

O caminho das *Fake News*

Gustavo Henrique Checchi Hehn
11201920135
gustavo.checchi@aluno.ufabc.edu.br

Leonardo Cavalcante Cardoso
11201920578
l.cavalcante@aluno.ufabc.edu.br

Pedro Zaghetto Placido
11201920852
pedro.placido@aluno.ufabc.edu.br

Resumo – Neste trabalho, procurou-se determinar o poder de disseminação de *Fake News*, um dos maiores problemas de desinformação da atualidade, que vem aumentando nos últimos anos devido à crescente facilidade de acesso a quaisquer informações, e ao vasto número de usuários de redes sociais. Utilizando algoritmos computacionais para a coleta de dados e o programa *Gephi* para o tratamento dos mesmos, foram obtidas algumas amostras de rede envolvendo notícias falsas recentes disseminadas pela rede social *Twitter* e suas respectivas métricas. Com embasamentos teóricos de artigos nesta área, buscou-se estabelecer algumas co-relações e similaridades de comportamento de métricas entre estas redes a fim de enquadrá-las em algum modelo de rede complexa conhecido. Tais estudos focam na procura de conceitos de previsibilidade na disseminação de *Fake News*, gerando materiais de estudo para evitar estas proliferações de desinformação. Constatou-se grande poder de dispersão de tais notícias em *clusters* ideológicos, além de baixo alcance de publicações que as desmentem.

Palavras-Chave: Notícias Falsas, *Fake News*, *Twitter*, Redes Sociais, Modelagem com redes.

I. INTRODUÇÃO

O uso de redes sociais tem aumentado exponencialmente nos últimos anos, juntamente com o maior acesso à informação, atribuído a tal feito, existe um grande problema, o da desinformação. Notícias falsas, mais conhecidas como *Fake News* têm se tornado cada vez mais comuns, estas, divulgadas com os mais diversos intuítos, desde políticos a financeiros, agem de forma negativa na vida de muitos, como aponta o site "30 sec to check it out" [1], elas podem disseminar ideias racistas, medo, discriminação, e alterar decisões, de modo a reduzir a credulidade de meios tradicionais de informação e impactar a sociedade de maneira negativa.

Assim como descrito por Wendling [2], a princípio o termo *Fake News* era utilizado para se referir a somente, um fenômeno de mídias sociais, no entanto, muito rapidamente se tornou um sinônimo para difamação e também um jargão jornalístico. Em 2016, durante as eleições presidenciais dos Estados Unidos, Craig Silvermann, editor de mídia do Buzzfeed, e um colega, identificaram diversas histórias inventadas originadas de uma cidade pequena no leste europeu, com isso identificaram um conjunto de sites, registrados na cidade de Veles, na Macedônia.

Todos esses sites, que totalizaram em média 140, estavam atraindo um público muito expressivo através do Facebook,

e dessa maneira, os jovens da pequena cidade se utilizaram da eleição presidencial americana para ganhar dinheiro com a publicidade online, divulgando informações apelativas e inventadas sobre o assunto.

Em sua grande maioria, as *Fake News* tendem a abordar temas polêmicos, sendo produzidas por pessoas que possuem objetivos e ambições muito maiores do que os jovens de Veles, e que irão atrair boa parte da atenção dos usuários, os levando assim a desinformação e por consequência, o compartilhamento dessas notícias, gerando, dessa maneira, um ciclo que se torna cada vez mais difícil de ser interrompido, uma vez que a divulgação da informação verdadeira se dá mais lentamente, e até que esta abranja uma quantidade significativa de usuários, pode ter causado grandes danos. Indo assim, totalmente na contramão do jornalismo sério e conceituado, no qual toda informação é validada e averiguada.

Assim, buscou-se determinar o poder de dispersão de tais notícias em redes sociais, mais especificamente no *Twitter*, que, de acordo com Lin [3], no primeiro quadrimestre de 2019, a plataforma somou mais de 330 milhões de usuários ativos mensalmente, e cerca de 180 milhões diariamente. Isso implica na alta disseminação destas informações falsas, com o alto volume de usuários.

II. ESTADO DA ARTE

Existem diversos estudos semelhantes, aos quais são analisadas *Fake News* divulgadas especificamente no *Twitter*, como exemplo, tem-se o artigo [4]. Assim como no presente artigo, neste também houve uma análise voltada as *Fake News* de cunho político no *Twitter*. Dois eventos foram utilizados para se realizarem as pesquisas, e os que haviam acontecido próximo a data de realização, eram o julgamento e a prisão do ex-presidente Lula. O objetivo, neste artigo, foi entender a estrutura da divulgação dessas notícias, voltadas para sua difusão nas conversações políticas e também o papel dos influenciadores nesse meio.

Um fato interessante alcançado por esse artigo, foi o fato que nessas publicações voltadas para o âmbito político, se destacaram nas divulgações atores mais engajados e ativistas políticos, por mais que muito dificilmente essas notícias saem do seu próprio núcleo ativista, uma vez que há um número baixo de pontes. Para realizar tal trabalho, teve-se a utilização de grafos simples, não direcionados e não ponderados, podendo somente realizar o acompanhamento do caminho percorrido por tais notícias. Por fim, mesmo os resultados

sugerindo que essas *Fake News* fiquem restritos a seus clusters ideológicos, câmeras de eco aumentam a clusterização, elevando o extremismo e crenças políticas, sendo assim, da mesma maneira que nos estudos realizados no presente artigo, ambos evidenciam o quão grave é o impacto das *Fake News* nas vidas dos indivíduos e, por consequência, na sociedade como um todo.

III. METODOLOGIA

Nesta seção será abordada a metodologia utilizada no decorrer do trabalho nos seguintes âmbitos:

A. Obtenção de Dados

Para a obtenção de dados relacionados às *Fake News*, foi utilizado um algoritmo em linguagem *Python*, que combina as ferramentas da API do *Twitter* com a biblioteca *Tweepy*. O primeiro passo para a construção de tal algoritmo foi a requisição de uma conta de desenvolvedor na rede Social *Twitter*, neste passo é preciso prover informações pessoais e a intenção de utilizar a conta, podendo ser por méritos de pesquisa até desenvolvimento de autômatos, ou mais conhecidos por *BOTS*. Após uma breve verificação, a *Twitter* disponibiliza o acesso da conta de desenvolvedor e suas respectivas chaves e credenciais que serão necessárias para a coleta de dados.

Com as credenciais e chaves de desenvolvedor, pode-se partir para o segundo passo, o desenvolvimento do algoritmo. Para a escrita em *Python*, foi escolhido o *Software Visual Studio*, que possui muitas ferramentas que auxiliam na compatibilidade, versatilidade e uso de bibliotecas. Para interpretar e comunicar com a plataforma API do *Twitter*, utilizou-se a biblioteca *Tweepy*, que se mostrou mais vantajosa do que outras bibliotecas, como *Twython*, já que esta pode acessar mensagens antigas de forma mais criteriosa e estável. Este algoritmo recebe palavras chave que devem estar contidas nas publicações a serem coletadas, além do período e do idioma. Com estes argumentos, o algoritmo irá buscar no banco de dados da API todas publicações adequadas à estes critérios, e exibirá de duas formas: A primeira forma será em um arquivo de base de dados *.csv* de uma lista de adjacência contendo apenas o nome do usuário-autor da mensagem e do outro lado outros usuários que foram mencionados na publicação. Esta forma tem como foco publicações conhecidas por *Retweets*, as quais são respostas à uma mensagem original. A segunda forma é também um arquivo *.csv*, porém mais refinado, já que este possui todas informações pertinentes à publicação, como o nome do autor, menções, localização, data de publicação entre outras.

A segunda forma possui caráter informativo apenas, pois não é utilizada na modelagem de rede e nem na avaliação de suas métricas, mas é de grande importância para identificar algumas postagens principais. Na figura 1, pode-se encontrar um exemplo de base de dados.

```
1 |Flaviocampos2,colunapatriota
2 |OsmarAquino0b,colunapatriota
3 |JoaoScheibel,colunapatriota
4 |RosaMar94595475,colunapatriota
5 |DoRonivon,colunapatriota
6 |iandersonmaia,colunapatriota
7 |LuizFedrigo1,colunapatriota
8 |gustavo_machuca,colunapatriota
9 |Samuel_J_Silva,thomasqrz
10 |DoriEdsonDaSil1,colunapatriota
11 |americacapitao7,colunapatriota
12 |f76e476a28bd476,colunapatriota
13 |rgodoyjr,colunapatriota
14 |Bezerrapqd1,colunapatriota
15 |EdileusaMoreir4,colunapatriota
16 |gusto_mor,colunapatriota
17 |SalvajoliCassi1,colunapatriota
18 |CxReajalute,colunapatriota
19 |SergioBhMg1,colunapatriota
20 |Gismga,colunapatriota
```

Figura 1. Exemplo de base de dados na primeira forma

B. Tratamento dos dados

É lembrado que a captura de dados pode sofrer com alguns erros, como a imprecisão na seleção das mensagens ou caracteres especiais que o algoritmo não pode decodificar. Para contornar esse tipo de problema, são organizadas duas tentativas, a primeira situada no código do algoritmo permite a implementação de um algoritmo decodificador que reduz a incidência destes erros substituindo os caracteres ou removendo-os, a segunda está na revisão dos dados coletados com o auxílio de programas como *Excel*, responsável por formatar a base de dados permitindo a leitura pelo usuário que poderá julgar se a coleta foi sucedida ou não.

Após variadas coletas de dados, notou-se um melhor aproveitamento de coleta de dados com a utilização de termos específicos e operadores de lógica da ferramenta API como funções "E", "OU" e "NÃO", resultando em uma coleta mais refinada.

C. Análise de Dados

A análise de dados para a modelagem de rede é feita com o uso do *software Gephi*, neste programa é possível importar uma base de dados do tipo lista de adjacência e estabelecer uma rede de conexões de acordo com essa tabela. Utilizando algumas ferramentas dentro do programa, é possível gerar um Grafo da rede e calcular suas métricas e gráficos de distribuição. Com tais informações será possível estudar e analisar teoricamente a rede.

D. Dados Analisados

Para o conjunto de dados, decidiu-se fazer 3 coletas, relacionadas a 3 notícias diferentes no período entre os dias 15 de outubro e 20 de novembro. Para a primeira, buscou-se pelos termos "Arizona votos descartados, enterrados", referindo-se à falsa informação, segundo Pereira [5], na qual estava sendo divulgado que cédulas possuindo votos para o atual presidente Donald Trump, haviam sido enterradas e, portando, não contabilizadas. Sendo essa uma maneira de justificar a

não reeleição do presidente em 2020 e, disseminando assim, uma informação que já foi desmentida mas que causou grande repercussão por se tratar de uma afirmação gravíssima contra o sistema eleitoral dos Estados Unidos.

Na segunda, a busca foi realizada utilizando os termos "Paula Milani fraude 978 1956", correspondente à falsa notícia de que uma candidata a vereadora pela cidade de Curitiba recebera votos fraudulentos, devido a uma sobreposição de votos ocorrida em certo momento da atualização dos dados eleitorais aparentar que seus números duplicaram, de acordo com Pereira [6].

Já na terceira, foi observado uma notícia recente acontecida no Brasil, envolvendo Guilherme Boulos, candidato do PSOL a prefeitura da cidade de São Paulo, em 2020. No tema abordado, o candidato é acusado de um "esquema", no qual haveria criado um laranjal com empresas fantasmas, tendo assim a finalidade de captar 500 mil reais da campanha para as eleições de 2020. O aumento da popularidade do candidato fez com que surgisse essa denúncia, que até o presente momento, não possui nenhum embasamento e já tomou grandes proporções. Surgindo no dia 11 de novembro de 2020, a expressão "laranjal do Boulos" ficou entre os assuntos mais pesquisados do *Twitter*, tendo grande impacto nas eleições, no desempenho do candidato em todo o processo devido a grande repercussão que o caso tomou, assim como será mostrado neste artigo, mesmo que todas essas informações já tenham sido classificadas como falsas e refutadas pela Justiça Eleitoral [7].

E. Modelagem

Para a modelagem de rede, foi utilizado as três bases de dados coletadas. Como contemplado na seção de obtenção de dados, as bases de dados são configuradas como uma lista de adjacência entre os usuários autores da postagem e os usuários mencionados. Buscou-se então estabelecer conexões conforme esta lista, sendo os nós, usuários públicos da plataforma *Twitter* e as arestas conexões geradas à partir de postagens. É lembrado que um usuário pode manter mais de uma menção, interligando-o a mais de um nó e este pode também criar mais de uma mensagem mencionando um usuário específico, intensificando a conexão entre estes e aumentando o peso de sua respectiva aresta. Há casos em que o usuário produz a mensagem sem menções, gerando um nó sem grau de saída. Para méritos de discussão e análises teóricas, foi elaborada uma quarta rede. Nesta, foi adicionado os três conjuntos de dados das *fake news*, respeitando a mesma metodologia das anteriores.

O resultado desta modelagem são grafos de redes ponderados gerados pelo *software* Gephi. Através das métricas nele calculadas, formatou-se em tamanho os nós e arestas conforme seu grau de centralidade e distinguiu os elementos, com uso de uma escala de cores, de acordo com suas comunidades.

IV. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Nas figuras 2, 3, 4 e 5 são apresentados os grafos relacionados às redes mencionadas, e suas respectivas métricas nas

tabelas I, II, III e IV.

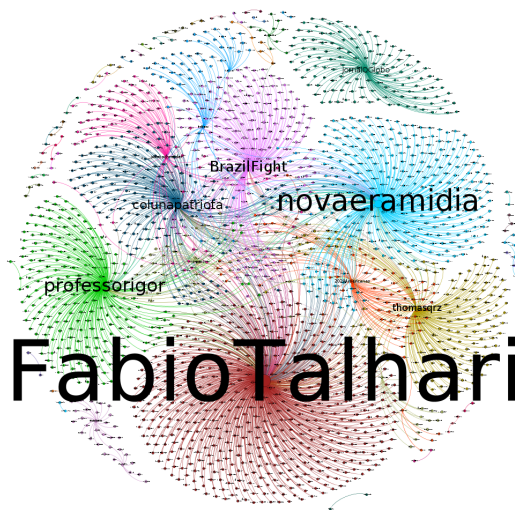


Figura 2. Rede 1 - Votos descartados Arizona

Tabela I
MÉTRICAS RELACIONADAS À REDE 1

Grau médio	1,142
Grau ponderado médio	1,17
Diâmetro da rede	2
Densidade do grafo	0,001
Modularidade	0,73
Componentes conectados	36
Coeficiente de <i>clustering</i> médio	0,00005
Comprimento médio de caminho	1,083

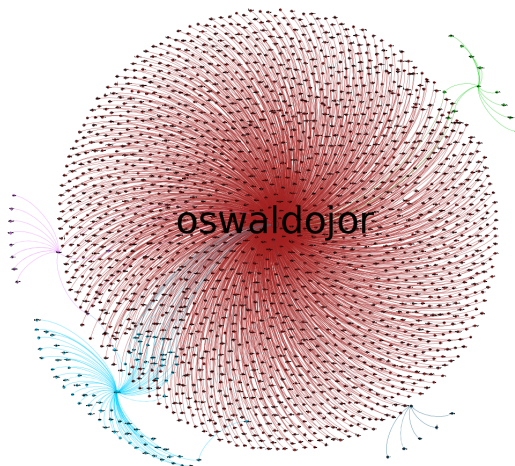


Figura 3. Rede 2 - Erro contagem de votos nas eleições em Curitiba

Tabela II
MÉTRICAS RELACIONADAS À REDE 2

Grau médio	1,015
Grau ponderado médio	1,015
Diâmetro da rede	2
Densidade do grafo	0,001
Modularidade	0,099
Componentes conectados	1
Coefficiente de <i>clustering</i> médio	0,00005
Comprimento médio de caminho	1,007

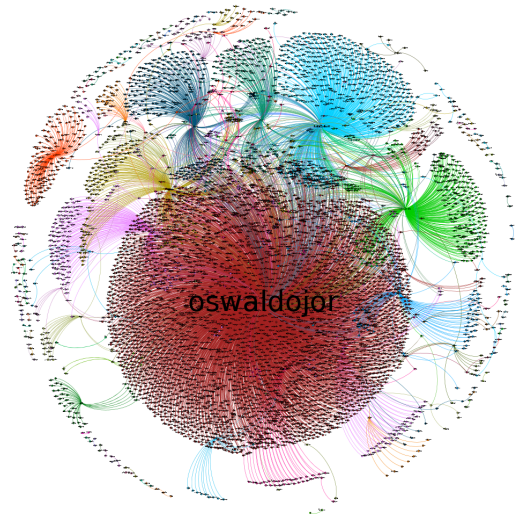


Figura 5. Rede 4 - Conjunto das três redes de *Fake News*

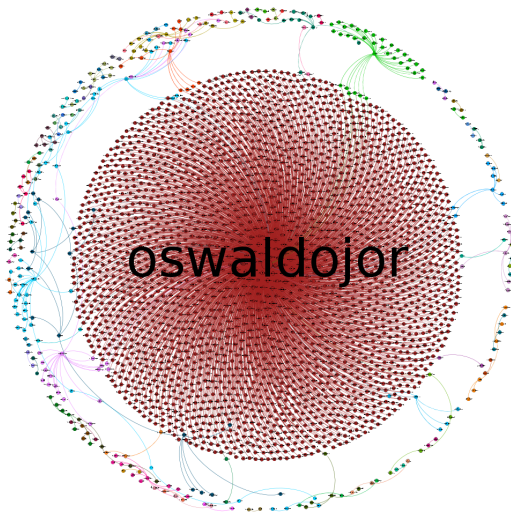


Figura 4. Rede 3 - Acusações do "Laranjal" de Guilherme Boulos

Tabela III
MÉTRICAS RELACIONADAS À REDE 3

Grau médio	0,985
Grau ponderado médio	0,985
Diâmetro da rede	3
Densidade do grafo	0,0004
Modularidade	0,199
Componentes conectados	64
Coefficiente de <i>clustering</i> médio	0,001
Comprimento médio de caminho	1,032

Tabela IV
MÉTRICAS RELACIONADAS À REDE 4

Grau médio	1,15
Grau ponderado médio	1,271
Diâmetro da rede	3
Densidade do grafo	0,0003
Modularidade	0,497
Componentes conectados	84
Coefficiente de <i>clustering</i> médio	0,001
Comprimento médio de caminho	1,049

Primeiramente, analisando os graus médio e ponderado médio, que indicam o valor médio de conexões que um vértice possui considerando peso ou não na aresta, podemos notar que em todas as redes, estes são bem baixos, próximos a 1, indicando baixa conectividade pela maior parte dos nós. Além disso, nota-se que, em geral, existem diversos componentes conectados ou subgrafos desconectados, isto é, conjuntos de vértices que formam uma rede entre si, mas não conectam-se a nenhum outro fora de seu "grupo". Com exceção da rede 2, caso em que pode-se encontrar o vértice central, o qual provavelmente iniciou a disseminação da *fake news*.

O diâmetro das redes, varia entre 2 e 3, tendo em vista que este representa o maior caminho mínimo entre dois vértices distintos dentro de seu subgrafo, não representando bem a rede completamente, devido à impossibilidade de associação de tal caminho entre componentes que não se conectam. Isto mostra que, num geral, as fake news permanecem dentro de grupos ideológicos, não sendo repassadas frequentemente fora deles. Além disso, com comprimento médio de caminho, medida relacionada à média de caminho mínimo entre dois vértices na rede, próximo a 1 em todos, a ideia de que os usuários estão relativamente próximos, reforçando o argumento de que elas não se dispersam fora das já mencionadas "bolhas".

Com relação à modularidade, métrica que define o quão forte é a conexão dos nodos dentro de suas comunidades

podendo assumir valores entre 0 e 1, percebe-se certa divergência entre os valores encontrados nas redes, variando entre 0,099 e 0,73. Isto significa que cada notícia, ao ser disseminada, possui um comportamento divergente quanto à formação de comunidades interconectadas. No entanto, ao analisar a rede 4, percebe-se que esta possui comunidades com conexões médias, isto é, não são extremamente densas, nem dispersas. Assim, as comunidades nesta rede não são fortemente interligadas.

Ao se analisar a densidade das redes, os resultados obtidos foram bem baixos, variando de 0,0003 a 0,001. Tendo em vista que essa métrica relaciona a quantidade de conexões existentes e o número total de conexões que capazes de existir na rede, assumindo valor máximo de 1, podemos perceber que os vértices poderiam possuir um número maior de conexões entre eles. No entanto, as conexões mais elevadas se concentram nos principais disseminadores das informações, sendo eles os grandes causadores das repercussões das *Fake News* analisadas, e destas como um geral quando ocorrem.

Quando é analisada a relação entre modularidade e densidade, vemos que a primeira se mostra com um valor mais elevado em todas as redes. Isso se dá pois, por mais que os vértices dos grafos em si não estejam tão interligados, as informações possuem um grande poder de divulgação dentro de seu próprio grupo ideológico, onde as conexões são mais intensas, mostrando certa limitação na dispersão a indivíduos fora de tais *clusters*.

Os coeficientes de *clustering*, medida dada pelo número de arestas possíveis dividido pelo número total de arestas, é próximo de 0 em todas as redes, principalmente nas duas primeiras. Isto mostra que, num geral os nós não formam comunidades, ou seja, pessoas as quais divulgaram as informações falsas conectam-se apenas com quem as gerou, sem que tenha mais de um usuário mencionado no *tweet*.

Na quarta rede é interessante observar o comportamento de nós com grau de saída maiores. Apesar de não representarem os usuários que deram origem às falácias, são elementos que demonstram alto valor analítico. Pode-se constatar que estes nós são usuários envolvidos na disseminação de mais de uma mensagem falsa, e em alguns casos (aqueles com grau de saída superior à 5) é possível afirmar que estes nós compartilharam as três notícias falsas originadas de mais de um perfil. Tomemos por exemplo o indivíduo B.B. (nomenclatura adotada para preservar a identidade da pessoa), este usuário tem grau de saída de 6 e estabelece conexões com os principais nós de disseminação (grau de centralidade alto): FabioTalhari, colunapatriota, professorigor, BrasilFight, oswaldojor e Orgulho38. Tal comportamento configura o compartilhamento das três notícias falsas contempladas nas pesquisas e abre questionamentos sobre possíveis bolhas sociais.

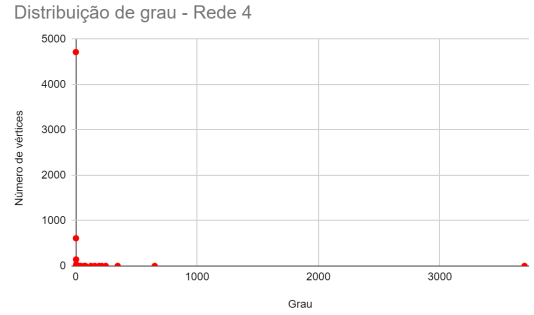


Figura 6. Rede 4-Distribuição de grau

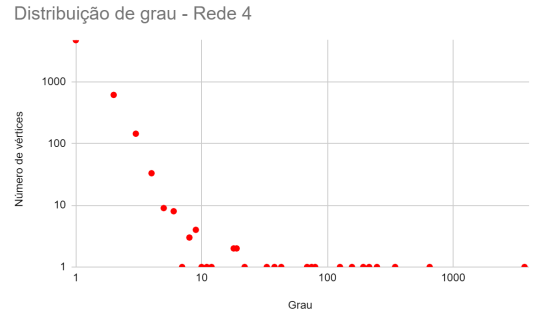


Figura 7. Rede 4-Distribuição de grau apresentada em escala logarítmica

Devido à difícil visualização causada pelo contraste nos dados na distribuição de grau da rede 4 (figura 6), decidiu-se apresentá-la também em escala logarítmica de base 10, como mostrada na figura 7. Ao analisá-la, pode-se observar que obedece uma função da forma:

$$f(x) \sim Cx^{-\alpha}.$$

Esta função caracteriza o comportamento da Lei de Potência, e pelos estudos de Barabási e Albert [8], podemos afirmar que o grafo aparenta se modelar seguindo o modelo *Scale-free*, no qual poucos nós apresentam muitas conexões e muitos nós apresentam poucas conexões. Seguindo os estudos destes autores, o coeficiente de *clustering* médio decresce conforme a rede aumenta, desse modo, o valor da métrica obtido próximo a 0 corrobora com a ideia de que esta rede é *Scale-free*.

Além disso, pode-se notar que o jornal O Globo se faz presente na rede 1, e consequentemente na rede 4, no entanto com alcance consideravelmente menor que os grandes dispersores, na primeira rede, ela possui grau 125, contra 651 de FabioTalhari, já na rede 4, possui grau 126, contra 3698 de oswaldojor.

V. CONCLUSÃO

Após as análises, pode-se concluir que, em geral, *Fake News* possuem alta disseminação em grupos ideológicos, cujos membros utilizam-se destas para embasar seus argumentos, e transmitir falsas informações que lhes parecem pertinentes. Embora o poder de dispersão seja maior dentro destes *clusters*

ideológicos, estas informações, assim como vimos no decorrer de todas as análises, acabam atingindo pessoas não vinculadas diretamente a estes e, dessa maneira, deixam de prejudica-los e passam a prejudicar a sociedade como um todo.

O cunho apelativo presente nessas notícias é realizado propositalmente, com ele as *Fake News* tomam toda sua proporção mais rapidamente e, dessa maneira, se torna ainda mais complexo para que os veículos de informação conceituados se contraponham, apresentando a verdade, assim como foi possível identificar na rede 1, a presença do jornal O Globo, mas com muito menos alcance que os outros elementos dispersores de notícias, a ponto de tornar-se praticamente invisível, principalmente na rede 4.

VI. PARTICIPAÇÃO DOS ALUNOS

Gustavo Checchi: Participação ativa na escrita dos relatórios, análise dos dados obtidos, auxílio nas buscas por notícias e embasamentos teóricos a partir de artigos e livros sobre o assunto. Suporte no desenvolvimento dos grafos na plataforma *Gephi* e organização dos componentes do trabalho.

Leonardo Cavalcante: Auxílio na parte técnica provendo suporte na escrita do algoritmo e nos seus respectivos testes. Utilização dos software *Gephi* para os cálculos de métricas e modelagem de rede. Participação ativa nas análises teóricas e escrita dos relatórios.

Pedro Zaghetto: Realização da parte técnica e auxílio na escrita da parte teórica. Desenvolvimento e pesquisa referente aos algoritmos computacionais e utilização dos *softwares* para análise, tratamento e modelagem dos dados. Participação na escrita dos relatórios e análises teóricas. Criação de um repositório público no *GitHub* para compartilhar as informações contempladas e o código utilizado, o endereço é https://github.com/PedroZaghetto/ProjetoCR_FakeNews.

REFERÊNCIAS

- [1] Impacts of fake news - 30sec to check it out. [Online]. Available: <https://30secondes.org/en/module/impacts-of-fake-news/>
- [2] M. Wendling. (2018, jan) Como o termo 'fake news' virou arma nos dois lados da batalha política mundial. [Online]. Available: <https://www.bbc.com/portuguese/internacional-42779796>
- [3] Y. Lin. (2020, may) 10 twitter statistics every marketer should know in 2020. [Online]. Available: <https://www.oberlo.com/blog/twitter-statistics>
- [4] R. Recuero and A. Gruzdt, "Cascatas de Fake News Políticas: um estudo de caso no Twitter," *Galáxia São Paulo*, pp. 31 – 47, 08 2019. [Online]. Available: http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1982-25532019000200031&nrm=iso
- [5] T. V. G. Marcelo Parreira, "É #FAKE que cédulas com votos para Trump foram encontradas enterradas no Arizona," *O Globo*, Nov 2020. [Online]. Available: <https://oglobo.globo.com/fato-ou-fake/e-fake-que-cedulas-com-votos-para-trump-foram-encontradas-enterradas-no-arizona-24733437>
- [6] M. Pereira. (2020, nov) É #fake que candidata a vereadora em curitiba teve o dobro de votos, mas fraude alterou número conquistado. [Online]. Available: <https://g1.globo.com/fato-ou-fake/noticia/2020/11/26/e-fake-que-candidata-a-vereadora-em-curitiba-teve-o-dobro-de-votos-mas-fraude-alterou-numero-conquistado.ghtml>
- [7] E. Matsuki. (2020, nov) Boulos criou um "laranjal" com empresas fantasmas nas eleições 2020 #boato. [Online]. Available: <https://www.boatos.org/politica/boulos-criou-laranjal-empresas-fantasmas-eleicoes-2020.html>
- [8] R. Albert and A.-L. Barabási, "Statistical mechanics of complex networks," *Reviews of modern physics*, vol. 74, no. 1, p. 47, 2002. [Online]. Available: <https://arxiv.org/pdf/cond-mat/0106096.pdf>