das informações recebidas de diversas fontes. Para isso ser possível é necessário a utilização de um conjunto de métodos e processos que viabilizam a manipulação, agregação, raciocínio, derivação e predição de tendências sobre as informações de contextos adquiridas. Com a aplicação desses métodos é possível produzir informações mais refinadas que melhorem o entendimento do contexto para que uma aplicação possa tomar a melhor decisão.

**Figura 18 - Sistema Tradicional (a) X Sistema Sensível ao Contexto (b)**



Fonte:(SALMAN, 2015)

Essas informações serão armazenadas em Bases de Conhecimento que serão utilizadas e tratadas com o objetivo de ter decisões mais aprimoradas. Informações de contexto devem ser adquiridas de forma contínua para garantir que estejam sempre atualizadas.

## 2.5 CONSIDERAÇÕES SOBRE O CAPÍTULO

Neste capítulo vimos que promover a colaboração e a aprendizagem colaborativa não é tarefa fácil. Para haver colaboração é preciso que existam pessoas motivadas a participar, infraestrutura para comunicação e bom acompanhamento por parte de gestores, de modo que, encontrando tal motivação, os participantes possam gerar conteúdo e promover uma atmosfera colaborativa. Entendemos também os conceitos relativos a ambientes de cursos massivos bem como suas características e tipos para identificar estratégias de potencializar a colaboração e aprendizagem colaborativa nestes ambientes.

A partir destes conceitos vislumbramos estratégias utilizando conceitos de *Learning Analytics* para mapear o comportamento do aluno no ambiente e, a partir destes resultados aplicamos conceitos de Sistemas de Recomendação baseado em casos que nortearam o andamento desta tese.

### 3 MAPEAMENTO E REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA

Visando compreender melhor o âmbito das pesquisas relacionadas a MOOC, foi realizado um Mapeamento Sistemático da Literatura (MSL) para identificar lacunas nesta área, capazes de sugerir pesquisas futuras e prover um guia para posicionar adequadamente novas atividades de pesquisa (KITCHENHAM; CHARTERS, 2007; PETERSEN et al., 2015). Assim, o MSL visa prover uma visão geral de um tópico e identificar se há subtópicos nos quais mais estudos primários sejam necessários.

Após os resultados obtidos pelo Mapeamento, se fez necessária a realização de uma Revisão Sistemática da Literatura (RSL) pois, segundo PETERSEN et al. (2015), é possível agregar os estudos primários em termos de seus resultados e investigar se esses resultados são consistentes ou contraditórios. Logo, a RSL sintetizou evidências que nortearam os passos realizados no andamento da pesquisa. Os resultados encontrados foram discutidos nas seções a seguir.

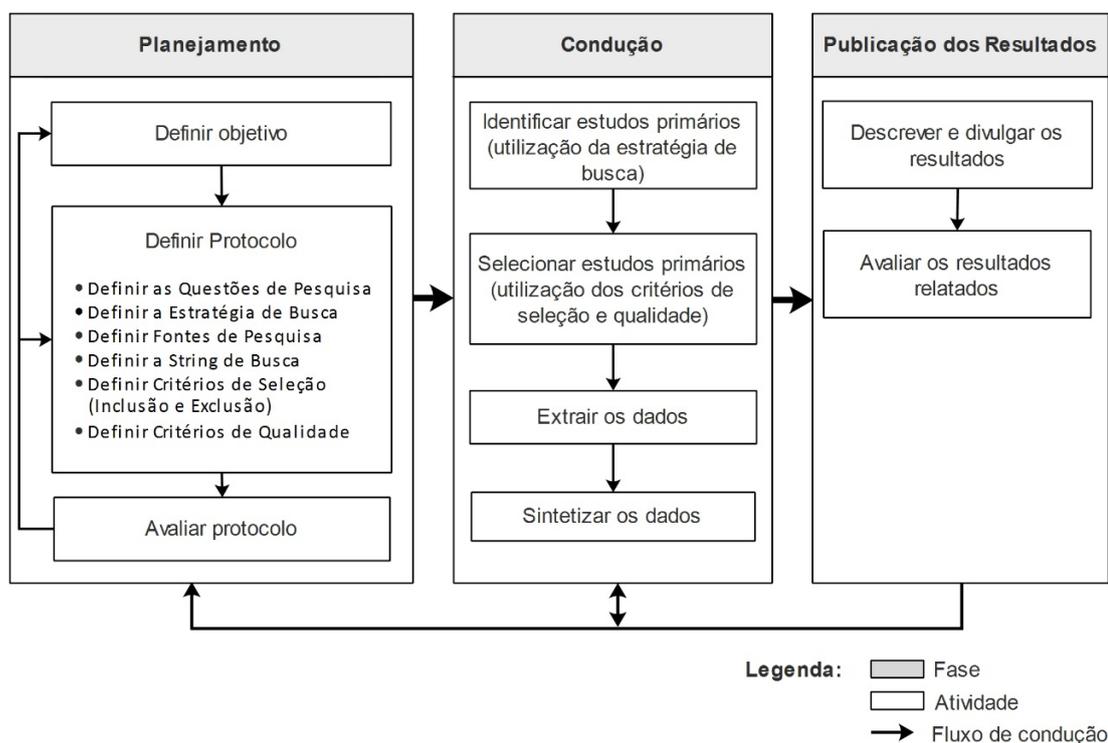
#### 3.1 MAPEAMENTO SISTEMÁTICO DA LITERATURA (MSL)

Motivados pela área de cursos massivos foi realizado um Mapeamento Sistemático, a fim de realizar uma revisão ampla dos estudos primários existentes sobre MOOC e sua relação com a aprendizagem colaborativa. Dessa forma é possível identificar lacunas na área que possam ser apropriadas para um estudo mais detalhado.

##### 3.1.1 Metodologia da Pesquisa

Foi realizado um Mapeamento Sistemático da Literatura (MSL), que resultou em uma visão geral da área. Os resultados obtidos, mostram um quantitativo dos trabalhos disponíveis na literatura, as evidências encontradas, frequência de publicações e oportunidades de pesquisa (Petersen *et al.*, 2015). A metodologia para conduzir o MSL foi baseada no trabalho de Kitchenham e Charters (2007), como visto na Figura 19.

Figura 19 - Etapas do MSL



Fonte: Adaptado de Kitchenham e Charters (2007)

A metodologia proposta na Figura 19 inclui várias atividades que podem ser agrupadas em 3 fases principais: planejamento, execução e síntese.

### 3.1.1.1 Planejamento

Nesta etapa foi definido um protocolo de pesquisa para evitar resultados errôneos ou tendenciosos. Para isso foi necessário definir as questões primárias de pesquisa que nortearam a realização do trabalho. As questões foram definidas no Quadro 4 a seguir.

Quadro 4 - Questões de pesquisa

Questão de Pesquisa	Motivação
<i>Q1. Qual a frequência de publicações que abordam a colaboração no processo de aprendizagem em MOOC?</i>	A intenção é descobrir a constância de publicações que discute sobre a colaboração em ambientes de cursos massivos para verificar a relevância do tema.
<i>Q2. Que tipos de pesquisas são publicadas relacionadas a MOOC?</i>	A questão busca classificar as pesquisas de acordo com Wieringa <i>et al.</i> (2010): pesquisa de avaliação, pesquisa de validação, proposta de solução, artigo filosófico, relato de experiência e artigo de opinião.
<i>Q3. Qual a definição de MOOC e</i>	A questão proposta tem como finalidade

<i>sua classificação?</i>	compreender como os pesquisadores definem e classificam MOOC para determinar estratégias de implementação de design do ambiente.
<i>Q4. Quais os desafios encontrados na construção e condução de MOOC?</i>	O objetivo desta pergunta é identificar e analisar as principais dificuldades discutidas durante o desenvolvimento e utilização de MOOC.
<i>Q5. Que ferramentas colaborativas são utilizadas em cursos massivos?</i>	Esta questão tem como objetivo identificar as ferramentas e métodos imprescindíveis que são utilizados para promover a comunicação e cooperação entre os envolvidos no processo de colaboração no ambiente massivo.
<i>Q6. Como a colaboração está sendo implementada nos ambientes MOOC?</i>	O principal objetivo desta pergunta é identificar os modelos, técnicas e metodologias que estão sendo utilizadas durante a implementação de MOOC.

**Fonte:** A autora (2020)

A estratégia de pesquisa incluiu uma pesquisa automática, usando uma sequência validada por especialistas no assunto. Além disso, os recursos selecionados escolhidos foram *Science Direct*, *ACM Digital Library*, *IEEE Xplore* e *Scopus* e o método de pesquisa consistiu em pesquisas web em bibliotecas digitais. A cadeia de pesquisa foi especificada considerando os principais termos dos fenômenos sob investigação (MOOC, ambientes massivos, colaboração, aprendizagem colaborativa).

Foram realizadas pesquisas-piloto para refinar a sequência de pesquisa de maneira iterativa. Foram excluídas palavras-chave cuja inclusão não retornou artigos adicionais nas pesquisas automáticas. Depois de várias iterações foi definida a seguinte *string* de busca conforme Quadro 5.

**Quadro 5 - *string* de busca da MSL**

*(mooc OR massive open on-line course) AND (collaborative learning OR collaboration OR collaborative tool OR collaborative media)*

**Fonte:** A autora (2020)

A *string* foi adaptada para cada mecanismo de pesquisa considerar suas peculiaridades. Foi adotada a ferramenta *StArt*<sup>2</sup> (estado da arte por meio de mapeamentos e revisões sistemáticas) para apoiar a definição do protocolo e a condução do MSL.

<sup>2</sup> [http://lapes.dc.ufscar.br/tools/start\\_tool](http://lapes.dc.ufscar.br/tools/start_tool)

### **Critério de inclusão e exclusão**

Os critérios resumidos de inclusão e exclusão são apresentados no Quadro 6. Estávamos interessados somente em estudos primários, publicados a partir de 2010, que apresentassem alguma contribuição sobre as definições, tipos e requisitos de MOOC, bem como sobre a relação existente entre estes ambientes e a aprendizagem colaborativa. Nosso protocolo foi validado por profissionais das áreas de educação e TI.

**Quadro 6 - Critérios de inclusão e exclusão**

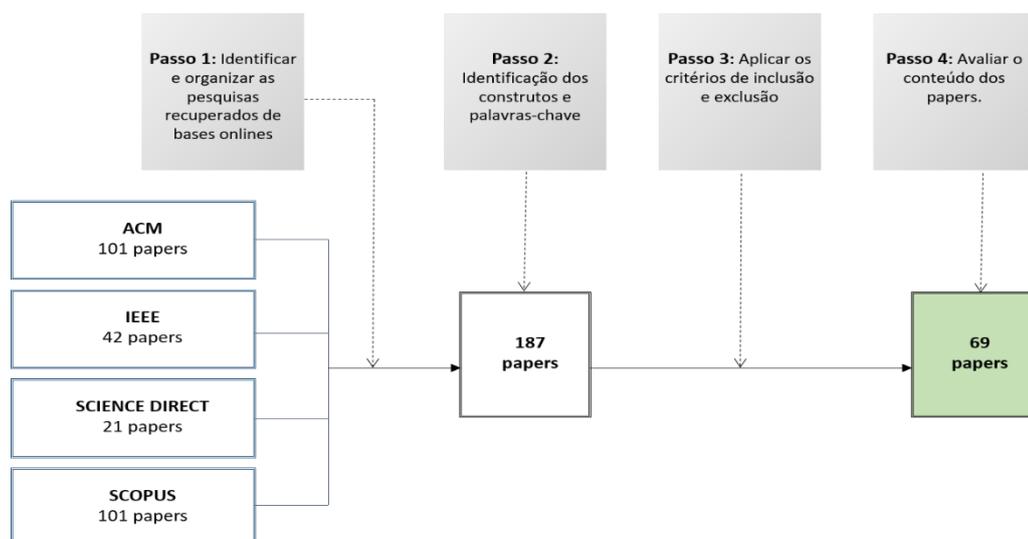
<b>Critérios de Inclusão</b>	
1.	Estudos primários
2.	Estudos que ajudam a definir e classificar MOOC
3.	Estudo que discute pesquisas específicas e aplicadas em MOOC, tais como sistemas de recomendação, personalização, adaptação, colaboração.
4.	Pesquisa que relata experiências relacionadas a aspectos de colaboração.
<b>Critérios de Exclusão</b>	
1.	Estudos secundários
2.	Estudos duplicados (somente uma cópia de cada estudo foi incluído)
3.	Estudos irrelevantes para a pesquisa considerando as questões de pesquisa
4.	Publicações que não estejam disponíveis (seja por mecanismos de busca ou através de contato com os autores)
5.	Estudos sem versão completa (short-paper)
6.	Estudos não publicados em periódicos, anais de conferência ou capítulos de livro

**Fonte:** A autora (2020)

#### 3.1.1.2 Execução

Após o planejamento foram realizadas as buscas, utilizando o protocolo de pesquisa definido na etapa anterior. Os resultados da pesquisa foram baixados e organizados com a ajuda da ferramenta *StArt*. Foram encontradas 187 publicações científicas. Para selecionar os artigos foram lidos o título, resumo e palavras-chave de todos os artigos. Das 187 publicações foram lidos na íntegra 69 artigos selecionados após a avaliação baseada nos critérios de inclusão identificados acima. A Figura 20 ilustra a seleção dos artigos.

**Figura 20 - Evolução seleção dos artigos**



Fonte: A autora (2020)

### 3.1.2 Ameaças à Validade

Utilizamos a categorização de ameaças apresentada por Wohlin *et al.* (2000), que inclui quatro tipos de ameaças à validade, a saber, ameaças de validade internas, de construção, externas e de conclusão.

A validade de construção está relacionada à generalização do resultado para o conceito ou teoria por trás da execução do estudo (PETERSEN *et al.*, 2015). Com o objetivo de minimizar ameaças dessa natureza (validade de construção), usamos muitos sinônimos para os principais construtos desta revisão: “MOOC”, “ambientes massivos”, “*massive open Online course*”, “*collaborative learning*”, “*collaboration*”, “*collaborative tool*” e “*collaborative media*”.

Ameaças de validade interna estão relacionadas a uma possível conclusão errada sobre relacionamentos causais entre tratamento e resultado (PETERSEN *et al.*, 2015), ou seja, define se o relacionamento observado entre o tratamento e o resultado é causal, e não é resultado da influência de outro fator – não controlado ou medido. Para minimizar este tipo de ameaça, foram realizadas com uma abordagem de revisão por pares e quaisquer conflitos foram discutidos e resolvidos. Usamos a revisão por pares para tentar mitigar as ameaças devido ao viés pessoal no entendimento do estudo.

A validade externa preocupa-se em estabelecer a generalização dos resultados do MSL, que está relacionado ao grau em que os estudos primários são representativos para o tópico de revisão. Pela escolha de nossos critérios de exclusão foram excluídos artigos de

literatura que não trazem informações que possam contribuir com as discussões sobre os temas estudados.

Para mitigar ameaças externas, nosso processo de pesquisa foi definido após várias pesquisas de avaliação e validada com o consenso de especialistas em ambientes de cursos massivos. Testamos se alguma representatividade foi recuperada em estudos. Além disso, incluímos pesquisa automática de banco de dados e pesquisa manual. A análise por pares também melhora a validade externa, melhorando de forma incremental a qualidade do conjunto de dados usado para tirar conclusões gerais.

Em relação à validade de conclusão, a metodologia usada de Petersen *et al.* (2015) já pressupõe que nem todos os estudos primários relevantes existentes possam ser identificados. Para mitigar essa ameaça, o processo de seleção e os critérios de inclusão e exclusão foram cuidadosamente planejados e discutidos pela autora e orientadora para minimizar o risco de exclusão de estudos relevantes. Além disso, na rodada final de seleção do estudo, a revisão por pares foi feita em paralelo e de forma independente e, em seguida, harmonizou os resultados da seleção para reduzir o viés pessoal na seleção do estudo causado por revisores individuais.

### **3.1.3 Análise dos resultados**

Esta seção descreve os resultados de nosso estudo. Discutimos as respostas de cada questão de pesquisa separadamente. Nosso processo de seleção resultou em 69 estudos que atendiam aos critérios de inclusão e exclusão. Neste momento foram realizadas as análises dos achados encontrados com o mapeamento e discussões foram necessárias para sugerir propostas de novas investigações no que se refere a MOOC e ambientes colaborativos.

#### **Q1. Qual a frequência de publicações que abordam a colaboração no processo de aprendizagem em MOOC?**

Os estudos selecionados foram publicados entre 2010 e 2017. Na Figura 21 apresentamos o número de estudos por ano de publicação. Podemos notar um número crescente de publicações no contexto deste mapeamento a partir de 2012 (12 publicações). No período de 2013 a 2015, houve uma queda em pesquisas relacionadas, talvez pelo fato do questionamento relativo a efetividade dos MOOC como proposta de aprendizagem (DRACHSLER e KALZ, 2016).

**Figura 21 - Frequência de publicações por ano**

Fonte: A autora (2020)

A partir de 2016 observa-se um aumento considerável nas pesquisas, tendo o seu ponto forte em 2017. De uma forma geral, após analisar a visão temporal dos estudos, podemos concluir que o número de estudos sobre MOOC e colaboração vêm se acentuando ao longo dos anos. Este resultado corrobora a afirmação de que muitos pesquisadores têm se preocupado em analisar a forma como os alunos interagem em um ambiente massivo (FERGUSON e CLOW, 2015).

Avaliando a frequência das publicações, percebe-se que 58% delas (40 artigos) se concentram nos últimos quatro anos, o que evidencia a importância e o potencial da área. Assim, é crescente a necessidade de compreender as estratégias de aprendizagem utilizadas em MOOC, tendo em vista as dificuldades e desafios já observados em pesquisas anteriores.

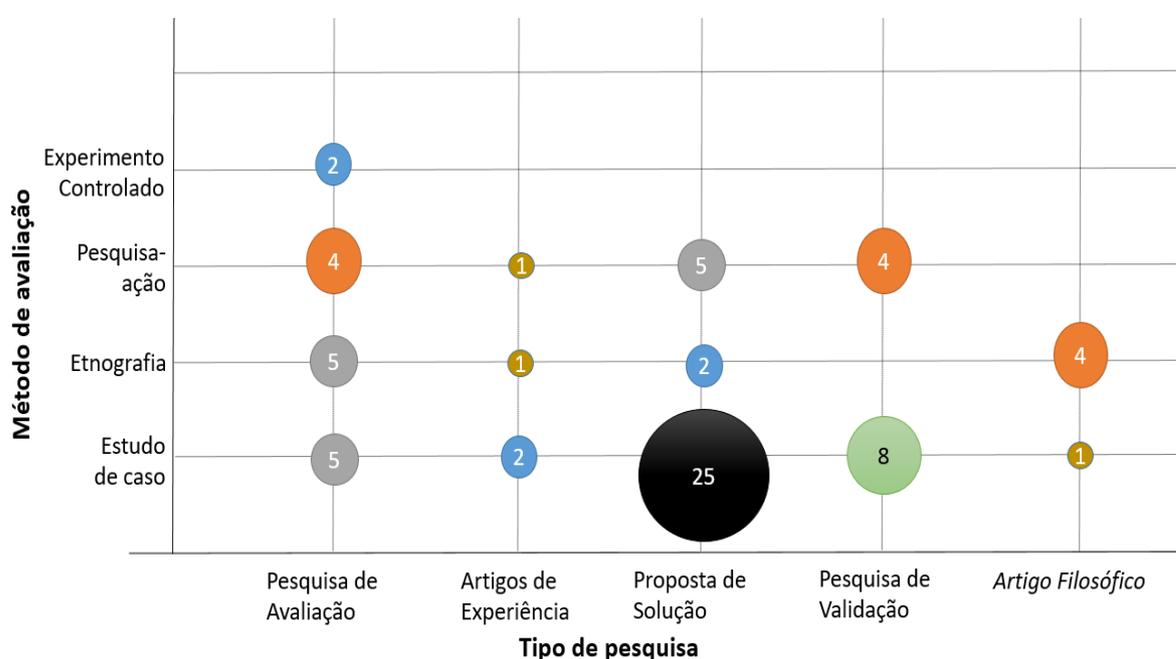
## **Q2. Que tipos de pesquisas são publicadas relacionadas a MOOC?**

Neste trabalho adotamos a classificação proposta por Wieringa *et al.* (2010), que considera os seguintes tipos de pesquisa:

- a) Proposta de Solução (*Solution Proposal*): diz respeito a estudos que discutem novas técnicas (ou revisões de técnicas). Assim, se propõe uma solução para o problema e podem ser apresentados estudos de caso e outras argumentações;
- b) Pesquisa de Avaliação (*Evaluation Research*): refere-se a estudos que avaliam técnicas que são implementadas na prática;
- c) Pesquisa de Validação (*Validation Research*): refere-se a estudos para validar novas técnicas, ainda não implantadas na prática;

- d) Artigo Filosófico (*Philosophical Paper*): trata de trabalhos que estruturam um campo de conhecimento de uma nova maneira (p.ex., uma nova taxonomia);
- e) Artigo de Experiência (*Experience Paper*): refere-se a trabalhos que discutem como alguém fez algo na prática (sem estar aplicando uma proposta de solução claramente colocada).
- f) Artigo de Opinião (*Opinion Paper*): envolve os artigos que apresentam a opinião de um pesquisador ou grupo de pesquisadores sobre um tópico de pesquisa específico. Os resultados do MSL podem ser sintetizados na Figura 22.

**Figura 22 - Contribuições dos estudos**



Fonte: A autora (2020)

O tipo de pesquisa mais adotado foi a Proposta de Solução com 46,4% (32 estudos), seguida da Pesquisa de Avaliação com 23,2% (16 estudos), Pesquisa de validação com 17,4% (12 estudos), artigos de experiência com 5,8% (4 estudos) e artigos filosóficos com 7,2% (5 estudos) cada. Estes dados evidenciam que os estudos têm focado em propostas para minimizar os baixos índices de colaboração, destacados em várias pesquisas como Ferguson e Clow (2015) e Khalil (2017).

Além disso, propomos nossa classificação do método de avaliação com base nas categorias (experimento controlado, estudo de caso, etnografia e pesquisa-ação), definidos por Easterbrook *et al.* (2008). Assim, a Figura 22 mostra ainda que a maioria dos artigos selecionados propõem a implementação de propostas e realizam sua validação a partir de um estudo de caso, um experimento, uma pesquisa-ação ou através de etnografia.

De uma forma geral, as pesquisas selecionadas sugerem propostas de solução para um problema específico, sendo avaliadas, em sua maioria, por meio de estudos de caso, seguidos de pesquisa-ação.

### **Q3. Como os MOOC são definidos e qual a sua classificação?**

Cursos Massivos Abertos Online (*MOOC*) têm tido um rápido crescimento e atraído a atenção de várias instituições, como uma alternativa para disponibilizar qualificação e aprendizagem, seja através de cursos isolados ou através de cursos superiores, para uma ampla quantidade de pessoas através da Internet.

Nesse sentido foi necessário definir MOOC para que haja uma maior compreensão do tema em questão. De acordo com o mapeamento proposto, MOOC pode ser definido como sendo um curso disponibilizado por meio da Internet, sem custo, oferecido para um número muito grande de pessoas, como comenta Chauan *et al.* (2015).

Para Gené *et al.* (2014), MOOC é um curso gratuito, baseado na web, com o registro aberto e currículo compartilhado publicamente. Por sua vez, Sérgis *et al.* (2013) sustenta que MOOC são uma continuação da tendência em inovação, experimentação e do uso da tecnologia iniciada pelo ensino a distância e online, para oferecer oportunidades de aprendizagem de forma massiva.

Também de acordo com Oliveira (2013) pode-se definir MOOC como um ambiente educacional disponibilizado por meio da Web (através de AVA e/ou ferramentas da Web 2.0 e/ou Redes Sociais) que tem como principal objetivo disponibilizar para um grande número de alunos a oportunidade de acesso a novos conhecimentos e objetos de aprendizagem.

Existem dúvidas quanto à diferença entre os cursos Online tradicionais e MOOC. Neste sentido, estes se diferem daqueles, principalmente, pela quantidade de alunos que podem participar dos cursos. A massividade é um dos principais diferenciais dos cursos MOOC. De acordo com Dasarathy *et al.* (2014), “massivo” define-se por ter mais registrantes do que assistentes e professores capazes de interagir e se comunicar. Coetzee *et al.* (2014), dizem que “massivo” se refere a um número ilimitado de participantes.

Além disso, de acordo com Lerís *et al.* (2016) os estudantes auto-organizam sua participação de acordo com as suas metas de aprendizagem, conhecimento prévio e as habilidades e interesses. Embora possa compartilhar algumas das convenções de um curso normal, como um cronograma pré-definido e temas semanais para apreciação, em um MOOC geralmente não há expectativas pré-definidas para a participação e geralmente não fornecem acreditação formal.

Segundo Sergis *et al.* (2017), nem todos os cursos oferecidos sob o nome MOOC são iniciados e guiados pelas mesmas concepções pedagógicas. Assim, se fez necessário classificar os tipos de MOOC para melhor entender a sua condução no processo de aprendizagem.

Existe um consenso na literatura no que se refere à classificação de xMOOC e cMOOC, conforme apresentamos abaixo:

- cMOOC (*Connectivism-based MOOC*): seguem ideias da teoria conectivista e cursos baseados em rede. Enfatizam a aprendizagem colaborativa e compartilham a noção de participação livre em um curso sem crédito, como comenta Zheng *et al.* (2016).

- xMOOC: são extensões de cursos online convencionais. Seguem uma abordagem Behaviorista, de acordo com Blanco *et al.* (2013). É essencialmente uma extensão dos modelos pedagógicos praticados dentro das próprias instituições. Em essência, são consideradas como instrução tradicional, centrada no professor, enriquecida em tecnologia. No entanto, eles não fornecem uma experiência de aprendizagem social ou de ser tratado pessoalmente. Têm seu foco no conteúdo e são centralizados em uma plataforma que utiliza ferramentas de classificação automatizada para apoiar milhares de alunos. As empresas e parceiros, que nela se enquadram, incluem *Coursera*, *SEE*, *MIT*, *Harvard*, *EdX*, *Udacity*, entre outras.

#### Q4. Quais os desafios encontrados na construção e condução de MOOC?

Esta questão teve como objetivo identificar as pesquisas necessárias na área. Estes desafios/problemas foram extraídos dos estudos e estão apresentados na Tabela 1.

**Tabela 1 - Desafios/Problemas detectados na pesquisa**

<b>Desafio/Problema</b>	<b>Pesquisas mais relevantes</b>	<b>Qtd.</b>	<b>%</b>
Artigos que não citam		11	16%
Heterogeneidade de alunos	Nelimarkka <i>et al.</i> (2015); Dasarathy <i>et al.</i> (2014); Pursel <i>et al.</i> (2016); Bansal (2013); Zheng <i>et al.</i> (2016).	25	36,2%
Captura de interação dos alunos	Léris <i>et al.</i> (2016); Khalil (2017); Conijn <i>et al.</i> (2018); Kahan <i>et al.</i> (2017); Kizilcec e Schneider (2013).	28	40,6%
Mapeamento do comportamento dos alunos	Léris <i>et al.</i> (2016); Kahan <i>et al.</i> (2017); Khalil (2017);	15	21,7%
Identificação dos perfis dos alunos	Chauhan <i>et al.</i> (2015); Conijn <i>et al.</i> (2016); Chan e	9	13%

	King (2017); He <i>et al.</i> (2018); Chen <i>et al.</i> (2015)		
Avaliação	Pursel <i>et al.</i> (2016); Sein- Echaluze <i>et al.</i> (2017);	8	11,6%
Ambientes personalizados	Chauhan <i>et al.</i> (2015); Dasarathy <i>et al.</i> (2014); Sunar <i>et al.</i> (2017); Jebali e Fahrat (2017); Ulmann <i>et al.</i> (2015).	34	49,3%
Evasão	Zheng <i>et al.</i> (2016); Ulmann <i>et al.</i> (2015); Duru <i>et al.</i> (2017)	14	20,3%
Conhecimento prévio	Assami <i>et al.</i> (2018); Cohen <i>et al.</i> (2017); Chen <i>et al.</i> (2015);	21	30,4%
Replicação do contexto	Oliveira (2013); Hou <i>et al.</i> (2018); Moreno-Marcos <i>et al.</i> (2018); Abber e Miri (2014); Sunar <i>et al.</i> (2017)	18	26,1%
Colaboração	Zankadi <i>et al.</i> (2018); Sein- Echaluze <i>et al.</i> (2017); Ramirez-Donoso <i>et al.</i> (2015); Hou <i>et al.</i> (2018); Chen <i>et al.</i> (2015).	58	84%
Design para docentes	Fassbinder <i>et al.</i> (2016); Li e Zhang (2018); Sancho (2016).	5	7,2%

**Fonte:** A autora (2020)

Esta questão identificou quais as dificuldades e desafios que devem ser considerados no momento de planejamento da construção de um MOOC, para compreender melhor as características que envolvem a condução de um curso massivo. Os resultados trazem indícios de como devemos apoiar os alunos, através da aplicação de ferramentas e estratégias que potencializem a colaboração e a aprendizagem no ambiente.

Observando a Tabela 1 podemos perceber que a construção e o uso de MOOC envolve vários desafios que foram destacados em diversos estudos. Muitos estudos consideram que o grande número de alunos (talvez na ordem de vários milhares) e suas características heterogêneas (36,2% dos artigos citam como desafio), torna o ambiente pouco propício ao acompanhamento por parte de tutores e/ou professores (DASARATHY *et al.*, 2014).

Além disso, Assami *et al.* (2018) complementa ao afirmar que essa diversidade de características se reflete em diferentes estilos de aprendizagem (13% dos artigos), necessitando que o ambiente utilize diferentes estratégias que incluem o desenvolvimento e integração de materiais ou ferramentas abertas, a concepção de infraestrutura de um sistema adaptável e suporte a atividades.

Khalil (2017) considera que a grande quantidade de alunos com conhecimentos prévios diferentes (30,4% dos artigos) gera uma dificuldade no planejamento das aulas, bem como dificulta o aspecto colaborativo dos alunos, o que provoca uma sensação de isolamento, desmotivando muitos alunos e trazendo, como consequência, o aumento da evasão. É importante destacar que consideramos conhecimento prévio as informações específicas de domínio que contém o estado de conhecimento do usuário. Assim, é possível a adaptação do conteúdo do curso para reduzir o nível de incerteza de um aluno em um domínio específico (BANSAL, 2013).

A evasão é outro aspecto destacado nos estudos. A evasão em cursos MOOC é um desafio preocupante, pois mesmo com o crescimento dos MOOC aceito como uma oportunidade única para transformar as práticas educacionais, permanecem muitas questões quanto à sua sustentabilidade, devido às altas taxas de desistência, como proposto por Zheng *et al.* (2016).

Embora considerar a conclusão do curso como o único indicador de sucesso nos MOOC não seja mais adequado pelas características deste tipo de plataforma, pois não pode ser analisado de forma isolada, muitos estudos consideram que a taxa de conclusão é um indicador de sucesso (DANIEL, 2012; BRESLOW *et al.*, 2013; PURSEL, 2016). Por isso, é razoável compreender os motivos de índices tão altos de evasão em cursos massivos para buscar viabilizar estratégias que minimizem estes indicadores.

A dificuldade do acompanhamento da interação dos alunos (40,6% dos artigos), pela diversidade de estilos de aprendizagem e conhecimentos diferenciados dentro de um mesmo ambiente, merece ser melhor analisado. Segundo L ris *et al.* (2016), a forma como ocorre esse acompanhamento   fundamental para identificar e planejar estrat gias que promovam maior intera o.

Identificar como o aluno interage no ambiente   uma importante oportunidade de caracteriz -lo em padr es (comportamentos) que podem ser  teis no processo de planejamento e desenvolvimento de um MOOC (21% dos artigos). A grande quantidade de dados gerados por estudantes que frequentam o curso   importante para compreender suas caracter sticas e necessidades no contexto da aprendizagem.

Diversas pesquisas como Ferguson e Clow (2015), Khalil e Ebner (2016), Khalil (2017) e Kahan, Soffer e Nachmias (2017) tem utilizado o conceito de *Learning Analytics* para analisar esses dados e, assim, identificar padr es de comportamento que podem auxiliar nas estrat gias de acompanhamento dos alunos.

A personalização do ambiente (que é considerado um desafio por 49,3% das pesquisas) é definido por Assami *et al.* (2018) como uma educação adaptada às necessidades do aluno, de acordo com seu ritmo, suas preferências de aprendizagem e seus interesses específicos, incluindo duas possibilidades: a configuração dos recursos e a personalização de recursos pedagógicos. Clark (2013) afirma que a personalização em ambientes massivos é mais complicada, dada a falta de informação sobre o perfil do aluno.

Esta personalização, sob o olhar de Assami *et al.* (2018), pode convergir para duas possibilidades: a) Adaptação do design e/ou conteúdo do MOOC, que adapte o ambiente através de ferramentas e materiais mais adequados às características dos alunos; b) Sistemas de Recomendações que levem em consideração as suas necessidades e características. Segundo Chauhan *et al.* (2015), essa personalização pode aumentar a motivação dos alunos em MOOC. Em consequência, um MOOC requer um modelo pedagógico flexível baseado em uma alta interação e automotivação, para desenvolver habilidades tais como: criatividade, pensamento crítico, colaboração e resolução de problemas.

Lerís *et al.* (2016) afirmam ainda que o modo de avaliação é outro desafio detectado, pois o que tem sido realizado nestes ambientes é a proposição de atividades objetivas durante a realização do curso, sem um acompanhamento mais interativo entre os envolvidos no processo de aprendizagem. Desta forma, buscar alternativas que promovam o debate é algo que deve ser explorado dentro de MOOC.

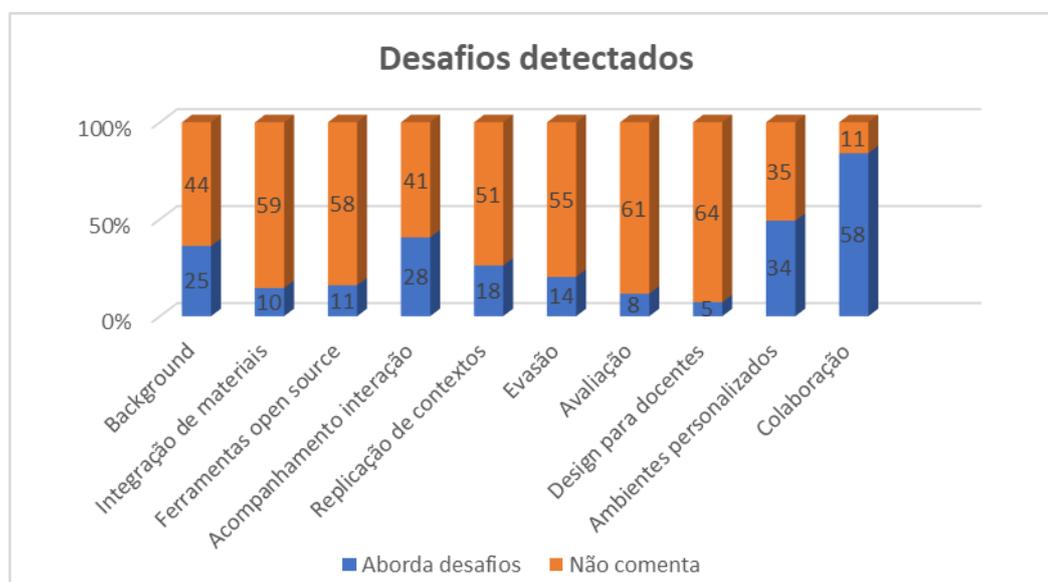
A replicação de contexto (26,1%) está relacionada com situações semelhantes que podem ser exploradas em uma determinada situação. De acordo com Lerís *et al.* (2016) uma interação social entre os alunos promove o entendimento uns dos outros através de apoio, ajuda e participação nas atividades de aprendizagem. Já Oliveira (2013) complementa afirmando que a construção de um contexto social pode motivar os alunos a compartilhar informações com seus colegas ou instrutores e aprender para trabalhar como um grupo. Além disso, através dos serviços de interação social, a motivação dos alunos para aprender, desde que guiada por uma estratégia colaborativa, é aumentada.

Por fim, tem-se a colaboração (58 artigos selecionados) como o maior desafio citado em pesquisas relacionadas a MOOC. Embora a colaboração tenha potencial para promover a aprendizagem, não é fácil consegui-la. Para conduzir com sucesso uma atividade de aprendizagem colaborativa são necessárias várias condições, como por exemplo: i) a existência de um objetivo comum (Nelmarkka e Vihavainen, 2015); ii) a interdependência positiva entre pares (Nelmarkka e Vihavainen, 2015); iii) os mecanismos de coordenação e

comunicação (Zheng *et al.*, 2016); iv) a responsabilidade individual (Chauan *et al.*, 2015), entre outros.

Desta forma, é evidente que, para proporcionar a colaboração no ambiente MOOC, é necessário integrar várias estratégias que propiciem ambientes mais interativos, considerando o contexto dos alunos com suas habilidades e necessidades. Para sintetizar os achados encontrados no MSL, a Figura 23 mostra a média de ocorrência dos desafios encontrados nos artigos.

**Figura 23 - Desafios detectados com a utilização dos MOOC**



Fonte: A autora (2020)

#### ***Q5. Que ferramentas colaborativas são utilizadas em cursos massivos?***

Para Staubitz (2018), um Sistema Colaborativo é o espaço de convivência em que as interações humanas vivenciam experiências e, assim, podem atrair e manter frequentadores. Para criar esses espaços são necessárias ferramentas ou ambientes que possibilitem essa troca de experiências.

Percebe-se que colaboração é uma característica notória e relevante para promover aprendizagem em MOOC e diversas pesquisas têm sido realizadas neste sentido. Dentre as ferramentas, algumas chamam atenção. Vários estudos mostram que mecanismos assíncronos são mais eficazes quando combinados com mecanismos síncronos, como salas de bate-papo em tempo real (chat) e mensagens privadas, como afirma Coetzee (2014). As pesquisas têm investigado o papel dos chats em contextos de trabalho, entretenimento e em contextos educacionais.

Outro tópico bastante discutido nas pesquisas é a utilização dos fóruns em ambientes MOOC. Segundo Nylén *et al.* (2015), as interações capturadas em fóruns de discussão fornecem uma visão valiosa sobre o processo de aprendizagem do aluno, pois podem mostrar como eles se relacionam com o conteúdo, sua compreensão e como estão interagindo com seus pares.

O objetivo dessas análises, de uma forma geral, é avaliar como acontecem as interações, quais os alunos considerados ativos e de que forma eles podem influenciar na aprendizagem dos demais colegas. Outra forma de análise sobre os fóruns é se a avaliação dos pares pode interferir na qualidade de um post e de que forma isso interfere na aprendizagem dos alunos. São utilizados de uma forma geral diversas metodologias de análise, mas a que predomina é observação e experimentação.

A web social é um tópico muito discutido e estudado. Ao possibilitar o desenvolvimento de aplicações mais interativas, interessantes e eficientes, a Web 2.0 tornou-se um fator decisivo para o surgimento de uma *World Wide Web* que interliga pessoas, organizações e conceitos em vez de documentos, páginas ou recursos: a chamada Web Social, de acordo com Núñez *et al.* (2014).

Desta forma, as pesquisas têm analisado que a utilização de ferramentas web sociais aumentam o nível de colaboração e engajamento entre os alunos de cursos online. Apesar dos resultados, pode-se perceber que as mídias são utilizadas de forma externa ao ambiente.

#### ***Q6. Como a colaboração está sendo implementada nos ambientes MOOC?***

Analisando as diversas ferramentas e ambientes colaborativos utilizados em plataformas MOOC, existem diversas formas de abordagens que visam garantir colaboração. Vários estudos têm sido realizados utilizando tutores inteligentes para garantir ambientes personalizados. Um sistema tutor de inteligência é aquele que faz a intermediação entre o aluno que busca um aprendizado e uma ferramenta facilitadora do aprendizado, como dito por Núñez *et al.* (2014).

Outra forma de proporcionar personalização é através de sistemas de recomendação. Na maioria das pesquisas o ambiente é personalizado através de mineração de dados. Os dados filtrados geralmente estão relacionados com perfis, necessidades e hábitos.

Sistemas de recomendação são uma subárea de aprendizagem de máquina (*machine learning*) e tem por objetivo sugerir itens a um usuário, com base em seu histórico de preferências, de acordo com Zheng *et al.* (2016). As pesquisas geralmente utilizam a filtragem

baseada em conteúdo, tentando direcionar os alunos baseados nos conteúdos de seu maior interesse.

A gamificação também tem sido levantada como uma possibilidade de colaboração em MOOC. Ao analisar a gamificação e MOOC tem de ser levado em conta a “gamificação social” que cria relações mais estreitas entre plataformas e utilizadores, com o objetivo de promover o comportamento viral entre eles para aumentar a popularidade da plataforma. As características deste tipo de gamificação estão intimamente ligadas às características das redes sociais, baseado em Allal-Chérif *et al.* (2016).

Outra forma de implementação bastante utilizada é a formação de grupos. Em um método de aprendizagem colaborativa, os critérios para a formação dos grupos influenciam os resultados. Os critérios incluem a quantidade de participantes nos grupos e o perfil dos participantes em cada grupo: grau de interesse do sujeito no assunto, conhecimento prévio, competência, nível de habilidade, maturidade, sexo, nacionalidade, dentre outras características dos participantes. Para Lérís *et al.* (2016), a partir do perfil dos participantes, pode-se escolher entre a estratégia de homogeneidade ou de heterogeneidade.

Outras perspectivas indicam a realização de estudos que conectem, *Learning Analytics* em MOOC, *Cloud Computing* e *Mobile Apps* para MOOC, considerando a diversidade do público-alvo, também requerem investigação pelos pesquisadores da área.

Um ramo de pesquisa que também tem chamado atenção, é sobre inteligência emocional que, segundo Gil *et al.* (2015), descreve a capacidade de reconhecer e avaliar os seus próprios sentimentos e os dos outros, assim como a capacidade de lidar com eles. A proposta é melhorar a experiência do usuário coletando dados das redes sociais e/ou rastreando acessos para avaliar engajamento como forma de integrar e compartilhar aplicativos que possam melhorar a experiência do usuário.

Técnicas de personalização são uma solução clássica recomendada por muitos especialistas para melhorar o aprendizado. As TIC ajudaram professores a enfrentar a quantidade e a diversidade de perfis de estudantes em uma sala de aula. Quando esses fatores são extremos, como em MOOC, essas técnicas podem ser a solução. Vários podem ser os critérios para a personalização de um ambiente.

Algumas pesquisas abordam personalização levando em consideração características demográficas, perfis, auto regulação, cooperação, necessidades, entre outros. Staubitz (2017) comenta que para possibilitar um ambiente personalizado, o conceito de percepção e contexto deve ser explorado. Contexto desempenha um papel importante em qualquer domínio que envolva requisitos como compreensão, raciocínio, resolução de problemas ou aprendizagem.

### 3.1.4 Síntese dos resultados do MSL

O mapeamento sistemático foi baseado em 69 pesquisas selecionadas por meio de um processo de vários estágios. O amplo escopo da pesquisa nos forneceu informações mais aprofundadas sobre o estado da arte sobre MOOC e colaboração. As descobertas mais importantes deste mapeamento e suas implicações para futuras pesquisas foram:

- a) **Definição e classificação de MOOC** – a partir dos estudos foi possível mapear as diversas definições e tipos de MOOC. De uma forma geral, pode-se dizer que MOOC se enquadram em uma das seguintes categorias: cMOOC (cursos que visam a formação de comunidades e trabalham sob a ótica conectivista) e xMOOC (cursos com formato mais tradicional onde o professor norteia o andamento das discussões e disponibiliza materiais que serão utilizados no curso).
- b) **Principais desafios destacados na literatura** – a partir da condução do mapeamento alguns desafios foram identificados no que se refere ao andamento dos cursos. Os desafios/dificuldades mais citados foram: colaboração (58 artigos), personalização do ambiente (34 artigos), interação no ambiente (28 artigos) e diversidade de conhecimentos (25 artigos). Estes achados evidenciam lacunas que podem ser utilizadas em pesquisas futuras.  
A partir destes resultados foi possível identificar que a colaboração é considerada uma das maiores dificuldades em ambientes massivos por suas características. Além disso, se observarmos os resultados, muitos desafios podem ser proposições para soluções de outros. Por exemplo, através do mapeamento da interação do aluno pode-se criar estratégias para realizar a personalização do ambiente de acordo com as suas características e necessidades.
- c) **Identificação de ferramentas colaborativas** – a partir dos resultados foi possível identificar as ferramentas mais utilizadas em MOOC que podem auxiliar no processo de aprendizagem. Entretanto, apenas disponibilizar ferramentas de colaboração no ambiente não é o suficiente para garantir que este processo ocorra. Assim, as pesquisas demonstram que são necessárias outras ações que estimulem a interação entre os alunos do curso.
- d) **Estratégias de implementação de ações colaborativas em ambientes de cursos massivos** – as pesquisas nos trouxeram resultados de experiências no que se refere a estratégias de buscar melhorias em ambientes de cursos massivos. Entre as estratégias utilizadas podemos citar a utilização de gamificação com o objetivo de

potencializar relações mais estreitas entre os alunos e, assim, cultivar a colaboração entre eles. A formação de grupos também tem sido discutida entre os pesquisadores como uma forma de gerar discussões entre os alunos. Alguns trabalhos como Blanco *et al.* (2013) propõem a formação de grupos de alunos a partir de perfis semelhantes, criando grupos homogêneos; já Coetzze *et al.* (2014) defendem a formação de grupos heterogêneos.

Para finalizar, a proposição de sistemas de recomendação também tem sido vista como uma possibilidade de melhoria em ambientes de cursos massivos. Chauhan *et al.* (2015), Zuquello (2015) e Assami *et al.* (2018) propuseram um sistema de recomendação de conteúdo a partir de características de interação do aluno no ambiente. Assim, são consideradas informações demográficas, conhecimento, competência, experiências e preferências em termos de estilo de aprendizagem, apresentação de idioma e conteúdo. Além disso, o trabalho de Lérís *et al.* (2017) utiliza os dados de interação para recomendar cursos a partir dos interesses dos alunos. Adicionalmente, Bansal (2013) utiliza o perfil do aluno para recomendar tarefas no final de cada sessão do curso. É importante destacar que todas as pesquisas visam reduzir os altos índices de evasão que são detectados nos cursos.

### **3.1.5 Considerações sobre o Mapeamento Sistemático**

De uma forma geral, o mapeamento norteou as próximas ações da atual pesquisa, tendo em vista que, a partir de seus resultados, foi possível delinear a proposta da tese. Dentre as lacunas encontradas, resolvemos dispender esforços buscando encontrar estratégias para potencializar o aspecto colaborativo no ambiente, visando fomentar a aprendizagem colaborativa nos cursos.

Para isso, buscou-se focar na personalização do ambiente através do uso de sistemas de recomendação, por considerar que a adaptação do ambiente a partir das características, perfis e comportamento dos alunos pode favorecer os diferentes tipos de aprendizes em ambientes massivos. Apesar de várias pesquisas estarem direcionadas à adaptação e recomendação, a atual pesquisa tem como diferencial a estratégia de realizar a recomendação de alunos a outros considerando suas características e critérios que incentivem a colaboração nestes ambientes.

Além disso, temos *dashboards* personalizados aos diferentes perfis de usuário contendo informações personalizadas. Ao perfil do aluno encontramos gráficos relacionados a

sua evolução ao longo dos cursos, bem como dados relacionados ao seu comportamento dentro do ambiente.

Ao perfil do professor encontramos dados descritivos e gráficos voltados à análise da evolução dos alunos de forma individual ou coletiva, além de ser possível ao docente identificar, através dos dados disponibilizados, necessidade de adaptações baseado no desempenho dos alunos. E, finalmente, ao perfil de gestão ficam disponíveis informações que podem ser utilizadas para uma melhor análise e, assim, decisões que visem a melhoria dos cursos massivos.

Assim, pretende-se analisar se a disponibilização de ambientes colaborativos, a partir do Framework MOOColab (que utiliza conceitos de *Learning Analytics* para mapear o comportamento dos alunos no ambiente e também conceitos de sistemas de recomendação) vai gerar impacto na aprendizagem. Assim, para realizar de forma efetiva a recomendação de pares em MOOC, foi necessário identificar os critérios que devemos considerar no momento da recomendação. Por isso, em um momento seguinte, foi realizada uma Revisão Sistemática da Literatura para encontrar evidências e alternativas para os próximos passos na condução da pesquisa.

## 3.2 REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA (RSL)

Motivados pelas lacunas encontradas no mapeamento sistemático e pelos encaminhamentos realizados a partir desses resultados, observou-se a necessidade de um aprofundamento maior sobre os aspectos de recomendação em MOOC. Foi realizada então uma RSL para investigar como o processo de recomendação é efetuado em MOOC, bem como os critérios que devem ser levados em conta no processo de recomendação.

### 3.2.1 Metodologia da Pesquisa

De acordo com Kitchenham e Charters (2007), uma RSL é uma técnica de pesquisa que identifica, avalia e interpreta todas as pesquisas relevantes disponíveis para uma determinada questão de pesquisa, seguindo as fases de um protocolo bem definido.

A diferença entre um Mapeamento e uma Revisão Sistemática se dá pelo fato de que o Mapeamento Sistemático tem questões de pesquisa de caráter mais geral e visa identificar lacunas que necessitam ser melhor exploradas em uma Revisão Sistemática. RSLs tentam agregar os estudos primários em termos de seus resultados e investigar se esses resultados são

consistentes ou contraditórios. A metodologia para conduzir uma RSL também foi baseada no template proposto por Kitchenham e Charters (2007), como visto na Figura 19, na seção 3.1.1.

### 3.2.1.1 Questões de Pesquisa

O objetivo desta RSL foi identificar que critérios podem contribuir para o desenvolvimento de um MOOC que utilize estratégias que promovam um maior engajamento dos alunos. Para isso ser possível foi necessário definir as questões primárias de pesquisa que nortearam a realização do trabalho. As questões foram definidas no Quadro 7 a seguir.

**Quadro 7 - Questões de pesquisas**

<b>Questão de Pesquisa</b>	<b>Motivação</b>
<i>Q1. Qual a frequência de publicações que abordam a colaboração no processo de aprendizagem em MOOC?</i>	A intenção é descobrir a constância de publicações que discutem sobre a colaboração em ambientes massivos para verificar a relevância do tema sobre o ponto de vista de discussões que estão sendo realizadas sobre o tema. Esta pergunta foi necessária devido aos diferentes períodos de realização do MSL e RSL.
<i>Q2. Quais as plataformas mais utilizadas nas pesquisas?</i>	Pretende-se compreender quais as plataformas mais utilizadas para identificar características comuns e potenciais diferenças entre elas.
<i>Q3. Como são coletadas informações sobre os alunos em MOOC?</i>	A questão busca identificar como as pesquisas estão realizando a coleta de informações sobre os alunos em MOOC.
<i>Q4. Como projetar ambientes de cursos massivos adaptados às características dos alunos?</i>	A questão proposta tem como finalidade compreender como os pesquisadores determinam estratégias de implementação de design do ambiente.
<i>Q5. Que fatores influenciam no processo de colaboração em ambientes de cursos massivos?</i>	O objetivo desta pergunta é identificar e analisar os principais fatores que são levados em consideração para promover a colaboração em MOOC.

**Fonte:** A autora (2020)

### 3.2.1.2 Seleção das fontes de pesquisa

Uma pesquisa automática foi realizada nas bases de dados eletrônicas e validada por especialistas. Selecionamos essas bibliotecas, presentes no Quadro 8 porque incluem periódicos e conferências relacionadas à Ciência da Computação.

**Quadro 8 - Fontes de busca automáticas**

Fontes de busca	Web site
ACM	<a href="http://dl.acm.org">http://dl.acm.org</a>
IEEE Xplore	<a href="http://ieeexplore.ieee.org">http://ieeexplore.ieee.org</a>
Science Direct	<a href="http://www.sciencedirect.com">http://www.sciencedirect.com</a>
SCOPUS	<a href="http://www.scopus.com">http://www.scopus.com</a>

Fonte: A autora (2020)

O período de pesquisa aconteceu a partir de 2012 até 2019. A busca foi realizada considerando o título, palavras-chave e resumo baseados nos termos presentes no Quadro 9.

**Quadro 9 - Palavras relacionadas**

Termos	Palavras relacionadas
MOOC	massividade OR ambientes massivos OR Cursos Abertos Online Massivos OR massivity OR massive environments OR Massive Open Online Courses
Colaboração	aprendizagem social OR aprendizagem colaborativa OR CSCL OR aprendizagem em grupo OR aprendizagem em pares OR social learning OR collaborative learning OR group learning OR peer learning
Métodos	abordagens OR técnicas OR ferramentas OR approaches OR techniques OR tools

Fonte: A autora (2020)

Assim, tivemos a seguinte *string* de busca, conforme visto no Quadro 10.

**Quadro 10 - String de busca RSL**

(MOOC OR massivity OR massive environments OR massive open on-line courses) AND (collaboration OR collaborative learning OR CSCL OR social learning OR group learning OR pair learning) AND (Methods OR approaches OR techniques OR tools)
--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------

Fonte: A autora (2020)

### 3.2.1.3 Critério de inclusão e exclusão

Os critérios resumidos de inclusão e exclusão são os mesmos apresentados na condução do MSL vistos no Quadro 6 na seção 3.1.1. Estávamos interessados somente em estudos primários, publicados a partir de 2012, que apresentassem alguma contribuição sobre as definições, tipos e requisitos de MOOC, bem como sobre a relação existente entre estes

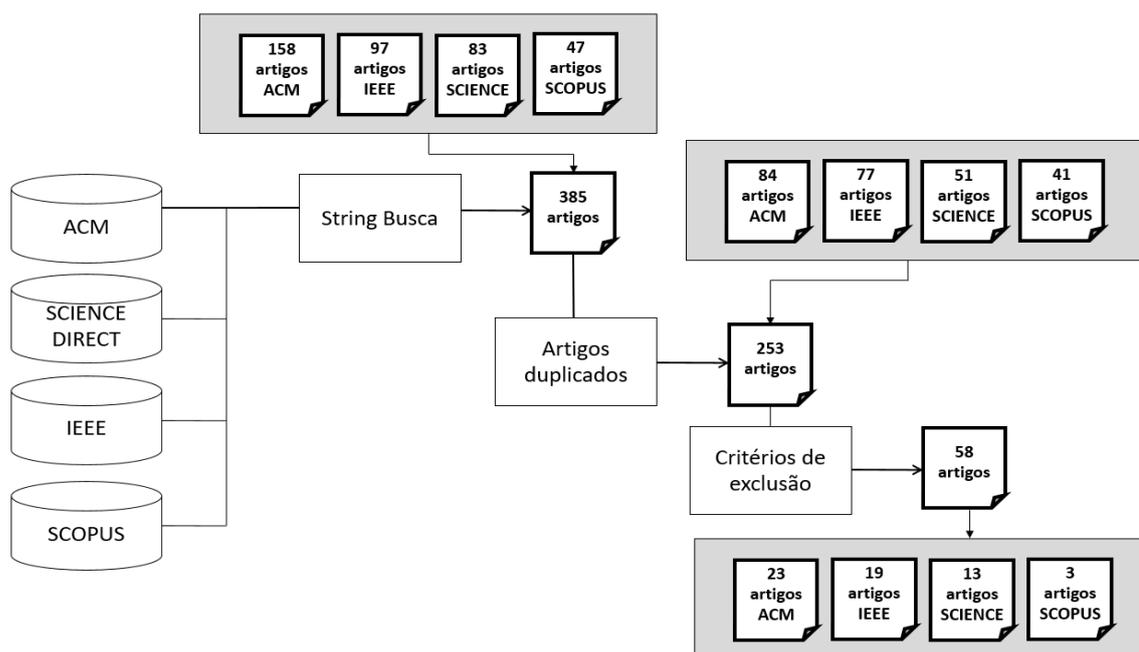
ambientes e a aprendizagem colaborativa. Nosso protocolo foi validado por profissionais das áreas de educação e TI.

A classificação dos estudos também foi realizada tendo como base Wieringa *et al.* (2010): Pesquisas de validação, Pesquisas de avaliação, Proposta de solução e Documentos de experiência como já comentado na seção 3.1.1 desta tese.

A partir das etapas da Revisão Sistemática foi possível encontrar evidências que foram úteis no processo de construção de um ambiente MOOC mais colaborativo, tornando uma aprendizagem construída a partir do envolvimento e da participação ativa dos alunos. Foram encontradas 385 publicações científicas que foram selecionadas e cujo título, resumo e palavras-chave foram lidos. Destas publicações foram selecionados 58 artigos (após analisados os critérios de inclusão e exclusão) que foram lidos na íntegra.

A Figura 24 sintetiza os passos de seleção dos artigos realizados no processo de revisão.

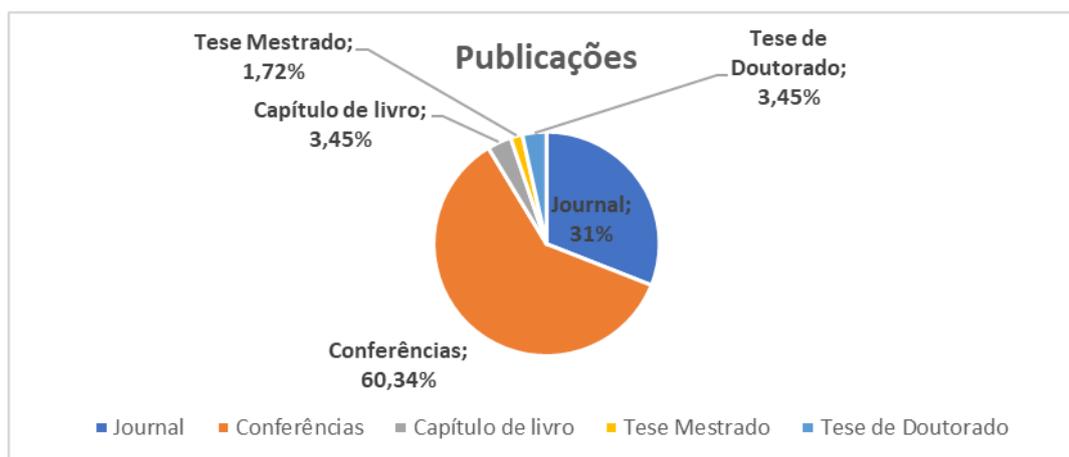
**Figura 24 - Seleção dos artigos**



**Fonte:** A autora (2020)

É importante destacar que as etapas da RSL foram realizadas no período de janeiro a agosto de 2019, totalizando 7 meses de pesquisa. Ao analisar os artigos selecionados observa-se que 18 foram publicados em *Journals*, 2 são oriundos de teses de doutorado, 1 de dissertação de mestrado; 2 são capítulos de livros e 35 foram publicados em conferências, conforme pode ser visualizado na Figura 25.

Figura 25 - Tipos de Publicações



Fonte: A autora (2020)

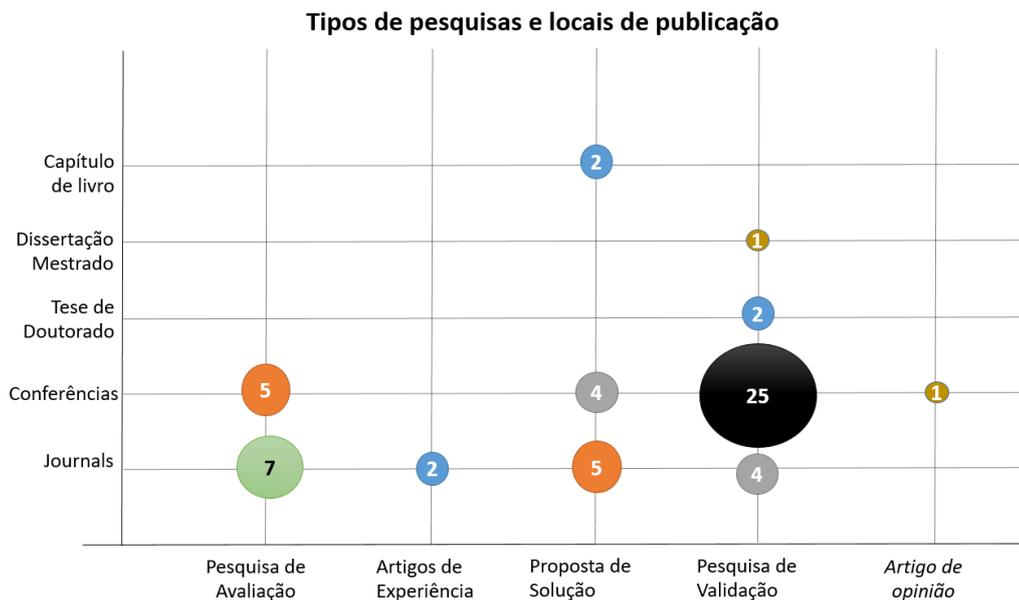
#### 3.2.1.4 Avaliação da qualidade

A avaliação da qualidade é crítica em uma RSL para investigar se as diferenças de qualidade fornecem uma explicação para as diferenças nos resultados do estudo. Seguindo as diretrizes de Kitchenham e Charters (2007), consideramos que qualidade se refere à medida em que o estudo minimiza o viés e maximiza a validade externa.

A avaliação da qualidade de todos os estudos selecionados em ambas as partes de nossa RSL foi realizada analisando um conjunto de 19 critérios de qualidade (Quadro 11). Como as pesquisas selecionadas eram de tipos diferentes, para avaliar a sua qualidade, os 58 estudos foram classificados em cinco categorias diferentes, conforme sugerido por Wieringa *et al.* (2010): pesquisas de avaliação, pesquisas de validação, proposta de solução, documentos de experiência e documentos de opinião. A Figura 26 mostra o resultado da classificação.

A Figura 26 mostra que a maioria dos artigos selecionados propõem a implementação de propostas e realizam a validação a partir de um estudo de caso, um experimento ou através de argumentações. Assim, a RSL mostra que a maioria das pesquisas estão voltadas para propor soluções a aspectos relacionados à construção de uma aprendizagem mais autônoma e tentar validá-las.

Figura 26 - Contribuições dos estudos



Fonte: A autora (2020)

Após essa classificação nos cinco tipos de pesquisas definidos por Wieringa (2010) utilizamos um conjunto de perguntas de avaliação de qualidade para cada categoria, como sugerido por Kitchenham e Charters (2007), Tiwari e Gupta (2015). Assim, os índices de qualidade dos artigos selecionados foram avaliados de acordo com o instrumento de avaliação visto no Quadro 11.

Quadro 11 - Avaliação dos estudos

Questões	Avaliação	Validação	Proposta de Solução	Experiência	Opinião
1. Existe uma declaração clara dos objetivos da pesquisa? (DERMEVAL <i>et al.</i> , 2015)	X	X	X	X	
2. A técnica proposta está claramente descrita? (DERMEVAL <i>et al.</i> , 2015)			X		
3. Existe uma descrição adequada do contexto (comercial, laboratório, ferramentas usadas) em que a pesquisa foi realizada? (DERMEVAL <i>et al.</i> , 2015)	X	X			
4. Os tratamentos foram alocados aleatoriamente? (KITCHENHAM; CHARTERS, 2007)	X	X			
5. A amostra é representativa da população para a qual serão generalizados os resultados?	X	X			

(KITCHENHAM; CHARTERS, 2007)					
6. Havia algum grupo de controle presente com o qual os tratamentos podem comparados, se aplicável? (TIWARI; GUPTA, 2015)	X	X			
7. Se houver um grupo de controle, os participantes são semelhantes ao tratamento dos participantes do grupo em termos de variáveis que podem afetar os resultados do estudo? (KITCHENHAM; CHARTERS, 2007)	X	X	X		
8. A análise dos dados foi suficientemente rigorosa? (TIWARI; GUPTA, 2015)	X	X	X		
9. Existe discussão sobre os resultados do estudo? (DERMEVAL <i>et al.</i> , 2015)	X	X	X	X	
10. As limitações deste estudo são explicitamente discutidas? (DERMEVAL <i>et al.</i> , 2015)	X	X	X		
11. As lições aprendidas são interessantes? (TIWARI; GUPTA, 2015)	X	X	X		
12. O artigo é relevante para os profissionais? (TIWARI; GUPTA, 2015)	X	X	X		
13. Existe discussão suficiente sobre trabalhos relacionados? (TIWARI; GUPTA, 2015). (As técnicas concorrentes são discutidas e comparadas com a técnica atual?)	X	X	X	X	
14. Os participantes ou unidades de observação do estudo estão adequadamente descritos, por exemplo, estudante, profissional, consultor? (KITCHENHAM; CHARTERS, 2007)	X	X	X	X	
15. Há evidência de preocupação com questões éticas? (KITCHENHAM; CHARTERS, 2007)		X			
16. O estudo aumenta significativamente o conhecimento sobre ambientes massivos e colaboração? (TIWARI; GUPTA, 2015)	X	X	X	X	
17. A posição declarada é sólida? (WIERINGA <i>et al.</i> , 2010)				X	
18. Quão bem foi explorada a diversidade de perspectiva e contexto? (KITCHENHAM; CHARTERS, 2007)					X
19. As suposições/perspectivas teóricas/valores que moldaram a forma e as opiniões descritas foram claras? (KITCHENHAM; CHARTERS, 2007)					X

Fonte: Adaptado de Vilela (2018)

### 3.2.2 Ameaças à validade

Esta seção descreve que as preocupações relacionadas às ameaças à validade foram classificadas usando as categorias Construto, Interno, Externo e Conclusão propostas em Petersen *et al.* (2015).

**Validade de construção:** tentamos criar uma *string* de busca o mais abrangente possível. Os principais conceitos desta revisão são MOOC e Colaboração. Para o primeiro conceito usamos seus sinônimos “massividade” e “ambientes massivos”. Usamos termos relacionados aos MOOC para apresentar os resultados da pesquisa, como técnicas, modelagem, abordagem e ferramentas. Para o segundo conceito, utilizamos o termo Colaboração e seus sinônimos Aprendizagem Colaborativa, Aprendizagem Social, Aprendizagem em Grupo, Aprendizagem em pares.

**Validade Interna:** Como uma ameaça à validade interna, algumas decisões subjetivas podem ter ocorrido durante a seleção do artigo, a análise da qualidade e a extração de dados, dificultando o uso objetivo dos critérios de inclusão/exclusão ou a extração imparcial de dados. Para minimizar erros de seleção, as etapas desta RSL foram realizadas com a abordagem de revisão por pares e quaisquer conflitos foram discutidos e resolvidos pela autora e orientadora desta tese. Dessa forma, tentamos mitigar as ameaças devido ao viés pessoal na compreensão do estudo.

**Validade Externa:** A validade externa preocupa-se em estabelecer a generalização dos resultados da RSL que está relacionada ao grau em que os estudos primários são representativos para o tópico de revisão. Para mitigar ameaças externas, a pesquisa foi definida após várias pesquisas e validada com o consenso da orientadora desta tese. Testamos a cobertura e a representatividade dos estudos recuperados, incluindo pesquisa automática de banco de dados e varredura de referências. A análise por pares também melhora a validade externa, melhorando gradualmente a qualidade do conjunto de dados usados para tirar conclusões gerais.

**Validade da conclusão:** A metodologia usada apresentada em Kitchenham e Charters (2015) considera que nem todos os estudos primários relevantes que existem podem ser identificados. É possível que alguns estudos excluídos nesta revisão possam ter sido incluídos. Para mitigar esta ameaça, o processo de seleção e os critérios de inclusão e exclusão foram cuidadosamente planejados para minimizar o risco de exclusão de estudos relevantes. Além disso, na rodada final de seleção do estudo, os revisores conduziram o processo de seleção em

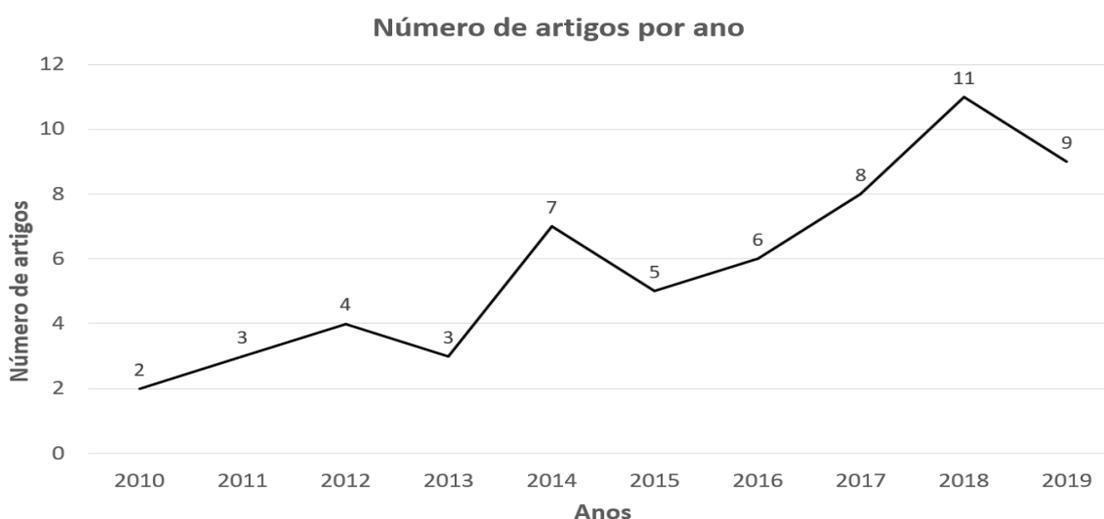
paralelo e de forma independente e, em seguida, harmonizaram seus resultados para mitigar o viés pessoal na seleção do estudo causado por revisores individuais.

### 3.2.3 Análise dos Resultados

#### Q1. Qual a frequência de publicações que abordam a colaboração no processo de aprendizagem em MOOC?

É importante destacar a evolução das discussões no decorrer dos anos. Assim, com a análise percebe-se que as pesquisas voltadas para o aprimoramento de ambientes MOOC mais preocupados com a interação e a motivação dos alunos se faz notória nos anos de 2018. A Figura 27 mostra a quantidade de publicações por ano.

**Figura 27 - Quantidade de publicações por ano**



**Fonte:** A autora (2020)

Avaliando a frequência das publicações, percebe-se que 79% das publicações se concentram nos últimos cinco anos, o que evidencia a crescente importância e potencial da área. Assim, é crescente a necessidade de aprimorar a aprendizagem colaborativa no ambiente MOOC, tendo em vista as dificuldades e desafios já observados em pesquisas anteriores.

Buscando compreender mais as pesquisas selecionadas também avaliamos quais as conferências e periódicos onde os artigos foram mais publicados. A Tabela 2 mostra as conferências que mais tiveram artigos selecionados na RSL.

**Tabela 2 - Conferências com mais publicações**

<b>Conferência</b>	<b>Nº artigos</b>
<i>International Conference on Analytical Learning and Knowledge (LAK)</i>	11
<i>International Conference on MOOC, Innovation and Technology in Education (MITE)</i>	7
<i>IEEE Global Engineering Education Conference (EDUCON)</i>	6
<i>International Conference on Systems of Collaboration (SYSCO)</i>	4
<i>International Conference on World Wide Web Companion (WWW)</i>	3

**Fonte:** A autora (2020)

Além das conferências, foram analisadas também os principais periódicos onde os artigos selecionados foram publicados, conforme visto na Tabela 3.

**Tabela 3 – Periódicos com mais publicações**

<b>Periódicos</b>	<b>Nº artigos</b>
<i>IEEE Transactions on Learning Technologies</i>	6
<i>Computers and Education</i>	5
<i>Data Mining and Knowledge Discovery</i>	4
<i>Informatics and Education</i>	2
<i>ACM Transactions on Computer-Human Interaction</i>	1

**Fonte:** A autora (2020)

Realizando uma análise mais pormenorizada foi possível identificar os autores que tiveram mais artigos selecionados na Revisão Sistemática, como pode ser visualizado na Tabela 4.

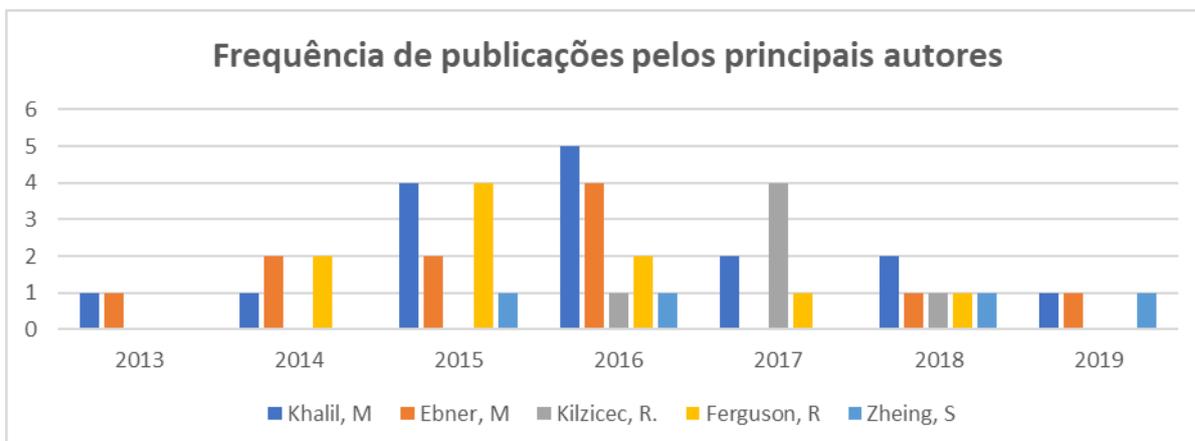
**Tabela 4 - Autores com mais publicações**

<b>Autores</b>	<b>Nº artigos</b>
<i>Khalil, Mohammad</i>	15
<i>Ebner, M.</i>	11
<i>Ferguson, R.</i>	10
<i>Kilzicec, R.</i>	6
<i>Zheng, S.</i>	4

**Fonte:** A autora (2020)

A Figura 28 mostra a quantidade de artigos publicados por ano para buscar compreender a evolução das discussões no decorrer dos anos.

**Figura 28 - Frequência de publicações por autor**

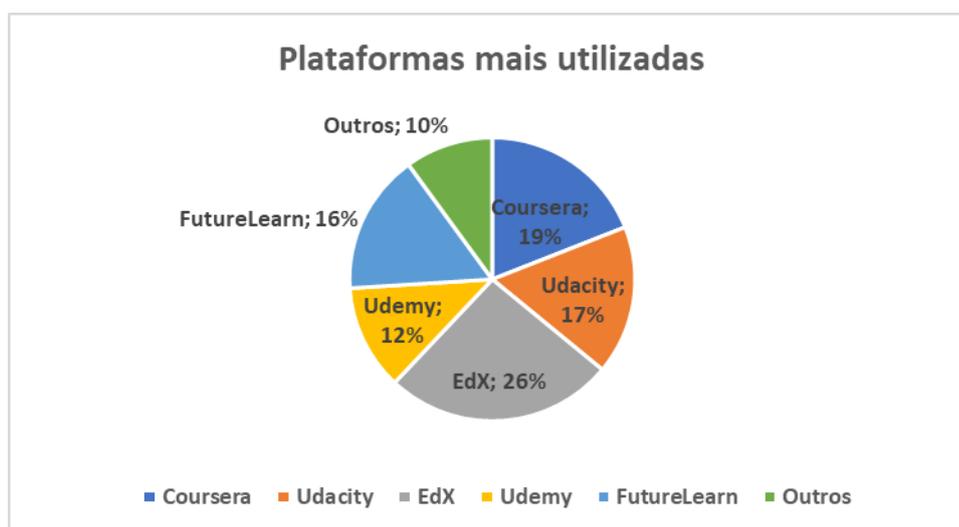


Fonte: A autora (2020)

## Q2. Quais as plataformas mais utilizadas nas pesquisas?

Analisando as pesquisas selecionadas identificamos 4 plataformas que são muito utilizadas: *Coursera*, *EdX*, *Udemy*, *Udacity* e *FutureLearn* (Figura 29). Alguns trabalhos realizaram a pesquisa em plataformas próprias ou que foram desenvolvidas para um fim específico e apresentaram alguma avaliação dos MOOC em questão.

**Figura 29 - Plataformas mais utilizadas**



Fonte: A autora (2020)

Observou-se que estas plataformas, de uma forma geral, possuem uma estrutura parecida. As aulas geralmente são guiadas por vídeos, seguidos de atividades (que não são

obrigatórias em todas as plataformas), além de materiais complementares e emissão de certificados (em alguns cursos é necessário pagar um valor para a sua emissão).

Buscando compreender os achados, pode-se justificar a maior utilização das plataformas EdX (26%) pelo fato de que ela tem parceria com as universidades americanas *Harvard* e *MIT*, que são altamente renomadas. Assim, a possibilidade de um certificado emitido por essas universidades é muito valorizada. Além disso, os cursos são gratuitos, sendo necessário pagamento apenas para emissão do certificado.

A plataforma *Coursera* (19%) vem logo a seguir e tem parcerias com universidades renomadas como *Stanford* e *Michigan*, tendo como diferencial a oferta de cursos de mestrado. Assim como na plataforma *EdX*, os cursos são gratuitos e é necessário o pagamento para a emissão do certificado.

A *Udacity* (17%) tem como diferencial estar voltada para a qualificação profissional. Entretanto, é necessário realizar o pagamento durante a inscrição do curso. Já a plataforma *Udemy* (12%) também tem como foco o suporte profissional dos seus alunos. Também é necessário o pagamento para realizar o curso, mas, comparado a *Udacity*, a um preço mais acessível.

Além destas plataformas já tão conhecidas por todo o ambiente acadêmico e profissional, também foram encontradas pesquisas que utilizaram plataformas como *Tim Tec*, *Veduca* ou, ainda, plataformas específicas de uma instituição, com o objetivo de validar um estudo de caso ou experimento realizados durante a pesquisa.

### Q3. Como são coletadas informações sobre os alunos em MOOC?

Investigamos de que forma informações sobre os alunos são coletadas nas diversas pesquisas selecionadas. A Tabela 5 mostra as principais formas de coleta de informações dos alunos.

**Tabela 5 - Fonte de informações em MOOC**

Coleta de informações	Nº artigos
API ( <i>Application Programming Interface</i> )	5
Entrevistas	7
<i>Learning Analytics</i>	38
Survey	25
Testes e Atividades	6

Fonte: A autora (2020)

APIs foram utilizadas em 8% das pesquisas. No trabalho de Zheng *et al.* (2016) foi empregado a API do Facebook para coletar dados das conversas dos alunos em um grupo criado na plataforma a partir de atividades propostas em um curso MOOC. O objetivo foi identificar informações dos alunos a partir de redes sociais e utilizá-los para melhorar a retenção dos alunos no curso. A proposta da pesquisa não foi substituir a utilização dos fóruns no MOOC, mas buscar melhorar o processo de colaboração a partir de fóruns no Facebook. Os resultados demonstraram que os alunos ficaram mais envolvidos no processo de aprendizagem.

Testes e atividades fizeram parte de 10% das pesquisas. Segundo Patil *et al.* (2016) realizaram o mapeamento das atividades e testes realizados pelos alunos como forma de identificar se afetava a colaboração entre os alunos no ambiente. Já Sancho (2016) coletou estas informações para identificar a possibilidade de evasão e buscar alternativas para minimizar os riscos de desistências.

As Entrevistas representaram 12% da forma de obtenção de informações dos alunos nos artigos selecionados. O trabalho de Chan e King (2017) usou esta estratégia para coletar informações intrínsecas que motivaram os alunos a realizar um curso massivo e a percepção que eles tiveram do aspecto colaborativo do ambiente. Já Kizilcec *et al.* (2013) utilizaram esta estratégia de coleta para identificar a percepção dos docentes no processo de aprendizagem colaborativo a partir do ambiente.

*Surveys* foram utilizados em Staubitz e Meinel (2018) através de um experimento realizado em diversos cursos MOOC, visando compreender as diferentes formas de abordagens colaborativas utilizadas nos cursos. Hassani e Ghanouchi (2016) buscaram compreender, na perspectiva dos docentes e gestores de MOOC, como o contexto é utilizado no processo de aprendizagem colaborativa no ambiente. Já He *et al.* (2018) e Sergis *et al.* (2017) usaram o *Survey* para identificar a percepção dos alunos do processo de colaboração no ambiente massivo, bem como identificar estratégias para melhorar o processo de aprendizagem.

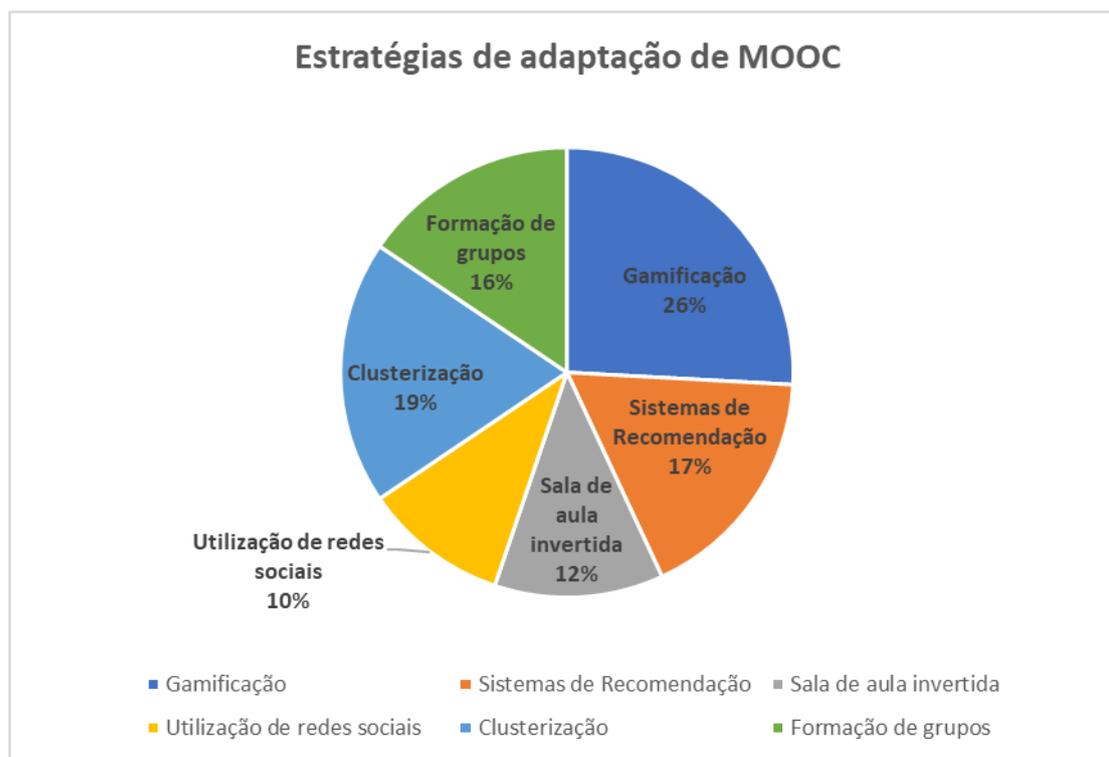
Cerca de 65% dos artigos abordam como estratégia de coleta de informações *Learning Analytics*. A maioria das abordagens utilizadas como Zheng *et al.* (2016) Khalil e Ebner (2017), Li e Zhang (2018), Klemke, Eradze e Antonaci (2018) estão relacionadas ao mapeamento das interações dos alunos no ambiente para identificar padrões de seu comportamento e, assim, planejar estratégias de design e melhorias do curso para melhorar o processo de aprendizagem de uma forma geral, além de evitar a evasão nos cursos.

É importante destacar que a maioria dos artigos utilizam mais de uma forma de coleta de informações para avaliar os resultados propostos em cada pesquisa. Logo, de uma forma geral, coletar informações através de diversas fontes de informações possibilita minimizar os equívocos que podem ser cometidos em uma pesquisa, além de enriquecer os resultados encontrados.

#### Q4. Como projetar ambientes massivos adaptados às características dos alunos?

Esta questão tem como objetivo compreender como os pesquisadores determinam estratégias de implementação de design do ambiente. Diversas alternativas foram encontradas, conforme mostra a Figura 30.

Figura 30 - Estratégias de adaptação de MOOC



Fonte: A autora (2020)

Várias foram as estratégias para projetar MOOC adaptáveis às características dos alunos. Trabalhos como Zankadi *et al.* (2018) e Zheng *et al.* (2016) utilizam as Redes Sociais (10% dos artigos) para buscar melhorias no processo de aprendizagem colaborativa, promovendo discussões em plataformas como *Facebook*, *Instagram*, *Linkedin*, entre outros. Os resultados demonstram que houve uma melhora nas discussões das atividades dentro do ambiente o que possibilitou uma extensão de participação em grupos do Facebook.

O trabalho de Fassbinder (2016) propõe a metodologia de sala de aula invertida (26% dos artigos) como forma de melhorar a interação e evitar possíveis desistências. Nestes casos a proposta do curso é complementar a sala de aula presencial utilizando o conceito de *Blended Learning* (Aprendizagem Híbrida).

A formação de grupos também é uma outra forma de adaptação (16% das pesquisas). Vários trabalhos como Patil *et al.* (2016), Chen *et al.* (2015), Ullmann *et al.* (2015) criaram algoritmos que levam em consideração motivação, nível de conhecimento e expectativas dos alunos. A partir da análise destas informações, houve a criação dos grupos considerando características homogêneas entre os alunos do curso. Adicionalmente, os trabalhos de Zheng *et al.* (2016), Duru *et al.* (2017) e Joksimović *et al.* (2018) analisaram a importância da formação de grupos com características heterogêneas, considerando o nível de conhecimento e motivações dos alunos.

Outra forma de adaptação do ambiente às características dos alunos é através de Sistemas de Recomendação. O trabalho de Zuquello (2015) utiliza SR para realizar a recomendação de materiais a alunos. Para isto utiliza *widget* para coletar informações dos alunos a partir de seus acessos à web e recomenda materiais complementares relacionados aos conteúdos vistos no curso massivo. Foi desenvolvido um protótipo que foi validado através de um estudo de caso. Os resultados mostraram que a estratégia possibilitou um menor índice de evasão no curso.

O trabalho de Assami *et al.* (2018) aborda a importância dos Sistemas de Recomendação para adaptar cursos MOOC às características dos alunos. A proposta seria receber recomendações de atividades ao final de cada sessão do curso a partir da modelagem do conhecimento adquirido pelo aluno. Cohen *et al.* (2017) e Hou *et al.* (2018) também utilizam sistemas de recomendação para adaptar o ambiente às características dos alunos. Entretanto, diferente dos demais estudos, é realizada a recomendação de cursos aos alunos, com base em seus conhecimentos e objetivos.

A *clusterização* também é bastante utilizada nas pesquisas (19% dos artigos). Os trabalhos de Khalil (2017), Cohen *et al.* (2017), Hayati *et al.* (2016) e Jebali e Farhat (2017) buscam identificar padrões de comportamento dos alunos, a partir de informações como nível de conhecimento, objetivos, motivação e da interação do aluno no ambiente. A partir destes dados foi possível realizar análises e, então, identificar predições que podem melhorar as ações de design dos cursos das plataformas massivas.

E, por fim, a gamificação (26% dos artigos) vem sendo abordada nas pesquisas como alternativa de adaptar o ambiente às preferências dos alunos. Ramirez-Donoso *et al.* (2015)

propuseram um protótipo de um jogo chamado MyMOOCspace para promover a colaboração em um ambiente MOOC. Foi realizado um estudo de caso e os resultados mostram que o jogo é utilizável, mas aspectos de design necessitam ser melhor adaptados para utilização futura.

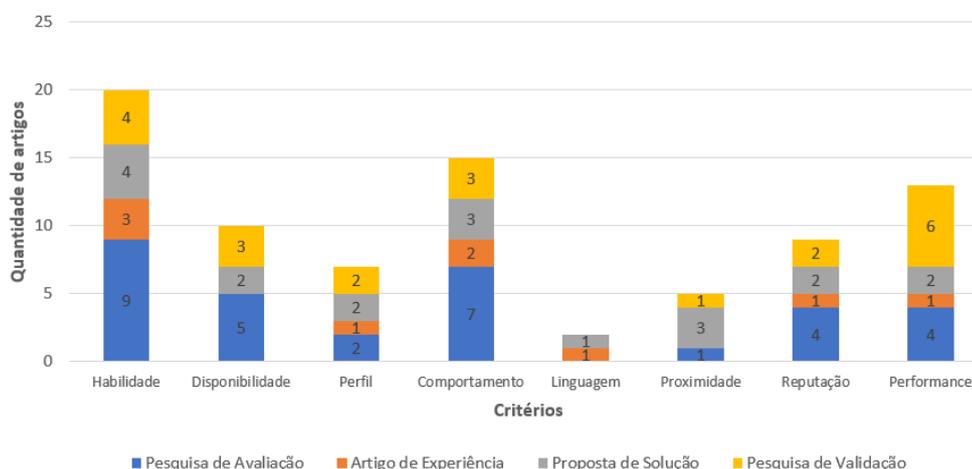
O trabalho de Moreno-Marcos *et al.* (2018), Ortega-Arranz (2018) utilizam estratégias de gamificação para melhorar o engajamento e diminuir a evasão dos alunos. Entre as várias estratégias de gamificação realizaram recompensas como elemento para motivar intrinsecamente os alunos e aumentar o seu envolvimento nos cursos.

Considerando os resultados observados, percebe-se que são utilizadas diversas estratégias para melhor adaptar MOOC às necessidades dos alunos, cada um com suas peculiaridades e focos específicos, mas de uma forma geral, todos visam melhorar o aspecto colaborativo e de engajamento dos envolvidos no processo de aprendizagem.

#### Q5. Que critérios influenciam no processo de colaboração em ambientes de cursos massivos?

Em relação aos critérios que podem influenciar uma colaboração eficaz e, conseqüentemente, uma aprendizagem centrada nas discussões, trazendo engajamento ativo por parte dos alunos, as evidências apontaram para os seguintes itens, visto na Figura 31.

**Figura 31 - Critérios que influenciam a aprendizagem colaborativa**



**Fonte:** A autora (2020)

A Figura 31 acima mostra todos os critérios que foram citados nas pesquisas selecionadas. O critério Habilidade foi o mais comentado nas pesquisas. Abeer e Miri (2014) e Sanz-Martínez *et al.* (2019) comentam que o conhecimento prévio do aluno é uma importante característica para realizar discussões que possam promover uma atitude crítica e reflexiva sobre o conteúdo que está sendo trabalhado. Israel (2015), Zhu, Sari e Li (2018)

complementam ao afirmar que, promover a interação entre pessoas de diferentes níveis de habilidade, pode melhorar os resultados dos alunos e as experiências de aprendizagem.

Entretanto, apenas considerar o conhecimento prévio do aluno não dá garantia de que haverá de fato uma interação eficiente. Assim, o critério Comportamento também é encontrado nos resultados. Quanto a este fator, Pursel *et al.* (2016) e Khalil (2017) afirmam que alunos que interagem no ambiente estão mais propensos a completarem o curso.

Bonnafini (2017) vai além e afirma que a participação nas diferentes ferramentas e atividades no ambiente maximiza as oportunidades de aprendizagem do aluno em MOOC. Já Osuna-Acedo *et al.* (2018) reforçam que a participação em fóruns apoia a conclusão do curso dos participantes, o que reforça a ideia de que a aprendizagem é um processo de formação de redes de conexão.

A performance do aluno ao longo do curso é um critério também bem evidenciada nas pesquisas. Isso se deve ao fato de que, identificando o progresso do aluno ao longo do curso, é possível gerar estratégias para garantir a continuidade de seu avanço e promover a interação com outros colegas do curso, conforme descrito por Xing (2019).

A disponibilidade (30% dos artigos) se refere ao fato de que os alunos devem ter a intenção de colaborar com outros colegas, seja através de discussões nos fóruns ou chats, seja a partir do compartilhamento de materiais ou objetos de aprendizagem no ambiente, ou ainda auxiliando uns aos outros através das atividades. O trabalho de Assami *et al.* (2018) mostra que, quando os alunos se mostram mais propícios a colaborar, aumenta a possibilidade de continuidade do curso.

A reputação também é citada como um importante critério em 30% dos artigos. Moreno-Marcos *et al.* (2018), Ortega-Arranz (2018), que abordaram a gamificação como possibilidade de adaptação do ambiente, afirmam que obter o feedback dos alunos no processo de colaboração é um importante critério para melhorar o engajamento, pois identifica como os alunos são vistos entre si, o que pode gerar recompensas e melhorar a motivação entre os envolvidos no processo de aprendizagem.

O perfil do aluno no ambiente é um critério importante a ser observado segundo 23% das pesquisas. Trabalhos como Sunar *et al.* (2016), Jebali *et al.* (2017) e Hayati *et al.* (2016) mostram que identificar as características dos alunos em relação às suas preferências de estudo é uma forma de garantir estratégias eficazes para cada padrão definido no ambiente.

A proximidade (16,6%) entre os alunos também foi uma característica observada a partir das perspectivas de Assami *et al.* (2018), Zhou *et al.* (2018) e Cohen *et al.* (2017). Segundo os autores, alunos que se relacionam em outros meios de comunicação estão mais

propensos a se auxiliarem. Zheng *et al.* (2016) utilizou uma API do Facebook para identificar essa proximidade e potencializá-la no curso MOOC.

A motivação (citada em 10% dos artigos) é uma importante característica que deve ser observada durante o andamento do aluno no curso. Segundo Assami *et al.* (2018), a motivação pode estar relacionada a aprender um determinado assunto para aumentar o seu conhecimento ou para auxiliar na sua prática profissional; curiosidade em fazer um curso MOOC; desafio pessoal quando o curso está relacionado a uma instituição de prestígio; ou ainda, interesse em vários certificados. Desta forma, é importante identificar as motivações dos alunos para compreender a evolução do aluno ao longo do curso e analisar se os seus objetivos iniciais foram atingidos.

E, por último, a linguagem (citada em 6,5% das pesquisas) deve ser considerada no processo de colaboração em um MOOC, tendo em vista que pode ser um entrave na comunicação entre os alunos do curso, dificultando a interação entre os mesmos, o que poderia trazer uma sensação de isolamento e conseqüente desmotivação dos alunos.

Assim, fica claro que a aprendizagem colaborativa tem a possibilidade de intensificar uma aprendizagem mais ativa, devido estimular a capacidade de interação e negociação de resolução de problemas a partir da construção de um conhecimento de forma mais autônoma.

#### **3.2.4 Síntese dos resultados da Revisão Sistemática da Literatura**

A RSL foi baseada em 58 artigos que foram selecionados por meio de um processo de vários estágios. O amplo escopo da pesquisa nos forneceu informações mais aprofundadas sobre MOOC e colaboração. As descobertas mais importantes desta RSL e suas implicações para futuras pesquisas foram:

- a) **Identificação da frequência de publicações sobre MOOC, seus principais autores e os locais de publicação mais utilizados** – observa-se que houve um aumento de publicações por ano, o que demonstra a importância da área, bem como a necessidade de mitigar desafios que são detectados e que necessitam de propostas de solução.

Ao avaliar mais detalhadamente estas pesquisas, observa-se que as principais conferências de publicação foram: *International Conference on Analytical Learning and Knowledge (LAK)*, *International Conference on MOOC, Innovation and Technology in Education (MITE)* e *IEEE Global Engineering Education Conference (EDUCON)*. Já os principais Journals são: *IEEE Transactions on*

*Learning Technologies, Computers and Education e Data Mining and Knowledge Discovery*. Os principais autores do período de 2012 a 2019 foram M. Khalil, M. Ebner, R. Ferguson, R. Kilzicec, e S. Zheing.

- b) **Principais plataformas MOOC e suas características** – as pesquisas apontaram que as principais plataformas MOOC foram *EdX, Coursera, Udemy, Udacity e FutureLearn*. Elas têm características parecidas no que se refere à condução das aulas e design dos cursos, diferenciando-se mais particularmente com as instituições acadêmicas parceiras, bem como a possibilidade de emissão de certificados de forma gratuita ou mediante pagamento.
- c) **Identificação das fontes de informações sobre os alunos** – a RSL apontou que as principais formas de coletar dados dos alunos são através de *Learning Analytics, Surveys*, Entrevistas, Testes e atividades e API. É importante enfatizar que nenhum método é considerado melhor ou pior. Cada um tem suas especificidades e objetivos. Na maioria dos trabalhos foram utilizados mais de um método de coleta para enriquecer os resultados e evitar ameaças à validade das pesquisas.
- d) **Estratégias de implementação de ambientes de cursos massivos adaptados às características dos alunos** – as pesquisas nos trouxeram resultados de experiências no que se refere a estratégias de adaptação dos ambientes de cursos massivos. Entre as estratégias utilizadas podemos citar a utilização de gamificação com o objetivo de potencializar relações mais estreitas entre os alunos e, assim, cultivar a colaboração entre eles. A formação de grupos também tem sido discutida entre os pesquisadores como uma forma de gerar discussões entre os alunos. Alguns trabalhos como Blanco *et al.* (2013) propõem a formação automática de alunos a partir de perfis semelhantes, criando grupos homogêneos; já Coetzze *et al.* (2014) defendem a formação de grupos heterogêneos.

Para finalizar, a proposição de sistemas de recomendação também tem sido vista como uma possibilidade de melhoria em ambientes de cursos massivos. Em relação aos Sistemas de Recomendação, observou-se: Recomendação de materiais e objetos de aprendizagem como no trabalho de Zuquello (2015); recomendação de cursos como no caso de Cohen *et al.* (2017) e Hou *et al.* (2018); recomendação de atividades baseadas nos níveis de habilidades dos alunos como na pesquisa de Assami *et al.* (2018).

A técnica de agrupamento de alunos a partir de suas características, também foi uma das estratégias mais utilizadas nas pesquisas pelo fato de que, através do seu

comportamento, é possível identificar características afins e antagônicas entre eles e, assim, realizar design de cursos que se adequem as essas diferenças.

A utilização das redes sociais e da sala de aula invertida também foram identificadas nas pesquisas como estratégias de adaptação. Com a utilização das redes sociais, o objetivo é estender as discussões para plataformas de Redes Sociais como Facebook e Instagram. Já a sala de aula invertida busca complementar as aulas presenciais para melhorar a aprendizagem.

- e) **Identificação dos critérios para realizar a recomendação aos alunos** – através da RSL foi possível identificar os critérios que devem ser levados em consideração no momento de recomendação no ambiente MOOC. Entre os critérios (visto na Figura 31) pode-se citar: a habilidade que os alunos possuem (geralmente definida a partir de testes de habilidades); comportamento no ambiente; performance durante o curso; a disponibilidade dos alunos em colaborar com seus pares; a reputação dos mesmos, detectado a partir de feedbacks dos seus colegas no ambiente; o perfil de cada um, considerando suas características de aprendizagem; a proximidade social entre eles também devem ser observada, e, por fim, a linguagem que cada aluno domina para evitar barreiras de comunicação.

### 3.2.5 Considerações sobre os resultados da RSL

De uma forma geral, a partir da RSL foi possível delinear a proposta do *Framework*. Observou-se que, entre os principais desafios, encontram-se o aspecto colaborativo e a evasão (como consequência) que foram considerados os mais relevantes no processo de construção e condução de um curso massivo, por suas características específicas.

Dentre as lacunas encontradas, resolvemos envidar esforços para encontrar estratégias para promover a colaboração, visando fomentar a aprendizagem. Para isso, foi utilizado um sistema de recomendação por considerar que a adaptação do ambiente a partir dos critérios encontrados na literatura que pode favorecer os diferentes tipos de aprendizes. Apesar de vários trabalhos abordarem a adaptação e recomendação, a atual pesquisa tem como diferencial a estratégia de realizar a recomendação de alunos a outros, a partir dos critérios que incentivem a colaboração.

### 3.3 CONSIDERAÇÕES SOBRE O CAPÍTULO

A partir dos resultados do Mapeamento e, posteriormente, da Revisão Sistemática da Literatura, foi possível delinear os caminhos que a serem seguidos para a realização desta tese. Desta forma, esta pesquisa teve como objetivo desenvolver um *Framework* conceitual de colaboração utilizando os resultados da Revisão. Assim, foi levado em consideração alguns aspectos importantes para a construção deste *Framework*:

1. Para realizar a coleta das informações dos alunos foram utilizados: *Surveys* (que foram disponibilizados aos alunos para compreender a percepção do mesmo no ambiente); Testes e atividades (ao considerar os resultados gerados pelo ambiente a partir da realização dos mesmos) e *Learning Analytics* (com o mapeamento dos alunos, a partir de suas interações no ambiente).
2. Adaptação do ambiente a partir da utilização de Sistemas de Recomendação – Neste caso, diferente das pesquisas encontradas na RSL, utilizamos o conceito de recomendação baseado nos colegas que também estão inscritos no ambiente massivo. A proposta foi recomendar alunos a seus pares a partir dos critérios que foram identificados nos resultados desta RSL (habilidade, comportamento, reputação, perfil, motivação, proximidade social, disponibilidade e linguagem).
3. Para atribuir pesos a estes critérios, foi realizada uma validação com especialistas na área de EaD, especificamente em ambientes MOOC, para garantir que eles satisfaçam as características que devem ser observadas durante a recomendação.
4. Utilizar conceitos de gamificação ao atribuir recompensas e metas aos alunos, a partir de sua interação no ambiente.

## 4 TRABALHOS RELACIONADOS

Este capítulo visa abordar os trabalhos relacionados a esta tese para identificar os aspectos e características que devem ser observadas no processo de desenvolvimento do *Framework*.

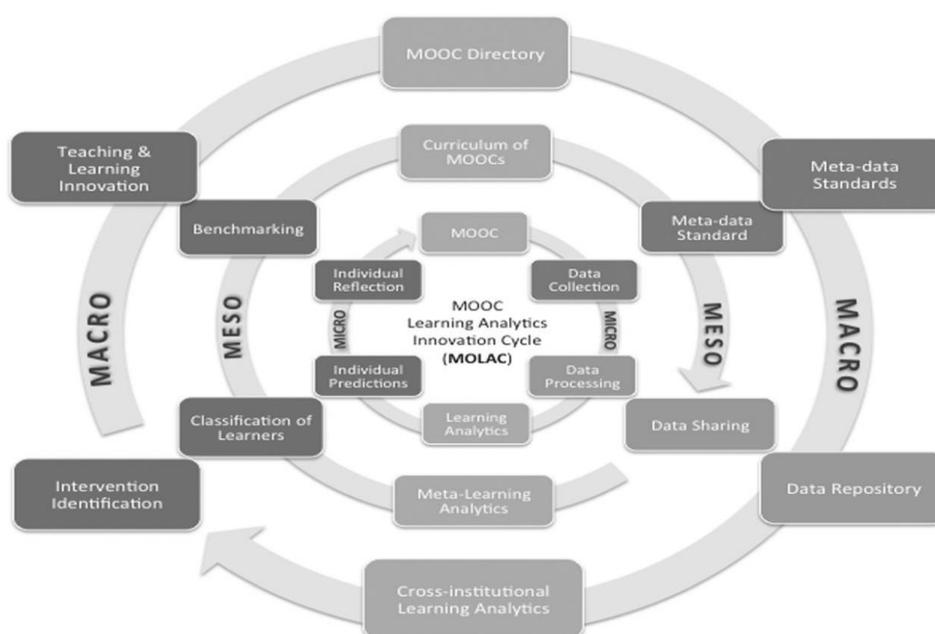
Ao analisar diversos trabalhos relacionados a MOOC percebe-se que existem grandes desafios no que se refere a aspectos de colaboração, tão necessários neste ambiente, devido à multiplicidade de características e habilidades dos inscritos em cursos massivos.

Assim, objetivou-se buscar trabalhos afins que visassem melhorar o aspecto colaborativo dentro do ambiente MOOC, analisando variáveis do comportamento do aluno a partir das suas interações no curso. Por isso foram selecionados os trabalhos abaixo descritos.

### 4.1 THE MOOC AND LEARNING ANALYTICS INNOVATION CYCLE

A pesquisa de Drachsler e Kalz (2016) desenvolve um *Framework* conceitual (MOLAC) que analisa um conjunto de informações a partir de uma plataforma MOOC, gerando a possibilidade de identificar 3 níveis diferentes de reflexões, dependendo do objetivo da análise dos dados. Para realizar a análise destes dados são utilizados conceitos de LA em MOOC, conforme mostra a Figura 32.

**Figura 32 - Ciclo MOLAC**



**Fonte:** adaptado de Drachsler e Kalz (2016)

No nível micro, os dados de um único curso são coletados para promover previsões e reflexões individuais aos alunos ou professores. No nível meso, instituições educacionais combinam vários MOOC e permitem o compartilhamento e análise de dados além de um único curso, via padrões de metadados, com o intuito de criar *insights* sobre o comportamento de grupos de alunos. Essas percepções podem informar a instituição para adaptar seu modelo educacional e buscar estratégias que possam potencializar a interação e, assim, modificar o comportamento de alunos que estejam se mostrando pouco engajados no curso.

No nível macro do *Framework*, a LA permite analisar dados de forma institucional, desenvolvendo intervenções de aprendizagem e ensino que possam ser testadas em um grupo de organizações educacionais para analisar o impacto dessas intervenções, além dos fatores contextuais. Para realizar essas análises foram utilizadas técnicas de mineração de dados combinadas com técnicas de análise estatística e visualização. As informações geradas podem ser visualizadas de diversas maneiras a partir dos diferentes tipos de perfis de usuários (alunos, docente ou gestor) como planilhas, gráficos ou relatórios.

A disponibilização destas informações pode trazer a reflexão individual do aluno ou docente no que se refere ao engajamento nos cursos, bem como de instituições na definição de estratégias para serem aplicadas visando uma melhora na estrutura e no design dos cursos. Para testarem o *Framework* Drachsler e Kalz (2016) realizaram a análise de várias pesquisas com o intuito de classificá-lo em um de seus 3 níveis. O Quadro 12 identifica os instrumentos e resultados do *Framework*.

**Quadro 12 - Características do *Framework* MOLAC**

<b>Dimensão</b>	<b>Descrição</b>
Interessados	Sujeito dos dados: Estudantes, Professores, Gestores
Objetivo	Promover previsões e reflexões individuais aos alunos e professores, além de dar feedback à instituição de ensino
Instrumentos	<i>Learning Analytics</i> , Visualização de dados
Dados coletados	visualização em vídeos, download de vídeos, visualizações em fóruns, comentários em fóruns, tópicos abertos em fóruns, chats realizados, atividades realizadas, horário de acessos, quantidade de acessos.
Colaboração	Mensurada a partir do comportamento do aluno no ambiente criando <i>dashboards</i> .
Resultados	<i>Framework</i> conceitual MOLAC que classifica 3 níveis diferentes de reflexões dependendo do objetivo da análise dos dados.
Aplicação	Teórica
Validação	Análise de trabalhos realizados sobre LA e MOOC e classificando-os em um dos 3 níveis do <i>Framework</i>

**Fonte:** A autora (2020)

## 4.2 FRAMEWORK LEARNING ANALYTICS EM MOOC

A tese de doutorado de Khalil (2017) identificou a necessidade de intensificar o processo de colaboração, analisando o grande conjunto de dados gerados pelas interações dos alunos dentro dos ambientes massivos. Segundo o autor, estes dados gerados oferecem uma excelente oportunidade para expandir as capacidades de pesquisa dentro e ao redor dos MOOC.

A aplicação da LA em MOOC é fundamental para revelar informações ocultas e padrões contidos em grandes conjuntos de dados educacionais. Além disso, a demanda em MOOC se materializou para fornecer apoio à decisão, para encontrar soluções relevantes, para otimizar a aprendizagem e envolver os alunos para obter mais comprometimento e um maior nível de sucesso.

A pesquisa procurou responder às seguintes questões de pesquisa:

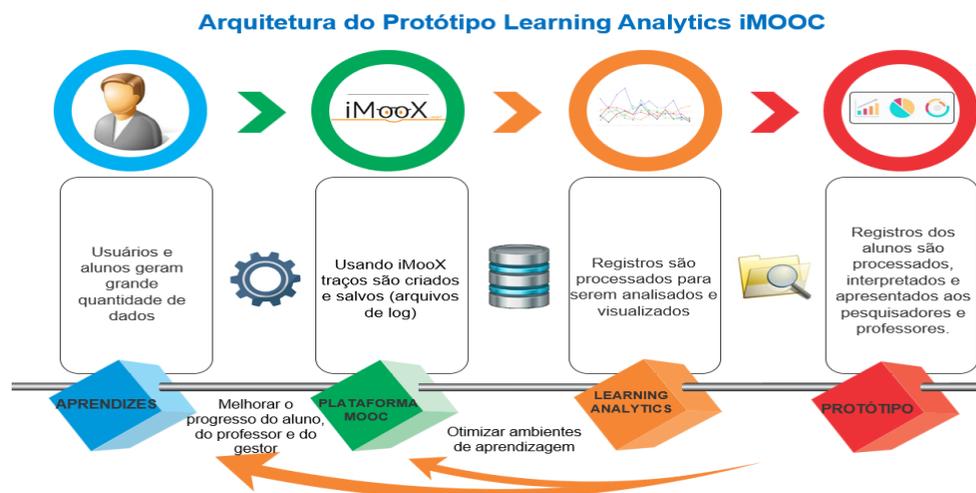
1. Como projetar uma estrutura de LA em xMOOC que possa ajudar a implementar uma ferramenta de análise de aprendizagem?
2. Como implementar protótipos em xMOOC para pesquisa e uso administrativo?

Desta forma, foi desenvolvido um protótipo de LA em uma plataforma canadense chamada iMooX, com mais de 5000 estudantes inscritos em diversos cursos em várias áreas de formação. A Figura 33 mostra a arquitetura do protótipo da referida pesquisa.

A arquitetura do protótipo de LA na plataforma iMOOC teve 4 etapas. A primeira etapa se refere aos dados coletados a partir dos acessos aos cursos e informações coletadas por meio dos cadastros com informações pessoais. A segunda etapa é resolvida pelo servidor web responsável pela coleta de informações do aluno, realizada através do rastreamento de usuários na plataforma MOOC.

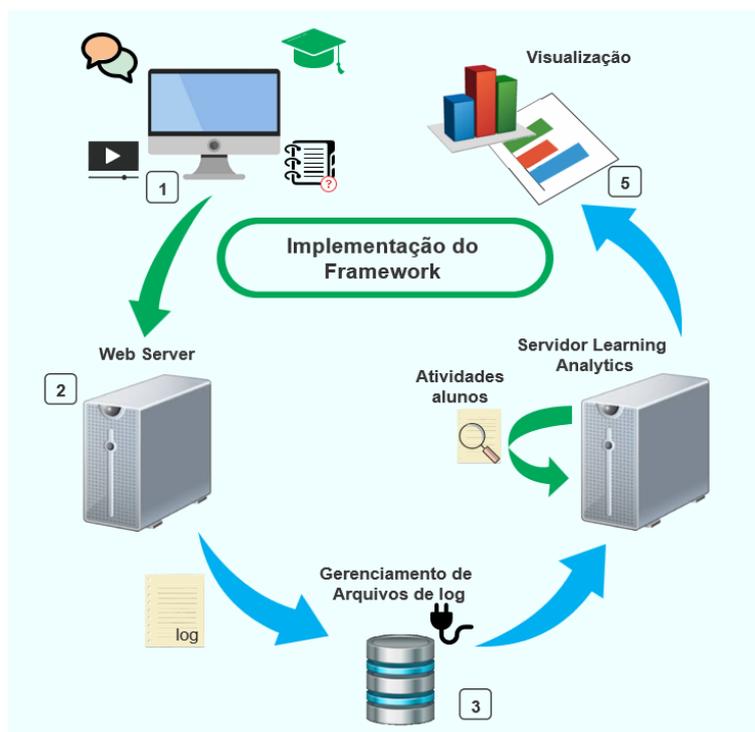
A terceira fase realiza a sincronização dos dados a partir de arquivos de log para identificar as características comuns às interações realizadas no ambiente. Finalmente, os dados coletados e organizados são trazidos para serem interpretados e visualizados para o usuário final. Neste estágio, o protótipo de LA é apresentado como uma interface de usuário para monitoramento e observação.

Figura 33 - Arquitetura iMOOC



A partir desta arquitetura foi implementado o seguinte *Framework* (Figura 34).

Figura 34 - *Framework* iMOOC



Na primeira etapa, os alunos iniciam suas atividades e suas discussões e interações no ambiente através de vídeos e quizzes que estão armazenadas no *web server*. Assim, os arquivos de log gerados são armazenados em um Gerenciador de Arquivos de log. Em seguida os dados são analisados, a partir de técnicas de mineração de dados e estão disponíveis para

serem visualizadas por diferentes tipos de usuários, de acordo com a sua função na plataforma. Os dados são apresentados em formatos textuais, gráficos e estatísticos.

A ferramenta possibilita identificar diferentes informações, a partir de diferentes variáveis disponíveis, que podem ser analisadas e auxiliar na manipulação de estratégias e decisões através do comportamento, características e necessidades dos alunos. As principais informações monitoradas foram: cursos, download de arquivos, fóruns lidos, logins, vídeos visualizados, informações de estudantes.

Ao longo da pesquisa foram realizados 5 estudos de caso para verificar a eficiência do *Framework*. No primeiro estudo de caso foram observadas as atividades e avaliações realizadas ao longo de cada semana e comparações foram analisadas com o objetivo de identificar fatores de engajamento.

No segundo estudo de caso foram analisadas as interações realizadas quanto aos vídeos disponibilizados no ambiente, para identificar os tipos de comportamento dos estudantes em relação a esses vídeos. O terceiro estudo de caso investigou a evasão durante o curso realizado, buscando compreender os motivos do abandono e o maior período em que isso acontece.

O quarto estudo de caso analisou como ocorre a interação entre os alunos nos fóruns e, a partir daí, recomendou a utilização de elementos de gamificação para buscar uma maior participação e engajamento nas discussões realizadas neste meio de comunicação. E, por último, o quinto estudo de caso buscou classificar os estudantes em categorias baseadas em seu nível de engajamento no curso. O Quadro 13 sintetiza as características da proposta:

**Quadro 13 - Características IMOOC**

<b>Dimensão</b>	<b>Descrição</b>
Interessados	Sujeito dos dados: Professores, Gestores
Objetivo	Promover previsões e reflexões aos professores, além de dar feedback à instituição de ensino
Instrumentos	<i>Learning Analytics</i> , Visualização de dados e Estatística Descritiva Inferencial para os testes de hipótese
Dados coletados	visualização em vídeos, download de vídeos, visualizações em fóruns, comentários em fóruns, tópicos abertos em fóruns, chats realizados, atividades realizadas, horário de acessos, quantidade de acessos
Colaboração	Mensurada a partir do comportamento do aluno no ambiente formando <i>clusters</i>
Resultados	<i>Framework</i> conceitual
Aplicação	Desenvolvimento de um protótipo
Validação	5 estudos de caso para analisar a eficiência do <i>Framework</i>

**Fonte:** A autora (2020)

### 4.3 OERECOMMENDER: SISTEMA DE RECOMENDAÇÃO DE REA

O trabalho de Zuquello (2015) tem como objetivo desenvolver um *Framework* de recomendação de Recursos Educacionais Abertos (REA) para MOOC para auxiliar no processo de aprendizagem. Para tal, utiliza a interpretação dos dados provenientes das interações efetuadas pelos usuários no decorrer do curso.

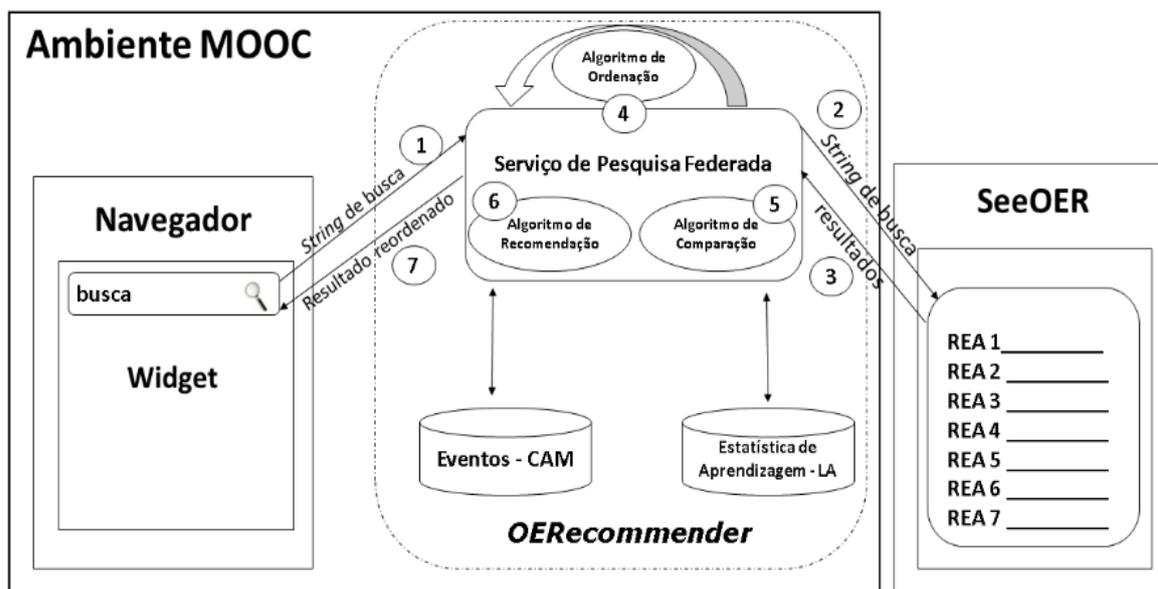
Os dados coletados sobre os alunos e seus contextos servem de base para auxiliar na tomada de decisão sobre as intervenções que são necessárias pelo professor ou pelos administradores para que o aluno corrija falhas de aprendizagem. Os docentes podem, por meio de visualização das informações, interpretá-las e refletir sobre os seus métodos de ensino, sobre o comportamento e desempenho dos alunos e concluir sobre a eficácia de suas práticas.

As informações que são geradas por meio das interações realizadas pelos usuários de ambientes de aprendizagem são interpretadas e armazenadas na análise de dados de aprendizagem. Quando as informações armazenadas incluem dados mais completos, como a identificação do usuário, ações por ele realizadas, ferramenta utilizada, podem compor os chamados Metadados de Atenção Contextualizada (*Contextualized Metadata Attention – CAM*)

O formato CAM foi desenvolvido para capturar focos de atenção dos usuários em diferentes aplicações. CAM permite monitorar as interações do usuário com os ambientes de aprendizagem. O esquema CAM permite modelar a interação de um usuário com os conteúdos digitais.

Desta forma, o *Framework* leva em consideração CAM para identificar os padrões de comportamentos dos alunos em MOOC e, a partir daí, prever qual o REA é relevante para ser recomendado ao aluno. A Figura 35 mostra a arquitetura do *Framework* proposto.

Figura 35 - Arquitetura OERecommender



Fonte: Zuquello (2015)

A arquitetura é composta por um processo com sete etapas, sendo a primeira etapa a geração de *string* de busca por meio de extração de palavras-chave, levando em consideração o que o aluno está interagindo na web; a segunda etapa utiliza uma *string* de busca por REAs em motor de buscador na Web utilizando API do *SeeOER* (que é um buscador de REAs, desenvolvido por Gazzola (2014)); a terceira etapa mostra os resultados dessa *string* de busca, que são ordenados na 4ª etapa por meio de algoritmo de ordenação.

A quinta etapa utiliza algoritmo de comparação, comparando registros de CAM de REAs e usuários, e também calculando métricas de similaridade entre usuários; já algoritmos de recomendação, realizando a recomendação dos REAs mais relevantes ao usuário são utilizadas na sexta etapa e, por fim, na sétima etapa temos o resultado reordenado das recomendações.

O *OERecommender* utiliza filtragem colaborativa para encontrar similaridade entre os itens, como nos tradicionais sistemas de recomendação que seguem os métodos baseados em filtragem de conteúdo, colaborativa ou híbrida. O maior diferencial do *Framework* é fazer uso de informações contextuais para encontrar a similaridade entre usuários para posteriormente prever qual REA é relevante para fazer as predições e recomendações.

A avaliação do *OERecommender* foi realizada por meio da prototipação de cenários fictícios em que os algoritmos envolvidos foram executados. A discussão qualitativa dos resultados é realizada com base em parâmetros característicos de MOOC e de SR. Os resultados iniciais obtidos na prototipação dos cenários nos evidenciaram que a predição será

mais eficaz do que os demais métodos desde as primeiras recomendações, pois possivelmente irá minimizar o tempo de aprendizagem de máquina e aumentará a satisfação do usuário alvo. O Quadro 14 mostra as características do *Framework*.

**Quadro 14 - Características OERecommender**

<b>Dimensão</b>	<b>Descrição</b>
Interessados	Sujeito dos dados: Alunos e Professores
Objetivo	Recomendar Objetos de Aprendizagem aos alunos em um MOOC
Instrumentos	Metadados de Atenção Contextualizada, Sistema de Recomendação
Dados coletados	Navegação web, atividades realizadas, horário de acessos, quantidade de acessos.
Colaboração	A partir da recomendação de REA
Resultados	Arquitetura do Sistema de Recomendação de REA em MOOC
Aplicação	Desenvolvimento de um protótipo
Validação	Realização de cenários de uso

Fonte: A autora (2020)

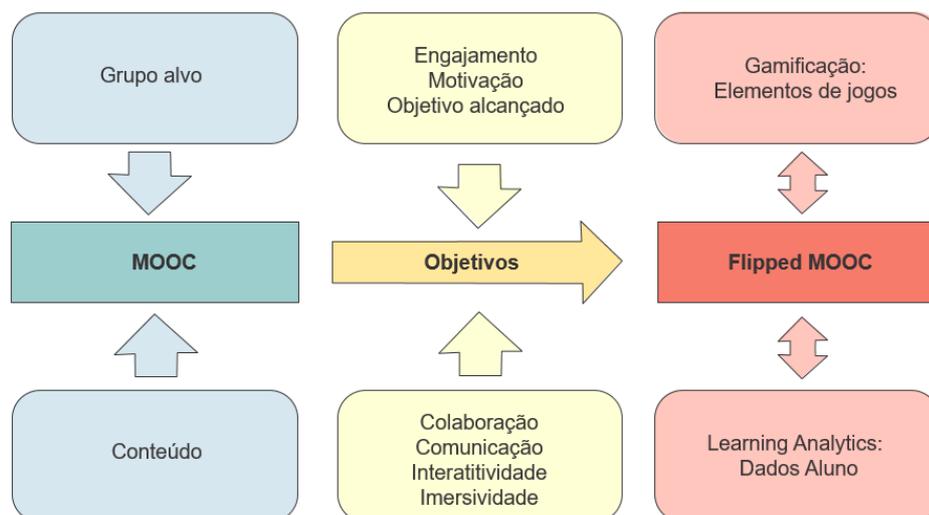
#### 4.4 THE FLIPPED MOOC - A CONCEPTUAL APPROACH

A pesquisa de Klemke, Eradze e Antonaci (2018) propõe um *Framework* conceitual que emprega uma abordagem de sala de aula invertida em combinação com o suporte de gamificação e LA para transformar MOOC em ambientes de aprendizagem personalizados, interativos e colaborativos.

Segundo os autores, o fato desses ambientes poderem potencialmente atingir inúmeras pessoas, significa lidar e atender a uma enorme variedade de necessidades. Nesta perspectiva, o interesse e a intenção do usuário devem ser considerados na fase de *design*.

A proposta visa melhorar aspectos de colaboração e engajamento, buscando promover a motivação e a aprendizagem dos alunos através de uma abordagem mais personalizada para interferir no comportamento do aluno no ambiente MOOC. O *Framework* proposto possui a arquitetura, conforme Figura 36.

**Figura 36 - Framework Flipped MOOC**



**Fonte:** Adaptado de Klemke, Eradze e Antonaci (2018)

De acordo com a proposta, utilizou-se MOOC como sala invertida que é o primeiro conceito empregado no *Framework*. Segundo Sergis, Sampson e Pelliccione (2017), o uso de MOOC invertidos é promissor não apenas em termos de eficácia, mas também na motivação dos alunos e professores e aumento da satisfação. Já a gamificação pode ajudar os usuários a permanecerem engajados e gerenciar a aprendizagem de acordo com suas intenções. Assim, são aplicados elementos de jogos para resolver situações abordadas no ambiente.

O terceiro conceito é a utilização de *Learning Analytics* com o objetivo de entender e otimizar a aprendizagem e os ambientes em que ela ocorre. Assim, através da LA é possível apoiar as capacidades metacognitivas dos alunos, a partir da reflexão de sua própria aprendizagem. Além disso, apoia os professores para avaliar a aprendizagem dos alunos.

Para avaliar o *Framework*, foi realizado um estudo de caso com profissionais da área (docentes), que foram convidados a especificar como eles organizam o conteúdo em seções principais e quanto conteúdo seria necessário para seus MOOC. Como próximo passo, os participantes tiveram que discutir qual parte do MOOC eles queriam mudar e quais elementos do jogo apresentados consideraram mais adequados em relação às suas disciplinas.

Após o planejamento das aulas, os alunos passaram a interagir no ambiente para que dados como: conteúdo acessado, tempo de acesso, atividades concluídas, interação e comunicação, pudessem ser coletados e analisados, utilizando LA. Os resultados desta análise mostraram que planejar corretamente o ambiente massivo com elementos de gamificação

adequados podem trazer uma postura mais ativa e participativa dos alunos. O Quadro 15 sintetiza a proposta da pesquisa.

**Quadro 15 - Características *Flipped MOOC***

<b>Dimensão</b>	<b>Descrição</b>
Interessados	Sujeito dos dados: Alunos e Professores
Objetivo	Criar um <i>Framework</i> conceitual que emprega uma abordagem de sala de aula invertida em combinação com gamificação e LA para criar MOOC personalizados e colaborativos.
Instrumentos	LA, Gamificação, Sala de aula invertida
Dados coletados	notas das atividades, perfil do aluno, comentários em fóruns, horário de acessos, quantidade de acessos.
Colaboração	Fomentada a partir de aspectos de gamificação e sala de aula invertida
Resultados	<i>Framework</i> conceitual
Aplicação	Desenvolvimento de um protótipo
Validação	Realização de estudo de caso com especialistas na área

**Fonte:** A autora (2020)

#### 4.5 MOOC RECOMMENDER SYSTEM

A pesquisa de Kabahallah, Mahdaoui, Azouaou (2019) elabora um modelo de recomendação de cursos MOOC usando ontologia e filtragem colaborativa baseado em memória. Na abordagem de recomendação, a ontologia é usada para fornecer descrição semântica do aluno e do MOOC, que será incorporada no processo de recomendação para melhorar a personalização das recomendações do aluno, enquanto a filtragem colaborativa calcula as previsões e gera recomendação.

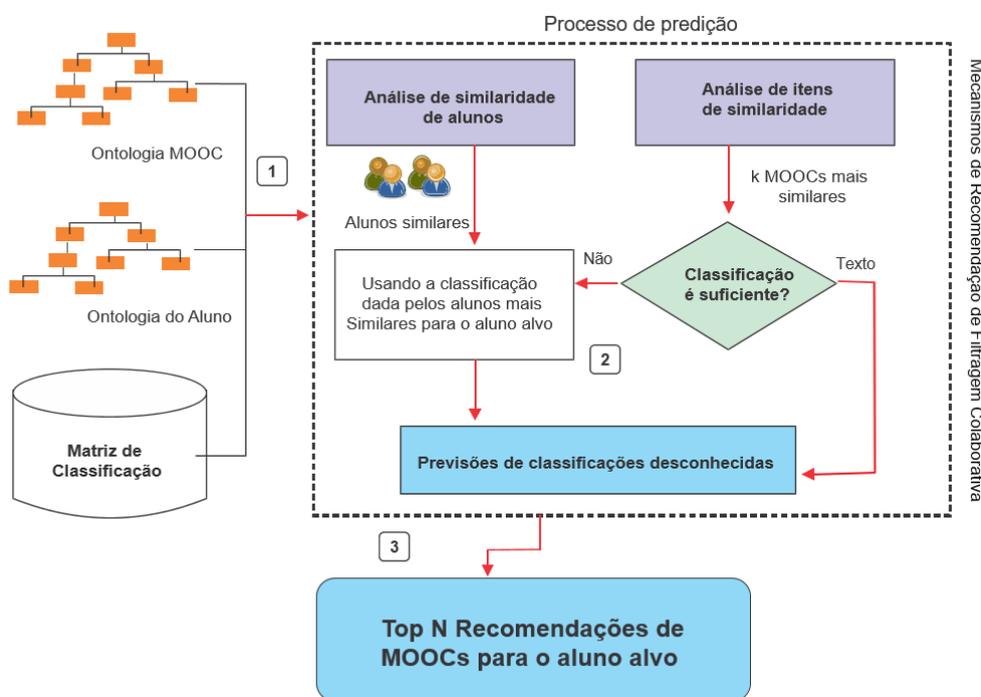
Além disso, a abordagem híbrida minimiza o problema do arranque a frio, fazendo uso da ontologia para fornecer as características dos alunos e, a partir daí identificar os cursos massivos a serem recomendados. A Figura 37 mostra o modelo proposto.

Ao analisar a seção 1 da Figura 37 percebe-se que são criadas ontologias para representar o conhecimento sobre os alunos e MOOC. A seção 2 faz as análises de similaridades entre os alunos através de classificações, bem como previsões para o aluno alvo; e, por fim, a seção 3 mostra a geração dos principais N MOOC recomendados a partir dos mecanismos de recomendação.

Para fornecer a personalização em MOOC foi considerado o conhecimento cognitivo do aluno, bem como suas habilidades. Estas informações foram coletadas de forma explícita,

a partir das informações pessoais; e de forma dinâmica incluindo diferentes dimensões como interesse, pré-requisito e nível de conhecimento sobre um domínio e especialidade.

**Figura 37 - Modelo de Recomendação de cursos MOOC**



Fonte: Kabahallah, Mahdaoui, Azouaou (2019)

Em relação aos cursos foram coletadas informações como o nome do MOOC, especialidade, domínio, idioma, o início e o fim da seção do MOOC, os pré-requisitos necessários para acesso, nível de conhecimento (iniciante, intermediário e avançado) a universidade que o criou e quais atividades de aprendizagem propostas.

Após prever todos os MOOC, o processo de filtragem consiste em eliminar os MOOC que não se adaptam ao perfil do aluno alvo, ou seja, remover aqueles que não correspondem à preferência e necessidade de aprendiz, como língua e nível de conhecimento. O Quadro 16 resume as características do *Framework*.

**Quadro 16 - Características *Framework MOOC Recommender***

Dimensão	Descrição
Interessados	Sujeito dos dados: Alunos e Professores
Objetivo	Desenvolvimento de um modelo de recomendação de cursos MOOC.
Instrumentos	Ontologia baseado em memória, Sistemas de Recomendação
Dados coletados	Perfil do aluno, características dos cursos

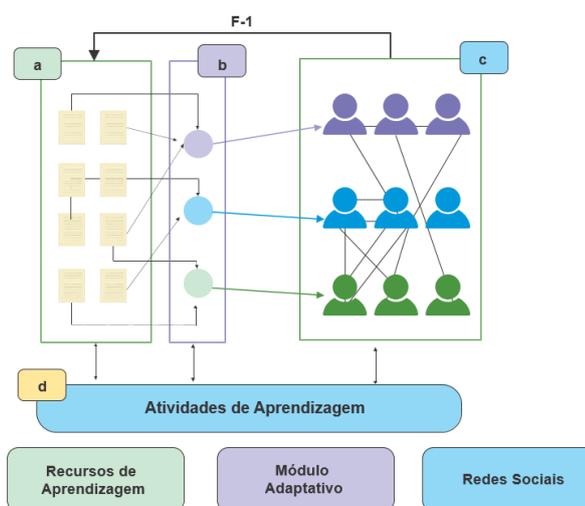
Colaboração	Fomentada a partir da recomendação de cursos
Resultados	Modelo conceitual
Aplicação	Teórica
Validação	Cenários de uso

Fonte: A autora (2020)

#### 4.6 ADAPTIVE AND COOPERATIVE MODEL OF KNOWLEDGE MANAGEMENT

A pesquisa de Sein-Echaluce, Fidalgo-Blanco e García-Peñalvo (2017) criaram o modelo ahMOOC que teve como objetivo principal obter um primeiro protótipo onde é possível mostrar que os participantes de um MOOC, com perfis heterogêneos, podem criar, de forma cooperativa e massiva, conhecimentos úteis para melhorar o curso e, posteriormente, aplicá-lo em seu contexto de trabalho específico. A Figura 38 mostra o *Framework* proposto que é dividido em 4 etapas.

Figura 38 - *Framework* ahMOOC



Fonte: Sein-Echaluce, Fidalgo-Blanco e García-Peñalvo (2017)

A primeira etapa representa os recursos de aprendizagem do curso que é baseada em xMOOC, ou seja, o conteúdo é organizado em módulos e seções, seguindo uma estrutura hierárquica como índice. A principal diferença é que, no modelo proposto, os recursos são condicionados ao resultado das interações do usuário com o conteúdo do curso.

A segunda etapa representa o módulo adaptativo que é responsável por interagir com os usuários e, dependendo dessa interação, selecionar os recursos mais adequados para cada perfil de usuário. Este módulo inclui os indicadores adaptativos de um construto, já validados

em um trabalho anterior através da percepção dos participantes sobre a importância de incluir ações adaptativas nos MOOC.

A terceira etapa do *Framework* representa os alunos e as redes sociais. Ao contrário de outros modelos MOOC, o perfil do aluno é levado em consideração para a realização do processo de aprendizagem. Tanto os recursos de aprendizagem quanto as atividades a serem realizadas dependem de vários fatores associados ao perfil do usuário ou a seus interesses educacionais.

Existe uma dualidade em que, a partir da educação formal, eles recebem recursos específicos e concretos para cada situação, mas, por outro lado, todos compartilham um espaço comum onde podem trocar recursos, informações e contatos. O recurso da rede social é a capacidade de permitir comunicações assíncronas em torno dos recursos compartilhados.

A quarta etapa possui as atividades de aprendizagem que e podem ser realizadas especificamente por um grupo de usuários e os resultados compartilhados no mesmo grupo.

O *Framework* ahMOOC utilizou o Moodle para organizar os recursos e atividades sob o modelo clássico de um xMOOC. O módulo adaptativo é implementado no próprio Moodle através de técnicas e processos PRE-PRINT que permitem detectar diferentes processos adaptativos.

Para realizar a validação os pesquisadores utilizaram um *survey* para identificar como os alunos avaliaram o protótipo desenvolvido no que diz respeito à sua organização e adaptabilidade ao perfil de cada aluno. Os resultados do *survey* mostraram que os usuários têm uma percepção altamente positiva sobre a adaptabilidade aos diferentes perfis e ao ritmo de aprendizagem dos alunos.

Também foi demonstrado que essa integração é útil tanto para reduzir as taxas de abandono quanto para permitir que participantes heterogêneos produzam recursos úteis aplicáveis em seu contexto de trabalho e melhorem os recursos de aprendizado dos ahMOOC. O Quadro 17 resume as características.

**Quadro 17 - Framework ahMOOC**

<b>Dimensão</b>	<b>Descrição</b>
Interessados	Sujeito dos dados: Alunos
Objetivo	Desenvolvimento de um modelo de MOOC adaptativo
Instrumentos	<i>Learning Analytics</i> , Moodle
Dados coletados	Perfil do aluno e atividades
Colaboração	Fomentada a partir da recomendação de atividades
Resultados	Modelo conceitual

Aplicação	Desenvolvimento de um protótipo
Validação	Survey

Fonte: A autora (2020)

#### 4.7 AFFINITY : UM SISTEMA BASEADO EM CONTEXTO E AFINIDADE

O trabalho desenvolvido por Moraes (2015) propõe um sistema de recomendação de pessoas em ambientes EaD (monitores e tutores), observando o contexto e os fatores da personalidade/temperamento dos alunos, a fim de melhorar o processo de colaboração na EaD.

Para compreender as necessidades dos usuários e compreender quais características pessoais deveriam ser consideradas no processo de recomendação foi realizada uma investigação exploratória com docentes e discentes. Desta forma, duas pesquisas foram realizadas com a aplicação de questionários, sendo a primeira pesquisa efetuada com professores e segunda com alunos.

Também ocorreram estudos de caso com os professores para especificar e definir a arquitetura do sistema, assim como sua implementação e as tecnologias utilizadas para o desenvolvimento do protótipo *Affinity*. Assim, foi desenvolvido um protótipo que visava realizar recomendação de monitores, levando em consideração temperamentos afins.

O processo de recomendações dos monitores ocorre em duas etapas. Na primeira etapa, o sistema procura cruzar as informações e gera internamente uma lista com os monitores que possuem o maior grau de aptidão, baseado no grau de prioridade definido pelo aluno solicitante.

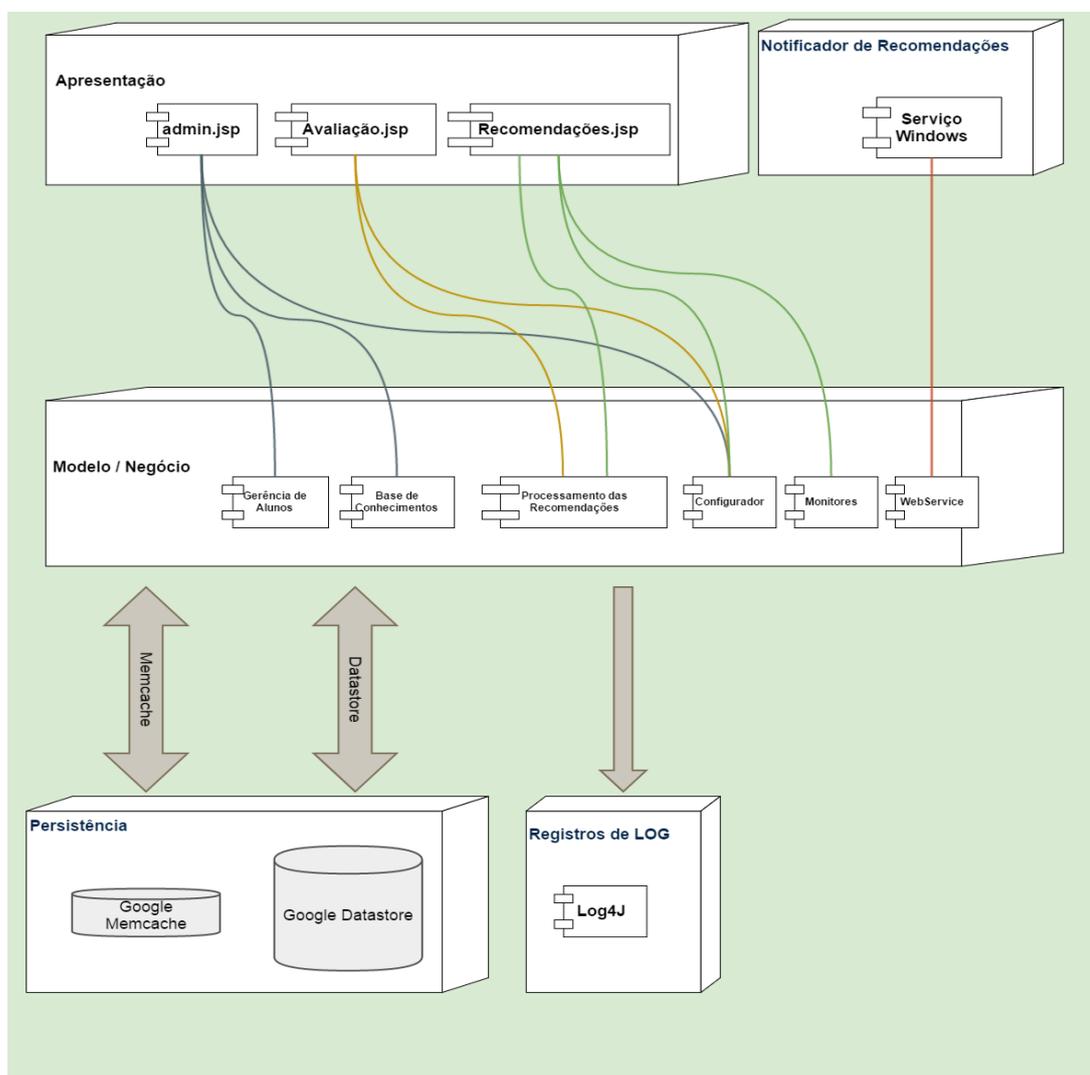
Na segunda etapa, o sistema seleciona os monitores que possuem afinidade de temperamento com o aluno que está realizando a busca e reordena o resultado da pesquisa, colocando os monitores com temperamentos afins no topo da recomendação. Se coexistir mais de um monitor com temperamento afim, o sistema irá reordenar o monitor com maior aptidão.

Caso não exista nenhum monitor com afinidade com o aluno solicitante, o sistema apenas recomendará e ordenará os monitores pelo grau de aptidão. Portanto, o software *Affinity* sempre vai considerar a aptidão e a afinidade de temperamento na classificação e ordenação dos monitores.

Ao escolher um monitor na lista de recomendações, o aluno poderá iniciar com ele uma conversa, caso esteja online e disponível, ou simplesmente deixar mensagens através do

chat disponibilizado pelo protótipo *Affinity*. Nas situações em que o monitor estiver *offline*, as mensagens serão encaminhadas via notificação de *e-mail*. A arquitetura do modelo está expressa na Figura 39.

**Figura 39 - Framework Affinity**



**Fonte:** Moraes (2015)

A arquitetura do sistema é baseada num modelo de 3 camadas (apresentação, modelo/negócio e persistência) com serviços de log para gravar os registros importantes na utilização do ambiente e de cache de memória, agilizando o acesso aos dados, uma vez que os dados mais acessados são guardados diretamente na memória. Um acesso ao banco de dados somente é realizado caso o dado requerido não esteja na memória.

A Camada de Apresentação é a camada responsável por oferecer a interface gráfica ao usuário, ou seja, nela ocorre a interação do usuário com o sistema. Já a camada de Modelo/Negócio é considerada como a camada lógica da aplicação. E, por último, a camada

de persistência de dados é o repositório das informações armazenadas pelo sistema. A finalidade desta camada consiste em receber as requisições e os métodos da camada modelo/negócio para executar transações no banco de dados do sistema.

Para a realização dos testes e avaliação do *Affinity*, foram realizados 2 experimentos. O primeiro experimento teve dois objetivos:

a) avaliar o uso do sistema *Affinity* por meio de um questionário. Para isso, o *Affinity* foi integrado em um AVA para que os alunos pudessem fazer duas atividades propostas pelos professores de informática com a colaboração de monitores e tutores;

b) verificar o desempenho dos alunos na realização das atividades. Nesta etapa foram comparadas as notas das duas atividades entre os alunos que usaram o sistema de recomendação com e sem afinidade.

No primeiro experimento foi utilizado um questionário para a avaliação direta dos alunos. O segundo experimento utilizou os dados de *log* do sistema para mensurar a colaboração e a satisfação dos alunos no uso do sistema de recomendação *Affinity*. Os resultados obtidos através do primeiro experimento evidenciaram que as atividades propostas pelos professores apresentaram melhores notas quando os alunos interagiram com monitores ou tutores de personalidade/temperamento afins. Alunos também relataram que os monitores que possuíam afinidade de personalidade/temperamento ofereceram as melhores colaborações.

O segundo experimento revelou que a quantidade média de mensagens trocadas entre alunos e monitores e o tempo médio das conversas foram superiores nas interações entre alunos e monitores com personalidades/temperamentos afins. O nível de satisfação, medido através da avaliação dos monitores ao final de cada conversa realizada pelos alunos no chat do sistema, revelou que os discentes se sentiram mais satisfeitos com monitores de personalidades/temperamento afins.

Os resultados obtidos nos experimentos 1 e 2 asseguraram que sistemas para recomendação de pessoas em ambientes educacionais a distância, quando consideram a afinidade da personalidade/temperamento dos alunos, contribuem para a melhoria do desempenho educacional dos alunos e da aprendizagem colaborativa. O Quadro 18 aborda as características do modelo.

**Quadro 18 - Características do *Framework Affinity***

<b>Dimensão</b>	<b>Descrição</b>
Interessados	Sujeito dos dados: Alunos e Professores
Objetivo	Desenvolvimento de um modelo de recomendação de monitores em ambientes virtuais
Instrumentos	Webservice, Sistemas de Recomendação
Dados coletados	Notas atividades, reputação, proximidade física e proximidade social.
Colaboração	Fomentada a partir da recomendação de monitores
Resultados	Modelo conceitual
Aplicação	Desenvolvimento de um protótipo
Validação	Experimentos

Fonte: A autora (2020)

#### 4.8 MOOCOLAB E TRABALHOS RELACIONADOS

Analisando o trabalho de Drachsler e Kalz (2016), pode-se dizer que o *Framework* proposto se encaixa no nível meso, pois faz a análise dos dados, visando criar *insights* sobre o comportamento de grupos de alunos em vez de um indivíduo. Essas percepções podem informar a instituição para adaptar seu modelo educacional e buscar estratégias que possam potencializar a interação e, assim, modificar o comportamento de alunos que estejam se mostrando pouco engajados no curso.

O presente *Framework* levou em consideração os trabalhos de Khalil (2017), Sein-Echaluce, Fidalgo-Blanco e García-Peñalvo (2017) e Klemke, Eradze e Antonaci (2018) para implementar *Learning Analytics*. Para isso é necessário realizar as seguintes etapas:

1 - Captura e Seleção dos dados – nesta etapa os dados são coletados a partir dos acessos aos cursos e informações de cadastros, bem como através de testes realizados no decorrer do curso. Foram considerados as seguintes variáveis: o número de acessos, horários, visualizações de vídeos, participação em fóruns, utilização de chats, realização de atividades, tempos de permanências no ambiente, tempo de permanência em cada atividade, notas, entre outros, levando em consideração o trabalho de Kahan, Soffer, Nachmias (2018). O objetivo é coletar dados que possam identificar padrões de comportamento no MOOC.

2 - A partir dos dados coletados foram aplicadas técnicas de Mineração de Dados e predição para identificar o aluno que necessita de auxílio, bem como avaliar possíveis abandonos no decorrer do processo de aprendizagem. Para isto foi utilizado o algoritmo *K-means* (MACQUEEN, 1967) para criar padrões de comportamento dos alunos, baseados nos dados coletados.

3 - É, então, possível fazer o processo de recomendação através do modelo baseado em conhecimento.

4 - A partir dessas análises, os resultados serão gerados em forma de relatórios e gráficos que poderão ser visualizados pelos próprios alunos, docentes e gestores da instituição. Com essas análises, o objetivo é causar uma reflexão nos atores envolvidos no processo de aprendizagem, visando gerar adaptações no ambiente e mudanças de comportamento.

Os trabalhos de Zuquello (2015) e Moraes (2015) são importantes no desenvolvimento do *Framework* por considerarem o contexto e os fatores da personalidade/temperamento dos alunos, a fim de melhorar o processo de colaboração na EaD.

No caso de Zuquello (2015), as interações do aluno no ambiente são analisadas visando recomendar objetos de aprendizagem que diminuam a sua evasão. Para isto o modelo utiliza filtragem colaborativa para encontrar similaridade entre os Recursos Educacionais de Aprendizagem - REA, levando em conta informações contextuais entre usuários para, posteriormente, prever qual REA é relevante para fazer as predições e recomendações.

Apesar do trabalho de Zuquello (2015) não estar relacionado com colaboração, a pesquisa busca realizar a recomendação de REA, considerando a interação do aluno na web. Entretanto, a coleta de dados no MOOColab será realizada a partir da interação no ambiente MOOC sem considerar a interação do aluno na web.

Já Moraes (2015) realiza a recomendação de monitores em um ambiente virtual de aprendizagem (AVA). Apesar de não estar relacionado diretamente com MOOC é um trabalho importante na concepção da forma como devemos analisar o comportamento dos alunos no ambiente e gerar a recomendação dos monitores. Para realizar a recomendação, foram utilizados algoritmos de similaridade para recomendar monitores com o mesmo perfil dos alunos.

No caso do MOOColab o processo de recomendação foi gerado a partir do conceito de heterogeneidade, tendo em vista que, segundo Vigotsky (1989), o nível de desenvolvimento potencial, determinado através da solução de problemas sob a orientação de um professor ou em colaboração com companheiros mais capazes, é uma importante etapa no processo de internalização da aprendizagem.

O simples contato com os objetos de conhecimento não garante aprendizagem, no entanto, a intervenção do outro (membro mais maduro) é essencial para que o processo ocorra. Esta visão não implica uma postura diretiva, de intervenção, mas sim enfatiza a importância do contexto.

Avaliando os *Frameworks* existentes, observamos que foram utilizados diferentes critérios no momento da recomendação. Os trabalhos de Khalil (2017) e Drachsler e Kalz (2016) fomentaram a colaboração a partir da análise de variáveis que identificam padrões de comportamento nos cursos massivos. As variáveis que foram avaliadas foram: *visualização em vídeos, download de vídeos, visualizações em fóruns, comentários em fóruns, tópicos abertos em fóruns, chats realizados, atividades realizadas, horário de acessos, quantidade de acessos*. A partir dos resultados da análise destes dados foi possível avaliar possíveis estratégias para melhorar a colaboração.

O trabalho de Zuquello (2015) utilizou como critérios: o comportamento dos alunos (mensurado a partir dos dados de navegação dos alunos na web) e sua performance ao longo do curso, através das atividades disponibilizadas no decorrer do curso.

Da mesma forma, o trabalho de Klemke, Eradze e Antonaci (2018) utilizaram como critérios o comportamento dos alunos (considerando as variáveis tempo de acesso e interação em fóruns) e a performance para adaptarem o ambiente com técnicas de gamificação.

Por sua vez, o trabalho de Sein-Echaluce, Fidalgo-Blanco e García-Peñalvo (2017) utilizaram como critérios a personalidade do usuário, além da performance do aluno ao longo do curso. Enfim, o *Framework Affinity* (MORAIS, 2015) utilizou como critérios: a disponibilidade no ambiente, a reputação do aluno, o nível de habilidade dos alunos, a proximidade física e social.

Sob a perspectiva dos critérios MOOColab utilizou como critérios: o comportamento dos alunos - considerando as mesmas variáveis de Khalil (2017) e Drachsler e Kalz (2016); a performance ao longo do curso – considerando a realização das atividades ao longo do curso, como nos trabalhos de Zuquello (2015) e Klemke, Eradze e Antonaci (2018); a personalidade (usando o MBTI) como em Sein-Echaluce, Fidalgo-Blanco e García-Peñalvo (2017); a disponibilidade no ambiente, a reputação do aluno, o nível de habilidade dos alunos, a proximidade física e social, como em Morais (2015). Além disso, acrescentamos o critério idioma que foi encontrado na literatura, como em Assami *et al.* (2018). O Quadro 19 mostra as características do MOOColab.

**Quadro 19 - Características do *Framework MOOColab***

<b>Dimensão</b>	<b>Descrição</b>
Interessados	Sujeito dos dados: Alunos e Professores e Gestores
Objetivo	Criar um Framework de Colaboração Personalizado a partir da recomendação de pares
Instrumentos	<i>Learning Analytics</i> , Sistemas de Recomendação, <i>Dashboards</i>
Dados	habilidades, reputação, comportamento, performance, idioma,

coletados	disponibilidade, personalidade, proximidade física e proximidade social.
Colaboração	Fomentada a partir da recomendação de colegas a outros
Resultados	Modelo conceitual e implementação do <i>Framework</i>
Aplicação	Implementação do <i>Framework</i> em uma plataforma MOOC
Validação	Experimentos e <i>surveys</i>

**Fonte:** A autora (2020)

## 4.9 COMPARAÇÃO TRABALHOS RELACIONADOS

Quadro 20 - MOOColab e Trabalhos Relacionados

Modelos	Objetivo	Ambiente	Tipo de recomendação	Avaliação e Recompensa	Tecnologias	Proativo	Validação	Resultados
iMooX	Realiza o mapeamento da interação do aluno	MOOC	Não realiza	Não	<i>Learning Analytics</i>	Não	Estudo de caso	<i>Framework conceitual</i>
OERecommender	Faz a recomendação de REAs em MOOC	MOOC	REA	Não	Filtragem por conteúdo	Não	Cenários de uso	Modelo conceitual
ahMOOC	Desenvolve um MOOC adaptativo	MOOC	Atividades	Não	<i>Learning Analytics, Moodle</i>	Sim	<i>Survey</i>	<i>Modelo conceitual</i>
MOLAC	Promove previsões e reflexões individuais aos alunos, professores, além de dar feedback à instituição de ensino	MOOC	Ações e previsões	Não	<i>Learning Analytics, Visualização de dados</i>	Não	Estudo de caso	<i>Framework conceitual</i>
Flipped MOOC	Cria um <i>Framework</i> conceitual que emprega uma abordagem de sala de aula invertida em combinação com gamificação e LA para criar MOOC personalizados e colaborativos.	MOOC	Não realiza	Não	LA, Gamificação, Sala de aula invertida	Não	Estudo de caso	<i>Framework conceitual</i>
MOOC Ontology	Desenvolve de um modelo de recomendação de cursos MOOC.	MOOC	Cursos	Não	Ontologia baseado em memória Sistemas de Recomendação	Não	Cenários de uso	Modelo conceitual
Afinity	Recomenda pessoas	AVA	Pessoas	Não	Mineração de dados	Não		Modelo conceitual
MOOColab	Recomenda pessoas em MOOC	MOOC	Pessoas	Sim	SR baseado em conhecimento, <i>Learning Analytics</i>	Sim	Experimentos, <i>Survey</i>	<i>Framework conceitual e Plataforma MOOC</i>

Fonte: A autora (2020)

#### 4.10 CONSIDERAÇÕES SOBRE O CAPÍTULO

A partir da análise dos Trabalhos Relacionados foi possível nortear os caminhos traçados nesta proposta de pesquisa. De uma forma geral, os trabalhos abordam a importância de fomentar a colaboração no processo de aprendizagem e, por isto, utilizam diversas estratégias para que a interação entre os alunos no ambiente MOOC seja aprimorada.

Diversos trabalhos buscaram a colaboração através de ambientes personalizados às características dos alunos, a partir da análise dos dados gerados no ambiente, gerando recomendações de atividades, materiais, REA ou ainda cursos considerando as dificuldades encontradas pelos alunos no decorrer dos cursos.

Desta forma, a presente tese, analisando as ações já realizadas nestes trabalhos, diferencia-se dos demais por promover a colaboração, a partir da recomendação de alunos a outros, considerando os critérios que foram identificados na literatura: o nível de habilidade de cada um, sua personalidade, o seu comportamento, reputação, disponibilidade em colaborar com os pares, personalidade, proximidade física e social e idioma.

Além disso, as informações geradas, a partir da análise dos dados em LA, podem ser visualizadas de diversas maneiras a partir dos diferentes tipos de perfis de usuários (alunos, docente ou gestor) como planilhas, gráficos ou relatórios.

A disponibilização destas informações pode trazer a reflexão individual do aluno ou docente no que se refere ao engajamento nos cursos, bem como de instituições na definição de estratégias para serem aplicadas visando uma melhora na estrutura e no design dos cursos.

É importante destacar que o Framework MOOColab traz a perspectiva de uma rede social dentro de um ambiente massivo para aumentar a presença social e gerar conexões que podem ir além da plataforma.

## 5 MOOCOLAB – FRAMEWORK DE COLABORAÇÃO PERSONALIZADO EM MOOC

Este capítulo tem o objetivo de descrever o *Framework* de Colaboração Personalizado em MOOC– MOOColab, identificando as etapas de seu desenvolvimento, bem como a sua implementação.

O *Framework* MOOColab foi desenvolvido seguindo o paradigma *Design Science Research* como já comentado, em detalhes, no Capítulo 1 desta tese. Assim, foram realizados dois ciclos para delimitar as suas características e funcionalidades. Estes ciclos serão detalhados a seguir.

### 5.1 DESIGN FRAMEWORK MOOCOLAB

Após a análise da Revisão Sistemática da Literatura e dos diversos Trabalhos Relacionados a esta tese, identificaram-se várias oportunidades de pesquisa. Dentre as lacunas encontradas, norteamos os esforços para implementar estratégias que auxiliem no processo de colaboração que incentivem a participação dos alunos e propiciem a melhoria na aprendizagem colaborativa em cursos massivos.

Como visto em capítulos anteriores, MOOC com a sua característica de alunos e de massividade, possui um potencial em apoiar a aprendizagem personalizada a partir de diferentes abordagens. Além disso, Khalil (2017) comenta que MOOC reservaram uma posição relevante e valiosa na prática educacional sob várias perspectivas, pois os dados adicionais coletados dos MOOC podem ser analisados e utilizados para melhorar a aprendizagem, o ensino e o próprio ambiente.

Diante da necessidade de melhorar e estimular a colaboração entre os alunos (conforme identificado na RSL, descrita no Capítulo 3) e aproveitando a possibilidade de utilizar a diversidade de conhecimentos dos alunos inscritos nestes ambientes foi desenvolvido um *Framework* Colaborativo chamado MOOColab que visa estimular a troca de conhecimentos entre os envolvidos no processo de aprendizagem a partir da recomendação de pares nos cursos.

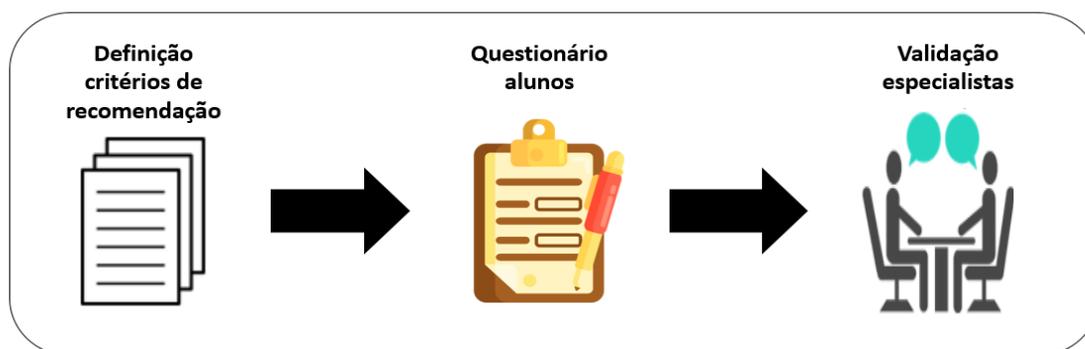
O *Framework* MOOColab foi desenvolvido a partir da perspectiva de dois conceitos: *Learning Analytics* para compreender melhor os percursos que os alunos realizam ao interagir no ambiente; e Sistemas de Recomendação para potencializar a

colaboração no ambiente e, assim, gerar uma aprendizagem pautada na troca de conhecimentos e numa abordagem crítica construída a partir das discussões geradas.

### 5.1.1 Primeiro Ciclo – MOOColab em protótipo

O objetivo deste ciclo foi delimitar as características e funcionalidades necessárias para potencializar a aprendizagem colaborativa em ambientes massivos, a partir da análise dos resultados da RSL realizada e dos diversos Trabalhos Relacionados e de uma observação realizada em um curso massivo com 287 alunos inscritos no período de setembro a dezembro de 2017. Após o resultado desta observação foi projetado um protótipo que foi avaliado por especialistas. Desta forma delineamos as seguintes etapas, conforme visto na Figura 40 para delimitar o escopo do *Framework*.

Figura 40 - Etapas Escopo do *Framework*



Fonte: A autora (2020)

#### 5.1.1.1 Definição dos Critérios de Recomendação

O resultado da RSL (Capítulo 3) mostrou que os critérios que são levados em consideração no processo de recomendação em um ambiente massivo são os definidos na Tabela 6.

Tabela 6 - Critérios utilizados no MOOColab

Identificação	Critérios	Descrição	Quantidade de artigos	Referências
C1	Habilidade	Conhecimento prévio do aluno ao iniciar o curso	20	Abeer e Miri (2014), Israel (2015), Pursel <i>et al.</i> (2016)

C2	Comportamento	Identificação dos diferentes tipos de comportamento dos alunos no ambiente	15	Bonnafini (2017), Osuna-Acedo <i>et al.</i> (2018), Pursel <i>et al.</i> (2016)
C3	Performance	Desempenho do aluno no decorrer do curso	13	Xing (2019), Zuquello (2015), Khalil (2017)
C4	Disponibilidade	Disposição do aluno em colaborar com os colegas no curso	10	Assami <i>et al.</i> (2018), Sein-Echaluze, Fidalgo-Blanco e García-Peñalvo (2017)
C5	Reputação	Feedback sobre a credibilidade do colega que colaborou no ambiente	9	Moreno-Marcos <i>et al.</i> (2018), Ortega-Arranz (2018)
C6	Personalidade	Identificação dos tipos de personalidade	7	Sunar <i>et al.</i> (2016), Jebali <i>et al.</i> (2017) e Hayati <i>et al.</i> (2016)
C7	Proximidade Social	Identificação de colegas que já colaboraram entre si	5	Assami <i>et al.</i> (2018), Zhou <i>et al.</i> (2018) e Cohen <i>et al.</i> (2017).
C8	Proximidade Física	Identificação da localização onde os alunos residem	3	Zheng <i>et al.</i> (2016), Klemke, Eradze e Antonaci (2018), Zhou <i>et al.</i> (2018).
C9	Idioma	Conhecimento nos diversos tipos de idiomas que o aluno possui	2	Assami <i>et al.</i> (2018), Sunar <i>et al.</i> (2016)

Fonte: A autora (2020)

A Tabela 6 mostra nove critérios que foram considerados no processo de recomendação de alunos no decorrer do curso a partir da sua participação no ambiente.

#### 5.1.1.2 Resultados da observação e prototipação do Framework

Foi necessário, então, realizar uma observação em um curso massivo da plataforma<sup>3</sup> do IFAC para compreender a estrutura do curso, bem como as ferramentas de comunicação

<sup>3</sup> Disponível em: <http://cursos.ifac.edu.br>

disponíveis e de que forma a colaboração ocorre entre os alunos. Realizou-se, então, uma intervenção no curso de Lógica de Programação<sup>4</sup>, onde estavam inscritos 287 alunos durante o período de setembro de 2017 a dezembro de 2017.

Observou-se que o curso possui, em média, 10 aulas estruturadas em torno de vários vídeos, seguidos de atividades ao final deles, bem como materiais complementares sobre os assuntos trabalhados em cada aula. Seguir a sequência estruturada das aulas não é uma exigência de continuidade do curso. O aluno pode, a qualquer momento, avançar ou retroceder nas unidades do curso, sem nenhuma exigência da realização de atividades.

No aspecto de interação no ambiente percebeu-se que há a possibilidade de compartilhar informações com os demais colegas de curso através dos fóruns. Não foi identificado no curso um momento de socialização entre os alunos para que pudessem se apresentar ou demonstrar suas expectativas e motivações. Assim, participantes só conhecem seus pares se estes participarem dos fóruns.

Somente o mediador e o administrador têm acesso à lista com a relação dos participantes inscritos. Entretanto, se os alunos não preencherem corretamente os seus dados durante o cadastro, nem o professor terá informações mais detalhadas sobre eles, uma vez que a plataforma só exibe o nome de usuário do participante cadastrado.

Por compreender que o processo de aprendizagem em rede depende dos participantes para acontecer, o quesito interatividade foi considerado crítico. A plataforma só contempla um único espaço para comunicação entre os participantes e de modo assíncrono. Não existe uma outra ferramenta que possibilite saber quem está online no ambiente e iniciar uma conversa. Durante o decorrer do curso, observou-se uma troca tímida de informações entre os alunos no ambiente através do fórum e apenas o professor respondeu aos questionamentos levantados.

---

<sup>4</sup> Disponível em: <http://cursos.ifac.edu.br/course/logicadeprogramacao/intro>

**Figura 41 - Critérios de recomendação sob o ponto de vista do aluno**



**Fonte:** A autora (2020)

Foi aplicado um questionário aos alunos (Apêndice 1) para compreender a percepção do aluno no ambiente massivo. A aplicação deste instrumento mostra, de uma forma geral, que os critérios encontrados na RSL são refletidos nos resultados obtidos como pode ser visto na Figura 41.

Após os resultados da análise dos Trabalhos Relacionados (Capítulo 4) e da observação realizada, iniciamos a especificação do *Framework* (Apêndice 5) e utilizamos o Adobe XD, por produzir protótipos de alta fidelidade. A Figura 42 mostra a tela do ambiente do *Framework*.

No centro da tela (2), em destaque, estão disponíveis os vídeos e materiais, além de atividades de cada aula. Na lateral esquerda (1) há a descrição de um breve perfil do aluno, bem como estão distribuídos elementos com a função de comunicação entre os alunos do curso. Na lateral direita (3) estão listados os alunos que foram recomendados para os seus pares, observando os critérios de recomendação (que serão explicitados de maneira mais detalhada no Capítulo 5). Na parte inferior da tela (4) estão disponíveis os colegas do curso.

Figura 42 - Ambiente do curso

Fonte: A autora (2020)

As telas seguintes visam identificar o perfil e a evolução do aluno, bem como de seu comportamento dentro do ambiente a fim de minimizar as barreiras de comunicação que possam vir a ocorrer entre os pares. A proposta é, com base nestas informações, possibilitar uma maior comunicação e troca de saberes entre os envolvidos no curso. A Figura 43 mostra as informações disponíveis de cada aluno no ambiente.

Figura 43 - Telas perfil do aluno

Fonte: A autora (2020)

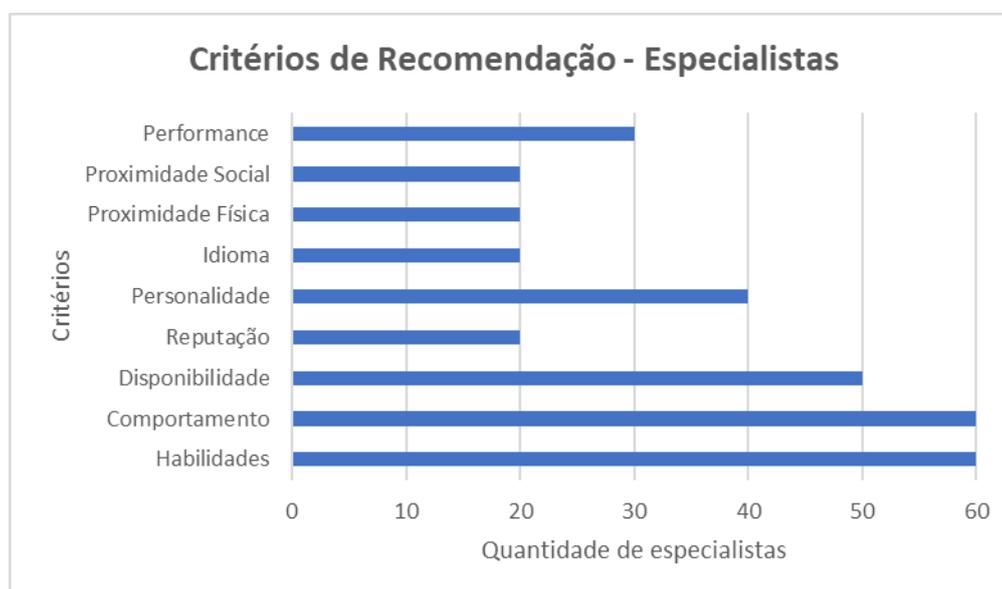
### 5.1.1.3 Validação do Protótipo

A avaliação do protótipo envolveu a validação, na perspectiva de especialistas do domínio, através da aplicação de um questionário (Apêndice 2) destinado a ratificar os dados encontrados nas duas etapas anteriores. Esse questionário foi aplicado a 50 profissionais do Instituto Federal do Acre que trabalham na perspectiva do ensino a distância, além de 10 profissionais de instituições externas.

A perspectiva desta etapa foi ratificar os critérios de recomendação durante a análise dos Trabalhos Relacionados, bem como os dados coletados com o questionário aplicado aos alunos no estudo de caso. Além disto, foi necessário identificar os pesos de cada critério para possibilitar uma recomendação mais pautada nas necessidades dos diversos perfis dentro do ambiente. A Figura 44 sintetiza os achados encontrados.

Analisando os resultados encontrados, buscou-se identificar como cada critério seria contabilizado no momento da recomendação. Desta forma foi solicitado que cada especialista atribuísse um peso a cada um deles (atribuindo 1 ao critério menos importante e 9 ao critério mais importante). Os dados foram analisados e foi calculada uma média ponderada de cada critério.

**Figura 44 - Critérios de recomendação sob o olhar de especialistas**



**Fonte:** A autora (2020)

A partir disto, as regras para aquisição destes foram delineados. Assim foram definidos os critérios e as regras que foram utilizadas no motor de inferência do MOOColab. A Tabela 7 mostra os resultados encontrados.

Tabela 7 - Critérios considerados no MOOColab

Identificação	Critérios	Média Ponderada	Regras
C1	Habilidade	8,2	Teste inicial + notas atividades
C2	Comportamento	8,2	Delimitado a partir de diversas variáveis coletadas no ambiente (descritas de forma mais detalhada nas seções seguintes)
C3	Performance	6,6	Evolução ao longo do curso
C4	Disponibilidade	6,8	Tempo de permanência no ambiente
C5	Reputação	6,5	Recompensas recebidas, metas conquistadas e avaliação dos pares
C6	Personalidade	6,4	Através MBTI
C7	Proximidade Social	4,4	Observar alunos que já realizaram contato com outros no ambiente através de fóruns, chats ou e-mail
C8	Proximidade Física	2,5	Identificar localização mais próxima dos pares
C9	Idioma	2,2	Idiomas que os alunos dominam

Fonte: A autora (2020)

Os especialistas também validaram o protótipo do *Framework* a partir do TAM para analisar a sua intenção de uso. Os itens do questionário estão listados no Quadro 21.

Quadro 21 - Questões associadas ao Modelo de Aceitação de Tecnologia

Escala de Likert		
(1 – discordo completamente, 2 – discordo, 3 – não sei ou indiferente. 4 – concordo 5 – concordo completamente)		
Categoria	Declaração	Descrição
Facilidade Percebida	D01	Foi fácil identificar a estrutura e objetivos do curso?
	D02	A abordagem utilizada durante as aulas (Vídeos, atividades, fóruns) ajudam no entendimento dos conteúdos?
	D03	Foram disponibilizados meios de comunicação suficientes no curso?
	D04	Novidades e lembretes divulgados no ambiente do curso são importantes para a continuidade do curso?
	D05	A apresentação visual foi considerada satisfatória?
	D06	Foi fácil aprender a usar o ambiente?
	D07	É fácil identificar os colegas no ambiente?
Utilidade Percebida	D08	Os diversos meios de comunicação disponíveis são úteis para melhorar a colaboração entre os alunos?
	D09	As recomendações de colegas entre os envolvidos no curso são importantes para fomentar a colaboração no ambiente?
	D10	Os indicadores dos relatórios disponíveis ajudam a estabelecer estratégias para obter um melhor desempenho no curso?
	D11	As estratégias de recompensa auxiliam na motivação e continuidade dos alunos no curso?

Intenção de uso	D12	Acredita que os alunos gostariam de ter recebido essas recomendações em outros cursos que realizaram?
	D13	Recomenda a manutenção desta estrutura de recomendação aos alunos no curso?
	D14	Acredita que os alunos estarão motivados em utilizar o <i>Framework</i> MOOColab?
	D15	Acredita que a aprendizagem colaborativa será fomentada a partir do MOOColab?
Variáveis externas – Usabilidade	D16	A interface do sistema é agradável?
	D17	A recomendação dos colegas é clara e objetiva no ambiente?
	D18	Esse ambiente tem todas as funções e capacidades que eu esperava que ele tivesse?
	D19	De uma forma geral está satisfeito com este <i>Framework</i> ?
<b>Questão aberta</b>		
O que você sugere para melhorar no ambiente?		

Fonte: A autora (2020)

Analisando os resultados do questionário com os especialistas percebeu-se que o protótipo necessitava de alguns ajustes no que se refere a novas estratégias de comunicação entre os alunos (estavam previstos apenas os fóruns e chats). Disponibilizar um espaço para conhecer melhor o perfil e habilidades dos alunos também foi comentado como melhoria para enriquecer o processo colaborativo no ambiente. Foi sugerido também como melhoria utilizar um modelo simples de recompensa, baseado nas interações entre os alunos no ambiente, através de metas a serem cumpridas semanalmente pelos alunos no ambiente.

A proposta de recomendação de alunos foi validada por especialistas. Em relação à usabilidade, algumas melhorias também foram por eles sugeridas na interface do ambiente para que ficassem mais intuitivas e amigáveis aos alunos.

### 5.1.2 Ciclo 2 – Implementação MOOColab

Após o ciclo 1, com as evidências encontradas, novas estratégias foram adotadas como alternativa para melhorar a motivação dos alunos no processo de construção de saberes de forma colaborativa.

#### 5.1.2.1 Visão Geral do Framework MOOColab

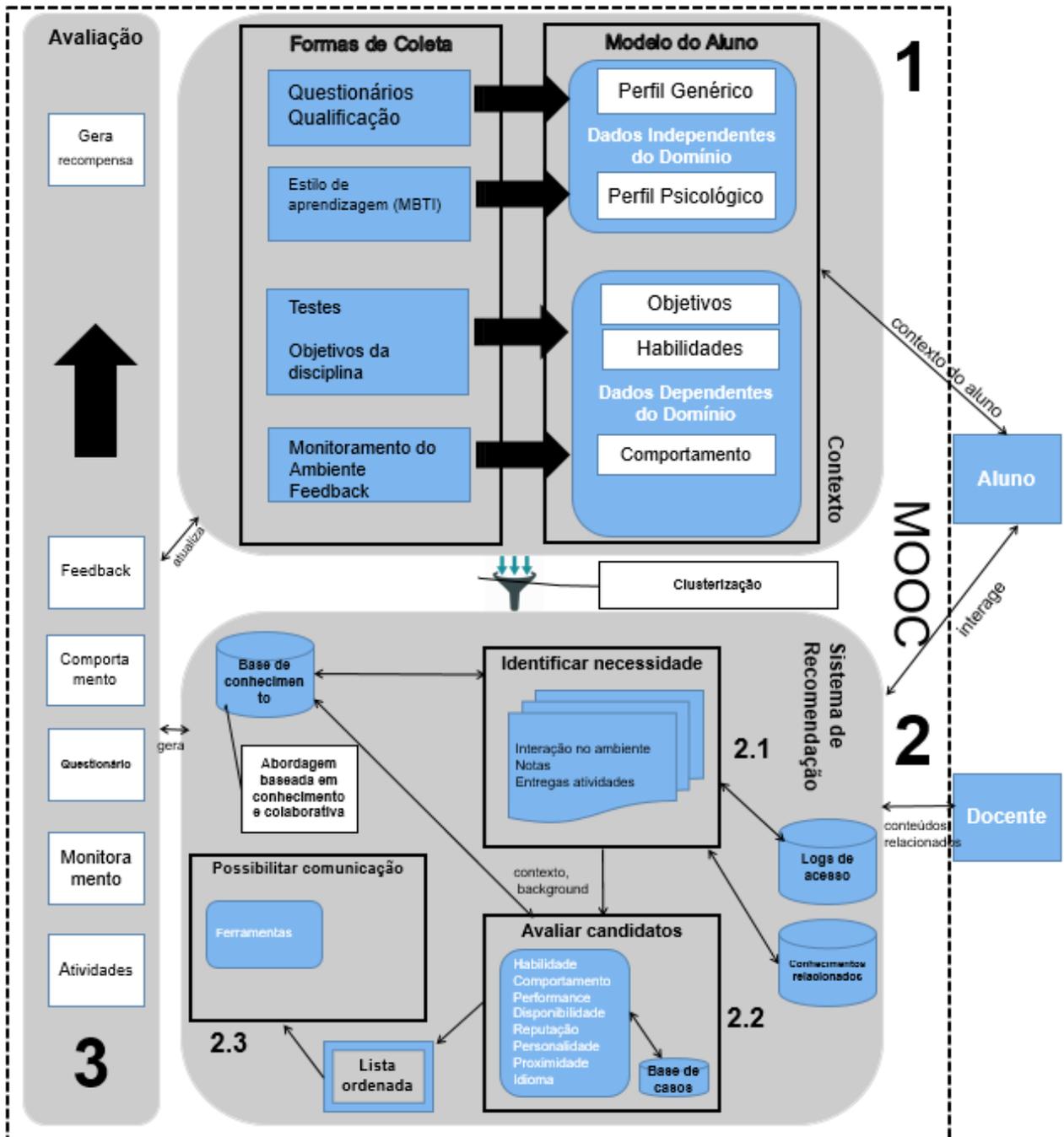
O *Framework* foi direcionado ao modelo instrucional dos xMOOC por adotar um modelo de transmissão de conhecimento baseado na apresentação de vídeos, questionários

e testes. Entretanto, é importante destacar que, segundo Khalil (2017), esse modelo de ambiente massivo oferece uma experiência individualizada, à medida em que permite que os alunos sigam rotas alternativas através de material e ofereçam feedback automatizado, mas não fornecem uma experiência de aprendizado social.

Assim, o *Framework* buscou utilizar uma proposta pedagógica na qual estudantes se ajudem no processo de aprendizagem, atuando como parceiros entre si e buscando adquirir conhecimento sobre um dado objeto que esteja sendo abordado no curso. Para realizar uma abordagem eficiente, o *Framework* possui três camadas distintas, como pode ser visto na Figura 45.

A Figura 45 mostra a arquitetura do MOOColab, que basicamente é dividida em 3 camadas. A primeira etapa do *Framework* foi projetada para coletar dados dos alunos a partir de diversos instrumentos:

1. **Surveys** – este instrumento foi utilizado no ato da inscrição do aluno para coletar dados pessoais, demográficos e motivacionais. Também foi utilizado ao final do curso para obter um feedback do aluno sobre as estratégias utilizadas e se estas foram consideradas satisfatórias no processo de aprendizagem.
2. **Testes de habilidades** – o objetivo de utilizar este instrumento foi identificar os conhecimentos prévios dos alunos ao se inscreverem nos cursos, bem como detectar o conhecimento adquirido ao final do curso.
3. **Questionário MBTI** (*Myers-Briggs Type Indicator*) que teve o objetivo de identificar o tipo de personalidade do aluno para melhor adequar as estratégias de recomendação de pares vislumbrando uma colaboração eficiente.
4. **Base de dados** dos cursos com a coleta de diversas variáveis que serão comentadas de forma mais detalhada na seção 5.2 que aborda o processo de *Learning Analytics* do modelo desenvolvido.

Figura 45 - Arquitetura *Framework* MOOColab

Fonte: A autora (2020)

A 2ª camada do *Framework* ocorre a partir do mapeamento dos padrões de comportamento dos alunos, das habilidades definidas, das suas motivações e perspectivas. Este mapeamento resulta em uma lista com um conjunto de alunos que podem auxiliar seus colegas no processo de aprendizagem através das discussões fomentadas no ambiente.

Para gerar esta lista foram levados em consideração o conjunto de critérios especificado na Tabela 7 que foram encontrados na literatura e validados por alunos e especialistas na área. Assim, sempre que solicitado, com base no comportamento do aluno, das atividades propostas e de sua *expertise*, são recomendados pares com o objetivo de gerar discussões e colaboração.

Após as interações realizadas, inicia-se a 3ª camada do *Framework* com a avaliação da interação realizada sob a perspectiva do aluno. Esta etapa consiste no feedback do aluno em relação à troca de ideias que ocorreu durante a realização de uma atividade.

O objetivo desta etapa foi avaliar o processo de colaboração sob a perspectiva dos pares. Esta avaliação é considerada no processo de recomendação dos alunos. Também são utilizadas técnicas de recompensa à medida que os alunos cumprem os objetivos estabelecidos pelo professor no momento da criação do curso.

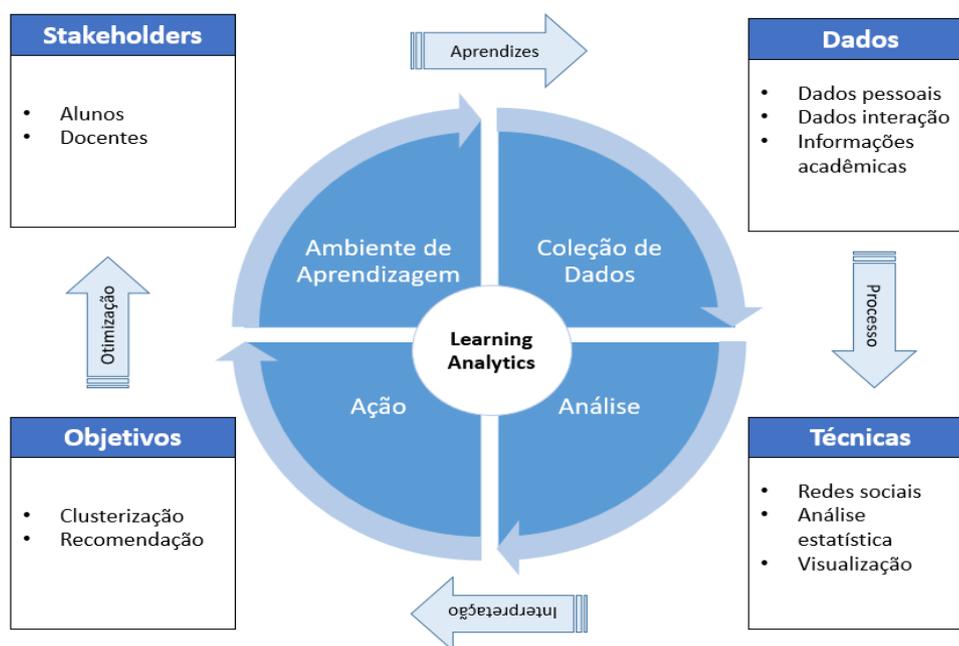
Nas próximas seções serão detalhadas cada etapa do *Framework* enfatizando os instrumentos, as técnicas e as tecnologias utilizadas.

## 5.2 1ª CAMADA DO *FRAMEWORK* MOOCOLAB

A primeira etapa do MOOColab foi projetada para coletar dados dos alunos a partir de diversos instrumentos já citados. Esta é uma das fases mais importantes do processo, pois o entendimento do domínio do aluno estará refletido nas informações coletadas e consideradas nesta etapa.

Nesta parte do estudo apresentamos a nossa estrutura conceitual do ciclo de vida de *Learning Analytics* na plataforma MOOColab. A estrutura de LA compreende etapas processuais, a partir do ambiente de aprendizagem e finaliza com intervenções e otimizações. O *Framework* considerou quatro partes principais, conforme mostra a Figura 46.

**Figura 46 - Etapas Learning Analytics no MOOColab**



Fonte: A autora (2020)

A estrutura de LA na Figura 46 considerou quatro etapas principais que serão explicadas nos próximos itens.

### 5.2.1 Ambiente de Aprendizagem

O ambiente de aprendizagem em que alunos e docentes produzem dados é considerado uma mina de ouro por Khalil (2017), pois os alunos produzem uma enorme quantidade de dados que podem ser analisados para fornecer informações sobre as suas habilidades e, assim, fornecer um feedback em tempo real no ambiente, além da possibilidade do professor monitorar o progresso de aprendizagem individual e coletiva dos inscritos no curso.

### 5.2.2 Coleta de Dados

Foram coletados diversos tipos de dados dos repositórios do ambiente. Nos ambientes educacionais existem diferentes tipos de dados que podem ser processados, como por exemplo:

- 1) **Dados de interação:** dados que são coletados à medida que o usuário interage no ambiente de aprendizagem. As variáveis que foram consideradas durante a coleta de dados foram resultado de análises de pesquisas relacionadas e, posteriormente, foram validadas por especialistas (conforme definido na Tabela 7).

Inicialmente foi solicitado ao Instituto Federal do Acre a disponibilização dos dados das bases do ambiente MOOC utilizado pela instituição nos últimos 5 anos, considerando os aspectos de anonimato e segurança das informações. De posse destes dados foi realizado o entendimento sobre a arquitetura do sistema de banco de dados da plataforma.

Em seguida foram identificadas e extraídas, por meio de scripts desenvolvidos, as variáveis comportamentais armazenadas na base de dados da plataforma que representam o comportamento dos alunos, de acordo com a RSL realizada anteriormente. As variáveis estão definidas no Quadro 22.

**Quadro 22 - Variáveis de interação utilizadas no MOOColab**

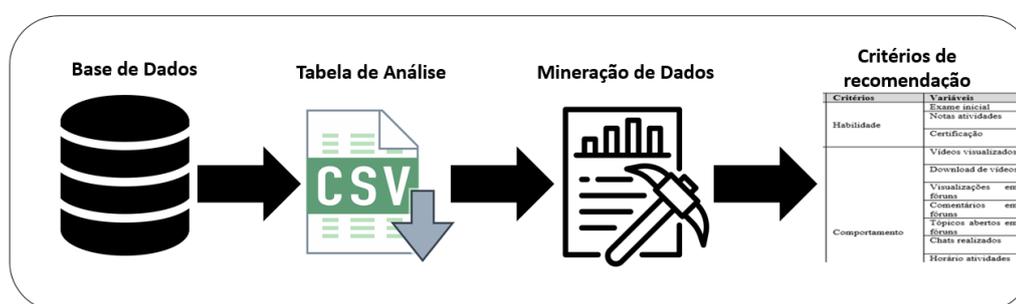
Identificação	Variáveis	Descrição	Categoria
V1	Locais Acesso	Quantidade de diferentes locais que o aluno acessou o ambiente	Estrutura do Ambiente
V2	Vídeos visualizados	Vídeos visualizados online no ambiente	
V3	Download de vídeos	Vídeos que foram feitos <i>download</i> para acesso <i>offline</i>	
V4	Visualizações em fóruns	Fóruns que foram visualizados pelo aluno	Colaboração
V5	Comentários em fóruns	Comentário que foi realizado pelo aluno durante a realização das aulas	
V6	Tópicos abertos em fóruns	Tópico aberto pelo aluno propondo discussão	
V7	Chats realizados	Utilização do chat para realizar discussões	
V8	Quantidade colegas	Quantidade de colegas diferentes que o aluno enviou mensagens	
V9	Horário atividades	Horário que mais realizou atividades	Realização de tarefas
V10	Atividades realizadas	Identifica as atividades que foram realizadas pelos alunos	
V11	Horário acesso	Horário de acessos ao curso	Gestão do Tempo
V12	Acessos	Quantidades de acessos no ambiente	
V13	Acessos por turno	Quantidade de acessos por turno (Manhã, Tarde, Noite, Madrugada)	
V14	Exame final	Exame final enviado	Desempenho
V15	Certificação	Identifica alunos que receberam a certificação	

Fonte: A autora (2020)

- 2) **Dados pessoais:** dados coletados a partir do seu cadastro no curso (através dos *Surveys*) como nome, e-mail, endereço, nível de conhecimento, línguas estrangeiras, entre outros.
- 3) **Dados Acadêmicos** (através dos *Surveys*): formação, cursos realizados, notas, exames, certificados.
- 4) **Dados perfil:** dados coletados a partir do questionário MBTI (Apêndice 9).

A Figura 47 sintetiza a coleta dos dados realizados.

**Figura 47 - Coleta de Dados no MOOColab**



Fonte: A autora (2020)

Após a junção dos dados das diversas fontes, verificou-se se as variáveis selecionadas durante a RSL e, que foram validadas por especialistas, refletiam os padrões de comportamento dos alunos no ambiente. O Quadro 23 mostra as variáveis utilizadas no *Framework* após essa análise.

**Quadro 23 - Variáveis utilizadas no MOOColab**

Identificação	Variáveis	Descrição	Categoria
V1	Locais Acesso	Quantidade de diferentes locais que o aluno acessou o ambiente	Estrutura do Ambiente
V2	Vídeos visualizados	Vídeos visualizados online no ambiente	
V3	Download de vídeos	Vídeos que foram feitos download para acesso offline	
V4	Visualizações em fóruns	Fóruns que foram visualizados pelo aluno	Colaboração
V5	Comentários em fóruns	Comentário que foi realizado pelo aluno durante a realização das aulas	
V6	Tópicos abertos em fóruns	Tópico aberto pelo aluno propondo discussão	
V7	Chats realizados	Utilização do chat para realizar discussões	
V8	Quantidade colegas	Quantidade de colegas diferentes que o aluno enviou mensagens	

V9	Horário atividades	Horário que mais realizou atividades	Realização de tarefas
V10	Atividades realizadas	Identifica as atividades que foram realizadas pelos alunos	
V11	Horário acesso	Horário de acessos ao curso	Gestão do Tempo
V12	Qtde Acessos	Quantidades de acessos no ambiente	
V13	Acessos por turno	Quantidade de acessos por turno (Manhã, Tarde, Noite, Madrugada)	
V14	Exame inicial	Teste inicial realizado	Desempenho
V15	Exame final	Exame final enviado	
V16	Notas atividades	Média das atividades realizadas no ambiente	
V17	Certificação	Identifica alunos que receberam a certificação	
V18	Personalidade	Identifica estilo de personalidade do aluno	Perfil
V19	Disponibilidade	Disposição do aluno em colaborar no ambiente	
V20	Idioma	Idiomas que o aluno tem conhecimento	
V21	Reputação	Como o aluno é avaliado pelos seus pares	

Fonte: A autora (2020)

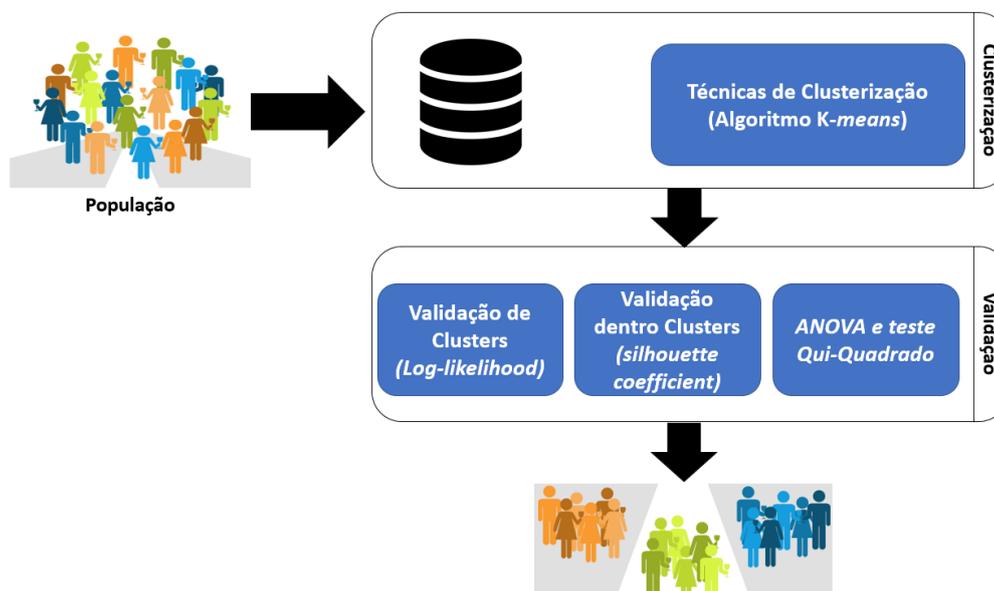
### 5.2.3 Análise

Nesta etapa utilizamos a técnica de *Clustering* para agrupar alunos com características semelhantes (a partir da análise das variáveis citadas no Quadro 23 acima) em diferentes grupos automaticamente.

A ideia básica é que elementos que compõem um mesmo *cluster* devem apresentar alta similaridade seguindo um padrão, além de ser muito dissimilares de objetos de outros *clusters*. Em outras palavras, toda *clustering* é feita com objetivo de maximizar a homogeneidade dentro de cada *cluster* e maximizar a heterogeneidade entre *clusters*.

Desta forma foi possível identificar diferentes padrões de comportamento dos alunos no ambiente MOOC, considerando as variáveis definidas anteriormente (Quadro 23), para buscar, então a recomendação de pares, aperfeiçoando as estratégias de conexões sociais dentro do MOOColab. A *clustering* seguiu os passos visualizados na Figura 48.

Figura 48 - Passos da clustering no MOOColab



Fonte: A autora (2020)

Com a base de dados coletada e preparada para a realização da análise, aplicou-se o algoritmo *K-means* baseado no método particional, que organiza um conjunto de dados em um conjunto de  $k$  agrupamentos escolhidos a priori. No caso do *Framework* foram considerados 7 grupos (levando em consideração o trabalho de Kahan, Soffer e Nachmias (2017) já comentado no Capítulo 2).

Para realizar o agrupamento foi utilizada a ferramenta *Weka* (Software *Open Source* para mineração de dados em Java desenvolvida pela Universidade de Waikato Nova Zelândia), por ser uma ferramenta muito utilizada academicamente e se mostrar bastante eficiente no processo de *clustering* de dados.

Assim, a partir dos grupos selecionados, realizou-se a medida de *log-likelihood* para calcular a distância entre os grupos e validar os *clusters* selecionados. Também foi realizada uma validação por meio do *silhouette coefficient* score que mede a sua coesão interna.

Para finalizar a análise foram realizados o teste ANOVA, que visa identificar as diferenças dentro dos *clusters* em relação as variáveis intervalares usando um nível de confiança de 95% e um teste *Qui-Quadrado* que complementou a análise para a variável categórica.

Ao final foram obtidos 7 grupos baseados nos diferentes comportamentos no MOOC do IFAC. O teste ANOVA mostrou que existem diferenças significativas entre os

grupos em relação às variáveis de intervalo com  $p < 0,005$  e o teste Qui-Quadrado mostrou dependência estatística entre os *clusters* e a variável categórica (exame final) com  $p < 0,005$ . O Quadro 24 mostra os grupos identificados a partir das variáveis selecionadas na base de dados.

**Quadro 24 - Clusters detectados**

<b>Clusters identificados</b>	<b>Características</b>
<i>Tasters</i>	Valores baixos em todas as variáveis analisadas
<i>Downloaders</i>	Valores baixos em todas as variáveis analisadas, com exceção de download de vídeos
<i>Disengagers</i>	Alunos que assistiram a 70% das palestras e realizaram 40% das atividades, apenas observaram alguns fóruns e desistiram ao longo do curso.
<i>Offline Engagers</i>	Alunos que realizaram todas as atividades e 90% obteve a certificação, mas houve pouca interação nos fóruns de discussão. Permanece pouco tempo online no ambiente.
<i>Online Engagers</i>	Alunos que realizaram todas as atividades e 95% obteve a certificação. Principal característica é o tempo de permanência no ambiente e participação nos fóruns.
<i>Moderately Engagers</i> <i>Social</i>	Altamente envolvido nos fóruns de discussão, mas não obtiveram a certificação.
<i>Social Engagers</i>	Como no grupo anterior, altamente envolvido nos fóruns de discussão, mas se diferencia por obter as notas mais altas nas atividades e obtenção da certificação.

**Fonte:** A autora (2020)

Com a identificação dos padrões de comportamento dos alunos - de acordo com a classificação proposta por Kahan, Soffer e Nachmias (2017) - na plataforma é possível traçar alternativas para apoiar a colaboração entre os alunos nestes cursos massivos. Além do mapeamento do comportamento através da criação de grupos, também é possível realizar a análise e visualização de diversas variáveis que estão sendo consideradas através do *dashboard* do *Framework*.

Como já comentado, o comportamento foi um critério empregado no momento da recomendação de pares no ambiente. Assim, utilizamos estes *clusters*, considerando as características de socialização dos alunos no ambiente, a partir da seguinte ordem de precedência no momento da recomendação (Quadro 25).

**Quadro 25 - Ordem de Precedência Clusters**

<b>Ordem de Precedência</b>	<b>Clusters identificados</b>	<b>Justificativa</b>
01	<i>Social Engagers</i>	Como verificado no momento da <i>clustering</i> , esse grupo de pessoas são as pessoas mais envolvidas

		socialmente, além de serem as que obtiveram uma melhor performance nas atividades propostas durante a realização do curso.
02	<i>Moderately Social Engagers</i>	Alunos altamente envolvidos nos fóruns de discussão, apesar de nem todos terem obtido a certificação.
03	<i>Online Engagers</i>	Este grupo se caracterizou pelo grande tempo de permanência no ambiente, o que sugere que ele dedica um tempo considerável na realização de suas atividades e observa o que está sendo discutido nos fóruns. Apesar de pouca participação pode ser incentivado a colaborar devido às atividades já realizadas.
04	<i>Offline Engagers</i>	Neste grupo temos os alunos que pouco interagiram no ambiente, mas que tiveram um bom desempenho ao longo do curso.
05	<i>Disengagers</i>	Alunos deste grupo, em algum momento, deixam de frequentar o curso. O que não significa que não possam auxiliar seus pares enquanto permanecerem no ambiente.
06	<i>Downloaders</i>	Neste grupo temos pessoas que potencialmente têm a intenção de apenas realizarem <i>download</i> de materiais para utilizarem. Entretanto, não foi excluído nenhum <i>cluster</i> no momento da recomendação, principalmente pelo fato de que o aluno pode mudar de comportamento no decorrer do curso.
07	<i>Tasters</i>	Da mesma forma que no grupo anterior, apesar do baixo potencial de colaboração, não foi excluído do processo de recomendação.

Fonte: A autora (2020)

#### 5.2.4 Ação

Esta etapa corresponde às ações que serão tomadas a partir dos resultados encontrados na etapa anterior, visando otimizar o ambiente de aprendizagem. Desta forma, as variáveis utilizadas no processo de LA são consideradas para estabelecer os critérios de recomendação dos alunos a seus pares a fim de gerar uma rede de conexões entre eles. O Quadro 26 mostra de que forma os critérios foram mensurados e coletados no *Framework*.

**Quadro 26 - Critérios de recomendação**

Identificação	Critérios	Variáveis	Regras
C1	Habilidade	Exame inicial	Teste inicial realizado
		Notas atividades	Média das atividades realizadas no ambiente
		Certificação	Identifica alunos que receberam a certificação

		Cursos realizados	Cursos correlatos realizados
C2	Comportamento	Vídeos visualizados	Vídeos visualizados online no ambiente
		Download de vídeos	Vídeos que foram baixados para acesso <i>offline</i>
		Visualizações em fóruns	Fóruns que foram visualizados pelo aluno
		Comentários em fóruns	Comentário que foi realizado pelo aluno durante a realização das aulas
		Tópicos abertos em fóruns	Tópico aberto pelo aluno propondo discussão
		Chats realizados	Utilização do chat para realizar discussões
		Horário atividades	Horário que mais realizou atividades
		Atividades realizadas	Identifica as atividades que foram realizadas pelos alunos
		Horário acesso	Horário de acessos ao curso
		Acessos	Quantidades de acessos no ambiente
		Acessos por turno	Quantidade de acessos por turno (Manhã, Tarde, Noite, Madrugada)
C3	Performance	Exame inicial	Teste inicial realizado
		Exame final	Exame final enviado
		Notas atividades	Média das atividades realizadas no ambiente
C4	Disponibilidade	Disponibilidade	Disposição do aluno em colaborar no ambiente
		Atividades pendentes	Quantidade de atividades pendentes
C5	Reputação	Reputação	Como o aluno é avaliado pelos seus pares
C6	Personalidade	Personalidade	Através do MBTI
C7	Proximidade Social	Quantidade colegas	Quantidade de colegas diferentes a quem o aluno enviou mensagens
C8	Proximidade Física	Locais Acesso	Quantidade de diferentes locais de onde o aluno acessou o ambiente
C9	Idioma	Idioma que o aluno conhece	Idioma

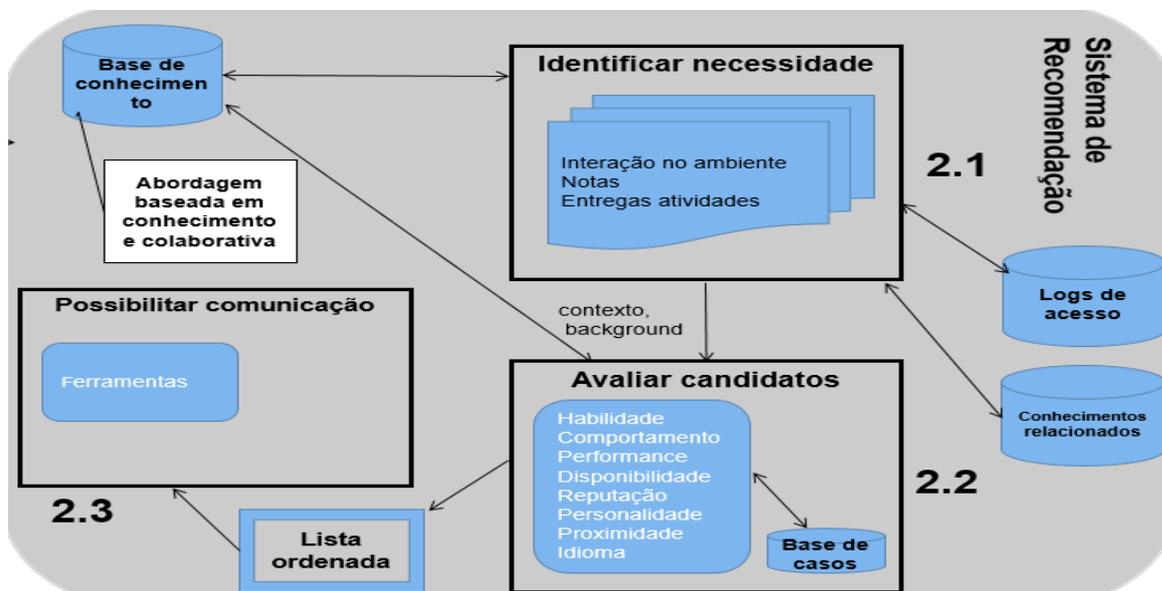
Fonte: A autora (2020)

### 5.3 2ª CAMADA DO FRAMEWORK MOOCOLAB

Com o mapeamento dos padrões de comportamento dos alunos no ambiente, esta etapa realiza a análise da recomendação de alunos a seus pares a partir de suas características e necessidades. A recomendação baseada em conhecimento foi considerada

na implementação desta camada, por guardar informações de casos anteriores que podem ser utilizadas como ponto inicial na solução de uma nova recomendação.

Figura 49 - 2ª Camada Arquitetura do MOOColab



Fonte: A autora (2020)

A Figura 49 mostra que esta camada é dividida em três fases:

**1 – Identificar a necessidade** – o *Framework* identifica a necessidade dos alunos a partir dos resultados da etapa anterior, a saber:

- Conhecimentos prévios do aluno – que foram coletados através de um teste inicial realizado.
- Atividades não realizadas – o sistema observa que o aluno não avança a partir de um dado momento do curso e, assim, identifica uma possível necessidade de auxílio.
- Acessos realizados – o sistema identifica que o aluno está há um bom tempo sem realizar o acesso e, então, envia e-mails visando evitar a evasão, recomendando colegas para iniciarem uma discussão sobre os assuntos abordados no curso.
- Notas atividades – o sistema detecta quando o aluno não possui um desempenho esperado.

**2 – Avaliar os candidatos** – Nesta fase são observados os critérios e respectivos pesos contidos na Tabela 7. Para normalizar os pesos definidos para cada critério foi utilizada a seguinte expressão:

$$x = \sum_1^n \text{media\_ponderada}$$

Onde:

*x*: total das médias

*media\_ponderada*: médias definidas na Tabela 7

*n*: número de critérios

Tendo conhecimento desse valor foi realizada a seguinte expressão para definir os pesos de cada critério:

$$\text{peso} = \frac{100 \times (\text{media\_criterio})}{x}$$

Onde:

*x*: total das médias

*media\_criterio*: médias definidas na Tabela 7

*peso*: peso definido para cada critério

O critério Habilidade foi mensurado a partir do exame realizado no início do curso e das notas das atividades realizadas ao longo do curso. Este é o critério que tem maior peso no processo de recomendação, como nos trabalhos de Moraes (2015), Drachsler e Kalz (2016), Khalil (2017), Klemke, Eradze e Antonaci (2018) e Habahallah, Mahdaoui, Azouaou (2019), e é validado por especialistas através de um *survey* já comentado na seção 5.1.

Para avaliar a habilidade do aluno é feito um teste inicial. Além disso, são consideradas as avaliações realizadas ao longo do curso e uma média dessas atividades será computada na mensuração da habilidade do aluno. A certificação do aluno também é considerada, pois indica que ele conseguiu finalizar o curso com êxito.

Para mensurar a habilidade do aluno realizamos o seguinte cálculo:

$$\text{Habilidade} = \sum \frac{TI + \frac{\sum_1^n \text{nota}}{n} + NF}{x \cdot \text{Qtde\_cursos}}$$

Onde:

*TI*: teste inicial realizado no início do curso

*nota*: conjunto de notas das atividades realizadas ao longo do curso

*n*: número de atividades

*x*: avaliações  $\times 10$

*NF*: teste final para receber a certificação

*Qtde\_Cursos*: quantidade de cursos

O próximo critério considerado na recomendação é o comportamento do aluno no ambiente (levando em consideração o trabalho de Zuquello (2015), Khalil (2017) e Klemke, Eradze e Antonaci (2018), utilizando um conjunto de variáveis avaliados na 1ª camada do *Framework*. Foram definidos os seguintes pesos constantes na Tabela 8. Os pesos foram atribuídos pelas características dos alunos em cada *cluster*, definidas pelas variáveis analisadas na primeira camada do *Framework*.

**Tabela 8 - Pesos atribuídos aos clusters**

Ordem de Precedência	Clusters identificados	Peso atribuído
01	<i>Social Engagers</i>	1,0
02	<i>Moderately Social Engagers</i>	0,8
03	<i>Online Engagers</i>	0,7
04	<i>Offline Engagers</i>	0,5
05	<i>Disengagers</i>	0,4
06	<i>Downloaders</i>	0,3
07	<i>Tasters</i>	0,2

Fonte: A autora (2020)

Também foi levada em consideração a Performance do aluno como no trabalho de Habahallah, Mahdaoui, Azouaou (2019), analisando a sua evolução ao longo do curso.

$$Performance = \frac{TI + NF + \frac{\sum_1^n nota}{n}}{x}$$

Onde:

*TI*: teste inicial realizado no início do curso

*NF*: teste final

*nota*: conjunto de notas das atividades realizadas ao longo do curso

*n*: número de atividades

*x: avaliações x 10, que varia de 1 a 3*

A disponibilidade do aluno (pesquisa de Drachsler e Kalz (2016)), se refere ao quão ocupada a pessoa se encontra e em quantas atividades está envolvida no momento. Assim, a disponibilidade de um aluno será obtida através da média de atividades realizadas, além da intenção prévia do aluno em colaborar com os demais colegas de curso.

$$Disponibilidade = \frac{\frac{\sum_1^n \text{ativ\_real}}{n} + \text{intenção}}{2}$$

Onde:

*n: número de atividades*

*ativ\_real: quantidade de atividades realizadas*

*intenção: S/N, onde S=1 e N=0;*

Como o aluno é avaliado pelos seus pares é o próximo critério que faz parte do processo de recomendação no MOOColab. Para isto, foram consideradas as recompensas recebidas e metas conquistadas ao longo do curso. (Pesquisa de Klemke, Eradze e Antonaci (2018)). Para mensurar a reputação foi realizada a seguinte análise:

- 1) Avaliar os feedbacks das interações realizadas através da diferença entre a quantidade de recomendações positivas e das recomendações negativas.
- 2) Verificação das metas alcançadas. Estas metas são definidas semanalmente pelo docente e, portanto, variam ao longo do curso;

O cálculo da reputação é realizado através da expressão abaixo:

$$Reputação = \frac{\frac{\text{positivo}}{n} + \text{metas}}{2}$$

Onde:

*n: número total de avaliações*

*positivo: quantidade de avaliações positivas*

*metas: S/N, onde S=1 e N=0;*

A identificação da personalidade do aluno também faz parte da análise da recomendação. O modelo MBTI foi utilizado por ser um método amplamente conceituado e utilizado por sua fácil compreensão e interpretação, conforme Ciubuc *et al.* (2013), que

realizaram uma pesquisa com o objetivo de determinar o membro mais adequado na formação de times baseados em traços psicológicos, usando um Sistema de Recomendação. Entretanto, essa recomendação ocorre a partir da seleção de características que o líder da equipe considera ideais e, a partir daí, o sistema faz a recomendação do membro da equipe.

Para definir a forma como o MBTI seria utilizado no *Framework* levou-se em consideração o trabalho de Ramsay, Hanlon e Smith (2000), que concluíram que as preferências pela aprendizagem colaborativa estão fortemente correlacionadas com a dimensão extroversão/introversão. Norman, Rose e Lehmann (2004) corroboram com os autores quando afirmam que, quando os alunos trabalham em grupos produzem discussões mais ricas, o que tem um impacto positivo nos processos de aprendizagem.

A pesquisa de Garousi e Tarhan (2018) identifica que a personalidade tem efeito sobre o desempenho de equipes de software. Os autores agrupam as equipes com base na interação social (introversão/extroversão). Assim, criaram grupos com mesmas características (todos do grupo Introversos ou todos Extroversos) e grupos mistos com características Introversas e Extroversas.

Os resultados da pesquisa mostram que agrupamentos mistos de tipos de personalidade se mostra mais eficiente na formação de equipes de projetos, especialmente para alunos com baixas notas das atividades (cerca de 75% das equipes). Entretanto, a mesma pesquisa deixa claro que grupos homogêneos também tiveram bons índices de desempenho nas atividades, inclusive com notas até maiores que nos grupos mistos. Equipes com todos os componentes extroversos receberam notas acima de 70% e 2% dos alunos falharam. Já as equipes com todos introversos ou foram muito bem (notas acima de 90%) ou não tiveram um bom desempenho (30% dos alunos).

Desta forma, o MOOColab utilizou como base a indicação de pessoas com personalidades heterogêneas, levando em conta os trabalhos acima mencionados. Entretanto, a formação de grupos homogêneos também é considerada, a partir de uma ordem de precedência dos 16 tipos de personalidades identificadas no MBTI que pode ser vista na Tabela 9.

**Tabela 9 - Ordem de Precedência Critério Personalidade**

<b>Ordem de Precedência</b>	<b>Peso Atribuído</b>	<b>Personalidade</b>	<b>Justificativa (Myers e Myers, 1997)</b>
01	1,0	ENTJ	Normalmente bem informado, gosta de expandir o seu conhecimento e partilhá-lo com os outros.

			Eficaz ao apresentar as suas ideias.
02	1,0	<i>ESFJ</i>	Pessoas extremamente sociáveis e que gostam de trabalhar onde possam servir aos outros.
03	1,0	<i>ESFP</i>	Personalidade popular, focados nas pessoas e bons resolvedores de problemas. Aprendem melhor exercitando uma habilidade nova com outras pessoas.
04	1,0	<i>ENFJ</i>	Preocupado com as necessidades das outras pessoas. Vê potencial em todos e procura auxiliar os demais a desenvolvê-lo.
05	0,6	<i>ENFP</i>	Pessoas com habilidades para lidar com pessoas e que buscam compreender em vez de julgar.
06	0,5	<i>ESTP</i>	Aprendem mais pela experiência prática do que através de teoria. Espontâneo e ativo com outras pessoas.
07	0,5	<i>ENTP</i>	Desembaraçado ao resolver problemas novos e desafiantes.
08	0,4	<i>ESTJ</i>	Organiza projetos e supervisiona as pessoas para que façam as coisas. Concentra-se em obter resultados da forma mais eficiente. Voltado às tarefas e não às pessoas.
09	0,4	<i>ISFJ</i>	Leal, atencioso, percebe e lembra-se de detalhes sobre as pessoas com quem se importa. Esforça-se por criar um clima de ordem e de harmonia.
10	0,4	<i>INFJ</i>	Procura encontrar sentido e conexões em ideias, relacionamentos e posses materiais. Procura entender as motivações das pessoas e é compreensivo com os demais.
11	0,4	<i>INFP</i>	Busca uma vida exterior que seja coerente ser e com os seus valores. Procura entender as pessoas e ajudá-las a realizar o seu potencial. Adaptável, flexível e acolhedor, a menos que os seus valores estejam sob ameaça.
12	0,4	<i>ISFP</i>	Gosta de ter o seu próprio espaço e trabalhar ao seu próprio ritmo. Leal e comprometido com os seus valores e com as pessoas com quem se importa. Não gosta de desentendimentos e não impõe aos outros as suas opiniões e valores.
13	0,4	<i>ISTP</i>	Tolerante e flexível, observa com calma, até que um problema surja. Valoriza a eficiência.
14	0,3	<i>ISTJ</i>	Prático, realista e responsável. Decide pela lógica e trabalha para isso com constância
15	0,2	<i>INTJ</i>	Cético e independente, estabelece altos níveis de competência e de desempenho para si.
16	0,1	<i>INTP</i>	Teórico e abstrato, mais interessado em ideias do que numa interação social..

**Fonte:** A autora (2020)

A proximidade social avalia um conjunto de pessoas conectadas por um conjunto de relacionamentos, criando uma rede informal de colaboradores. Assim, busca-se utilizar essa rede de colaboradores já geradas para potencializar a troca de informações no ambiente.

Para identificar essa lista de colaboradores levou-se como referência a troca de informações entre os alunos no ambiente. A estratégia visou gerar uma rede de conexões baseada no compartilhamento de informações a partir dos fóruns, chats e e-mails trocados entre si. O cálculo do índice de proximidade social se dá através da normalização da quantidade de contatos que duas pessoas têm em comum, isto é, para a associação que apresentar mais contatos, o índice de proximidade social será maior (Tabela 10).

**Tabela 10 - Proximidade Social**

<b>Amigos</b>	<b>Proximidade</b>	<b>Peso atribuído</b>
Mais de 5 amigos	<i>Proximidade Alta</i>	1,0
Até 5 amigos	<i>Proximidade Média</i>	0,5
Nenhum amigo	<i>Proximidade Baixa</i>	0

**Fonte:** A autora (2020)

Já a proximidade física analisa contatos potencialmente mais próximos geograficamente como alternativa para possíveis encontros presenciais (obteve-se essa informação a partir das respostas dos questionários que foram aplicados aos alunos no início do curso). Assim, o *Framework* informa a distância geográfica entre os usuários. Quanto maior a distância menor será a probabilidade na recomendação. É importante destacar que esse critério foi considerado por buscar a comunicação entre alunos que possuem culturas próximas.

Para isso ser possível o sistema verifica a distância das localidades (identificadas a partir dos logs de acesso) e segue a seguinte regra de análise, conforme Tabela 11.

**Tabela 11 - Proximidade Física**

<b>Distância</b>	<b>Proximidade</b>	<b>Peso atribuído</b>
Menor de 1000 km	<i>Proximidade Alta</i>	1,0
1000 a 5000 km	<i>Proximidade Média</i>	0,5
Acima de 5000 km	<i>Proximidade Baixa</i>	0

**Fonte:** A autora (2020)

E, por último, o conhecimento de diferentes idiomas é considerado buscando uma comunicação sem barreiras de linguagem (informação também coletada a partir dos

questionários). Essa informação é normalizada a partir das repostas do aluno. Caso ele tenha conhecimento o valor atribuído pelo sistema é 1, caso contrário 0.

Logo, a aptidão do aluno para ser recomendado é definida através de uma máquina de inferência que utilizará uma base de conhecimento e um conjunto de regras e critérios que levará em consideração a expressão no Quadro 27.

**Quadro 27 - Máquina de inferência do MOOColab**

$\text{Aptidão} = (\alpha_1 * \text{Habilidade}) + (\alpha_2 * \text{Comportamento}) + (\alpha_3 * \text{Performance}) + (\alpha_4 * \text{Disponibilidade}) + (\alpha_5 * \text{Reputação}) + (\alpha_6 * \text{Personalidade}) + (\alpha_7 * \text{Proximidade Social}) + (\alpha_8 * \text{Proximidade Física}) + (\alpha_9 * \text{Idiomas})$ <p>Onde <math>\alpha_i</math> = Peso de cada critério definido pelo sistema.</p>
------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------

**Fonte:** A autora (2020)

A função de aptidão indica quais os alunos mais adequados para recomendação em cada situação. Entretanto, para não sobrecarregar nenhum aluno no processo de recomendação (pelo fato de ser um potencial nome da recomendação pelas suas características sociais) o *Framework* faz uma análise das interações que estão ocorrendo no ambiente e identifica a troca de informações efetivas entre os alunos (a partir dos canais de comunicação disponíveis no ambiente).

Ao observar que um aluno apto a ser recomendado está interagindo com até 10 pessoas no MOOColab e já houve feedbacks negativos em interações anteriores, este não será mais recomendado até que ele finalize o processo de colaboração com um de seus pares.

**3 – Possibilitar comunicação** - Identificados os alunos aptos a serem recomendados aos seus pares, inicia-se a 3ª etapa desta camada, com a disponibilização dos alunos no ambiente, onde o aluno pode iniciar uma conversa de forma síncrona através de um chat, ou de forma assíncrona através de fóruns ou e-mails. Todas estas informações ficam disponíveis no perfil do aluno e são de acesso intuitivo. E-mails também são enviados aos alunos que estão há mais de uma semana sem acessar o ambiente.

### 5.3.1 Base de Casos de Recomendação

Cada vez que um aluno usa o MOOColab, as informações de recomendações anteriores são consideradas para evitar cometer erros com base nas experiências passadas. Desta forma é

fornecida uma adaptação apropriada ao contexto atual e, assim, melhora a performance da recomendação. As informações que ficam armazenadas na Base de Casos são:

- Usuário que recebeu a recomendação;
- Contexto do usuário no momento da recomendação;
- Avaliação da recomendação pelo usuário;

A análise da Base de Casos ocorre através:

- 1) Recuperação: as informações armazenadas são recuperadas considerando a similaridade com os atributos do caso e atribuição de pesos determinados pelo *Framework*. A medida de similaridade é a distância euclidiana ponderada visando o princípio dos k vizinhos mais próximos.
- 2) Reutilização: são verificadas as diferenças do caso atual e antigo e identificada a parte do caso recuperado que pode ser transferido para o novo caso.
- 3) Adaptação: é avaliada a necessidade de adaptação à nova realidade através das regras já definidas;
- 4) Retenção: Verifica se a solução foi bem sucedida e, então, aprende com o sucesso. Caso contrário, corrige utilizando o conhecimento do domínio.

#### 5.4 3ª CAMADA DO FRAMEWORK MOOCOLAB

A 3ª camada do MOOColab tem o objetivo de realizar a avaliação do processo de recomendação através da técnica de recompensa a partir de um sistema de pontos e perfis. Com a interação do aluno no ambiente este receberá algumas recompensas de acordo com as seguintes métricas vistas na Tabela 12.

**Tabela 12 - Critérios de recompensa**

<b>Ação</b>	<b>Recompensa</b>
Publicação de tópicos	1000 pontos
Comentários em fóruns	800 pontos
Iniciar chat	800 pontos
Realizar as atividades	1000 pontos
Realizar exame final	2000 pontos
Feedback positivo	1000 pontos
Realizar inscrição	100 pontos

**Fonte:** A autora (2020)

O docente é o responsável por estabelecer as categorias e a pontuação que serão aplicadas no curso no momento do cadastro no MOOColab, para adaptar o ambiente às necessidades e especificidades de cada curso e alunos. Além disso, o *Framework* disponibiliza ao aluno um espaço que identifica todas as metas e objetivos que ele pode cumprir no decorrer do curso, como forma de motivá-lo a alcançar todas as metas traçadas.

É importante destacar que este processo de avaliação é complementado com um questionário realizado pelo aluno ao final do curso para obter o feedback dos pares sobre o processo de colaboração. Estes resultados serão considerados nas próximas recomendações.

## 5.5 IMPLEMENTAÇÃO DO *FRAMEWORK*

Como forma de materializar os resultados encontrados na especificação de requisitos, realizamos a implementação da interface do *Framework* MOOColab com todas as funcionalidades e análises necessárias para realizar a recomendação de pares aos alunos no ambiente.

Assim, implementamos uma instância do *Framework* tomando como referência o MOOC do IFAC. Para isto, foi realizada a prototipação do modelo visando o teste e validação de funcionalidades de interface. Inicialmente foram desenvolvidas 7 telas de baixa fidelidade, que estão disponíveis na seção 5.1.1. Estas passaram por um processo de refinamento até chegar a uma versão final que foi implementada em *AspNet Core* MVC que é uma estrutura avançada para a criação de aplicativos Web e APIs usando o padrão de design *Model-View-Controller* (MVC).

Este padrão de arquitetura separa um aplicativo em três grupos principais: modelos, exibições e componentes. Usando esse padrão, as solicitações do usuário são encaminhadas para um Controlador, que é responsável por trabalhar com o Modelo para executar as ações do usuário e/ou recuperar os resultados de consultas. O Controlador escolhe a Exibição a ser feita para o usuário e a fornece com os dados do Modelo solicitado.

Também foi utilizado o Visual Studio 2017 que é o ambiente de desenvolvimento integrado da Microsoft que oferece ao desenvolvedor suporte completo para a criação de *software* para Windows, Mac, Linux, além de estrutura para desenvolvimento web e de aplicativos para Android e iOS.

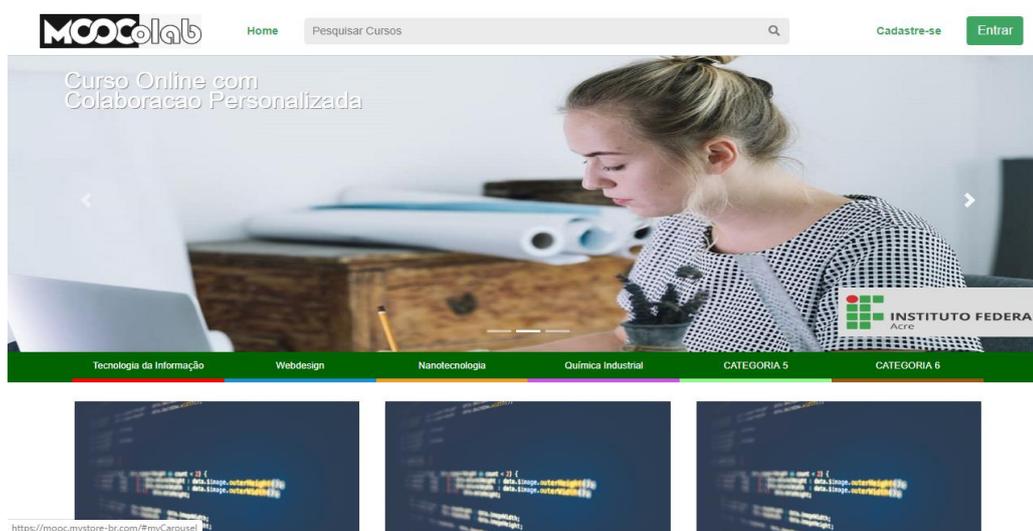
A implementação do *Framework* despendeu um período de 12 meses, entre a prototipação, codificação e refinamento das funcionalidades, ocorrendo de forma

incremental às funcionalidades do MOOColab. Além disso, testes foram realizados por 2 meses até a sua utilização no experimento realizado.

### 5.5.1 Apresentação do *Framework*

Após implementado, o *Framework* foi devidamente testado e implantado no Servidor do IFAC. A Figura 50 mostra a tela inicial do *Framework*.

Figura 50 - Tela inicial MOOColab



Fonte: MOOColab

A Figura 50 mostra a tela de apresentação do *Framework*<sup>5</sup> antes do aluno se inscrever no curso. A partir desta tela ele escolhe um curso para realizar. Com a sua inscrição o aluno tem um ambiente que o direciona aos cursos que esteja realizando com seus respectivos progressos (vista na Figura 51).

---

<sup>5</sup> <http://MOOColab.ifac.edu.br>

Figura 51 - Tela após acesso ao MOOColab

The screenshot displays the MOOColab interface for a student. At the top, there is a navigation bar with the MOOColab logo, a menu icon, and links for 'Ver Cursos', 'Fórum', and 'Conversas'. On the right side of the header, there are notification and profile icons. A dark sidebar on the left contains navigation options: 'ALUNO(A)', 'MEUS CURSOS', 'ALUNOS', 'PROFESSORES', 'FÓRUM', and 'MAIS AÇÕES'. The main content area features a table of courses with columns for 'Curso', 'Progresso', and 'Acoes'. The table lists five courses with their respective progress bars and completion percentages. To the right of the table is a 'FILTROS' panel with dropdown menus for 'Categoria' and 'Status', a search input for 'Curso', and a search button.

Curso	Progresso	Acoes
Web com ASP.NET Core MVC e Persistência com Entity	25 %	⋮
Node js	50 %	⋮
HTML 5 - Introdução ao front-end	0 %	⋮
Desenvolvedor Qlik Sense	100 %	⋮
Curso Completo de Marketing	100 %	⋮

Fonte: MOOColab

Na página de acesso do aluno também ficam disponíveis informações sobre os cursos que ele está realizando e o seu progresso, como forma de orientá-lo na sua condução. Ao entrar em um curso, o aluno tem acesso aos vídeos e materiais disponíveis no curso, além das atividades propostas. Também tem um espaço com suas informações pessoais de interação dentro do ambiente.

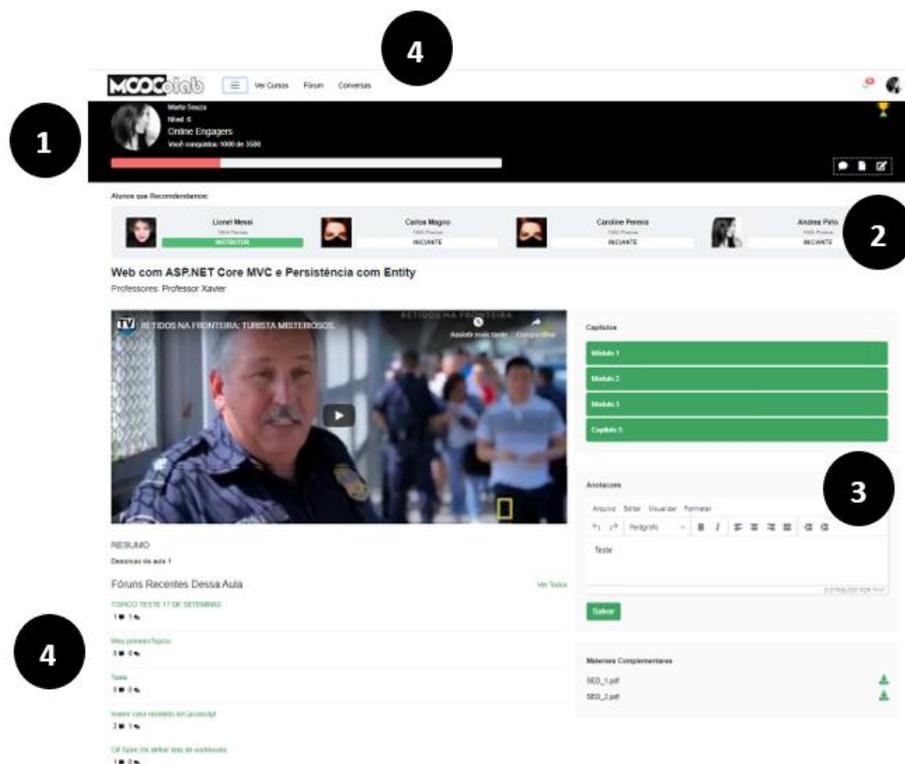
A partir da Figura 51 é possível verificar que a estrutura de design do ambiente foi aperfeiçoada, deixando em destaque a evolução do aluno ao longo da realização do curso (1), bem como a sua evolução de perfil com a sua mudança de comportamento no ambiente. Além disso, recompensas são aplicadas aos alunos a partir do seu engajamento no curso, como troféus e perfis diferenciados.

Em (2) identificamos as recomendações de pares que são disponibilizadas para cada aluno. É importante destacar que essas recomendações ocorrem baseadas no conjunto de critérios definidos no ciclo anterior. As recomendações levam em consideração estes critérios e seus pesos, para recomendar colegas a seus pares, com o objetivo de troca de conhecimentos e discussões que visem a construção compartilhada de saberes.

Em (3) temos o ambiente onde o aluno terá à sua disposição aulas, atividades e materiais que complementem o assunto abordado. Também é importante destacar que existe uma ferramenta de Anotações para que o aluno possa realizar suas considerações à medida que vai assistindo as aulas. Já em (4) são disponibilizados os canais de

comunicação no ambiente, como fóruns e chats. A qualquer momento o aluno pode realizar uma interação através destes canais de comunicação.

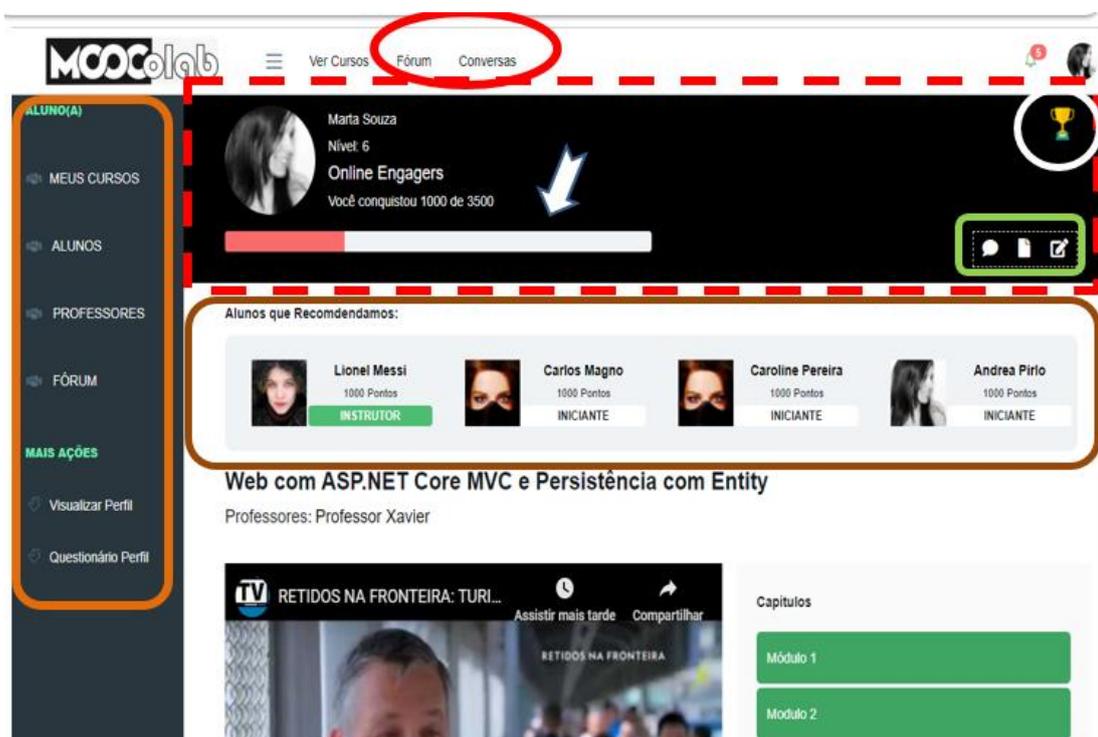
**Figura 52 - Ambiente principal de um curso no MOOColab**



Fonte: MOOColab

Na parte superior da tela existe um espaço com as indicações dos alunos que foram recomendados a auxiliarem e/ou compartilharem informações, gerando a rede de conexões esperada no ambiente. Além disso, diversos espaços de comunicação estão disponíveis (fóruns e chats), como também ambientes de buscas. A Figura 53 mostra o ambiente do curso.

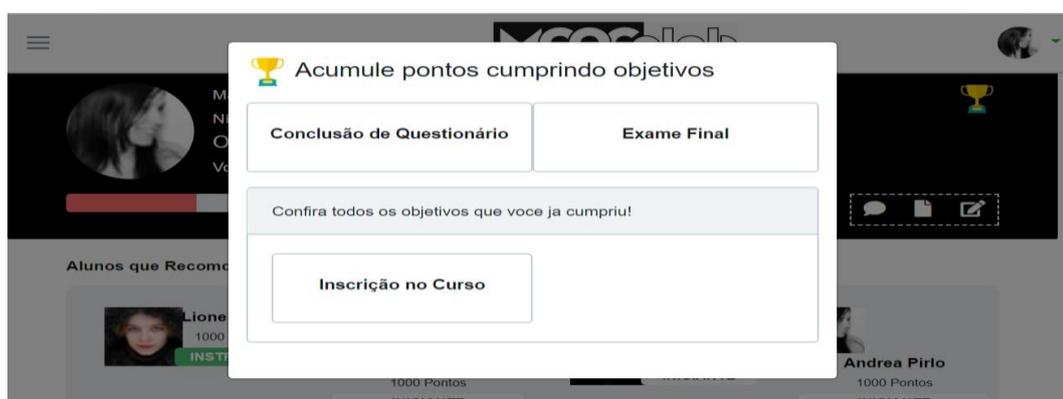
**Figura 53 - Ambiente personalizado do curso**



Fonte: MOOColab

A plataforma possui um espaço que permite ao aluno identificar as metas e objetivos a serem cumpridos no decorrer do curso, visando motivá-los a atingirem as metas estabelecidas, atribuindo pontos de acordo com as especificidades de cada curso. A Figura 54 mostra o espaço desenvolvido no ambiente.

**Figura 54 - Sistemas de pontuação personalizado**



Fonte: MOOColab

Para isto ser possível é necessário que o docente, no momento do cadastro do curso, estabeleça a pontuação e as metas a serem atingidas em cada curso, tornando o processo

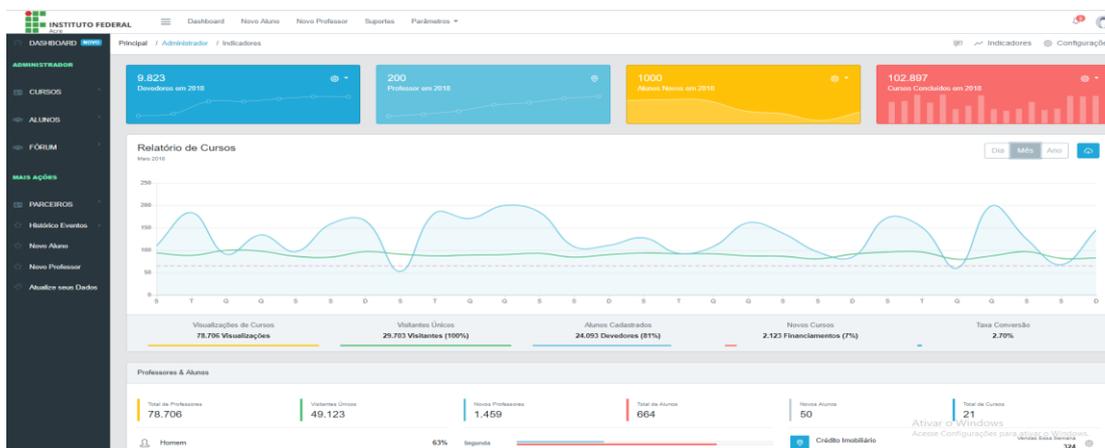
personalizado e adaptado às características do seu público-alvo, conforme pode ser visto na Figura 55.

**Figura 55 - Definição da pontuação definida pelo docente**

Fonte: MOOColab

O ambiente também contém um *dashboard* com informações sobre os alunos, que possibilita ao professor uma visualização dos indicativos comportamentais e, assim, identificar aqueles que tenham potencial de promover a colaboração no ambiente, bem como detectar quem esteja necessitando de ajuda e, conseqüentemente, com risco de evasão, buscando alternativas e estratégias que possam potencializar a aprendizagem. A Figura 56 mostra o dashboard do ambiente.

**Figura 56 - Dashboard do ambiente**



Fonte: MOOColab

Os *dashboards* são painéis de fácil compreensão e são utilizados para facilitar o acompanhamento dos alunos por parte do docente; possibilita a mudança de estratégias por parte dos gestores e também permite uma autorreflexão por parte dos alunos, pois disponibiliza informações de forma gráfica e permite buscar por algum usuário específico ou por uma turma específica (Figura 57).

Os resultados da pesquisa mostrarão as seguintes informações:

- Download de documentos e vídeos;
- Frequência de login;
- Frequência de fóruns lidos;
- Frequência de fóruns postados;
- Vídeos assistidos;
- Chats iniciados;
- Avaliações realizadas;
- Progresso nos cursos

**Figura 57 - Dashboard alunos**



Fonte: MOOColab

Também há no *dashboard* um acompanhamento de pendências existentes para alertar o aluno sobre as atividades e avaliações que não foram realizadas ao longo do curso (Figura 58).

Figura 58 - Notificação de Pendências

MOOColab Dashboard: Dashboard, Novo Aluno, Novo Professor, Suportes, Parâmetros

Progresso: 60%

Notificação de Pendências

**Atividade 3 – Comandos Básicos**

! Esta tarefa está atrasada

✓ Realizar a tarefa

**Atividade 7 – Reflexão**

! Esta tarefa precisa de atenção

✓ Realizar a tarefa

T  
ipos de

Fonte: MOOColab

Existem dois tipos de pendências “Esta tarefa está atrasada” tendo em vista o avanço dos alunos com as aulas e “Esta tarefa precisa de atenção” que aparece quando o aluno realiza a atividade, mas obtém uma nota abaixo da média (7,0). O aluno também tem a opção de realizar a tarefa apenas clicando no Botão “Realizar Tarefa”.

No perfil do professor o *dashboard* permite a visualização individual ou geral de uma turma em um determinado período. A Figura 59 mostra a tela.

Figura 59 - Progresso alunos

MOOColab Dashboard: Meus Cursos, Fórum, Conversas

Professor Xavier  
Tecnologia da Informação

Período: 03/2020

Status: Publicado

Cursos: Web com ASP.NET Core MVC e Persistência com Ent

NOME	PROGRESSO	ULTIMO ACESSO
Carlos Magno	88%	30/03/2020 18:55
Caroline Pereira	71%	27/03/2020 13:32
Andrea Piro	61%	26/06/2019 13:37
Marta Souza	24%	22/02/2020 01:03
Lionel Messi	71%	07/11/2019 11:43
Gabriel Jesus	24%	28/06/2019 12:24

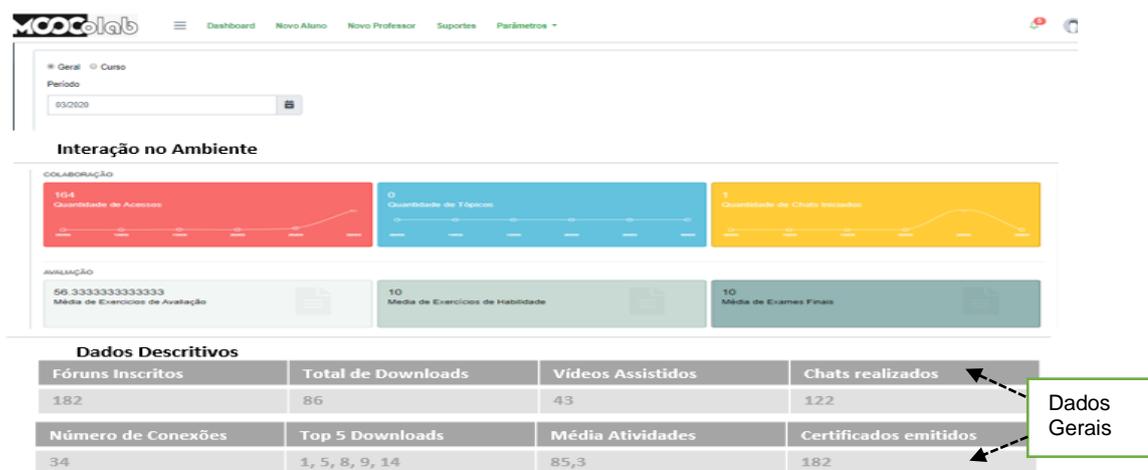
Progresso dos alunos por curso

Fonte: MOOColab

O professor pode visualizar o progresso de vários alunos em um curso e, assim, identificar ações que podem ser realizadas para possibilitar sua conclusão. Além disso, pode também avaliar onde os alunos estão tendo mais dificuldade a partir da tela de pendências de cada um. Desta forma é possível identificar possíveis temas no curso que merecem mais atenção na hora do seu planejamento.

Também possibilita a obtenção de informações mais gerais sobre o andamento do curso, como por exemplo, dados gerais de interação e avaliação (Figura 60).

**Figura 60 - Dados gerais de um curso**



Fonte: MOOColab

## 5.6 CONSIDERAÇÕES SOBRE O CAPÍTULO

Neste capítulo apresentamos as etapas para o desenvolvimento do *Framework* MOOColab, desde a sua concepção até a sua implementação. O MOOColab foi concebido a partir das lacunas identificadas na RSL, já comentada em detalhes, no Capítulo 3 desta tese. Observou-se que uma das lacunas que poderia ser explorada era a recomendação de pares em ambientes massivos com o intuito de promover a colaboração entre os alunos e, desta forma, potencializar a aprendizagem colaborativa.

Delimitamos o escopo do *Framework* a partir de uma observação de um curso massivo do IFAC, aplicação de questionários aos alunos e, por fim, a validação dos achados por especialistas na área. A partir dos resultados encontrados, uma arquitetura foi criada, utilizando conceitos de *Learning Analytics* e Sistemas de Recomendação. Após a sua concepção, os requisitos foram refinados e o *Framework* foi implementado, testado e implantado no servidor da instituição para utilização.

Após sua implantação, experimentos foram realizados para identificar se o *Framework* trouxe resultados positivos na aprendizagem dos alunos, levando em consideração o ambiente massivo que era utilizado pela instituição.

## 6 AVALIAÇÃO DO FRAMEWORK MOOCOLAB

Este capítulo tem o objetivo de descrever de forma qualitativa e quantitativa a avaliação do Framework MOOColab, a partir da realização de um experimento e entrevistas com especialistas, conforme descrito no Capítulo 1 desta tese.

### 6.1 AVALIAÇÃO DO MOOCOLAB

A avaliação do *Framework* foi feita com base no trabalho de Wohlin *et al.* (2012), que definem duas principais categorias de validação: a validação dinâmica e a estática. A validação estática não exige que a nova solução seja usada, mas pode ser feita através da apresentação de um protótipo para analisar suas funcionalidades. Por outro lado, a validação dinâmica é uma abordagem na qual a nova solução é usada em um projeto e os resultados são analisados.

Na pesquisa utilizamos as duas abordagens para avaliar o MOOColab. A primeira abordagem utilizada foi a estática, com especialistas em Educação à Distância e MOOC, que analisaram o *Framework* e apresentaram suas opiniões através de entrevistas. A segunda é uma avaliação dinâmica com um experimento envolvendo duas amostras. Tivemos um Grupo de Controle que não teve acesso ao *Framework* e o Grupo Experimental que foi submetido ao ambiente MOOColab.

#### 6.1.1 Coleta de Dados

##### a) Do experimento

Para coletar os dados e realizar a análise foram utilizados alguns instrumentos: um questionário inicial e um final (para identificar dados gerais dos alunos e satisfação ao final do curso), além de um teste de habilidade (aplicado no início e fim do curso) para identificar a evolução da aprendizagem do aluno ao final do curso.

O questionário inicial (Apêndice 1) foi aplicado no início do curso para coletar dados demográficos e motivacionais para a sua realização. Já o questionário final (Apêndice 3) teve como objetivo identificar o feedback do aluno sobre as estratégias utilizadas e se estas foram consideradas satisfatórias no processo de aprendizagem.

O teste de habilidade inicial (Apêndice 7) foi aplicado no início da disciplina, com o propósito de identificar o nível de aptidão prévio dos discentes. O segundo (Apêndice 8) teve finalidade semelhante, mas, como foi submetido depois da realização do curso, identificou a evolução dos alunos. É importante destacar que o grupo de controle e o grupo experimental foram expostos a um mesmo conjunto de atividades e de materiais instrucionais nos ambientes.

O questionário foi estruturado com questões sobre o perfil dos estudantes, com itens para o registro de metas dos discentes e com itens associados a escalas de Likert e foram organizadas em 5 partes: 1- Dados do curso; 2 – Dados Interação; 3 – Interface Gráfica do Curso; 4 – Dados Usabilidade; 5 – Avaliação das estratégias de aprendizagem.

Seguindo a recomendação de Hevner *et al.* (2004) e Greller e Drachsler (2012), para compreender melhor a aceitação do artefato pelos estudantes e complementar a avaliação do ciclo 2, adicionalmente, os estudantes do grupo experimental foram convidados a responder a outro questionário (Apêndice 4), com declarações fundamentadas no Modelo de Aceitação de Tecnologia (TAM, do inglês *Technology Acceptance Model*) (DIAS *et al.*, 2011; PERSICO *et al.*, 2014).

O modelo é baseado em dois componentes de aceitação: a facilidade de uso percebida e a utilidade percebida, que segundo Persico *et al.* (2014) se refere respectivamente ao grau que o usuário acredita que a adoção de uma determinada tecnologia seria livre de esforço e ao grau que uma pessoa acredita que a utilização de um determinado sistema melhoraria o seu desempenho. Também devem ser considerados fatores externos que podem influenciar o contexto específico do uso da tecnologia.

Para a validação do questionário TAM foram convidados dois pesquisadores da área de Tecnologia, levando em consideração as críticas e sugestões destes para ajustes, conforme o Quadro 28.

**Quadro 28 - Tipos possíveis e seus relacionamentos**

<b>Categoria</b>	<b>Itens</b>	<b>Descrição</b>
Facilidade Percebida	01	Foi fácil identificar as ferramentas de comunicação no ambiente?
	02	Foi fácil identificar os vídeos, materiais e atividades de cada aula?
	03	Foi fácil localizar os colegas e visualizar o perfil deles?
	04	Foi fácil avaliar se atingiu as metas estabelecidas?
Utilidade Percebida	05	O <i>Framework</i> foi útil para refletir sobre o meu aprendizado?

	06	A recomendação de colegas me ajudou a estabelecer uma rede de conexões no curso?
	07	O <i>Framework</i> me auxiliou na comparação da minha evolução no curso em relação a outros alunos?
	08	O ambiente me estimulou a realizar as atividades levando em consideração as discussões realizadas entre os colegas?
Intenção de uso	09	Gostaria de ter utilizado este ambiente em outros cursos que já realizou?
	10	Recomenda a manutenção da recomendação de colegas a outros para melhorar a colaboração entre eles?
	11	Está motivado a manter a rede de conexões entre os alunos em outros cursos massivos?
Variáveis externas	12	O <i>Framework</i> tem um design agradável e intuitivo?
	13	Os vídeos e atividades são claros e objetivos?
	14	As ferramentas de comunicação são adequadas ao ambiente?
	15	A recomendação de colegas foi adequada às suas necessidades?
<b>Questão subjetiva</b>		
O que você sugere para melhorar o <i>Framework</i> ?		

Fonte: a autora

## b) Da entrevista

Entrevistas semiestruturadas foram realizadas com especialistas, utilizando roteiros de entrevista especificamente concebidos e compostos de perguntas abertas. Os roteiros de entrevista foram pré-testados e refinados. As entrevistas foram realizadas de forma online no mês de abril de 2020. O Quadro 29 mostra o roteiro de entrevistas que foi utilizado.

**Quadro 29 - Tipos possíveis e seus relacionamentos**

<b>Roteiro de Entrevista</b>
<ol style="list-style-type: none"> <li>1) Como você avalia a disponibilização das ferramentas de comunicação no MOOColab? São suficientes? Se não, qual a sua sugestão?</li> <li>2) Qual a sua avaliação em relação a estratégia de ensino com a disponibilização de vídeos, atividades e materiais complementares?</li> <li>3) Acredita que a recomendação de pares no MOOColab é uma estratégia eficiente para a promoção da aprendizagem colaborativa?</li> <li>4) Na sua opinião, os dados presentes nos gráficos do <i>dashboards</i> são suficientes para os alunos visualizarem a sua evolução no curso? O que você acrescentaria?</li> <li>5) O <i>dashboard</i> no perfil de docentes traz informações suficientes para a análise da evolução individual e coletiva dos alunos? Se não, o que você acrescentaria?</li> <li>6) O ambiente estimula a realização das atividades, levando em consideração as discussões realizadas entre os colegas no curso?</li> <li>7) Na sua opinião, como considera a estratégia de atribuir pontuação aos alunos que</li> </ol>

- têm um comportamento participativo no MOOColab?
- 8) Qual a sua opinião sobre a usabilidade do MOOColab?
  - 9) Na sua opinião, quais os pontos positivos do MOOColab?
  - 10) Que sugestões de melhorias você daria para o MOOColab?
  - 11) Como Coordenador da EaD, acredita que a instituição vai aprovar a ideia de institucionalização do MOOColab no IFAC?
  - 12) Que benefícios o MOOColab pode trazer para a instituição?
  - 13) Como gestor que ações podem ser planejadas para popularizarmos o MOOColab no meio acadêmico?

Fonte: A autora (2020)

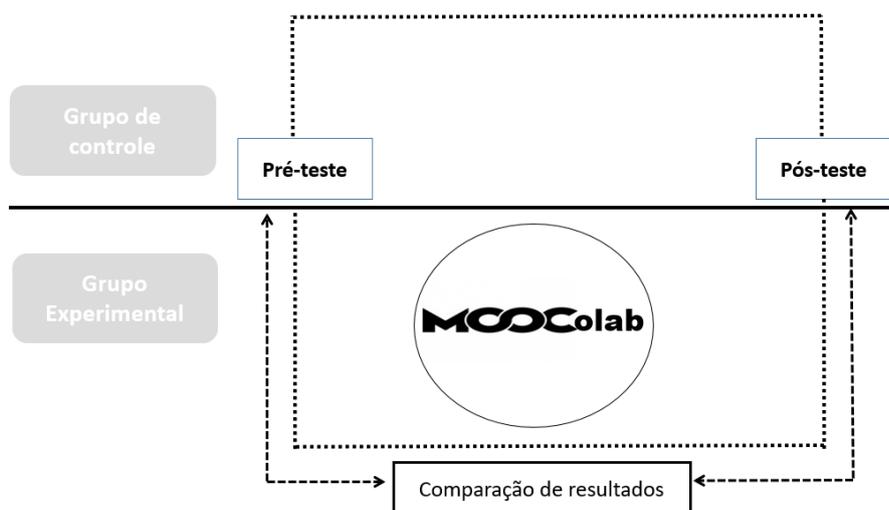
## 6.2 CONTEXTO DO EXPERIMENTO

O experimento para avaliar a utilização do MOOColab utilizou duas amostras: um grupo de controle, utilizando o ambiente MOOC da instituição sem estar integrado ao MOOColab; e um grupo experimental com acesso ao *Framework*. O primeiro experimento foi realizado no curso de HTML 5 - Introdução ao *Front-end*, com 250 alunos inscritos no período de abril a maio de 2019. O curso foi dividido em 12 aulas, onde foram disponibilizados vários vídeos, atividades e materiais complementares. O segundo experimento foi realizado no MOOColab, analisando o mesmo curso de HTML 5 - Introdução ao *Front-end*, com 263 alunos inscritos no período de julho a agosto de 2019. Todos os vídeos, atividades e materiais complementares foram os mesmos utilizados no primeiro experimento.

O Desenho Experimental desta tese pode ser visto na Figura 61, para ser possível mensurar se a utilização do MOOColab trouxe melhorias na aprendizagem colaborativa no ambiente.

A Figura 61 mostra o desenho da pesquisa, onde temos dois grupos (um de controle e um grupo experimental) que são submetidos a um pré-teste para mensurar as habilidades iniciais de cada grupo e um pós-teste para identificar o nível de habilidade final após a realização do experimento. O objetivo foi realizar a comparação entre os dois grupos e, a partir dessas análises, verificar se houve uma melhoria significativa na aprendizagem com a utilização do MOOColab.

Figura 61 - Desenho Experimental



Fonte: A autora (2020)

O experimento visa analisar as seguintes hipóteses:

**H1<sub>0</sub>:** O aumento da colaboração não resultou na melhoria do desempenho dos alunos ao usar MOOColab.

**H1<sub>1</sub>:** O aumento da colaboração resultou na melhoria do desempenho dos alunos ao usar MOOColab

**H2<sub>0</sub>:** Não houve aumento da aprendizagem colaborativa ao usar MOOColab.

**H2<sub>1</sub>:** A aprendizagem colaborativa usando MOOColab é maior que a aprendizagem colaborativa no MOOC atual.

**H3<sub>0</sub>:** O nível de habilidade inicial dos alunos do grupo experimental **não** foi estatisticamente diferente do nível de habilidade dos alunos do grupo de controle.

**H3<sub>1</sub>:** O nível de habilidade inicial dos alunos do grupo experimental foi estatisticamente diferente do nível de habilidade dos alunos do grupo de controle.

**H4<sub>0</sub>:** O nível final de habilidade dos alunos do grupo de controle **não** foi estatisticamente diferente do nível inicial de habilidade ao finalizarem o curso.

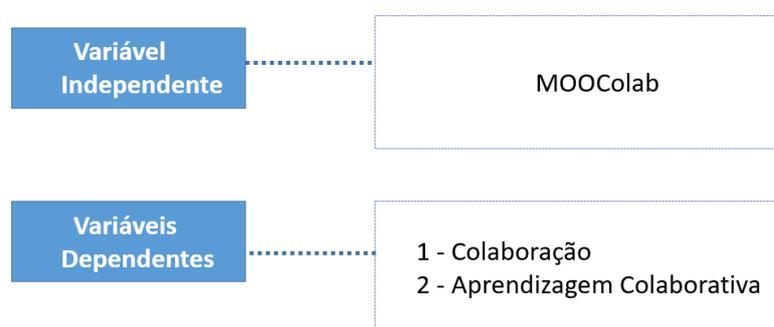
**H4<sub>1</sub>:** O nível final de habilidade dos alunos do grupo de controle foi estatisticamente diferente do nível inicial de habilidade ao finalizarem o curso.

**H5<sub>0</sub>:** O nível final de habilidade dos alunos do grupo experimental **não** foi estatisticamente diferente do nível inicial de habilidade ao finalizarem o curso.

**H5<sub>1</sub>:** O nível final de habilidade dos alunos do grupo experimental foi estatisticamente diferente do nível inicial de habilidade ao finalizarem o curso.

O experimento foi conduzido considerando as seguintes variáveis (Figura 62).

**Figura 62 - Variáveis consideradas no experimento**



**Fonte:** A autora (2020)

A variável independente é o *Framework* MOOColab, pois não depende de nenhuma outra variável. As variáveis dependentes colaboração e aprendizagem colaborativa foram escolhidas pelo fato de que representam os efeitos que buscamos analisar com o experimento.

Essas variáveis foram consideradas importantes, pois a análise verificou se há a correlação da variável independente (que são responsáveis pelas possíveis causas) com as variáveis dependentes (que sinalizam os efeitos) para testar as hipóteses definidas na pesquisa. Desta forma, para realizar a análise quantitativa foram utilizados os testes de normalidade de *Kolmogorov-Smirnov* e *Shapiro-Wilk* para amostras independentes.

Também foram aplicados os testes *Mann-Whitney* e *Wilcoxon* com nível de confiança de 95% para a análise das hipóteses. Além disso, o teste de *Spearman* para verificar a correlação entre as interações dos alunos e seus níveis de habilidade também foi aplicado.

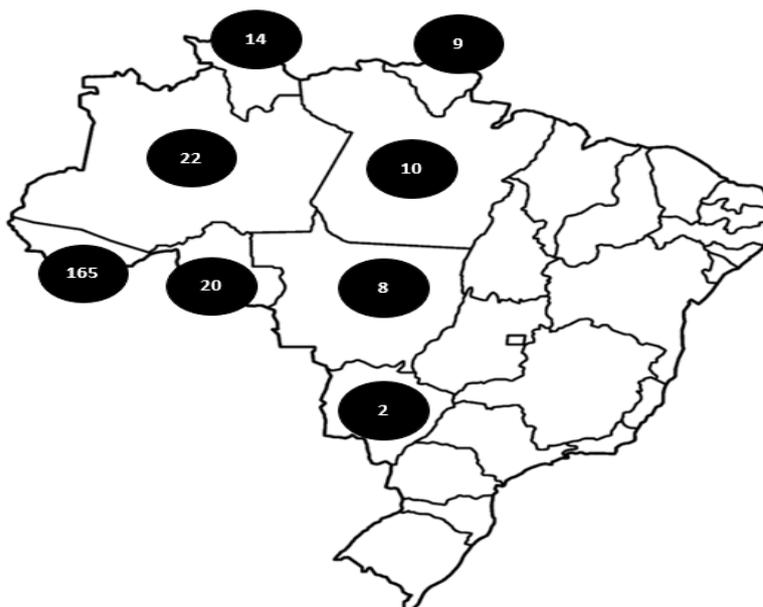
## 6.2.1 Perfil das amostras do Experimento

Foram utilizadas duas amostras, escolhidas aleatoriamente, para participarem do experimento. Os dois grupos foram submetidos às mesmas atividades, vídeos e materiais, à exceção do *Framework* MOOColab que foi disponibilizado apenas para o Grupo Experimental.

### 6.2.1.1 Grupo de Controle

Participaram deste grupo 250 pessoas (escolhidas aleatoriamente) que se submeteram ao ambiente MOOC por dois meses. Os alunos estão distribuídos com maior concentração na região norte, conforme visto na Figura 63.

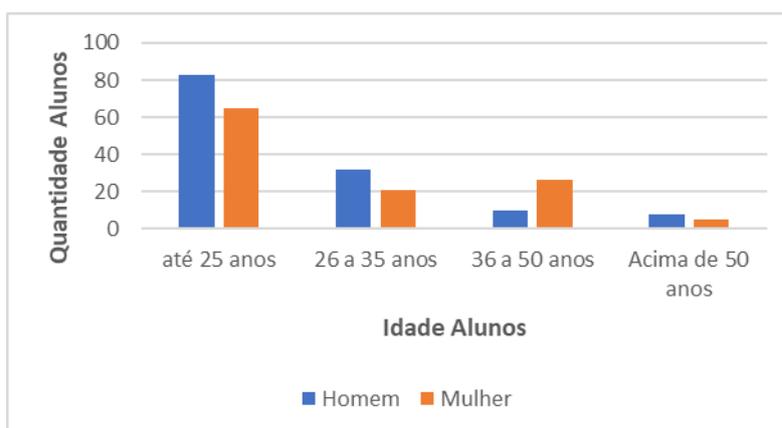
**Figura 63 - Localização Geográfica do Grupo de Controle**



Fonte: A autora (2020)

Quanto ao sexo e idade dos alunos matriculados, percebe-se a seguinte distribuição (Figura 64).

**Figura 64 - Sexo e idade dos alunos**



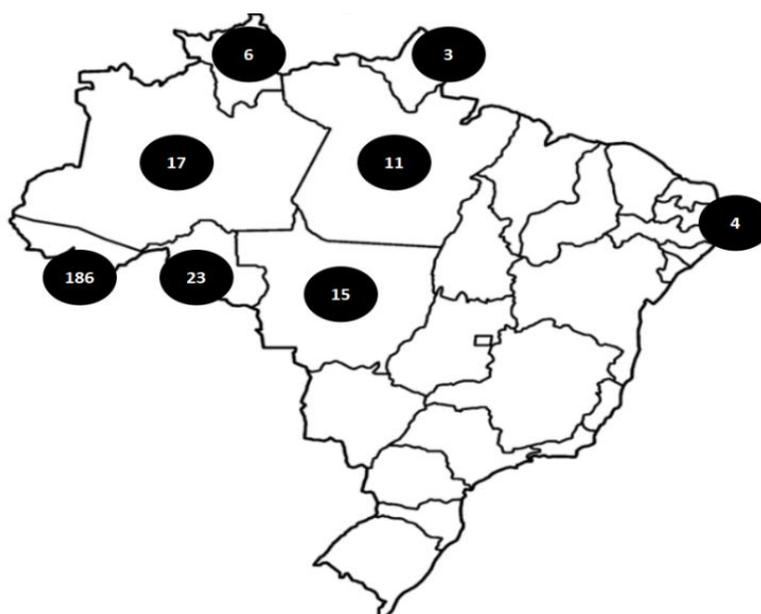
Fonte: A autora (2020)

Ao analisar a Figura 64 observa-se que existem no total 133 homens e 117 mulheres distribuídos nas idades destacadas no gráfico. Destes, 135 possuem o Nível Médio, 69 estão com o nível superior incompleto e 46 possuem o nível superior.

#### 6.2.1.2 Grupo Experimental

No Grupo Experimental participaram 263 pessoas (escolhidas aleatoriamente) tendo acesso ao MOOColab. Neste grupo, os alunos estão concentrados de acordo com o mapa abaixo (Figura 65).

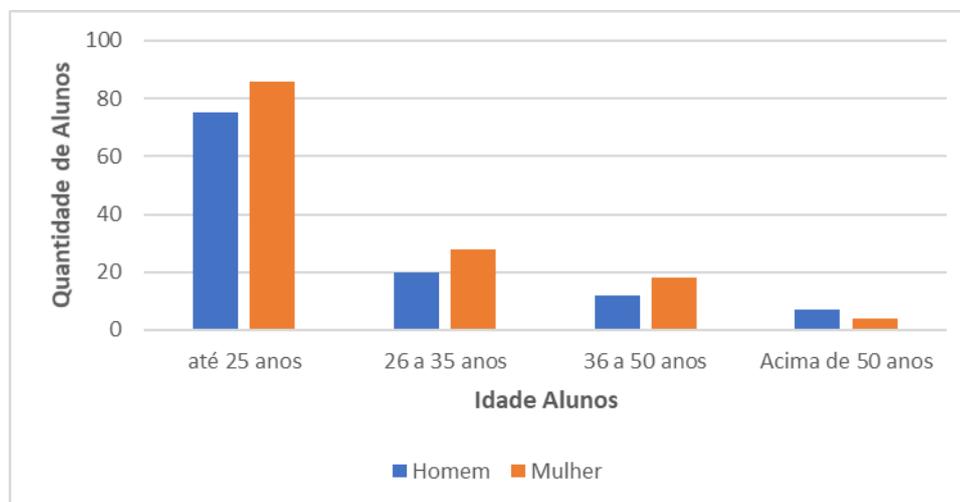
**Figura 65 - Localização Geográfica do Grupo Experimental**



Fonte: A autora (2020)

Neste grupo tivemos a seguinte distribuição da idade e sexo dos alunos matriculados.

**Figura 66 - Sexo e idade dos alunos**



Fonte: A autora (2020)

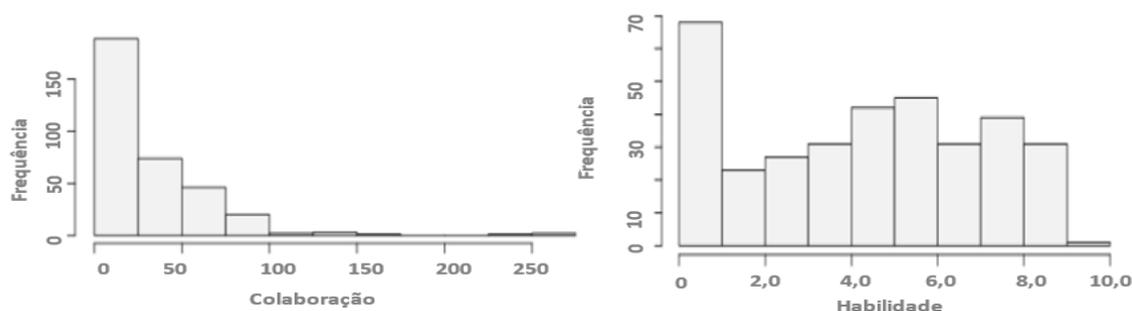
Ao analisar a Figura 66 nota-se que existem no total 119 homens e 141 mulheres distribuídos nas idades destacadas no gráfico onde 140 possuem o Nível Médio, 70 estão com o nível superior incompleto e 53 possuem o nível superior.

### 6.3 CONDUÇÃO DO EXPERIMENTO

Para conduzir o experimento foi necessário seguir algumas etapas para garantir a correta análise dos dados:

1. **Verificar a normalidade dos dados:** Com os dados coletados realizamos a representação visual dos dados amostrais dos dois grupos. A Figura 67 mostra os histogramas da colaboração e da habilidade dos alunos do Grupo de Controle.

**Figura 67 - Histogramas Grupo de Controle**



Fonte: A autora (2020)

Analisando os histogramas, podemos concluir que os dados são assimétricos e que não são normais devido à característica heterogênea das variáveis. Desta forma os testes estatísticos de normalidade de *Kolmogorov-Smirnov* e *Shapiro-Wilk* foram realizados para ratificar a análise dos gráficos acima. Os testes foram realizados a um nível de confiança de 95% e os resultados dos testes estão representados na Tabela 13.

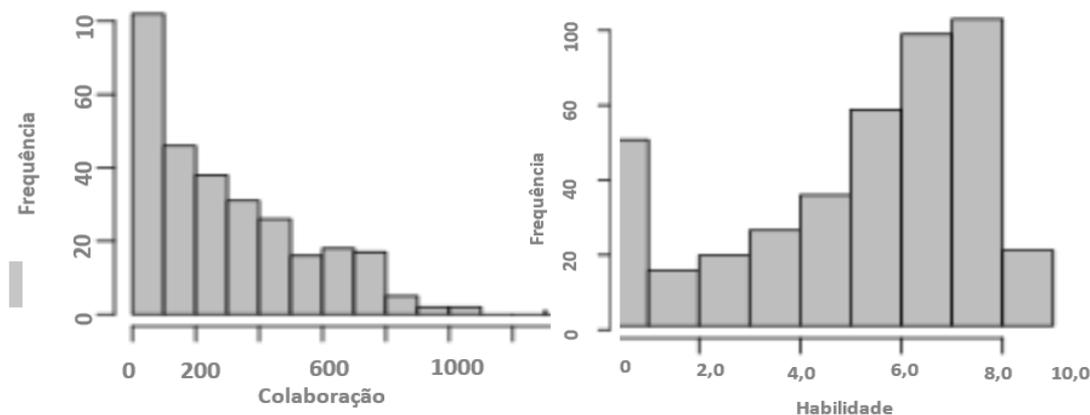
**Tabela 13 - Teste de Normalidade Grupo de Controle**

Grupo de Controle	
Teste	p-valor
<i>Kolmogorov-Smirnov</i>	0,00232
<i>Shapiro-Wilk</i>	0,0000012

Fonte: A autora (2020)

Os testes de normalidade (visto na Tabela 10 acima) corroboram com a Figura 68 e, assim, concluímos que os dados não são normais. A mesma análise é também realizada com os dados coletados do Grupo Experimental e obtivemos os seguintes gráficos.

**Figura 68 - Histogramas Grupo Experimental**



Fonte: A autora (2020)

Os testes de normalidade foram realizados e obtivemos os seguintes resultados demonstrados na Tabela 14 abaixo.

**Tabela 14 - Testes Normalidade Grupo Experimental**

Grupo Experimental	
Teste	p-valor
<i>Kolmogorov-Smirnov</i>	0,0035
<i>Shapiro-Wilk</i>	0,00165

Fonte: A autora (2020)

Da mesma forma que no Grupo de Controle, os resultados das análises do Grupo Experimental também demonstraram que os dados não são normais. Assim, iniciou-se a 2ª etapa da análise do experimento, utilizando testes não paramétricos.

## 2. Diferenças iniciais entre os níveis de habilidade dos dois grupos:

Com o propósito de identificar as diferenças entre os níveis iniciais de habilidade do grupo experimental e do grupo de controle, foi realizado o teste *de Mann-Whitney*, comparando os dados do primeiro teste (Apêndice 7) para avaliar as seguintes hipóteses:

**H3<sub>0</sub>**: O nível de habilidade inicial dos alunos do grupo experimental **não** foi estatisticamente diferente do nível de habilidade dos alunos do grupo de controle.

**H3<sub>1</sub>**: O nível de habilidade inicial dos alunos do grupo experimental foi estatisticamente diferente do nível de habilidade dos alunos do grupo de controle.

Os resultados do teste revelaram que não existia diferença significativa ( $p > 0,05$ ) entre os grupos (Tabela 15). Esses resultados confirmam a hipótese **H3<sub>0</sub>**, sugerindo que, antes do experimento, os dois grupos eram muito semelhantes em termos de habilidade.

**Tabela 15 - Comparação dos grupos antes da intervenção**

Grupo Experimental		Grupo de controle		<i>p-value</i>
Média	Desvio-Padrão	Média	Desvio-Padrão	
6,58	0,77	6,4	0,6	0,4712

Fonte: A autora (2020)

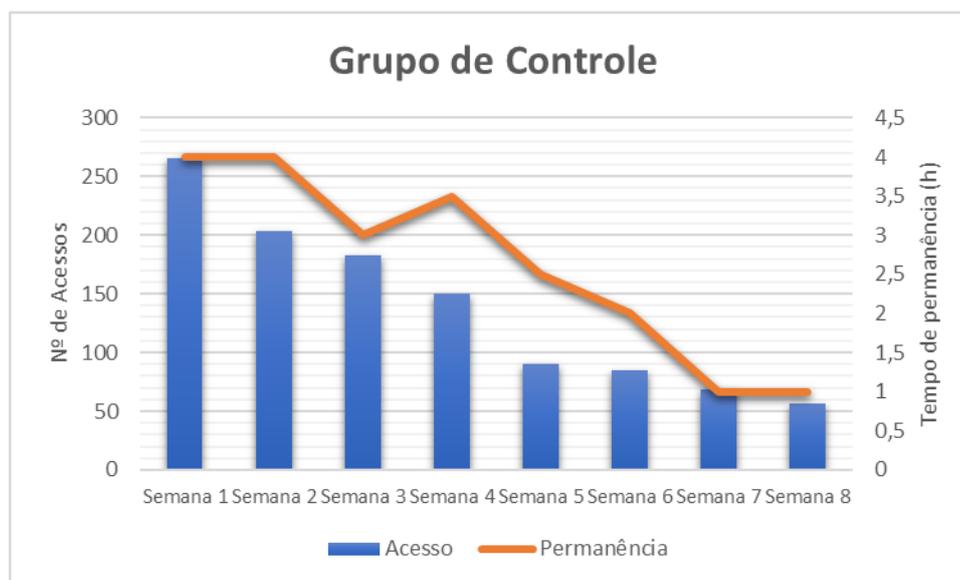
## 3. Análise dos experimentos

Iniciou-se, assim, o experimento com o início do curso nos dois grupos. Além de um teste inicial realizado pelos dois grupos, também foram todos convidados a responder um conjunto de perguntas (Apêndice 1) para coleta de dados pessoais, demográficos e motivacionais. Um teste MBTI (Apêndice 9) também foi disponibilizado para que fosse possível identificar os diferentes tipos de personalidades presentes no experimento. É importante destacar que a realização deste teste não era obrigatória e não inviabilizava o acesso dos alunos ao ambiente educacional. A estratégia foi o aluno responder no momento que lhe fosse mais oportuno e cômodo.

O experimento durou dois meses e durante este período todas as ações do aluno e suas interações foram monitoradas nos dois ambientes. Dentro dos conjuntos de dados educacionais, o objetivo foi descobrir padrões para então, a partir das recomendações de pares, melhorar o comportamento de aprendizagem dos alunos. Nesse sentido, a análise consistiu em rastrear a maioria das operações dos alunos no ambiente do curso. Observamos as atividades dos alunos nos meios de comunicação disponíveis no ambiente, bem como suas interações em relação aos vídeos e atividades disponíveis, assim como a realização dos testes para emissão do certificado.

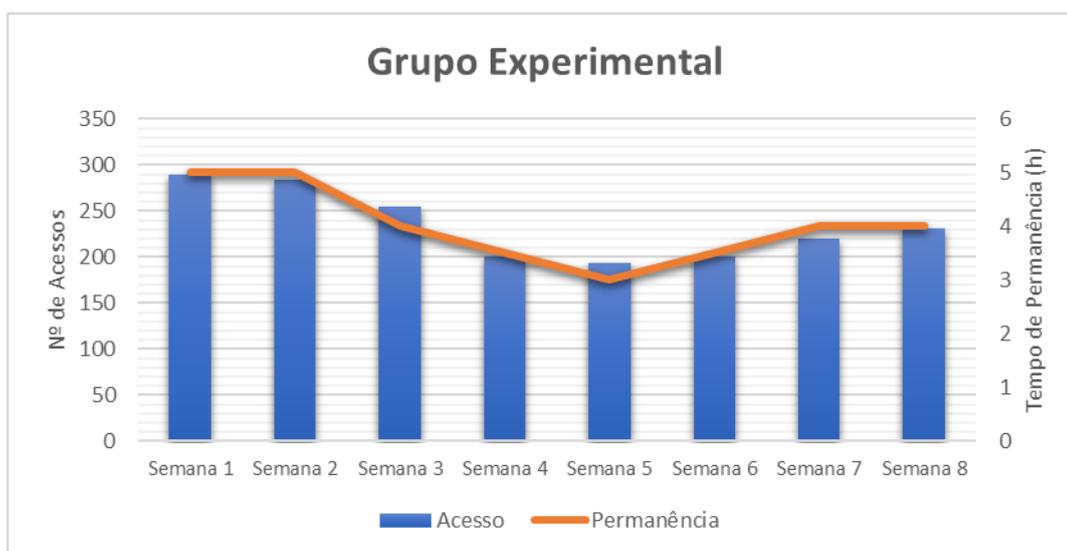
Ao comparar a frequência dos logs no ambiente considerando os dois grupos, nota-se que, no grupo de controle, a frequência de acessos vem diminuindo com o passar do tempo. Assim, no início observa-se a maior quantidade de acessos na plataforma e o maior tempo de permanência no ambiente. Ao longo do curso essa frequência de acesso e permanência foi diminuindo consideravelmente. A Figura 69 mostra essa relação.

**Figura 69 - Relação entre acessos e permanência – Grupo de Controle**



**Fonte:** A autora (2020)

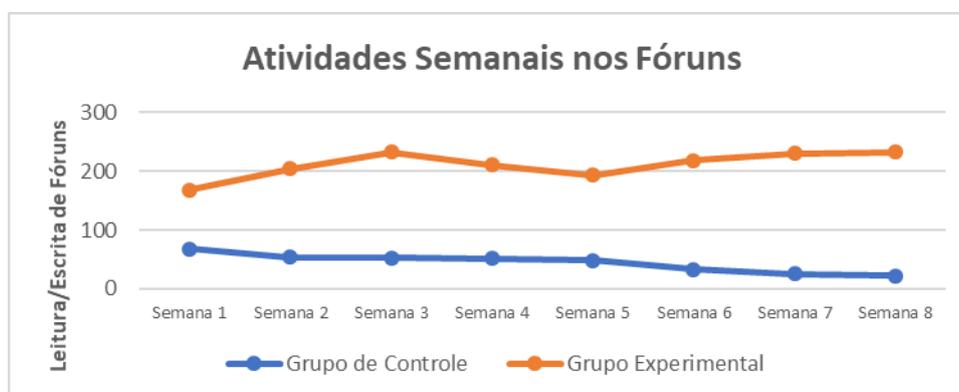
Por sua vez, no grupo experimental é claro que, de uma forma geral, a frequência dos logs se mostrou maior que no grupo de controle, como pode ser visto na Figura 70 abaixo.

**Figura 70 - Relação entre acessos e permanência – Grupo Experimental**

Fonte: A autora (2020)

Estes achados permitem dar uma pista de que no grupo de controle, à medida que o tempo passa, os alunos vão perdendo a motivação na continuidade do curso, o que aponta um alerta sobre as possíveis causas dessa falta de engajamento. Já no grupo experimental observou-se que o número de acessos e permanência foi mais frequente durante todo o curso, tendo uma leve diminuição na 4ª e 5ª semanas.

Identificamos que o fórum não é um canal frequente de comunicação entre os alunos pertencentes ao grupo de controle, como pode ser visto na Figura 71. De uma forma geral houve pouca interação entre os alunos no decorrer das semanas e essa participação foi gradativamente diminuindo com o andamento do curso.

**Figura 71 - Atividades semanais nos fóruns**

Fonte: A autora (2020)

Buscando compreender as possíveis causas dessa inatividade no canal de comunicação, as respostas constantes no questionário puderam tentar justificar essa atitude no ambiente. Muitos alunos em seus relatos citaram a sensação de isolamento no ambiente, tendo em vista que não tinham conhecimento de seus colegas de curso, pois em local nenhum no ambiente havia o registro dos inscritos, ou um momento de apresentação entre eles. Alguns trechos retirados dos questionários dos alunos mostram essa sensação dos alunos de não se sentirem parte de uma turma:

*“Me senti sozinha durante o curso” (Aluno 1).*

*“Não conhecia quem fazia o curso comigo. Era chato não ter com quem conversar” (Aluno 2).*

*“Quando tinha dúvidas eu ficava sem vontade de continuar, porque ninguém me ajudava” (Aluno 3).*

Entretanto, no Grupo Experimental observa-se que o fórum foi um canal de comunicação bastante utilizado pelos inscritos no curso, o que demonstra que as estratégias utilizadas no *Framework* se mostraram eficientes e possibilitaram uma maior interação entre os alunos, tornando o ambiente mais participativo, corroborado pelos alunos na aplicação do questionário final.

*“Quando tive dificuldades eu conversei com um colega” (Aluno 4).*

*“Muito interessante essa indicação de alunos pra gente conversar” (Aluno 5).*

*“Conheci várias pessoas de outro estado e juntos fizemos várias atividades” (Aluno 6).*

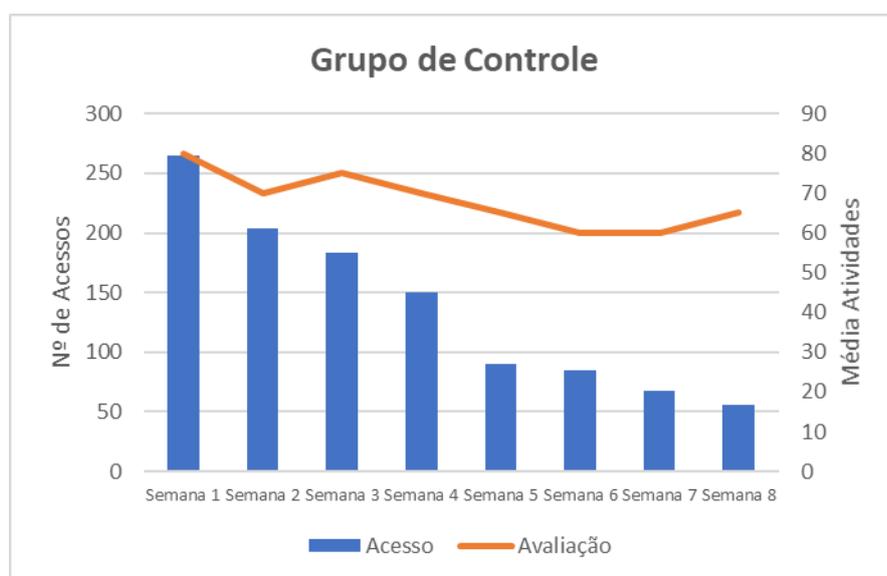
O tempo médio de visualização dos vídeos no curso é de 5 minutos, ou seja, é importante produzir vídeos com duração média observando esta característica. Em ambos os grupos se observou que na primeira semana os alunos visualizam com maior tempo os vídeos da primeira aula. Nas demais aulas eles assistem o primeiro minuto e depois deixam de assisti-los. Essa informação nos dá indícios de que os alunos estão interessados em visualizar os vídeos para saber o que vai ser abordado no decorrer das aulas.

Há uma relação direta entre os vídeos assistidos e as atividades realizadas em ambos os grupos. É importante destacar que ao final de cada vídeo são disponibilizadas as atividades, o que pode explicar essa relação direta. Para realizar as atividades, o aluno pode fazê-lo sem um limite de tentativas nos dois grupos. Os dois ambientes estão configurados para registrar a nota mais alta das pontuações dos alunos, pois do ponto de vista pedagógico, essa estratégia possibilita compreender melhor os padrões de interação dos

alunos, e do ponto de vista psicológico, espera-se que tal sistema reduza o estresse e, portanto, faz com que os alunos se comportem de maneira mais confortável.

A Figura 72 mostra que o Grupo de Controle diminui o número de acessos aos vídeos e atingiu uma média de 68 nas avaliações realizadas no decorrer do curso.

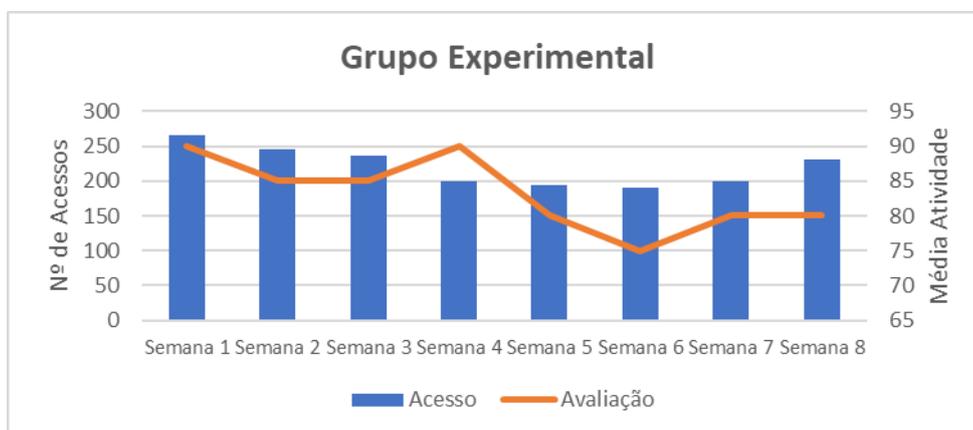
**Figura 72 - Relação vídeos e médias das atividades – Grupo de Controle**



Fonte: A autora (2020)

A diferença observada entre os grupos é que o Grupo Experimental (Figura 73) obteve uma maior permanência para assistir os vídeos no ambiente e a média das notas das atividades são mais altas (82 comparado com 68 do grupo de controle), evidenciando que a visualização dos vídeos contribui significativamente nos resultados das avaliações.

**Figura 73 - Relação vídeos e médias das atividades – Grupo Experimental**



Fonte: A autora (2020)

Avaliando também os alunos que obtiveram a certificação, um número expressivo pertencente ao Grupo Experimental finalizou o curso com êxito (65%) comparado ao grupo de Controle (15%). Os resultados evidenciam que o MOOColab se mostrou mais adaptado às necessidades dos alunos, o que os motivou a finalizar o curso.

#### **4. Evolução dos níveis de habilidade dos dois grupos:**

Ao finalizar o curso foi realizado um teste final (Apêndice 8) aos alunos, para verificar se houve evolução no nível de sua habilidade. No grupo de controle, 39 alunos realizaram o teste (os demais se evadiram ao longo do curso) e no grupo experimental 165 alunos realizaram o teste final (da mesma forma que no grupo de controle, os demais desistiram).

Como analisamos inicialmente o desempenho individual dos alunos em cada grupo (através do Teste Inicial e Teste Final), também realizamos o teste de *Wilcoxon* por ser uma amostra pareada, ou seja, fizemos a análise considerando duas amostras do mesmo grupo. Assim, analisamos as seguintes hipóteses:

**H<sub>4</sub>**: O nível final de habilidade dos alunos do grupo de controle **não** foi estatisticamente diferente do nível inicial de habilidade ao finalizarem o curso.

**H<sub>4</sub><sub>1</sub>**: O nível final de habilidade dos alunos do grupo de controle foi estatisticamente diferente do nível inicial de habilidade ao finalizarem o curso.

**H<sub>5</sub>**: O nível final de habilidade dos alunos do grupo experimental **não** foi estatisticamente diferente do nível inicial de habilidade ao finalizarem o curso.

**H<sub>5</sub><sub>1</sub>**: O nível final de habilidade dos alunos do grupo experimental foi estatisticamente diferente do nível inicial de habilidade ao finalizarem o curso.

Ao avaliar os resultados do Teste de *Wilcoxon* no Grupo de Controle, vimos que houve uma melhoria no nível de habilidade dos alunos que concluíram o curso, logo aceita-se **H<sub>4</sub><sub>1</sub>** ( $p > 0,05$ ). Os resultados podem ser vistos na Tabela 16 abaixo.

**Tabela 16 - Comparação do grupo de controle após o curso**

Teste Inicial		Teste Final		<i>p-value</i>
Média	Desvio- Padrão	Média	Desvio- Padrão	
6,4	0,6	6,8	0,6	0,0004

Fonte: A autora (2020)

Observou-se que a atual estrutura do ambiente massivo trouxe uma melhoria na aprendizagem que pôde ser mensurada através dos testes dos alunos que finalizaram o curso. Entretanto, o número considerável de alunos que o abandonaram mostra que são necessárias estratégias que motivem os alunos a permanecerem no ambiente, tendo acesso aos materiais, vídeos e atividades possibilitando, assim, ampliar o seu nível de conhecimento no assunto.

Avaliando o Grupo Experimental (considerando 165 alunos que finalizaram o curso) verificou-se que houve uma melhoria nas habilidades dos alunos após o curso. Além disso, o número de alunos que concluíram o curso foi bem superior comparado com o grupo de controle, trazendo evidências de que MOOColab trouxe estratégias que motivaram os alunos na continuidade do curso. A Tabela 17 mostra os resultados da comparação, aceitando-se, então, a hipótese  $H5_1$ .

**Tabela 17 - Comparação do grupo experimental após o curso**

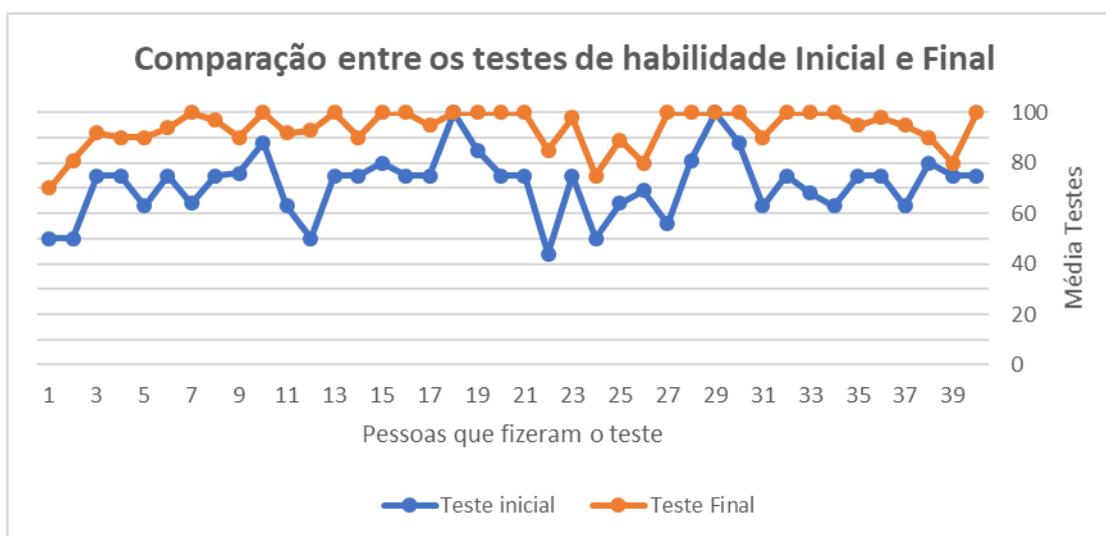
Teste Inicial		Teste Final		<i>p-value</i>
Média	Desvio- Padrão	Média	Desvio- Padrão	
6,5	0,7	8,2	0,6	0,001

Fonte: A autora (2020)

### 5. Comparação entre os níveis finais de habilidade dos dois grupos:

A Figura 74 apresenta a média dos níveis de habilidade do Grupo de Controle, fornecendo indícios descritivos de diferenças entre os níveis de habilidade dos alunos deste grupo.

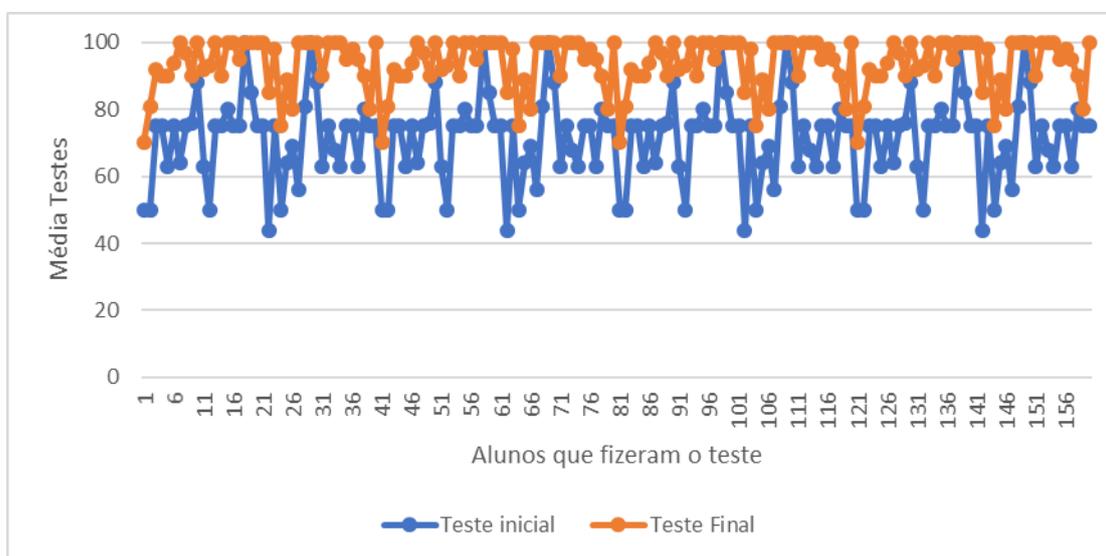
Figura 74 - Média níveis de habilidades Grupo de Controle



Fonte: A autora (2020)

Após a realização do teste constatou-se que ambos os grupos evoluíram no quesito habilidade. Entretanto, a evolução se deu de forma mais significativa no Grupo Experimental (Figura 75).

Figura 75 - Média níveis de habilidades no Grupo Experimental



Fonte: A autora (2020)

Foram realizados testes estatísticos de *Mann-Whitney* considerando as seguintes hipóteses:

**H<sub>20</sub>**: Não houve aumento da aprendizagem colaborativa ao usar MOOColab.

**H2<sub>1</sub>:** A aprendizagem colaborativa usando MOOColab é maior que a aprendizagem colaborativa no MOOC atual.

A Tabela 18 mostra os resultados da aplicação de testes de *Mann-Whitney* sobre os resultados dos níveis de habilidade confirmando a hipótese **H2<sub>1</sub>** ( $p < 0,05$ ).

**Tabela 18 - Comparação dos grupos depois da intervenção**

Grupo de Controle			Grupo Experimental			<i>p-value</i>
Média		Desvio- Padrão	Média		Desvio- Padrão	
Inicial	Final		Inicial	Final		
6,4	6,8	0,8	6,5	8,2	0,7	0,002

Fonte: A autora (2020)

Logo, as análises estatísticas demonstram que o Grupo Experimental teve um melhor desempenho do que o Grupo de Controle no decorrer do curso. Entretanto é importante analisar se este resultado está relacionado com o aumento da interação entre os alunos no MOOColab.

#### **6. Análise da Correlação entre a interação e os níveis de habilidade no Grupo Experimental:**

Após a realização do teste constatou-se que ambos os grupos evoluíram no quesito habilidade. Entretanto, percebe-se que a evolução se deu de forma mais significativa no Grupo Experimental. Com base nestes resultados, é importante analisar também se o processo de colaboração teve correlação com o aumento do nível de habilidade observado nos alunos que realizaram o MOOColab. Assim, levaram-se em consideração as seguintes hipóteses:

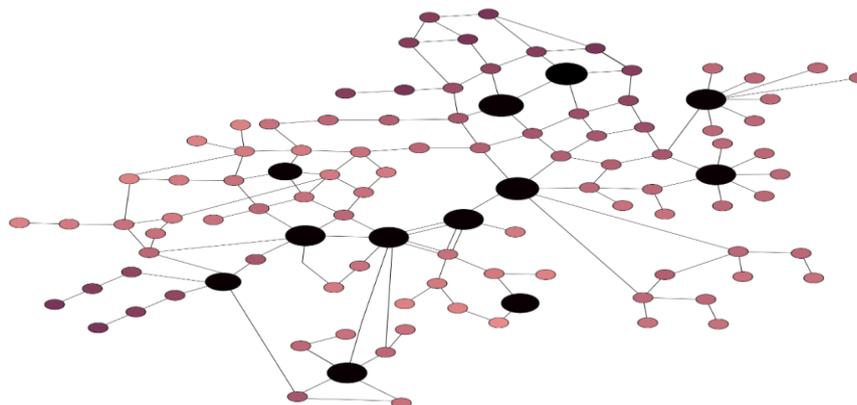
**H1<sub>0</sub>:** O aumento da colaboração não resultou na melhoria do desempenho dos alunos ao usar MOOColab.

**H1<sub>1</sub>:** O aumento da colaboração resultou na melhoria do desempenho dos alunos ao usar MOOColab.

Para isso avaliamos, de forma mais detalhada, o comportamento dos alunos no ambiente MOOColab. Assim, fizemos um recorte de algumas interações que ocorreram entre os alunos no ambiente. É importante destacar que as ferramentas de comunicação utilizadas foram: fóruns, chats e e-mails. Utilizar estas ferramentas não foi considerado no processo avaliativo do aluno. Assim, as participações não estavam vinculadas a nenhum tipo de compensação na avaliação do curso. O fórum foi o meio mais utilizado para tirar dúvidas de uma forma mais geral.

Observou-se que dos 263 alunos inscritos no curso, 137, em algum momento, participaram de discussões em fóruns, seja respondendo perguntas ou propondo discussões. Em média tivemos 15 fóruns abertos por semana e todas as proposições foram respondidas por, no mínimo, dois alunos. A Figura 76 destaca a rede de conexões que foi criada a partir das discussões nos fóruns.

**Figura 76 - Sociograma do Grupo Experimental**



**Fonte:** A autora (2020)

Analisando o sociograma, constata-se que alguns alunos se mantiveram mais atuantes no decorrer das discussões e, de uma certa forma, direcionaram o andamento do curso. O trecho de um fórum evidencia isso ao conduzir um aluno para a leitura de um material complementar disponível no ambiente. Um determinado aluno cria uma pergunta no fórum buscando auxílio sobre uma aula:

*Aluno 1: “Eu não compreendi por que é necessário seguir essa estrutura para o HTML 5”.*

*Aluno 2: “... Você pode compreender melhor como fazer isso lendo o material complementar que tá disponível na aula do lado direito do vídeo. Lá mostra toda a estrutura que devemos seguir”.*

Também se percebe que foram formados alguns aglomerados ao redor destes alunos mais atuantes, criando conexões entre os envolvidos nas discussões que disseminaram outras pequenas redes no seu entorno, deixando a comunicação menos centralizada.

Buscando relacionar essas redes com a recomendação realizada, também se analisou se os alunos mais recomendados figuravam entre os mais atuantes e percebeu-se que a maioria dos comentários estavam relacionados com os alunos que eram recomendados.

O outro canal de comunicação utilizado foi o e-mail. A partir do perfil do aluno é possível identificar o e-mail dos colegas e enviar mensagens. Entretanto, essa forma de

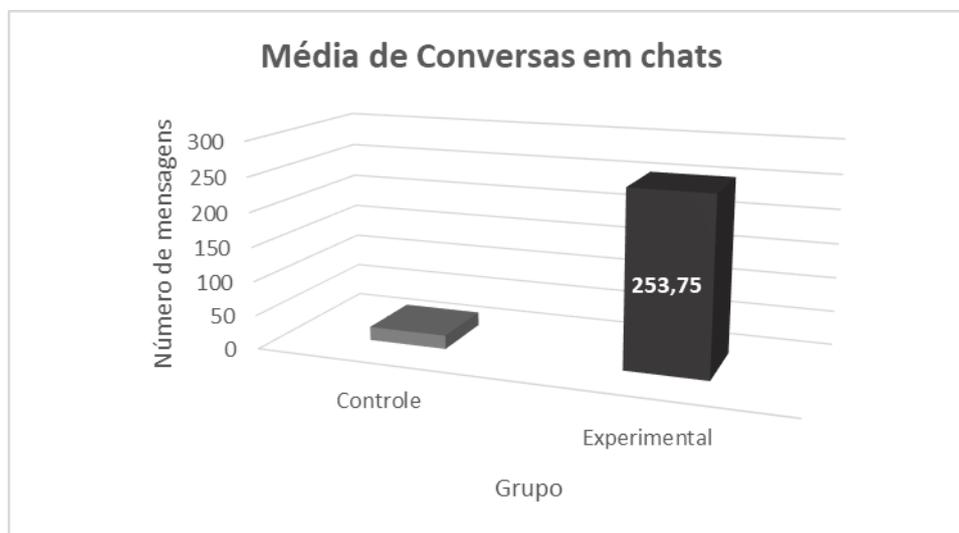
comunicação não foi mapeada, já que poderia ser utilizada sem acessar o MOOColab. No entanto, o e-mail teve um papel importante no *Framework*, pois foi muito utilizado para enviar mensagens de notificações.

Assim, toda mensagem que era enviada (pelo chat ou fóruns) por um colega a um determinado aluno era replicada no e-mail caso ele não estivesse online no momento do envio. Além disso, quando o ambiente detecta que o aluno está há uma semana sem acessar o curso, um lembrete é enviado ao e-mail buscando minimizar o abandono do curso.

Chats também foram utilizados no processo de comunicação no MOOColab. Tivemos em média 254 conversas geradas semanalmente através do chat que duravam por volta de 16 minutos. As conversas se iniciavam, na maioria das vezes, com a recomendação de pares. Observou-se que os alunos clicavam e verificavam o perfil dos alunos antes de iniciarem uma conversa, evidenciando a importância de disponibilizar as informações de perfil e de habilidades no ambiente.

Fazendo a comparação com o Grupo de Controle observamos uma grande discrepância entre a quantidade de mensagens, considerando os dois grupos, como pode ser visto na Figura 77 abaixo.

**Figura 77 - Média de chats abertos**



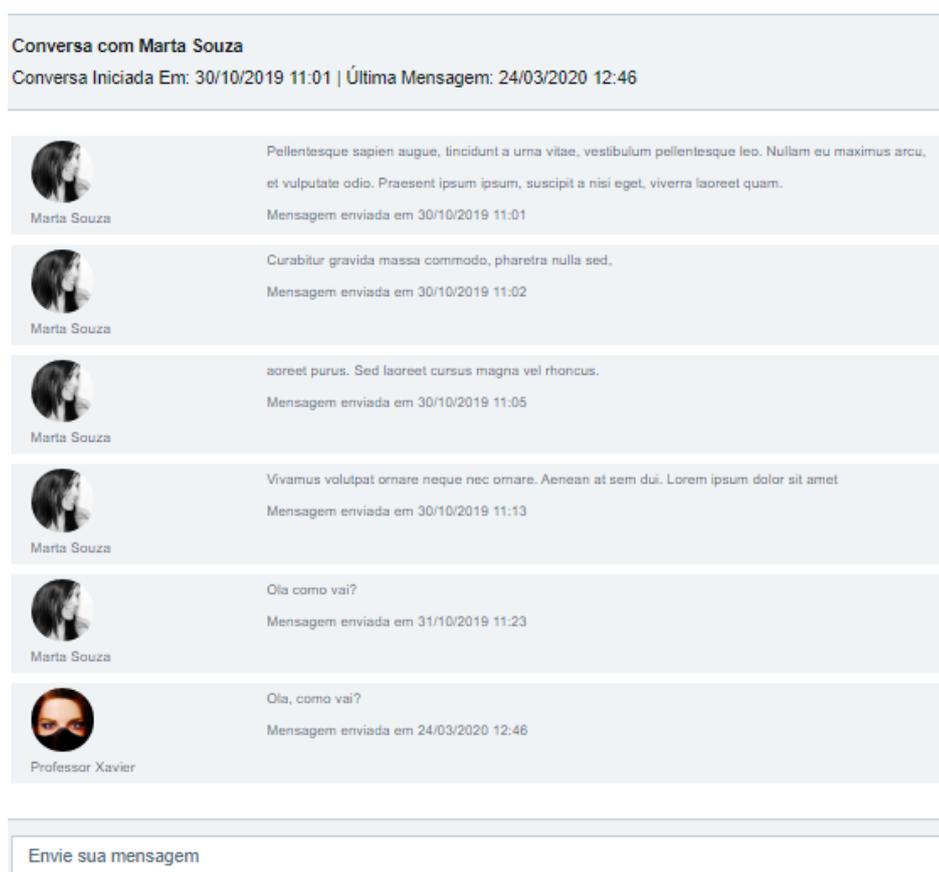
**Fonte:** A autora (2020)

O tempo médio de duração da conversa no Grupo de Controle foi de 4,25 minutos. Já no Grupo Experimental foi em média de 16 minutos. A maioria dos assuntos abordados nas conversas estavam relacionados com dúvidas sobre o curso, buscando auxílio do colega para compreender o que estava sendo trabalhado na aula. Também ficou evidente que, uma

vez iniciada uma conversa que possibilitou ao aluno avançar no curso, houve mais troca de mensagens no decorrer das aulas.

Também tivemos conversas iniciadas sem o feedback esperado pelo aluno (em torno de 10% das mensagens). Quando isso ocorreu, a maioria dos alunos buscou o próximo colega recomendado para buscar auxílio. Esse lapso de retorno nas respostas entre os alunos pode ter contribuído com a evasão de alguns pois, fazendo o rastreamento das mensagens, percebeu-se que 48 alunos que desistiram ao longo do curso tentaram trocar mensagens por meio de chats e fóruns. A Figura 78 mostra o ambiente do chat disponibilizado no MOOColab.

**Figura 78 - Ambiente Chat MOOColab**



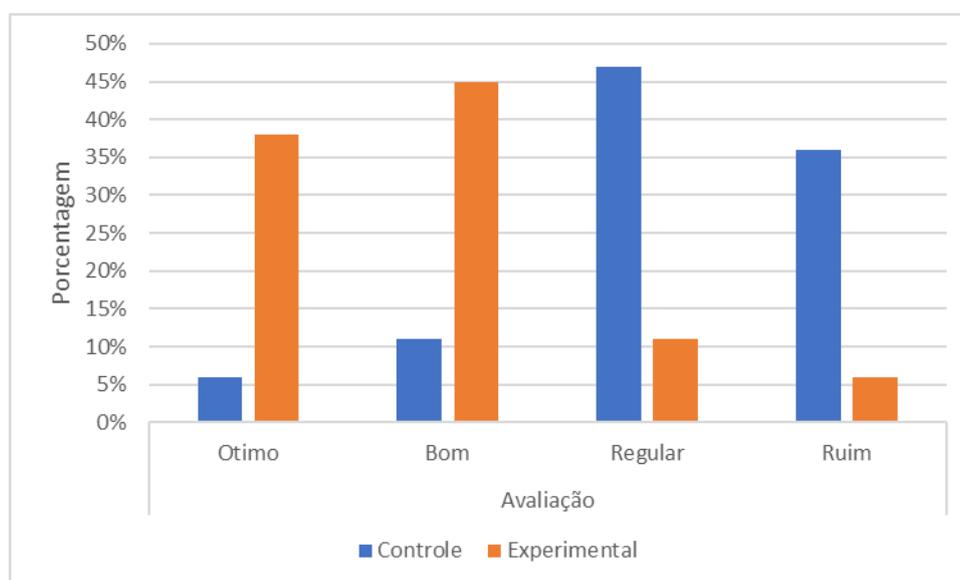
**Fonte:** A autora (2020)

A eficiência da recomendação de alunos no ambiente foi também monitorada para identificar se as recomendações sugeridas pelo *Framework* iniciaram um processo de colaboração. Como comentado, todos os alunos possuíam informações disponíveis no ambiente, como cursos realizados, formação, entre outros. Para avaliar a recomendação

foram monitoradas as seguintes informações: quantidade de mensagens realizadas no chat, tempo médio de duração e a média de satisfação dos alunos com os seus pares.

Observou-se que, 84% dos alunos visualizaram os perfis disponíveis dos alunos recomendados e 61% deles trocaram mensagens com os pares nos chats. A duração das conversas foi em média de 16 minutos. Ao final da conversa, isto é, assim que a sessão do chat era finalizada, o aluno informava se o auxílio oferecido pelo seu colega tinha sido ótimo, bom, regular ou ruim. Os resultados são apresentados na Figura 79.

**Figura 79 - Avaliação chats**



**Fonte:** A autora (2020)

Após estas análises descritivas, foi realizada uma análise de correlação entre a interação do aluno e suas médias, utilizando o teste de correlação de postos de *Spearman* apresentado na Tabela 19.

**Tabela 19 - Teste de Spearman para o comportamento e médias dos alunos**

<i>Spearman</i>	
Coefficiente de Correlação	<i>p-value</i>
0,6932	<2.2e – 16

**Fonte:** A autora (2020)

Avaliando os resultados é possível rejeitar a hipótese de que não existe correlação linear entre a colaboração do aluno no ambiente e sua média final com um nível de

confiança de 95%. Os testes de correlação indicam a existência de uma correlação linear positiva entre a colaboração e a média do aluno, aceitando-se, assim, a hipótese **H1<sub>1</sub>**.

#### 6.4 ANÁLISE QUALITATIVA DO EXPERIMENTO

Para enriquecer os resultados do experimento, realizamos uma análise qualitativa disponibilizando questionários aos alunos para avaliar a satisfação e aceitação do *Framework* MOOColab. Ao final do experimento disponibilizamos aos alunos um questionário para identificar o nível de satisfação nas duas amostras. O questionário (Apêndice 3) foi dividido em 5 partes: 1- Dados do curso; 2 – Dados Interação; 3 – Interface Gráfica do Curso; 4 – Dados Usabilidade; 5 – Avaliação das estratégias de aprendizagem.

Para avaliar como os alunos vislumbraram o curso, alguns questionamentos foram realizados. Analisando as respostas, observou-se que o grupo experimental avaliou o curso de forma positiva. No que se refere à qualidade do conteúdo, materiais e métodos avaliativos, houve uma avaliação positiva nos dois grupos. Como os vídeos, materiais e avaliações eram os mesmos nos dois ambientes, os resultados são justificados. A Figura 80 demonstra os resultados encontrados.

**Figura 80 - Resultados dados curso**

Perguntas	Grupo Controle		Grupo Experimental	
	Respostas negativas ou neutras	Respostas positivas	Respostas negativas ou neutras	Respostas positivas
Os objetivos do curso foram alcançados?	55%	45%	15%	85%
O conteúdo proposto foi cumprido?	19%	81%	09%	91%
O material de apoio foi de boa qualidade?	21%	79%	11%	89%
A abordagem utilizada durante as aulas (Vídeos, atividades, fóruns e chats) ajudou no entendimento dos conteúdos?	52%	48%	10%	90%
Os métodos de avaliação são consistentes com os conteúdos apresentados?	32%	68%	17%	83%
A utilização de fóruns ou chats te auxiliaram no seu entendimento ao conteúdo visto no curso?	92%	8%	13%	87%

**Fonte:** A autora (2020)

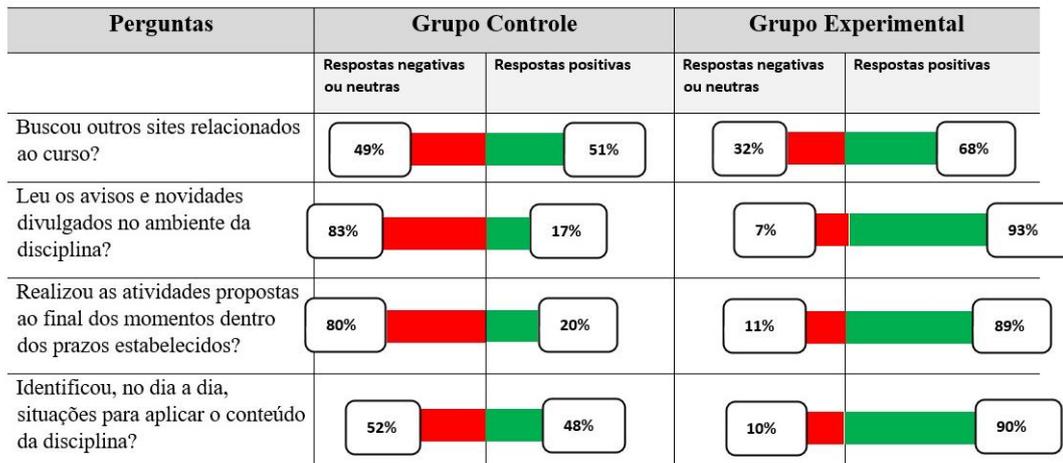
A Figura 80 demonstra que, quando questionados se os meios de comunicação utilizados nos ambientes (fóruns e chats) auxiliaram no entendimento do conteúdo do

curso, o Grupo de Controle assinalou de forma negativa, demonstrando que a colaboração não trouxe benefícios na aprendizagem, sob o ponto de vista dos alunos. Já o Grupo Experimental considerou estes meios importantes para a construção do conhecimento, pois os resultados são expressivos e mostram a satisfação da utilização dos meios de comunicação entre os alunos no decorrer do curso.

Analisamos as estratégias de aprendizagem dos alunos nos dois grupos e percebemos que no Grupo de Controle, 51% dos alunos não buscaram outros materiais além do curso para complementar sua aprendizagem. Já no Grupo Experimental houve um número maior de alunos que buscou outros materiais (68%).

Avaliando os avisos e a realização de atividades nos prazos estabelecidos, identificou-se uma grande disparidade nos resultados dos dois grupos. O grupo de controle não demonstrou interesse na leitura dos avisos (somente 17%) nem tampouco na realização das atividades (cerca de 20%) ao final dos vídeos nos prazos estabelecidos. No Grupo Experimental foi mais ativo na leitura dos avisos (93%), bem como com a realização das atividades (89%). A Figura 81 mostra os resultados.

**Figura 81 - Resultados dados curso**



Fonte: A autora (2020)

Também realizamos uma análise das interações dos alunos no ambiente sob a ótica dos alunos. As respostas à pergunta sobre ter tido dificuldade em algum momento do curso, deixa claro que os alunos necessitam de um suporte para o melhor entendimento do conteúdo repassado, pois em ambos os grupos a grande maioria afirmaram positivamente (Grupo de Controle com 85% das respostas e Grupo Experimental com 81%).

Os alunos do Grupo Controle, em sua maioria, não realizaram o acompanhamento da sua evolução, pois 52% dos alunos não realizaram o acompanhamento; ao contrário, no Grupo Experimental esse acompanhamento foi realizado de forma expressiva por 93% dos alunos.

Em relação ao uso dos meios de comunicação no ambiente (chats e fóruns), é nítido que o Grupo Experimental usou amplamente estes meios (83% dos alunos utilizaram o chat e 87% utilizaram o fórum). Ao contrário, o Grupo de Controle não fez uso destes meios de comunicação com frequência, como mostram os dados: 17% utilizaram o chat e 21% utilizaram o fórum.

O Grupo de Controle observou a necessidade de proporcionar uma maior interação entre os alunos no curso (91% dos alunos). Já no Grupo Experimental os alunos ficaram bem divididos, pois 45% dos alunos viram essa necessidade enquanto 55% não identificaram como necessário. Esse resultado mostra que o MOOColab conseguiu trazer uma maior satisfação entre os alunos. A Figura 82 sintetiza os resultados encontrados.

**Figura 82 - Resultados dados interação no curso**

Perguntas	Grupo Controle		Grupo Experimental	
	Respostas negativas ou neutras	Respostas positivas	Respostas negativas ou neutras	Respostas positivas
Você sentiu dificuldades em algum momento do curso?	15%	85%	19%	81%
Você acompanhou sua evolução durante o decorrer do curso?	52%	48%	7%	93%
Foi utilizado chat para comunicação com colegas?	83%	17%	11%	83%
O fórum foi usado para comunicação com colegas?	79%	21%	13%	87%
É importante o ambiente proporcionar mais interação para os alunos do curso?	15%	91%	52%	48%

Fonte: A autora (2020)

Os resultados mostram que o Grupo Experimental se mostrou mais ativo e participativo no ambiente, demonstrando um maior engajamento nas atividades, além de apresentar um comportamento mais propício a colaborar com seus colegas através das discussões geradas em torno dos temas abordados no curso.

Com o intuito de verificar a aceitação do MOOColab pelos alunos foram acrescentados alguns questionamentos para o Grupo Experimental. Desta forma foram

disponibilizadas perguntas com declarações fundamentadas no Modelo TAM (comentado no Capítulo 1 desta tese) a fim de compreender melhor a aceitação do MOOColab pelos alunos.

Na Categoria Facilidade Percebida, foi medido o quanto o aluno acreditava que o *Framework* é de fácil utilização. Analisando os resultados desta categoria, nota-se que 83% dos alunos se manifestaram de forma positiva à fácil localização das ferramentas de comunicação disponíveis, bem como vídeos e atividades (91% dos alunos). Além disso, quando questionados sobre a localização e visualização de perfil dos alunos recomendados, 92% dos alunos afirmaram ser de fácil identificação e visualização. Também 90% das respostas mostraram que atingiram as metas estabelecidas no *Framework*. A Figura 83 contém os dados detalhados.

**Figura 83 - Análise da Categoria Facilidade Percebida**

Categoria	Perguntas	Grupo Experimental	
		Respostas negativas ou neutras	Respostas positivas
<b>Facilidade Percebida</b>	Foi fácil identificar as ferramentas de comunicação no ambiente?	17 n/	83 n/
	Foi fácil identificar os vídeos, materiais e atividades de cada aula?	09%	91%
	Foi fácil localizar os colegas e visualizar o perfil deles?	8%	92%
	Foi fácil avaliar se atingiu as metas estabelecidas no curso?	10%	90%

**Fonte:** A autora (2020)

Na Categoria Utilidade Percebida, verificou-se se o aluno confia em utilizar o *Framework* no processo de aprendizagem. Na Figura 84 constata-se que 89% dos participantes responderam que o *Framework* foi útil para a reflexão sobre o seu aprendizado e 90% dos alunos informaram que a recomendação de colegas auxiliou na rede de conexões entre os alunos no curso. Também se identificou que para 85% deste Grupo, o MOOColab auxiliou na comparação da evolução com outros alunos, bem como 79% acreditam que foram estimulados a realizar as atividades do curso.

Figura 84 - Análise da Categoria Utilidade Percebida

Categoria	Perguntas	Grupo Experimental	
		Respostas negativas ou neutras	Respostas positivas
<b>Utilidade Percebida</b>	O framework foi útil para refletir sobre o meu aprendizado?	11%	89%
	A recomendação de colegas me ajudou a estabelecer uma rede de conexões no curso?	10%	90%
	O framework me auxiliou na comparação da minha evolução no curso em relação a outros alunos?	15%	85%
	O ambiente me estimulou a realizar as atividades levando em consideração as discussões realizadas entre os colegas?	21%	79%

Fonte: A autora (2020)

A análise da categoria Intenção de Uso foi realizada com o propósito de identificar se existiu interesse em utilizar o MOOColab em outros cursos. As respostas demonstram a aceitação por parte dos alunos, pois 83% dos alunos se declararam positivamente; além disso, 93% acreditam que a recomendação de pares potencializou a colaboração no ambiente, bem como 89% deste Grupo tem a intenção de manter a rede de amigos que foi formada no decorrer do curso. A Figura 85 mostra os resultados.

Figura 85 - Análise da Categoria Intenção de Uso

Categoria	Perguntas	Grupo Experimental	
		Respostas negativas ou neutras	Respostas positivas
<b>Intenção de Uso</b>	Gostaria de ter utilizado este ambiente em outros cursos que já realizou?	17%	83%
	Recomenda a manutenção da recomendação de colegas para melhorar a colaboração entre eles?	7%	93%
	Está motivado a manter a rede de conexões entre os alunos em outros cursos massivos?	11%	89%

Fonte: A autora (2020)

A Categoria de Variáveis Externas foi examinada com o intuito de compreender melhor a percepção dos alunos sobre os fatores que podem influenciar na facilidade e na utilidade percebidas do *Framework*. 79% das pessoas acreditam que o ambiente tem um design agradável e intuitivo; 89% acreditam que os vídeos e atividades são claros e objetivos; 85% definiram as ferramentas de comunicação como adequadas ao ambiente e, por fim, 93% dos alunos acreditam que a recomendação de colegas foi adequada às suas necessidades. A Figura 86 sintetiza estes resultados encontrados.

Figura 86 - Análise da Categoria Variáveis Externas

Categoria	Perguntas	Grupo Experimental	
		Respostas negativas ou neutras	Respostas positivas
<b>Variáveis Externas</b>	Na sua opinião o framework tem um design agradável e intuitivo?	21%	79%
	Na sua opinião, os vídeos e atividades são claros e objetivos?	11%	89%
	As ferramentas de comunicação são adequadas ao ambiente?	15%	85%
	A recomendação de colegas foi adequada às suas necessidades?	11%	89%

Fonte: A autora (2020)

Deixamos ainda uma pergunta subjetiva para identificar sugestões de melhoria no *Framework*. Em algumas citações os alunos revelaram a necessidade de ter um boletim com os resultados das atividades para melhor acompanhar a sua evolução no curso.

*“Seria legal se tivesse um boletim com as nossas notas para nos ajudar a estabelecer metas de conclusão”.*

*“Um local onde fosse possível ver as nossas notas e quais ainda faltam fazer”.*

Outra sugestão de melhoria informada que nos chamou atenção foi a possibilidade de fazer comparações da sua evolução no curso com outros alunos para vislumbrar como está o seu desempenho individual.

*“Fazer a comparação do meu desempenho com outros colegas de curso é algo que pode me motivar a querer ser melhor que ele no decorrer do curso”.*

Também identificamos como melhoria a inclusão da acessibilidade no ambiente para incluir pessoas que apresentem dificuldades de utilização do *Framework*.

*“Acessibilidade é importante para incluir alunos que possam ter dificuldades na utilização do ambiente. Eu, por exemplo, necessito de um material com letras maiores, pois tenho problemas de visão”.*

Tivemos respostas que reafirmaram a avaliação positiva do *Framework* tecendo elogios como os citados a seguir:

*“Muito legal o ambiente recomendar outros alunos para a gente conversar”.*

*“É importante usar um ambiente que se preocupa com a aprendizagem de todos através da participação com diferentes pessoas”.*

*“Conheci pessoas que muito me ajudaram a concluir o curso. São pessoas que tiveram paciência e vontade em me fazer compreender alguns pontos que tive dificuldade. Muito bom”.*

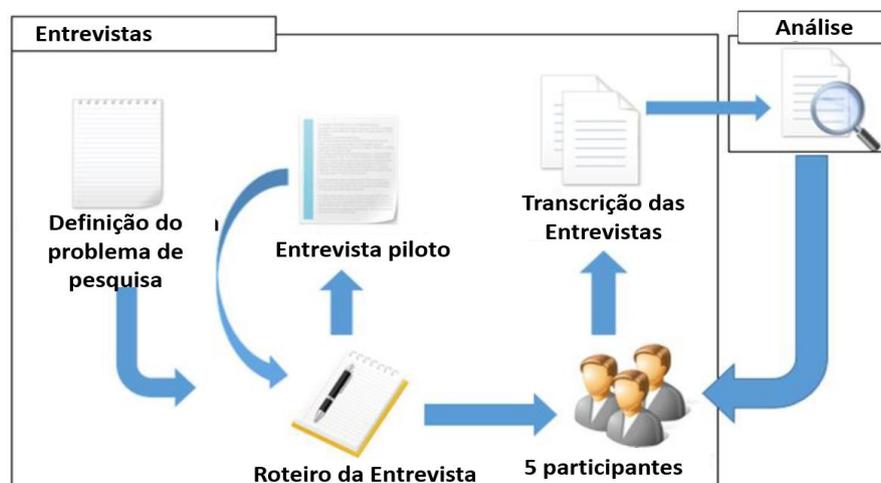
De uma forma geral, constatou-se que MOOColab teve uma boa aceitação por parte dos alunos a partir da análise dos dados quantitativos do experimento, complementado com a análise qualitativa, a partir dos dados descritivos e dos questionários aplicados aos alunos do curso.

## 6.5 ENTREVISTA COM ESPECIALISTAS

Segundo Sommerville (2011) os testes buscam estabelecer a confiança de que o software está bom o suficiente para cumprir os seus propósitos e, do mesmo modo, garantir que o sistema atenda as expectativas do usuário. Neste sentido, foi conduzida uma entrevista com docentes, destinada à identificação de problemas nas interfaces e uma melhor compreensão sobre a interação do usuário com o sistema.

A entrevista seguiu um roteiro que teve o objetivo avaliar o MOOColab na perspectiva de especialistas em ambientes massivos. Foram entrevistados 5 (cinco) docentes do Instituto Federal do Acre que atuam na área de Educação à Distância e estão trabalhando na Coordenação de EaD da instituição. A Figura mostra o desenho da entrevista.

**Figura 87 - Desenho das entrevistas**



Fonte: A autora (2020)

### 6.5.1 Perfil dos Especialistas

Foram entrevistados três docentes da área de Tecnologia, um pedagogo e um docente da área de Português. Todos os docentes entrevistados possuem mestrado em suas áreas e atuam na Educação a Distância da instituição.

O Entrevistado 1 é da área de TI, formado há 20 anos, e atua como docente há 15 anos. Na EaD já atua há 10 anos, inicialmente como monitor de curso, posteriormente como docente conteudista e, há 3 anos atua como coordenador do curso de Tecnologia, sempre utilizando a plataforma *Moodle*.

O Entrevistado 2 é formado em Pedagogia há 25 anos, atua na área há 21 anos. Trabalha na EaD há 18 anos, como docente e atualmente como pedagogo dos cursos EaD. O Entrevistado 3 tem a sua formação na área de Sistemas de Informação há 8 anos e está atuando como docente há 5 anos. Há três anos faz parte da equipe da EaD, atuando como docente nos cursos de Tecnologia.

O Entrevistado 4 tem a sua formação em Letras Português há 12 anos e atua como docente há 10 anos. Faz parte da equipe da EaD há 7 anos como docente. E, por fim, o Entrevistado 5 que tem a sua formação em Redes de Computadores e atua como docente há 18 anos. Já participou da EaD como monitor, docente, Coordenador de Curso e, atualmente é Coordenador da EaD do IFAC.

A familiaridade em utilizar MOOC foi constatada por todos os docentes entrevistados, pois todos realizaram cursos massivos em plataformas como *Udemy*, *Coursera*, *Veduca* e *Tim Tec*. Isso se justifica pelo fato de que a instituição está incentivando o uso dessas plataformas aos docentes atuantes na EaD, tendo em vista que almeja expandir seus cursos através de ambientes massivos.

A percepção dos docentes nos cursos realizados em outros ambientes massivos demonstra a necessidade de planejar cursos que possibilitem uma maior participação entre os alunos.

**Entrevistado 1** - *“Os cursos massivos de uma forma geral são cursos rápidos e que nos auxiliam na descoberta de conhecimento. Mas senti falta de feedback nos cursos”*.

**Entrevistado 2** - *“Senti falta de um maior suporte. Sei que pelas características do curso é difícil ter um profissional para auxiliar os alunos nas dúvidas, mas como pedagoga, sei a importância que tem para o aluno interagir com outras pessoas”*.

**Entrevistado 4** - *“Sou da área de humanas e como tal percebo a necessidade de me sentir incluída em uma turma ou grupo. E isso foi notório para mim quando eu tive uma dúvida e postei no fórum em busca de auxílio. Não tive retorno e me senti desolada. Aí me vieram alguns questionamentos... será que isso é tão óbvio que ninguém compartilha dessa dúvida comigo? Foi muito frustrante!”*.

Já os entrevistados 3 e 5 foram mais enfáticos ao afirmarem que não deram continuidade ao curso, pois não se adequaram à estratégia de ensino solitário.

**Entrevistado 3** - *“Iniciei o curso e já achei estranho não ter um momento de socialização entre os alunos. No decorrer do curso, não havia retorno de nenhum questionamento meu por parte de docentes, monitores ou colegas de curso. Ambiente frio e solitário. Acabei abandonando no meio do curso”*.

**Entrevistado 5** - *“Esperava mais. Não conheci ninguém pra trocar ideias comigo. Achei chato e entediante apenas ver vídeos e fazer atividades, então acabei não concluindo”*.

Está claro que os docentes perceberam que, apesar de possuírem uma boa estrutura, os cursos não se preocupavam com a partilha do saber através da colaboração entre os envolvidos no processo de aprendizagem. Importante destacar que somente 2 professores estavam envolvidos no planejamento de um ambiente massivo. Dentre as características para melhorar a colaboração nestes cursos, citaram a promoção de atividades em equipes, mas não deram detalhes de como isso seria possível.

Para que os docentes pudessem avaliar o MOOColab, tiveram acesso a ambos os perfis do ambiente (aluno, docente e administrador) a fim de identificar as funcionalidades e características de cada perfil. Uma breve apresentação foi feita aos docentes em uma reunião. em seguida o objetivo da entrevista foi comentado, e solicitada a compreensão e auxílio de todos no processo de validação do *Framework*.

Os docentes tiveram 2 semanas para avaliar as características e funcionalidades do MOOColab e, após esse período, uma segunda reunião foi marcada para realizar a entrevista. Ao serem questionados sobre as ferramentas de comunicação disponíveis, demonstraram satisfação, citando a possibilidade de inserção de *wikis* e de espaços para aplicativos de reuniões virtuais como *Hangouts Meet*, *Zoom* ou *Microsoft Teams*.

**Entrevistado 1** - *“As ferramentas de comunicação são, sem dúvida, as ferramentas mais utilizadas em ambientes massivos. Seria interessante inserir também wikis para possibilitar a construção de atividades colaborativas”*.

**Entrevistado 2** - *“Os meios de comunicação são os mais usados”*.

**Entrevistado 3** - *“São boas ferramentas de comunicação. Para complementar acrescentaria ferramentas de reuniões como Microsoft Teams, Hangouts Meet ou Zoom pela facilidade de uso e para a promoção de reuniões envolvendo várias pessoas”.*

**Entrevistado 4** - *“As ferramentas são eficientes na minha opinião”.*

**Entrevistado 5** - *“Ferramentas são boas e eficientes para a colaboração”.*

Os docentes consideraram importante disponibilizar os perfis dos alunos para visualização e acreditam ser uma estratégia eficiente para a promoção da colaboração.

**Entrevistado 1** - *“A disponibilização dos perfis para visualização dos alunos durante a realização do curso é uma importante estratégia que foi utilizada, pois a partir destes dados os alunos podem se sentir motivados a iniciar um processo de colaboração”.*

**Entrevistado 2** - *“Eu acredito que mais do que o perfil, a disposição da recomendação dos alunos, como se fosse uma extensão de uma rede social gera a vontade de interagir”.*

**Entrevistado 3** - *“Com certeza traz uma vontade implícita em visualizar como os alunos estão evoluindo no ambiente”.*

**Entrevistado 4** - *“Importante, pois além de dar uma noção das habilidades de cada aluno, cria uma competição sadia ao comparar a evolução de cada um”.*

**Entrevistado 5** - *“É importante, mas acho que o ‘menino dos olhos’ é a estratégia de simular uma rede social, pois cria um apelo positivo na interação com outros alunos”.*

Todos os docentes também concordam que a recomendação de pares no MOOColab é útil para a aprendizagem colaborativa. As transcrições das entrevistas deixam claro que a estratégia é importante e inovadora na perspectiva de ambientes massivos.

**Entrevistado 1** - *“Achei uma ‘sacada muito boa’. Como é muito difícil ter o suporte de professores ou monitores em MOOCs, esta estratégia de fazer os alunos conversarem entre si é muito interessante”.*

**Entrevistado 2** - *“Como já falei a perspectiva de uma rede social dentro de um MOOC é algo que vai trazer bons frutos no decorrer dos cursos, pois os alunos vão se sentir mais engajados”.*

**Entrevistado 3** - *“É legal, porque te dá a possibilidade de criar uma rede de amizades dentro do ambiente que pode até ser externalizado para a vida profissional ou acadêmica”.*

**Entrevistado 4** - *“Vai motivar os alunos a estarem mais atuantes para que possam estar na lista de recomendação”.*

**Entrevistado 5** - *“É positivo e ainda não havia visto nada parecido em ambientes massivos. Algumas plataformas como Udemy, Coursera fazem*

*a recomendação de cursos, mas recomendar alunos a outros é promissor”.*

Os *dashboards* também tiveram a aprovação dos entrevistados bem como as informações contidas nos diferentes perfis (alunos, docentes e administrador) como veremos nas transcrições abaixo:

**Entrevistado 2** - *“Informações são importantes para gerenciar os cursos, bem como para determinar ações que podem ser tomadas visando melhorar e adequar os cursos ministrados. Achei a forma como está organizada bem visual e de fácil entendimento”.*

**Entrevistado 1** - *A meu ver o dashboard dos diferentes perfis é extremamente útil para a análise da evolução individual e coletiva dos alunos” .... “Essas informações podem auxiliar os professores na condução das estratégias de ensino, além de indicarem possíveis alunos que estejam necessitando de auxílio”.*

**Entrevistado 3** - *“Dashboards são essenciais no processo de Learning Analytics para prever os passos que devem ser seguidos por alunos para a sua evolução; para os professores com as adequações para deixar o curso mais adequado ao público alvo e, para os gestores vislumbrando criar alternativas para tornar a instituição mais reconhecida”.*

Alguns entrevistados, no entanto, acrescentaram algumas melhorias que podem ser realizadas nas análises.

**Entrevistado 4** - *“A disposição das informações em forma de gráficos é muito eficiente para sintetizar os resultados e bolar estratégias de melhorias. Seria interessante comparar cursos para ver a eficiência das estratégias adotadas”.*

**Entrevistado 5** - *“Muito bom e claro para todos os perfis. Para a Gestão seria interessante dados mais globais para ter conhecimento do todo”.*

Quando questionados sobre a usabilidade do MOOColab tivemos um resultado positivo como veremos nas transcrições abaixo:

**Entrevistado 1** - *“Ambiente fácil e intuitivo. Fácil de usar”.*

**Entrevistado 2** - *“A disposição de uma extensão de uma rede social deixa o ambiente muito parecido com o que os alunos estão habituados. Fácil de usar”.*

**Entrevistado 3** - *“Importante utilizar aspectos já bem solidificados em outras plataformas”.*

**Entrevistado 4** - *“Percebi que usa estruturas parecidas com outros ambientes massivos, evitando ‘criar a roda’ e usando recursos já consolidados”.*

**Entrevistado 5** - *“Algumas funcionalidades podem ser aperfeiçoadas e mais bem estruturadas no ambiente”.*

De uma forma geral, os especialistas comentaram os seguintes pontos positivos:

- 1) Fácil de usar, pois o ambiente apresenta uma estrutura já utilizada na maioria dos cursos massivos;
- 2) Possibilidade de visualização de várias informações em forma gráfica nos *dashboards*, auxiliando na gestão das informações e nas medidas que podem ser adotadas a partir destas análises;
- 3) A colaboração através da inclusão de uma rede de conexões que podem ser formadas a partir da recomendação de pares;
- 4) Acompanhamento dos alunos com envio de e-mails para evitar a desmotivação e a evasão;
- 5) Mudança de perfil do aluno a partir de suas interações no ambiente promove o engajamento.
- 6) Feedback do processo de recomendação pelos alunos.

Também houve a sugestão das seguintes melhorias:

- 1) Acessibilidade usada como uma estratégia de inclusão de pessoas com deficiência aumentando, assim, o público-alvo dos cursos ofertados;
- 2) Criação de um *app* para utilização em celular ou *tablets* – a possibilidade de ampliar as formas de acesso ao ambiente também oportunizaria uma maior quantidade de acessos e, de forma mais cômoda nos seus celulares ou *tablets*.
- 3) Melhorias em alguns relatórios – alguns relatórios podem ser melhorados como a publicação de um boletim para os alunos;
- 4) Inserção da recomendação de cursos que podem complementar ou auxiliar em alguma dúvida que esteja evitando o progresso do aluno.
- 5) Aprimorar os conceitos de gamificação para motivar os alunos no andamento do curso.

## 6.6 AMEAÇAS À VALIDADE DA AVALIAÇÃO

Para evitar interpretações errôneas foram observadas as ameaças à validade do experimento e da entrevista realizada com especialistas.

### 6.6.1 Ameaças à validade do experimento

Para garantir com segurança que os resultados do experimento sejam interpretados adequadamente e que sejam válidos, é necessário haver controle na sua condução. Assim, ameaças à validade da pesquisa foram observadas e atenuadas.

**1. Validade interna:** a validade interna diz respeito aos fatores que podem interferir na correta análise dos efeitos que o MOOColab (variável independente) pode ter causado na colaboração e aprendizagem (variáveis dependentes). A validade interna é conseguida quando os grupos diferem entre si somente na exposição à variável independente, no nosso caso, ao *Framework* MOOColab.

Desta forma, para mitigar ameaças à validade interna, utilizamos dois grupos para realizar a comparação das hipóteses: o grupo de controle que realizou o mesmo curso, com os mesmos materiais, vídeos e atividades; e o grupo experimental que teve como diferencial a recomendação de pares no ambiente.

Os grupos experimental e de controle devem ter perfis similares para minimizar ameaças de seleção. Neste sentido utilizamos um teste inicial para identificar o nível de habilidade de cada grupo para compará-los antes do início do experimento e garantir que eram grupos similares e que tinham níveis de conhecimento parecidos.

Para evitar a ameaça de instrumentação, todos os testes e atividades foram os mesmos para os dois grupos. Todos os instrumentos utilizados foram devidamente validados por 2 docentes da área, além das pesquisadoras, mitigando, assim, a instabilidade do instrumento. Quanto à condução do curso, o mesmo docente foi o intermediador no andamento e suporte aos alunos para evitar viés de conduta.

Logo, com estas ações, foi possível minimizar os riscos à validade interna desta pesquisa e garantir que os resultados estão adequados à análise da influência do MOOColab na promoção de colaboração e aprendizagem dos alunos participantes.

**2. Validade Externa:** a validade externa se refere a quão generalizáveis são os resultados do experimento. Existem alguns fatores que podem ameaçar a validade externa da pesquisa e foram assim tratadas:

- Interação entre o pré-teste e a variável independente – quando a realização do pré-teste exerce uma influência sobre os sujeitos que compõem a amostra, no sentido de torná-los mais sensíveis ou menos sensíveis à variável independente. Para minimizar esta ameaça o pré-teste realizado nos dois grupos teve como

finalidade estrita mensurar o nível de habilidade de cada grupo sem citar possíveis ferramentas ou ambientes de realização do curso.

- Interação entre seleção e a variável independente – ocorre quando uma amostra possui características particulares ou muito especiais, de forma que os resultados da pesquisa são restritos para aquele grupo específico (não-generalizáveis). Neste caso foram realizadas inúmeras leituras para identificar e selecionar variáveis comuns a vários trabalhos relacionados a esta pesquisa, como forma de minimizar esta ameaça.
- Efeitos reativos da situação experimental – acontece quando a manipulação da variável independente, realizada durante a pesquisa, apresenta um certo grau de artificialidade que a diferencia da situação natural. Para não ter esta ameaça, o experimento foi conduzido no ambiente online da instituição, em uma situação cotidiana, sem qualquer anormalidade na rotina dos alunos ou dos docentes e gestores.
- Interferência de tratamentos múltiplos – esta ameaça se configura quando os sujeitos que participam da pesquisa já participaram de estudos anteriores, de forma que os resultados desta pesquisa podem ser atribuídos a efeitos remanescentes das pesquisas anteriores sobre os sujeitos. A escolha das turmas foi realizada de forma aleatória, sem qualquer condição de participação em pesquisas anteriores.

### 6.6.2 Ameaças à validade das entrevistas

**1. Validade interna:** Para aumentar a credibilidade, a pesquisadora adotou múltiplas fontes de evidências e realizou a triangulação dos dados por meio de uma cadeia de evidências. Testamos o roteiro da entrevista com três professores da área de ciência da computação. Recebemos vários comentários sobre o roteiro da entrevista e, em seguida, o corrigimos.

**2. Validade de conclusão:** Esta ameaça no estudo qualitativo ocorre se a técnica de coleta de dados não for suficientemente robusta. A amostra de participantes do estudo qualitativo foi realizada considerando suas experiências e práticas profissionais. Além disso, cada entrevista foi conduzida por dois entrevistadores, um fazendo as perguntas enquanto o segundo fazia anotações. Também gravamos o áudio das entrevistas para uma

transcrição e análise detalhadas posteriormente. Os equívocos e inconsistências identificados durante a análise do estudo qualitativo foram discutidos. Quando necessário, foram solicitadas explicações adicionais aos participantes para mitigar essa ameaça à validade da conclusão.

**3. Validade externa:** é um entendimento comum em pesquisa qualitativa, que é o leitor ou usuário do estudo que devem se envolver principalmente na generalização da pesquisa. Nesse sentido, o leitor ou usuário pode decidir em que medida os resultados podem ser aplicados a outras situações. Assim, tentamos fornecer uma descrição rica do método de pesquisa, o contexto em que a pesquisa foi realizada, e os próprios resultados.

## 6.7 CONSIDERAÇÕES SOBRE O CAPÍTULO

Levando em consideração os objetivos estabelecidos nesta tese, no presente capítulo, inicialmente, foi apresentado o contexto dos experimentos realizados, com o intuito de apontar características relevantes das amostras selecionadas. Posteriormente, foi realizado um experimento com duas amostras para verificar o efeito da utilização do MOOColab em comparação aos alunos que não tiveram acesso ao *Framework*.

Os resultados do experimento mostraram que o Grupo Experimental (que utilizou o MOOColab) teve um desempenho melhor que o Grupo de Controle, que não teve acesso. Foi possível, estatisticamente, identificar que a colaboração no Grupo Experimental foi significativamente melhor em comparação ao Grupo de Controle, além de que o Grupo Experimental também apresentou um melhor desempenho nas avaliações.

Também foi possível demonstrar estatisticamente que houve uma correlação da melhoria do desempenho do aluno com a maior colaboração e interação realizada no grupo que teve acesso ao MOOColab, trazendo efeitos significativos na aprendizagem dos alunos. Ainda observamos evidências de aceitação do MOOColab, com a manifestação positiva dos alunos, levando em consideração a facilidade de uso, a sua utilidade, bem como a intenção do aluno de continuar utilizando o *Framework*.

Foram também realizadas entrevistas com 5 especialistas em Educação a Distância que avaliaram a eficiência e usabilidade do MOOColab. Estes avaliaram positivamente o *Framework*, bem como a importância da recomendação de pares, levando em consideração suas características e dos recursos disponíveis para acompanhar a evolução dos alunos na aprendizagem.

As descobertas indicadas neste capítulo ressaltam o potencial da utilização de LA e da recomendação de alunos para a promoção da colaboração, criando indícios para um cenário de aprendizagem colaborativa.

O próximo capítulo apresenta as Considerações Finais desta tese, abordando as dificuldades, contribuições, limitações e trabalhos futuros.

## 7 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste capítulo apresentamos uma visão geral da condução da pesquisa, as principais contribuições e limitações, bem como perspectivas de trabalhos futuros e as publicações realizadas.

Cursos Online Abertos e Massivos (MOOC) têm o potencial de abrir oportunidades educacionais e experiências de aprendizado para um público global, combinando os avanços tecnológicos recentes e a aprendizagem mediada pela tecnologia. Em geral, eles são considerados cursos virtuais que não exigem qualificações prévias para a entrada, podem ser acessados por qualquer pessoa e atraem um público diversificado, com uma variedade de experiências e qualificações profissionais.

A criação e adoção de MOOC pode trazer muitos benefícios e impacto na educação tais como: propor diversidade na educação; melhorar o aprendizado do aluno através do incentivo e do engajamento para uma aprendizagem ao longo da vida; conectar-se com mais indivíduos em contextos informais; criar oportunidades de transição para o ensino superior formal; realçar as habilidades dos professores no desenvolvimento de Recursos Educacionais Abertos (REA) e na adoção de abordagens pedagógicas orientadas ao aprendizado e estratégias ativas de aprendizagem, entre outros (SCHOPHUIZEN *et al.*, 2018).

Apesar do potencial dos MOOC, ainda existem desafios e questões em aberto que exigem uma investigação aprofundada. Dentre elas destacou-se a necessidade de melhorar a colaboração nestes ambientes. Esta necessidade foi apontada em nossa Revisão Sistemática de Literatura e confirmada pela observação realizada no MOOC do IFAC.

A motivação desta tese residiu no desafio referenciado acima. Pesquisas foram realizadas buscando compreender de que forma a colaboração entre os alunos em MOOC poderia ser encorajada, buscando uma maior autonomia e uma aprendizagem construída de forma compartilhada. Desta forma, formulamos a seguinte questão de pesquisa: “Como é possível prover cenários de aprendizagem colaborativos em MOOC a partir da recomendação de pares?”

Ao buscar resposta para a questão de pesquisa, além de alinhar esta tese com vários trabalhos relacionados que justificam a relevância desse tema, exploraram-se em profundidade - estratégias para promover a colaboração, através de uma Revisão Sistemática da Literatura.

Dessa maneira, diante de um número crescente de estudos que apresentam a utilização de técnicas de *Learning Analytics* para analisar os dados gerados em cursos massivos, buscamos identificar as características que influenciam a interação entre os alunos em MOOC para, assim, realizar a recomendação de alunos a outros baseada nessas características. Desta forma, por meio de uma investigação conduzida em dois ciclos, foram empreendidos esforços com o objetivo de planejar e implementar um *Framework* de Colaboração em cursos MOOC a partir da recomendação de pares.

No primeiro ciclo da investigação foi concebido um protótipo do *Framework* tendo como base o planejamento e a concepção das estratégias a serem utilizadas para gerar um ambiente propício à construção de uma aprendizagem ativa. Este protótipo foi avaliado por especialistas e ajustes foram realizados a partir dessas análises. Os resultados mostraram evidências da avaliação positiva dos especialistas quanto à facilidade de uso, à utilidade percebida e à intenção de uso do *Framework*.

Concluído o primeiro ciclo, foram desenvolvidos e implementados recursos do MOOColab utilizando *Learning Analytics* para analisar os dados gerados pelos alunos no curso e, a partir do mapeamento do comportamento dos alunos, possibilitar a recomendação de pares vislumbrando um maior engajamento e uma participação mais ativa nas discussões realizadas.

Após a conclusão do desenvolvimento do *Framework*, um experimento foi realizado utilizando duas amostras para analisar se o MOOColab promoveu a colaboração entre os alunos. Os resultados estatísticos do experimento mostraram que, a amostra que utilizou o MOOColab apresentou uma maior colaboração entre os pares, além de apresentar um melhor desempenho quanto à aprendizagem em comparação a amostra que não teve acesso ao ambiente.

Uma análise qualitativa também foi realizada para complementar os resultados da pesquisa com a aplicação de questionários aos alunos a fim de identificar a satisfação e a intenção de continuar utilizando o MOOColab. Uma entrevista com especialistas na área foi também realizada para que se avaliasse a usabilidade e as características do *Framework*.

Os resultados destes instrumentos mostram que a recomendação de pares em um ambiente massivo trouxe uma maior motivação e engajamento dos alunos, haja visto os resultados quantitativos corroborados com a análise qualitativa. Durante esta análise foram sugeridas melhorias e apontados os benefícios que o MOOColab trouxe na formação de uma aprendizagem crítica e transformadora.

Nas próximas seções apresentamos as respostas às questões que guiaram esta pesquisa. Também discutimos as contribuições, limitações e dificuldades nela encontradas, além de apontar oportunidades de pesquisas futuras.

## 7.1 RESPONDENDO ÀS QUESTÕES DE PESQUISA

Nesta subseção apresentamos as discussões sobre as questões de pesquisa apresentadas na Seção 1.4.

### **QP1: De que forma a recomendação de pessoas pode melhorar a aprendizagem colaborativa em MOOC?**

A utilização de MOOC tem sido bastante discutida nos últimos anos devido ao seu potencial em abrir oportunidades educacionais e experiências de aprendizado para um público global. No entanto, a falta de estratégia dos modelos pedagógicos adotados, geralmente baseados em formatos tradicionais de sala de aula, tais como abordagens centradas no professor e a aprendizagem baseada em conteúdo, dificultam a colaboração entre os pares.

Nesta tese investigamos novas alternativas para oferecer um MOOC que inclua estratégias de uma aprendizagem ativa, baseada na diversidade de conhecimentos e com abordagens centradas no aluno. Por isto, baseados na RSL e nos Trabalhos Relacionados, percebemos que cursos massivos, de uma forma geral, necessitam de uma abordagem mais colaborativa promovendo mecanismos que possam contribuir com a aprendizagem construída sob a perspectiva de diversos olhares e pontos de vista.

Assim, desenvolvemos o MOOColab - *Framework* de Colaboração em MOOC, que tem como finalidade promover a colaboração entre os alunos, a partir da recomendação de pares, considerando critérios que foram previamente identificados e validados por especialistas.

Utilizamos as técnicas de LA para identificar padrões de comportamento dos alunos no ambiente a partir de sua interação e, com estas análises, recomendamos pares para que os alunos possam construir de forma compartilhada o seu conhecimento, criando uma rede de conexões que possam extrapolar o âmbito dos cursos massivos.

A rede de conexões gerada a partir destas interações pode trazer um maior engajamento dos alunos no curso e, além disso, criar um ambiente propício para a proposição de uma aprendizagem contínua.

O processo de recomendação ocorre da seguinte forma: No início do curso é disponibilizado um *survey* para coletar a motivação e metas dos alunos, bem como identificar o seu tipo de personalidade (a partir do modelo MBTI). Um teste inicial também é realizado para que seja possível mensurar o nível de habilidade inicial do aluno antes da realização do curso. A partir dos dados coletados, o *Framework* faz o mapeamento das ações dos alunos e a recomendação lhes é sugerida com o intuito de promover a colaboração.

Ao realizar a recomendação, fica disponível aos alunos um perfil com informações básicas sobre as habilidades, progresso e experiências de cada aluno recomendado. O objetivo é fornecer dados que possam incentivar a comunicação entre os pares através dos canais disponíveis: chats, fóruns e e-mails. Quando ocorre a troca de informações entre alunos, ao final do processo cada um pode avaliar se a colaboração realizada foi positiva no processo de aprendizagem.

Ao longo do curso também é possível que o aluno possa avaliar o seu progresso através do *dashboards*. Docentes e administradores também podem verificar o progresso individual e coletivo da turma, além de identificar potenciais e dificuldades que podem ser mais bem exploradas e analisadas. Assim, a LA tem um papel significativo na análise e no fornecimento de explicações de diferentes pontos de vista para as questões do MOOC.

O experimento realizado utilizou duas amostras: um grupo de controle que não teve acesso ao MOOColab e o grupo experimental que teve acesso ao *Framework*. Os resultados do experimento mostraram que o grupo experimental teve um desempenho melhor que o grupo de controle, apesar de os dois grupos terem conhecimentos similares no início do experimento. Além disso, foi possível demonstrar estatística e qualitativamente que esse desempenho estava correlacionado com o aumento da interação e colaboração entre os alunos no MOOColab.

Desta forma, é possível afirmar que a recomendação de pares trouxe uma melhora significativa (baseado nos resultados do experimento), pois possibilitou a colaboração entre os alunos a partir de suas habilidades e características, criando um ambiente personalizado e adequado às necessidades individuais de cada aluno.

### **QP1.1.: Quais as estratégias para melhorar a colaboração em ambientes MOOC?**

A etapa inicial desta tese foi a realização de um Mapeamento Sistemático complementado por uma RSL que responde a esta questão de pesquisa. Identificamos que a participação dos alunos em MOOC tem sido alvo de estudos por diversos autores na busca

de estratégias que apoiem o movimento em direção a uma visão de aprendizagem ao longo da vida.

Desta forma foram observadas, no decorrer do desenvolvimento desta tese, inúmeras propostas:

- **Tutores inteligentes** – esta estratégia proposta por Núñez *et al.* (2014) visa a criação de uma tutoria personalizada a partir dos dados gerados pelos alunos no ambiente.
- **Gamificação** – a ideia é que através da gamificação seja possível a criação de relações mais estreitas entre a plataforma e os seus utilizadores visando promover o comportamento viral entre eles e aumentar a popularidade da plataforma (Allal-Chérif *et al.*, 2016).
- **Formação de Grupos** – Em um método de aprendizagem colaborativa, os critérios para a formação dos grupos influenciam os resultados. Alguns trabalhos como Blanco *et al.* (2013) propõe a formação automática de alunos a partir de perfis semelhantes, criando grupos homogêneos; Coetzze *et al.* (2014) defende a formação de grupos heterogêneos. Por sua vez, para Lériz *et al.* (2016), a partir do perfil dos participantes, pode-se escolher entre a estratégia de homogeneidade ou de heterogeneidade.
- **Recomendação** - a proposição de sistemas de recomendação também tem sido vista como uma possibilidade de melhoria em ambientes massivos. Chauhan *et al.* (2015), Zuquello (2015) e Assami *et al.* (2018) propôs um sistema de recomendação de conteúdo a partir de características de interação do aluno no ambiente. O trabalho de Lériz *et al.* (2017) utiliza os dados de interação para recomendar cursos a partir dos interesses dos alunos. Já Bansal (2013) utiliza o perfil do aluno para recomendar tarefas ao final de cada sessão do curso.

### **QP1.2.: Como mapear o comportamento dos alunos em cursos massivos?**

No decorrer da tese foi possível identificar que os dados gerados pelos alunos no ambiente são importantes para a escolha da estratégia de colaboração a ser utilizada. Os resultados demonstram que LA foi a principal forma de coleta de informações dos alunos.

A maioria das abordagens utilizadas por Zheng *et al.* (2016) Khalil e Ebner (2017), Li e Zhang (2018) estão relacionadas ao mapeamento das interações dos alunos no ambiente para identificar padrões de comportamento dos alunos e, assim, planejar

estratégias de *design* e melhorias para promover a aprendizagem e evitar a evasão nos cursos.

Ebner (2018) cita cinco finalidades para a utilização da LA que devem ser mencionadas: Predição e intervenção, Recomendações, Personalização, Reflexão e interação e Análise do desempenho do aluno.

Também foram encontradas na literatura outras abordagens, como a criação de APIs para coleta de informações, bem como a disponibilização de *surveys* ou entrevistas para coletar dados pessoais e motivacionais. A aplicação de testes também pode ser utilizada para mensurar as habilidades dos alunos.

De uma forma geral, coletar dados através de diversas fontes de informações possibilita minimizar os equívocos que podem ser cometidos em uma pesquisa e enriquece os resultados encontrados. Desta forma, no MOOColab utilizamos LA para o mapeamento dos padrões dos alunos no ambiente; *Surveys* para coletar dados demográficos e identificar a satisfação dos alunos quanto à utilidade do *Framework*, Testes para mensurar as habilidades dos alunos e, assim, recomendar pares na sua evolução; Entrevistas com especialistas para identificar a sua usabilidade.

### **QP1.3.: Quais critérios podem ser utilizados na recomendação de pares para fomentar a colaboração?**

Os critérios utilizados no MOOColab foram extraídos da RSL e dos Trabalhos Relacionados e foram validados por alunos e especialistas em MOOC. Uma média ponderada foi utilizada no motor de inferência, a partir dos resultados da validação por especialistas.

Os critérios com maior peso na recomendação de pares foram a Habilidade (medida a partir dos testes e de atividades disponíveis ao final de cada aula) e o comportamento do aluno (delimitado por diversas variáveis coletadas no ambiente). Em seguida foi considerada a disponibilidade do aluno em auxiliar outros colegas nas discussões e atividades. Esse critério é extraído a partir dos logs de acesso no ambiente e dos questionários respondidos.

A evolução do aluno ao longo do curso também é considerada no momento da recomendação, bem como a sua reputação em relação aos seus colegas de curso e recompensas recebidas por metas conquistadas.

A personalidade do aluno, mensurada a partir do questionário MBTI, é outro requisito utilizado na recomendação de pares, pois as suas características são importantes

para definir estratégias eficazes para cada perfil identificado. A proximidade social é um importante atributo a ser considerado pois, alunos que em algum momento já interagiram entre si, através de fóruns, chats ou e-mails, podem gerar um ciclo social colaborativo importante na troca de saberes.

A proximidade física é um atributo também considerado, tendo em vista que permite uma troca de informações contextualizadas e mais próximas da realidade. E, por último, a linguagem foi um critério que leva em consideração os idiomas conhecidos no momento da recomendação.

Todos estes critérios foram aplicados no motor de inferência, visando intensificar uma aprendizagem mais ativa e estimular a capacidade de interação e negociação de resolução de problemas, a partir da construção de um conhecimento de forma mais autônoma.

#### **QP1.4.: Houve melhoria na aprendizagem utilizando o *Framework* desenvolvido?**

Foi realizado um experimento com duas amostras: um grupo de controle, que foi submetido ao ambiente MOOC do IFAC; e um grupo experimental, que teve acesso ao *Framework* MOOColab. A partir dos resultados do experimento foi possível identificar, de forma estatística, que o grupo experimental teve uma maior participação nas discussões realizadas em torno das aulas que foram ministradas no decorrer do curso, evidenciando que o MOOColab conseguiu promover discussões que motivaram a troca de saberes entre os alunos.

Além disso, ao comparar as duas amostras, também foi possível provar estatisticamente que a melhoria na colaboração trouxe como consequência um melhor desempenho quanto à aprendizagem, tendo como referência a amostra que não teve acesso ao ambiente. O MOOColab trouxe a perspectiva de uma rede social dentro de um curso massivo e esta característica impulsionaram os debates e, conseqüentemente, trouxe uma melhoria na aprendizagem dos alunos.

Os resultados estatísticos foram corroborados com os resultados do *survey* aplicado às duas amostras. No grupo de controle percebemos que o curso não trouxe uma perspectiva de construção do conhecimento de forma coletiva. Os alunos, em seus relatos, deixam clara a sensação de isolamento ao longo do curso. No entanto, no grupo experimental, em contrapartida, tivemos relatos que demonstram a satisfação na realização do curso, abordando de forma positiva a colaboração gerada no curso.

Ainda observamos evidências de aceitação do MOOColab, com a manifestação positiva dos alunos, levando em consideração a facilidade de uso, a sua utilidade, bem como a intenção do aluno de continuar utilizando o *Framework*.

Foram também realizadas entrevistas com 5 especialistas em Educação a Distância que avaliaram a eficiência e usabilidade do MOOColab. Estes avaliaram positivamente o *Framework*, bem como a importância da recomendação de pares, levando em consideração suas características e dos recursos disponíveis para acompanhar a evolução dos alunos na aprendizagem.

## 7.2 CONTRIBUIÇÕES

As principais contribuições desta tese foram:

- **Caracterização do estado da arte em MOOC** – o MSL e a RSL permitiram identificar conceitos, tipos, ambientes, pesquisadores mais ativos, benefícios e maiores dificuldades na implementação de MOOC.
- **Identificação de diferentes abordagens para melhorar a aprendizagem em cursos massivos** – no trabalho foi possível descrever as estratégias adotadas por outros pesquisadores (Trabalhos Relacionados) na busca de uma aprendizagem criada a partir de princípios colaborativos.
- **Proposição de um *Framework* de Colaboração Personalizado para MOOC – MOOColab** – Esta é a principal contribuição desta tese e foi descrita detalhadamente. MOOColab consiste em três etapas: a) A Coleta de Dados a partir da utilização de técnicas de *Learning Analytics* combinado com *surveys* e testes com o intuito de análise e identificação de padrões de comportamento dos alunos; b) Recomendação de pares utilizando os padrões identificados na etapa anterior, bem como os critérios de recomendação selecionados e validados por especialistas; c) Feedback da recomendação com a avaliação dos alunos em relação à interação realizada entre os mesmos.
- **Implementação do MOOColab** – A partir dos resultados obtidos na etapa da prototipação, realizamos o desenvolvimento de artefatos para

incentivar o compartilhamento de projetos desta natureza e fortalecer o campo de Informática na Educação.

- **Disponibilização de *dashboard* aos diferentes perfis de usuários no MOOColab** – além da recomendação de pares no MOOColab, é possível visualizar e gerenciar informações sobre o andamento dos cursos e dos alunos de forma individual e coletiva, sob diferentes perspectivas: foram obtidas evidências do efeito positivo da LA sobre a autorreflexão dos alunos quanto suas metas e objetivos, e ao planejamento e execução dos cursos por parte de docentes e administradores.

### 7.3 DESAFIOS E LIMITAÇÕES

Algumas dificuldades foram encontradas no decorrer desta pesquisa:

- O número elevado de tabelas no banco de dados do ambiente MOOC do IFAC tornou complexo o processo de mapeamento das variáveis e de extração de dados que foram utilizados nas análises de comportamento dos alunos;
- O código obsoleto e a falta de documentação do ambiente demandaram uma atualização completa do sistema;
- A implementação do MOOColab exigiu uma demanda considerável de tempo pela sua complexidade;
- Testes de usabilidade exigiram um esforço considerável para a preparação de vários ambientes de testes, além de agendar horários convenientes para os especialistas;
- Apesar da enorme adesão dos alunos, nem todos responderam aos questionários;

As principais limitações desta tese são sintetizadas a seguir:

- O Framework MOOColab é independente de plataforma, pois o seu planejamento ocorreu de forma conceitual e pode ser instanciado para qualquer MOOC. Entretanto, a implementação realizada nesta tese é dependente do MOOC do IFAC.

- Os procedimentos adotados na pesquisa permitiram apenas a coleta de dados relacionados a um período específico, não oferecendo elementos suficientes para avaliar se os efeitos positivos do MOOColab foram mantidos após o experimento;
- Apenas um estudo experimental foi realizado utilizando a plataforma institucional do IFAC, o que pode afetar a representatividade da amostra da população.
- A revisão de especialistas foi realizada na primeira etapa por 50 especialistas e na segunda por 5. Neste trabalho, apenas o contexto brasileiro foi considerado. Uma revisão internacional deve ser realizada para melhorar a generalização dos resultados.

#### 7.4 TRABALHOS FUTUROS

Existem algumas direções que podem ser exploradas no futuro, incluindo:

- **Possibilitar que o usuário possa interagir na calibragem dos pesos dos critério:** criar uma interface para que os alunos possam modificar os pesos dos critérios de acordo com suas necessidades.
- **Realizar um novo experimento para comparar os resultados:** verificar se a interferência do aluno na identificação dos pesos traz resultados satisfatórios.
- **Aperfeiçoar a avaliação da aprendizagem no MOOColab:** identificar outras características relevantes para a avaliação da aprendizagem.
- **Utilização de elementos de gamificação para melhorar o engajamento dos alunos nos cursos massivos:** a inserção de elementos de gamificação no MOOColab pode tornar o ambiente mais atrativo para os alunos, incentivando a sua permanência.
- **Realizar a recomendação de cursos e atividades:** a recomendação de cursos e de novas atividades é uma alternativa para deixar o ambiente mais personalizado e adequado às características e necessidades dos alunos no MOOColab.
- **Criação de um *app* para utilização em celular ou *tablets*:** a possibilidade de ampliar as formas de acesso ao ambiente também oportunizaria uma

maior quantidade de acessos e de forma mais cômoda nos seus celulares ou *tablets*.

- **Acessibilidade:** usada como uma estratégia de inclusão de pessoas com deficiência, aumentando assim, o público-alvo dos cursos ofertados.

## 7.5 PUBLICAÇÕES

As principais publicações resultantes das atividades conduzidas durante esta pesquisa estão reduzidas no Quadro 29:

**Quadro 30: Lista de Publicações**

Qtde	Ano	Tema principal	Referência
1.	2020	Framework de Colaboração	HOLANDA, ANA CARLA; TEDESCO, PATRÍCIA C. A. R.; OLIVEIRA, ELAINE HARADA T.; GOMES, TANCICLEIDE, C.S. <b>MOOCOLAB - A Customized Collaboration Framework in Massive Open Online Courses.</b> In: 16 <sup>th</sup> International Conference on Intelligent Tutoring Systems. Athens, Greece. 2020.
2.	2019	Comportamento dos alunos em MOOC.	HOLANDA, ANA CARLA; TEDESCO, PATRÍCIA; SOUZA, RODRIGO SILVA SOUZA. <b>Investigando os padrões dos alunos em ambientes massivos.</b> In: XXX Simpósio Brasileiro de Informática na Educação ( <i>Brazilian Symposium on Computers in Education</i> ), 2019, Brasília. Anais do XXX Simpósio Brasileiro de Informática na Educação (SBIE 2019), 2019. p. 1985.
3.	2019	Aprendizagem em MOOC.	HOLANDA, ANA CARLA A.; TEDESCO, PATRÍCIA C. A. R. <b>Factors influencing learning in MOOC (Massive Open Online Courses).</b> In: <i>Second Workshop on Advanced Virtual Environments and Education</i> , 2019, Poços de Caldas. <i>Proceedings of the Second Workshop on Advanced Virtual Environments and Education (WAVE2 2019)</i> , 2019. p. 1.
4.	2018	Contexto Computacional em MOOC.	HOLANDA, ANA CARLA; TEDESCO, PATRÍCIA. <b>A importância do Contexto no desenvolvimento do Framework de Colaboração em MOOC - MOOColab.</b> In: XXIX Simpósio Brasileiro de Informática na Educação ( <i>Brazilian Symposium on Computers in Education</i> ), 2018, Fortaleza, 2018. p. 1931.
5.	2017	Interdisciplinaridade	HOLANDA, A. C. A.; BAIRRAL, M. A. <b>Possibilidades do E-Learning em Projetos Interdisciplinares no IFAC.</b> In: VI Congresso Brasileiro de Informática na Educação (CBIE

			2017). In: Congresso Brasileiro de Informática na Educação (CBIE 2017), 2017, Recife. Anais dos Workshops do Congresso Brasileiro de Informática na Educação (WCBIE 2017), 2017. p. 409-413.
6.	2017	MOOC e Colaboração	<u>HOLANDA, ANA CARLA; TEDESCO, PATRÍCIA. MOOC e Colaboração: definição, desafios, tendências e perspectivas.</u> In: XXVIII Simpósio Brasileiro de Informática na Educação SBIE ( <i>Brazilian Symposium on Computers in Education</i> ), 2017, Recife, 2017. v. 1. p. 243-252.
7.	2017		<u>HOLANDA, ANA CARLA; TEDESCO, PATRÍCIA. Modelo de Colaboração Personalizado em MOOC.</u> In: XXVIII Simpósio Brasileiro de Informática na Educação SBIE ( <i>Brazilian Symposium on Computers in Education</i> ), 2017, Recife, 2017. v. 1.

Fonte: A autora (2020)

Além disso, foram submetidos dois artigos para periódicos internacionais, conforme apresentado no Quadro 30.

**Quadro 31: Lista Periódicos**

Qtde	Ano	Tema principal	Referência
1	2020	Aprendizagem em MOOC.	<u>HOLANDA, ANA CARLA; GONÇALVES, ÊNYO J. T.; TEDESCO, PATRÍCIA C. A. R.; OLIVEIRA, ELAINE HARADA T. Factors that influence learning in MOOC (Massive Open Online Courses): a Systematic Review of Literature.</u> International Journal of Artificial Intelligence in Education. 2020
2	2020	Comportamento em MOOC.	<u>HOLANDA, ANA CARLA; TEDESCO, PATRÍCIA C. A. R.; OLIVEIRA, ELAINE HARADA T.; GOMES, TANCICLEIDE, C.S. The effects of massiveness on participation in social technologies: a study on interaction and behavior in Large Online Courses.</u> International Journal of Artificial Intelligence in Education. 2020

Fonte: A autora (2020)

## REFERÊNCIAS

- ABEER, W.; MIRI, B. **Students' Preferences and Views about Learning in a MOOC.** *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 152, 318–323. 2014. doi:10.1016/j.sbspro.2014.09.203.
- AGGARWAL, Charu C. **Recommender Systems: The TextBook.** Springer International Publishing Switzerland. 2016. DOI 10.1007/978-3-319-29659-3.
- ALARIO-HOYOS, C.; MUÑOZ-MERINO, P. J.; PÉREZ-SANAGUSTÍN, M.; DELGADO-KLOOS, C.; PARADA-G., H. A. **Who are the top contributors in a MOOC? Relating participants' performance and contributions.** *Journal of Computer Assisted Learning*, v. 32, n°. 03. 2016. <https://doi.org/10.1111/jcal.12127>.
- ALLAL-CHÉRIF, Oihab; BIDAN, Marc. **Collaborative open training with serious games: Relations, culture, knowledge, innovation, and desire.** *Journal of Innovation & Knowledge*. 2016
- ALLAL-CHÉRIF, O.; BIDAN M.; MAKHLOUF, M. **Using serious games to manage knowledge and competencies: The seven-step development process.** *Journal Information Systems Frontiers* 18 (6), 1153-1163.
- ARIMOTO, M. M.; BARROCA, L.; BARBOSA, E. F. **AM-OER: An agile method for the development of open educational resources.** *Informatics in Education*, v. 15, n. 2, p. 205–233, 2016.
- ASSAMI, Sara; DAOUDI, Najima; AJHOUN, Rachida. **Personalization Criteria for enhancing learner engagement in MOOC platforms.** *Global Engineering Education Conference (EDUCON)*. IEEE. 2018.
- BAKER, Ryan Shaun; INVENTADO, Paul Salvador. **Educational data mining and learning analytics.** *Learning Analytics*. Springer New York, 2014. p. 61-75.
- BANSAL, N. **Adaptive recommendation system for MOOC.** Ph.D. Dissertation Indian Institute of Technology, Bombay, 2013.
- BATURAY, M. H. An overview of the world of MOOCs. **Procedia - Social and Behavioral Sciences**, vol. 174, p. 427-433, Fev. 2015.
- BLANCO, A. F.; GARCÍA-PEÑALVO, F. J.; SEIN-ECHALUCE, M. **A methodology proposal for developing adaptive cMOOC.** In: *Proceedings of the First International Conference on Technological Ecosystem for Enhancing Multiculturality (TEEM '13)*, ACM, New York, NY, USA, 553-558. 2013.
- BOBADILLA, J.; ORTEGA, F.; HERNANDO, A.; GUTIERREZ, A. **Recommender Systems survey.** *Knowledge-Based Systems*, v. 46, n. 0, p. 109-132, 2013.
- BONAFINI, Fernanda Cesar. **The effects of participants' engagement with videos and forums in a MOOC for teachers' professional development.** *Open Praxis*. v. 9 issue. 4. International Council for open and distance education. 2017.

BORDIÉS, Osmel; Dimitriadis, Yannis. **Exploring Teachers' Perceptions on Modeling Effort Demanded by CSCL Designs with Explicit Artifact Flow Support.** *Journal of Universal Computer Science*, vol. 22, no. 10. 2016.

BRESLOW, L.; PRITCHARD, D. E.; DEBOER, J.; STUMP, G. S.; HO, A. D.; SEATON, D. T. **Studying learning in the worldwide classroom: Research into edX's first MOOC.** *Research & Practice in Assessment*, 8, 13–25. 2013.

CHAN, H. P.; KING, I. **Leveraging Social Connections to Improve Peer Assessment in MOOCs.** *Proceedings of the 26th International Conference on World Wide Web Companion - WWW '17 Companion*. 2017. doi:10.1145/3041021.3054165.

CHAUHAN, Jyoti; TANEJA, Shilpi; GOEL, Anita. **Enhancing MOOC with Augmented Reality, Adaptive Learning and Gamification.** Published in: *MOOCs, Innovation and Technology in Education (MITE)*, 3rd International Conference on. 2015.IEEE.

CHATTI, M. A.; DYCKHOFF, A. L.; SCHROEDER, U.; THÜS, H. **A reference model for learning analytics.** *International Journal of Technology Enhanced Learning*, 318. 2012. doi:10.1504/ijtel.2012.051815

CHEN, H. **An Intelligent Broker Architecture for Pervasive Context-Aware Systems.** PhD Thesis, Faculty of the Graduate School of the University of Maryland. 2014.

CHEN, Y.-R.; LIN, Y. C.; CHU, L.; CHIOU, Y.; SHIH, T. K. **Team formation for collaborative learning with social network consideration based on edX's Online discussion board.** *8th International Conference on Ubi-Media Computing (UMEDIA)*. 2015. doi:10.1109/umedia.2015.7297445.

CHENG, H.-T.; ISPIR, M.; ANIL, R.; HAQUE, Z.; HONG, L.; JAIN, V.; CHAI, W. **Wide & Deep Learning for Recommender Systems.** *Proceedings of the 1st Workshop on Deep Learning for Recommender Systems – DLRS*. 2016. doi:10.1145/2988450.2988454.

CIUBIC, Corina; DASCALU, Mihai; TRAUSAN-MATU, Stefan; MARHAN, Ana-Maria. **Forming Teams by Psychological Traits: An Effective Method of Developing Groups in an Educational Environment.** 19th International Conference on Control Systems and Computer Science. 2013.

CLARK, D. **Adaptive MOOCs.** Editora Cogbooks, 2013.

COETZEE, Derrick; FOX, Armando; HEARST, Marti A.; HARTMANN, Bjorn. **Chatrooms in MOOCs: All Talk and No Action.** L@S '14 Proceedings of the first ACM conference on Learning @ scale conference. 2014. ACM.

COETZEE, Balakrishnan; SULLIVAN, Kevin; SCHMIDT, Douglas C.; FISHER, Douglas H.; PORTER, Adam. **The Past, Present, and Future of MOOCs and Their Relevance to Software Engineering.** In: FOSE Proceedings of the on Future of Software Engineering. 2014. ACM.

COHEN, A.; SHIMONY, U.; NACHMIAS, R. **Content analysis of MOOC forums: The characteristics of the learners' discourse in forums.** *Intelligent Systems Conference (IntelliSys)*. 2017. doi:10.1109/intellisys.2017.8324235.

CONEJO, R. BARROS, B. GUZMÁN, E. GARCIA-VIÑAS, J. I. **A web based collaborative testing environment.** *Journal Computers & Education*. 2013.

- CONIJN, R; VAN DEN BEEMT A; CUIJPERS P. **Predicting student performance in a blended MOOC.** *J Comput Assist Learn.* 2018;1–14. <https://doi.org/10.1111/jcal.12270>.
- CONOLE, G. **A New Classification Schema for MOOCs.** *The International Journal for Innovation and Quality in Learning*, n. 3, p. 65–77, 2014.
- DANIELS, B. **CROSSFOLD: Stata module to perform k-fold crossvalidation.** Boston College Department of Economics. 2012. Retrieved from <https://ideas.repec.org/c/boc/bocode/s457426.html>.
- DASARATHY, Balakrishnan; SULLIVAN, Kevin; SCHMIDT, Douglas C.; FISHER, Douglas H.; PORTER, Adam. **The Past, Present, and Future of MOOCs and Their Relevance to Software Engineering.** In: FOSE Proceedings of the on Future of Software Engineering. 2014. ACM.
- DAVIS, Fred D. **Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology.** *MIS quarterly*, p. 319-340, 1989.
- DERMEVAL, D.; VILELA, J.; BITTENCOURT, I.; CASTRO, J.; ISOTANI, S.; BRITO, P.; SILVA, A. **Applications of ontologies in requirements engineering: a systematic review of the literature.** *Requirements Engineering*, Springer London, p. 1–33, 2015.
- DESROSIERS, C.; KARYPIS, G. **A comprehensive survey of neighborhood-based recommendation methods.** In: Ricci, F.; Rokach, L.; Shapira, B.; Kantor, P. B. eds. *Recommender Systems Handbook*, Springer US, p. 107-144, 2011.
- DILLENBOURG, P.; JÄRVELÄ, S.; FISCHER, F. **The Evolution of Research on Computer-Supported Collaborative Learning.** In: *Technology-Enhanced Learning*. 2009. Springer Netherlands, p. 3-19. Disponível em: [http://dx.doi.org/10.1007/978-1-4020-9827-7\\_1](http://dx.doi.org/10.1007/978-1-4020-9827-7_1).
- DOWNES, S. **The Rise of Moocs, Knowledge, Learning, Community.** 2012. Disponível em <http://www.downes.ca/post/57911>
- DRACHSLER, H.; KALZ, M. **The MOOC and learning analytics innovation cycle (MOLAC): a reflective summary of ongoing research and its challenges.** *Journal of Computer Assisted Learning*, 32(3), 281-290. 2016. <http://doi.org/10.1111/jcal.12135>.
- DRESCH, Aline; LACERDA, Daniel Pacheco; JUNIOR, Jose Antonio Valle Antunes. **Design science research: método de pesquisa para avanço da Ciência e Tecnologia.** Bookman Editora, 2015.
- DIAS, G. A.; SILVA, P. M.; DELFINO, J. B.; ALMEIDA, J. R. **Technology Acceptance Model (TAM): avaliando a aceitação tecnológica do Open Journal Systems (OJS).** *Informação & Sociedade*, v. 21, n. 2, 2011.
- DURU, I.; SUNAR, A. S.; DOGAN, G.; DIRI, B. **Investigation of social contributions of language oriented MOOC learner groups.** *International Conference on Computer Science and Engineering (UBMK)*. 2017. doi:10.1109/ubmk.2017.8093493.
- DYCKHOFF, Anna Lea et al. **Design and implementation of a learning analytics toolkit for teachers.** *Educational Technology & Society*, v. 15, n. 3, p. 58-76, 2012.

- DUQUE, R.; GÓMEZ-PÉREZ; NIETO-REYES, A.; BRAVO, C. **Analyzing collaboration and interaction in learning environments to form learner groups.** *Computers in Human Behavior*. V. 47.2015.
- DURU, I.; SUNAR, A. S.; DOGAN, G.; DIRI, B. **Investigation of social contributions of language oriented MOOC learner groups.** *International Conference on Computer Science and Engineering (UBMK)*. 2017. doi:10.1109/ubmk.2017.8093493.
- EASTERBROOK, S.; SINGER, J.; STOREY, M.-A.; DAMIAN, D. **Selecting empirical methods for software engineering research.** In: SHULL, F.; SINGER, J.; SJØBERG, D. (Ed.). *Guide to Advanced Empirical Software Engineering*. [S.l.]: Springer London, 2008. p. 285–311. ISBN 978-1-84800-043-8.
- FASSBINDER, A. G. O.; FASSBINDER, M.; BARBOSA, E. F.; MAGOULAS, G. **Towards a MOOC Design Model based on Flipped Learning and Patterns: a case on introductory courses.** XXI Conferência Internacional sobre Informática na Educação. Santiago, Chile. 2016.
- FATAHI, S.; MORADI, H. **A fuzzy cognitive map model to calculate a user's desirability based on personality in e-learning environments.** *Computers in Human Behavior*. v. 63. 2016.
- FERGUSON, Rebeca. *Learning analytics: drivers, developments and challenges.* *Int J. Technology Enhanced Learning*. Vol. 4. 2012.
- FERGUSON, R.; CLOW, D. *Examining engagement: Analysing learner subpopulations in massive open Online courses (MOOCs).* In *Proceedings of the Fifth International Conference on Learning Analytics and Knowledge* (pp. 51-58). ACM. 2015. doi: 10.1145/2723576.2723606.
- GAROUSI, V.; TARHAN., A. **Investigating the Impact of Team Formation by Introversion/Extraversion in Software Projects.** *Balkan Journal of Electrical & Computer Engineering*, Vol. 6, No. 2. 2018.
- GATES, Bill. **A estrada do futuro.** 2ª Ed. Porto Alegre – RS: Companhia das Letras. 2015.
- GENÉ, Oriol Borrás; NUNES, Margarita Martínez; FIDALGO, Ángel. **Gamification in MOOC: Challenges, Opportunities and Proposals for Advancing MOOC Model.** TEEM '14 Proceedings of the Second International Conference on Technological Ecosystems for Enhancing Multiculturality. 2014. ACM.
- GIL, Rosa; VIRGILI-GOMÁ, Jordi; GARCÍA, Roberto; MASON, Cindy. **Emotions ontology for collaborative modelling and learning of emotional Responses.** *Emotions ontology for collaborative modelling and learning of emotional responses*.2015. Elsevier.
- HALAWA, S.; GREENE, D.; MITCHELL, J. **Dropout prediction in MOOCs using learner activity features.** In *Proceedings of the European MOOC Stakeholder Summit* (pp. 58-65). Retrieved from <https://www.emoocs2014.eu/sites/default/files/Proceedings-Moocs-Summit-2014.pdf>. 2014.
- HASSANI, A.; GHANOUCI, S. A. **Modeling of a collaborative learning process in the context of MOOCs.** *Third International Conference on Systems of Collaboration (SysCo)*. 2016. doi:10.1109/sysco.2016.7831336.

- HAYATI, H.; TAHIRI, J. S.; IDRISSE, M. K.; BENNANI, S. **Classification system of learners engagement within Massive Open Online Courses.** *4th IEEE International Colloquium on Information Science and Technology (CiSt)*. 2014. doi:10.1109/cist.2016.7805105.
- HE, Jingjing; MEN, Chang; FANG, Senbiao; DU, Zhihui; LIU, Jason Liu; LI, Manli. **Analysis of MOOC Learning Rhythms.** 20th International Conference on High Performance Computing and Communications; IEEE 16th International Conference on Smart City; IEEE 4th Intl. Conference on Data Science and Systems. IEEE. 2018.
- HEVNER, A. R.; MARCH, S. T.; PARK, J.; RAM, S. **Design science in information systems research.** *MIS quarterly*, v. 28, n. 1, p. 75-105, 2004.
- HOU, Y.; ZHOU, P.; XU, J.; WU, D. O. **Course recommendation of MOOC with big data support: A contextual Online learning approach.** *IEEE INFOCOM - IEEE Conference on Computer Communications Workshops (INFOCOM WKSHPS)*. 2018. doi:10.1109/infcomw.2018.8406936.
- ISRAEL, Maria Joseph. **Effectiveness of Integrating MOOCs in Traditional Classrooms for Undergraduate Students.** *International Review of Research in Open and Distributed Learning*. 2015.
- JEBALI, B.; FARHAT, R. **Toward personalization in MOOCs.** *6th International Conference on Information and Communication Technology and Accessibility (ICTA)*. 2017. doi:10.1109/icta.2017.8336045.
- JOKSIMOVIĆ, S. et al. **Exploring development of social capital in a CMOOC through language and discourse.** *Internet and Higher Education*, v. 36, p. 54–64, 2018.
- KAHAN, T.; SOFFER T.; NACHMIAS, Rafi. **Types of Participant Behavior in a Massive Open Online Course.** *International Review of Research in Open and Distributed Learning*. Volume 18, Number 6. 2017.
- KHALIL, Mohammad. **Framework Learning Analytics em MOOCs.** Tese de Doutorado Graz University of Technology. 2017.
- KHALIL, H.; EBNER, M. **MOOCs completion rates and possible methods to improve retention – A literature review.** In: J. Viteli & M. Leikomaa (Eds.), *Proceedings of EdMedia: World Conference on Educational Media and Technology*. 1305–1313. 2017. Association for the Advancement of Computing in Education (AACE). <http://www.editlib.org/p/147656/>
- \_\_\_\_\_. **Clustering patterns of engagement in Massive Open Online Courses (MOOCs): the use of learning analytics to reveal student categories.** *Journal Comput High Educ*. 2017. DOI 10.1007/s12528-016-9126-9.
- KIM, H.; HAN, K.; YI, M.; CHO, J.; HONG, J. **Moviemine: Personalized Movie Content Search by Utilizing User Comments.** *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, v. 58, n. 4, p. 1416-1424, 2012.
- KITCHENHAM, B.; CHARTERS, S. **Guidelines for performing Systematic Literature Reviews in Software Engineering.** [S.l.], 2007.

KIZILCEC, R. F.; PIECH, C.; SCHNEIDER, E. ***Deconstructing disengagement: Analyzing learner subpopulations in massive open Online courses.*** In *Proceedings of the Third International Conference on Learning Analytics and Knowledge* (pp. 170–179). ACM. doi: 10.1145/2460296.2460330. 2013.

KLEMKE, Roland; ERADZE, Maka; ANTONACI, Alessandra. **The Flipped MOOC: Using Gamification and Learning Analytics in MOOC Design—A Conceptual Approach Education.** Sciences. 2018.

KOLLER, D. **Death Knell for the Lecture: Technology as a Passport to Personalized Education.** The New York Times. 2011. Disponível em: <http://www.nytimes.com/2011/12/06/science/daphne-koller-technology-as-a-passport-to-personalized-education.html>. Acesso em out. 2017.

KOVANOVIĆ, V.; JOKSIMOVIĆ, S.; POQUET, O.; HENNIS, T.; de VRIES, P.; HATALA, M.; GAŠEVIĆ, D. Examining communities of inquiry in Massive Open Online Courses: The role of study strategies. *The Internet and Higher Education*, 40, 20–43. 2019. <https://doi.org/10.1016/j.iheduc.2018.09.001>.

LANE, A.; CAIRD, S.; WELLER, M. **The potential social, economic and environmental benefits of MOOCs: operational and historical comparisons with a massive ‘closed Online’ course.** *Open Praxis*, v. 6, n. 2, 2014.

LEBRON, D; SHAHRIAR, H. **Comparing MOOC-based platforms: Reflection on pedagogical support, Framework and learning analytics.** International Conference on Collaboration Technologies and Systems (CTS), Atlanta, GA, 2015, pp. 167-174. 2015. doi: 10.1109/CTS.2015.7210417.

LEE, G. et al. **A study on the development of a MOOC design model.** *Educational Technology International*, v. 17, n. 1, p. 1–37, 2016.

LERÍS, D.; SEIN-ECHALUCE, M. L.; HERNÁNDEZ, M.; BUENO, C. **Validation of indicators for implementing an adaptive platform for MOOCs.** *Computers in Human Behavior*, vol. 72, p. 783-795. 2017.

LI, Y. et al. **MOOE: A new Online education mode: Virtual simulation experiment MOOE platform for FPGA.** *Proceedings - Frontiers in Education Conference, FIE*. 2016

MARIN, V. J.; PEREIRA, T.; SRIDHARAN, S.; RIVERO, C. R. Automated personalized feedback in introductory java programming MOOCs. In: *33rd International IEEE Conference on Data Engineering*, p. 1259–1270, 2017.

MCAULEY, A et al. **The MOOC model for digital practice.** *Massive Open Online Courses: digital ways of knowing and learning*, p. 1–64, 2010.

MARGARYAN, A.; BIANCO, M.; LITTLEJOHN, A. Instructional quality of Massive Open Online Courses (MOOCs). *Computers and Education*, v. 80, p. 77–83, 2015.

- MORAES, E. S. **Affinity: um sistema baseado em contexto e afinidade para a recomendação de pessoas em ambientes EaD.** Mestrado em Ciência da Computação. Universidade Federal de Pernambuco. 2015.
- MORENO-MARCOS, P. M.; ALARIO-HOYOS, C.; MUNOZ-MERINO, P. J., Estevez-Ayres, I., & Kloos, C. D. (2018). **Sentiment analysis in MOOCs: A case study.** *2018 IEEE Global Engineering Education Conference (EDUCON)*. doi:10.1109/educon.2018.8363409.
- MYERS, I. B. & MYERS, P. **Ser Humano é ser diferente.** Tradução Eliana Rocha, São Paulo: Editora Gente, 1997.
- NELIMARKKA, Matti; VIHAVAINEN, Arto. **Alumni & Tenured Participants in MOOCs: Analysis of Two Years of MOOC Discussion Channel Activity.** *L@S '15 Proceedings of the Second (2015) ACM Conference on Learning @ Scale*. 2015. ACM.
- NORMAN, C. S.; ROSE, A. M; LEHMANN, C. M. **Cooperative Learning: resources from the business disciplines.** *Journal of Accounting Education*. N. 22, p. 1-28. 2004.
- NYLÉN, Aletta; THOTA, Neena; KINNUNEN, Paivi; BUTLER, Matthew; MORGAN, Michael. **Multidimensional analysis of Creative Coding MOOC forums - a methodological discussion.** *Koli Calling '15 Proceedings of the 15th Koli Calling Conference on Computing Education Research*. 2015. ACM.
- NÚÑEZ, Margarita Martínez; GENÉ, Oriol Borrás; BLANCO, Ángel Fidalgo. **Social Community in MOOCs: Practical Implications and Outcomes.** *TEEM '14 Proceedings of the Second International Conference on Technological Ecosystems for Enhancing Multiculturality*. 2014. ACM.
- OLIVEIRA, Eduardo Araújo. **i-collaboration 3.0: um Framework de apoio ao desenvolvimento de Ambientes Distribuídos de Aprendizagem Sensíveis ao Contexto.** Tese Doutorado. Universidade Federal de Pernambuco. Cin – Ciência da computação, 2013.
- ORTEGA-ARRANZ, A.; KALZ, M.; MARTINEZ-MONES, A. **Creating engaging experiences in MOOCs through in-course redeemable rewards.** *IEEE Global Engineering Education Conference (EDUCON)*. 2018. doi:10.1109/educon.2018.8363464.
- OSUNA-ACEDO, Sara; MARTA-LAZO, Carmen; FRAU-MEIGS, Divina. **From sMOOC to tMOOC, Learning towards Professional Transference:** ECO European Project. *Comunicar: Media Education Research Journal*. 2018.
- PATIL, Mahesh S.; DESAI, Padmashree; VIJAYALAKSHMI, M.; RAIKAR, Meenaxi M.; BATTUR, Shivalingappa; PARIKSHIT, H.; JOSHI, G.H. **Trusted Relative Peer Review: A Novel Approach to Assess an Individual in Team Based Learning.** *4th International Conference on MOOCs, Innovation and Technology in Education*. IEEE. 2016.
- PEFFERS, Ken et al. **A design science research methodology for information systems research.** *Journal of management information systems*, v. 24, n. 3, p. 45-77, 2007.
- PERSICO, D.; MANCA, S.; POZZI, F.. **Adapting the Technology Acceptance Model to evaluate the innovative potential of e-learning systems.** *Computers in Human Behavior*, v. 30, p. 614-622, 2014.

- PETERSEN, K.; FELDT, R.; MUJTABA, S.; MATTSSON, M. **Systematic mapping studies in software engineering**. In: 12th International Conference on Evaluation and Assessment in Software Engineering, volume 17, p. 1. 2015.
- PHAN, T.; MCNEIL S.G; ROBIN, B.R. Students' Patterns of Engagement and Course Performance in a Massive Open Online Course. **Computers & Education**, vol. 95, p. 36-44, Abr. 2018.
- POPOV, V.; NOROOZI, O.; BARRETT, J. F.; HARM, J. A.; MULDER, M. **Perceptions and experiences of, and outcomes for, university students in culturally diversified dyads in a computer-supported collaborative learning environment**. *Computers in Human Behavior* V. 32. 2014.
- PONTI, M. **Hei Mookie! Where Do I Start? The Role of Artifacts in an Unmanned MOOC**. In: System Sciences (HICSS), 47th Hawaii International Conference, pp.1625, 1634, 6-9, January. 2014.
- PRIETO, L. P.; TCHOUNIKINE, P.; ASENSIO-PÉREZ, J. I.; SOBREIRA, P.; DIMITRIADIS, Y. **Exploring teachers' perceptions on different CSCL script editing tools**. *Computers & Education*, v. 78. 2014.
- PURSEL, B. K.; ZHANG, L.; JABLOKOW, K. W.; CHOI, G. W.; VELEGOL, D. **Understanding MOOC students: motivations and behaviours indicative of MOOC completion**. *Journal of Computer Assisted Learning*. Special Issue. 2016.
- RABAHALLAH, K.; MAHDAOUI, L.; AZOUAOU, F. **MOOCs Recommender System using Ontology and Memory-based Collaborative Filtering**. In *Proceedings of the 20th International Conference on Information Systems - Volume 1: ICIS*, ISBN 978-989-758-298-1, pages 635-641. DOI: 10.5220/0006786006350641.
- RAMIREZ-DONOSO, L.; PEREZ-SANAGUSTIN, M.; NEYEM, A.; ROJAS-RIETHMULLER, J. S. **Fostering effective collaboration in MOOCs through mobile apps**. *CHILEAN Conference on Electrical, Electronics Engineering, Information and Communication Technologies (CHILECON)*. 2015. doi:10.1109/chilecon.2015.7400408.
- RAMSAY, Alan; HANLON, D.; SMITH, D. **The association between cognitive style and accounting students preference for collaborative learning: an empirical investigation**. *Journal of Accounting Education*. N. 18, p. 215-228. 2000.
- RODRIGUES, R. L.; RAMOS, J. L. C.; SILVA, J. C. S.; GOMES, A. S. **Discovery Engagement Patterns MOOCs Through Cluster Analysis**. *IEEE Latin America Transactions*, Vol. 14, n. 9, p. 4.129-4.135, Dez. 2016.
- SALMAN, Y.; ABU-ISSA, A.; TUMAR, I.; HASSOUNEH, Y. **A Proactive Multi-type Context-Aware Recommender System in the Environment of Internet of Things**. *2015 IEEE International Conference on Computer and Information Technology; Ubiquitous Computing and Communications; Dependable, Autonomic and Secure Computing; Pervasive Intelligence and Computing*. 2015. doi:10.1109/cit/iucc/dasc/picom.2015.50

- SANCHO, Jordi. **Learning Opportunities for Mass Collaboration Projects Through Learning Analytics: a Case Study**. *Revista Iberoamericana de Tecnologías del Aprendizaje*, Vol. 11, No. 3, IEEE. 2016.
- SANZ-MARTÍNEZ, L; ER, E.; MARTÍNEZ-MONÉS, A.; DIMITRIADIS, Y.; BOTE-LORENZO, M.L. **Creating collaborative groups in a MOOC: a homogeneous engagement grouping approach**. *Behaviour & Information Technology*. 2019.
- SCHOPHUIZEN, M. *et al.* **Eliciting the challenges and opportunities organizations face when delivering open Online education: A group-concept mapping study**. *Internet and Higher Education*, v. 36, p. 1–12, 2018.
- SEIN-ECHALUCE, M. L.; FIDALGO-BLANCO, Á.; GARCÍA-PEÑALVO, F. J. **Adaptive and Cooperative Model of Knowledge Management in MOOCs**. *Learning and Collaboration Technologies. Novel Learning Ecosystems*, 273–284. doi:10.1007/978-3-319-58509-3\_22.
- SERGIS, S.; SAMPSON, D.G.; PELLICCIONE, L. **Investigating the impact of Flipped Classroom on students' learning experiences: A Self-Determination Theory approach**. *Comput. Human Behavior*. 2017, 78, 368–378.
- SIEMENS, G. *Massive Open Online Courses: Innovation in Education?* eds. *Commonwealth of learning, Perspectives on Open and Distance Learning: Open Educational Resources: Innovation, Research and Practice*, p. 5. 2013. Acesso em: [http://www.col.org/PublicationDocuments/pub\\_PS\\_OER-IRP\\_web.pdf](http://www.col.org/PublicationDocuments/pub_PS_OER-IRP_web.pdf) on 21/12/16
- SILVA, J. C. S.; RAMOS, J. C.; RODRIGUES, R. L.; SOUZA, F. F.; GOMES, A. S.; MACIEL, A. M. A. **An EDM approach to the analysis of student's engagement in Online courses from constructs of the Transactional Distance**. 16th IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies, 2016, Austin. *Advanced Learning Technologies and Technology-enhanced Learning*, 2016.
- SUNAR, A. S.; WHITE, S. ABDULLAH, N. A.; DAVIS, H. C. **How learners' interactions sustain engagement: a MOOC case study**. *IEEE Transactions on Learning Technologies*. 2017. doi:10.1109/TLT.2016.2633268.
- SUNAR, A. S.; ABBASI, R. A.; DAVIS, H. C.; WHITE, S.; ALJOHANI, N. R. **Modelling MOOC learners' social behaviours**. *Computers in Human Behavior*. 2018. doi:10.1016/j.chb.2018.12.013.
- STAUBITZ, T.; MEINEL, C. **Collaborative Learning in MOOCs Approaches and Experiments**. *IEEE Frontiers in Education Conference (FIE)*. 2018. doi:10.1109/fie.2018.8659340.
- THAIPISUTIKUL, T.; TUAROB, S. **MOOCs as an intelligent Online learning platform in Thailand: Past, present, future challenges and opportunities**. 10th International Conference on Ubi-media Computing and Workshops (Ubi-Media), Pattaya, 2017, pp. 1-5, doi: 10.1109/UMEDIA.2017.8074143.
- TIWARI, S.; GUPTA, A. **A systematic literature review of use case specifications research**. *Information and Software Technology*, Elsevier, v. 67, p. 128–158, 2015.

- TORRES, P. L.; IRALA, E. A. **Aprendizagem colaborativa na prática. In: TORRES, P.L. (org.) Complexidade: redes e conexões na produção do conhecimento.** Curitiba, SENAR, pp. 61-94. 2014.
- ULLMANN, M. R. D.; FERREIRA, D. J.; CAMILO, C. G.; CAETANO, S. S.; DE ASSIS, L. **Formation of learning groups in cMoocs using particle swarm optimization.** *IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*. 2015. doi:10.1109/cec.2015.7257302.
- VERBERT, Katrien et al. **Learning analytics dashboard applications.** *American Behavioral Scientist*, v. 57, n. 10, p. 1500-1509, 2013.
- VIEIRA, V; SOUZA, D; SALGADO, A. C.; TEDESCO, Patrícia. **Percepção e Contexto.** Capítulo do Livro *Sistemas Colaborativos*. Elsevier Editora. 2012.
- VILELA, Jéssyka Flavyanne Ferreira. **Uni-REPM SCS: a safety maturity model for requirements engineering process.** Tese (Doutorado) – Universidade Federal de Pernambuco. Cin. Ciência da Computação. Recife, 2018.
- WAKS, Leonard J. **The Evolution and Evaluation of Massive Open Online Courses – MOOC In Motion.** *The Cultural and Social Foundations of Education*. Temple University. Philadelphia, Pennsylvania, USA. 2016.
- WIERINGA, R. Relevance and problem choice in design science. In: SPRINGER. *International Conference on Design Science Research in Information Systems*. [S.l.], 2010. p. 61–76.
- WIERINGA, R.; MAIDEN, N.; MEAD, N.; ROLLAND, C. **Requirements engineering paper classification and evaluation criteria: a proposal and a discussion.** *Requirements Engineering*, Springer, v. 11, n. 1, p. 102–107, 2010.
- YING, R.; HE, R.; CHEN, K.; EKSOMBATCHAI, P.; HAMILTON, W. L.; LESKOVEC, J. **Graph Convolutional Neural Networks for Web-Scale Recommender Systems.** *Proceedings of the 24th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining - KDD '18*. 2018. doi:10.1145/3219819.3219890
- XING, W.; CHEN, X.; STEIN, J.; STEIN, M. **Temporal Predication of Dropouts in MOOCs: reaching the low hanging fruit through stacking generalization.** *Computers in Human Behavior*, vol. 58, p. 119-129, Maio. 2016.
- XING, Wanli. **Exploring the Influences of MOOC Design Features on Student Performance and Persistence.** 2019
- ZHANG, X.; MENG, Y.; ORDÓÑEZ, P.; SUN, Y. **Learning analytics in collaborative learning supported by Slack: From the perspective of engagement.** *Computers in Human Behavior*. Volume 92. 2019.
- ZHANG, L.; AYRES, P.; CHAN, K. **Examining different types of collaborative learning in a complex computer-based environment: A cognitive load approach.** *Computers in Human Behavior*. Volume 27, 2015.

ZANKADI, H.; HILAL, I.; DAOUDI, N.; IDRISSE, A. **Facebook and MOOCs: a Comparative Analysis for a Collaborative Learning**. *6th International Conference on Multimedia Computing and Systems (ICMCS)*. 2018. doi:10.1109/icmcs.2018.8525493.

ZHENG, Saijing; SHIH, Patrick C.; ROSSON, Mary Beth; CARROLL, Jonh M. **Designing MOOCs as Interactive Places for Collaborative Learning**. Proceedings of the Second Conference on Learning @Scale.L@S.ACM. Vancouver – Canadá. 2015.

ZHENG, Saijing; WISNIEWSKI, Pamela; ROSSON, Mary Beth; CARROLL, John M. **Ask the Instructors: Motivations and Challenges of Teaching Massive Open Online Courses**. Proceeding CSCW '16. Proceedings of the 19th ACM Conference on Computer-Supported Cooperative Work & Social Computing. Page 206-221. 2016.

ZHU, M.; SARI, A.; LEE, M. M. **A systematic review of research methods and topics of the empirical MOOC literature (2014–2016)**. Internet and Higher Education, v. 37, p. 31–39, 2018.

ZUQUELLO, Ariel Gustavo. **OERecommender: um sistema de recomendação de REA para MOOC**. Dissertação Mestrado Ciência da Computação. Universidade Estadual de Maringá. 2015.

## APÊNDICE A – QUESTIONÁRIO INICIAL

### Termo de Consentimento Livre e Esclarecido (TCLE)

O(a) Senhor(a) está sendo convidado(a) a participar do projeto: MOOColab - Um *Framework* de colaboração personalizado em MOOC na área da Ciência da Computação, que tem como objetivo identificar dificuldades ou problemas por ventura existentes na utilização deste ambiente MOOC. Este projeto está sob a responsabilidade da pesquisadora Ana Carla Arruda de Holanda, que se encontra no endereço: Rua Andrade Silva, 241 - Rio Branco - AC, CEP: 69901-549, Telefone: (68) 99911-8882, e-mail: acah@cin.ufpe.br.

Todas as suas dúvidas podem ser esclarecidas com a responsável por esta pesquisa. Apenas quando todos os esclarecimentos forem dados e você concorde com a realização do estudo, pedimos que rubriche as folhas e assine ao final deste documento, que está em duas vias. Uma via lhe será entregue e a outra ficará com a pesquisadora responsável.

A sua participação ocorrerá por meio de questionário e de entrevista, se necessário, baseadas em questões elaboradas pela pesquisadora Ana Carla Arruda de Holanda. Não haverá nenhuma outra forma de envolvimento ou de comprometimento neste estudo.

Sua participação é voluntária e, a qualquer momento, poderá pedir a retirada de seus dados desta pesquisa, bastando para isso, entrar em contato com a pesquisadora responsável pelo projeto. Se não quiser participar não terá nenhum prejuízo. Os dados coletados nesta pesquisa ficarão armazenados no Google Drive, sob a responsabilidade da pesquisadora acima citada, pelo período de mínimo 5 anos.

O resultado da pesquisa será divulgado na Universidade Federal de Pernambuco - UFPE, podendo também, ser apresentado em encontros ou em revistas científicas. Entretanto, este estudo mostrará apenas os resultados obtidos como um todo, sem revelar seu nome, instituição à qual pertence ou qualquer informação que esteja relacionada com sua privacidade.

---

Nome / Assinatura:

---

Ana Carla Arruda de Holanda  
Pesquisadora Responsável

## Questionário Inicial

Temos o objetivo de colher informações acerca de diferentes aspectos da plataforma MOOC, sob a perspectiva do aluno, para que possamos aperfeiçoá-la. Suas respostas individuais serão mantidas totalmente sob sigilo, garantindo sua confidencialidade, e serão tratadas conjuntamente com outras informações obtidas junto a um grupo de participantes. Desde já agradecemos a sua colaboração.

### 1 – Etapa: dados pessoais

Por favor, informe alguns dados pessoais:

1. Qual a sua idade?

15 a 20  21 a 25  26 a 30  31 a 35  Acima de 36

2. Qual o seu sexo?

Masculino  Feminino

3. Qual a sua profissão e quanto tempo de experiência? \_\_\_\_\_

4. Qual a sua escolaridade?

Ensino Médio  Graduação;  Especialização;  Mestrado;  Doutorado.

5. Cidade onde mora: \_\_\_\_\_

6. País de origem: \_\_\_\_\_

**Segunda parte:** As questões a seguir objetivam identificar os critérios considerados relevantes para a recomendação de pessoas no ambiente. Por favor, responda todas as questões.

7. Quais ferramentas de comunicação você acredita que podem influenciar na interação dentro do ambiente MOOC?

Chat

Fórum

Redes Sociais

E-mail

Outros. Quais? \_\_\_\_\_

8. Você acredita que a troca de experiências e informações entre os alunos no ambiente MOOC pode ser potencializada a partir da recomendação de alunos a outros colegas?

Sim  Não

Justifique: \_\_\_\_\_

9. Neste sentido, identifique critérios importantes a serem analisados na hora de recomendar um aluno no ambiente.

Conhecimento e habilidades do aluno

Reputação do aluno (opinião ou avaliação social obtida por uma pessoa através do público ou da sociedade em que vive)

Disponibilidade em colaborar no ambiente (é a condição ou qualidade de **algo ou alguém que se encontra disponível**, indica a liberdade de tempo que determinada pessoa possui para auxiliar alguém quando for solicitado).

- Comportamento do aluno no ambiente
- Perfil do aluno (principais traços do caráter de uma pessoa)
- Idioma do aluno
- Localização do aluno
- Relação social

10. Todos os critérios abaixo citados foram resultados de pesquisas similares sobre o nosso objeto de pesquisa. Assim, classifique-os usando valores de 1 a 8, onde 1 é o critério menos importante e 8 o mais importante.

- Conhecimento e habilidades do aluno
- Reputação do aluno
- Disponibilidade em colaborar no ambiente
- Comportamento do aluno no ambiente
- Perfil do aluno
- Idioma do aluno
- Localização do aluno
- Relação social

11. Além dos critérios já comentados nas perguntas acima, existe mais algum aspecto ou características que precisem ser levados em consideração? Cite-os:

12. Use este espaço para nos dar sugestões ou dicas para disponibilizar um sistema de recomendação efetivo e que atenda às necessidades dos alunos no ambiente.

### **2ª Etapa: Avaliação da Estratégia de Aprendizagem**

**Primeira parte:** As questões a seguir abordam aspectos de como você estudou para o curso. Por favor, responda todas as questões.

13. Qual seu horário preferido para estudar?

- entre meia noite e seis da manhã;  entre seis da manhã e meio dia;
- entre meio dia e seis da tarde;  entre seis da tarde e meia noite.

14. Como você prefere estudar?

- Sozinho  Em dupla  Em grupo

**Segunda parte:** Para responder as próximas questões, pense no seu comportamento durante a disciplina. Use os seguintes códigos: NA - Não se aplica; N - Não; S - Sim e P - Parcialmente

1	Busca outros sites relacionados à disciplina?	
2	Busca outras fontes de pesquisa, fora da internet, relacionadas à disciplina?	
3	Expressa suas ideias nos fóruns de debate?	
4	Troca mensagens eletrônicas com seus colegas?	
5	Participa dos fóruns como observador?	
6	Lê os avisos e novidades divulgados no ambiente da disciplina?	
7	Troca informações com os professores tutores sobre o conteúdo da disciplina?	
8	Busca auxílio com os professores tutores para esclarecer suas dúvidas sobre o conteúdo?	
9	Realiza as atividades propostas ao final das aulas dentro dos prazos estabelecidos?	
10	Revisa os conteúdos relativos aos exercícios em que cometeu erros?	

11	Associa os conteúdos da disciplina às suas experiências anteriores?	
12	Identifica, no dia a dia, situações para aplicar o conteúdo da disciplina?	
13	Lê o conteúdo da disciplina na tela do computador?	
14	Lê o conteúdo da disciplina a partir de material que imprimiu?	
15	Se mantém calmo diante da possibilidade de cometer erros ao realizar as atividades das Disciplinas?	
16	Aumenta seus esforços quando o assunto não lhe interessa?	

## APÊNDICE B – QUESTIONÁRIO ESPECIALISTAS

Temos o objetivo de colher informações acerca de diferentes aspectos da plataforma MOOC que está em desenvolvimento sob a perspectiva de experts para aperfeiçoarmos o ambiente de acordo com funcionalidades relevantes no processo de recomendação de pessoas que podem interagir e gerar uma rede de conexões tão necessária para aprimorar a aprendizagem colaborativa em ambientes massivos.

Assim, o objetivo deste questionário é compreender, na visão de especialistas, que fatores devem ser levados em consideração no processo de recomendação de pessoas em MOOCs, além de identificar a ordem de prioridade de cada um deles. Suas respostas serão mantidas totalmente sob sigilo, garantindo sua confidencialidade.

Desde já, agradecemos a sua colaboração, lembrando a relevância da mesma para esta pesquisa..

### 1 – Etapa: dados pessoais

Por favor, informe alguns dados pessoais:

5. Qual a sua idade?

15 a 20  21 a 25  26 a 30  31 a 35  Acima de 36

6. Qual o seu sexo?

Masculino  Feminino

7. Qual a sua profissão?

8. Qual o seu tempo de experiência?

9. Qual a sua experiência acadêmica após a conclusão do curso de graduação?

Graduação;  Especialização;  Mestrado;  Doutorado.  Outras

6. Que disciplinas você ministra no Ensino Presencial?

7. Você trabalha em Educação a Distância?

Sim  Não

8. Já ministrou cursos no ambiente MOOC do IFAC?

Sim  Não

9. Qual a sua opinião sobre cursos massivos?

### 2 - Etapa: Dados Recomendação

As questões a seguir tratam das questões para identificar os critérios que consideram relevantes para a recomendação de pessoas no ambiente. Por favor, responda a todas as questões.

10. Que ferramentas de comunicação você acredita que pode influenciar na interação dentro do ambiente MOOC?

Chat;  Fórum;  Redes Sociais;  E-mail;  Outras \_\_\_\_\_

11. Você acredita que a troca de experiências e informações entre os alunos no ambiente MOOC pode ser potencializada a partir da recomendação de alunos a outros colegas?

( ) Sim ( ) Não ( ) Parcialmente

12. Justifique a resposta da alternativa anterior.

13. Neste sentido, identifique critérios importantes de serem analisados na hora de recomendar um aluno no ambiente.

( ) Conhecimento e habilidades do aluno (habilidade ou capacidade de conhecer e compreender algo através da experiência, da razão ou da experiência)

( ) Reputação do aluno (opinião ou avaliação social obtida por uma pessoa através do público ou da sociedade em que vive)

( ) Disponibilidade em colaborar no ambiente (é a condição ou qualidade de algo ou alguém que se encontra disponível, indica a liberdade de tempo que determinada pessoa possui para auxiliar alguém quando for solicitado).

( ) Comportamento do aluno no ambiente ( interação no ambiente através de visualizações de vídeos, participações e discussões em fóruns, realização de atividades no ambiente MOOC )

( ) Perfil do aluno (principais traços do caráter de uma pessoa)

( ) Idioma do aluno

( ) Localização do aluno

( ) Relação social

( ) Outro \_\_\_\_\_

14. Todos os critérios abaixo citados foram resultados de pesquisas similares sobre nosso objeto de pesquisa. Assim, classifique-os usando valores de 1 a 8, onde 1 é o critério menos importante e 8 o mais importante.

• **Conhecimento /Habilidade do aluno**

	1	2	3	4	5	6	7	8	
Menos importante	<input type="radio"/>	Mais importante							

• **Reputação do aluno**

	1	2	3	4	5	6	7	8	
Menos importante	<input type="radio"/>	Mais importante							

• **Conhecimento /Habilidade do aluno**

	1	2	3	4	5	6	7	8	
Menos importante	<input type="radio"/>	Mais importante							

• **Disponibilidade em colaborar no ambiente**

	1	2	3	4	5	6	7	8	
Menos importante	<input type="radio"/>	Mais importante							

• **Comportamento do aluno**

1	2	3	4	5	6	7	8	
Menos importante	<input type="radio"/>	Mais importante						

• **Conhecimento /Habilidade do aluno**

1	2	3	4	5	6	7	8	
Menos importante	<input type="radio"/>	Mais importante						

• **Personalidade do aluno**

1	2	3	4	5	6	7	8	
Menos importante	<input type="radio"/>	Mais importante						

• **Idioma do aluno**

1	2	3	4	5	6	7	8	
Menos importante	<input type="radio"/>	Mais importante						

• **Conhecimento /Habilidade do aluno**

1	2	3	4	5	6	7	8	
Menos importante	<input type="radio"/>	Mais importante						

• **Localização do aluno**

1	2	3	4	5	6	7	8	
Menos importante	<input type="radio"/>	Mais importante						

• **Relação social do aluno**

1	2	3	4	5	6	7	8	
Menos importante	<input type="radio"/>	Mais importante						

15. Além dos critérios já comentados nas perguntas acima, existe mais algum aspecto ou característica que precisa ser levado em consideração? Cite-os:

16. Use este espaço para nos dar sugestões ou dicas para disponibilizar um sistema de recomendação de alunos no ambiente efetivo e que atenda às necessidades dos alunos no ambiente.

### 3 - Etapa: Interface Gráfica do curso

Para realizar um diagnóstico do ambiente MOOC que vocês utilizaram visando melhorar e adequar o mesmo às necessidades dos alunos é necessário que respondam aos questionamentos abaixo.

Use os seguintes códigos: NA - Não se aplica; N - Não; S - Sim e P - Parcialmente

1	Houve disposição dos comandos na tela para encontrar as informações desejadas	
2	O ambiente respondeu com agilidade às suas ações?	
3	As letras (cor, tipo, tamanho) usadas nos textos foi adequado às suas necessidades?	
4	A apresentação visual foi considerada satisfatória?	
5	Houve indicação sobre onde você está no ambiente eletrônico, em cada momento?	
6	Houve indicação sobre o que você deve fazer para atingir seus objetivos instrucionais?	
7	Existiu relação entre o ícone (desenho, seta) e sua função?	
8	Foi mantida a função de um mesmo comando em todas as telas?	
9	Há adequação do ambiente eletrônico do curso à sua experiência com o uso da Internet?	
10	Foram disponibilizadas informações que me permitem evitar erros de navegação?	

#### 4 - Etapa: Dados Usabilidade

Para realizar um diagnóstico do ambiente MOOC que vocês utilizaram visando melhorar e adequar o mesmo às necessidades dos alunos é necessário que respondam aos questionamentos abaixo.

Use os seguintes códigos: NA - Não se aplica; N - Não; S - Sim e P - Parcialmente

1	Foi fácil usar o ambiente?	
2	Foi fácil aprender a usar o ambiente?	
3	As informações disponíveis foram claras?	
4	As informações ajudaram a completar as atividades do curso?	
5	A organização das informações nas telas é clara?	
6	A interface do sistema é agradável?	
7	Esse ambiente tem todas as funções e capacidades que esperava que ele tivesse?	
8	No geral está satisfeito com este sistema?	

#### 6ª Etapa: Avaliação da Estratégia de Aprendizagem

1. Quais as formas de avaliação presentes no ambiente MOOC?
2. Acredita que a forma de avaliação utilizada atende aos objetivos propostos? Por quê?
3. Sugere outra forma de avaliação? Qual?

## APÊNDICE C – QUESTIONÁRIO FINAL

### 1 - Etapa: Dados do curso

Para realizar um diagnóstico do ambiente MOOC que vocês utilizaram é necessário que respondam aos questionamentos abaixo com total liberdade para colocar sua visão, suas críticas e sugestões. Essas informações serão utilizadas para melhorar e adequar a plataforma às necessidades dos alunos.

Use os seguintes códigos: NA - Não se aplica; N - Não; S - Sim e P - Parcialmente

1	Os objetivos do curso foram colocados claramente no início da disciplina?	
2	Os objetivos do curso foram alcançados?	
3	O conteúdo apresentado está relacionado com os objetivos colocados?	
4	Foi apresentado um planejamento do curso?	
5	O conteúdo proposto foi cumprido?	
6	Foi colocada alguma necessidade de pré-requisitos?	
7	A abordagem utilizada durante as aulas (Vídeos, atividades, fóruns) ajudaram no entendimento dos conteúdos?	
8	Os métodos de avaliação são consistentes com os objetivos propostos?	
9	Os métodos de avaliação são consistentes com os conteúdos apresentados?	
10	O material de apoio era de boa qualidade?	
11	O curso está dentro das suas expectativas?	
12	Há conciliação do curso com suas atividades profissionais?	
13	Há ligação entre os objetivos do curso e os seus objetivos pessoais?	
14	Foram disponibilizados diversos meios de comunicação no curso?	
15	Novidades e lembretes divulgados no ambiente do curso foram importantes para a continuidade do curso?	
16	Houve respostas no fórum que auxiliaram no seu entendimento ao conteúdo visto no curso?	

### 2 - Etapa: Dados Interação

Para realizar um diagnóstico do ambiente MOOC que vocês utilizaram é necessário que respondam aos questionamentos abaixo com total liberdade para colocar sua visão, suas críticas e sugestões. Essas informações serão utilizadas para melhorar e adequar a plataforma às necessidades dos alunos.

Use os seguintes códigos: NA - Não se aplica; N - Não; S - Sim e P - Parcialmente

1	Você sentiu dificuldades em algum momento do curso?	
2	Gostaria de ter compartilhado ideias com pessoas durante o curso?	
3	Houveram mensagens relacionadas a sua evolução enviadas durante o decorrer do curso?	
4	Houve utilização de mensagens através de e-mail para comunicação com colegas?	
5	Foi utilizado chat para comunicação com colegas?	
6	O fórum foi usado para comunicação com colegas?	
7	É importante o ambiente proporcionar mais interação para os alunos do curso?	

### 3 - Etapa: Interface Gráfica do curso

Para realizar um diagnóstico do ambiente MOOC que vocês utilizaram visando melhorar e adequar o mesmo às necessidades dos alunos é necessário que respondam aos questionamentos abaixo.

Use os seguintes códigos: NA - Não se aplica; N - Não; S - Sim e P - Parcialmente

1	Houve disposição dos comandos na tela para encontrar as informações desejadas	
2	O ambiente respondeu com agilidade às suas ações?	
3	As letras (cor, tipo, tamanho) usadas nos textos foi adequado às suas necessidades?	
4	A apresentação visual foi considerada satisfatória?	
5	Houve indicação sobre onde você está no ambiente eletrônico, em cada momento?	
6	Houve indicação sobre o que você deve fazer para atingir seus objetivos instrucionais?	
7	Existiu relação entre o ícone (desenho, seta) e sua função?	
8	Foi mantida a função de um mesmo comando em todas as telas?	
9	Há adequação do ambiente eletrônico do curso à sua experiência com o uso da Internet?	
10	Foram disponibilizadas informações que me permitem evitar erros de navegação?	

### 4 - Etapa: Dados Usabilidade

Para realizar um diagnóstico do ambiente MOOC que vocês utilizaram visando melhorar e adequar o mesmo às necessidades dos alunos é necessário que respondam aos questionamentos abaixo.

Use os seguintes códigos: NA - Não se aplica; N - Não; S - Sim e P - Parcialmente

1	Foi fácil usar o ambiente?	
2	Foi fácil aprender a usar o ambiente?	
3	As informações disponíveis foram claras?	
4	As informações me ajudaram a completar as atividades do curso?	
5	A organização das informações nas telas é clara?	
6	A interface do sistema é agradável?	
7	Esse ambiente tem todas as funções e capacidades que eu esperava que ele tivesse?	
8	No geral estou satisfeito com este sistema?	

### 5ª Etapa: Avaliação da Estratégia de Aprendizagem

Use os seguintes códigos: NA - Não se aplica; N - Não; S - Sim e P - Parcialmente

1	Buscou outros sites relacionados à disciplina?	
2	Buscou outras fontes de pesquisa, fora da internet, relacionadas à disciplina?	
3	Expressou suas ideias nos fóruns de debate?	
4	Trocou mensagens eletrônicas com seus colegas?	
5	Participou dos fóruns como observador?	
6	Leu os avisos e novidades divulgados no ambiente da disciplina?	
7	Trocou informações com os professores tutores sobre o conteúdo da disciplina?	
8	Buscou auxílio com os professores tutores para esclarecer suas dúvidas sobre o conteúdo?	
9	Realizou as atividades propostas ao final dos momentos dentro dos prazos estabelecidos?	
10	Revisou os conteúdos relativos aos exercícios em que cometeu erros?	
11	Associou os conteúdos da disciplina às suas experiências anteriores?	
12	Identificou, no dia a dia, situações para aplicar o conteúdo da disciplina?	
13	Leu o conteúdo da disciplina na tela do computador?	

14	Leu o conteúdo da disciplina a partir de material que imprimiu?	
15	Se manteve calmo diante da possibilidade de cometer erros ao realizar as atividades das Disciplinas?	
16	Aumentou seus esforços quando o assunto não me interessava?	

## APÊNDICE D – QUESTIONÁRIO VALIDAÇÃO MOOCOLAB

Para realizar um diagnóstico do ambiente MOOC que vocês utilizaram é necessário que respondam aos questionamentos abaixo com total liberdade para colocar sua visão, suas críticas e sugestões. Essas informações serão utilizadas para melhorar e adequar a plataforma às necessidades dos alunos.

<b>Categoria</b>	<b>Itens</b>	<b>Descrição</b>
Facilidade Percebida	I01	Foi fácil identificar as ferramentas de comunicação no ambiente?
	I02	Foi fácil identificar os vídeos, materiais e atividades de cada aula?
	I03	Foi fácil localizar os colegas e visualizar o perfil deles?
	I04	Foi fácil avaliar se atingiu as metas estabelecidas?
Utilidade Percebida	I05	O <i>Framework</i> foi útil para refletir sobre o meu aprendizado?
	I06	A recomendação de colegas me ajudou a estabelecer uma rede de conexões no curso?
	I07	O <i>Framework</i> me auxiliou na comparação da minha evolução no curso em relação a outros alunos?
	I08	O ambiente me estimulou a realizar as atividades levando em consideração as discussões realizadas entre os colegas?
Intenção de uso	I09	Gostaria de ter utilizado este ambiente em outros cursos que já realizou?
	I10	Recomenda a manutenção da recomendação de colegas a outros para melhorar a colaboração entre eles?
	I11	Está motivado a manter a rede de conexões entre os alunos em outros cursos massivos?
Variáveis externas	I12	O <i>Framework</i> tem um design agradável e intuitivo?
	I13	Os vídeos e atividades são claros e objetivos?
	I14	As ferramentas de comunicação são adequadas ao ambiente?
	I15	A recomendação de colegas foi adequada às suas necessidades?
<b>Questão subjetiva</b>		
O que você sugere para melhorar o <i>Framework</i> ?		

## APÊNDICE E – CASOS DE USO MOOCOLAB

### Caso de Uso 1 - Fazer Inscrição no curso

#### Descrição básica

Neste caso de uso um usuário com perfil de aluno dentro da plataforma Online MOOColab, realiza a inscrição no curso desejado.

#### Pré-Condições

Usuário registrado no ambiente virtual.

#### Fluxo de eventos

- Fluxo básico

Passo	Ação
1	O sistema apresenta a página principal da plataforma com todos os cursos disponíveis;
2	O usuário clica sobre o curso desejado;
3	O sistema apresenta uma nova tela e exibe o botão "INSCREVA-SE" (TELA 1).
4	O sistema abre um pop-up com as opções "INSCREVA-SE", "CANCELAR" (TELA 2).
5	De acordo com a opção desejada pelo usuário um dos subfluxos são executados: <ul style="list-style-type: none"> <li>• Se o usuário optar por escolher a opção "INSCREVA-SE", o subfluxo "inscreva-se" é executado.</li> <li>• Se o usuário optar por escolher a opção "CANCELAR", o subfluxo "cancelar" é executado.</li> </ul>

- Subfluxo inscreva-se

Passo	Ação
5	O usuário clica na opção "INSCREVA-SE";
6	O sistema redireciona o usuário para a página de abertura das aulas do curso

- Subfluxo alternativo inscreva-se

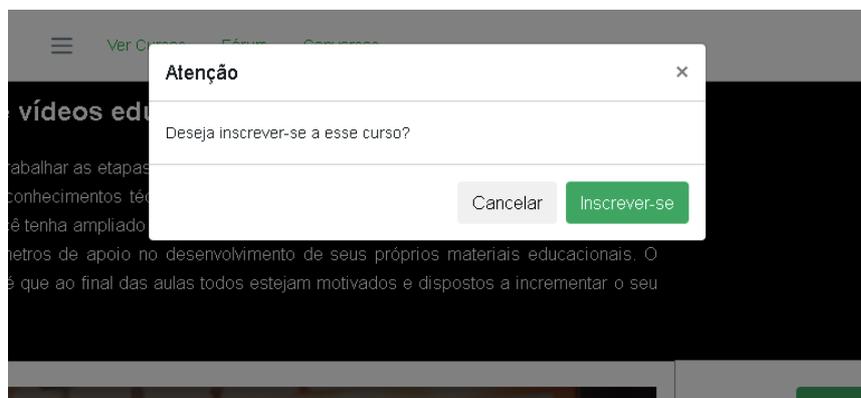
Passo	Ação
6.1	No passo 5 do subfluxo "INSCREVA-SE", caso o usuário já tenha realizado a inscrição no curso desejado o sistema emite um alerta informando o erro apresentado.

## Ilustrações de telas

Tela 1 - Tela de botão inscreva-se



Tela 2 - Tela pop-up de ações



## Caso de Uso 2 - Gerenciar curso na plataforma

### Descrição básica

Neste caso de uso, Docentes e Administradores podem criar, editar ou excluir um curso com a proposição de novas aulas, vídeos, materiais e atividades.

### Pré-Condições

Usuário registrado na plataforma como docente ou administrador.

### Fluxo de eventos

- Fluxo básico

Passo	Ação
1	O sistema apresenta a página inicial dos cursos com todas as opções de gerenciamento na plataforma (TELA 3).
2	O professor/administrador clica sobre o ícone no curso desejado;

3	O sistema expande o conteúdo com as opções de gerenciamento;
4	De acordo com a opção desejada pelo usuário um dos subfluxos são executados: <ul style="list-style-type: none"> <li>● Se o usuário optar por escolher a opção “EDITAR“, o subfluxo “editar_curso“ é executado.</li> <li>● Se o usuário optar por escolher a opção “EXCLUIR“, o subfluxo “excluir_curso“ é executado.</li> <li>● Se o usuário optar por escolher a opção “DETALHES“, o subfluxo “detalhes_curso“ é executado.</li> </ul>

- Subfluxo editar\_curso

Passo	Ação
4	O sistema abre para o usuário uma tela com todas as informações do curso para edição;
5	O usuário faz a edição do curso e clicar no botão “SALVAR“.
6	O sistema salva no banco de dados todas as edições feita pelo professor/administrador

- Subfluxo alternativo editar\_curso

Passo	Ação
6.1	No passo 5 do subfluxo "editar_curso", ao emitir os dados para o banco de dados se algum campo obrigatório não esteja preenchido o sistema faz a emissão abaixo do campo um alerta do determinado erro.

- fluxo de exceção do subfluxo editar\_curso

### 1. Verificação de campos vazios

**1.1** O usuário ao fazer uma edição em determinado curso o sistema verifica se algum campo obrigatório está vazio.

**1.2** caso algum dos campos esteja vazio o sistema fornece um alerta para o usuário informando a exceção.

**1.3** O sistema impede a continuação do subfluxo “editar\_curso” até que a exceção seja tratada pelo usuário.

**1.4** O sistema continua no próximo item do subfluxo caso a verificação seja falsa.

- Subfluxo excluir\_curso

Passo	Ação
-------	------

7	Ao professor/administrador optar por escolher a exclusão do curso desejado
5	O sistema apresenta um pop-up informando se o usuário pretende prosseguir
6	Caso o usuário prossiga com a exclusão automaticamente é apagado no banco de dados o curso desejado.

- Subfluxo detalhes\_curso

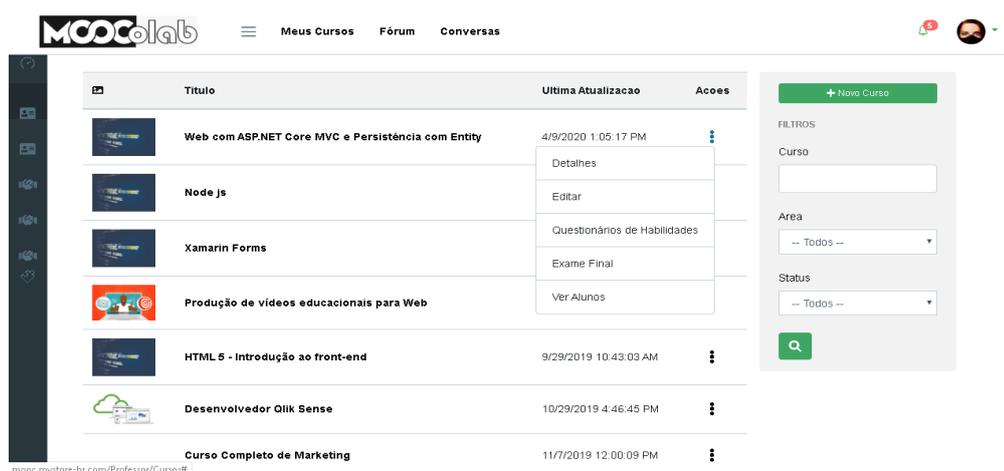
Passo	Ação
7	O sistema abre para o professor/administrador uma tela com todos os detalhes do curso ( <b>TELA 4</b> ).
8	De acordo com o botão escolhido pelo usuário um dos subfluxos são executados: <ul style="list-style-type: none"> <li>● Se o usuário optar por escolher a opção “EDITAR CURSO“, o subfluxo “editar_curso“ é executado.</li> <li>● Se o usuário optar por escolher a opção “CRIAR CAPÍTULO“, o subfluxo “criar_capítulo“ é executado.</li> </ul>

- Subfluxo criar\_capítulo

Passo	Ação
8	O sistema apresenta um pop-up com as informações para adicionar um novo capítulo ( <b>TELA 5</b> )

## Ilustrações de telas

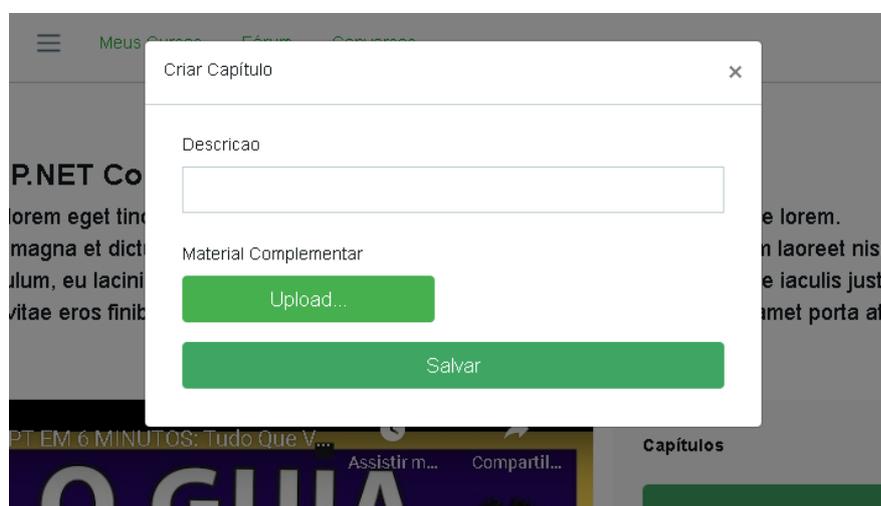
*Tela 3 - Tela de gerenciamento de curso*



*Tela 4 - Tela de detalhes do curso*



Tela 5 - Tela de adicionar novo capítulo



### Caso de Uso 3 - Verificar a evolução do aluno no curso

#### Descrição básica

Neste caso de uso, o sistema visa Identificar a evolução do aluno no curso, através de seus acessos e suas atividades no ambiente.

#### Pré-Condições

Usuário registrado na plataforma como docente ou administrador.

#### Fluxo de eventos

- Fluxo básico

Passo	Ação
1	Com a interação do usuário na plataforma o sistema emite relatórios e salva para um determinado professor ou administrador ter controle;
2	O professor ou administrador logado na plataforma, o sistema apresenta uma tela com os relatórios do aluno (TELA 6).

3	O professor/administrador dentro da plataforma tem acesso aos relatórios podendo emitir esses relatórios por “Período“, “status“, “Curso“
4	De acordo com o método de emissão de relatório escolhido pelo usuário um dos subfluxos são executados: <ul style="list-style-type: none"> <li>• Se o usuário optar por listar os cursos por “PERÍODO“, o subfluxo “Período_curso“ é executado.</li> <li>• Se o usuário optar por listar os cursos por “STATUS“, o subfluxo “Status_curso“ é executado.</li> <li>• Se o usuário optar por listar os cursos por “CURSO“, o subfluxo “Curso“ é executado.</li> </ul>

- Subfluxo Período\_curso

Passo	Ação
4	O sistema lista para o professor/administrador os alunos com seu determinado progresso no curso e seu último acesso de um determinado período de data;

- Subfluxo Status\_curso

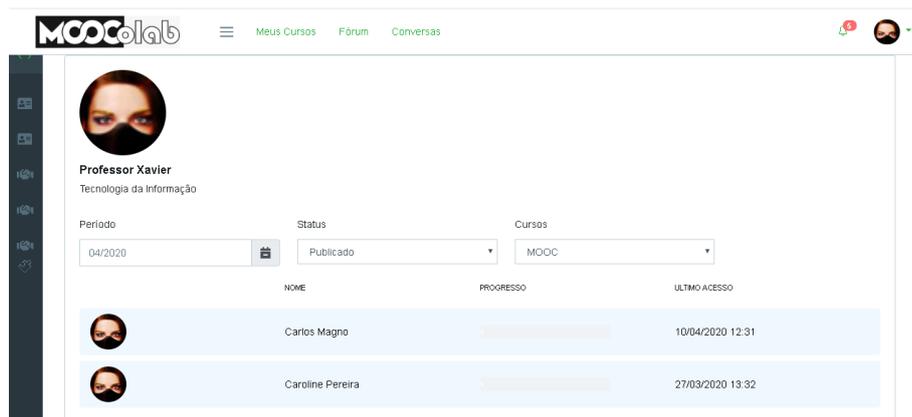
Passo	Ação
4	O sistema lista para o professor/administrador os alunos que tiveram seu status “RASCUNHO“, “PENDENTE“, “CANCELADO“;

- Subfluxo Curso

Passo	Ação
4	O sistema expande as informações com o curso da modalidade que o usuário deseja listar;
5	com a modalidade escolhida, o sistema lista para o usuário os alunos com seu determinado progresso no curso e seu último acesso da modalidade escolhida.

### *Ilustrações de telas*

#### *Tela 6 - Tela de relatórios do aluno*



#### Caso de Uso 4 - Avaliar aspectos colaborativos no curso

##### Descrição básica

Neste caso de uso, o sistema verificar como os alunos estão interagindo no ambiente através de fóruns, chats e envio de e-mails.

##### Pré-Condições

Usuário registrado no ambiente virtual.

##### Fluxo de eventos

- Fluxo básico

Passo	Ação
1	Com o usuário logado no ambiente virtual o discente tem a opção de interagir no ambiente através de fóruns, ou chats;
2	Com a interação do usuário na plataforma, o sistema procede com sistema de recomendação;
3	De acordo com a forma de interação escolhida pelo usuário, um dos subfluxos são executados: <ul style="list-style-type: none"> <li>• Se o usuário optar por escolher a opção “FÓRUM“, o subfluxo “forum_curso“ é executado.</li> <li>• Se o usuário optar por escolher a opção “CONVERSAS“, o subfluxo “chat_curso“ é executado.</li> </ul>

- Subfluxo forum\_curso

Passo	Ação
3	O sistema apresenta uma tela com os principais fóruns para o aluno interagir ( <b>TELA 7</b> ).
4	Caso o usuário opte por criar um novo fórum, o subfluxo “criar_fórum “ é executado.

- Subfluxo criar\_forum

Passo	Ação
4	O sistema apresenta para o usuário preencher as seguintes informações sobre seu novo post;
5	Caso o usuário opte por sair o sistema cancela o incremento de dados.

- Subfluxo chat\_curso

Passo	Ação
4	O sistema apresenta uma tela com os principais alunos para interação dentro da plataforma ( <b>TELA 8</b> ).
5	O usuário tem livre arbítrio dentro do ambiente virtual para acessar qualquer conversa anterior;
6	Caso o usuário opte por pesquisar suas conversas pelo nome de usuário o subfluxo “pesquisar_conversa “
7	Caso o usuário opte por iniciar uma nova conversa o subfluxo “iniciar_conversa “ é executado.

- Subfluxo pesquisar\_curso

Passo	Ação
6	O sistema faz uma busca no banco de dados de conversas, o determinado nome consultado;
5	Caso o campo de preenchimento esteja vazio, o sistema emite um alerta para o usuário explicando o erro.

- fluxo de exceção do subfluxo pesquisar\_curso

## 2. Verificação de campo nome vazio

**1.1** Caso o usuário esqueça de digitar o nome para listar as conversas.

**1.2** caso o campo nome esteja vazio o sistema fornece um alerta para o usuário informando a exceção.

**1.3** O sistema impede a continuação do subfluxo “pesquisar\_curso” até que a exceção seja tratada pelo usuário.

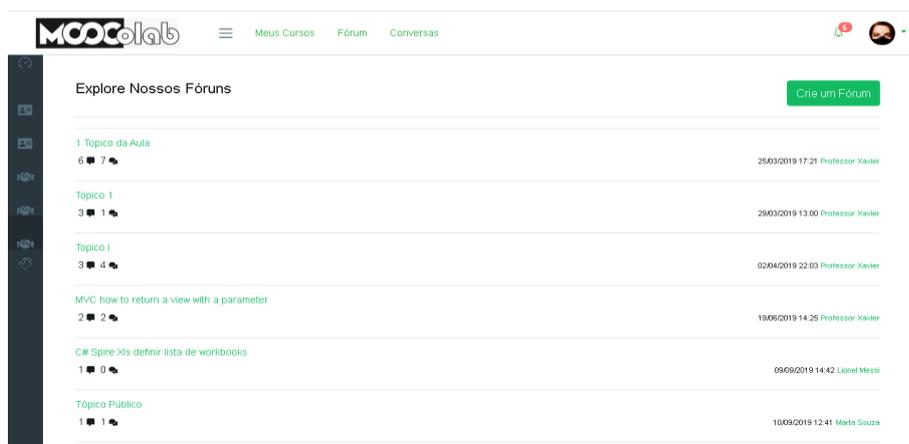
**1.4** O sistema continua no próximo item do subfluxo caso a verificação seja falsa.

- Subfluxo iniciar\_conversa

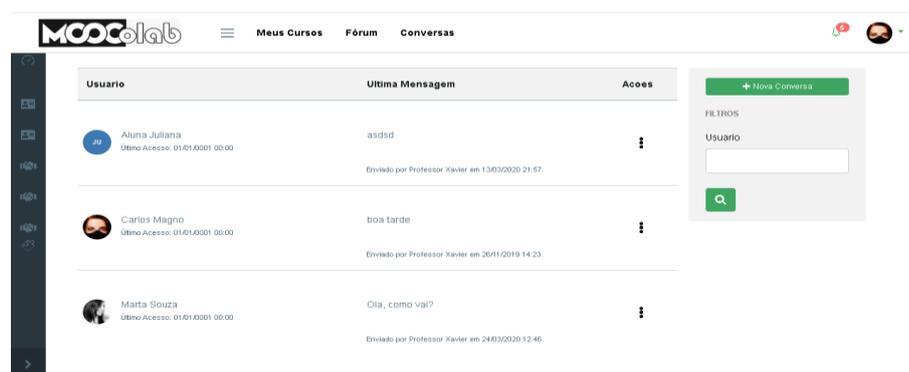
Passo	Ação
8	O sistema lista todos os usuários disponíveis para conversa;
9	Caso o usuário escolha iniciar uma conversa, o chat é iniciado.

## Ilustrações de telas

Tela 7 - tela fórum público



Tela 8 - tela de interação com os alunos (Chat)



## Caso de Uso 5 - Gerenciar notas de alunos

### Descrição básica

Neste caso de uso, o sistema identificar o andamento da realização das atividades dos alunos no ambiente.

### Pré-Condições

Usuário registrado na plataforma.

### Fluxo de eventos

- Fluxo básico

Passo	Ação
1	Com a conclusão de questionários o sistema salva no banco de dados médias e pontuação para o administrador/professor ter controle;
2	O professor ao entrar na <i>dashboard</i> tem controle de todos os relatórios emitidos pelo sistema entre eles médias de avaliação ( <b>TELA 9</b> ).
3	O sistema automaticamente faz o incremento de dados e retorna para <i>dashboard</i> a média de avaliações por curso

4	O sistema também fornece correções para o professor de questionários de um determinado aluno.
---	-----------------------------------------------------------------------------------------------

### Ilustrações de telas

Tela 9 - tela média de avaliações



### Caso de Uso 6 - Identificar possibilidade de evasão

#### Descrição básica

Neste caso de uso, o sistema através dos acessos e comportamento dos alunos verificar uma potencial evasão e enviar e-mails de notificação

#### Pré-Condições

Usuário registrado na plataforma.

#### Fluxo de eventos

- Fluxo básico

Passo	Ação
1	Com a interação do aluno na plataforma o sistema identifica e classifica os alunos com possibilidade de evasão na plataforma;
2	Caso o sistema identifique que o aluno está a muito tempo sem acesso na plataforma o sistema considera como possibilidade de evasão;
3	De acordo com a forma de interação do aluno o sistema identifica como possibilidade de evasão e executa os seguintes passos: <ul style="list-style-type: none"> <li>• Se o usuário estiver classificado com possibilidade de evasão, o subfluxo "sistema_email" é executado.</li> </ul>

- Subfluxo sistema\_email

Passo	Ação
3	O serviço de notificação é ativado ao sistema verificar um aluno com possibilidade de evasão dentro do ambiente virtual.
5	O serviço de notificação faz o envio de emails para o usuário com possibilidade de evasão na tentativa de voltar o mesmo para plataforma;
6	Caso o sistema identifique que aquele usuário não tem possibilidade de evasão o sistema

de notificação é cancelado.
-----------------------------

### Caso de Uso 7 - Avaliar o comportamento do aluno no ambiente

#### *Descrição básica*

Neste caso de uso, o sistema a partir das variáveis de interação no ambiente será realizado o mapeamento do comportamento dos alunos classificando-os em 7 tipos de clusters.

#### *Pré-Condições*

Usuário registrado na plataforma.

#### *Fluxo de eventos*

- Fluxo básico

Passo	Ação
1	O sistema com a interação do aluno na plataforma , o sistema cria variáveis de interação no ambiente;
2	O Sistema faz o mapeamento de comportamento usando as variáveis de interação do aluno;
3	O sistema expande o conteúdo com as opções de gerenciamento;
4	O sistema classifica o aluno em 7 tipos de clusters.

### Caso de Uso 8 - Recomendar alunos no *Framework*

#### *Descrição básica*

Neste caso de uso, o sistema a partir da análise do comportamento do aluno no ambiente propor a recomendação de colegas para promover a interação e troca de informações.

#### *Pré-Condições*

Usuário registrado na plataforma.

#### *Fluxo de eventos*

- Fluxo básico

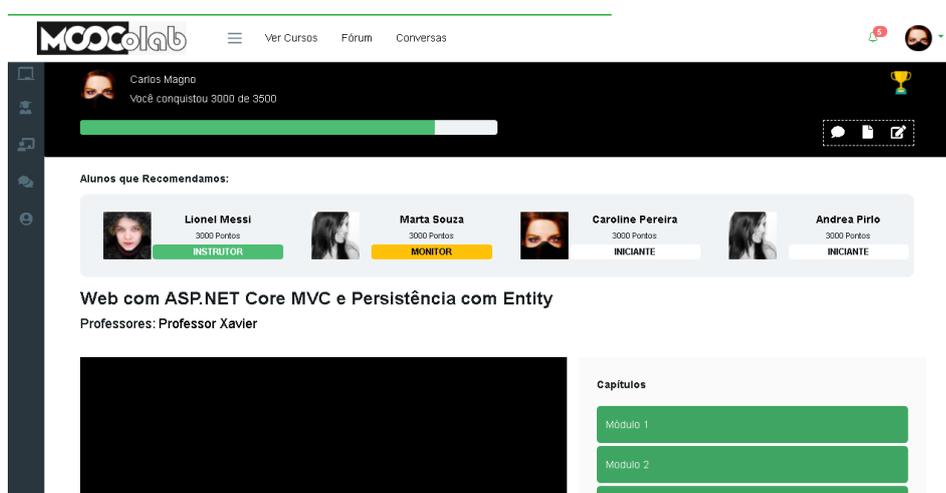
Passo	Ação
1	O usuário entra na página inicial do curso;
2	De acordo com o decorrer do curso o sistema faz a análise de comportamento do aluno no ambiente;
3	O sistema faz a recomendação de alunos de acordo com a análise de comportamento do aluno ( <b>TELA 10</b> ).
4	Caso o usuário opte por clicar em algum aluno recomendado, o subfluxo “recomendação“ é executado.

- Subfluxo recomendação

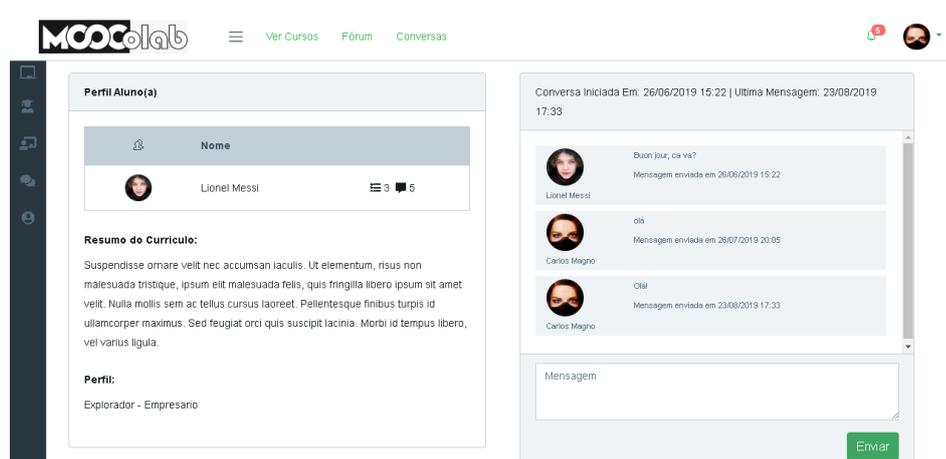
Passo	Ação
4	O sistema apresenta a tela principal de conversa para o usuário ( <b>TELA 11</b> ).
5	O sistema faz o detalhamento do usuário recomendado;
6	Caso o usuário opte por voltar, o fluxo básico é executado.

### Ilustrações de telas

Tela 10 - tela de recomendação



Tela 11 - tela de conversa/recomendação



## Caso de Uso 9 - – Verificar a reputação do aluno no ambiente

### Descrição básica

Neste caso de uso, o sistema conhece o feedback do aluno em relação ao processo de colaboração com seus pares.

### Pré-Condições

Usuário devidamente registrado na plataforma.

#### *Fluxo de eventos*

- Fluxo básico

<b>Passo</b>	<b>Ação</b>
1	O sistema de acordo com a interação do aluno no ambiente, faz o mapeamento de dados;
2	De acordo com a interação é o progresso do aluno o sistema gera um feedback podendo classificar o aluno de acordo com processo de colaboração.
3	O sistema segue a classificação;
4	O sistema cria uma reputação para o aluno de acordo com seu feedback.
5	Caso o usuário seja classificado com um feedback negativo, o sistema inicia o processo de recomendação de alunos;

#### **Caso de Uso 10 - – Criar recompensas aos alunos**

##### *Descrição básica*

Neste caso de uso, o sistema disponibilizar no ambiente recompensas a partir da interação deste no ambiente.

##### *Pré-Condições*

Usuário registrado na plataforma.

#### *Fluxo de eventos*

- Fluxo básico

<b>Passo</b>	<b>Ação</b>
1	O sistema faz a análise da interação do ambiente do usuário;
2	O sistema cria recompensas para o aluno, caso ele tenha um feedback positivo;
3	O sistema cria um sistema de pontuação para influenciar o uso da plataforma.
4	Caso o usuário tenha um feedback negativo no sistema, o sistema segue com processo de recomendação para evitar evasão na plataforma.

#### **Caso de Uso 11 - Avaliar o processo de colaboração**

##### *Descrição básica*

Neste caso de uso, o sistema avaliar o processo de recomendação e colaboração a partir da evolução da habilidade dos alunos (pré-teste e pós-teste).

##### *Pré-Condições*

Usuário registrado na plataforma.

### *Fluxo de eventos*

- Fluxo básico

Passo	Ação
1	O usuário faz a interação no ambiente;
2	O sistema faz a análise de comportamento do usuário
3	Com os resultados o sistema faz a emissão na <i>dashboard</i> os dados ( <b>TELA 12</b> ).
4	Ao término de um curso o usuário faz pré-testes e pós testes
5	O sistema salva esses dados e gerar relatórios para o professor/administrador
6	Caso o professor opte por fazer correções de pós e pré-testes o subfluxo “correção_questionario“ é executado.

- Subfluxo correção\_questionario

Passo	Ação
6	O sistema gera um formulário para o professor corrigir o formulário feito pelo aluno
7	Caso o usuário opte por encerrar a correção o fluxo básico é retomado.

### *Ilustrações de telas*

*Tela 12 - tela de dashboard colaboração*



## **Caso de Uso 12 - Avaliar a evolução da turma**

### *Descrição básica*

Neste caso de uso, o sistema disponibiliza aos docentes e gestores relatórios e gráficos (*dashboard*) para avaliar as estratégias de aprendizagem colaborativas empregadas no ambiente.

### *Pré-Condições*

Usuário registrado na plataforma como docente, gestor.

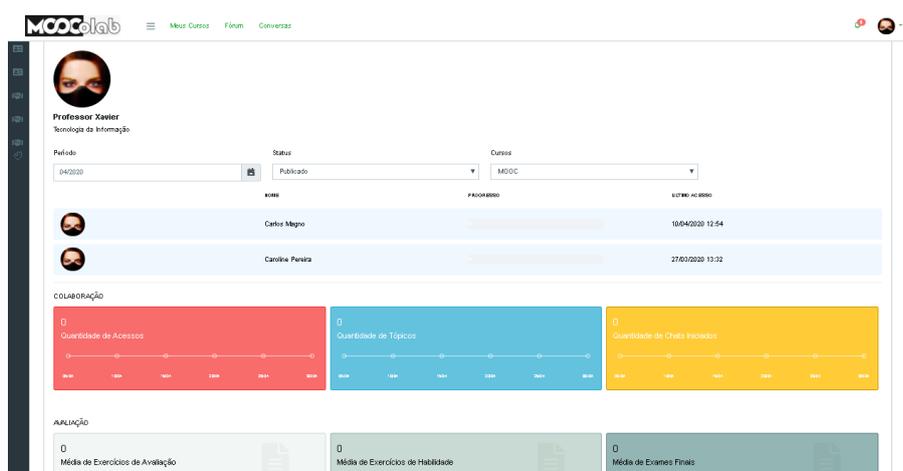
### Fluxo de eventos

- Fluxo básico

Passo	Ação
1	O sistema de acordo com a interação no ambiente gera os relatórios e salva na <i>dashboard</i> ;
2	De acordo com o processo de colaboração o sistema faz a emissão de relatórios;
3	O usuário logar na plataforma e o sistema emite a <i>dashboard</i> para o mesmo ( <b>TELA 13</b> )
4	O usuário tem controle de todos os relatórios emitidos pelo sistema;
5	Com os relatórios emitido pelo sistema o usuário estratégias de aprendizagem colaborativas empregadas no ambiente.

### Ilustrações de telas

Tela 13 - tela de dashboard relatórios



## APÊNDICE F – ROTEIRO DE ENTREVISTAS DOCENTES

O MOOColab é um *Framework* de Colaboração em ambientes massivos, fruto da minha tese de Doutorado, que foi desenvolvido e está sendo implantado no IFAC para ser disponibilizado aos gestores e docentes. O objetivo é permitir que todos utilizem e desenvolvam cursos massivos, gerando, assim, a oportunidade de partilhar conhecimentos com várias pessoas.

O *Framework* MOOColab foi desenvolvido com base em dois conceitos: *Learning Analytics*, que foi utilizado para possibilitar uma melhor compreensão dos percursos que os alunos realizam ao interagir no ambiente; e Sistemas de Recomendação, utilizado para recomendar colegas a outros para potencializar a colaboração entre os alunos.

Assim, gostaríamos do seu feedback em relação às estratégias de ensino utilizadas no MOOColab, com seus meios de comunicação, vídeos, anotações e atividades, além da recomendação de pares visando promover um ambiente mais participativo e ativo.

### Dados sócio-demográficos

- 14) Qual a sua formação?
- 15) Qual a sua experiência profissional?
- 16) Qual a sua experiência em EaD?
- 17) Há quanto tempo atua na Educação a Distância?
- 18) Que plataformas você utilizou?

### Para contextualizar

- 19) Quais as principais características de um ambiente massivo?
- 20) Você já participou como aluno de um curso massivo? Qual a sua percepção sobre esses cursos?
- 21) Já auxiliou no planejamento de um curso massivo?
- 22) Como você define Colaboração e Aprendizagem Colaborativa?
- 23) Na sua opinião, como devemos promover a colaboração em um ambiente massivo?

### Específicas do ambiente

- 24) Como você avalia a disponibilização das ferramentas de comunicação no MOOColab? São suficientes? Se não, qual a sua sugestão?
- 25) Qual a sua avaliação em relação a estratégia de ensino com a disponibilização de vídeos, atividades e materiais complementares?
- 26) Acredita que a recomendação de pares no MOOColab é uma estratégia eficiente para a promoção da aprendizagem colaborativa?

- 27) Na sua opinião, os dados presentes nos gráficos do *dashboards* são suficientes para os alunos visualizarem a sua evolução no curso? O que você acrescentaria?
- 28) O *dashboard* no perfil de docentes traz informações suficientes para a análise da evolução individual e coletiva dos alunos? Se não, o que você acrescentaria?
- 29) O ambiente estimula a realização das atividades, levando em consideração as discussões realizadas entre os colegas no curso?
- 30) Na sua opinião, como considera a estratégia de atribuir pontuação aos alunos que têm um comportamento participativo no MOOColab?
- 31) Qual a sua opinião sobre a usabilidade do MOOColab?
- 32) Na sua opinião, quais os pontos positivos do MOOColab?
- 33) Que sugestões de melhorias você daria para o MOOColab?

### **Gestão**

- 34) Como Coordenador da EaD, acredita que a instituição vai aprovar a ideia de institucionalização do MOOColab no IFAC?
- 35) Que benefícios o MOOColab pode trazer para a instituição?
- 36) Como gestor que ações podem ser planejadas para popularizarmos o MOOColab no meio acadêmico?

## APÊNDICE G - AVALIAÇÃO INICIAL

1. A definição de usabilidade é a interação entre o usuário e uma marca é uma experiência de uso. O trabalho do designer é garantir que as necessidades do usuário sejam atendidas e, se possível, com prazer durante o processo.

A definição de usabilidade é a interação entre o usuário e uma marca é uma experiência de uso. O trabalho do designer é garantir que as necessidades do usuário sejam atendidas e, se possível, com prazer durante o processo.

Verdadeiro

Falso

2. As imagens do seu projeto deve ter um tratamento especial em alta qualidade para garantir um Layout moderno e agradável, mediante ao exposto podemos inserir imagens sem se preocupar com seu tamanho do arquivo.

Verdadeiro

Falso

3. A tag é um elemento estrutural que não possui qualquer significado semântico. Ela serve para dar estilo o conteúdo através do CSS. As não possui características de elementos de bloco.

Verdadeiro

Falso

4. A tag serve para dar mais importância a uma palavra no texto. O Browser geralmente renderiza em negrito a palavra.

Verdadeiro

Falso

5. A tipografia se faz algum sentido? Ela é visual e histórico?

Verdadeiro

Falso

6. A tipologia sem serifa elas são neutras funcionam bem em corpo de texto, usada frequentemente na web para compor o texto.

A tipologia sem serifa elas são neutras funcionam bem em corpo de texto, usada frequentemente na web para compor o texto.

Verdadeiro

Falso

7. Conforme aula ministrada os tamanhos padrões de tipo de fontes para web são: 11px, 14px, 18px, 24px, 36px e 48px.

Conforme aula ministrada os tamanhos padrões de tipo de fontes para web são: 11px, 14px, 18px, 24px, 36px e 48px.

Verdadeiro

Falso

8. Conforme aula ministrada quais das IDE iremos trabalhar na disciplina Web Designer

a) Ps, Ai, Id, Dw, Fw, Fl, Sublime Text, Corel

b) Ps, Ai, Id, Dw, Fw, Fl, Corel

c) Ps, Ai, Id, Fw, CorelDraw

d) Ps, Ai, Id, Fw, Sublime Text, CorelDraw

9. CSS é uma linguagem de estilo:

Verdadeiro

Falso

10. Escreva com suas palavras o que é Web Designer

Escreva com suas palavras o que é Web Designer

11. Formulário são utilizados para envio de dados ao servidor e sua tag é representada por

Verdadeiro

Falso

12. São elementos semânticos que servem para estruturar o documento.

Verdadeiro

Falso

13. Hoje na Web existem vários tipos de browsers, qual a importância de compreender todos?

Hoje na Web existem vários tipos de browsers, qual a importância de compreender todos?

14. Marque a alternativa correta sobre tipos de Linguagens de Programação

PHP, Ruby, C++, Python, Java

PHP, Ruby, HTML, C++, Python, Java

PHP, Ruby, C++, HTML

PHP, Ruby, C++, Python, Java, CSS e HTML

15. O código abaixo apresentado denomina uma linguagem de Estilo?

Verdadeiro

Falso

16. O código abaixo apresentado denomina uma linguagem de Script?

Verdadeiro

Falso

17. O código abaixo está correto?

`<p>`

Primeiro parágrafo. `<p>`

`<p>`Segundo parágrafo`<p>`

Verdadeiro

Falso

18. O JavaScript uma linguagem de:

Linguagem de Script;

Linguagem Orientado ao Objeto;

Linguagem de Marcação;

Linguagem de Script/Marcação;

19. O QUE É CODIFICAR?

“É um conjunto de signos usados na transmissão e recepção de mensagens.” Dicionário inFormal.

Verdadeiro

Falso

20. O que é HTML?

Linguagem de Marcação?

Linguagem de Programação?

Linguagem Orientada ao Objeto?

Uma linguagem Híbrida.

Linguagem de Baixo nível?

21. O que é Tipografia?

O que é Tipografia?

22. O que é um Servidor WEB?

O servidor é onde o seu site fica hospedado.

É S.O. do seu PC;

É o sistema de arquivos;

É serviço de Banco de Dados;

É uma vez que você guarda seus arquivos e instala o sistema operacional disponível somente uma vez por semana;

23. Para definir a altura da linha basta você multiplicar 2,5 x (tamanho da fonte).

Para definir a altura da linha basta você multiplicar 2,5 x (tamanho da fonte).

Verdadeiro

Falso

24. Posso usar vários tipos de ?

Verdadeiro

Falso

25. Principais IDE de desenvolvimento:

Sublime Text, Brackets, Notepad++, Coda, Dreamweaver;

Sublime Text, Brackets, Notepad++, Coda, CorelDraw;

Sublime Text, Brackets, Notepad++, Coda, PS;

FireWorks, Brackets, Notepad++, Coda, Dreamweaver

26. Qual a diferença entre UX e UI?

Qual a diferença entre UX e UI?

27. São elementos semânticos que servem para estruturar o documento.

Verdadeiro

Falso

28. Tipografia serifadas são clássicas, funcionam bem em corpo de texto, usadas frequentemente em livros para compor o texto.

Tipografia serifadas são clássicas, funcionam bem em corpo de texto, usadas frequentemente em livros para compor o texto.

Verdadeiro

Falso

29. Tipos de tipo tipologia sem serifa: Helvética, Arial e Times New Roman

Tipos de tipo tipologia sem serifa: Helvética, Arial e Times New Roman

Verdadeiro

Falso

30. Toda página deve possuir um, já que este é o título principal que identifica a página.

Verdadeiro

Falso

31. Uma estrutura básica de página HTML é formada conforme imagem abaixo?

Verdadeiro

Falso

## APÊNDICE H - AVALIAÇÃO FINAL

1 - Apesar de parecerem sinônimos web e internet possuem conceitos diferentes. Assinale a resposta correta:

- a) A Internet é uma forma de acesso à informação sobre o meio da Web.
- b) A internet é uma grande rede de pessoas e usa o protocolo http para acessar os dados.
- c) A web é uma parte visível da internet.
- d) A web é uma grande rede de redes e conecta milhões de computadores em conjunto.
- e) Nenhuma das alternativas

2 - A URL (Uniform Resource Locator) é o padrão utilizado para identificar a localização de qualquer recurso disponibilizado na internet. Nessa padronização, caso o URL seja de uma página web (site), ele deve ser iniciado por:

- a) web:
- b) ftp:
- c) http:
- d) html:
- e) tcp:

3 - A linguagem de escrita de documentos e especificação de sítios da Web, que é nativa aos navegadores, é:

- a) Google
- b) Pascal.
- c) Facebook.
- d) HTML.
- e) HTTP

4 - Utilizando um navegador típico para acessar uma página Web da Internet, deve-se informar o endereço ou o identificador da página desejada. Esse identificador é conhecido como:

- a) Host.
- b) Server.
- c) W.
- d) DNS.
- e) URL.

5 - Marque V ou F:

- ( ) HTML é uma linguagem de marcação
- ( ) A mais recente versão da linguagem HTML é o HTML4
- ( ) A tag que marca um parágrafo é <par>
- ( ) A tag <title> marca o título de um documento HTML
- ( ) CSS é uma linguagem de programação
- ( ) Não possível definir layout, cores e fontes com CSS
- ( ) Um mesmo conteúdo pode receber diferentes estilos CSS

6 - HTML é uma linguagem de marcação baseada em texto. Por ser livre e gratuita, você não precisa de nenhum software ou programa para produzir HTML, basta um editor de texto sem formatação. Faça a correspondência entre os editores e os sistemas operacionais:

- |                   |             |
|-------------------|-------------|
| 1. Bloco de Notas | ( ) Linux   |
| 2. TextEdit       | ( ) Windows |
| 3. Gedit          | ( ) MAC     |

7 - Analise a imagem abaixo e identifique as principais funções das tags apresentadas

```

1 <!DOCTYPE html>
2 <html lang="en-US">
3 <head>
4 <meta charset="UTF-8" />
5 <title>Range type</title>
6 </head>
7
8 <body>
9
10 <input name="valuex" type="range"
11 value="12.4" step="0.2"
12 min="0" max="20" />
13
14 </body>
15
16 </html>
17

```

- |                    |                                                                      |
|--------------------|----------------------------------------------------------------------|
| 1. <!DOCTYPE html> | ( ) Indica para o browser como o conteúdo va ser lido e interpretado |
| 2. <head>          | ( ) Indica o título do site                                          |
| 3. <title>         | ( ) Conteúdo visível para o usuário                                  |
| 4. <body>          | ( ) Cabeçalho                                                        |

8 - Uma das maiores novidades do HTML 5 é a possibilidade de atribuir às diversas seções estruturais do documento um elemento próprio, nativo da linguagem, e construir uma grande estrutura semântica em que cada elemento é rico em significados tanto para o código como para o usuário. Assim, faça a correspondência:

- |            |                                                                                                           |
|------------|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| 1. Article | ( ) Indica informações contextuais, assunto relacionados, publicidade ou um grupo d navegação secundária. |
| 2. Aside   | ( ) Representa um conteúdo independente altamente relevante. Pode ser post, um artigo um bloco de texto.  |

3. Footer  O elemento marca a área inferior, ou rodapé do conteúdo geral do documento ou do conteúdo de uma seção específica à qual está subordinada.
4. Header  É uma seção do documento que agrupa link para outras partes do site ou aplicativo.
5. Nav  É formado por um bloco de conteúdo que pode conter um ou mais elementos de títulos, subtítulos, campo de busca, elementos de navegação, um logo ou banner, ou uma introdução.

9. O elemento script delimita um trecho de outra linguagem dentro de um documento HTML. Marque a linguagem de script mais utilizada atualmente na WEB?

- a) ActionScript
- b) VBScript
- c) JavaScript
- d) WebScript
- e) Dreamweaver

10. O HTML5 aceita um conjunto de APIs que fortalece, integra e valoriza a camada de desenvolvimento do lado do usuário, o chamado client side, através de aplicações que permitem geolocalização, controle de áudio e vídeo, arrastar componentes (drag & drop), desenhar bitmaps (canvas), criar aplicações offline e realizar ações que antes demandavam tecnologias acessórias (os plugins). Por API entende-se:

- a) Application Programming Interface - interface que permite a interação entre os softwares, facilitando sua integração de maneira semelhante a uma interface que auxilia na comunicação entre nós, usuários, e os dispositivos.
- b) Application Programming Interface - interface que permite a codificação da linguagem HTML para o browser, permitindo a visualização do conteúdo pelo usuário
- c) Application Programming Interface - interface que permite importar ou incorporar ao documento HTML um script no lado cliente (client side) geralmente do tipo JavaScript (JS).

10. Qual o elemento indica uma lista não ordenada no HTML?

- a) <list>
- b) <dl>
- c) <ol>
- d) <ul>
- e) Nenhuma das alternativas

11. Qual marcação correta para criar um link em HTML?

- a) <a url="http://www.timtec.com.br">timtec.com.br</a>
- b) <a name="http://www.timtec.com.br">timtec.com.br</a>

- c) <a>http://www.timtec.com.br</a>
- d) <a href="http://www.timtec.com.br">TIMTEC</a>
- e) Nenhuma das alternativas

12. Qual o resultado esperado do código HTML abaixo:

```
1 <!DOCTYPE html>
2 <html>
3   <head></head>
4   <body>
5       <!-- Dento do corpo básico de um documento web,
6           insira a imagem do trompete
7           http://mooc.timtec.com.br/media/html5/trompete.jpg
8           indicando o caminho completo da URL-->
9
10  </body>
11 </html>
```

- a) Será exibida uma lista não ordenada
- b) Aparecerá uma figura com o nome trompete.jpg
- c) Será exibida uma lista ordenada
- d) Aparecerá uma página em branco
- e) Será exibida uma tela com todos os códigos descritos.

13. Utilizando o CSS qual a sintaxe correta para modificar a cor de fundo de um documento HTML?

- a) body;background-color=#000000;
- b) {body;background-color=#000000;}
- c) {body;background-color:#000000;}
- d) body {background-color:#000000;}
- e) Nenhuma das alternativas

14. Qual elemento do HTML é usado para marcar o uso de uma folha de estilo interna?

- a) <css>
- b) <internal>
- c) <html>
- d) <style>

e) <body>

15. Levando em consideração a utilização do uso do CSS, qual o código correto para inserir uma imagem “foto.jpg” como fundo de um documento web de maneira que ela não se repita?

- a) body { background : url("foto.jpg"); background-image: no-repeat; }
- b) body { background-image: url("foto.jpg"); background-no-repeat; }
- c) body { background-image: url("foto.jpg"); background-repeat: no-repeat; }
- d) body : background-image: url("foto.jpg"); background-repeat: no-repeat;
- e) Nenhuma das alternativas

16. Qual a regra do CSS3 que permite utilizar fontes que não estejam presentes no sistema operacional do usuário?

- a) @page
- b) @font-stack
- c) @external-font
- d) @font-face
- e) @media

17. Como podemos vincular o HTML ao CSS?

- a) <link rel="css" href="style.css">
- b) <link rel="stylesheet" href="style.css">
- c) <link rel="css" href="style.html">
- d) <a href="style.css">
- e) <link html to css>

18. Relacione:

- |               |                   |
|---------------|-------------------|
| 1. HTML       | ( ) Formatação    |
| 2. CSS        | ( ) Comportamento |
| 3. JavaScript | ( ) Informação    |

19. Como podemos melhorar a usabilidade de um site:

- a) Dividindo o layout em áreas claramente bem definidas.
- b) Melhorando a performancee velocidade do site.

- c) Definindo um fluxo de navegação claro.
- d) Elaborando textos claros e objetivos para os elementos da interface.
- e) Todas as alternativas são verdadeiras.

## APÊNDICE I – QUESTIONÁRIO MBTI

1 – Você acha difícil se apresentar para outras pessoas.

Concordo         Discordo

2 - Você fica frequentemente tão absorto em seus pensamentos que ignora ou esquece do seu entorno.

Concordo         Discordo

3 - Você tenta responder aos seus e-mails o mais rapidamente possível e não suporta uma caixa de entrada bagunçada.

Concordo         Discordo

4 - Você permanece relaxado e concentrado mesmo sob pressão.

Concordo         Discordo

5 - Geralmente, você não inicia conversas.

Concordo         Discordo

6 - Você raramente faz alguma coisa por pura curiosidade.

Concordo         Discordo

7 - Você se sente superior às outras pessoas.

Concordo         Discordo

8 - Ser organizado é mais importante para você do que ser adaptável.

Concordo         Discordo

9 - Você é geralmente muito motivado e cheio de energia.

Concordo         Discordo

10 - Vencer um debate significa menos para você do que assegurar que ninguém fique aborrecido.

Concordo         Discordo

11 - Você frequentemente sente que tem que se justificar para outras pessoas.

Concordo         Discordo

12 - Seus ambientes doméstico e de trabalho são bem organizados.

Concordo         Discordo

13 - Você não se importa em ser o centro das atenções.

Concordo         Discordo

14 - Você se considera mais prático do que criativo.



29 - Você não deixa outras pessoas influenciarem suas ações.

Concordo         Discordo

30 - Seus sonhos têm a tendência de se concentrar no mundo real e seus eventos.

Concordo         Discordo

31 - Não leva muito tempo para você começar a se envolver em atividades sociais em seu novo local de trabalho.

Concordo         Discordo

32 - Você é mais um improvisador nato do que um planejador cuidadoso.

Concordo         Discordo

33 - Suas emoções o controlam mais do que você as controla.

Concordo         Discordo

34 - Você aprecia ir a eventos sociais que envolvem o uso de fantasias ou encenação.

Concordo         Discordo

35 - Você frequentemente despense tempo explorando ideias irrealistas e impraticáveis, ainda que intrigantes.

Concordo         Discordo

36 - Você prefere improvisar do que despender tempo para criar um plano detalhado.

Concordo         Discordo

37 - Você é uma pessoa relativamente reservada e sossegada.

Concordo         Discordo

38 - Se você tivesse uma empresa, acharia muito difícil demitir funcionários leais mas com baixo desempenho.

Concordo         Discordo

39 - Você frequentemente contempla as razões da existência humana.

Concordo         Discordo

40 - A lógica é geralmente mais importante que o coração na hora de se tomar decisões importantes.

Concordo         Discordo

41 - Manter suas opções em aberto é mais importante do que manter uma lista de afazeres.

Concordo         Discordo

42 - Se seu amigo está triste por algum motivo, é mais provável que você ofereça apoio emocional do que sugestões para enfrentar o problema.

Concordo         Discordo

43 - Você raramente se sente inseguro.

- Concordo         Discordo
- 44 - Você não tem dificuldades em criar um cronograma pessoal e em segui-lo.
- Concordo         Discordo
- 45 - Estar certo é mais importante do que ser cooperativo, quando se trata de trabalho em equipe.
- Concordo         Discordo
- 46 - Você acha que a visão de todos deve ser respeitada, independentemente de ser ou não baseada em fatos.
- Concordo         Discordo
- 47 - Você se sente com mais energia após despendendo tempo com um grupo de pessoas.
- Concordo         Discordo
- 48 - Você perde suas coisas com frequência.
- Concordo         Discordo
- 49 - Você se vê como muito estável emocionalmente.
- Concordo         Discordo
- 50 - Sua mente está sempre trabalhando com ideias e planos inexplorados.
- Concordo         Discordo
- 51 - Você não se chamaria de sonhador.
- Concordo         Discordo
- 52 - Você geralmente acha difícil relaxar ao se dirigir para muitas pessoas.
- Concordo         Discordo
- 53 - Falando de modo geral, você confia mais em sua experiência do que em sua imaginação.
- Concordo         Discordo
- 54 - Você se preocupa demais com o que as outras pessoas pensam.
- Concordo         Discordo
- 55 - Se o ambiente está lotado, você fica perto das paredes, evitando o centro.
- Concordo         Discordo
- 56 - Você tem uma tendência a procrastinar até não haver mais tempo para fazer tudo.
- Concordo         Discordo
- 57 - Você se sente muito ansioso em situações de estresse.
- Concordo         Discordo
- 58 - Você acredita que é mais recompensador ser querido pelos outros do que poderoso.

