



多层网络中谣言传播的动态控制策略分析

杨喜艳¹, 吴亚豪¹, 张家军^{2*}

(1. 广东金融学院金融数学与统计学院 广州 510521; 2. 中山大学数学学院 广州 510275)

【摘要】该文基于微观马尔科夫链方法建立双层网络的谣言传播模型, 并提出一种动态控制策略。本文发现: 1) 强有力的控制能够导致谣言的同步爆发, 即两个子网络层中受谣言影响的人数同时达到最大; 2) 发现谣言的控制效应取决于网络拓扑度、目标层和初始控制的选择。越晚(早)控制或越大(小)的网络拓扑度需要投入越多(少)的资源, 目标层选择在较大的网络拓扑度上将取得较好的控制效应。这些结果表明动态控制策略能够有效阻止多层社交网络中的谣言传播。

关键词 马尔科夫链; 多层网络; 谣言传播; 动态控制策略

中图分类号 TP311; G206.3

文献标志码 A

doi:10.12178/1001-0548.2019196

Analysis of Rumor Spreading with a Temporal Control Strategy in Multiplex Networks

YANG Xi-yan¹, WU Ya-hao¹, and ZHANG Jia-jun^{2*}

(1. School of Financial Mathematics and Statistics, Guangdong University of Finance Guangzhou 510521;

2. School of Mathematics, Sun Yat-sen University Guangzhou 510275)

Abstract In this paper, a temporal control strategy is proposed by analyzing a rumor spreading model based on microscopic Markov chain in a two-layer network. The obtained results show that both sub-networks can show synchronized outbreak, where the maximum fractions of the infected population simultaneously emerge when a vigorous control measure is taken. In addition, the control effect depends on the selection of the network topological degree, the target layer, and the control time. The later (earlier) control or larger (smaller) network topological degree needs more (less) resource. The control effect is better when the target layer is chosen at a larger network topological degree. These results imply that the temporal control strategy is effective in preventing rumor spreading.

Key words Markov chain; multiplex networks; rumor spreading; temporal control strategy

近年来, 随着各类社交网络平台的兴起, 网络谣言在传播速度和传播范围方面都得到了迅猛发展。网络谣言包括容易引起网民关注和恐慌的虚假信息, 这些虚假信息对社会产生极大的负面影响, 并且可能导致突发群体事件甚至引发社会动乱。因此, 探讨网络谣言的传播机制以及在此基础上建立行之有效的控制措施是非常有必要的, 这也是当今信息传播领域的重要研究方向。

由于谣言传播与传染病传播在传播机理上有相似性, 以传染病模型为基础建立的谣言传播模型的研究最为广泛, 经典模型有 DK 模型^[1]以及 MT 模型^[2]。在此基础上, 许多谣言传播的理论模型^[3-5]被

提出, 并且许多与谣言传播有关的影响因素也被分析, 如教育科学^[6]、记忆或遗忘^[7-8]、网络拓扑结构^[9-10]和延时^[11-12]等。与此同时, 许多的谣言控制策略也已被提出, 如改变内部拓扑结构的聚类方法^[13], 来自外部干预的免疫策略^[14-16], 以及抗谣言策略^[17-18]等。此外, 基于概率主方程的建模格式, 文献 [19] 研究了网络谣言传播的随机动力行为, 并提出了一种相应的谣言控制策略。

近年来, 随着新媒体如微博微信等社交网络平台的迅猛发展, 个体接受信息的来源呈现多样化的趋势, 这也直接影响了信息传播的动力和社交网络结构。当今信息传播的一个最明显的特点是多通

收稿日期: 2019-09-02; 修回日期: 2019-12-16

基金项目: 国家自然科学基金(11601094, 11631005); 广东省自然科学基金(2018A0303130120); 广东省教育科学规划课题(2018GXJK119)

作者简介: 杨喜艳(1983-), 女, 博士, 副教授, 主要从事计算系统生物学与传播动力学方面的研究。

通信作者: 张家军, E-mail: zhjjjun@mail.sysu.edu.cn

道,即信息传播发生在多个网络层上。需要指出的是,目前关于多层网络中信息传播的研究主要集中在信息-传染病方面^[20-21]。例如,应用微观马尔科夫链方法,文献[22]证实了意识扩散能够控制传染病的爆发。也有学者开始关注多层网络上的信息-信息的传播,如文献[23]通过分析层间恢复过程研究了多层网络中的信息扩散机制。

然而,鲜有文献同时关注多层社交网络中的谣言传播与动态控制。针对这一问题,结合多层社交网络中谣言传播的特点,本文应用微观马尔科夫链方法,提出一种动态控制谣言传播的策略。事实上,在谣言传播的初始阶段,受谣言影响的人数以及谣言的负面影响都较小,因而也很难引起相关部门的注意。一般地,当谣言影响到一部分群体并带来一些负面影响之后,才会引起相关部门的注意,进而采取措施控制谣言传播。不同于先前谣言传播中关注谣言随时间演化的过程,本文集中关注谣言传播过程中的最大感染密度,即同时受到谣言影响的最大感染比例。特别地,最大感染密度越大,将会给社会带来越严重的影响和危害。因此,如何降低谣言传播过程中的最大感染密度是谣言控制的一个主要目标。虽说最大感染密度降低到最小越好,但是从资源节约的角度来看,并不是一种可取的方式。一方面,降低的越多,需要的控制强度越大,需要投入的人力、物力和财力等资源也越多;另一方面,过多的投入会造成资源的浪费。基于这些考虑,本文研究双层社交网络中的谣言传播机制,通过对层内的谣言传播采取控制措施,同时降低两个子网络层中的最大影响密度,减少谣言传播对社会的负面影响。

1 模型构建

为了清晰地说明动态控制策略如何影响多层社交网络中的谣言传播,这里考虑双层社交网络,并假设每个子网络中有 N 个人。谣言能够在传播者-无知者之间传播。同时,谣言能够通过传播者-免疫者恢复或者通过外部干预恢复,前者称为点对点的恢复过程,后者称为干预恢复过程。除了层内传播和恢复之外,假设谣言还可以在层间传播和恢复。为了方便,把子网络中的3类人群标记为3种状态:易感态(S)、感染态(I)以及恢复态(R)。因此,谣言在层内和层间的传播动力可用随机切换事件来描述:

$$S_i + I_i \xrightarrow{\beta_i} 2I_i \quad S_i + I_j \xrightarrow{\gamma_j} I_i + I_j \quad (1)$$

$$I_i + R_i \xrightarrow{\alpha_i} 2R_i \quad I_i + R_j \xrightarrow{\nu_j} R_i + R_j \quad (2)$$

$$I_i \xrightarrow{\mu_i(t)} R_i \quad t \geq t_0 \quad (3)$$

式中, $i=1$ 时, $j=2$; $i=2$ 时, $j=1$; 式(1)表示层内和层间的传播过程; 式(2)表示层内和层间恢复过程; 式(3)表示来自于外部控制措施下的谣言恢复过程; t_0 表示开始采取控制措施的时刻。控制意味着人力、物力、财力等资源的投入,从节约资源的角度,假设采取的控制措施能够影响层内的谣言传播,即层内干预恢复。相应地, β_i (α_i)表示层内传播(恢复)速率, γ_j (ν_j)表示层间传播(恢复)速率, $\mu_i(t)$ 表示来自外部干预下的恢复速率。

假设 $P_{1,i}^S(t)$ ($P_{2,i}^S(t)$), $P_{1,i}^I(t)$ ($P_{2,i}^I(t)$), $P_{1,i}^R(t)$ ($P_{2,i}^R(t)$)分别表示 t 时刻子网络1和2上个体 i 处于3个状态的概率,则概率随时间的演化可用离散动力方程表示为:

$$P_{k,i}^S(t+1) = P_{k,i}^S(t)(1 - q_{k,i}^{S,I}(t))$$

$$P_{k,i}^I(t+1) = P_{k,i}^I(t)(1 - q_{k,i}^{I,R}(t)) + P_{k,i}^S(t)q_{k,i}^{S,I}(t)$$

$$P_{k,i}^R(t+1) = P_{k,i}^R(t) + P_{k,i}^I(t)q_{k,i}^{I,R}(t) \quad (4)$$

式中, $k=1,2$; $q_{k,i}^{S,I}(t)$ 和 $q_{k,i}^{I,R}(t)$ 分别是子网络 k 上从 S 到 I ,以及从 I 到 R 的转移概率。 $\Omega_{1,i}$ 和 $\Omega_{2,i}$ 分别表示个体 i 在子网络1和2上的邻居集。根据微观马氏链方法^[20-22],对子网络1,有:

$$q_{1,i}^{S,I}(t) = 1 - \prod_{j \in \Omega_{1,i}} (1 - \beta_1 P_{1,j}^I(t)) \prod_{k \in \Omega_{2,i}} (1 - \gamma_2 P_{2,k}^I(t))$$

$$q_{1,i}^{I,R}(t) = 1 - \prod_{j \in \Omega_{1,i}} (1 - \alpha_1 P_{1,j}^R(t)) \prod_{k \in \Omega_{2,i}} (1 - \nu_2 P_{2,k}^R(t))$$

$$\times (1 - a\mu_1(t)) \quad (5)$$

式中, $\prod_{j \in \Omega_{1,i}} (1 - \beta_1 P_{1,j}^I(t))$ 和 $\prod_{k \in \Omega_{2,i}} (1 - \gamma_2 P_{2,k}^I(t))$ 分别表示个体 i 没有受到子网络1和子网络2中谣言传播者影响的概率; $\prod_{j \in \Omega_{1,i}} (1 - \alpha_1 P_{1,j}^R(t))$ 和 $\prod_{k \in \Omega_{2,i}} (1 - \nu_2 P_{2,k}^R(t))$ 分别表示个体 i 没有受到子网络1和子网络2中恢复者影响的概率; $(1 - a\mu_1(t))$ 表示在外部控制措施出现时,仍没有恢复的概率。 $a \in \{0,1\}$,其中 $a=0$ 表示没有控制措施, $a=1$ 表示采取了控制措施。类似的,对网络层2,有:

$$\begin{aligned}
q_{2,i}^{S,I}(t) &= 1 - \prod_{j \in \Omega_{2,i}} (1 - \beta_2 P_{2,j}^I(t)) \prod_{k \in \Omega_{1,i}} (1 - \gamma_1 P_{1,k}^I(t)) \\
q_{2,i}^{I,R}(t) &= 1 - \prod_{j \in \Omega_{2,i}} (1 - \alpha_2 P_{2,j}^R(t)) \prod_{k \in \Omega_{1,i}} (1 - \nu_1 P_{1,k}^R(t)) \times \\
&\quad (1 - a\mu_2(t))
\end{aligned} \quad (6)$$

分析可知, 式(4)的第一行的右边表示个体*i*仍是易感态的概率; 第二行右边的第一项表示个体*i*仍是感染态的概率, 第二项是从易感态变为感染态的概率; 第三行右边第一项是个体*i*仍然是恢复态的概率, 第二项是从感染态变为恢复态的概率。此外, 网络层上3类群体的密度可表示为:

$$\begin{aligned}
\rho_S^k(t) &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N P_{k,i}^S(t) \quad \rho_I^k(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N P_{k,i}^I(t) \\
\rho_R^k(t) &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N P_{k,i}^R(t)
\end{aligned} \quad (7)$$

需要指出的是, 由于采取的控制策略是动态的, 因而式(5)和式(6)中的干预恢复速率 $\mu_1(t)$ 和 $\mu_2(t)$ 是关于时间的函数。通常, 当一部分群体受到谣言影响之后, 谣言才会引起有关部门的注意, 进而采取措施控制谣言传播。换句话说, 从谣言开始出现到采取措施之间有一个延时。因此, 假设在采取控制措施时有一个初始感染比例 θ_0 , 称为干预阈值。此外, 考虑到外部干预需要投入人力、物力和财力等资源, 类似于流行病传播控制的研究^[24], 假设外部干预下的恢复速率为:

$$\mu_k(t) = e^{-c\rho_I^k(t)/\lambda} \quad (8)$$

式中, λ 表示控制强度, 用来量化控制谣言传播中的投入资源; c 用来量化 ρ_I^k 和 λ 的相对重要性, 假设 $c=1$ 。从式(8)可以看出干预恢复速率是平均投入资源的递增函数。

为了揭示动态控制策略如何影响多层网络中的谣言传播, 假设两个子网络是具有均匀度的规则随机网络, 即各子网络中的节点有相同的度, 以及网络层间的节点也具有相同的度, 并且每个节点的邻居是随机选择的。记 k_1 和 k_2 分别表示子网络1和2的层内拓扑度, k_{12} 表示层间拓扑度。在谣言传播网络中, 拓扑度可以反映个体在谣言传播中的影响力, 拓扑度越大的个体, 其在谣言传播中的影响也越大。基于这些假设, 式(7)变为:

$$\begin{aligned}
P_{k,i}^S(t) &= \rho_S^k(t) \quad P_{k,i}^I(t) = \rho_I^k(t) \\
P_{k,i}^R(t) &= \rho_R^k(t) \quad k=1, 2, i \in \{1, 2, \dots, N\}
\end{aligned} \quad (9)$$

把式(5)~式(9)带入式(4), 可得方程:

$$\begin{aligned}
\rho_S^j(t+1) &= \rho_S^j(t) (1 - \beta_j \rho_I^j(t))^{k_j} (1 - \gamma_{3-j} \rho_I^{3-j}(t))^{k_{12}} \\
\rho_I^j(t+1) &= \rho_I^j(t) (1 - \alpha_j \rho_R^j(t))^{k_j} (1 - \nu_{3-j} \rho_R^{3-j}(t))^{k_{12}} \times \\
&\quad (1 - ae^{-c\rho_I^j(t)/\lambda}) + \rho_S^j(t) \times \\
&\quad \left[1 - (1 - \beta_j \rho_I^j(t))^{k_j} (1 - \gamma_{3-j} \rho_I^{3-j}(t))^{k_{12}} \right] \\
\rho_R^j(t+1) &= \rho_R^j(t+1) + \rho_I^j(t) \times \\
&\quad \left[1 - (1 - \alpha_j \rho_R^j(t))^{k_j} (1 - \nu_{3-j} \rho_R^{3-j}(t))^{k_{12}} (1 - ae^{-c\rho_I^j(t)/\lambda}) \right]
\end{aligned} \quad (10)$$

式中, $j=1, 2$ 。

2 仿真分析

本文通过数值仿真来展示动态控制策略对多层网络中谣言传播的影响。首先, 定义最大感染密度(maximum infected density, MID), 即在谣言传播过程中子网络受到谣言影响的最大比例, 可以用来量化谣言的影响和危害。通常越多的人同时受到谣言的影响, 带给社会的危害越严重。然而, 在先前有关谣言传播与控制的研究中, 这个指标往往被忽视。本文提出控制策略的目标是降低最大感染密度, 从而降低谣言对社会的负面影响和危害。虽说越多的资源投入能够取得更有效的控制效果, 但是从节约资源的角度看, 这并不是一种最优的方式。一般地, 如果最大感染密度降低到某一个阈值, 谣言对社会的危害是比较小的, 那么过多的资源投入就会造成浪费。为此, 选择一个子网络作为目标层, 并假设在该目标层上有一个控制比例 θ_r 称为目标比例。相应地, 有一个合适的控制强度 λ_r 称为目标强度, 用来量化目标比例达到时需投入的资源。此外, 把另一子网络称为影响层。

为了方便, 假设谣言开始出现在单层网络上, 然后向另外一层传播。初始条件 $\rho_S^1(0)=0.98$, $\rho_I^1(0)=0.01$, $\rho_R^1(0)=0.01$, $\rho_S^2(0)=1$, $\rho_I^2(0)=0$, $\rho_R^2(0)=0$ 。

2.1 强有力的控制能够导致谣言的同步爆发

图1展示的是感染密度的时间演化图。从图1a中可以看到, 没有采取控制措施时, 两个子网络中各最大感染密度接近1, 说明该社交网络中几乎所有人都受到谣言的影响。图1b~d与图1e~g分别为选择子网络1和子网络2作为目标层时, 采取控制措施下的情形。这里目标层的干预阈值为

$\theta_0 = 0.3$ 。这6个图中每一列的控制强度 λ 取值相同,从左至右分别为0.1, 0.3, 0.5。图中其他参数为 $\beta_1 = \beta_2 = 0.03$, $\gamma_1 = \gamma_2 = 0.005$, $\alpha_1 = \alpha_2 = 0.004$, $\nu_1 = \nu_2 = 0.001$, $k_1 = 10$, $k_2 = 20$, $k_{12} = 5$ 。从图1中可以看出,随着控制强度的增大,两个子网络中的最大感染密度减小,并且谣言的影响时间也减少(对比子图中的纵轴和横轴)。这些结果表明本文提出的控制策略能够有效控制谣言传播。通过对比发现,选择具有较大网络拓扑度的子网络2作为目标层时,两个子网络中的感染密度都有较小的峰值,这表明网络拓扑度和目标层的选择影响着谣言的控

制效果。此外,从图1d和图1g中可以看到,两个子网络中的最大感染密度在同一时刻出现,即两个子网络中的谣言出现了同步爆发,并且这一时间就是刚开始采取控制措施的时刻。事实上,这里出现的同步爆发是一种理想的控制效果。一方面,强有力的措施需要更多的人力物力和财力等资源的投入。然而,这些资源之间的协调需要时间,因此很难立刻投入用来控制谣言的传播。另一方面,如果最大感染密度能够控制在一定的比例下,谣言对社会的负面影响是较小的,那么强有力的控制措施会导致资源的极大浪费。

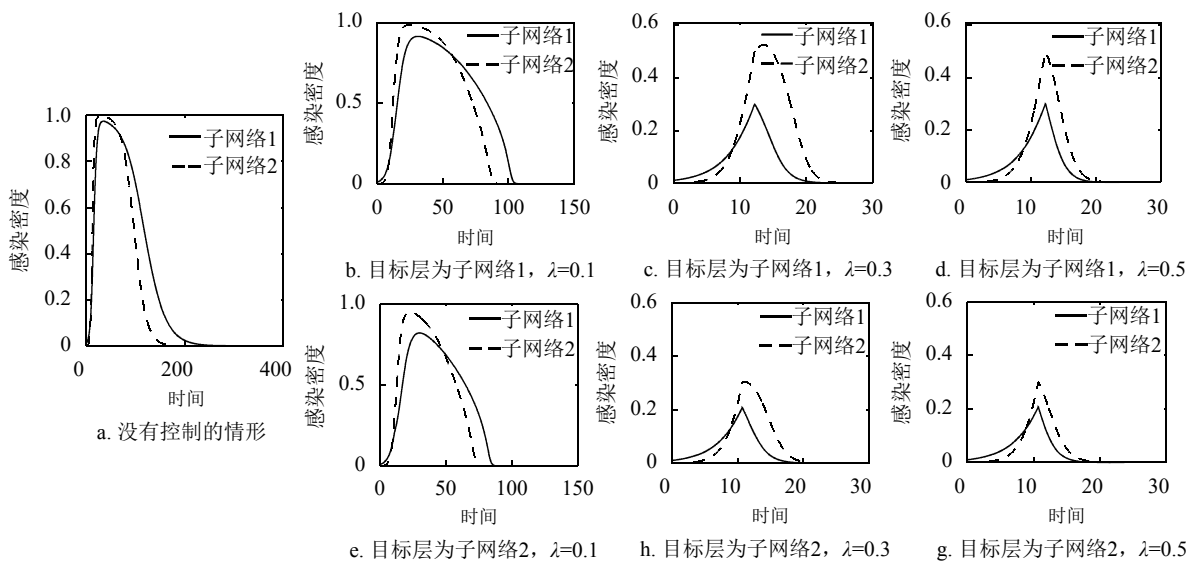


图1 谣言传播的时间演化图

2.2 控制效应的影响因素

下面分析目标层、网络拓扑度以及初始控制的选择对谣言传播的影响。图2展示的是当初始控制相同时,不同目标层选择下的子网络拓扑度关于谣言传播的控制效应。图中第一行目标层是子网络1,第二行目标层是子网络2,两个目标层中的目标控制比例 $\theta_t = 0.6$,目标层的干预阈值为 $\theta_0 = 0.3$ 。其他参数为 $\beta_1 = \beta_2 = 0.08$, $\gamma_1 = \gamma_2 = 0.05$, $\alpha_1 = \alpha_2 = 0.04$, $\nu_1 = \nu_2 = 0.02$, $k_{12} = 0.2k_1$ 。图2a和图2c展示的分别是子网络1和子网络2作为目标层时的目标强度。从这两个子图可以看到,不管目标层如何选择,随着子网络拓扑度 k_1 的增加,目标强度增加;并且对固定的 k_1 ,两个子网络层的拓扑度比值 k_2/k_1 越大,目标强度也越大。由于网络拓扑度反映了网络的社交关系,表明在联系越广泛的社交关系中,要

想达到理想的控制效果,需要投入更多的资源来控制谣言传播。

接下来分析动态控制策略对另一网络层的影响,图2b和图2d展示的分别是子网络2和子网络1的最大感染密度。如果选择目标层是子网络1,从图2b中可以看到,当 $k_2/k_1 \leq 1$ 时,影响层的MID关于 k_1 单调递增;而当 $k_2/k_1 > 1$ 时,影响层的MID关于 k_1 单调递减。此外,如果子网络拓扑度比值 k_2/k_1 越大,能够导致影响层的MID也越大。例如,当 $k_2/k_1 = 1.5$ 时,影响层的MID在0.6以上,超过了目标层的目标比例值;而当 $k_2/k_1 = 0.5$ 时,影响层的MID在0.4以下,低于目标层的目标比例值。然而,当选择目标层是子网络2时,恰好有相反结论,如图2d所示。当 $k_2/k_1 \leq 1$ 时,影响层的MID关于 k_1 单调递减,而当 $k_2/k_1 > 1$ 时,影响

层的 MID 关于 k_1 单调递增; 此外, 如果子网络拓扑度比值 k_2/k_1 越大, 导致影响层的 MID 越小。例如, 当 $k_2/k_1 = 1.5$ 时, 影响层的 MID 在 0.6 以下, 低于目标层的目标比例值; 而当 $k_2/k_1 = 0.5$ 时, 影响层的 MID 几乎都在 0.8 以上, 超过了目标层的目标比例值。

图 3 展示的是层间网络拓扑度变化时, 不同目标层选择下的动态控制策略对谣言传播的影响。这里, 两个目标层的目标控制比例 θ_t 和干预阈值 θ_0 的取值与图 2 相同, 其他参数为 $k_1 = 20, \beta_1 = \beta_2 = 0.1, \gamma_1 = \gamma_2 = 0.05, \alpha_1 = \alpha_2 = 0.05, \nu_1 = \nu_2 = 0.01$ 。图 3a 和图 3c 分别展示了子网络 1 和子网络 2 作为目标层时的目标强度。从这两个子图可以看出, 目标强度和层间拓扑度之间有一个单调递增的关系; 并且子网络拓扑度比值 k_2/k_1 越大, 需要的目标强度也越大。这些结果表明网络层之间的社交联系越多, 控制谣言传播投入的资源也越多。图 3b 和图 3d 分别展示了子网络 2 和子网络 1 的最大感染密度。从这两个子图可以看出, 当目标层为子网络 1 时, 影响层的 MID 关于 k_{12} 单调递增 (如图 3b 所示), 并且子网络拓扑度比值 k_2/k_1 越大, 影响层的 MID 越大; 而当目标层为子网络 2 时, 影响层的 MID 关于 k_{12} 单调递减 (如图 3d 所示), 并且子网络拓扑度比值 k_2/k_1 越大, 影响层的 MID 越小。特别地, 如选择子网络 1 为目标层, 当 $k_2/k_1 \leq 1$ 时, 影响层的 MID 在 0.6 以下, 低于目标层的目标比例值; 而当 $k_2/k_1 > 1$ 时, 影响层的 MID 几乎都在 0.6 以上, 超过了目标层的目标比例。若选择子网络 2 为目标层, 则有相反的结论。即当 $k_2/k_1 \leq 1$ 时, 影响层的 MID 在 0.6 以上, 高于目标层的目标比例值; 而当 $k_2/k_1 > 1$ 时, 影响层的 MID 几乎都在 0.6 以下, 低于目标层的目标比例值。这些结果再次说明目标层的选择对控制效应有着很大的影响。

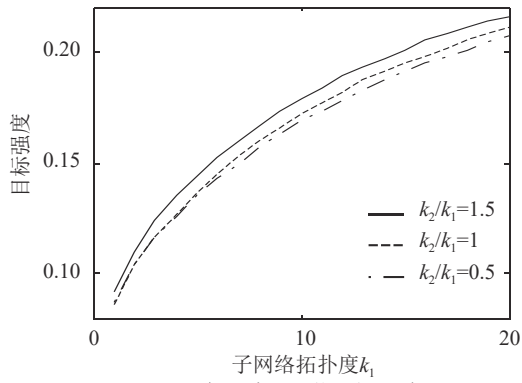
综合图 2 和图 3, 当初始控制相同时, 可以找到一种控制谣言传播的最优策略。即选择网络拓扑度较大的子网络作为目标层, 将会取得较好的控制效果, 并且影响层的最大感染密度能够控制在目标比例以下。

最后分析初始控制对谣言传播的影响, 为此, 固定子网络 1 为目标层。图 4 展示了不同初始控制和不同子网络拓扑度比值下, 目标强度和影响层的最大感染密度关于子网络拓扑度的依赖关系。这

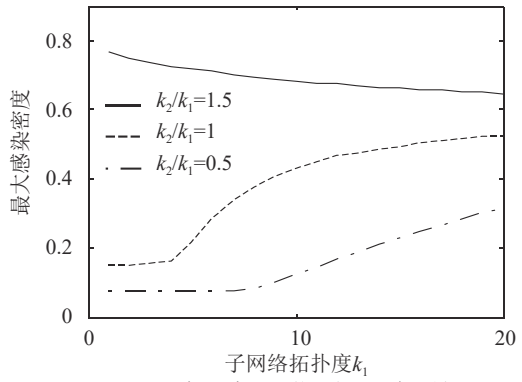
里, 目标控制比例 $\theta_t = 0.7$, 其他参数为 $\beta_1 = \beta_2 = 0.3, \gamma_1 = \gamma_2 = 0.1, \alpha_1 = \alpha_2 = 0.05, \nu_1 = \nu_2 = 0.02, k_{12} = 0.5k_1$ (第一行), $k_{12} = 0.25k_1$ (第二行)。从图中第一列看出, 目标强度关于子网络拓扑度有一个非单调的依赖关系, 即随着子网络拓扑度的增加, 目标强度先增加, 然后减少。此外, 不管子网络拓扑比值如何选择, 干预阈值越大, 目标强度也越大。即越晚控制, 需要投入越多的资源才能取得理想的控制效果。第二列展示的是影响层的最大感染密度和子网络拓扑度的依赖关系。从图 4b 中可以看出, 随着子网络拓扑度 k_1 的增加, 影响层的最大感染密度减小; 并且随着干预阈值 θ_0 的增加, 影响层的最大感染密度也增大, 说明越早控制效果越好。此外, 发现影响层的最大感染密度几乎都在目标层的目标比例值之上。然而在图 4d 中, 影响层的最大感染密度随着子网络拓扑度 k_1 的增加而增加; 并且随着干预阈值 θ_0 的增加, 影响层的最大感染密度减小, 说明越晚控制效果越好。此外, 发现影响层的最大感染密度几乎都在目标比例之下。对比第一行和第二行的子图, 再次说明了目标层的选择对控制效果有着非常重要的影响。

图 5 展示的是层间网络拓扑度变化时, 不同初始控制下动态控制策略对谣言传播的影响。这里, 子网络 1 为目标层, 目标控制比例 $\theta_t = 0.6$, 子网络拓扑度取值 $k_1 = 15, k_2 = 20$ (第一行), $k_1 = 20, k_2 = 15$ (第二行)。其他参数为 $\beta_1 = \beta_2 = 0.1, \gamma_1 = \gamma_2 = 0.05, \alpha_1 = \alpha_2 = 0.02, \nu_1 = \nu_2 = 0.01$ 。从图中第一列看到, 随着层间网络拓扑度的增加, 目标强度增加; 并且初始控制比例越大, 目标强度也越大。说明层间社交联系越多以及越晚控制, 需要投入的资源也越多。图中第二列展示的是不同子网络拓扑比值下影响层的最大感染密度和层间网络拓扑度的关系。在图 5b 中, 随着层间拓扑度 k_{12} 的增大, 最大感染密度先上升后下降; 而图 5d 刚好与之相反。此外图 5b 显示, 越晚控制, 影响层的最大感染密度越大, 并且都在目标比例之上。而图 5d 显示, 越晚控制, 影响层的最大感染密度越小, 并且都在目标比例之下。

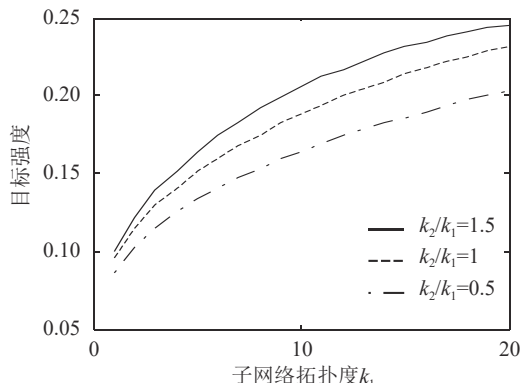
综合图 4 和图 5, 发现选择网络拓扑度较大的子网络层作为目标层时, 能够使得影响层的最大感染密度控制在目标比例以下。另外, 越晚采取控制措施能够使得影响层的最大感染密度达到最低, 但是以投入更多的资源为代价。



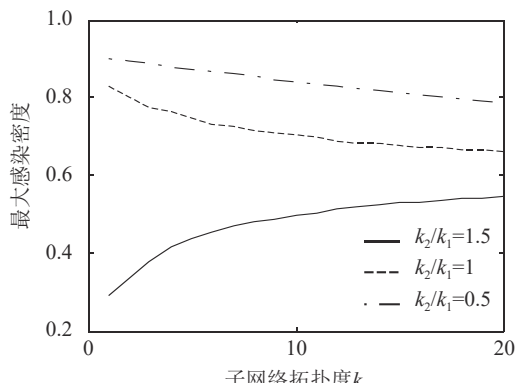
a. 目标层为子网络1时, 目标强度与拓扑度关系



b. 目标层为子网络1时, 影响层最大感染密度与子网络拓扑度关系

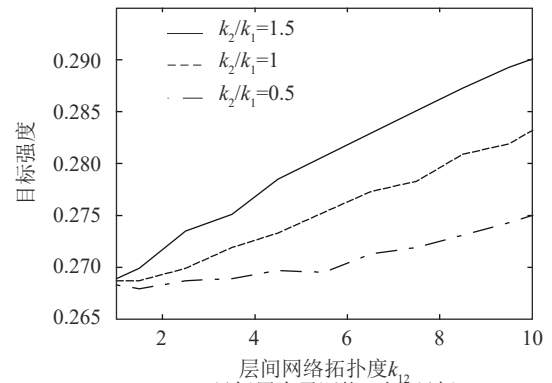


c. 目标层为子网络2时, 目标强度与拓扑度关系

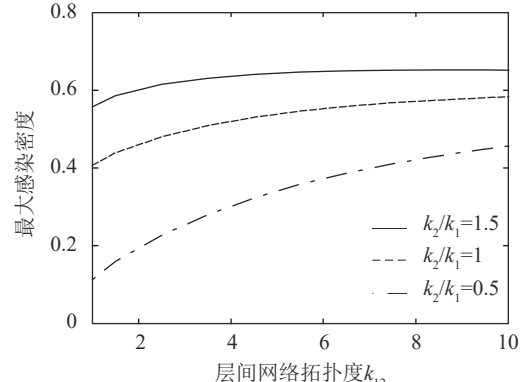


d. 目标层为子网络2时, 影响层最大感染密度与子网络拓扑度关系

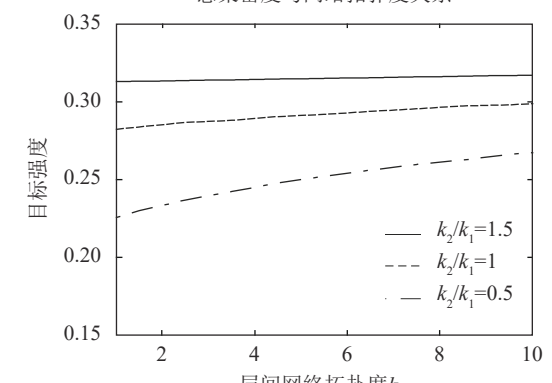
图 2 不同目标层下子网络拓扑度关于谣言传播的控制效应



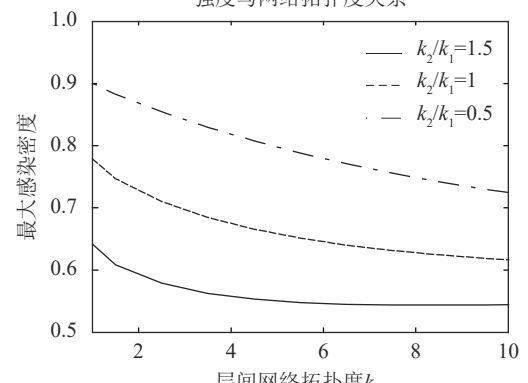
a. 目标层为子网络1时, 目标强度与网络拓扑度关系



b. 目标层为子网络1时, 影响层最大感染密度与网络拓扑度关系

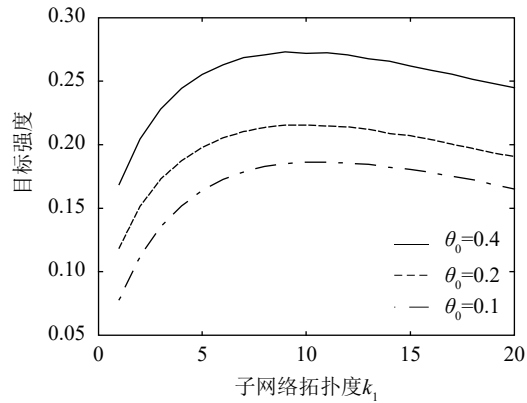


c. 目标层为子网络2时, 目标强度与网络拓扑度关系

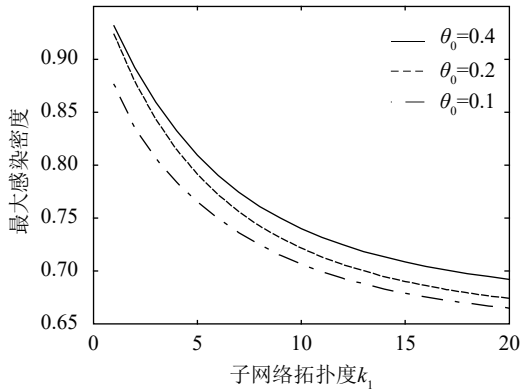


d. 目标层为子网络2时, 影响层最大感染密度与网络拓扑度关系

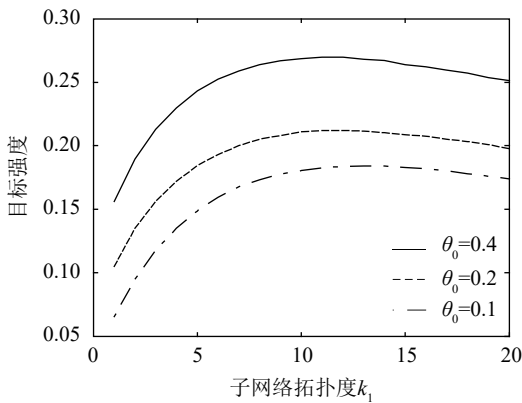
图 3 不同目标层下层间网络拓扑度关于谣言传播的控制效应



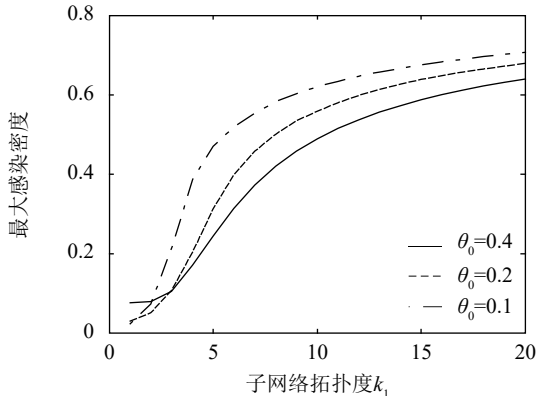
a. $k_2=2k_1$ 时, 目标强度与子网络拓扑度关系



b. $k_2=2k_1$ 时, 影响层最大感染密度与子网络拓扑度关系

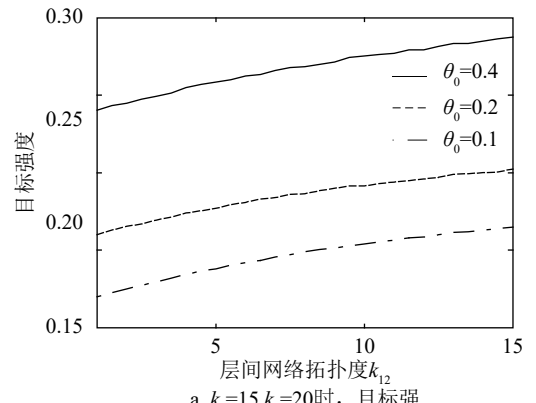


d. $k_2=0.5k_1$ 时, 目标强度与子网络拓扑度关系

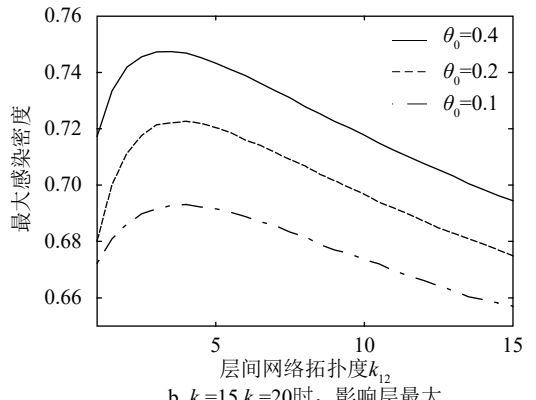


d. $k_2=0.5k_1$ 时, 影响层最大感染密度与子网络拓扑度关系

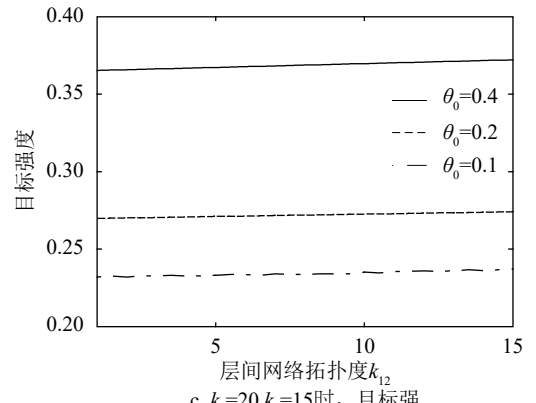
图4 不同初始控制下子网络拓扑度关于谣言传播的控制效应



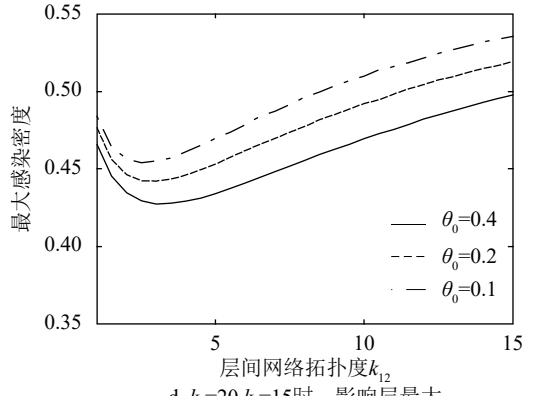
a. $k_1=15, k_2=20$ 时, 目标强度与层间网络拓扑度关系



b. $k_1=15, k_2=20$ 时, 影响层最大感染密度与层间网络拓扑度关系



c. $k_1=20, k_2=15$ 时, 目标强度与层间网络拓扑度关系



d. $k_1=20, k_2=15$ 时, 影响层最大感染密度与层间网络拓扑度关系

图5 不同初始控制下层间网络拓扑度关于谣言传播的控制效应

3 结束语

信息传播方式的多通道特征使得用单层网络来刻画谣言传播已不再适用。相比单层社交网络,多层社交网络系统中的谣言传播更为复杂,给社会带来的负面影响也更为严重。如何控制多层社交网络中的谣言传播已成为当今信息传播领域非常关注的问题。因此,需要提出更为合理的模型以及更为有效的控制措施来研究多层社交网络中的谣言传播。本文基于微观马尔科夫链方法,建立了双层网络中的谣言传播模型;并提出了一种动态控制策略,在此基础上分析了投入资源与控制效应之间的关系。数值结果展示,强有力的控制能够导致谣言的同步爆发,然而这是一种理想的控制效果,因为人力物力等资源的投入需要时间协调;另外,过多的投入会造成资源的极大浪费。从节约资源的角度,本文假设采取的控制措施能够影响层内的谣言传播,结果发现控制效应取决于目标层、网络拓扑度和初始控制的选择:越晚控制或越大的网络拓扑度需要投入越多的资源;目标层选择在较大的网络拓扑度上将取得较好的控制效应,能够使得影响层的最大感染密度不超过目标层的目标比例值。这些结果表明本文提出的动态控制策略能够有效阻止多层社交网络中的谣言传播。相关结论为政府部门处理多通道的网络舆情提供了理论依据,也可为高校管理部门在处理和应对多校区的网络舆情时提供可借鉴的理论和方法。

需要指出的是本文提出的双层谣言传播模型在以下 3 个方面做了简化:1) 是假设两个子网络中总人数相同并且为常数,一般情况下不同社交网络中的人数会不同并且会随时间变化;2) 假设网络是随机均匀的规则网络,现实情况中随着信息形式的不断变化,社交网络会表现出异质性;3) 没有考虑噪声的影响,由于教育背景和法律意识的差异,网络谣言的传播容易受到外部因素的影响,这也将给谣言控制带来更大的挑战。因此,在未来有关多层社交网络中谣言传播与控制的研究中,可考虑这些因素,更为细化的研究将有助于提高模型的科学性和实用性。

本文研究还得到广州市哲学社会科学规划课题(2018GZYB92)的资助,在此表示感谢。

参 考 文 献

[1] DALEY D J, KENDALL D G. Stochastic rumours[J]. *Ima Journal of Applied Mathematics*, 1965, 1(1): 42-55.

- [2] MAKI D P, THOMSON M. Mathematical models and applications[M]. Singapore: Springer, 1973.
- [3] MORENO Y, NEKOVEE M, PACHECO A F. Dynamics of rumor spreading in complex networks[J]. *Physical Review E*, 2004, 69(6): 066130.
- [4] NEKOVEE M, MORENO Y, BIANCONI G, et al. Theory of rumor spreading in complex social networks[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2007, 374(1): 457-470.
- [5] OSTILLI M, YONEKI E, LEUNG I X Y, et al. Statistical mechanics of rumour spreading in network communities[J]. *Procedia Computer Science*, 2010, 1(1): 2331-2339.
- [6] AFASSINO K. Analysis of the impact of education rate on the rumor spreading mechanism[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2014, 414(11): 43-52.
- [7] ZHAO L, QIU X, WANG X, et al. Rumor spreading model considering forgetting and remembering mechanisms in inhomogeneous networks[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2013, 392(4): 987-994.
- [8] ZHAO L, XIE W, GAO H O, et al. A rumor spreading model with variable forgetting rate[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2013, 392(23): 6146-6154.
- [9] LIU Q, LI T, SUN M. The analysis of an SEIR rumor propagation model on heterogeneous network[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2017, 469(3): 372-380.
- [10] ZHOU J, LIU Z, LI B. Influence of network structure on rumor propagation[J]. *Physics Letters A*, 2007, 368(6): 458-463.
- [11] WANG J, WANG Y, LI M. Rumor spreading model with immunization strategy and delay time on homogeneous networks[J]. *Communications in Theoretical Physics*, 2017, 68(12): 803-810.
- [12] JIA F, LV G, WANG S, et al. Dynamic analysis of a stochastic delayed rumor propagation model[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2018, 490(1): 613-623.
- [13] 潘灶烽, 汪小帆, 李翔. 可变聚类系数无标度网络上的谣言传播仿真研究[J]. *系统仿真学报*, 2006, 18(8): 2346-2348.
PAN Zao-feng, WANG Xiao-fan, LI Xiang. Simulation investigation on rumor spreading on scale-free network with tunable clustering[J]. *Journal of System Simulation*, 2006, 18(8): 2346-2348.
- [14] MADAR N, KALISKY T, COHEN R, et al. Immunization and epidemic dynamics in complex networks[J]. *European Physical Journal B*, 2004, 38(2): 269-276.
- [15] PASTOR-SATORRAS R, VESPIGNANI A. Immunization of complex networks[J]. *Physical Review E*, 2002, 65: 036104.
- [16] BAO Y, YI C, XUE Y, et al. A new rumor propagation model and control strategy on social networks[C]// Proceedings of the 2013 IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining. New York: ACM, 2013: 1472-1473.

(下转第 554 页)