FUNDAÇÃO GETULIO VARGAS
ESCOLA DE MATEMÁTICA APLICADA
CURSO DE GRADUAÇÃO EM
MATEMÁTICA APLICADA

Dinâmica de Disseminação de Notícias em Redes Complexas

por

Elisa Mussumeci

Rio de Janeiro
2015

FUNDAÇÃO GETÚLIO
VARGAS

FUNDAÇÃO GETULIO VARGAS
ESCOLA DE MATEMÁTICA APLICADA
CURSO DE GRADUAÇÃO EM
MATEMÁTICA APLICADA

Dinâmica de Disseminação de Notícias em Redes Complexas

”Declaro ser o único autor do presente projeto de monografia que refere-se ao plano de trabalho a ser executado para continuidade da monografia e ressalto que não recorri a qualquer forma de colaboração ou auxílio de terceiros para realizá-lo a não ser nos casos e para os fins autorizados pelo professor orientador”

Elisa Mussumeci

Orientador: Flavio Codeço Coelho

Rio de Janeiro
2015

ELISA MUSSUMECI

Dinâmica de Disseminação de Notícias em Redes Complexas

"Monografia apresentada à Escola de Matemática Aplicada
como requisito parcial para obtenção do grau de Bacharel
em Matemática Aplicada"

Aprovado em ___ de _____ de _____ .
Grau atribuido ao Projeto de Monografia: ___ .

Professor Orientador: Flavio Codeço Coelho
Escola de Matemática Aplicada
Fundação Getulio Vargas

Conteúdo

Resumo

O processo de formação de opinião é fortemente influenciado pela mídia digital. Entretanto pouco se sabe sobre o processo de disseminação de notícias e os fatores que determinam o alcance de cada notícia.

A disseminação de uma notícia se dá por meio de um ou mais caminhos em uma rede desconhecida de influência entre formadores de opinião (produtores de notícias). Este padrão pode ser recuperado, com algum grau de incerteza, a partir de dados da sequência temporal das publicações sobre um mesmo tema, e dos links nelas contidos.

Este projeto tem como objetivo caracterizar as redes de interligação de veículos de mídia e modelar a dinâmica do espalhamento de notícias, a fim de prever tendências e mapear questões de interesse.

1 Introdução

2 Metodologia

2.1 Dados Utilizados

Para a realização deste trabalho, foram utilizados os dados do projeto MediaCloud Brasil. O MediaCloud Brasil é um projeto concebido e mantido pelo NAMD/EMAp da Fundação Getúlio Vargas, e vem ao longo dos últimos três anos monitorando mais de cem mil veículos de mídia da internet brasileira. Possui em sua base de dados mais de um milhão de artigos capturados.

O projeto utiliza como banco de dados o MongoDB, um banco de dados de documentos open-source de alta performance. O MongoDB é classificado como um banco de dados 'NoSQL', uma vez que evita a tradicional estrutura baseada em tabela relacional e utiliza documentos JSON com esquemas dinâmicos para armazenamento dos documentos. A vantagem de utilizar o JSON é realizar a integração de dados em certos tipos de aplicações de forma mais fácil e mais rápida.

2.1.1 Escolha de uma Notícia

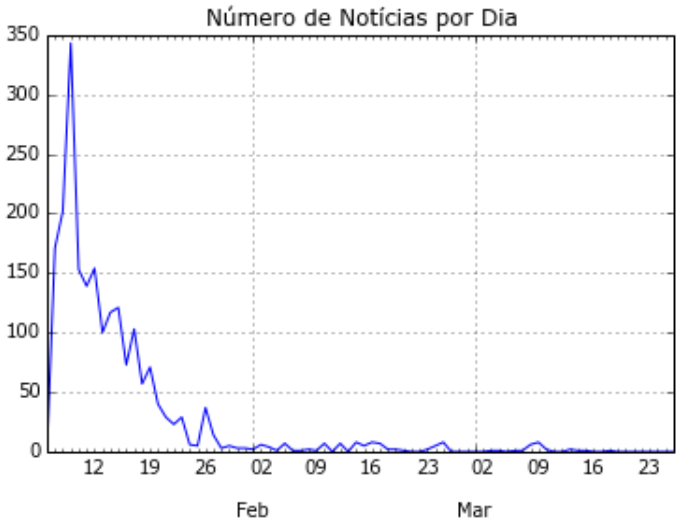
Para analisar a dinâmica de disseminação de notícias na mídia brasileira, escolhemos notícias e acompanhamos o seu comportamento no decorrer do tempo. Entretanto, o processo de escolha dessas notícias não é trivial, visto que determinar se um artigo fala sobre determinado assunto requer uma análise elaborada de cada artigo.

Para contornar esse problema inicialmente, escolhemos notícias que surgiram na mídia apenas relacionadas a um assunto, como por exemplo o atentado do Charlie Hebdo, Rolezinhos, etcs.

No decorrer deste trabalho utilizaremos como exemplo para análises os dados referentes ao atentado ao Charlie Hebdo.

2.1.2 Estatísticas Básicas

No banco de dados do MediaCloud, pudemos observar 2136 artigos referentes ao Charlie Hebdo. Abaixo temos um gráfico desses artigos no tempo:



2.2 Recuperação de Informação

Ao estudar e analisar um conjunto de textos, precisamos traduzi-lo para uma linguagem computacional de forma que possamos aplicar modelos e heurísticas conhecidas para extrair informação dele. Esse processo é chamado de *Recuperação da Informação* (RI).

2.2.1 Modelos Utilizados

Na realização do processo de RI, utilizamos dois modelos: Word2Vec e Tf-Idf

O modelo **Tf-Idf**, (*term frequency-inverse document frequency*), é uma medida estatística que tem o intuito de indicar a importância de uma palavra de um documento em relação a um corpus linguístico muito usada para rankeamento de documentos em uma consulta. O Tf-Idf trata-se do produto entre as estatísticas $Tf_{d,t}$ e Idf_t.

Dado um conjunto de N documentos, $Tf_{d,t}$ é a frequência do termo t no documento d, ou seja, o número de vezes em que t ocorre em d. Usamos o termo Tf para computar escores de correspondência consulta-documento, porém, o Tf nos dá a frequência absoluta dos termos, o que faz com que um termo que possua $Tf = 10$ seja 10 vezes mais relevante do um que possua $Tf = 1$.

Podemos concordar que um documento com $Tf = 10$ é mais relevante do que um com $Tf = 1$, porém não necessariamente 10 vezes mais relevante. A relevância não aumenta em proporção com a frequência do termo. Para contornar isso, é comum usar ao invés da frequência absoluta uma ponderação pelo *Log* da frequência. Dessa forma, o peso log da frequência do termo t em d é definido como:

$$W_{t,d} = \begin{cases} 1 + logTf_{t,d} & \text{se } Tf_{t,d} > 0 \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases}$$

Exemplificamos abaixo a correspondência de valores $Tf_{t,d}$ absoluto com a ponderação $W_{t,d}$:

$Tf_{t,d}$	$W_{t,d}$
0	0
1	1
2	1.3
10	2
1000	4

Sabemos que nem todo termo frequente em um documento pode ser considerado muito relevante. Consideramos uma consulta com dois termos: um frequente no conjunto de documentos e outro raro. Não queremos que um documento que possua o termo frequente seja mais relevante do que o documento que possua o termo raro.

Inferimos então que termos raros são mais informativos do que termos frequentes. Dessa forma, queremos dar uma maior relevância para termos raros do que para termos muito frequentes. Para incluir isso em nossa medida usamos o termo Idf.

O termo Idf_t é uma medida de informatividade do termo t, que afeta o rankeamento de documentos para consultas com pelo menos dois termos. Com ele aumentamos o peso relativo de termos raros e diminuimos o peso relativo de termos muito frequentes. O definimos da seguinte maneira:

$$Idf_t = log \frac{N}{df_t}$$

Onde df_t é a frequência de documento, o número de documentos em que t ocorre. Consideramos df_t uma medida inversa da informatividade do termo t.

Ao multiplicarmos o termo Idf ao nosso peso ponderado $W_{t,d}$, temos a medida Tf-Idf. O peso Tf-Idf aumenta com o número de ocorrências dentro de um documento e com a raridade do termo na coleção. É considerado o melhor esquema de ponderação em recuperação da informação.

$$W_{t,d} = (1 + logTf_{t,d}) \cdot log\frac{N}{Df_t}$$

2.2.2 Representação Artigos

Para criarmos o modelo Word2Vec, fornecemos como entrada um corpus linguístico (coleção de documentos) e o modelo nos retorna uma matriz onde cada palavra é representada por um vetor. Podemos ver a seguir a matriz resultante desse modelo em nosso conjunto de dados:

$$\begin{bmatrix} -1.13546148e-01 & -8.23762193e-02 & ... & -1.48673728e-01 \\ -7.33665004e-02 & 1.13490485e-01 & ... & 1.01513676e-01 \\ -1.17934421e-02 & 1.34973019e-01 & ... & 1.22169554e-02 \\ ... & & & \\ -1.04698418e-02 & 4.16711420e-02 & ... & 1.23268731e-01 \\ 1.67298820e-02 & 4.50479165e-02 & ... & -1.80342391e-01 \\ -3.84105071e-02 & 7.35700727e-02 & ... & 4.78151329e-02 \end{bmatrix}$$

Temos nessa matriz a representação de todas as palavras presentes em nosso corpus, porém, queremos representar documentos e não palavras. Para isso, buscamos o vetor referente de cada palavra contida em um documento e somamo-os. Dessa forma, associamos todas as palavras contidas em um documento, e transformamo-as em um único

vetor. Ou seja, dado um documento A, sabemos que ele é composto pelo seguinte conjunto de palavras $P : \{1,2,3,4,5\}$. Para cada termo buscamos o seu vetor representativo v_t, $t = \{1,2,3,4,5\}$ e somamos todos esses vetores, criando o vetor v_d que representa o vetor do documento D:

$$v_d = v_1 + v_2 + v_3 + v_4 + v_5$$

Representando um documento dessa forma, não levamos em consideração a importância de cada palavra para o documento, o que nos faz ter uma representação pouco eficiênte. Para contornar isso, iremos antes de somar os vetores referentes às palavras, multiplicá-los pelo valor TF-IDF de cada palavra em cada documento. Dessa forma temos para cada palavra um valor $w_{t,d}$, $i = \{1,2,3,4,5\}$ referente ao valor TF-IDF to termo t no ducumento d:

$$v_D = \sum_{i=1}^{5} v_i \cdot w_{t,d}$$

2.3 Rede de Disseminação

Um dos desafios da área de epidemiologia é como representar dinâmicas de disseminação de doenças. Uma representação muito comum que se tornou popular após o modelo do mundo pequeno (adicionar referência), foi a modelagem através de Redes Complexas.

O termo Redes Complexas se refere a um grafo que apresenta uma estrutura topográfica não trivial, composto por um conjunto de vértices (nós) que são interligados por meio de arestas (Barabási, 2003). A teoria das Redes Complexas está relacionada com a modelagem de redes reais, através da análise de dados empíricos. Redes Complexas não são estáticas (evoluem no tempo alterando sua estrutura), e constituem estruturas onde processos dinâmicos (como disseminação de virus ou opiniões) podem ser simulados.

Sendo assim, criamos uma rede complexa para representar a disseminação da notícia do Atentado ao Charlie Hebdo. Para construir a rede consideramos como contaminação sofrer influência de outro artigo, ou seja, um artigo A contamina um artigo B se o artigo A influenciou o artigo B.

Dessa forma, em nossa rede, os vértices representam os artigos, e as arestas a relação de influência entre eles, isso é, dado um nó e_i e um nó e_j existe uma aresta a_{ij} que sai de i e vai para j se o artigo i influênciou o artigo j.

2.3.1 Definição de Influência

Para definir quando um artigo influencia outro em nossa rede, foram usadas duas heurísticas: similaridade de cosseno e temporalidade.

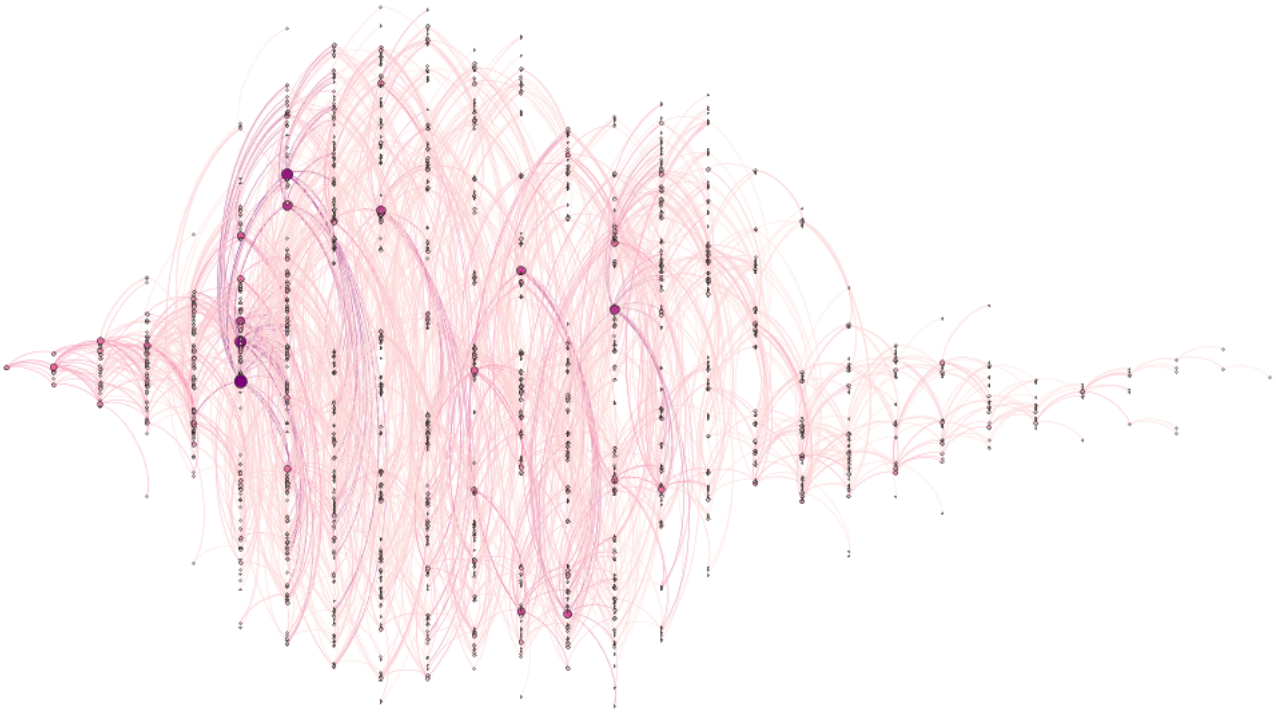
A similaridade de cosseno utiliza da distância de cossenos para definir se dois artigos são similares ou não. A distância de cosseno consiste em calcular o cosseno entre o ângulo que os dois vetores formam. Podemos calculá-lo utilizando a fórmula abaixo:

$$cos(\theta) = \frac{A \cdot B}{\| A \| \| B \|}$$

Caso a distância de cossenos entre os dois artigos for pequena, então os consideramos similares. Possuindo dois artigo similares, ainda não sabemos qual influênciou e

qual foi o influenciado. Para definir essa questão, utilizamos a data e hora em que cada um foi publicado.

Dessa forma, se dois artigos são similares, consideramos como influenciador aquele que foi publicado primeiro. Abaixo temos uma visualização da rede criada:



2.3.2 Escolha de Limiares

Ao definir influência, consideramos que os artigos são similares se possuem uma distância de cosseno pequena. Porém, não definimos o quão pequena essa distância tem que ser.

Inicialmente foram utilizado valores escolhidos aleatóriamente, entretanto, essa não é a melhor forma de escolher esses valores. Sendo assim, serão feitas análises nas distribuições das distâncias para podermos encontrar limiares mais justos para a criação da rede.

2.3.3 Análises

Nesta seção serão realizadas análises na rede de disseminação, como análisar os caminhos presentes na rede a partir de determinados veículos, análisar a distribuição dos caminhos da rede, observar o subgrafos presentes, entre outros.

3 Resultados

3.1 Validação da Rede

3.2 Modelos Epidemiológicos

3.3 Validação da Rede de Disseminação

3.4 Modelo de Disseminação

3.5 Simulações

3.6 Comparação de Resultados

4 Conclusão