



基于社区结构的复杂网络鲁棒性优化策略

刘迪洋¹, 张震¹, 张进²

(1.解放军战略支援部队信息工程大学 信息技术研究所, 郑州 450000; 2.网络通信与安全紫金山实验室, 南京 210000)

摘 要: 为在复杂网络鲁棒性优化过程中尽可能保留网络初始社区结构, 分析重连边策略对网络社区结构的影响, 提出一种结合社区结构的复杂网络鲁棒性优化策略。采用Louvain算法确定复杂网络社区结构, 利用模拟退火算法提升复杂网络中单个社区的内部鲁棒性, 使用改进的智能重连边策略(Smart Rewiring)提升社区间的连接鲁棒性, 并通过标准化互信息指标评价鲁棒性优化过程中社区结构的保留程度。在BA、WS和WU-PowerGrid网络中的实验结果表明, 与Smart Rewiring和MA策略相比, 该策略能在提升网络鲁棒性的同时尽可能保留网络初始社区结构。

关键词: 复杂网络; 社区结构; 鲁棒性优化; 模拟退火算法; 标准互信息

开放科学(资源服务)标志码(OSID):



中文引用格式: 刘迪洋, 张震, 张进. 基于社区结构的复杂网络鲁棒性优化策略[J]. 计算机工程, 2021, 47(8): 84-92.

英文引用格式: LIU D Y, ZHANG Z, ZHANG J. Robustness optimization strategy based on community structure for complex network[J]. Computer Engineering, 2021, 47(8): 84-92.

Robustness Optimization Strategy Based on Community Structure for Complex Network

LIU Diyang¹, ZHANG Zhen¹, ZHANG Jin²

(1. Institute of Information Technology, PLA Strategic Support Force Information Engineering University, Zhengzhou 450000, China;

2. Network Communication and Security Purple Mountain Laboratory, Nanjing 210000, China)

[Abstract] To reduce the changes to the initial community structure of the networks during complex network robustness optimization, the influence of the edge rewiring strategy on network community structure is analyzed, and a robustness optimization strategy based on community structure for complex network is proposed. The strategy employs the Louvain algorithm to determine the complex network community structure, and uses the Simulated Annealing(SA) algorithm to improve the internal robustness of each community in the complex network. Then an improved Smart Rewiring strategy is used to enhance the robustness of connections between communities. On this basis, the Normalized Mutual Information(NMI) indicator is used to evaluate how much the community structure is retained during robustness optimization. Experimental results on BA, WS and WU-PowerGrid networks show that compared with Smart Rewiring strategy and MA strategy, the proposed strategy can improve the network robustness while retaining the initial community structure of the network as much as possible.

[Key words] complex network; community structure; robustness optimization; Simulated Annealing(SA) algorithm; Normalized Mutual Information(NMI)

DOI:10.19678/j.issn.1000-3428.0058410

0 概述

复杂网络是指具有自组织、自相似、吸引力、小世界、无标度中部分或全部性质的网络。现实世界中存在电力传输网络^[1]、金融信息网络^[2]、交通运输

网络^[3]等各种各样的复杂网络。目前,以互联网为代表的信息技术迅速发展,网络节点或链路随机性失效、网元系统包含漏洞后门等不确定扰动事件频发,使得网络鲁棒性^[4]问题日趋突出。因此,研究复杂网络鲁棒性优化策略以提高复杂网络在遭受攻击

基金项目: 国家自然科学基金(61802429, 61872382, 61521003); 国家重点研发计划(2017YFB0803201, 2017YFB0803204)。

作者简介: 刘迪洋(1995—),男,硕士研究生,主研方向为复杂网络优化;张震,讲师、博士;张进,工程师、博士。

收稿日期: 2020-05-25 修回日期: 2020-07-17 E-mail: 337935591@qq.com

时维持其拓扑连接或服务功能的能力,具有重要的理论和现实意义。

近年来,研究人员对网络鲁棒性优化策略进行了大量研究并取得了一定的研究成果。DUAN等^[5]通过在保留网络原始连接的基础上创建冗余边来提高网络鲁棒性,但在电力运输网络等复杂网络中添加冗余边的代价较高,实用性较差,因此HERRMANN等^[6]提出重连边策略,将网络鲁棒性策略建模为一个优化问题,研究如何通过最低成本的重连边使网络具有最优鲁棒性,该文作者将调整后的网络拓扑称为类“洋葱状”网络,类“洋葱状”网络相比其他拓扑具有更强的抗攻击能力。SCHNEIDER等^[7]基于保度重连边提出一种随机重连边策略 Random Rewiring。LOUZADA^[8]提出一种适应网络拓扑演化的智能重连边策略 Smart Rewiring。BAI等^[9-10]分别采用爬山算法、模拟退火算法搜索最优重连边策略。ZHOU等^[11]针对无标度网络提出一种基于MA-RSF_{MA}算法的鲁棒性优化策略MA。SAFAEI等^[12]通过考虑边缘长度、网络直径等网络参数,为搜索最优重连边策略添加约束。ZHOU等^[13]提出一种基于多目标进化算法MOEA-RSF_{MMA}的鲁棒性优化策略,提高了网络应对不同类型攻击的鲁棒性。GHEDINI^[14]提出一种鲁棒性度量指标来评估网络社区在节点级攻击和社区级攻击下的鲁棒性。MA等^[15]利用网络中的社区结构信息来提升网络鲁棒性。

从目前的研究进展来看,大部分研究是在保留网络度分布特性的基础上,通过建立优化模型搜索最优重连边,将网络拓扑调整为具有较强鲁棒性的类“洋葱状”网络。社区结构是网络的一个重要特性,社区结构反映的是一个复杂网络中各小网络的分布和相互联系状况,网络在遭受恶意攻击的情况下,社区间关键连接的断开会导致部分社区与整个网络断开连接。应用不同的网络鲁棒性优化策略会不同程度地改变网络的初始社区结构,而社区结构的改变会导致网络功能模块的丢失^[16],例如在局域网中根据重连边策略将某些主机连接至其他局域网,会破坏局域网预期的结构与功能,因此在优化网络鲁棒性的同时维护初始网络社区结构显得十分重要。基于此,本文提出一种基于社区结构的网络鲁棒性优化策略 Community Rewiring。

1 重连边策略对网络社区结构的影响

1.1 网络鲁棒性评价标准

本文考虑高度攻击(High-Degree Attack, HDA)和高介数攻击(High-Betweenness Attack, HBA)^[17]下的网络鲁棒性。这两种攻击分别根据节点的度中心性和介数中心性衡量节点的重要性,每次攻击移除当前网络

中最重要的节点及与该节点相连的边。只要完成一次攻击,就对当前网络的节点按重要性重新排序。

目标网络 G 初始时是连通的,其最大连通子图的规模为网络的节点个数 N 。当网络遭受恶意攻击时,网络中的部分节点失效,最大连通子图规模也随之变小,这一过程如图1所示,灰色节点部分表示当前网络的最大连通子图。

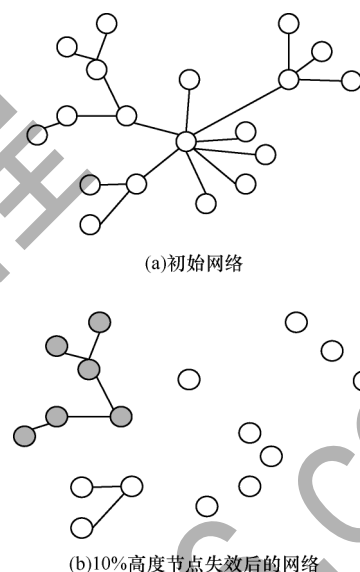


图1 恶意攻击下最大连通子图规模的变化

Fig.1 Changes in the size of the maximum connected subgraph under malicious attacks

由此可见,网络最大连通子图的规模可以反映网络的连通性能。因此,本文在恶意攻击下采用鲁棒性指数 R 来衡量网络鲁棒性^[18], R 的计算公式如下:

$$R = \frac{1}{N} \sum_{Q=1}^N S(Q) \quad (1)$$

其中: $S(Q)$ 为 Q 个节点失效后网络最大连通子图包含的节点数目; R 的取值范围为 $\left[\frac{1}{N}, 0.5\right]$, N 为网络初始节点的个数, R 越大网络抵抗恶意攻击的能力越强, R 越小网络抵抗恶意攻击的能力越弱; Q 可用于描述攻击规模, $Q=qN$, q 为被攻击节点占初始网络节点数的比例, $s(q)$ 是被攻击节点比例为 q 时网络最大连通子图包含的节点数与初始网络节点数的比例,初始时 $s(q)=1$,随着攻击的进行 q 不断增加,与最大连通子图断开连接的节点数不断增加, $s(q)$ 越来越小。若 $s(q)$ 减小得越慢,则网络抵抗恶意攻击的能力越强;若 $s(q)$ 减小得越快,则网络抵抗恶意攻击的能力越弱。

1.2 重连边后网络社区结构变化情况分析

网络鲁棒性和社区结构是复杂网络中两个高度相关的问题,社区是网络中存在的关系紧密的节点

集合,社区内部节点之间具有紧密的连接,而社区之间则为松散的连接。社区划分很大程度上依赖于初始网络的结构,维持正确的社区划分对于网络发挥其功能和性能十分重要。

为达到网络鲁棒性优化效果,需要对重连边策略进行多次迭代,随机重连边迭代过程中网络社区结构的变化如图2所示,彩色效果见《计算机工程》官网HTML版。

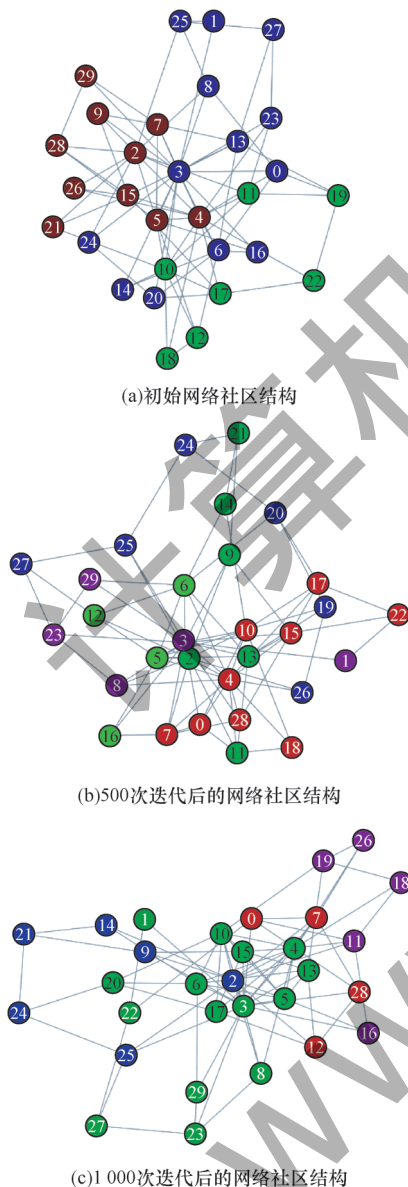


图2 鲁棒性优化过程中网络社区结构的变化

Fig.2 Changes of network community structure in robustness optimization process

节点的不同颜色代表属于不同的社区,初始网络包含3个社区,社区结构划分为 $[0,1,3,6,8,13,14,16,20,23,24,25,27]$ 、 $[2,4,5,7,9,15,21,26,28,29]$ 、

$[10,11,12,17,18,19,22]$,网络鲁棒性指数为 $R=0.24$ 。当经过500次迭代优化后,网络包含5个社区,社区结构划分变为 $[0,4,7,10,15,17,18,22,28]$ 、 $[1,3,8,23,29]$ 、 $[2,9,11,14,21]$ 、 $[5,6,12,13,16]$ 、 $[19,20,24,25,26,27]$,网络鲁棒性指数提升至 $R=0.31$ 。当经过1000次迭代优化后,网络包含5个社区,社区结构划分变为 $[0,7,12,28]$ 、 $[1,3,8,22,23,27,29]$ 、 $[2,9,14,21,24,25]$ 、 $[4,5,6,10,13,15,17,20]$ 、 $[11,16,18,19,26]$,网络鲁棒性指数提升至 $R=0.34$ 。由此可见,在通过重连边策略优化网络鲁棒性的过程中,网络鲁棒性得到提升的同时初始网络的社区结构也发生了较大变化。

1.3 社区结构保留程度评价标准

在网络鲁棒性优化过程中,保留初始社区结构是指保持优化后网络社区结构与初始网络社区结构之间的相似性。标准化互信息(Normalized Mutual Information, NMI)常用于聚类中度量两个聚类结果的相近程度,是社区发现的重要衡量指标,可以较客观地评价一个社区划分相比标准社区划分的准确度^[19]。因此,本文将初始网络社区结构划分看作标准社区划分,随着鲁棒性优化过程的进行,通过计算当前网络社区结构相比初始社区结构的NMI来衡量优化策略对初始社区结构的保留程度。假设 α 为初始网络, β 为优化后的网络,NMI的计算公式如下^[20]:

$$N_{\text{NMI}}(\alpha, \beta) = \frac{-2 \sum_{i=1}^{C_\alpha} \sum_{j=1}^{C_\beta} F_{ij} \log_a \frac{F_{ij} N}{F_{i.} F_{.j}}}{\sum_{i=1}^{C_\alpha} F_{i.} \log_a \frac{F_{i.}}{N} + \sum_{j=1}^{C_\beta} F_{.j} \log_a \frac{F_{.j}}{N}} \quad (2)$$

其中: C_α 和 C_β 分别为优化前后的网络包含的社区数量;矩阵 F 中的任一元素 F_{ij} 表示同时存在于网络 α 中的社区 i 和网络 β 中的社区 j 的节点数目; $F_{i.}$ 和 $F_{.j}$ 分别为矩阵 F 的第 i 行元素之和与第 j 列元素之和。NMI的取值范围为 $[0,1]$,如果优化前后网络社区结构完全不同,则 $N_{\text{NMI}}(\alpha, \beta)=0$;如果优化前后网络社区结构完全相同,则 $N_{\text{NMI}}(\alpha, \beta)=1$ 。NMI越大,表明初始社区结构保留越完整。

2 基于社区结构的复杂网络鲁棒性优化

本文提出一种基于社区结构的复杂网络鲁棒性优化策略,旨在提升网络鲁棒性的同时保留初始网络社区结构。该策略共分为3个阶段:1)采用Louvain算法确定网络社区结构;2)基于模拟退火

(Simulated Annealing, SA)算法优化网络中单个社区的内部鲁棒性;3)基于改进的 Smart Rewiring 策略优化社区间的连接鲁棒性。基于社区结构的网络鲁棒性优化流程如图3所示。

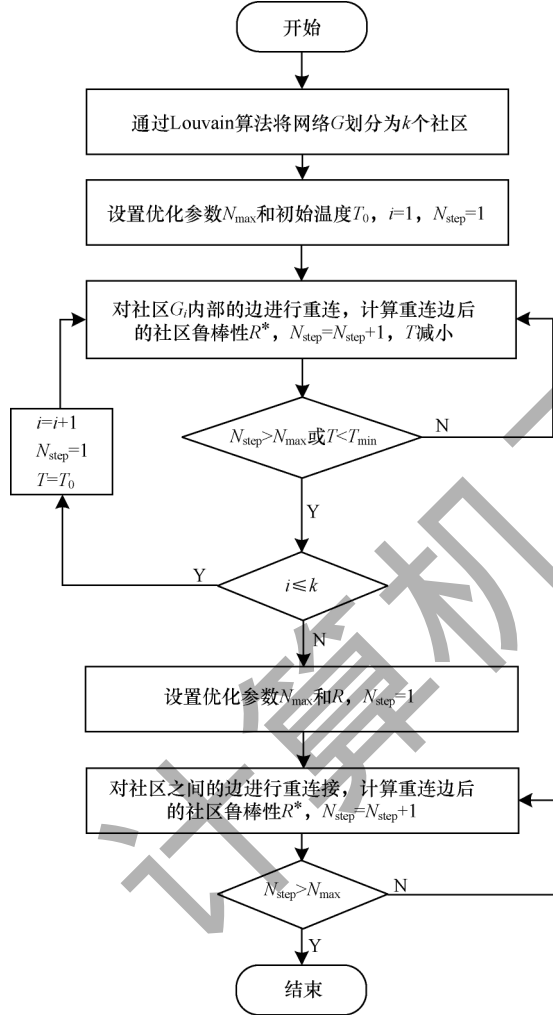


图3 基于社区结构的网络鲁棒性优化流程

Fig.3 Procedure of network robustness optimization based on community structure

2.1 社区结构检测

社区结构检测的目的是确定目标网络 G 的初始社区结构。本文采用 Louvain 算法检测网络社区结构。Louvain 算法是基于模块度的社区发现算法,能够发现层次性的社区结构,优化目标是最大化整个社区网络的模块度,被认为是目前性能最好的社区发现算法之一^[21]。

2.2 社区内鲁棒性优化

对于社区内鲁棒性优化,采用保留节点度的重连边方法,先在社区 G_i 中随机选择两条边 e_{ij} 和 e_{km} ,再删除 e_{ij} 和 e_{km} ,之后添加 e_{im} 和 e_{kj} 。在此过程中,节点度保持不变,节点 i, j, k, m 必须是不同节点。社区内的重连边方法如图4所示。

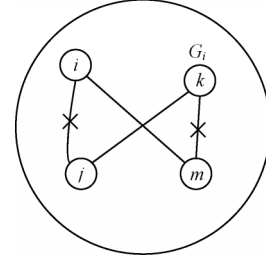


图4 社区内的重连边方法

Fig.4 Rewiring method within in the community

在 Random Rewiring 策略中,每次重连边后比较网络鲁棒性,如果鲁棒性增强则保留重连边,否则重新选择 e_{ij} 和 e_{km} 。这种启发式算法对网络鲁棒性的优化是有效的但不能避免陷入局部最优。这是因为启发式算法的实质是一种贪心策略,客观上决定了会错过不符合贪心规则的更优策略。通常为避免陷入局部最优在算法中引入随机性。模拟退火算法基于物理中固体物质的退火过程与一般组合优化问题之间的相似性,从某一较高初温出发,伴随温度参数的不断下降,能概率性地跳出局部最优并最终趋于全局最优。因此,本文选择模拟退火算法优化社区内鲁棒性。

对于社区 G_i ,输入参数 A 表示不同的攻击策略,计算社区在不同攻击策略下的鲁棒性 $R_i(A)$,选择社区中的两条边进行重新连接,重连边之后的社区记为 G_i^* ,社区鲁棒性记为 $R_i^*(A)$ 。如果 $R_i^*(A) > R_i(A)$,则接受 $G_i = G_i^*$ 。如果 $R_i^*(A) \leq R_i(A)$,则以一定概率接受 $G_i = G_i^*$,被接受的概率取决于 $\Delta R = |R_i^* - R_i|$ 和初始温度 T_0 , ΔR 越小,越容易接受重连边而跳出局部最优。在开始时 T 较高,易跳出局部最优,随着迭代进行, T 不断减小,而在接近结束且当 $T \rightarrow 0$ 时,跳出局部最优变得更加困难。在模拟退火过程中,需要设置初始温度 T_0 和温度进度表,使温度在算法运行过程中逐渐降低,以便系统在每一步降低温度时达到平衡。参数 T 的减小方式对优化结果具有十分重要的影响,本文设置 $T(i) = 0.8^i \times T_0$ 。

算法1 基于模拟退火的社区内部重连边算法

输入 目标网络社区集合 $G = \{G_1, G_2, \dots, G_k\}$ 、攻击策略 A 、终止参数 N_{\max} 、初始温度 T_0

输出 实现单个社区鲁棒性优化的目标网络

1. for each G_i in G do:
2. $N_{\text{step}} = 1, T = T_0$
3. while $N_{\text{step}} < N_{\max}$ and $T > T_{\min}$ do:
4. 计算 $R_i(A)$
5. 随机选择社区 G_i 中的两条边 e_{ij} 和 e_{km}
6. 若节点 i, j, k, m 出现重复,则重复步骤5~步骤7
7. 删除 e_{ij} 和 e_{km}
8. 添加 e_{jk} 和 e_{im}
9. 计算 $R_i^*(A)$

```

10. if  $R_i^*(A) > R_i(A)$  then
11.  $G_i = G_i^*$ 
12. else
13. 以概率  $\exp(-\Delta R/T)$  接受  $G_i = G_i^*$ 
14. end if
15.  $N_{step} = N_{step} + 1$ 
16. T 减小
17. end while
18. end for

```

2.3 社区间鲁棒性优化

Smart Rewiring 是一种智能高效的鲁棒性优化策略。该策略首先在目标网络中随机选择一个节点 i , 节点 i 至少有 2 个度大于 1 的邻居节点。先选择节点 i 的度最小的节点 j 和度最大的节点 m , 随机选择节点 j 的 1 个邻居节点 n 和节点 m 的 1 个邻居节点 k , 再删除 e_{mk} 和 e_{jn} , 之后添加 e_{mj} 和 e_{kn} 。多次迭代这一过程, 每一次均比较重连边前后的鲁棒性, 如果鲁棒性提升则保留重连边, 否则再次寻找相关节点。Smart Rewiring 策略如图 5 所示。

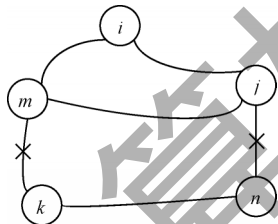


图 5 Smart Rewiring 策略

Fig.5 Smart Rewiring strategy

为优化社区间连边的鲁棒性, 对 Smart Rewiring 策略进行以下改进:

1) 节点 i 的选择。计算网络 G 的平均节点度 $\langle k \rangle$, 随机选择 1 个度大于 $\langle k \rangle$ 的节点 i , 节点 i 至少有 1 个不同社区的邻居节点及有 1 个度大于 2 的同社区邻居节点。

2) 重连边的选择。选择节点 i 的度最小的 1 个同社区邻居节点 m , 并随机选择 m 的 1 个邻居节点 k 。进一步地, 先随机选择节点 i 的 1 个不同社区的邻居节点 j , 再删除 e_{ij} 和 e_{km} , 之后添加 e_{ik} 和 e_{jm} 。

通过多次迭代这一过程, 最终达到优化社区间连边鲁棒性的目的。社区间的重连边方法如图 6 所示。

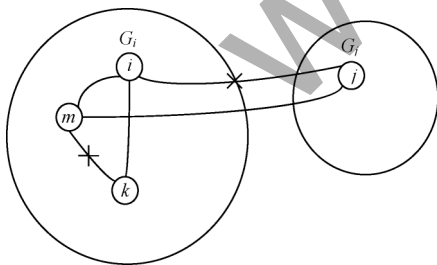


图 6 社区间重连边方法

Fig.6 Rewiring method between communities

对于完成社区内部鲁棒性优化的网络 G , 计算网络鲁棒性 $R(A)$, 然后选择网络中的一组节点进行重新连接。重连边之后的网络记为 G^* , 鲁棒性记为 $R^*(A)$ 。设置鲁棒性优化参数 ΔR 对优化效果进行判断, 如果 $R^*(A) > R(A) + \Delta R$, 则保留此时的社区结构, 即 $G = G^*$, 完成一轮优化。此外, 为优化过程设置终止参数 N_{max} , 当达到迭代次数时, 优化终止。

算法 2 基于改进的 Smart Rewiring 策略的社区间重连边算法

输入 完成单个社区鲁棒性优化的目标网络、攻击策略 A 、鲁棒性优化参数 ΔR 、终止参数 N_{max}

输出 完成社区间鲁棒性优化的目标网络

```

1.  $N_{step} = 1$ 
2. while  $N_{step} < N_{max}$  do:
3. 计算  $R(A)$ 
4. 随机选择 1 个度大于  $\langle k \rangle$  的节点  $i$ 
5. 节点  $i$  至少有 1 个不同社区的邻居节点, 有 1 个度大于 2 的同社区邻居节点
6. 选择  $i$  的度最小的 1 个同社区邻居节点  $m$ 
7. 随机选择  $m$  的 1 个邻居节点  $k$ 
8. 随机选择节点  $i$  的 1 个不同社区的邻居节点  $j$ 
9. 删除  $e_{ij}$  和  $e_{km}$ 
10. 添加  $e_{ik}$  和  $e_{jm}$ 
11. 计算  $R^*(A)$ 
12. if  $R^*(A) > R(A) + \Delta R$  then
13.  $G = G^*$ 
14. end if
15.  $N_{step} = N_{step} + 1$ 
16. end while

```

3 实验验证

为验证本文 Community Rewiring 策略能在优化网络鲁棒性的同时保持网络初始社区结构, 将其与 Smart Rewiring 和 MA 策略在 BA、WS 和 WU-PowerGrid 网络中进行对比实验。BA 网络与 WS 网络为模拟网络, 其中, BA 网络的度分布具有重尾分布特性, WS 网络具有高聚类和平局路径较短的特性。WU-PowerGrid 网络为真实网络, 以真实的西欧电力网为模型, 节点代表发电机, 节点之间的链路代表高压输电线路。3 种网络拓扑信息如表 1 所示。

表 1 网络拓扑信息

Table 1 Network topology information

网络	节点数	平均节点度	边数	社区数
BA	100	3.92	196	8
WS	100	3.00	100	6
WU-PowerGrid	217	2.95	320	11

3.1 鲁棒性优化的有效性验证

为对网络鲁棒性优化的有效性进行验证, 本文模拟了 3 种网络遭受 HDA 和 HBA 两种恶意攻击的场景, 分析随着节点失效率 q 的增加, $s(q)$ 的下降趋

势的变化,并对3种策略的网络鲁棒性优化效果进行对比分析。

BA网络中的实验结果如图7所示。可以看出,随着 q 值的增加,当不采用优化策略时,同等规模两种攻击下 $s(q)$ 下降速度相近,这是由于在BA网络此类节点度分布接近幂律分布的网络中,两种攻击策略都能较准确地确定其重要节点,攻击效果较接近。当采用Smart Rewiring与MA策略优化后, $s(q)$ 下降有所减缓;当 q 为0.6时, $s(q)$ 降至0.1以下。当采用Community Rewiring策略后, $s(q)$ 下降速度介于Smart Rewiring与MA策略之间。

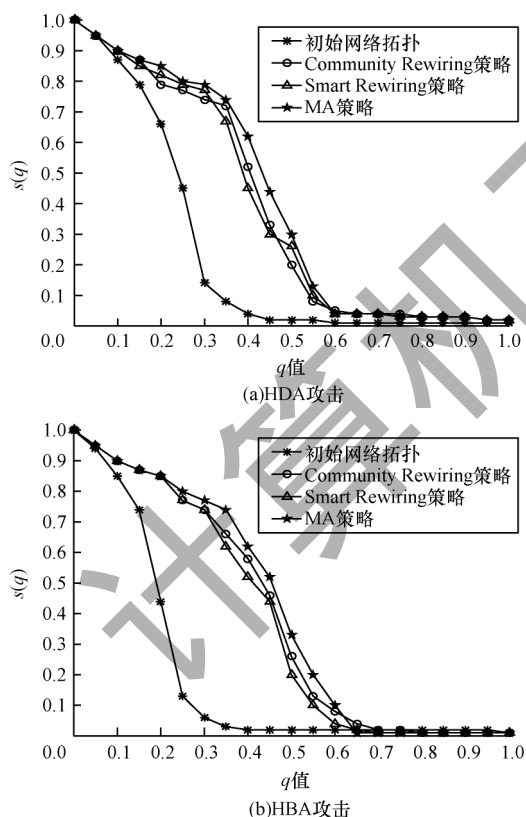


图7 3种优化策略下BA网络的 $s(q)$ 变化情况

Fig.7 Changes of $s(q)$ in BA network under three optimization strategies

WS网络中的实验结果如图8所示。可以看出,随着 q 值的增加,当不采用优化策略时,同等规模HBA攻击下 $s(q)$ 下降比HDA更快,当 $q=0.2$ 时HBA攻击下 $s(q)$ 已接近0.1,而HDA攻击下 $q=0.4$ 时网络基本崩溃,这是由于WS网络有显著的小世界特征,高介数节点的移除会造成网络迅速崩溃。当采用Smart Rewiring与MA策略优化后, $s(q)$ 下降有所减缓。在HDA攻击下,当 $q=0.6$ 时,网络完全崩溃。在HBA攻击下,当 $q=0.4$ 时,网络也完全崩溃。在采用Community Rewiring策略后, $s(q)$ 下降速度介于Smart Rewiring与MA策略之间,在HDA攻击和HBA攻击下, q 分别为0.6和0.4时 $s(q)$ 降至0.1以下。

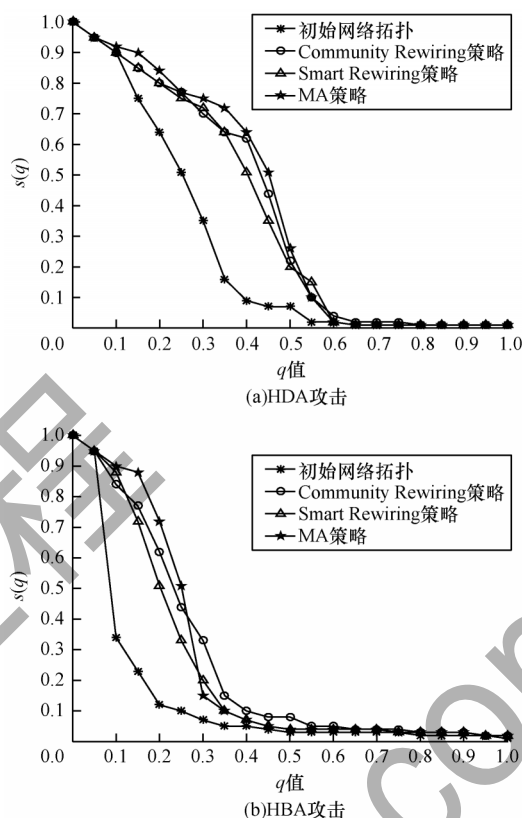


图8 3种优化策略下WS网络的 $s(q)$ 变化情况

Fig.8 Changes of $s(q)$ in WS network under three optimization strategies

WU-PowerGrid网络中的实验结果如图9所示。可以看出,随着 q 值的增加,当不采用优化策略时,同等规模HBA攻击下 $s(q)$ 下降比HDA更快,当 $q=0.2$ 时HBA攻击下 $s(q)$ 已接近0.1,而HDA攻击下 $q=0.4$ 时,网络基本崩溃,与WS网络相近。这是由于WU-PowerGrid网络与WS网络具有相似的小世界特性。当采用Smart Rewiring与MA策略优化后, $s(q)$ 下降有所减缓,在HDA策略下,当 $q=0.6$ 时,网络完全崩溃。在HBA策略下,当 $q=0.4$ 时,网络也完全崩溃。当采用Community Rewiring策略时, $s(q)$ 下降速度仍介于Smart Rewiring与MA策略之间,在HDA攻击和HBA攻击下, q 分别为0.6和0.4时网络完全崩溃。

实验分别应用3种策略对3种网络进行10次优化,网络鲁棒性的优化效果如表2、表3所示,其中, R_{org} 为无优化时的鲁棒性指数, R_{avg} 为10次优化后的平均鲁棒性指数, ΔR 为不同策略对网络鲁棒性优化的提升指数。由表2、表3可知,在HDA攻击下,Community Rewiring策略对网络鲁棒性的优化率分别达到59.26%、45.10%和61.37%,在HBA攻击下,Community Rewiring策略对网络鲁棒性的优化率分别达到88.73%、76.71%和88.93%,优化效果均优于Smart Rewiring策略,略劣于MA策略。在两种攻击策略下,MA策略对网络鲁棒性的优化效果均是最优的。

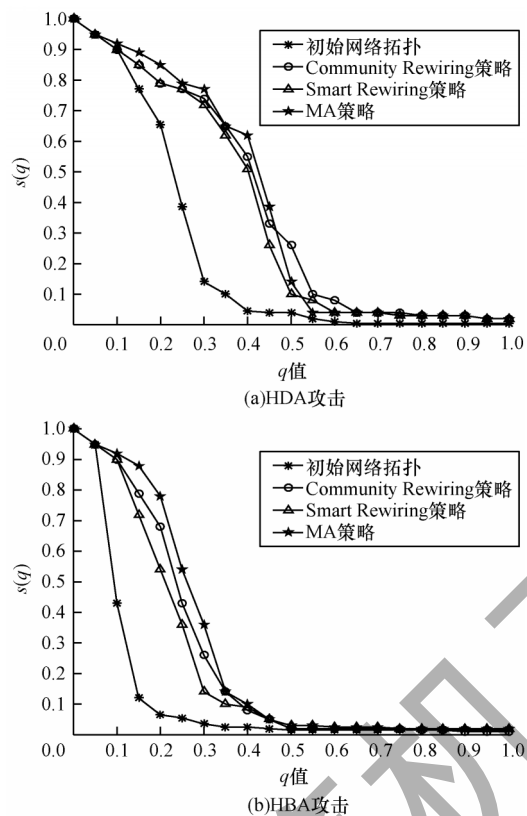


图9 3种优化策略下WU-PowerGrid网络的 $s(q)$ 变化情况
Fig.9 Changes of $s(q)$ in WU-PowerGrid network under three optimization strategies

表2 HDA攻击下鲁棒性优化效果				
Table 2 Optimization effect of robustness under HDA attack				
网络	优化策略	R_{org}	R_{avg}	ΔR
BA	Community Rewiring	0.256 5	0.408 5	0.152 0
	Smart Rewiring	0.256 5	0.407 0	0.150 5
	MA	0.256 5	0.433 5	0.177 0
WS	Community Rewiring	0.280 5	0.407 0	0.126 5
	Smart Rewiring	0.280 5	0.396 0	0.115 5
	MA	0.280 5	0.423 0	0.142 5
WU-PowerGrid	Community Rewiring	0.254 7	0.411 0	0.156 3
	Smart Rewiring	0.254 7	0.391 5	0.136 8
	MA	0.254 7	0.414 2	0.159 5

表3 HBA攻击下鲁棒性优化效果				
Table 3 Optimization effect of robustness under HBA attack				
网络	优化策略	R_{org}	R_{avg}	ΔR
BA	Community Rewiring	0.222 0	0.419 0	0.197 0
	Smart Rewiring	0.222 0	0.404 5	0.182 5
	MA	0.222 0	0.436 5	0.214 5
WS	Community Rewiring	0.161 0	0.284 5	0.123 5
	Smart Rewiring	0.161 0	0.258 5	0.097 5
	MA	0.161 0	0.285 5	0.124 5
WU-PowerGrid	Community Rewiring	0.144 5	0.273 0	0.128 5
	Smart Rewiring	0.144 5	0.255 2	0.110 7
	MA	0.144 5	0.298 7	0.154 2

3.2 社区结构保留的有效性验证

为对社区结构保留的有效性进行验证,在3.1节实验的基础上对应用3种鲁棒性优化策略前后的网络通过Louvain算法进行社区结构划分,分析优化过程中3种鲁棒性优化策略下社区结构保留程度评价指标NMI的变化情况,并基于3种鲁棒性优化策略对初始网络社区结构特征的保留程度进行对比。

BA网络中的实验结果如图10所示。可以看出:当采用MA策略时,在1000次迭代后,NMI指数接近0.3;当采用Smart Rewiring策略时,在1000次迭代后,NMI指数略低于0.4;当采用Community Rewiring策略时,在1000次迭代后,NMI指数仍接近0.6。

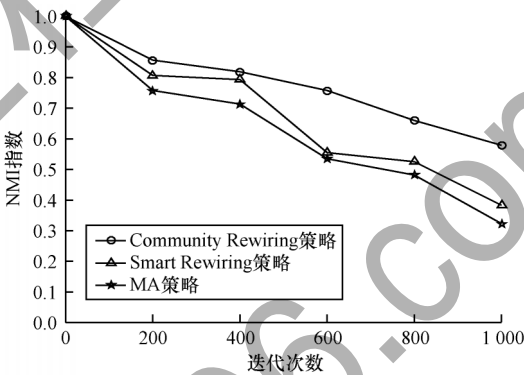


图10 3种优化策略下BA网络社区结构保留情况
Fig.10 Reservation of BA network community structure under three optimization strategies

WS网络中的实验结果如图11所示。可以看出:当采用Smart Rewiring和MA策略时,在1000次迭代后,NMI指数略低于0.6;当采用Community Rewiring策略时,NMI指数仍维持在0.7。WU-PowerGrid网络中的实验结果如图12所示。可以看出:当采用Smart Rewiring和MA策略时,在1000次迭代后,NMI指数略高于0.6;当采用Community Rewiring策略时,NMI指数仍维持在0.7以上。

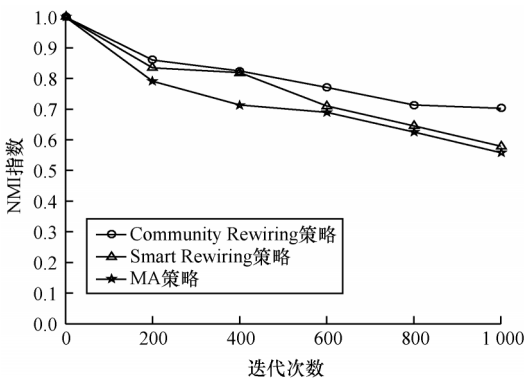


图11 3种优化策略下WS网络社区结构保留情况
Fig.11 Reservation of WS network community structure under three optimization strategies

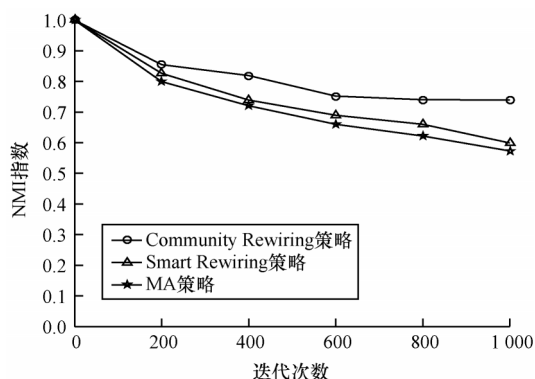


图12 3种优化策略下WU-PowerGrid网络社区结构保留情况

Fig.12 Reservation of WU-PowerGrid network community structure under three optimization strategies

应用3种策略对3种网络进行10次优化,网络初始社区结构的保留效果如表4所示,其中, NMI_{avg} 为每种策略优化10次后网络社区结构保留程度的平均指数, ΔNMI 为Community Rewiring策略对网络社区结构保留程度的优化相比Smart Rewiring和MA两种策略的提升指数。

表4 社区结构保留效果

Table 4 Retention effect of community structure

网络	优化策略	NMI_{avg}	ΔNMI
BA	Community Rewiring	0.579 2	—
	Smart Rewiring	0.383 3	0.195 9
	MA	0.323 3	0.255 9
WS	Community Rewiring	0.702 8	—
	Smart Rewiring	0.579 2	0.123 6
	MA	0.558 1	0.144 7
WU-PowerGrid	Community Rewiring	0.739 5	—
	Smart Rewiring	0.599 2	0.140 3
	MA	0.573 1	0.166 4

由表4可知:相比Smart Rewiring策略,Community Rewiring策略对社区结构保留的提升率分别达到了51.11%、21.34%和23.41%;相比MA策略,Community Rewiring策略对社区结构保留的提升率分别达到了79.15%、25.93%和29.03%。在3种策略中,Community Rewiring策略对网络社区结构保留程度最高,而Smart Rewiring策略下社区结构的保留程度优于MA策略,MA策略对网络社区结构破坏程度最大。

3.3 结论与分析

由以上实验结果可看出:在3种鲁棒性优化策略中,Community Rewiring策略对网络鲁棒性的优化效果优于Smart Rewiring策略,略劣于MA策略;Community Rewiring策略对初始网络的社区结构保留效果优于Smart Rewiring和MA策略。

在3种策略下, $s(q)$ 下降趋势不同,即鲁棒性优化效果不同的原因在于:Smart Rewiring策略基于节点的

邻居信息与简单的贪心策略选择重连边组合,MA策略基于MA-RSF_{MA}算法设计全局搜索算子,在无约束条件下搜索最优的重连边组合,而Community Rewiring策略在单个社区中采用了类似全局搜索的模拟退火算法,在社区间优化时采用了改进的Smart Rewiring策略。因此,MA策略下 $s(q)$ 下降最慢,对网络鲁棒性优化效果最好,Smart Rewiring策略下 $s(q)$ 下降最快,Community Rewiring策略居中。同时,在3种策略下初始社区结构保留程度不同的原因在于:在相同的迭代次数下,MA策略相比Smart Rewiring策略优化效果更好,可搜索到更多使网络鲁棒性提升的重连边组合,网络拓扑的改变次数更多,网络的社区结构变化更大,而Community Rewiring策略将优化过程分为社区内优化与社区间优化,有效地减少了重连边对网络社区结构的改变。因此,MA策略下初始社区结构被破坏最严重,Smart Rewiring策略居中,Community Rewiring策略下初始社区结构保留最完整。基于以上结论与分析得出,本文所提Community Rewiring策略在达到接近MA策略的鲁棒性优化效果的同时能更好地保持网络初始社区结构。

4 结束语

针对传统复杂网络鲁棒性优化策略中重连边破坏网络初始社区结构的问题,本文提出一种结合社区结构的复杂网络鲁棒性优化策略。该策略基于模拟退火算法优化单个社区的内部鲁棒性,利用改进的Smart Rewiring策略优化社区间的连接鲁棒性。在模拟网络和真实网络中的实验结果表明,该策略能在优化网络鲁棒性的同时有效地保持网络初始社区结构。下一步将在优化网络鲁棒性的同时考虑更多的真实网络特性,使复杂网络鲁棒性优化策略在真实网络中更具普适性。

参考文献

- [1] HU P, LEE L. Community based link addition strategies for mitigating cascading failures in modern power systems[J]. Processes, 2020, 8(2): 126-135.
- [2] TU H, XIA Y, WU J, et al. Robustness assessment of cyber-physical systems with weak interdependency[J]. Physica A: Statistical Mechanics & Its Applications, 2019, 512: 9-17.
- [3] 刘朝阳,吕永波,刘步实,等.城市轨道交通网络级联失效抗毁性研究[J]. 交通运输系统工程与信息, 2018, 18(5): 82-87.
LIU Z Y, LÜ Y B, LIU B S, et al. Cascading failure resistance of urban rail transit network [J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2018, 18(5): 82-87. (in Chinese)
- [4] ALBERT R, JEONG H, BARABASI A L. Error and attack tolerance of complex networks[J]. Physica A:

- Statistical Mechanics and its Applications, 2004, 340: 388-394.
- [5] DUAN B P, LIU J, ZHOU M X, et al. A comparative analysis of network robustness against different link attacks [J]. Physica A: Statistical Mechanics & Its Applications, 2016, 448: 144-153.
- [6] HERRMANN H J, SCHNEIDER C M, MOREIRA A A, et al. Onion-like network topology enhances robustness against malicious attacks [J]. Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment, 2011(1): 1027-1035.
- [7] SCHNEIDER C M, MOREIRA A A, ANDRADE J S, et al. Mitigation of malicious attacks on networks [J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2011, 108(10): 3838-3841.
- [8] LOUZADA V H P. Smart rewiring for network robustness [J]. Journal of Complex Networks, 2013, 1(2): 150-159.
- [9] BAI L, XIAO Y D, HOU L L, et al. Smart Rewiring: improving network robustness faster [J]. Chinese Physics Letters, 2015, 32(7): 215-219.
- [10] BUESSER P, DAOLIO F, TOMASSINI M, et al. Optimizing the robustness of scale-free networks with simulated annealing [C]//Proceedings of International Conference on Adaptive and Natural Computing Algorithms. Washington D. C. , USA: IEEE Press, 2011: 167-176.
- [11] ZHOU M X, LIU J. A memetic algorithm for enhancing the robustness of scale-free networks against malicious attacks [J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2014, 410: 131-143.
- [12] SAFAEI F, YEGANLOO H, AKBAR R. Robustness on topology reconfiguration of complex networks: an entropic approach [J]. Mathematics and Computers in Simulation, 2020, 170: 379-409.
- [13] ZHOU M X, LIU J. A two-phase multi objective evolutionary algorithm for enhancing the robustness of scale-free networks against multiple malicious attacks [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2017, 47(2): 539-552.
- [14] GHEDINI C G. Using community structure information to improve complex networks robustness [EB/OL]. [2020-04-01]. http://www.thinkmind.org/index.php?view=article&articleid=pesaro_2015_1_20_60006.
- [15] MA L J, GONG M G, CAI Q, et al. Enhancing community integrity of networks against multilevel targeted attacks [J]. Physical Review E, 2013, 88(2): 1-10.
- [16] WANG S, LIU J, WANG X D. Mitigation of attacks and errors on community structure in complex networks [EB/OL]. [2020-04-01]. https://www.onacademic.com/detail/journal_1000039880499710_9671.html.
- [17] NGUYEN Q, PHAM H D, CASSI D, et al. Conditional attack strategy for real-world complex networks [EB/OL]. [2020-04-01]. <https://ideas.repec.org/a/eee/phsmap/v530y2019ics0378437119309240.html>.
- [18] LIU J, ABBASS HA, TAN K C. Evolutionary computation and complex networks [M]. Berlin, Germany: Springer, 2019.
- [19] DANON L, DIAZGUILERA A, DUCH J, et al. Comparing community structure identification [EB/OL]. [2020-04-01]. <http://arxiv.org/pdf/cond-mat/0505245>.
- [20] MOZAFARI M, KHANSARI M. Improving the robustness of scale-free networks by maintaining community structure [J]. Journal of Complex Networks, 2019, 7(6): 838-864.
- [21] YANG Z, ALGESHEIMER R, TESSONE C J, et al. A comparative analysis of community detection algorithms on artificial networks [J]. Scientific Reports, 2016, 6(1): 1-18.

编辑 陆燕菲