

基于节点冗余容量动态控制的复杂网络鲁棒性研究

张震*^① 刘迪洋^① 张进^② 谢记超^①

^①(战略支援部队信息工程大学 郑州 450000)

^②(网络通信与安全紫金山实验室 南京 210000)

摘要: 针对传统级联失效模型中冗余参数固定不变的问题, 该文综合考虑节点受攻击程度不同和失效过程中网络拓扑的动态变化, 建立了基于节点冗余容量动态控制(DRC)的级联失效模型。通过定义网络相变临界因子 θ 衡量节点失效引发级联失效的概率, 分析了网络鲁棒性与 θ 之间的相关性, 并结合度分布函数详细推导了 θ 的解析表达式, 基于解析表达式提出了两种网络鲁棒性提升策略。仿真结果表明, 在模型网络和真实网络中, 根据被攻击节点度的不同, 通过调整节点初始负载参数 τ 可以有效提高目标网络的鲁棒性; DRC模型下级联失效传播范围较Motter-Lai(ML)模型显著减小。

关键词: 复杂网络; 级联失效; 网络鲁棒性; 节点冗余容量

中图分类号: TN919.2

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2021)05-1349-08

DOI: 10.11999/JEIT200185

Research on the Robustness of Complex Networks Based on Dynamic Control of Node Redundancy Capacity

ZHANG Zhen^① LIU Diyang^① ZHANG Jin^② XIE Jichao^①

^①(PLA Strategic Support Force Information Engineering University, Zhengzhou 450000, China)

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

Abstract: In View of the problem of fixed redundancy parameters in the traditional cascade failure model, this paper comprehensively considers the different attack levels of nodes and the dynamic changes of the network topology during the failure process, and establishes a cascading failure model based on Dynamic control of node Redundancy Capacity (DRC). By defining the critical factor θ of the phase transition of the network to measure the probability of node failure leading to cascading failure, the correlation between network robustness and θ is analyzed, and the analytic expression of θ is derived in detail by combining degree distribution function, Based on analytic expressions, two network robustness enhancement strategies are proposed. The simulation results show that in model network and real network, the robustness of target network can be effectively improved by adjusting the initial load parameter τ of nodes according to the difference of degree of nodes under attack. The failure propagation range of DRC model is significantly reduced compared with Motter-Lai (ML) model.

Key words: Complex networks; Cascade failure; Robustness; Node redundancy capacity

1 引言

随着复杂网络在电力网络、通信网络、交通网络和互联网等领域的广泛应用, 复杂网络的分析和

研究越来越受到人们的重视, 其中一个重要领域是研究网络部分节点失效对其拓扑结构和服务功能的影响, 即网络鲁棒性^[1]。级联失效场景下的网络鲁棒性是该领域的核心问题, 当网络中某个节点失效后, 失效节点的负载将重新分配至其邻居节点并引发下一轮失效, 此种网络连锁失效反应称为级联失效^[2]。

当前级联失效下的网络鲁棒性研究主要从级联失效模型和鲁棒性优化策略两方面进行。级联失效模型方面, Motter和Lai^[3]假设网络上节点的负载和容量呈线性关系, 提出了著名的ML(Motter-Lai)模

收稿日期: 2020-03-20; 改回日期: 2020-09-02; 网络出版: 2020-09-17

*通信作者: 张震 zhangzhen2096@163.com

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)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China(61802429, 61872382, 61521003), The National Key Research and Development Plan(2017YFB0803201, 2017YFB0803204)

型,但ML模型与真实网络流量特征不完全相符。文献[4]对ML模型进行改进,提出节点初始负载越大,获得的额外冗余资源应当越多。文献[5]进一步引入了反映节点承受额外负载能力的超载系数,以及描述负载重分配后节点所承担负载的剩余系数和失效概率参数,建立了更接近实际网络级联失效的动态模型。文献[6]引入本地分配比例系数,利用节点的度和失效节点负载分布范围作为负载重分配参数,并提出基于节点承载能力的级联失效模型。文献[7]针对相依网络的级联失效过程,建立级联失效模型并提出一种择优恢复的鲁棒性优化方法。鲁棒性优化策略方面,主要通过调整负载重分配策略抵抗级联失效,文献[8]基于复杂网络理论提出一种针对编队电磁网络的鲁棒性优化方法。文献[9]提出大负载节点应该承担更多的重分配负载。文献[10]跟踪了节点的实时负载状态,并将相邻节点的状态作为一个重要的指标来改进经典的重分配方法,文献[11]将节点失效视为一个过程,根据当前失效容量确定节点所需冗余容量,提出将失效节点所属的冗余容量重分配至其邻居节点的重分配机制,并引入网络相变的概念对级联失效过程进行分析。

综上,当前针对级联失效的鲁棒性优化策略研究仍主要集中在重分配策略方面,而从节点冗余容量设置的角度,由于网络被攻击强度的不同和级联失效过程中网络拓扑结构的变化,不同节点在不同时刻对冗余容量的需求是不同的。因此,针对传统级联失效模型中冗余参数固定不变的问题,本文建立了基于节点冗余容量动态控制的(Dynamic control of node Redundancy Capacity, DRC)级联失效模型,与传统模型相比,DRC模型可以根据攻击强度和网络拓扑的变化动态地确定节点所需的冗余容量。此外,本文引入网络相变临界因子的概念,用于判断DRC模型中节点失效后在其邻居节点处引发级联失效的可能性,并基于网络相变临界因子与网络鲁棒性的关系提出了两种网络鲁棒性优化策略。最后,通过仿真实验验证了DRC模型和本文所提策略对鲁棒性优化的有效性。

2 DRC级联失效模型

2.1 初始负载

节点负载是指节点在某一时刻处理的信息数量,反映了节点处理信息的能力。基于ML模型,节点 j 初始时刻的负载 L_j 是关于节点度的幂函数,定义为^[3]

$$L_j = k_j^\tau \quad (1)$$

其中, k_j 是节点 j 的度, τ 是初始负载调节参数, $\tau > 0$ 。节点度越大,初始负载越大。

2.2 节点容量

节点容量是指节点所能处理的最大负载。ML级联失效模型中,节点 j 的容量 C_j 与其初始负载成正比,定义为^[3]

$$C_j = (1 + \alpha)L_j \quad (2)$$

其中, α 是节点 j 的冗余参数, $\alpha \geq 0$ 。如前文所述,不同网络状态下节点对冗余容量的需求不同,因此本文设置节点冗余容量控制函数对冗余容量进行“动态控制,按需分配”。因此,DRC模型中节点容量定义为

$$C_j = (1 + \alpha_j)L_j \quad (3)$$

其中, α_j 是节点冗余容量控制函数。基于文献[11]对于失效容量的定义,从外部因素考虑,节点在每次攻击过程中受到不同程度的损坏直至失效,这一过程中节点对冗余容量的需求随攻击强度变化而变化;从内部因素考虑,级联失效过程中网络拓扑的变化,节点所承担负载在整个网络中的比例即发生变化。因此,将 α_j 描述为由攻击强度 μ ,初始负载与节点平均负载的比值共同决定的函数

$$\alpha_j(\mu, \tau, k_j) = \frac{\mu k_j^\tau}{\langle k^\tau \rangle} \quad (4)$$

其中, μ 为攻击强度, $\mu > 0$ 。

2.3 负载重分配

基于ML模型,DRC模型的负载重分配基于节点负载。节点 j 失效后,重分配至节点 i 的负载量 ΔL_i 定义为

$$\Delta L_i = \frac{k_i^\tau}{\sum_{s \in \Gamma} k_s^\tau} C_j \quad (5)$$

其中, Γ 是节点 j 的功能正常的邻居节点集合。当负载重分配发生后,如果节点 i 原有负载与收到的负载之和超过其容量,将导致节点 i 级联失效,其负载将再次重分配。这个过程会一直重复,直至网络中无过载节点。

3 网络相变临界因子与网络鲁棒性

3.1 网络相变临界因子 θ

借鉴物理学中相变的概念,本文将部分节点失效后引发的级联失效定义为网络相变,网络相变临界状态则是网络在级联失效发生前一刻,失效节点的邻居节点所处的状态。

假设节点 i 在接收失效节点 j 的部分负载后,网络处于相变临界状态。此时节点 i 维持正常功能所需要的临界容量为 C_{ic} 。临界容量的需求越大,节点 i 处越容易引发级联失效。将临界容量 C_{ic} 定义为^[11]

$$C_{ic} = \theta \cdot L_i \quad (6)$$

其中, θ 为网络相变临界因子, 可用于衡量在失效节点的邻居节点处引发级联失效的可能性。若 $C_{ic} \leq C_i$, 节点 i 处不发生级联失效, 网络未发生相变; 若 $C_{ic} > C_i$, 节点 i 处发生级联失效, 网络发生相变。根据上述过程, 节点 i 处的网络相变临界状态可表示为

$$L_i + \Delta L_i = \theta \cdot L_i \quad (7)$$

根据式(1)、式(2)、式(5)和式(7)可推导ML模型下 θ 的表达式为

$$\theta = \frac{(1 + \alpha) k_j^\tau}{\sum_{s \in \Gamma} k_s^\tau} + 1 \quad (8)$$

根据式(1)、式(3)、式(4)、式(5)和式(7), 可推导DRC模型下 θ 的表达式为

$$\theta = \frac{\mu k_j^{2\tau} + \langle k^\tau \rangle k_j^\tau}{\langle k^\tau \rangle \sum_{s \in \Gamma} k_s^\tau} + 1 \quad (9)$$

根据式(8)、式(9), ML模型和DRC模型下, 外部攻击发生时, 相变临界因子 θ 由包括攻击强度 μ 和节点负载与网络平均负载的比值共同决定。

3.2 网络相变因子与网络鲁棒性的关系

网络鲁棒性的评价指标用于量化评价网络鲁棒性的强弱。本文采用剩余网络最大连通子图(largest connected subgraph)规模作为网络鲁棒性评价指标, 这一测度标准在网络鲁棒性研究中应用广泛^[12], 其定义为

$$R = \frac{N'}{N} \quad (10)$$

其中, N 是初始时刻网络的总节点数, N' 是级联失效过程结束后网络中最大连通子图的规模。 R 越小, 级联失效的传播规模越大, 网络鲁棒性越弱; 反之, R 越大, 级联失效的传播规模越小, 网络鲁棒性越强。

根据式(6), 临界容量 C_{ic} 与相变临界因子 θ 成正比。当网络相变因子 θ 逐渐减小, 在节点 i 处引发级联失效的可能也逐渐减小, 攻击引起的网络拓扑变化逐渐远离网络相变临界状态, 仅遭受到攻击的部分节点会失效, 剩余节点数 N' 增多, 网络鲁棒性 R 逐渐增大; 反之, 当网络相变因子 θ 逐渐增大, 临界容量 C_{ic} 逐渐增大, 此时在节点 i 处引发级联失效的可能逐渐增大, 攻击引起的网络拓扑变化逐渐靠近或突破网络相变临界状态, 从而引发网络相变导致更多节点失效, 剩余节点数 N' 减少, 网络鲁棒性 R 逐渐减小直至趋近于0。因此网络鲁棒性 R 与网络相变临界因子 θ 负相关。

4 网络相变临界因子 θ 解析与网络鲁棒性提升策略

4.1 BA无标度网络模型

Barabasi和Albert基于幂率分布产生的增长和优先连接特征提出BA(Barabasi-Albert)无标度网络^[13]。BA模型中, 初始连通网络中包含 m_0 个节点, 每次向网络中添加一个新的节点并以一定概率连接到 m 个已存在的节点上($m < m_0$)。按照此模型构建的网络的度分布函数为

$$p(k) = \frac{2m(m+1)}{k(k+1)(k+2)} \propto 2m^2 k^{-3} \quad (11)$$

为了更普遍地反映无标度网络的拓扑特性, 其度分布函数可写成

$$p(k) = ck^{-\lambda} \quad (12)$$

其中, c, λ 为常数。

4.2 BA模型网络中相变临界因子 θ 解析

为分析不同网络参数与相变临界因子 θ 的关系, 结合BA网络的度分布函数对 θ 进行解析。由文献^[11]有

$$\sum_{s \in \Gamma} k_s^\tau = \frac{k_j}{\langle k \rangle} \sum_{k_{\min}}^{k_{\max}} p(k') k'^{\tau+1} = \frac{k_j \langle k^{\tau+1} \rangle}{\langle k \rangle} \quad (13)$$

$$\begin{aligned} \langle k^\tau \rangle &= \int_m^{mN^{\lambda-1-1}} (\lambda-1)m^{\lambda-1} k^{\tau-\lambda} dk \\ &= \frac{(\lambda-1)m^\tau}{\tau-\lambda+1} \left[N^{\frac{\tau-\lambda+1}{\lambda-1}} - 1 \right] \end{aligned} \quad (14)$$

根据式(14), 有

$$\begin{aligned} \langle k^{\tau+1} \rangle &= \int_m^{mN^{\lambda-1-1}} (\lambda-1)m^{\lambda-1} k^{\tau-\lambda+1} dk \\ &= \frac{(\lambda-1)m^{\tau+1}}{\tau-\lambda+2} \left[N^{\frac{\tau-\lambda+2}{\lambda-1}} - 1 \right] \end{aligned} \quad (15)$$

根据式(13)—式(15)有

$$\sum_{s \in \Gamma} k_s^\tau = \frac{k_j(\lambda-1)m^\tau}{2(\tau-\lambda+2)} \left[N^{\frac{\tau-\lambda+2}{\lambda-1}} - 1 \right] \quad (16)$$

将式(16)代入式(8), 在BA网络中采用ML模型时有

$$\theta = \frac{2(1+\alpha)k_j^{\tau-1}(\tau-\lambda+2)}{m^\tau(\lambda-1)(N^{\frac{\tau-\lambda+2}{\lambda-1}} - 1)} + 1 \quad (17)$$

将式(14)、式(16)代入式(9), 在BA网络中采用DRC模型时有

$$\theta = \frac{2(\tau - \lambda + 2)(\mu k_j^{2\tau-1}(\tau - \lambda + 1) + k_j^{\tau-1} m^\tau (\lambda - 1)(N^{\frac{\tau-\lambda+1}{\lambda-1}} - 1))}{m^{2\tau}(\lambda - 1)^2(N^{\frac{\tau-\lambda+1}{\lambda-1}} - 1)(N^{\frac{\tau-\lambda+2}{\lambda-1}} - 1)} + 1 \quad (18)$$

根据式(17)、式(18),目标网络中,拓扑参数 λ ,网络规模 N 和节点最小度 m 为确定参数,因此ML模型下决定节点失效是否会引发级联失效的因素包括冗余参数 α ,被攻击节点的度 k_j 和初始负载参数 τ ,DRC模型下则为攻击强度 μ ,被攻击节点度 k_j 和初始负载参数 τ 。

4.3 网络鲁棒性提升策略

由3.2节分析,网络鲁棒性 R 与网络相变临界因子 θ 为负相关关系,则 θ 与 τ 正相关时,鲁棒性 R 与 τ 负相关;当 θ 与 τ 负相关时,鲁棒性 R 与 τ 正相关。因此,本文考虑通过调整参数 τ 减小网络相变临界因子 θ 即网络发生级联失效的可能性,从而达到提升网络鲁棒性的目的。因此,本文提出两种情况下的网络鲁棒性提升策略:

θ 与 τ 正相关:减小参数 τ 减小级联失效可能性。

θ 与 τ 负相关:增加参数 τ 减小级联失效可能性。

下面对本节所提的鲁棒性提升策略的可行性进行分析:

理论可行性:根据式(17)、式(18),根据被攻击节点度 k_j 不同, θ 与 τ 存在正相关区间也存在负相关区间。因此,本文所提通过调整参数 τ 控制网络相变临界因子 θ 的变化,从而提升网络鲁棒性的策略理论上是可行的。

技术可行性:传统网络中难以实现冗余动态分配,而虚拟化技术的出现使动态冗余成为可能,虚拟化技术能够动态组织多种计算资源,隔离硬件体系结构和软件系统之间的紧密依赖关系,实现透明化的可伸缩计算系统架构,为实现不同时刻根据不同节点的冗余资源需要进行重新规划与分配提供了技术基础。因此,本文所提鲁棒性提升策略在技术上是可行的。

5 实验验证

为了验证本文所提的DRC模型及鲁棒性提升策略对网络鲁棒性提升的有效性,分别在BA网络和ARPA网络中进行仿真实验。本文实验平台为Intel(R) Core(TM) i7-4790 CPU @3.60 GHz计算机和PyCharm 2019 Community。

5.1 BA网络

利用BA网络模型生成实验网络,相关参数设置为:网络规模 $N=100$,初始网络包含节点数 $m_0=10$,每次新增连边的数目 $m=2$ 。

首先分析BA网络中相变临界因子 θ 与初始负载参数 τ 之间的关系。采用ML模型时如图1(a)所示,所有曲线相交于(1,1.25),当 $0 < \tau < 1$, θ 随 k_j 增大而减小;当 $1 < \tau < 10$, θ 随 k_j 增大而增大。采用DRC模型时如图1(b)所示,随着 τ 的增加, θ 逐渐收敛至1。所有曲线相交于(0.7,1.18),当 $0 < \tau < 0.7$, θ 随 k_j 增大而减小;当 $0.7 < \tau < 10$, θ 随 k_j 增大而增大。两种模型下,当被攻击节点的度 k_j 较大时, θ 会先增加再减少;当被攻击节点度 k_j 较小, θ 单调减少。实验结果表明,根据被攻击节点度 k_j 的不同,增加或减小负载强度 τ 可以控制网络相变临界参数 θ 的鲁棒性优化策略是可行的。

BA网络采用ML模型时,网络相变临界因子 θ 与冗余参数 α 之间的关系如图2所示,随着 α 的增加, θ 不断增加;当 α 相同时, θ 随 k_j 增大而减小。实验结果表明,为网络中所有节点增加冗余容量的策略并不能很好地抵抗级联失效。采用DRC模型时, θ 与攻击强度 μ 之间的关系如图3所示,当 $0 < \mu < 2.2$ 时被攻击节点度 k_j 越大, θ 越大; $\mu > 2.2$ 时被攻击节点的度 k_j 越小,网络相变临界因子 θ 越大。随着攻击强度 μ 增加, θ 逐渐增加,实验结果表明本文对于动态控制函数 α_j 的设置是完全合理的。

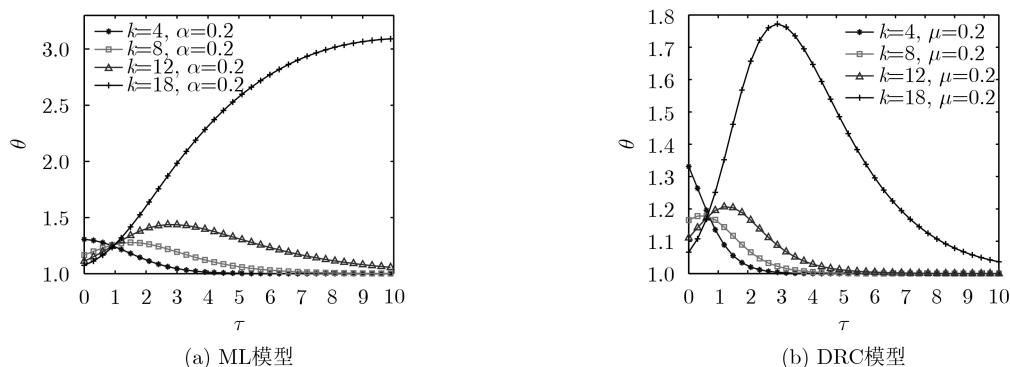


图1 BA网络中 θ 随 τ 变化图

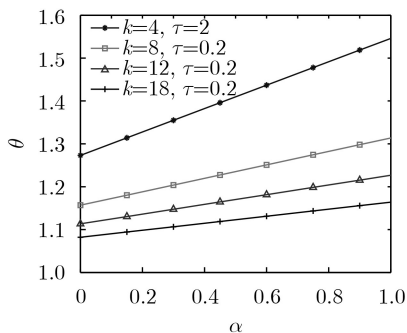


图2 BA网络ML模型中 θ 随 α 变化图

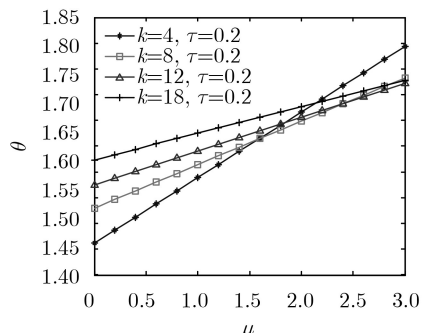
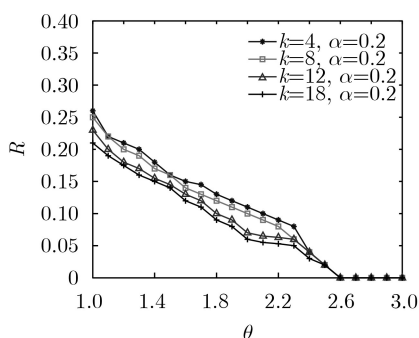


图3 BA网络DRC模型中 θ 随 μ 变化图

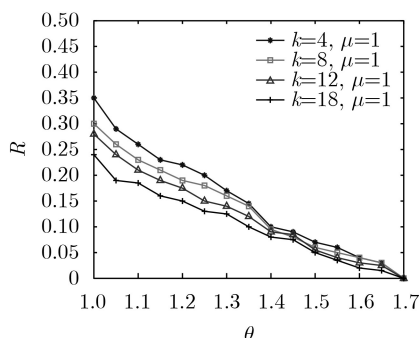
最后分析BA网络中鲁棒性 R 与 θ 之间的关系，ML模型和DRC模型下实验结果分别如图4(a)、图4(b)所示，当 θ 相同时，被攻击节点度 k_j 越大，网络鲁棒性越弱，这是因为BA网络的无标度特性，移除高度关键节点后对网络破坏较大。对比图4(a)与图4(b)，被攻击节点度 k_j 相同时ML模型下 R 值较小，表明DRC模型对于网络鲁棒性的提升是有效的。

当网络规模 $N = 50$ ，其余参数不变时，当节点10失效后，不同模型下的级联失效的传播范围如图5所示，其中灰色节点表示失效节点， $\beta=1, \tau = 0.2, \alpha = 0.25$ 。

由图5可知，ML模型下级联失效过程结束后最终失效节点数量为23，而DRC模型下最终失效节点数量为16，失效节点数量减少30.43%。因此，DRC模型对于减小级联失效传播范围，提升网络鲁棒性是有效的。

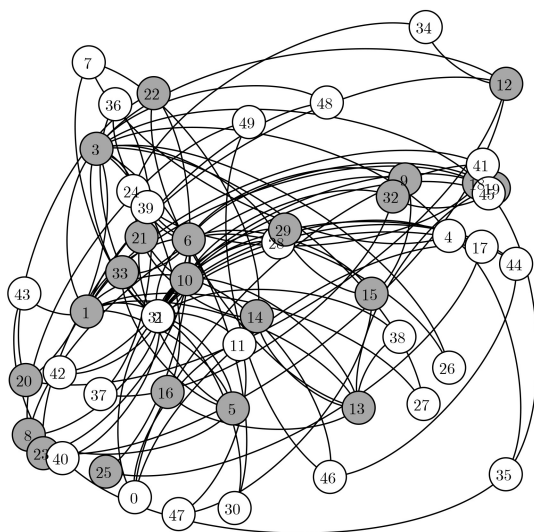


(a) ML模型

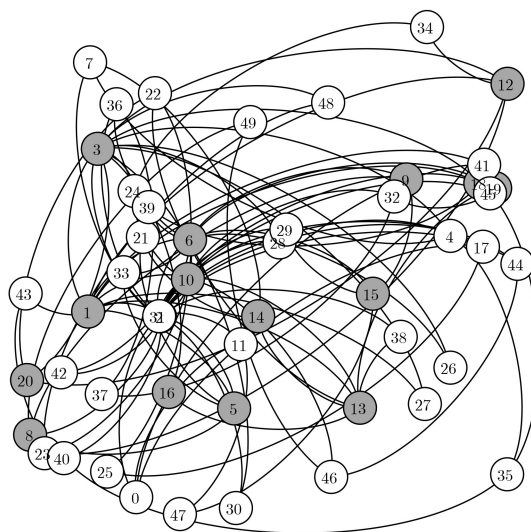


(b) DRC模型

图4 BA网络中 R 随 θ 变化图



(a) ML模型



(b) DRC模型

图5 BA网络ML模型与DRC模型失效传播对比图

5.2 ARPA网络

ARPA网络是一种主干网络拓扑,由21个节点和23条连接组成。其网络拓扑如图6所示。

首先分析ARPA网络中 θ 与 τ 之间的关系。采用ML模型时如图7(a)所示,所有曲线相交于(1.05,1.5),当 $0 < \tau < 1.05$, θ 随 k_j 增大而减小;当 $1.05 < \tau < 5$, θ 随 k_j 增大而增大。采用DRC模型时

如图7(b)所示,所有曲线相交于(0.9,1.75),当 $0 < \tau < 0.9$, θ 随 k_j 增大而减小;当 $0.9 < \tau < 5$, θ 随 k_j 增大而增大。两种模型下,当被 k_j 为3或4时 θ 单调增大,当 $k_j = 2$ 时 θ 单调减小。与图1相比, θ 的值均较大,这是因为ARPA网络中度为3或4的节点占了相当的比例并且分布在拓扑中的重要位置,失效后引发级联失效的概率更高。

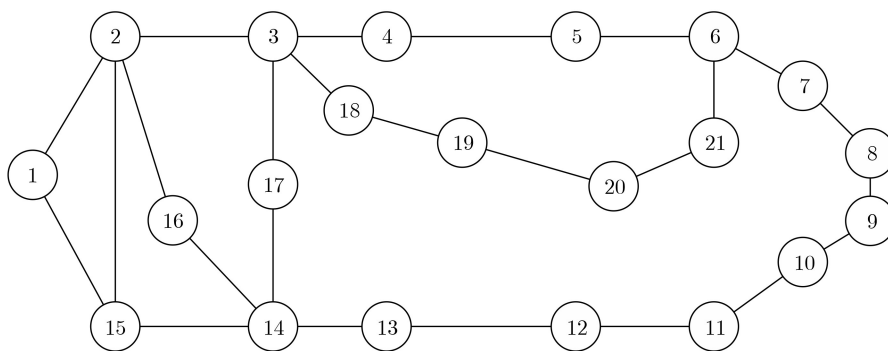


图6 ARPA网络拓扑

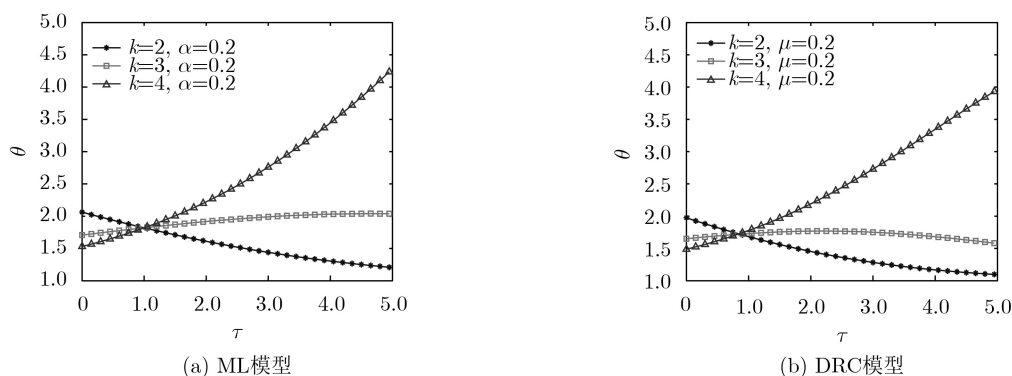


图7 ARPA网络中 θ 随 τ 变化图

ARPA网络采用ML模型时,相变临界因子 θ 与冗余参数 α 之间的关系如图8所示,实验结论与BA网络中相同。采用DRC模型时, θ 与攻击强度 μ 之间的关系如图9所示,当 $0 < \mu < 0.79$ 时, k_j 随网络相变临界因子 θ 增大而增大;当 $\mu > 0.79$ 时, k_j 越大, θ 越小。这些结论与BA模型网络中的表现是一致的,也进一步验证了本文所提模型的正确性。

最后分析ARPA网络中鲁棒性 R 与 θ 之间的关系。ML模型和DRC模型下实验结果分别如图10(a)、图10(b)所示,网络相变临界因子 θ 与网络鲁棒 R 负相关。相同 θ 条件下,被攻击节点度 k_j 越大,网络鲁棒性越差。对比图6(a)与图6(b),被攻击节点度相同时,ML模型下网络鲁棒性值较小。ARPA网络鲁棒性 R 与 θ 之间的关系与图7中BA网络鲁棒性 R 与 θ 之间的关系一致,进一步验证了DRC模型在真实网络中的有效性。

在ARPA网络拓扑下,当节点3失效后,不同

模型下的级联失效的传播范围如图11所示,其中, $\tau=0.2, \alpha=0.2$ 。由图11可知,ML模型下级联失效导致网络中全部节点失效,而DRC下最终失效节点数量为8,失效节点数量减少61.9%。因此,进一步验证了DRC模型在真实网络中减小级联失效传播范围,提升网络鲁棒性的有效性。

6 结束语

研究外部攻击条件下网络拓扑的动态演化过程,提出复杂网络鲁棒性提升策略,具有重要的理论和现实意义。本文针对传统的级联失效模型冗余参数固定的问题,提出了节点冗余容量动态控制的思路,主要工作有:

(1)考虑网络攻击强度与失效过程中网络拓扑的动态变化提出节点冗余容量控制函数,通过这一方法动态地确定节点所需冗余容量,并建立了DRC级联失效模型。

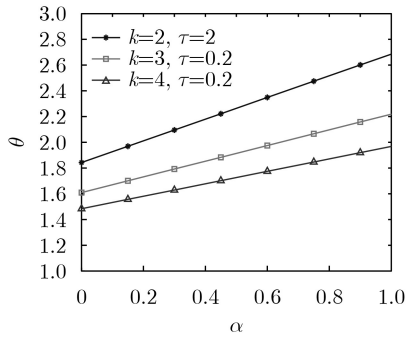


图8 ARPA网络ML模型中 θ 随 α 变化图

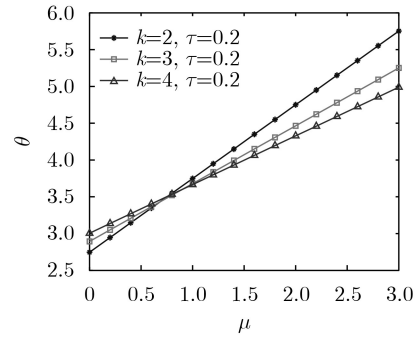
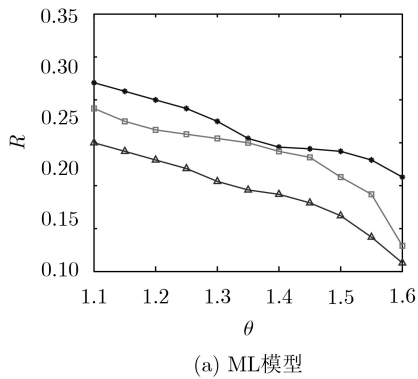
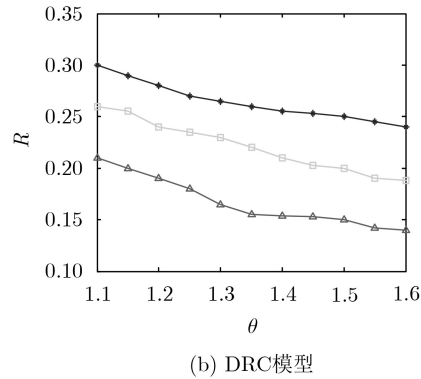


图9 ARPA网络DRC模型中 θ 随 μ 变化图

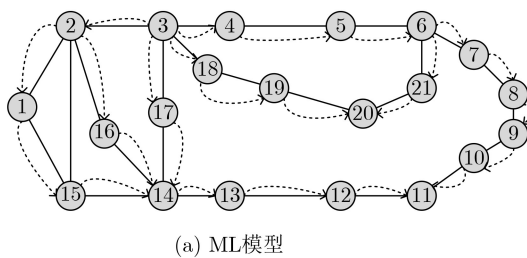


(a) ML模型

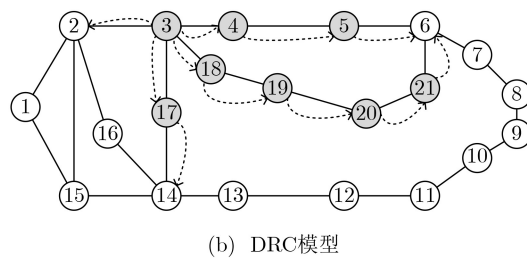


(b) DRC模型

图10 ARPA网络中 R 随 θ 变化图



(a) ML模型



(b) DRC模型

图11 APRA网络ML模型与DRC模型失效传播对比图

(2)引入网络相变临界因子 θ ，可衡量节点失效后在其邻居节点处引发级联失效的概率，根据无标度网络的度分布函数分别推导了ML模型和DRC模型下中网络相变临界因子表达式，并给出相应网络鲁棒性提升策略。

(3)针对模型网络与真实网络进行了级联失效仿真实验，分析了攻击强度和节点负载等参数对网络相变临界因子和网络鲁棒性的影响，验证了本文所提网络鲁棒性提升策略和DRC模型应对级联失效的有效性。

下一步的工作是研究边增加动态控制下网络拓扑变化过程与网络鲁棒性。

参考文献

[1] ALBERT R, JEONG H, and BARABÁSI A L. Error and attack tolerance of complex networks[J]. *Nature*, 2000, 406(6794): 378-382. doi: 10.1038/35019019.

[2] 刘浩然, 崔梦, 王静, 等. 基于增边策略的无标度网络级联失效缓解研究[J]. *燕山大学学报*, 2019, 43(3): 244-250. doi: 10.3969/j.issn.1007-791X.2019.03.008.
LIU Haoran, CUI Meng, WANG Jing, et al. Research on cascade failure mitigation strategy of scale-free network based on increasing links[J]. *Journal of Yanshan University*, 2019, 43(3): 244-250. doi: 10.3969/j.issn.1007-791X.2019.03.008.

[3] MOTTER A E and LAI Yingcheng. Cascade-based attacks on complex networks[J]. *Physical Review E*, 2002, 66(6): 065102(R). doi: 10.1103/PhysRevE.66.065102.

[4] WANG B and KIM B J. A high-robustness and low-cost model for cascading failures[J]. *EPL (EuroPhysics Letters)*, 2007, 78(4): 48001. doi: 10.1209/0295-5075/78/48001.

[5] 郝羽成, 李成兵, 魏磊. 考虑节点过载的复杂网络级联失效模型[J]. *系统工程与电子技术*, 2018, 40(10): 2282-2287. doi: 10.3969/j.issn.1001-506X.2018.10.19.

- HAO Yucheng, LI Chengbing, and WEI Lei. Cascading failure model of complex networks considering overloaded nodes[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2018, 40(10): 2282–2287. doi: [10.3969/j.issn.1001-506X.2018.10.19](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-506X.2018.10.19).
- [6] 段东立, 吴俊, 邓宏钟, 等. 基于可调负载重分配的复杂网络级联失效模型[J]. *系统工程理论与实践*, 2013, 33(1): 203–208.
- DUAN Dongli, WU Jun, DENG Hongzhong, *et al.* Cascading failure model of complex networks based on tunable load redistribution[J]. *Systems Engineering-Theory & Practice*, 2013, 33(1): 203–208.
- [7] 刘凤增, 肖兵, 陈施思, 等. 负载作用下相依网络择优恢复方法研究[J]. *电子与信息学报*, 2020, 42(7): 1694–1701. doi: [10.11999/JEIT190486](https://doi.org/10.11999/JEIT190486).
- LIU Fengzeng, XIAO Bing, CHEN Shisi, *et al.* A preferential recovery method of interdependent networks under load[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2020, 42(7): 1694–1701. doi: [10.11999/JEIT190486](https://doi.org/10.11999/JEIT190486).
- [8] 李帆, 丁锦, 沈耿彪, 等. 基于复杂网络理论的编队电磁兼容网络优化[J]. *电子与信息学报*, 2017, 39(3): 724–730. doi: [10.11999/JEIT160494](https://doi.org/10.11999/JEIT160494).
- LI Fan, DING Jin, SHEN Gengbiao, *et al.* Optimization of electromagnetic compatibility network of formation based on complex network theory[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2017, 39(3): 724–730. doi: [10.11999/JEIT160494](https://doi.org/10.11999/JEIT160494).
- [9] FU Chaoqi, WANG Ying, ZHAO Kun, *et al.* Complex networks under dynamic repair model[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 2018, 490: 323–330. doi: [10.1016/j.physa.2017.08.071](https://doi.org/10.1016/j.physa.2017.08.071).
- [10] 程光权, 陆永中, 张明星, 等. 复杂网络节点重要度评估及网络脆弱性分析[J]. *国防科技大学学报*, 2017, 39(1): 120–127. doi: [10.11887/j.cn.201701019](https://doi.org/10.11887/j.cn.201701019).
- CHENG Guangquan, LU Yongzhong, ZHANG Mingxing, *et al.* Node importance evaluation and network vulnerability analysis on complex network[J]. *Journal of National University of Defense Technology*, 2017, 39(1): 120–127. doi: [10.11887/j.cn.201701019](https://doi.org/10.11887/j.cn.201701019).
- [11] TONG Tianchi, JIANG Yuan, ZHOU Yi, *et al.* Mitigation strategy for the cascading failure of complex networks based on node capacity control function[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 184743–184758. doi: [10.1109/ACCESS.2019.2959122](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2959122).
- [12] YANG Zhirou and LIU Jing. Robustness of scale-free networks with various parameters against cascading failures[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2018, 492: 628–638. doi: [10.1016/j.physa.2017.09.093](https://doi.org/10.1016/j.physa.2017.09.093).
- [13] ERDOS P and RÉNYI A. On random graphs[J]. *Publicationes Mathematicae Debrecen*, 1959, 6: 290–297.
- 张震: 男, 1986年生, 讲师, 博士, 硕士生导师, 主要研究方向为主动防御、新型网络体系架构。
- 刘迪洋: 男, 1995年生, 硕士生, 研究方向为复杂网络鲁棒性优化、主动防御。
- 张进: 男, 1979年生, 工程师, 博士, 主要研究方向为宽带信息网络、网络安全。
- 谢记超: 男, 1993年生, 硕士, 助理研究员, 研究方向为新型网络体系结构、网络安全。

责任编辑: 马秀强