

单位代码: 10293 密 级:

南京邮电大学

硕 士 学 位 论 文



论文题目: 考虑信息扩散的多重网络流行病传播模型
及控制研究

学 号 1017051330

姓 名 王帅

导 师 宋玉蓉 教授

学 科 专 业 模式识别与智能系统

研 究 方 向 复杂网络病毒传播动力学

申请学位类别 工学硕士

论文提交日期 二零二零年四月

Epidemic spreading model and control on multiplex network considering information diffusion

Thesis Submitted to Nanjing University of Posts and
Telecommunications for the Degree of
Master of Engineering



By

Wang Shuai

Supervisor: Prof. Song Yu-Rong

April 2020

摘要

随着科技水平的不断发展，各种通讯工具的普及推广使得人与人之间的联系变得更加紧密，进而对流行病在人群中的传播产生了不可忽视的影响。当流行病在人群中传播时，一些伴随着流行病产生的信息意识也会在社交网络中扩散，影响着个体在面对流行病传播时的防御措施。随着对流行病相关信息了解的加深，个体可能会通过采取勤洗手、打疫苗等措施，降低自己被流行病感染的概率。而个体在被流行病所感染后，也会进一步促进自身对与流行病相关的信息意识的觉醒，并主动在社交网络中传播。因此，在有流行病传播与信息意识扩散的双层网络中，流行病以及信息意识两种传播过程可以表现出比单层流行病传播过程更加丰富的动力学。本文研究双层网络中信息意识的扩散对流行病的抑制作用，通过为有意识的个体引入不同的预防行为与状态，促使个体规避与染病个体接触，并且在这种双层网络模型中探讨如何识别其重要节点。本文的主要工作和取得的成果如下：

(1) 考虑个体在了解流行病相关的信息后会具有警觉意识，从而在物理接触网络中采取措施以避免被流行病所感染，提出一种基于个体警觉意识的流行病与信息意识交互的多重网络传播模型。引入警觉状态后，个体可以选择只与同样具有警觉意识的邻居个体相互接触或选择只与不具有警觉状态的邻居个体相互接触两种行为策略。研究表明，不管是采取哪种警觉行为策略，当流行病相关的信息意识在社交网络中扩散时，个体的警觉状态都有助于抑制流行病在物理接触网络中传播，并且可以提高流行病传播的爆发阈值。

(2) 当与流行病相关的信息意识在社交网络上传播时，还能引发个体在物理接触网络中产生自适应接触行为，即具有流行病相关信息意识的易感个体倾向于避免与染病邻居接触。当易感个体切断与染病邻居的连接后，会重新建立一条与其他易感个体的连边。通过把这种单层网络的自适应策略引入双层网络，能够有效发挥信息意识对抑制流行病传播的作用。仿真结果表明，自适应断边重连概率越大，流行病在物理接触网络上的传播规模越小，流行病的爆发阈值越高。因此，自适应策略能够有效地抑制流行病在物理接触网络中的传播。

(3) 作为控制流行病传播最有效的手段之一，重要节点的发现和保护一直是复杂网络研究的热点。针对本文研究的流行病传播与信息意识扩散传播模型为半抑制关系的多重网络，提出一种计算节点重要性的方法。通过选取不同的中心性指标并带入节点重要性计算函数，能够得到较为稳定的节点重要性排名。通过在网络数据上的仿真，证实所得到的重要节点能够对流行病的扩散产生较大影响力。

关键词： 多重网络，病毒传播，信息扩散，警觉性，自适应策略，重要节点

Abstract

With the continuous development of science and technology, the popularization of various communication tools has made the individuals' connection closer, which in turn has a significant impact on the spread of epidemics in social network. When epidemics spread among people, some of the information and awareness that accompanies the epidemic will also spread in social networks, affecting individuals' defenses strategies. With deep knowing about epidemic-related information, individuals may reduce the probability of being infected by taking measures such as frequent hand washing and vaccination. In turn, individuals who are infected by epidemics further promote their own awareness to epidemic-related information and actively spread it across social networks. Therefore, in a multiplex network with epidemic spreading and information diffusion, richer dynamics are presented than in a single-layer network. This thesis studies the inhibitory effect of the spread of information and consciousness on epidemics on multiplex networks by introducing different preventive behaviors and states for awareness individuals, which are encouraged to avoid contact with infected individuals. This thesis also studies a way to identify important nodes in this multiplex network. The main contents and contributions of this thesis are as follows:

(1) Considering that individuals will be alertness after understanding epidemic-related information and take measures in the physical contact network to avoid being infected by epidemics, a multiplex network propagation model with the interaction of epidemic spreading and information diffusion based on individual alertness is proposed. With the introduction of alertness, alert individuals can choose one of two behavioral strategies, interacting only with alertness neighbors or only with non-alertness neighbors. The simulation results show that both alert behavior strategies can help suppress the spread of the epidemic in the physical contact network and improve the epidemic threshold.

(2) When the epidemic-related information spreads on social networks, it can also cause individuals' adaptive contact behaviors in physical contact networks, that is, susceptible individuals with epidemic-related awareness will tend to avoid contact with infected neighbors. After cutting off the connection with an infected neighbor, a susceptible individual will re-establish a connection with a random chosen susceptible individual. By introducing this adaptive strategy into multiplex network, information and awareness can be effectively used to suppress the spread of epidemics. The simulation results show that with greater adaptive cutting-edge probability, the scale of the

epidemic spreading on the physical contact network will be smaller, and the epidemic outbreak threshold will be higher. Therefore, adaptive strategies can effectively suppress the spread of epidemics in physical contact networks.

(3) As one of the most effective means to control epidemics spreading, the discovery and protection of important nodes have always been a hotspot in the research of complex network. In this thesis, a method to calculate the importance of nodes for the multiplex networks with semi-inhibition relationship between epidemic spread and information diffusion is proposed. By selecting different centrality indicators and bringing into the node importance calculation function, a relatively stable ranking of node importance can be obtained. Through the simulation on the network data, it is confirmed that the obtained important nodes have a greater influence on the spread of epidemics.

Key words: Multiplex networks, Epidemic spreading, Information diffusion, Alertness, Adaptive strategy, Important nodes

目录

第一章 绪论	1
1.1 引言	1
1.2 国内外研究现状	2
1.2.1 多重网络及其在复杂系统建模中的应用	2
1.2.2 流行病与信息意识的相互作用	3
1.2.3 多重网络中重要节点的发现和保护	4
1.3 论文主要工作和创新点	5
第二章 多重网络及其传播动力学	7
2.1 多重网络的表示与分类	7
2.2 多重网络上的流行病传播与信息意识扩散交互的传播动力学	10
2.2.1 常见流行病传播模型	10
2.2.2 静态多重网络交互模型	11
2.2.3 自适应多重网络交互模型	13
2.3 多重网络的节点重要性评价方法	14
2.4 本章小结	16
第三章 考虑个体警觉性的多重网络传播建模和分析	17
3.1 引言	17
3.2 基于个体警觉性的多重网络传播模型	18
3.2.1 传播模型描述	18
3.2.2 个体警觉行为	19
3.2.3 数学描述	20
3.3 仿真结果	23
3.3.1 个体警觉性对于流行病感染规模的影响	24
3.3.2 个体警觉性对于流行病传播阈值的影响	28
3.4 本章小结	29
第四章 自适应多重网络传播模型	31
4.1 引言	31
4.2 自适应多重网络传播模型描述	31
4.2.1 传播模型描述	31
4.2.2 自适应策略	32
4.3 仿真结果	33
4.3.1 自适应参数对于流行病感染规模的影响	33
4.3.2 自适应参数对于流行病传播阈值的影响	36
4.4 本章小结	38
第五章 考虑信息扩散的多重网络流行病传播模型节点重要性	39
5.1 引言	39
5.2 多重网络的重要节点评价方法	40
5.2.1 双层网络传播模型描述	40
5.2.2 指标规范化	41
5.2.3 多重网络节点重要性综合计算函数	42
5.3 仿真实验	42
5.3.1 在双层网络上的仿真	42
5.3.2 在 UAU-SIR 双层网络传播模型上的单源传播仿真	46
5.4 本章小结	48

第六章 总结与展望	49
6.1 全文工作总结	49
6.2 研究展望	49
参考文献	51
附录 1 攻读硕士学位期间撰写的论文	58
附录 2 攻读硕士学位期间申请的专利	59
附录 3 攻读硕士学位期间参加的科研项目	60
致谢	61

第一章 绪论

1.1 引言

从古至今，人类的健康就一直经受各种传染病的威胁，直到近代医疗水平的进步以及科学教育的普及，人类的平均寿命才逐渐提高^[1-2]。在人类与传染病斗争的历史中，不管是曾经肆虐的霍乱、天花，还是至今仍然威胁着人类的甲型 H1N1 流感、中东呼吸综合征（MERS）以及埃博拉病毒，每一次传染病的大规模爆发，都严重威胁到了人类的生命安全，并且给人类的财产以及社会的繁荣稳定带来巨大的影响。以埃博拉病毒为例，近十年来就爆发了四次疫情：2014 年、2017 年以及 2018 年在西非及刚果的疫情总共造成了 11345 人的死亡^[3]。在 2019 年，在刚果（金）再次爆发的疫情累计报告了 3444 个病例，其中确诊病例 2899 例，死亡病例 2264 例，成为全球史上第二严重的埃博拉疫情^[4]。

随着互联网的不断发展，人类逐渐进入了信息爆炸的时代，各种社交媒体蓬勃发展，人与人的关系也变得非常的紧密。Twitter、Facebook、Instagram 以及 LinkedIn 的流行使得人们只需动一动手指便可联系到千里之外的朋友。而随之流动的各种信息也对人类社会的发展，以及人与人之间的关系产生了越来越重要的影响，如对流行病在人类社会中的传播的影响。在 2014 年的埃博拉疫情爆发中，社交媒体在对疫情的遏制中就起了非常重要的作用^[5]。得益于社交媒体所提供的双向信息便捷的共享，Facebook 和 Twitter 为疫区提供了慈善捐款渠道，并利用博客扩散有关埃博拉疾病的防控信息，英国广播公司（BBC）在西非用在线聊天应用程序 WhatsApp 提供了英语和法语服务，教会人民如何识别疾病症状、如何降低疾病传播的风险及强调及时洗手的重要性^[6]。

除此之外，社交媒体还可以帮助预测流行病的发展。疾病预防控制中心和世界卫生组织使用一系列不同类型的数据生成各种模型，从基于案例报告的模型到基于移动数据、社交媒体数据甚至航空公司数据的其他模型，为人们在疾病爆发期间的行为变化以及传播预测提供了线索^[5]。

正如上文所说，信息扩散和流行病扩散是相互影响的传播过程。在现实生活中，伴随着流行病在人群中的传播，和流行病有关的信息意识也会在人群中扩散^[7-8]，其中正面信息促使人们增强个体警觉意识，需要广泛扩散，而负面信息包括恶意消息、谣言等会引起人们的恐慌，扰乱社会治安，给社会安定带来巨大威胁，则需要抑制其扩散。由于信息传播与病毒传播的途径各不相同，且网络结构也有较大的差异，因此病毒和信息的传播可以描述为发生在

复杂多重网络上的动力学过程^[9-10]。相比于单层网络中的单一动力学过程，基于多重网络的动力学行为更加复杂且更符合现实生活中流行病的传播。

通过在流行病的传播过程中考虑信息的扩散，可以为流行病的传播建立更精确的模型，并且通过信息在社交网络中的扩散，个体可以根据所获取的信息做出行为策略上的改变，从而影响流行病在物理接触网络中的传播^[11-12]。一方面，个体可能根据获得的流行病相关信息提高自身的健康防范意识，如多穿衣服及服用预防性的药物等，从而通过提高自身免疫能力抑制流行病的传播；另一方面，在了解到流行病的严重性后，个体可能会主动规避流行病的传播路径，从而改变物理接触网络的结构，而网络结构的改变则会反过来抑制流行病的传播。因此在真实的网络中，网络结构动力学、病毒和信息动力学行为相互作用并合作演化，可以形成丰富的多重网络上的传播动力学现象。

同时，寻找网络中的重要节点，进行目标防护一直以来都是抑制流行病传播最有效的措施。常见的重要节点防护措施有：目标度免疫^[13]、重要熟人免疫^[14]、目标介数免疫^[15]等。而在多重网络中，考虑到对不同网络层的定义通常不会完全相同，因此简单的把单层网络的重要节点算法扩展到多重网络会难以满足要求。而且在多重网络中，除了考虑到每一层网络的物理意义之外，层与层之间的关系也会对重要节点的评价有着重要的影响。因此，在本文研究的模型中，寻找多重网络中的重要节点对于理解多重网络的信息扩散和流行病传播抑制具有非常重要的现实意义。

综上所述，多重网络中流行病和信息共存的传播动力学的研究，对于理解并发掘多重网络的拓扑性质及其与动力学过程之间的相互影响关系，寻找多重网络中的重要节点，制定适用于多重网络的流行病防御机制具有重要的理论意义和应用价值。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 多重网络及其在复杂系统建模中的应用

随着科学技术的发展与进步，人类社会已逐步迈入复杂性的世纪。现实世界中，不同的网络之间会产生相互作用并存在相互依赖的关系；在更广阔的层面中，大型系统往往是由许多拓扑或功能各异的子网络所构成，其中许多共存的单层网络之间相互作用并且其拓扑结构相互依赖^[16]。掌握了多重网络的构建方法，我们便可以以更宏观的角度研究系统之间以及系统内部的运作以及发展。

早在 2006 年，Kurant 和 Thiran 便使用多重网络模型对交通网络进行了描述和分析，其

提出了耦合交通网络,并研究了真实交通负载量与估计负载量的差异^[17]。而在 Mucha 等人研究多重网络上的社团结构^[18]以及 Szell 等人研究大型社交网络的多关系组织^[19]时使用了多重网络的概念。随后,Brummitt 等人在研究网络鲁棒性时再次提到多重网络的概念,即含有多边或网络层的网络统称为多重网络或多层耦合网络 (Multi-layer coupled networks) ^[20]。

对于多重网络的研究广泛存在于各个学科中,如生态系统的行为和演化^[21]、生物系统研究^[22]、交通运输系统^[23]、金融市场的结构^[24]以及人类合作中的博弈^[25]。

1.2.2 流行病与信息意识的相互作用

早在 2009 年,Funk 等人^[7]便在充分混合的仓室模型中研究了流行病和信息意识共存的传播问题,其研究发现了当人群自发散布“传染病已经出现”的消息时能显著地减小最终感染人数。在 2010 年,Funk 等人^[26]又进一步考虑了个体有无疾病意识而产生的行为反应,探索了地方性疾病、意识、局部行为反应之间的相互影响。随后,Sahneh 等人^[8]考虑了人群的警惕状态 (Alert),提出并分析了易感-警觉-感染-易感 (Susceptible-Alert-Infected-Susceptible, SAIS) 模型,为减缓传染病传播及减小恶意软件影响提出了可行的解决办法。正如 Sahneh 等人考虑的,疾病传播和信息扩散的途径往往不同,由流行病所引发的相关信息意识可通过在线网络传播,如 Facebook、Twitter 等流行社交媒体平台,在其中不同的用户之间可以轻松的进行信息交流,但流行病只能在物理接触网络 (Physical networks) 中通过肢体接触才能传播,并且流行病和信息意识的传播动力学过程并不完全相同,因而在单层网络上分析研究疾病传播和信息扩散已经不能很好地刻画不同类型传播行为共存的动力学过程^[9]。

在探索流行病传播的场景中,多重网络为研究同一节点发生的动态过程提供了合适的基础结构,例如在多重网络上传播流行病^[27-31]。此外,疾病与意识动力学之间的相互作用^[32-34]最近也引起了人们的极大兴趣,通过研究个体如何意识到某种疾病的潜在传播,能够帮助采取合适的预防措施来保护个体。在大多数研究中,当两种传播模型在不同的传播层上竞争时,意识和流行病之间都能产生一些有趣的相互作用^[35-38]。

在流行病与信息意识共存的多重网络中,对多重网络结构^[39-42]的研究能够帮助理解以流行病和信息传播为代表的不同类型传播行为共存的动力学过程,探索多重网络结构与传播动力学的关系以及病毒传播和信息扩散之间的相互影响。2013 年 Granell 等人^[10]将意识和疾病传播行为分为虚拟接触 (通信) 层和物理接触层,研究多重网络上的意识和疾病传播之间的交互。随后在文献^[32]中,Granell 等人在前期工作的基础上考虑了警觉信息的广播机制 (Mass media),发现广播机制的出现会使得病毒传播变化的临界点消失。2014 年 Zhao 等人^[30]研究

发现多重网络节点度的强相关性可能会产生较低的病毒传播阈值和相对较小的病毒爆发规模。

以上信息意识与流行病传播的相互影响都是在静态多重网络中发生的，在现实生活中，网络的结构演化总是和网络中个体的状态紧密相关。例如，在多重网络中，个体在获取信息后会具有警觉意识，这种警觉意识会迫使健康个体规避与感染个体的接触，从而降低自己被流行病感染的概率。这种网络结构依据邻居状态而时变的网络模型被称为合作演化网络或自适应网络（Coevolutionary/Adaptive networks）。

在 2006 年，Gross 等人^[43]考虑到疾病爆发时个体为避免可能的感染而自适应地改变自己的行为，提出了自适应网络 SIS 传播模型。随后 Shaw 等人^[44]又提出自适应网络 SIRS 模型。以上研究发现，自适应网络上拓扑结构和节点状态之间相互作用可以产生丰富的动力学现象。和静态网络相比，自适应网络中存在一个双稳态区域，其中健康态和染病态都是稳定的。在 Gross 的自适应 SI 模型的框架基础上，Vincent 等人在模型中引入了改进的区域划分形式（Compartmental formalism），精确地重现了疾病和底层网络拓扑的同步时间演化^[45]；Jolad 等人^[46]用优先度自适应网络模型更为准确地描述了真实社交网络；而 Ilker 等人^[47]考虑网络中的社团结构，提出了具有社团结构的自适应网络传播模型；另外，还有一些研究关注网络的增长和疾病传播动力学之间的协同进化^[48]，提出了相应的自适应网络模型。基于自适应网络中的病毒传播行为，很多研究者提出了有效的免疫策略。Shaw 等人^[49]研究了自适应网络中泊松接种疫苗对流行病传播的影响。Yang 等人^[50]关注具有社团结构的自适应网络中流行病传播控制策略的效果。研究发现自适应网络的强社团结构是通过流行病传播前期重连机制引入的，并且这种强社团结构可以显著延缓疾病爆发。更有意义的是，基于社团结构的隔离策略比免疫策略更有效。

1.2.3 多重网络中重要节点的发现和保护

在复杂网络的传播动力学研究中，不管是对流行病还是对谣言的研究，其最主要的目标都是在保护网络功能不被破坏的前提下，最大程度的抑制不利因素在网络中的扩散。除了以上针对不同网络模型提出的传播模型或者传播策略外，通过发现网络中的重要节点并对其实施保护策略，同样对于抑制网络中流行病或是谣言等不利信息的传播具有积极意义。除了有助于抑制不利因素在网络中的扩散之外，对于重要节点的识别与研究，还能够帮助理解网络结构及其演化，链路预测以及推荐系统的设计等。

近年来，针对复杂网络中重要节点的识别已经成为了复杂网络领域研究的热点^[51]。从最简单的基于邻居节点数目的方法到基于消息传递方式以及机器学习的方法都有学者研究。

对于单层网络,目前所提出的重要节点排序算法主要可以被合理的分为 4 类:基于节点近邻的排序方法,如最常见的度中心性^[52]、半局部中心性^[53]、k-壳分解法^[54]等;基于路径的排序方法,如离心中心性^[55]、接近中心性^[56]、Katz 中心性^[57]、信息指标^[58]、介数中心性^[59]等;基于特征向量的排序方法,如特征向量中心性^[52]、PageRank 算法^[60]、LeaderRank 算法^[61]、HITS 算法^[62]等;以及基于节点移除和收缩的排序方法,如节点删除的最短距离法^[63]、节点收缩法^[64]、残余接近中心性^[65]等。

对于多层复杂网络来说,考虑到其每一层都可以看做一个单层复杂网络,因此基于单层复杂网络所提出的以上节点重要性评价标准在多重网络中依然具有参考价值。但是考虑到多重网络结构更加复杂,其拓扑结构由每一层网络以及每一层网络之间的耦合方式共同决定,因此单层复杂网络的节点重要性评价标准并不能完全适用于多重网络。

在多重网络的节点重要性研究中,Al-Garadi 等人^[66]研究了不同复杂网络拓扑结构对于节点影响力识别的影响,并考虑了多重网络的交互以及层叠链路。王娟等人^[67]提出了一个多层网络节点重要性排序框架,通过对不同指标和层次赋权叠加构建综合评价矩阵,以此进行节点重要性排序。而朱晓霞等人^[68]则参考重叠连接边和权重的影响系数等概念,利用每个节点的多层 MWK 值 (Multi-layer network weighted degree value) 来区分不同节点的影响力。

1.3 论文主要工作和创新点

本文所做的工作是在多重网络中,引入流行病的传播过程以及在流行病传播过程中所引发的信息意识的扩散过程,通过同时考虑上述两个传播过程之间的相互作用,从而构建出一种多重网络上的流行病传播与信息意识扩散的交互传播模型。在此之上,通过在上述模型中引入不同的传播策略,如个体的警觉性接触策略及自适应接触策略,以研究不同策略对流行病传播规模以及阈值的影响。另外,本文也研究了在上述多重网络上的流行病传播与信息意识扩散的交互传播模型中重要节点的评价方法,通过考虑节点在不同层的重要性以及层间关系,提出了一种针对上述网络的重要节点评价标准。本文的具体安排如下:

第一章是绪论,阐述论文的选题研究背景、研究现状以及本文的主要工作,本文的研究基于流行病传播与信息扩散交互的多重网络传播模型。

第二章阐述了多重网络中的基本概念、多重网络的表示方法、多重网络上的流行病传播与信息扩散交互的模型及常见的流行病抑制策略,最后介绍了多重网络上的重要节点评价方法。

第三章提出了一种考虑个体警觉行为的多重网络流行病与信息意识交互模型。提出了两

种不同的警觉行为应对策略，并研究了个体警觉行为策略参数对流行病的传播规模以及阈值的影响。

第四章提出了一种基于自适应策略的多重网络流行病与信息意识交互的传播模型。通过引入自适应策略，在信息层具有意识的个体在物理接触层断开与感染邻居的连接以避免被流行病感染。随后研究了自适应参数对于流行病传播的影响，包括最终感染规模的影响以及对流行病传播阈值的影响。

第五章则通过考虑本文所研究的双层网络的特点，有针对性的提出了一种重要节点评价方法。在本文所研究的流行病与信息意识交互的双层网络中，考虑到不同网络层之间的关系，提出了一种针对两层传播模型为半抑制性的双层网络重要节点评价方法，并通过在网络数据中进行计算以及传播仿真实验，证明了其在本文所研究网络中的有效性。

第六章对本文的研究内容进行总结，同时对未来工作做出展望。

第二章 多重网络及其传播动力学

随着近年来网络科学的蓬勃发展，复杂网络已被证明是对复杂系统的结构进行建模的有效方法^[69]。如今，网络理论已经成为描述和分析整个社会，生物、物理、信息和工程科学中复杂系统的重要工具^[70-72]。

在单层网络中，我们以简单图（Graph）来表示系统^[73]：图的顶点（Vertex）或节点（Node）表示个体，而一对节点之间联系则使用边（Edge）或者链接（Link）表示，其中自环和多边通常被忽略。

随着对复杂系统的研究日趋成熟，在简单图的基础上研究更复杂但更接近现实情况的框架变得越来越受关注。因为在现实情况中，复杂网络往往只是大型系统的一部分，在系统中，许多共存的拓扑结构相互影响并且相互依赖，而节点也可以参与到多个网络中^[74]。如世界贸易组织中的国家通过贸易网络进行从农产品到电子产品的贸易；社会中人们通过友谊关系、家庭关系以及工作关系网络进行互动^[75-76]。多重网络具有比以前更精确的表示复杂系统的潜力，因此，多重网络模型逐渐成为研究实际复杂系统的重要方法之一。

2.1 多重网络的表示与分类

对于单层网络，我们用邻接矩阵在数学上表示，邻接矩阵可对有关网络中实体之间（有向或加权）的关系进行表示。对于多重网络，由于要考虑到多方面的连通性，因此其结构要比普通的单层网络更加复杂，可能会考虑到不同的交互类型或涉及到通讯渠道、不同子系统、不同的空间位置、不同的时间点等等^[77]。

在多重网络中，通常包含三类不同的边：层内连接（同一层网络中的连接节点）、层间连接（不同层中的对应节点之间的连接）以及在不同层间节点副本之间的连接，其示意图见图 2.1。

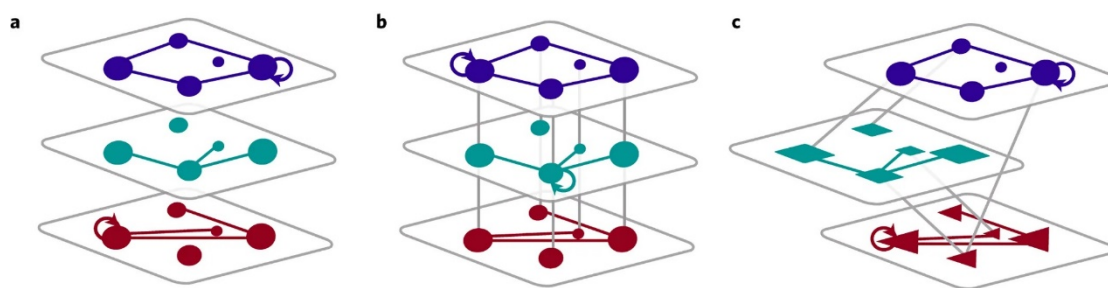


图 2.1 三种类型的多层网络。

在图 2.1 中，（a）表示多重网络，其中节点可以通过不同类型的交互（即颜色）进行连

接。在此示例中，没有层间连边。(b)表示多路复用网络，由不同边缘颜色的多重网络以及将节点及其在其他层上的副本连接起来的层间连边组成。(c)表示相互依赖的网络，其中每个层包含不同类型的节点（圆形，正方形和三角形），并包括其他层中的节点的层间连边；在这种情况下，层间边缘可能出现在实体及其副本之间或不同实体之间。

例如，在城市交通系统^[78-79]中，层内的连边表示了相同类型的节点（如两个地铁站）之间的连接，而层间的连边则表示了不同类型的节点（如某个地铁站及与之关联的公交车站）之间的连接。在某些情况下，甚至可以使用不同的物理单位来表示层间的连边和层内的连边。例如，多层社交网络中层内的连边可以表示 Facebook 上两个人之间的友谊，而同一网络中层间的连边则可以表示个体从使用 Facebook 切换到使用 Twitter 的转变概率^[77]。

对于常见的多重网络，可以将邻接矩阵表示形式从单层网络扩展到多重网络，从而可以轻松地使用已开发的工具在此新框架中进行研究。以双层网络为例，在此可以对其作如下表示：在双层网络中，假设下层网络表示物理网络，以 $G^\phi = (V^\phi, E^\phi)$ 表示，上层网络表示逻辑网络，以 $G^\lambda = (V^\lambda, E^\lambda)$ 表示。并且，假设上下两层网络的节点集合是一一对应的，即 $V^\phi \equiv V^\lambda$ ，但是保留上标 ϕ 和 λ 以区分所指节点位于的不同网络层。而 $N = |V^\phi| = |V^\lambda|$ 则表示网络中节点的数量。

在多重网络中，物理网络和逻辑网络既可以是有向的，也可以是无向的，取决于具体的应用场景。除此之外，节点和边也可以分配以不同的权重（Weight），并记为 $w(\cdot)$ ，若 $w=1$ 则表示网络中的连边是无权重的。每一条逻辑网络中的连边 $e^\lambda = (u^\lambda, v^\lambda)$ 所对应的节点 u^λ 和 v^λ 都和对应的物理网络中的节点 u^ϕ 以及 v^ϕ 存在一条物理路径映射 $M(e^\lambda) \subset G^\phi$ 。对应于所有逻辑网络边的一组路径称为逻辑拓扑在物理拓扑上的映射 $M(e^\lambda)$ ，由于上下两层网络虽然节点一一对应，但是其网络结构可以不同，因此 $M(e^\lambda)$ 在物理网络中的映射可能由多条边组成。

此外，我们还可以通过建立一个矩阵来做到这一点，在矩阵中每个对角线块对应于每一层的邻接矩阵 A^α ，以及表示层间耦合的非对角线矩阵 $C^{\alpha\beta}$ ，见图 2.2。

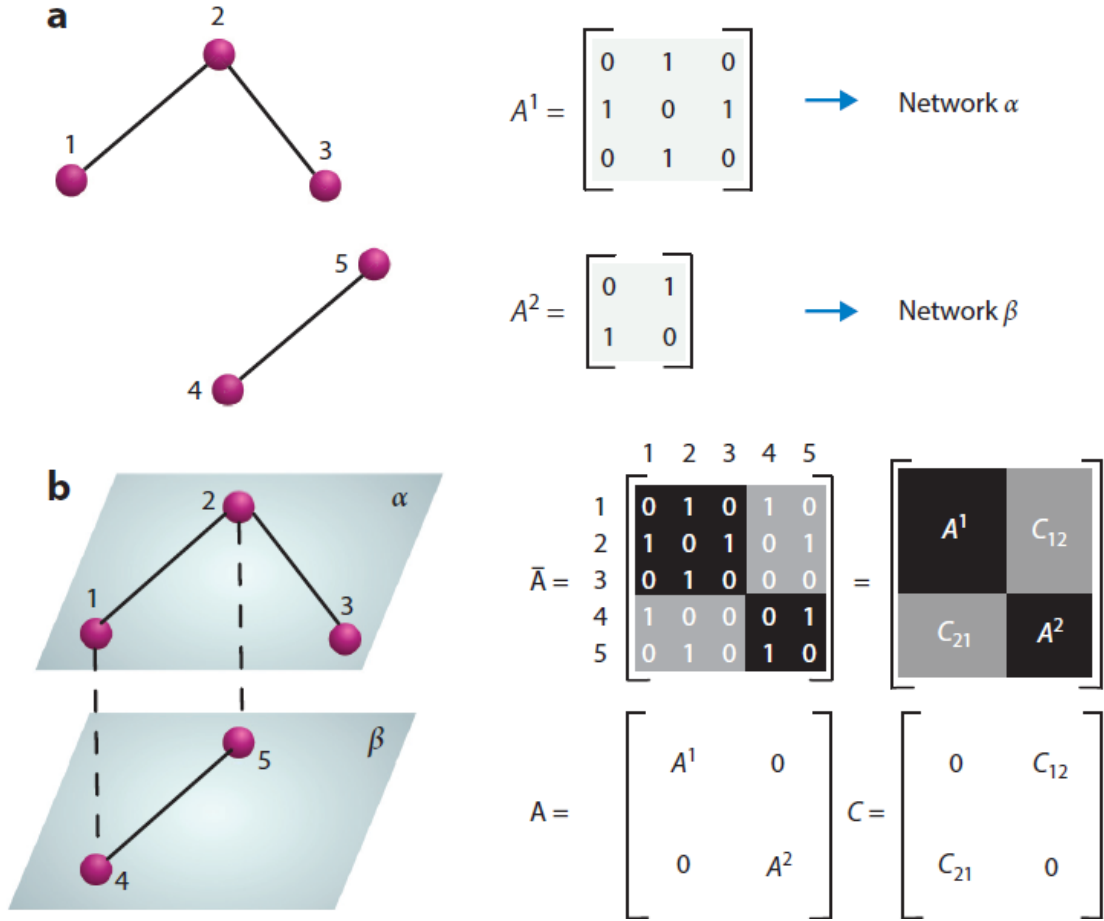


图 2.2 多层网络的单一矩阵表示

图 2.2 展示了单层网络 **a** 和由两个单层网络组成的多层网络 **b**。**a** 中的网络分为两片，每一片都可以由一个邻接矩阵组成。而在 **b** 中表示的多层网络，每层的结构由邻接矩阵 $A^{(i)}$ 表示，其中 $i = \{\alpha = 1, \beta = 2\}$ 。 $C_{\alpha\beta}$ 则用来表示层 α 与层 β 之间的连接情况。

最后，还可以使用张量把多重网络的连通性表示为一个线性代数矩阵^[80-82]。在一般情况下，多重网络在 α 层有一个节点 u ，其与 β 层的任意节点 v 相连。因此，可以像如上那样把连边划分为连接同一层节点的层内连边以及连接不同层节点的层间连边。根据文献[83]，使用矩阵张量来表示这些多重网络，定义层内邻接张量 $W_{\beta}^{\alpha}(\tilde{k}) = \sum_{i,j=1}^N w_{ij}(\tilde{k}) E_{\beta}^{\alpha}(ij)$ 作为表示 \tilde{k} 层中节点之间的关系。在无权单层网络中， $w_{ij}(\tilde{k}) = a_{ij}$ 是邻接矩阵内的项。在此，我们使用波浪号(\sim)区分节点的标记与层的标记。

为了表示 \tilde{h} 层中的节点与 \tilde{k} 层中节点的关系，引入层间邻接张量 $C_{\beta}^{\alpha}(\tilde{h}\tilde{k})$ ，当 $\tilde{h} = \tilde{k}$ 时对应于 $W_{\beta}^{\alpha}(\tilde{k})$ 。最后，通过将规范基础表示为 $E_{\delta}^{\tilde{\gamma}}(\tilde{h}\tilde{k}) = e^{\tilde{\gamma}}(\tilde{h}) e_{\delta}(\tilde{k})$ ，可以把多重网络的邻接向量表

示为 $M_{\beta\delta}^{\alpha\tilde{\gamma}} = \sum_{\tilde{h}, \tilde{k}=1}^L C_{\beta}^{\alpha}(\tilde{h}\tilde{k}) E_{\delta}^{\tilde{\gamma}}(\tilde{h}\tilde{k})$, 其中 L 表示网络的层数。

2.2 多重网络上的流行病传播与信息意识扩散交互的传播动力学

作为复杂网络领域中的一个重要研究方向, 复杂网络上的传播动力学主要研究社会和自然界中不同复杂网络的传播原理、不同传播模型的动力学行为及对各种网络上的传播模型进行控制和干预的方法^[84-85]。随着复杂网络研究的深入发展, 流行病传播、谣言传播和故障传播作为复杂网络上常见的传播现象, 对其的研究逐渐受到学者们的关注。对复杂网络上传播模型进行研究具有重要意义, 一个优秀的传播模型能够使得我们对病毒、谣言等传播行为有更为准确、直观的理解, 有助于发现传播行为的薄弱环节, 准确预测可能带来的危害程度, 并制定相关的控制策略^[86]。

得益于多重网络传播模型有着对复杂系统更强的模拟能力, 借助这一有力工具便可以在一个更复杂的系统内研究传播动力学。需要强调的是, 多重网络上有两类动态过程^[87]: 在多重网络上定义的单一过程, 以及在此类网络的不同层上分别定义的交互动力学过程^[88]。第一类动态过程的一个重要例子便是随机游走, 其定性行为取决于层内与层间每一步的相对速度和概率。第二类动力学过程的一个例子是多种疾病之间的相互作用。本文所研究的范围即第二类动力学过程, 并且本文主要研究流行病与所伴随的信息意识在多重网络中的交互, 它们可以在每一层中进行不同的动力学过程, 使得它们可以彼此增强或抑制。

2.2.1 常见流行病传播模型

首先介绍一下在研究流行病传播时常用到的传播模型。实际上, 传染病的传播是一个非常复杂的过程, 并且对于其数学模型的研究远早于复杂网络理论的出现, 最早可追溯到 1927 年, 当时 Kermack 和 McKendrick 首先提出冠以其名的数学模型^[89]。从此, 学者们便建立了众多流行病传播模型来探索不同流行病各异的传播行为, 其中最基础的四个模型是 SI 模型、SIS 模型、SIR 模型以及 SIRS 模型^[84,89]。本节接下来将会介绍 SI 模型、SIS 模型以及 SIR 模型。

(1) SI 模型

SI^[90]模型用于描述那些感染后无法治愈的疾病, 或是突然爆发尚缺乏有效治愈手段的疾病。SI 模型只有两种状态: 即易感状态 (Susceptible state) 和感染状态 (Infected state)。处于易感状态的个体自身没有疾病, 但如果和患病的个体接触, 则有可能被流行病传染永远成

为感染态；处于感染状态的个体自身已经得了这种流行病，而且如果他和易感状态的个体接触，则有可能以 λ 的概率把疾病传染给对方。其状态转换如图 2.3 所示。

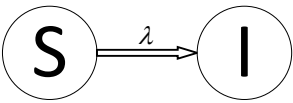


图 2.3 SI 模型状态转换

(2) SIS 模型

SIS 传播模型^[91-92]适合描述像感冒、淋病这类治愈后患者无法获得免疫力的疾病。同 SI 模型一样，SIS 模型也只有两个状态：易感状态 (Susceptible state) 和感染状态 (Infected state)，不过 SIS 模型允许再感染的发生。感染状态的个体为患病个体，在和易感个体接触后会以 λ 的概率将疾病传染给易感个体，而感染个体则会以 δ 的概率痊愈，再次成为易感个体；而易感个体一旦被感染，则会具有传染性，成为新的感染源。其状态转换如图 2.4 所示。

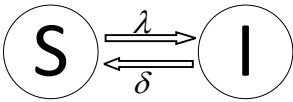


图 2.4 SIS 模型状态转换

(3) SIR 模型

在现实生活中，由于人类身体内的免疫系统会逐渐消灭引起疾病的病原体，因此对于一些疾病，个体恢复后也会保留对这种疾病的免疫能力，如腮腺炎、麻疹以及天花等。而对于另一些疾病，人类感染后无法恢复健康，会在一段时间后死亡，如艾滋病等。针对这两种情形，可以用 SIR 模型^[91-92]来描述。

在 SIR 传播模型中，个体存在三种状态：易感状态 (Susceptible state)、感染状态 (Infected state) 以及恢复状态/移除状态 (Recover status/Remove status)，其中 R 状态的个体不再对模型中的动力学行为产生影响。在模型中，易感状态的个体在和感染状态的个体接触后会以 λ 的概率感染疾病，而处于感染状态的个体会以 δ 的概率康复并不会再被疾病感染，或是因死亡而永久移除。其状态转换如图 2.5 所示。

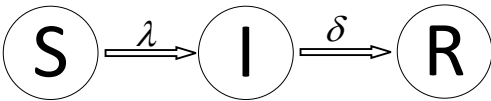


图 2.5 SIR 模型状态转换

2.2.2 静态多重网络交互模型

在介绍了多重网络及基础概念以及常见的流行病传播模型后，本节将会介绍在多重网络的不同层上分别定义的交互动力学过程，通过对网络的不同层中引入流行病传播模型以及信

息意识扩散模型并研究其传播动力学。

在人类社会，流行病的传播过程中往往会伴随着其他的传播过程，如信息传播，关于流行病的信息可以通过大众媒体在朋友以及家人之间迅速扩散，改变人们对流行病的认识。同时，在了解到流行病的信息后，个体为了避免被感染，其行为也会发生相应改变，如戴口罩、避免接触以及服用药物等^[11]，这些行为在一定程度上可以抑制流行病的传播^[93-95]。

将预防行为纳入传染病数学模型的现有方法分为两大类。第一种方法是将预防行为的影响直接纳入疾病模型参数^[96-101]。第二种方法将其他动态状态引入疾病模型，以明确区分已采取预防行为的人与未采取预防行为的人^[102-107]。采用第二种方法的一个例子则是一种基于个体模型的易感-警觉-感染-易感（Susceptible-Alert-Infected-Susceptible, SAIS）框架^[8]。

目前，流行病传播与信息扩散的交互模型一般用双层网络来描述^[108-111]。在双层网络中，一层代表的是接触网络，用于模拟流行病在物理接触网络中的传播过程，另一层是信息网络，用于描述伴随着流行病传播所引发的信息扩散。在接触网络中，通常采用经典的易感-感染-易感（Susceptible-Infected-Susceptible, SIS）流行病传播模型或是易感-感染-恢复（Susceptible-Infected-Recovered, SIR）流行病传播模型模拟流行病在网络中的传播。在 SIS 流行病传播模型中，网络中的个体分为易感状态（S）和感染状态（I），易感个体在和感染个体接触后会以 β 的概率变为感染个体，而感染个体则会以 μ 的概率自我康复，重新成为易感个体。在 SIR 流行病传播模型中，除了上述 SIS 模型中的 S 状态和 I 状态外，个体还可以是恢复状态（R）。在流行病传播过程中，I 状态的个体不再重新变为易感状态，而是以 γ 的概率恢复或死亡，成为 R 状态。在信息网络中，通常采用无意识-有意识-无意识（Unaware-Aware-Unaware, UAU）信息传播模型描述流行病传播所引起的信息扩散。其中，网络中的个体根据对信息的了解情况可分为不了解信息的无意识状态（U）和已了解信息的有意识状态（A），其动力学同 SIS 模型。

对于多重网络上的流行病传播与信息扩散的交互，已有的研究通常将意识和流行病之间的相互作用建模为多重网络中的两个相互竞争的传播过程，同物理接触网络中流行病的传播过程一样，意识也会从有意识的个体传给其在信息网络上的无意识邻居，通过促使更多个体在信息网络中成为有意识的个体，从而使这些个体采取预防行为以抑制流行病在物理接触网络中的传播。

Kan 等人^[109]通过深入的研究发现，易感个体在了解信息后采取的自我意识行为对流行病传播的抑制作用要明显好于感染个体的自我意识行为，因为易感个体的自我意识行为可以直接降低其被感染的可能性。此外，引入信息网络后会促使某些个体有更多被告知的机会，这

些个体通过采取防护措施从而可以大大降低被感染的风险。Zheng 等人^[110]则通过研究多重网络的 UAU-SIR 模型发现,随着自我感知率 ν 的增加,个体的自我感知对流行病的传播具有很大的影响,可以极大地降低流行病的最终感染规模。Wang 等人^[111]研究了多重网络的 UAU-SIS 传播模型,并调整了 UAU 信息传播过程,使得当个体的有意识的邻居比例超过给定的值时,其会产生自我意识。通过推导分析,发现了流行病的爆发与意识的扩散以及接触网络的拓扑结构相关。在文献[38]中, Wang 等人则在接触网络的 SIR 传播模型基础上引入了免疫状态 V (Vaccination),个体可以直接接种疫苗从而对流行病免疫。分析显示,流行病的爆发虽然可以促进信息的传播,但是其阈值却仅取决于接触网络的拓扑结构,并且信息网络的同质性可以促进疫苗接种规模的扩大,从而能够更有效地抑制流行病的传播。

2.2.3 自适应多重网络交互模型

到目前为止,动态网络的概念已涉及两个不同概念之一。首先,节点可以是通过静态链接耦合的各个动态系统。其次,连接的模式(即网络拓扑)可以随时间动态变化,因此可以将两种网络区分为动态网络和非动态网络。将两者结合起来便产生了自适应网络——一种网络,其链路相对于其状态自适应地变化,从而导致状态和网络拓扑之间的动态相互作用^[112]。

自适应网络并不是什么新鲜事物。几乎所有的现实世界网络都在一定程度上具有自适应性。近些年的研究揭示了许多自适应网络的机制和现象:基于简单局部规则的自适应网络能够发生相变^[113]或是鲁棒地向一些特殊的复杂拓扑结构^[114]演化;起初同质的节点集合中可以逐渐演化出不同类型的节点^[115];并且,若涉及到拓扑结构以及局部自由度的相变^[116]和分岔^[43],则可以观察到复杂的动力学。

有关流行病建模的文献中存在几种自适应接触策略的表述,包括:社交疏远^[117]、健康个体减少与其他人群的接触,删除并重新激活连边^[118]、健康个体打破它们与感染个体的连接一段时间后再重新恢复接触关系,重置连接^[119-120],其中健康个体切断它们与感染个体的接触并重新创建与其他健康个体的新连接^[43]或与任意其他随机选择的个体的连接^[121]。

改变局部接触可以对疾病动态产生很大的影响,进而影响自适应接触过程。随时间变化的网络拓扑结构和节点动态之间会出现了复杂的交互。例如, Gross 等人^[43]提出了一个自适应 SIS 模型,在该模型中,易感个体将断开与感染邻居个体的连接并重新连接到其他易感个体,从而导致形成两个松散连接的节点簇。基于此模型学者们进行了多项研究,在文献[121]中节点信息还包括了其邻居的感染状态。文献[122]则将易感个体从感染状态的邻居个体重新连接到随机节点,这在某些情况下完全抑制了流行病的传播。

另外, Guo 等人^[118]提出了 Adaptive-SIS (ASIS) 模型, 该模型可以快速移除易感节点与感染节点之间的连接并在以后重新激活。其研究表明, 流行病的阈值随连接删除率的增加而增加, 而网络拓扑结构则表现出类似二项式的程度分布、相称混合性与模块度。Ogura 等人^[123]则严格扩展了这种方法, 而且还考虑了异构节点和边的参数, 并且优化了适应率以减轻流行病的爆发。而 Sahneh 等人^[124]提出了一种 AC-SAIS 状态切换网络框架模型, 当节点可以“切换”到组成更健壮网络的邻居时, 对网络总体鲁棒性的预期影响将会随着警报率的增大而单调增加。另一方面, 由于可以配置网络层, 使得多重网络比任何一个单独的层都更加健壮。Pitsik 等人^[125]研究了相位振荡器的自适应多重网络中的层间竞争现象, 该网络具有根据稳态和同质性机制建立的单元之间的连接拓扑。在自适应的过程中, 该模型将获取大量的现实世界网络所共有的拓扑属性, 例如权重的无标度分布以及簇结构的存在。并且由于层间结构竞争, 相互作用层数的增加将导致全局顺序的减少, 而平均层内顺序则保持不变。

2.3 多重网络的节点重要性评价方法

在传统的复杂网络分析中, 对于节点中心性的评价一直扮演着重要角色。在单层网络中, 有许多众所周知的指标可以评估每个节点的重要程度, 包括节点的度 (Degree centrality)、介数中心性 (Betweenness centrality)、接近中心性 (Closeness centrality)、特征向量中心性 (Eigenvector-like centralities) 以及 PageRank 中心性 (PageRank centrality) 等。下面简单介绍一下多重网络的节点中心性评价。

一种常见的度量是节点的度: 对于一个节点来说, 所拥有的连边越多, 其度就越大。在网络中, 节点 i 的度可以表示为向量 $k_i = (k_i^{[1]}, \dots, k_i^{[M]})$, 其中 $k_i^{[\alpha]}$ 表示节点 i 在第 α 层的度^[126-127]。类似地, $k_i^{[\alpha]} = \sum_j a_{ij}^\alpha$ 。这种节点度可以看作是单层网络中节点度定义在多层自然扩展。

节点中心性度量的主要作用是根据节点在网络结构中的相关性对节点进行排名, 得到网络中每个节点中心性的有序列表。然而, 考虑到多重网络中节点的度是一个矢量, 因此在 R^M 中不存在可以满足这样需求的清晰排名。实际上, 根据不同的需求, 可以在 R^M 中生成无数不同的排名。因此就有必要明确哪些指标或者层数是相关的。当计算出节点的向量度以后, 可以根据自己的需求并定义节点 i 的重叠度^[127]为 $o_i = \sum_{\alpha=1}^M k_i^{[\alpha]}$, 其中 $o_i = \|k_i\|$ 。实际上, 也可以使用其他的聚合度量来计算度中心性, 例如 $k_i^{[1]}, \dots, k_i^{[M]}$ 的凸组合或者其他 k_i 的范数。

其他的中心性度量,例如接近中心性以及紧密中心性,都可以基于网络的结构度量。一旦网络的度量标准以及网络结构确定,这些指标可以轻松地扩展到多重网络。

另一种评价中心性的方法是使用利用邻接矩阵的谱特征。特征向量中心性不仅考虑了每个节点的连边数量,也考虑了连边的质量^[128]。文献^[129-130]提出了几种方法可以将这种评价指标扩展到多重网络,其中特征向量中心性被用于优化复杂网络中的交互竞争。

在多重网络中计算特征向量中心性的最简单方法就是在不同层考虑特征向量中心性, $c_\alpha = (c_1^{[\alpha]}, \dots, c_N^{[\alpha]})$ 为各层节点的特征向量中心性,而 α 为网络的层数($1 \leq \alpha \leq M$)。采用这种方法,每个节点 i 的特征向量中心性 c_i 都可以表示为另一个向量 $c_i = (c_i^{[1]}, \dots, c_i^{[M]}) \in R^M$,其中每个元素都是相应层的中心性。一旦所有的特征向量中心性都计算出来,则单独层 M 的特征向量中心性^[143]则可以表示为矩阵 $C = (c_1^T | c_2^T | \dots | c_M^T) \in R^{N \times M}$ 。这里 C 的列是随机排序的,因为 c_α 的所有分量都是半正定的,并且对于每个 α ($1 \leq \alpha \leq M$), $\|c_\alpha\|_1 = 1$,而对每个节点 i ,其中心性 c_i 都是 C 的第 i 行。至于度类的指标,则可以通过使用诸如和、最大值或 l_p 范数的聚合度量 $f(c_i)$ 来获得每个节点的中心性数值。该参数的主要局限性在于它没有充分考虑层之间的多级交互作用及其对每个节点中心性的影响。

如果一个节点的中心性必须与其邻居(分布在所有各层之间)的中心性成正比,并且所有这些层都具有相同的重要性,则有 $\forall x_i^\alpha, x_j^\alpha \in X_\alpha, c(x_i^\alpha) \propto c(x_j^\alpha)$,当 $(x_i^\alpha \rightarrow x_j^\alpha) \in G_\alpha$ 且 $\alpha \in \{1, \dots, M\}$ 。因此,可以把矩阵 A 的均匀特征向量中心性定义为正定常特征向量 \tilde{c} (如果

存在的话)^[143],其中矩阵 A 由 $\tilde{A} = \sum_{\alpha=1}^M (A^{[\alpha]})^T$ 给出, $(A^{[\alpha]})^T$ 是 α 层邻接矩阵的转置。这种情况

会发生在社交网络中,例如不同的人可能与其他人有不同的关系,而人们通常只对衡量熟人网络的中心地位有兴趣。

还有一种更复杂的方法是考虑网络不同层的不同重要程度,并将此信息包含在定义不同层间相互影响的矩阵中。因此,这种情况下要计算特定层中节点的重要性,还必须考虑所有涉及到的其他层,因为其中一些层可能会与计算过程高度相关。例如,考虑一个老板和他的一个雇员住在同一栋公寓里的情况:所有邻居在公寓层内形成的两个同事之间的关系与在办公层内形成的关系有着完全不同的性质,但在这种情况下,老板的角色(即他的中心地位)可能比他是办公室里唯一住在那栋公寓楼里的人还要重要。换句话说,需要考虑不同层之间的影响是异构的情况。

为了达到这个目的，可以引入影响矩阵 $W = (w_{\alpha\beta}) \in R^{M \times M}$ ，矩阵为非负，即 $W \geq 0$ ，从而 $w_{\alpha\beta}$ 的衡量了层 G_β 对层 G_α 的影响。一旦网络模型和 $W = (w_{\alpha\beta})$ 确定了，每层 G_α 的局部特征向量中心性便可以定义为矩阵的正定常特征向量 $c_\alpha^* \in R^N$ （如果存在的话）^[129]，而矩阵则是

$A_\alpha^* = \sum_{\beta=1}^M w_{\alpha\beta} (A^{[\beta]})^T$ 。因此，局部非均匀特征向量样中心性矩阵可以定义为

$C^* = (c_1^* | c_2^* | \dots | c_M^*) \in R^{N \times M}$ 。文献[127]中给出了一个近似的方法，但是矩阵定义为

$A_\alpha^* = \sum_{\beta=1}^M b_\beta (A^{[\beta]})^T$ ，其中 $b_\beta \geq 0$ 且 $\sum_{\beta} b_\beta = 1$ 。

2.4 本章小结

本章首先介绍了多重网络的概念，并给出了三种常见的多重网络的数学表示。随后在第二小节，介绍了多重网络上的传播动力学，并着重介绍了多重网络中流行病传播及其伴随的信息意识扩散之间的相互作用，本小节还分别介绍了多重网络中流行病与信息意识的一般交互策略与自适应交互策略的特点以及近期研究情况。第三小节介绍了多重网络上重要节点的评价方法的研究进展，介绍了常见的单层以及多层复杂网络中对节点重要性的评价方法。

第三章 考虑个体警觉性的多重网络传播建模和分析

3.1 引言

目前, 流行病传播与信息扩散的交互模型一般用双层网络来描述。在双层网络中, 一层代表的是接触网络, 用于模拟流行病在物理接触网络中的传播过程, 另一层是信息网络, 用于描述伴随着流行病传播所引发的信息扩散。

在关于多重网络流行病与信息意识交互传播的建模中, 一些研究虽然考虑到了个体在了解流行病传播所产生的信息后都会产生警觉意识, 却忽视了不同个体在接触行为选择上的异质性, 即不同个体在了解到流行病相关的信息后会采取不同的行为来避免感染流行病或者维持网络功能正常运行^[38,111]。如在流行病的传播期间, 一部分具有流行病信息意识的个体可能会提高自身警觉性, 注意基本的健康防护或其他策略来保证自身的健康, 除此之外, 还会对其他邻居产生警觉性, 主动切断与部分邻居的接触, 避免自身被感染。而另一部分个体虽然具有流行病相关信息的意识, 但是由于日常工作以及社交上的需求, 不会对周围节点产生警觉性, 无法切断与部分邻居的接触。考虑不同个体在接触行为上的异质性, Gao 等人^[131]在双层网络 UAU-SIS 传播模型中引入了个体的激活 (Active) 状态以及非激活 (Inactive) 状态, 在传播过程中, Active 状态的个体在信息网络以及接触网络中会断开与同为 Active 状态的个体的连接。通过研究, 证明了这种基于个体活跃性状态的引入可以有效降低流行病的感染规模。而上述 Active 状态与 Inactive 状态的切换是随机发生的, 独立于信息以及流行病的传播, 考虑到实际情况中信息意识的传播会对个体的行为产生影响, 因此由意识的传播引发个体行为的变化更符合现实中的情况。

因此, 受 Gao 等人^[131]启发, 并考虑到个体在面对流行病传播时其接触行为的异质性, 本章提出了一种新的基于个体警觉状态的多重网络传播模型。在模型中, 当个体了解到流行病相关的信息时会以一定概率成为警觉个体, 从而改变个体接触行为规避被流行病感染的风险。基于个体警觉行为的异质性, 本章提出了两种由个体警觉性所引起的接触行为策略, 并研究了其对流行病传播的影响。研究结果表明, 本章提出的两种基于节点警觉性的个体接触行为策略能够对流行病的感染规模产生影响, 并提高流行病的爆发阈值, 从而抑制流行病的传播。

3.2 基于个体警觉性的多重网络传播模型

3.2.1 传播模型描述

考虑到社交网络上信息的传播和个人行为的改变是一种复杂的社会心理过程，所以本章使用双层网络来建立并且简化传播机制。在本章的双层网络模型中，定义下层网络为物理接触网络，用以描述流行病在人群中的传播，节点代表个体，连边表示人与人之间的物理接触；而定义上层网络为信息扩散网络，用以描述随着流行病的传播伴随而来的信息的扩散，节点代表个体，连边表示个体之间的信息意识的传递。在本模型中，上下两层网络的对应的节点表示同一个体。考虑到同一个体其物理接触网络和虚拟通信网络的邻居节点集合通常不会相同，因此在本章的双层网络模型中，上下两层网络有着不同的网络结构。UAU-SIS 多重网络传播模型如图 3.1 所示。

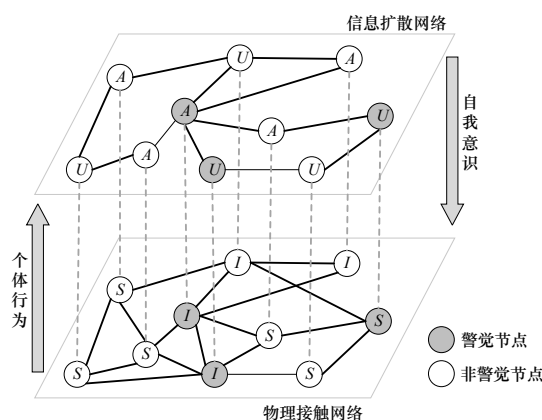


图 3.1 UAU-SIS 多重网络传播模型

在图 3.1 中，下层代表物理接触网络，模拟 SIS 流行病传播过程；上层代表信息扩散网络，模拟 UAU 信息扩散过程。个体在信息网络中成为 A 状态后会以 a 的概率成为警觉节点，在图中以灰色的圆表示，否则保持非警觉状态，在图中以白色的圆表示。

在物理接触网络中，用 SIS 传播模型模拟流行病在网络中的传播。个体在每个时刻可以是易感状态（S）或是感染状态（I）。在流行病传播的过程中，易感个体在和感染个体接触时会以 β 的概率被感染；同时，已感染流行病的个体也会以 μ 的概率被治愈，重新成为易感个体。

在信息扩散网络中，对于流行病传播所伴随信息的扩散采用 UAU 传播模型。和 SIS 流行病传播模型类似，个体在每一个时刻可以是不了解信息的无意识状态（U）或者是了解信息的有意识状态（A）。假设信息层有意识个体的来源主要分为两个方面：一方面，接触网络中

无意识的感染个体在信息网络中会以概率 κ 转变为有意识状态，自发地向邻居节点传播流行病相关的信息。另一方面，信息网络中了解信息的有意识个体每个时刻会向信息层中的邻居传播流行病相关的信息，在与无意识的邻居接触后会以概率 λ 使其变为有意识的个体。考虑到大多数流行病的传播都具有一定季节或周期性，因此有意识的个体可能会以 δ 的概率失去流行病相关的意识并不再传播，成为无意识个体。

在流行病相关信息的扩散过程中，不具有流行病相关意识的个体不会采取任何措施以防止感染疾病，而具有流行病相关意识的个体为了减少被感染的风险，则会采取防护措施，因此有意识的易感个体被流行病感染的概率一般小于无意识的个体，在模型中，假设有意识的易感个体被流行病感染的概率为无意识易感个体的 $\sigma_A (0 \leq \sigma_A \leq 1)$ 倍。因此，若无意识的易感个体被流行病感染的概率为 β ，则有意识的易感个体被流行病感染的概率为 $\sigma_A \beta$ 。

考虑个体在接触行为上的异质性对于流行病传播的影响，本章在模型中引入了基于个体警觉性的接触行为，并提出了两种不同的个体接触行为模式。

3.2.2 个体警觉行为

在此之上，本节引入了个体的警觉状态以表示不同个体在接触行为选择上的异质性，即在信息层中，了解流行病相关信息的有意识个体会以 a 的概率变为警觉状态（V）。警觉个体充分了解流行病的严重性，因此愿意改变自己的社交行为以避免被感染。而随着对流行病相关信息的遗忘，警觉个体会停止散播信息，并以 b 的概率重新恢复为非警觉状态（R）。非警觉个体因为没有认识到流行病的严重性，或是因为工作以及社交的需求，无法避免与全部邻居的接触。考虑到个体在流行病传播期间若是更偏向于进入警觉状态，则其通常会希望保持警觉以最大程度避免被感染的风险，因此假设 $a + b = 1$ 。

基于以上所提出的模型，依据个体在产生警觉性时接触行为的不同偏好，本节提出了两种相反的个体在产生警觉性后的接触行为模式。

（1）个体警觉行为 1

具有警觉性的个体会和同样具有警觉性的邻居个体保持物理接触，同时断开与非警觉邻居的物理接触，而不具有警觉性的个体则会和所有的邻居保持接触。

例如，在流行病传播期间，了解相关信息的个体会比平时更加谨慎，会采取适当的防护措施，如戴口罩，勤洗手等，但是会有少数充分了解流行病严重性的警觉个体为了最大程度避免被流行病感染，还会切断与不了解流行病严重性的非警觉邻居个体的物理接触，只和同

样具有警觉性的邻居接触,因为这些邻居大多已经了解流行病相关的信息,会采取防护措施,因此和同样具有警觉性的邻居节点接触所带来的感染风险更小。

(2) 个体警觉行为 2

具有警觉性的个体会和不具备警觉性的邻居个体保持物理接触,同时断开与警觉邻居的物理接触,而不具有警觉性的个体则会和所有的邻居保持接触。

例如,在流行病传播期间,考虑到有意识的个体通常有两个来源:由已感染流行病的个体自发转化而来,以及在信息传播网络中接收到邻居节点散播的消息从而获得意识。因此,当一部分有意识的个体产生警觉性后,警觉性个体中会有一定比例的感染态个体,因此如果具有警觉性的易感个体和不具备警觉性的邻居个体进行物理接触,被流行病感染的风险则会降低。

考虑到两种应对方式都有其合理性,本章在建立模型时把这两种策略都纳入到了模型之中,通过参数控制不同个体警觉行为策略的选取,分析两种策略对于抑制流行病传播的效果。

3.2.3 数学描述

基于以上假设,整个多重网络中的节点存在四种主要状态:无意识易感(US)状态、无意识感染(UI)状态、有意识易感(AS)状态、有意识感染(AI)状态。以及八种子状态,包括四种警觉状态: US_V 、 UI_V 、 AS_V 、 AI_V , 以及四种非警觉状态: US_R 、 UI_R 、 AS_R 、 AI_R (本章以下标 V 表示警觉状态,下标 R 表示非警觉状态)。在 t 时刻,每个节点 i 都会以一个确定的概率成为以上八个状态之一,分别表示为 $p_i^{USR}(t)$ 、 $p_i^{USV}(t)$ 、 $p_i^{ASR}(t)$ 、 $p_i^{ASV}(t)$ 、 $p_i^{UIR}(t)$ 、 $p_i^{UIV}(t)$ 、 $p_i^{AIR}(t)$ 和 $p_i^{AIV}(t)$, 八个状态的概率满足归一化条件。本节分别以 c_{ij} 和 v_{ij} 来表示接触层和信息层的邻接矩阵元素。随后,定义无意识个体 i 在信息网络中不被任何邻居传播为有意识个体的概率为 r_i 。在接触网络中,定义非警觉性个体 i 在无意识时,不被任何邻居感染的概率为 q_i^{UR} , 警觉性个体 i 在无意识时,不被任何邻居感染的概率为 q_i^{UV} 。同样,非警觉性个体 i 在有意识时,不被任何邻居感染的概率为 q_i^{AR} , 警觉性个体 i 在有意识时,不被任何邻居感染的概率为 q_i^{AV} 。假设没有动力学相关性^[132-133], 有以下方程式:

$$r_i(t) = \prod_j [1 - v_{ji} \cdot p_j^A(t) \cdot \lambda]$$

$$q_i^{UR}(t) = \prod_j [1 - c_{ji} \cdot p_j^I(t) \cdot \beta]$$

$$q_i^{UV}(t) = \prod_j [1 - c_{ji} \cdot (\rho \cdot p_j^{IV}(t) + (1 - \rho) \cdot p_j^{IR}(t)) \cdot \beta]$$

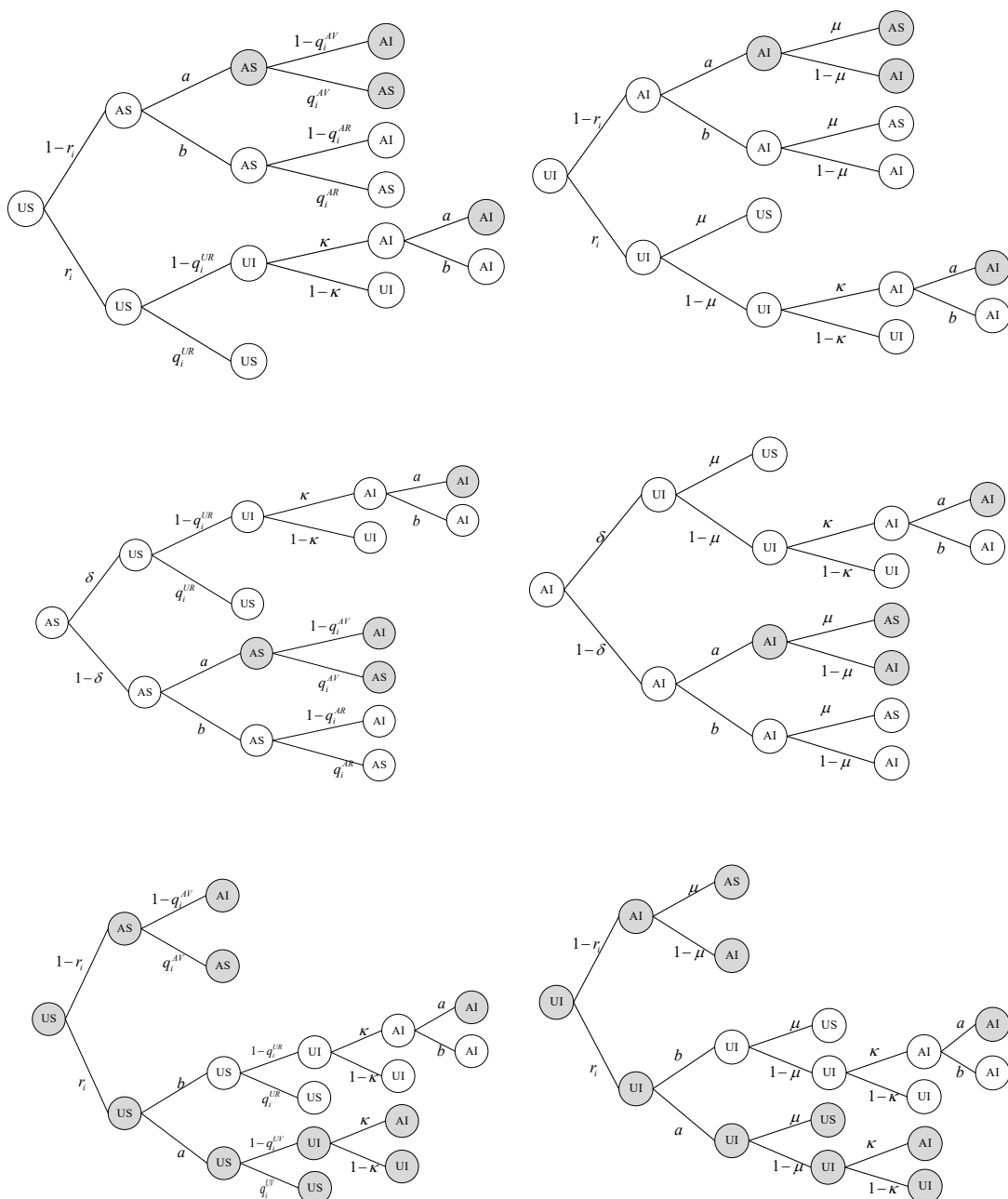
$$q_i^{AR}(t) = \prod_j [1 - c_{ji} \cdot p_j^I(t) \cdot \sigma_A \cdot \beta]$$

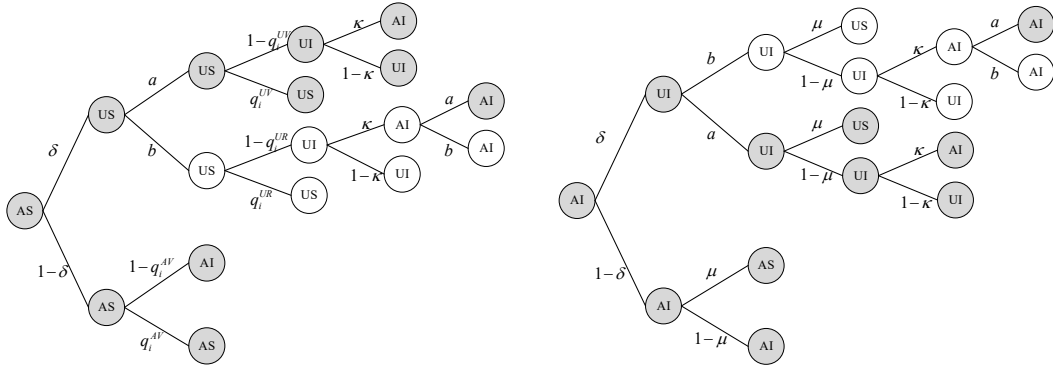
$$q_i^{AV}(t) = \prod_j [1 - c_{ji} \cdot (\rho \cdot p_j^{IV}(t) + (1 - \rho) \cdot p_j^{IR}(t)) \cdot \sigma_A \cdot \beta]$$

其中 $p_i^I(t) = p_i^{UIR}(t) + p_i^{AIR}(t) + p_i^{UIV}(t) + p_i^{AIV}(t)$ 、 $p_i^{IV}(t) = p_i^{UIV}(t) + p_i^{AIV}(t)$ 而

$p_j^{IR}(t) = p_i^{UIR}(t) + p_i^{AIR}(t)$ 。参数 ρ 控制着两种个体警觉行为的选取, $\rho = 1$ 时对应于采用个体警觉行为 1, $\rho = 0$ 时对应于则采用个体警觉行为 2。

因此，对于每个个体 i ，所有八种状态变化可能性的概率转移树如图 3.2 所示。



图 3.2 UAU-SIS 模型中个体 i 在每个时刻八个状态的概率转移树

在图 3.2 中，八个状态包括 US_V 、 UI_V 、 AS_V 、 AI_V 、 US_R 、 UI_R 、 AS_R 和 AI_R ，图中白色的圆表示非警觉状态，灰色的圆表示警觉状态。每棵树的根节点表示在时间 t 的个体 i 的状态，叶子节点表示 $t+1$ 时刻个体 i 的状态。每个时刻都被分为四个阶段：意识传播（UAU 过程），警觉状态的改变，流行病传播（SIS 过程），以及自我意识的产生（信息上传过程）。

结合以上四个式子以及图 3.2 的概率转移树，可以用 MMCA^[134] 建立每个节点 i 从所有八种状态演化的方程为：

$$p_i^{USR}(t+1) = p_i^{USR}(t) \cdot q_i^{UR} \cdot r_i + p_i^{UIR}(t) \cdot \mu \cdot r_i + p_i^{USV}(t) \cdot q_i^{UR} \cdot b \cdot r_i + p_i^{UIV}(t) \cdot \mu \cdot b \cdot r_i \\ + p_i^{ASR}(t) \cdot q_i^{UR} \cdot \delta + p_i^{AIR}(t) \cdot \mu \cdot \delta + p_i^{ASV}(t) \cdot q_i^{UR} \cdot b \cdot \delta + p_i^{AIV}(t) \cdot \mu \cdot b \cdot \delta$$

$$p_i^{UIR}(t+1) = p_i^{USR}(t) \cdot (1-\kappa) \cdot (1-q_i^{UR}) \cdot r_i + p_i^{UIR}(t) \cdot (1-\kappa) \cdot (1-\mu) \cdot r_i \\ + p_i^{ASR}(t) \cdot (1-\kappa) \cdot (1-q_i^{UR}) \cdot \delta + p_i^{AIR}(t) \cdot (1-\kappa) \cdot (1-\mu) \cdot \delta \\ + p_i^{USV}(t) \cdot (1-\kappa) \cdot (1-q_i^{UR}) \cdot b \cdot r_i + p_i^{UIV}(t) \cdot (1-\kappa) \cdot (1-\mu) \cdot b \cdot r_i \\ + p_i^{ASV}(t) \cdot (1-\kappa) \cdot (1-q_i^{UR}) \cdot b \cdot \delta + p_i^{AIV}(t) \cdot (1-\kappa) \cdot (1-\mu) \cdot b \cdot \delta$$

$$p_i^{ASR}(t+1) = p_i^{USR}(t) \cdot q_i^{AR} \cdot b \cdot (1-r_i) + p_i^{UIR}(t) \cdot \mu \cdot b \cdot (1-r_i) \\ + p_i^{ASR}(t) \cdot q_i^{AR} \cdot b \cdot (1-\delta) + p_i^{AIR}(t) \cdot \mu \cdot b \cdot (1-\delta)$$

$$p_i^{AIR}(t+1) = p_i^{USR}(t) [(1-q_i^{AR}) \cdot b \cdot (1-r_i) + b \cdot \kappa \cdot (1-q_i^{UR}) \cdot r_i] \\ + p_i^{UIR}(t) [(1-\mu) \cdot b \cdot (1-r_i) + b \cdot \kappa \cdot (1-\mu) \cdot r_i] \\ + p_i^{ASR}(t) [b \cdot \kappa \cdot (1-q_i^{UR}) \cdot \delta + (1-q_i^{AR}) \cdot b \cdot (1-\delta)] \\ + p_i^{AIR}(t) [b \cdot \kappa \cdot (1-\mu) \cdot \delta + (1-\mu) \cdot b \cdot (1-\delta)] \\ + p_i^{USV}(t) \cdot b \cdot \kappa \cdot (1-q_i^{UR}) \cdot b \cdot r_i + p_i^{UIV}(t) \cdot b \cdot \kappa \cdot (1-\mu) \cdot b \cdot r_i \\ + p_i^{ASV}(t) \cdot b \cdot \kappa \cdot (1-q_i^{UR}) \cdot b \cdot \delta + p_i^{AIV}(t) \cdot b \cdot \kappa \cdot (1-\mu) \cdot b \cdot \delta$$

$$p_i^{USV}(t+1) = p_i^{USV}(t) \cdot q_i^{UV} \cdot a \cdot r_i + p_i^{UIV}(t) \cdot \mu \cdot a \cdot r_i + p_i^{ASV}(t) \cdot q_i^{UV} \cdot a \cdot \delta + p_i^{AIV}(t) \cdot \mu \cdot a \cdot \delta$$

$$p_i^{UIV}(t+1) = p_i^{USV}(t) \cdot (1-\kappa) \cdot (1-q_i^{UV}) \cdot a \cdot r_i + p_i^{UIV}(t) \cdot (1-\kappa) \cdot (1-\mu) \cdot a \cdot r_i \\ + p_i^{ASV}(t) \cdot (1-\kappa) \cdot (1-q_i^{UV}) \cdot a \cdot \delta + p_i^{AIV}(t) \cdot (1-\kappa) \cdot (1-\mu) \cdot a \cdot \delta$$

$$\begin{aligned}
p_i^{ASV}(t+1) &= p_i^{USR}(t) \cdot q_i^{AR} \cdot a \cdot (1-r_i) + p_i^{UIR}(t) \cdot \mu \cdot a \cdot (1-r_i) \\
&\quad + p_i^{ASR}(t) \cdot q_i^{AV} \cdot a \cdot (1-\delta) + p_i^{AIR}(t) \cdot \mu \cdot a \cdot (1-\delta) \\
&\quad + p_i^{USV}(t) \cdot q_i^{AV} \cdot (1-r_i) + p_i^{UIV}(t) \cdot \mu \cdot (1-r_i) \\
&\quad + p_i^{ASV}(t) \cdot q_i^{AV} \cdot (1-\delta) + p_i^{AIV}(t) \cdot \mu \cdot (1-\delta) \\
p_i^{AIV}(t+1) &= p_i^{USR}(t) [(1-q_i^{AV}) \cdot a \cdot (1-r_i) + a \cdot \kappa \cdot (1-q_i^{UR}) \cdot r_i] \\
&\quad + p_i^{UIR}(t) [(1-\mu) \cdot a \cdot (1-r_i) + a \cdot \kappa + (1-\mu) \cdot r_i] \\
&\quad + p_i^{ASR}(t) [a \cdot \kappa \cdot (1-q_i^{UR}) \cdot \delta + (1-q_i^{AV}) \cdot a \cdot (1-\delta)] \\
&\quad + p_i^{AIR}(t) [a \cdot \kappa \cdot (1-\mu) \cdot \delta + (1-\mu) \cdot a \cdot (1-\delta)] \\
&\quad + p_i^{USV}(t) [(1-q_i^{AV}) \cdot (1-r_i) + a \cdot \kappa \cdot (1-q_i^{UR}) \cdot b \cdot r_i + \kappa \cdot (1-q_i^{UV}) \cdot a \cdot r_i] \\
&\quad + p_i^{UIV}(t) [(1-\mu) \cdot (1-r_i) + a \cdot \kappa \cdot (1-\mu) \cdot b \cdot r_i + \kappa \cdot (1-\mu) \cdot a \cdot r_i] \\
&\quad + p_i^{ASV}(t) [\kappa \cdot (1-q_i^{UV}) \cdot a \cdot \delta + a \cdot \kappa \cdot (1-q_i^{UR}) \cdot b \cdot \delta + (1-q_i^{AV}) \cdot (1-\delta)] \\
&\quad + p_i^{AIV}(t) [a \cdot \kappa \cdot (1-\mu) \cdot b \cdot \delta + \kappa \cdot (1-\mu) \cdot a \cdot \delta + (1-\mu) \cdot (1-\delta)]
\end{aligned}$$

3.3 仿真结果

上一节提出了节点在产生警觉性后的两种不同的个体接触行为策略，即处于警觉状态的节点倾向于和同样处于警觉状态的邻居节点保持接触，而和处于非警觉状态的邻居节点切断物理接触关系；以及处于警觉状态的节点倾向于和非警觉状态的邻居节点保持接触，而和处于警觉状态的邻居节点切断物理接触关系，非警觉状态的节点因为不具有警觉性则会和所有邻居节点保持接触。在本节中，将针对不同的多重网络类型，比较并分析采取两种不同的个体警觉行为策略对流行病传播的影响。其中，流行病传播以及信息扩散的参数选取如下： $\beta=0.2$ 、 $\mu=0.4$ 、 $\lambda=0.3$ 、 $\delta=0.6$ 、 $\kappa=0.4$ 及 $\sigma_A=0.5$ 。每个仿真都进行了 100 次独立重复试验。

考虑到现实网络结构具有小世界特性^[135]以及无标度特性^[136]，因此本节在实验中选择这两种网络结构来建立物理接触层以及信息传播层。首先选取了 BA-BA 多重网络进行模拟，物理接触层网络采用无标度（BA）网络，节点数为 2000，每个节点在加入网络时与 3 个节点建立连接。信息传播层网络同为 BA 网络，考虑到现实社会中同一个体在现实中的好友与网络好友数虽不会完全相同，但两种好友的数量也不会差异巨大。为了保证这种相关性，上层表示信息传播的 BA 网络以下层的接触网络为基础，随机增加了 400 条边^[137-138]。

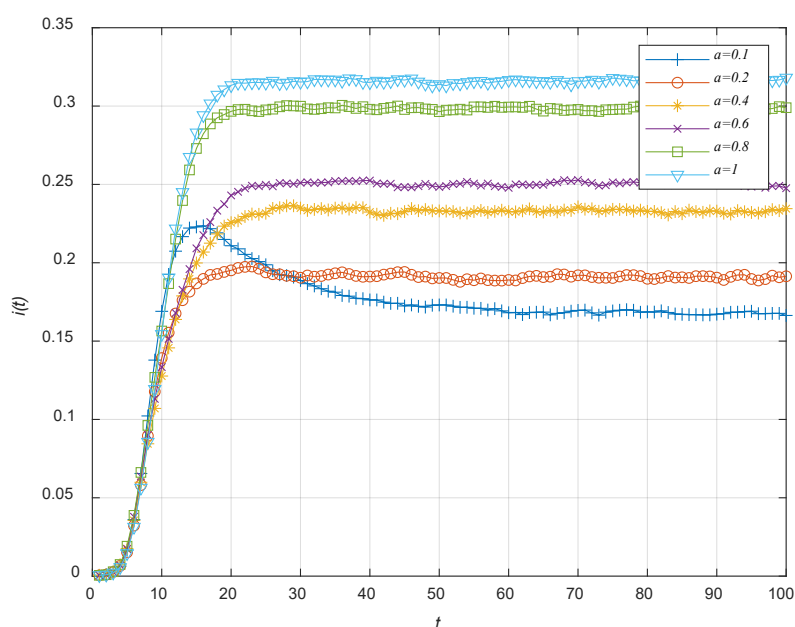
而在 WS-WS 多重网络模拟中，物理接触层网络采用小世界（WS）网络，节点数为 2000，平均度 $\langle k \rangle = 4$ ，生成过程中重连概率 $p = 0.3$ 。信息传播层网络同为 WS 网络，但是为了保

证上下两层网络的度相关性以及通信网络连边的密集性，上层表示信息传播的 WS 网络以下层的接触网络为基础，随机增加 400 条边。

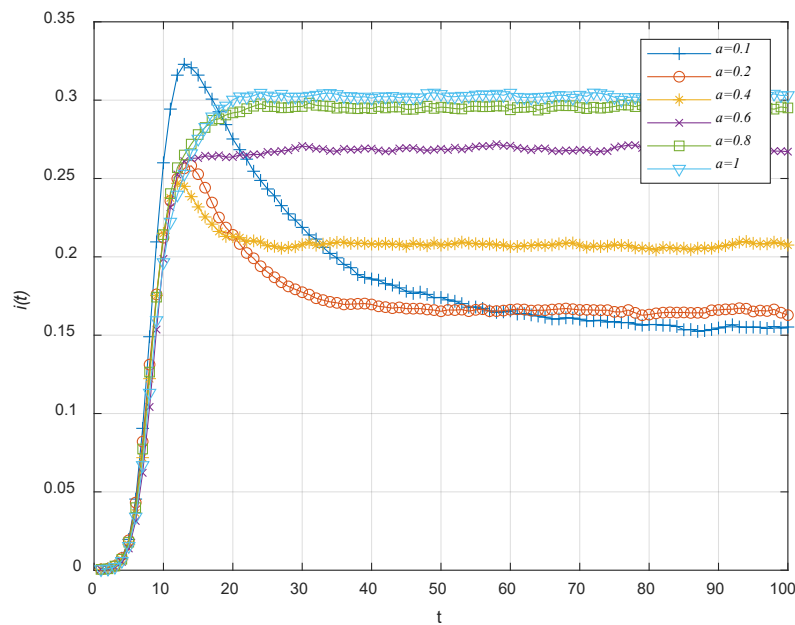
最后，研究个体警觉行为在 BA-WS 网络上的表现。与物理接触层相对应的网络采用无标度 (BA) 网络，节点数为 2000，生成参数选取同前面的 BA 网络。与信息传播层相对应的网络为 WS 网络，节点数为 2000，生成参数选取同前面的 WS 网络。并且考虑到现实中通信网络连边的密集性，对于表示上层信息扩散的 WS 网络依旧随机增加了 400 条边。

3.3.1 个体警觉性对于流行病感染规模的影响

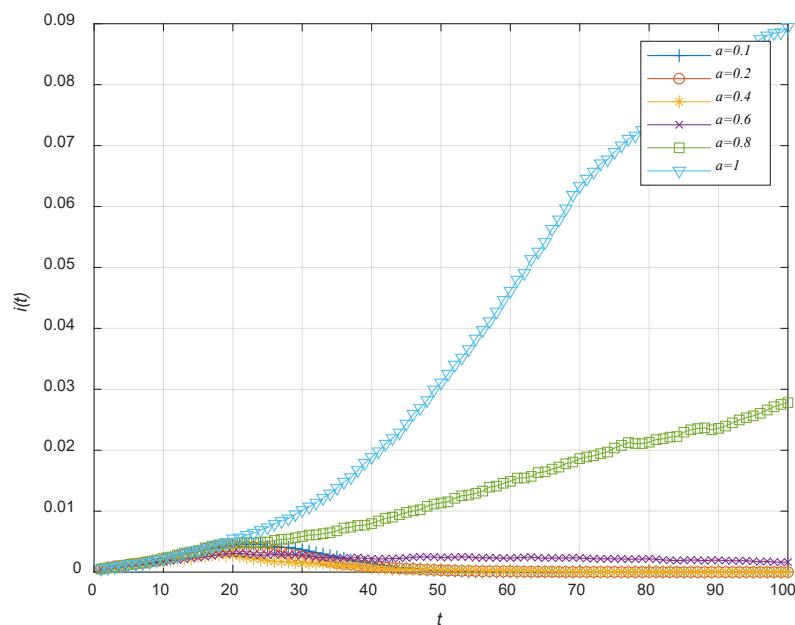
当采取个体警觉行为 1 时，双层网络中流行病感染规模随时间的变化如图 3.3 所示，图中横轴表示时间 t 的变化，纵轴表示流行病的感染规模 $i(t)$ 。从图中可以看出，随着节点产生警觉性的概率 a 取值的逐渐增大，网络中流行病的传播规模越来越大，即个体警觉行为 1 对于流行病的抑制作用逐渐减弱。从易感节点的角度出发，希望可以保护这些具有警觉性的易感节点，当其产生警觉性后通过调整接触行为策略，减小被流行病感染的概率。通过使这些节点断开与非警觉节点的接触，可以切断与部分非警觉的感染邻居节点的接触，于是在一定程度上可以降低被流行病感染的风险。



(a) BA-BA 双层网络



(b) BA-WS 双层网络



(c) WS-WS 双层网络

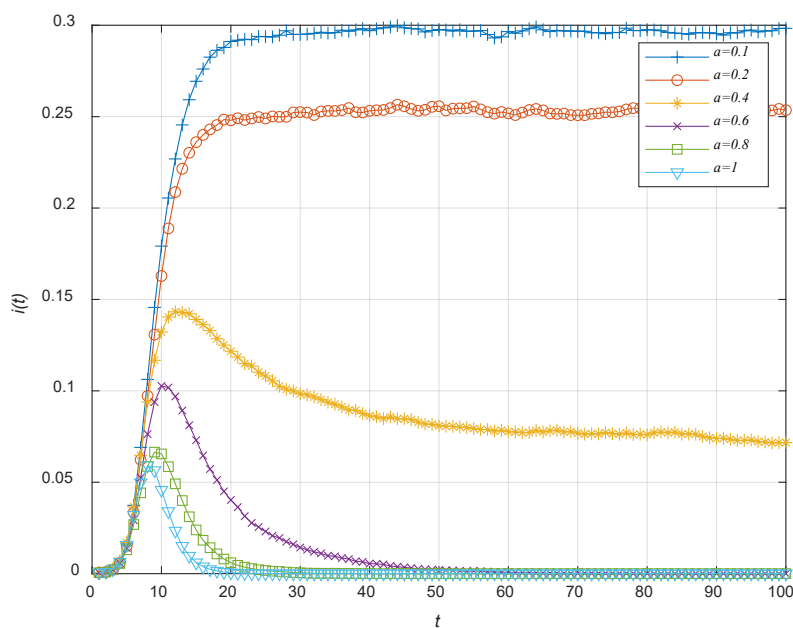
图 3.3 三种双层网络采取个体警觉行为 1 时 a 的取值对流行病感染规模的影响

当 a 较小时，网络中只有少部分有意识的节点处于警觉状态。其中具有警觉性的易感节点会切断与其他非警觉性的感染态邻居的接触，降低自身被感染的概率。考虑到节点的意识一部分来源于信息的扩散，由与有意识的邻居通信所引发，另一部分来源于节点本身感染流行病自发产生，因此有意识的节点中患病节点的比例会比无意识节点中患病节点的比例更高。当 a 的取值偏小时，由于不具备警觉性的易感节点比例高，通过采取个体警觉行为 1，可以在

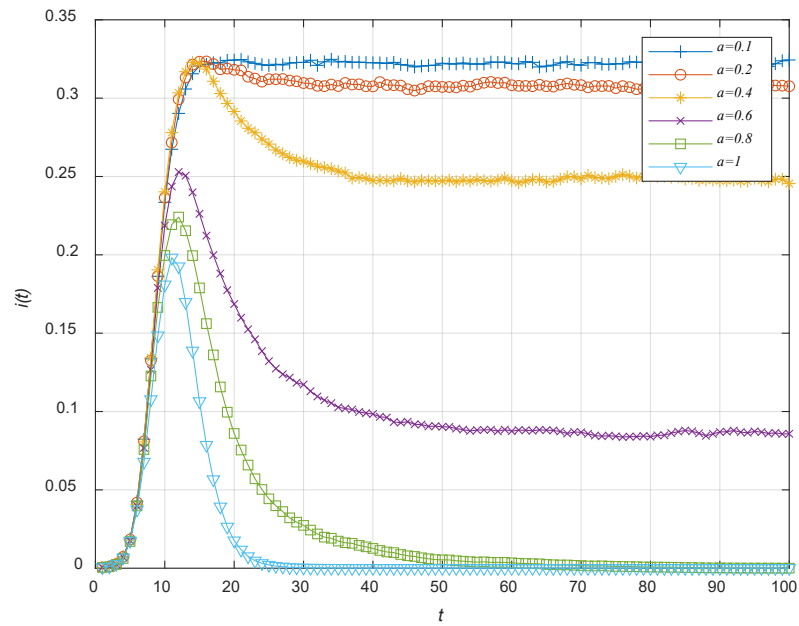
一定程度上形成对具有警觉性节点的隔离,从而保护这些不具备警觉性的易感节点。随着 a 值的增大, b 值越来越小,即网络中节点由警觉性恢复为非警觉性的概率会逐渐降低,最终网络中警觉节点的比例会逐渐增高,警觉性节点之间所组成的子网络会逐渐扩大,在其子网内部,子网中每个节点都会与其所有的邻居进行物理接触,于是采取个体警觉行为1的效果会减弱。当 $a=1$ 时,网络中所有具有意识的节点都会永久转变为警觉节点,此时警觉节点所组成的子网络会扩展到几乎整个网络中,因此个体警觉行为1会基本不起作用。

特别地,当 a 的取值较小时,在流行病传播初的期会出现一个较高的峰值,如图2当 $a=0.1$ 时所示。这是由于网络中一开始警觉节点的比例非常小,随着流行病在网络中不断传播,警觉性节点的比例随着有意识节点数量的增加而提高,此时个体警觉行为1逐渐产生作用,使得流行病感染规模逐渐下降,随着时间的推进感染规模逐渐稳定。

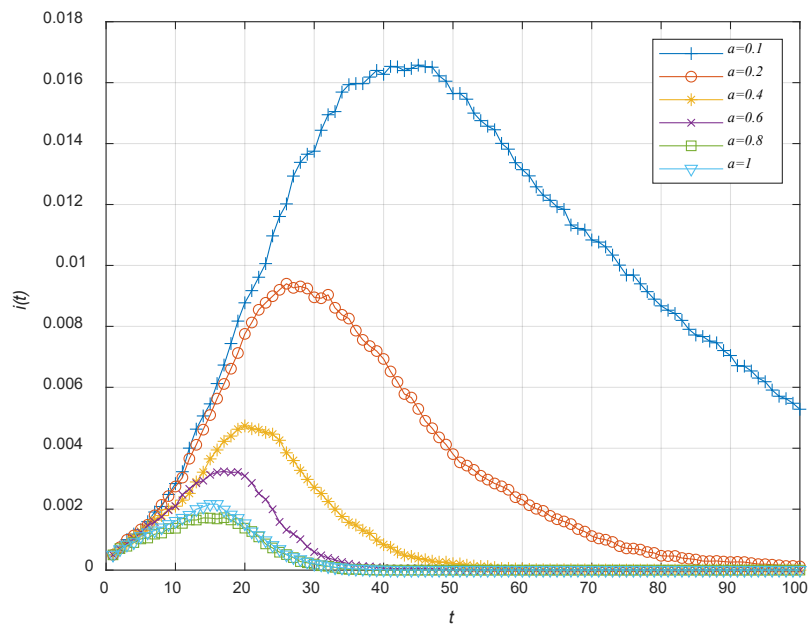
当采取个体警觉行为2时,双层网络中流行病感染规模随时间的变化如图3.4所示,图中横轴表示时间 t 的变化,纵轴表示流行病的感染规模 $i(t)$ 。从图中可以看出,随着节点产生警觉性的概率 a 的取值逐渐增大,网络中的流行病传播规模越来越小,即个体警觉行为2对于流行病的抑制作用逐渐增强。从易感节点的角度考虑,具有警觉性的易感节点会选择与非警觉性的邻居个体接触,因为有意识的节点中一部分节点产生意识是因为其在物理接触网络中感染了流行病,因此与无意识的节点相比,有意识的节点中感染节点的比例会略高。由于警觉节点由有意识的节点依概率转化而来,通过避免与同样具有警觉性的节点的物理接触,便可以在一定程度上降低被流行病感染的风险。



(a) BA-BA 双层网络



(b) BA-WS 双层网络



(c) WS-WS 双层网络

图 3.4 三种双层网络选取个体警觉行为 2 时 a 的取值对流行病感染规模的影响

当 a 较小时，网络中只有小部分的有意识节点处于警觉状态，因此具有警觉性的易感节点会保持与非警觉性邻居个体的物理接触，其中包括了大部分感染态节点，此时个体警觉行为 2 对于流行病传播的影响并不明显。随着 a 值的逐渐增大，有意识的节点产生警觉性的概率会逐渐增大，考虑到有意识的节点中感染态节点的比例较高，因此具有警觉性的易感节点通过改变接触行为，切断与其他具有警觉性的感染态的邻居的接触，从而能够有效的降低被

流行病感染的风险。当 $a=1$ 时, 网络中随着信息的扩散会有越来越多的节点永久地成为警觉性节点, 而警觉性节点并不会主动与同为警觉性的邻居节点接触, 因此当网络中警觉性节点比例相当高时, 网络中大部分连边都被切断, 警觉性节点之间处于相互孤立的状态, 此时网络基本不连通, 流行病无法有效传播, 随着已有的感染个体逐渐康复, 流行病最终在网络中消失。

特别的, 与采取个体警觉行为 1 时的情况类似, 在考虑个体警觉行为 2 时若取较大的 a 值, 在流行病传播初期会出现一个较高的峰值, 如图 3.4 中当 $a=1$ 时所示。此时网络中处于感染态的有意识个体比例会偏高, 因此在流行病传播初期, 这些节点在产生警觉性后会通过与大量非警觉性节点的接触传播流行病, 而这些非警觉性节点并没有流行病相关的意识, 防护能力较弱。随着流行病在网络中的不断传播, 警觉性节点的比例随着有意识节点数量的增加而增高, 于是流行病的感染规模逐渐稳定。

3.3.2 个体警觉性对于流行病传播阈值的影响

本节还在 WS-WS 网络上针对不同个体的警觉行为对传播阈值的影响做了仿真实验, 其结果如图 3.5-3.7 所示, 图中横轴表示流行病感染率 β 的变化, 纵轴表示流行病的感染规模 $i(\beta)$ 。从图中可以看出, 当采取个体警觉行为 1 时, 随着有意识个体产生警觉性的概率 a 逐渐增大, 流行病的爆发阈值会逐渐减小。当采取个体警觉行为 2 时, 随着有意识个体产生警觉性的概率 a 逐渐减小, 流行病的爆发阈值会逐渐减小。本章所提出的两种基于个体警觉行为的接触策略都可以通过提高流行病的爆发阈值, 有效地抑制流行病的爆发。

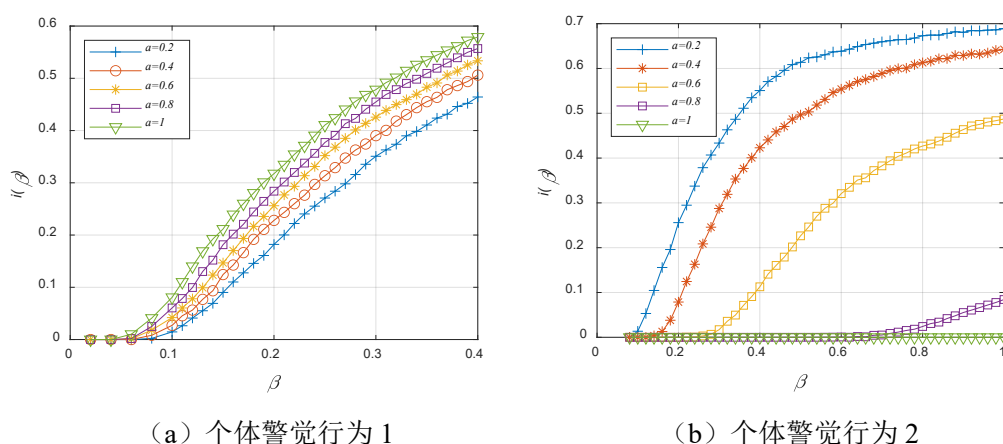


图 3.5 BA-BA 网络上采用不同个体警觉行为对于流行病阈值的影响

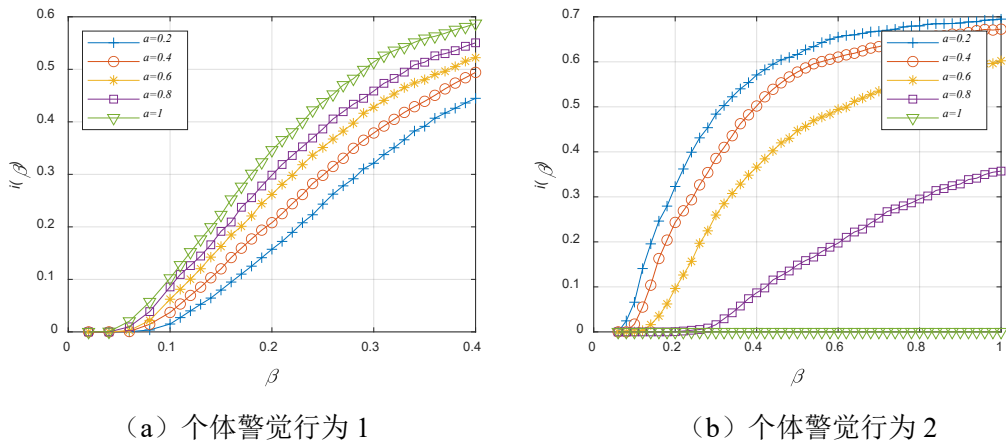


图 3.6 BA-WS 网络上采用不同个体警觉行为对于流行病阈值的影响

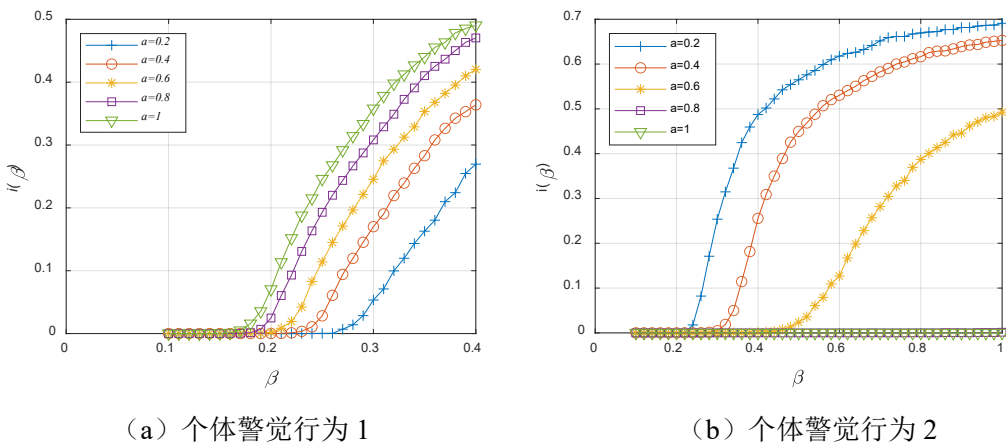


图 3.7 WS-WS 网络上采用不同个体警觉行为对于流行病阈值的影响

仿真结果表明，基于个体警觉行为的接触策略能够有效抑制流行病的传播。当采取个体警觉行为 1 时，较小的 a 值可以减小流行病的传播规模，提高流行病的传播阈值，随着 a 值的增大，个体行为 1 对于流行病传播规模的影响会逐渐减小，流行病的阈值会逐渐降低；当采取个体行为 2 时，较大的 a 值可以减小流行病的传播规模，提高流行病的传播阈值，随着 a 值的减小，个体行为 2 对于流行病传播规模的影响会逐渐减小，流行病的阈值会逐渐降低。

3.4 本章小结

考虑到真实网络中个体的警觉性对个体行为的影响，本章提出了考虑个体警觉状态的双层网络传播模型，并提出了两种个体警觉行为模式，并研究了具有警觉性的个体在接触网络中断开与非警觉个体或者警觉个体的接触对流行病传播造成的影响。仿真结果表明，两种接触行为模式都可以有效降低流行病的感染规模。当采用个体警觉行为策略 1 时，警觉个体在接触网络中断开与非警觉性个体的连接，随着有意识个体获得的警觉性的概率 a 的减小，流行病的感染规模会逐渐减小。而当采取个体警觉行为策略 2 时，警觉个体在接触网络中会

断开与警觉个体的连接，此时随着 a 值的增大，流行病感染规模会逐渐减小，流行病的传播会受到抑制。而在不同个体警觉行为对阈值的影响方面，当采取个体警觉行为 1 时，较大的 a 值会使得流行病的传播阈值升高；与之相反的是，当采取个体警觉行为 2 时，较小的 a 值会使得流行病的传播阈值升高。

第四章 自适应多重网络传播模型

4.1 引言

在人类社会中,大多数网络都是不断演化发展的,网络结构的演化通常和每个节点的状态以及周围环境的变化密切相关。同样,在多重网络传播模型中,物理接触网络以及信息传播网络也可以被建模为非静态的,其网络结构可以随着时间的变化而改变。而静态的连接与节点交互在某种意义上是近似的,它们都是节点实际交互的时间汇总表示,而其连接模式随时间变化的本质则被完全忽略了^[139]。为了更加准确的了解现实世界中的传播动力学,就需要考虑节点之间及其与时间相关的交互作用。目前,在复杂网络的传播学领域,有两种和时间相关的动态网络系统:自适应网络^[140-141]与时间网络^[142-145]。前者强调网络结构对于网络动力学的响应,而后者则侧重于交互事件的时效性。本章则关注于第一类网络,即自适应以及信息意识的扩散对于流行病在物理接触网络中传播的影响。

在多重网络上考虑信息意识以及自适应策略对流行病传播影响的研究中, Yang 等人^[139]开发了一种微观马尔可夫链(MMC)的方法来分析这种不对称传播动力学,经过实验证明了这种方法能够预测流行阈值和最终感染密度。研究结果表明两层网络活动之间相关性的增强可以极大地抑制传播动力,从而为信息网络上的告知政策的制定以及控制和管理现实世界中的流行病提供了基础。Sahneh 等人^[124]研究了物理接触层流行病模型为易感-暴露-感染-恢复(Susceptible-Expose-Infected-Recover, SEIR)的双层自适应网络,并且通过向社区中引入新的个体,发现了新加入的个体会对流行病的传播起到明显作用,一旦新的感染者与健康社区中的个体建立联系,这种流行病很可能会再次爆发。Thilo 等人^[43]提出了自适应 SIS 模型,其中个人在成为警觉状态后会改变与邻居的接触关系,研究发现,当节点可以“切换”到组成更健壮的网络的邻居时,对网络总体鲁棒性的预期效果将是随着警报率单调增加,并且通过配置网络层,多重网络可以比任何一个单独的网络层都更加健壮。

4.2 自适应多重网络传播模型描述

4.2.1 传播模型描述

本节将采用双层网络模型并引入自适应策略。在模型中,下层网络为物理接触网络,用

于表示个体之间的物理接触关系。在下层网络中，节点代表个体，连边表示人与人之间的物理接触关系，在网络中流行病通过个体之间的物理接触而传播。上层网络为信息扩散网络，用于模拟社交网络中流行病传播时所伴随的信息意识的扩散。在上层网络中，节点表示个体，并且和物理接触网络中的个体一一对应，连边表示个体之间的信息意识的交流与扩散。如现实社会中一样，在本节的双层网络模型中，物理接触层和信息扩散层虽然节点之间一一对应，但是上下两层网络具有不同的网络结构。

在物理接触网络中，用于模拟流行病传播的模型是 SIS 模型。个体在每个时刻可以是易感状态 (S) 或是感染状态 (I)。在流行病传播过程中，感染率以 β 表示，恢复率 μ 以表示。在信息扩散网络中，用 UAU 传播模型模拟流行病所伴随的信息意识的扩散。个体在每个时刻可以是不了解流行病相关信息的无意识状态 (U) 或是了解流行病相关信息的有意识状态 (A)。在 UAU 传播模型中，信息意识的感染率以 λ 表示，遗忘率以 δ 表示。同时，个体在信息扩散网络中的意识还会受到其在物理接触网络中状态的影响，当无意识 (U) 个体在物理接触层感染流行病后，会以 κ 的概率在信息扩散层转换为有意识状态 (A)。

4.2.2 自适应策略

在上一小节提出的基本双层网络流行病与信息意识交互传播模型的基础上，受 Gross 等人^[43]研究的启发，通过引入自适应策略来模拟个体在邻居感染流行病后在行为选择策略上的改变。

本节采用的自适应断边重连规则如下：在物理接触层中，当无意识的易感个体在信息传播层获得流行病相关的信息意识后，会以 w 的概率断开其与感染状态的邻居的连边，并且与网络中任意一个易感节点建立新的连边。需要注意的是，不同于上一章提出的个体警觉性策略，在本节的自适应传播模型中，易感状态的个体与感染状态的邻居之间的连边不再是临时断开，即一旦两个个体之间的连边被删除，则这条边便不会恢复，除非随着时间的推进，对应的连个节点因符合断边重连的规则再次建立连边。另一个不同点在于，上一章所提出的个体警觉性策略会使得网络中的边数随着时间的推进而减少，在本章提出的自适应模型中，不管时间如何变化，物理接触网络中的连边数量最终总是恒定的，即每当断开一条连边后，总是会建立一条新的连边。

4.3 仿真结果

在上一节中,详细的描述了所提出的基于自适应策略的流行病与信息意识交互传播模型,在本节中将会针对不同的多重网络类型,比较并分析选取不同的自适应参数对流行病传播的规模以及阈值所产生的影响。并对每个仿真都进行了 100 次独立重复试验。

考虑到现实网络结构具有小世界特性^[135]以及无标度特性^[136],因此依旧在实验中选择这两种网络结构来建立物理接触层以及信息传播层。在仿真实验中,共选取了三种双层网络来模拟自适应策略下流行病与信息意识的交互作用。

首先选取 BA-BA 双层网络,对于表示物理接层的无标度(BA)网络,其节点数为 2000,生成时每个节点在加入网络时与 6 个节点建立连接。对于表示信息传播层的 BA 网络,考虑到现实社会中同一个个体在物理接触层和信息传播层的人际关系虽然不会完全相同,其度中心性也不会过于差异化,且针对相同的个体集合,信息扩散网络中的连边数目往往更密集,因此在下层物理接触网络的基础上随机增加了 400 条边^[137-138],用以表示信息扩散网络。

而在 WS-WS 多重网络模拟中,物理接触层采用的是小世界(WS)网络,其节点数为 2000,平均度 $\langle k \rangle = 10$,生成过程中重连概率 $p = 0.3$ 。而信息传播层网络同为 WS 网络,但是为了保证上下两层网络的度相关性以及信息传播网络连边的密集性,上层表示信息传播的 WS 网络以下层的物理接触网络为基础,随机增加 400 条边。

最后,在 BA-WS 多重网络的模拟中,与物理接触层相对应的网络采用无标度(BA)网络,节点数为 2000,生成参数选取同前面的 BA 网络。与信息传播层相对应的网络为 WS 网络,节点数为 2000,生成参数选取同前面的 WS 网络。并且考虑到现实中通信网络连边的密集性,对于表示上层信息扩散的 WS 网络依旧随机增加了 400 条边。

4.3.1 自适应参数对于流行病感染规模的影响

首先研究参数 w 的选取对于流行病传播规模的影响, w 表示易感个体在信息传播层获得了流行病相关的信息意识而成为有意识的个体后,在物理接触层和感染状态的邻居个体之间连边断开的概率。

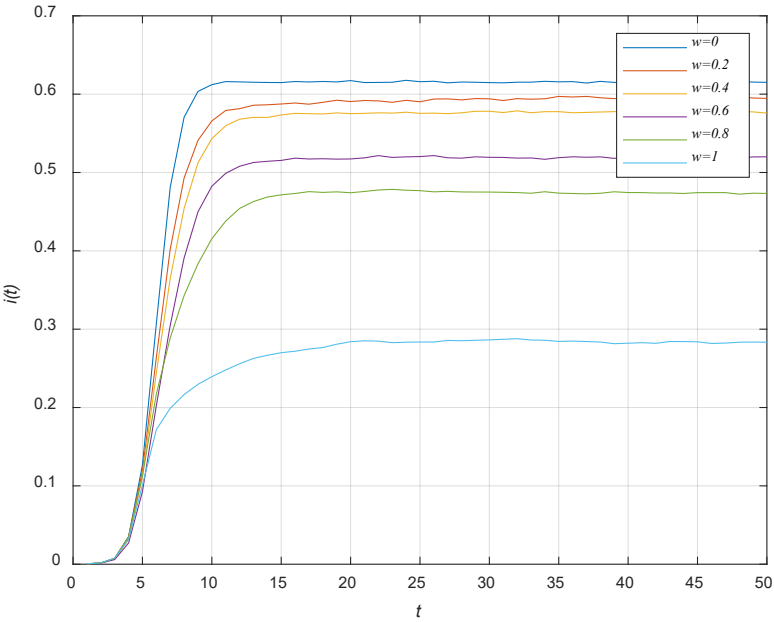
在接下来的仿真实验中,分别研究了 w 为 0、0.2、0.4、0.6、0.8 以及 1 时对于流行病在物理接触层感染规模的影响。其余参数的选取如下: $\beta = 0.2$ 、 $\mu = 0.4$ 、 $\lambda = 0.3$ 、 $\delta = 0.6$ 以及 $\kappa = 0.4$ 。

在三种双层网络中的实验结果如图 4.1 所示,图中横轴表示时间 t 的变化,纵轴表示流行

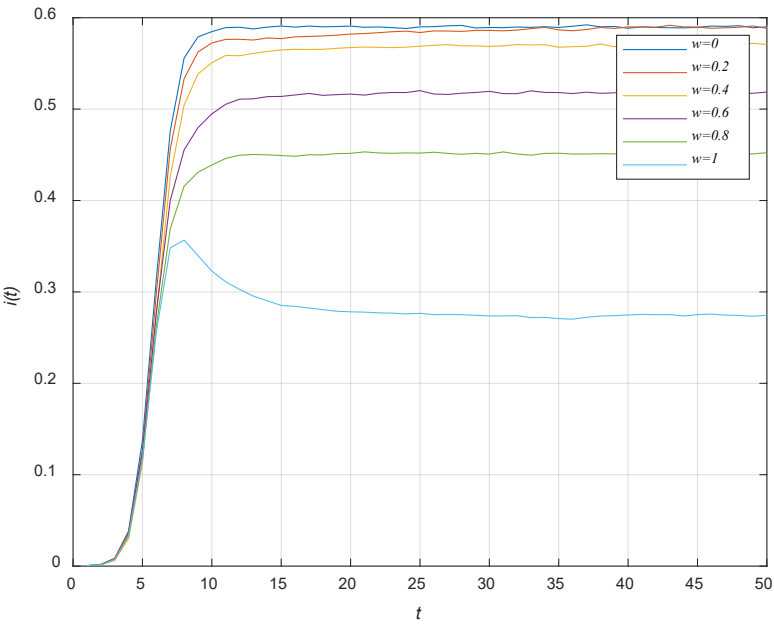
病的感染规模 $i(t)$ 。从图中可以看出,随着有意识个体在物理接触层与感染邻居的断边概率 w 取值的增加,双层网络中流行病的传播规模逐渐减小,即较大的断边概率可以在一定程度上抑制流行病在物理接触网络中传播。在 t 时刻,对于易感节点来说,较大的断边概率 w 使得其更易与感染流行病的邻居节点断开连接,从而减小了下个时刻被流行病感染的概率。对于感染节点来说,较大的断边概率 w 使得其在一定程度上实现了与易感节点的隔离。当 $w=1$ 时,当前时刻感染节点会断开与所有易感邻居的连接从而实现最大程度的隔离,与此同时这些易感邻居则会与网络中其他易感节点建立新的连接,因此在这种情况下流行病在物理接触网络中能够得到最大程度的抑制。在本章所提出的模型中,由于当前时刻所有的连边改变以及感染状态更新都会在下一个时刻生效,因此在 $w=1$ 的情况下,流行病的感染规模实际保持在了一个较低的水平,而不会出现流行病彻底无法传播的情况。

由于 BA 网络具有无标度特性,其节点的连接度函数具有幂律形式,因此网络中存在少数节点拥有大量的连接,当大连接度的节点被流行病所感染时,其数量众多的邻居会使得流行病在网络中的传播速度加快。而 WS 网络模型由于节点的连接度分布较为均匀,相对于规模近似的 BA 网络,流行病在网络中的传播速度则会相对较慢。因此选取 WS 网络模型时, SIS 流行病传播模型以及 UAU 传播模型在网络中的传播速度都会相对于同规模的 BA 网络模型更慢。当选取 BA-WS 双层网络模型时,由于信息意识网络为 WS 网络模型,因此相对于选取 BA-BA 双层网络模型,相同时刻因 UAU 传播模型而获得信息意识的节点数量更少。这种情况下在网络中具有流行病相关意识的易感节点也相对较少,因此相对于在 BA-BA 双层网络模型中断边概率 w 对流行病的抑制作用并不明显。当断边概率 w 较大时,如图 4.1 (b) 中 $w=1$ 时所示,在感染初期由于具有流行病相关信息意识的易感节点相对较少,因此自适应策略对于流行病的抑制并不明显,此时感染规模会逐渐上升,而随着信息意识的逐渐传播,网络中具有流行病相关信息意识的易感节点随着信息意识的自然扩散以及当前已感染流行病节点的信息上传而逐渐增多,此时较大的断边概率发挥了作用,使得流行病在网络中的传播受到抑制,于是流行病的感染规模开始下降,因此图中会在感染初期产生一个峰值。

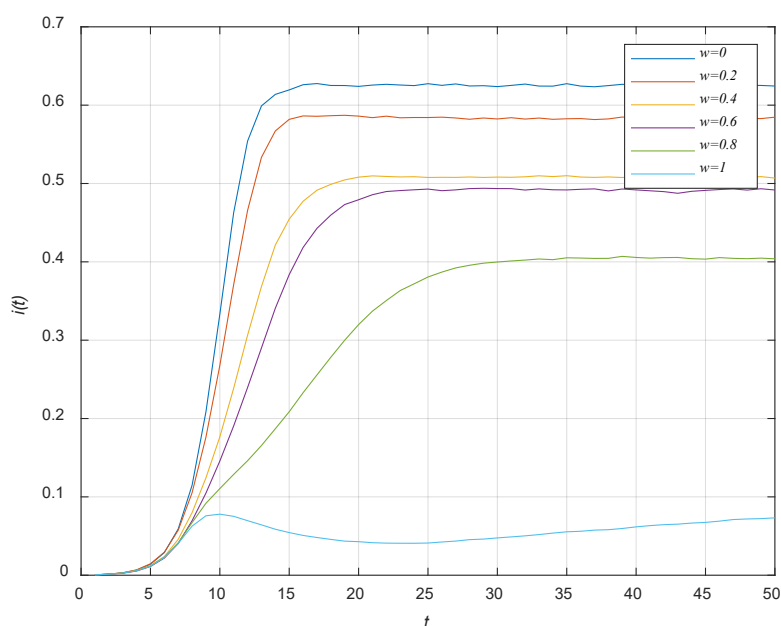
当网络模型采用 WS-WS 双层网络时,如图 4.1 (c),可以看出流行病的感染规模相对于图 4.1 (a)、(b) 的情况花了更长的时间才逐渐稳定。



(a) BA-BA 双层网络



(b) BA-WS 双层网络



(c) WS-WS 双层网络

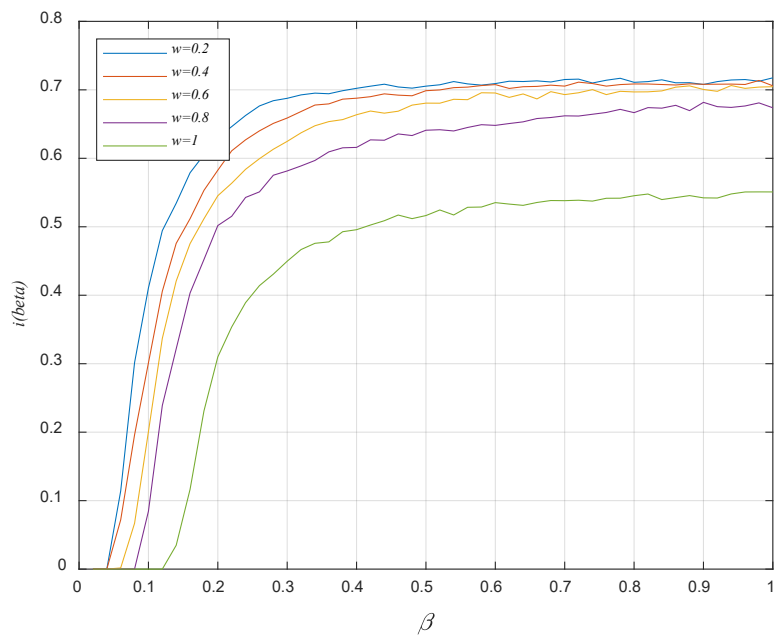
图 4.1 三种双层网络当选取不同 w 值时对于流行病传播规模的影响

4.3.2 自适应参数对于流行病传播阈值的影响

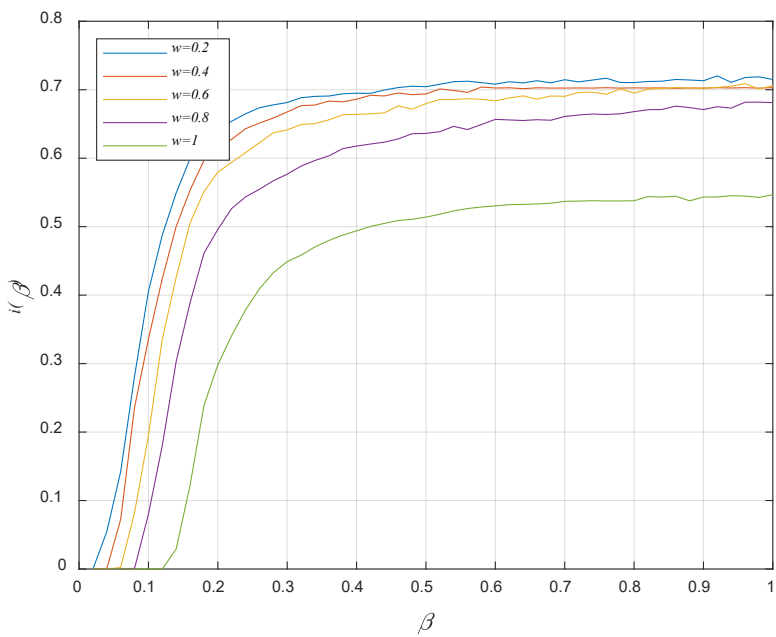
除了研究断边重连概率 w 对于流行病感染规模的影响，本小节还针对以上三种双层网络研究了 w 的取值对于流行病传播阈值的影响，其余参数的选取如下： $\mu = 0.4$ 、 $\lambda = 0.3$ 、 $\delta = 0.6$ 以及 $\kappa = 0.4$ 。

如图 4.2 所示，图中横轴表示流行病感染率 β 的变化，纵轴表示流行病的感染规模 $i(\beta)$ 。随着断边重连概率 w 的选取逐渐增大，流行病在三种双层网络模型中的传播阈值会逐渐增加，且在三种双层网络中，流行病的阈值的仿真结果相似。

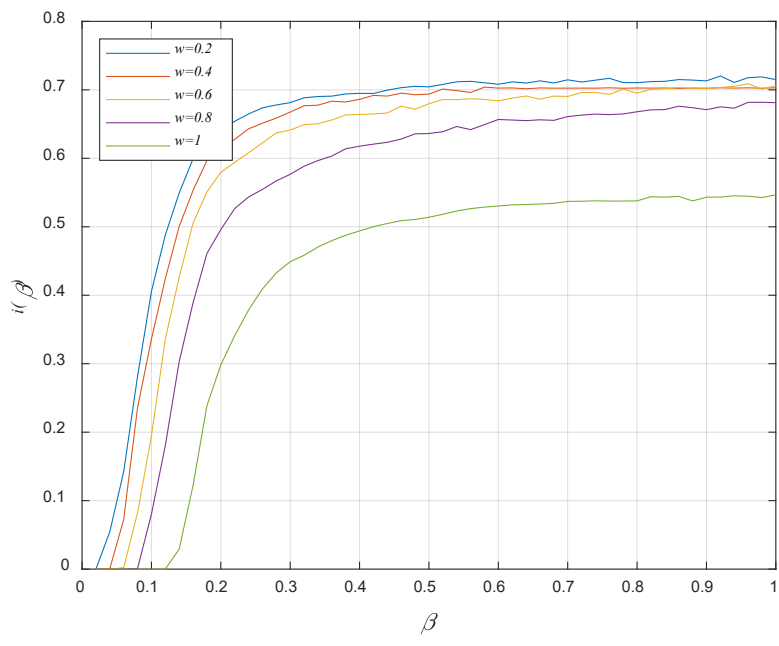
由于自适应策略中的断边重连只发生在双层网络中的物理接触层，因此随着时间 t 的增加，物理接触层的网络会逐渐随着不断地断边重连而向着随机网络演化^[146]。考虑到 BA 网络模型为非均匀网络模型，且其在 SIS 流行病传播模型中的传播阈值趋于 0^[147]，因此当下层的物理接触网络为 BA 网络模型时，其传播阈值会比当物理接触网络为 WS 网络模型要更小。同时，由于 BA 网络模型为非均匀网络，因此相对于均匀网络，如 WS 网络模型，其向随机网络的演化要花费更多的时间，因此在图 4.2 中 (c)，在相同的时间内 WS 网络模型的流行病传播阈值比 (a) 和 (b) 稍高。



(a) BA-BA 双层网络



(b) BA-WS 双层网络



(c) WS-WS 双层网络

图 4.2 三种双层网络当选取不同 w 值时对于流行病传播阈值的影响

4.4 本章小结

本章提出了一种考虑自适应策略的 UAU-SIS 传播模型，当节点在信息传播层具有流行病相关的信息意识后，会通过采取在物理接触层改变与邻居节点的接触策略的行为来避免被流行病多感染。通过在不同的双层网络上进行仿真实验发现，自适应断边重连概率 w 的取值可以对流行病在物理接触层上的传播产生明显的影响。较大的断边概率可以有效的降低流行病在物理接触网络上的传播规模，并且较大的断边重连概率可以增加流行病的传播阈值。因此，自适应策略能够有效的抑制流行病在接触网络中的传播，当采取较大的断边重连概率时，对流行病的抑制作用会更为明显。

第五章 考虑信息扩散的多重网络流行病传播模型节点重要性

5.1 引言

在复杂网络领域中,对重要节点识别的研究一直备受学者关注,因为在复杂网络中重要节点可以使信息、流行病、故障、计算机病毒以及拥塞等更快速传播。作为最有效的方法之一,对重要节点的识别和防护则可以最大程度地保护网络不受攻击所破坏。

对于多重网络,考虑到每一层可以有不同的含义,因此多重网络可以实际的表示能力也远大于单层网络。为单层网络提出的经典度量不能简单地扩展到多重网络(例如节点的度、聚类系数或中心性等)。而目前在多重网络的重要节点研究中,大多学者的研究都集中于同质型多重网络,即多重网络中每一层都表示相同类型的单层网络。

Solé-Ribalta 等人^[148]重新定义了一种介数中心性度量,基于经典的最短路径介数中心性,将其扩展到了多重网络。研究表明,这种多重网络上的最短路径介数倾向于连接充当不同层之间桥梁的个体,而非在同一层内的相互连接的个体。其实验选取了 Twitter 和 Instagram 网络组成的两层的社交网络以及 arXiv 四层共同作者网络,结果表明所提出的多重网络介数中心性和经典的最短路径介数中心性的节点排名有明显区别,在多重网络上使用其所提出的介数中心性更准确。Tu 等人^[149]通过考虑与反馈影响相关联的分布属性,提出了一种新的多层网络 PageRank 中心性度量,通过计算节点在不同层中的中心性并将总中心性分配回每一层中的节点(取决于多层网络具体的耦合系数),避免了对每一层中的节点的中心性分别建模,并可以轻易扩展到任意层数的多层网络。通过在铁路和航空网络组成的多层运输网络中进行仿真评估,验证了所提出 PageRank 中心性的变现,结果证实所得到的排名的稳定性及有效性。Domenico 等人^[150]开发了一个基于节点多功能性的数学框架,该框架可以计算节点的任意中心性并进行排序,从而揭示了给定的节点的多功能性。通过在多层机场网络以及和科学家在维基百科页面上的关联网络上进行仿真,证实了所提出框架的多功能性排名的有效性。Tavassoli 等人^[151]提出了一种将模糊算子与可视化相结合的方法,该方法可以同时考虑到节点在同一网络不同层中的中心性。通过在机场交通网络以及 Twitter 社交网络进行仿真,研究结果显示这种排名方法可以对同一网络上的不同动力学过程有效。Basaras 等人^[152]提出了一种可以准确检测能对多重网络产生强大影响的节点的方法,其基于局部网络拓扑,可以同时考虑到单个节点的层内以及层间连接关系。通过在真实网络以及合成网络中进行仿真,证明了这种方法可以有效检测出最有影响力的节点。

在复杂网络中,重要节点通常是指能够在更大程度上影响网络结构和功能的一类特殊节点^[153]。考虑到多重网络更广泛的表示能力,因此对于多重网络重要节点的排序算法往往会基于对不同类型多重网络的实际应用场景。以上研究虽然成功的把复杂网络的节点中心性扩展到了多重网络,但是其考虑的中心性都基于同质多重网络,即多重网络的每一层都是相同类型的单层网络,如同为交通网络或者同为社交网络,或是在多重网络中模拟一种传播模型,如在双层网络中传播一种流行病或谣言。但是在实际生活中,还有大量的非同质多重网络,如每一层都传播一种竞争传播模型的异质多重网络,以及综合流行病传播与其伴随的信息意识扩散的多重网络。在本章中,称多重网络中流行病传播促进与信息扩散,而信息扩散抑制流行病传播的关系为多重网络上传播模型的半抑制关系。因此在这种多重网络中,以上中心性指标就不能准确地给出重要节点的排名。

本章主要研究包含流行病传播与其伴随的信息意识扩散的双层网络中的节点中心性,根据以上对于复杂网络节点重要性的定义,在本章研究的传播模型间存在半抑制关系的多重网络中,重要节点应该同时具有有利于流行病传播以及不利于信息扩散的特点。因此,本章基于这类传播模型间为半抑制关系的多重网络模型,提出了一种重要节点评价方法,通过综合计算对应节点在网络不同层的中心性,得到多重网络模型的综合中心性评价指标,最终通过在UAU-SIR传播模型上以单节点作为传播源进行传播模拟,证实了本章所提出的节点中心性计算方法能够有效地评估此类传播模型为半抑制关系的多重网络中的重要节点。

5.2 多重网络的重要节点评价方法

为了能有效衡量本章研究的这种不同层上传播模型为半抑制关系的多重网络上的节点重要性,本节所提出的综合评价方法从对重要节点的定义出发,先在每层提取单独的指标,通过规范化,最后带入综合计算函数中,从而得到最终的节点重要性数值。

5.2.1 双层网络传播模型描述

本章的多重网络节点重要性评价方法基于流行病传播与信息意识扩散交互的多重网络模型,其描述如下:

在多重网络中,下层为物理接触网络,用于表示网络中个体之间的物理接触,网络中模拟流行病在人群中的接触传播;上层为信息传播网络,用于表示网络中个体之间的信息交流,网络中模拟个体对于流行病相关的信息意识的扩散。通常来说,个体在下层网络感染流行病后则会有一定几率获得流行病相关的信息意识,成为在上层传播信息的节点,而随着流行病

相关的信息意识在网络中逐渐传播，会有越来越多的尚未感染流行病的个体获得流行病相关的信息意识，他们会通过采取防护措施来避免自己感染流行病。因此，在这种多重网络中，下层物理接触网络上流行病的传播会促使相关信息意识在信息传播层的扩散，而信息意识在上层网络的扩散则会反过来抑制流行病在物理接触层的传播。

5.2.2 指标规范化

考虑到在单层网络的节点中心性指标含义以及计算方法都不同，因此其计量单位不同，在带入综合评价函数前需要先统一量纲，即规范化。本章选用归一化函数来统一各指标的量纲，即将节点的某一种中心性指标与其对应网络节点的中心性指标最大值及最小值进行比较，从而可以把单层网络的单层网络的对应中心性指标的值映射为 $[0,1]$ 之间的实数值，进而可以带入综合评价函数计算^[67]。一般来说中心性评价指标可以分为效益型与成本型，效益型通常是指中心性指标的值越大，则节点越重要；对应的，成本型则是指中心性指标的值越大，则节点越不重要。具体的计算方法如下：

当指标 q 选取效益型时，对于节点 i 的指标值 q_i 采用以下公式进行规范化，其中 δ 取较小值，使得规范化后的结果不为0：

$$q_i = \begin{cases} (q_i - q_{\min} + \delta) / (q_{\max} - q_{\min} + \delta) & \text{if } q_{\max} \neq q_{\min} \\ 1 & \text{if } q_{\max} = q_{\min} \end{cases}$$

当指标 q 选取成本型时，对于节点 i 的指标值 q_i 采用以下公式进行规范化，其中 δ 取较小值，使得规范化后的结果不为0：

$$q_i = \begin{cases} 1 & \text{if } q_{\max} = q_{\min} \\ (q_{\max} - q_i + \delta) / (q_{\max} - q_{\min} + \delta) & \text{if } q_{\max} \neq q_{\min} \end{cases}$$

从上面两种规范化公式可以看出，对于一个单调数列来说，带入以上两种公式后得到的结果数列单调性是相反的，本章接下来便会借助这两个公式来处理不同层的中心性指标。

考虑到本章所研究的多重网络各层传播模型关系的半抑制性，因此对于物理接触层的指标，我们采取上述公式进行规范化处理，而对于信息传播层，考虑到其与下层传播模型的半抑制关系，若其选取效益型指标，则采用上述成本型规范化公式处理；若其选取成本型指标，则选取效益型规范化公式处理。经过规范化，我们以 q_i^{Phy} 表示处理过的物理接触层中心性指标，以 q_i^{Inf} 表示处理过的信息传播层中心性指标。

5.2.3 多重网络节点重要性综合计算函数

考虑到在本章所研究的双层网络中，每一层内的传播模型只能在本层内传播，且信息意识的扩散对于流行病传播的影响仅可以减小有意识节点感染流行病的感染率。因此，本节的节点重要性综合计算函数以下层的中心性指标为主，并同时考虑上下两层指标的差异程度。

对于节点 i ，其在多重网络中的节点重要性 I_i 可以由下函数计算得到：

$$I_i = q_i^{phy} + \frac{q_i^{phy} \times q_i^{inf}}{q_i^{phy} + q_i^{inf}}$$

考虑到流行病只在物理接触网络上传播，因此以上综合指标表示为下层节点的规范化中心性指标与上下两层对应节点规范化中心性指标的差异项的和。在上式中， $q_i^{phy} \times q_i^{inf}$ 用于表示多重网络上下两层节点规范化中心性指标的相对比例，当上下两层指标差异过于悬殊，或者上下两层指标都较小时所计算得到的乘积较小，而两层指标相接近或者都较大时所得到的乘积会较大， $q_i^{phy} + q_i^{inf}$ 则表示上下两层指标的总大小。因此上式最右边项表示了上下两层节点对应节点规范化中心性指标的差异，当上下两层的指标相接近且都较大时计算出的差异项最大，当上下两层指标之一相对过小时计算出的差异项较小。

5.3 仿真实验

在仿真实验中，本章选取了四种单层网络中心性指标进行计算并仿真，分别是度中心性（Degree centrality，记为 DC）、介数中心性（Betweenness centrality，记为 BC）、接近中心性（Closeness centrality，记为 CC）以及特征向量中心性（Eigenvector centrality，记为 EC）。考虑到复杂网络的重要节点研究已经提出了众多指标，也可以根据具体的需要带入其他规范化的中心性指标。

在本节选择的四种中心性指标中，度中心性、介数中心性以及特征向量中心性为效益型中心性指标，而接近中心性若定义为节点到网络中所有节点距离的平均值，则为成本型中心性指标，若取倒数则为效益型中心性指标。

5.3.1 在双层网络上的仿真

为了分析本章提出的双层网络传播模型节点重要性评价方法，本节将通过构建两种双层网络模型来实际计算节点的重要性。

(1) 双层复杂网络的构建

为了实际验证本章所提出的多层复杂网络模型中心性重要节点评价方法，本节构建了两种人工双层复杂网络。考虑到现实生活中，人类社交网络的结构往往具有无标度特性，因此本节的两种双层网络的物理接触层选择 BA 网络。对于信息传播层网络结构的选取，本节考虑了两种方法，第一种选取方法是在物理接触层网络的基础上进行随机加边处理，第二种方法则是重新构建一个同规模的 WS 网络，并进行随机加边处理。对于第一种双层网络构造方法，使得上层信息传播网络包含了下层物理接触网络所有的连边，因此下层网络可以看作上层网络的子网，且上下两层网络的对应节点度关系具有同质性。对于第二种双层网络构造方法，上下两层网络节点虽然一一对应，但是两层的连边集合不存在包含关系，且两层对应节点的度关系具有随机性。

在本节中，对 BA 网络的构造如下：网络的节点数为 2000，每个节点在加入网络时与 4 个节点建立连接。对于 WS 网络的构造如下：网络的节点数为 2000，网络平均度 $\langle k \rangle$ 为 5，生成过程中的重连概率 $p = 0.3$ 。对于上层网络的随机加边处理，两种双层网络都随机增加 400 条边。

(2) 对双层网络中心性排名前 20 节点的分析

(a) 在 BA-BA 双层网络中的节点重要性排序结果

当选则 BA-BA 双层网络时，网络中节点重要性排序的前 1% 排名如表 5.1 所示：

表 5.1 BA-BA 双层网络采用不同指标时节点重要性前 1% 排名

下层 指标	上层 指标	节点重要性综合排名
DC	DC	4,6,8,35,11,10,9,7,0,5,3,32,18,13,21,46,20,2,17,16
DC	BC	8,35,6,4,11,9,10,7,0,5,3,32,18,13,21,20,2,46,16,17
DC	CC	4,8,6,35,11,9,10,7,0,32,3,5,18,13,21,20,46,2,16,34
DC	EC	8,35,4,6,11,9,10,7,0,5,32,3,18,13,21,46,20,2,17,16
BC	DC	4,6,8,7,35,11,10,9,0,5,3,18,32,13,46,2,17,21,20,1
BC	BC	4,6,8,7,35,11,10,9,0,5,3,18,32,13,46,2,17,21,20,1
BC	CC	4,6,8,35,7,11,10,9,0,5,18,3,32,13,46,2,17,21,20,30
BC	EC	4,6,8,35,7,11,10,9,0,5,18,3,32,13,46,2,17,21,20,1
CC	DC	4,6,8,7,35,5,10,0,9,11,3,18,2,13,46,1,17,32,20,16
CC	BC	7,5,0,6,10,3,9,18,8,35,11,2,46,13,1,4,12,17,26,20
CC	CC	7,5,0,10,9,35,3,6,11,8,18,2,13,46,1,20,17,12,4,16
CC	EC	7,5,8,35,0,11,10,9,6,18,3,2,13,46,1,32,4,17,20,16
EC	DC	4,6,8,7,35,10,9,11,0,5,3,18,2,13,20,46,12,17,16,21
EC	BC	4,6,7,8,10,9,5,35,0,11,3,18,2,13,12,20,46,17,16,21
EC	CC	4,6,7,8,10,35,9,0,5,11,3,18,2,13,20,12,46,16,17,21
EC	EC	4,6,8,7,10,35,9,11,0,5,3,18,2,13,20,12,16,17,46,21

从表 5.1 中可以看出，在选择 DC、BC、CC、EC 四种中心性指标对 BA-BA 双层网络进行节点重要性计算时，所得到的前 1%的排名较为稳定，在所有排名中，第 0、1、2、3、4、5、6、7、8、9、10、11、12、13、16、17、18、20、21、26、30、32、34、35、以及 46 号共 25 个节点出现在了以上的重要性排名中，而第 0、2、3、4、5、6、7、8、9、10、11、13、18、20、35 以及 46 号共 16 个节点出现在了所有排名结果中。

接下来，表 5.2 列出了 BA-WS 双层网络中节点编号前 15 的节点在规范化后的中心性指标：

表 5.2 BA-BA 双层网络节点编号前 15 的节点规范化后的中心性指标

节点 标号	物理接触层中心性指标				信息传播层中心性指标			
	DC	BC	CC	EC	DC	BC	CC	EC
0	0.568	0.441	0.822	0.550	0.438	0.575	0.183	0.452
1	0.285	0.187	0.664	0.248	0.719	0.817	0.336	0.751
2	0.371	0.228	0.703	0.310	0.633	0.775	0.298	0.690
3	0.481	0.317	0.775	0.473	0.516	0.682	0.223	0.524
4	1.0	1.0	1.0	1.0	0.002	0.001	0.001	0.001
5	0.505	0.415	0.841	0.544	0.493	0.584	0.162	0.455
6	0.827	0.772	0.939	0.811	0.181	0.239	0.063	0.192
7	0.646	0.577	0.902	0.685	0.360	0.431	0.100	0.319
8	0.803	0.706	0.896	0.697	0.204	0.305	0.110	0.307
9	0.646	0.480	0.826	0.585	0.360	0.533	0.174	0.414
10	0.646	0.487	0.833	0.602	0.360	0.524	0.171	0.399
11	0.686	0.503	0.817	0.554	0.314	0.494	0.183	0.442
12	0.253	0.125	0.637	0.273	0.750	0.878	0.367	0.729
13	0.410	0.260	0.703	0.309	0.587	0.738	0.293	0.686
14	0.151	0.066	0.600	0.228	0.852	0.936	0.405	0.773

从表 5.2 中可以看出，4 号节点由于在 BA 网络的生成过程中较早出现，因此其在下层网络的四种中心性值均为最大，但是考虑到上层网络与下层网络传播模型的关系是半抑制的，因此其在上层网络中的中心性指标值则较小，在经过中心性综合计算函数的计算后，带入不同的中心性指标，其节点的重要性排序并不总是位列第一。第 14 号节点虽然在上层经规范化的中心性指标值虽然较大，但是在中心性综合计算函数的计算中，节点在下层规范化后的中心性值更重要，因此 14 号节点并未出现在所有排序结果的前 1%中。

(b) 在 BA-WS 双层网络中的节点重要性排序结果

当选则 BA-WS 双层网络时，网络中节点重要性排序的前 1%排名如下表 5.2 所示：

表 5.3 BA-WS 双层网络采用不同指标时节点重要性前 1%排名

下层 指标	上层 指标	节点重要性综合排名
DC	DC	4,6,8,35,11,10,7,9,0,5,3,32,18,13,21,46,2,16,20,17
DC	BC	4,6,8,35,11,7,10,9,0,5,3,32,18,13,21,46,2,16,17,20
DC	CC	4,6,35,8,11,7,10,0,9,5,3,32,18,13,2,21,46,34,16,30
DC	EC	4,6,8,35,11,7,10,9,0,5,3,32,18,13,21,2,46,16,20,34
BC	DC	4,6,8,35,7,11,10,9,0,5,3,18,32,13,46,2,17,21,1,30
BC	BC	4,6,8,35,7,11,10,9,0,5,3,18,32,13,46,2,17,21,1,30
BC	CC	4,6,8,35,7,11,0,5,10,9,3,18,32,13,46,2,17,21,1,30
BC	EC	4,6,8,35,7,11,10,9,0,5,3,18,32,13,46,2,17,21,20,1
CC	DC	4,6,35,5,7,3,0,8,11,10,18,9,2,13,32,46,38,1,16,34
CC	BC	6,4,7,5,8,35,0,3,10,11,9,18,13,2,46,32,1,16,50,12
CC	CC	4,6,7,8,35,5,0,10,11,3,18,9,13,2,46,1,32,16,17,24
CC	EC	4,6,7,8,35,5,0,10,11,3,9,18,2,13,46,1,32,16,17,12
EC	DC	4,6,8,7,35,10,9,5,0,11,3,18,2,13,16,12,20,46,17,21
EC	BC	4,6,8,7,35,10,5,0,9,11,3,18,13,2,46,16,12,17,20,21
EC	CC	4,6,8,7,35,10,5,0,9,11,3,18,2,13,46,16,12,17,20,21
EC	EC	4,6,7,35,8,5,0,10,11,3,9,18,2,13,16,46,12,17,26,21

从表 5.3 中可以看出，在选择 DC、BC、CC、EC 四种中心性指标对 BA-WS 双层网络进行节点重要性计算时，所得到的前 1%的排名同样较为稳定，在所有排名中，第 0、1、2、3、4、5、6、7、8、9、10、11、12、13、16、17、18、20、21、24、26、30、32、34、35、38、46 以及 50 号共 28 个节点出现在了以上的重要性排名中，而第 0、2、3、4、5、6、7、8、9、10、11、13、18、35 以及 46 号共 15 个节点出现在了所有排名结果中。

由于双层网络的下层仍为相同的 BA 网络，因此对下层节点的中心性指标的计算没有变化，而考虑到上层网络则是 WS 网络，且对应节点在两层网络中的度关系是随机的，因此对重要节点的排序结果与 BA-BA 双层网络相比具有明显的差异。

接下来的表 5.4 列出了节点编号前 15 的节点在规范化后的中心性指标：

表 5.4 BA-WS 双层网络节点编号前 15 的节点规范化后的中心性指标

节点 标号	物理接触层中心性指标				信息传播层中心性指标			
	DC	BC	CC	EC	DC	BC	CC	EC
0	0.568	0.441	0.822	0.550	0.756	0.900	0.516	0.876
1	0.285	0.187	0.664	0.248	0.756	0.901	0.461	0.865
2	0.371	0.228	0.703	0.310	0.756	0.883	0.481	0.865
3	0.481	0.317	0.775	0.473	1.0	0.993	0.758	0.983
4	1.0	1.0	1.0	1.0	0.512	0.757	0.436	0.838
5	0.505	0.415	0.841	0.544	0.878	0.983	0.162	0.945
6	0.827	0.772	0.939	0.811	0.756	0.918	0.703	0.875

7	0.646	0.577	0.902	0.685	0.634	0.802	0.509	0.788
8	0.803	0.706	0.896	0.697	0.634	0.753	0.299	0.782
9	0.646	0.480	0.826	0.585	0.512	0.604	0.244	0.682
10	0.646	0.487	0.833	0.602	0.634	0.747	0.291	0.787
11	0.686	0.503	0.817	0.554	0.634	0.799	0.362	0.810
12	0.253	0.125	0.637	0.273	0.756	0.827	0.352	0.815
13	0.410	0.260	0.703	0.309	0.878	0.897	0.445	0.854
14	0.151	0.066	0.600	0.228	0.756	0.862	0.414	0.861

在表 5.4 中可以看出, 由于中心性综合计算函数以下层节点的中心性为基础, 因此 14 号节点依然没有出现在所有前 1% 的排名中。并且由于 WS 网络相对来说较为均匀, 因此其节点的中心性指标计算结果波动较小, 因此在 BA-WS 网络上的得到的重要节点综合性排名相对顺序较为稳定。

5.3.2 在 UAU-SIR 双层网络传播模型上的单源传播仿真

由于 SIR 模型可以映射为边渗流过程, 采用 SIR 模型可以很好的理解传播过程并对传播过程进行理论分析得到精确解^[154], 因此使用 SIR 模型能够有效评价节点的重要性^[155]。

(1) UAU-SIR 双层网络流行病传播与信息扩散模型的构建

为了实际验证本章所提出的多重网络节点重要性评价方法, 本章构建了一种基于多重网络的 UAU-SIR 传播模型。在多重网络传播模型中, 下层的物理接触网络, 用于模拟流行病在人群中的传播, 采用 SIR 病毒传播模型; 上层的信息扩散网络, 用于模拟流行病所伴随的信息意识的扩散, 采用 UAU 信息扩散模型。在 SIR 传播模型中, 易感个体在和感染个体接触后会以 β 的概率被流行病所感染, 成为感染个体, 而感染个体则会以 μ 的概率从流行病中康复/移除, 从而不会再被流行病所感染。在 UAU 信息意识扩散模型中, 不具备信息意识的个体可以通过接触具有信息意识的邻居个体以 λ 的概率获得流行病相关的意识, 而已经具备信息意识的个体则会以 δ 的概率失去流行病相关的信息意识, 即不再传播流行病相关的信息。对于刚感染流行病的个体, 若此时其尚未获得流行病相关的信息意识, 则会以 α 的概率主动获得信息意识, 在信息扩散网络中传播流行病相关信息, 称参数 α 为信息上传率。对于易感个体, 若其已经具备流行病相关的信息意识, 则会通过采取自我防护来避免被流行病所感染, 因此对于这类节点, 流行病的实际感染率为 $\sigma\beta$, 其中 $0 \leq \sigma \leq 1$ 。

(2) 单节点传播仿真

为了验证本章提出的双层网络模型节点重要性计算方法的有效性, 本节在两种双层网络中分别选取出现在所有评价指标前 1% 排名中的节点进行单源传播仿真实验。分别取每个出现

南京邮电大学硕士研究生学位论文 第五章 考虑信息扩散的多重网络流行病传播模型节点重要性的节点作为初始感染源,考察在传播时间为 $t = 30$ 内的感染与免疫节点的比例作为节点的实际传播影响力,记为感染规模 $Infection(t)$ 。为了保证结果的稳定性,每次传播实验都重复进行 100 次。

考虑到在前 1%排名中出现的节点较多,因此在得到所有节点的传播影响力后,对其求平均,得到所有出现在前 1%节点的平均影响力,并与随机选择初始感染源得到的流行病影响力作比较。

对双层网络传播模型的参数选取如下: $\beta = 0.2$ 、 $\mu = 0.3$ 、 $\lambda = 0.5$ 、 $\delta = 0.3$ 、 $\alpha = 0.5$ 以及 $\sigma = 0.6$ 。

(a) 在 BA-BA 双层网络中进行单节点传播实验的结果

根据之前的计算,在对 BA-BA 双层网络进行重要节点排名时,第 0、1、2、3、4、5、6、7、8、9、10、11、12、13、16、17、18、20、21、26、30、32、34、35、以及 46 号共 25 个节点出现在了前 1%排名中,图 5.1 显示了这些节点的平均影响力与随机选择传播源时流行病影响力。

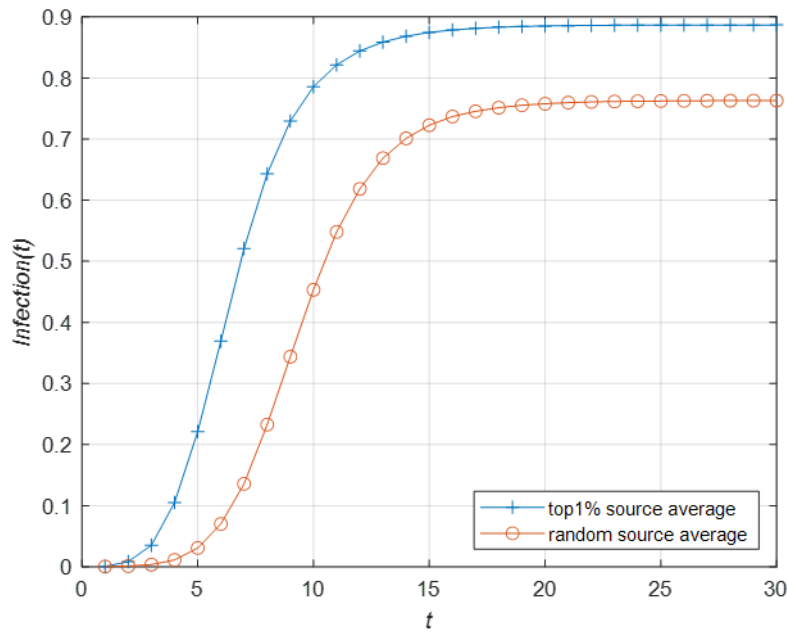


图 5.1 BA-BA 双层网络所有出现在前 1%排名中的节点与随机选择初始节点的平均影响力

(b) 在 BA-WS 双层网络中进行单节点传播实验的结果

根据之前的计算,在对 BA-WS 双层网络进行重要节点排名时,第 0、1、2、3、4、5、6、7、8、9、10、11、12、13、16、17、18、20、21、24、26、30、32、34、35、38、46 以及 50 号共 28 个节点出现在了前 1%排名中,图 5.2 显示了这些节点的平均影响力与随机选择传播源时流行病影响力。

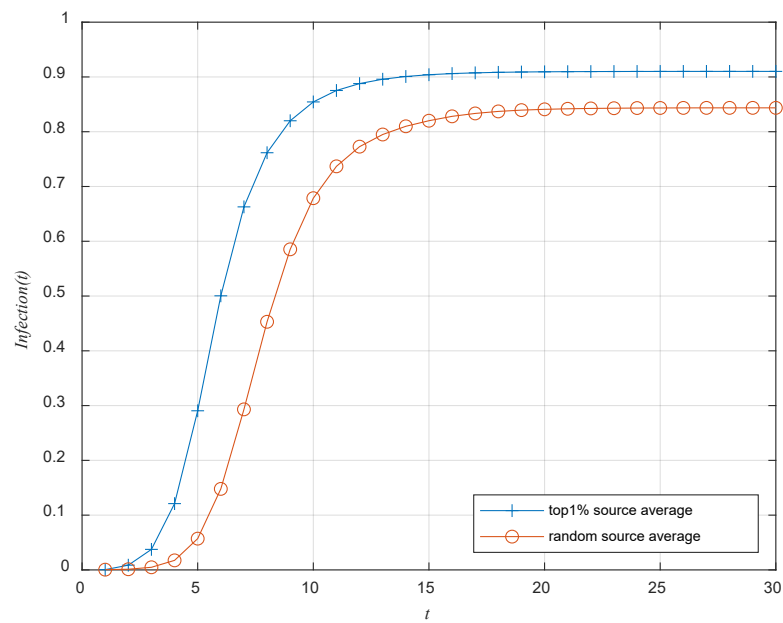


图 5.2 BA-WS 双层网络所有出现在前 1%排名中的节点与随机选择初始节点的平均影响力

从在以上两种双层网络上仿真得到的结果可以看出，根据本章提出的双层网络传播模型节点重要性评价方法所得到的前 1%排名的节点平均传播影响力要明显高于随机选择感染源得到的影响力。

5.4 本章小结

本章提出了一种针对流行病传播与信息扩散的多重网络模型的重要节点评价方法，通过综合考虑物理接触层与信息传播层的层间关系，构造了一个节点重要性综合评价函数。通过把规范化的上下两层节点中心性指标带入函数，可以得到对流行病与信息交互的多重网络的节点重要性。通过在 BA-BA 以及 BA-WS 网络数据上选取不同的中心性指标的实际计算，所得到的节点排名较为稳定。经过在实际传播模型上进行单节点作为传播源进行仿真，验证了本章所提出的节点重要性评价方法的有效性。

第六章 总结与展望

6.1 全文工作总结

本文主要研究多重网络上信息扩散以及流行病传播这两个动力学过程之间的交互作用及影响。在双层网络模型上,通过引入流行病传播以及与流行病相关的信息意识扩散这两个过程,研究了节点在具有意识后通过采取不同行为策略,来达到抑制流行病在物理接触网络中的传播的作用。研究发现相关的信息意识在社交网络上的扩散,能够通过激发个体采取不同的应对措施,从而有效抑制流行病的传播。同时,本文也研究了这种双层网络模型的节点重要性,为进一步控制流行病传播提供指导和决策。

本文的主要工作和取得的成果如下:

(1) 提出了一种基于个体警觉性的双层网络信息扩散与流行病传播的交互模型。在流行病与信息传播过程中引入节点的警觉状态,具有流行病信息意识的个体由于具有警觉性,可以采取行为策略来避免被流行病感染。仿真实验表明,本文提出的两种警觉策略都能够有效地抑制流行病的传播规模,并且提高流行病的传播阈值,因此能够有效抑制流行病在物理接触网络中的传播。

(2) 通过在信息扩散与流行病传播的双层网络交互模型中引入自适应策略,具有流行病相关意识的易感个体会以一定概率断开在物理接触层与其感染邻居的接触,并重新建立一个与其他非邻居易感个体的连接。仿真实验表明,通过引入自适应策略,能够有效的降低流行病的感染规模,并且提高流行病的感染阈值。较高的自适应短边重连参数能够更好地抑制流行病在物理接触网络上的传播。

(3) 通过综合考虑信息扩散与流行病传播的双层网络传播模型中不同层之间相互关系,提出了一种针对此类传播模型的重要节点计算方法。该方法考虑到了上下两层网络上传播模型的半抑制关系,通过综合计算函数得到的节点重要性排名较为稳定。仿真实验表明,选择排名前 1% 的节点进行流行病传播,所得到的节点平均影响力高于随机选择节点的平均影响力。

6.2 研究展望

本文的研究对于流行病传播的控制具有参考和指导作用,但是考虑到实际情况的复杂以及个体行为的异质性,仍有许多方面尚待进一步研究:

(1) 本文的模型在不同情况下只采取一种警觉性行为策略,但是在现实情况下不同个体的行为选择具有更复杂的异质性,不同的人在面对流行病传播时会根据了解到的信息做出不同的反应。因此在模型中考虑个体行为的异质性可以充分模拟现实情况。

(2) 在双层网络中,出于不同的研究目的,可以有不同的重要节点评价标准,因此在不同的具体情况下,对重要节点的评价方法也应该有所区别,本文所提出的评价标准只适用于双层网络信息扩散与流行病传播交互的情况,考虑到目前节点评价标准众多,可对所有的常见评价标准进行比较研究。

(3) 本文所提出的节点重要性评价标准只适用于上下两层网络传播模型为半抑制关系的双层网络,对于具有其它层间关系的双层网络,则需要选取其他方法。在以后的研究中,若能通过引入可调节的参数来适应不同的层间关系,本指标则可以更加通用。

(4) 实验所选取的网络数据均是人工生成的网络,缺乏真实网络数据,因此没有充分和不同方法对比。

参考文献

- [1] Finch C E. Evolution of the human lifespan and diseases of aging: roles of infection, inflammation, and nutrition[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2010, 107(suppl 1): 1718-1724.
- [2] Klenk J, Keil U, Jaensch A, et al. Changes in life expectancy 1950–2010: contributions from age-and disease-specific mortality in selected countries[J]. *Population health metrics*, 2016, 14(1): 20.
- [3] WHO. Ebola virus disease[A/OL]. (2020-02-10)[2019-11-14]. <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/ebola-virus-disease>.
- [4] WHO. Ebola in the Democratic Republic of the Congo[A/OL]. (2019-05-15)[2019-11-14]. <https://www.who.int/emergencies/diseases/ebola/drc-2019>.
- [5] Carter M. How Twitter may have helped Nigeria contain Ebola[J]. *BMJ: British Medical Journal (Online)*, 2014, 349.
- [6] Eilu E, Pettersson J S. Mobile Social Media for Preventing the Ebola Virus Disease Spread in Liberia and Nigeria: A Comparative Analysis[M]//*Mobile Solutions and Their Usefulness in Everyday Life*. Springer, Cham, 2019: 173-188.
- [7] Funk S, Gilad E, Watkins C, et al. The spread of awareness and its impact on epidemic outbreaks[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2009, 106(16): 6872-6877.
- [8] Sahneh F D, Scoglio C. Epidemic spread in human networks[C]//2011 50th IEEE Conference on Decision and Control and European Control Conference. IEEE, 2011: 3008-3013.
- [9] Sahneh F D, Scoglio C M. Optimal information dissemination in epidemic networks[C]//2012 IEEE 51st IEEE Conference on Decision and Control (CDC). IEEE, 2012: 1657-1662.
- [10] Granell C, Gómez S, Arenas A. Dynamical interplay between awareness and epidemic spreading in multiplex networks[J]. *Physical review letters*, 2013, 111(12): 128701.
- [11] Ruan Z, Tang M, Liu Z. Epidemic spreading with information-driven vaccination[J]. *Physical Review E*, 2012, 86(3): 036117.
- [12] Rizzo A, Frasca M, Porfiri M. Effect of individual behavior on epidemic spreading in activity-driven networks[J]. *Physical Review E*, 2014, 90(4): 042801.
- [13] Albert R, Jeong H, Barabási A L. Error and attack tolerance of complex networks[J]. *Nature*, 2000, 406(6794): 378-382.
- [14] Gallos L K, Liljeros F, Argyrakis P, et al. Improving immunization strategies[J]. *Physical Review E*, 2007, 75(4): 045104.
- [15] Holme P, Kim B J, Yoon C N, et al. Attack vulnerability of complex networks[J]. *Physical review E*, 2002, 65(5): 056109.
- [16] Newman M E J. The structure and function of complex networks[J]. *SIAM review*, 2003, 45(2): 167-256.
- [17] Kurant M, Thiran P, Hagmann P. Error and attack tolerance of layered complex networks[J]. *Physical Review E*, 2007, 76(2): 026103.
- [18] Mucha P J, Richardson T, Macon K, et al. Community structure in time-dependent, multiscale, and multiplex networks[J]. *Science*, 2010, 328(5980): 876-878.
- [19] Szell M, Lambiotte R, Thurner S. Multirelational organization of large-scale social networks in an online world[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2010, 107(31): 13636-13641.
- [20] Brummitt C D, Lee K M, Goh K I. Multiplexity-facilitated cascades in networks[J]. *Physical Review E*, 2012, 85(4): 045102.
- [21] Pilosof S, Porter M A, Pascual M, et al. The multilayer nature of ecological networks[J]. *Nature Ecology &*

- Evolution, 2017, 1(4): 1-9.
- [22] Gosak M, Markovič R, Dolenšek J, et al. Network science of biological systems at different scales: a review[J]. Physics of life reviews, 2018, 24: 118-135.
- [23] Gallotti R, Barthelemy M. The multilayer temporal network of public transport in Great Britain[J]. Scientific data, 2015, 2(1): 1-8.
- [24] Musmeci N, Nicosia V, Aste T, et al. The multiplex dependency structure of financial markets[J]. Complexity, 2017, 2017.
- [25] Wang Z, Wang L, Szolnoki A, et al. Evolutionary games on multilayer networks: a colloquium[J]. The European physical journal B, 2015, 88(5): 124.
- [26] Funk S, Gilad E, Jansen V A A. Endemic disease, awareness, and local behavioural response[J]. Journal of theoretical biology, 2010, 264(2): 501-509.
- [27] Buono C, Alvarez-Zuzek L G, Macri P A, et al. Epidemics in partially overlapped multiplex networks[J]. PloS one, 2014, 9(3) : e92200-e92200.
- [28] Zuzek L G A, Stanley H E, Braunstein L A. Epidemic model with isolation in multilayer networks[J]. Scientific reports, 2015, 5: 12151.
- [29] Zhao D, Wang L, Li S, et al. Immunization of epidemics in multiplex networks[J]. PloS one, 2014, 9(11) : e112018.
- [30] Zhao D, Li L, Peng H, et al. Multiple routes transmitted epidemics on multiplex networks[J]. Physics Letters A, 2014, 378(10): 770-776.
- [31] Zuzek L G A, Buono C, Braunstein L A. Epidemic spreading and immunization strategy in multiplex networks[C]//Journal of Physics: Conference Series. IOP Publishing, 2015, 640(1): 012007.
- [32] Granell C, Gómez S, Arenas A. Competing spreading processes on multiplex networks: awareness and epidemics[J]. Physical review E, 2014, 90(1): 012808.
- [33] Kamp C. Untangling the interplay between epidemic spread and transmission network dynamics[J]. PLoS Computational Biology, 2010, 6(11): e1000984.
- [34] Fan C, Jin Y, Huo L, et al. Effect of individual behavior on the interplay between awareness and disease spreading in multiplex networks[J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2016, 461: 523-530.
- [35] Massaro E, Bagnoli F. Epidemic spreading and risk perception in multiplex networks: a self-organized percolation method[J]. ESAIM: Proceedings and Surveys, 2015, 49: 53-64.
- [36] Guo Q, Lei Y, Jiang X, et al. Epidemic spreading with activity-driven awareness diffusion on multiplex network[J]. Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science, 2016, 26(4): 043110.
- [37] Wu Q, Fu X, Small M, et al. The impact of awareness on epidemic spreading in networks[J]. Chaos: an interdisciplinary journal of nonlinear science, 2012, 22(1): 013101.
- [38] Wang W, Liu Q H, Cai S M, et al. Suppressing disease spreading by using information diffusion on multiplex networks[J]. Scientific reports, 2016, 6: 29259.
- [39] Gomez S, Diaz-Guilera A, Gomez-Gardenes J, et al. Diffusion dynamics on multiplex networks[J]. Physical review letters, 2013, 110(2): 028701.
- [40] Sole-Ribalta A, De Domenico M, Kouvaris N E, et al. Spectral properties of the Laplacian of multiplex networks[J]. Physical Review E, 2013, 88(3): 032807.
- [41] Zhou J, Yan G, Lai C H. Efficient routing on multilayered communication networks[J]. EPL (Europhysics Letters), 2013, 102(2): 28002.
- [42] Boccaletti S, Bianconi G, Criado R, et al. The structure and dynamics of multilayer networks[J]. Physics Reports, 2014, 544(1): 1-122.
- [43] Gross T, D'Lima C J D, Blasius B. Epidemic dynamics on an adaptive network[J]. Physical review letters, 2006, 96(20): 208701.

- [44] Shaw L B, Schwartz I B. Fluctuating epidemics on adaptive networks[J]. Physical Review E, 2008, 77(6): 066101.
- [45] Marceau V, Noël P A, Hébert-Dufresne L, et al. Adaptive networks: Coevolution of disease and topology[J]. Physical Review E, 2010, 82(3): 036116.
- [46] Jolad S, Liu W, Schmittmann B, et al. Epidemic spreading on preferred degree adaptive networks[J]. PloS one, 2012, 7(11): e48686.
- [47] Tunc I, Shaw L B. Effects of community structure on epidemic spread in an adaptive network[J]. Physical Review E, 2014, 90(2): 022801.
- [48] Zhou J, Xiao G, Chen G. Link-based formalism for time evolution of adaptive networks[J]. Physical Review E, 2013, 88(3): 032808.
- [49] Shaw L B, Schwartz I B. Enhanced vaccine control of epidemics in adaptive networks[J]. Physical Review E, 2010, 81(4): 046120.
- [50] Yang H, Tang M, Zhang H F. Efficient community-based control strategies in adaptive networks[J]. New Journal of Physics, 2012, 14(12): 123017.
- [51] Lü L, Chen D, Ren X L, et al. Vital nodes identification in complex networks[J]. Physics Reports, 2016, 650: 1-63.
- [52] Bonacich P. Factoring and weighting approaches to status scores and clique identification[J]. Journal of mathematical sociology, 1972, 2(1): 113-120.
- [53] Chen D, Lü L, Shang M S, et al. Identifying influential nodes in complex networks[J]. Physica a: Statistical mechanics and its applications, 2012, 391(4): 1777-1787.
- [54] Kitsak M, Gallos L K, Havlin S, et al. Identification of influential spreaders in complex networks[J]. Nature physics, 2010, 6(11): 888-893.
- [55] Hage P, Harary F. Eccentricity and centrality in networks[J]. Social networks, 1995, 17(1): 57-63.
- [56] Freeman L C. Centrality in social networks conceptual clarification[J]. Social networks, 1978, 1(3): 215-239.
- [57] Katz L. A new status index derived from sociometric analysis[J]. Psychometrika, 1953, 18(1): 39-43.
- [58] Stephenson K, Zelen M. Rethinking centrality: Methods and examples[J]. Social networks, 1989, 11(1): 1-37.
- [59] Freeman L C. A set of measures of centrality based on betweenness[J]. Sociometry, 1977: 35-41.
- [60] Brin S, Page L. The anatomy of a large-scale hypertextual web search engine [J]. Computer Networks and ISDN Systems, 1998, 30(1-7): 107-117.
- [61] Lu L, Zhang Y C, Yeung C H, et al. Leaders in Social Networks, the Delicious Case[J]. PLoS ONE, 2011, 6(6): e21202-e21202.
- [62] Kleinberg J M. Authoritative sources in a hyperlinked environment[J]. Journal of the ACM (JACM), 1999, 46(5): 604-632.
- [63] 李鹏翔, 任玉晴, 席西民. 网络节点 (集) 重要性的一种度量指标[J]. 系统工程, 2004, 22(4): 13-20.
- [64] 谭跃进, 吴俊, 邓宏钟. 复杂网络中节点重要度评估的节点收缩方法[J]. 系统工程理论与实践, 2006, 26(11): 79-83.
- [65] Dangalchev C. Residual closeness in networks[J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2006, 365(2): 556-564.
- [66] Al-Garadi M A, Varathan K D, Ravana S D, et al. Identifying the influential spreaders in multilayer interactions of online social networks[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2016, 31(5): 2721-2735.
- [67] 王娟, 石磊, 王祖俪. 多层网络节点重要性排序研究[J]. 计算机应用研究, 2018, 35(6): 32.
- [68] 朱晓霞, 胡小雪. 多层社交网络中节点影响力的识别[J]. 情报理论与实践, 2019, 42(1): 105.
- [69] Pastor-Satorras R, Vespignani A. Epidemic spreading in scale-free networks[J]. Physical review letters, 2001, 86(14): 3200.

- [70] Newman, M. E. J. *Networks: An Introduction*[M]. Oxford: Oxford University Press. 2010.
- [71] Wasserman S, Faust K. *Social network analysis: Methods and applications*[M]. Cambridge: Cambridge university press, 1994.
- [72] Boccaletti S, Latora V, Moreno Y, et al. Complex networks: Structure and dynamics[J]. *Physics reports*, 2006, 424(4-5): 175-308.
- [73] Bollobás B. *Modern graph theory*[J]. Graduate Texts in Mathematics, 1998, 184.
- [74] De Domenico M, Solé-Ribalta A, Cozzo E, et al. Mathematical formulation of multilayer networks[J]. *Physical Review X*, 2013, 3(4): 041022.
- [75] Jin X, Min Y. Modeling dual-scale epidemic dynamics on complex networks with reaction diffusion processes[J]. *Journal of Zhejiang University SCIENCE C*, 2014, 15(4): 265-274.
- [76] Min B, Gwak S H, Lee N, et al. Layer-switching cost and optimality in information spreading on multiplex networks[J]. *Scientific reports*, 2016, 6: 21392.
- [77] De Domenico M, Granell C, Porter M A, et al. The physics of spreading processes in multilayer networks[J]. *Nature Physics*, 2016, 12(10): 901-906.
- [78] Gallotti R, Barthelemy M. Anatomy and efficiency of urban multimodal mobility[J]. *Scientific reports*, 2014, 4(1): 1-9.
- [79] Gallotti R, Porter M A, Barthelemy M. Lost in transportation: Information measures and cognitive limits in multilayer navigation[J]. *Science advances*, 2016, 2(2): e1500445.
- [80] Kivelä M, Arenas A, Barthelemy M, et al. Multilayer networks[J]. *Journal of complex networks*, 2014, 2(3): 203-271.
- [81] De Domenico M, Solé-Ribalta A, Cozzo E, et al. Mathematical formulation of multilayer networks[J]. *Physical Review X*, 2013, 3(4): 041022.
- [82] Aleta A, Moreno Y. Multilayer networks in a nutshell[J]. *Annual Review of Condensed Matter Physics*, 2019, 10: 45-62.
- [83] De Domenico M, Solé-Ribalta A, Cozzo E, et al. Mathematical formulation of multilayer networks[J]. *Physical Review X*, 2013, 3(4): 041022.
- [84] 胡柯. 复杂网络上的传播动力学研究[D]. 湖南: 湘潭大学, 2006.
- [85] 郭世泽, 陆哲明. 复杂网络基础理论[M]. 北京: 科学出版社, 2012.
- [86] 宋会敏. 社区网络中信息传播控制技术研究[D]. 沈阳: 沈阳航空航天大学, 2017.
- [87] Porter M A. What is... a multilayer network[J]. *Notices of the AMS*, 2018, 65(11).
- [88] George V. *Network Designs Via Signaling Dynamics On Geometric Dynamic Graphs*[D]. UC San Diego, 2019.
- [89] Kermack W O, McKendrick A G. A contribution to the mathematical theory of epidemics[J]. *Proceedings of the royal society of london. Series A, Containing papers of a mathematical and physical character*, 1927, 115(772): 700-721.
- [90] 李平. 复杂网络的动力学行为研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2009.
- [91] 何大韧, 刘宗华, 汪秉宏. 复杂系统与复杂网络[M]. 北京: 高等教育出版社, 2009:92
- [92] 彭俊. 复杂网络的拓扑结构及传播模型的研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2009.
- [93] Ferguson N. Capturing human behaviour[J]. *Nature*, 2007, 446(7137): 733-733.
- [94] Wang Z, Andrews M A, Wu Z X, et al. Coupled disease-behavior dynamics on complex networks: A review[J]. *Physics of life reviews*, 2015, 15: 1-29.
- [95] Zhang Z K, Liu C, Zhan X X, et al. Dynamics of information diffusion and its applications on complex networks[J]. *Physics Reports*, 2016, 651: 1-34.
- [96] Fenichel E P, Castillo-Chavez C, Ceddia M G, et al. Adaptive human behavior in epidemiological models[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2011, 108(15): 6306-6311.
- [97] Liu M, Liz E, Röst G. Endemic bubbles generated by delayed behavioral response: global stability and

- bifurcation switches in an SIS model[J]. SIAM Journal on Applied Mathematics, 2015, 75(1): 75-91.
- [98] Brauer F. A simple model for behaviour change in epidemics[J]. BMC public health, 2011, 11(1): S3.
- [99] Li J, Zhao Y, Zhu H. Bifurcation of an SIS model with nonlinear contact rate[J]. Journal of Mathematical Analysis and Applications, 2015, 432(2): 1119-1138.
- [100] Xiao Y, Xu X, Tang S. Sliding mode control of outbreaks of emerging infectious diseases[J]. Bulletin of mathematical biology, 2012, 74(10): 2403-2422.
- [101] Paarporn K, Eksin C, Weitz J S, et al. Epidemic spread over networks with agent awareness and social distancing[C]//2015 53rd Annual Allerton Conference on Communication, Control, and Computing (Allerton). IEEE, 2015: 51-57.
- [102] Morin B R, Perrings C, Levin S, et al. Disease risk mitigation: The equivalence of two selective mixing strategies on aggregate contact patterns and resulting epidemic spread[J]. Journal of theoretical biology, 2014, 363: 262-270.
- [103] Sahneh F D, Chowdhury F N, Scoglio C M. On the existence of a threshold for preventive behavioral responses to suppress epidemic spreading[J]. Scientific Reports, 2012, 2: 632-632.
- [104] Misra A K, Sharma A, Singh V. Effect of awareness programs in controlling the prevalence of an epidemic with time delay[J]. Journal of Biological Systems, 2011, 19(02): 389-402.
- [105] Samanta S, Rana S, Sharma A, et al. Effect of awareness programs by media on the epidemic outbreaks: A mathematical model[J]. Applied Mathematics and Computation, 2013, 219(12): 6965-6977.
- [106] Misra A K, Sharma A, Shukla J B. Stability analysis and optimal control of an epidemic model with awareness programs by media[J]. Biosystems, 2015, 138: 53-62.
- [107] Wang Q, Zhao L, Huang R, et al. Interaction of media and disease dynamics and its impact on emerging infection management[J]. Discrete & Continuous Dynamical Systems-B, 2015, 20(1): 215-230.
- [108] Scatà M, Di Stefano A, Liò P, et al. The impact of heterogeneity and awareness in modeling epidemic spreading on multiplex networks[J]. Scientific reports, 2016, 6: 37105.
- [109] Kan J Q, Zhang H F. Effects of awareness diffusion and self-initiated awareness behavior on epidemic spreading-an approach based on multiplex networks[J]. Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation, 2017, 44: 193-203.
- [110] Zheng C, Wang Z, Xia C. A novel epidemic model coupling the infectious disease with awareness diffusion on multiplex networks[C]//2018 Chinese Control And Decision Conference (CCDC). IEEE, 2018: 3824-3830.
- [111] Wang Z, Guo Q, Sun S, et al. The impact of awareness diffusion on SIR-like epidemics in multiplex networks[J]. Applied Mathematics and Computation, 2019, 349: 134-147.
- [112] Gross T, Blasius B. Adaptive coevolutionary networks: a review[J]. Journal of the Royal Society Interface, 2008, 5(20): 259-271.
- [113] Bornholdt S, Rohlf T. Topological evolution of dynamical networks: Global criticality from local dynamics[J]. Physical Review Letters, 2000, 84(26): 6114.
- [114] Holme P, Ghoshal G. Dynamics of networking agents competing for high centrality and low degree[J]. Physical review letters, 2006, 96(9): 098701.
- [115] Ito J, Kaneko K. Spontaneous structure formation in a network of chaotic units with variable connection strengths[J]. Physical Review Letters, 2001, 88(2): 028701.
- [116] Holme P, Newman M E J. Nonequilibrium phase transition in the coevolution of networks and opinions[J]. Physical Review E, 2006, 74(5): 056108.
- [117] Valdez L D, Macri P A, Braunstein L A. Intermittent social distancing strategy for epidemic control[J]. Physical Review E, 2012, 85(3): 036108.
- [118] Guo D, Trajanovski S, van de Bovenkamp R, et al. Epidemic threshold and topological structure of susceptible-infectious-susceptible epidemics in adaptive networks[J]. Physical Review E, 2013, 88(4):

042802.

- [119] Juher D, Ripoll J, Saldaña J. Outbreak analysis of an SIS epidemic model with rewiring[J]. *Journal of mathematical biology*, 2013, 67(2): 411-432.
- [120] Dong C, Yin Q, Liu W, et al. Can rewiring strategy control the epidemic spreading[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2015, 438: 169-177.
- [121] Marceau V, Noël P A, Hébert-Dufresne L, et al. Adaptive networks: Coevolution of disease and topology[J]. *Physical Review E*, 2010, 82(3): 036116.
- [122] Risau-Gusmán S, Zanette D H. Contact switching as a control strategy for epidemic outbreaks[J]. *Journal of theoretical biology*, 2009, 257(1): 52-60.
- [123] Ogura M, Preciado V M. Epidemic processes over adaptive state-dependent networks[J]. *Physical Review E*, 2016, 93(6): 062316.
- [124] Sahneh F D, Vajdi A, Melander J, et al. Contact adaption during epidemics: A multilayer network formulation approach[J]. *IEEE Transactions on Network Science and Engineering*, 2017, 6(1): 16-30.
- [125] Pitsik E, Makarov V, Kirsanov D, et al. Inter-layer competition in adaptive multiplex network[J]. *New Journal of Physics*, 2018, 20(7): 075004.
- [126] Berlingerio M, Coscia M, Giannotti F, et al. Foundations of multidimensional network analysis[C]//2011 international conference on advances in social networks analysis and mining. IEEE, 2011: 485-489.
- [127] F. Battiston, V. Nicosia, V. Latora, Structural measures for multiplex networks, *Phys. Rev. E* 89 (2014) 032804.
- [128] Bonacich P. Power and centrality: A family of measures[J]. *American journal of sociology*, 1987, 92(5): 1170-1182.
- [129] Solá L, Romance M, Criado R, et al. Eigenvector centrality of nodes in multiplex networks[J]. *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*, 2013, 23(3): 033131.
- [130] Aguirre J, Papo D, Buldú J M. Successful strategies for competing networks[J]. *Nature Physics*, 2013, 9(4): 230-234.
- [131] Gao C, Tang S, Li W, et al. Dynamical processes and epidemic threshold on nonlinear coupled multiplex networks[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2018, 496: 330-338.
- [132] Guo Q, Jiang X, Lei Y, et al. Two-stage effects of awareness cascade on epidemic spreading in multiplex networks[J]. *Physical Review E*, 2015, 91(1): 012822.
- [133] Cai C R, Wu Z X, Chen M Z Q, et al. Solving the dynamic correlation problem of the susceptible-infected-susceptible model on networks[J]. *Physical review letters*, 2016, 116(25): 258301.
- [134] Pan Y, Yan Z. The impact of multiple information on coupled awareness-epidemic dynamics in multiplex networks[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2018, 491: 45-54.
- [135] Watts D J, Strogatz S H. Collective dynamics of 'small-world' networks[J]. *Nature*, 1998, 393(6684): 440.
- [136] Barabási A L, Albert R. Emergence of scaling in random networks[J]. *Science*, 1999, 286(5439): 509-512.
- [137] Yang J X. Epidemic spreading in multiplex networks with heterogeneous infection rate[J]. *EPL (Europhysics Letters)*, 2019, 124(5): 58004.
- [138] Liu G, Liu Z, Jin Z. Dynamics analysis of epidemic and information spreading in overlay networks[J]. *Journal of theoretical biology*, 2018, 444: 28-37.
- [139] Yang H, Gu C, Tang M, et al. Suppression of epidemic spreading in time-varying multiplex networks[J]. *Applied Mathematical Modelling*, 2019, 75: 806-818.
- [140] Yang H, Tang M, Gross T. Large epidemic thresholds emerge in heterogeneous networks of heterogeneous nodes[J]. *Scientific reports*, 2015, 5: 13122.

- [141] Yang H, Rogers T, Gross T. Network inoculation: Heteroclinics and phase transitions in an epidemic model[J]. *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*, 2016, 26(8): 083116.
- [142] Holme P, Saramäki J. Temporal networks[J]. *Physics reports*, 2012, 519(3): 97-125.
- [143] Perra N, Gonçalves B, Pastor-Satorras R, et al. Activity driven modeling of time varying networks[J]. *Scientific reports*, 2012, 2: 469.
- [144] Valdano E, Ferreri L, Poletto C, et al. Analytical computation of the epidemic threshold on temporal networks[J]. *Physical Review X*, 2015, 5(2): 021005.
- [145] Zhu P, Zhi Q, Guo Y, et al. Analysis of epidemic spreading process in adaptive networks[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*, 2018, 66(7): 1252-1256.
- [146] 宋玉蓉, 蒋国平, 徐加刚. 一种基于元胞自动机的自适应网络病毒传播模型[J]. *物理学报*, 2011, 60(12): 120509-120509.
- [147] 汪小帆, 李翔, 陈关荣. 网络科学导论[M]. 北京: 高等教育出版社, 2012.
- [148] Solé-Ribalta A, De Domenico M, Gómez S, et al. Centrality rankings in multiplex networks[C]//*Proceedings of the 2014 ACM conference on Web science*. 2014: 149-155.
- [149] Tu X, Jiang G P, Song Y, et al. Novel multiplex PageRank in multilayer networks[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 12530-12538.
- [150] De Domenico M, Solé-Ribalta A, Omodei E, et al. Ranking in interconnected multilayer networks reveals versatile nodes[J]. *Nature communications*, 2015, 6(1): 1-6.
- [151] Tavassoli S, Zweig K A. Analyzing multiple rankings of influential nodes in multiplex networks[C]//*International Workshop on Complex Networks and their Applications*. Springer, Cham, 2016: 135-146.
- [152] Basaras P, Iosifidis G, Katsaros D, et al. Identifying influential spreaders in complex multilayer networks: A centrality perspective[J]. *IEEE Transactions on Network Science and Engineering*, 2017, 6(1): 31-45.
- [153] 阮逸润, 汤俊, 老明瑞. 复杂网络关键节点识别[M]. 北京: 国防工业出版社, 2019.
- [154] 苏晓萍, 宋玉蓉. 利用邻域“结构洞”寻找社会网络中最具影响力节点[J]. *物理学报*, 2015, 64(2): 1-11.
- [155] Pastor-Satorras R, Vespignani A. Epidemic spreading in scale-free networks[J]. *Physical review letters*, 2001, 86(14): 3200.

附录 1 攻读硕士学位期间撰写的论文

- [1] 王帅, 宋玉蓉, 宋波, 考虑个体警觉行为的多层网络上的病毒传播模型, 计算机工程, 已录用。

附录 2 攻读硕士学位期间申请的专利

- [1] 王帅, 宋玉蓉. 考虑个体警觉性行为的多层网络传播模型, 已受理。

附录 3 攻读硕士学位期间参加的科研项目

- (1) 国家自然科学基金，多重自适应网络传播模型与重要节点防御研究（61672298）。

致谢

时光匆匆流逝，转瞬之间，已经来到了最后一页。在这三年里，我度过了一段难忘且充满意义的生活，我相信这段时光在我的一生中都将无可替代。

作为我的导师，宋玉蓉教授带领我走进了复杂网络这个迷人的研究领域，并且向我展示了这门学科在物理、社会、生物及经济等方向延伸发展的无限可能性。在这三年里，宋老师还教会了我们如何研究、如何思考以及如何规划，这些重要的技能使我逐渐突破了原来狭隘的眼界，并且真正地在各个方面使得我向一名研究生的应有的水平发展。在此还要感谢蒋国平教授在论文写作过程中对我的关心和指导，宋老师与蒋老师严谨的治学态度以及敏锐的思维给我们树立了优秀的学习榜样。

其次还要感谢博士师兄师姐对我的帮助。宋波师兄对我论文的指导细致入微，每一个用词与句子都细心地进行了检查。而与张栩师姐的每一次的交流讨论都充满了启发性，使我对于这个领域的研究兴趣逐渐增高。李因伟师兄对我们的关怀无微不至，不管是学术研究、学校事务还是生活方面，师兄总是能够及时给我们耐心地指导，使得我们的团队能够如家庭一样凝聚。

在此特别感谢赵光启对我的帮助，作为一个医学专业的人士，在流行病与传染病相关方面为我做了大量的科普与讲解，使得我对医学领域流行病的传播与防治有了深入的理解，同样也使我感受到了本研究与真实的流行病控制相比是那么的苍白空洞。

感谢我同门的伙伴、室友以及同专业的同学们，特别是纪明轩、王文波、张毅、仇佳乐以及杨永光。科研的路途总不会是一帆风顺，正如生活也是这样，没有他们的关怀和帮助以及技术交流，我将无法走到今天，那些研究生生活的点点滴滴都将成为我今后生活工作下去的动力。

感谢一切在我背后默默关心、支持我的家人以及朋友们，这份成果不仅属于我自己，也属于所有帮助过我的朋友们，是所有人的努力和帮助的结晶。

最后，衷心地感谢各位专家老师能够抽出宝贵的时间参与本论文评阅和答辩！在此，向他们致以最真诚的感谢与祝福。