

Universidade Federal da Paraíba
Centro de Informática
Programa de Pós-Graduação em Informática

Uma análise das interações discentes em fóruns de
discussão online de Ambientes Virtuais de Aprendizagem
através da Análise de Redes Sociais

Jarbele Cássia da Silva

Dissertação submetida à Coordenação do Curso de Pós-Graduação em
Informática da Universidade Federal da Paraíba como parte dos
requisitos necessários para obtenção do grau de Mestre em Informática.

Área de Concentração: Ciência da Computação
Linha de Pesquisa: Computação Distribuída

Alisson Vasconcelos Brito
(Orientador)

João Pessoa, Paraíba, Brasil

©Jarbele Cássia da Silva, 08 de Maio de 2015

**Uma análise das interações discentes em fóruns de
discussão online de Ambientes Virtuais de
Aprendizagem através da Análise de Redes Sociais**

Dissertação de Mestrado submetida ao curso de
Pós-Graduação em Informática da Universidade
Federal da Paraíba como requisito parcial para
obtenção do título de Mestre em Informática.

Orientador: Prof. Dr. Alisson Vasconcelos Brito

S586u Silva, Jarbele Cássia da.

Uma análise das interações discentes em fóruns de discussão online de Ambientes Virtuais de Aprendizagem através da Análise de Redes Sociais / Jarbele Cássia da Silva.- João Pessoa, 2015.

122f. : il.

Orientador: Alisson Vasconcelos Brito

Dissertação (Mestrado) - UFPB/CI

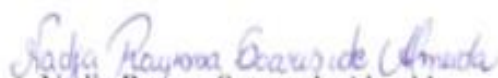
1. Informática. 2. Computação distribuída. 3. Ambientes virtuais de aprendizagem. 4. Interações online. 5. Redes sociais - análise. 6. Informática na educação.

UFPB/BC

CDU: 004(043)

Ata da Sessão Pública de Defesa de Dissertação de
Mestrado de **JARBELE CASSIA DA SILVA**,
candidato ao título de Mestre em Informática na
Área de Sistemas de Computação, realizada em 08
de maio de 2015.

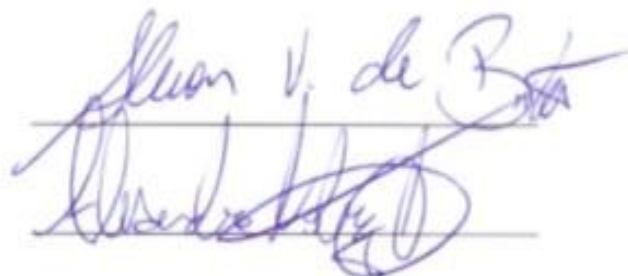
Ao oitavo dia do mês de maio do ano de dois mil e quinze, às oito horas e trinta minutos,
no Centro de Informática - Universidade Federal da Paraíba (unidade Mangabeira),
reuniram-se os membros da Banca Examinadora constituída para examinar o candidato ao
grau de Mestre em Informática, na área de "*Sistemas de Computação*", na linha de pesquisa
"*Sinais, Sistemas e Gráficos*", a **Sra. Jarbele Cássia da Silva**. A comissão examinadora foi
composta pelos professores doutores: **Alisson Vasconcelos de Brito (PPGI-UFPB)**,
orientador e presidente da Banca, **Alexandre Nóbrega Duarte (PPGI-UFPB)**, examinador
interno e **Francisco Petrônio Alencar de Medeiros (IFPB)**, examinador externo à
Instituição. Dando início aos trabalhos, o professor Alisson Vasconcelos de Brito
cumprimentou os presentes, comunicou aos mesmos a finalidade da reunião e passou a
palavra a candidata para que a mesma fizesse, oralmente, a exposição do trabalho de
dissertação intitulado "*Uma análise das interações discentes em fóruns de discussão online
de Ambientes Virtuais de Aprendiziz*". Concluída a exposição, a candidata foi arguida pela
Banca Examinadora que emitiu o seguinte parecer: "*aprovada*". Assim sendo, eu, Nadja
Rayssa Soares de Almeida, Auxiliar em Administração, Secretária do PPGI – Programa
de Pós Graduação em Informática, lavrei a presente ata que vai assinada por mim e pelos
membros da Banca Examinadora. João Pessoa, 08 de maio de 2015.

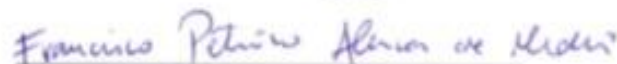

Nadja Rayssa Soares de Almeida

Prof^o Alisson Vasconcelos de Brito
Orientador (PPGI-UFPB)

Prof^o Alexandre Nóbrega Duarte
Examinador Interno (PPGI-UFPB)

Prof^o Francisco Petrônio Alencar de Medeiros
Examinador Externo à Instituição (IFPB)





Agradecimentos

A Deus por me agraciar diariamente com sua misericórdia, me dando a inteligência e a perseverança necessárias para concluir esta importante etapa acadêmica.

Aos meus pais e irmãos, em especial ao meu pai Cosme e minha mãe Josefa por serem meus pilares. Minha gratidão e admiração eternamente.

Ao meu noivo Alexsandro, pelo incentivo e compreensão nessa fase de renúncia e dedicação a este trabalho. Sua presença e motivação foram de grande valia nesses dois anos.

Ao meu orientador Alisson Brito, pela dedicação e orientação dada a meu trabalho. Agradeço por mais essa parceria e oportunidade de aprendizado. Registro aqui minha admiração.

Ao professor Francisco Petrônio, pelas valorosas intervenções e contribuições durante o desenvolvimento dessa pesquisa.

Ao grupo de pesquisa LabSNA, representado pelo professor Alexandre Nóbrega e pelos colegas Moacir Lopes e Ayslânya Medeiros, pelas contribuições no desenvolvimento do Mapeamento Sistemático aqui relatado e pelas discussões valorosas acerca da Análise de Redes Sociais.

Aos demais professores da UFPB que contribuíram com minha formação, meu agradecimento e respeito. Em especial, aos professores: Ed Porto, Lucídio Cabral e Andrei Formiga, pelos conhecimentos transmitidos.

À todos, que diretamente ou indiretamente contribuíram com a minha formação acadêmica.

Resumo

O desenvolvimento de estudos referentes a cursos de educação à distância, ou E-Learning, têm se tornado frequentes no cenário acadêmico-científico atual, visto o número crescente de cursos ministrados nessa categoria de ensino e as possibilidades de colaboração entre os participantes interposto pelos Ambientes Virtuais de Aprendizagem (AVA). As discussões online estabelecidas tornam os alunos engajados na partilha da informação e do conhecimento, de modo a estabelecer perspectivas de interação com outros alunos. Neste sentido, esta dissertação visa investigar o potencial gerado pelo uso de técnicas de Análise de Redes Sociais (ARS) aplicado à análise das interações entre alunos de um curso à distância que estabelecem comunicação em fóruns de discussão online, a fim de conhecer padrões de interação que podem ter influência na aprendizagem do aluno. Os resultados obtidos evidenciam que através da aplicação das métricas de centralidade de grau, centralidade de intermediação e centralidade de proximidade relacionadas com o desempenho do aluno é obtida uma correlação linear entre tais variáveis, demonstrando uma tendência no desempenho do aluno ao longo do curso, de forma a propiciar aos professores informações de apoio ao desenvolvimento de estratégias para monitoramento e gerenciamento da aprendizagem de alunos em cursos a distância.

Palavras-chaves: Ambientes Virtuais de Aprendizagem, Interações Online, Análise de Redes Sociais, Informática na Educação.

Abstract

The development of studies on education distance learning courses or e-learning, have become common in the current academic-scientific assumption, as the increasing number of courses in this category of education and the possibilities of collaboration between participants brought by the Environment Virtual Learning (AVA). Online discussions established make students engaged in the sharing of information and knowledge, in order to establish prospects for interaction with other students. In this sense, this work aims to investigate the potential generated by the use of Social Network Analysis techniques (ARS) applied to the analysis of the interactions between students of a distance learning course that establish communication in online discussion forums, to ascertain patterns of interaction that may have influence on student learning. The results show that by applying the degree of centrality metrics, centrality intermediation and closeness centrality related to student achievement express a linear correlation between such variables, showing a trend in the performance of the same throughout the course in order to provide teachers information to support the development of strategies for monitoring and management of student learning in distance learning courses.

Keywords: Virtual Learning Environments, Online Interactions, Social Network Analysis, Computers in Education.

Lista de Abreviaturas e Siglas

ALN: Asynchronous Learning Networks

ARS: Analysis Social Network

AVA: Ambientes Virtuais de Aprendizagem

EaD: Educação a Distância

IFRS: Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Rio Grande do Sul

IP: Protocolo de Internet

LABSNA: Laboratory of Social Network Analysis

RBIE: Revista Brasileira de Informática na Educação

RENTE: Novas Tecnologias na Educação

SD: Sequência Didática

SLM: Systematic Literature Mapping

SNAPP: Social Networks Adapting Pedagogical Practice

SQL: Structured Query Language

UFPB: Universidade Federal da Paraíba

UTFPR: Universidade Tecnológica Federal do Paraná

XML: Extensible Markup Language

Lista de Figuras

2.1 Exemplo da interação entre participantes em um fórum online.....	26
2.2 Interface do Software <i>Meerkat-ED</i>	34
2.3 Estrutura de rede no Pajek.....	35
2.4 Visualização de um grafo no software Gephi.....	36
3.1 Grafo da discussão “Game in Moodle”	39
3.2 Ocorrência de termos (palavras-chaves) nos fóruns de discussão.....	41
3.3 Grafo que mostra as interações ocorridas no fórum de discussão.....	43
3.4 Visualização de alguns fóruns agrupados na ferramenta Gephi.....	45
5.1 Grafo de interação a [i] para a [j] do “Fórum de Dúvidas da Unidade I”	64
5.2 Categorização dos materiais didáticos do AVA Moodle	68
6.1 Comunidades encontradas na rede.....	77
6.2 Grafo das interações no 1º módulo do curso.....	78
6.3 Grafo das interações no 2º módulo do curso	81
6.4 Grafo das interações no 3º módulo do curso.....	83
6.5 Grafo das interações no 4º módulo do curso	86
6.6 Grafo das interações no 5º módulo do curso	88
6.7 Grafo das interações no 6º módulo do curso.....	91
6.8 Evolução dos grafos ao longo dos módulos no curso	93
6.9 Evolução dos índices de correlação entre o desempenho (nota) e o <i>Degree</i>	95
6.10 Evolução dos índices de correlação entre o desempenho (nota) e o <i>Closeness</i> ...	95

Lista de Tabelas

4.1 Evolução do processo de seleção dos trabalhos primários.....	52
4.2 Classificação de pesquisas futuras	59
5.1 Comparativo entre a interação e o desempenho... ..	65
5.2 Parte dos dados extraídos dos registros dos alunos no Moodle.	69
5.3 Menções de a [i] para a [j].....	70
5.4 Comparativo entre a interação dos aprendizes com os conteúdos “Vídeo” e “Apostila” e o desempenho na atividade “Exercício de Envio”	71
6.1 Extrato dos dados das turmas analisadas no experimento.....	74
6.2 Análise a partir da métricas de ARS para o 1º Módulo.....	79
6.3 Análise a partir da métricas de ARS para o 2º Módulo	81
6.4 Análise a partir da métricas de ARS para o 3º Módulo	84
6.5 Análise a partir da métricas de ARS para o 4º Módulo	87
6.6 Análise a partir da métricas de ARS para o 5º Módulo	89
6.7 Análise a partir da métricas de ARS para o 4º Módulo	92
6.8 Quantidade de nós das redes	94
6.9 Análise a partir da métricas de ARS para a rede completa do curso.....	96

Lista de Gráficos

4.1 Distribuição dos trabalhos primários ao longo dos anos.	52
4.2 Países com maior frequência de publicações.....	53
4.3 Quantidade de publicações por conferência/revista.....	54
4.4 Trabalhos primários que relacionam ARS e E-Learning em seus estudos.....	55
4.5 Trabalhos primários que utilizam métricas de ARS	56
4.6 AVA utilizados nos trabalhos primários	57
4.7 Foco dado a análise da interação no ambiente online	58
5.1 Desempenho dos aprendizes nas atividades online da disciplina Matemática Elementar	65
6.1 Intensidade da correlação entre nota e as métricas de ARS no 1º Módulo.....	80
6.2 Intensidade da correlação entre nota e as métricas de ARS no 2º Módulo.....	83
6.3 Intensidade da correlação entre nota e as métricas de ARS no 3º Módulo	85
6.4 Intensidade da correlação entre nota e <i>Degree</i> no 4º Módulo	88
6.5 Intensidade da correlação entre nota e as métricas de ARS no 5º Módulo	90
6.6 Intensidade da correlação entre nota e as métricas de ARS no 6º Módulo	93
6.7 Intensidade da correlação entre média e o <i>Degree</i>	98

Lista de Equações

2.1 Equação para Centralidade de Grau.....	29
2.2 Equação simplificada para o grau de centralidade	29
2.3 Equação para Centralidade de Intermediação.....	30
2.4 Equação para grau de intermediação de um nó	30
2.5 Equação para Centralidade da Intermediação normalizado	31
2.6 Equação para Centralidade de Proximidade.....	31
2.7 Equação normalizada para Centralidade de Proximidade.....	31
2.8 Equação do Coeficiente de Correlação de Pearson.....	32

Sumário

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS.....	8
LISTA DE FIGURAS.....	9
LISTA DE TABELAS.....	10
LISTA DE GRÁFICOS.....	11
1. INTRODUÇÃO.....	16
1.1 MOTIVAÇÃO.....	17
1.2 OBJETIVOS.....	18
1.2.1 OBJETIVO GERAL.....	18
1.2.2 Objetivos Específicos.....	19
1.3 METODOLOGIA.....	19
1.4 CONTRIBUIÇÕES.....	20
1.5 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO.....	21
2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	23
2.1 APRENDIZAGEM COLABORATIVA ONLINE.....	23
2.1.1 Tecnologias que contribuem com a Aprendizagem Colaborativa Online.....	24
2.2 REPRESENTAÇÃO DAS INTERAÇÕES ONLINE.....	24
2.2.1 Detectando Interações.....	25
2.2.2 Representando Interações.....	26
2.2.3 Fóruns de Discussão em AVAs.....	26
2.3 ANÁLISE DE REDES SOCIAIS.....	27
2.3.1 Métricas de Análise de Redes Sociais.....	28
2.3.1.1 Centralidade de Grau (Centrality Degree).....	29
2.3.1.2 Centralidade de Intermediação (Betweenness Centrality).....	30
2.3.1.3 Centralidade de Proximidade (Closeness Centrality).....	31
2.4 CORRELAÇÃO LINEAR.....	32
2.4.1 Direção da correlação.....	32
2.4.2 Coeficiente de correlação linear.....	32
2.5 SOFTWARES PARA VISUALIZAÇÃO E ANÁLISE DE GRAFOS.....	33
2.5.1 Meerkat-ED.....	33
2.5.2 Pajek.....	34
2.5.3 Gephi.....	35
2.6 CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO.....	37
3. TRABALHOS RELACIONADOS.....	38
3.1 DEPICTING ONLINE INTERACTIONS IN LEARNING COMMUNITIES.....	38
3.2 DISTRIBUTED TEACHING PRESENCE AND COMMUNICATIVE PATTERNS IN ASYNCHRONOUS LEARNING: NAME VERSUS REPLY NETWORKS.....	39
3.3 SOCIAL NETWORK ANALYSIS AND MINING TO SUPPORT THE ASSESSMENT OF ON-LINE STUDENT PARTICIPATION.....	41
3.4 SOCIAL NETWORKS APPLIED TO DISTANCE EDUCATION COURSES: ANALYSIS OF INTERACTION IN DISCUSSION FORUMS.....	42

3.5 ESTUDO DA RELAÇÃO ENTRE A PARTICIPAÇÃO EM FÓRUNS DE DISCUSSÃO E O RENDIMENTO ACADÊMICO DOS ALUNOS DE UM CURSO A DISTÂNCIA USANDO ANÁLISE DE REDES SOCIAIS	44
3.6 DISCUSSÃO DOS TRABALHOS RELACIONADOS	45
3.7 CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO	47
4. UM MAPEAMENTO SISTEMÁTICO DA LITERATURA ACADÊMICO-CIENTÍFICA SOBRE ANÁLISE DE REDES SOCIAIS APLICADA EM E-LEARNING.....	48
4.1 METODOLOGIA UTILIZADA.....	48
4.1.1 Questões de pesquisa	49
4.1.2 Estratégia e processo de busca	49
4.1.3 Critérios de inclusão e exclusão	49
4.1.4 Extração e síntese de dados	50
4.2 RESULTADOS E ANÁLISES	50
4.2.1 Informações gerais sobre os trabalhos primários	50
4.2.2 Informações peculiares sobre os trabalhos primários.....	54
4.2.3 Respostas às questões de pesquisa.....	58
4.3 CONSIDERAÇÕES SOBRE O MAPEAMENTO SISTEMÁTICO	60
4.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO	61
5. ESTUDOS PRELIMINARES	62
5.1 ANÁLISE DAS INTERAÇÕES ONLINE ASSÍNCRONAS DOS APRENDIZES DE UM CURSO DE COMPUTAÇÃO À DISTÂNCIA	62
5.1.1 CENÁRIO 1: ANÁLISE DO “FÓRUM DE DÚVIDAS DA UNIDADE I” DA DISCIPLINA MATEMÁTICA ELEMENTAR.....	63
5.1.2 ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS.....	64
5.2 ANÁLISE DAS INTERAÇÕES DOS ALUNOS COM CONTEÚDOS E ATIVIDADES EM AMBIENTES COLABORATIVOS VIRTUAIS DE APRENDIZAGEM	66
5.2.1 Detalhamento do Estudo de Caso	67
5.2.2 Seleção e Tratamento dos Dados.....	68
5.2.3 Modelagem de interação entre alunos e conteúdos/atividade	69
5.2.4 Quantização da Matriz de Interação	70
5.3 CONSIDERAÇÕES SOBRE OS ESTUDOS DE CASOS APRESENTADOS	72
5.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO	73
6. EXPERIMENTO: CURSO ONLINE DE INTRODUÇÃO À COMPUTAÇÃO	74
6.1 DESCRIÇÃO DO EXPERIMENTO	74
6.2 PLANEJAMENTO DO EXPERIMENTO	75
6.3 APLICAÇÃO DAS MÉTRICAS DE ARS	76
6.3.1 Análise das interações estabelecidas em cada módulo do curso	77
6.3.1.1 Análise das interações no 1º Módulo.....	78
6.3.1.2 Análise das interações no 2º Módulo.....	80
6.3.1.3 Análise das interações no 3º Módulo.....	83
6.3.1.4 Análise das interações no 4º Módulo.....	86
6.3.1.5 Análise das interações no 5º Módulo.....	88
6.3.1.6 Análise das interações no 6º Módulo.....	90
6.3.2 Análise da evolução das interações ao longo dos módulos do curso	93
6.3.3 Análise geral dos dados obtidos	96
6.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS SOBRE O EXPERIMENTO	98
6.5 CONSIDERAÇÕES FINAIS SOBRE O CAPÍTULO.....	99
7. CONSIDERAÇÕES FINAIS	101
7.1 LIMITAÇÕES DO TRABALHO	101
7.2 DISCUSSÃO.....	101
7.3 TRABALHOS FUTUROS	102

BIBLIOGRAFIA	104
APÊNDICE 1	110
APÊNDICE 1 - MATRIZ RELACIONAL DAS INTERAÇÕES NO “FÓRUM DE DÚVIDAS DA UNIDADE I” (VIDE SEÇÃO 5.1)	110
APÊNDICE 2 – TABELA COM AS INFORMAÇÕES EXTRAÍDAS DOS TRABALHOS PRIMÁRIOS SELECIONADOS NO MAPEAMENTO SISTEMÁTICO SOBRE ANÁLISE DE REDES SOCIAIS E E-LEARNING (VIDE SEÇÃO 4.2.2)	111
ANEXO 1	115
ANEXO 1 – REDE DAS INTERAÇÕES DA DISCIPLINA DE INTRODUÇÃO À COMPUTAÇÃO	115
ANEXO 2 – REDE DAS INTERAÇÕES NO 1º MÓDULO DO CURSO DE INTRODUÇÃO À COMPUTAÇÃO	116
ANEXO 3 – REDE DAS INTERAÇÕES NO 2º MÓDULO DO CURSO DE INTRODUÇÃO À COMPUTAÇÃO	117
ANEXO 4 – REDE DAS INTERAÇÕES NO 3º MÓDULO DO CURSO DE INTRODUÇÃO À COMPUTAÇÃO	118
ANEXO 5 – REDE DAS INTERAÇÕES NO 4º MÓDULO DO CURSO DE INTRODUÇÃO À COMPUTAÇÃO	119
ANEXO 6 – REDE DAS INTERAÇÕES NO 5º MÓDULO DO CURSO DE INTRODUÇÃO À COMPUTAÇÃO	120
ANEXO 7 – REDE DAS INTERAÇÕES NO 6º MÓDULO DO CURSO DE INTRODUÇÃO À COMPUTAÇÃO	121

Capítulo 1

Introdução

O desenvolvimento de estudos referentes a cursos de educação à distância, ou simplesmente E-Learning, têm se tornado frequentes no cenário científico brasileiro, tendo em vista a ampla difusão dos métodos de ensino-aprendizagem no país. Várias iniciativas públicas tem sido desenvolvidas com o objetivo de incentivar a disseminação do modelo de ensino não-presencial e, atualmente, há um número crescente de cursos ministrados em ambientes de E-Learning.

De acordo com Gottardo e Noronha (2012), as condições de aprendizagem na educação à distância são determinadas pela interação, diálogo e colaboração estabelecidas no Ambiente Virtual de Aprendizagem (AVA). Esses fatores estão intimamente relacionados com a qualidade da participação dos envolvidos no processo de produção do conhecimento.

Neste formato de ensino, à distância, as pessoas não estão apenas reunidas em torno de um tema. Há uma proposta a cumprir, situações didáticas e alguém do grupo que provoca e estimula a participação dos demais. Essas características distinguiriam as chamadas redes e comunidades virtuais de aprendizagem dos demais agrupamentos na Internet (CARVALHO, 2009).

Surge, então, a necessidade de se realizar uma análise mais específica dos relacionamentos, atividades e informações geradas por meio do monitoramento das interações destes agrupamentos. A Análise de Redes Sociais (*Social Network Analysis*, ARS) estuda como os comportamentos ou as opiniões dos indivíduos dependem das estruturas nas quais eles se inserem, onde a unidade de análise não são os atributos individuais (classe, sexo, idade, gênero), mas o conjunto de relações que os indivíduos estabelecem através das suas interações uns com os outros (MARTELETO, 2001).

Neste contexto, o presente trabalho investiga o potencial gerado pelo uso de técnicas de análise de redes sociais, a fim de obter padrões de interação nos fóruns de

discussão que podem ter influência na aprendizagem do aluno. Os padrões descobertos podem ser úteis como informação para apoiar os professores no desenvolvimento de estratégias para monitoramento e gerenciamento de cursos a distância.

Para o desenvolvimento deste processo de investigação recorreu-se, primordialmente, à realização de um Mapeamento Sistemático acerca da ARS aplicada em E-Learning e à elaboração, execução e análise de experimentos iniciais em fóruns de discussão online, que auxiliaram, respectivamente, a fundamentar o trabalho teórico e a alcançar conclusões preliminares sobre a viabilidade de estudo acerca de tal temática. Em seguida, um experimento mais preciso foi realizado com a utilização e aplicação de métricas de ARS para identificar a influência da interação online no aprendizado do aluno.

1.1 Motivação

O modelo de ensino não presencial suportado por tecnologia tem se tornado uma prática cada vez mais utilizada em educação, principalmente no que se refere ao modelo de Educação a Distância (EaD). Para isto, diversas ferramentas, síncronas e assíncronas, estão presentes em ambientes que apoiam a colaboração entre as pessoas, tais como fóruns, chats, e-mails, e mais recentemente as redes sociais online (OLIVEIRA; ARAÚJO; MEDEIROS; BRITO, 2012), conectadas ou não aos Ambientes Virtuais de Aprendizagem.

Esta recente modalidade de ensino tem proporcionado um diferencial no acesso a educação ao flexibilizar as restrições de tempo e espaço (OLIVEIRA; MAGALHÃES; FIALHO, 2012), ao proporcionar novas formas de interação e colaboração, dentre outros fatores. Nesse contexto passa a existir uma preocupação sobre como acompanhar a dinâmica dos processos (níveis de aprendizagem, participação, evasão etc.) que envolvem os aprendizes neste ambiente.

De fato, a medida que a quantidade de ferramentas, síncronas e assíncronas, de comunicação aumentam nos AVAs, oferecendo suporte ao discurso e à colaboração (MEDEIROS; GOMES; AMORIM; MEDEIROS, 2013), as possibilidades de interações sociais crescem. Entretanto, as ferramentas disponíveis no ambiente, por si só, não promovem a interação. Essa só pode ser efetivada a partir da intencionalidade dos envolvidos.

Diante desta nova percepção foi notado que o agrupamento em redes sociais online

também é construído no âmbito educativo, sobretudo em modelos de ensino não presenciais suportados por tecnologia, ou seja, em modelos de ensino/aprendizagem E-Learning. Assim, surge a necessidade de se realizar uma análise mais específica dos relacionamentos, atividades e informações geradas por meio do monitoramento das interações destes agrupamentos.

De acordo com Brito et al. (2010), redes sociais online são ambientes que proporcionam um espaço bastante propício ao compartilhamento de ideias, informações e valores, assumindo principalmente um caráter interativo dentro desse contexto. Elas proporcionam a um conjunto de pessoas, organizações ou outras entidades conectarem-se por relacionamentos sociais, que podem ser motivados pela amizade, por relações de trabalho ou compartilhamento de informações (BRITO et al., 2010) de qualquer esfera.

Através da ARS, é possível compreender e acompanhar de forma mais eficaz a disseminação de informações e a interação entre as pessoas que compõem a rede (OLIVEIRA, 2013). Tal acompanhamento pode contribuir na distinção de integrantes isolados na rede e/ou integrantes que pouco interagem. Estas ações permitem identificar a fragilidade da rede em relação à comunicação dos membros que a compõem.

É nessa contextura, perante a necessidade de se avaliar o impacto da interação de cada estudante na sua aprendizagem, que este trabalho surge para investigar e discutir o uso de métricas de Análise de Redes Sociais no acompanhamento do desempenho de alunos de um curso à distância através da interação estabelecida em fóruns de discussão online, de modo a perceber as contribuições que este tipo de análise pode fornecer ao professor, como informação para pôr em prática estratégias para um acompanhamento efetivo da aprendizagem do aluno no AVA.

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo Geral

O presente trabalho tem como objetivo geral avaliar se é possível identificar tendências negativas ou positivas no aprendizado dos alunos através de suas interações nos fóruns de discussão de Ambientes Virtuais de Aprendizagem, através do uso de métricas de ARS, de modo a fornecer indícios, como informação, para apoiar os professores no monitoramento e gerenciamento do curso, com foco no acompanhamento

do aluno.

1.2.2 Objetivos Específicos

Para alcançar o objetivo geral descrito acima foram estabelecidos os seguintes objetivos específicos:

- Realizar um mapeamento sistemático da literatura acerca da aplicação da análise de rede social em E-learning, a fim de evidenciar as vertentes dadas a esta temática e identificar as principais métricas de análise de rede social utilizadas neste contexto capazes de definir o grau de participação colaborativa dos integrantes da rede.
- Planejar e executar um experimento através de um curso online a fim de avaliar as interações encontradas nos fóruns de discussão de um AVA, por meio da aplicação das métricas de análise de rede social definidas.
- Buscar estratégias para correlacionar o desempenho dos alunos no curso à distância analisado, com a sua conduta nas redes geradas a partir das interações detectadas nos fóruns de discussão.

1.3 Metodologia

Considerando os objetivos supracitados apresentaremos os procedimentos metodológicos divididos em três etapas. Cada etapa descrita abaixo referencia um dos objetivos específicos desta dissertação.

Etapas *1* – Foi realizado um Mapeamento Sistemático da literatura, na língua inglesa, acerca dos artigos científicos que versam sobre a análise de redes sociais aplicadas em modelos de ensino E-Learning, com base nas diretrizes classificadas por Kitchenham (2011). Os procedimentos desta etapa foram divididos em cinco fases:

- *Fase 1*: Definição dos objetivos e elaboração das questões de pesquisa, cernes para o desenvolvimento do Mapeamento Sistemático.
- *Fase 2*: Planejamento do processo de busca através da determinação das *strings* de busca, de acordo com as questões de pesquisa; e das ferramentas a serem utilizadas para obtenção dos trabalhos primários.
- *Fase 3*: Elaboração dos critérios a serem usados para inclusão ou exclusão dos trabalhos primários obtidos.

- *Fase 4:* Extração dos trabalhos primários.
- *Fase 5:* Síntese dos trabalhos primários de acordo com os critérios de inclusão e exclusão adotados.

Etapa 2 - Nesta etapa foi planejado, executado e analisado um experimento para obtenção dos resultados almejados.

O experimento foi realizado em um curso a distância de Introdução a Computação com 312 participantes, cursistas do curso superior de Ciência da Computação. Estes alunos compunham turmas diferentes, exatamente nove, e espaços distintos no AVA Moodle, todavia os mesmos professores realizaram o acompanhamento das discussões e monitoraram as atividades e interações construídas no decorrer do curso. O curso foi organizado em seis módulos, de acordo com as atividades avaliativas realizadas.

Às redes geradas a partir dos dados obtidos nos fóruns de discussão ao longo do curso foram aplicadas as métricas de ARS: Centralidade de Grau (*Centrality Degree*), Centralidade de Intermediação (*Betweenness Centrality*) e Centralidade de Proximidade (*Closeness Centrality*).

Etapa 3 – Nesta etapa foram aplicadas as técnicas de correlação aos valores obtidos com a aplicação das métricas de ARS nas redes construídas. Para o cálculo da correlação foi extraída uma amostra não aleatória de 15 alunos do curso, dentre os 312. As variáveis analisadas na correlação foram os índices das métricas de ARS aplicadas (variável X) e o desempenho (variável Y) do aluno em cada módulo do curso.

Em um primeiro momento foi visualizada a intensidade da relação por meio de um gráfico de dispersão. Em seguida, foi definida a direção da correlação – positiva ou negativa – de acordo com os escores recebidos na variável X e a tendência de escores na variável Y. E, por fim, realizado o cálculo do coeficiente de correlação que expressa numericamente tanto a intensidade quanto a direção da correlação linear.

1.4 Contribuições

Este trabalho traz como contribuições iniciais, derivadas do Mapeamento Sistemático: uma compreensão mais precisa das interações que se formam em um ambiente E-Learning; uma visão abrangente dos estudos publicados acerca desta temática; a identificação dos principais focos e direcionamentos dados a pesquisa de

ARS e *E-learning*; e o reconhecimento de novas possibilidades de pesquisa na área. Assim, constatamos que a ARS pode contribuir de forma eficiente com a grande quantidade de dados presentes em ambientes de E-Learning, tanto em aspectos de representações gráficas como no uso de suas métricas de análise.

Em um segundo momento, este trabalho vem fornecer contribuições acerca da metodologia empregada para a análise de redes sociais formadas em ambientes de E-Learning, através da aplicação de métricas de ARS nas redes de interação formadas a partir da comunicação entre os alunos nos fóruns de discussão online, de modo a perceber a correlação existente entre o desempenho dos alunos e sua conduta nas redes geradas a partir das interações estabelecidas. Bem como, fornecer ao professor informações de apoio ao monitoramento e gerenciamento do curso.

Uma terceira contribuição deste trabalho é a discussão ocasionada pelos resultados encontrados, que estimulam o desenvolvimento de pesquisas científicas que forneçam novos métodos e meios que possam ser utilizados para extração de dados no AVA Moodle, para a utilização e aplicação de outras métricas da ARS em estudos como este, para a construção de tecnologias e/ou ferramentas que forneçam subsídios satisfatórios a este tipo de análise de dados, e por fim, estudos que complementem esta pesquisa e/ou apontem melhorias nas abordagens utilizadas durante este trabalho.

1.5 Estrutura da Dissertação

A presente dissertação está dividida em 6 capítulos. O capítulo 1 apresenta o trabalho de forma geral descrevendo sua motivação, objetivos, metodologia usada, contribuições e estrutura da dissertação. O capítulo 2 busca contextualizar esta dissertação através dos conceitos e definições relacionados a E-Learning e a Análise de Redes Sociais. É apresentada também a descrição das métricas utilizadas para análise da interação em redes online. No capítulo 3 encontram-se descritos os principais trabalhos correlatos ao nosso tema de estudo. Nele são discutidas as abordagens adotadas em cada pesquisa e avaliadas sua relevância em relação ao estudo desenvolvido nesta dissertação. Este capítulo ainda reúne e referencia outros trabalhos que relacionam a Análise de Redes Sociais em E-Learning. O capítulo 4, através de um Mapeamento Sistemático da Literatura acadêmico-científica sobre Análise de Redes Sociais aplicada em E-Learning, busca oferecer lacunas e oportunidades que fundamentem o desenvolvimento deste trabalho de dissertação. No capítulo 5 são apresentados os estudos de caso realizados

para contextualização e validação da viabilidade da proposta inicial da pesquisa. O capítulo é concluído com uma discussão sobre a necessidade do aprofundamento das pesquisas no que se refere à investigação da interação em fóruns de discussão online. O capítulo 6 relata a descrição do experimento piloto desta dissertação, que objetiva investigar o potencial gerado pelo uso de técnicas de ARS para entender e obter padrões de interação nos fóruns de discussão que podem influenciar na aprendizagem dos alunos. Por fim, no capítulo 7 temos a discussão a respeito dos resultados observados, as sugestões de trabalhos futuros e as considerações finais do presente trabalho de mestrado. As informações complementares são expostas nos Apêndices e Anexos deste documento.

Capítulo 2

Fundamentação Teórica

Este capítulo discorre, brevemente, sobre a utilização de Ambientes Virtuais de Aprendizagem (AVA) como instrumento de apoio a disseminação do ensino à distância, de modo a contextualizá-lo e caracterizá-lo através das principais ferramentas que promovem a colaboração assíncrona, como os fóruns de discussão, em seu meio. Posteriormente são abordados os aspectos de Análise de Redes Sociais (ARS) com foco nas diferentes técnicas existentes para obtenção de padrões de interação a partir de redes formadas em fóruns de discussão online. Por conseguinte, é exposto um estudo sintético sobre os softwares *Meerkat-ED*, *Pajek* e *Gephi*, e discutido as causas que condicionaram o uso do *Gephi* para a visualização e análise das redes de interação geradas.

2.1 Aprendizagem Colaborativa Online

A Aprendizagem Colaborativa Online é uma teoria proposta que foca na aprendizagem colaborativa, construção do conhecimento e uso de tecnologias da informação como um meio para remodelar a educação formal e informal no século XXI (MEDEIROS et al, 2013), dando ênfase ao discurso e a colaboração entre os alunos.

De modo geral, a aprendizagem colaborativa parte do pressuposto de construção coletiva do conhecimento, que resulta da interação entre os indivíduos. Leite et al (2005) considera essa aprendizagem como uma proposta pedagógica na qual estudantes ajudam-se no processo de aprendizagem, atuando como parceiros entre si e com o professor, com o objetivo de adquirir conhecimento sobre um dado objeto.

Este modelo de aprendizagem caracteriza-se principalmente por estar centrada no grupo e não nos indivíduos, isoladamente. O indivíduo aprende do grupo e contribui individualmente para a aprendizagem dos outros, ocorrendo uma interdependência entre a aprendizagem colaborativa e a aprendizagem individual (MINHOTO; MEIRINHOS, 2011).

2.1.1 Tecnologias que contribuem com a Aprendizagem Colaborativa Online

A evolução das tecnologias que apoiam o processo de aprendizagem *online* ocorre há pelo menos duas décadas e durante este período a busca por técnicas que contribuíssem com a colaboração entre os professores, tutores e alunos consumiu boa parte dos trabalhos científicos nessa área, segundo Medeiros et al (2012). Embora sejam atribuídas definições diferentes aos ambientes e/ou as tecnologias que proporcionam a colaboração neste contexto, podemos destacar os Ambientes Virtuais de Aprendizagem (AVA) como um dos grandes contribuintes a propagação da aprendizagem colaborativa online.

Para Jyothi (2011), AVA é o nome dado a um sistema que pode armazenar materiais de ensino, leituras, recursos baseados na web e informações sobre o curso compartilhado entre os professores, tutores, alunos e demais envolvidos no mesmo. Além de fornecer ferramentas de apoio a execução das atividades online, como: exercícios, avaliações, comunicação entre alunos, e entre alunos e professores, dentre outros. Comumente, as ferramentas de apoio oferecidas envolvem: espaços de apresentação virtual (fóruns), espaços de escrita colaborativa (wikis), espaços de discussão semanais (fóruns de discussão), espaços para envio de atividades avaliativas, espaços para conversação online (chats) entre os participantes, etc. Esses meios facilitam a comunicação síncrona – quando professor e aluno interagem ao mesmo tempo - e assíncrona – quando professor e aluno interagem em momentos diferentes - entre os participantes de um curso.

Assim sendo, um AVA tem a responsabilidade de gestão, organização e reutilização de conteúdos, bem como de prover ambientes mais flexíveis quanto à oferta de ferramentas e atividades de apoio ao aprendiz (Medeiros, 2013), caracterizando-se, ainda, por subsidiar a construção do conhecimento através da conversação e colaboração.

Atualmente, os AVAs mais difundidos para o ensino online são o Moodle (<http://www.moodle.org/>), o Amadeus (<http://amadeus.cin.ufpe.br/>), o TelEduc (<http://www.teleduc.org.br/>) e o HyperManyMedia (<http://hmm.wku.edu/login.html>). Nesta pesquisa utilizamos o AVA Moodle porque, a priori, o curso em análise foi desenvolvido nesta plataforma e, em seguida, em virtude da gama de ferramentas disponíveis para a interação entre os alunos.

2.2 Representação das Interações Online

É sabido que a comunicação online permite que as pessoas interajam umas com as outras em diferentes locais e tempo. Muitos pesquisadores (JYOTHI, 2011), (ZHENG; SPIRES, 2011), (MEDEIROS, 2013), (OLIVEIRA et al, 2012) têm referido os benefícios deste tipo de comunicação para a aprendizagem e enfatizado as oportunidades ocasionadas para diálogos e atividades colaborativas através deste meio.

Entretanto, analisar as interações advindas da comunicação entre pessoas em um contexto educacional online não é uma tarefa trivial. Uma vez que este contexto engloba diferentes tecnologias, tais como fóruns, blogs, chats e wikis.

Vieira et al (2012) destaca a importância na compreensão das interações no seio de uma comunidade de aprendizagem e define três tipos de interação: aprendente/conteúdo; aprendente/tutor; aprendente/aprendente. Ele enfatiza que a interação online, independente de sua categoria, constitui o elemento-chave da aprendizagem a distância, uma vez que o processo de interagir intelectualmente com o conteúdo, com o tutor ou com outro aprendente resulta numa mudança na estrutura cognitiva do próprio aprendente.

2.2.1 Detectando Interações

Em ambientes online, e mais especificamente, em fóruns de discussão, dois tipos distintos de interações online podem ser encontrados, as interações implícitas e as interações explícitas.

Uma interação implícita de acordo com Silva e Figueira (2012) pode ser definida como uma mensagem que foi enviada a nenhum participante específico. Um exemplo disso é a criação de uma nova discussão em que a mensagem é transmitida para todos os membros. Enquanto que, uma interação explícita ocorre quando uma mensagem é direcionada para um determinado ator (SILVA; FIGUEIRA, 2012). Este é o caso das mensagens que são enviadas diretamente (citando o nome do ator ou não) a outra, em resposta.

É importante frisar que, geralmente, os fóruns de discussão online fornecem, apenas, uma lista de mensagens com pouca ou nenhuma hierarquia. Assim sendo, a tarefa de identificar as interações entre os participantes dos fóruns não se torna tão simples, principalmente se a análise das interações for realizada manualmente.

2.2.2 Representando Interações

Em Análise de Redes Sociais, a rede de interação é representada por um grafo. Os membros da rede são representados pelos nós e as arestas indicam a relação existente entre estes nós.

A aplicação deste conceito para o fórum de discussão online é viável, visto que é possível representar cada participante do fórum como um nó do grafo, e a relação entre eles, como arestas, interligando-os. Este tipo de ligação irá revelar os tipos de interdependência e quão fortemente um participante do fórum se refere a um outro (SILVA; FIGUEIRA, 2012).

As informações obtidas em cada fórum são representadas através de um grafo dirigido. A Figura 2.1 ilustra uma representação de um grafo simples que expõe as interações que ocorrem quando um participante do fórum responde a postagem de outro.

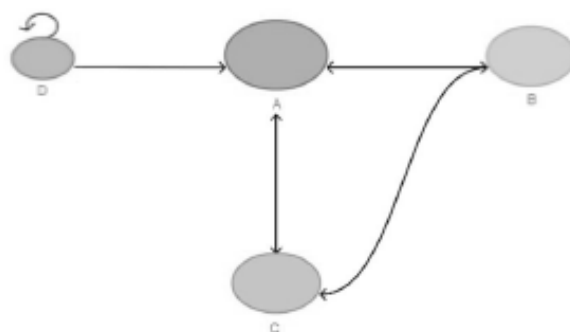


Figura 2.1: Exemplo da interação entre participantes em um fórum online

Neste exemplo, pode-se perceber que os participantes A, B e C interagem frequentemente uns com os outros. Já, o participante D respondeu apenas ao participante A e a sua própria mensagem. O tamanho de cada nó também reflete a quantidade de mensagens trocadas durante interações. Assim, quanto maior o número de respostas de um participante, maior se torna o nó que o representa. Desta forma, o participante A é o nó maior na imagem, ou seja, aquele que mais recebeu respostas durante as interações no fórum.

2.2.3 Fóruns de Discussão em AVAs

O fórum de discussão é um recurso que permite a comunicação entre alunos,

professores e tutores em AVAs, auxiliando na elucidação de dúvidas, na expressão de opiniões, na discussão de tópicos e na reflexão sobre os conceitos debatidos, afirma Azevedo et al (2012). Tal recurso é caracterizado por proporcionar aos envolvidos uma forma de comunicação não simultânea, ou seja, que não ocorre exatamente ao mesmo tempo. Assim, a mensagem emitida por um participante é recebida e respondida em outro momento pelos demais. Esta maneira de estabelecer vias de comunicação é denominada *comunicação assíncrona*, termo muito utilizado na educação à distância.

Grande parte das ferramentas de comunicação assíncronas - como é o caso dos fóruns de discussão - oferece uma estrutura típica, com interfaces aninhadas em cadeias (ENGEL et al, 2013). Esta característica deixa os participantes com apenas duas opções: responder a uma postagem específica ou abrir um novo tópico de discussão.

Como recurso que proporciona tal comunicação, o fórum de discussão oportuniza simultaneamente, consultas, esclarecimentos e a necessária socialização entre os participantes envolvidos (BASTOS; BERCHT; WIVES, 2011).

De acordo com Oliveira (2005), na interação promovida neste espaço, cada participante submete suas colaborações à crítica coletiva, podendo, a partir da intervenção comunitária, agregar novos aspectos ao seu conhecimento sobre o assunto em relevo.

Através da análise da interação dos discentes nos fóruns, é possível diagnosticar informações sobre os estudantes. No entanto, se o fórum apresenta um grande número de interações, essa análise poderá ser delongada. Por este motivo, meios para auxiliar a análise das interações em fóruns de discussão tem sido pesquisados como forma de automatizar, agilizar e representar tais interações de modo mais preciso. A Análise de Redes Sociais, por exemplo, é uma área que dispõe de técnicas que facilitam este estudo.

2.3 Análise de Redes Sociais

As redes sociais são estruturas que agregam indivíduos que se relacionam entre si com as mais diversas finalidades. Elas proporcionam um espaço bastante propício para o compartilhamento de ideias, informações e valores. Para Brito et al (2010), referem-se a um conjunto de pessoas, organizações ou outras entidades conectadas por relacionamentos sociais, motivados pela amizade, por relações de trabalho ou compartilhamento de informações, que por meio dessas ligações, vão construindo e reconstruindo a estrutura social.

O conceito de Análise de Redes Sociais surgiu a partir de estudos realizados pela Sociologia e Antropologia Social. Cita-se como um dos marcos iniciais os experimentos realizados em 1954 pelo antropólogo J. A. Barnes, que passou a mapear no sudoeste da Noruega as relações familiares de indivíduos pertencentes a uma vila de pescadores (OLIVEIRA, 2012 apud BIANCO, 1987). Para Barnes "toda a vida social" poderia ser vista como "um conjunto de pontos", alguns dos quais são unidos por linhas para formarem uma "rede total" das relações.

Para Wasserman e Faust (1994), a noção de rede social e métodos de análise de redes sociais têm atraído consideravelmente a comunidade das ciências sociais e comportamentais a fim de analisar os relacionamentos entre entidades sociais assim como os padrões e implicações destes relacionamentos. O objetivo central da análise de redes sociais é medir e representar as relações estruturais de forma precisa e explicar porque elas ocorrem e quais são suas consequências (MEDEIROS, 2013).

Em Análise de Redes Sociais, para estudar como os comportamentos ou as opiniões dos indivíduos dependem das estruturas nas quais eles se inserem, a unidade de análise não são os atributos individuais (classe, sexo, idade, gênero), mas o conjunto de relações que os indivíduos estabelecem através de suas interações uns com os outros (MARTELETO, 2001). A ARS é o meio para demonstrar que a análise da interação entre duas pessoas, só tem sentido em relação ao conjunto das outras interações contidas na rede. Assim, é possível compreender e acompanhar de forma mais eficaz a disseminação de informações e a interação entre as pessoas que compõem a rede (OLIVEIRA et al, 2013).

2.3.1 Métricas de Análise de Redes Sociais

Através do estudo bibliográfico realizado e exposto no Capítulo 3 desta dissertação foram identificadas as principais métricas de ARS utilizadas para análise de interação em redes sociais online. Dentre as métricas detectadas optou-se pela aplicação das métricas de: Centralidade de Grau (*Centrality Degree*), Centralidade de Intermediação (*Betweenness Centrality*) e Centralidade de Proximidade (*Closeness Centrality*), visto que ambas oferecem possibilidades de identificação dos atores ativos na rede, dentre outras características.

Para Marteleto (2001), a centralidade se refere à posição de um indivíduo em relação aos outros, considerando-se como medida a quantidade de elos que se colocam

entre eles. Ainda segundo o autor, calcular a centralidade de um ator significa identificar a posição em que ele se encontra em relação às trocas e à comunicação na rede.

2.3.1.1 Centralidade de Grau (*Centrality Degree*)

Assim sendo, um indivíduo é central, quando, por seu posicionamento, recebe informações vindas da maior parte do ambiente da rede, ou seja, o número de arestas que o ligam a outros nós é o fator determinante para a identificação da centralidade de grau (*Centrality Degree*) do indivíduo.

Oliveira (2013) destaca que em relação a um grafo não direcional, o grau de um nó é simbolizado por $CD(n_i) = d(n_i)$, onde $d(n_i)$ representa o número de linhas incidentes, ou ainda, o número de nós adjacentes a ele. É válido mencionar que o grau de um nó pode variar de 0 até $g-1$. Nesta variância o índice 0 representa o nó isolado, e o índice $g-1$, apresenta g como a quantidade de nós na rede, caso estejam conexos com os demais nós.

Em relação a um grafo direcionado, assumisse-se o grau de entrada (*In-Degree*), $d_I(n_i)$, e o grau de saída (*Out-degree*), $d_O(n_i)$, de acordo com o direcionamento das arestas que chegam ou partem do nó. A Equação 2.1 define a centralidade de grau.

$$C_D(n_i) = d(n_i) = \sum_{i=1}^g x_{ij} = \sum_{j=1}^g x_{ji}$$

Equação 2.1: Equação para Centralidade de Grau

Na Equação acima, para o cálculo do grau de centralidade de um nó, podem ser utilizados os valores das linhas i ou das colunas j de uma matriz de adjacência. O valor x_{ij} ou x_{ji} indica, respectivamente, a posição de linha/coluna ou coluna/linha da matriz. O valor x igual a 1, indica que existe um enlace entre os nós i e j . A soma dos valores de x_{ij} ou x_{ji} indica o valor do grau do nó. O valor g representa o número total de nós ou de linhas/colunas da matriz de adjacência, esclarece Oliveira (2013).

Oliveira (2013 apud DONNINGER, 1986) expõe também uma equação simplificada (vide Equação 2.2) para determinar o grau de centralidade de um nó. Onde: $d(n_i)$ é o grau do nó a ser calculado; g é o total de nós do grafo.

$$C'_D(n_i) = \frac{d(n_i)}{g - 1}$$

Equação 2.2: Equação simplificada para o grau de centralidade

2.3.1.2 Centralidade de Intermediação (*Betweenness Centrality*)

De acordo com Gottardo e Noronha (2012), a centralidade de intermediação (*Betweenness Centrality*) calcula o quanto um ator atua como “ponte”, facilitando o fluxo de informação em uma determinada rede. Um ator pode estabelecer poucos elos, mas possuir uma importância fundamental na mediação das interações ou troca de mensagens. O papel da mediação implica um exercício de poder, de controle e filtro das informações que circulam na rede (MARTELETO, 2001).

Newman e Girvan (2004) complementam que a centralidade de intermediação $B(e)$ de uma aresta “e”, é definida como o número de caminhos mínimos entre todos os pares de nós em um grafo que passam por “e”, podendo ser representada através da Equação 2.3.

$$B(e) = \sum_{u \in V, v \in V} \frac{\sigma_e(u, v)}{\sigma(u, v)}$$

Equação 2.3: Equação para Centralidade de Intermediação

Onde: $\sigma(u, v)$ representa o número de caminhos mínimos entre u e v , e $\sigma_e(u, v)$ representa o número de caminhos mínimos entre u e v que incluem e .

Para Oliveira (2013) a centralidade de intermediação poderá ser aplicada para um nó ao invés de uma aresta. Neste caso, esta centralidade medirá o número de caminhos mínimos que passarem pelo nó dado. Nós que possuem muitos caminhos mínimos que passem por eles, possuem maior intermediação indicando sua importância à estrutura da rede. Dessa forma, para ter uma grande centralidade de intermediação, um ator deverá estar entre muitos atores, através dos seus caminhos geodésicos (ou seja, de menor distância).

Para se definir o grau de intermediação de um nó, usa-se a Equação 2.4. Onde, g_{jk} é o número de caminhos geodésicos (mais curtos e do mesmo tamanho), que ligam os nós j e k , e $g_{jk}(n_i)$, o número de tais caminhos no total de g_{jk} , que passa pelo nó n_i .

$$C_B(n_i) = \sum_{j < k} \frac{g_{jk}(n_i)}{g_{jk}}$$

Equação 2.4: Equação para grau de intermediação de um nó

É possível realizar a normalização do índice através da divisão do mesmo pelo seu máximo possível, que é o número de pares de nós no grafo, que não incluem n_i , ou seja: $(g-1)(g-2)/2$, chegando-se a Equação 2.5 para o índice de Centralidade de Intermediação normalizado.

$$C'_B(n_i) = \frac{C_B(n_i)}{(g-1)(g-2)/2}$$

Equação 2.5: Equação para Centralidade da Intermediação normalizado

2.3.1.3 Centralidade de Proximidade (*Closeness Centrality*)

De acordo com Marteleto (2001), a centralidade de proximidade (*Closeness Centrality*) permite medir a independência de um ator em relação aos outros e, ele é tão mais central, quanto menor o caminho a percorrer para atingir os outros elos da rede. Em síntese, compreende-se que a centralidade de proximidade de um ator mede o quanto o vértice, que representa o ator, está próximo de todos os demais da rede.

Através desta métrica, é possível certificar o quão rápido um nó pode interagir com os demais, pois quanto menor a distância total referente à soma dos menores caminhos de um com o demais, maior é sua aproximação perante todos (OLIVEIRA, 2013), e conseqüentemente, mais central é o nó.

Para calcular a centralidade de proximidade é somada a distância geodésica (representada por $d(n_i, n_j)$ – menor caminho entre dois pontos) do vértice em relação a todos os demais vértices da rede. A proximidade do centro da topologia será o inverso da soma das distâncias de n_i , para todos os outros nós, sendo $i \neq j$. O nó com a maior Centralidade de Proximidade da topologia indica o “atalho” para os demais nós.

A Centralidade de Proximidade pode ser definida através da Equação 2.6 seguinte.

$$C_C(n_i) = [\sum_{j=1}^g d(n_i, n_j)]^{-1}$$

Equação 2.6: Equação para Centralidade de Proximidade

A normalização do índice de centralidade de proximidade, poderá ser feita multiplicando-se, $C_C(n_i)$ por $g-1$, obtendo-se a Equação 2.7.

$$C'_C(n_i) = \frac{(g-1)}{[\sum_{j=1}^g d(n_i, n_j)]} = (g-1)C_C(n_i)$$

Equação 2.7: Equação normalizada para Centralidade de Proximidade

2.4 Correlação Linear

Frequentemente, em pesquisas, busca-se comprovar a existência de relação entre duas ou mais variáveis, ou seja, saber se a alteração no valor de uma variável provoca alterações no valor de outra variável. A verificação da existência e da intensidade da relação entre as variáveis é o objeto de estudo da *correlação*. Entretanto, descobrir esta condição não garante muitas informações a respeito do grau de associação, ou *correlação*, entre as variáveis (LEVIN, 2012, p. 300).

Para Levin (2012, p. 301) as correlações variam com relação à sua força e podem ser visualizadas através de um *gráfico de dispersão* ou *diagrama de dispersão*, que mostra o modo como os escores, em qualquer uma das variáveis, X e Y, estão dispersos através de uma gama de valores de escores possíveis. Um gráfico de dispersão é colocado de maneira que a variável X esteja localizada ao longo da reta de base horizontal, e a variável Y seja medida na reta vertical. Assim, a intensidade da correlação entre as variáveis aumenta à medida que os pontos em um gráfico de dispersão formam algo mais parecido com uma reta diagonal através do centro da dispersão de pontos no gráfico.

2.4.1 Direção da correlação

Quanto à sua direção, a correlação pode ser descrita como positiva ou negativa, e ambas representam um tipo de relação linear. Levin (2012) descreve que uma correlação positiva indica que uma vez percebidos altos escores na variável X, a variável Y também tende a receber altos escores. Por outro lado, uma vez que percebe-se baixos escores em uma variável X, a variável Y também tende a ter baixos escores.

Uma correlação negativa existe quando uma obtêm-se altos escores na variável X e, conseqüentemente, baixo escores na variável Y, ou, em contrapartida, é percebido baixos escores em X, informando assim que Y tende a alcançar altos escores.

2.4.2 Coeficiente de correlação linear

O coeficiente de correlação linear mede e expressa numericamente a intensidade e a direção da relação linear entre duas variáveis quantitativas. Chamado também de *Coeficiente de Correlação de Pearson (r)*, proposto por Karl Pearson (CLARK, 2011). Tal coeficiente é encontrado através da Equação 2.8 a seguir.

$$\frac{n \sum xy - (\sum x)(\sum y)}{\sqrt{[n \sum x^2 - (\sum x)^2] \cdot [n \sum y^2 - (\sum y)^2]}}$$

Equação 2.8: Equação do Coeficiente de Correlação de Pearson

Conforme Levin (2012) o coeficiente de correlação sempre será um valor que poderá variar entre -1,00 e +1,00. Os valores numéricos compreendidos entre -1,00, -0,60, -0,30 e -0,10 significam uma correlação negativa, representada por níveis de intensidade - respectivamente, perfeita, forte, moderada e fraca. Enquanto que valores numéricos positivos como +1,00, +0,60, +0,30 e +0,10 indicam uma correlação positiva, também representada por níveis de intensidade - respectivamente, perfeita, forte, moderada e fraca. Quando o valor numérico obtido é 0,00, então temos nenhuma correlação. Em relação ao grau de associação, quanto mais próximo de 1,00 em qualquer direção, maior a intensidade de relação.

2.5 Softwares para visualização e análise de grafos

A Análise de Redes Sociais permite representar as redes sociais através de grafos, representados por nós e por ligações entre eles, de modo equivalente, respectivamente, aos vértices e arestas do grafo. Os nós representam os atores envolvidos (indivíduos ou organizações), e as ligações referem-se às relações entre os atores que compõem a rede representada.

Os grafos, por sua vez, são uma das técnicas de visualização mais difundidas para representar os relacionamentos entre objetos, pessoas, estruturas hierárquicas, entre outros (OLIVEIRA, 2013).

Deste modo, para auxiliar o processo de geração, visualização e análise de dados em grafos existem softwares que contribuem com técnicas precisas para a obtenção dos indicadores almejados. Assim, esta seção apresenta e discute alguns dos softwares existentes para a realização de tais atividades.

2.5.1 Meerkat-ED

O software *Meerkat-ED*, apresentado e discutido em Rabbany et al (2012), foi desenvolvido para representar a visualização da rede de interações estabelecidas entre alunos participantes de fóruns de discussão online em AVAs. Por meio das interações detectadas, o software destaca o participante mais central e o mais periférico da discussão, como pode ser visto Figura 2.2. Além disso, a ferramenta analisa o conteúdo das mensagens trocadas no fórum através da sumarização dos temas discutidos, usando técnicas de mineração de dados para identificar as palavras-chaves citadas.

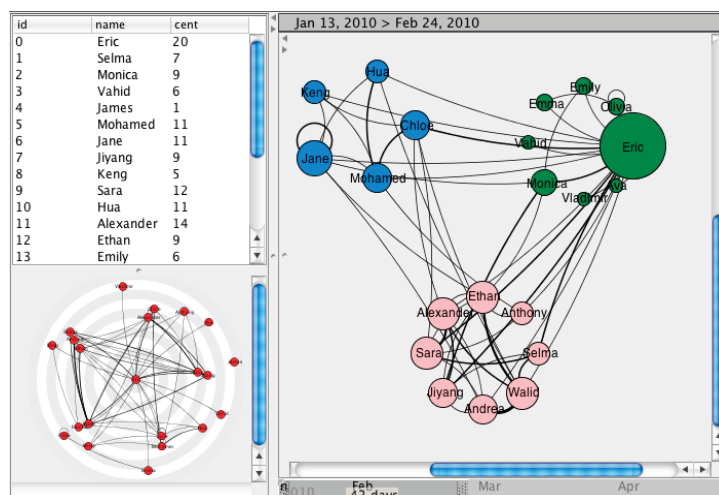


Figura 2.2: Interface do Software *Meerkat-ED*

Fonte: (RABBANY, *et al.*, 2012, p. 25)

Através da visualização da rede social, o *Meerkat-ED* permite a fácil identificação da participação de cada ator (aluno), mostrando sua centralidade no fórum, o número de postagens e a quantidade de palavras-chaves mencionadas por esse ator no tópico de discussão. Entretanto, em seu trabalho, Rabbany et al (2012) não informa como os dados são importados para a ferramenta, para que a visualização da rede seja gerada posteriormente.

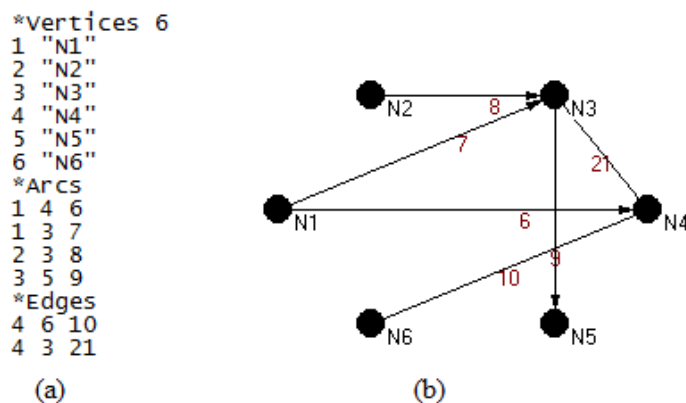
Outro critério que aponta desvantagens na utilização deste software para o estudo de redes sociais é o fato de não possuir métricas de ARS implementadas, impossibilitando assim a realização dos cálculos que exprimem os índices de interação, participação, centralidade, entre outros, na rede.

2.5.2 Pajek

As principais funcionalidades do software Pajek são a visualização e análise de redes, pequenas ou amplas. Este software vem se difundindo no campo educacional e sendo utilizado por professores em aulas relacionadas a grafos, visando tornar o processo ensino aprendizagem mais prazeroso e de fácil assimilação (OLIVEIRA, 2013).

Albuquerque (2013) acrescenta que uma geração de rede no *Pajek* pode ser feita através de uma representação dos vértices, *edges* e *arcs* por meio de um arquivo texto, com a extensão “.net”. É válido mencionar que esse tipo de arquivo não é comumente utilizado para outros aplicativos.

A Figura 2.3 – (a) expõe a estrutura básica de um rede descrita no arquivo “.net” e na Figura 2.3 – (b) temos a representação gráfica dessa rede.



(a) Estrutura de uma rede descrita no arquivo “.net” (b) Representação gráfica dessa rede

Figura 2.3: Estrutura de rede no Pajek

Na Figura 2.3 – (a) é representado a quantidade de vértices através da sintaxe “*Vertices 6”, indicando que o grafo a ser gerado terá 6 vértices. Neste tipo de arquivo “.net” a quantidade de vértices deverá ser sempre a primeira declaração na definição de uma rede no *Pajek*. Em seguida, são representadas as arestas direcionadas, denotadas pela sintaxe “*Arcs”. Em cada linha visualiza-se a declaração das arestas direcionadas e o peso das mesmas para cada par de vértices. A última sintaxe apresentada é “*Edges” que indicará as arestas não direcionadas.

Uma outra forma de representar um grafo direcionado com este software é através de uma matriz de adjacência. Neste caso, os vértices são informados primeiramente, e em seguida, a sintaxe “*Matrix” é utilizada. Em cada linha que contém a interseção entre os vértices da rede é informado o peso das arestas.

Embora este software proporcione uma ótima visualização dos dados através de um grafo e possua algumas métricas de ARS implementadas, o mesmo torna-se inviável à utilização nesta pesquisa, pois os arquivos gerados a partir dos dados contidos nos fóruns de discussão são incompatíveis com o formato de arquivo aceito no *Pajek*.

2.5.3 Gephi

O *Gephi* é um software de visualização interativa para todos os tipos de redes e sistemas complexos, cujo objetivo baseia-se em permitir a manipulação, exploração e compreensão de dados através da representação dos mesmos por meio de grafos dinâmicos e/ou hierárquicos e, da aplicação de métricas de análise de redes sociais, tais como: coeficiente de agrupamento, *PageRank*, intermediação, proximidade, entre outras (ALBUQUERQUE, 2013).

Por intermédio dele, o usuário pode interagir com as estruturas de dados através dos diversos *layouts* existentes, podendo alterar as configurações do grafo durante a execução do mesmo. Para Gottardo e Noronha (2012), esta funcionalidade do *Gephi* aumenta consideravelmente o *feedback* do usuário frente às informações apresentadas, fazendo com que as propriedades mais ocultas passem a ser visualizadas e compreendidas.

Um dos objetivos do *Gephi* é auxiliar os analistas de dados de modo que, os mesmos a partir de hipóteses, descubram intuitivamente, padrões, singularidades e isolamentos estruturais das informações representadas por intermédio de um grafo (GEPHI, 2015). Podemos destacar como características: a possibilidade de geração de redes de até 50.000 nós e 1.000.000 de arestas; a dinamicidade de visualização dos dados; dentre outras. A Figura 2.4 apresenta a interface do *Gephi*.

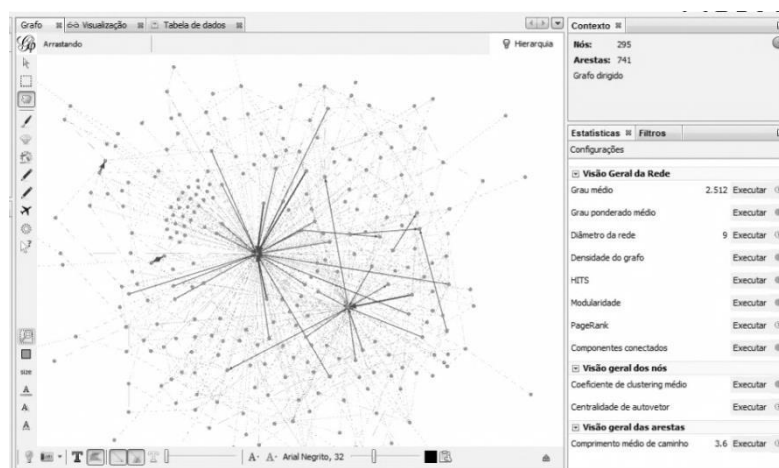


Figura 2.4: Visualização de um grafo no software Gephi

Este software pode ainda ser utilizado para diferentes contextos de análise de dados. Para fins estatísticos, por exemplo, o *Gephi* pode ser utilizado como uma ferramenta complementar, fornecendo subsídios para análise de correlação de um dado cenário.

Em vista das informações supracitadas referentes ao *Gephi*, acrescidas da possibilidade de se aplicar métricas de ARS nos resultados gerados, da possibilidade de importação e exportação de dados, da disponibilidade de diversos tipos de algoritmos de distribuição para modificar as formas de visualização da rede, e de nossa experiência de uso deste software em outros projetos, ainda temos o fato de que esta ferramenta utiliza prioritariamente arquivos de extensão “.graphML” em detrimento ao formato “.net” utilizado no *Pajek*. Assim, estas características nos motivaram a escolher a referida

ferramenta para ser a base para geração e análise das redes sociais percebidas nos fóruns de discussão, em análise no Capítulo 6 desta dissertação.

2.6 Considerações Finais do Capítulo

De acordo com o que foi exposto neste Capítulo percebemos que os AVAs oferecem uma gama de funcionalidades que auxiliam o processo de aprendizagem do aluno e permitem a interatividade no compartilhamento de informações. Percebemos também que as redes sociais são inerentemente redes complexas, principalmente quando relacionam um grande número de dados. Para isto, ferramentas foram desenvolvidas para auxiliar na análise das informações contidas nessas redes.

Desta forma, foram discutidas, neste capítulo, as propostas que regem a Aprendizagem Colaborativa Online, bem como as tecnologias que contribuem para a disseminação desta forma de ensino aprendizagem. Foi apresentado também o principal modo de representação das interações online e os meios que promovem a colaboração assíncrona em AVAs, enfatizando os fóruns de discussão. Foi exposto ainda, os aspectos de Análise de Redes Sociais com foco nas métricas de Centralidade (*Degree*, *Betweenness* e *Closeness*) e os conceitos principais sobre Correlação. E, para concluir o capítulo, alguns softwares que permitem a geração e visualização de redes sociais foram discutidos brevemente.

O capítulo seguinte abordará alguns trabalhos relacionados à Análise de Redes Sociais e a E-Learning, dando ênfase à existência dos estudos científicos que relacionam ambas as temáticas. Alguns dos trabalhos discutidos são provenientes do Mapeamento Sistemático realizado e exposto no Capítulo 4.

Capítulo 3

Trabalhos Relacionados

Este capítulo apresenta alguns trabalhos relacionados à Análise de Redes Sociais e a E-Learning, enfatizando a existência dos estudos científicos que envolvem essas temáticas simultaneamente. Baseados nos artigos que seguem, nota-se que esses temas de estudo têm sido pouco explorados quando associados. E, quando explorados, o foco abordado refere-se, na maioria dos casos, à utilização da ARS como instrumento de avaliação das interações existentes em ambientes que promovem o ensino à distância, ênfase desta dissertação. Parte dos trabalhos descritos que seguem são provenientes do Mapeamento Sistemático detalhado no Capítulo 4.

3.1 Depicting online interactions in learning communities

Este estudo foi desenvolvido pelo Centro de Pesquisa em Sistemas de Computação Avançada (CRACS & INESC TEC) da Universidade do Porto - Portugal, por Silva et al (2012). O objetivo do trabalho consiste em apresentar as principais contribuições de um sistema para a análise e caracterização das interações que ocorrem entre participantes de comunidades online, através da aplicação de metodologias de Análise de Redes Sociais em fóruns de discussão. A proposta do sistema baseia-se em elaborar grafos dinâmicos para caracterizar as interações entre os atores da rede e suas participações em fóruns de discussão.

O sistema elaborado foi denominado “*Dracula Graph Library*” e é capaz de ilustrar as interações que ocorrem em ambientes online sob a forma de um grafo direcionado (ver Figura 3.1), onde os nós são os participantes do fórum e as arestas, as mensagens postadas - estabelecidas de acordo com a quantidade de postagens de cada ator que compõe a rede. Tal sistema foi desenvolvido na linguagem JavaScript para ser integrado ao Moodle. Ele é acoplado com uma simples análise de conteúdo para distinguir a relevância ou irrelevância da mensagem postada no fórum a partir de palavras-chaves pré-estabelecidas, que contribuem com novas informações para as discussões online (SILVA; FIGUEIRA, 2012).

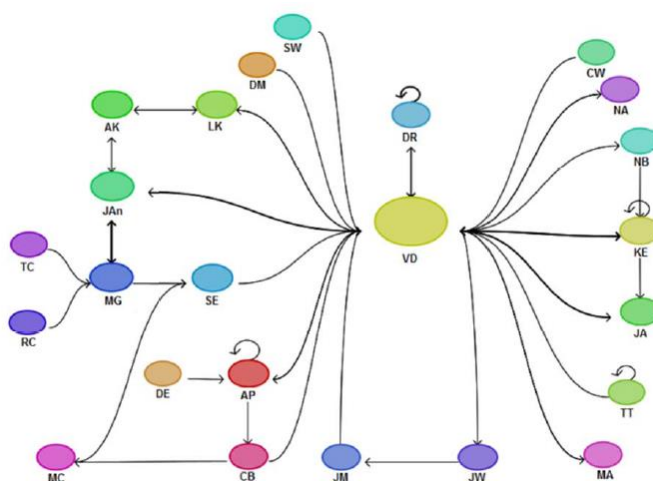


Figura 3.1. Grafo da discussão “Game in Moodle”

Fonte: SILVA (*et al.*, 2012)

Para tanto, é realizado um estudo de caso em três fóruns de discussão do AVA Moodle. O sistema é utilizado para elaboração dos grafos direcionados, e em seguida, as métricas de Densidade (*Density*) e Centralidade (*Centrality*) da ARS são aplicadas a fim de identificar os atores mais e menos ativos na rede, caracterizar as diferentes formas de interação/organização em grupo, entre outros critérios.

O trabalho conclui que, utilizar o sistema em foco é vantajoso para uma primeira análise dos padrões de interação dos participantes de um grupo. Entretanto, afirma ainda que, se faz necessário uma análise mais aprofundada da relevância das mensagens postadas nos fóruns antes de transmitir uma análise definitiva das interações estabelecidas por elas neste meio e aponta a necessidade de se realizar mais experimentos para avaliar sua utilidade em cursos que contenham grupos menores e maiores.

3.2 Distributed teaching presence and communicative patterns in asynchronous learning: name versus reply networks

Tal pesquisa foi realizada pelo Departamento de Desenvolvimento e Psicologia da Educação da Universidade de Barcelona – Espanha, por Engel et al (2013), sendo sua proposta explorar os desafios metodológicos na aplicação da Análise de Redes Sociais para o estudo das Redes de Aprendizagem Assíncronas (*Asynchronous Learning Networks* - ALN).

O trabalho em si, tem o intuito de discutir e apresentar a aplicação de índices de ARS no âmbito de uma ALN, no que se refere aos fóruns de discussão online. Os índices

são expostos através da análise de uma Sequência Didática (DS) composta por três linhas de discussão diferentes, que correspondem amplamente a três períodos no progresso da sequência: início, meio e fim; respectivamente, fórum 1, fórum 2 e fórum 3. As contribuições de cada participante foram coletadas e analisadas de duas formas diferentes, a saber: registros de atividades (através do arquivo de log) do AVA Moodle, comumente utilizados no campo da ALN; e menções explícitas dos participantes entre si na SD. Assim, o objetivo principal foi perceber, dentre essas, qual a melhor estratégia de análise que reflete as relações comunicativas reais estabelecidas pelos participantes.

A priori, a tarefa foi apresentada como um fórum de conversação e ressaltado que todas as contribuições seriam aceitas como manifestações de ideias, interpretações e diferentes pontos de vista sobre o assunto em foco no debate. Além disso, foi exigido um mínimo de duas contribuições por semana por cada aluno.

De acordo com o artigo, existem alguns pontos desafiadores a fim de serem levados em consideração, no intuito de atingir o objetivo principal do referido trabalho que são:

- os registros de atividade – arquivos de log - não fornecem informações precisas das relações comunicativas estabelecidas entre os participantes do ALN e boa parte dos trabalhos apresentados na seção introdutória do artigo não apresentam grande interesse por esta temática.
- a análise estrutural de um fórum por si própria é incapaz de fornecer a informação necessária para a compreensão da estrutura complexa de fatores e processos que são entrelaçadas em uma ALN.

Para representar as interações detectadas na SD definida são elaborados grafos direcionados, e em seguida, aplicadas as métricas de Densidade (*Density*), Centralidade (*Centrality*) e Grau (*Degree*) da ARS.

As conclusões apontam que os resultados de ARS devem ser complementados com os resultados da análise de conteúdo das contribuições dos participantes e da análise das características da situação real de ensino e aprendizagem. Além disso, foi notado também que a análise com base nas referências explícitas oferece uma alternativa interessante e complementar à análise com base nos arquivos de log. Assim, a combinação de diferentes tipos de informações a partir de uma abordagem que combina múltiplos métodos de análise se faz necessário, afirma Engel et al (2013).

3.3 Social network analysis and mining to support the assessment of on-line student participation

Esta pesquisa foi desenvolvida pelo Departamento de Ciência da Computação da Universidade de Alberta – Canadá, por Rabbany et al (2012), com o propósito de explorar as técnicas da ARS e da mineração de dados em comunidades online. Sua proposta principal é investigar as estruturas de redes sociais geradas a partir das comunicações instituídas entre os alunos em fóruns de discussão de ambientes E-Learning. Para isso, o trabalho utiliza uma ferramenta chamada *Meerkat-ED*, desenvolvida pelos próprios autores.

O *Meerkat-ED* analisa tais interações através de técnicas de análise de rede social. Ele prepara e visualiza a rede de participantes do fórum de discussão, por meio das interações detectadas e destaca o participante mais central e o mais periférico da discussão. Além disso, a ferramenta analisa o conteúdo das mensagens trocadas no fórum através da sumarização dos temas discutidos (vide Figura 6), usando técnicas de mineração de dados para identificar as palavras-chaves citadas. Entre outras características, o *Meerkat-ED* ilustra ainda o quanto cada aluno participou nestes tópicos, mostrando sua centralidade no fórum, o número de postagens e a quantidade de palavras-chaves mencionadas por esse aluno no tópico de discussão.

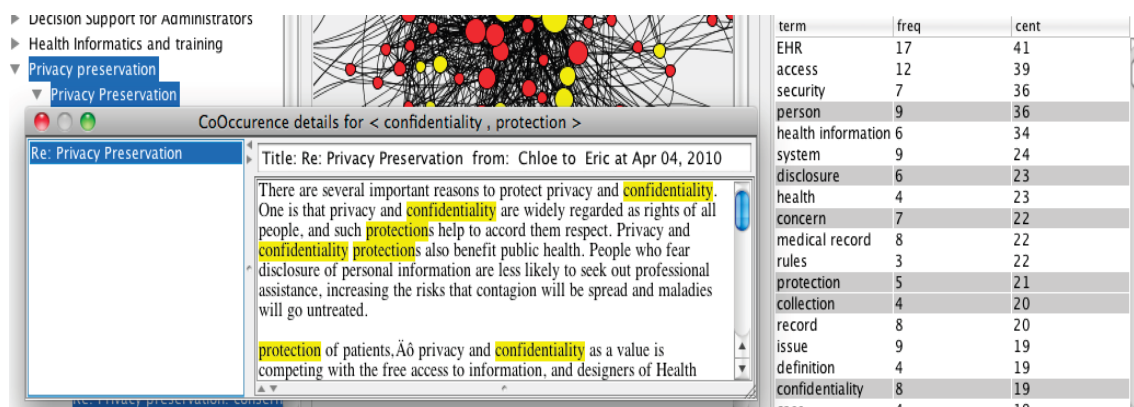


Figura 3.2: Ocorrência de termos (palavras-chaves) nos fóruns de discussão

Fonte: RABBANY (et al., 2012, p. 26)

A referida pesquisa apresentou um estudo de caso realizado com um grupo de alunos de pós-graduação da Universidade de Alberta, em 2010. Um curso online foi oferecido na plataforma Moodle e vários tópicos de discussão foram abertos para participação dos estudantes. Para avaliar suas contribuições foram construídos dois tipos de redes: a rede social dos estudantes que interagiram no fórum e a rede dos termos (palavras) usados por eles. É importante frisar que as informações, como nome e e-mail,

dos participantes foram mantidas em anonimato, para que os mesmos não fossem influenciados pelas opiniões de colegas conhecidos. Assim, foram utilizados nomes falsos para identificar cada estudante no fórum.

Mediante o estudo de caso supracitado, constatou-se que a diferença entre o número de palavras-chaves discutidas pelos estudantes auxiliou o professor-tutor a comparar as participações dos alunos: os alunos que discutiram mais palavras foram aqueles que mais interagiram no fórum. Segundo Rabbany et al (2012), o uso da ferramenta *Meerkat-ED* permite a fácil e rápida visualização da participação dos alunos e a identificação dos alunos mais influentes ou que não expressam sua opinião, algo que é impreciso, visualmente, com as ferramentas fornecidas pelo Moodle.

Como contribuições deste trabalho, coloca-se em evidencia a facilidade de visualização e identificação dos participantes mais centrais e periféricos da rede, fornecendo ao professor-tutor melhores meios para avaliar a participação nas discussões online.

3.4 Social networks applied to distance education courses: analysis of interaction in discussion forums

Este trabalho foi desenvolvido pelo Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do RS – IFRS, Rio Grande do Sul, Brasil, em parceria com a Universidade Tecnológica Federal do Paraná – UTFPR, Paraná, Brasil, por Gottardo et al (2012). O objetivo principal do estudo foi demonstrar algumas possibilidades de utilização de técnicas de análise de redes sociais, a fim de obter informações a partir da interação em fóruns de discussão.

Para o desenvolvimento do estudo proposto foi utilizado a base de dados do Moodle de uma Instituição Federal de Ensino Superior brasileira. Em seu experimento foi selecionado o curso que apresentou o maior número de fóruns de discussão. A partir dos fóruns disponíveis no curso foi escolhido aquele que continha o maior número de postagens.

Os dados foram obtidos do fórum através de um processo de extração utilizando a linguagem SQL, em um formato compatível com o Gephi (software apresentado na seção 2.5.3). Assim, a visualização da rede foi possível após a importação dos dados para o Gephi.

Em seguida, foram aplicadas as métricas de ARS que se referem à: proximidade (*Closeness Centrality*), centralidade de intermediação (*Betweenness Centrality*) e agrupamento (*Clustering*).

As conclusões preliminares foram extraídas da Figura 3.3 apresentada por Gottardo et al (2012) em seu artigo. Os autores do trabalho concluíram que é possível observar, através da rede gerada, algumas diferenças de comportamento apresentadas pelos alunos. Alguns alunos, com destaque em vermelho interagiam apenas com o professor (16). Outros, de cor verde, interagiam apenas com os colegas. Finalmente, alguns estudantes, marcados em azul, interagiram com os colegas e professores.

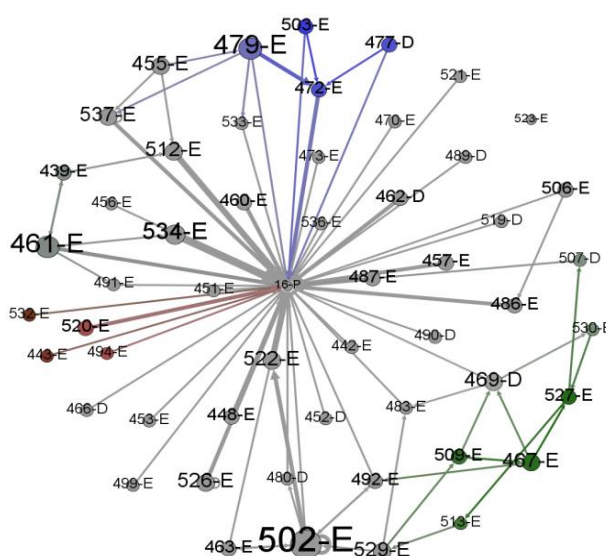


Figura 3.3: Grafo que mostra as interações ocorridas no fórum de discussão

Fonte: GOTTARDO (*et al.*, 2012, p. 356)

Ao aplicar as métricas de *Closeness Centrality* e *Betweenness Centrality* nas redes geradas, percebeu-se que alguns alunos interagiram e destacaram-se mais que outros. Já, ao utilizar o *Clustering* notou-se a formação de, pelo menos, três grupos distintos de alunos com base no perfil de interação no fórum. Para Gottardo et al (2012) estas informações fornecem subsídios para uma análise posterior acerca do desenvolvimento de estratégias de ensino específicas para ser utilizado no curso e/ou como um guia na definição dos membros do grupo para o desenvolvimento de atividades em conjunto.

3.5 Estudo da relação entre a participação em fóruns de discussão e o rendimento acadêmico dos alunos de um curso a distância usando Análise de Redes Sociais

Este estudo foi realizado pelo setor de Educação a Distância da Universidade Federal da Paraíba (UFPB Virtual) – Brasil, por Oliveira et al (2014) com o intuito de explorar as relações de interação dos alunos de duas turmas de um curso de licenciatura à distância em Letras nos fóruns de discussão online e seus desempenhos acadêmicos nas disciplinas correspondentes. Foi proposto e desenvolvido um projeto de experimento para esclarecer quais dos fatores escolhidos (métricas, quantidade de fóruns, disciplinas e períodos letivos) seriam os mais relevantes para a hipótese: os alunos que mais participam desta modalidade de atividade online têm melhores notas finais?

Para o projeto de experimento, o corpus de análise foram os fóruns de discussão de duas disciplinas distintas, mas, ambas componentes curriculares do curso de licenciatura à distância em Letras (Habilitação Língua Portuguesa), ofertado na plataforma Moodle pela referida instituição. Os dados das participações dos estudantes nos cursos foram extraídos utilizando o SNAPP, ferramenta online que permite visualizar e exportar a rede de interações resultantes de postagens nos fóruns de discussão do AVA. Por fim, foram selecionadas duas métricas de ARS, para compor o último fator do projeto de experimento: *Degree* e *PageRank*, que apresentaram, respectivamente, o maior e menor valor.

Em seguida, as redes dos fóruns, exportadas pelo SNAPP, foram integradas em grafos direcionados, contendo as interações de cada disciplina e período. O Gephi, ferramenta de visualização interativa para todos os tipos de redes e sistemas complexos, gráficos dinâmicos e hierárquicos, foi usado para esse fim. A Figura 3.4 mostra alguns fóruns agrupados em um único grafo no Gephi.

O referente estudo também elaborou um projeto de experimento baseado no modelo 2k, para medir as variações aleatórias ao longo de re-execuções. Deste modo, não foram feitas reaplicações para este experimento. Oliveira et al (2014, p. 897) montou, ainda, uma planilha de dados para executar a análise do estudo, isto é, calcular as variações referentes aos efeitos de cada fator e as interações entre os fatores.

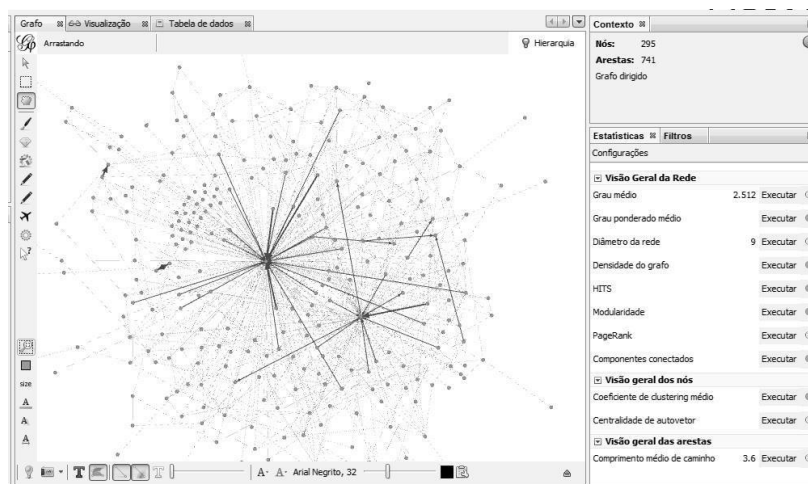


Figura 3.4. Visualização de alguns fóruns agrupados na ferramenta Gephi

Fonte: OLIVEIRA et al (2014, p. 896)

As conclusões obtidas com tal pesquisa demonstram que:

- Quanto às variações dos efeitos dos fatores ou combinações de fatores na execução do projeto de experimento 2k, os valores percentuais revelam uma forte influência do fator A (“Disciplina”), cuja parcela de variação foi de 43,43%.
- Outro fator cuja variação não pode ser desprezada foi o D (“Algoritmo”), cuja SSD foi de 21,91%.
- Os demais fatores B (“Semestre”) e C (“Quantidade de fóruns”), considerados isoladamente, possuem variações de 1,6% e 3,93%, respectivamente, bastante reduzidas em comparação com os dois primeiros fatores analisados, o que indica que o semestre da disciplina e a quantidade de fóruns abarcada não parecem influenciar os resultados do experimento.
- Utilizando o algoritmo *Degree* para todos os fóruns, a diferença entre as médias atinge 3,71 pontos, o maior valor da variável resposta deste estudo. Já, para uma outra disciplina do mesmo semestre, ao considerar o algoritmos PageRank o menor valor da variável é 1,54.

3.6 Discussão dos trabalhos relacionados

Ante a exposição dos trabalhos apresentados, discutimos, a seguir, as abordagens utilizadas em cada estudo, de modo a enfatizar os aspectos que contribuíram e aqueles que não foram contemplados no desenvolvimento dos mesmos, e evidenciamos as ações que fornecem subsídios a serem agregados, ou não, a esta pesquisa de dissertação.

Silva et al (2012) e Rabbany et al (2012) apresentam o resultado da análise das interações em fóruns de discussão online em AVAs Moodle através do desenvolvimento e utilização de ferramentas específicas para extração dos dados e geração da rede dos fóruns analisados. O primeiro estudo citado faz menção ao sistema “*Dracula Graph Library*”, que cria grafos simples (dinâmicos) das interações detectadas. Entretanto, seu acesso não está disponível, atualmente. Outro fator a ser destacado é que esta ferramenta dá suporte, apenas, a geração de grafos pequenos, com poucos nós, inviabilizando sua utilização para extração de uma grande quantidade de informações. Já o segundo estudo referido mostra a ferramenta Meerkat-ED, usada para criar a rede de interações dos dados extraídos nos fóruns. Todavia, Rabbany et al (2012) não informa como a ferramenta é utilizada para realizar essa extração. Bem como, omite a informação da necessidade de um *plugin* ou se a ferramenta é de uso online. Não há informação, também, sobre a compatibilidade com as diferentes versões do Moodle e o artigo menciona o uso das métricas de ARS, mas não as utiliza para realizar os devidos cálculos para uma análise posterior.

Engel et al (2013) aplicou duas estratégias para a análise de índices de ARS em Redes de Aprendizagem Assíncronas em uma Sequência Didática (SD) de fóruns de discussão online. As contribuições de cada participante foram coletadas e analisadas por meio dos registros contidos no arquivo de log do AVA Moodle e através das menções dos participantes entre si na SD. A pesquisa afirma que a segunda estratégia é mais eficaz e faz perceber que o trabalho de extração de dados, para montar a rede, foi manual. Engel et al (2013) não informa a utilização de alguma ferramenta para a obtenção dos dados e propõe o desenvolvimento de um software específico que permita, em fóruns de discussão, a busca dos nomes, pseudônimos ou apelidos dos participantes. Quanto às métricas de ARS, as mesmas foram aplicadas nas redes geradas por cada fórum e, em seguida, para estimar o índice de interação de cada participante.

Gottardo et al (2012) usa um processo de extração de dados através da linguagem SQL, mas não esclarece como esse procedimento foi realizado. Os índices obtidos a partir da aplicação das métricas de ARS também não são expostos. As métricas *Closeness Centrality*, *Betweenness Centrality* e *Clustering* são empregadas, mas, como resultados são apresentados os grafos conseguidos com suas aplicações e analisadas as diferenças percebidas na rede.

Silva et al (2013) e Oliveira et al (2014) também buscaram apresentar resultados acerca da análise das interações em fóruns de discussão online por meio de dois métodos

distintos da Análise de Redes Sociais. Silva e Brito (2013) realizou a extração de dados através das menções dos participantes no fórum. Estas interações foram tabuladas, analisadas e representadas em uma matriz relacional $M \times N$, logo após, representadas através de grafos dirigidos. O referente estudo não usou o auxílio de ferramentas para extração dos dados no fórum de discussão, nem as métricas da ARS para a análise dos mesmos. A análise foi baseada nas interações representadas na matriz relacional e em análises quantitativas de desempenho. Silva e Brito (2013) esclarece que o trabalho está andamento e precisa ser estendido. Já Oliveira et al (2014) faz uso da ferramenta SNAPP para extrair os dados dos fóruns. Entretanto, esta ferramenta não é compatível com todas as versões do AVA Moodle, característica esta, que limita o uso da ferramenta. As métricas de ARS foram aplicadas e os índices foram analisados adequadamente, todavia os autores ressaltam que o estudo foi preliminar e necessita ser estendido para validar, de modo eficaz, os resultados encontrados.

3.7 Considerações Finais do Capítulo

Este capítulo discutiu alguns trabalhos relacionados à Análise de Redes Sociais e a E-Learning, enfatizando aqueles que abordam ambas as temáticas concomitantemente. Foram examinados e expostos os resultados principais obtidos em cada estudo, de modo a destacar os critérios mais relevantes que pudessem contribuir, ou não, ao desenvolvimento desta dissertação.

Alguns outros trabalhos, relacionados à temática dessa dissertação, não foram discutidos nesse capítulo. Assim, citamos os estudos de Wen-Chih et al (2012), Medeiros et al (2013), He (2012), Heo et al (2010), Wang (2010), Reyes et al (2005), Zheng et al (2011) e Cobo et al (2012).

É válido mencionar que boa parte dos estudos científicos aqui citados foram conseguidos com a realização do Mapeamento Sistemático, a ser apresentado no Capítulo 5. O capítulo seguinte discorrerá sobre o processo de extração, análise e classificação dos trabalhos primários obtidos com o Mapeamento Sistemático da literatura acadêmico-científica sobre a Análise de Redes Sociais aplicada em E-Learning.

Capítulo 4

Um Mapeamento Sistemático da Literatura acadêmico-científica sobre Análise de Redes Sociais aplicada em E-Learning

Visando complementar as pesquisas que relacionam ARS e *E-Learning*, este capítulo expõe o processo de elaboração e os resultados de um Mapeamento Sistemático cuja proposta é levantar dados de forma sistemática para fundamentar o desenvolvimento de estudos mais específicos acerca da utilização de Análise de Redes Sociais na Educação, especialmente em *E-Learning*, de modo, a contribuir com as abordagens até então adotadas para a análise das interações em modelos de ensino à distância.

4.1 Metodologia utilizada

A pesquisa bibliográfica é uma importante etapa no processo de produção científica, pois fornece uma visão geral da área que se pretende investigar, possibilitando um amadurecimento da pesquisa em questão. Nesse sentido, existem diferentes métodos que sistematizam o trabalho de obtenção de dados e apresentação dos resultados desse tipo de pesquisa, entre eles, destaca-se o Mapeamento Sistemático da Literatura (SLM, *Systematic Literature Mapping*).

De acordo com Kitchenham et al (2011), um Mapeamento Sistemático é realizado para identificar, avaliar e interpretar os estudos que estejam disponíveis e que sejam relevantes a uma determinada questão de pesquisa. Através dele é possível identificar se uma área possui estudos primários suficientes para realização de uma Revisão Sistemática de Literatura ou ainda se a área em questão possui subtemas pouco explorados em estudos primários.

O Mapeamento Sistemático descrito neste documento objetiva identificar, na literatura científica de conferências e revistas, na língua inglesa, quais são os trabalhos que relacionam o estudo da Análise de Redes Sociais e *E-learning* já publicados. Para isto, esta pesquisa segue as diretrizes classificadas por Kitchenham et al (2011). Assim

sendo, ela pode ser realizada com dois objetivos distintos: fornecer um conjunto relevante de trabalhos relacionados para fundamentar novas pesquisas sobre ARS e *E-Learning* ou identificar lacunas existentes nesta área de pesquisa. Esta seção apresenta as principais decisões tomadas durante o estudo: o processo de busca, a seleção e a extração das informações dos estudos primários apurados, embasados na metodologia supracitada.

4.1.1 Questões de pesquisa

Com o objetivo de estudar o estado atual do conhecimento acerca dos benefícios e limitações da Análise de Redes Sociais no contexto de *E-Learning*, assim como a implicação dos estudos existentes na área para a comunidade acadêmica e científica, foi definida como questão central de pesquisa a seguinte pergunta: *Qual o panorama atual de pesquisa das publicações científicas, em língua inglesa, sobre o uso de ARS no contexto de E-Learning?* Como consequências desse questionamento foram definidas as seguintes questões específicas de pesquisa:

Q1. Qual o foco dado a *E-Learning* quando a ARS é inserida neste contexto?

Q2. Quais as possibilidades de estudo sobre ARS em *E-Learning*?

4.1.2 Estratégia e processo de busca

Neste mapeamento foi utilizada uma string de busca simples, com as palavras-chaves “*Social Network Analysis*” AND *E-Learning*, em diferentes ferramentas de busca, a citar: *ACM Digital Library* (<http://www.acm.org/>), *Elsevier Scopus* (www.elsevier.com/online-tools/scopus), *IEEE Digital Library* (www.ieee.org.br/), *Springer Link* (link.springer.com/) e *Science Direct* (www.sciencedirect.com/). Esta busca identificou exatamente 187 artigos científicos que apresentavam em seus títulos, resumos e/ou palavras-chaves os vocábulos mencionados. A partir dessa identificação foi possível iniciar uma análise mais aprofundada dos trabalhos relacionados à temática em foco e gerar os resultados apresentados nas seções posteriores.

4.1.3 Critérios de inclusão e exclusão

Para a inclusão de um trabalho na pesquisa foi determinada sua relevância em relação às questões de investigação, determinada pela análise do título, palavras-chave e resumo. Especificamente, dois critérios de inclusão foram definidos:

- Estudos com foco no contexto de ARS e *E-Learning*;

- Apresentação de resultados completos (com experimentos e análise dos resultados).

Depois de aplicados os critérios de inclusão foram aplicados os critérios de exclusão. A partir da análise do título, palavra-chave e resumo, foram excluídos os estudos que se enquadraram em algum dos critérios a seguir:

- (i) Estudos que se encontram repetidos ou que foram publicados em mais de uma fonte de busca.
- (ii) Estudos sem acesso disponível para visualização e/ou download do trabalho.
- (iii) Estudos incompletos (em termos de conteúdo, texto ou resultados).
- (iv) Estudos com conteúdo irrelevante em relação aos domínios de pesquisa.

A aplicação de apenas um critério de inclusão ou exclusão determinou se o artigo deveria ser incluído ou excluído, respectivamente.

4.1.4 Extração e síntese de dados

Neste âmbito, foram extraídos alguns dados gerais, como: título, autor (es), ano de publicação, entre outras informações peculiares de cada trabalho. Além disso, foram extraídos também trechos de alguns artigos que responderam as perguntas de pesquisa que nortearam este Mapeamento Sistemático. Os resultados são expostos e discutidos na seção que segue.

4.2 Resultados e Análises

Esta seção apresenta os resultados encontrados no Mapeamento Sistemático realizado a partir dos trabalhos primários selecionados, bem como a descrição das análises efetuadas a partir dos mesmos.

4.2.1 Informações gerais sobre os trabalhos primários

Foram retornados por todas as fontes de busca supracitadas 187 (cento e oitenta e sete) trabalhos primários, sendo extraídos neste sentido, os seguintes dados gerais: título, autores, evento, ano de publicação, país de origem da instituição de pesquisa e fonte de publicação. Em seguida, uma melhor análise dos estudos primários foi realizada

identificando como relevantes apenas àqueles que se enquadravam nos critérios de inclusão e exclusão expostos na seção 2.1.3, permanecendo na pesquisa 34 (trinta e quatro) artigos científicos. Após esta etapa, foi feita a leitura completa dos artigos por cada pesquisador, buscando identificar as especificidades de cada trabalho (essas informações são descritas na subseção 2.2.2).

A Tabela 4.1 apresenta de forma sucinta a evolução do processo de seleção dos trabalhos primários. As ferramentas de busca estão listadas, na primeira coluna. A segunda coluna mostra o número de artigos científicos, em ordem decrescente, de acordo com a quantidade de estudos retornados na primeira etapa do processo do Mapeamento Sistemático. Na terceira coluna é exposta a quantidade de artigos selecionados que continham os vocábulos “*Social Network Analysis*” e “*E-Learning*” em seu título, resumo e/ou palavras-chaves. As colunas finais da tabela apresentam o número de artigos selecionados, segundo os critérios de exclusão e inclusão.

Ao analisar as fontes de busca separadamente, podemos notar que a *Scopus* e a *Springer Link* são as bibliotecas que possuem um número maior de artigos publicados relacionados com a string de busca utilizada neste trabalho.

É válido mencionar que, embora o *Scopus* apresente um número expressivo de trabalhos retornados, ao final da seleção apenas 1 (um) trabalho primário foi incluído. Já, a *IEEE Xplorer* foi a fonte que retornou menos estudos, quando comparado às demais fontes de busca utilizadas.

No total foram excluídos na segunda fase da seleção 90 (noventa) trabalhos primários, sendo que: 11 (onze) apareceram repetidos em mais de uma ferramenta de busca, 53 (cinquenta e três) não estavam disponíveis para visualização e/ou download, 5 (cinco) continham resultados incompletos e 21 (vinte e um) apresentavam conteúdo irrelevante à pesquisa. Ao final foram incluídos 34 (trinta e quatro) trabalhos primários.

Tabela 4.1: Evolução do processo de seleção dos trabalhos primários

SELEÇÃO DE TRABALHOS PRIMÁRIOS							
Ferramentas de busca	Trabalhos retornados	1ª Seleção	2ª Seleção				Trabalhos primários
		Trabalhos Potencialmente Relevantes	Repetidos	Excluídos Indisponíveis	Incompletos	Irrelevantes	
Scopus	46	26	-	24	-	01	01
Springer Link	44	26	-	14	-	07	05
Science Direct da Elsevier	37	28	11	01	01	02	13
ACM Digital Library	35	25	-	01	04	10	10
IEEE Xplorer	25	19	-	13	-	01	05
TOTAL	187	124	11	53	05	21	34

Apesar da busca não ter sido limitada a um período de tempo, todos os trabalhos primários incluídos compreendem os anos de 2004 a 2014, sendo a maioria concentrada nos anos de 2012 e 2013. O Gráfico 4.1 ilustra a concentração dos estudos por ano de publicação.

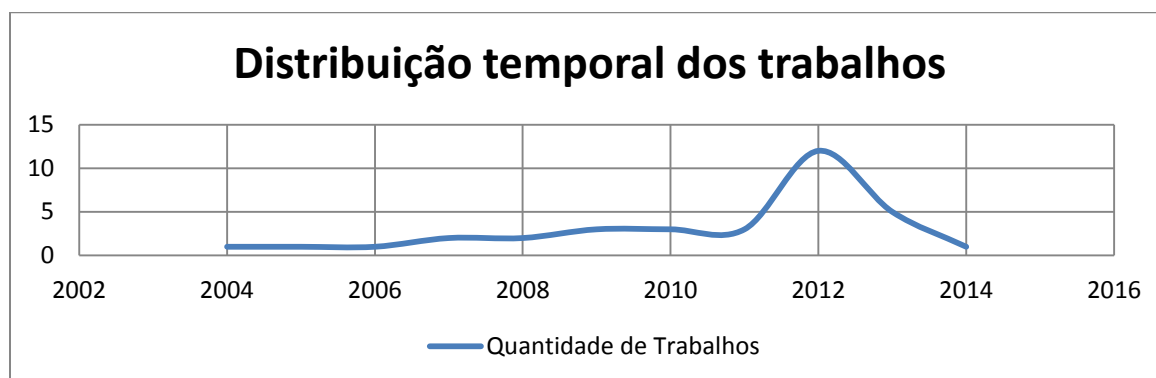


Gráfico 4.1: Distribuição dos trabalhos primários ao longo dos anos

Na sequência foram analisados os países de origem das publicações. Os Estados Unidos lidera a lista com uma frequência de 9 (nove) artigos publicados, representando 26% do total, seguido pela Espanha com 5 (cinco) artigos, 15% da quantidade total, e pelo Canadá com 3 (três) artigos, equivalente a 9%. Observa-se uma concentração entre esses três países, pois são responsáveis por 50% das publicações sobre o tema enquanto

que os outros 50% restantes estão distribuídos entre os demais países.

O Gráfico 4.2 apresenta os 16 (dezesesseis) países com a quantidade de publicações respectivas.

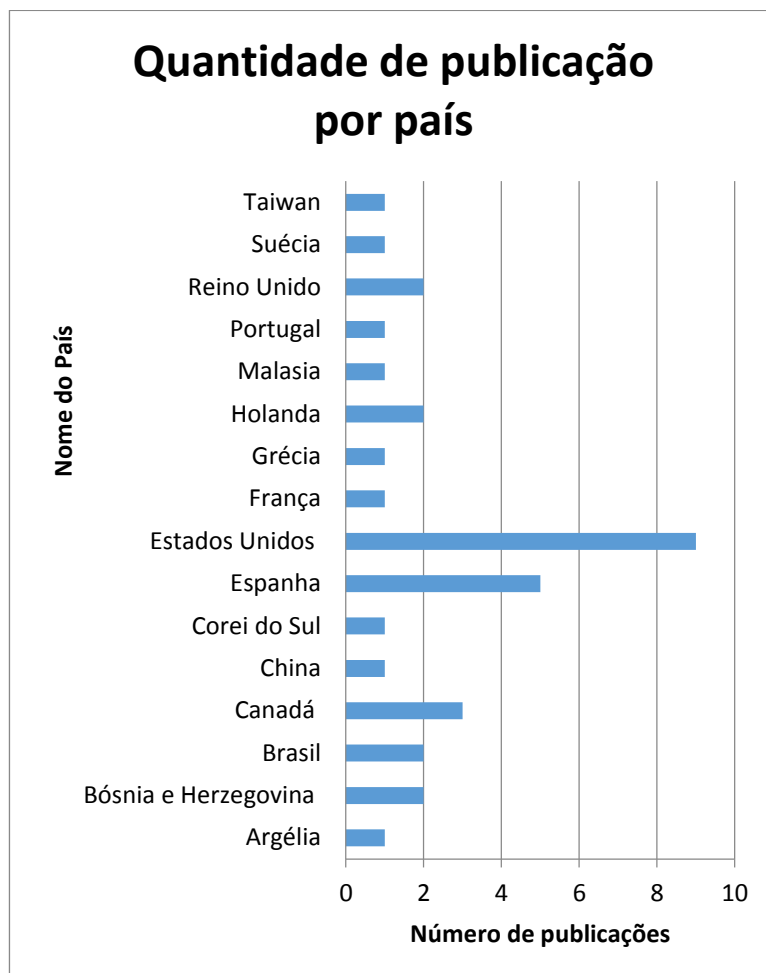


Gráfico 4.2: Países com maior frequência de publicações

Foram analisadas também as principais referências de publicação (conferências ou revistas) acerca desta temática. Percebeu-se, portanto, que 21% dos trabalhos primários foram publicados no *International Journal of Computers & Education*, 12% deles no *LAK'12: Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge*, outros 9% no *Procedia Social and Behavioral Sciences*, e os 58% restantes estão distribuídos entre as demais conferências e/ou revistas científicas (vide Gráfico 4.3).

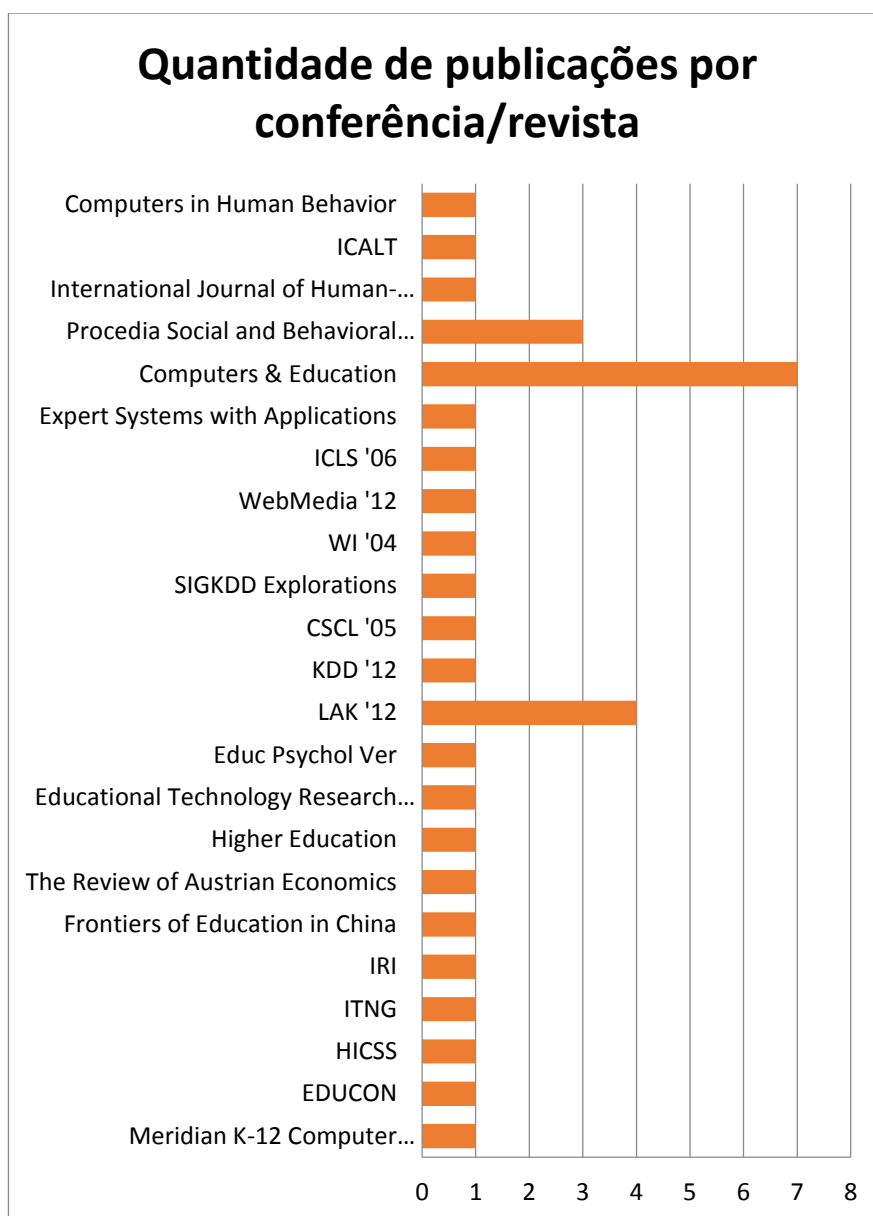


Gráfico 4.3: Quantidade de publicações por conferência/revista

4.2.2 Informações peculiares sobre os trabalhos primários

Ao analisar os trabalhos primários individualmente, por meio da leitura completa de seu conteúdo, algumas características foram extraídas a fim de auxiliar o desenvolvimento de atividades de pesquisa posteriores. Assim, esta seção evidencia o mapeamento de informações específicas, sobre o tema abordado nesta pesquisa, encontradas a partir da análise dos trabalhos primários. A tabela com as informações abaixo extraídas pode ser consultada no Apêndice 2 desta dissertação.

A) Trabalhos primários que relacionam ARS e *E-Learning* simultaneamente

A Análise de Redes Sociais aplicadas em *E-Learning* estabelece um diferente paradigma de pesquisa sobre a estrutura social educacional, visto as possibilidades de analisar as interações entre os usuários pertencentes a este contexto de forma diferenciada dos métodos tradicionais até então adotados. Na literatura inglesa mais recente, encontram-se alguns poucos trabalhos que tratam desta temática (vide Gráfico 4.4).

De acordo com a análise realizada foram identificados 15 (equivalente a 44%) trabalhos primários que relacionam em suas pesquisas o estudo da ARS e *E-Learning*. Enquanto que alguns dos estudos tratam apenas de ARS (32% dos trabalhos) e outros apenas de *E-Learning* (24% dos trabalhos).

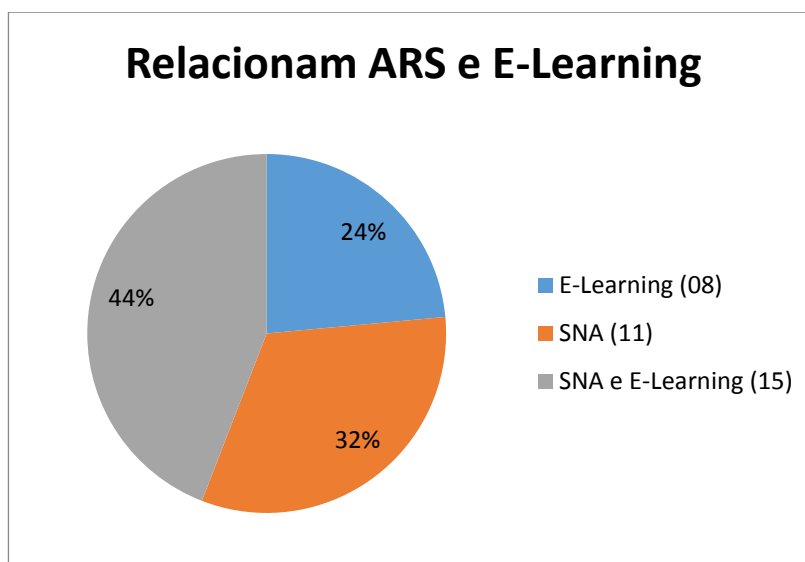


Gráfico 4.4: Trabalhos primários que relacionam ARS e E-Learning em seus estudos

B) Trabalhos primários que utilizam métricas de ARS

Em Análise de Redes Sociais existem diferentes métricas que permitem analisar e avaliar grafos, conforme a sua necessidade. Para isto, as principais métricas utilizadas são: *Centrality Degree*, *Closeness Centrality*, *Betweenness Centrality*, *Eigenvector*, *PageRank*, *Indegree*, *Outdegree*, entre outros.

Na análise de trabalhos primários foi percebido que dentre as publicações que abordam o estudo de ARS, 47% das pesquisas (equivalente a 16) fazem uso de métricas de ARS para avaliar os relacionamentos existentes em suas redes. Enquanto que 3%

fazem uso de algoritmos ou outras metodologias e/ou métricas de análise. Os 50% restantes não apresentam nenhum tipo de métrica ou algoritmo de análise de grafos. Essas informações são ilustradas na Gráfico 4.5.

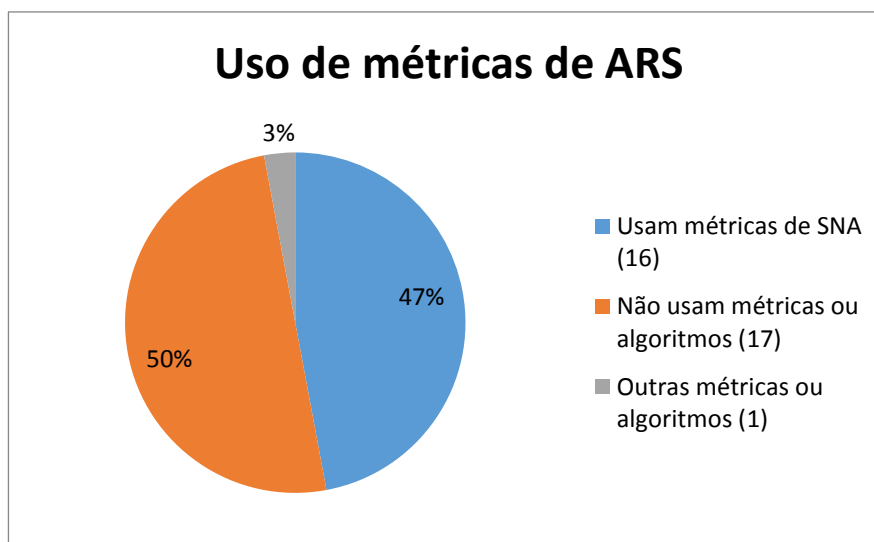


Gráfico 4.5: Trabalhos primários que utilizam métricas de ARS

Dentre os 16 trabalhos que utilizam métricas de ARS em seus experimentos, destacam-se o uso das seguintes métricas: *Betweenness*, *Closeness*, *Eingenvector*, *Pagerank*, *Node Degree*, *Centrality Degree*, *Centralization Index*, *Density*, *Cohesion*, *Clustering* e *Eccentricity*.

C) Trabalhos primários que realizaram suas pesquisas em AVA

A aprendizagem colaborativa se destaca como aspecto pedagógico relacionado a *E-learning*. É evidente que a aprendizagem colaborativa não é exclusiva do ensino a distância, mas os maiores aprofundamentos nesta área se devem a rápida expansão de cursos e faculdades nesta modalidade de ensino. Assim, os AVA surgem para atuar como salas de aula virtuais, proporcionando várias possibilidades de interações entre seus participantes (BASTOS; BERCHT; WIVES, 2011).

Assim, outro fator avaliado a partir da análise dos trabalhos primários foi a identificação do AVA utilizado na pesquisa. Foi constatado, portanto, que 17% dos trabalhos primários utilizam o Moodle. Enquanto que 15% dos trabalhos analisados utilizam AVAs para mediação da aprendizagem, mas não mencionam o ambiente

utilizado. E, em 47% dos trabalhos não há a utilização de nenhum AVA. Os demais trabalhos utilizam outros tipos de ambientes colaborativos (vide Gráfico 4.6), como: Amadeus, HyperManyMedia, CLAS, PjBL, FICTS, FIT Community Server (FITCS) e LAAM.

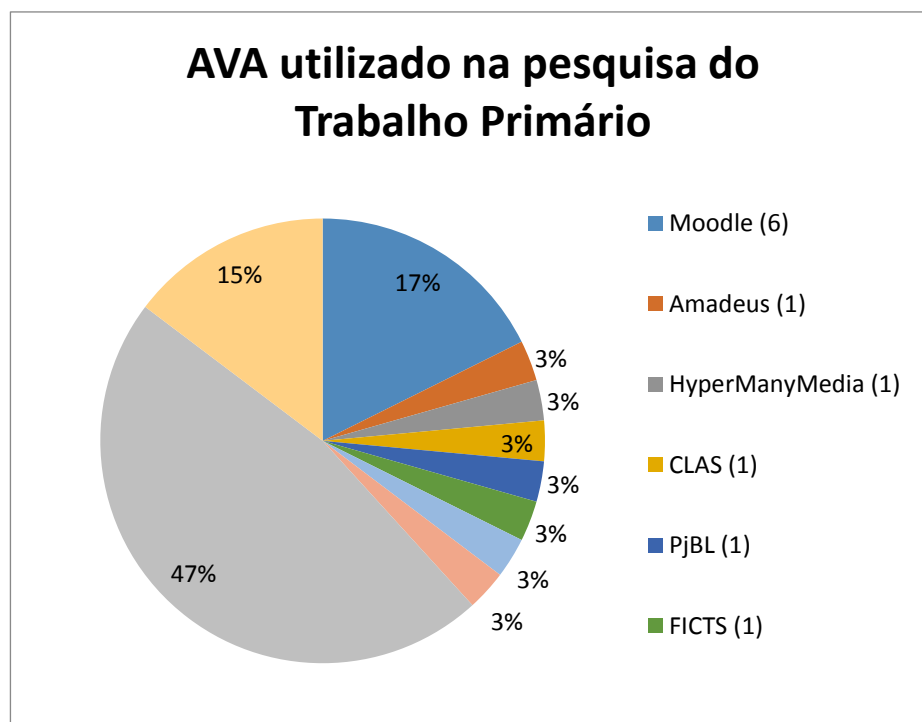


Gráfico 4.6: AVA utilizados nos trabalhos primários

D) Trabalhos primários que analisam a interação em *E-Learning*

Analisar interações entre usuários em um contexto online não é uma tarefa trivial. Uma vez que este contexto engloba diferentes tecnologias, tais como fóruns, blogs, chats, wikis, entre outros. Nesta avaliação focamos no reconhecimento das abordagens usadas para análise da interação no ambiente online. Percebeu-se, portanto, que a interação nas plataformas de ensino online é mais avaliada em fóruns de discussão (32% dos trabalhos primários), seguido da interação presencial entre os usuários (9% das pesquisas avaliadas), da interação através das Redes Sociais (equivalente a mais 3%) e da análise do acesso ao conteúdo (3% das pesquisas avaliadas). Os 53% dos trabalhos restantes não fazem menção a análise de interação (vide Gráfico 4.7).

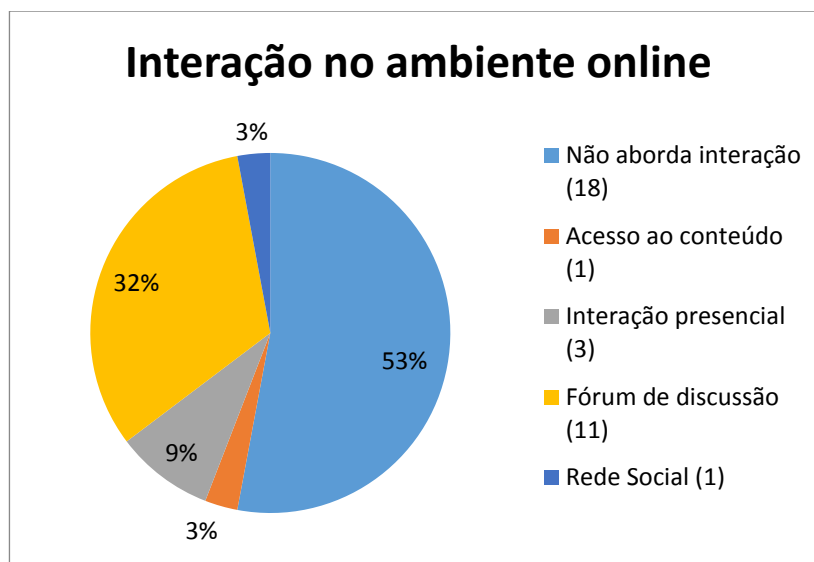


Gráfico 4.7: Foco dado a análise da interação no ambiente online

4.2.3 Respostas às questões de pesquisa

Esta seção mostra o mapeamento das evidências encontradas nos trabalhos primários como respostas aos questionamentos levantados nas duas questões propostas na seção 3.1.

Q1. Qual o foco dado a *E-Learning* quando a ARS é inserida neste contexto?

Essa questão visa descobrir os principais focos temáticos abordados nos trabalhos primários encontrados. O termo foco, aqui, é atribuído a fóruns de discussão, acesso ao conteúdo, interação no ambiente online, etc.

A análise realizada a partir desse questionamento identificou que o principal foco das publicações acerca de ARS e *E-Learning* tem sido a interação dos alunos no AVA (vide Figura 4.7), mais especificamente a interação que ocorre em fóruns de discussão. Isso se deve ao fato de professores e tutores utilizarem frequentemente os fóruns para discussão de conteúdos curriculares ou para estabelecer um canal eficiente de comunicação entre alunos e professores no próprio ambiente. Boa parte dos estudos analisados evidenciam essa perspectiva e buscam identificar, a partir da interação, os alunos que estão mais isolados na rede (não interagem com assiduidade) e/ou aqueles que estão mais engajados (interagem entre si com assiduidade). A ARS colabora na identificação desses indivíduos e torna-se relevante para a E-Learning porque permite compreender de modo mais

preciso um dos motivos que incidem com a evasão de alunos, o isolamento no AVA (MEDEIROS; GOMES, 2012).

Assim sendo, o passo seguinte desta pesquisa torna-se viável, visto que existem caminhos ainda pouco explorados no que se refere ao estudo da interação em fóruns de discussão em um curso à distância, segundo as métricas de Análise de Redes Sociais.

Q2. Quais as possibilidades de estudo sobre ARS em *E-Learning*?

Nesta questão foram investigadas as possibilidades de estudo sobre ARS em *E-Learning*. Entende-se possibilidades de estudo como desafios ainda não explorados e/ou problemáticas em aberto para pesquisas futuras.

Os trabalhos primários encontrados indicam diferentes sugestões de temas para trabalhos futuros apresentados pelos autores. São relatados, por exemplo, a realização de pesquisas com foco no conteúdo difundido no Moodle, a criação de um sistema para análise de discussão nos fóruns do Moodle, a mineração de dados no Moodle, a medição do desempenho dos alunos através das métricas de ARS, entre outros temas.

Os temas citados foram catalogados e classificados (vide Tabela 4.2). É importante mencionar que alguns trabalhos não apresentaram sugestões de pesquisas futuras, enquanto outros sugeriram mais de um tema.

Tabela 4.2: Classificação de pesquisas futuras

Classificação de Pesquisas Futuras	Porcentagem
Não apresenta trabalhos futuros	41%
Aprimorar a própria pesquisa	38%
Estudos com foco no conteúdo disseminado no Moodle	3%
Criação de um sistema para análise de discussão nos fóruns do Moodle	3%
Desenvolvimento de ferramenta que permita a visualização do andamento do aluno no curso	3%
Integração da ferramenta Faceted Browser ao Moodle	3%
Mineração de dados no Moodle	3%
Medir desempenho dos alunos EaD através de métricas de ARS	6%

4.3 Considerações sobre o Mapeamento Sistemático

Como observamos, a contribuição científica acerca da utilização da Análise de Redes Sociais em E-Learning é recente. Compreender o comportamento dos atores envolvidos no processo de aprendizagem a partir da análise das relações sociais existentes, intervindo nesse processo de forma a melhorar a experiência de aprendizagem, parece ser um objetivo desafiador especialmente considerando o número cada vez maior de cursos a distância (MEDEIROS; GOMES, 2012).

A quase totalidade dos trabalhos primários identificados são voltados à análise das interações de forma quantitativa, oferecendo um apoio aos professores e/ou alunos de modo superficial. Uma vez quantificadas as interações, mecanismos de análise são agregados às ferramentas colaborativas assíncronas dos AVAs.

O objetivo deste Mapeamento Sistemático foi o de fornecer uma visão geral de como a ARS tem contribuído com os estudos sobre E-Learning, bem como sugerir direcionamentos de estudo para pesquisas futuras nesta área. O fato de identificarmos apenas 34 artigos científicos, ao final do estudo, demonstra que esta é uma subárea relativamente nova no âmbito de ARS e, conseqüentemente, promissora. Dado, também, o fato do aumento gradual da frequência de tais publicações na literatura (como evidencia a Gráfico 4.1) nos últimos anos.

Os estudos advindos deste Mapeamento evidenciam que a ARS pode contribuir de forma eficiente com a análise da grande quantidade de dados presentes em ambientes que promovem o ensino a distância e que as possibilidades de representações gráficas associadas ao uso de métricas de ARS podem auxiliar os professores a compreender as relações existentes nas comunidades online de alunos, que se formam nas diferentes ferramentas colaborativas de um AVA.

Além disso, podemos mencionar outras contribuições alcançadas a partir deste estudo, a citar: uma compreensão mais precisa das interações que se formam em um ambiente E-Learning; uma visão abrangente dos estudos publicados acerca desta temática; a identificação dos principais focos e direcionamentos dados a pesquisa de ARS e *E-Learning*; o reconhecimento de novas possibilidades de pesquisa na área, entre outros.

4.4 Considerações Finais do Capítulo

Neste capítulo foi apresentado um Mapeamento Sistemático da Literatura sobre a Análise de Redes Sociais aplicada em E-Learning. O mapeamento extraiu e analisou trabalhos científicos em cinco fontes de pesquisa distintas (*ACM Digital Library*, *Elsevier Scopus*, *IEEE Digital Library*, *Springer Link* e *Science Direct*) e identificou o potencial de se aplicar métricas de análise de redes sociais em redes de interação online para melhor entender o comportamento de um aluno no AVA, bem como sua influência no desempenho do mesmo.

Os resultados iniciais advindos deste Mapeamento Sistemático foram publicados como um levantamento bibliográfico nos anais do periódico da revista RENOTE - Novas Tecnologias na Educação, como é possível perceber em Silva et al (2014). Os resultados finais foram concluídos e publicados no periódico da Revista Brasileira de Informática na Educação (RBIE).

A realização deste Mapeamento nos levou a realizar experimentos práticos com dados de alguns cursos a distância e que serão apresentados no próximo capítulo. Inicialmente foi realizado um estudo de caso que comparou o desempenho dos alunos em certas atividades com a forma de interação nos fóruns, e em seguida, foi estudada a relação entre os materiais didáticos acessados pelos alunos e seu rendimento no curso.

Capítulo 5

Estudos preliminares

Nesta seção são apresentados os estudos de casos desenvolvidos para contextualização e validação da viabilidade da proposta inicial da pesquisa. Os estudos de casos aqui expostos abordam investigações realizadas na área acadêmica com foco, respectivamente, na análise da interação online assíncrona ocorrida em fóruns de discussão e na análise das interações dos alunos com conteúdos e atividades em AVAs. Tais estudos apontam a necessidade do aprofundamento das pesquisas no que se refere à investigação da interação em fóruns de discussão de cursos online.

5.1 Análise das Interações Online Assíncronas dos Aprendizes de um Curso de Computação à Distância

Neste estudo são apresentados os resultados advindos da análise das interações online assíncronas de alunos de um curso de Licenciatura em Computação na modalidade à distância da Universidade Federal da Paraíba (SILVA; BRITO, 2013).

Para tal foi utilizada a ferramenta assíncrona Fórum de Discussão como base de comunicação e indicador de participação dos alunos, com o intuito inicial de validar as possibilidades de estudo na área do conhecimento que relaciona ARS e E-Learning através da análise das interações dos mesmos no AVA Moodle.

Nesta oportunidade foram avaliados os fóruns de discussão pertencentes a duas turmas distintas referentes às disciplinas Matemática Elementar e Introdução a EaD, apresentadas no 1º semestre do curso. Sabendo que cada disciplina possui um fórum de notícias e um fórum de discussão compostos por vários tópicos de interesse dos

participantes (alunos, tutores e professor) que incorporam a turma, foi selecionado o tópico de discussão que continha mais interações em sua estrutura. Neste estudo, apresentamos as interações de um dos tópicos de discussão que compunha o fórum de discussão da disciplina Matemática Elementar.

Através das mensagens e respostas postadas no fórum foi possível analisar e tabular tais interações a fim de que essas informações pudessem ser enquadradas na matriz relacional $M \times N$ (conforme apresentado no Apêndice 1), para posteriormente, serem representadas através de grafos dirigidos. Oliveira e Araújo (2012) destaca que esta matriz é o ponto primordial para iniciação dos experimentos, visto que, através da mesma é construído o grafo dirigido, o qual serve como base para aplicação da ARS.

Na modelagem de interação é indicado, primeiramente, a construção da matriz relacional $M \times N$, que reflete os elos de comunicação entre os participantes do fórum de discussão. Como o foco da pesquisa é analisar a interação, foi considerado o tópico de discussão do fórum mais participativo da disciplina mencionada anteriormente.

5.1.1 Cenário 1: Análise do “Fórum de Dúvidas da Unidade I” da disciplina Matemática Elementar

Na disciplina Matemática Elementar foi avaliado o tópico “Fórum de Dúvidas da Unidade I”. Dentre os vinte e nove (29) fóruns que compunham o tópico de discussão selecionado foi selecionado para análise o tópico “*Puxa a cadeira e vamos tomar uma coca-cola (pra quem gosta)*”, visto seu elevado índice de participação (trinta e nove interações), comparado aos demais.

Cada interação entre os participantes foi quantificada por meio da representação na matriz de interação, onde i e j simbolizam os partícipes. Assim sendo, quando $a[i, j] = 1$, temos uma interação do usuário i para o j . Em contrapartida, quando $a[i, j]$ é 0 inferimos que não existe interação entre estes participantes.

Após a construção da matriz de interação, os referidos dados foram representados através de um grafo dirigido, exposto na Figura 5.1 - por motivos de privacidade os nomes dos alunos foram omitidos -, onde os nós indicam os participantes de 1 a 27 e as arestas as trocas de mensagens $a[i, j]$ entre eles.

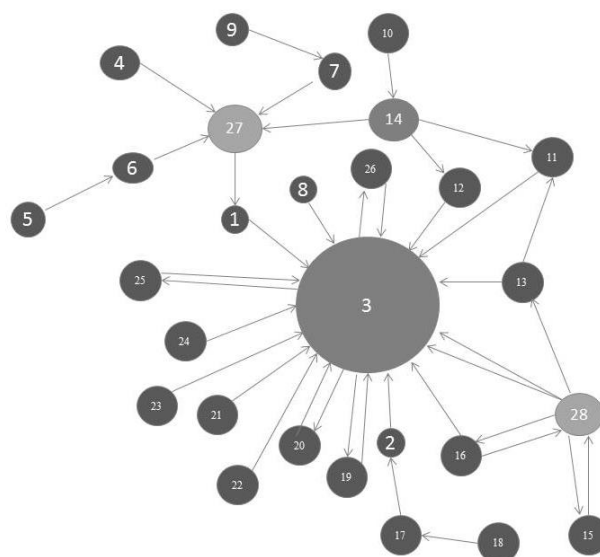


Figura 5.1: Grafo de interação a [i] para a [j] do “Fórum de Dúvidas da Unidade I”

5.1.2 Análise e discussão dos resultados

Para a realização desta análise foi considerada a possibilidade de inferir o rendimento escolar dos alunos de um curso na modalidade EaD, no contexto das interações medidas em um fórum de discussão. Assim sendo, o objetivo foi obter uma avaliação subjetiva das interações mantidas entre os alunos inseridos no contexto da disciplina supracitada, por meio de uma análise manual dos dados. Neste momento, não foram utilizadas métricas específicas de Análise de Redes Sociais, visto que o propósito do trabalho é a realização de um estudo preliminar, para validar as possibilidades de pesquisa nesta área do conhecimento.

5.1.2.1 Resultados Preliminares

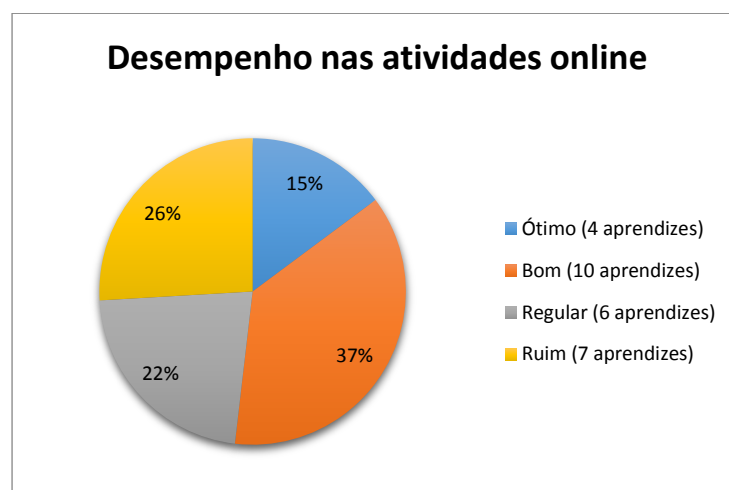
Considerando a participação dos alunos no tópico de discussão analisado foi realizado, em paralelo, uma averiguação das atividades online executadas durante o semestre pelos mesmos participantes do tópico de discussão.

Na disciplina Matemática Elementar foram feitas duas atividades avaliativas online. Cada atividade valia de 0 a 50 pontos. Para tanto, foi calculado a média

ponderada destas atividades e atribuído a elas conceitos, a listar: ruim (0 – 10 pontos), regular (10 – 20 pontos), bom (20 – 40 pontos) e ótimo (40 – 50 pontos). O Gráfico 5.1 ilustra o desempenho dos alunos nestas atividades, e informa que: cerca de 15% (4 alunos) obtiveram um ótimo desempenho nas atividades; 37% (10 alunos) alcançaram um bom desempenho; 22% dos alunos (equivalente a 6) demonstraram um desempenho regular; e, outros 26% (7 alunos) apresentaram um desempenho ruim.

É importante salientar que dentre os 28 participantes, tínhamos 27 alunos e 1 tutor interagindo no tópico de discussão.

Gráfico 5.1: Desempenho dos alunos nas atividades online da disciplina Matemática Elementar



Em seguida, o resultado obtido a partir do cálculo da média ponderada das atividades online foi comparado com a interação dos alunos no tópico de discussão. Para tanto, podemos considerar que os alunos que interagiram (enviaram e receberam) com mensagens e/ou respostas às postagens do tópico de discussão apresentaram um melhor desempenho que os demais ao final das atividades. A Tabela 5.1 apresenta esta informação.

Tabela 5.1: Comparativo entre a interação e o desempenho

Interação	Média do Desempenho
Apenas 1 vez	24,318
Até 2 vezes	24,39
De 3 a 4 vezes	27,94
5 ou mais vezes	32,2

Percebemos ainda, que mesmo alguns alunos interagindo com frequência no tópico de discussão, não conseguiram alcançar o desempenho esperado nas atividades online. Esta característica é atribuída, principalmente, ao fato de alguns alunos não terem enviado a 2ª atividade online ao ambiente. Isto os fez atingir uma média baixa.

Assim sendo, os resultados preliminares apontam indícios de que as interações dos alunos nos fóruns de discussão podem ter influência sobre o desempenho dos mesmos nas atividades realizadas ao longo do curso. O estudo permitiu também perceber que se faz necessário o uso de métricas de avaliação mais específicas para se alcançar um resultado eficaz quanto à análise das interações nos fóruns de discussão.

5.2 Análise das interações dos alunos com Conteúdos e Atividades em Ambientes Colaborativos Virtuais de Aprendizagem

O referente estudo expõe o relato dos resultados obtidos a partir do mapeamento do desempenho dos alunos de um curso de Licenciatura em Computação à distância da Universidade Federal da Paraíba através das interações estabelecidas entre os mesmos e o acesso ao conteúdo. O curso em análise é conduzido no AVA Moodle (SILVA et al, 2014).

Deste modo foi utilizado na pesquisa um procedimento baseado e categorizado em atividades efetuadas para a obtenção dos dados. Cada atividade é descrita abaixo:

i) *Planejamento*: nesta etapa são traçados os objetivos do estudo e definidos os atributos que serão observados no Monitoramento, a citar: os grupos de alunos a serem avaliados; o tipo de conteúdo a analisar; a disciplina do curso; e, o semestre. A escolha do Polo, disciplina, conteúdo e atividades selecionadas são descritas na seção 5.2.1 que segue.

ii) *Monitoramento*: esse estágio é destinado à coleta de dados que servirá de base para a realização do estudo de caso. Deste modo, os atributos definidos na fase de Planejamento são extraídos do relatório de logs da plataforma Moodle, no formato de um arquivo XML. Foram considerados os dados referentes ao nome do aluno (representados por: 1 (aluno 1), 2 (aluno 2), consecutivamente) a ação e a informação registradas. Por motivos de privacidade os nomes dos alunos foram omitidos.

iii) *Modelagem de interação*: Esta etapa é iniciada a partir do arquivo gerado na fase anterior. É, então, elaborada uma matriz de interação, com os dados referentes aos conteúdos (Vídeo e Apostila) e a atividade (Exercício de Envio) que indica e representa as interações existentes entre os alunos e o tipo de conteúdo monitorado. Cada interação foi quantificada por meio da representação em uma matriz de adjacência (aqui chamada Matriz de Interação), visto que a matriz reflete de modo mais objetivo e claro a frequência das ocorrências de acesso aos conteúdos/atividade pelos alunos do curso à distância.

iv) *Análise*: Nesta última etapa, os resultados obtidos são tratados minuciosamente com o intuito de perceber a influência do acesso a um dado conteúdo sobre o desempenho dos alunos.

5.2.1 Detalhamento do Estudo de Caso

Para este estudo de caso foi utilizado o relatório de logs disponível no AVA Moodle com informações sobre os registros das ações desempenhadas pelos alunos ao acessarem o ambiente. A escolha do Polo e da disciplina obedeceu a alguns requisitos experimentais: maior quantidade de estudantes matriculados na disciplina; disponibilidade do resultado dos exercícios avaliativos feitos pelos alunos; bem como, o maior número de recursos do AVA utilizados. Com base nesses critérios, escolheu-se o polo pertencente à região X e a disciplina de Introdução à Programação. Não foram considerados os estudantes desistentes dessas turmas, tendo em vista a indisponibilidade de resultado ou nota final nesses casos.

A escolha dos recursos analisados para compor o conjunto de dados experimental sobre a interação estabelecida entre os estudantes e os conteúdos da referida disciplina foi baseada no modelo de categorização de materiais didáticos (vide Figura 5.2) estruturado a partir de uma análise minuciosa das possibilidades de atividades e conteúdos apresentados no AVA Moodle. Assim, entende-se como conteúdo todo material didático que serve de instrução ou orientação ao estudo do aluno e como atividade o material didático que exige do aluno o exercício do conhecimento adquirido, através de uma atividade avaliativa no AVA.

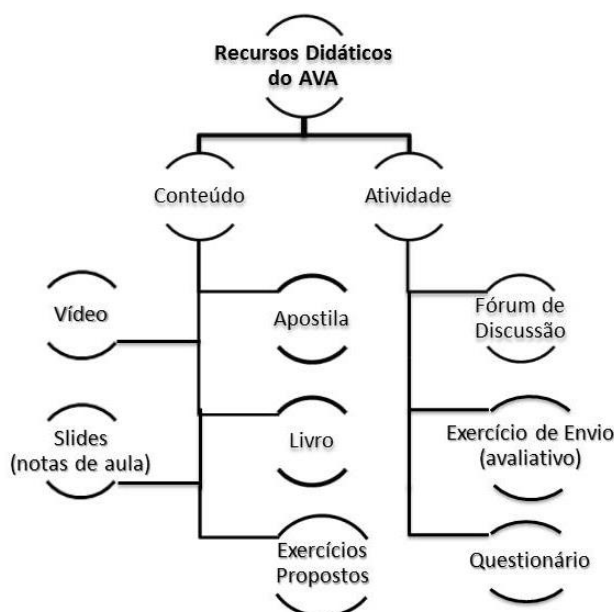


Figura 5.2: Categorização dos materiais didáticos do AVA Moodle

Através desta categorização foram selecionados os conteúdos Vídeo e Apostila e a atividade Exercício de Envio, ambos referentes à mesma temática de estudo ou Unidade da disciplina.

5.2.2 Seleção e Tratamento dos Dados

Os dados para análise são obtidos por meio do relatório de logs contido no Moodle, como mencionado anteriormente. O acesso se dá por meio de visualização no próprio ambiente e download nos formatos txt, ods e xls. Os dados brutos extraídos deste relatório foram o código do curso, a data/hora de acesso, o endereço IP, o nome do aluno, a ação executada pelo aluno durante o acesso a plataforma e as informações sobre a ação executada durante o acesso.

Na Tabela 5.2 são apresentados os atributos supracitados, respectivamente, juntamente com uma breve descrição de cada atributo. É válido mencionar que esta tabela não está em sua completude, ela contém, apenas, parte dos dados extraídos.

Tabela 5.2: Parte dos dados extraídos dos registros dos alunos no Moodle

Curso	Hora	Endereço IP	Nome completo	Ação	Informação
IAP_CPT_131	12/05/2013 17:44:39	189.71.51.55	Aluno 1	assign view	Ver própria página de status de envio.
IAP_CPT_131	12/05/2013 17:38:26	189.71.51.55	Aluno 1	assign submit	Status de envio: Enviado para avaliação
IAP_CPT_131	12/05/2013 17:32:42	189.71.90.206	Aluno 2	assign view	Ver própria página de status de envio.
IAP_CPT_131	12/05/2013 16:53:39	189.70.188.27	Aluno 3	assign view	Ver própria página de status de envio.
IAP_CPT_131	12/05/2013 16:32:10	179.186.137.66	Aluno 4	assign view	Vídeo 02
IAP_CPT_131	12/05/2013 11:31:21	177.75.79.130	Aluno 5	assign view submit assignment form	Ver própria página de envio de tarefa.

Considerando os atributos apresentados na tabela acima foi desenvolvido um procedimento manual para extração de dados. Para este trabalho só foram considerados os dados referentes ao nome do aluno (representados, a partir de então, por A1, A2, consecutivamente) a ação e a informação registradas.

5.2.3 Modelagem de interação entre alunos e conteúdos/atividade

Cada interação foi quantificada por meio da representação em uma Matriz de Interação $M \times N$, elaborada com os dados referentes aos conteúdos, Vídeo e Apostila, e à atividade, Exercício de Envio.

Nesse caso, i representa os alunos e j o conteúdo ou atividade em análise. O peso da relação, ou seja, a interação é dada pelo valor $[i, j]$. Quando $a [i, j] > 0$, temos uma interação do usuário i para o conteúdo/atividade j , indicando também a quantidade de acessos deste estudante ao conteúdo/atividade. Em contrapartida, quando $a [i, j] = 0$ inferimos que não existe interação entre os mesmos.

Para se obter uma visão mais ampla e completa da interação entre os alunos e os conteúdos/atividade, a matriz de interação $M \times N$ é apresentada na Tabela 5.3.

Tabela 5.3: Menções de a [i] para a [j]

ALUNO	VIDEO	APOSTILA	EXERCÍCIO
1	2	3	1
2	1	7	1
3	2	2	0
4	3	6	1
5	0	1	1
6	0	4	0
7	0	2	0
8	1	3	1
9	0	1	0
10	1	5	1
11	2	4	0
12	0	5	1
13	0	2	1
14	0	2	1
15	1	2	1
16	1	4	1
17	1	2	0

18	0	3	1
19	0	3	1
20	4	4	1
21	0	3	1
22	1	2	1
23	0	3	0
24	1	3	1
25	1	3	1
26	1	1	1
27	0	1	0
28	0	2	0
29	1	1	1
30	2	1	0
31	1	1	0
32	3	3	0
33	5	0	1
34	2	0	1

5.2.4 Quantização da Matriz de Interação

Sabendo que a atividade valia de 0 a 2,0 pontos foi atribuído a ela alguns conceitos de acordo com a pontuação obtida por cada aluno, a listar: ruim (0 – 0,5 pontos), regular (0,5 – 1,0 pontos), bom (1,0 – 1,5 pontos), ótimo (1,5 – 1,7 pontos) e excelente (1,8 – 2,0 pontos). Foi, então, identificado o desempenho dos alunos no “Exercício de Envio” e constatado que cerca de 53% dos alunos (equivalente a 18) alcançaram um desempenho excelente, 9% deles (equivalente a 3) obtiveram um ótimo desempenho na atividade, enquanto que 3% (1 aluno) alcançou um bom desempenho e os outros 35% (12 alunos) apresentaram um desempenho ruim. É importante mencionar que nenhum deles obteve um desempenho regular na atividade.

Em seguida, o resultado obtido pelos alunos na atividade foi comparado com as suas respectivas interações com os conteúdos Vídeo e Apostila, representados na matriz de interação. Considerando o desvio padrão da média do desempenho dos alunos na atividade avaliada, percebeu-se que aqueles que interagiram (acessaram ou realizaram o *download*) com mais frequência com os conteúdos supracitados, e referentes ao tema proposto à semana de estudo, obtiveram um desempenho melhor que os demais. A Tabela 5.4 apresenta esta informação.

Tabela 5.4: Comparativo entre a interação dos alunos com os conteúdos “Vídeo” e “Apostila” e o desempenho na atividade “Exercício de Envio”

Interação (Vídeo + Apostila)	Quantidade de alunos	Média do Desempenho (0 - 2,0)
Apenas 1 vez	3	0,66
Apenas 2 vezes	8	0,92
De 3 a 4 vezes	13	1,09
5 a mais vezes	10	1,37

É válido ressaltar que dentre os dez alunos (citados na Tabela 5.4) que interagiram 5 ou mais vezes, oito deles obtiveram um desempenho excelente, um deles alcançou um desempenho ótimo e, um último interagiu essa quantidade de vezes, mas não chegou a realizar o exercício de envio.

Percebeu-se ainda, que os alunos 4, 2 e 20 (aproximadamente 9% dos alunos) na matriz de interação possuem os maiores índices de acesso, e coincidentemente, são alguns dos alunos que obtiveram as maiores pontuações no exercício avaliativo. Deste modo podemos inferir, para este caso, que aqueles alunos que interagem com os mais variados conteúdos tem uma maior probabilidade de alcançar um melhor desempenho nas atividades da disciplina.

Por outro lado, percebeu-se que os menores índices de acesso foram dos alunos 5, 9 e 27 (cerca de 9% dos alunos), sendo que, apenas um deles conseguiu alcançar um excelente desempenho na atividade. É importante mencionar que o aluno 5 surpreendeu positivamente, visto que obteve um excelente desempenho no exercício, mesmo interagindo poucas vezes com o conteúdo. Esse fato se deve a prática constante de exercícios anteriores, identificados no relatório de registros do Moodle, feitos pelo aluno em destaque.

Notou-se também que os alunos 3, 6, 7, 9, 11, 17, 23, 27, 28, 30, 31 e 32 (equivalente a 35% dos alunos) da matriz de interação, não realizaram o envio do exercício avaliativo, apenas acessaram o conteúdo. Não foram registrados casos em que o aluno tenha realizado o envio do exercício sem acessar o conteúdo em análise.

Esses fatores nos permitem presumir que, se um aluno interage menos com os conteúdos disponíveis no AVA, a probabilidade de não conseguir realizar as atividades avaliativas ou alcançar bons resultados nelas é maior. Portanto, através da matriz de

interação é possível identificar, neste contexto, os possíveis fatores que influenciam positivamente, ou não, no desempenho de alunos de um curso à distância.

5.3 Considerações sobre os Estudos de Casos apresentados

Nas pesquisas realizadas nos estudos de casos das seções supracitadas: *Análise das Interações Online Assíncronas dos Alunos de um Curso de Computação à Distância* e *Análise das interações dos alunos com Conteúdos e Atividades em Ambientes Colaborativos Virtuais de Aprendizagem*, as interações foram modeladas e quantizadas em Matrizes de Adjacência (aqui identificadas por Matrizes de Interação). A matriz foi utilizada, inicialmente, por atender com mais precisão os questionamentos de cada pesquisa e possibilitar uma visualização e interpretação mais clara das interações estabelecidas entre os envolvidos (alunos, tutores, professores e/ou conteúdos).

No primeiro estudo, os resultados indicam que é possível inferir o desempenho dos alunos nas atividades realizadas no decorrer de um curso à distância através das interações instituídas nos fóruns de discussão. Entretanto, foi percebido também que apenas a quantização da Matriz de Interação não é suficiente para alcançar resultados eficazes sobre a análise de interação em fóruns. Assim, se faz necessário o uso de métricas de avaliação mais específicas para mensurar tal proposta e verificamos que é possível realizar experimentos mais efetivos através de outras métricas da ARS, como comprovam, a exemplo, os estudos de Engel et al (2013), Gottardo et al (2012), Oliveira et al (2014) discutidos no Capítulo 3 desta Dissertação.

No segundo estudo, as conclusões preliminares apontam que também é possível inferir o desempenho dos alunos através das interações sociais mediadas por um determinado conteúdo e/ou atividade contido no Moodle. Todavia, este tipo de pesquisa torna-se limitada pela incerteza da dedicação e comprometimento do aluno ao estudo do material didático que realizou o acesso, pois o relatório de dados extraído do Moodle realiza, apenas, o registro da ação (visualizou o arquivo, acessou o vídeo, etc.) desempenhada pelo aluno na plataforma. De acordo como a literatura atual pesquisada e apresentada no Capítulo 4, desta Dissertação, apenas o trabalho de Mansur e Yusof (2013) aponta estratégias e busca evidenciar o comportamento de alunos nas atividades

de sistemas E-Learning através da análise das ações desempenhadas pelos mesmos em cada atividade.

Ante o exposto podemos concluir que os estudos preliminares realizados indicam que o campo de pesquisa referente a esta temática é mais direcionado à continuidade de pesquisas sobre a análise da interação de alunos em fóruns de discussão, visto a carência de métodos de avaliação mais eficazes para medir a influência destas interações no desempenho discente.

5.4 Considerações Finais do Capítulo

Diferentes modos de interação estão presentes nos processos de aprendizagem online, segundo Medeiros et al (2012), entre os quais as interações sociais identificadas em fóruns de discussão que envolvem professores, tutores, alunos e outros membros que compõem a organização de um curso a distância. Este capítulo apresentou estudos de casos experimentais a fim de validar as possibilidades de estudo acerca das interações ocorridas no AVA Moodle. Os resultados desses estudos foram publicados nos anais da XVIII Conferência Internacional sobre Informática na Educação (TISE) e nos anais do 25º Simpósio Brasileiro de Informática na Educação (SBIE), percebidos, respectivamente, em Silva e Brito (2013) e Silva et al (2014).

Entretanto, os referentes estudos de casos não foram satisfatórios em sua completude, pois não fornecem subsídios para uma análise mais profunda das relações estabelecidas entre os alunos que compõem as redes geradas. Por isso, no capítulo 6 é utilizada uma abordagem que investiga o potencial gerado pelo uso de técnicas de Análise de Redes Sociais, para entender e obter padrões de interação nos fóruns de discussão que podem ter influência na aprendizagem. Para validar a influência das métricas de ARS, os valores obtidos foram correlacionados com o desempenho dos alunos.

Capítulo 6

Experimento: Curso online de Introdução à Computação

Este capítulo é destinado a apresentação e análise dos resultados obtidos através da realização de um experimento com alunos de uma disciplina de Introdução a Computação de um curso a distância do IFPB. Desta maneira, está organizado em quatro seções que expõem, respectivamente: a descrição (seção 6.1) e o planejamento (seção 6.2) do experimento; a análise dos dados, realizada a partir das métricas de ARS – informadas na seção 2.3.1 – e da utilização da correlação linear (seção 6.3); e as considerações finais (seção 6.4) do capítulo.

6.1 Descrição do experimento

O experimento foi conduzido no ambiente virtual de aprendizagem Moodle no período de 01 de junho até 21 de setembro de 2014, totalizando dezesseis semanas e cinco módulos, com uma amostra de 513 participantes (sendo 508 alunos, 4 tutores e 1 professor) da disciplina Introdução à Computação do curso de Segurança no Trabalho do IFPB. Os alunos compunham 9 turmas distintas (ver Tabela 6.1), considerando o mesmo professor para ambas e um tutor para o acompanhamento de cada duas, ou três, turmas no AVA. O curso foi conduzido por: um professor, mestre em Informática; um tutor, licenciado em Ciência da Computação; um tutor, especialista em Redes de Computadores; um tutor, especialista em Engenharia de Software; e, um tutor, bacharel em Sistemas de Informação.

Tabela 6.1: Extrato dos dados das turmas analisadas no experimento

ID da Turma	Cidade/Polo	Quantidade de alunos matriculados
T1	Cajazeiras	53

T2	Campina Grande	64
T3	Guarabira	67
T4	João Pessoa	55
T5	Monteiro	54
T6	Patos	54
T7	Picuí	51
T8	Princesa Isabel	51
T9	Sousa	59

Dentre os 508 alunos matriculados no curso foi observado, ainda, um índice de evasão equivalente a 39% (196 alunos). Sendo que, 12% da evasão ocorreu logo nas primeiras semanas e foi atribuída aos alunos que não realizaram acesso ao AVA Moodle. Os outros 27% referem-se aos alunos que mesmo tendo acessado o ambiente virtual de aprendizagem não participaram de nenhum fórum de discussão e/ou atividade no curso. Desta forma são considerados na análise deste estudo apenas 312 alunos participantes, equivalente a 61% do total de alunos matriculados no curso.

O curso analisado foi organizado em seis módulos. O primeiro, segundo, terceiro e quarto módulos compreenderam atividades síncronas e assíncronas ao longo de duas semanas, para cada módulo. No quinto e sexto módulos as atividades síncronas e assíncronas foram dispostas em quatro semanas, para cada módulo. É importante ressaltar que dentre as atividades oferecidas aos alunos no decorrer do curso, a ferramenta de comunicação assíncrona fórum de discussão esteve disponível em todas as semanas dos módulos, propiciando, assim, a constante interação entre os alunos e entre os alunos com os tutores ou professor.

6.2 Planejamento do Experimento

Para atingir os objetivos específicos (vide seção 1.2.2) elencados no projeto deste trabalho foram utilizadas, em um primeiro momento, as métricas de Análise de Redes Sociais descritas nas seções 2.3.1.1 e 2.3.1.2. Em seguida, buscando estabelecer a correlação existente entre o desempenho do aluno com a sua participação nos fóruns de

discussão foi utilizado o método estatístico de correlação para identificar a intensidade da relação entre estas variáveis.

A técnica de correlação foi escolhida devido às características do experimento em questão: tamanho da amostra, nível de exigência esperado do teste, necessidade de avaliar a relação entre duas medidas quantitativas e de descrever a relação entre as variáveis.

Todas as interações são persistidas no Moodle e os relatórios de participação nos fóruns de discussão podem ser extraídos manualmente ou através da ferramenta SNAPP (BAKHARIA et al, 2011), de acordo com a versão do Moodle utilizado. Neste trabalho, os dados foram extraídos de forma manual devido a incompatibilidade da versão do AVA Moodle adotado para a pesquisa, com a ferramenta supracitada. O relatório de desempenho nas atividades é gerado pelo próprio AVA, o que facilita a ação do professor e do pesquisador na comparação das amostras.

O método de amostragem empregado pela pesquisadora foi o não aleatório que utiliza a amostragem intencional (LEVIN et al, 2012), baseado exclusivamente nos casos mais convenientes a serem analisados na amostra. Portanto, foram selecionados 15 alunos de diferentes polos de acordo com as variações de desempenho percebidas e com os índices de participação registrados nos relatórios dos fóruns de discussão.

6.3 Aplicação das métricas de ARS

Após a extração dos dados através da metodologia exposta na seção 1.3 e obtenção do grafo foi utilizado o Gephi para visualização e aplicação das métricas de ARS. O estudo foi dividido em três fases: análise das interações estabelecidas durante as semanas que compunham cada módulo do curso, análise da evolução das interações ao longo dos módulos do curso e uma análise geral dos dados obtidos.

A Figura 6.1 mostra a rede completa dos dados analisados com as interações nos fóruns de discussão de todo o período do curso. Ressaltamos que os nós referem-se aos alunos, tutores e/ou professores que participam do fórum e as arestas correspondem as interações (ligações) estabelecidas entre eles.

Ao juntar os dados extraídos dos fóruns de discussão e agrupá-los em uma rede, o Gephi identificou a existência de nove comunidades ou sub-redes (ver maiores detalhes no Anexo 1), indicando cada um dos polos/turmas do curso.

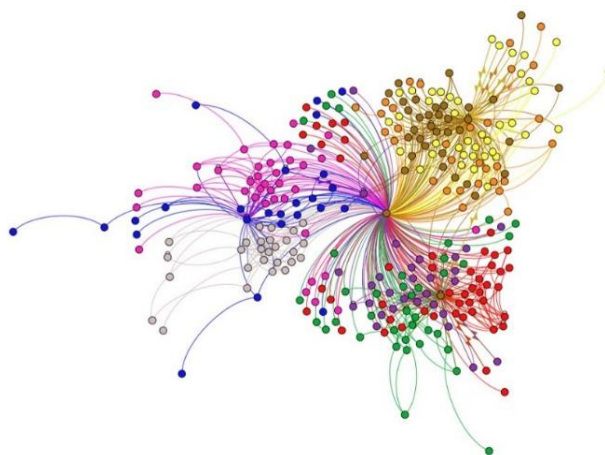


Figura 6.1: Comunidades encontradas na rede

Cada cor tem uma correspondência em relação aos polos/turmas do curso: **Cinza** - Participantes que pertencem a turma T1; **Vermelho** – Participantes que pertencem a turma T2; **Amarelo** - Participantes que pertencem ao turma T3; **Verde** - Participantes que pertencem a turma T4; **Roxo** - Participantes que pertencem a turma T5; **Rosa** - Participantes que pertencem a turma T6; **Laranja** - Participantes que pertencem a turma T7; **Azul** - Participantes que pertencem a turma T8; **Marrom** - Participantes que pertencem a turma T9.

Percebe-se ainda que no centro do grafo existe uma junção entre os nós nas diversas cores. Nesta porção encontram-se os nós que interagiram com mais de uma turma, que são os tutores que interagem com alunos de diversas turmas e o professor-formador da turma como nó central.

6.3.1 Análise das interações estabelecidas em cada módulo do curso

A seguir são apresentados e discutidos os resultados obtidos a partir da análise das interações efetuadas em cada módulo do curso. A composição, visualização e aplicação das métricas de ARS nas redes é feita através do uso da ferramenta Gephi. Cada módulo foi analisado conforme três etapas: a visualização da rede; a aplicação das métricas de ARS; e, por fim, o cálculo da correlação. É válido mencionar que tanto as

métricas quanto a correlação foram calculados para os 312 alunos, entretanto são apresentados nesta seção apenas os valores referentes aos 15 alunos escolhidos através da amostra não aleatória.

6.3.1.1 Análise das interações no 1º Módulo

O primeiro módulo do curso, 1 a 15 de junho, foi o período de ambientação dos alunos com o AVA Moodle através da apresentação pessoal no fórum de discussão destinado a cada turma e do envio de uma atividade para capacitar o aluno no recurso de postagens de arquivos no referido ambiente. Em seguida, outras atividades (como, questionário, fóruns, etc.) foram oferecidas no intuito de complementar o conteúdo estudado na semana. A atividade avaliativa do módulo foi a realização de um questionário valendo até 15 pontos. Na Figura 6.2 temos o grafo, com exatamente 203 nós e 370 arestas, (ver maiores detalhes no Anexo 2) que representa as interações referente a este módulo.

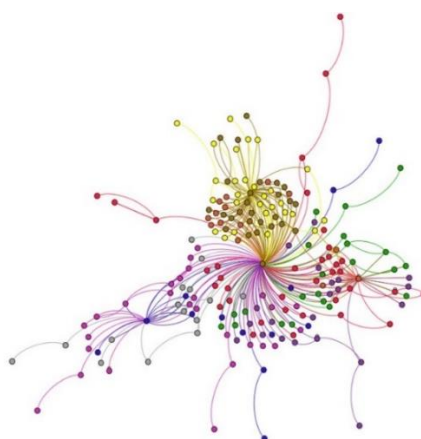


Figura 6.2: Grafo das interações no 1º módulo do curso

Em face disto, podemos analisar em cada uma das nove comunidades o comportamento dos nós em relação a quantidade de interações. Os participantes da rede que mais interagem neste módulo são os alunos da turma T2 (comunidade com nó em cor vermelha), com um índice de participação equivalente a 17.73% do total. Seguidos dos participantes da turma T3 (comunidade com nó em cor amarela), com 13.79% e dos participantes das turmas T6 e T9 (comunidades com nó em cor rosa e marrom, respectivamente), com um índice de participação equivalente a 13.3% cada. Os demais apresentam índices abaixo desses valores.

Para análise das métricas de Grau (*Degree*), Intermediação (*Betweenness*) e Proximidade (*Closeness*) foram selecionados por amostra não aleatória quinze alunos de diferentes turmas (vide Tabela 6.2). Como pode ser observado o aluno A2 apresenta o maior índice em *Betweenness* que indica o quão frequentemente o nó que o representa aparece no caminho mais curto entre os demais nós da rede. Enquanto que o aluno A9, mostrou-se mais próximo dos demais nós da rede por apresentar o menor *Closeness*. O aluno A5 obteve o valor de Grau mais elevado, indicando o número de ligações que o mesmo possui na rede. Ambos os alunos pertencem às turmas que mais interagiram neste módulo e ambos alcançaram a nota máxima na atividade avaliativa proposta. É importante observar que os alunos A6, A7 e A12 não participaram dos fóruns de discussão deste módulo, por isso não apresentam os valores calculados com as métricas. Todavia foi percebido que mesmo sem interagir no fórum dois destes alunos alcançaram a nota máxima na atividades.

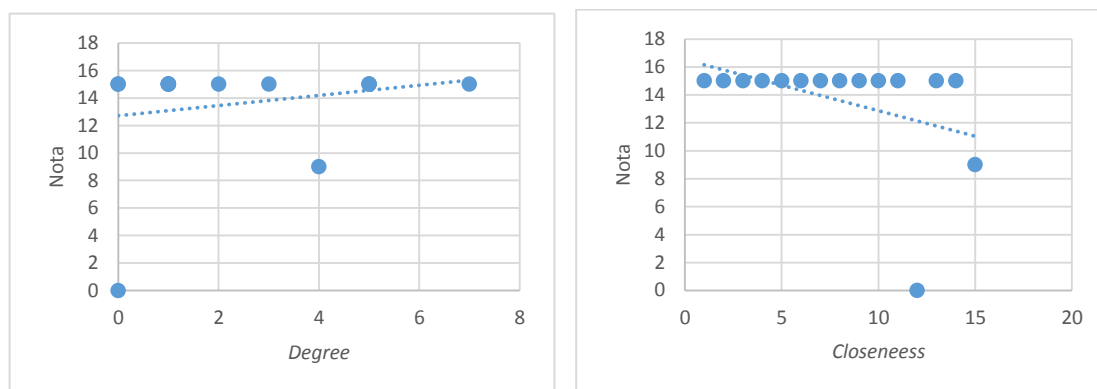
Tabela 6.2: Análise a partir da métricas de ARS para o 1º Módulo

ID do aluno	ID da turma	Degree	Closeness	Betweenness	Nota do Módulo
A1	T2	1	0.5	0.0	15
A2	T3	5	0.5	0.038	15
A3	T2	2	1.0	0.0	15
A4	T6	3	0.288	0.0	15
A5	T9	7	0.338	0.006	15
A6	T4	---	---	---	15
A7	T7	---	---	---	15
A8	T1	1	1.0	0.0	15
A9	T9	5	0.254	0.002	15
A10	T5	1	1.0	0.0	15
A11	T2	1	1.0	0.0	15
A12	T4	---	---	---	0
A13	T1	1	0.321	0.0	15
A14	T9	5	0.336	0.022	15
A15	T6	4	0.457	0.0	9

Analisando o Gráfico 6.1, vemos dois gráficos de dispersão representando a relação entre o índice da métrica de ARS aplicada (variável X) e o desempenho dos alunos (variável Y), expresso pela nota obtido no módulo. O Gráfico 6.1 (a) descreve essa relação para a métrica de Grau (*Degree*) e o Gráfico 6.1 (b) representa a relação para

a métrica de Proximidade (*Closeness*). Cada ponto nos gráficos abaixo se referem aos dois escores analisados (nota no módulo e índice da métrica de ARS).

O Gráfico de dispersão 6.1 (a) indica que a nota do aluno tende a aumentar quanto maior for o seu grau (*Degree*) na rede. Assim é possível afirmar que existe uma correlação positiva fraca entre essas variáveis, resultando em um coeficiente de correlação igual a 0,20501146. Já o Gráfico 6.1 (b) aponta que existe uma correlação positiva moderada entre as variáveis, visto que o coeficiente de correlação é de 0,471404521, assim podemos perceber que quanto mais próximo dos demais nós da rede maior sua nota. Para a métrica Betweenness a correlação com a nota foi tão baixa que todos seus valores tenderam a zero. Por este motivo o resultado foi omitido.



(a) Correlação entre Nota e *Degree*

(b) Correlação entre Nota e *Closeness*

Gráfico 6.1: Intensidade da correlação entre nota e as métricas de ARS no 1º Módulo

6.3.1.2 Análise das interações no 2º Módulo

No segundo módulo, referente ao período 16 a 29 de junho, foram oferecidas ferramentas de comunicação síncronas (à exemplo: *chat*) e assíncronas (a citar: fóruns de discussão, e mensagens) para interação com os alunos no AVA e disponibilizado um fórum avaliativo de perguntas e respostas, valendo até 100 pontos. A figura 6.3 apresenta o grafo, com exatamente 224 nós e 479 arestas (ver maiores detalhes no Anexo 3), referente a esse módulo.

De acordo com a figura a seguir, os participantes da rede que mais interagem neste segundo módulo são os alunos da turma T2 (comunidade com nó em cor vermelha), com um índice de participação equivalente a 15.62% do total. Seguidos dos

participantes da turma T4 (comunidade com nó em cor verde) com 15.18% e dos participantes das turmas T3 e T5 (comunidades com nó em cor amarelo e roxo, respectivamente), com um índice de participação equivalente a 12.05% e 11.16%, de modo respectivo. Os demais apresentam índices abaixo desses valores (T9 – 10.71%; T6 – 9.82%; T8 – 9.38%; T1 – 8.93%; T7 – 7.14%).

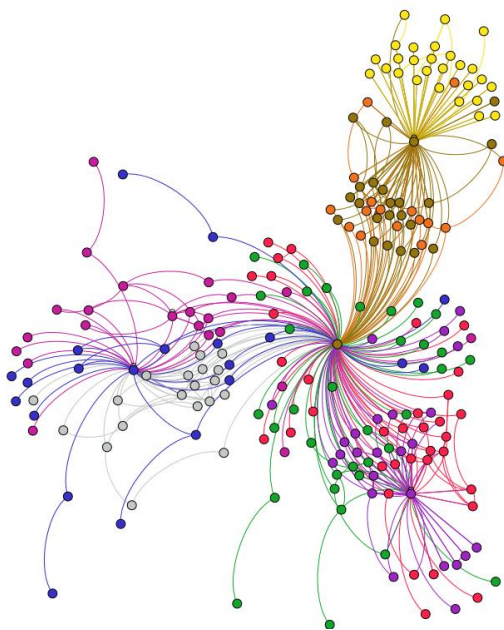


Figura 6.3: Grafo das interações no 2º módulo do curso

Ao aplicar as métricas (ver Tabela 6.3) citadas na seção 2.3.1 foi percebido que o aluno A8 apresentou o maior índice em “*Betweenness*” e obteve o valor de “*Degree*” mais elevado, atingindo, também, a pontuação máxima na atividade avaliativa proposta. Outra situação a ser observada é o caso do aluno A12 que participando da segunda comunidade que mais interagiu neste módulo apresentou o menor “*Closeness*”, indicando que é o nó mais próximo dos demais nós da rede. É importante também destacar os alunos A10 e A15, que obtiveram o menor número de interações na rede (medido pelo *Degree*) e alcançaram a nota máxima na atividade. Foram percebidos, ainda, alunos (A11 e A13) que não participaram dos fóruns de discussão e não realizaram a atividade avaliativa do módulo.

Tabela 6.3: Análise a partir das métricas de ARS para o 2º Módulo

ID do aluno	ID da turma	Degree	Closeness	Betweenness	Nota do Módulo
A1	T2	6	0.506	0.001	100

A2	T3	6	0.508	0	84
A3	T2	4	0.472	0	100
A4	T6	7	0.444	0	100
A5	T9	5	0.508	0	100
A6	T4	2	1	0	100
A7	T7	2	1	0	34
A8	T1	8	0.75	0.004	100
A9	T9	4	0.508	0	---
A10	T5	1	1	0	100
A11	T2	---	---	---	---
A12	T4	1	0.326	0	68
A13	T1	---	---	---	---
A14	T9	6	0.504	0.001	60
A15	T6	1	0.368	0	100

No Gráfico 6.2 representamos a análise de correlação realizada com duas variáveis: métrica de ARS aplicada (variável X) e o desempenho dos alunos (variável Y). O Gráfico 6.2 (a) correlaciona a métrica de Grau (*Degree*) com o desempenho (nota) do aluno, enquanto que o Gráfico 6.2 (b) correlaciona a métrica de Proximidade (*Closeness*) também com seu desempenho.

O Gráfico de dispersão 6.2 (a) aponta que a nota do aluno tende a aumentar quanto maior for o seu grau (*Degree*) na rede. Assim é possível afirmar que existe uma correlação positiva moderada entre essas variáveis, resultando em um coeficiente de correlação igual a 0,455445. Já o Gráfico 6.2 (b) aponta que existe uma correlação positiva forte entre as variáveis, visto que o coeficiente de correlação é de 0,84583, assim podemos perceber que quanto mais próximo dos demais nós da rede maior sua nota. Para a métrica *Betweenness* a correlação com a nota foi tão baixa que todos seus valores tenderam a zeram. Por esse motivo o resultado foi omitido.

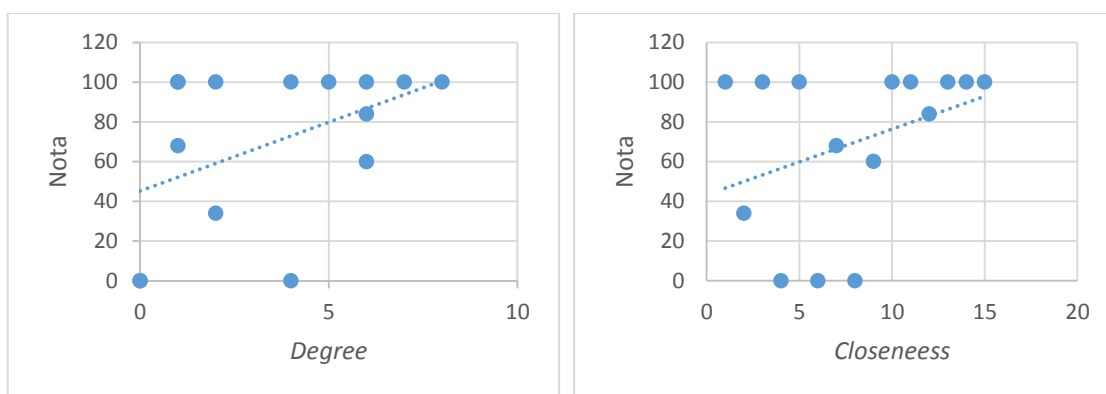
(a) Correlação entre Nota e *Degree*(b) Correlação entre Nota e *Closeness*

Gráfico 6.2: Intensidade da correlação entre nota e as métricas de ARS no 2º Módulo

6.3.1.3 Análise das interações no 3º Módulo

No terceiro módulo, de 30 de junho a 13 de julho, foi proposto às turmas atividades de participação em fóruns de discussão e disponibilizado um exercício avaliativo (questionário) sobre a temática abordada no módulo, valendo uma pontuação máxima de 15 pontos. Na figura 6.4 é apresentado o grafo, com exatamente 129 nós e 247 arestas (ver maiores detalhes no Anexo 4) gerado com os dados extraídos deste módulo do curso.

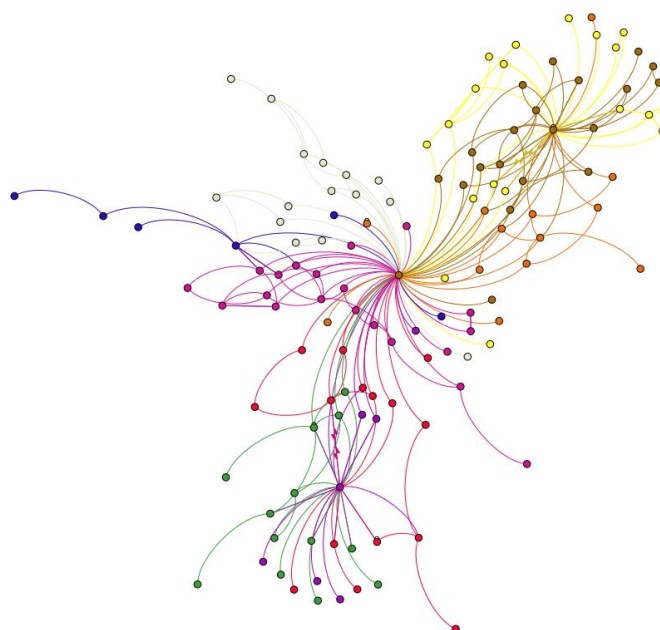


Figura 6.4: Grafo das interações no 3º módulo do curso

Nesta primeira etapa da análise foram identificadas as comunidades que mais interagiram no módulo e constatado que os alunos da turma T9 (comunidade com nó em cor marrom) apresentaram um índice de participação equivalente a 16.28% do total. Seguidos dos participantes da turma T6 (comunidade com nó em cor rosa), com 15.5% e dos participantes da turma T3 (comunidades com nó em cor amarelo) com 14.73%. As turmas T1 e T2 apresentaram, sequentemente, um índice de participação equivalente a 11.63% cada. Os demais apresentam índices abaixo desses valores (T4 e T7 – 10.08% cada; T5 - 5.43%; T8 – 4.65%).

Na segunda etapa da análise as métricas de Grau (*Degree*), Intermediação (*Betweenness*) e Proximidade (*Closeness*) foram aplicadas. Como pode ser observado na Tabela 6.4 o aluno A2 obteve o valor de Grau mais elevado, indicando o número de ligações que o mesmo possui na rede, e obteve a nota máxima na atividade avaliativa do módulo. Os alunos A3, A5 e A9 apresentaram o maior índice em “*Betweenness*”, entretanto, demonstraram um desempenho diferente em cada caso. O aluno A3 conseguiu a nota máxima na atividade, enquanto que o aluno A5, obteve 12 pontos e o aluno A9 não realizou a mesma. Esta disparidade de pontos na avaliação do 3º módulo será discutida na seção 6.3.3. Já o aluno A4, mostrou-se mais próximo dos demais nós da rede por apresentar o menor “*Closeness*”, obtendo também a pontuação máxima na avaliação. Ressalvamos, que os alunos A10, A11, A12 e A13 não participaram dos fóruns de discussão deste módulo. Todavia, três destes alunos realizaram a avaliação e demonstraram um desempenho regular na atividade.

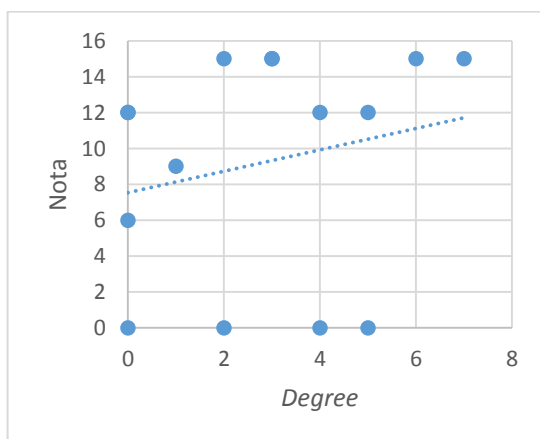
Tabela 6.4: Análise a partir da métricas de ARS para o 3º Módulo

ID do aluno	ID da turma	Degree	Closeness	Betweenness	Nota do Módulo
A1	T2	4	0.667	0.002	12
A2	T3	7	0.422	0.003	15
A3	T2	6	0.455	0.006	15
A4	T6	3	0.333	0	15
A5	T9	5	0.442	0.006	12
A6	T4	2	0.417	0	15
A7	T7	4	0.404	0.002	10.5
A8	T1	3	0.378	0	15
A9	T9	5	0.441	0.006	---

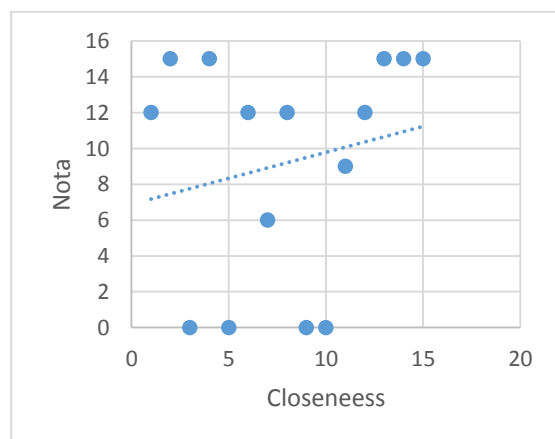
A10	T5	---	---	---	12
A11	T2	---	---	---	6
A12	T4	---	---	---	12
A13	T1	---	---	---	---
A14	T9	2	0.411	0.001	10.5
A15	T6	1	1	0	9

Na terceira etapa da análise verificou-se a correlação existente entre o desempenho do aluno (variável Y), informado através de sua nota na atividade do módulo, e os índices obtidos com a aplicação das métricas de ARS (variável X) supracitadas.

No Gráfico de dispersão 6.3 (a) é correlacionado o *Degree* do grafo (Figura 6.4) e o desempenho do aluno. Com esta análise é possível perceber a existência de uma correlação positiva fraca entre as variáveis estudadas, resultando em um coeficiente de correlação igual a 0,307737. A mesma característica é identificada no Gráfico 6.3 (b), referente a correlação entre o *Closeness* e o desempenho do aluno. Neste gráfico de dispersão é identificada também uma correlação positiva fraca, visto que o coeficiente de correlação é de 0,133631. Assim podemos perceber que quanto mais ligações um nó possui e quanto mais próximo dos demais nós da rede, melhor o desempenho do aluno. O gráfico de dispersão para a métrica *Betweenness*, bem como o coeficiente de correlação linear são omitidos neste trabalho, pois sua correlação com a nota foi tão baixa que todos seus valores tenderam a zero.



(a) Correlação entre Nota e *Degree*



(b) Correlação entre Nota e *Closeness*

Gráfico 6.3: Intensidade da correlação entre nota e as métricas de ARS no 3º Módulo

6.3.1.4 Análise das interações no 4º Módulo

Durante o quarto módulo, que corresponde ao período 14 a 27 de julho, os alunos foram direcionados a participar dos fóruns de discussão disponíveis para cada semana vigente ao módulo e efetuar o envio de um arquivo correspondente ao exercício avaliativo do conteúdo em estudo neste período. Esta atividade de envio valia até 20 pontos. A Figura 6.5 demonstra as interações ocorridas nos fóruns de discussão desse módulo. O grafo apresentado nessa figura contém exatamente 120 nós e 198 arestas. Detalhes do grafo podem ser melhor visualizados no Anexo 5.

Na primeira análise realizada foi notado que a turma mais ativa neste módulo era composta por alunos da turma T9 (comunidade com nó em cor marrom), com um índice de participação equivalente a 15.83% do total. Seguidos dos participantes da turma T3 (comunidade com nó em cor amarelo) com 15% e dos participantes das turmas T2 e T7 (comunidades com nó em cor vermelho e laranja, respectivamente), com um índice de participação equivalente a 14.17%, cada. Os demais apresentaram índices abaixo desses valores (T1 e T4 – 11.67%; T6 – 8.33%; T8 – 5%; T5 – 4.17%).

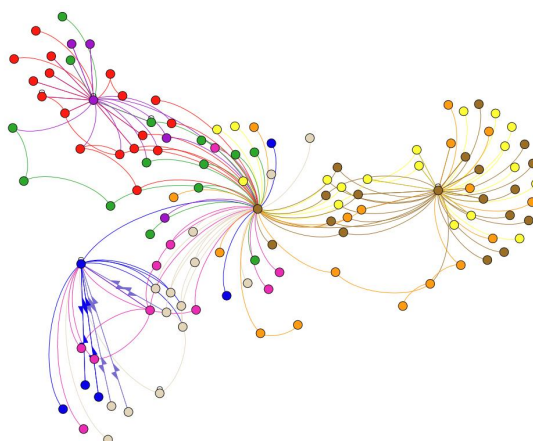


Figura 6.5: Grafo das interações no 4º módulo do curso

Para a segunda análise (ver Tabela 6.5) foram utilizadas as métricas de ARS já mencionadas. Como pode ser observado o aluno A1 que apresentou o maior índice em “*Betweenness*” também obteve um ótimo desempenho na atividade avaliativa do módulo. Este fator indica que o nó que o representa aparece no caminho mais curto entre os

demais nós da rede. Com o “*Closeness*” foi percebido que os alunos A2, A5 e A7 mostraram-se os mais próximos dos demais nós da rede por apresentarem o menor índice para essa métrica. Quanto ao grau (*Degree*), nesse módulo, o aluno A8 se destacou por apresentar o maior número de ligações na rede. Ambos os alunos pertencem às turmas que mais interagiram neste módulo do curso e ambos obtiveram um ótimo desempenho em relação aos demais.

Um aspecto importante a ser observado se refere ao elevado número de alunos (A9, A10, A11, A12, A13 e A15) que não interagiram nos fóruns de discussão propostos para o quarto módulo do curso e ainda assim realizaram a atividade, obtendo um bom desempenho na mesma. Alguns desses alunos estão sem interagir desde o módulo anterior.

Tabela 6.5: Análise a partir da métricas de ARS para o 4º Módulo

ID do aluno	ID da turma	Degree	Closeness	Betweenness	Nota do Módulo
A1	T2	4	0.468	0.003	19
A2	T3	1	0.49	0	20
A3	T2	4	0.338	0.001	20
A4	T6	2	0.484	0	20
A5	T9	1	0.49	0	17
A6	T4	---	---	---	20
A7	T7	1	0.49	0	10
A8	T1	6	0.389	0.001	20
A9	T9	---	---	---	0
A10	T5	---	---	---	15
A11	T2	---	---	---	0
A12	T4	---	---	---	20
A13	T1	---	---	---	0
A14	T9	2	0.489	0	17
A15	T6	---	---	---	20

Analisando o gráfico 6.4, vemos um gráfico de dispersão representando a relação entre o Grau (variável X) do grafo (ver figura 6.5) e o desempenho dos alunos (variável Y). Como mencionado anteriormente, cada ponto nos gráficos abaixo se referem aos dois

escores analisados (nota no módulo e *Degree*). Com essa análise é possível perceber a existência de uma correlação positiva moderada entre as variáveis estudadas, resultando em um coeficiente de correlação igual a 0,4355244. O gráfico de dispersão para a métrica *Closeness* e *Betweenness*, bem como o coeficiente de correlação linear é omitido neste trabalho, pois a correlação obtida com a nota foi tão baixa que todos seus valores tenderam a zero.

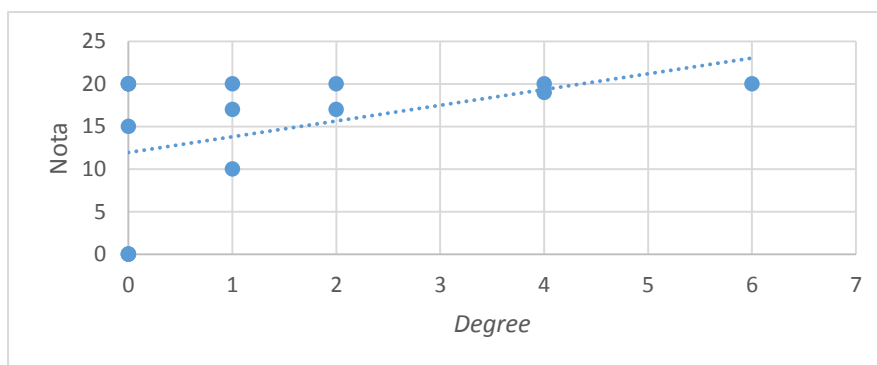


Gráfico 6.4: Intensidade da correlação entre nota e *Degree* no 4º Módulo

6.3.1.5 Análise das interações no 5º Módulo

O quinto módulo do curso, compreendido entre 28 de julho a 24 de agosto, disponibilizou, a cada semana fóruns de dúvidas para discussão do conteúdo abordado no módulo e, ao final, uma lista de exercícios a ser enviada por meio do campo 'envio de arquivo único' valendo até 15 pontos. A Figura 6.6 apresenta as interações detectadas ao longo dos fóruns de discussão referentes ao quinto módulo do curso. O grafo abaixo contém exatamente 83 nós e 160 arestas.

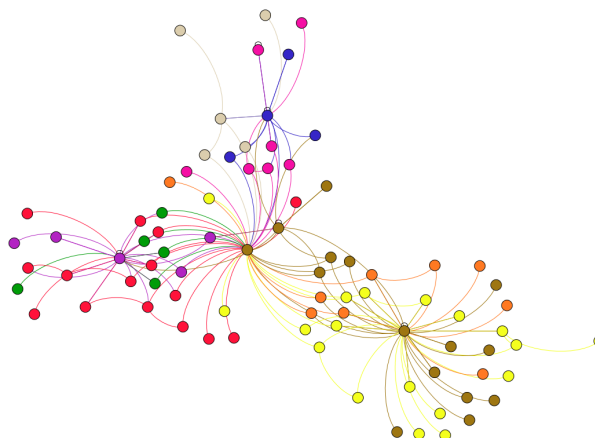


Figura 6.6: Grafo das interações no 5º módulo do curso

De acordo com a figura 6.6 (ver anexo 6), os participantes da rede que mais interagem neste módulo são os alunos da turma T3 (comunidade com nó em cor amarelo), com um índice de participação equivalente a 21.69% do total. Em seguida, temos os participantes da turma T9 e T2 (comunidades com nós em cor marrom e vermelho, respectivamente), com 18.07%, cada. Temos ainda os participantes das turmas T7 (comunidades com nó em cor laranja) com um índice de participação equivalente a 10.84%. Os demais apresentam índices abaixo desses valores (T6 – 8.43%; T1, T5 e T4 – 6.02% cada; T8 – 4.82%).

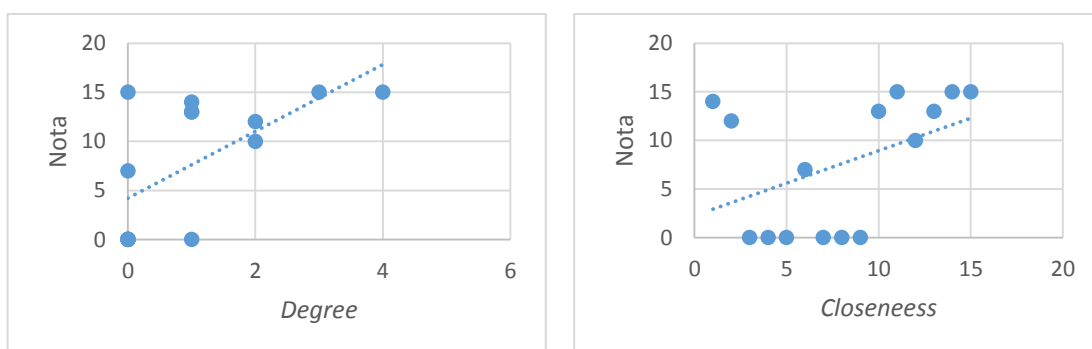
Ao aplicar as métricas (ver Tabela 6.6) já mencionadas foi percebido que o aluno A3 obteve o valor de “*Degree*” mais elevado, demonstrando também um dos melhores desempenhos na atividade proposta. Outros alunos (A2, A5 e A7) destacaram-se quanto ao “*Closeness*”, evidenciando por meio desta métrica que ao assumirem a proximidade com os demais nós da rede viabilizam a passagem da informação entre os nós. Em “*Betweenness*” observamos que o aluno A4 apresentou o maior índice, para esta métrica, indicando o número de vezes que o nó que o representa age como intermediador entre dois outros nós. Torna-se a observar que os alunos A9, A10, A11, A12 e A13 continuam sem interagir nos fóruns, assim como o aluno A8.

Tabela 6.6: Análise a partir da métricas de ARS para o 5º Módulo

ID do aluno	ID da turma	Degree	Closeness	Betweenness	Nota do Módulo
A1	T2	2	0.364	0	10
A2	T3	1	0.265	0	13
A3	T2	4	1	0	15
A4	T6	3	0.379	0.007	15
A5	T9	1	0.265	0	14
A6	T4	2	1	0	12
A7	T7	1	0.265	0	0
A8	T1	---	---	---	0
A9	T9	---	---	---	--
A10	T5	---	---	---	7
A11	T2	---	---	---	0
A12	T4	---	---	---	0

A13	T1	---	---	---	0
A14	T9	1	0.265	0	13
A15	T6	---	---	---	15

O Gráfico 6.5 apresenta dois gráficos de dispersão representando a relação entre o índice da métrica de ARS aplicada (variável X) e o desempenho dos alunos (variável Y), expresso pela nota obtida no módulo. O Gráfico de dispersão 6.5 (a) indica que a nota do aluno tende a aumentar quanto maior for o seu grau (*Degree*) na rede. Assim é possível afirmar que existe uma correlação positiva moderada entre essas variáveis, indicando um coeficiente de correlação igual a 0,634246353. O Gráfico 6.5 (b) também aponta uma correlação positiva moderada entre as variáveis, visto que o coeficiente de correlação é de 0,500978411. Assim notamos que quanto mais próximo dos demais nós da rede maior sua nota. Para a métrica “*Betweenness*” os valores da correlação tenderam a zero, em unanimidade. Por este motivo o resultado foi omitido.



(a) Correlação entre Nota e *Degree*

(b) Correlação entre Nota e *Closeness*

Gráfico 6.5: Intensidade da correlação entre nota e as métricas de ARS no 5º Módulo

6.3.1.6 Análise das interações no 6º Módulo

No sexto módulo, de 25 de agosto a 21 de setembro, as atividades propostas para debate, avaliação e interação entre os alunos foram similares as realizadas no módulo anterior, diferenciando apenas na pontuação atribuída à atividade: 35 pontos. Na figura 6.7 abaixo podemos identificar as comunidades presentes na rede (com 70 nós e 141 arestas), bem como aquelas que mais interagiram nos fóruns de discussão ao longos das

semanas que compuseram o módulo. No anexo 7 o grafo é expandido para uma melhor identificação de seus componentes.

Assim como no módulo anterior, os participantes da rede que mais interagem neste ultimo módulo são os alunos da turma T3 (comunidade com nó em cor amarelo), com um índice de participação equivalente a 18.57% do total. Em seguida, temos os alunos da turma T2 (comunidade com nó em cor vermelho) com 17.14%. Temos ainda os participantes das turmas T9 e T7 (comunidades com nó em cor marrom e laranja, respectivamente) com um índice de participação equivalente a 12.86%, cada. Os demais apresentam índices abaixo desses valores (T6 e T4 – 11.43%; T1 – 8.57%; T8 – 5.71%; T5 – 1.43%).

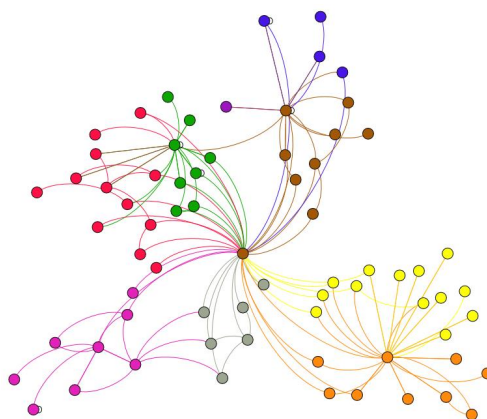


Figura 6.7: Grafo das interações no 6º módulo do curso

Na segunda etapa de análise (ver Tabela 6.7) do referido módulo foram utilizadas as métricas de ARS. Como pode ser observado, boa parte dos alunos não participaram efetivamente dos fóruns de discussão, mas por outro lado, continuaram participando das avaliações propostas. O maior índice em “*Betweenness*” foi do aluno A3 que também obteve um ótimo desempenho na atividade avaliativa do módulo. Este fator indica que o nó que o representa aparece no caminho mais curto entre os demais nós da rede. O menor índice de “*Closeness*” foi do aluno A5, mostrando ser o mais próximo dos demais nós da rede. E, quanto ao grau (*Degree*) o aluno A4 se destacou por apresentar o maior número de ligações na rede.

Tabela 6.7: Análise a partir das métricas de ARS para o 6º Módulo

ID do aluno	ID da turma	Degree	Closeness	Betweenness	Nota do Módulo
A1	T2	3	0.519	0	14
A2	T3	---	---	---	35
A3	T2	4	1	1.82	35
A4	T6	9	0.643	0.006	35
A5	T9	1	0.387	0.0	30
A6	T4	---	---	---	28
A7	T7	---	---	---	0
A8	T1	---	---	---	0
A9	T9	---	---	---	---
A10	T5	---	---	---	25
A11	T2	---	---	---	0
A12	T4	---	---	---	0
A13	T1	---	---	---	0
A14	T9	---	---	---	35
A15	T6	---	---	---	19

Na terceira etapa de análise verificou-se a correlação existente entre o desempenho do aluno (variável Y) e os índices obtidos com a aplicação das métricas de ARS (variável X) citadas anteriormente.

No Gráfico de dispersão 6.6 (a) é correlacionado o *Degree* do grafo (Figura 6.7) e o desempenho do aluno. Com esta análise é possível perceber a existência de uma correlação positiva moderada entre as variáveis estudadas, resultando em um coeficiente de correlação igual a 0,433888. Uma outra característica é identificada no Gráfico 6.6 (b), referente a correlação entre o *Closeness* e o desempenho do aluno. Neste gráfico de dispersão é identificada através de uma correlação positiva fraca, visto que o coeficiente de correlação é de 0,397283. Assim podemos perceber que quanto mais ligações um nó possui e quanto mais próximo dos demais nós da rede, melhor o desempenho do aluno. O gráfico de dispersão para a métrica *Betweenness*, bem como o coeficiente de correlação linear é omitido neste trabalho, pois sua correlação com a nota foi tão baixa que todos seus valores tenderam a zero.

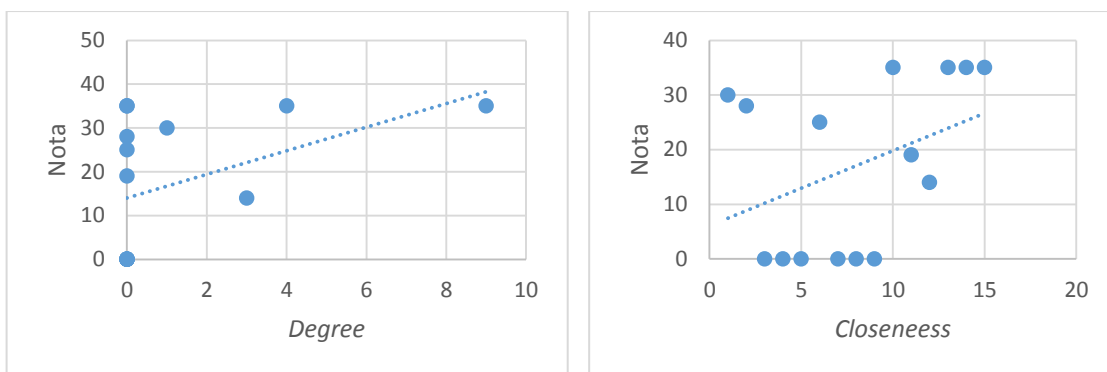
(a) Correlação entre Nota e *Degree*(b) Correlação entre Nota e *Closeness*

Gráfico 6.6: Intensidade da correlação entre nota e as métricas de ARS no 6º Módulo

6.3.2 Análise da evolução das interações ao longo dos módulos do curso

Até aqui analisamos os dados obtidos em cada módulo do curso e pudemos perceber características individuais de relacionamento e desempenho identificadas em cada aluno no decorrer das semanas. Nesta seção do trabalho são comparados os resultados observados ao longo do curso, de modo evolutivo, para podermos acompanhar com mais nitidez o desenvolvimento das interações nos fóruns de discussão e a correlação entre os índices de desempenho dos alunos selecionados através da amostra e as métricas de ARS citadas na seção 6.3. A seguir é apresentada a Figura 6.8 com a evolução dos grafos gerados em cada módulo.

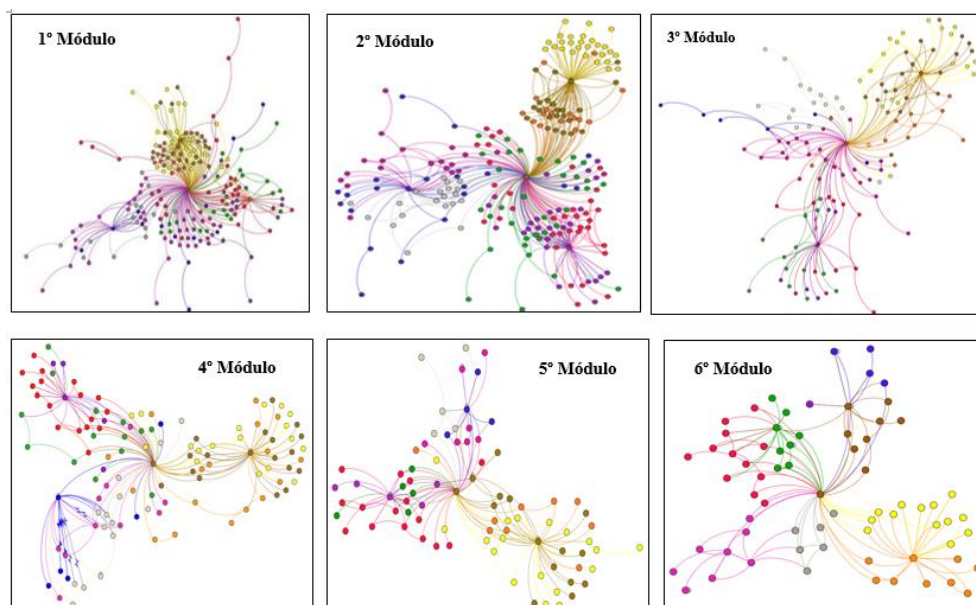


Figura 6.8: Evolução dos grafos ao longo dos módulos no curso

O primeiro, o segundo, o terceiro e o quarto módulo apresentam as interações detectadas nos fóruns de discussão referentes a duas semanas do curso, cada. Já o quinto e o sexto módulo são compostos de quatro semanas, cada.

É possível notar na Figura 6.8 uma disparidade de interações em cada módulo. Nos módulos iniciais, por exemplo, é percebido uma maior quantidade de participação. Enquanto que nos módulos finais essa frequência diminui consideravelmente. Tal informação nos leva a identificar, ligeiramente, em que momento os alunos começaram a deixar de interagir nas atividades do curso. A Tabela 6.8 expõe a quantidade de nós existentes em cada rede dos módulos. Aqui é possível observar que a quantidade de alunos que participaram das discussões foi diminuindo a cada módulo, finalizando com apenas 70 alunos, ou seja, com apenas 34,5% dos alunos que iniciaram as atividades no módulo 1.

Tabela 6.8: Quantidade de nós, arestas e densidade das redes

Módulo do Curso	Quantidade de nós da rede	Quantidade de arestas da rede	Densidade da rede
1º	203	370	0.009
2º	224	479	0.010
3º	129	247	0.015
4º	120	198	0.014
5º	83	160	0.024
6º	70	141	0.029

Em face disto podemos acompanhar a evolução dos índices de correlação entre o desempenho e o “*Degree*” do aluno no módulo. A Figura 6.9 informa que em todos os casos a correlação é positiva, representando assim um tipo de relação linear. Descritos graficamente, os pontos nos gráficos de dispersão tendem sempre a formar uma linha reta imaginária que cruza os pontos no gráfico e que se agrupam em torno da linha imaginária em direção crescente. Portanto, esta correlação indica que os nós (alunos) que recebem altos escores na variável X (“*Degree*”) tendem a receber altos escores na variável Y (“Nota”), ou seja, quanto maior o “*Degree*”, número de interações estabelecidas por um

aluno (representado por um nó na rede) no grafo, maiores são as chances de o aluno alcançar um bom desempenho no módulo.

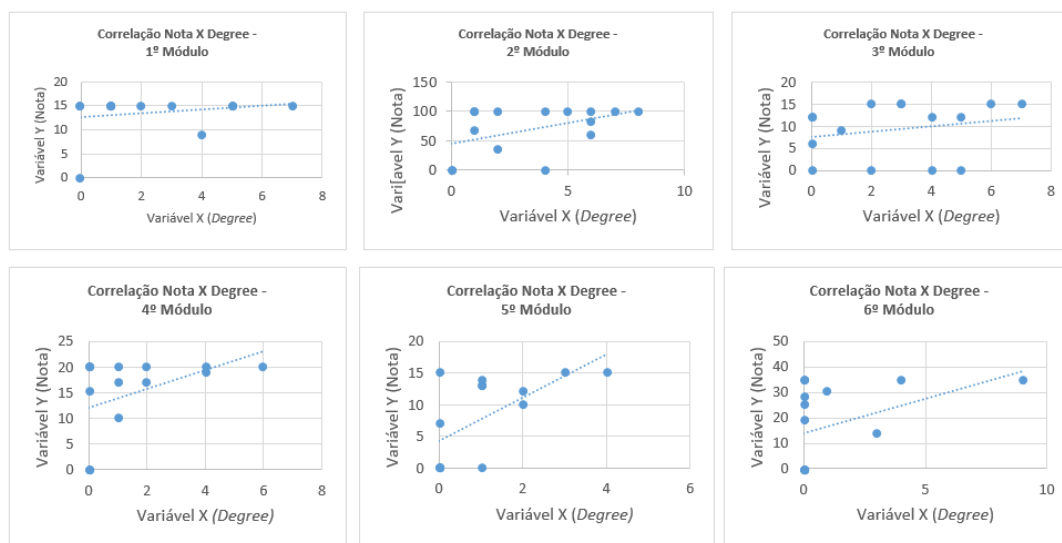


Figura 6.9: Evolução dos índices de correlação entre o desempenho (nota) e o *Degree*

Na Figura 6.10 acompanhamos a evolução dos índices de correlação entre o desempenho e o “*Closeness*” do aluno no módulo. Descritos graficamente, os pontos nos gráficos de dispersão informam uma correlação positiva entre as variáveis e expressam coeficientes de correlação positiva, ora fraca, ora moderada, nos módulos. Assim, esta correlação indica que os nós (alunos) que recebem altos escores na variável X (“*Closeness*”) tendem a receber altos escores na variável Y (“Nota”), ou seja, os nós que aparecem no caminho mais curto entre os demais nós da rede tem maiores chances de alcançar um bom desempenho nas atividades avaliativas propostas.

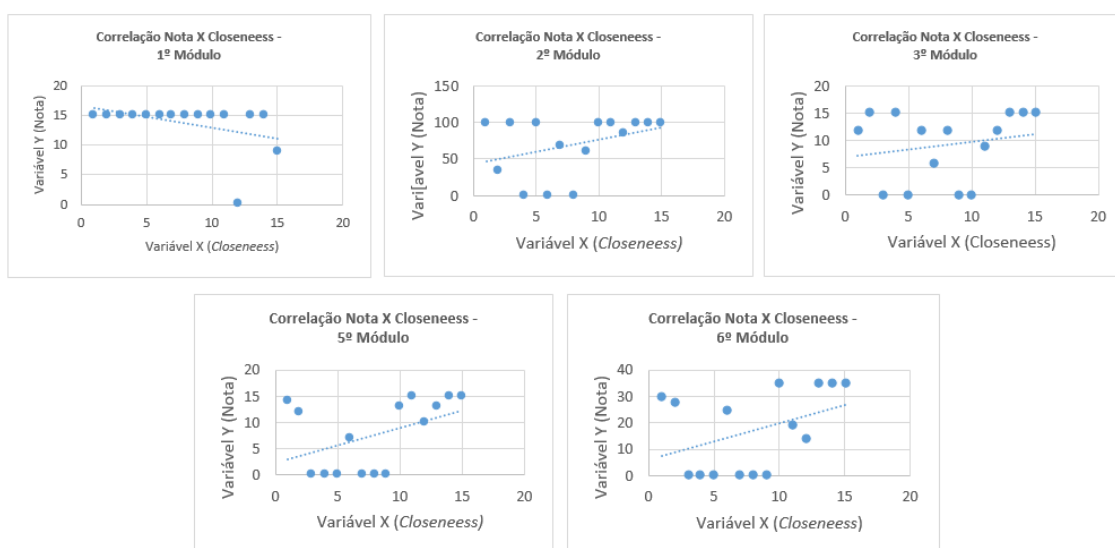


Figura 6.10: Evolução dos índices de correlação entre o desempenho (nota) e o *Closeness*

Os gráficos de dispersão para a métrica *Betweenness*, bem como os coeficientes de correlação linear são omitidos neste trabalho, pois sua correlação com a nota nos módulos do curso foi tão baixa que todos seus valores tenderam a zero, impossibilitando a análise precisa destes dados.

6.3.3 Análise geral dos dados obtidos

Nesta seção faremos uma análise comum a todos os dados gerados nos fóruns de discussão durante o curso. Lembramos que esses dados podem ser visualizados em rede na Figura 6.1, que aponta a junção das interações estabelecidas em todos os módulos e identifica as comunidades existentes na rede.

Percebemos que durante toda a disciplina a turma que mais participou dos fóruns de discussão foi a turma T2 com 15.06% de participação. Logo após, a turma T3 com 12.82% de interação no fórum, seguidos da turma T4 com 12.18% e das turmas T6 e T9 com 11.86% de participação, cada. As demais turmas apresentaram índices inferiores a estes (T7 – 9.94%; T5 – 9.62%; T1 – 8.65%; T8 – 8.01%), nos permitindo perceber que os alunos que apresentaram melhor desempenho pertencem às turmas que possuem um maior índice de participação e interação nos fóruns de discussão.

Para esta análise são considerados os mesmos casos extraídos pela amostra não aleatória informada na seção 6.2. Assim, podemos analisar na Tabela 6.9 as métricas de Centralidade de Grau (*Degree*), Centralidade de Intermediação (*Betweenness*) e Centralidade de Proximidade (*Closeness*) calculadas para os quinze alunos elencados não aleatoriamente na amostragem.

Tabela 6.9: Análise a partir das métricas de ARS para a rede completa do curso

ID do aluno	ID da turma	Degree	Closeness	Betweenness	Média no curso
A1	T2	14	0.286	0.001	79
A2	T3	16	0.368	0.087	82.6
A3	T2	13	0.283	0.005	92
A4	T6	14	0.204	0.003	92

A5	T9	13	0.381	0.012	84.4
A6	T4	5	0.281	0	93
A7	T7	5	0.293	0	42.91
A8	T1	12	0.203	0.002	27
A9	T9	8	0.314	0	4.5
A10	T5	1	1	0	88.2
A11	T2	1	1	0	6.3
A12	T4	1	0.22	0	37.2
A13	T1	1	0.169	0	4.5
A14	T9	9	0.293	0.031	52.69
A15	T6	2	0.203	0	47.76

De um ponto de vista mais geral, observamos que ao final da disciplina os alunos que apresentaram um melhor desempenho (A1, A2, A3, A4 e A5) foram aqueles que realizaram um maior número de interações na rede, ou seja, que apresentaram um maior *Degree*. Por outro lado, ainda quanto ao *Degree*, percebemos também que os alunos A6 e A10 não interagiram com frequência nos fóruns de discussão, mas obtiveram um bom desempenho ao final da disciplina. Um outro caso interessante a referir é o do aluno A14 que participou dos fóruns um número considerável de vezes, realizou a avaliação final na disciplina e obteve aprovação na mesma. Enquanto que o aluno A8 mesmo tendo interagido muitas vezes não foi aprovado na disciplina.

Quanto ao *Closeness* notamos que os menores índices foram dos alunos A13, A15 e A8. Ambos não alcançaram um bom desempenho na disciplina, chegando à reprovação. Mas, um caso interessante a destacar foi o aluno A4 que também apresentou um índice de proximidade baixo e que obteve um bom desempenho na disciplina. Essas características denotam que os referidos alunos são os mais próximos dos demais nós da rede e que sua proximidade influenciou negativamente em seu desempenho, em alguns casos. Por outro lado, percebemos que aqueles (A2 e A5, por exemplo) que obtiveram um maior índice em *Closeness* alcançaram um bom desempenho.

Os maiores índices em *Betweenness* foram dos alunos A2, A5 e A14 que também apresentaram um bom desempenho no curso. Sendo que este último aluno precisou realizar uma avaliação final para alcançar aprovação na disciplina. Através

dessa métrica foi possível perceber os alunos que agem como ponte ao longo do caminho entre dois outros nós, ou seja, aqueles que contribuem e intermediam a propagação da informação. Coincidentemente, os mesmos alunos que possuíram um número maior de *Degree* também foram aqueles que apresentaram um maior índice em *Betweenness*.

No Gráfico 6.7 correlacionamos o desempenho do aluno (variável Y), expresso pela média na disciplina, e o índice em *Degree*. Com esta análise foi expressa a existência de uma correlação positiva quanto a direção do gráfico de dispersão. Entretanto, quando demonstrado numericamente a intensidade e a direção da correlação linear entre as variáveis supracitadas obtivemos um coeficiente de correlação equivalente a $-0,1489101$, indicando que as variáveis estão moderadamente correlacionadas. Não foi possível obter o gráfico de dispersão para as métricas *Betweenness* e *Closeness*, bem como seus respectivos coeficientes de correlação linear é. Assim essas informações são omitidas neste trabalho, pois os coeficientes de correlação com a média dos alunos foi tão baixa que todos seus valores tenderam a zero.

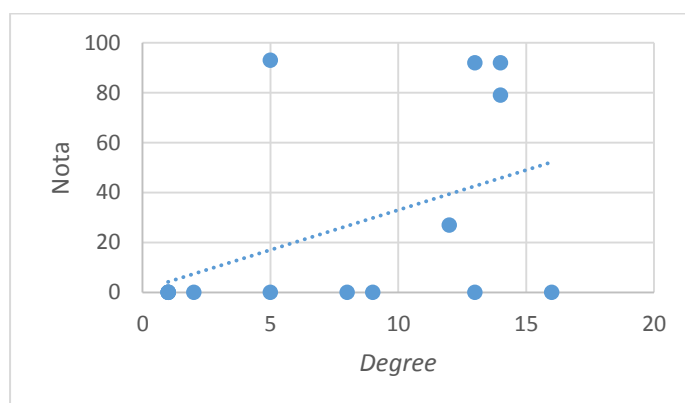


Gráfico 6.7 Intensidade da correlação entre média e o *Degree*

6.4 Considerações Finais sobre o experimento

Este experimento analisou a participação de alunos em fóruns de discussão de um curso a distância com o intuito de avaliar a influência das interações nos fóruns sobre o desempenho de cada aluno. Para esta avaliação foram utilizadas as métricas de Análise de Redes Sociais que medem a Centralidade de Grau (*Degree*), a Centralidade de Intermediação (*Betweenness*) e a Centralidade de Proximidade (*Closeness*) dos nós de uma rede e, em seguida, utilizadas técnicas de correlação linear para mensurar a relação

existente entre os valores das métricas aplicadas e o desempenho do aluno durante a disciplina.

Através da aplicação das métricas de ARS selecionadas foi possível identificar os alunos mais participativos na rede e perceber que o desempenho destes está estreitamente correlacionado aos índices de centralidade obtidos. Os alunos A2 e A5, por exemplo, interagiram na maioria dos fóruns disponibilizados durante os módulos da disciplina e, ao final, obtiveram um excelente desempenho na mesma, alcançando aprovação. Enquanto que outros alunos (a exemplo dos alunos A19 e A15) que interagiram poucas vezes nos fóruns de discussão não alcançaram aprovação ao final da disciplina. Um caso interessante percebido foi o aluno A10 que mesmo apresentando baixos índices de centralidade obteve um bom desempenho na disciplina. Outro aspecto notado através do experimento foi a tendência de reprovação do aluno A12 e 13 percebida através dos índices de ARS registrado em cada módulo da disciplina. Assim, foi possível notar o motivo das variáveis correlacionadas apresentarem, em boa parte dos casos, uma correlação fraca ou moderada. Tendo em vista que os índices de participação oscilavam frequentemente devido a ausência de interação no fórum ou a não realização da atividade avaliativa proposta no módulo.

Finalmente, concluímos que a utilização deste tipo de estudo pode fornecer indícios fortes a respeito das tendências de desempenho dos alunos com base nas interações que são estabelecidas nos fóruns ao longo da disciplina e que o experimento realizado permitiu alcançar os objetivos almejados na pesquisa.

6.5 Considerações Finais sobre o Capítulo

Este capítulo apresentou e discutiu o planejamento, a execução e os resultados adquiridos com a realização do experimento proposto nesta dissertação. Tal experimento consistiu de uma disciplina de Introdução a Computação oferecida em curso a distância de Segurança no Trabalho oferecido a 513 participantes de nove turmas distintas do IFPB. Foram examinados e correlacionados o desempenho dos alunos e o índice das métricas de ARS supracitadas nas seções anteriores para compreender se as interações

estabelecidas em fóruns de discussão podem influenciar no desempenho dos alunos que estudam cursos/disciplinas oferecidas nesta modalidade de ensino.

O capítulo 7 apresentará as conclusões do trabalhos, abordando as limitações encontradas no desenvolvimento da pesquisa e alguns caminhos para trabalhos futuros.

Capítulo 7

Considerações Finais

Neste capítulo serão discutidas as principais conclusões obtidas a partir do experimento apresentado no Capítulo 6. Desta forma o presente capítulo encontra-se organizado em três seções. A seção 7.1 aponta os principais fatores que dificultaram o desenvolvimento desta pesquisa, destacando as limitações encontradas. Na seção 7.2 a discussão acerca das conclusões obtidas e expostas na seção 6.5 é ampliada. Na seção 7.3 estão descritos os trabalhos futuros.

7.1 Limitações do trabalho

A principal limitação deste estudo foi a ausência de um software para extração dos dados referentes as interações nos fóruns de discussão do AVA Moodle. Na seção 3.6 Oliveira et al (2014) relata a utilização de um software para extração de dados e geração de grafos a partir de fóruns de discussão no Moodle, denominado SNAPP. Entretanto, este software está disponível, apenas, em duas versões, que por sua vez são incompatíveis com a versão do AVA Moodle utilizado para pesquisa nesta dissertação. Assim, os dados que representam as interações nos fóruns foram extraídos de forma manual e individual, bem como, a construção das redes.

7.2 Discussão

A problemática identificada através do mapeamento sistemático da literatura apresentou uma emergência na área de ARS aplicada em E-Learning, mostrando o quão recente são as pesquisas relacionadas a esta área. Apesar dos trabalhos, identificados nesta pesquisa, que objetivam oferecer alguma estratégia para análise da discussão em fóruns de AVAs, pouco interesse foi dedicado a temática em foco nesta dissertação.

Com base nos dados apurados, é possível afirmar que a partir da construção e análise de uma rede composta pelas interações de alunos envolvidos diretamente através da discussão de conteúdo no contexto de uma disciplina ofertada no modelo de ensino a distância, existe a possibilidade de fazer uso de métricas de ARS para obter informações importantes a respeito dos índices de participação dos alunos nos fóruns de discussão. Este estudo mostrou-se satisfatório, uma vez que além de demonstrar a possibilidade de uso de métricas de ARS aplicadas ao contexto da Ead, conseguiu demonstrar, também, a correlação existente entre os índices de participação obtidos por meio das métricas de ARS e o desempenho dos alunos, mesmo analisando apenas a troca de mensagens nos fóruns, sem considerar outras possíveis variáveis que podem ter influência sobre o resultado do processo.

Estimativas sobre a correlação entre as interações nos fóruns e o desempenho dos alunos, observados ao longo da disciplina, podem ser úteis para professores acompanharem individualmente estudantes e desenvolverem meios pedagógicos que busquem minimizar reprovações e, até, possíveis evasões no curso. Essas informações disponibilizadas em módulos iniciais do curso podem ser utilizadas para o desenvolvimento de ações que envolvam alunos de turmas em andamento e não somente para futuras turmas. Os padrões descobertos podem ser úteis, ainda, como informação para apoiar os professores no desenvolvimento de estratégias para monitoramento e gerenciamento de cursos a distância.

7.3 Trabalhos Futuros

Esta área de pesquisa e os resultados obtidos nessa dissertação oferecem algumas possibilidades de estudo em relação a trabalhos futuros. Abaixo elencamos possíveis propostas:

1. Realizar o monitoramento das interações em fóruns de discussão através da aplicação de diferentes métricas de ARS, a citar grau de coesão e o grau de heterogeneidade – estudado por Medeiros (2013) – como indicadores da colaboração no grupo.

2. Analisar a interação em fóruns de discussão de diferentes disciplinas de um mesmo semestre letivo e comparar os resultados obtidos quanto a participação e desempenho das turmas.

3. Em alguns casos, o estímulo e assiduidade do tutor tendem a contribuir com a frequência participativa do aluno. Avaliar se há correlação entre a interação do tutor no fórum de discussão com o desempenho do aluno ao longo do curso.

4. Em virtude da limitação descrita na seção 7.2, propomos o desenvolvimento de um software ou *plugin* que viabilize a extração dos dados de fóruns de discussão no AVA Moodle.

Bibliografia

AZEVEDO, B. F. T.; BEHAR, P. A.; REATEGUI, E. B. Indicadores de relevância para análise de fóruns de discussão. *In: Anais do XXIII Simpósio Brasileiro de Informática na Educação (SBIE)*. Rio de Janeiro – RJ. 2012.

BASTOS, H. P. P.; BERCHT, M.; WIVES, L. K. Presença social e pertencimento em fóruns educacionais: manifestação e percepção de afetividade. *In: Anais do XXII Simpósio Brasileiro de Informática na Educação (SBIE)*. XVII Workshop de Informática na Educação. Aracaju – SE. 2011.

BAKHARIA, A.; DAWSON, S. SNAPP: A bird's-eye view of temporal participant interaction. Learning Analytics and Knowledge Conference. Banff, Alberta. 2011.

BRITO, A.; DUARTE, A.; ARAÚJO, J.; TORRES, A.; CUNHA, J. Estudo da Utilização de Redes Sociais como Ferramenta de Avaliação de Participação. *III Workshop de Avaliação. XXI Simpósio Brasileiro de Informática na Educação, SBIE*. João Pessoa-PB. 2010.

CAMPANA, V. F.; SANCHES, D. R. E.; TAVARES, O. L.; SOUZA, S. F. Agentes para Apoiar o Acompanhamento das Atividades em Ambientes Virtuais de Aprendizagem. *Simpósio Brasileiro de Informática na Educação (SBIE)*, Fortaleza. 2008.

CARVALHO, J. S. Redes e comunidades virtuais de aprendizagem: elementos para uma distinção. página 196. *Dissertação de Mestrado*. Universidade de São Paulo, São Paulo. 2009.

CLARK, J.; DOWNING, D. Estatística Aplicada. 3 ed. São Paulo: Saraiva. Série Essencial. 2011.

GEPHI. Disponível em: <<http://gephi.org/>>. Acesso em 15 mar 2015.

JYOTHI, S. Visualisation of Interactions in Online Collaborative Learning Environments. *Tese de Doutorado*. National University of Ireland, Maynooth, Co. Kildare, Ireland. 2011.

KITCHENHAM, B.; BUDGEN, D.; BRERETON, P. Using mapping studies as the basis for further research—a participant-observer case study. *Inform SoftwTechnol* 53(6):638–651. 2011.

LEITE, C. L. K.; PASSOS, M. O. A.; TORRES, P. L.; ALCÂNTARA, P. R. A aprendizagem colaborativa no ensino virtual. *V Educere – III Congresso Nacional na Área de Educação*. Curitiba, PR. 2005.

LEVIN, J.; FOX, A. J.; FORDE, D. R. Estatística para Ciências Humanas. 11 ed. São Paulo: Pearson Education do Brasil. 2012.

MAGALHÃES, A.; OLIVEIRA, G.; FIALHO, S. Indicadores em educação a distância: o uso da matriz de necessidades para ambientes virtuais de aprendizagem. *XVII Congresso Internacional de Informática Educativa, TISE*. Santiago, Chile. páginas 409-412, 2012.

MARTELETO, M. Análise de Redes Sociais – aplicações nos estudos de transferência da informação. *Ci. Inf. Brasília, Brasil*, PP 1-10. 2001.

MEDEIROS, F., GOMES, A., AMORIM, R., MEDEIROS, G. Redesigning Collaboration Tools to Enhance Social Presence in Online Learning Environments. *In Collaboration and Technology. Springer Berlin Heidelberg*. páginas 175-191, 2013.

MEDEIROS, F. P. A., GOMES, A. S. Monitoramento da Experiência do Usuário em Ambientes Colaborativos Virtuais de Aprendizagem: um Mapeamento Sistemático. *In: Anais do Simpósio Brasileiro de Informática na Educação* (vol. 23, N.1). 2012.

MINHOTO, P., MEIRINHOS, M. As redes sociais na promoção da aprendizagem colaborativa: um estudo no ensino secundário. 2011. *Educação, Formação & Tecnologias*, 4(2), 25-34 [Online]. Disponível em: <<http://eft.educom.pt/index.php/eft/article/view/227/143>> Acesso em 06 mar 2015.

OLIVEIRA, E. D. S.; FILLHO, R. A. P. S. Estudo da relação entre a participação em fóruns de discussão e o rendimento acadêmico dos alunos de um curso a distância usando Análise de Redes Sociais. *In: XVIII Conferência Internacional sobre Informática na Educação, TISE*. Fortaleza – CE. v. 10, páginas 894-898. ISBN: 978-956-19-0836-9. 2014.

OLIVEIRA, G.; MAGALHÃES, A.; FIALHO, S. Indicadores em educação a distância: o uso da matriz de necessidades para ambientes virtuais de aprendizagem. *XVII Congresso Internacional de Informática Educativa, TISE*. Santiago, Chile pp. 409-412. 2012.

OLIVEIRA, G. P. O fórum em um ambiente virtual de aprendizado colaborativo. *Revista Digital de Tecnologia Educacional e Educação a Distância*, 2005. v. 2, n. 1. ISSN 1808-1061. Disponível em: < <http://www4.pucsp.br/tead/n2/pdf/artigo3.pdf> >. Acesso em 20 fev 2015.

OLIVEIRA, R.; ARAÚJO, J.; Medeiros, F.; Brito, A. Monitoramento das Interações dos Aprendizes na Rede Social Twitter como Apoio ao Processo de Mediação Docente. *Brazilian Workshop on Social Network Analysis and Mining, BrasNAM. XXXII Congresso da Sociedade Brasileira de Computação, CSBC*. Curitiba, PR. 2012.

OLIVEIRA, R. F. Análise quantitativa das relações entre usuários no Twitter. *Dissertação de Mestrado*. Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa-PB. 2013.

SILVA, J. C.; BRITO, A. V. Levantamento bibliográfico das publicações acadêmico-científicas sobre Análise de Redes Sociais aplicada em E-Learning. *Revista RENOTE: Novas Tecnologias na Educação*, 2014. v. 12, n. 1. ISSN 1679-1916.

SILVA, J. C.; BRITO, A. V.; MAHON, F., MEDEIROS, F. P. A. Análise das interações dos alunos com conteúdos e atividades em Ambientes Colaborativos Virtuais de Aprendizagem. In: *Congresso Brasileiro de Informática na Educação*, 2014, Dourados - MS. *Anais do Simpósio Brasileiro de Informática na Educação*, 2014.

SILVA, J. C.; BRITO, A. V. Análise das Interações Online Assíncronas dos Aprendizes de um Curso de Computação a Distância. In: *XVIII Conferência Internacional sobre Informática na Educação*, TISE. Porto Alegre – RS. v. 9, páginas 558-561. ISBN: 978-956-19-0836-9. 2013.

VIEIRA, M. C.; SILVA, J. C.; MENDES, A. J.; MARCELINO, M. J.; PESSOA, M. T. Análise de interações estabelecidas num fórum de aprendizagem do curso de violência e gestão de conflitos na escola. *II Congresso Internacional TIC e Educação*. 2012.

WASSERMAN, S.; FAUST, K. Social Network Analysis: Methods and Applications. 8. Ed. Cambridge University Press, New York, EUA. 1994.

WEN-CHIH, C.; YI-YANG, C. Learning achievements and after-school friendship interpersonal of social network analysis. In: *Information Science and Digital Content Technology (ICIDT). IEEE 8th International Conference on*. páginas 604-609. 2012

Referências dos 34 artigos pesquisados

ALI, L.; ASADI, M.; GAEVI, D.; JOVANOVI, J.; HATALA, M. Factors influencing beliefs for adoption of a learning analytics tool: an empirical study supplementary content. *International Journal of Computers & Education*. páginas 130-148, 2013.

BIJEDIC, N.; HAMULIC, I.; JUNUZ, E.; MAKSUMIC, I.; RADOSAV, D. Modeling sna result to improve learning community. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*. 2012.

CAMBRIDGE, D.; PEREZ-LOPEZ, K. First steps towards a social learning analytics for online communities of practice for educators. *LAK '12: Proceedings of the 2nd INTERNATIONAL CONFERENCE ON LEARNING ANALYTICS AND KNOWLEDGE*. 2012.

CELA, K. L.; SICILIA, M. Á.; SÁNCHEZ, S. Social Network Analysis in E-Learning Environments: A Preliminary Systematic Review. *Educ Psychol Ver*. 2014.

CHAMLEE-WRIGHT, E.; MYERS, J. A. Discovery and social learning in non-priced environments: an austrian view of social network theory. *The Review of Austrian Economics*. 2008.

CHO, H., GAY, G.; DAVIDSON, B.; INGRAFFEA, A. Social networks, communication styles, and learning performance in a cscl community. *Computers & Education*. 2007.

COBO, G.; GARCÍA-SOLÓRZANO, D.; MORÁN, J. A.; SANTAMARÍA, E.; MONZO, C.; MELENCHÓN, J. Using agglomerative hierarchical clustering to model learner participation profiles in online discussion forums. *LAK '12: Proceedings of the*

2ND INTERNATIONAL CONFERENCE ON LEARNING ANALYTICS AND KNOWLEDGE. 2012.

CULLAR, M. P.; DELGADO, M.; PEGALAJAR, M. C. Improving learning management through semantic web and social networks in e-learning environments. *Expert Systems with Applications*. 2011.

ENGEL, A.; COLL, C.; BUSTOS, A. Distributed Teaching Presence and communicative patterns in asynchrons learning: Name versus reply networks. *International Journal Computer and Science*. 2013.

GARCÍA-SOLÓRZANO, D.; COBO, G. SANTAMARÍA, E. MORAN, J. A.; MONZO, C.; MELENCHÓN, J. Educational Monitoring Tool Based on Faceted Browsing and Data Portraits. *LAK '12: Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge*. 2012.

GOTTARDO, E.; NORONHA, R. V. Social networks applied to distance education courses: analysis of interaction in discussion forums. *WebMedia '12: Proceedings of the 18th Brazilian symposium on Multimedia and the web*. páginas 355-358. 2012.

HAMULIC, I.; BIJEDIC, N. Social network analysis in virtual learning community at faculty of information technologies (fit), Mostar. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*. páginas 2269-2273, 2009.

HE, P. Evaluating students online discussion performance by using social network analysis. *Information Technology: New Generations (ITNG) - Ninth International Conference on*. 2012.

HEO, H.; LIM, K. Y.; KIM, Y. Exploratory study on the patterns of online interaction and knowledge co-construction in project-based learning. *International Journal of Computers & Education*. 2010.

HRASTINSKI, S. What is online learner participation: a literature review. *International Journal of Computers & Education*. páginas 1755-1765, 2008.

KE, F.; HOADLEY, C. Evaluating online learning communities. *Educational Technology Research and Development*. 2009.

LAZAKIDOU, G.; RETALIS, S. Using computer supported collaborative learning strategies for helping students acquire self-regulated problem-solving skills in mathematics. *International Journal of Computers & Education*. 2010.

LIU, X.; HE, Q.; TIAN, Y.; LEE, W.; MCPHERSON, J.; HAN, J. Event-based social networks: linking the online and offline social worlds. *KDD '12: Proceedings of the 18th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*. 2012.

MANSUR, A. B. F.; YUSOF, N. Social learning network analysis model to identify learning patterns using ontology clustering techniques and meaningful learning. *Computers & Education*. 2013.

- MAZZA, R.; DIMITROVA, V. COURSEVIS: a graphical student monitoring tool for supporting instructors in web-based distance courses. *International Journal of Human-Computer Studies*. 2007.
- MEDEIROS, F. Architecture for Social Interactions Monitoring in Collaborative Learning Environments as a Support for the Teacher's Awareness. In: *Advanced Learning Technologies (ICALT). IEEE 13th International Conference on* (pp. 123-127). 2013.
- MIKA, P. Social networks and the semantic web. *WI '04: Proceedings of the 2004 IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence*. 2004.
- RABBANY, R.; TAKAFFOLI, M.; ZAANE, O. R. Social network analysis and mining to support the assessment of on-line student participation. *SIGKDD Explorations Newsletter, Volume 13 Issue 2*. páginas 20-29.2012.
- REYES, P.; TCHOUNIKINE, P. Mining learning groups activities in forum-type tools. *CSCS '05: Proceedings of the 2005 conference on Computer support for collaborative learning*. 2005.
- RIENTIES, B.; HLIOT, Y.; JINDAL-SNAPE, D. Understanding social learning relations of international students in a large classroom using social network analysis. *Higher Education*. 2013.
- RIENTIES, B.; TEMPELAAR, D.; BOSSCHE, P. V.; GIJSELAERS, W.; SEGERS, M. The role of academic motivation in computer-supported collaborative learning. *Computers in Human Behavior*. páginas 1195-1206, 2009.
- SERIDI, H.; LAFIFI, Y.; GOUASMI, N. CLAS: a collaborative learning awareness system. *Procedia Social and Behavioral Sciences*. páginas 480-485, 2012.
- SILVA, A.; FIGUEIRA, A. Depicting online interactions in learning communities. *Global Engineering Education Conference (EDUCON)*, IEEE. 2012.
- SYLVAN, E. Who knows whom in a virtual learning network: applying social network analysis to communities of learners at the computer clubhouse. *ICLS '06: Proceedings of the 7th international conference on Learning sciences*. 2006
- TU, B.; WU, H.; HSIEH, C.; CHEN, P. Establishing new friendships-from face-to-face to Facebook: a case study of college students. *System Sciences (HICSS) - 44th Hawaii International Conference on*. 2011.
- WANG, L. How social network position relates to knowledge building in online learning communities. *Frontiers of Education in China*. 2010.
- YAU, C.; STRAIGHT, M.; BIR, R.; ADDAM, O.; SHAFIQ, M. O.; ALHAJJ, R. Examining Social Networks between Educational Institutions, Industrial Partners, and the Canadian Government. *Information Reuse and Integration (IRI) - IEEE 13th International Conference on*. 2012.

ZHENG, M.; SPIRES, H. Teachers interactions in an online graduate course on moodle: a social network analysis perspective. *Meridian k-12 Computer Technologies Journal*. 2011.

ZHUHADAR, L.; YANG, R. Cyberlearners and learning resources. *LAK '12: Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge*. 2012.

[illegible]

Apêndice 2

Apêndice 2 – Tabela com as informações extraídas dos trabalhos primários selecionados no Mapeamento Sistemático sobre Análise de Redes Sociais e E-Learning (vide seção 4.2.2)

Ali <i>et. al.</i> , 2013	Não. Apenas E-Learning	Não	Sim. LAAM	Não	Não	Aprimorar a própria pesquisa
Bijedic <i>et. al.</i> , 2012	Sim.	Não	Sim. FITCS	Sim	-	Aprimorar a própria pesquisa
Cambridge <i>et. al.</i> , 2012	Não. Apenas ARSARS	Não	Não	Não	Não	Aprimorar a própria pesquisa
Cela <i>et. al.</i> , 2014	Sim	Não	Não	Não	Não	Aprimorar a própria pesquisa
Chamlee-Wright <i>et. al.</i> , 2008	Não. Apenas SNA	Não	Não	Não	Não	-
Cho <i>et. al.</i> , 2007	Não. Apenas ARS	Sim. Closeness e Betweenness.	Não	Não	Não	-
Cobo <i>et. al.</i> , 2012	Não. Apenas E-Learning	Não	Não	Sim	Sim	Aprimorar a própria pesquisa
Cullar <i>et. al.</i> , 2011	Sim	Não	Não	Não	Não	-
Engel <i>et. al.</i> , 2013	Sim	Sim. Degree e Centrality	Sim. Moodle	Sim	Sim	Desenvolvimento de ferramenta que permita a

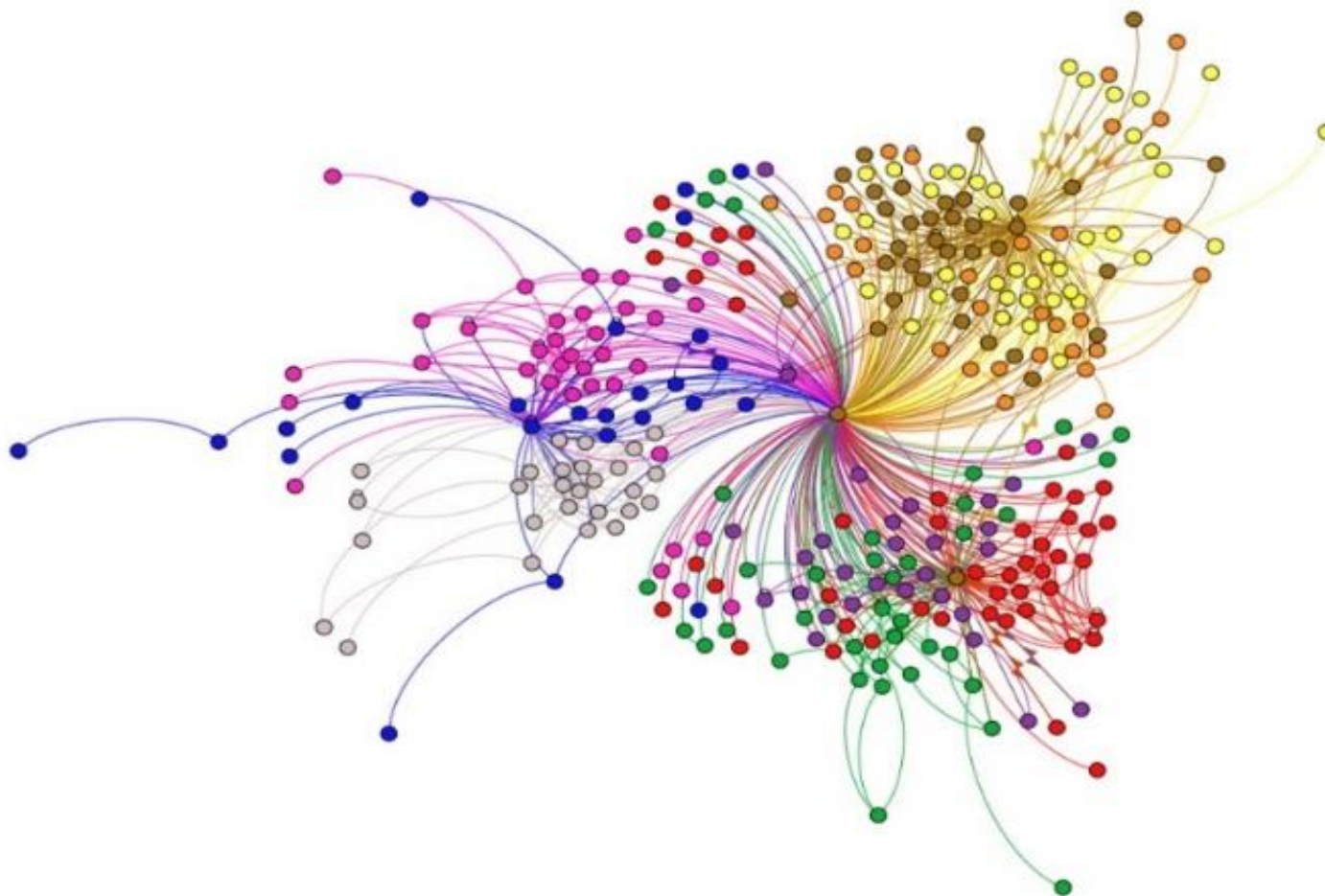
						visualização do andamento do aluno no curso
Garcia-Solórzano <i>et. al.</i> , 2012	Não. Apenas E-Learning	Outras métricas	Não	Não. Trata da interação presencial	Não	Integração da ferramenta Faceted Browser ao Moodle
Gottardo <i>et. al.</i> , 2012	Sim	Sim. Degree, Closeness e Betweenness	Sim. Moodle	Sim	Sim	Mineração de dados no Moodle
Hamulic <i>et. al.</i> , 2009	Sim	Sim. Degree, Closeness, Betweenness, Cohesion, Density e Clustering	Sim. FIT Community Server (FITCS)	Sim	-	Aprimorar a própria pesquisa
He, 2012	Sim	Sim. Centrality (out-degree e in-degree)	-	Sim	Sim	Medir desempenho dos alunos EAD através de métricas de ARS
Heo <i>et. al.</i> , 2010	Sim	Sim. Betweenness e Density	Sim. PjBL	Sim	Sim	Aprimorar a própria pesquisa
Hrastinski, 2008	Não. Apenas E-Learning	Não	-	Não	Não	-
Ke <i>et. al.</i> , 2009	Não. Apenas E-Learning	Não	-	Não	Não	-
Lazakidou <i>et. al.</i> , 2010	Não. Apenas E-Learning	Não	Sim. Moodle	Não	Não	Aprimorar a própria pesquisa
Liu <i>et. al.</i> , 2012	Não. Apenas	Sim. Degree	Não	Não	Não	Aprimorar a própria pesquisa

	ARS					
Mansur <i>et. al.</i> , 2013	Sim	Sim. Degree, Closeness e Betweenness	Sim. Moodle	Sim	Não. O foco é o conteúdo.	Estudos com foco no conteúdo disseminado no Moodle
Mazza <i>et. al.</i> , 2007	Não. Apenas E-Learning	Não	Não	Não. Trata da interação presencial	Não	-
Medeiros, 2013	Sim	Sim. Centrality	Sim. Amadeus	Sim	Sim	Aprimorar a própria pesquisa
Mika, 2004	Não. Apenas ARS	Sim. Degree, Closeness e Betweenness	Não	Sim	Não	-
Rabbany <i>et. al.</i> , 2012	Sim	Sim. Centrality	-	Sim	Sim	-
Reyes <i>et. al.</i> , 2005	Não. Apenas ARS	Faz menção às métricas: Betweenness, Closeness, Centrality e Eingevector, mas não as usa.	Não	Não	Sim	Aprimorar a própria pesquisa
Rienties <i>et. al.</i> , 2013	Não. Apenas ARS	Não	Não	Não	Não	-
Rienties <i>et. al.</i> , 2009	Não. Apenas ARS	Sim. Degree	Não	Não	Não	-
Seridi <i>et. al.</i> , 2012	Não. Apenas E-Learning	Não	Sim. Clas	Não	Não	-

Silva <i>et. al.</i> , 2012	Sim	Sim. Degree, Centrality e Density	Sim. Moodle	Sim	Sim	Criação de um sistema para análise de discussão nos fóruns do Moodle
Sylvan, 2006	Não. Apenas ARS	Não	Não	Não. Trata da interação presencial	Não	Aprimorar a própria pesquisa
Tu <i>et. al.</i> , 2011	Não. Apenas ARS	Não	Não	Sim	Não. É utilizado a rede social Facebook.	-
Wang, 2010	Sim	Sim. Betweenness e Degree	-	Sim	Sim	-
Yau <i>et. al.</i> , 2012	Não. Apenas ARS	Sim. Eigenvector e Degree	Não	Não	Não	Aprimorar a própria pesquisa
Zheng <i>et. al.</i> , 2011	Sim	Sim. Degree e Betweenness	Sim. Moodle	Sim	Sim	Medir desempenho dos alunos EAD através de métricas de ARS
Zhuhadar <i>et. al.</i> , 2012	Sim	Não	Sim. HyperMany Media	Sim	-	-

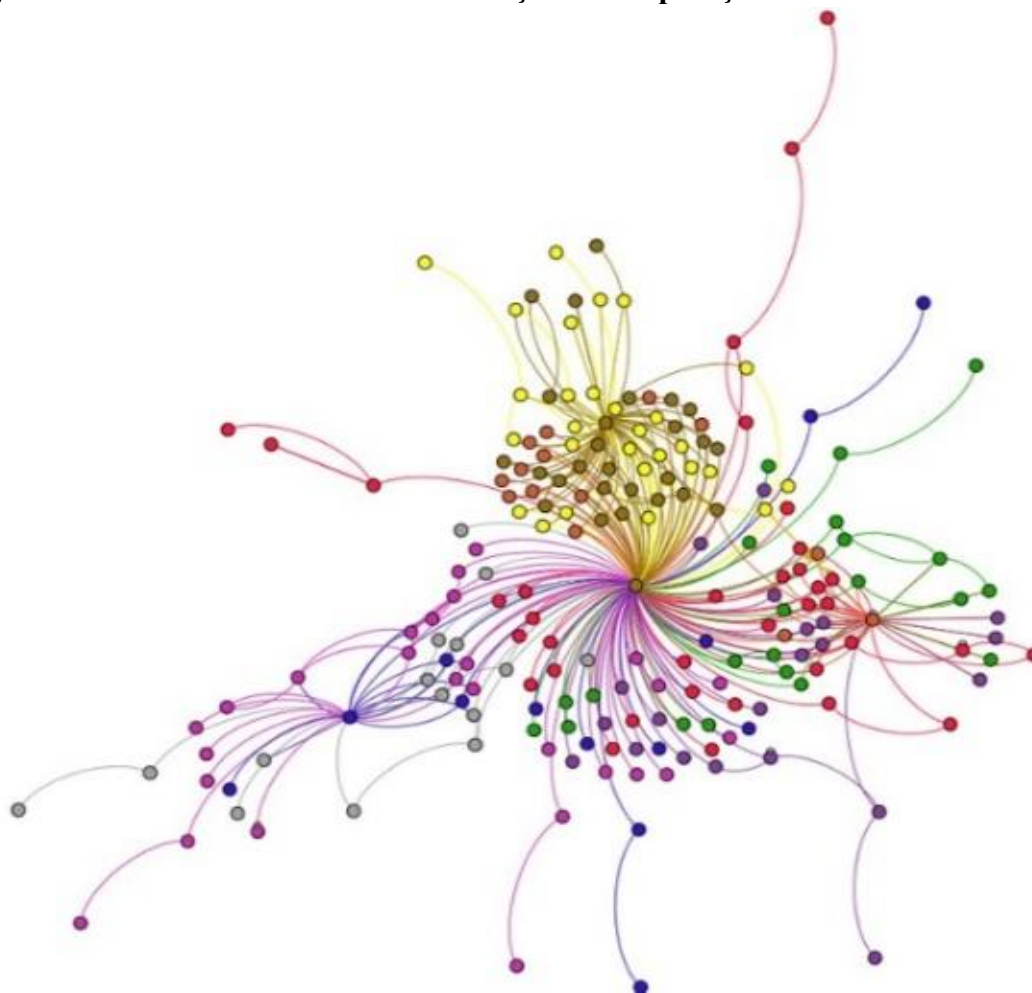
Anexo 1

Anexo 1 – Rede das interações da disciplina de Introdução à Computação



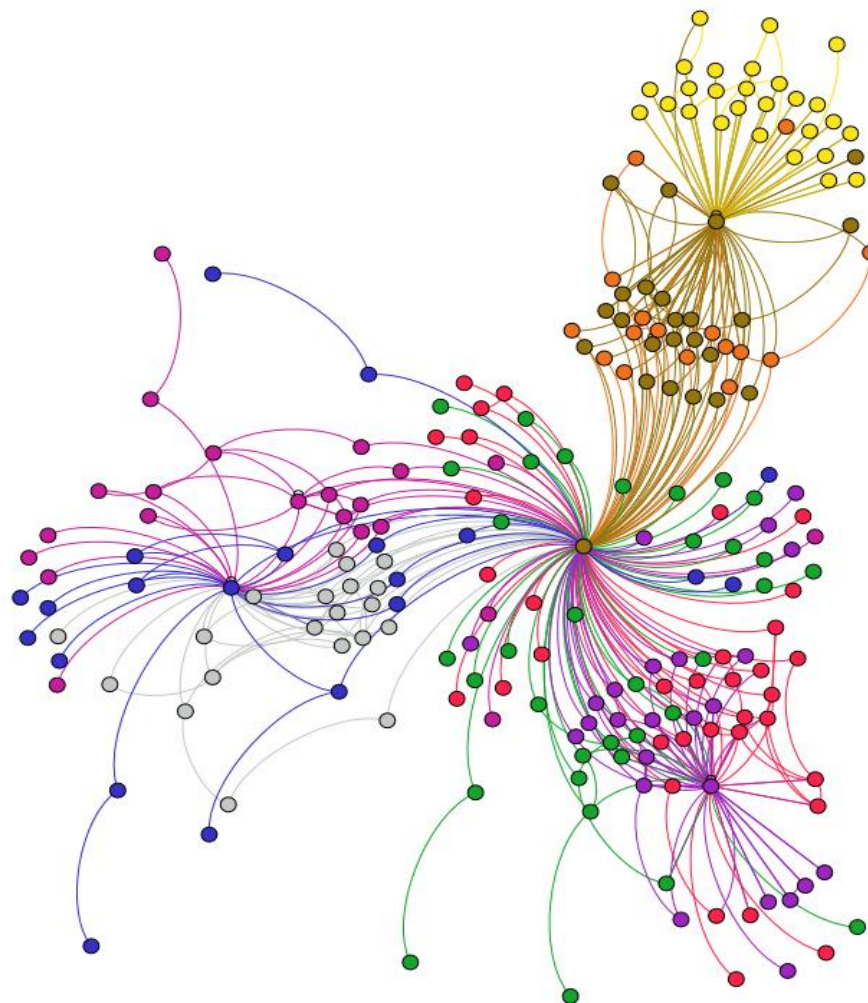
Anexo 2

Anexo 2 – Rede das interações no 1º módulo do curso de Introdução à Computação



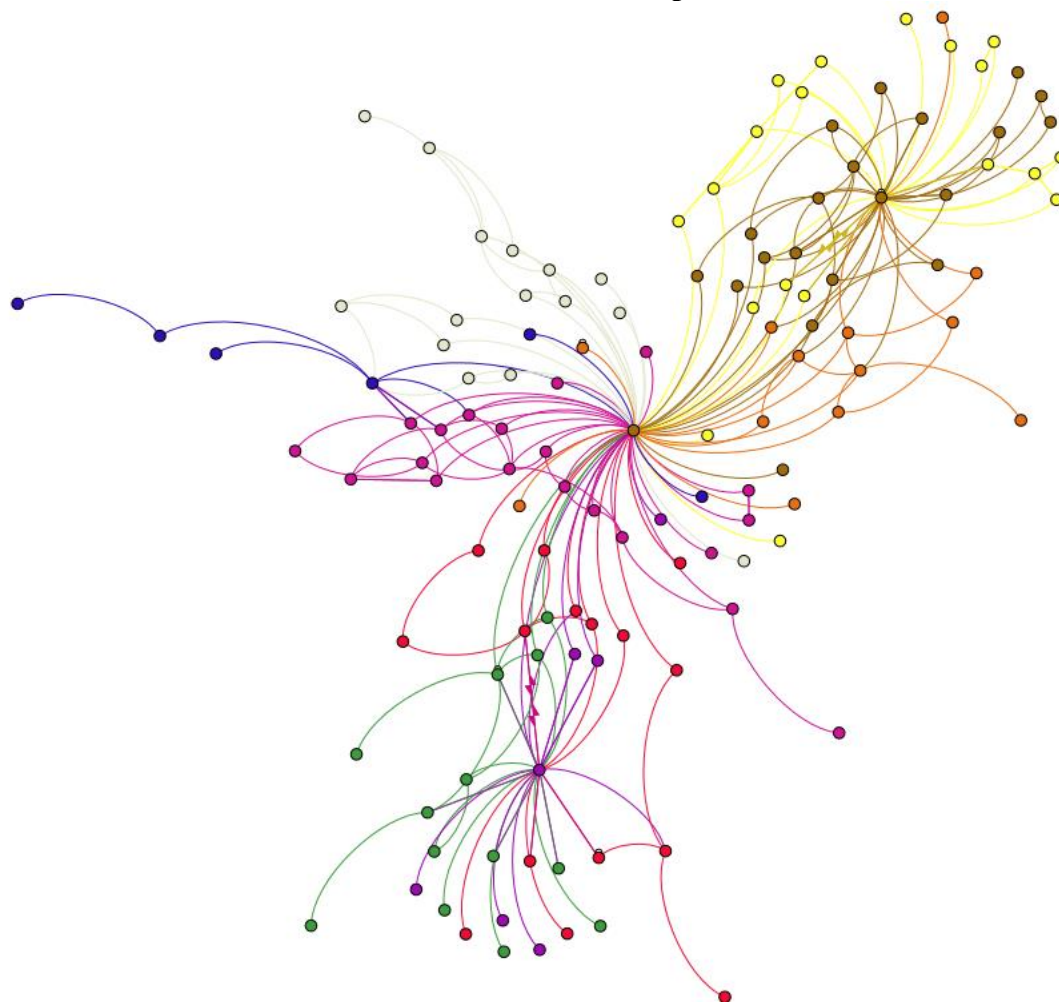
Anexo 3

Anexo 3 – Rede das interações no 2º módulo do curso de Introdução à Computação



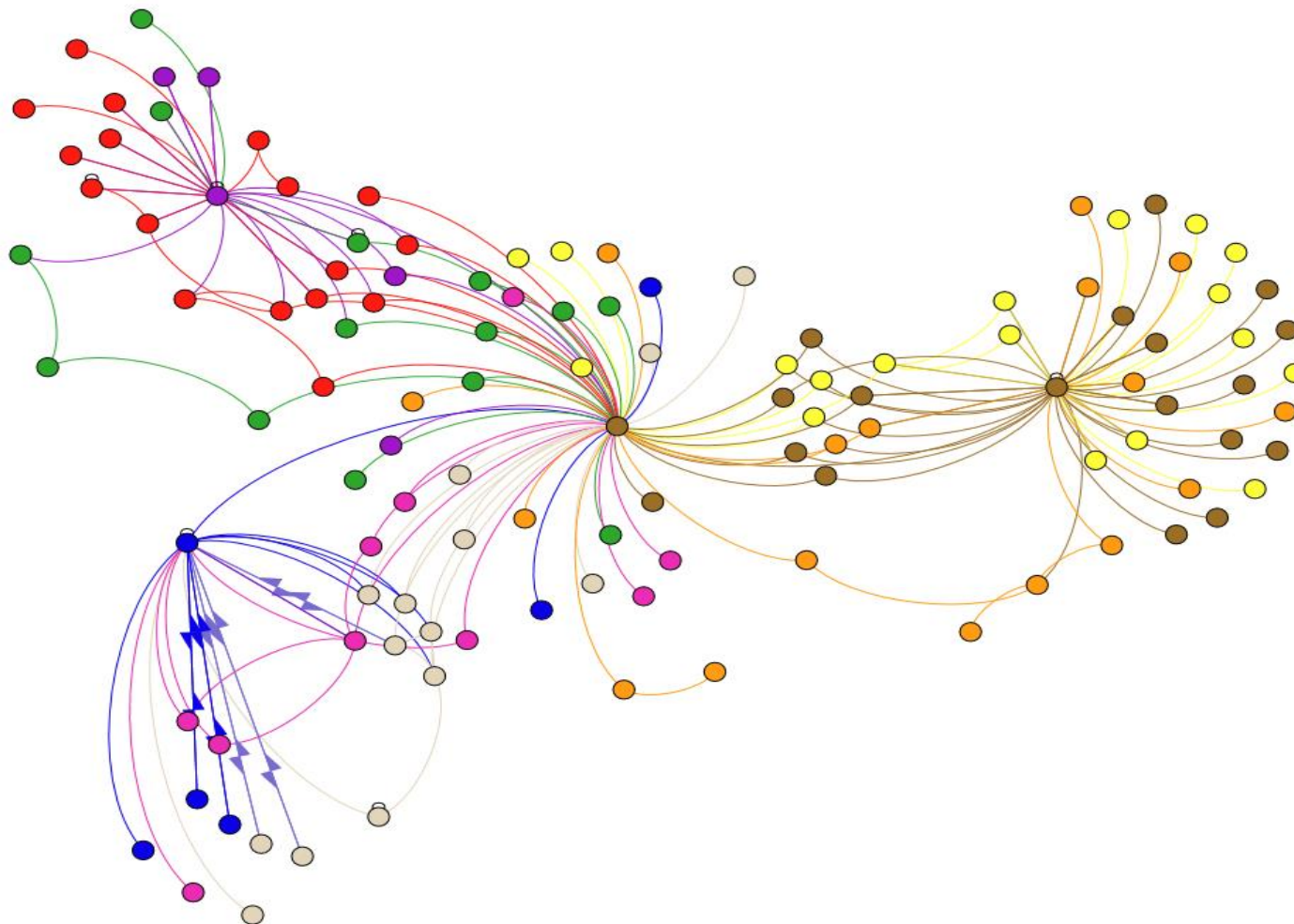
Anexo 4

Anexo 4 – Rede das interações no 3º módulo do curso de Introdução à Computação



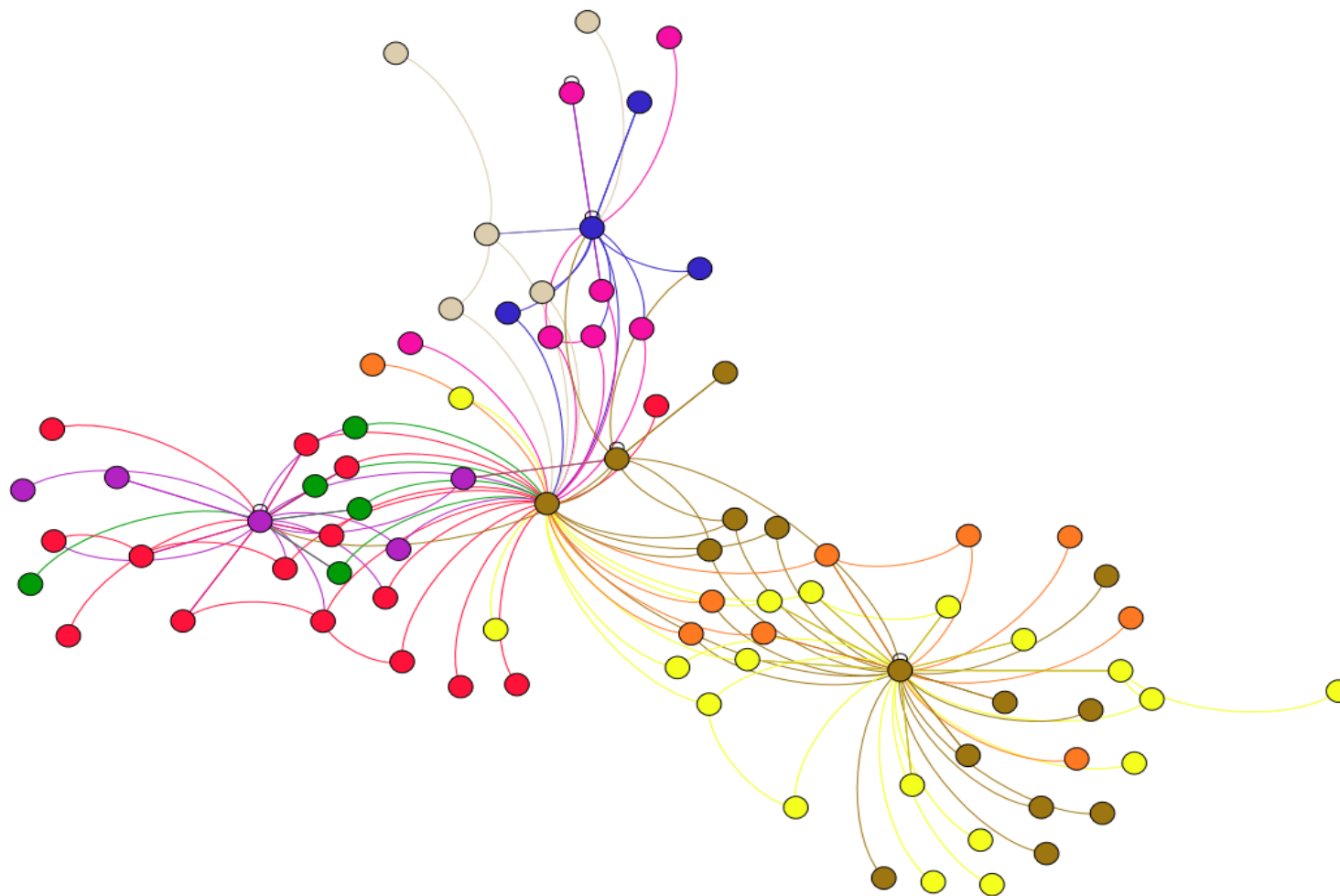
Anexo 5

Anexo 5 – Rede das interações no 4º módulo do curso de Introdução à Computação



Anexo 6

Anexo 6 – Rede das interações no 5º módulo do curso de Introdução à Computação



Anexo 7

Anexo 7 – Rede das interações no 6º módulo do curso de Introdução à Computação

