

复杂网络上的非线性负载容量模型



王学光¹ 张爱新² 窦炳琳²

1 华东政法大学信息科学技术系 上海 200052

2 上海交通大学网络空间安全学院 上海 200240

摘要 对网络的形成机制、几何性质、演化规律以及网络结构分析、行为预测和控制的研究产生了复杂网络学科,其中关于复杂网络级联失效过程的研究一直受到研究人员的关注。文中提出一种更符合实际网络的两变量非线性负载容量模型来解决复杂网络的级联失效问题。通过在4个不同的网络上进行仿真,验证了所提模型的有效性,发现该模型能够更好地抵御级联失效。实验还发现,所提模型在获得较高鲁棒性的情况下具有更好的性能,且投资成本较小。

关键词 复杂网络;非线性模型;级联失效;鲁棒性;度关联

中图法分类号 TP393

Non-linear Load Capacity Model of Complex Networks

WANG Xue-guang¹, ZHANG Ai-xin² and DOU Bing-lin²

1 Department of Information Science and Technology, East China University of Political Science and Law, Shanghai 200052, China

2 School of Cyber Science and Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China

Abstract The study of network formation mechanism, geometric property, evolution rules, network structure analysis, behavior prediction and control gives rise to the discipline of complex network, and cascading failure process of complex network has always been concerned. This paper presents a non-linear load capacity model with two variable parameters, which is more suitable for real network, to solve the cascading failures problem of complex networks. Simulations on four different networks verify the effectiveness of the proposed model. The results show that the model can better defend against cascading failures, and has a lower investment cost and a better performance in the case of higher robustness.

Keywords Complex networks, Non-linear model, Cascading failures, Robustness, Degree correlation

1 引言

自然界中几乎所有的复杂系统都可以抽象表示为由边和节点构成的网络,如计算机互联网络、社会关系网络、神经调控网络、经济贸易网络、电力网络等。对网络的形成机制、几何性质、演化规律以及网络结构分析、行为预测和控制的研究催生了一门新的交叉学科——复杂网络,而复杂网络的蓬勃发展则始于真实网络小世界效应^[1]和无标度特性^[2]的发现。从此,人们对复杂网络的研究进入了一个新的历史纪元,它吸引了来自物理学、计算机科学、生物学、管理学、社会学和经济学等多个领域的专家来进行研究。现已有大量的关于复杂网络的文章^[3-17]被发表,其中关于网络级联失效过程的研究一直备受关注。

与网络级联失效过程相关的一个重要指标是网络鲁棒性^[18],即网络在遭遇随机故障或者蓄意攻击,以及在节点或边受损的情况下,仍具有提供关键服务或功能的能力。在节点容量有限的情况下,负载重新分布可能会使某些节点上

的负载超过其容量而导致故障。节点间的相互耦合形成连锁反应,最终会使得网络部分甚至全部崩溃,这一过程称为级联失效^[19]。对级联失效的研究具有重要的现实意义,如何设计合理的负载容量模型来防御级联失效并以较低的成本获得较高的网络鲁棒性,一直是研究的重点。本文在总结以前工作的基础上提出了一种更符合现实网络的级联失效非线性两参数模型,并在4个网络上验证了该模型的可行性和有效性。

2 背景知识

2.1 问题提出

如何保障网络的鲁棒性是一个具有广泛应用价值的课题^[20]。Mottet等^[19]给出了一个负载容量线性模型(下文简称ML模型) $C_n = (1 + \alpha)L_n$,其中, $n = 1, 2, \dots, N, \alpha \geq 0$ 是容忍参数,表示节点 v_n 额外的容量。通过调节模型中的容忍参数 α 来考查级联失效对网络连通性的破坏,得出全局级联发生在“网络具有高度异构负载分布且须移除高负载节点”条件下的结论。之后,人们基于Mottet等的工作对级联失效的性

收稿日期:2020-07-08 返修日期:2020-08-19 本文已加入开放科学计划(OSID),请扫描上方二维码获取补充信息。

基金项目:国家重点研发计划(2017YFB0802103)

This work was supported by the National Key R&D Program of China (2017YFB0802103).

通信作者:王学光(wangxueguang@ecupl.edu.cn)

质、控制和防御进行了研究和改进。

2.2 相关概念

用图 $G=(V,E)$ 表示网络。其中, V 是顶点的集合, $V=\{v_i | i=1,2,\dots,N\}$; $E\subseteq V\times V$ 表示边的集合, $E=\{e_k | e_k=(v_i,v_j), k=1,2,\dots,M\}$ 。本文只考虑无权、无向、单边、无自循环图。

顶点 v 和 w 之间的路径 $P(v,w)$ 是连续边, $P(v,w)=\{e_1,e_2,\dots,e_k\}\subseteq E, e_1=(v,v_1),\dots,e_i=(v_{i-1},v_i),\dots,e_k=(v_{k-1},w)$ 。任意两个顶点 v,w 之间的距离 $d(v,w)$ 是它们之间所有路径中的最小长度, 距离为 $d(v,w)$ 的路径称为最短路径。如果它们之间没有任何路径, 则长度定义为 0。

子图 $G'=(V',E')$ 由 V 的子集 V' 和所有边 $e=(v,w)$ 组成, 其中 $v,w\in V'$ 。组件定义为最大子图, 该图中任意两个顶点之间的距离是有限的。组件的大小定义为组件中顶点的数量, 最大连通组件定义为具有最多顶点数的组件。

3 非线性模型

3.1 模型

给定网络 $G=(V,E)$, 假设任一节点在单位时间内通过其最短路径发送的流量相同。每个节点的初始负载可以用阶数表示。令 $x_{i,j}$ 为节点 v_i 与 v_j 之间的最短路径数, $x_{i,j;n}$ 为节点 v_i 与 v_j 之间通过 v_n 的最短路径数, 则节点 v_n 的初始负载表示为 $L_n=\sum_{i,j=1}^N x_{i,j;n}/x_{i,j}$, 其中 $i\neq j$ 。

在 ML 模型中, 节点 v_n 的容量 C_n 与其初始负载 L_n 成正比。而实际网络中容量和负载展示出一种非线性行为。

本文给出了一种新的接近于真实系统的两参数负载容量模型。该模型采用两个参数, 更具灵活性。

$$C_n=L_n+\beta L_n^\alpha, n=1,2,\dots,N \quad (1)$$

其中, $\alpha\geq 0, \beta\geq 0$ 。当 $\alpha=1$ 时, 该模型与 ML 模型一致。

3.2 级联过程

考虑从网络中移除具有最高负载的节点, 从而引发流量分布, 直至所有节点的负载都不会超过该节点的容量。网络鲁棒性用 $g=N''/N'$ 表示, 其中 N' 和 N'' 分别表示级联失效前后网络中最大连通组件的大小。当 $g\approx 1$ 时网络几乎处处连通, 而 $g\approx 0$ 则表示网络完全崩溃。

网络容量增加以成本计算。令 $I_0=\sum_{v\in V} L_v, I=\sum_{v\in V} C_v$ 分别为网络初始造价和当前总成本, 用 $e=I/I_0$ 来表示相对增加成本。本文实验部分将考查 g 和 e 的关系, 以获得最大网络鲁棒性时的投资成本情况。

4 模型仿真分析

本文分别在两个仿真网络 ER 网络和 BA 网络, 以及两个真实网络 Internet AS 级网络和电力网络上进行实验, 以验证本文模型的性能。同时, 从度关联的角度对这 4 个网络上的级联过程加以讨论。

4.1 BA 网络

构建度分布为 $p(k)\sim k^{-\gamma}, \gamma=3$ 的 BA 无标度网络, 该网

络中有少量的节点具有较大的负载^[21]。

考查节点 N 为 5000、平均度 $\langle k \rangle \approx 4$ 的 BA 网络中 α, β 与 g 的关系。从图 1 可以发现, 当取定 α, g 时所表示的网络连通性几乎是在一个较小的 β 区间上突然涌现, 即 g 从一个较小值跃阶到较大的值。这表明通过增加相对较小的容量就可以有效地抵御级联失效而获得较好的鲁棒性能。然而, 在这种临界现象发生之后, 即使 β 值有较大的增加, g 也不会有大幅提升, 而是逐渐缓慢地趋近于 1。这表明某个负载较大的节点的失效不会造成故障大范围的蔓延, 因此网络能保持较好的连通性。

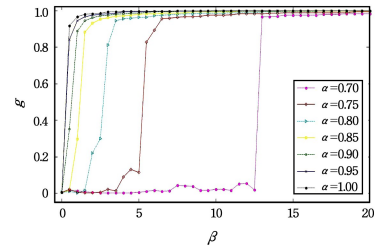


图 1 BA 无标度网络上的级联失效

Fig. 1 Cascading failures on BA scale-free network

此外, 考查节点 N 分别为 1000, 3000, 5000, 7000, 平均度 $\langle k \rangle \approx 4$ 的 BA 网络上级联失效发生后, 网络鲁棒性 $g > 0.95$ 时 α 与 β 的关系, 如图 2 所示。图中不同的点表示在不同网络规模情形下的仿真结果, 不同的曲线则是对这些点的拟合。从图中可以看到曲线与点的拟合基本一致, 因此在所给条件下 α 与 β 呈负指数关系, $\beta=c_1 e^{-c_2 \alpha}, \alpha \in [0, 1], c_1$ 和 c_2 为常量。

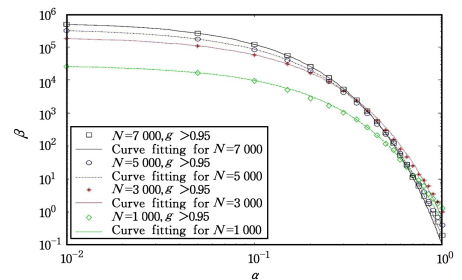


图 2 BA 无标度网络上的负指数关系

Fig. 2 Negative exponential relationship on BA scale-free network

图 3 给出了在网络节点 $N=5000$ 、平均度 $\langle k \rangle \approx 4$ 的 BA 网络上两个模型的投资成本和鲁棒性的关系。

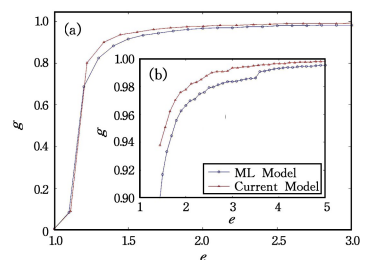


图 3 BA 无标度网络上两个模型的成本与鲁棒性的关系

Fig. 3 Cost-robustness relationship between the current model and ML model on the BA scale-free network

实验中 ML 模型 $\alpha \in [0, 4]$, 本文模型 $\alpha = 0.95, \beta \in [0, 7]$ 。图 3(a) 中, 当 $e < 1.207$ 时, ML 模型优于本文模型, 但 $g < 0.7$ 。当 e 增加大于 20% 后, 本文模型能得到更好的网络鲁棒性。图 3(b) 给出了当 $g > 0.90$ 时图 3(a) 的细节图, 本文模型中, $g = 0.99$ 时, $e \approx 2.562$; 同样成本下 ML 模型 $g \approx 0.98$ 。因此, 在网络建设时, 可以从图中确定模型的最优点, 在获得较好鲁棒性的同时保持较低的投资成本。

4.2 ER 网络

在 BA 网络中, 第 4.1 节考查了本文模型在异构网络无标度模型上的级联失效问题, 接下来本节将考查同构网络上的情形。这里使用文献[22]给出的方法产生 ER 随机图模型, 节点规模和平均度与 BA 模型一致, 度和负载近似服从 Poisson 分布。

由于 ER 随机图模型的度分布较为均匀, 造成了不同于 BA 异构网络模型级联失效的动力学行为。从图 4 可以看到, 通过调整参数 α 和 β 使得鲁棒性参数 g 发生相变的特征更加明显。例如, 当 $\alpha = 0.80$ 时, 有 $\beta = 0.7, g = 0.0145$; $\beta = 0.8, g = 0.9998$ 。 g 对 β 的变化率约为 9.85。同样是 $\alpha = 0.80$, 在 BA 模型上有 (见图 1) $\beta = 1.5, g = 0.0158$; $\beta = 3.5, g = 0.9446$ 。 g 对 β 的变化率仅为 0.46。同时也可以看到, 对于在相同 α 情形下达到一定的 g 值, 本文模型在 ER 随机网络上具有更小的 β , 这是由两个网络不同的拓扑特性决定的。无标度 BA 网络模型中存在少量度较大的“hub”节点和大量度较小的节点。当移除网络中具有最大负载的节点 (由于使用节点介数作为负载的度量, 因此这样的节点也具有较大的度) 时, 网络流量会重新选择路径。当这一过程发生级联失效时, 会有过多的负载流经那些度较小的节点 (由于这些节点的初始负载较小, 因此它们的容量也相对较小), 进一步加剧了对网络连通性的破坏。这需要给予节点较大的容量来防止级联失效。而对于同构的 ER 随机网络, 由于节点度分布较为均匀, 网络流量不会通过少数节点进行中转, 即使级联失效发生, 也不会造成大面积的网络崩溃, 因此少量增加节点容量就可以得到较好的网络鲁棒性。

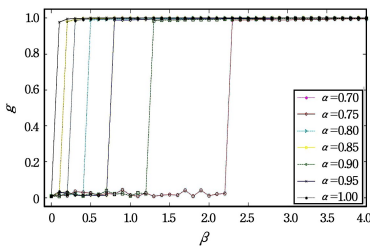


图 4 ER 随机图网络上的级联失效

Fig. 4 Cascading failures on ER random network

图 5 给出了本文模型与 ML 模型的投资成本与网络鲁棒性的关系, ML 模型参数 $\alpha \in [0, 0.2]$, 本文模型参数 $\alpha = 0.90, \beta \in [0, 0.8]$ 。对比图 3 可以看到, 两个模型在 ER 随机图网络上的投资成本明显优于 BA 无标度网络。当 $g > 0.90$ 时, 前者的投资成本在 1.08~1.09 之间, 而后者则达到 1.35~1.45。这也从侧面说明了上述解释的正确性。图 5(b) 给出

了本文模型的投资成本在 $g > 0.90$ 时虽较 ML 模型有一定优势, 但效果并不明显。而当 $e \in [1.05, 1.07]$ 时 (见图 5(a)), ML 模型能够获得较好的网络鲁棒性能。

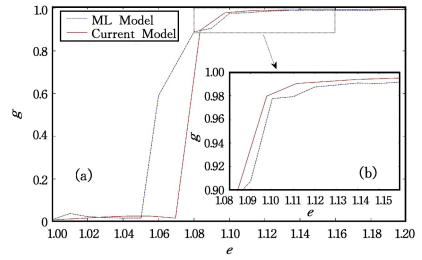


图 5 ER 随机图网络上两个模型的成本与鲁棒性对比

Fig. 5 Cost-robustness relationship between the current model and ML model on ER random graph network

4.3 Internet AS 级网络

本节考查真实网络上的级联失效过程。我们采用 Internet AS 级拓扑结构^[23], 该网络有节点 16 493 个、无向连接 33 372 条, 平均度约为 4。

Internet 上由自治系统构成的拓扑是异构的, 其节点的度和负载基本服从幂律分布。本文模型在 Internet AS 级网络上级联失效的仿真结果如图 6 所示。模型参数 $\alpha = 0.80, 0.85, 0.90, 0.95, 1$ (从右至左), $\beta \in [0, 20]$ (由于网络节点数较上节中的无标度网络多, 在仿真时为了得到精度较高的鲁棒性能, 对于较小的参数 α , 需在较大范围内调整 β 值。例如, 当 $\alpha = 0.90, \beta = 20$ 时, $g = 0.9665$; $\beta = 100$ 时, $g = 0.9732$; $\beta = 1000$ 时, $g = 0.9792$ 。这说明取定 α 且 β 超过一定值后, 网络鲁棒性能的变化是逐渐递增且较为缓慢的。在这种情况下, 当大规模网络级联失效后, 网络的全部连通须付出较大代价。可以看到鲁棒性的细微差异并不影响本文的结论, 因此图中并未显示 $\beta > 20$ 的部分)。可以看到图 6 中网络鲁棒性的变化曲线趋势与图 1 几乎是一致的。随着 α 值的增加, β 仅需在一个较小的范围内变动就可以使 $g > 0.9$ 。此外, 当 α 取不同的值时, 随着 β 的变动, 曲线的变化规律基本相同, 只有当 $\alpha = 0.80, \beta < 7.5$ 时曲线的变化会出现差异, 且在 $\beta = 2, 4$ 两点处鲁棒性能下降。这可能与网络出现故障导致流量重分布时移除失效节点的顺序有关, 在无标度网络上的仿真中也有这样的现象发生 (如图 1 中 $\alpha = 0.70, 0.75$)。但无论如何, 对于特定曲线, 当 β 大于某一值时, 网络鲁棒性能将趋于稳定, 级联失效也不会造成严重的影响。

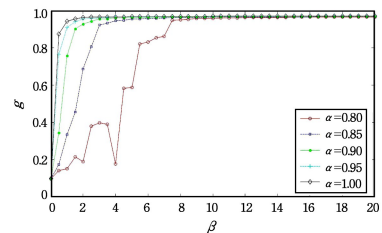


图 6 Internet AS 级网络上的级联失效

Fig. 6 Cascading failures on the Internet AS level network

本文模型不同参数的多条曲线与 ML 模型的投资成本和

网络鲁棒性的关系如图 7 所示。本文模型特定的成本-鲁棒性曲线通过固定 α 值、变化 β 得到,ML 模型参数 $\alpha \in [0, 4]$ 。图 7(b)展示了 $e \in [1, 1.5]$ 区间内图 7(a) 的详情。对于本文模型 $\alpha = 0.80, 0.85, 0.90, 0.95, 4$ 条曲线在要求鲁棒性 $g > 0.85$ 时防御级联失效的成本都优于 ML 模型,此时的成本仅增加了约 30%。尽管低成本 ML 模型有一定的优势,但由于其鲁棒性不高而造成的网络连通性较差是不可接受的。因此,通过多曲线对比可以找到一个成本和鲁棒性最优的平衡点来选择相应的模型参数。另外,对比图 3 可以发现,当网络成本没有增加,即 $e = 1$ 时,无标度网络会由于单节点的故障而导致整个网络瘫痪即 $g \approx 0$,而此时 Internet AS 级网络的鲁棒性 $g \approx 0.1$,这是由于 Internet AS 级网络并非完全异构而引起的偏差。

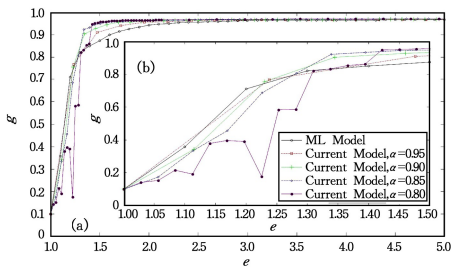


图 7 Internet AS 级网络上两个模型的成本与鲁棒性的关系

Fig. 7 Cost-robustness relationship between the current model and ML model on Internet AS level network

4.4 电力网络

本节使用文献[1]中的美国西部电力网络进行仿真。该网络具有 4941 个节点、6594 条无向连接,平均度为 2.67。度分布与指数形式接近,因此该网络具有相对的同构特性。然而其负载分布形式较具有相同度分布的半随机网络更倾斜,意味着电力网络有着这些模型不能描述的结构特征[19]。

通过使用不同的模型参数 $\alpha = 0.80, 0.85, 0.90, 0.95, 1$, $\beta \in [0, 100]$ 来仿真电力网络上的级联失效过程,并得到网络的鲁棒特性(见图 8)。由于电力网络具有一定的同构特性,因此当 $\beta = 0$ 时,有 $g = 0.2145$,说明网络不会因为级联失效而完全瘫痪。然而,对比 ER 随机图网络,电力网络鲁棒性的涌现是一个连续的相变过程,这是由于其负载分布的特殊性造成的。网络中存在一定数量的关键节点对网络的连通性起着重要作用,必须使它们的容量能够满足负载流的传递才能够得到较好的鲁棒性能。因此,对于特定的 α ,需要有较大的 β 值。

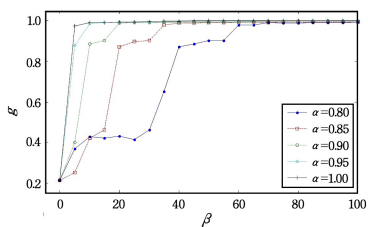


图 8 美国西部电力网络上的级联失效

Fig. 8 Cascading failures on Western US power grid

从图 9 中 ML 模型与本文模型的成本与鲁棒性关系可以得出与图 5 基本一致的结论。当 $g > 0.9$ 时,在相同的投资成本下本文模型优于 ML 模型,但效果并不十分明显(见图 9(b))。当 $0.45 < g \leq 0.9$ 时,要获得相同的鲁棒性能,本文模型则需更多的投资成本。因此,在设计网络系统时,须根据实际情况权衡鲁棒性和成本。

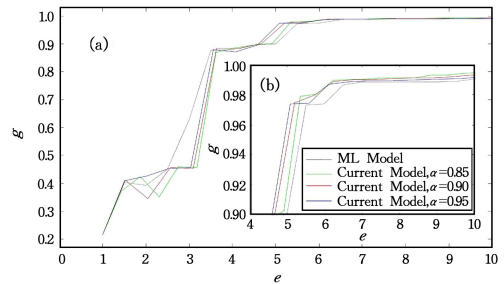


图 9 美国西部电力网络上两个模型的成本与鲁棒性的关系

Fig. 9 Cost-robustness relationship between the current model and ML model on Western US power grid

4.5 度关联与级联过程

本节从度关联的角度讨论上述 4 个网络上的级联过程。Newman[24-25]使用同配性系数来刻画具有不同程度关联性质的网络,表示为:

$$r = \frac{M^{-1} \sum_i j_i k_i - [M^{-1} \sum_i \frac{1}{2} (j_i + k_i)]^2}{M^{-1} \sum_i \frac{1}{2} (j_i^2 + k_i^2) - [M^{-1} \sum_i \frac{1}{2} (j_i + k_i)]^2} \quad (2)$$

其中, j_i 和 k_i 分别表示第 i 条边连接的两个顶点的度, $i = 1, 2, \dots, M$ 。当 $r > 0$ 时表示网络有正的度关联,即网络是同配的;当 $r < 0$ 时表示网络有负的度关联,即网络是异配的。研究表明,由 ER 模型和 BA 模型生成的网络是不关联的,即 $r = 0$;同时根据同配性系数公式计算得到的 AS 级网络的 $r = -0.189$,电力网络 $r = -0.003$,因此它们是异配性的。这两种类型的网络对级联过程的反应有着明显的不同。我们可以看到上述实验中图 1 和图 4 有着较大的相似性,而图 6 和图 8 的结果更为一致。为什么会有着这样的差异呢? 本文以 ER 网络和 AS 级拓扑为例加以解释。

图 4 中对于所有的 α 值都有不连续的相变,网络从非连通到几乎完全连通突然涌现。而在图 6 中,这样的相变随着 α 的增大是从连续到不连续的一个过程。ER 模型本身的随机边连接机制,导致了节点度之间并无相关性。这样的网络中节点度和介数分布较为均匀,每个节点所获得的容量也相似。因此,对于任一给定 α 值, β 小于相变点时,移除负载最高的节点后,很容易造成其他节点的负载超过其容量,级联过程大范围发生;而当 β 达到并超过相变点时,大部分节点有足够的容量来满足重分布流量的需求,保证了网络的连通性。异配的 AS 级拓扑意味着少数高度节点和大量低度节点连接,而其他中间节点之间存在最短路径,且它们与高度和低度节点存在少量连接。对于较小的 α 值,级联失效过程对那些中间节点之间的连接影响较小。因此,随着 β 的增加,网络中的最大簇规模会逐渐增大,而不会像 ER 图那样整个网络快

速连通。从图 6 可以看到,当 α 大于 0.95 时才会有不连续的分段发生。

尽管 BA 模型能够解释 Internet 中的幂律分布,但其构建的网络与 AS 级拓扑仍有较大差异。仅就网络的度关联而言,BA 模型是无关联的,而 AS 级拓扑有关联的。AS 级拓扑上的负载并非呈现完全的幂律分布,说明在 AS 级拓扑中具有中间度的节点承担了较多的负载,因而也造成了两个网络上级联过程的差别(见图 1 与图 6)。综上所述,电力网络有着复杂的网络结构,其具有与 ER 图相似的同构特征,又与 AS 级拓扑同具异配性质。因此,通过实验观察电力网络上级联过程可以发现其与 AS 级拓扑较为类似。

另外,度关联对级联过程的影响,已经在一些文献中进行过讨论。文献[26]根据度关联对渗透变迁过程的影响,将无关联和异配网络同归为普遍类,而同配网络则属于截然不同的另一类。文献[27]指出,通常情况下,随着同配性系数逐渐大于 0,全局级联的范围更大。另外,在一定条件下,当同配性系数充分大于 0 或小于 0 时,也会产生大规模的级联失效,而同配性系数相对较小或接近于 0 时则不会出现上述情况。更进一步,对于无关联网络,移除具有平均度的节点会引起更大范围的级联;在异配性网络中,移除具有高度和平均度的那些节点会引起更大范围的级联;而在同配性网络中,则是移除具有低度和平均度的节点会引起更大范围的级联。文献[28]研究了度关联对网络传输能力的影响,并且认为同配和异配网络都能提高传输容量。在本文中,综合上述 4 个网络上的级联过程,可以发现(受限于不同的网络规模和节点的容量负载模型,结论可能不具有一般性)AS 级拓扑和电力网具有较小的级联范围,这是因为它们的异配性使得网络中存在一组节点阻止了级联的传播;另一方面,也正是这组节点的存在,网络的平均传输效率得以提高。

结束语 本文提出了一种符合真实网络的负载容量模型,该模型采用了两变量参数,具有较好的灵活性。本文假定节点之间通过最短路径在单位时间内发送相同的流量,以及在讨论级联过程时假定了当节点负载超过节点容量时将其从网络中移除。这两方面涉及到网络的流量和拥塞控制问题,对通讯和电力网络尤为重要。本文通过在 4 个网络上仿真级联失效,验证了该模型有效性,同时该模型可以更好地抵御级联失效,能在投入较少成本的情况下获得较高的鲁棒性。本文的研究只能从整体上考查成本和鲁棒性的关系,不能对单个节点的差异化建设进行指导。更进一步的工作将是,在对复杂网络上级联失效的过程和性质进行研究时,要注意所采用的流量模型以及负载均衡策略方法。

参 考 文 献

[1] WATTS D J, STROGATZ S H. Collective dynamics of 'small-world' networks[J]. *Nature*, 1998, 393(6684): 440-442.
 [2] BARABÁSI A L, ALBERT R. Emergence of scaling in random networks [J]. *Science*, 1999, 286(5439): 509-512.
 [3] CHEN C. Connectivity in Complex Networks: Measures, Infe-

rence and Optimization[C]// The Eleventh ACM International Conference on Web Search and Data Mining. 2018:747-748.
 [4] KATCHAGUY A, SUCHETA S. Measuring the sampling robustness of complex networks[C]// The 2019 IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining. 2019:294-301.
 [5] TANMOY C, NOSEONG P, AYUSH A, et al. Ensemble Detection and Analysis of Communities in Complex Networks[J]. *ACM/IMS Transactions on Data Science*, 2020, 1(1): 1-34.
 [6] ARTUR K, KAMIL B, PIOTR B, et al. Influencing information spreading processes in complex networks with probability spraying[C]// The 2018 IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining. 2018:1038-1046.
 [7] ISAAC K, AFROZA S, FRANCESCO S. Locally Optimal Control of Complex Networks [J]. *Physical Review Letters*, 2017, 119(26): 268301.
 [8] TYLOO M, COLETTA T, JACQUOD P. Robustness of Synchrony in Complex Networks and Generalized Kirchhoff Indices [J]. *Physical Review Letters*, 2018, 120(8): 084101.
 [9] TONG T, JIANG Y, ZHOU Y, et al. Mitigation Strategy for the Cascading Failure of Complex Networks Based on Node Capacity Control Function [J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 184743-184758.
 [10] KOLLI N, NARAYANASWAMY B. Influence Maximization From Cascade Information Traces in Complex Networks in the Absence of Network Structure [J]. *IEEE Transactions on Computational Social Systems*, 2019, 6(6): 1147-1155.
 [11] VEGA C J, SANCHEZ E N, CHEN G. Trajectory Tracking on Complex Networks With Non-Identical Chaotic Nodes via Inverse Optimal Pinning Control [J]. *IEEE Control Systems Letters*, 2018, 2(4): 635-640.
 [12] SHANG Y. Subgraph Robustness of Complex Networks Under Attacks [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2019, 49(4): 821-832.
 [13] DADLANI A, KUMAR M S, MURUGAN S, et al. System Dynamics of a Refined Epidemic Model for Infection Propagation Over Complex Networks [J]. *IEEE Systems Journal*, 2016, 10(4): 1316-1325.
 [14] CHEN G, LOU Y, WANG L. A Comparative Study on Controllability Robustness of Complex Networks [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*, 2019, 66(5): 828-832.
 [15] KLICKSTEIN I, SORRENTINO F. Control Distance and Energy Scaling of Complex Networks [J]. *IEEE Transactions on Network Science and Engineering*, 2020, 7(2): 726-736.
 [16] PIZZUTI C, SOCIEVOLE A. A Genetic Algorithm for Improving Robustness of Complex Networks[C]// 2018 IEEE 30th International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAD). 2018:514-521.
 [17] YAMASHITA K, NAKAMURA R, OHSAKI H. A Study on Robustness of Complex Networks Against Random Node Removals[C]// 2018 IEEE 42nd Annual Computer Software and

- Applications Conference(COMPSAC). 2018:966-969.
- [18] BOCCALETTI S, LATORA V, MORENO Y, et al. Complex networks: Structure and dynamics [J]. *Physics Reports*, 2006, 424(4):175-308.
- [19] MOTTER A E, LAI Y C. Cascade-based attacks on complex networks [J]. *Physical Review E*, 2002, 66(6):065102(4).
- [20] XIANG L Y, CHEN Z Q, LIU Z X, et al. A review of modeling, Analysis and Control of Complex Dynamic Networks [J]. *Progress in natural science*, 2006, 16(12):1543-1551.
- [21] GOH K I, KAHNG B, KIM D. Universal behavior of load distribution in scale-free networks [J]. *Physical Review Letters*, 2001, 87(27):278701(4).
- [22] ERDŐS P, RÉNYI A. On the evolution of random graphs [J]. *Publications of the Mathematical Institute of the Hungarian Academy of Sciences*, 1960, 5:17-60.
- [23] CAID A. The AS Relationships Dataset [EB/OL]. (2020-07-05). <http://www.caida.org/data/active/as-relationships/>.
- [24] NEWMAN M E J. Assortative mixing in networks [J]. *Physical Review Letters*, 2002, 89(20):208701(4).
- [25] NEWMAN M E J. Mixing patterns in networks [J]. *Physical Review E*, 2003, 67(2):26126(13).
- [26] NOH J D. Percolation transition in networks with degree-degree correlation [J]. *Physical Review E*, 2007, 76(2):26116(7).
- [27] PAYNE J L, DODDS P S, EPPSTEIN M J. Information cascades on degree-correlated random networks [J]. *Physical Review E*, 2009, 80(2):26125(7).
- [28] SUN J T, WANG S J, HUANG Z G, et al. Effect of degree correlations on networked traffic dynamics [J]. *Physica A*, 2009, 388(15):3244-3248.



WANG Xue-guang, born in 1975, Ph.D, professor, is a member of China Computer Federation. His main research interests include computer networks, big data application and electronic data.