# rumor

# 小鹤

# 目录

1	谣言的传播		
	1.1	个人对于谣言的兴趣程度	2
	1.2	个人对谣言的观点	2
	1.3	谣言传播规则	3
	1.4	谣言的传播过程	4
	1.5	参数的确定	4
	1.6	衡量的指标	4
	1.7	目标	4
	1.8	说明	4
2	有向	]网络的传播	5
	2.1	建立网络	5
	2.2	给个体分配属性	6
	2.3	看法以及感兴趣程度	6
	2.4	计算不同概率的公式	6
3	传播	野过程 Table 1 Table 1	7
4	结果的指标统计 11		
	4.1	传播者/接受者的数量变化	11
	4.2	rumor 传播情况 (感染人数) 1	12
	4.3	rumor 人气的衡量	13
	4.4	群体关于谣言的观点 1	14
	4.5	rumor 影响, 感染人数	18

1 谣言的传播 2

参考文献 18

### 1 谣言的传播

传播模型的来源[1]。

### 1.1 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

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

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, $\beta$  是个人的文化程度背景, $\omega$  是个人的遗忘因素,每个人的记忆能力不同, $\delta$  是的对于谣言的源头的信任程度,决定了犹豫机制。

#### 1.2 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<sup>[2]</sup>,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<sup>[3]</sup>。所以个人针对谣言的观点定义如下:

$$B_v(t) = \sum_{u \in \mathbb{N}^v} \sum_{i=1}^n \frac{B_u(t-1)}{j}, \quad for \quad t > 0$$
 (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<sup>[4]</sup> 进行了分析。
- 3. 本次模型使用了 RA 模型进行观点的交互。

1 谣言的传播 3

#### 1.3 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  $G^n = \{G_1 = (V, E_1), G_2 = (V, E_2), G_3 = (V, E_3), ..., G_n = (V, E_n)\}$  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

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

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:

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

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

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

$$p_{u,v}^{k}(t) = p_{u}^{k}.p_{u}^{send}(t).p_{u,v}^{acc} \tag{6} \label{eq:6}$$

1 谣言的传播 4

#### 1.4 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)。

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

#### 1.5 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

#### 1.6 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。

#### 1.7 目标

- 1. 限制谣言的传播
- 2. 增加不信任谣言的人数

#### 1.8 说明

这篇文章提出的谣言的人气是新的衡量谣言演变的工具。

### 2 有向网络的传播

#### 2.1 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

```
# k 序列,每个graph的节点的in-degree详情
k1<-get_in_degree(g1)
k2<-get_in_degree(g2)
k3<-get_in_degree(g3)
# k_all , 节点的邻居
k_all1<-get_in_degree(g1,mode = "all")</pre>
k_all2<-get_in_degree(g2,mode = "all")</pre>
k_all3<-get_in_degree(g3,mode = "all")</pre>
k_all<-list(k_all1,k_all2,k_all3)</pre>
k_all4<-list()</pre>
for(i in seq(num_node)){
    n_o1<-as.numeric(k_all[[1]][[i]])</pre>
    n_o2<-as.numeric(k_all[[2]][[i]])</pre>
    n_o3<-as.numeric(k_all[[3]][[i]])</pre>
    k_all4[[i]] < union(n_o1, union(n_o2, n_o3))
}
# d 矩阵,每个graph的节点的进度数量,d[i,j]为个体i在网络j的进度数量,
# 最后一列为进度总数
d<-matrix(rep(0,num_node*(3+1)), nrow = num_node, ncol = 4)</pre>
d[,1]<-get_in_num(k1)
d[,2]<-get_in_num(k2)
d[,3]<-get_in_num(k3)
d[,4]<-d[,1]+d[,2]+d[,3]
```

#### 2.2 给个体分配属性

```
id_all<-matrix(rep(0,num_node*3),ncol = 3)
set.seed(100)
# beta
id_all[,1]<-runif(num_node,0.2,0.8)
set.seed(100)
# omega
id_all[,2]<-runif(num_node,pi/12,pi/2)
set.seed(100)
# delta
id_all[,3]<-runif(num_node,pi/24,pi/3)</pre>
```

#### 2.3 看法以及感兴趣程度

```
# time_step 实验的时间数,步数;

time_step<-500
a_int<-10
# a[i,j]为个体i在时间j对谣言的感兴趣程度
a<-matrix(rep(0,time_step*num_node),ncol = time_step)
# b[i,j]为个体i在时间j对谣言的观点,opinion
b<-matrix(rep(0,time_step*num_node),ncol = time_step)
# b_u[i]个体i的不确定性
b_u<-runif(num_node,0,0.4)
```

#### 2.4 计算不同概率的公式

1. 选择在网络上发布的概率

```
# 不同个体选择在哪个网络发布的概率, # p_net[i,j]为个体i在网络j发布的概率
```

```
p_net<-matrix(rep(0,3*num_node),nrow = num_node,ncol = 3)
p_net[,1]<-d[,1]/d[,4]
p_net[,2]<-d[,2]/d[,4]
p_net[,3]<-d[,3]/d[,4]

# p_net2 区间概率
p_net2<-t(apply(p_net,1,cumsum))</pre>
```

2. 发布谣言的概率

```
# p_send[i,j]是个体i在时间j发布的概率
p_send<-matrix(rep(0,time_step*num_node),nrow = num_node)
```

3. 接受谣言的概率

```
# p_set为模型中的P,设定的概率参数
p_set<-2
# p_acc1[i,j]为接受者i, 发送者v的接受概率
# p_acc1<-matrix(rep(0,num_node*num_node),nrow = num_node)
# for(i in seq(num_node)){
# p_acc1[i,]<-(1/(1+(d[i,1]/d[,1])))*p_set
# }
p_acc1<-get_acc(num_node,d[,1],p_set)
p_acc2<-get_acc(num_node,d[,2],p_set)
p_acc3<-get_acc(num_node,d[,3],p_set)
# p_acc为多个矩阵的集合,方便计算
p_acc<-list(p_acc1,p_acc2,p_acc3)
```

```
# 初始接受的点
set.seed(100)
```

```
kk<-sample(seq(num_node), size = 10)
# 初始成员的观点opinion
b[kk,1] < -runif(10,-1,1)
# kk<-c(1,2,3,4,10,14,56,108)
# acc_i 个体是否接受rumor,0为不接受,
        0.5为初始点, 其他数字为接收时间点
acc_i<-rep(0,num_node)</pre>
acc_i[kk] < -0.5
# acc_n 接受的次数
acc_n<-rep(0,num_node)</pre>
acc_n[kk] < -1
# 个体是否发布, 0为未发布, 其他数字为发布的时间点
spend_i<-rep(0,num_node)</pre>
# 得到初始节点之后时间点的发布概率
for(i in kk){
 p_send[i,]<-get_p_send(i,0,time_step)</pre>
}
# sender_t[t] t时间的传播者数量
sender_t<-rep(0,time_step)</pre>
for(t in seq(time_step-10)){
 #接受谣言的个体
 ra i<-which(acc i>0)
 ##未发布谣言的个体
 # us_i<-which(spend_i==0)
 us_i<-seq(num_node)
 # 取交集,得到发布的个体
 spend_t<-intersect(ra_i,us_i)</pre>
 #发布者数量的计数
 s_t<-0
 for(ii in spend_t){
   # 是否发布
  # browser()
```

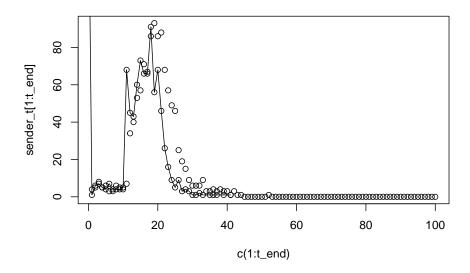
```
if(runif(1)<p_send[ii,t]){</pre>
    s_t<-s_t+1
    spend_i[ii]<-t
    # 选取网络层数
    s_net<-which(p_net2[ii,]>runif(1))[1]
    # 收集友邻
    aaa<-as.numeric(k_all[[s_net]][[ii]])</pre>
    #随机数
    pp<-runif(length(aaa))</pre>
    #接受rumor的个体
    # aci <- which (pp < p_acc[[s_net]][aaa, ii])
    aci<-aaa[which(pp<p_acc[[s_net]][aaa,ii])]</pre>
    ra_ii<-which(acc_i>0)
    #接受的次数
    acc_n[aci] <-acc_n[aci]+1
    acc_i[setdiff(aci,ra_ii)]<-t</pre>
    for(ia in setdiff(aci,ra_ii)){
      p_send[ia,c((t+1):time_step)] <-get_p_send(ia,t,time_step)</pre>
    }
  }
}
sender_t[t]<-s_t
# 得到观点opinion
if(t>1){
  ra_ii<-which(acc_i>0)
  ra_it<-which(acc_i<t)</pre>
 ra_ii<-intersect(ra_ii,ra_it)</pre>
 for (i_o in ra_ii) {
   # 计算得到所有的邻居
    # n_o1<-as.numeric(k_all[[1]][[i_o]])
    \# n_02 < -as.numeric(k_all[[2]][[i_o]])
    \# n_03<-as.numeric(k_all[[3]][[i_o]])
    # n_o<-union(n_o1,union(n_o2,n_o3))
```

```
n_o < -k_all4[[i_o]]
                        # 邻居且接受rumor的
                       n_o<-intersect(n_o,ra_ii)</pre>
                        if(b[i_0,(t-1)]==0){
                                b[i_0,t] < -id_all[i_0,1] * runif(1,-1,1) + (1-id_all[i_0,1]) * mean(b[n_0,(t-1)])
                                \#\ b[i_o,t] < -ifelse(runif(1) < (1/(1+id_all[i_o,1])),\ ifelse(runif(1) < 0.5, max(b[n_o,1]))) = (1-ifelse(runif(1) < 0.5, max(b[n_o,1]))) = (1-ifelse(
                                # b[i_o, t] < -mean(b[n_o, (t-1)])/(1+id_all[i_o, 1])
                       }else{
                                 \# \ n\_oo < -intersect(as.numeric(k\_all[[1]][[i\_o]]), ra\_ii) 
                                # op_now < -sum(p_acc[[1]][i_o,n_oo]*b[i_o,(t-1)])
                                \# n\_oo < -intersect(as.numeric(k\_all[[2]][[i\_o]]), ra\_ii)
                                \# op_{now} < -sum(p_{acc}[[1]][i_o, n_{oo}] * b[i_o, (t-1)]) + op_{now}
                                \# n\_oo < -intersect(as.numeric(k\_all[[3]][[i\_o]]), ra\_ii)
                                \# op_{now} < -sum(p_{acc}[[1]][i_o,n_oo]*b[i_o,(t-1)]) + op_{now}
                                # b[i_o, t] < -b[i_o, (t-1)] + op_now
                                # RA模型
                                b[i_o,t]<-ra_mode(b[i_o,(t-1)],mean(b[n_o,(t-1)]),b_u[i_o],id_all[i_o,1])
                                 \# \ b[i_o,t] < -ifelse(runif(1) < (1/(1+id_all[i_o,1])), \ ifelse(runif(1) < 0.5, max(b[n_o,n])), \ ifelse(runif(1) < 0.5, max(b[n_o,n]))), \ ifelse(runif(1) < 0.5, max(b[n_o,n])), \ ifelse(runif(1) < 0.5, max(b[n_o,n]))), \ ifelse(runif(1) < 0.5, max(b[n_o,n])))), \ ifelse(runif(1) < 0.5, max(b[n_o,n]))))
                                 \# \ b[i_o,t] < -id_all[i_o,1] * b[i_o,(t-1)] + (1/id_all[i_o,1]) * mean(b[n_o,(t-1)]) 
                       }
                }
        }
}
length(which(acc_i==0))
## [1] 176
length(which(acc_n==0))
## [1] 176
```

### 4 结果的指标统计

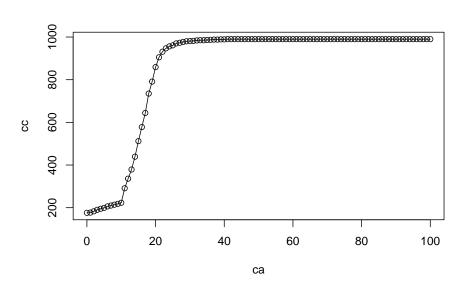
# 4.1 传播者/接受者的数量变化

```
# 由于后期的数据大都为O或变化很小,选择部分前期的数据
t_end<-100
# 不同时期传播者的数量绘图
plot(c(1:t_end),sender_t[1:t_end])
# 不同时期接受者的数量绘图
bb<-sort(unique(acc_i))</pre>
if(bb[1]==0){
 bb<-bb[-1]
}
bb[1]<-0
bc<-NULL
for(i in seq(bb)){
 bc<-c(bc,length(which(acc_i==bb[i])))</pre>
}
points(bb,bc)
lines(bb,bc)
```



### 4.2 rumor 传播情况(感染人数)

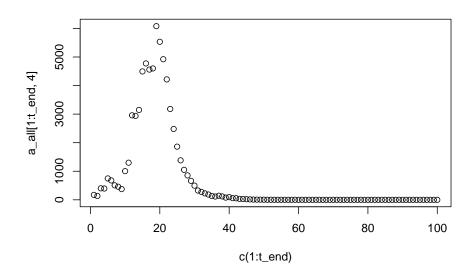
```
ca<-c(0:t_end)
cb<-rep(0,(t_end+1))
for(i in seq(bb)){
  cb[(bb[i]+1)]<-bc[i]
}
cc<-cumsum(cb)
plot(ca,cc)
lines(ca,cc)</pre>
```



### 4.3 rumor 人气的衡量

```
a<-p_send*a_int
# a_all[t,i] 网络层i在时间t的人气值
a_all<-matrix(rep(0,time_step*4),ncol = 4)
for (i in c(1,2,3)) {
   for(ii in seq(time_step)){
     a_all[ii,i]<-sum(a[,ii]*d[,i])
   }
}
a_all[ii,4]<-a_all[,1]+a_all[,2]+a_all[,3]

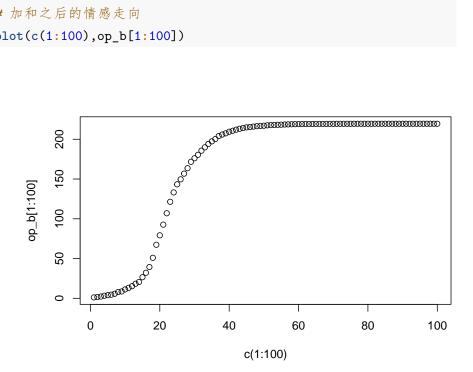
plot(c(1:t_end),a_all[1:t_end,4])
```



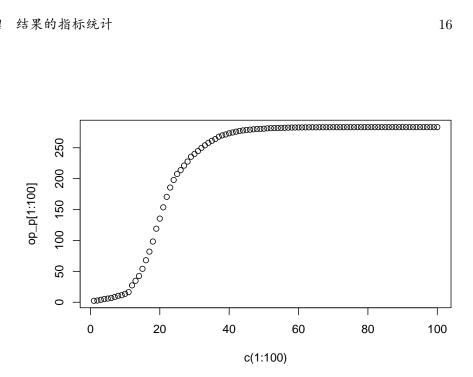
### 4.4 群体关于谣言的观点

```
op_psum<-function(m){
    return(sum(m[which(m>0)]))
}
op_nsum<-function(m){
    return(sum(m[which(m<0)]))
}
op_pnum<-function(m){
    return(length(which(m>0)))
}
op_nnum<-function(m){
    return(length(which(m<0)))
}
op_p<-apply(b, 2, op_psum)
op_n<-apply(b, 2, op_pnum)
op_pn<-apply(b, 2, op_pnum)</pre>
```

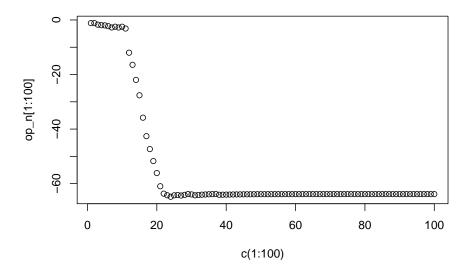
```
op_nn<-apply(b, 2, op_nnum)</pre>
op_b<-colSums(b)
# 加和之后的情感走向
plot(c(1:100),op_b[1:100])
```



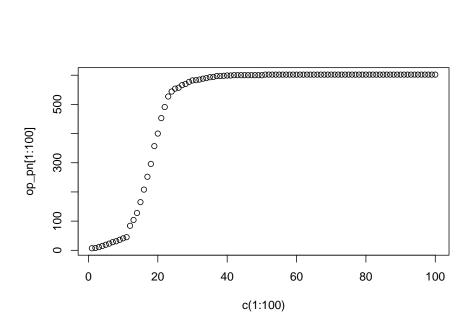
```
# 大于0的整体情感走向
plot(c(1:100),op_p[1:100])
```



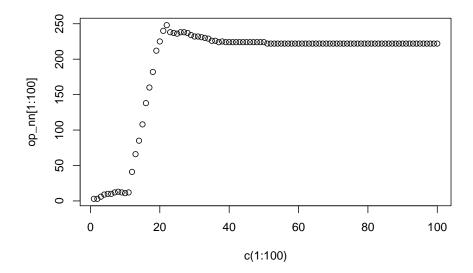
# # 小于0的整体情感走向 plot(c(1:100),op\_n[1:100])



## # 大于0的人数统计 plot(c(1:100),op\_pn[1:100])



### # 小于0的人数统计 plot(c(1:100),op\_nn[1:100])



### 4.5 rumor 影响, 感染人数

```
length(which(acc_i>0))
```

## [1] 824

```
length(which(acc_i>0))/num_node
```

## [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.