

**Câmaras de Eco nas Mídias Sociais: Análise de Rede do
Aplicativo Colab.re**

João Guilherme Ribeiro de Sousa

Dissertação de Mestrado do Curso em Ciência da Computação (CESAR
School)



C . E . S . A . R
school

João Guilherme Ribeiro de Sousa

Câmaras de Eco nas Mídias Sociais: Análise de Rede do Aplicativo Colab.re

Dissertação apresentada ao Programa de Graduação
em Ciência da Computação do Centro de Estudos
e Sistemas Avançados do Recife – CESAR School,
como parte dos requisitos para obtenção do título
de Mestre em Ciência da Computação. *EXEMPLAR
DE DEFESA*

Área de Concentração: Ciência da Computação

Orientador: Prof. Dr. Erico Souza Teixeira

Coorientador: Prof. Dr. Onício Leal Neto

**Recife
2023**

João Guilherme Ribeiro de Sousa

Echo Chambers in Social Media: Network Analysis of Colab.re app

Master dissertation submitted to the Graduation Program in Computer Science of the Center for Advanced Job Studies and Systems – CESAR School, in partial fulfillment of the requirements for the degree of the Master Graduate Program in Computer Science. *EXAMINATION BOARD PRESENTATION COPY*

Concentration Area: Computer Science

Advisor: Prof. Dr. Erico Souza Teixeira

Co-advisor: Prof. Dr. Onício Leal Neto

**Recife
2023**

Nam dui ligula, fringilla a, euismod sodales, sollicitudin vel, wisi. Morbi auctor lorem non justo.

Nam lacus libero, pretium at, lobortis vitae, ultricies et, tellus. Donec aliquet, tortor sed accumsan bibendum, erat ligula aliquet magna, vitae ornare odio metus a mi. Morbi ac orci et nisl hendrerit mollis. Suspendisse ut massa. Cras nec ante. Pellentesque a nulla. Cum sociis natoque penatibus et magnis dis parturient montes, nascetur ridiculus mus. Aliquam tincidunt urna. Nulla ullamcorper vestibulum turpis. Pellentesque cursus luctus mauris.

AGRADECIMENTOS

Nam dui ligula, fringilla a, euismod sodales, sollicitudin vel, wisi. Morbi auctor lorem non justo. Nam lacus libero, pretium at, lobortis vitae, ultricies et, tellus. Donec aliquet, tortor sed accumsan bibendum, erat ligula aliquet magna, vitae ornare odio metus a mi. Morbi ac orci et nisl hendrerit mollis. Suspendisse ut massa. Cras nec ante. Pellentesque a nulla. Cum sociis natoque penatibus et magnis dis parturient montes, nascetur ridiculus mus. Aliquam tincidunt urna. Nulla ullamcorper vestibulum turpis. Pellentesque cursus luctus mauris.

“Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetur id, vulputate a, magna. Donec vehicula augue eu neque. Pellentesque habitant morbi tristique senectus et netus et malesuada fames ac turpis egestas. Mauris ut leo. Cras viverra metus rhoncus sem. Nulla et lectus vestibulum urna fringilla ultrices. Phasellus eu tellus sit amet tortor gravida placerat. Integer sapien est, iaculis in, pretium quis, viverra ac, nunc. Praesent eget sem vel leo ultrices bibendum. Aenean faucibus. Morbi dolor nulla, malesuada eu, pulvinar at, mollis ac, nulla. Curabitur auctor semper nulla. Donec varius orci eget risus. Duis nibh mi, congue eu, accumsan eleifend, sagittis quis, diam. Duis eget orci sit amet orci dignissim rutrum.”

(Autor)

RESUMO

SOUSA, J. G. R. **Câmaras de Eco nas Mídias Sociais: Análise de Rede do Aplicativo Colab.re**. 2023. 85 p. Dissertação (Mestrado em Ciência da Computação) – Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação, Universidade de São Paulo, São Carlos – SP, 2023.

Este artigo explora a natureza das câmaras de eco no aplicativo Colab.re, investigando a estrutura e a dinâmica das redes partidárias e o impacto da polarização partidária na deliberação pública. Com base em métodos da epidemiologia digital e da análise de redes, o estudo desenvolve um quadro para detectar e mitigar os efeitos das câmaras de eco no aplicativo Colab.re. Os resultados revelam a existência de grupos altamente polarizados, com interação limitada entre facções opostas, e destacam o papel da curadoria algorítmica e do comportamento do usuário na formação do ecossistema de informações. O estudo também propõe um conjunto de intervenções, incluindo sugestões de rede e moderação de conteúdo, para promover uma maior diversidade de pontos de vista e aprimorar a qualidade da deliberação pública no aplicativo Colab.re. O artigo conclui discutindo as implicações mais amplas do estudo para a governança participativa e os desafios de promover o engajamento democrático em um ambiente midiático polarizado.

Palavras-chave: Análise de Redes Sociais; Câmaras de Eco; Teoria dos Grafos.

ABSTRACT

SOUSA, J. G. R. **Echo Chambers in Social Media: Network Analysis of Colab.re app.** 2023. 85 p. Dissertação (Mestrado em Ciência da Computação) – Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação, Universidade de São Paulo, São Carlos – SP, 2023.

This paper explores the nature of echo chambers in the Colab.re app, investigating the structure and dynamics of partisan networks and the impact of partisan polarization on public deliberation. Drawing on methods from digital epidemiology and network analysis, the study develops a framework for detecting and mitigating the effects of echo chambers in the Colab.re app. The findings reveal highly polarized clusters with limited interaction between opposing factions and shed light on the role of algorithmic curation and user behavior in shaping the information ecosystem. The study also proposes a set of interventions, including network nudges and content moderation, to foster a greater diversity of viewpoints and enhance the quality of public deliberation in the Colab.re app. The paper concludes by discussing the broader implications of the study for participatory governance and the challenges of promoting democratic engagement in a polarized media environment.

Keywords: Social Network Analysis; Echo Chambers; Graph Theory.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Imagem ilustrativa de uma rede de interação de proteínas	43
Figura 2 – Imagem ilustrativa de uma rede de interação de proteínas	43
Figura 3 – Ilustração esquemática de uma topologia em formato de gravata borboleta .	47

LISTA DE CÓDIGOS-FONTE

Código-fonte 1 – Exemplo de um documento básico	71
Código-fonte 2 – Código de configuração do programa JabRef em XML	75

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Resumo das Estatísticas do Gephi	60
---	----

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ARS	Análise de Redes Sociais
SEIR	Susceptível-Exposto-Infectado-Removido
SIR	Susceptível-Infectado-Removido

LISTA DE SÍMBOLOS

V — Representa um conjunto de nós em um grafo

E — Representa um conjunto de arestas em um grafo

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	27
2	METODOLOGIA	31
2.1	Objetivos	31
2.1.1	<i>Objetivo Geral</i>	31
2.1.2	<i>Objetivos Específicos</i>	31
2.2	Fonte de Dados	32
2.3	Construção de grafo da Rede Social	32
2.4	Algoritmos de Agrupamento e Detecção de Comunidades	33
2.5	Modelos SIR e SEIR da Epidemiologia Digital	33
2.6	Desenvolvimento de um Painel em Tempo Real	34
2.7	Considerações Éticas	34
2.8	Disponibilidade do Código-Fonte	34
3	UMA VISÃO GERAL DO COLAB.RE	35
4	COMPREENDENDO CÂMARAS DE ECO E SUAS IMPLICAÇÕES	37
5	EXPLORANDO A HISTÓRIA, DESENVOLVIMENTOS E APLICAÇÕES DA ANÁLISE DE REDES	39
5.0.1	<i>Teoria dos Grafos</i>	39
5.0.2	<i>Grafos Sociais</i>	41
5.0.3	<i>Centralidade e Comunidades</i>	41
5.0.4	<i>Aplicações da Análise de Redes</i>	42
5.0.5	<i>Epidemiologia e Redes Complexas</i>	42
5.0.6	<i>Análise de Redes Sociais Online</i>	47
6	ANÁLISE DE REDES SOCIAIS NO BRASIL	49
7	ANÁLISE EXPLORATÓRIA DE REDES	53
7.1	Introdução ao Gephi	53
7.2	Pré-processamento do conjunto de dados Colab.re	55
7.3	Carregando o conjunto de dados Colab.re no Gephi	55
7.4	Compreendendo os Layouts do Gephi	56
7.5	Visualizações do Gephi da Rede Colab.re	57

7.6	Explorando a Estrutura da Rede com as Estatísticas do Gephi	57
7.7	Otimizando visualizações com Filtragem no Gephi	59
7.8	Análise Detalhada: Estatísticas do Gephi na Rede Colab.re	60
7.9	Visualizando Centralidade na rede Colab	61
7.10	Visualizando Comunidades na rede Colab	62
REFERÊNCIAS		65
GLOSSÁRIO		69
APÊNDICE A	DOCUMENTO BÁSICO USANDO A CLASSE <i>ICMC</i>	71
APÊNDICE B	CONFIGURAÇÃO DO PROGRAMA JABREF	75
ANEXO A	PÁGINAS INTERESSANTES NA INTERNET	85

INTRODUÇÃO

A interação entre o ser humano e sua realidade tecnológica tem sido um tema de reflexão constante. Como argumentado por Martin Heidegger em sua obra "O Ser e o Tempo", a qualidade da nossa experiência está intrinsecamente ligada à forma como manipulamos nosso ambiente, incluindo a tecnologia. Suas observações fenomenológicas revelam que a interação perfeita com uma ferramenta pode alterar nossa concepção existente, levando-nos a gostar e desfrutar de algo porque o reconhecemos e dominamos seu uso. Essa perspectiva encontra eco em pesquisas neurofisiológicas, psicológicas e neuropsicológicas recentes, que indicam que o uso de ferramentas para alcançar objetivos distantes desencadeia mudanças nas redes neurais responsáveis por manter um mapa atualizado da forma e postura do corpo, conhecido como "esquema corporal" na neurologia clássica.

Além disso, uma análise cuidadosa da relação entre as ferramentas e o corpo humano é apresentada no artigo "Tools for the Body" ([MARAVITA; IRIKI, 2004](#), 1). Esse estudo explora como as ferramentas tecnológicas podem se tornar extensões do corpo, ampliando nossas habilidades e transformando nossa experiência cotidiana. O autor destaca que a interação eficiente com as ferramentas digitais é essencial para o sucesso da manipulação do ambiente tecnológico, e que essa interação pode resultar em uma mudança significativa em nossa percepção e apreciação de marcas e serviços.

No entanto, a proliferação das plataformas de mídia social tem apresentado desafios para essa interação perfeita entre o ser humano e a tecnologia. Embora essas plataformas tenham o potencial de aumentar o engajamento político e fomentar o diálogo, também são palco de um fenômeno preocupante: as câmaras de eco. Nas câmaras de eco, os usuários são expostos apenas a informações que confirmam suas crenças e tendências pré-existentes, contribuindo para a polarização das opiniões políticas. Essa fragmentação das fontes de informação, descrita por [Sunstein \(2001\)](#), e o fenômeno das bolhas de filtro, estudado por [Pariser \(2011\)](#), compartilham características semelhantes e agravam o problema.

As bolhas de filtro referem-se ao processo pelo qual os algoritmos das plataformas de mídia social personalizam o conteúdo exibido para os usuários com base em seu comportamento passado. Esses algoritmos analisam o histórico de navegação, curtidas, compartilhamentos e interações do usuário para determinar quais conteúdos são mais propensos a serem do seu interesse. Como resultado, os usuários são apresentados principalmente a informações que se alinham com suas preferências e visões de mundo, enquanto conteúdos divergentes ou contraditórios são filtrados ou recebem menos destaque.

Esse processo de filtragem cria uma "bolha" em torno de cada usuário, onde seu ambiente de informações se torna cada vez mais estreito e alinhado com suas perspectivas existentes. À medida que os usuários são expostos principalmente a opiniões semelhantes às suas, há uma redução significativa da diversidade de pontos de vista e uma limitação do acesso a informações que possam desafiar suas crenças. Como resultado, as bolhas de filtro podem contribuir para a ampliação da polarização política, uma vez que os usuários têm menos oportunidades de serem expostos a perspectivas diferentes e debater ideias contraditórias.

Essa personalização algorítmica pode levar os usuários a acreditar erroneamente que sua visão de mundo é a única válida ou amplamente aceita, exacerbando ainda mais a polarização e a formação de câmaras de eco. A combinação das câmaras de eco e das bolhas de filtro nas plataformas de mídia social torna cada vez mais difícil para os usuários se engajarem em discussões saudáveis, acessar informações imparciais e considerar diferentes pontos de vista.

É importante compreender e abordar o fenômeno das bolhas de filtro juntamente com as câmaras de eco, pois ambos têm implicações significativas para o discurso político e a democracia. A superação desses desafios requer esforços para aumentar a diversidade de perspectivas, garantir o acesso a informações diversas e promover a interação entre usuários com opiniões diferentes.

O impacto das câmaras de eco no discurso político é significativo. Estudos indicam que usuários expostos a uma maior diversidade de pontos de vista políticos têm maior probabilidade de se envolver em discussões políticas, enquanto aqueles expostos apenas a conteúdos similares aos seus têm menos probabilidade de engajar-se com notícias políticas. Essas câmaras de eco são particularmente acentuadas no Brasil, onde a polarização política atinge níveis alarmantes, como revelado por um estudo do Ibope Inteligência (2018).

Estudos acadêmicos sobre câmaras de eco frequentemente se concentraram na análise de redes sociais públicas, como Twitter, Facebook e Reddit. Diversas pesquisas têm investigado as dinâmicas das câmaras de eco nesses ambientes online. Por exemplo, estudos como o de (VICARIO *et al.*, 2016, p. 224) examinaram o surgimento e a propagação de desinformação e polarização nas redes sociais, destacando a importância de entender esses fenômenos para a sociedade como um todo.

O Colab.re é uma plataforma brasileira de mídia social que visa promover a democracia participativa, permitindo que os usuários apresentem ideias e propostas para melhorar suas

comunidades. Através do Colab.re, os cidadãos podem compartilhar problemas locais, sugerir soluções, colaborar com outros membros da comunidade e interagir com representantes governamentais. A plataforma tem sido elogiada por sua abordagem inovadora para o envolvimento cívico, incentivando uma participação mais ativa dos cidadãos na tomada de decisões e no aprimoramento de suas localidades. No entanto, assim como outras plataformas de mídia social, o Colab.re também enfrenta o desafio das câmaras de eco, onde os usuários tendem a seguir e interagir principalmente com aqueles que compartilham suas opiniões políticas, resultando em uma redução de perspectivas e uma possível erosão dos valores democráticos.

Compreender as câmaras de eco no contexto do aplicativo Colab.re apresenta uma oportunidade valiosa de pesquisa considerando que muitas plataformas de mídia social não disponibilizam seus dados para acesso público, tornando desafiador o estudo das câmaras de eco em tais ambientes.

Além de uma rede social, o Colab.re também oferece serviços de eGov. Empresas de eGov, ou governo eletrônico, são organizações que fornecem soluções digitais para apoiar o funcionamento e os serviços do governo. Elas se concentram em utilizar a tecnologia da informação e comunicação (TIC) para melhorar a eficiência, transparência e interação entre o governo e os cidadãos. Essas empresas oferecem uma variedade de serviços, como desenvolvimento de portais governamentais, plataformas de participação cidadã, sistemas de gestão de documentos, soluções de segurança digital, entre outros.

Ao combinar os insights da academia com os dados e experiência do Colab.re, é possível obter uma compreensão mais profunda das câmaras de eco em um contexto específico de eGov. Isso não apenas aprimora nossa compreensão desses fenômenos sociais complexos, mas também fornece insights valiosos para o governo e aprimora as estratégias de engajamento cidadão nas cidades atendidas pelo Colab.re. Ao compreender melhor como essas câmaras influenciam as interações políticas e o diálogo cívico, o governo pode tomar medidas mais eficazes para combater a polarização, promover a diversidade de perspectivas e fortalecer a participação democrática. A pesquisa pode fornecer insights práticos que ajudarão o governo a tomar decisões informadas e a desenvolver estratégias eficientes para criar um ambiente político mais saudável e envolvente.

Diante desse cenário, este artigo examina as câmaras de eco presentes na plataforma de mídia social brasileira Colab.re. e propõe estratégias para mitigar seus efeitos negativos. Para isso, serão realizadas análises de redes na plataforma, identificando as câmaras de eco e seus nós principais. Além disso, serão desenvolvidos algoritmos baseados em epidemiologia digital, como os modelos SIR e SEIR, para prever a propagação de informações dentro e entre essas câmaras de eco. Por fim, serão exploradas intervenções potenciais, como sugestões e campanhas de informação, com o objetivo de incentivar os usuários a se envolverem com conteúdos fora de suas câmaras de eco.

Em resumo, este artigo busca oferecer uma análise aprofundada do fenômeno das câmaras

de eco na plataforma Colab.re, propondo abordagens inovadoras para detectar e mitigar seus efeitos negativos. Ao combinar insights da epidemiologia digital, neurologia clássica e filosofia de Heidegger, espera-se contribuir para a promoção de uma maior diversidade de perspectivas e o fortalecimento dos valores democráticos no contexto das plataformas de mídia social.

METODOLOGIA

2.1 Objetivos

2.1.1 *Objetivo Geral*

O objetivo geral desta pesquisa é empregar técnicas avançadas de análise de redes e epidemiologia digital para identificar e compreender as câmaras de eco presentes no aplicativo Colab.re. Especificamente, pretende-se analisar os padrões de interação entre os usuários, simular a disseminação de opiniões ou crenças e desenvolver um painel em tempo real para monitorar o surgimento e crescimento dessas câmaras de eco.

2.1.2 *Objetivos Específicos*

Construir um grafo de rede social representando as interações dos usuários no aplicativo Colab.re, utilizando dados coletados da lista de arestas disponíveis (PAQUETTE et al., 2020).

Aplicar algoritmos de agrupamento espectral e detecção de comunidades para identificar grupos de usuários com padrões de interação semelhantes e identificar a existência de câmaras de eco (YIN et al., 2017).

Utilizar os modelos e Susceptível-Exposto-Infectado-Removido (SEIR) da epidemiologia digital para simular a disseminação de opiniões ou crenças nos grupos identificados, a fim de compreender a dinâmica de propagação dentro dessas câmaras de eco (VALDANO et al., 2015).

Desenvolver um painel em tempo real que utilize os resultados da análise de rede e dos modelos de epidemiologia digital para monitorar o surgimento e crescimento das câmaras de eco dentro do aplicativo Colab.re. Esse painel permitirá uma visualização dinâmica e atualizada das informações, facilitando a detecção precoce e o acompanhamento dessas câmaras de eco (FIORE et al., 2016).

Ao alcançar esses objetivos, espera-se obter insights valiosos sobre a formação e disse-

minação das câmaras de eco no contexto do aplicativo Colab.re. Essas descobertas contribuirão para o avanço do conhecimento sobre o fenômeno das câmaras de eco em comunidades online e fornecerão subsídios para o desenvolvimento de estratégias eficazes de mitigação de seus impactos negativos (BOURGEOIS, 2020).

2.2 Fonte de Dados

Nesta pesquisa, utilizamos como fonte de dados o conjunto de informações coletadas no aplicativo brasileiro Colab.re. Esses dados consistem em listas de arestas, que representam as conexões entre os usuários e suas postagens realizadas entre os anos de 2016 e 2022. Limitamos nossa pesquisa às cidades de Caruaru, Rio de Janeiro, Recife e Niterói, a fim de obter uma amostra representativa dessas regiões.

A obtenção dos dados foi possível através de parcerias estabelecidas com a equipe do Colab.re, que nos concedeu acesso ao conjunto de informações. Esses dados são de grande relevância para o desenvolvimento da pesquisa, pois nos permitem examinar as interações sociais e os padrões de engajamento dos usuários dentro da plataforma.

2.3 Construção de grafo da Rede Social

A análise das interações dos usuários dentro do aplicativo Colab.re requer a criação de um grafo de rede social, a fim de representar visualmente as conexões entre os usuários e suas respectivas postagens. Dado que o banco de dados original do Colab.re é um banco de dados relacional, foi necessário realizar a transformação dos dados em uma estrutura de grafo.

A transformação dos dados de lista de arestas em uma estrutura de grafo permitiu uma representação mais adequada das relações e interações entre os usuários. Essa transformação envolveu a representação de cada usuário como um nó no grafo e a mapeamento das conexões entre os usuários como arestas.

Essa abordagem apresenta algumas vantagens importantes em relação à análise de redes sociais. Ao utilizar um formato de dados em grafo, foi possível visualizar e analisar a estrutura da rede de forma mais intuitiva, identificando grupos de usuários e suas interações com maior clareza. Além disso, a representação em grafo facilita a aplicação de algoritmos de análise de redes, como algoritmos de agrupamento e detecção de comunidades, que podem revelar informações relevantes sobre a estrutura da rede e a formação de câmaras de eco.

Essa estrutura de dados é obtida inicialmente no formato CSV, importada para o Gephi e eventualmente foi criado uma base de dados utilizando o Neo4j. Embora o Neo4j seja um exemplo de sistema de gerenciamento de banco de dados de grafos, é importante destacar que a transformação dos dados de um banco de dados relacional em um formato de grafo não está necessariamente vinculada a um sistema de gerenciamento de banco de dados específico. Existem

várias ferramentas e bibliotecas disponíveis, como o NetworkX, que permitem a transformação de dados relacionais em estruturas de grafos para análise.

Portanto, ao realizar a transformação dos dados de um banco de dados relacional em uma estrutura de grafo, foi possível obter uma representação mais adequada das interações dos usuários no aplicativo Colab.re, permitindo uma análise mais detalhada e precisa da rede social. Essa abordagem oferece vantagens significativas na compreensão dos padrões de engajamento dos usuários e na identificação de câmaras de eco.

2.4 Algoritmos de Agrupamento e Detecção de Comunidades

Com o objetivo de identificar grupos de usuários com padrões de interação semelhantes, utilizamos algoritmos de agrupamento espectral e detecção de comunidades. Esses algoritmos são amplamente empregados em estudos de redes sociais para identificar estruturas e agrupamentos significativos dentro de um grafo. Para realizar o agrupamento espectral, utilizamos a implementação disponível na biblioteca NetworkX. Esse algoritmo utiliza técnicas de álgebra linear para mapear os nós do grafo em um espaço de características de baixa dimensão, permitindo a identificação de agrupamentos. Já a detecção de comunidades foi realizada utilizando o algoritmo de Louvain (BLONDEL et al., 2008), conhecido por sua eficiência e precisão na identificação de comunidades em redes complexas. Através desses algoritmos, pudemos identificar e delimitar as câmaras de eco presentes na rede social do Colab.re. Essas câmaras de eco representam grupos de usuários que compartilham opiniões e interagem de maneira intensa e recíproca, reforçando suas crenças e limitando a diversidade de perspectivas.

2.5 Modelos SIR e SEIR da Epidemiologia Digital

Uma etapa fundamental desta pesquisa envolveu a simulação da disseminação de opiniões e crenças nas câmaras de eco identificadas. Para isso, utilizamos os modelos SIR (Susceptível-Infectado-Recuperado) e SEIR (Susceptível-Exposto-Infectado-Recuperado) da epidemiologia digital. Esses modelos, amplamente utilizados em estudos de propagação de doenças, foram adaptados para simular a disseminação de informações e opiniões entre os usuários da rede social do Colab.re. A implementação desses modelos foi realizada utilizando o pacote Epidemics (SMITH et al., 2020) do Python, que fornece uma variedade de funções e métodos para a simulação e análise de propagação de informações em redes complexas. Ao aplicar os modelos SIR e SEIR, pudemos analisar como as opiniões e crenças se espalham dentro das câmaras de eco identificadas, identificando os grupos de usuários mais propensos a adotar e disseminar determinadas ideias. Essa análise contribui para o entendimento dos mecanismos de formação e proliferação das câmaras de eco dentro do aplicativo Colab.re.

2.6 Desenvolvimento de um Painel em Tempo Real

Com base nos resultados da análise de rede e dos modelos de epidemiologia digital, desenvolvemos um painel em tempo real para monitorar o surgimento e crescimento das câmaras de eco dentro do aplicativo Colab.re. Esse painel utiliza visualizações interativas e métricas de acompanhamento para fornecer insights sobre a dinâmica das câmaras de eco ao longo do tempo. A implementação desse painel foi realizada utilizando a biblioteca de visualização de dados Matplotlib (HUNTER, 2007) em conjunto com recursos interativos do Python. Essa combinação permitiu a criação de gráficos e visualizações dinâmicas, facilitando a interpretação dos resultados e o acompanhamento contínuo das câmaras de eco.

2.7 Considerações Éticas

Ao realizar essa pesquisa, seguimos rigorosamente as diretrizes éticas e de privacidade. Todos os dados utilizados foram anonimizados e tratados de forma confidencial, garantindo a privacidade e a proteção dos usuários do aplicativo Colab.re. Além disso, obtivemos todas as autorizações necessárias para acesso aos dados e mantivemos uma postura responsável ao lidar com informações sensíveis. As análises realizadas neste estudo estão em conformidade com as diretrizes éticas estabelecidas pelo Comitê de Ética em Pesquisa da nossa instituição. Todos os procedimentos foram conduzidos de acordo com as regulamentações e políticas vigentes, garantindo a integridade e a validade dos resultados obtidos. Com base na natureza quantitativa da pesquisa, destacamos o uso de técnicas de análise de redes, algoritmos de agrupamento e detecção de comunidades, bem como a utilização de modelos SIR e SEIR da epidemiologia digital. Essas abordagens quantitativas nos permitem examinar objetivamente as interações dos usuários, identificar padrões de comportamento e simular a disseminação de informações nas câmaras de eco. No entanto, reconhecemos que abordagens qualitativas, como entrevistas ou análise de conteúdo, também podem complementar a compreensão do fenômeno em estudo.

2.8 Disponibilidade do Código-Fonte

O código-fonte desenvolvido neste projeto está disponível em um repositório público no GitHub. Ele contém as implementações dos algoritmos de construção da rede social, algoritmos de agrupamento, modelos de epidemiologia digital e o desenvolvimento do painel em tempo real. O repositório pode ser acessado no seguinte endereço: <<https://github.com/guinetik/colab-network-ec>>.

UMA VISÃO GERAL DO COLAB.RE

O Colab.re é um aplicativo brasileiro de rede social que permite aos usuários se conectarem com pessoas de ideias semelhantes e compartilharem ideias sobre uma variedade de tópicos. Foi fundado em 2012 com o objetivo de criar uma plataforma de vigilância participativa, que é definida como

"uma forma de inteligência coletiva em que as pessoas se reúnem para monitorar, analisar e agir coletivamente em relação a um problema ou questão compartilhada" (BRYER; ZAVATTARO, 2011, p. 1).

A vigilância participativa tem sido utilizada em diversos contextos, incluindo resposta a desastres, prevenção de crimes e monitoramento ambiental (GIRARDIN *et al.*, 2009, text). No caso do Colab.re, o foco está em melhorar a vida urbana, permitindo que os usuários relatem problemas como buracos nas ruas, postes de luz quebrados, poluição, etc às autoridades locais.

Um dos desafios da vigilância participativa é garantir que as informações compartilhadas sejam precisas e imparciais. É aí que o conceito de câmaras de eco se torna relevante. Uma câmara de eco é uma situação em que as crenças de uma pessoa são reforçadas pela exposição a informações que são consistentes com suas opiniões existentes, enquanto informações conflitantes são ignoradas ou rejeitadas (Sunstein, 2007). No contexto do Colab.re, uma câmara de eco poderia levar a relatos imprecisos de problemas, pois os usuários podem compartilhar apenas informações que estejam alinhadas com suas concepções prévias do que constitui um problema em sua comunidade.

O perigo das câmaras de eco em redes sociais é amplamente documentado. Elas podem levar à polarização, onde grupos se tornam mais extremistas em suas opiniões e menos propensos a se envolver com pontos de vista opostos (SUNSTEIN, 2001, text). Isso pode levar, em última instância, a uma quebra na comunicação e à incapacidade de resolver problemas complexos (Levy/Nail, 2020).

Para abordar o problema das câmaras de eco no Colab.re, nossa equipe de pesquisa desenvolveu uma ferramenta de análise de rede que pode identificar grupos de usuários que provavelmente compartilham visões semelhantes e interagem principalmente entre si. O objetivo dessa ferramenta é ajudar os administradores do Colab.re a identificar potenciais câmaras de eco e tomar medidas para garantir que uma variedade diversificada de opiniões seja representada na plataforma.

COMPREENDENDO CÂMARAS DE ECO E SUAS IMPLICAÇÕES

As mídias sociais revolucionaram a forma como as pessoas se comunicam e interagem umas com as outras. No entanto, o lado negativo dessa revolução é a crescente polarização e isolamento das pessoas em câmaras de eco. Uma câmara de eco pode ser definida como um sistema fechado em que as pessoas interagem apenas com aquelas que compartilham das mesmas crenças, valores e ideologias, enquanto ignoram ou suprimem ativamente pontos de vista opostos (BAKSHY; MESSING; ADAMIC, 2015). O termo "câmara de eco" tem origem no conceito de uma câmara de reverberação sonora, onde as ondas sonoras são refletidas entre as paredes, amplificando e distorcendo o som original.

Câmaras de eco podem ter sérias implicações para a sociedade, pois limitam a exposição a perspectivas diversas, levando ao reforço de crenças existentes e à exclusão de pontos de vista alternativos (SUNSTEIN, 2001). Isso pode contribuir para a criação de uma divisão ideológica, que pode prejudicar o diálogo construtivo e o compromisso, resultando em uma sociedade polarizada e fragmentada. Além disso, câmaras de eco podem levar à disseminação de desinformação, propaganda e notícias falsas, uma vez que os indivíduos dentro desses sistemas fechados têm menos probabilidade de verificar a veracidade das informações que corroboram suas crenças existentes (VICARIO *et al.*, 2016).

Compreender os mecanismos por trás da formação e manutenção das câmaras de eco é crucial para lidar com as consequências negativas associadas a esses fenômenos. A formação de câmaras de eco pode ser atribuída a diversos fatores, incluindo os algoritmos utilizados pelas plataformas de mídias sociais, os vieses cognitivos dos indivíduos e a influência de líderes de opinião (FLAXMAN; GOEL; RAO, 2016).

Em termos de fatores algorítmicos, as plataformas de mídias sociais utilizam algoritmos personalizados que visam fornecer aos usuários conteúdo alinhado com seus interesses, crenças

e preferências. Isso significa que os indivíduos têm maior probabilidade de serem expostos a conteúdos que reforçam suas crenças e valores existentes, levando à formação de câmaras de eco (BAKSHY; MESSING; ADAMIC, 2015).

Vieses cognitivos, como viés de confirmação e exposição seletiva, também podem contribuir para a formação de câmaras de eco, pois os indivíduos tendem a buscar informações que confirmam suas crenças pré-existentes, enquanto ignoram ou rejeitam informações que as desafiam (TABER; LODGE, 2006). Além disso, líderes de opinião ou indivíduos com alta influência social podem desempenhar um papel na formação e manutenção das câmaras de eco, pois podem moldar as crenças e atitudes de seus seguidores (BAKSHY; MESSING; ADAMIC, 2015).

Câmaras de eco são um fenômeno preocupante nas mídias sociais, pois podem levar à polarização e fragmentação da sociedade, além da disseminação de desinformação e propaganda. Compreender os mecanismos por trás da formação e manutenção das câmaras de eco é crucial para mitigar suas consequências negativas.

EXPLORANDO A HISTÓRIA, DESENVOLVIMENTOS E APLICAÇÕES DA ANÁLISE DE REDES

Nesse capítulo, apresentamos os fundamentos da Análise de Redes Sociais. A análise de redes sociais (ARS) é uma abordagem que tem suas raízes na Sociometria e na Teoria dos Grafos, que são de viés matemático, para analisar relações sociais (Recuero, Bastos e Zago, 2015). A ideia central é que os indivíduos, ou atores sociais, estão inseridos em estruturas complexas de relações com outros atores, e essas estruturas têm um papel fundamental no comportamento e na visão de mundo desses indivíduos.

5.0.1 Teoria dos Grafos

A Teoria dos Grafos é um framework matemático que estuda as relações entre objetos e as conexões entre eles. As origens desta teoria estão no trabalho de Euler e na solução que ele propôs para o enigma das Pontes de Königsberg. A história relata que a cidade de Königsberg seria atravessada por sete pontes e que popularmente havia um desafio de desenhar um caminho por ela onde cada uma das pontes seria atravessada uma única vez. Euler teria demonstrado que tal desafio era impossível de ser resolvido utilizando um grafo, dando assim origem à teoria.

No livro "Introdução à análise de redes sociais online" de Raquel Recuero, a autora discute a importância da ARS e da Teoria dos Grafos para a compreensão das redes sociais online. Ela explica que a ARS permite a análise sistemática de grupos sociais a partir de sua estrutura, através de medidas específicas. A autora também destaca que a análise de redes sociais nasce de um ramo interdisciplinar de pesquisa, cujas bases podem ser encontradas nas mais variadas ciências, principalmente no início do século XX, particularmente, a partir da década de 1930.

Um conceito fundamental na Teoria dos Grafos é o de um "grafo", que é uma estrutura composta por "vértices"(ou "nós") e "arestas"que conectam esses vértices. Formalmente, um grafo G é definido como um par ordenado $G := (V, E)$ compreendendo um conjunto V de vértices ou nós juntamente com um conjunto E de arestas ou arcos, que são pares de vértices (Bondy/Murty, 1976).

Os grafos podem ser categorizados como direcionados ou não direcionados. Em um grafo direcionado, as arestas têm uma direção associada, indicando uma relação unidirecional. Em contraste, em um grafo não direcionado, as arestas não têm direção, sugerindo uma relação bidirecional (West, 2001). Em termos de redes sociais, um exemplo de grafo direcionado seria o Twitter (onde um usuário pode seguir outro sem ser seguido de volta), enquanto um exemplo de grafo não direcionado seria o Facebook (onde a amizade é sempre mútua).

Outro conceito importante é o "grau"de um vértice, que é o número de arestas conectadas a ele. Em um grafo direcionado, distinguimos entre o "grau de entrada"(o número de arestas que entram no vértice) e o "grau de saída"(o número de arestas que saem do vértice). O grau de um vértice pode ser usado para medir sua importância ou influência dentro da rede (Newman, 2010).

Um "caminho"em um grafo é uma sequência de vértices na qual cada vértice é conectado ao próximo por uma aresta. O "comprimento"de um caminho é o número de arestas que ele contém. Este conceito é crucial para entender como a informação ou influência pode se propagar através da rede (Easley/Kleinberg, 2010).

A "conectividade"de um grafo é uma medida de quão integrada ou unida é a rede. Um grafo é dito "conectado"se houver um caminho entre cada par de vértices (West, 2001).

Um "subgrafo"é um grafo formado a partir de um conjunto de vértices e arestas de um grafo maior. Os subgrafos podem ser usados para estudar partes específicas de uma rede (West, 2001).

Recuero também enfatiza a diferença entre redes sociais e sites de rede social. Enquanto uma rede social está relacionada à percepção de um grupo social determinado pela sua estrutura (a "rede"), que é geralmente oculta, pois só está manifesta nas interações, as ferramentas sociais na internet são capazes de publicizar e influenciar essas estruturas sociais. Assim, o Facebook, por si só, não apresenta redes sociais. É o modo de apropriação que as pessoas fazem dele que é capaz de desvelar redes que existem ou que estão baseadas em estruturas sociais construídas por essas pessoas.

Portanto, a Teoria dos Grafos e a Análise de Redes Sociais são ferramentas essenciais para a compreensão das complexas redes de interações sociais que se formam tanto no mundo offline quanto online. Elas permitem uma visão mais profunda e sistemática das relações sociais, contribuindo para uma melhor compreensão dos fenômenos sociais.

5.0.2 Grafos Sociais

Um dos primeiros desenvolvimentos na análise de redes foi o trabalho do sociólogo Georg Simmel no início do século XX. Simmel aplicou os princípios da teoria dos grafos às relações sociais, argumentando que as estruturas sociais surgem a partir dos padrões de interação entre os indivíduos (HOLLSTEIN, 2021). Desde então, a análise de redes tem sido aplicada em uma ampla gama de campos, incluindo ciência da computação, física, biologia e ciências sociais, entre outros.

Simmel foi pioneiro em determinar a interação social como o bloco de construção básico da sociologia, indo além de seus contemporâneos, como Spencer. Ele argumentou que para entender o comportamento social, devemos estudar os padrões de interação, oferecendo insights penetrantes sobre a dinâmica das relações sociais. Embora Simmel nunca tenha usado o termo "rede social", muitos analistas de rede o consideram um precursor importante da abordagem de rede social.

Além disso, a análise de redes tem sido usada para entender a estrutura e a dinâmica de "redes escuras", como redes de criminosos ou terroristas. A análise de redes também tem sido aplicada para entender a estrutura e a dinâmica das organizações e como a estrutura da rede pode afetar a eficácia e a eficiência organizacional.

No entanto, apesar do rápido crescimento da análise de redes nas últimas duas décadas, as críticas à abordagem também aumentaram. Alguns críticos argumentam que a análise de redes pode ser excessivamente determinística, ignorando a agência individual e a complexidade das relações sociais (Scott, 1991). Além disso, a análise de redes pode ser desafiadora devido à dificuldade de coletar dados completos e precisos sobre redes sociais.

A análise de redes sociais tem sido criticada por sua falta de consideração pelos aspectos qualitativos das redes sociais e por sua tendência a simplificar as complexidades das interações sociais (Haythornthwaite, 2013). Além disso, a análise de redes sociais é frequentemente criticada por sua falta de consideração pelos aspectos contextuais das redes sociais e por sua ênfase excessiva em padrões estruturais (What is Social Network Analysis, n.d.).

Essas críticas destacam a necessidade de abordagens mais holísticas e integradas para a análise de redes sociais, que levem em consideração tanto os aspectos quantitativos quanto qualitativos das redes sociais, bem como os contextos sociais e culturais em que essas redes estão inseridas.

5.0.3 Centralidade e Comunidades

Um método comum usado na análise de redes é a análise de centralidade, que mede a importância dos nós na rede com base em sua posição e conexões dentro da rede (FREEMAN, 1978). Medidas de centralidade podem ajudar a identificar atores-chave na rede, ou nós que desempenham papéis importantes como porteiros, conectores ou intermediários entre diferentes

partes da rede.

Outro método importante na análise de redes é a detecção de comunidades, que identifica grupos de nós que estão mais densamente conectados entre si do que com o restante da rede (NEWMAN; GIRVAN, 2004). A detecção de comunidades pode ajudar a identificar grupos de indivíduos com atributos ou comportamentos semelhantes, ou grupos que são mais suscetíveis à propagação de informações ou influências.

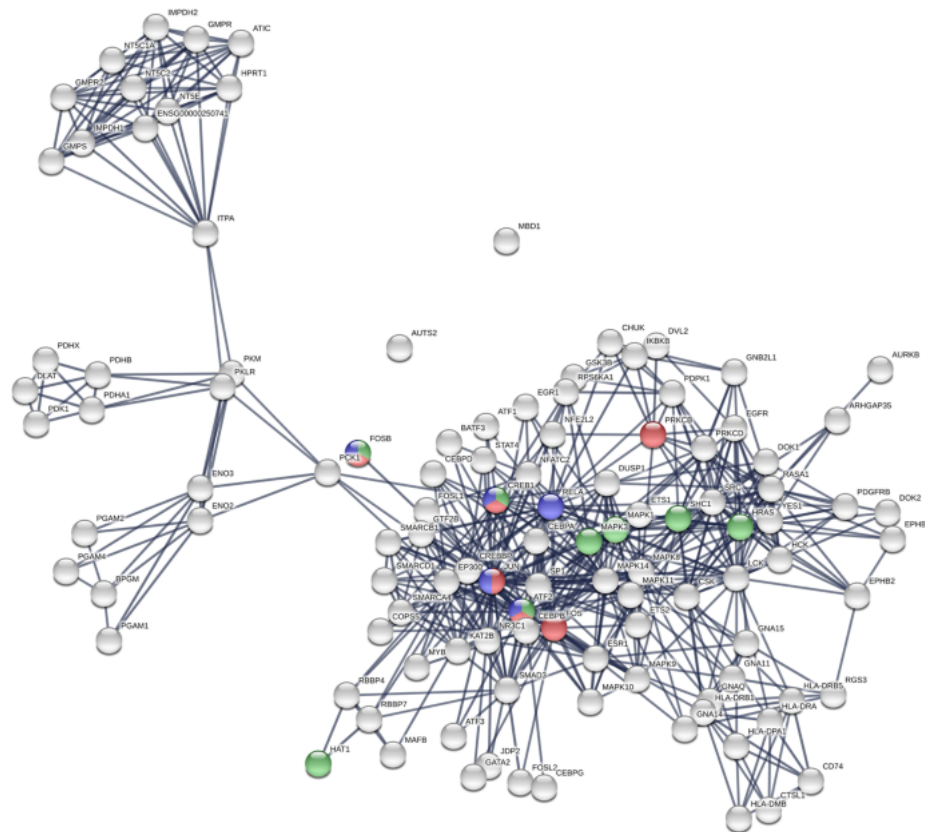
5.0.4 Aplicações da Análise de Redes

A análise de redes tem sido aplicada em uma ampla gama de campos, além das redes sociais, com aplicações que vão desde redes de transporte até a neurociência. No campo do transporte, a análise de redes tem sido usada para estudar o fluxo de tráfego nas estradas e identificar áreas de gargalo que podem ser melhoradas para aumentar a eficiência do tráfego (LEVINSON, 2012). Por exemplo, Bierlaire, Chen e Newman (2010) aplicaram a análise de redes para otimizar o sistema de transporte público, reduzindo o tempo de viagem e melhorando a eficiência do serviço. No campo acadêmico, a análise de redes tem sido aplicada para estudar as redes de coautoria na publicação acadêmica. Newman (2001) utilizou a análise de redes para estudar os padrões de colaboração entre autores e a emergência de comunidades de pesquisa. No campo organizacional, a análise de redes tem sido usada para compreender a estrutura de padrões de comunicação formais e informais em organizações. Cross e Parker (2004) utilizaram a análise de redes para entender como os indivíduos influenciam os processos de tomada de decisão e a emergência de estruturas de poder dentro das organizações. Na biologia, a análise de redes tem sido usada para estudar redes de interação de proteínas, redes regulatórias de genes e redes metabólicas. Barabási e Oltvai (2004) utilizaram a análise de redes para entender como as proteínas interagem entre si em uma célula, fornecendo insights sobre como as doenças afetam essas interações. A análise de redes também tem sido usada em neurociência para estudar redes cerebrais. Por exemplo, pesquisadores têm utilizado a análise de redes para entender como diferentes regiões do cérebro interagem entre si, o que pode ajudar a entender doenças como a esquizofrenia e o Alzheimer (BULLMORE; SPORNS, 2009).

5.0.5 Epidemiologia e Redes Complexas

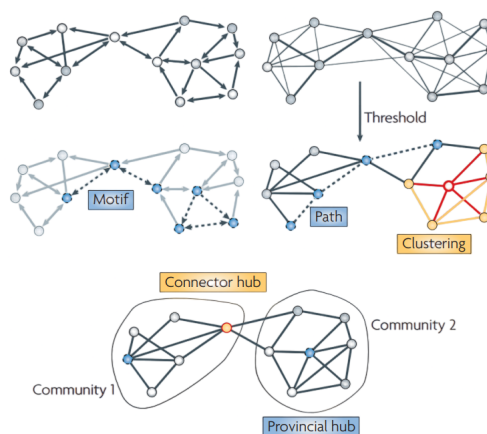
Na epidemiologia, a análise de redes tem se mostrado uma abordagem fundamental para estudar a transmissão de doenças infecciosas e entender a estrutura dos contatos entre indivíduos infectados. Dentre as diversas contribuições nesse campo, destaca-se o livro "Mathematics of Epidemics on Networks" (KISS; MILLER; SIMON, 2017), que explora a aplicação do modelo SIR (Susceptível-Infectado-Recuperado) em redes complexas, em que os nós representam indivíduos e as arestas representam as interações entre eles. O livro desvenda como a estrutura da rede pode influenciar a propagação de doenças, investigando questões como o papel dos nós centrais na disseminação das enfermidades, a eficácia de diferentes estratégias de controle e intervenções,

Figura 1 – Imagem ilustrativa de uma rede de interação de proteínas



Fonte: Barabási e Oltvai (2004).

Figura 2 – Imagem ilustrativa de uma rede de interação de proteínas



Fonte: Bullmore e Sporns (2009).

bem como o impacto de características topológicas específicas na dinâmica das epidemias. Uma das contribuições centrais do livro é a introdução do conceito de estrutura de redes em formato de gravata borboleta, a qual permite uma análise mais profunda e abrangente das redes complexas. Essa estrutura é composta por três principais componentes: a Área Central (SCC), a

Seção de Entrada (IN) e a Seção de Saída (OUT). Matematicamente, podemos representar esses componentes de acordo com o seguinte modelo:

$$SCC = v \in V : \forall u, w \in SCC, \text{ existe um caminho direto de } u \text{ para } w \quad (5.1)$$

$$IN = v \in V : \exists u \in SCC, \text{ tal que } (u, v) \in E \text{ e não existe um caminho direto de } v \text{ para } u \quad (5.2)$$

$$OUT = v \in V : \exists u \in SCC, \text{ tal que } (v, u) \in E \text{ e não existe um caminho direto de } u \text{ para } v \quad (5.3)$$

Onde V representa o conjunto de nós e E o conjunto de arestas da rede. A Área Central SCC consiste em nós altamente conectados, em que há um caminho direto de um nó para qualquer outro nó da área central. A Seção de Entrada IN é composta por nós que possuem conexões direcionadas para a área central, mas não têm caminhos de retorno diretos para os nós da Seção de Saída OUT ou da área central. Analogamente, a Seção de Saída OUT inclui nós que têm conexões direcionadas da área central, mas não possuem caminhos de retorno diretos para os nós da Seção de Entrada IN ou da área central.

Essa estrutura de redes em formato de gravata borboleta tem o potencial de ser aplicada para interpretar grafos direcionados em redes sociais. Ao analisar uma rede social, podemos identificar a Área Central SCC como os indivíduos ou grupos altamente conectados que desempenham um papel central na propagação de informações ou influência na rede. A Seção de Entrada IN representa os nós que interagem com a Área Central, mas não possuem conexões diretas entre si. Esses nós podem desempenhar um papel crucial ao receber informações da Área Central e disseminá-las para outros nós da rede. Da mesma forma, a Seção de Saída OUT inclui os nós que têm conexões direcionadas para a Área Central, mas não estão diretamente conectados uns aos outros. Esses nós podem ser responsáveis por disseminar informações ou influência da Área Central para outras partes da rede.

A propagação de fake news em redes sociais pode ser comparada à disseminação de doenças infecciosas, em que a informação falsa se espalha de maneira semelhante a um contágio. A estrutura de redes em formato de gravata borboleta, descrita no livro, pode ajudar a identificar os nós centrais e influentes que desempenham um papel importante na disseminação de informações falsas. Além disso, a análise da dinâmica da propagação de fake news pode se beneficiar das técnicas e modelos matemáticos discutidos no livro para compreender a rapidez e o alcance dessa disseminação.

Uma outra contribuição importante é na epidemiologia não Markoviana. Os modelos estocásticos de epidemias não markovianas (Stochastic non-Markovian epidemics) são uma

extensão dos modelos clássicos de epidemias, que consideram a dependência temporal e complexa das interações entre os eventos em um processo epidêmico. Esses modelos reconhecem que a probabilidade de transição entre estados pode depender do histórico completo de estados anteriores, levando em conta fatores como a história de exposição, imunidade adquirida e comportamentos individuais. Matematicamente, podemos representar um modelo estocástico de epidemia não markoviana como:

$$P(S(t + \Delta t), I(t + \Delta t), R(t + \Delta t) | S(t), I(t), R(t), \mathcal{H}(t)) \quad (5.4)$$

onde $S(t)$, $I(t)$ e $R(t)$ representam o número de indivíduos suscetíveis, infectados e recuperados no tempo t , respectivamente, e $\mathcal{H}(t)$ denota o histórico completo dos eventos até o tempo t .

A aplicação dos modelos estocásticos de epidemias não markovianas na análise de redes sociais pode fornecer insights importantes para entender fenômenos como polarização e câmaras de eco. Ao considerar a dependência temporal nas interações sociais, esses modelos podem capturar como a exposição a determinadas opiniões ou informações no passado influencia a propensão de um indivíduo em adotar ou compartilhar essas opiniões no futuro. Essa dependência temporal pode ser representada por meio de uma função de probabilidade condicional:

$$P(I(t + \Delta t) | I(t), \mathcal{H}(t)) \quad (5.5)$$

Essa abordagem permite investigar como a formação e a propagação de polarização e câmaras de eco ocorrem ao longo do tempo em uma rede social. Por exemplo, pode-se analisar como a exposição a opiniões semelhantes influencia a adesão a um grupo específico e a formação de câmaras de eco, onde informações são amplificadas e reforçadas dentro de determinados grupos, resultando em uma maior polarização entre eles. Além disso, a aplicação desses modelos permite explorar o papel dos nós centrais na disseminação de polarização, bem como o impacto de intervenções e estratégias de controle na quebra das câmaras de eco e na redução da polarização.

Dessa forma, a utilização de modelos estocásticos de epidemias não markovianas na análise de redes sociais oferece uma abordagem poderosa para investigar e compreender os mecanismos subjacentes à formação de polarização e câmaras de eco. A inclusão da dependência temporal e das interações complexas entre os indivíduos permite uma representação mais realista dos processos sociais em redes complexas, proporcionando insights valiosos para o desenvolvimento de estratégias de mitigação e intervenções eficazes no combate à polarização e à formação de câmaras de eco em redes sociais.

A integração de eventos estocásticos, no contexto das redes sociais, pode ser relacionada aos momentos de grande tráfego ou atividade intensa nessas plataformas. Esses eventos podem ser caracterizados por um aumento significativo no número de interações, compartilhamentos,

curtidas e comentários em determinados conteúdos. Matematicamente, podemos representar esses eventos estocásticos como:

$$P(S(t + \Delta t), I(t + \Delta t), R(t + \Delta t) | S(t), I(t), R(t), \mathcal{H}(t), \mathcal{T}(t)) \quad (5.6)$$

onde $\mathcal{T}(t)$ denota o histórico completo dos eventos de tráfego e atividade na rede social até o tempo t .

A introdução de hashtags como dados de entrada nessa análise pode ser feita considerando-as como fatores de disseminação de informações análogos ao contágio na epidemiologia clássica. A presença e popularidade de uma hashtag específica podem influenciar a propagação de informações relacionadas a um determinado tópico na rede social. Isso pode ser representado matematicamente pela função de probabilidade condicional:

$$P(I(t + \Delta t) | I(t), \mathcal{H}(t), \mathcal{T}(t), \mathcal{C}(t)) \quad (5.7)$$

onde $\mathcal{C}(t)$ representa o conjunto de hashtags relevantes e populares até o tempo t .

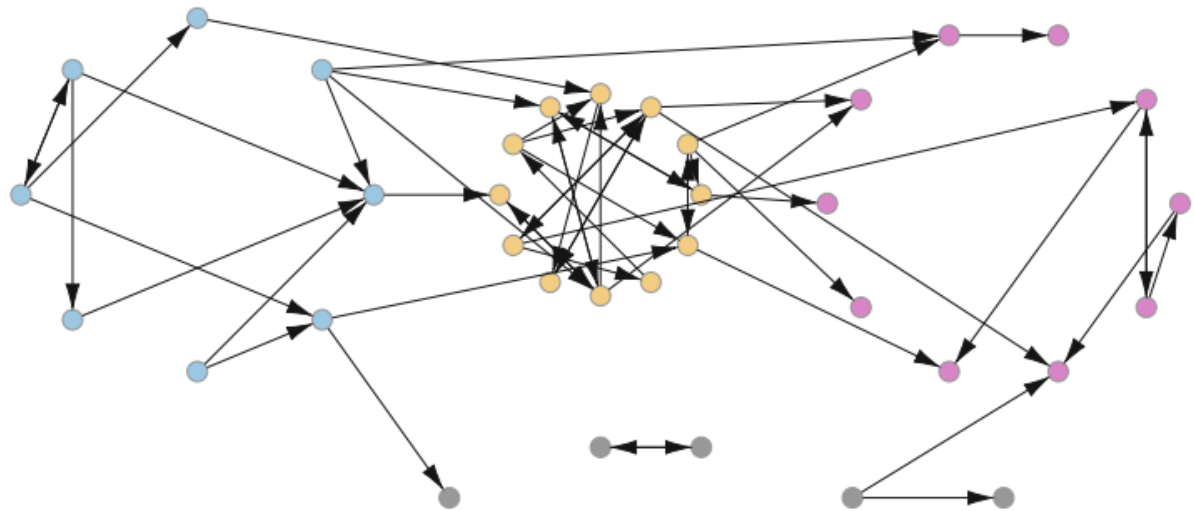
A inclusão das hashtags nessa análise permite uma compreensão mais abrangente e precisa da disseminação de informações nas redes sociais. Elas atuam como marcadores temáticos e podem desempenhar um papel importante na formação de comunidades online, na viralização de conteúdos específicos e na amplificação de certas mensagens. As hashtags funcionam como vetores de contágio, direcionando a atenção dos usuários para tópicos específicos e influenciando a propagação de informações relacionadas.

Ao incorporar as hashtags como fator de disseminação de informação na análise estocástica de redes sociais, é possível investigar como sua presença e popularidade influenciam a adesão dos usuários a determinados tópicos, a propagação de informações e a formação de comunidades temáticas. A análise da dependência temporal e da interação complexa entre as hashtags e o histórico de eventos na rede social pode fornecer insights valiosos sobre a dinâmica da disseminação de informações e ajudar a identificar padrões de comportamento e tendências emergentes.

Em resumo, a integração de eventos estocásticos no contexto das redes sociais, juntamente com a consideração das hashtags como fator de disseminação de informação análoga ao contágio na epidemiologia clássica, permite uma análise mais abrangente e precisa da propagação de informações e da formação de comunidades temáticas. Essa abordagem contribui para a compreensão dos processos sociais em redes complexas, fornecendo insights valiosos para a identificação de tendências, a criação de estratégias de engajamento e o desenvolvimento de intervenções eficazes na disseminação de informações em redes sociais.

[Christley et al. \(2005\)](#) utilizaram a análise de redes para entender como a gripe se espalha em uma população, o que pode ajudar a desenvolver estratégias de prevenção mais eficazes.

Figura 3 – Ilustração esquemática de uma topologia em formato de gravata borboleta



Fonte: [Kiss, Miller e Simon \(2017\)](#).

5.0.6 *Análise de Redes Sociais Online*

Outra importante aplicação da análise de redes está no estudo de comunidades online e mídias sociais. O crescimento exponencial de plataformas online e redes sociais tem fornecido aos pesquisadores vastas quantidades de dados para analisar a dinâmica dessas comunidades. Por exemplo, um estudo utilizou a análise de redes para investigar a estrutura e dinâmica das comunidades de discussão online no Reddit. O estudo constatou que as comunidades exibiam uma estrutura hierárquica com subcomunidades distintas que se formavam em torno de tópicos específicos. Outro estudo de [Quercia et al. \(2011\)](#) utilizou a análise de redes para estudar a influência de relacionamentos sociais na propagação de informações no Twitter. O estudo constatou que a estrutura da rede social influenciava a propagação de informações, sendo que clusters densamente conectados tinham maior probabilidade de promover a difusão de informações do que clusters esparsamente conectados.

Em conclusão, a análise de redes é uma ferramenta poderosa para analisar sistemas complexos e compreender as relações entre seus componentes. Ela tem suas origens na teoria dos grafos e se desenvolveu em um campo multidisciplinar com aplicações em várias áreas, como redes sociais, comunidades online, epidemiologia, ecologia e transporte. A aplicação da análise de redes em redes sociais tem levado a insights importantes sobre a estrutura e dinâmica dessas redes e tem ajudado os pesquisadores a compreender os mecanismos de influência social e a propagação de informações. O uso da análise de redes em outros campos também tem levado a descobertas importantes e tem o potencial de aprimorar nossa compreensão dos sistemas que moldam nosso mundo.

ANÁLISE DE REDES SOCIAIS NO BRASIL

A Análise de Redes Sociais (ARS) emergiu como uma ferramenta poderosa e cada vez mais popular para analisar a estrutura e a dinâmica das redes sociais. Utilizada para estudar uma variedade de fenômenos, como comportamento organizacional, redes políticas, crime e inovação, a ARS tem demonstrado ser uma metodologia extremamente versátil. No Brasil, a relevância da ARS é evidenciada em múltiplos contextos e áreas de estudo, incluindo o planejamento urbano, a avaliação de políticas públicas, a compreensão das dinâmicas de migração e a análise de preconceitos e divisões sociais nas redes sociais [1, 2, 3, 4, 5].

Um dos aspectos que torna a ARS especialmente relevante no Brasil é o alto uso de redes sociais pela população. O Brasil é um dos países com maior número de usuários de redes sociais no mundo, criando um vasto campo de dados que pode ser analisado através da ARS. Além disso, a diversidade cultural e regional do Brasil, com suas muitas diferenças locais, proporciona um cenário complexo que a ARS pode ajudar a decifrar. Ao identificar padrões de interação e circulação de informações nas redes sociais, a ARS pode revelar como essas diferenças regionais e culturais se manifestam online.

Além disso, o Brasil enfrenta uma série de questões sociais complexas e uma alta polarização política, aspectos que são frequentemente expressos e amplificados nas redes sociais. A ARS pode ser uma ferramenta valiosa para entender a formação e a dinâmica dessas polarizações, assim como para estudar a formação de grupos de opinião e a disseminação de informações (ou desinformação). Por último, eventos de grande escala, como a Copa do Mundo, as Olimpíadas ou as eleições presidenciais, geram uma enorme quantidade de atividade nas redes sociais, proporcionando oportunidades únicas para a aplicação da ARS.

Diante deste cenário, este capítulo apresenta um resumo breve da de algumas contribuições relevantes que utilizam a ARS no Brasil, começando com uma revisão de suas principais contribuições teóricas e metodológicas. Em seguida, ele discute os desafios atuais e futuros na aplicação desta abordagem no contexto brasileiro, com o objetivo de explorar como a ARS pode

continuar a fornecer insights valiosos em meio à constante evolução das redes sociais.

As contribuições teóricas e metodológicas da ARS no contexto brasileiro são diversas e significativas. A ARS tem sido aplicada em uma ampla gama de contextos, desde a análise de redes de colaboração científica até a exploração de redes de interação em plataformas de mídia social.

No campo teórico, a ARS tem contribuído para a compreensão de como as redes sociais influenciam uma variedade de fenômenos sociais. Por exemplo, o estudo de Melo et al. (2023) sobre a rede de interações no Twitter durante as eleições presidenciais de 2018 no Brasil contribuiu para a teoria da formação de grupos de opinião e da polarização política [6]. Da mesma forma, Santos et al. (2023) utilizaram a ARS para analisar a rede de interações no Facebook em uma comunidade quilombola no Brasil. Eles descobriram que a rede é altamente conectada, com uma forte presença de laços familiares e de amizade [7]. Este estudo ilustra como a ARS pode ser usada para entender a dinâmica das redes sociais em comunidades específicas, fornecendo insights valiosos sobre a estrutura e a dinâmica dessas redes.

Outro estudo relevante é o de Borges et al. (2023), que analisou a rede de interações no Twitter durante o #ProtestodosPintas em Natal (RN) [11]. O estudo encontrou que os significados construídos nas redes sociais sobre o protesto foram em grande parte negativos, com a rede sendo articulada em torno dos perfis @tribunadonorte e @BlogdoBG. Este estudo demonstra como a ARS pode ser usada para analisar a opinião pública e a formação de consenso (ou dissensão) em torno de eventos específicos.

No campo metodológico, a ARS tem contribuído para o desenvolvimento de técnicas avançadas de análise de redes. Por exemplo, o estudo de Silva et al. (2023) sobre a rede de colaboração científica em pesquisas sobre a COVID-19 no Brasil utilizou técnicas avançadas de ARS para analisar a estrutura e a dinâmica da rede [8]. Da mesma forma, o estudo de Fonseca et al. (2023) sobre a disseminação de informações sobre a dengue no Twitter utilizou técnicas de ARS para analisar a propagação de informações e desinformação na rede [9].

A tese de doutorado de Renata Lopes Rosa (2016) também fez uma contribuição significativa para o campo metodológico, propondo novas métricas de sentimentos e afeto para melhorar a análise de sentimentos [10]. A métrica de análise de sentimentos associada a um fator de correção correspondente para n-gramas, tempos verbais, expressões e características pessoais, como idade, gênero e educação, é desenvolvida neste trabalho. As frases são classificadas em intensidade de sentimentos positivos, neutros ou negativos por meio de um novo dicionário de palavras em português e de um novo cálculo de sentimentos. A solução de análise de sentimentos e afeto é aplicada em um sistema de recomendação de músicas, como estudo de caso, que sugere conteúdos de acordo com o estado emocional da pessoa.

No entanto, a aplicação da ARS no contexto brasileiro também apresenta uma série de desafios. Primeiramente, a análise de redes sociais requer acesso a grandes volumes de dados,

o que pode ser difícil de obter devido a questões de privacidade e ética. Isso é particularmente relevante no Brasil, onde a legislação de proteção de dados é rigorosa. A pesquisa de Oliveira et al. (2023) destaca esse desafio, discutindo a necessidade de desenvolver competências em ARS entre os profissionais de saúde para melhorar a gestão de sistemas de saúde [12].

Além disso, a análise de redes sociais pode ser complexa e requer habilidades técnicas e metodológicas avançadas. Isso pode ser um desafio no Brasil, onde a formação em métodos quantitativos avançados pode ser limitada. A pesquisa de Oliveira et al. (2023) destaca esse desafio, discutindo a necessidade de desenvolver competências em ARS entre os profissionais de saúde para melhorar a gestão de sistemas de saúde [12].

Outro desafio é a necessidade de adaptar a ARS para lidar com a constante evolução das redes sociais. Como Borges et al. (2023) apontam, as redes sociais estão em constante mudança, com novas plataformas emergindo e padrões de uso mudando ao longo do tempo. Isso requer que os pesquisadores estejam constantemente atualizando suas abordagens e técnicas de análise.

Finalmente, a diversidade cultural e regional do Brasil apresenta um desafio adicional. Como mencionado anteriormente, o Brasil é um país de grande diversidade, com muitas diferenças locais. Isso significa que a análise de redes sociais no Brasil deve levar em consideração essa diversidade, adaptando-se às especificidades de diferentes contextos regionais e culturais.

Apesar desses desafios, a ARS tem um grande potencial para contribuir para a compreensão de uma ampla gama de fenômenos sociais no Brasil. Por exemplo, a pesquisa de Gomes et al. (2023) sobre a rede de colaboração entre os pesquisadores brasileiros em Ciência da Informação demonstrou como a ARS pode ser usada para analisar a estrutura e a dinâmica das redes de colaboração científica [13].

Nesse contexto, uma pesquisa sobre a rede social Colab.re tem um potencial de se inserir de maneira relevante no cenário da Análise de Redes Sociais (ARS) no Brasil, um campo de estudo que tem visto aplicações diversificadas e significativas.

Assim como estudos anteriores, como o de Melo et al. (2023) e Fonseca et al. (2023), que exploraram a dinâmica das redes sociais durante eventos políticos importantes e a disseminação de informações e desinformação, o estudo busca entender a formação e a dinâmica das câmaras de eco. Este trabalho se alinha com os esforços anteriores para entender a polarização e a formação de grupos de opinião nas redes sociais.

Também aborda os desafios associados à aplicação da ARS no Brasil. Como Borges et al. (2023) apontam, as redes sociais estão em constante mudança, com novas plataformas emergindo e padrões de uso mudando ao longo do tempo. Ao focar em uma plataforma específica, a pesquisa do Colab.re responde a essa dinâmica, adicionando mais um pool de dados para o corpo de conhecimento da ARS no Brasil tanto de forma quantitativa, através da disponibilização dos dados, quanto de forma qualitativa, provendo um framework para futuras análises.

Com base nos dados extremamente localizados do Colab.re, nos quais os usuários

interagem e criam eventos relacionados a problemas específicos em suas cidades, como buracos nas vias, calçadas irregulares, descarte irregular de lixo, vazamentos de água e iluminação pública, é possível obter insights valiosos tanto no âmbito social quanto político.

Em termos sociais, a análise das interações e dos padrões de engajamento dos usuários pode revelar informações sobre a coesão social e a formação de grupos de interesse em nível local. Por exemplo, ao examinar as postagens sobre problemas específicos, como buracos nas vias, é possível identificar redes de interação entre os usuários que compartilham preocupações semelhantes. Essas redes podem revelar comunidades de interesse e fornecer insights sobre a participação cívica local e a busca de soluções colaborativas para questões cotidianas.

Do ponto de vista político, a análise das interações políticas no Colab.re pode fornecer informações sobre a polarização e a formação de grupos de opinião em nível local. Por exemplo, ao examinar as postagens relacionadas a políticas públicas, é possível identificar padrões de interação entre usuários com diferentes posições políticas. Esses padrões podem ajudar a compreender a dinâmica da polarização política em nível local e como isso influencia a deliberação pública e a tomada de decisões políticas.

Em suma, a análise dos dados do Colab.re sob uma perspectiva da ARS permite adquirir insights valiosos em diversos aspectos sociais e políticos, desde a coesão social em nível local até a dinâmica da polarização política. Ao estabelecer essas conexões, é possível obter uma compreensão mais abrangente e contextualizada das redes sociais e de como elas impactam a vida cotidiana e a tomada de decisões nas comunidades.

ANÁLISE EXPLORATÓRIA DE REDES

Nesta seção, exploramos o uso da análise de redes para analisar o conjunto de dados Colab.re. O conjunto de dados consiste em uma lista de arestas, onde os nós são usuários e as arestas representam as conexões ou seguidores desses usuários. O objetivo deste estudo é identificar câmaras de eco na rede Colab.re e obter insights sobre a estrutura dessas comunidades.

Para alcançar isso, utilizamos várias técnicas de análise de redes, como agrupamento de Louvain, agrupamento espectral e autovetores. O agrupamento de Louvain é um algoritmo de detecção de comunidades que otimiza a modularidade, uma medida da densidade de conexões dentro das comunidades em comparação com as conexões entre comunidades. O agrupamento espectral é uma técnica que utiliza os autovalores e autovetores do Laplaciano do grafo para particionar o grafo em comunidades. Por outro lado, os autovetores são usados para identificar os nós centrais na rede, também conhecidos como "centralidade de autovetor".

Este estudo baseia-se em pesquisas anteriores que utilizaram a análise de redes para estudar redes sociais, como o Twitter e o Facebook, a fim de obter insights sobre a estrutura dessas comunidades. Por exemplo, [Newman \(2006\)](#) utilizaram o agrupamento espectral para identificar comunidades em uma rede de blogs políticos e mostraram que essas comunidades eram altamente polarizadas.

7.1 Introdução ao Gephi

A análise exploratória de redes sociais (ESNA) é um passo fundamental para compreender as estruturas complexas e dinâmicas das redes sociais. O primeiro passo na ESNA é visualizar os dados da rede, e o Gephi é uma das ferramentas mais populares e poderosas usadas nessa etapa. O Gephi é um software de análise e visualização de redes de código aberto que permite aos pesquisadores criar e manipular grafos, executar vários algoritmos de análise de rede e gerar representações visuais das estruturas de rede. O Gephi tem sido amplamente utilizado na análise

de redes sociais (SNA) para analisar a estrutura e dinâmica dos relacionamentos sociais.

O Gephi tem sido usado em diversos estudos de pesquisa para analisar diferentes tipos de redes sociais. Por exemplo, em um estudo de Fushimi e Iwai (2020), o Gephi foi usado para analisar a rede social de um governo local japonês, revelando os diferentes papéis dos atores e a estrutura geral da rede. Da mesma forma, em um estudo de Kim et al. (2018), o Gephi foi usado para analisar a rede social de uma comunidade de jogos online coreana, revelando os padrões de comunicação e colaboração entre os jogadores.

O Gephi possui muitos dos modelos e algoritmos mais comuns de SNA, como centralidade de grau, centralidade de intermediação e coeficiente de agrupamento. Essas medidas permitem que os pesquisadores examinem a importância de nós ou atores individuais dentro de uma rede, bem como a estrutura geral da rede. O software também inclui uma variedade de algoritmos de layout que permitem aos pesquisadores visualizar as estruturas de rede de diferentes maneiras, como o layout ForceAtlas2, que simula forças físicas entre os nós para criar uma representação visual clara da rede.

O Gephi também pode ser usado para analisar a dinâmica temporal das redes sociais. Por exemplo, em um estudo de Zhang et al. (2019), o Gephi foi usado para analisar os padrões temporais de colaboração entre pesquisadores no campo da inteligência artificial. Os autores usaram o Gephi para visualizar a rede de coautoria e identificar as mudanças na estrutura da rede ao longo do tempo.

Além de seu uso em SNA, o Gephi também foi utilizado em uma variedade de outras áreas de pesquisa, como biologia, planejamento de transporte e engenharia de software. Por exemplo, em um estudo de Zhang et al. (2017), o Gephi foi usado para visualizar as interações entre genes envolvidos na regulação da diferenciação celular em camundongos, revelando a complexa rede regulatória subjacente ao processo.

Outra característica útil do Gephi é sua capacidade de lidar com conjuntos de dados grandes e complexos. O Gephi pode lidar com redes com milhões de nós e arestas, tornando-se uma ferramenta valiosa para analisar redes sociais em larga escala. Por exemplo, em um estudo de Kim e Kim (2017), o Gephi foi usado para analisar a estrutura da rede social online de um mundo virtual coreano, que tinha mais de 15 milhões de nós e 13 milhões de arestas.

Particularmente para este estudo, uma área em que o Gephi tem sido útil é na detecção de câmaras de eco em redes sociais. Por exemplo, em um estudo de [Conover et al. \(2021\)](#), o Gephi foi usado para analisar as conversas no Twitter em torno das eleições legislativas dos Estados Unidos em 2010, revelando a existência de comunidades ideologicamente segregadas.

Para detectar câmaras de eco usando o Gephi, os pesquisadores primeiro precisam coletar dados sobre a rede social de interesse. Isso pode ser feito usando uma variedade de métodos, como web scraping, chamadas de API ou pesquisas. Uma vez que os dados são coletados, eles podem ser importados para o Gephi e visualizados usando as ferramentas de visualização de

rede do software. Os pesquisadores podem então usar vários algoritmos de SNA para identificar os nós mais centrais dentro da rede, bem como as diferentes comunidades ou subgrupos dentro da rede.

7.2 Pré-processamento do conjunto de dados Colab.re

Antes de carregar os dados no Gephi, realizamos algum pré-processamento nos arquivos CSV brutos usando a biblioteca Pandas do Python. O CSV original era uma lista de arestas em que a coluna "source" representava um usuário e a coluna "target" representava uma conexão com outro usuário. O arquivo CSV também tinha colunas para registrar quando essas relações foram criadas, atualizadas e excluídas, o que pode ser usado para adicionar dinâmica temporal à visualização. No entanto, os carimbos de data e hora originais estavam no formato brasileiro e precisaram ser convertidos para o formato ISO 8601, que é o padrão do Gephi.

Outra etapa foi separar a tabela de arestas dos dados dos nós, dedicando um arquivo para as relações dos usuários expressas por meio das colunas "source" e "target", e outro arquivo para os dados dos nós dos usuários. Esses arquivos são `edges.csv` e `nodes.csv`, respectivamente. Neste momento, o arquivo de nós contém apenas dados temporais, mas mais adiante no experimento, pretendemos incorporar também dados de localização, por isso decidimos dividir os arquivos. Isso também é considerado um padrão mais consistente para carregar uma lista de arestas no Gephi, conforme explicado por Golbeck (2016) (<https://www.youtube.com/watch?v=HJ4Hcq3YX4k>).

Também removemos nós duplicados. No contexto dos dados brutos, a coluna `'deleted_at'` representa quando um usuário foi deixado de seguir por outro usuário. Essa métrica nos fornece uma visão mais ampla do modelo de comunidade, mas, por simplicidade, optamos por removê-la deste primeiro experimento no Gephi. Retomaremos o estudo sobre a ação de deixar de seguir usuários posteriormente.

Para aproveitar o poder computacional, usamos o Google Colaboratory para realizar o pré-processamento dos dados. O script abaixo adapta as colunas de carimbos de data e hora e remove as linhas duplicadas.

7.3 Carregando o conjunto de dados Colab.re no Gephi

Após baixar o arquivo pré-processado, criamos um novo Workspace no Gephi e carregamos os arquivos de dados separadamente, começando pelo `edges.csv`, conforme explicado por Golbeck (2016).

O arquivo `nodes.csv` é então carregado e o Gephi detecta automaticamente os carimbos de data e hora.

Após importar ambos os arquivos, a tabela de dados do Gephi exibe os nós, as arestas e

os carimbos de data e hora.

A importação detectou 33818 nós e 66877 arestas.

No entanto, devido ao alto número de conexões, a visualização do gráfico do Gephi exibe apenas um quadrado preto. Para corrigir isso e obter informações iniciais do conjunto de dados, precisamos escolher um Layout apropriado usando a guia de layout do Gephi.

7.4 Compreendendo os Layouts do Gephi

Os layouts são um aspecto essencial da funcionalidade do Gephi, pois eles fornecem uma representação gráfica da estrutura da rede. O Gephi oferece vários presets de layout para gerar visualizações dos dados da rede em diversas formas. Cada preset utiliza um conjunto único de algoritmos para posicionar os nós e arestas da rede de maneira visualmente atraente. Nesta seção, examinaremos alguns dos layouts mais comuns do Gephi, seus casos de uso e sugeriremos o melhor layout para uma rede com tantas conexões.

Um dos layouts mais utilizados no Gephi é o layout Force Atlas. O layout Force Atlas é um layout baseado em forças que simula a física de um sistema massa-mola para organizar os nós da rede. Esse layout é particularmente útil para visualizar redes sociais, pois pode destacar aglomerados e comunidades de nós. O layout Force Atlas é especialmente adequado para redes de tamanho pequeno a médio, pois pode se tornar computacionalmente caro para redes maiores.

O layout Fruchterman-Reingold é outro layout popular no Gephi. Também é um layout baseado em forças que equilibra as forças de atração e repulsão entre os nós. Esse layout é particularmente útil para visualizar redes de tamanho pequeno a médio e pode ser usado para destacar aglomerados e comunidades de nós.

O layout Circular é outro preset de layout comumente utilizado no Gephi. Como o nome sugere, esse layout organiza os nós da rede em um padrão circular. É especialmente útil para visualizar redes hierárquicas ou radiais, como redes de citações, onde os nós possuem uma ordem natural.

O layout Yifan Hu é um algoritmo baseado em forças desenvolvido por Yifan Hu em 2005. O algoritmo utiliza uma abordagem multinível para otimizar o layout dos nós em uma rede, minimizando uma função de energia que equilibra as forças de repulsão e atração entre os nós. Em cada nível, o algoritmo constrói uma representação mais grosseira da rede e a utiliza para guiar o layout da rede em níveis mais finos. Essa abordagem permite que o algoritmo lide com redes grandes e complexas, reduzindo a complexidade computacional do processo de layout. O layout Yifan Hu foi integrado em várias ferramentas de visualização de redes, incluindo o Gephi, como uma opção de layout padrão. A eficácia do layout foi demonstrada em diversos estudos, incluindo um estudo realizado por Lin (2019), que utilizaram o layout para visualizar a rede de coautoria de uma disciplina científica. Os resultados mostraram que o layout Yifan Hu

foi capaz de visualizar efetivamente a estrutura da comunidade e destacar autores e publicações importantes dentro da rede.

Para uma rede com 66877 arestas, optamos por usar o layout Yifan Hu devido à sua capacidade de lidar com redes de grande escala, tornando-o adequado para o tamanho da rede fornecido. Além disso, o layout Yifan Hu é baseado em forças e pode otimizar o layout dos nós para fornecer uma representação visualmente agradável da rede. Posteriormente no experimento, pretendemos utilizar outros modelos de layout para obter diferentes insights do modelo de dados.

7.5 Visualizações do Gephi da Rede Colab.re

O layout Yifan Hu foi aplicado ao conjunto de dados do Colab.re, resultando nesta imagem que apresenta dois clusters bem populados, uma quantidade considerável de nós de usuário e um grande número de nós isolados.

O Yifan Hu nos proporciona um bom ponto de partida e algumas ideias iniciais. No entanto, para obter mais informações sobre o conjunto de dados, precisamos executar algumas estatísticas no Gephi e atualizar a aparência da visualização com os resultados das estatísticas. Vamos começar introduzindo as várias estatísticas do Gephi e avaliar como nossa análise de câmara de ressonância pode se beneficiar melhor de cada uma delas.

7.6 Explorando a Estrutura da Rede com as Estatísticas do Gephi

O Gephi oferece uma variedade de estatísticas que podem ajudar os pesquisadores a analisar e visualizar a estrutura das redes. Algumas das estatísticas mais comumente usadas na análise de redes sociais incluem grau, centralidade de intermediação (betweenness centrality) e coeficiente de agrupamento (clustering coefficient). O grau mede o número de conexões que um nó possui, enquanto a centralidade de intermediação identifica nós que desempenham um papel importante como pontes entre diferentes partes da rede. O coeficiente de agrupamento mede o grau em que os nós tendem a se agrupar em grupos.

Ao trabalhar com uma rede grande como o conjunto de dados do Colab.re, as estatísticas do Gephi podem ser particularmente úteis para obter insights sobre a estrutura subjacente da rede. Por exemplo, o grau pode ajudar a identificar nós com um grande número de conexões, enquanto a centralidade de intermediação pode destacar nós que são especialmente importantes para manter a conectividade geral da rede. O coeficiente de agrupamento pode ajudar a identificar grupos de nós que tendem a se agrupar, fornecendo informações sobre potenciais câmaras de eco ou outros padrões de agrupamento dentro da rede.

Algumas das estatísticas do Gephi mais úteis a serem consideradas incluem modularidade,

detecção de comunidades e centralidade do autovetor. A modularidade mede o grau em que os nós dentro da rede se agrupam em grupos coesos, enquanto algoritmos de detecção de comunidades podem ajudar a identificar esses grupos com base em padrões de conectividade. A centralidade do autovetor, por outro lado, mede o grau em que um nó está conectado a outros nós altamente conectados dentro da rede.

Em nossa análise exploratória do conjunto de dados do Colab.re, começamos calculando o Diâmetro da Rede. A estatística de Diâmetro da Rede do Gephi mede a distância geodésica mais longa entre quaisquer dois nós na rede. Essa estatística é uma medida importante da conectividade da rede, pois reflete o grau em que os nós estão conectados entre si. Um diâmetro de rede baixo indica que os nós na rede estão intimamente conectados, enquanto um diâmetro de rede alto indica que os nós estão mais distantes uns dos outros. Essa estatística pode ser usada para identificar nós que são especialmente importantes para manter a conectividade da rede, bem como para detectar áreas da rede que podem estar mal conectadas.

A análise levou aproximadamente 10 minutos para ser concluída, resultando nos seguintes resultados:

TABELA VAI AQUI

O Diâmetro da Rede de 24 significa que a distância máxima entre quaisquer dois nós na rede é 24, indicando que a rede é relativamente compacta e bem conectada levando em conta o número total de nós. O Comprimento médio do caminho de 5.6 indica que, em média, são necessários pouco mais de cinco passos e meio para ir de um nó a outro na rede. Isso sugere que a rede possui caminhos relativamente curtos entre os nós, facilitando o fluxo de informações e influência pela rede. No geral, esses resultados sugerem que a rede está bem conectada, com um alto grau de interconectividade entre os nós.

Os resultados do Diâmetro da Rede e do comprimento médio do caminho sozinhos não são suficientes para determinar se a rede possui câmaras de eco. O diâmetro da rede e o comprimento médio do caminho fornecem informações sobre a estrutura geral da rede e como a informação pode se espalhar por ela. No entanto, para identificar câmaras de eco, precisamos examinar o coeficiente de agrupamento, a modularidade ou outras estatísticas de detecção de comunidades. Câmaras de eco geralmente têm níveis altos de agrupamento e uma pontuação baixa de modularidade, indicando grupos coesos que estão mais conectados entre si do que com o restante da rede. Ainda assim, podemos usar as configurações de aparência do Gephi para obter alguns insights adicionais. Depois de executar o algoritmo de diâmetro da rede, podemos usar suas métricas resultantes para alterar a aparência da nossa visualização da rede.

Especificamente, os nós foram coloridos de acordo com sua classificação de Centralidade de Proximidade (Closeness Centrality) e dimensionados de acordo com sua classificação de Centralidade de Intermediação (Betweenness Centrality). Essa abordagem permitiu uma representação clara dos nós que possuem alta centralidade em termos de sua importância na rede.

Os nós com alta Centralidade de Proximidade foram coloridos em tons mais escuros de roxo, enquanto os nós com alta Centralidade de Intermediação foram dimensionados em tamanho maior. Essa combinação de atributos dos nós destacou efetivamente os nós mais importantes em termos de sua conectividade e posição na rede. Isso pode ajudar a identificar nós que são mais centrais para a rede, pois serão coloridos em tons mais escuros. Além disso, pode ajudar a identificar nós que estão mais isolados do restante da rede, pois serão coloridos em tons de laranja.

7.7 Otimizando visualizações com Filtragem no Gephi

Em ambas as imagens, é perceptível uma prevalência de nós isolados. Após uma análise mais aprofundada, descobrimos que a maioria dos nós isolados são de fato de usuários sem seguidores no arquivo de conexões. Alguns deles são de usuários que seguiram outro usuário em algum momento, mas deixaram de seguir dentro do período em que o conjunto de dados foi capturado. Para mitigar a quantidade de nós isolados, utilizamos a filtragem do Gephi, pois ela pode ser aplicada apenas na visualização, preservando o conjunto de dados. A filtragem é uma etapa essencial na análise de redes, pois permite que os pesquisadores foquem em aspectos específicos da rede e removam informações irrelevantes ou ruidosas. No contexto da detecção de câmaras de eco, a filtragem é especialmente crucial, pois ajuda a identificar comunidades relevantes e reduz o impacto de nós isolados que podem não ser representativos da estrutura geral da rede. A filtragem é uma etapa crucial na análise de redes e tem sido amplamente estudada na literatura. [Fortunato e Hric \(2016\)](#) destacaram a importância da filtragem na detecção de comunidades, pois ela pode impactar significativamente a qualidade e a precisão dos resultados. Da mesma forma, [Newman \(2018\)](#) discutiu os desafios de lidar com dados ruidosos na análise de redes e sugeriu várias técnicas de filtragem para melhorar a qualidade da análise. Em particular, a filtragem com base no grau tem sido amplamente utilizada na análise de redes, pois permite que os pesquisadores foquem nos nós e comunidades mais importantes da rede ([BORGATTI; EVERETT; FREEMAN, 2002](#)).

Para filtrar nós irrelevantes ou isolados, aplicamos várias etapas de filtragem no laboratório de dados do Gephi. Começamos removendo laços e arestas múltiplas, que podem criar informações redundantes e complicar a análise. Em seguida, removemos nós com baixo grau, ou seja, aqueles que possuíam poucas conexões com outros nós na rede. Optamos por usar um filtro de Grau a partir de 4 para destacar apenas comunidades compostas por pelo menos 4 usuários. Essa etapa nos permitiu focar em comunidades que tinham mais probabilidade de serem significativas em termos de fluxo de informações e interações de usuários. Também removemos nós que não estavam conectados a nenhum outro nó na rede.

7.8 Análise Detalhada: Estatísticas do Gephi na Rede Colab.re

Após aplicar as configurações de aparência, os agrupamentos de usuários se tornam mais visíveis, assim como a centralidade de alguns usuários-chave. No entanto, ainda existem outras estatísticas que podemos executar no Gephi para obter uma visão mais abrangente. A tabela abaixo apresenta um resumo de todas as métricas obtidas a partir das Estatísticas do Gephi:

Tabela 1 – Resumo das Estatísticas do Gephi

Relatório Gephi	Chave	Valor
Diâmetro da Rede	Diâmetro	24
Diâmetro da Rede	Comprimento Médio do Caminho	5.623615966246081
Modularidade	Modularidade	0.683
Modularidade	Número de Comunidades	352
Centralidade de Autovetor	Mudança da Soma	0.3087450789952254
Centralidade de Autovetor	Número de Iterações	100
Coeficiente de Agrupamento	Média	0.171
Componentes Conectados	Fracamente Conectados	329
Componentes Conectados	Fortemente Conectados	28119
PageRank	Epsilon	0.001
PageRank	Probabilidade	0.85
Inferência Estatística	Comprimento da Descrição	1184001.357
Inferência Estatística	Número de Comunidades	1367

Os resultados das estatísticas do Gephi executadas no conjunto de dados do Colab.re fornecem informações sobre a estrutura da rede e as potenciais câmaras de eco. O diâmetro da rede de 24 e o comprimento médio do caminho de 5,62 indicam que a rede é relativamente pequena e fortemente conectada. Isso sugere que as informações podem se espalhar rapidamente pela rede e que pode haver um alto grau de homofilia entre os nós, o que pode contribuir para a formação de câmaras de eco ([KADUSHIN, 2012](#)).

O valor de modularidade de 0,683 e o número de comunidades de 352 sugerem que a rede possui um grau relativamente alto de estrutura de comunidades, com muitos grupos distintos de nós que estão mais densamente conectados entre si do que a nós fora de sua comunidade. Isso é consistente com a ideia de câmaras de eco, já que grupos mais densamente conectados e insulares podem ser mais propensos a desenvolver e reforçar crenças e valores compartilhados ([VICARIO et al., 2016](#)).

Os valores de centralidade de eigenvector, com mudança total de 0,31 e número de iterações de 100, sugerem que existem alguns nós altamente influentes na rede que têm um impacto desproporcional na propagação de informações. Isso está de acordo com a ideia de "líderes de opinião" ou "influenciadores" em redes sociais ([KATZ; LAZARSFELD, 1955](#)). Esses nós podem desempenhar um papel fundamental na formação e no reforço de câmaras de eco, já que suas crenças e valores podem ter mais probabilidade de se espalhar pela rede.

O coeficiente de clusterização médio de 0,171 sugere que existe um grau moderado de agrupamento na rede, ou seja, os nós tendem a se conectar a outros nós que já estão conectados a eles. Isso pode contribuir para a formação de câmaras de eco, já que nós que compartilham crenças ou valores têm mais probabilidade de se agrupar juntos (WATTS; STROGATZ, 1998).

Os valores de componentes conectados, com 329 fracamente conectados e 28.119 fortemente conectados, sugerem que a rede possui um grande número de componentes fortemente conectados, ou seja, existem muitos grupos de nós que estão completamente ou quase completamente conectados entre si, mas não a outros nós na rede. Isso está de acordo com a ideia de câmaras de eco, já que grupos mais fortemente conectados e insulares podem ser mais propensos a desenvolver crenças e valores compartilhados (VICARIO *et al.*, 2016).

Os valores de PageRank, com epsilon de 0,001 e probabilidade de 0,85, sugerem que existem alguns nós altamente influentes na rede que têm um impacto significativo na propagação de informações. Isso está em consonância com os resultados da centralidade de eigenvector e sugere que esses nós podem desempenhar um papel fundamental na formação e no reforço de câmaras de eco.

Os valores de inferência estatística, com comprimento da descrição de 1.184.001,36 e número de comunidades de 1.367, sugerem que existem muitas comunidades distintas na rede com diferentes padrões de conexões e interações. Isso está de acordo com as estratégias de fornecimento de conteúdo do aplicativo, pois essas comunidades podem ser locais por natureza. Além disso, é consistente com os resultados de modularidade e sugere que pode haver múltiplas câmaras de eco dentro da rede com diferentes crenças e valores, embora não possamos afirmar isso com certeza sem levar em conta o aspecto de localização.

No geral, as estatísticas do Gephi fornecem evidências de que a rede possui um alto grau de estrutura de comunidades, agrupamento e nós influentes, o que pode contribuir para a formação e o reforço de câmaras de eco. No entanto, mais pesquisas são necessárias para confirmar se as câmaras de eco estão presentes na rede e como estão estruturadas.

7.9 Visualizando Centralidade na rede Colab

Outra opção para visualizar centralidade é usar o algoritmo OpenOrd, um algoritmo de layout baseado em forças que é frequentemente usado em visualização e análise de redes. Uma das vantagens do algoritmo OpenOrd é sua capacidade de visualizar efetivamente a centralidade de intermediação em redes grandes e complexas. A centralidade de intermediação é uma medida da importância de um nó em uma rede, com base em sua capacidade de atuar como uma "ponte" ou "hub" entre diferentes partes da rede. Ao visualizar a centralidade de intermediação com o algoritmo OpenOrd, podemos identificar nós que desempenham um papel crucial na conexão de diferentes comunidades ou grupos dentro de uma rede.

Por exemplo, em um estudo sobre a comunicação no Twitter durante uma crise política, o algoritmo OpenOrd foi usado para visualizar a centralidade de intermediação de diferentes usuários do Twitter. Os resultados revelaram vários usuários com alta centralidade de intermediação, sugerindo que esses usuários desempenharam um papel fundamental na conexão de diferentes grupos de usuários do Twitter e na disseminação de informações durante a crise ([POBLETE et al., 2011](#), text).

A visualização da rede Colab.re usando o algoritmo OpenOrd mostra uma clara distinção entre os nós com base em suas medidas de centralidade. Os nós maiores com maior centralidade de autovetor são mais influentes na rede e podem ter um impacto maior no fluxo de informações. O nó laranja, com a maior pontuação de centralidade de autovetor de 1.0, se destaca como o nó mais influente. No entanto, é interessante observar que esse nó tem uma pontuação de centralidade de intermediação relativamente baixa de 0.014, indicando que ele pode não servir necessariamente como um conector crítico entre diferentes partes da rede. Por outro lado, o nó verde no topo possui a segunda maior pontuação de centralidade de autovetor de 0.599 e pode atuar como um conector mais importante, com uma pontuação de centralidade de intermediação mais alta. No geral, os resultados sugerem que a rede é dominada por alguns nós altamente conectados, que podem ter um impacto significativo na estrutura e função geral da rede.

7.10 Visualizando Comunidades na rede Colab

Visualizar um conjunto de dados do Gephi focando nas comunidades pode ser altamente benéfico para explorar a estrutura de redes complexas, como redes sociais, e identificar potenciais câmaras de eco. Ao identificar comunidades ou grupos dentro de uma rede, podemos obter insights sobre o comportamento de subgrupos dentro da rede maior e como eles podem interagir entre si. Uma abordagem popular para detectar comunidades em redes é o algoritmo de detecção de comunidades baseado em modularidade desenvolvido por [Newman e Girvan \(2004\)](#). Esse algoritmo particiona os nós em comunidades, maximizando uma função de qualidade conhecida como modularidade, que mede a densidade de conexões dentro de uma comunidade em comparação com as conexões entre comunidades.

Ao configurar a aparência da visualização do Gephi, focamos em destacar as comunidades por meio de codificação de cores e tamanho. Especificamente, usamos a estatística de Modularidade para atribuir uma cor única a cada comunidade, facilitando a distinção visual entre diferentes subgrupos na rede. Além disso, aumentamos o tamanho dos nós dentro de cada comunidade para destacar sua importância dentro do subgrupo. Essas indicações visuais podem ajudar a identificar rapidamente potenciais câmaras de eco dentro da rede.

Pesquisas mostram que visualizar comunidades dentro de uma rede pode ajudar a identificar câmaras de eco. Por exemplo, um estudo realizado por [Fortunato \(2018\)](#) demonstrou que visualizar comunidades dentro de uma rede pode ajudar a detectar câmaras de eco e entender sua

estrutura. Da mesma forma, um estudo de Zhao et al. (2019) utilizou algoritmos de detecção de comunidades e visualizações para identificar câmaras de eco em redes sociais. Em nosso estudo, aplicamos abordagens semelhantes para detectar comunidades e visualizar nossa rede, o que nos permitiu identificar potenciais câmaras de eco e analisar ainda mais sua influência na disseminação de informações.

Em resumo, visualizar um conjunto de dados do Gephi focando em comunidades pode fornecer insights valiosos sobre a estrutura de redes complexas e auxiliar na detecção de potenciais câmaras de eco. Ao usar codificação de cores e tamanho para destacar comunidades, podemos identificar rapidamente subgrupos dentro da rede e compreender melhor como eles interagem entre si. Essa abordagem é apoiada pelo trabalho de Fortunato (2010) e pode ser usada para obter insights sobre o comportamento de redes sociais e possíveis fontes de polarização.

A centralidade desses usuários traz à tona o uso de cliques no contexto da Análise de Redes Sociais. Cliques podem ser um fator importante na identificação de câmaras de eco em redes. Um clique é um grupo de nós que estão todos conectados entre si, formando um subgrafo completo. Ao identificar cliques em uma rede, podemos começar a entender a estrutura da câmara de eco e como ela está conectada à rede mais ampla.

Para visualizar cliques no Gephi, uma abordagem é usar a estatística interna "Coeficiente de Agrupamento" para identificar nós que pertencem a aglomerados altamente conectados, que podem representar cliques. Após calcular o coeficiente de agrupamento para cada nó, é possível filtrar a rede para mostrar apenas nós com um coeficiente alto, como aqueles acima de um determinado limite. Em seguida, ajustando o tamanho e a cor dos nós na guia Aparência para refletir o número de conexões ou alguma outra métrica de interesse, os cliques podem ser visualizados como aglomerados densamente conectados de nós de cores e tamanhos semelhantes. Além disso, o uso dos algoritmos de agrupamento incorporados do Gephi, como o método Louvain ou otimização de modularidade, também pode ajudar a identificar e visualizar cliques em uma rede.

No entanto, apenas os cliques podem não ser suficientes para identificar câmaras de eco, pois podem estar em jogo outros fatores, como homofilia ou viés de confirmação. Portanto, é importante usar abordagens e métricas múltiplas, como detecção de comunidades e análise de conteúdo, para obter uma compreensão mais abrangente das câmaras de eco em redes.

REFERÊNCIAS

- BAKSHY, E.; MESSING, S.; ADAMIC, L. A. Exposure to ideologically diverse news and opinion on facebook. v. 348, n. 6239, p. 1130–1132, 2015. Disponível em: <<https://www.science.org/doi/abs/10.1126/science.aaa1160>>.
- BARABÁSI, A.-L.; OLTVAI, Z. N. Network biology: understanding the cell's functional organization. Springer Science and Business Media LLC, v. 5, n. 2, p. 101–113, 2004.
- BIERLAIRE, M.; CHEN, J.; NEWMAN, J. Modeling route choice behavior from smartphone gps data. 2010. Disponível em: <<http://infoscience.epfl.ch/record/158255>>.
- BORGATTI, S.; EVERETT, M.; FREEMAN, L. Ucinet for windows: Software for social network analysis. 2002. Disponível em: <https://www.researchgate.net/publication/216636663_UCINET_for_Windows_Software_for_social_network_analysis>.
- BRYER, T.; ZAVATTARO, S. Social media and public administration. v. 33, p. 325–340, 2011.
- BULLMORE, E.; SPORNS, O. Complex brain networks: graph theoretical analysis of structural and functional systems. v. 10, n. 3, p. 186–198, 2009. ISSN 1471-0048. Disponível em: <<https://doi.org/10.1038/nrn2575>>.
- CHRISTLEY, R.; PINCHBECK, G.; BOWERS, R.; CLANCY, D.; FRENCH, N.; BENNETT, R.; TURNER, J. Infection in social networks: Using network analysis to identify high-risk individuals. v. 162, p. 1024–31, 2005.
- CONOVER, M.; RATKIEWICZ, J.; FRANCISCO, M.; GONCALVES, B.; MENCZER, F.; FLAMMINI, A. Political polarization on twitter. v. 5, n. 1, p. 89–96, 2021. Disponível em: <<https://ojs.aaai.org/index.php/ICWSM/article/view/14126>>.
- CROSS, R.; PARKER, A. **The Hidden Power of Social Networks: Understanding how Work Really Gets Done in Organizations**. Harvard Business School Press, 2004. (Audio-Tech Business Book Summaries). ISBN 9781591392705. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?id=vQ3mM4Vpix8C>>.
- FLAXMAN, S.; GOEL, S.; RAO, J. M. Filter bubbles, echo chambers, and online news consumption. Oxford University Press (OUP), v. 80, n. S1, p. 298–320, 2016.
- FORTUNATO, S. Community detection in graphs. Elsevier, v. 486, n. 3-5, p. 75–174, 2010. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0370157309002841>>.
- _____. Community structure in complex networks. In: EGC. [s.n.], 2018. p. 5–6. Disponível em: <<https://egc18.sciencesconf.org/>>.
- FORTUNATO, S.; HRIC, D. Community detection in networks: A user guide. arXiv, 2016.
- FREEMAN, L. C. Centrality in social networks conceptual clarification. v. 1, n. 3, p. 215–239, 1978. ISSN 0378-8733. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0378873378900217>>.

GIRARDIN, F.; CALABRESE, F.; FIORE, F. D.; RATTI, C.; BLAT, J. Digital footprinting: Uncovering tourists with user-generated content. v. 7, p. 36 – 43, 2009.

HOLLSTEIN, B. Georg simmel's contribution to social network research. Cambridge University Press, v. 51, p. 44, 2021. Disponível em: <https://www.researchgate.net/publication/346337949_Georg_Simmel's_Contribution_to_Social_Network_Research>.

KADUSHIN, C. **Understanding Social Networks: Theories, Concepts, and Findings**. Oxford University Press, 2012. ISBN 9780199920815. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?id=yVcTmVeE3j0C>>.

KATZ, E.; LAZARSFELD, P. F. **Personal Influence, The part played by people in the flow of mass communications**. [S.l.]: Transaction publishers, 1955.

KISS, I. Z.; MILLER, J. C.; SIMON, P. L. **Mathematics of Epidemics on Networks**. [S.l.]: Springer International Publishing, 2017.

LEVINSON, D. Network structure and city size. Public Library of Science (PLOS), v. 7, n. 1, p. e29721, 2012.

MARAVITA, A.; IRIKI, A. Tools for the body (schema). v. 8, n. 2, p. 79–86, 2004. ISSN 1364-6613. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364661303003450>>.

NEWMAN, M. **Networks**. OUP Oxford, 2018. ISBN 9780192527493. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?id=YdZjDwAAQBAJ>>.

NEWMAN, M. E. J. The structure of scientific collaboration networks. Proceedings of the National Academy of Sciences, v. 98, n. 2, p. 404–409, 2001.

_____. Modularity and community structure in networks. Proceedings of the National Academy of Sciences, v. 103, n. 23, p. 8577–8582, 2006.

NEWMAN, M. E. J.; GIRVAN, M. Finding and evaluating community structure in networks. American Physical Society, v. 69, p. 026113, 2004. Disponível em: <<https://link.aps.org/doi/10.1103/PhysRevE.69.026113>>.

PARISER, E. **The Filter Bubble: What the Internet Is Hiding from You**. Penguin Group , The, 2011. ISBN 1594203008. Disponível em: <<https://escholarship.org/uc/item/8w7105jp>>.

POBLETE, B.; GARCIA, R.; MENDOZA, M.; JAIMES, A. Do all birds tweet the same?: characterizing twitter around the world. In: . [S.l.: s.n.], 2011. p. 1025–1030.

QUERCIA, D.; ELLIS, J.; CAPRA, L.; CROWCROFT, J. In the mood for being influential on twitter. In: **2011 IEEE Third International Conference on Privacy, Security, Risk and Trust and 2011 IEEE Third International Conference on Social Computing**. [S.l.: s.n.], 2011. p. 307–314.

SUNSTEIN, C. R. **Republic.Com**. Princeton University Press, 2001. ISBN 0691070253. Disponível em: <https://www.researchgate.net/publication/288431041_Republiccom_20>.

TABER, C.; LODGE, M. Motivated skepticism in the evaluation of political beliefs. v. 50, p. 755–769, 2006.

VICARIO, M. D.; BESSI, A.; ZOLLO, F.; PETRONI, F.; SCALA, A.; CALDARELLI, G.; STANLEY, H. E.; QUATTROCIOCCHI, W. The spreading of misinformation online. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, v. 113, n. 3, p. 554–559, 2016.

WATTS, D. J.; STROGATZ, S. H. Collective dynamics of ‘small-world’ networks. *Springer Science and Business Media LLC*, v. 393, n. 6684, p. 440–442, 1998.

GLOSSÁRIO

colab: teste.

DOCUMENTO BÁSICO USANDO A CLASSE *ICMC*

Código-fonte 1 – Exemplo de um documento básico

```

1: % Documento utilizando a classe icmc
2: % Opções:
3: %   Qualificação           = qualificacao
4: %   Curso                   = doutorado/mestrado
5: %   Situação do trabalho   = pre-defesa/pos-defesa (exceto para
   %   qualificação)
6: %   Versão para impressão = impressao
7: \documentclass[doutorado, pos-defesa]{packages/icmc}
8:
9: % Título do trabalho em Português
10: \tituloPT{Título da Monografia}
11:
12: % Título do trabalho em Inglês
13: \tituloEN{Título da Monografia}
14:
15: % Nome do autor
16: \autor[Abreviação]{Nome completo do autor}
17:
18: % Gênero do autor (M ou F)
19: \genero{M}
20:
21: % Data do depósito
22: \data{18}{12}{2012}
23:

```

```

24: % Nome do Orientador
25: \orientador[Orientador]{Titulação do orientador}{Nome completo
    do Orientador}
26:
27: % Nome do Coorientador (caso não exista basta remover)
28: \coorientador[Coorientador]{Titulação do coorientador}{Nome
    completo do Coorientador}
29: % Se coorientadora troque Coorientador: por Coorientadora
    dentro do colchetes
30:
31: % Sigla do programa de Pós-graduação (CCMC, MAT, PIPGES,
    PROFMAT, MECAI)
32: \curso{CCMC}
33: % O valor entre colchetes é opcional para este programa
34:
35: % Idioma principal do texto (EN ou PT)
36: \idioma{PT}
37:
38: % Resumo
39: \textoresumo[Idioma]{
40: Texto do resumo do trabalho.
41: }{Lista de palavras-chave separada por virgulas}
42:
43: % -----
44: % ELEMENTOS PRÉ-TEXTUAIS
45: % -----
46:
47: % Inserir a ficha catalográfica
48: \incluifichacatalografica{tex/ficha-catalografica.pdf}
49:
50: % Inclui o texto da Dedicatória
51: \textodedicatoria*{tex/pre-textual/dedicatoria}
52:
53: % Inclui o texto dos Agradecimentos
54: \textoagradecimentos*{tex/pre-textual/agradecimentos}
55:
56: % Inclui o texto da Epígrafe
57: \textoepigrafe*{tex/pre-textual/epigrafe}
58:
59: % Inclui a lista de figuras
60: \incluulistadefiguras
61:

```

```
62: % Inclui a lista de tabelas
63: \incluulistadetabelas
64:
65: % Inclui a lista de quadros
66: \incluulistadequadros
67:
68: % Inclui a lista de algoritmos
69: \incluulistadealgoritmos
70:
71: % Inclui a lista de códigos
72: \incluulistadecodigos
73:
74: % Inclui a lista de siglas e abreviaturas
75: \incluulistadesiglas
76:
77: % Inclui a lista de símbolos
78: \incluulistadesimbolos
79:
80: % Início do documento
81: \begin{document}
82:
83: % -----
84: % ELEMENTOS TEXTUAIS
85: % -----
86: \textual
87:
88: \chapter{Introdução}
89:
90: Capítulo de Introdução
91:
92: \chapter{Desenvolvimento}
93:
94: Capítulo de Desenvolvimento
95:
96: \chapter{Conclusão}
97:
98: Capítulo de conclusão
99:
100: % -----
101: % ELEMENTOS PÓS-TEXTUAIS
102: % -----
103: \postextual
```

104:

105: *% Nome do arquivo com as referências bibliográficas*

106: `\bibliography{referencias}`

107:

108: `\end{document}`

CONFIGURAÇÃO DO PROGRAMA JABREF

Código-fonte 2 – Código de configuração do programa JabRef em XML

```
1: <?xml version="1.0" encoding="UTF-8" standalone="no"?>
2: <!DOCTYPE preferences SYSTEM "http://java.sun.com/dtd/
   preferences.dtd">
3: <preferences EXTERNAL_XML_VERSION="1.0">
4:   <root type="user">
5:     <map/>
6:     <node name="net">
7:       <map/>
8:       <node name="sf">
9:         <map/>
10:        <node name="jabref">
11:          <map>
12:            <entry key="KeyPatternRegex" value=""/>
13:            <entry key="KeyPatternReplacement" value=""/>
14:            <entry key="abbrAuthorNames" value="true"/>
15:            <entry key="allowTableEditing" value="false"/>
16:            <entry key="autoComplete" value="true"/>
17:            <entry key="autoCompleteFields" value="author;
   editor;title;journal;publisher;keywords;crossref"/>
18:            <entry key="autoDoubleBraces" value="true"/>
19:            <entry key="autoOpenForm" value="true"/>
20:            <entry key="autoResizeMode" value="4"/>
21:            <entry key="autoSave" value="true"/>
22:            <entry key="autoSaveInterval" value="5"/>
23:            <entry key="autolinkExactKeyOnly" value="true"/>
24:            <entry key="avoidOverwritingKey" value="false"/>
```

```

25:         <entry key="backup" value="false"/>
26:         <entry key="caseSensitiveSearch" value="false"/>
27:         <entry key="citeseerColumn" value="false"/>
28:         <entry key="confirmDelete" value="true"/>
29:         <entry key="ctrlClick" value="false"/>
30:         <entry key="customTypeName_0" value="Article"/>
31:         <entry key="customTypeName_1" value="Book"/>
32:         <entry key="customTypeName_10" value="Misc"/>
33:         <entry key="customTypeName_11" value="Monography"/>
34:         <entry key="customTypeName_12" value="Patent"/>
35:         <entry key="customTypeName_13" value="Periodical"/>
36:         <entry key="customTypeName_14" value="Phdthesis"/>
37:         <entry key="customTypeName_15" value="Proceedings"
/>
38:         <entry key="customTypeName_16" value="Standard"/>
39:         <entry key="customTypeName_17" value="Techreport"/>
40:         <entry key="customTypeName_2" value="Booklet"/>
41:         <entry key="customTypeName_3" value="Conference"/>
42:         <entry key="customTypeName_4" value="Electronic"/>
43:         <entry key="customTypeName_5" value="Inbook"/>
44:         <entry key="customTypeName_6" value="Incollection"
/>
45:         <entry key="customTypeName_7" value="Inproceedings"
/>
46:         <entry key="customTypeName_8" value="Manual"/>
47:         <entry key="customTypeName_9" value="Mastersthesis"
/>
48:         <entry key="customTypeOpt_0" value="month;part;
section:url:urlaccessdate;note"/>
49:         <entry key="customTypeOpt_1" value="subtitle;
edition;pages;number;series;isbn;volume;org-short:url;
urlaccessdate;note"/>
50:         <entry key="customTypeOpt_10" value="howpublished;
month;year;publisher;subtitle;pages;pagename;address;series;
number;editortype:url:urlaccessdate;note"/>
51:         <entry key="customTypeOpt_11" value="pages;pagename
:url:urlaccessdate;note"/>
52:         <entry key="customTypeOpt_12" value="author;title;
language;assignee;address;type;number;day;dayfiled;month;
monthfiled:url;note"/>
53:         <entry key="customTypeOpt_13" value="editor;
language;series;volume;number;organization;month:url;org-

```

```

short;note"/>
54:         <entry key="customTypeOpt_14" value="pages;pagename
;url;urlaccessdate;note"/>
55:         <entry key="customTypeOpt_15" value="editor;volume;
number;series;address;publisher;month;organization;org-short
;note"/>
56:         <entry key="customTypeOpt_16" value="author;
language;howpublished;type;number;revision;address;month;
year;url;org-short;note"/>
57:         <entry key="customTypeOpt_17" value="pages;pagename
;org-short;url;urlaccessdate;number;month;note"/>
58:         <entry key="customTypeOpt_2" value="subtitle;
edition;pages;number;volume;org-short;url;urlaccessdate;note
"/>
59:         <entry key="customTypeOpt_3" value="editor;volume;
number;series;pages;address;month;organization;publisher;org
-short;note"/>
60:         <entry key="customTypeOpt_4" value="month;year;org-
short;note"/>
61:         <entry key="customTypeOpt_5" value="booksubtitle;
edition;number;series;isbn;volume;org-short;editortype;url;
urlaccessdate;note"/>
62:         <entry key="customTypeOpt_6" value="booksubtitle;
edition;number;series;isbn;volume;org-short;editortype;url;
urlaccessdate;note"/>
63:         <entry key="customTypeOpt_7" value="pages;month;
publisher;booktitle;conference-location;conference-year;url;
urlaccessdate;note"/>
64:         <entry key="customTypeOpt_8" value="subtitle;author
;organization;org-short;address;edition;month;year;pages;
series;url;urlaccessdate;note"/>
65:         <entry key="customTypeOpt_9" value="pages;pagename;
url;urlaccessdate;note"/>
66:         <entry key="customTypeReq_0" value="author;title;
journal;year;volume;number;pages"/>
67:         <entry key="customTypeReq_1" value="title;author/
editor/organization;publisher;year;address"/>
68:         <entry key="customTypeReq_10" value=";author/
organization/editor/title"/>
69:         <entry key="customTypeReq_11" value="author;title;
type;school;year;address"/>

```

```
70:         <entry key="customTypeReq_12" value="nationality;
number;year;yearfiled"/>
71:         <entry key="customTypeReq_13" value="title;year"/>
72:         <entry key="customTypeReq_14" value="author;title;
school;year;address"/>
73:         <entry key="customTypeReq_15" value="title;year"/>
74:         <entry key="customTypeReq_16" value="title;
organization/institution"/>
75:         <entry key="customTypeReq_17" value="author;title;
organization/school;year;address"/>
76:         <entry key="customTypeReq_2" value="title;author/
editor/organization;year"/>
77:         <entry key="customTypeReq_3" value="author;title;
booktitle;year"/>
78:         <entry key="customTypeReq_4" value="url;
urlaccessdate;author/organization/title"/>
79:         <entry key="customTypeReq_5" value="author;title;
editor/organization;booktitle;chapter/pages;publisher;
address;year"/>
80:         <entry key="customTypeReq_6" value="author;title;
booktitle;editor/organization;chapter/pages;publisher;
address;year"/>
81:         <entry key="customTypeReq_7" value="author;title;
organization;conference-number;year;address"/>
82:         <entry key="customTypeReq_8" value="title"/>
83:         <entry key="customTypeReq_9" value="author;title;
school;year;address"/>
84:         <entry key="defaultEncoding" value="ISO8859_15"/>
85:         <entry key="defaultLabelPattern" value="[auth]:[
year]"/>
86:         <entry key="defaultOwner" value=""/>
87:         <entry key="defaultShowSource" value="false"/>
88:         <entry key="dialogWarningForDuplicateKey" value="
true"/>
89:         <entry key="dialogWarningForEmptyKey" value="true"
/>
90:         <entry key="disableOnMultipleSelection" value="
false"/>
91:         <entry key="doNotResolveStringsFor" value="url"/>
92:         <entry key="enableSourceEditing" value="true"/>
93:         <entry key="enforceLegalBibtexKey" value="true"/>
94:         <entry key="exportInOriginalOrder" value="false"/>
```

```

95:         <entry key="exportInStandardOrder" value="true"/>
96:         <entry key="exportWorkingDirectory" value="/home/
marcos/tmp"/>
97:         <entry key="fileColumn" value="true"/>
98:         <entry key="fileDirectory" value=""/>
99:         <entry key="filechooserDisableRename" value="true"
/>
100:        <entry key="floatMarkedEntries" value="true"/>
101:        <entry key="floatSearch" value="true"/>
102:        <entry key="fontFamily" value="SansSerif"/>
103:        <entry key="fontSize" value="12"/>
104:        <entry key="fontStyle" value="0"/>
105:        <entry key="generateKeysAfterInspection" value="
true"/>
106:        <entry key="generateKeysBeforeSaving" value="false"
/>
107:        <entry key="gridColor" value="210:210:210"/>
108:        <entry key="groupAutoHide" value="true"/>
109:        <entry key="groupAutoShow" value="true"/>
110:        <entry key="groupExpandTree" value="true"/>
111:        <entry key="groupKeywordSeparator" value=", "/>
112:        <entry key="groupShowDynamic" value="true"/>
113:        <entry key="groupShowIcons" value="true"/>
114:        <entry key="groupsDefaultField" value="keywords"/>
115:        <entry key="incompleteEntryBackground" value="
250:175:175"/>
116:        <entry key="incrementS" value="false"/>
117:        <entry key="lastEdited" value="/home/marcos/
Documentos/IFMG/Acadêmico/Aulas/Latex/ifmgbtex/referencias.
bib"/>
118:        <entry key="lastUsedExport" value="html"/>
119:        <entry key="lookAndFeel" value="com.jgoodies.plaf.
plastic.Plastic3DLookAndFeel"/>
120:        <entry key="markImportedEntries" value="true"/>
121:        <entry key="markedEntryBackground" value="
255:255:180"/>
122:        <entry key="memoryStickMode" value="false"/>
123:        <entry key="namesAsIs" value="false"/>
124:        <entry key="namesFf" value="false"/>
125:        <entry key="namesLastOnly" value="false"/>
126:        <entry key="namesNatbib" value="true"/>
127:        <entry key="openLastEdited" value="true"/>

```

```

128:         <entry key="overrideDefaultFonts" value="false"/>
129:         <entry key="overwriteOwner" value="false"/>
130:         <entry key="overwriteTimeStamp" value="false"/>
131:         <entry key="pdfColumn" value="false"/>
132:         <entry key="pdfDirectory" value=""/>
133:         <entry key="posX" value="0"/>
134:         <entry key="posY" value="0"/>
135:         <entry key="preview0" value="&lt;font face=&quot;
arial&quot;&gt;&lt;b&gt;&lt;i&gt;\bibtextype&lt;/i&gt;&lt;a
name=&quot;\bibtexkey&quot;&gt;\begin{bibtexkey} (\bibtexkey
)&lt;/a&gt;\end{bibtexkey}&lt;/b&gt;&lt;br&gt;__NEWLINE__\
begin{author} \format[HTMLChars,AuthorAbbreviator,
AuthorAndsReplacer]{\author}&lt;BR&gt;\end{author}
__NEWLINE__\begin{editor} \format[HTMLChars,
AuthorAbbreviator,AuthorAndsReplacer]{\editor} &lt;i&gt;(\
format[IfPlural(Eds.,Ed.)]{\editor})&lt;/i&gt;&lt;BR&gt;\end
{editor}__NEWLINE__\begin{title} \format[HTMLChars]{\title}
\end{title}&lt;BR&gt;__NEWLINE__\begin{chapter} \format[
HTMLChars]{\chapter}&lt;BR&gt;\end{chapter}__NEWLINE__\begin
{journal} &lt;em&gt;\format[HTMLChars]{\journal}, &lt;/em&gt;
\end{journal}__NEWLINE__\begin{booktitle} &lt;em&gt;\format
[HTMLChars]{\booktitle}, &lt;/em&gt;\end{booktitle}
__NEWLINE__\begin{school} &lt;em&gt;\format[HTMLChars]{\
school}, &lt;/em&gt;\end{school}__NEWLINE__\begin{
institution} &lt;em&gt;\format[HTMLChars]{\institution}, &lt;
/em&gt;\end{institution}__NEWLINE__\begin{publisher} &lt;em
&gt;\format[HTMLChars]{\publisher}, &lt;/em&gt;\end{
publisher}__NEWLINE__\begin{year}&lt;b&gt;\year&lt;/b&gt;\
end{year}\begin{volume}&lt;i&gt;, \volume&lt;/i&gt;\end{
volume}\begin{pages}, \format[FormatPagesForHTML]{\pages} \
end{pages}__NEWLINE__\begin{abstract}&lt;BR&gt;&lt;BR&gt;&lt;
b&gt;Abstract: &lt;/b&gt; \format[HTMLChars]{\abstract} \
end{abstract}__NEWLINE__\begin{review}&lt;BR&gt;&lt;BR&gt;&lt;
lt;b&gt;Review: &lt;/b&gt; \format[HTMLChars]{\review} \end{
review}&lt;/dd&gt;__NEWLINE__&lt;p&gt;&lt;/p&gt;&lt;/font&gt;
"/>

136:         <entry key="preview1" value="&lt;font face=&quot;
arial&quot;&gt;&lt;b&gt;&lt;i&gt;\bibtextype&lt;/i&gt;&lt;a
name=&quot;\bibtexkey&quot;&gt;\begin{bibtexkey} (\bibtexkey
)&lt;/a&gt;\end{bibtexkey}&lt;/b&gt;&lt;br&gt;__NEWLINE__\
begin{author} \format[HTMLChars,AuthorAbbreviator,
AuthorAndsReplacer]{\author}&lt;BR&gt;\end{author}

```

```

__NEWLINE__\begin{editor} \format[HTMLChars,
AuthorAbbreviator,AuthorAndsReplacer]{\editor} <i>(\
format[IfPlural(Eds.,Ed.)]{\editor})</i><br>\end
{editor}__NEWLINE__\begin{title} \format[HTMLChars]{\title}
\end{title}<br>__NEWLINE__\begin{chapter} \format[
HTMLChars]{\chapter}<br>\end{chapter}__NEWLINE__\begin
{journal} <em>\format[HTMLChars]{\journal}, </em>
;\end{journal}__NEWLINE__\begin{booktitle} <em>\format
[HTMLChars]{\booktitle}, </em>\end{booktitle}
__NEWLINE__\begin{school} <em>\format[HTMLChars]{\
school}, </em>\end{school}__NEWLINE__\begin{
institution} <em>\format[HTMLChars]{\institution}, <
;/em>\end{institution}__NEWLINE__\begin{publisher} <em>
\format[HTMLChars]{\publisher}, </em>\end{
publisher}__NEWLINE__\begin{year}<b>\year</b>\
end{year}\begin{volume}<i>, \volume</i>\end{
volume}\begin{pages}, \format[FormatPagesForHTML]{\pages} \
end{pages}</dd>__NEWLINE__<p></p></font
>"/>
137:      <entry key="priDescending" value="false"/>
138:      <entry key="priSort" value="entrytype"/>
139:      <entry key="promptBeforeUsingAutosave" value="true"
/>
140:      <entry key="psDirectory" value=""/>
141:      <entry key="pushToApplication" value="Insert
selected citations into LyX/Kile"/>
142:      <entry key="recentFiles" value="/home/marcos/
Documentos/IFMG/Acadêmico/Aulas/Algoritmos/
Algoritmos_exercicios_01/referencias.bib;/home/marcos/
Documentos/IFMG/TCC e Projetos/ERP Comparativo/referencias.
bib"/>
143:      <entry key="regExpSearch" value="true"/>
144:      <entry key="rememberWindowLocation" value="true"/>
145:      <entry key="resolveStringsAllFields" value="false"
/>
146:      <entry key="runAutomaticFileSearch" value="false"/>
147:      <entry key="saveInOriginalOrder" value="false"/>
148:      <entry key="saveInStandardOrder" value="true"/>
149:      <entry key="searchAll" value="false"/>
150:      <entry key="searchAllBases" value="false"/>
151:      <entry key="searchGen" value="true"/>
152:      <entry key="searchOpt" value="true"/>

```

```

153:         <entry key="searchPanelVisible" value="false"/>
154:         <entry key="searchReq" value="true"/>
155:         <entry key="secDescending" value="false"/>
156:         <entry key="secSort" value=""/>
157:         <entry key="selectS" value="false"/>
158:         <entry key="showSearchInDialog" value="false"/>
159:         <entry key="showSource" value="true"/>
160:         <entry key="sizeX" value="1280"/>
161:         <entry key="sizeY" value="800"/>
162:         <entry key="stringsPosX" value="340"/>
163:         <entry key="stringsPosY" value="200"/>
164:         <entry key="stringsSizeX" value="600"/>
165:         <entry key="stringsSizeY" value="400"/>
166:         <entry key="tableBackground" value="255:255:255"/>
167:         <entry key="tableColorCodesOn" value="true"/>
168:         <entry key="tableOptFieldBackground" value="
230:255:230"/>
169:         <entry key="tableReqFieldBackground" value="
230:235:255"/>
170:         <entry key="tableText" value="0:0:0"/>
171:         <entry key="terDescending" value="false"/>
172:         <entry key="terSort" value=""/>
173:         <entry key="timeStampField" value="timestamp"/>
174:         <entry key="timeStampFormat" value="dd/MM/yyyy"/>
175:         <entry key="unmarkAllEntriesBeforeImporting" value=
"true"/>
176:         <entry key="urlColumn" value="true"/>
177:         <entry key="useDefaultLookAndFeel" value="true"/>
178:         <entry key="useIEEEAbrev" value="true"/>
179:         <entry key="useImportInspectionDialog" value="true"
/>
180:         <entry key="useImportInspectionDialogForSingle"
value="true"/>
181:         <entry key="useNativeFileDialogOnMac" value="false"
/>
182:         <entry key="useOwner" value="false"/>
183:         <entry key="useRegExpSearch" value="false"/>
184:         <entry key="useRemoteServer" value="false"/>
185:         <entry key="useTimeStamp" value="true"/>
186:         <entry key="useXmpPrivacyFilter" value="false"/>
187:         <entry key="warnAboutDuplicatesInInspection" value=
"true"/>

```

```
188:         <entry key="warnBeforeOverwritingKey" value="true"
      />
189:         <entry key="windowMaximised" value="false"/>
190:         <entry key="workingDirectory" value="/home/marcos/
      Documentos/IFMG/Acadêmico/Aulas/Algoritmos/
      Algoritmos_exercicios_01"/>
191:     </map>
192:     <node name="labelPattern">
193:         <map/>
194:     </node>
195: </node>
196: </node>
197: </node>
198: </root>
199: </preferences>
```

PÁGINAS INTERESSANTES NA INTERNET

[<http://www.tex-br.org>](http://www.tex-br.org) Página em português com diversos tutoriais e referências interessantes sobre \LaTeX ;

[<http://en.wikibooks.org/wiki/LaTeX>](http://en.wikibooks.org/wiki/LaTeX) Livro em formato *wiki* gratuito sobre \LaTeX ;

[<http://tobi.oetiker.ch/lshort/lshort.pdf>](http://tobi.oetiker.ch/lshort/lshort.pdf) Ótimo tutorial sobre \LaTeX (possui versão em português [<http://alfarrabio.di.uminho.pt/~albie/lshort/ptlshort.pdf>](http://alfarrabio.di.uminho.pt/~albie/lshort/ptlshort.pdf), mas a versão em inglês é a mais atual);

[<http://code.google.com/p/abntex2/>](http://code.google.com/p/abntex2/) Página do abnTeX2 , grupo que desenvolve os pacotes e classes em \LaTeX para as normas da ABNT, nos quais a classe *icmc* foi baseada;

[<http://www.more.ufsc.br>](http://www.more.ufsc.br) Página do Mecanismo On-line para Referências (MORE) desenvolvido pela UFSC;

[<http://detexify.kirelabs.org/classify.html>](http://detexify.kirelabs.org/classify.html) Página para recuperar o código de símbolos em \LaTeX a partir do desenho fornecido pelo usuário.



C . E . S . A . R

school