

rumor

小鹤

目录

1	目前状态总结	2
1.1	当前研究思路	2
1.2	当前研究的创新点	2
1.3	之后研究思路	3
2	谣言的传播	3
2.1	个人对于谣言的兴趣程度	3
2.2	个人对谣言的观点	3
2.3	谣言传播规则	4
2.4	谣言的传播过程	5
2.5	参数的确定	5
2.6	衡量的指标	5
2.7	目标	5
2.8	说明	6
3	有向网络的传播	6
3.1	建立网络	6
3.2	给个体分配属性	6
3.3	看法以及感兴趣程度	6
3.4	计算不同概率的公式	6
4	传播过程	6
5	结果的指标统计	6
5.1	传播者/接受者的数量变化	6

1 目前状态总结	2
5.2 rumor 传播情况（感染人数）	7
5.3 rumor 人气的衡量	8
5.4 群体关于谣言的观点	8
5.5 rumor 影响，感染人数	9
参考文献	9

```
##
## Attaching package: 'igraph'

## The following objects are masked from 'package:stats':
##
##      decompose, spectrum

## The following object is masked from 'package:base':
##
##      union
```

1 目前状态总结

1.1 当前研究思路

1. 进行 rumor 的仿真模拟（包含群体对 rumor 的观点变化），得到与参考文献类似的图形，以验证仿真程序的准确性（已完成）
2. 改变参数（包括外在因素：rumor 的质量 P ，内在因素：网络中中心节点知识背景 β 等,），进行大量实验（下一步）
3. 对实验结果统计分析，与突变模型进行拟合，并结合已知的弹性文献，得到合适的弹性模型。（之后）
4. 找到现实的案例进行结合说明（如重庆公交坠桥，女司机被网民造谣事件）

2 和 3 预计需要一周时间。

1.2 当前研究的创新点

1. 多层网络的设计（以达到）
2. 观点交互的 RA 模型与 rumor 传播结合（以达到）
3. 运用突变进行研究，得到弹性模型（下一步目标）

1.3 之后研究思路

1. 在仿真模型中，有不同的观点交互模型，可以选择新的观点模型进行验证
2. 选择现实中的网络进行仿真，确保与现实的结合

2 谣言的传播

传播模型的来源^[1]。

2.1 个人对于谣言的兴趣程度

1. 个人对谣言感兴趣的程度随着时间的增加而呈现波浪形的衰退，由以下公式表示

$$A(t) = A_{int}e^{-\beta t}\cos(\omega t + \delta) \quad (1)$$

其中 $A(t)$ 是 t 时刻个人对谣言感兴趣的程度， A_{int} 是初始的感兴趣程度， β 是个人的文化程度背景， ω 是个人的遗忘因素，每个人的记忆能力不同， δ 是对于谣言的源头的信任程度，决定了犹豫机制。

2.2 个人对谣言的观点

1. 谣言被分为四类：否认，中立，质疑，支持。我们引入个人 v 对谣言的看法 $B_v, B_v \in (-\infty, 0]$ 代表了否认， $B_v \in [0, 10]$ 代表了中立， $B_v \in [10, 20]$ 代表了质疑， $B_v \in [20, \infty]$ 代表了支持。由此文献支持^[2]，展现了人们会出现一种类似牛群的心态，这种心态使人们盲目跟随他人，借用他们的意见。但是，当个人多次收到相同的信息时，由于信息冗余，对个人的影响可能不会像最初那样大^[3]。所以个人针对谣言的观点定义如下：

$$B_v(t) = \sum_{u \in \mathbb{N}^v} \sum_{j=1}^n \frac{B_u(t-1)}{j}, \quad for \quad t > 0 \quad (2)$$

其中 \mathbb{N}^v 是个体 v 的邻居节点的集合， n 是个体 v 受到单个邻居影响的次数。

2. 可以使用的验证数据有重庆公交车坠河与女司机被人肉。此文^[4]进行了分析。
3. 本次模型使用了 RA 模型进行观点的交互。

2.3 谣言传播规则

1. 本节的重点在谣言如何在多个在线社交网络 (online social networks, OSNs) 进行传播, 关注了人机交互, 主要回答了以下问题: 谣言什么时候被发送? 什么时候会被接受? 会在哪一层网络被发送?
2. 带有 n 个网络的 OSNs 由 $\mathbb{G}^n = (I, G^n)$ 表示, 其中 $I = (V, C)$ 代表了个体集; 对于每个个体来说, $i \in I$ 由以下两个内容表示, 即 $v \in V$ 节点和 $c \in C$ 个性。个性决定了每个人对于谣言的不同反应, 具体可参考 1.1。集合 $G^n = \{G_1 = (V, E_1), G_2 = (V, E_2), G_3 = (V, E_3), \dots, G_n = (V, E_n)\}$ 是 n 个网络的集合, 其中 $G_i = (V, E_i)$ 是代表网络的有向图。如果 $v \in G_i$ 但是 $v \notin G_j$, 那么 v 在 G_j 中就是孤立的点。
3. 谣言的传播经过了以下三个步骤: 选择某个网络的概率, 发布谣言的概率, 接受谣言的概率。
4. 由于大多数人喜欢自己受到别人关注, 我们认为个体 u 在网络 k 进行发布的概率取决于他在网络 k 的 in-degree, 所以在 \mathbb{G}^n 中选择网络 k 的概率为

$$p_u^k = \frac{d_{in}^k(u)}{\sum_{i=1}^n d_{in}^i(u)} \quad (3)$$

其中 $d_{in}^i(u)$ 代表了个体 u 在第 i 层网络的 in-degree。

5. 发布谣言的概率, 这个概率与个人教育背景, 遗忘因素, 犹豫机制, 如果个人越对谣言感兴趣, 就越可能发布, 所以用 $A(t)/A_{int}$ 表示, 在 t 时刻的概率如下:

$$p_u^{send}(t) = e^{-\beta t} |\sin(\omega t + \delta)| \quad (4)$$

6. 接受的概率。我们认为个体具有更高的 in-degree, 影响力越大^[5], 但是具有高 in-degree 的个体不容易受到影响, 所以在 k 层发送者 u 和接受者 v 接受概率的公式如下

$$p_{v,u}^{acc} = \frac{1}{1 + d_{in}^k(v)/d_{in}^k(u)} \cdot P \quad (5)$$

P 为传播过程中的概率参数。

7. 两个节点 u, v 在 k 层的谣言传播概率如下：

$$p_{u,v}^k(t) = p_u^k \cdot p_u^{send}(t) \cdot p_{u,v}^{acc} \quad (6)$$

2.4 谣言的传播过程

1. 在时间 $t = 0$ ，一些个体会在 \mathbb{G}^n 的不同层中散播谣言，这些个体对谣言有着不同的观点 (opinion)，其他的个体对这件事不知情。在此过程中，如果有无知的个体根据公式 (6) 接受谣言，他们也会成为传播者，行为会遵循公式 (1)，
2. 每个时间点有人接受了谣言，接受者针对谣言的观点就会根据公式 (2) 进行更新。个人可以接受多个谣言，但是只能传递每个接受的谣言一次。当参与者对谣言的兴趣消退时，便不会参与传播过程。
3. 当谣言的人气恶化时，传播过程就结束了。在传播过程中，即 $R(t) \simeq 0$ 。具体表达如下，其中 $R_i(t)$ 表示了第 i 层累计的吸引力（考虑个人的权威程度）。

$$R(t) = \sum_{i=1}^n R_i(t) \quad \text{where} \quad R_i(t) = \sum_{v \in V} A_v(t) \cdot d_{in}^i(v) \quad (7)$$

2.5 参数的确定

1. $\beta \in [0.2, 1.2], \omega \in [\pi/12, \pi], \delta \in [\pi/24, \pi/2]$
2. 初始有 10 个节点被选择成为传播者，其观点也是随机的正或负

2.6 衡量的指标

1. 传播者的数量的变化
2. 谣言传播情况（最后感染谣言的人数）
3. 谣言人气的衡量，如公式 (7) 所示。
4. 对谣言有正面（负面）法的人数的演变。
5. 谣言的影响，感染的人数并且没有负面观点的人数。

2.7 目标

1. 限制谣言的传播
2. 增加不信任谣言的人数

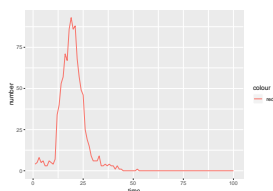


图 1: 仿真图形

2.8 说明

这篇文章提出的谣言的人气是新的衡量谣言演变工具。

3 有向网络的传播

3.1 建立网络

1. 使用 BA 模型建立无标度网络，规模设置为 1000，个数为 3.
2. 计算每个节点的 in-degree

3.2 给个体分配属性

3.3 看法以及感兴趣程度

3.4 计算不同概率的公式

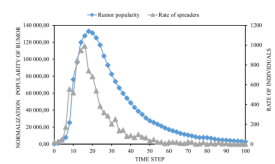
1. 选择在网络上发布的概率
2. 发布谣言的概率
3. 接受谣言的概率

4 传播过程

5 结果的指标统计

5.1 传播者/接受者的数量变化

1. 这是根据仿真模型得到的图 @ref(fig:testFigure) 所示



(a) The evolution of the rumor popularity and the rate of individuals attracted to the rumor. The rumor popularity provides a more accurate overview about the propagation of the rumor compared to the number of individuals attracted by the rumor (individuals spreading the rumor) since the rumor popularity is estimated according to the attraction of individuals to the rumor as well as their impact in OSN.

图 2: 参考文献

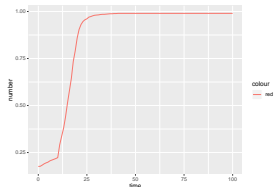


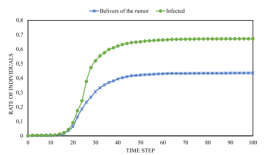
图 3: 仿真图形传播情况

2. 这是参考文献的图

5.2 rumor 传播情况（感染人数）

1. 模型的图形

2. 参考文献的图形



(c) The evolution of the rate of infected individuals as well as the number of rumor believers. This figure illustrates the difference between these two measurements since an infected individual by the rumor can have a negative opinion about it, in which it will contribute to diminishing the impact of the rumor.

图 4: 参考文献传播情况

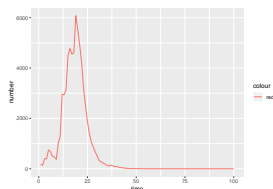


图 5: 仿真图形人气

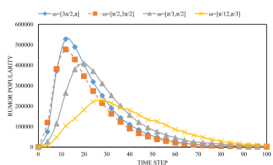
(c) The impact of ω on the evolution of the rumor popularity.

图 6: 参考文献人气

5.3 rumor 人气的衡量

1. 模型计算
2. 参考文献图形

5.4 群体关于谣言的观点

1. 总体观点的统计（每一时刻的观点加和）
2. 以 0 为分界线，对观点统计（每一时刻大于 0 的进行统计或小于 0 的进行统计）

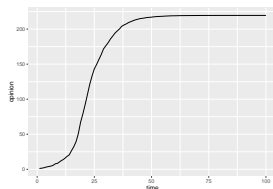


图 7: 仿真图形总体观点

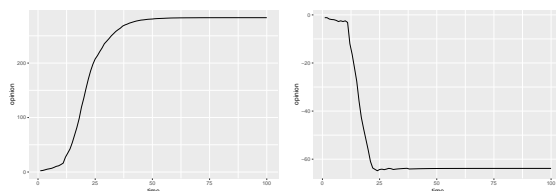


图 8: 仿真图形观点

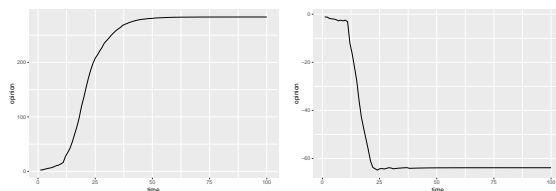


图 9: 仿真图形观点人数

3. 以 0 为分界线，对观点人数统计（每一时刻大于 0 的人数进行统计或小于 0 的人数进行统计）

5.5 rumor 影响，感染人数

1. 模型计算

[1] 824

[1] 0.824

参考文献

- [1] HOSNI A I E, LI K, AHMAD S. Minimizing rumor influence in multiplex online social networks based on human individual and social behaviors[J]. Information Sciences, 2020, 512: 1458–1480.
- [2] WANG J, WANG Y-Q, LI M. Rumor spreading considering the herd mentality mechanism[C]//2017 36th Chinese Control Conference (CCC). IEEE, 2017: 1480–1485.

[3] MA J, LI D, TIAN Z. Rumor spreading in online social networks by considering the bipolar social reinforcement[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2016, 447: 108–115.

[4] ZENG R, ZHU D. A model and simulation of the emotional contagion of netizens in the process of rumor refutation[J]. *Scientific reports*, 2019, 9(1): 1–15.

[5] KEMPE D, KLEINBERG J, TARDOS É. Maximizing the spread of influence through a social network[C]//*Proceedings of the ninth ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*. ACM, 2003: 137–146.