论文

凝聚度 —— 描述与测度社会生态系统抗干扰能力的一种新特性

胡小兵^{①③④}, 史培军^{①②③*}, 汪明^{①③}, 叶涛^{①③}, LEESON Mark S^④

① 北京师范大学地表过程与资源生态国家重点实验室, 北京 100875

② 北京师范大学环境演变与自然灾害教育部重点实验室, 北京 100875

③ 北京师范大学民政部 – 教育部减灾与应急管理研究院, 北京 100875

④ School of Engineering, University of Warwick, Coventry, UK

* 通信作者. E-mail: spj@bnu.edu.cn

收稿日期: 2014-02-21; 接受日期: 2014-05-13

国家重点基础研究发展计划 (973 计划)(批准号: 2012CB955404)、北京师范大学地表过程与资源生态国家重点实验室项目 (批准号: 2012-RC-02) 和欧盟第七框架计划 (FP7)(批准号: PIOF-GA-2011-299725) 资助

摘要 研究一个网络系统抵抗干扰的能力, 系统科学里有“鲁棒性”的概念, 社会 — 生态系统里用“脆弱性”、“恢复性”和“适应性”等概念. 这些已有的概念是否已经全面地描述了系统抵抗干扰的能力呢? 在综合灾害风险管理的实践中, 整个社会凝心聚力, 行动协调一致, 往往发挥着至关重要的决定性作用. 然而, 现有学术研究中所用到的各种系统属性, 都不能很好表述一个系统凝心聚力的能力或水平. 鉴于此, 本文提出一种全新的网络系统属性: 网络凝聚度 (consilience degree), 专门用以度量一个如社会 — 生态系统一样行为的网络系统凝心聚力, 行动协调一致, 以抵抗干扰的能力. 网络凝聚度实际上是一种更具普遍意义的“联结度”. 它可以象联结度一样, 派生发展出一系列的系统新属性和网络新模型, 从而形成一个研究复杂系统的新的理论体系. 本文将重点阐述这个体系的雏型. 理论分析和仿真研究都证明: 本文所提出的网络凝聚度是现有各种系统属性所无法涵盖或替代的, 是研究现实复杂系统所必需的新理论工具.

关键词 凝聚度 联结度 鲁棒性 复杂网络 社会 — 生态系统 系统科学

1 引言

在全球气候变化加剧, 世界经济一体化加速, 极端灾害事件增多的大背景下, 针对社会 — 生态系统综合灾害风险研究迫切需要各种有效的理论和方法. 传统的剂量 — 响应模型^[1], 由孕灾环境、致灾因子和承灾体要素组成的灾害系统理论^[2], 以及系统“脆弱性”、“恢复性”和“适应性”等模型^[3,4], 对推进发展社会 — 生态系统抗干扰能力的研究工作, 都做出了重要的贡献. 然而, 这些已有方法在研究综合灾害风险管理问题时都遇到了严重的瓶颈^[5]. 正如文献 [5~7] 所指出的, 社会生态 — 系统是

引用格式: 胡小兵, 史培军, 汪明, 等. 凝聚度 —— 描述与测度社会生态系统抗干扰能力的一种新特性. 中国科学: 信息科学, 2014, 44: 1467–1481, doi: 10.1360/N112013-00188

一个复杂网络系统, 其中的综合灾害风险管理是一个全局化、网络化、整体化的系统抗干扰问题, 必需应用复杂网络系统的理论和方法来分析和解决.

复杂网络系统涵盖了我们生活的方方面面. 网络“联结度”(node degree) 是用以研究网络系统的最基本的一个概念. 联结度表述了一个结点和网络中的多少个其他结点有联结. 基于联结度派生发展出了一系列的网络属性和模型, 已成为近 20 年推动复杂系统科学研究高速发展的坚实理论基础^[8~12]. 例如, “联结度分布” $P(k)$ 就是这样一个基于联结度发展出来的网络属性, 它表述了网络中一个节点的联结度为 k 的统计概率. 得益于联结度分布的概念, 复杂系统科学领域很快有了一个具有里程碑意义的重大发现: 现实世界中的许多复杂网络系统的联结度分布并不满足以联结度均值为中心的泊松分布(Poisson distribution), 而是具有明显的无尺度的特性^[13~16], 即绝大多数结点的联结度都很小, 而极个别的结点却具有很大的联结度, 也就是说, 联结度分布概率 $P(k)$ 随联结度 k 的增大而按幂指数的速度减小. 基于联结度分布的规律, 人们又进一步研究了网络系统抵抗干扰的结构鲁棒性, 其中最具影响的发现就是: 高联结度结点对提高系统抵抗蓄意攻击的能力至关重要^[17,18].

然而, 最新的一项研究表明, 当论及网络系统抵抗干扰的动态鲁棒性时, 即便是抵抗蓄意攻击, 低联结度的结点反而变得比高联结度的结点重要^[19]. 这个结论与前面研究结构鲁棒性的结论截然相反. 为什么会这样呢? 其实原因很简单, 在研究结构鲁棒性时, 我们只关心网络的拓扑结构, 而忽略了结点的功能(所有结点都被当成同质的空间点而已); 而在研究动态鲁棒性时, 结点的功能成了考虑的重点, 结点被当成异质的功能个体. 显然, 一个现实的复杂网络系统绝不仅仅是一个拓扑结构而已, 而是许多异质的功能个体通过拓扑结构联系到一起, 从而在相互动态的影响中形成了整个系统的互补功能特性, 其中就包括系统抵抗干扰的能力. 这提醒了我们: 只考虑拓扑结构的联结度, 以及在联结度基础上发展起来的一系列网络属性和模型的理论体系, 其实是不足以充分描述复杂网络系统的, 也难以满足研究现实复杂网络系统的客观需要.

事实上, 在研究现实复杂网络系统的许多工作中, 都同时考虑了拓扑结构和结点功能. 例如, 在研究电网和神经网络时, 结点被当成震荡子^[20~22]; 在研究疫病爆发的网络时, 结点可以具有感染、被感染、恢复、免疫和死亡等不同状态^[23]; 在研究网络中灾害扩散情况时, 结点具有带延迟效应的双稳态^[24]; 在研究社会规范和个体期望的动态演化时^[25], 结点之间的协调程度即互补行为是关键. 在这些关于现实复杂网络系统的研究工作中, 提出了许多新颖的网络属性. 然而, 这些网络属性主要用于研究系统组分之间相互作用功能的动力学特性(即动态性能). 正如文献[7]所强调指出的: 一个系统的复杂性, 绝非仅仅源于其动力学特性; 系统的各种非动力学特性, 比如结点的异质性和初始条件等静态属性, 都对系统的复杂性具有重要的影响, 与这些特性相关的研究却很缺乏. 而且, 诸如文献[20~25]中的那些网络新属性通常都是针对某特定系统而提出的, 因而不具有象联结度这种静态属性那样的基础性和普适性.

任何一个现实复杂网络系统的特性, 都是其拓扑结构和结点功能共同作用的结果. 那么, 是否存在一种象联结度一样具有基础性和普适性的网络系统静态属性, 可以客观地描述和度量复杂网络系统的拓扑结构和结点功能的综合抗干扰能力呢? 社会 — 生态系统中综合灾害风险管理的实践活动给我们提供了很好的启示. 人类社会是一个把诸多人力物力资源联结在一起的复杂网络系统. 这个系统抵抗灾害(即干扰)的能力, 当然与人力物力资源构成的保障功能(结点功能)以及社会结构(拓扑结构)有关, 但又不尽然. 即便系统所有资源的保障功能和社会结构都相同, 一个凝心聚力的社会, 与一个一盘散沙的社会, 其抵抗灾害的能力是判若天地的. 这个现象很难通过传统的用以衡量社会 — 生态系统抵抗灾害能力的“脆弱性”、“恢复性”或“适应性”来解释. 社会实践表明, 一个社会 — 生态系统凝聚力的大小很大程度上决定了其实际抵抗灾害的能力^[26]. 那么, 这个凝聚力是否是一个可以量化

的网络系统属性呢? 它是否具有基础性和普适性呢? 本文就是要深入探讨这些问题.

2 网络凝聚度的概念

我们首先提出网络“凝聚度”的概念, 选用英文名 (consilience degree, CD). “Consilience”一词在“*Consilience: The Unity of Knowledge*”^[27]中表达了所有科学知识整合归一的终极理想状态. 网络凝聚度则是要描述和测度系统中的所有因素 (包括拓扑结构和结点功能), 在实现系统特定与总体功能的目的上, 所整合归一的程度. 网络凝聚度的数学定义如下所述.

假设一个网络系统, 其拓扑结构由 $G(V, E)$ 表示, 其中 V 表示网络中所有 N_N 个结点, E 表示所有 N_E 条链接. 每个结点都有自己的结点功能. 各结点的功能可以不同, 但所有结点功能都是要为同一特定与总体的系统功能服务. 结点间的功能会通过网络拓扑结构而相互影响. 就服务于同一特定的系统功能而言, 当两个结点连接到一起时, 它们的结点功能可能相互促进提升, 也可能相互干扰掣肘. 所以, 我们引入一个“功能相位”的概念. 每个结点都有各自的功能相位, 记结点 i 的功能相位为 θ_i , $\theta_i \in \Omega_\theta$, $i=1, \dots, N_N$, Ω_θ 是功能相位的取值范围. 功能相位可代表的实际物理意义非常广泛, 例如: 信号的同步程度、设备的兼容性、合作意愿、社会价值、个人态度、文化差异等等, 这些实际因素在各自的网络系统中, 对决定系统的整体性能, 都起着至关重要的作用.

然后我们引入一个相位差函数: 对相互连接的两个结点 i 和 j , 函数 $f_{d\theta}(\theta_i, \theta_j)$ 将根据它们的功能相位 θ_i 和 θ_j 来计算它们互补或干扰的程度. 虽然相位差函数 $f_{d\theta}(\theta_i, \theta_j)$ 的具体形式可以视问题而定, 但应该满足以下几个条件: (1) 对取值范围 Ω_θ 里的任意两个相位值 θ_i 和 θ_j , 总有 $-1 \leq f_{d\theta}(\theta_i, \theta_j) \leq 1$; (2) 当 $\theta_i = \theta_j$ 时, 有 $f_{d\theta}(\theta_i, \theta_j) = 1$; (3) $f_{d\theta}(\theta_i, \theta_j)$ 是关于 $\theta_i = \theta_j$ 对称的; (4) 存在一个 $\Delta\theta > 0$, 对任何满足 $|\theta_i - \theta_j| \leq \Delta\theta$ 的 θ_i 和 θ_j , $|f_{d\theta}(\theta_i, \theta_j)|$ 是 $|\theta_i - \theta_j|$ 的非增函数. 在本文的研究中, 除非特别指出, 我们将用余弦函数“cos”来定义相位差函数 $f_{d\theta}(\theta_i, \theta_j)$.

基于上述准备, 这里给出网络系统中结点凝聚度的定义. 结点 i 的凝聚度计算如下:

$$c_{CD,i} = \sum_{j=1}^{k_i} f_{d\theta}(\theta_i, \theta_j), \quad (1)$$

其中 k_i 是结点 i 的联结点. 由式 (1) 可知, 如果一个结点连接到越多的具有越相似功能相位的其他结点, 则其凝聚度就越大. 因为 $-1 \leq f_{d\theta}(\theta_i, \theta_j) \leq 1$, 所以 $-k_i \leq c_{CD,i} \leq k_i$. 当结点 i 与其所连接的 k_i 个结点具有完全相同的功能相位时, 其凝聚度就等于其联结点. 所以, 凝聚度可以看作是一种被普遍化了的联结点, 然而却包含了联结点所无法表述的意义. 换言之, 联结点只是凝聚度的一种特例. 显然, 联结点 k_i 大并不意味着凝聚度 $c_{CD,i}$ 就大. 如果与结点 i 相连的所有结点在功能上都是与结点 i 完全相冲突的, 那么联结点 k_i 越大, 只会导致凝聚度越小. 由式 (1), 一个孤立的结点, 不管其自身功能多强, 其凝聚度为 0, 这和常识相符. 对一个非孤立的结点, 即 $k_i > 0$, 如果它所连接的结点之间在功能上相互冲突, 那么该结点的凝聚度也可能为 0. 例如, 一台机器需要连接到两种外挂设备才能工作, 如果其所连接的两台外挂设备是互不兼容的, 那这台机器跟没有连接任何外挂设备一样, 仍然无法工作. 又如, 一个人需要做二选一的决定, 就去咨询两个他同样看重的朋友, 两个朋友的建议正相反. 因此, 就做选择这件事而言, 他就仿佛没有任何朋友可咨询一样, 所以凝聚度为 0. 显然, 联结度是无法捕捉、描述、度量和解释这些情况的. 图 1 给出了关于凝聚度与联结度的区别的示例. 在图 1 的网络系统 (a) 中, 结点 3 具有最大的联结点 $k_3=4$, 然而其凝聚度 $c_{CD,3} = -2$ 却是最小. 虽然同系统中, 结点 6 联结点最小 $k_6=0$, 其凝聚度 $c_{CD,6} = 0$ 却是最大. 系统 (a) 中结点 3 与结点 6 的反差, 充分说明

图 1 凝聚度与联结度的区别

Figure 1 Difference between consilience degree and node degree. (a) A system with poor consilience degree; (b) a system with larger consilience degree

了凝聚度与联结度的天壤之别. 虽然系统 (a) 中结点 4 和结点 5 的联结度都不为 0 (结点 4 有 $k_4=3$, 结点 5 有 $k_5=2$), 它们的凝聚度却和结点 6 一样都为 0, 就仿佛它们没有连接任何结点一样. 换言之, 相互冲突的联结等于没有联结. 从拓扑结构看, 系统 (a) 与系统 (b) 完全一样, 然而系统 (b) 的平均凝聚度为 0, 大于系统 (a) 的平均凝聚度 $-2/3$. 这说明凝聚度是迥异于网络拓扑结构的系统特性.

凝聚度与其他常用的网络系统属性的区别也很明显. 比如, 网络同步性 (synchronization) 可以描述系统中所有结点功能相位的相似程度, 可如下定义:

$$\overline{\Delta\theta} = \frac{1}{N_N(N_N - 1)} \sum_{i=1}^{N_N} \sum_{j=1}^{N_N} |\theta_i - \theta_j|. \quad (2)$$

表面上看, 网络同步性 $\overline{\Delta\theta}$ 似乎可以等价描述一个系统的平均凝聚度

$$\bar{c}_{CD} = \frac{1}{N_N} \sum_{i=1}^{N_N} \sum_{j=1}^{k_i} f_{d\theta}(\theta_i, \theta_j), \quad (3)$$

即似乎 $\overline{\Delta\theta}$ 越小就对应 $\bar{c}_{CD}$ 越大. 然而, 事实并非如此. 因为 $\overline{\Delta\theta}$ 并未有象 $\bar{c}_{CD}$ 一样考虑结点间的连接情况, 所以 $\overline{\Delta\theta}$ 与 $\bar{c}_{CD}$ 之间并没有必然的联系. 例如, 同一群人合作完成一项工作, 是把这群人胡乱分组, 还是根据大家彼此间的合作意愿来分组, 对最后工作的完成情况肯定是有巨大影响的. 显然, 两种分组情况不影响 $\overline{\Delta\theta}$ 值的大小, 而 $\bar{c}_{CD}$ 则一小一大有区别. 所以, 网络同步性是不能涵盖或替代网络凝聚度的.

又如, 聚合系数 (clustering coefficient, CC) 描述了存在于一个结点和与它相连的其他结点之间链接的密集程度, 对结点 i , 其聚合系数定义如下:

$$c_{CC,i} = \frac{2n_{C,i}}{k_i(k_i - 1)}, \quad (4)$$

其中 $n_{C,i}$ 是存在于结点 i 和与结点 i 相连的其他结点之间的所有链接的数目. 聚合系数具有非常重要的现实意义. 例如, 甲有两个朋友: 乙和丙, 则通常乙和丙彼此也是朋友. 这说明现实网络系统中, 结点的聚合系数都是比较高的. 那聚合系数能涵盖或替代凝聚度吗? 再看一个例子: 有甲乙两个公司, 甲公司里的员工合作默契, 乙公司里的员工相互争斗. 从工作关系网来看, 甲乙两个公司的聚合系数是一样的, 因为公司里的员工彼此间都是工作关系. 然而它们的凝聚度就不一样了, 按式 (1) 计算, 就有甲公司凝聚度大, 而乙公司的凝聚度很小 (甚至为负). 究其原因, 聚合系数是基于联结度提出的网

络属性, 是不考虑结点功能的, 所以不可能真正反映出甲乙两个公司的工作关系网的实际效能的. 这说明, 本文所提出的凝聚度是超越了聚合系数的涵义的.

再看网络的结构鲁棒性. 众所周知, 具有枢纽结点的网络系统对蓄意攻击的鲁棒性是很差的, 也就是说, 如果蓄意攻击枢纽结点, 则系统很容易崩溃. 一个部门的正常运转离不开部门负责人的管理. 从管理关系网来说, 部门负责人就是枢纽结点. 设有甲乙两个管理结构相同的部门, 即结构鲁棒性相同. 但甲部门的员工与负责人工作思路协调一致 (即有共识, 凝聚度高), 而乙部门的员工在工作上各自为政 (即认识不一, 凝聚度低), 全靠其负责人从中协调维持. 现在上级要考核决定部门负责人的任免问题 (即蓄意攻击枢纽结点). 那么, (1) 以部门业绩考量, 哪个部门的负责人更可能被免掉? (2) 在部门负责人空缺的情况下, 哪个部门更可能无法运转 (即系统崩溃)? 不考虑结点功能的结构鲁棒性显然不能回答这些问题. 而本文中的凝聚度则为定量地回答上述问题提供了可能和依据.

3 基于凝聚度的复杂系统研究的全新理论体系

上节的凝聚度概念是根据社会—生态系统中的“凝心聚力”现象提炼出来的. 那么, 凝聚度的大小是否能全面反映“人心齐不齐”、“众人拾材火焰高不高”的问题呢?“凝心聚力”的过程又该怎么来实现呢? 带着这些问题, 我们可以从凝聚度的概念拓展出一系列全新的网络属性和网络模型. 这些新网络属性可以较全面准确地回答“人心齐不齐”、“众人拾材火焰高不高”的问题. 新网络模型用以生成具有高凝聚度的网络系统, 模型中提出的组织机理和优化过程可以解释如何才能使系统获得较好的“凝心聚力”效果.

3.1 基于凝聚度的新网络属性

由式 (1) 定义的凝聚度是一个基础性的概念, 可以进一步改进和拓展. 假设两个结点 i 和 j , 其联结度分别为 $k_i \neq k_j$, 而凝聚度相同为 $c_{CD,i} = c_{CD,j}$. 那么这两个结点抵抗干扰的效率是否也一样呢? 或者说, 它们凝心聚力的效率是否也一样呢? 显然, 应该是联结度小的结点, 其凝心聚力的效率高, 因为它通过连接较少的结点就达到了同样的抵抗干扰的能力. 为了区别这种凝心聚力效率上的差异, 我们引入邻域凝聚系数 (neighborhood consilience coefficient, NCC) 的概念, 定义如下:

$$c_{NCC,i} = \begin{cases} \frac{1}{k_i} \sum_{j=1}^{k_i} f_{d\theta}(\theta_i, \theta_j), & k_i > 0, \\ 0, & k_i = 0. \end{cases} \quad (5)$$

因为式 (1) 决定了凝聚度总是 $-k_i \leq c_{CD,i} \leq k_i$, 所以由式 (5) 有邻域凝聚系数 $-1 \leq c_{NCC,i} \leq 1$. 所以, 邻域凝聚系数是归一化了的凝聚度, 描述了一个结点整合与其相连的结点资源的效率. 例如, 图 2 中结点 3 连接了 5 个其他结点, 其凝聚度为 $c_{CD,3} = 3$, 而结点 4 连接了 3 个其他结点, 其凝聚度为 $c_{CD,4} = 2$. 虽然 $c_{CD,3} > c_{CD,4}$, 但根据式 (5) 有 $c_{NCC,4} = 0.6 > c_{NCC,3} = 0.6$, 所以结点 4 的凝心聚力效率反而比结点 3 高.

邻域凝聚系数只考虑了与一个结点相连的结点资源. 其实在一个网络系统中, 所有结点都可以视为潜在的可利用资源, 不管有无连接. 因此, 我们可以用一个全局凝聚系数 (global consilience coeffi-

图 2 凝聚度与邻域凝聚系数的区别

Figure 2 Difference between consilience degree and neighborhood consilience coefficient (NCC)

图 3 全局凝聚系数与邻域凝聚系数的区别

Figure 3 Difference between global consilience coefficient (GCC) and neighborhood consilience coefficient (NCC). (a) A system with 6 nodes; (b) a system with 10 nodes

cient, GCC) 来描述一个结点整合系统中所有潜在资源的效率, 定义如下:

$$c_{GCC,i} = \frac{1}{N_N - 1} \sum_{j=1}^{k_i} f_{d\theta}(\theta_i, \theta_j). \quad (6)$$

全局凝聚系数的理论取值范围也为 $[-1, 1]$, 但对一个联结度为 k_i 的结点, 其全局凝聚系数 $c_{GCC,i}$ 最大可能为 $\frac{k_i}{N_N - 1}$. 图 3 示例说明了全局凝聚系数与邻域凝聚系数的区别. 图 3 给出了两个网络系统, 系统 (a) 含有 6 个结点, 系统 (b) 则有 10 个结点. 系统 (a) 中的结点 3 的联结度为 4, 邻域凝聚系数为 0.75, 系统 (b) 中的结点 3 的联结度也为 4, 但其邻域凝聚系数为 1. 但由式 (6) 可知, 系统 (a) 中的结点 3 的全局凝聚系数高于系统 (b) 中的结点 3, 系统 (a) 中的结点 3 具有更高的整合系统潜在资源的效率. 邻域凝聚系数和全局凝聚系数具有很现实的意义. 例如, 甲乙两人竞选总统, 邻域凝聚系数可以用来反映党内支持程度, 而全局凝聚系数则反映民众支持程度. 显然, 党内支持程度高并不能代表民众支持程度就高, 而只有党内支持程度和民众支持程度都高的人, 赢得选举的可能性才高.

我们还可结合具体问题, 对式 (1) 做更复杂的改进. 例如, 前面的讨论都只考虑了结点功能的相位, 而未考虑结点功能的强度. 此外, 存在于结点间的链接的效率也都默认为 1. 这里假设每个结点都有各自的固有的功能强度, 记结点 i 的固有功能强度为 $a_i > 0$. 再假设存在于结点 i 和结点 j 间的链

接的效率为 $w_{i,j}$. 则我们可重新定义结点 i 的凝聚度为

$$c_{CD,i} = \sum_{j=1}^{k_i} w_{i,j} a_j f_{d\theta}(\theta_i, \theta_j). \quad (7)$$

那么邻域凝聚系数与全局凝聚系数也就相应地变为

$$c_{NCC,i} = \frac{1}{k_i \max_{j=1, \dots, k_i} (w_{i,j} a_j)} \sum_{j=1}^{k_i} w_{i,j} a_j f_{d\theta}(\theta_i, \theta_j), \quad (8)$$

$$c_{GCC,i} = \frac{1}{(N_N - 1) \max_{k,j=1, \dots, N_N} (w_{k,j}) \max_{j=1, \dots, N_N} (a_j)} \sum_{j=1}^{k_i} w_{i,j} a_j f_{d\theta}(\theta_i, \theta_j). \quad (9)$$

正如前面已经提到过, 式 (1) 中的凝聚度可以看作是一种被普遍化了的联结度. 目前研究复杂网络的理论体系很大程度上是基于联结度来建立的. 众所周知, 联结度是定义许多网络属性 (例如聚合系数、类聚系数) 的基础. 我们可以仿照这些基于联结度的网络属性, 来定义相应的, 凝聚度体系的网络新属性. 比如, 我们定义凝聚度体系的聚合系数如下:

$$c_{CDCC,i} = \frac{\sum_{k,j \in \Omega_{N,i}, k \neq j} f_{d\theta}(\theta_k, \theta_j)}{k_i(k_i - 1)}, \quad (10)$$

其中 $\Omega_{N,i}$ 是与结点 i 相连接的所有结点的集合. 对于传统聚合系数很大的一组结点 (即存在于结点间的链接数目很多), 如果这些结点的功能相位千差万别, 则其凝聚度体系的聚合系数仍然会很小, 甚至为负. 通俗地说, 也就是这组结点 “貌合 (联结度体系的聚合系数很大) 神离 (凝聚度体系的聚合系数很小)”. 新旧两个体系, 孰优孰劣, 一目了然.

3.2 基于凝聚度的新网络模型

现有的许多网络模型 (例如用于研究小世界特性的随机重连模型, 用于生成无尺度拓扑结构的选择性连接模型) 也都是以联结度为基础的. 我们可以参照这些基于联结度的网络模型, 提出凝聚度体系的新网络模型. 比如, 我们可以定义凝聚度体系的选择性连接网络模型. 在联结度体系的选择性连接模型中, 向一个结点添加新链接的概率被定义为该结点的当前联结度的函数^[16]. 因此, 当前联结度大的结点更有可能获得新的链接, 从而联结度变得越来越大; 而大部分结点将越来越难获得新链接; 最后形成无尺度的拓扑结构. 我们只需把模型中向一个结点添加新链接的概率重新定义为该结点的当前凝聚度的函数, 就可以得到凝聚度体系的选择性连接网络模型. 如稍后仿真结果所示, 新模型不但可以生成老模型所能生成的无尺度的拓扑结构, 而且还能使系统在平均水平上具有更高的网络凝聚度.

这里就引出了一个问题: 平均凝聚度高的网络系统必然具有无尺度的拓扑结构吗? 为回答这个问题, 我们专门设计了如下一个新网络模型. 在新模型中, 每当要添加一条新链接时, (1) 先随机选取两个没有连接到一起的结点, (2) 然后根据两个结点的功能相位差计算添加新链接的概率, 原则是, 功能相位差越小, 添加新链接的概率越大. 具体的概率计算函数可定义如下:

$$p_C(i, j) = \frac{(\alpha + 1 + f_{d\theta}(\theta_i, \theta_j))^\beta}{\sum_{k=1}^{N_N} \sum_{h=k+1}^{N_N} (\alpha + 1 + f_{d\theta}(\theta_k, \theta_h))^\beta}, \quad (11)$$

其中模型参数 $\alpha > 0$ 确保了即使是完全冲突的两个结点, 也有可能获得新链接, 而参数 $\beta > 0$ 则决定了添加新链接的概率对功能相位差的依赖程度. 如稍后仿真结果所示, 基于式 (11) 的新网络模型可以生成平均凝聚度很高的网络系统, 但却不一定具有无尺度的拓扑结构.

更进一步, 凝聚度概念给网络系统优化问题也带来了全新的内容. 考虑如下一个问题: 给定 N_N 个结点, 各结点的功能相位都已确定, 现在, 由于资源有限等原因, 只能在结点间建立 N_E 条链接. 试问该如何建立这 N_E 条链接, 以使得所生成的网络系统具有最大的平均凝聚度? 显然, 对联结度而言, 是不存在类似的优化问题的, 因为不管怎么建立这 N_E 条链接, 平均联结度都是 $2N_E/N_N$, 没有任何区别. 对凝聚度就不一样了, 图 1 已经给出了一个很直观的例子. 如何建立 N_E 条链接已达到系统最大的平均凝聚度, 具有非常现实的应用背景和意义. 例如, 在社会 — 生态系统中, 如何根据各利益相关体之间的亲疏远近, 来优化系统的组织结构, 以期在系统抵抗干扰时, 能达到最大的凝心聚力的效果.

这里我们先提出一个简单的理论网络模型, 用以生成具有最大的平均凝聚度的网络系统. 我们假设有一个中央决策者, 每一条链接都由中央决策者根据全局最优的目的来设置. 那么, 在设置第 l 条链接时, $l = 1, \dots, N_E$, 应该有 $((N_N - 1)N_N/2 - l + 1)$ 个可能的设置方案, 每一个可能的设置方案都各自对应两个结点, 假设为结点 i 和结点 j . 则第 l 条链接应该根据 $((N_N - 1)N_N/2 - l + 1)$ 个可能方案中具有最大的 $f_{d\theta}(\theta_i, \theta_j)$ 值的方案来设置. 这个模型可以生成具有理论上最大平均凝聚度的网络系统.

然而, 在现实网络系统中, 一般都不存在真正的中央决策者, 各个结点一般不会等着被设置链接, 而是都会自发、主动、随机、并行、相互竞争或补充地建立自己的链接. 换句话说, 现实网络系统大都是一个去中心化的自组织系统. 下面我们再建立另一个理论网络模型, 用以优化去中心化的自组织网络系统. 每当要建立一条新链接时, 我们先随机选择一个可以继续添加联结的结点, 假设为结点 i , 有 $k_i < (N_N - 1)$. 则我们就有 $(N_N - 1 - k_i)$ 种可能的链接设置方案. 于是选取这 $(N_N - 1 - k_i)$ 种可能方案中具有最大的 $f_{d\theta}(\theta_i, \theta_j)$ 值的方案来设置链接. 在这个模型中, 每一个争取到当前链接设置权/资源的结点都要最大化自己的凝聚度. 其结果是, 所生成系统的平均凝聚度就不一定是全局最优了. 随后的仿真结果将证明这一点. 但是, 这个模型更好地反映了现实网络系统中, 尤其是社会 — 生态系统中, 众多利益相关者相互博弈共存的现象.

当然, 凝聚度优化问题远不止上述模型所讨论的那么简单. 比如, 一条链接的建立, 除了与 $f_{d\theta}(\theta_i, \theta_j)$ 值有关外, 还可能与结点 i 和结点 j 之间的距离有关. 两个结点之间的距离越大, 建立链接的成本就越高. 同时, 链接的效用可能就越低, 即俗话说“远水不解近渴”, 即便两个结点的功能相位高度一致, 但由于距离遥远, 其相互支持, 救助的效果也会被弱化. 因此, 我们就需要根据距离的影响, 来改进上述两个凝聚度优化网络模型. 具体的改进措施可以结合实际问题来研究, 本文不做进一步的探讨, 但会在仿真试验结果部分介绍一种简单的改进方案.

4 仿真实验结果

前面两节理论部分的内容表明: 基于联结度的复杂网络理论体系 (包括网络属性和模型), 与本文所述的基于凝聚度的新体系, 是明显不同的. 新体系所描述和研究的内容具有很强的现实意义, 可以深刻地反映诸如社会 — 生态系统中存在的“凝心聚力”现象和效果, 而这些内容都是绝非旧体系所能涵盖的, 因而是对复杂系统科学理论的一个极大的扩充. 本节我们给出一些仿真实验结果, 以便更好地理解前面的理论概念和分析讨论.

在本节仿真实验中, 我们采用了 8 个不同网络模型来生成网络系统, 其中 6 个是基于凝聚度而设计的模型, 另 2 个则是基于联结度而设计的模型. 基于式 (11) 的网络模型根据节点间的功能相位差来计算连接概率, 我们简称为 CDPD 模型. 我们参考文献 [16], 设计了一个联结度体系的选择性连接模型 (简称为 NDPA) 和一个凝聚度体系的选择性连接网络模型 (简称为 CDPA), 它们的连接概率分

图 4 8 个模型产生的网络系统示例

Figure 4 Examples of networks generated by 8 different models. (a) NDRC (ACD=0.07); (b) NDPA (ACD=-0.25); (c) CDPD (ACD=3.96); (d) CDPA (ACD=3.53); (e) CDGO (ACD=5.75); (f) CDGOD (ACD=1.88); (g) CDLO (ACD=5.60); (h) CDLOD (ACD=1.84)

别计算如下:

$$p_{\text{NDPA}}(i) = \frac{\alpha + (k_i)^\beta}{\sum_{j=1}^{N_N} (\alpha + (k_j)^\beta)}, \quad (12)$$

$$p_{\text{CDPA}}(i, j) = \frac{\alpha + (2 + f_{d\theta}(\theta_i, \theta_j)(1 + c_{\text{NCC}, i}))^\beta}{\sum_{k=1, \dots, N_N, k \neq j} (\alpha + (2 + f_{d\theta}(\theta_k, \theta_j)(1 + c_{\text{NCC}, k}))^\beta)}. \quad (13)$$

式 (11) 到式 (13) 中的参数都为 $\alpha = 0.01, \beta = 3$. 此外, 我们还使用了文献 [28] 中随机连接模型, 其随机连接概率定为 0.15. 这是一个基于联结度的网络模型, 简称为 NDRC. 上述 4 个模型都是非优化模型. 另外 4 个模型则是凝聚度优化网络模型, 其中 2 个按中央决策者的思路设计全局最优的系统, 一个不考虑距离的影响 (简称 CDGO), 一个考虑距离的影响 (简称 CDGOD); 另 2 个按去中心化自组织的思路设计局部最优的系统, 也是一个不考虑距离的影响 (简称 CDLO), 一个考虑距离的影响 (简称 CDLOD). 本仿真实验中, 假设距离对相位差函数产生如下影响:

$$\overline{f_{d\theta}}(\theta_i, \theta_j) = \begin{cases} f_{d\theta}(\theta_i, \theta_j) \left(\frac{d_{\text{Max}} - d_{i,j}}{(1-\delta)d_{\text{Max}}} \right)^\varepsilon, & d_{i,j} > \delta d_{\text{Max}}, \\ f_{d\theta}(\theta_i, \theta_j), & d_{i,j} \leq \delta d_{\text{Max}}, \end{cases} \quad (14)$$

其中 d_{Max} 代表结点间的最大距离, $0 \leq \delta \leq 1$ 和 $\varepsilon > 0$ 为模型参数. 由式 (14) 可知, 当两个结点间距离小于阈值 δd_{Max} 时, 距离对相位差函数没有影响; 超过阈值后, 其影响将随距离增大而减小; 其减小速率由 ε 决定. 简单地说, δ 越大, 距离的影响就越小, 所生成的网络系统的平均凝聚度就越大, 即越接近相应的凝聚度优化模型; ε 越大, 距离的影响就越大, 即超过距离阈值的结点对当前结点凝聚度的贡献会随 ε 增大而变小. 在结合实际系统和问题时, 对模型参数的研究尤其重要, 本文重点是对凝聚度理论体系雏型的阐述, 故而简化起见, 本仿真实验中就取 $\delta=0.1, \varepsilon=2$, 另外, 结点的功能相位随机地分布在区间 $[0, 2\pi]$ 上.

为了直观展示 8 个模型所生成的网络系统的差别, 我们先按 $N_N=40$ 和 $N_E=120$ 运行 8 个模型各一次. 请注意, 8 个模型的结点功能相位的分布是一样的. 图 4 给出了 8 个模型所生成的网络系统和系统的平均凝聚度 (ACD), 并用不同的形状和颜色区分了各个结点的凝聚度的大小. 红色三角形表示结点的凝聚度为正 (含 0 值), 蓝色圆形则表示结点的凝聚度为负, 红、蓝颜色的深浅代表了结点的凝聚度绝对值在结点间的相对大小. 从图 4 可以看出: (1) 对基于联结度的模型 NDRC 和 NDPA, 其所生成的网络系统中, 三角形结点和圆形结点数目相当, 说明结点的凝聚度正负相抵严重; (2) 而对基于凝聚度的模型 CDPD 和 CDPA, 大部分结点都是深红色的三角形, 说明结点的凝聚度大都为正; (3) 从拓扑结构上看, CDPD 和 NDRC 是典型的随机结构, 而 CDPA 和 NDPA 则是无尺度结构, 说明网络平均凝聚度的大小与拓扑结构之间没有必然的联系; (4) 虽然 CDPA 和 NDPA 用相同的模型参数 α 和 β 值计算选择连接概率, 但是 NDPA 中的无尺度结构出现得更快, 更明显; (5) 凝聚度优化模型 CDGO 和 CDLO 所得到的平均凝聚度显著大于其他模型; (6) 考虑距离的影响后 (CDGOD 和 CDLOD), 系统平均凝聚度必然下降, 但优化模型仍然保证了所有结点的凝聚度为正, 不过长距离链接的数量大幅减少了; (7) 全局优化模型 (CDGO 和 CDGOD) 的系统平均凝聚度总是大于局部优化模型 (CDLO 和 CDLOD).

下面我们再开展更深入的仿真实验, 按 $N_N=100$ 和 $N_E=400$ 运行 8 个模型各 100 次. 表 1 给出了实验结果的一些关键平均值. 图 5 给出了 8 个模型所生成的网络系统的联结度分布情况. 从表 1 和图 5 可以看出: (1) 根据基于联结度的网络属性, 即聚合系数 (clustering coefficient, 简称 CC), 类聚系数 (assortativity, 简称 Asso) 和平均最短路径 (average shortest path length, 简称 ASPL), CDPD 与 NDRC 相仿, 而 CDPA 与 NDPA 相似. 因为聚合系数、类聚系数和平均最短路径主要是用来描述拓扑结构的, 所以我们可以得出结论, CDPD 和 NDRC 所生成的网络系统具有相似的拓扑结构, 而 CDPA 和 NDPA 的拓扑结构相似. 图 5 的联结度分布情况进一步支持了上述结论. 所以, 基于联结度的网络属性是不能区分开 CDPD/CDPA 与 NDRC/NDPA. (2) 根据基于凝聚度的网络属性, 即凝聚度 (CD), 邻域凝聚系数 (NCC) 和全局凝聚系数 (GCC), 模型 CDPD/CDPA 与 NDRC/NDPA 是截然不同的, 尽管它们的拓扑结构相似. 这说明基于凝聚度的网络属性为我们提供了一个认识复杂系统的全新视角, 这个视角所揭示出来的信息是基于联结度的网络属性所缺失的. (3) 比较表 1 和图 5 中关于 NDPA 和 CDPA 的细节信息, 我们可以发现, NDPA 更容易生成无尺度拓扑结构, 这与图 4 所示的情况是一致的. 一般而言, 越显著的无尺度拓扑结构, 其平均最短路径越小 (得益于联结度更大的枢纽结点), 而所取得的最大结点联结度也越大 (以本实验中 $N_N=100$ 为例, 在 NDPA 模型中, 个别结点的联结度为 99, 这是理论上的最大可能联结度, 而 CDPA 模型所取得的最大联结度只有不到 70). 究其原因, 是因为结点的功能相位间差异, 使得现有最大凝聚度值的增长速度远没有现有最大联结度值的增长速度快, 从而导致由式 (13) 算出的选择性连接概率平均意义上比由式 (12) 算出的小. 所以, 无尺度拓扑结构在 CDPA 模型中出现得就相对较慢. (4) 对比 4 个凝聚度优化模型 (CDGO, CDGOD, CDLO, CDLOD) 与 4 个非优化模型 (2 个联结度模型: NDRC, NDPA; 2 个凝聚度模型: CDPD, CDPA), 可以发现, 无论是基于联结度的网络属性还是基于凝聚度的网络属性, 两类模型的差异都很大. 这说明凝聚度优化问题是一个全新的问题, 不论是基于联结度的网络模型 (NDRC, NDPA), 还是仿照联结度模型而设计的凝聚度模型 (CDPD, CDPA), 都不能有效解决凝聚度优化问题. 因此必须研究全新的网络优化方法 (就像 CDGO, CDGOD, CDLO 和 CDLOD 那样). (5) 图 5 中 4 个凝聚度优化模型的联结度分布与 NDRC 和 CDPD 相似, 都为 Poisson 分布. 这很大程度上取决于结点功能相位的分布. 优化模型的联结度分布是否也可能出现无尺度的特性, 这是一个值得进一步研究的问题.

正如本文一开篇就指出的: 凝聚度的概念源于对研究一个社会 — 生态系统抗打击能力的需要. 在

表 1 实验结果的关键平均值

Table 1 Experimental results of different network models

	Topology-oriented properties			Consilience-oriented properties		
	CC	Asso	ASPL	CD	NCC	GCC
NDRC	0.3071	0.0026	2.4256	-0.0298	-0.0031	-0.0003
NDPA	0.5224	0.3971	1.9296	-0.0251	-0.0034	-0.0003
CDPD	0.3515	0.0015	2.5778	5.7533	0.6329	0.0581
CDPA	0.5975	0.3105	2.2817	4.8227	0.4881	0.0487
CDGO	0.8109	-0.0570	7.2882	7.9152	0.8663	0.0800
CDGOD	0.6565	-0.0424	3.5546	7.1922	0.7783	0.0726
CDLO	0.7760	-0.0130	6.9096	7.8713	0.8693	0.0795
CDLOD	0.6057	-0.0126	3.1937	6.8548	0.7514	0.0692

图 5 与表 1 实验结果相关联的联结度分布情况

Figure 5 Degree distributions associated with Table 1. (a) NDRC; (b) NDPA; (c) CDPD; (d) CDPA; (e) CDGO; (f) CDGOD; (g) CDLO; (h) CDLOD

这里我们要通过简单的仿真试验, 演示一下凝聚度高低与系统抗打击能力的关系. 试验中, 我们将 6 类不同的网络系统, 即 NDRC, NDPA, CDPD, CDPA, CDGO 和 CDLO, 分别暴露于同一个随机生成的外来打击过程. 每个打击过程将以随机的强度 (区间为 [0 6]) 打击按一定比例 (记为 PofA) 从网络系统中随机挑选的结点. 如果打击强度大于被打击结点的凝聚度 (就好比灾害强度超出了承灾体的设防能力, 而设防能力的建设依赖于利益相关各方的协作支持), 该结点则不能幸存. 打击过程结束后, 我们统计各个网络系统中幸存结点的百分比 (记为 PofS). 试验的平均结果如图 6 所示. 可以清楚看出: (1) 无论打击比例 PofA 如何, 4 种凝聚度网络模型 (CDPD, CDPA, CDGO 和 CDLO) 所生成的系统都比两种联结度网络模型 (NDRC 和 NDPA) 所生成的系统具有更高的幸存结点百分比 PofS; (2) 在 4 种凝聚度网络模型中, 进行凝聚度优化设计的模型 (CDGO 和 CDLO) 又比普通的凝聚度模型 (CDPD 和 CDPA) 具有更好的抗打击能力; (3) 打击比例 PofA 越大, 凝聚度优化模型 (CDGO 和 CDLO) 相

图 6 各类网络模型的系统抗打击能力测度

Figure 6 Performance assessment of different network models under attacks

对其他网络模型的抗打击能力优势就越明显。

需要强调的是, 实际系统抵抗外来打击的内部过程远比本仿真试验中复杂。例如, 文献 [29] 在应用本文的凝聚度理论和模型研究系统的抗打击能力时, 就专门区别性地定义了两类极具代表性的系统结点间的相互作用过程: 相互救助模式和相互替代模式, 以抵抗外来打击。文献 [29] 的研究表明, 不论在相互救助模式下, 还是在相互替代模式下, 凝聚度越高的网络系统, 其抵抗外来打击的能力就越强; 而且抵御强度越大的外来打击, 越是需要提高系统的凝聚力来应对。这和本节试验结果的结论是完全一致的。当然, 在文献 [29] 的试验结果中, 网络幸存节点比例与受打击节点比例并非图 6 中所示的近似线性关系那么简单。这说明关于凝聚度对网络系统抗打击能力的研究需要结合实际的系统和问题才会更有意义。

本节的仿真试验结果印证了前两节中的理论分析: 本文所提出的凝聚度是一个具有基础性和普适性的网络属性。凝聚度是一种更普遍化意义的联结度, 能够描述联结度理论体系所不能涵盖的许多复杂网络系统特性。凝聚度理论尤其为衡量一个社会 — 生态系统抵抗外来打击的能力强弱提供了一个全新的重要指标, 并为改善和提高一个社会 — 生态系统的抗打击能力提供了一套有效的工具。

5 结论与展望

社会 — 生态系统是一个复杂网络系统, 受其中综合灾害风险管理实践中“凝心聚力, 共渡时艰”现象的启发, 本文提出一个全新的网络系统属性: 凝聚度。我们发现, 凝聚度是一个基础性、普适性的网络属性。凝聚度不仅可以描述社会 — 生态系统抵抗干扰的能力, 还能代表更广泛的实际意义, 比如由于信号同步程度、设备的兼容性、合作意愿、社会价值、个人态度或文化差异等因素引起的系统性能差异。基于凝聚度概念, 我们又拓展提出了一系列的网络系统新属性和新模型, 从而形成了一套研究复杂系统的全新理论体系。我们证明了: 基于凝聚度的网络系统所描述的内容, 是完全不同于传统

复杂系统研究中所用的基于联结度的理论体系. 换言之, 基于联结度的网络系统属性和模型不能涵盖或替代基于凝聚度的网络系统属性和模型. 事实上, 凝聚度是被普遍化了的联结度, 而联结度只是凝聚度的一种特例. 基于凝聚度的新体系为我们提供了一个认识复杂系统的全新视角, 这个视角是现有网络属性和模型所缺失的. 比如, 社会 — 生态系统中的“凝心聚力”现象就是现有的网络理论和方法所不能描述和测度的. 本文所提出的基于凝聚度的网络系统属性和模型的新体系, 不仅可以描述和测度这种“凝心聚力”现象, 而且还能为实现系统最强的“凝心聚力”效果提供优化工具.

当然, 本文所提出的网络系统凝聚度新体系还只是一个理论雏形. 还需要开展大量的理论和应用研究工作. 以下是几个推进凝聚度研究工作的重要方向. 对凝聚度网络模型进行更加深入细致地理论研究, 例如, 研究建立数学公式刻画各模型中参数对结果的影响关系, 通过数学推导分析各模型重要特性的理论极值. 显然, 这样的理论研究应该结合实际问题, 才会更有意义. 所以, 必须将凝聚度概念具体落实到各种实际复杂系统中去, 计算分析实际系统的凝聚度, 检验凝聚度与系统实际性能之间的关系. 象研究联结度分布一样, 探寻实际系统中凝聚度分布的规律. 从网络系统结构和功能优化的角度出发, 设计和应用基于凝聚度的模型和方法. 例如, 在综合灾害风险管理研究中, 应用基于凝聚度的模型和方法, 以帮助实现一个社会 — 生态系统在防灾, 抗灾和救灾过程中, 以及在制定综合风险防范对策过程中的结构和功能优化.

参考文献

- 1 Piegorsch W W, Bailer A J. Quantitative risk assessment with stimulus-response data. *Analyz Environ Data*, 2005, 10: 171–214
- 2 Shi P J. Disaster system research theory and practice in a second time. *Nat Disasters*, 1996, 5: 6–17 [史培军. 再论灾害研究的理论与实践. *自然灾害学报*, 1996, 5: 6–17]
- 3 Gallopini G C. Linkages between vulnerability, resilience, and adaptive capacity. *Global Environ Change*, 2006, 16: 293–303
- 4 Adger W N. Vulnerability. *Global Environ Change*, 2006, 16: 268–281
- 5 Organisation for Economic Co-operation and Development. *Future Global Shocks: Improving Risk Governance*. Paris: OECD Publishing, 2011
- 6 Ball P. *Why Society Is A Complex Matter: Meeting Twenty-First Century Challenges with a New Kind of Science*. Berlin: Springer, 2012. 1–55
- 7 Helbing D. Globally networked risks and how to respond. *Nature*, 2013, 497: 51–59
- 8 Boccaletti S, Latora V, Moreno Y, et al. Complex networks: structure and dynamics. *Phys Rep*, 2006, 424: 175–308
- 9 Albert R, Barabasi A L. Statistical mechanics of complex networks. *Rev Mod Phys*, 2002, 74: 47–97
- 10 He D R, Liu Z H, Wang B H. *Complex systems and complex networks*. Beijing: Higher Education Press, 2009 [何大韧, 刘宗华, 汪秉宏. 复杂系统与复杂网络. 北京: 高等教育出版社, 2009]
- 11 Newman M E J. The structure and function of complex networks. *SIAM Rev*, 2003, 45: 167–256
- 12 Newman M E J, Strogatz S H, Watts D J. Random graphs with arbitrary degree distributions and their applications. *Phys Rev E*, 2001, 64: 026118
- 13 Adamic L A, Huberman B A. Internet: growth dynamics of the world-wide web. *Nature*, 1999, 401: 131
- 14 Newman M E J. Scientific collaboration networks. I. Network construction and fundamental results. *Phys Rev E*, 2001, 64: 016131
- 15 Jeong H, Tombor B, Albert R, et al. The large-scale organization of metabolic networks. *Nature*, 2000, 407: 651–654
- 16 Barabási A L, Albert R. Emergence of scaling in random networks. *Science*, 1999, 286: 509–512
- 17 Callaway D S, Newman M E J, Strogatz S H, et al. Network robustness and fragility: percolation on random graphs. *Phys Rev Lett*, 2000, 85: 5468–5471
- 18 Cohen R, Erez K, Ben-Avraham D, et al. Breakdown of the internet under intentional attack. *Phys Rev Lett*, 2001, 86: 3682–3685

- 19 Morino K, Tanaka G, Aihara K. Dynamical robustness in complex networks: the crucial role of low-degree nodes. *Sci Rep*, 2012, 2: 1–6
- 20 Daido H, Nakanishi K. Aging transition and universal scaling in oscillator networks. *Phys Rev Lett*, 2004, 93: 104101
- 21 Morino K, Tanaka G, Aihara K. Robustness of multilayer oscillator networks. *Phys Rev E*, 2011, 83: 056208
- 22 Blaabjerg F, Teodorescu R, Liserre M, et al. Overview of control and grid synchronization for distributed power generation systems. *IEEE Trans Ind Electron*, 2006, 53: 1398–1410
- 23 Pastor-Satorras R, Vespignani A. Epidemic spreading in scale-free networks. *Phys Rev Lett*, 2001, 86: 3200–3203
- 24 Buzna L, Peters K, Helbing D. Modelling the dynamics of disaster spreading in networks. *Phys A*, 2006, 363: 132–140
- 25 Young H P. *Individual Strategy and Social Structure*. Princeton: Princeton University Press, 1998. 106–115
- 26 Xu N, Shi P J: Chinese strategy for catastrophe governance. *Disaster Reduct China*, 2013, 204: 8–9 [徐娜. 史培军: 走巨灾防范的中国之路. *中国减灾*, 2013, 204: 8–9]
- 27 Wilson E O. *Consilience: The Unity of Knowledge*. New York: Vintage, 1999. 8–10
- 28 Watts D J, Strogatz S H. Collective dynamics of ‘small-world’ networks. *Nature*, 1998, 393: 440–442
- 29 Shi P J, Wang M, Hu X B, et al. Integrated risk governance consilience mode of social-ecological systems. *Acta Geogr Sin*, 2014, 69: 863–876 [史培军, 汪明, 胡小兵, 等. 综合风险防范的凝聚力模式. *地理学报*, 2014, 69: 863–876]

Consilience degree—a new network property to evaluate system’s performance against disturbances

HU XiaoBing^{1,3,4}, SHI PeiJun^{1,2,3*}, WANG Ming^{1,3}, YE Tao^{1,3} & LEESON Mark S⁴

1 *State Key Laboratory of Earth Surface Processes and Resource Ecology, Beijing Normal University, Beijing 100875, China;*

2 *Key Laboratory of Environmental Change and Natural Disaster Ministry of Education, Beijing Normal University, Beijing 100875, China;*

3 *Academy of Disaster Reduction and Emergence Management Ministry of Civil Affairs, Ministry of Education, Beijing Normal University, Beijing 100875, China;*

4 *School of Engineering, University of Warwick, Coventry, UK*

*E-mail: spj@bnu.edu.cn

Abstract To study the performance of a system against disturbances, many important concepts have been developed, such as “robustness” in systems science, and “vulnerability”, “resilience” and “adaptation” in social-ecological systems. A question is: have these existing concepts fully described the performance of a system against disturbances? In the practice of real-world disaster and risk management, the consent of wills and coordination of activities in a society often play a crucial role, which however can hardly be reflected or captured by existing concepts. This paper proposes a brand-new network property, consilience degree, which is especially used to evaluate how well a system have integrated and coordinated resources, in order to deal with disturbances. Actually, consilience degree can be viewed as a generalized node degree. In this paper, with the basic idea of consilience degree, a set of new network properties and models are developed, which form a new theory to study complex systems. Our theoretical analyses and simulation results clearly prove that, consilience degree reveals some new important system properties, which have been completely missed out by existing theories, and therefore, it provides a new angle and fundamental tools to better understand complex systems.

Keywords consilience degree, node degree, robustness, complex network, social-ecological systems, system science

HU XiaoBing was born in 1975. He received the B.S. degree in aviation electronic engineering from the Civil Aviation Institute of China, Tianjin, in 1998, the M.S. degree in automatic control engineering from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing, in 2001, and the Ph.D. degree in aeronautical and automotive engineering from Loughborough University, Leicestershire, in 2005. He currently

holds an Experienced Marie Curie Fellowship with both the State Key Laboratory of Earth Surface Processes and Resource Ecology, Beijing Normal University, China, and the School of Engineering, University of Warwick, UK. His major field of research includes integrated risk governance, complex networks, artificial intelligence, and air traffic management.

SHI PeiJun was born in 1959. He received the B.S. degree in geography from the Inner Mongol Normal University, Huhehot, in 1982, the M.S. degree in geography from Lanzhou Desert Research Institute of Academy of Sciences of China, Lanzhou, in 1984, the Ph.D. degree in palaeogeography from the Beijing Normal University in 1988, and had a postdoctoral experience at College of Natural Resources, University of California at Berkeley, USA, from 1995 to 1997. Currently, he is a

Professor at Beijing Normal University and the director of the State Key Laboratory of Earth Surface Processes and Resource Ecology. His research interests include environment evolution, disaster theory and risk governance. Prof. Shi is the co-chair of Integrated Risk Governance Core Science Project of International Human Dimensions Programme on Global Environmental Change (IHDP).

WANG Ming was born in 1978. He received the B.S. degree in civil engineering from Tsinghua University, Beijing, in 2000, the M.S. and Ph.D. degrees in structural engineering from University of Maryland, USA in 2005 and 2006. He currently holds a position of Professor with the State Key Laboratory of Earth Surface Processes and Resource Ecology, Beijing Normal University. His major field of research includes risk modeling, simulation and risk governance.

elg, simulation and risk governance.

YE Tao was born in 1983. He received the Ph.D. degree in civil engineering from Kyoto University, Kyoto, in 2009. Currently, he is an associate professor at the State Key Laboratory of Earth Surface Processes and Resource Ecology, Beijing Normal University. His research interests include risk modeling, risk decision, and disaster insurance.