

基于侥幸心理的自愿接种模型研究

杨 凯, 胡兆龙

(上海理工大学管理学院 上海 杨浦区 200093)

【摘要】该文基于个体接种疫苗倾向的差异性,结合博弈理论建立了一个基于节点重要性倾向的自愿接种模型;同时,针对人们在选择是否接种时存在的心理因素,建立了一个基于侥幸心理的自愿接种模型。针对疫苗永久有效、疫苗有效期有限和信息存在时间延迟3种情况,借助经典的SIS传染病模型在BA无标度网络与ER随机网络上对上述两个模型的疾病传播进程进行了对比分析。结果表明:若存在侥幸心理,BA网络中的感染节点密度将更大,即对BA网络影响更大;还发现对于该文所设参数,当人们存在侥幸心理时,感染人数增加了2倍以上。

关键词 BA网络; 复杂网络; 疾病传播; ER网络; SIS模型; 自愿免疫

中图分类号 TP312

文献标志码 A

doi:10.3969/j.issn.1001-0548.2014.04.002

The Analysis of Model of Voluntary Vaccination Based on the Lucky Psychology

YANG Kai and HU Zhao-long

(Business School, University of Shanghai for Science and Technology Yangpu Shanghai 200093)

Abstract Considering the differences of individual vaccination tendency, a model of voluntary vaccination based on the tendency of nodes importance is proposed with the help of game theory. Meanwhile, a voluntary vaccination model based on trusting to luck is presented in this paper by considering the psychological factor. Permanent vaccination, temporary vaccination and time delay of information are also considered. The process of epidemics spreading of the two proposed models on the BA scale-free network and ER random network is analyzed and compared by using the classic SIS epidemic model. The results suggest that if there is lucky psychology, the density of infection nodes will be larger in BA networks. In addition, the results show that the infections number under the parameters set in this paper increases more than 2 times when people have the lucky psychology.

Key words BA networks; complex system; epidemic spreading; ER networks; SIS model; voluntary immunization

疾病的广泛传播如SARS、H1N1和H7N9等病毒,给人类带来了巨大的损失,因此抑制疾病的传播尤为重要。复杂网络理论^[1-2]的出现与发展,为研究疾病的传播提供了重要工具。节点表示现实中的个人,节点和节点之间的边表示人与人之间的接触关系,很多学者都借助于网络来探究疾病的传播情况^[3-6]。因此,近年来疾病在网络上的传播理论研究获得了巨大成功,并提出了多种经典的传染病传播模型,如SI模型、SIR模型及SIS模型^[7-8]等。尽管治疗技术的提升及病例发现和处置方案的改进,使得传染病的扩散能力与过去相比有一定下降,但是传染病大规模扩散的威胁依旧存在^[9]。随机免疫^[10-11]、目标免疫^[12]、熟人免疫^[13]和随机游走免疫^[14]等免疫

方法的提出从不同方面在不同程度上抑制了疾病的传播。然而这些免疫策略忽略了人类的主观因素,即免疫行为是自愿的。

关于自愿免疫策略,国内外学者做了大量的研究。文献[15-16]提出了一个博弈动态模型,在该模型里个体根据模仿动力学(一个学习的过程)采取策略,并且在疾病流行情况、接种与患病的感知风险的基础上做出免疫决策。文献[17]假设个体有记忆能力且能了解到真正的接种范围和实际接种范围,然后根据少数者博弈原则来动态调整自己的接种策略,发现接种比例和感染比率随着季节周期演化。选择接种免疫需要耗费,不接种则面临被感染的风险。文献[18]假设每个人接种疫苗耗费相同,进而借

收稿日期: 2013-09-16; 修回日期: 2014-01-16

基金项目: 上海市研究生创新基金(JWCXSL1202)

作者简介: 杨凯(1987-),男,硕士生,主要从事复杂网络、在线社会网络分析方面的研究。

助于SIS传播模型研究了疾病在无标度和随机网络中的传播情况,发现自愿免疫策略在无标度网络中能更好地抑制疾病的传播。在自愿免疫原则下,个人根据对过去处理接种的经验和个人不盲目学习邻居的策略建立了两个简单模型。文献[19]还研究了这两个模型对制定更加合理的免疫决策的影响,并利用进化博弈理论研究人们在传染病过程中的接种行为,模拟了传染病的传播过程。结果发现:从个人角度,接种免疫为最佳和合理的决策;从社会角度看,个人的策略会导致不同的结果。然而,在实际生活中,一些人在接种免疫时存在侥幸心理,想“搭便车”(即不想接种又不被感染),导致了人们平均接种水平低于社会最优水平。文献[20]提出了一种进化博弈模型来解决这一问题,探究了在接种过程中个人的模仿行为和人口结构的作用,并将传染病过程集成到一个简单基于代理的自适应学习模型中,结果揭示了模仿行为如何影响个人接种疫苗策略的选择。

在现实生活中,当传染病爆发后,即使接种疫苗耗费相同,人们接种疫苗意愿并不相同,例如对于与众多人群接触的人(如医生、教师等),即使接种疫苗耗费很高,他们也倾向于接种疫苗。基于此本文提出了基于节点重要性倾向的自愿免疫模型。人们面临是否采取免疫措施时,考虑到接种免疫的耗费,很多人会存在侥幸心理,并根据自己身边的邻居感染情况来判断是否接种。如果先前他的感染邻居个数较多,那么他选择接种的概率也将更大;反之则小。基于此,本文在基于节点重要性倾向的自愿免疫模型基础上提出了存在侥幸心理的自愿免疫模型。通常情况下,根据有效期疫苗可分为永久有效和临时有效^[15],例如天花和水痘疫苗是永久有效的,而流行性感疫苗却几年后就会失去效果。同时对于疾病爆发的信息往往也存在一些延迟,而这个延迟也影响着人们对传染病的反应与行为,更影响对疾病的控制。本文利用经典传染病SIS模型,根据上述两个模型,在BA网络和ER随机网络中进行了疾病传播数值模拟。对比疫苗永久有效、疫苗有效期有限和信息存在时间延迟3种情况下感染人数和接种人数的变化,并对相应的结论给出了合理的解释。本文考虑到人们主观因素影响和现实存在的情况,提出了更符合实际的理论模型,研究结论更能解释现实中的传染病问题,为以后在自愿免疫情况下有效阻止传染病爆发提供了理论依据。

1 模型

在SIS传染病传播模型中,节点存在两种状态,易感染状态S和感染状态I。如果一个S状态节点与一个I状态节点有联系,那么节点被感染的概率设为 β 。感染节点康复为S状态的概率设为 μ 。如果一个S状态节点有 k_{inf} 个感染节点邻居,那么它被感染的概率为:

$$\lambda = 1 - (1 - \beta)^{k_{inf}} \quad (1)$$

用 $S(t)$ 和 $I(t)$ 分别表示在时刻 t 处于S和I状态节点总数。

模型1:基于节点重要性倾向的自愿接种模型。

当传播疾病爆发且医院有疫苗的情况下,如果不接种那么面临着 λ 概率被感染的风险,但接种又有耗费。如果易感染节点选择接种,在疫苗有效期内,节点不会被感染。假设没有接种疫苗结果被感染的耗费设为 $c_1 = c/\mu$ (包括治病费用、疾病的折磨等,康复率 μ 越小表示耗费越多,其中 c 是一个常数)^[18];如果节点为成功搭便车者,那么耗费为0。假设接种疫苗的耗费为 c_2 (包括接种疫苗的费用、不良反应等),即使接种耗费对于每个人是一样的,然而人们接种疫苗意愿并不相同,节点的度从某种程度上反映了节点的重要性^[21-22],因此本文建立了一个基于节点重要倾向的自愿接种模型,称为模型1,并令不接种面临被感染风险的耗费 P_n 和接种耗费 P_v 分别为:

$$P_n = c_1 \lambda \quad (2)$$

$$P_v = c_2 k^{-\alpha} \quad (3)$$

式中, $\alpha \geq 0$,是可调参数,若 $\alpha = 0$ 则 P_v 等于常数 c_2 ; k 为节点的度。若 $P_v \leq P_n$,那么节点选择接种。令节点满足 $P_v \leq P_n$ 的概率为 p_1 。

模型2:基于侥幸心理的自愿接种模型

在现实生活中,当疾病爆发后面临接种抉择时,很多人会存在侥幸心理并根据以前传染病的情况及自己身边的邻居感染情况来判断是否接种。比如一次疾病爆发时,节点 i 有 m 个接种邻居, n 个感染邻居, x 个成功搭便车邻居,那么当疾病再次侵袭时,他的接种行为会受以前自己及邻居感染情况的影响,如果他的感染邻居个数较多,那么这次他选择接种的概率也将更大。

因此,考虑到人们接种意愿受以前自己及邻居感染情况的影响,本文建立了基于侥幸心理的自愿接种模型,称为模型2,为了简化,本文只考虑受上一次自己及邻居感染情况的影响。

1) 如果 t 时刻节点 i 是 S 状态, 且 $t-1$ 时 $n=0$; 那么 t 时刻节点 i 选择接种的概率 $p = p_1$;

2) 如果 $t-1$ 时刻节点 i 满足 $n > 0$ 且为成功搭便车者, 那么 t 时刻节点 i 选择接种的概率为

$$p = \frac{n}{x+1+n} p_1;$$

3) 如果 $t-1$ 时刻节点 i 是感染者, 那么 t 时刻节点 i 选择接种的概率为 $p = \frac{n+1}{x+1+n} p_1$;

$$p = \frac{n+1}{x+1+n} p_1;$$

4) 如果 $t-1$ 时刻节点 i 选择了接种, 那么 t 时刻节点 i 选择接种的概率为 $p = \frac{n}{x+n} p_1$;

2 实验及分析

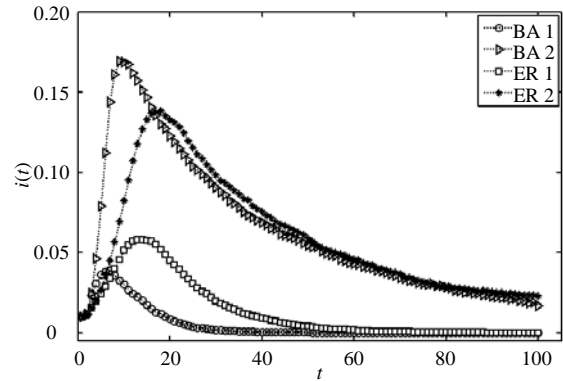
根据上述两种模型, 本文利用 SIS 传播模型模拟探究疾病在同等规模的 BA 网络与 ER 网络中的传播进程, 分别考虑疫苗永久有效、有效期有限和信息存在时间延迟 3 种情况, 比较这两种模型在两种网络中的疾病传播情况。不失一般性, 令 BA 网络及 ER 网络的节点总数为 2 000, 节点平均度为 6。初始随机选择 1% 的节点作为感染节点, 实验时间步长为 100 步, 最后实验结果是 100 次实验的平均结果, 令 $\mu = 1$ (当 $\mu < 1$ 时, 疾病传播效果一样), $\alpha = 0.2$, $c_1 = 0.7$ 和 $c_2 = 1$, 图中用 1 表示模型 1, 用 2 表示模型 2。

2.1 疫苗永久有效

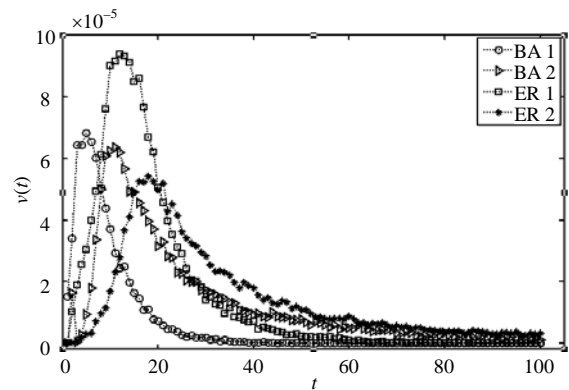
图 1 为当感染概率 $\beta = 0.2$ 时, 在两种模型下的感染节点数的密度 $i(t)$ 和接种节点数的密度 $v(t)$ 在两种网络中随时间步长的变化。从图 1 可以看出, 在两个网络中, 对于两个模型, 当存在侥幸心理时 (模型 2), 感染节点密度比模型 1 中更大。模型 1 中, BA 网络上当 t 超过约 40 时, 基本抑制了疾病的传播; 而在模型 2 中, 当 t 超过 100 时, 感染节点的密度超过 1.5%。对于 $v(t)$, 模型 1 初始时比模型 2 大, 但 t 超过约 12 时, 模型 2 中的 $v(t)$ 比模型 1 中多。同样的, 在 ER 网络中, 模型 1 当 t 约为 60 时, 基本抑制了疾病的传播; 而在模型 2 中, 当 t 超过 100 时, 感染节点的密度也超过 1.5%。结果显示在传播初期 BA 网络比 ER 网络感染节点密度和接种节点密度大。此外, 在模型 1 中, BA 网络比 ER 网络的感染节点密度小很多; 而在模型 2 中, BA 网络比 ER 网络的感染节点密度大, 表明侥幸心理对异质网络影响更大。

关于图中的现象, 本文做如下分析: 因为异质网络 (BA) 中, 度大的节点很快被感染, 进而导致更多的邻居节点感染, 因此异质网络比同质网络 (ER) 感染得更快。如果存在侥幸心理, 初始一些满足 $P_v \leq P_n$ 条件的节点不接种, 因此模型 2 中初始阶段

$v(t)$ 比模型 1 中小, 导致 $i(t)$ 变化很快, 根据反馈作用, 此后接种节点密度 $v(t)$ 也迅速增加, 最后导致感染节点密度 $i(t)$ 下降, 接种节点密度 $v(t)$ 也随之下降。



a. 感染节点数的密度 $i(t)$ 在两种网络中随时间步长的变化



b. 接种节点数的密度 $v(t)$ 在两种网络中随时间步长的变化

图 1 当感染概率 $\beta = 0.2$ 时, 在两种模型下的感染节点数的密度 $i(t)$ 和接种节点数的密度 $v(t)$ 在两种网络中随时间步长的变化

通常情况下, 总的接种节点密度会随着感染概率 β 增大而增多, 但是对于基于自愿接种模型中, 本文发现感染概率 β 存在一个阈值 β^c , 即不管节点度是多少, 只要它存在感染节点邻居就会选择接种的 β 的最小值。如果 $\beta \geq \beta^c$, 那么总的接种节点密度会很小, 在两种网络中, 总的接种节点密度维持在 5.75% 左右, 如图 2 所示。

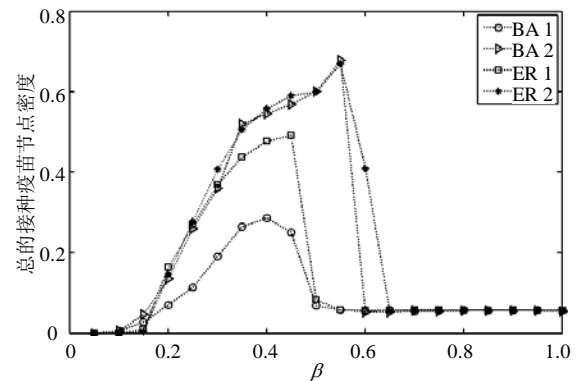


图 2 两种模型, 总的接种疫苗节点的密度在两种网络中随感染概率 β 值的变化

从图2可以看出, 在两种网络中, 对于模型1, 当 β 小于一定值时总的接种疫苗节点密度会随着 β 值的增大而增大。当 β 大于该值时, 总的接种节点密度会开始慢慢下降, 最后保持为5.75%左右。但ER网络中, 总的接种疫苗节点密度更大。而对于模型2, 在BA网络中, 在 $\beta < 0.6$ 之前, 总的接种疫苗节点密度会随着 β 的增加而增加, 当 $\beta \geq 0.6$ 时会保持在5.75%左右, 并没有出现接种节点密度慢慢变小的现象; 但对于ER网络, 当 β 值为0.6时, 总的接种节点密度下降为0.4左右, 当 $\beta \geq 0.65$ 时, 该网络结果与BA网络结果一样。为了分析其中的原因, 结合式(2)和式(3)得:

$$c_1 k^{-\alpha} \leq c_2 [1 - (1 - \beta)^{k_{inf}}] \Rightarrow \beta \geq 1 - \left(1 - \frac{c_1 k^{-\alpha}}{c_2} \right)^{\frac{1}{k_{inf}}} \Rightarrow \quad (4)$$

$$\beta^c = \frac{c_1}{c_2} k_{min}^{-\alpha} \quad (5)$$

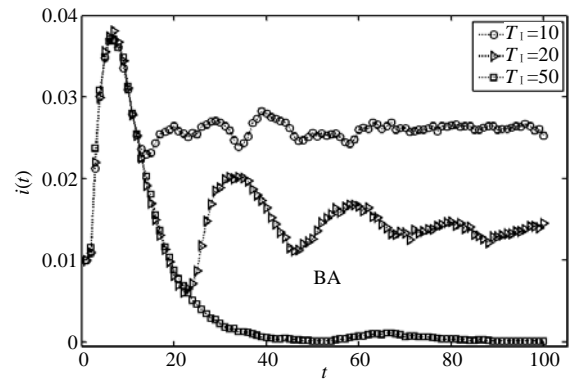
由式(5), 对于ER网络, 因为存在度 k 为1的节点, 当 $\alpha = 0.2$ 时, $\beta^c = 0.7$, 即当感染率超过0.7时, 存在感染邻居的节点都将选择接种。若节点度 k 为2, 求得当 $\beta \geq 0.605$ 时, 存在感染邻居的节点都采取接种。对于BA网络, 因为 $k \geq 3$, $\beta^c \approx 0.562$, 因此当 $\beta \geq 0.6$ 时接种疫苗节点总数不再变化。这些结果与图2非常吻合。所以当 $\alpha = 0.2$ 时, P_v 随着度 k 的增大而变小。由式(4)可知, 对于模型1, 当 β 值接近阈值时, 度较大的节点会选择接种疫苗, 导致疾病的传播很快得到抑制, 如 $\beta = 0.5$ 时, 对于满足 $k \geq 6$ 的节点, 即使 $k_{inf} = 1$, 也会选择接种疫苗; 当 $\beta \geq \beta^c$ 时, 因为存在感染邻居的节点都满足条件 $P_v \leq P_n$, 因此感染节点的邻居全部选择接种疫苗, 即第一时间步就抑制了疾病的传播。因为网络规模为2 000, 初始有1%的节点设为感染节点, 因此接种疫苗节点密度 $\sum_k p(k)k / 100 \approx 5.75\%$ 。在模型2中,

因为存在侥幸心理, 很多节点本该接种但不接种, 导致很多节点被感染, 且随着 β 的增大, 存在侥幸心理的节点很快就被感染, 最后根据反馈作用, 导致更多的节点选择接种。因此, 当 $\beta \leq \beta^c$ 时, 接种节点的密度会随着 β 的增大而增大; 当 $\beta \geq \beta^c$ 时, 两个模型的感染节点的密度一样。

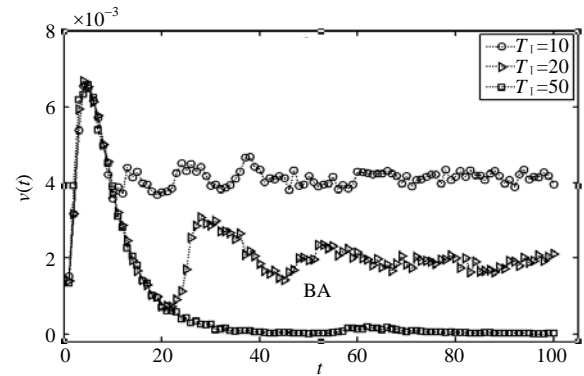
2.2 疫苗有效期有限

在有效期时间步长 T 为10、20和50共3种情况下, 比较两个模型中疾病传播的情况。由于BA网络与ER网络中模拟结果对比与图1中的结论类似, 因

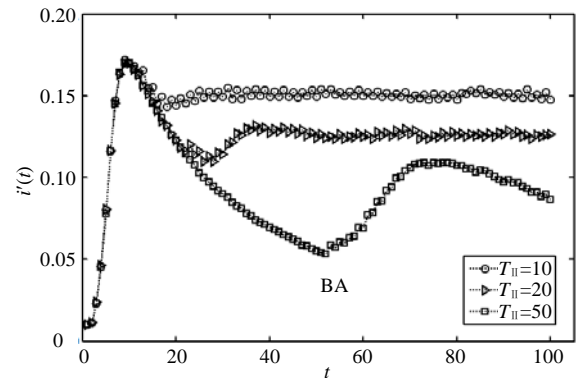
此这部分及后面部分只分析了BA网络中的情况。



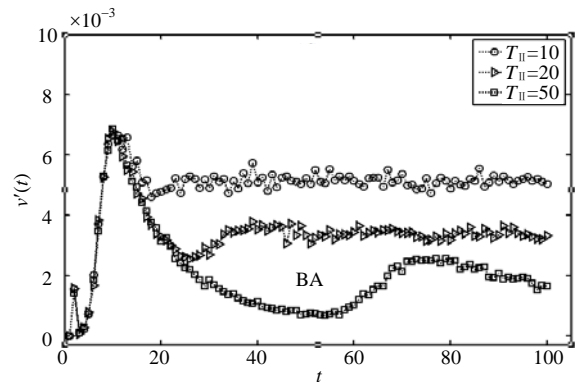
a. 模型1中感染节点的密度随时间步长的变化



b. 模型1中接种节点的密度随时间步长的变化



c. 模型2中感染节点的密度随时间步长的变化



d. 模型2中接种节点的密度随时间步长的变化

图3 当 $\beta = 0.2$ 且疫苗有效期 T 分别为10、20和50时, 两个模型中感染节点密度和接种节点密度随时间步长的变化
图3为当 $\beta = 0.2$ 时, 对于不同疫苗有效期, 两

个模型中感染节点密度和接种节点密度随时间步长的变化。从图中可以看出随着疫苗有效期的增长,疾病的传播更容易被控制,且对于相同的有效期,模型2中的感染节点的密度和接种疫苗节点的密度都比模型1中大,同时在模型2中有效期越长,震荡越大。

分析其中的原因:当疫苗失效时,下一次他又面临着是否选择接种疫苗,但此时还有一部分节点疫苗还在有效期内,所以对于模型1有:1) $i(t)$ 和 $v(t)$ 会出现阻尼震荡现象;2) 疫苗有效期越长, $i(t)$ 和 $v(t)$ 越小。对于模型2,因为存在侥幸心理,初始接种节点数相对较少,导致更多的节点被感染,根据反馈作用,此后更多的节点选择接种,所以对于相同的有效期, $i(t)$ 和 $v(t)$ 都比模型1中大。当下一次选择是否接种时,这时模型2中还有很多感染节点,因此有效越长震荡较大。更重要的是,从图中可知,对于相同的感染耗费和接种疫苗耗费,当 $T=10$ 时,模型2比模型1中的 $i(t)$ 大约增加了 $(14.5\% - 2.5\%) / 2.5\% \approx 480\%$; 当 $T=20$ 时, $i(t)$ 大约增加了 $(10.5\% - 0.4\%) / 0.4\% \approx 2525\%$; 若 $T=50$, 模型1中疾病的传播基本被抑制,而模型2中 $i(t) > 5\%$ 。可见随着疫苗有效期的增加,模型2中抑制疾病传播的效果更差。值得注意的是,这里的14.5%、2.5%、10.5%和0.4%都是稳态值的平均值。

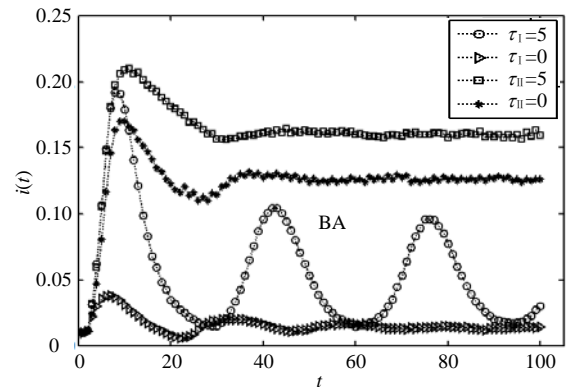
2.3 信息存在时间延迟

通常情况下由于各种原因的影响,人们得知的信息会存在一定的时间延迟,比如节点有感染邻居,但是过了一段时间后才得知。令延迟时间 τ 为5个时间步长和没有延迟两种情况,对比疾病在两个模型中的传播进程。

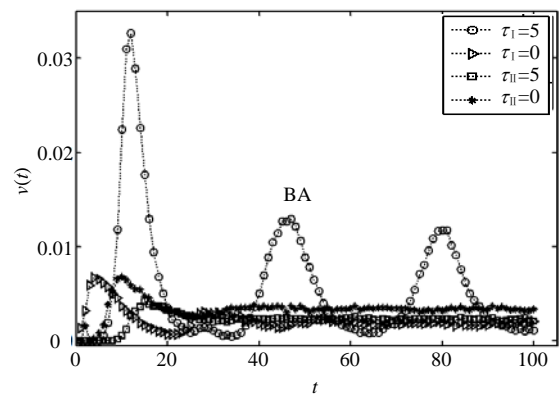
图4为 $\beta=0.2$, $T=20$, 延迟时间 τ 分别5和0时,两个模型中感染节点的密度和接种节点的密度随时间变化。从图中可知,如果存在时间延迟,那么感染人数的密度和接种人数的密度都很大,且如果存在侥幸心理时,感染人数的密度和接种人数的密度会更大,即疾病传播的更广。

上述结果不难解释:若存在时间延迟,那么在节点接种疫苗之前就有很多节点被感染,因此初始接种人数很多,接种节点的密度就会很大,根据反馈作用,之后感染人数会下降,而疫苗有效期为20,因此感染人数的密度和接种人数的密度出现震荡衰减现象。当 $\tau=0$ 时,模型2比模型1中的感染节点密度大约增加了 $(11.5\% - 1.25\%) / 1.25\% \approx 820\%$; 当 $\tau=5$ 时,模型2比模型1中的感染节点的密度大约增

加了 $(15.5\% - 5\%) / 5\% \approx 210\%$ 。值得注意的是,这里的11.5%、1.25%和15.5%都是稳态值的平均值,5%为平均值。



a. 感染节点的密度 $i(t)$ 随时间步长的变化



b. 接种节点的密度 $v(t)$ 随时间步长的变化

图4 $\beta=0.2$, $T=20$, 延迟时间 τ 分别5和0时,两个模型中感染节点的密度 $i(t)$ 和接种节点的密度 $v(t)$ 随时间变化

3 结束语

本文研究人们接种免疫时考虑了个体接种倾向的差异性,即对于与众多人接触的人更倾向于接种,结合博弈理论建立了一个基于节点重要性倾向的自愿接种模型。然后考虑到人们在面临接种免疫时普遍存在侥幸心理,即会根据以前自己和周围邻居的感染情况来判断是否选择接种,本文对节点不同状态给出了不同的接种概率,建立了基于侥幸心理的自愿接种模型。最后根据疫苗永久有效、有效期有效及信息滞后三种情况,利用SIS模型在BA无标度网络及ER随机网络中对比了疾病在上述两个模型中的传播情况,分析了传播过程中感染人数密度和接种人数密度的变化,结果表明若存在侥幸心理,BA网络影响更大,即更多的节点被感染。对于本文所设的参数,在BA网络中,模型2比模型1中的感染人数增多了2倍以上,并对模拟结果给出了合理的结论与解释。

然而,考虑到人类行为、社会因素的复杂性,

还有很多工作需要深入研究。本文假设感染概率 β 和康复概率 μ 对每个人都是一样的, 忽略了节点个体抵抗疾病能力的差异性, 并且本文认为节点被感染的概率等于感知被感染的概率, 因为人们感知被感染概率可能会大于或小于被感染的概率^[14]。此外, 本文只是通过邻居节点感染情况来判断是否接种疫苗, 然而在现实生活中, 人们接种疫苗的行为会受到谣言、恐慌传播的影响及政府采取的一系列措施如适当的补贴措施等的影响, 有时即使没有感染邻居, 他也会选择接种疫苗, 这些都有待进一步研究。

参 考 文 献

- [1] ALBERT R, BARABÁSI A L. Statistical mechanics of complex networks[J]. *Reviews of Modern Physics*, 2002, 74(1): 47-101.
- [2] NEWMAN M E J. The structure and function of complex networks[J]. *SIAM review*, 2003, 45(2): 167-256.
- [3] MEYWES L A, POURBOHLOUL B, NEWMAN M E J, et al. Network theory and SARS: Predicting outbreak diversity[J]. *Journal of theoretical biology*, 2005, 232(1): 71-81.
- [4] LI Xiang, WANG xiao-fan. Controlling the spreading in small-world evolving networks: Stability, oscillation, and topology[J]. *Automatic control, IEEE Transactions on*, 2006, 51(3): 534-540.
- [5] 周涛, 傅忠谦, 牛永伟, 等. 复杂网络上传播动力学研究综述[J]. *自然科学进展*, 2005, 15(5): 513-518.
ZHOU tao, FU Zhong-qian, NIU Yong-wei, et al. Overview of the spreading dynamics of complex network[J]. *Progress in Natural Science*, 2005, 15(5): 513-518.
- [6] GANG Y, TAO Z, JIE W, et al. Epidemic spread in weighted scale-free networks[J]. *Chinese Physics Letters*, 2005, 22(2): 510-.
- [7] ANDERSON R M, MAY R M, ANDERSON B. *Infectious diseases of humans: Dynamics and control*[M]. Oxford: Oxford University Press, 1992.
- [8] DIEKMANN O, HEESTERBEEK J A P. *Mathematical epidemiology of infectious diseases: Model building, analysis and interpretation*[M]. Chichester, England: Wiley, 2000.
- [9] 彭成斌. 广义复杂网络上传染病阈值及其免疫策略研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2010.
PENG Cheng-bin. Study of epidemic threshold and immunization on generalized networks[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2010.
- [10] ZANETTE D, PERMAN M K. Effects of immunization in small-world epidemics[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 2002, 309(3-4): 445-452.
- [11] WANG Chen-xi, KNIGHT J C, ELDER M C. On computer viral infection and the effect of immunization[C]// *Proceedings of the 16th Annual Conference on Computer Security Applications*, IEEE, 2000: 246-256.
- [12] PASTOR-SATORRAS R, VESPIGNANI A. Immunization of complex networks[J]. *Physical Review E*, 2002, 65(3): 036104-036113.
- [13] COHEN R, HAVLIN S, BEN-AVRAHAM D. Efficient immunization strategies for computer networks and populations[J]. *Physical Review Letters*, 2003, 91(24): 247901-247906.
- [14] SALATHÉ M, JONES J H. Dynamics and control of diseases in networks with community structure[J]. *PLoS Computational Biology*, 2010, 6(4): e1000736-e1000747.
- [15] BAUCH C T, GALVANI A P, EARN D J D. Group interest versus self-interest in smallpox vaccination policy[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2003, 100(18): 10564-10567.
- [16] BAUCH C T. Imitation dynamics predict vaccinating behaviour[J]. *Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences*, 2005, 272(1573): 1669-1675.
- [17] VARDAVAS R, BREBAN R, BLOWER S. Can influenza epidemics be prevented by voluntary vaccination?[J]. *PLoS Computational Biology*, 2007, 3(5): 0796-0802.
- [18] ZHANG Hai-feng, ZHANG Jie, ZHOU Chang-song, et al. Hub nodes inhibit the outbreak of epidemic under voluntary vaccination[J]. *New Journal of Physics*, 2010, 12(2): 023015-023026.
- [19] ZHANG Hai-feng, FU Feng, ZHANG Wen-yao, et al. Rational behavior is a 'Double-edged Sword' when considering voluntary vaccination[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 2012, 391(20): 4807-4815.
- [20] FU feng, ROSENBLOOM D I, WANG long, et al. Imitation dynamics of vaccination behaviour on social networks[J]. *Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences*, 2011, 278(1702): 42-49.
- [21] PASTOR-SATORRAS R, VESPIGNANI A. Epidemic spreading in scale-free networks[J]. *Physical Review Letters*, 2001, 86(14): 3200-3203.
- [22] COHEN R, EREZ K, BEN-AVRAHAM D, et al. Breakdown of the internet under intentional attack[J]. *Physical Review Letters*, 2001, 86(16): 3682-3685.

编辑 蒋 晓