

# 社交网络中信息传播的稳定性研究\*

王超<sup>1)2)†</sup> 刘骋远<sup>1)</sup> 胡元萍<sup>1)</sup> 刘志宏<sup>1)2)</sup> 马建峰<sup>1)2)</sup>

1)(西安电子科技大学计算机学院, 西安 710071)

2)(陕西省网络与系统安全重点实验室, 西安 710071)

(2014年4月10日收到; 2014年5月16日收到修改稿)

社交网络已成为当前最重要的信息传播媒体之一, 因此有必要研究信息在社交网络上的传播规律. 本文探索了包含遏制机制和遗忘机制的信息传播机理, 提出了信息传播的模型, 给出了信息传播的规则, 建立了相应的平均场方程, 计算了平衡点和基本再生数  $R_0$ , 并从理论上证明了平衡点的渐进稳定性. 仿真实验分析了遏制机制、遗忘机制等因素对信息传播过程的影响, 并验证了所得结论的正确性.

**关键词:** 社交网络, 传播模型, 基本再生数, 稳定性

**PACS:** 05.10.-a, 02.50.-r

**DOI:** 10.7498/aps.63.180501

## 1 引言

社交网络越来越受欢迎, Facebook、Twitter、新浪微博、人人网等社交网站都拥有数以亿计的用户. 2012年的数据显示, Facebook用户每天分享25亿条内容<sup>[1]</sup>, 新浪微博每天产生约1亿条微博<sup>[2]</sup>. 社交网络已经成为传统媒体之外最重要的信息来源, 人们已越来越习惯于通过社交网络获取和分享信息. 然而, 在社交网络上传播的信息中, 只有极小比例的信息得到了广泛的传播, 绝大多数的信息要么在小范围内流传、要么未经传播即淹没在海量信息中. 探索社交网络中信息传播的机理、建立信息传播的模型并分析其稳定性, 将能合理地解释该现象.

近年来, 以复杂网络理论和疾病传播动力学为基础的信息传播模型研究较多, 如SIR (易染状态-感染状态-被移除状态)<sup>[3]</sup>, SI (易染状态-感染状态)<sup>[4]</sup>, SIS (易染状态-感染状态-易染状态)<sup>[5]</sup>, SEIR (易染状态-潜伏状态-感染状态-被移除状态)<sup>[6]</sup> 等模型. 传播过程的稳定性分析依赖于传

播模型, 如基于SIR模型的研究<sup>[7-16]</sup>、基于SIS模型的研究<sup>[17-28]</sup>、基于SIRS模型的研究<sup>[29]</sup>、基于SEIRS模型的研究<sup>[30,31]</sup>等. 这些工作都是以基本的仓室模型或其变形为基础, 研究疾病、计算机病毒、谣言等的传播稳定性问题. 由于传播机理不同, 所建立的模型也存在差异. 基于这些模型, Zhu等<sup>[32]</sup>提出了通用的模型, 以上模型都是该通用模型的特例.

以上的传播模型在描述社交网络上的信息传播方面存在局限性, 原因在于: 1) 疾病、计算机病毒的传播是无意识的, 感染者不能终止传播过程, 对于信息传播, 遏制机制<sup>[12]</sup>使感染者(已获得信息的用户)自主决定是否继续传播; 谣言的传播依赖于易感染者对感染者的信任, 不存在信任关系则谣言无法继续传播, 而信息的传播不依赖信任关系; 谣言是虚假的信息, 谣言的传播是信息传播的特例; 因此, 在信息的传播过程与其他类型的传播过程之间存在本质的区别; 2) 在信息传播机理的研究中, 考虑遗忘机制的研究工作较少, 然而, 遗忘机制对传播过程有重要影响, 有时会导致传播过程的终止<sup>[33]</sup>; Ebbinghaus<sup>[34]</sup>记忆曲线表明, 经过的

\* 长江学者和创新团队发展计划项目(批准号: IRT1078)、国家自然科学基金委员会-广东联合基金重点基金(批准号: U1135002)、国家科技部重大专项(批准号: 2011ZX03005-002)、国家自然科学基金(批准号: 61173135)和中央高校基本科研业务费(批准号: JY10000903001, K5051303007, K5051203012)资助的课题.

† 通讯作者. E-mail: wangchao@xidian.edu.cn

时间越长发生遗忘的概率越大, 仍然有记忆的概率越小; 社交网络的用户对于所接收信息的记忆也满足该规律, 因此, 信息的传播机理中应该包含遗忘机制.

本文探索了包含遏制机制和遗忘机制的信息传播机理, 建立了改进的SIR模型, 计算了该模型的平衡点和基本再生数  $R_0$ , 分别采用理论分析和仿真实验证明了平衡点的渐进稳定性. 本文的其余内容安排为: 第2节基于遏制机制和遗忘机制, 探索了信息传播的机理, 建立了改进的SIR信息传播模型; 第3节计算了模型的平衡点和基本再生数, 理论上证明了平衡点的渐进稳定性; 第4节通过仿真实验定量分析了遏制机制和遗忘机制等因素对传播过程的影响, 验证了理论分析的正确性; 第5节对全文进行了总结和讨论.

## 2 信息传播的机理与模型

SIR模型把节点的状态分为易感染状态S、感染状态I和免疫状态R三类. 在某条信息的传播过程中, 易感染节点没有接收过该信息, 感染节点接收并传播该信息, 免疫节点接收过但不传播该信息. 易感染节点接收信息后, 以一定概率变为感染节点继续传播信息, 状态从S转移到I; 或者变为免疫节点拒绝传播信息, 相应地, 状态从S转移到R. 遏制机制可能使感染节点变为免疫节点, 状态从I转移到R后不再传播信息. 对于社交网络上的信息来说, 其传播过程都是起于某个或某些节点发布该信息, 止于感染节点消失.

在信息传播的过程中, 除了遏制机制外, 遗忘也是基本特性. 接收过该信息的用户可能发生遗忘, 感染节点和免疫节点发生遗忘后将成为易感染节点, 可再次接收该信息<sup>[11,12]</sup>. 在当前所处的信息爆炸时代, 过多的信息使得用户发生遗忘的概率大大增加. 显然, 遗忘机制也会影响信息的传播过程.

在SIR模型的三类节点状态之间, 除了前述的状态转移外, 遗忘机制也增加了状态之间的转移: 感染节点和免疫节点都可能忘记已接收的信息变成易感染节点, 状态从I或R转移到S. 增加了遗忘机制的SIR模型如图1所示.

信息在社交网络中的传播规则描述如下:

- 1) 易感染节点与感染节点接触后, 以概率  $\lambda$  成为感染节点, 以概率  $\theta$  成为免疫节点;
- 2) 遏制机制使感染节点以概率  $\alpha$  变为免疫节点;

3) 遗忘机制使感染节点和免疫节点分别以概率  $\beta$  和  $\gamma$  变为易感染节点.

假设社交网络的人口总数保持不变, 在  $t$  时刻网络中感染节点、易感染节点和免疫节点的密度分别用  $I(t)$ ,  $S(t)$  和  $R(t)$  表示, 显然,

$$I(t) + S(t) + R(t) = 1. \quad (1)$$

初始时刻  $t = 0$ , 网络中至少有1个感染节点, 其余节点均为易感染节点, 没有免疫节点. 假设网络中的节点数远大于1, 则有

$$\begin{cases} S(0) \approx 1 \\ I(0) \approx 0 \\ R(0) = 0 \end{cases}. \quad (2)$$

状态之间的转移概率都在  $[0, 1]$  之间, 因此,

$$0 \leq \lambda, \alpha, \beta, \gamma, \theta \leq 1. \quad (3)$$

根据信息的传播规则, 得到信息传播的平均场方程为

$$\begin{cases} \dot{S}(t) = -(\lambda + \theta)S(t)I(t) + \beta I(t) + \gamma R(t) \\ \dot{I}(t) = \lambda S(t)I(t) - \alpha I(t) - \beta I(t) \\ \dot{R}(t) = \alpha I(t) - \gamma R(t) + \theta S(t)I(t) \end{cases}, \quad (4)$$

初始条件如(2)和(3)式所述.

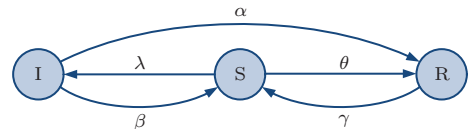


图1 改进的SIR模型

## 3 信息传播的稳定性分析

为描述方便, 分别用状态1, 2, 3表示网络中I, S, R三类节点状态; 用  $x_1, x_2, x_3$  分别表示网络中三类节点的密度. 设

$$x = (x_1, x_2, x_3)^T. \quad (5)$$

对于  $1 \leq i \leq 3$ , 构造函数  $F_i(x)$ ,  $V_i^-(x)$  和  $V_i^+(x)$ . 其中,  $F_i(x)$  为  $i$  状态新增感染节点的速率,  $V_i^+(x)$  是其他状态节点转变为  $i$  状态节点的速率,  $V_i^-(x)$  是  $i$  状态的节点转变为其他状态节点的速率.

根据(4)式, 当  $i = 1$  时, 感染节点中新增感染节点的速率为  $\lambda SI$ ; 当  $i = 2, 3$  时, 非感染节点中不

会出现感染节点. 因此有

$$F_i(x) = \begin{cases} \lambda SI & i = 1 \\ 0 & i = 2, 3 \end{cases}. \quad (6)$$

令  $F = [F_1(x), F_2(x), F_3(x)]^T$ , 则有

$$F = (\lambda SI, 0, 0)^T. \quad (7)$$

设:

$$\begin{cases} V_i(x) = V_i^-(x) - V_i^+(x) \\ V = [V_1(x), V_2(x), V_3(x)]^T \end{cases}, \quad (8)$$

当  $i = 1$  时,  $V_i(x)$  是感染节点转化为其他节点的速率; 当  $i = 2, 3$  时,  $V_i(x)$  分别是易感染节点和免疫节点变化的速率. 根据 (4) 和 (8) 式有

$$V = \begin{bmatrix} (\alpha + \beta)I \\ (\lambda + \theta)SI - \beta I - \beta R \\ -\alpha I + \gamma R - \theta SI \end{bmatrix}. \quad (9)$$

网络中三类节点变化的速率表示为  $\dot{x}_i (1 \leq i \leq 3)$ , 则有

$$\dot{x}_i = F_i(x) - V_i(x). \quad (10)$$

当三类节点的密度都不再变化时, 网络达到平衡点, 处于平衡状态. 因此有

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = \dot{I}(t) = 0 \\ \dot{x}_2 = \dot{S}(t) = 0 \\ \dot{x}_3 = \dot{R}(t) = 0 \end{cases}. \quad (11)$$

求解 (11) 式, 得到两个平衡点  $Y_1 = (S_1, I_1, R_1)^T$  和  $Y_2 = (S_2, I_2, R_2)^T$ :

$$\begin{cases} Y_1 = (1, 0, 0)^T \\ Y_2 = \left( \frac{\alpha + \beta}{\lambda}, \frac{\gamma(\lambda - \alpha - \beta)}{\lambda(\lambda\alpha + \lambda\gamma + \beta\theta + \alpha\theta)}, 1 - \frac{\alpha + \beta}{\lambda} - \frac{\gamma(\lambda - \alpha - \beta)}{\lambda(\lambda\alpha + \lambda\gamma + \beta\theta + \alpha\theta)} \right)^T \end{cases}. \quad (12)$$

当达到平衡点  $Y_1$  时, 网络中没有信息传播, 所有节点都是易感染节点; 当达到平衡点  $Y_2$  时, 网络中的信息稳定传播, 三类节点数量保持动态平衡.

**定理 1**<sup>[35]</sup> 在平衡点  $Y_1 = (1, 0, 0)^T$ ,  $DF(Y_1)$  和  $DV(Y_1)$  可以表示成

$$\begin{cases} DF(Y_1) = \begin{pmatrix} f & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \\ DV(Y_1) = \begin{pmatrix} v & 0 \\ J_3 & J_4 \end{pmatrix} \end{cases}, \quad (13)$$

其中,

$$\begin{cases} f = \frac{\partial F_1(x)}{\partial x_1}(Y_1) = (\lambda) \\ v = \frac{\partial V_1(x)}{\partial x_1}(Y_1) = (\alpha + \beta) \end{cases}. \quad (14)$$

根据 (14) 式有

$$fv^{-1} = \left( \frac{\lambda}{\alpha + \beta} \right), \quad (15)$$

$fv^{-1}$  的谱半径  $\rho(fv^{-1})$  为

$$\rho(fv^{-1}) = \frac{\lambda}{\alpha + \beta}. \quad (16)$$

把  $\rho(fv^{-1})$  记为  $R_0$ , 则  $R_0$  是基本再生数<sup>[35]</sup>. 当  $R_0 > 1$  时, 网络中获得该信息的用户将越来越多, 直到达到某个值时才停止增长; 当  $R_0 < 1$  时, 网络中获得信息的用户越来越少, 最终该信息在网络中消失;  $R_0 = 1$  是信息能否持续传播的临界值.

**定理 2** 当  $R_0 < 1$  时, 平衡点  $Y_1$  是全局渐进稳定的.

**证明** (4) 式的雅可比矩阵为

$$J = \begin{bmatrix} -(\lambda + \theta)I & -(\lambda + \theta)S + \beta & \gamma \\ \lambda I & \lambda S - \alpha - \beta & 0 \\ \theta I & \alpha + \theta S & -\gamma \end{bmatrix}. \quad (17)$$

在平衡点  $Y_1$  处,  $J(Y_1)$  为

$$J(Y_1) = \begin{bmatrix} 0 & -\lambda - \theta + \beta & \gamma \\ 0 & \lambda - \alpha - \beta & 0 \\ 0 & \alpha + \theta & -\gamma \end{bmatrix}. \quad (18)$$

(18) 式的特征多项式为

$$\lambda^3 + m_1\lambda^2 + m_2\lambda + m_3 = 0, \quad (19)$$

其中,

$$\begin{cases} m_1 = -\lambda + \alpha + \beta + \gamma \\ m_2 = -\lambda\gamma + \alpha\gamma + \beta\gamma \\ m_3 = 0 \end{cases}. \quad (20)$$

因为  $R_0 = \frac{\lambda}{\alpha + \beta} < 1$ , 所以

$$\begin{cases} m_1 > 0 \\ m_2 > 0 \\ m_3 = 0 \end{cases}. \quad (21)$$

根据 Routh-Hurwitz 稳定性判据<sup>[20]</sup>,  $Y_1$  是局部渐进稳定点.

由于(1)式中  $0 \leq I(t), S(t), R(t) \leq 1$ , 当  $R_0 = \frac{\lambda}{\alpha + \beta} < 1$  时, 只有  $Y_1$  满足条件. 因此,  $Y_1$  是全局渐进稳定点. 无论网络中出现多少感染节点, 当达到稳态时, 感染节点都会消失, 信息也将消失, 不会形成广泛的传播.

**定理3** 当  $R_0 > 1$  时, 平衡点  $Y_1$  是不稳定的.

**证明** 当  $R_0 > 1$  时, 因为  $\frac{\lambda}{\alpha + \beta} > 1$ , 所以

(20) 式中的  $m_2 < 0$ . 根据 Routh-Hurwitz 稳定性判据,  $Y_1$  是不稳定的.

此时, 如果网络中出现感染节点, 则网络中总是存在感染节点, 信息将一直在网络中传播.

**定理4** 当  $R_0 > 1$  时, 平衡点  $Y_2$  是局部渐进稳定的.

**证明** 将  $Y_2$  代入(17)式, 得到在平衡点  $Y_2$  处的雅可比矩阵为

$$J(Y_2) = \begin{bmatrix} \frac{-(\lambda + \theta)(\lambda - \alpha - \beta)\gamma}{\lambda(\lambda\alpha + \lambda\gamma + \beta\theta + \alpha\theta)} & \beta - \frac{(\lambda + \theta)(\alpha + \beta)}{\lambda} & \gamma \\ \frac{(\lambda - \alpha - \beta)\gamma}{\lambda\alpha + \lambda\gamma + \beta\theta + \alpha\theta} & 0 & 0 \\ \frac{\theta(\lambda - \alpha - \beta)\gamma}{\lambda(\lambda\alpha + \lambda\gamma + \beta\theta + \alpha\theta)} & \alpha + \frac{\theta(\alpha + \beta)}{\lambda} & -\gamma \end{bmatrix}. \quad (22)$$

(22) 式的特征多项式为

$$\lambda^3 + m'_1\lambda^2 + m'_2\lambda + m'_3 = 0, \quad (23)$$

其中,

$$\begin{cases} m'_1 = \frac{\gamma\theta(\lambda - \alpha - \beta)}{\lambda(\lambda\alpha + \lambda\gamma + \beta\theta + \alpha\theta)} + \gamma + \frac{\gamma(\lambda - \alpha - \beta)}{\lambda(\lambda\alpha + \lambda\gamma + \beta\theta + \alpha\theta)} \\ m'_2 = \frac{\gamma(\lambda - \alpha - \beta)}{\lambda(\lambda\alpha + \lambda\gamma + \beta\theta + \alpha\theta)} \left( \alpha + \gamma + \frac{\theta(\alpha + \beta)}{\lambda} \right) \\ m'_3 = 0 \end{cases}. \quad (24)$$

因为  $R_0 = \frac{\lambda}{\alpha + \beta} > 1$ , 所以有

$$\begin{cases} m'_1 > 0 \\ m'_2 > 0 \\ m'_1 m'_2 - m'_3 > 0 \end{cases}. \quad (25)$$

根据 Routh-Hurwitz 稳定性判据,  $Y_2$  是局部渐进稳定的. 如果出现感染节点, 达到稳态时网络将收敛于  $Y_2$ , 三类状态节点的密度保持动态平衡. 这意味着信息将在网络中持续传播.

综上所述, 对于社交网络上的信息传播, 当  $R_0 < 1$  时,  $Y_1$  是网络的全局稳定点; 当  $R_0 > 1$  时,  $Y_2$  是网络的局部渐进稳定点.

## 4 数值仿真

本节将采用数值仿真实验分析信息传播机制的影响作用, 并验证前述理论分析的正确性. 在以下的仿真实验中, 设定网络初态的节点密度分别

为:  $I(0) = 0.1, S(0) = 0.9, R(0) = 0$ ; 为简化仿真实验, 取  $\beta = \gamma$ , 即感染节点和免疫节点发生遗忘的概率相同.

### 4.1 节点密度的变化

图2和图3分别研究了在不同的  $R_0$  值, 网络的节点密度随时间的变化情况. 图2(a)和(b)中的  $R_0$  值分别为0.56和0.91, 当  $R_0 < 1$  时易感染节点都趋于1, 感染节点和免疫节点都趋于0, 即网络的平衡点都是(1, 0, 0). 图3(a)中的  $R_0$  值为1.14, 网络的平衡点是(0.875, 0.057, 0.068); 图3(b)中的  $R_0$  值为1.60, 网络的平衡点是(0.625, 0.240, 0.135). 图3的结果表明, 当  $R_0 > 1$  时, 信息在网络中稳定传播, 网络达到动态平衡状态. 仿真结果与理论分析的结论一致.

另外, 从图2可以看出,  $R_0 < 1$  时, 值越小网络到达平衡状态的速度越快; 从图3可以看出,  $R_0 > 1$  时, 值越大网络状态收敛的速度越快. 因此, 对于信息传播来说,  $R_0$  值偏离1越远, 网络达到稳

定状态的速度越快.

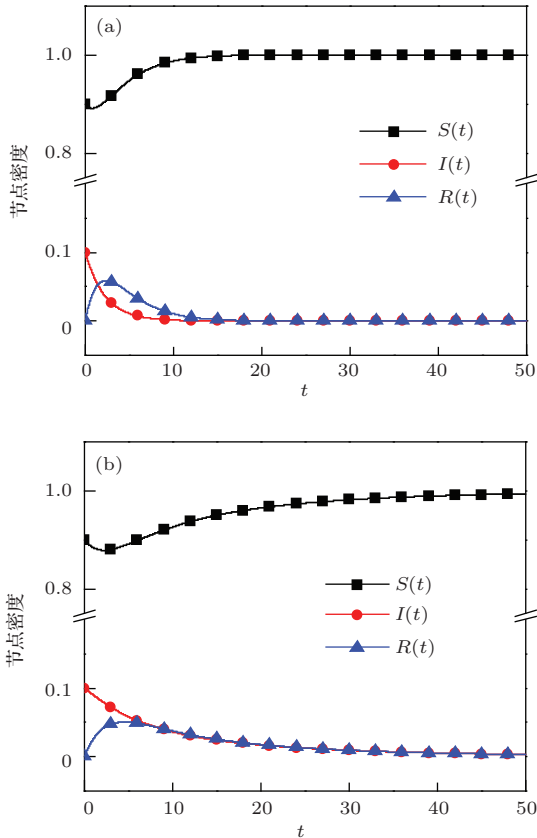


图2  $R_0 < 1$  时节点的密度变化 (a)  $\lambda = 0.5, \alpha = 0.5, R_0 = 0.56$ ; (b)  $\lambda = 0.5, \alpha = 0.15, R_0 = 0.91$

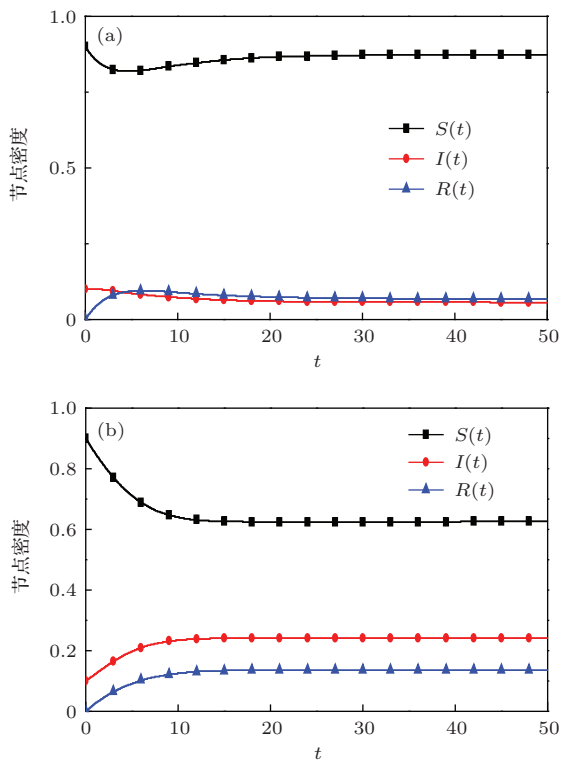


图3  $R_0 > 1$  时节点的密度变化 ( $\beta = \gamma = 0.4, \theta = 0.2$ ) (a)  $\lambda = 0.8, \alpha = 0.3, R_0 = 1.14$ ; (b)  $\lambda = 0.8, \alpha = 0.1, R_0 = 1.60$

### 4.2 遗忘机制的影响

图4研究了遗忘机制对感染节点密度的影响. 仿真实验中, 发生遗忘的概率分别取0.1, 0.2, 0.4和0.8, 相应的 $R_0$ 值分别为1.67, 1.25, 0.83和0.50, 稳定状态中感染节点密度分别为0.095, 0.071, 0和0. 由(16)式,  $\beta$ 越大, 则 $R_0$ 越小. 当 $R_0 < 1$ 时, 感染节点的密度趋于0; 当 $R_0 > 1$ 时, 感染节点的密度趋于非0的值. 而且,  $\beta$ 值越小,  $R_0$ 值越大, 则稳定状态中感染节点的密度越大. 因此, 发生遗忘的概率越小, 则网络中的感染节点越多. 同理,  $\beta$ 的取值对网络状态收敛的速度也有影响.

### 4.3 传播机理的影响

本文的传播机理包括遏制机制和遗忘机制, 这两种机制都会影响信息的传播. 图5定量地分析了传播机理造成的稳态感染节点密度变化. 仿真实验中, 当 $\alpha + \beta > \lambda$ 时,  $R_0 < 1$ , 网络中稳态感染节点密度等于0; 当 $\alpha + \beta < \lambda$ 时,  $R_0 > 1$ , 信息可以在网络中稳定传播; 当 $\alpha + \beta = \lambda$ 时, 网络中没有阻碍信息传播的因素, 所以稳态时网络中的节点都是感

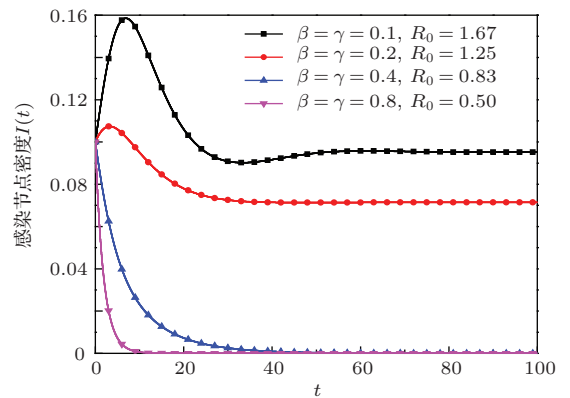


图4 遗忘机制 vs 感染节点密度 ( $\lambda = 0.5, \alpha = 0.2, \theta = 0.2$ )

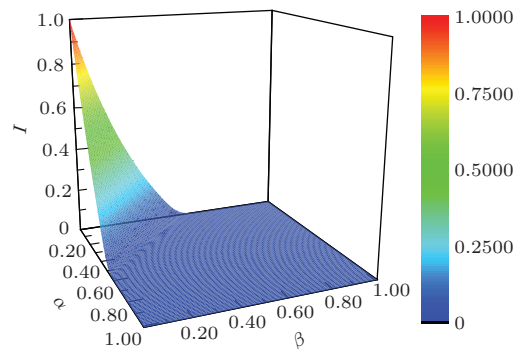


图5 (网刊彩色) 传播机理 vs 稳态感染节点密度 ( $\lambda = 0.8, \theta = 0.2$ )

染节点, 没有其他节点. 从图 5 的仿真结果来看,  $\alpha$  与  $\beta$  对  $I$  具有相似的影响, 表明遗忘机制与遏制机制一样, 都是阻碍信息传播的重要因素.

## 5 结 论

社交网络上信息的传播机理与疾病、计算机病毒、谣言等的传播机理之间存在明显的区别, 使得已有的传播稳定性研究成果不能直接应用于信息的传播. 本文探索了社交网络上的信息传播机理, 建立了改进的 SIR 传播模型. 与传统的 SIR 模型相比, 改进的 SIR 模型增加了描述遗忘机制的能力; 基于改进的 SIR 模型, 本文计算了网络状态的平衡点  $Y_1$ ,  $Y_2$  和基本再生数  $R_0$ , 证明了平衡点的渐进稳定性, 即: 当  $R_0 < 1$  时, 网络全局渐进稳定在平衡点  $Y_1$ ; 当  $R_0 > 1$  时, 网络的状态渐进稳定在平衡点  $Y_2$ , 仿真实验的结果验证了理论分析的正确性. 仿真实验还表明, 遗忘机制与遏制机制类似, 都是影响信息传播过程的重要因素. 因此, 第 2 节中给出的信息传播机理和模型具有合理性, 能部分地阐明信息传播的内在规律.

社交网络中话题的传播范围差异很大, 本文的研究能较为合理地解释该现象: 在某话题的传播过程中, 如果其  $R_0 > 1$ , 则该话题能获得稳定的、广泛的传播; 反之, 如果  $R_0 < 1$ , 该话题只能在较小的范围传播并最终消失. 而且,  $R_0$  的值离 1 越远, 达到话题传播的稳定状态越快. 本文的研究有助于深入理解信息的传播行为, 可为网络舆论的传播过程预测等实际应用提供参考.

## 参考文献

- [1] <http://bmi.osu.edu/~esaule/public-website/slides/saule13-umassboston.pdf>
- [2] Guan W, Gao H, Yang M, Li Y, Ma H, Qian W, Cao Z, Yang X 2014 *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* **395** 340
- [3] Zhang Y C, Liu Y, Zhang H F, Cheng H, Xiong F 2011 *Acta Phys. Sin.* **60** 050501 (in Chinese) [张彦超, 刘云, 张海峰, 程辉, 熊菲 2011 物理学报 **60** 050501]
- [4] Zhao L, Guan X H, Yuan R X 2012 *Knowledge and Information Systems* **31** 371
- [5] Leskovec J, McGlohon M, Faloutsos C, Glance N, Hurst M 2007 *International Conference on Data Mining, Proceedings of the 7th SIAM International Conference on Data Mining* Minneapolis, Minnesota, USA, April 26–28, 2007 p551
- [6] Xu R Z, Li H L, Xing C M 2013 *Int. J. Comput. Sci. Appl.* **1** 1
- [7] May R M, Lloyd A L 2001 *Phys. Rev. E* **64** 066112
- [8] Moreno Y, Pastor Satorras R, Vespignani A 2002 *Europ. Phys. J. B* **26** 521
- [9] Yang R, Wang B H, Ren J, Bai W J, Shi Z W, Wang W X, Zhou T 2007 *Phys. Lett. A* **364** 189
- [10] Wang J, Zhao L, Huang R 2014 *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* **398** 43
- [11] Isham V, Harden S, Nekovee M 2010 *Physica A* **389** 561
- [12] Zhao L, Wang Q, Cheng J, Chen Y, Wang J, Huang W 2011 *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* **390** 2619
- [13] Zhao L, Xie W, Gao H O, Qiu X, Wang X, Zhang S 2013 *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* **392** 6146
- [14] Zhao L, Wang J, Chen Y, Wang Q, Cheng J, Cui H 2012 *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* **391** 2444
- [15] Gong Y W, Song Y R, Jiang G P 2012 *Chin. Phys. B* **21** 010205
- [16] Lu Y L, Jiang G P, Song Y R 2012 *Chin. Phys. B* **21** 100207
- [17] Pastor Satorras R, Vespignani A 2001 *Phys. Rev. Lett.* **86** 3200
- [18] Zhu G, Fu X, Chen G 2012 *Commun. Nonlinear Sci. Numer. Simulat.* **17** 2588
- [19] Yang M, Chen G, Fu X 2011 *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* **390** 2408
- [20] Lu Y L, Jiang G P, Song Y R 2013 *Acta Phys. Sin.* **62** 130202 (in Chinese) [鲁延玲, 蒋国平, 宋玉蓉 2013 物理学报 **62** 130202]
- [21] Zhang J, Sun J 2014 *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* **394** 24
- [22] d'Onofrio A 2008 *Nonlinear Analysis: Real World Applications* **9** 1567
- [23] Wang Y, Jin Z, Yang Z, Zhang Z K, Zhou T, Sun G Q 2012 *Nonlinear Analysis: Real World Application* **13** 543
- [24] Wang J, Liu M, Li Y 2013 *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* **392** 1621
- [25] Wang Y, Cao J, Jin Z, Zhang H, Sun G Q 2013 *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* **392** 5824
- [26] Zhou Y, Xia Y 2014 *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* **399** 16
- [27] Feng Y, Fan Q, Ma L, Ding L 2014 *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* **393** 277
- [28] Shi H J, Duan Z S, Chen G R, Li R 2009 *Chin. Phys. B* **18** 3309
- [29] Li C H, Tsai C C, Yang S Y 2014 *Commun. Nonlinear Sci. Numer. Simulat.* **19** 1042
- [30] Liu J, Zhang T 2011 *Commun. Nonlinear Sci. Numer. Simulat.* **16** 3375
- [31] Gong Y W, Song Y R, Jiang G P 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 110205 (in Chinese) [巩永旺, 宋玉蓉, 蒋国平 2012 物理学报 **61** 110205]

- [32] Zhu G, Fu X, Chen G 2012 *Appl. Math. Model.* **36** 5808  
 [33] Gu J, Li W, Cai X 2008 *Europ. Phys. J. B* **62** 247  
 [34] Ebbinghaus H 2010 *Memory: A Contribution to Exper-*

- imental Psychology* (Whitefish: Nabu Press) pp18–22  
 [35] van den Driessche P, Watmough J 2002 *Math. Biosci.* **180** 29

## Stability of information spreading over social network\*

Wang Chao<sup>1)2)†</sup> Liu Cheng-Yuan<sup>1)</sup> Hu Yuan-Ping<sup>1)</sup> Liu Zhi-Hong<sup>1)2)</sup> Ma Jian-Feng<sup>1)2)</sup>

1) (School of Computer Science and technology, Xidian University, Xi'an 710071, China)

2) (Shaanxi Key Laboratory of Network and System Security, Xidian University, Xi'an 710071, China)

( Received 10 April 2014; revised manuscript received 16 May 2014 )

### Abstract

Social networks have been developed into one of the most important media for information propagation, and it is necessary to disclose how the information disseminates over social networks. In this paper, we explore the spreading mechanism including information stifling and forgetting, establish a spreading model, and elaborate the spreading rules. According to the spreading model, we build the mean field equation, calculate the two equilibriums and the basic reproduction number  $R_0$ , and prove theoretically the asymptotical stability of the equilibriums. We analyze the effects of stifling mechanism and forgetting mechanism on the information spreading process, and validate the results of theoretical analysis by numerical simulations.

**Keywords:** social network, spreading model, basic reproduction number, stability

**PACS:** 05.10.-a, 02.50.-r

**DOI:** 10.7498/aps.63.180501

\* Project supported by the Program for Changjiang Scholars and Innovative Research Team in University of Ministry of Education of China (Grant No. IRT1078), the Key Program of NSFC-Guangdong Union Foundation (Grant No. U1135002), the National Science and Technology Major Project of the Ministry of Science and Technology of China (Grant No. 2011ZX03005-002), the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 61173135), and the Fundamental Research Funds for the Central Universities of Ministry of Education of China (Grant Nos. JY10000903001, K5051303007, K5051203012).

† Corresponding author. E-mail: wangchao@xidian.edu.cn