

Análise de Relacionamentos entre Entidades Nomeadas em Fake News Através da Formação de Comunidades

Lucas Santana Brito¹, Lúcia Emília Soares Silva¹, Raimundo Moura¹

¹ Departamento de Computação – Universidade Federal do Piauí (UFPI)
Teresina – PI – Brasil

lucasbrito_9@hotmail.com, luciaemilia72@gmail.com, rsm@ufpi.edu.br

Abstract. *This paper proposes a study based on communities to facilitate the analysis of entity relationships named in Fake News. For this, we extract named entities from the news datasets, using Natural Language Processing techniques. Subsequently, the relationships between entities are used to generate a graph, where two entities in the same news are considered adjacent, allowing the identification of communities. The graphs and communities generated were evaluated based on several metrics. As a result, non-random fake news communities were obtained, providing a method that can assist the user in identifying other fake news when observing patterns similar to those of the formed communities.*

Resumo. *Este trabalho propõe um estudo baseado na formação de comunidades para facilitar a análise dos relacionamentos de entidade nomeadas em Fake News. Para isso, extraem-se entidades nomeadas das bases de notícias, utilizando técnicas de Processamento de Linguagem Natural (PLN). Posteriormente, utiliza-se os relacionamentos entre as entidades para gerar um grafo, onde duas entidades em uma mesma notícia são consideradas adjacentes, possibilitando, assim, a identificação de comunidades. Os grafos e as comunidades geradas foram avaliados com base em diversas métricas. Como resultado, comunidades não aleatórias relacionadas às fake news foram obtidas, oferecendo ao usuário um método que pode auxiliar na identificação de novas fake news quando observados padrões semelhantes aos das comunidades formadas.*

1. Introdução

As *fake news* indicam histórias falsas que, ao manterem a aparência de notícias jornalísticas, são disseminadas pela Internet, ou por outras mídias, com a intenção de influenciar posições políticas, ou como piadas [Rationality. 1999][Pena 2018]. Nos últimos anos, o fenômeno das *fake news* ganhou relevância no Brasil e no mundo, principalmente após a suposição de sua influência nos resultados das últimas eleições norte-americana, francesa e brasileira [Pena 2018] [Porcello and Dias 2018].

A disseminação deste tipo de conteúdo tem afetado diferentes esferas da sociedade. Uma pesquisa realizada pela Associação Brasileira de Comunicação Empresarial mostra que 85% das empresas associadas estão preocupadas com as consequências das *fake news*. Outro levantamento, feito pela Associação Brasileira de Jornalismo Investigativo revelou que no primeiro semestre de 2018 foram registrados 105 casos de violações e agressões físicas e morais contra jornalistas que apuravam a veracidade de supostas notícias falsas no Brasil [Porcello and Dias 2018].

Especialistas afirmam que a disseminação de conteúdos falsos é um dos principais desafios a serem enfrentados hoje, pois ela prejudica a tomada de decisões e coloca em risco a democracia [G1_Team 2018]. Em vista disso, várias áreas do conhecimento têm realizado pesquisas a fim de investigar e combater a disseminação de *fake news* [Resende et al. 2018][Monteiro et al. 2018]. No campo da Mineração de Dados é possível utilizar ferramentas e métodos de extração e análise textual a fim de obter conhecimento a partir das informações coletadas em *fake news*.

Neste trabalho apresenta-se uma abordagem baseada em Processamento de Linguagem Natural (PLN) e redes complexas para identificação das relações entre as entidades mencionadas em *fake news* através da formação de comunidades. A abordagem proposta visa facilitar a análise das entidades envolvidas em *fake news*, considerando um determinado período ou evento específico. No entanto, a abordagem pode ser aplicada para qualquer tipo de notícia ou conjunto de comentários em redes sociais.

Na sequência, este artigo está organizado da seguinte forma: na Seção 2 apresenta-se a fundamentação teórica relacionada à esta pesquisa; na Seção 3 descreve-se os materiais e métodos utilizados, incluindo as bases de dados e a abordagem proposta; na Seção 4 detalha-se os resultados e uma breve discussão; por fim, na Seção 5 são apresentadas as conclusões e trabalhos futuros.

2. Fundamentação Teórica

2.1. Mineração de Dados e PLN

A Mineração de Dados pode ser definida como um processo de explorar analiticamente grandes bases de dados com a finalidade de descobrir padrões relevantes para embasar a assimilação de informações importantes, suportando a geração de conhecimento [Aranha and Passos 2006]. Uma extensão da Mineração de Dados, conhecida como Mineração de Texto, se refere ao processo de extração de informações e padrões não-triviais ou descoberta de conhecimento em documentos de texto não-estruturados [Aranha and Passos 2006].

Outra área do conhecimento ativa é o Processamento de Linguagem Natural (PLN), que tem como objetivo extrair representações e significados mais completos de textos livres, escritos em linguagem natural [Indurkha and Damerau 2010]. Em contraste às linguagens artificiais como linguagens de programação e notações matemáticas, as linguagens naturais têm evoluído à medida que passam de geração para geração, e são difíceis de definir com regras explícitas [Bird et al. 2009]. De modo geral, usa-se técnicas de PLN para responder questões como: quem faz o quê, à quem, onde, como, quando e porquê? [Robertson 1946].

2.2. Grafos, Redes Complexas e Comunidades

A estruturação de dados em forma de grafo permite, além da melhor visualização, a extração de características próprias dos mesmos, sendo uma abordagem comumente utilizada na Mineração de Dados. Um grafo é uma estrutura composta por um conjunto de objetos ou nós que estão conectados por arestas indicando a existência de uma relação entre um par de objetos, como podemos ver na Figura 1-a.

Para um grande volume de dados, o grafo apresenta uma estrutura topográfica não trivial conhecida como redes complexas, que permitem a representação de várias redes

complexas do mundo real [Bondy et al. 1976] [Arney 2009]. Por exemplo, o mapeamento de voos de uma companhia aérea onde as cidades/aeroportos são os nós do grafo e as arestas indicam a existência de voos diretos entre as cidades (Figura 1-b).

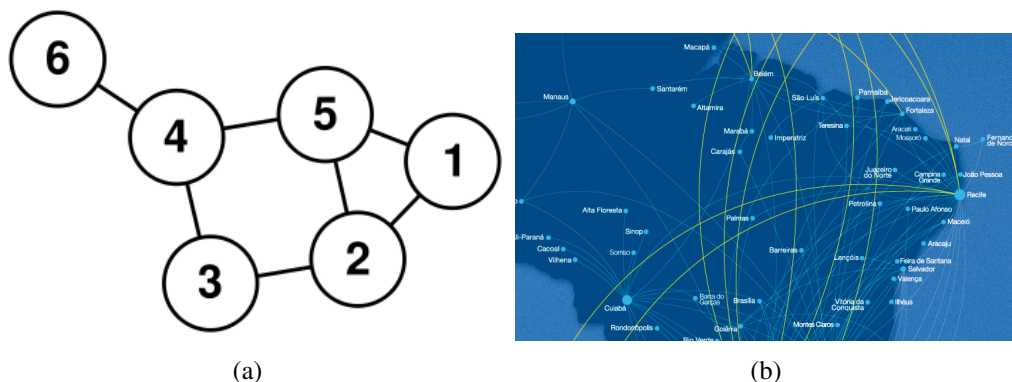


Figura 1. Exemplos de grafos.

Em diversas redes complexas reais, a distribuição de arestas entre os vértices apresenta-se de forma heterogênea, levando, nesses casos, a uma alta concentração de arestas entre agrupamentos de vértices e uma baixa concentração de arestas entre esses agrupamentos. Essa característica de redes reais é tipicamente chamada de estrutura de comunidades ou grupos. Os vértices de uma mesma comunidade compartilham algumas propriedades comuns ou desempenham papéis semelhantes no grafo em estudo [Carnivali et al. 2018].

A formação das comunidades pode ser feita através do Método de Louvain (ML) [Blondel et al. 2008]. Este método emprega uma heurística iterativa baseada na maximização da modularidade para detecção de comunidades em grafos.

3. Materiais e Métodos

3.1. Base de Dados

Neste trabalho foram utilizadas duas bases de dados: a base Fake.br [Monteiro et al. 2018] e uma base de notícias publicadas pelo portal G1 na seção Fato ou Fake [G1_Team 2018]. A base Fake.br é composta por 3603 notícias verdadeiras e 3603 notícias falsas, publicadas entre os anos 2015 e 2017 em diferentes fontes, como: Diário do Brasil, A Folha do Brasil, The Journal Brasil e Top Five TV. Devido a dificuldade de analisar manualmente um grande número de dados, selecionou-se para o estudo 251 notícias das 3603 notícias consideradas *fake news*. A seleção foi feita de maneira aleatória, considerando o nível de confiança de 90% e margem de erro de 5%.

A coluna Fato ou Fake do portal G1 apresenta notícias com o objetivo de esclarecer se uma determinada informação disseminada nas redes sociais é um fato ou uma *fake news*. Para compor da base Fato ou Fake utilizou-se um *crawler* para extrair as notícias postadas na coluna entre os meses de junho à dezembro do ano de 2018, totalizando 216 notícias sobre *fake news*.

3.2. Abordagem Proposta

A abordagem proposta é composta de quatro etapas como mostra a Figura 2.

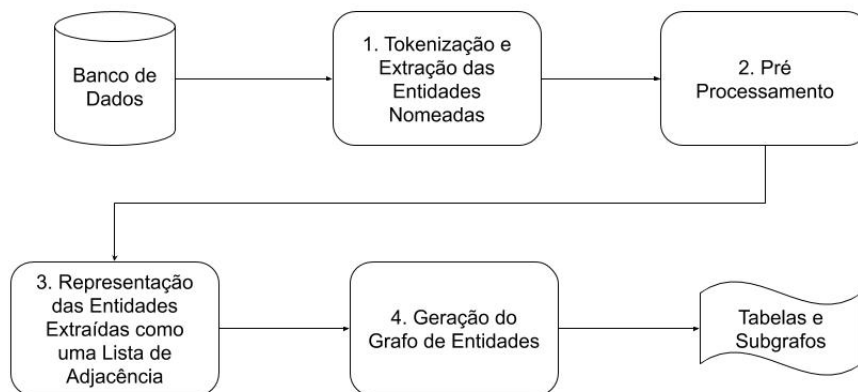


Figura 2. Visão geral da metodologia.

A primeira etapa consiste em tokenizar o texto das notícias e realizar a extração das entidades nomeadas. Neste trabalho foi utilizado o spaCy [Honnibal and Montani 2017]: uma ferramenta de código aberto e escrito na linguagem *python* que suporta mais de 33 línguas, possuindo 18 categorias de entidades nomeadas. A ferramenta foi utilizada para extrair as entidades nomeadas existentes nas *fake news*. Considerou-se entidades nomeadas nomes próprios, incluindo localizações, pessoas e organizações.

Na etapa 2 ocorre o pré-processamento das bases realizando a limpeza dos dados em dois passos: i) limpeza automática, retirando *stopwords* [Barbosa et al. 2017], entidades com menos de dois caracteres e entidades numéricas; e ii) limpeza manual mesclando entidades que se referem a um mesmo personagem, por exemplo, nomes compostos que podem ser citados com ambos ou apenas um dos nomes, bem como siglas e suas extensões.

Na etapa 3 as entidades extraídas são representadas por uma de lista de adjacência em que cada nó consiste em uma entidade e , se duas entidades e_1 e e_2 são mencionadas em uma mesma notícia, então e_1 e e_2 são adjacentes.

Por fim, na etapa 4 realiza-se a geração do grafo a partir da lista de adjacência utilizando a ferramenta *GEPHI* [Bastian et al. 2009]. A escolha da ferramenta deve-se ao fato desta permitir uma boa visualização do grafo, bem como a fácil obtenção de métricas sobre atributos e propriedades do grafo calculadas por diferentes algoritmos. Dentre estas, destaca-se a métrica modularidade [Clauset et al. 2004], utilizada neste trabalho para avaliação das comunidades obtidas pelo agrupamento.

Para a análise das métricas, dividiu-se as bases de dados em subconjuntos de 25%, 50% e 100% das entidades. A seleção dos dados para compor os subconjuntos é dada pela análise do grau dos nós, escolhendo aqueles com maior grau (i.e., as entidades mais mencionadas). Os dados foram divididos desta maneira para eliminar as entidades com menos relevância. Para cada subconjunto foi gerado um grafo e calculadas as seguintes estatísticas: o grau médio, a densidade, o caminho médio e o diâmetro. Além disso,

verificou-se a conectividade do grafo, identificando se este é fortemente conectado ou não [Milgram 1967][Erds and Rényi 1960][Chalumeau et al. 2008][Metz et al. 2007].

Os grafos obtidos foram utilizados para gerar comunidades através da heurística ML. Nos experimentos realizados, manipulou-se os parâmetros resolução e peso das arestas, variando o primeiro entre 1, 0 e 3, 0 e o segundo em *verdadeiro* e *falso*. Para cada configuração executou-se o algoritmo 10 vezes obtendo a média da modularidade, métrica utilizada para avaliação das comunidades. A modularidade varia de -1 à 1 , quanto mais o resultado for positivo e distante de 0 intensificam-se as chances de que tais agrupamentos não existam apenas ao acaso, ou seja, sua formação está, de alguma forma, intrínseca à estrutura e semântica do grafo. De acordo com a função da modularidade, valores muito próximos de 0 indicam uma baixa probabilidade da rede estar dividida em comunidades reais, visto que as chances de tais agrupamentos serem propositais não difere da casualidade de sua formação. Valores iguais ou maiores que 0, 3 são considerados significativos [Newman 2004].

Na Figura 3 pode-se observar um exemplo de uma das comunidades geradas, incluindo as entidades: Jesus, Estado Islâmico, Torre Eiffel, Paris, Roma, Italia, Vaticano, Bruxelas, Papa Francisco.

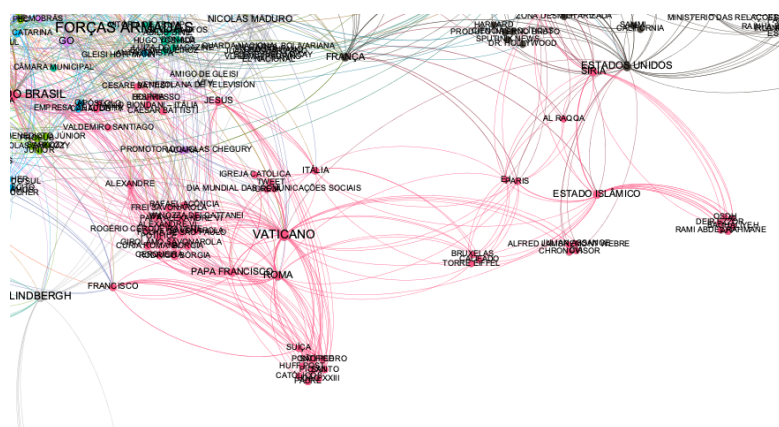


Figura 3. Exemplo de Comunidade.

4. Resultados e Discussões

Os resultados obtidos a partir dos testes realizados nas bases Fato ou Fake e Fake.br foram analisados, considerando as métricas relacionadas aos grafos e quanto às características das comunidades obtidas (ver Tabela 1).

	Fato ou Fake			Fake.br		
	25%	50%	100%	25%	50%	100%
# NÓS	247	494	988	228	456	912
#ARESTAS	4155	6751	9765	2662	4622	6653
DENSIDADE	0,137	0,055	0,02	0,103	0,045	0,0016
CAMINHO MÉDIO	2,089	2,25	2,4	2,009	2,5	2,767
DIAMETRO	3	4	5	3	5	7
CONEXO	SIM	SIM	NÃO	SIM	SIM	NÃO
GRAU MÉDIO	33,644	27,332	19,816	23,351	20,272	14,590

Tabela 1. Medidas estruturais para cada subconjunto.

Observa-se que quando a quantidade de nós no grafo diminui, o grau médio tende a aumentar, isso se deve ao fato de que os grafos são construídos priorizando as entidades mais citadas nas *fake news*, e conseqüentemente, os nós de maior grau. É importante observar que embora a quantidade de nós seja diminuída nos testes, as arestas não diminuem na mesma proporção, apontando o relacionamento direto entre os nós de maior grau.

Os resultados dos testes relacionados à formação das comunidades são apresentados nas Tabelas 2 e 3. Na primeira, para a base de dados Fato ou Fake, observa-se que utilizando 50% da base de dados sem levar em consideração o peso das arestas e com valor de resolução igual à 1 obteve-se o maior valor de modularidade (0,561), indicando que para essa configuração as comunidades apresentam vértices mais densamente conectados, ou seja, as entidades nomeadas apresentam relacionamentos mais relevantes. Apesar disso, em todas as configurações obteve-se modularidades acima de 0,3, que, como discutido na seção anterior, indica a não aleatoriedade das comunidades formadas.

	25%		50%		100%	
	Modularidade	# Comunidades	Modularidade	# Comunidades	Modularidade	# Comunidades
PESO DAS ARESTAS	0,479	8	0,510	13	0,489	22
RESOLUÇÃO 1,0	0,537	8	0,561	14	0,558	20
RESOLUÇÃO 2,0	0,475	6	0,473	9	0,445	15
RESOLUÇÃO 3,0	0,355	5	0,354	6	0,317	13

Tabela 2. Modularidade e número de comunidades para base Fato ou Fake.

Para a base de dados Fake.br (ver Tabela 3) observa-se que o melhor valor de modularidade (0,541) foi obtido utilizando 100% da base de dados com valor de resolução igual à 1 e sem levar em consideração o peso das arestas. Isto indica que as comunidades apresentam os nós fortemente conectados (i.e., as entidades nomeadas possuem relacionamentos mais relevantes). Além disso, observa-se que ao considerar o valor de resolução igual à 3, o valor da modularidade torna-se menor que 0,3 para os três subconjuntos, indicando que as comunidades formadas podem ser consideradas meramente aleatórias.

	25%		50%		100%	
	Modularidade	# Comunidades	Modularidade	# Comunidades	Modularidade	# Comunidades
PESO DAS ARESTAS	0,435	8	0,486	11	0,535	27
RESOLUÇÃO 1,0	0,450	7	0,500	11	0,541	27
RESOLUÇÃO 2,0	0,303	4	0,330	4	0,427	22
RESOLUÇÃO 3,0	0,167	2	0,282	4	0,271	20

Tabela 3. Modularidade e número de comunidades para base Fake.br.

As entidades mais citadas nas duas bases de dados analisadas são listadas na Tabela 4. Isso mostra o quão polarizado o Brasil estava no período das eleições 2018.

5. Conclusão e Trabalhos Futuros

Neste artigo foi apresentada uma proposta para facilitar a análise de entidades nomeadas em *Fake News*. A ideia considera a formação de comunidades para análise dos relacionamentos entre as entidades. Como objeto de estudo foram utilizadas as entidades extraídas das bases de dados Fake.br e Fato ou Fake.

Os resultados preliminares apontam que a aplicação do método foi capaz de identificar os relacionamentos entre as entidades com alta taxa de modularidade, indicando

Fato ou Fake	Fake.br
Brasil	Brasil
PT	Lula
Jair Bolsonaro	PT
PSL	Dilma
Fernando Haddad	Temer
TSE	SP
G1	STF
TSE	PF
SP	Lava Jato
Lula	Sergio Moro

Tabela 4. Entidades mais citadas nas bases Fato ou Fake e Fake.br.

forte relação entre as entidades de cada comunidade. Os dados mostram que as comunidades agrupam, além de entidades citadas numa mesma notícia, entidades de diferentes notícias interligadas por relacionamentos em comum. Deste modo, o método pode ser eficiente em auxiliar a classificação de uma notícia como *Fake News*, identificando o mesmo conjunto de dados que uma comunidade já formada. Tal análise poderá ser feita em trabalhos futuros.

Em outros trabalhos pretende-se: i) aprimorar a extração das entidades nomeadas, treinando a ferramenta spaCy; ii) utilizar todas as instâncias da base de dados Fake.br, aumentando assim o número de entidades; e iii) automatizar o pré-processamento dos dados e a mesclagem das entidades.

Referências

- Aranha, C. and Passos, E. (2006). A tecnologia de mineração de textos. *Revista Eletrônica de Sistemas de Informação*, 5(2).
- Arney, C. (2009). Linked: How everything is connected to everything else and what it means for business, science, and everyday life. *Mathematics and Computer Education*, 43(3).
- Barbosa, J., Vieira, J., Santos, R., Magalhães Junior, G., Muniz, M., and Moura, R. (2017). Introdução ao processamento de linguagem natural usando python. *III Escola Regional de Informática do Piauí*, 1:336–360.
- Bastian, M., Heymann, S., and Jacomy, M. (2009). Gephi: An open source software for exploring and manipulating networks.
- Bird, S., Klein, E., and Loper, E. (2009). *Natural language processing with Python: analyzing text with the natural language toolkit*. "O'Reilly Media, Inc."
- Blondel, V., Guillaume, J., Lambiotte, R., and Lefebvre, E. (2008). Fast unfolding of communities in large networks. *Journal of statistical mechanics: theory and experiment*, (10).
- Bondy, J., Murty, U., et al. (1976). *Graph theory with applications*, volume 290. Citeseer.

- Carnivali, G., Vieira, A., Esquef, P., and Ziviani, A. (2018). Método rápido de agrupamento de vértices para detecção de comunidades em redes complexas de larga-escala. In *Workshop em Desempenho de Sistemas Computacionais e de Comunicação*.
- Chalumeau, T., Costa, L., Laligant, O., and Meriaudeau, F. (2008). Texture discrimination using hierarchical complex networks. In *Signal Processing for Image Enhancement and Multimedia Processing*, pages 95–102. Springer.
- Clauset, A., Newman, M., and Moore, C. (2004). Finding community structure in very large networks. *Physical review E*, 70(6).
- Erds, P. and Rényi, A. (1960). On the evolution of random graphs. *Publ. Math. Inst. Hungar. Acad. Sci.*, 5:17–61.
- G1 Team (2018). G1 lança fato ou fake, novo serviço de checagem de conteúdos suspeitos. <https://g1.globo.com/fato-ou-fake/noticia/2018/07/30/g1-lanca-fato-ou-fake-novo-servico-de-checagem-de-conteudos-suspeitos.ghtml>.
- Honnibal, M. and Montani, I. (2017). spaCy 2: Natural language understanding with Bloom embeddings, convolutional neural networks and incremental parsing.
- Indurkha, N. and Damerau, F. (2010). *Handbook of natural language processing*, volume 2. CRC Press.
- Metz, J., Calvo, R., Seno, E., Romero, R., and Liang, Z. (2007). Redes complexas: conceitos e aplicações. *Relatórios Técnicos do ICMC/USP*.
- Milgram, S. (1967). The small world problem. *Psychology today*, 2(1):60–67.
- Monteiro, R., Santos, R., Pardo, T., de Almeida, T., Ruiz, E., and Vale, O. (2018). Contributions to the study of fake news in portuguese: New corpus and automatic detection results. In *Computational Processing of the Portuguese Language*.
- Newman, M. E. (2004). Fast algorithm for detecting community structure in networks. *Physical review E*, 69(6):066133.
- Pena, L. P. J. (2018). Fake news: Uma breve análise acerca de sua trajetória internacional, consequências políticas e perspectiva jurídica. *Revista Dizer*, 3(1).
- Porcello, F. and Dias, F. (2018). Verdade x mentira: a ameaça das fakenews nas eleições de 2018 no brasil. In *Congresso Brasileiro de Ciências da Comunicação*.
- Rationality. (1999). *The Cambridge Dictionary of Philosophy*. Cambridge University Press.
- Resende, G., Messias, J., Silva, M., Almeida, J., Vasconcelos, M., and Benevenuto, F. (2018). A system for monitoring public political groups in whatsapp. In *Proceedings of the 24th Brazilian Symposium on Multimedia and the Web*.
- Robertson, D. (1946). A note on the classical origin of "circumstances" in the medieval confessional. *Studies in Philology*, 43(1):6–14.