

恐怖组织合作网络多尺度建模及瓦解策略研究

冯家伟¹ 戴碧涛¹ 卜天赐¹ 张笑宇¹ 欧朝敏¹ 吕欣¹

(1. 国防科技大学系统工程学院, 长沙 410073)

摘要 在世界范围内发生的大量恐怖袭击事件中, 各地的恐怖主义组织呈现出协同合作的趋势, 对国际反恐工作提出了巨大的挑战. 基于全球恐怖主义数据库GTD, 本文从2001年至2018年全球发生的121,074起恐怖袭击事件中构建了恐怖组织合作演化网络, 并对该网络进行时序拓扑结构分析. 根据恐怖组织合作特性, 将网络按照3年为一个时间切片进行划分, 从多尺度对恐怖组织社团流动规律进行建模. 分析结果表明, 随着时间推移, 恐怖组织合作网络的鲁棒性也在不断增强, 因此有必要提出相应的策略对其进行瓦解. 针对恐怖组织合作网络中影响力不断扩大的最大连通子网络, 本文提出了一种基于社团结构的邻域中心性指标(CSNC)以度量最大连通片节点的重要性. 基于该指标的网络瓦解策略在2001-2018年恐怖组织合作网络仿真实验中得到的R值与多种基准策略相比, 最高降低了16.45%, 证明基于CSNC的瓦解策略可以实现对恐怖分子合作网络更有效的瓦解.

关键词 复杂网络, 鲁棒性, 恐怖组织, 社团结构.

A Study of Multi-scale Modeling and Disintegrating Strategies on Terrorist Organization Cooperation Network

FENG Jiawei¹ DAI Bitao¹ BU Tianci¹ ZHANG Xiaoyu¹ OU Chaomin¹ LU Xin¹

(1. College of Systems Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073)

Abstract In the numerous terrorist attacks that have occurred worldwide, various terrorist organizations have shown a trend of collaborative cooperation, posing significant challenges to international counter-terrorism efforts. Based on the Global Terrorism Database (GTD), this study constructs a terrorist organization cooperation evolution network from 119,803 terrorist attacks that occurred globally from 2001 to 2018 and conducts a time-series topological structure analysis. Based on the characteristics of terrorist organization cooperation, the network is divided into time slices of three years each to model the flow patterns of terrorist communities

*国家杰出青年科学基金(72025405), 基于多层次网络恐怖组织协作的动态演化和调控策略(71774168)资助课题.

通信作者: 欧朝敏, Email: ouchm@163.com

at multiple scales. The analysis shows that the robustness of the terrorist organization cooperation network has been continually strengthening over time, which is necessary to develop corresponding strategies to disrupt it. Focusing on the largest connected sub-network within the terrorist cooperation network, whose influence is continuously expanding, this study proposes a community structure-based neighborhood centrality index (CSNC) to measure the importance of nodes in the largest connected component. Experimental results demonstrate that the network disruption strategy based on CSNC, in the process of disintegrating the terrorist cooperation network from 2001 to 2018, achieved a 16.45% maximum reduction in the R value compared to benchmark strategies, proving that the CSNC-based disruption strategy can more effectively dismantle terrorist cooperation networks.

Keywords Complex network, Robustness, Terrorist organization, Community structure.

1 引言

恐怖主义给国际安全形势造成了巨大的威胁, 恐怖袭击事件造成了大量无辜的妇女、儿童等平民伤亡, 势力巨大的恐怖组织甚至可以对国家政权发起挑战, 破坏政治体制的稳定, 对社会、经济和人道主义造成深远危害^[1]. 1970年以来, 恐怖组织暴力袭击事件逐渐从小规模、分散、随机发生向大规模、有组织和集中暴发转变^[2-4]. 一方面, 在各国政府的联合打击下, 处于弱势的恐怖组织在策划恐怖袭击时倾向与其他恐怖组织进行资金、情报、武器、人员等资源的互换, 进而产生合作关系^[5]. 另一方面, 随着个别恐怖组织合作网络的发展壮大, 逐渐吸引网络外的恐怖组织加入到该网络中. 此外, 具有相同意识形态的恐怖组织也更容易产生合作关系. 在世界范围内发生的大量恐怖袭击案件中, 不同地区的恐怖组织呈现出逐年合作的趋势, 对国际反恐工作提出了巨大的挑战^[6]. 如何正确认识恐怖组织间的合作关系, 有效实施破坏组织联盟的战略, 是国内外学者和各个国家安全部门共同关注的问题^[7-9].

通过恐怖袭击事件的组织合作关系建立恐怖组织合作网络, 进而对该网络进行拓扑结构和演化分析, 从而识别出关键恐怖组织, 对其进行针对性打击, 是国际反恐工作的基础. 网络结构演化分析主要以拓扑结构分析为基础, 通过测量节点中心性等指标来识别核心节点. Gade和Hafez^[10] 基于社会网络分析方法, 利用社团划分、潜在空间建模等方法分析恐怖组织网络的特征; Rothenberg^[11] 发现连通性、网络层冗余性和结构灵活性是恐怖组织网络的显著特征; Botambu等^[12] 在911事件数据集上基于4-centrality提出了一种新的恐怖组织网络链路预测方法, 明确了在遏制恐怖网络活动中, 消除网络中心性排名靠前的节点是必要条件. 动态网络分析考虑了时间因素的影响, 可以用来理解恐怖组织合作网络特征的演变动态, 为反恐行动提供了有效的理论指导. Li等^[13] 使用动态网络的层次推理模型对社会系统中的复杂社会关系进行抽象, 提出基于动力系统的时间网络社会标记方法, 说明动态网络特征分析可以在应急管理领域发挥重要作用. Pilny等^[14] 分析了1998年至2005年间395个

恐怖组织的稳定联盟网络, 对网络中的关键人物进行识别与预测。总体而言, 现有的恐怖组织网络研究方法已经从静态拓扑分析转向拓扑与动态演化相结合的分析^[15]。

然而, 目前的研究主要集中在整体网络的宏观度量和动态演化分析, 对于恐怖组织内部的复杂耦合机制与社团之间的联结方式, 以及这些因素随时间变化的规律, 还缺乏充分全面的理解和分析, 因此需要在多尺度对网络时序拓扑结构进行刻画。多尺度网络建模指对整体网络变化(宏观), 网络社团结构演变(中观), 以及个体节点社团流动趋势(微观)三个层面对恐怖组织合作网络组织特性进行建模。要实现对合作社团演化机理的深刻理解与分析, 首先要从多个尺度对网络社团结构演化规律进行测度, 在此基础上实现恐怖组织合作社团的准确、有效划分与识别。随着近年来恐怖组织合作趋势不断上升, 针对恐怖组织合作网络中的大规模合作社团进行摧毁与打击对国际反恐行动具有重大意义。网络瓦解旨在识别一系列节点或链接, 删除这些节点或链接将最大限度破坏网络的连通性, 阻断恐怖组织的合作和通讯, 从而导致其网络结构不稳定并使其功能退化^[16]。长期以来, 研究人员设计开发了一系列基于网络结构的节点重要性度量指标, 陈等^[17]设计了Cluster Rank 算法, 它在评估节点重要性时考虑了聚类系数的副作用。PageRank 算法的核心思想是一个网页的重要性可以通过查看链接到该网页的其他网页的数量和质量来决定, 该算法在识别网络中的关键节点过程中发挥了重要作用^[18]。基于K-core 的算法通过迭代删除网络中的节点来识别网络的核心结构, 从而揭示网络中的关键节点和密集连接的区域^[19]。尽管上述方法在某些领域表现出较好的性能, 但它们通常都以相同的权重对待节点和边, 忽略了不同链接的特性, 即使考虑了冗余消除的算法也同样如此。然而在考虑对恐怖组织合作网络的瓦解策略时, 有必要考虑不同组织之间的社团合作关系。这在存在桥节点连接不同社区的场景中尤其明显, 例如存在紧密联系的社团A中的节点与不同社团B中的另一个邻居节点链接, 在这种情况下, 跨社团的链接以及它们所连接的节点要比社团内部的节点更加重要。

基于2001-2018年全球恐怖主义数据库(Global Terrorism Database, GTD)恐怖袭击事件发生数据, 本文从多尺度恐怖组织网络时序拓扑结构中挖掘不同阶段组织合作的动态演化规律, 为国际反恐与应急管理提供科学决策依据。该研究的主要贡献体现在以下三个方面: 1) 从网络拓扑方面刻画恐怖组织合作网络, 发现全球恐怖组织合作网络演化规律; 2) 从多个尺度刻画恐怖组织社团演化现象, 分析恐怖组织社团结构演化规律, 对恐怖组织网络进行合理的社团划分; 3) 提出一种考虑社团结构的邻域中心性指标, 基于该指标可以实现对恐怖组织合作网络更有效的打击与瓦解。

2 数据与方法

2.1 恐怖袭击数据

恐怖组织合作是指两个或多个恐怖组织之间为了实现特定策略目标或提升作战能力而进行的有意识的协调互动, 这种合作可能包括资源和情报的共享、行动

的协调、技术和技能的转移以及基于共同意识形态的联盟,且其形式和程度会根据环境和组织目标的变化而动态发展。大量恐怖袭击事件由到两个至两个以上的恐怖组织共同策划并实施,表明在共同参与同一恐怖袭击事件的组织之间很可能存在着合作关系,表现为这些组织之间为了实现共同的目标或增强各自的影响力而进行的有组织的协同活动。来自不同地区的恐怖组织通过双向合作组成了一个全球范围内的恐怖组织网络。该网络具有一定的无标度特性,即较少的恐怖组织与大多数恐怖组织之间存在合作关系。这种网络特性使得具有高影响力的恐怖组织更容易吸引其他较小恐怖组织产生合作关系,为其提供武器与情报支持,极大增加了全球范围内恐怖活动发生的频率与概率,对国际安全形势构成巨大威胁。

本文使用的数据主要来源于全球恐怖主义开源数据库GTD,由美国马里兰大学国家恐怖主义和恐怖主义应对研究联盟(START)开发和维护(www.start.umd.edu/gtd)。该数据库所载的统计信息基于各种公开媒体来源的报告,被认为是迄今为止全球恐怖主义研究领域中涵盖恐怖事件最详尽的数据库^[20]。数据库显示2001年至2018年全球共发生的121,074起恐怖袭击事件,包含事件发生地区、伤亡人数、涉及的恐怖组织等信息。通过分析该数据库,发现存在大量恐怖袭击事件由两个恐怖组织共同策划,表明这两个组织之间存在合作关系。结合联合国安理会制裁委员会更新的制裁名单(www.un.org/securitycouncil),对数据进行筛选与清洗,共保留17,918条恐怖组织双向合作信息,如表1所示。

表1 全球恐怖袭击数据示例
(Table 1 Sample data of global terrorism database)

事件编号	年份	月份	参与组织1	参与组织2
200101020004	2001	1	Earth Liberation Front	Animal Liberation Front
200301050001	2003	1	Al-Aqsa Martyrs Brigade	Hamas
200807020027	2008	7	Ahrar Apl-Jalil	Al-Aqsa Martyrs Brigade
201607220018	2016	7	Free Syrian Army	Al-Rahman Corps

2.2 数据处理与网络构建

基于时序网络分析方法,将数据集按照年份划分为18个时间窗口,每个时间窗口均为1年。若在同一恐怖袭击事件中共同参与的组织之间存在合作关系,则将策划同一恐怖袭击事件的多个恐怖组织拆分为一对一的合作关系,构建一个以年份为索引的恐怖组织合作网络邻接矩阵。每个恐怖组织由对应的编号标识,网络中的每个节点代表在数据集中出现过的恐怖组织,所有节点共计1,218个。矩阵元素 $w_{i,j} = 1$ 代表恐怖组织*i*与恐怖组织*j*之间存在合作关系, $w_{i,j} = 0$ 表示不存在合作关系。

2.3 网络时序拓扑结构

采用4个中心性指标(见表2)对构建的恐怖组织进行结构性分析。使用度来衡量恐怖组织之间的合作频率以及核心恐怖组织的辐射力和影响力;使用网络密度来衡量网络中节点联系的紧密程度;使用集聚系数测量恐怖组织网络的集聚性;使用介数衡量恐怖组织节点在合作网络中的枢纽连接作用。

此外, 使用了最大连通分量刻画恐怖组织合作网络社团结构特征。最大连通分量表示网络中任意两个恐怖组织可以通过一个或多个恐怖组织产生合作关系的最大子网络节点数量。恐怖组织的合作往往与其宗教信仰、地理位置息息相关。为了深入挖掘恐怖组织合作网络中蕴含的组织结构信息, 使用社团检测技术对连接紧密的恐怖分子合作社团进行分类和识别。目前, 复杂网络的社团检测算法主要有图分割、层次聚类、基于模块度的优化方法等算法^[21], 本文使用了Louvain 算法^[22] 对恐怖组织合作网络进行社团划分。

Louvain算法中模块度^[23]定义公式为

$$\mathcal{Q} = \frac{1}{2m} \sum_{ij} \left(S_{ij} - \frac{k_i k_j}{2m} \right) \delta(C_i, C_j). \quad (2.1)$$

其中 m 代表网络的边数, S_{ij} 表示节点*i*与节点*j*之间是否有边, 有边为1, 否则为0, $k_i = \sum_j S_{ij}$ 为节点*i*的所有连边数量之和, 同理 $k_j = \sum_i S_{ij}$. C_i 和 C_j 分别表示节点所属的社团, 如果两个节点属于同一社团, δ 取值为1, 否则取值为0.

模块度是一个介于-1和1之间的值, 用来衡量网络中边的分布是否比随机网络中边的分布更集中于特定的节点群组内。较高的模块度表示网络中存在明显的社团结构, 即网络中的连接在社团内部较为密集, 而在社团之间较为稀疏。较低的模块度表明网络缺乏明显的社团结构, 网络中的边分布较为均匀, 没有明显的群体分隔。

表2 网络中心性指标
(Table 2 Network centrality)

中心性指标	公式	描述
平均度	$k_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N a_{ij}$	N 为网络中节点总数, $a_{ij} = 1$ 表示节点 <i>i</i> 与节点 <i>j</i> 之间存在连接, $a_{ij} = 0$ 表示不存在连接。
密度	$\rho = \frac{M}{N(N-1)}$	M 为网络中实际存在的边数, N 为节点总数, 该指标用来衡量网络的疏密。
集聚系数	$C_i = \frac{2E_i}{k_i(k_i-1)}$	E_i 是节点 <i>i</i> 的邻居节点之间实际存在的边数, k_i 为节点 <i>i</i> 的度数。
介数	$B_i^w = \sum_{s \neq i \neq t} \frac{\sigma_{st}(i)}{\sigma_{st}}$	σ_{st} 为从节点 <i>s</i> 到节点 <i>t</i> 的最短路径数量, $\sigma_{st}(i)$ 为从节点 <i>s</i> 到节点 <i>t</i> 并且经过节点 <i>i</i> 的最短路径数量。

2.4 网络瓦解

恐怖组织以其结构严密的等级制度和严格的培训程序为特征, 表现出巨大的恢复力和破坏力, 使其网络的迅速瓦解成为全球安全的紧迫问题。随着恐怖组织在暴力袭击事件中的合作日益加强, 越来越多的恐怖组织倾向于形成战略联盟, 一个恐怖组织可以通过多个组织与目标合作组织取得联系, 网络中的冗余链路随之增加。链路冗余长期以来一直被认为是网络鲁棒性的关键因素, 但当前的方法经常忽

略节点和链路固有的异构性,从而难以达到最优的网络瓦解效果.本研究提出了社区结构邻域中心性指标(CSNC, Community Structure Neighborhood Centrality)来识别并瞄准特定社区,以实施有效的瓦解策略.该指标系统地消除了冗余链路,并整合了来自社区结构的结构异质性,如图1所示.

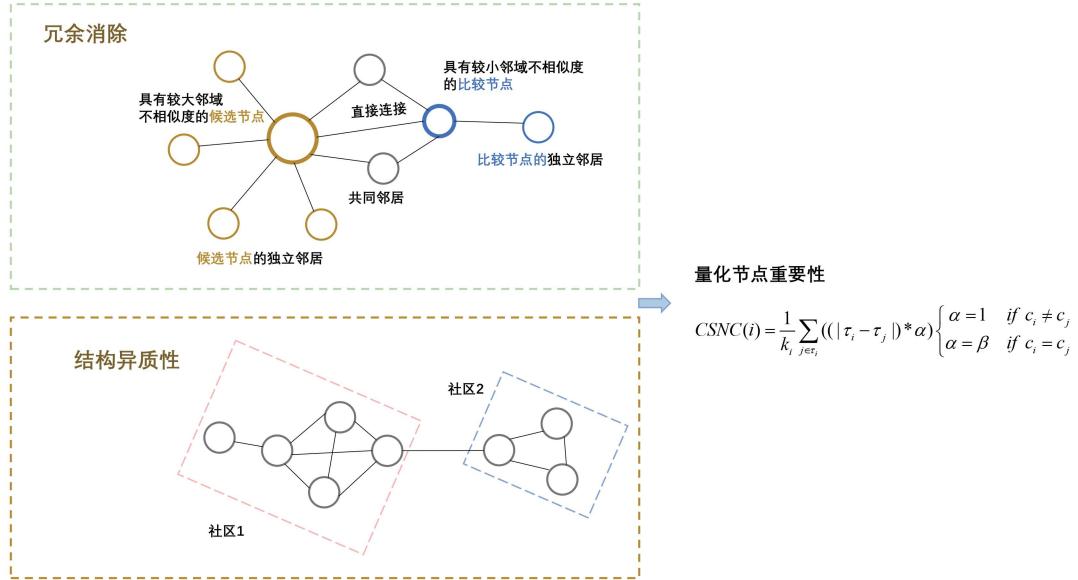


图1 社团结构邻域中心指标
(Figure 1 Community structure neighborhood centrality)

1) 冗余消除:冗余联系形成连接所涉及节点的多条路径,并导致出现密集互联的本地社区,这些集群经常共享邻居并施加重叠影响,从而模糊了对节点个体重要性的评估.为了解决这个问题,通过评估邻域差异来量化节点的重要性,特别关注节点与其直接邻居相比的唯一邻居.

2) 结构异质性:考虑不同权重的网络元素,并从群落结构的角度量化结构异质性.与单一社区内的联系相比,不同社区间的联系更加重要.网络中的冗余关系可以创建多类型的社区结构,这种复杂的社区结构扩大了节点和链接之间的差异,利用这种结构可以针对特定的社区进行策略瓦解.

CSNC的计算公式为

$$CSNC(i) = \frac{1}{k_i} \sum_{j \in \tau_i} ((|\tau_i - \tau_j|) * \alpha) \begin{cases} \alpha = 1 & \text{if } c_i \neq c_j \\ \alpha = \beta & \text{if } c_i = c_j \end{cases}, \quad (2.2)$$

其中 τ_i 和 τ_j 分别代表节点*i*与节点*j*的邻居节点的集合, $|\tau_i - \tau_j|$ 计算了在 τ_i 中却不在 τ_j 中的节点的数量.考虑了不同社区链路的影响, c_i 表示节点*i*所在社区的标签, $0 < \beta \leq 1$ 为参数惩罚系数.根据上述定义,与同一社区内的邻居节点相比,跨社区链接的邻居节点对CSNC的节点重要性贡献更高.

3 结果分析

3.1 合作网络时序特征

基于18年的恐怖袭击事件数据,通过划分时间窗口的方法分析网络中节点数和边数归一化后的变化,进而分析网络的演化过程,结果如图2所示。可以看出,2001-2007年间恐怖分子合作网络节点数据变化幅度不大,2007-2013年间恐怖组织数量有小幅度上升,但网络中的边数目保持稳定。2012年以后网络中的节点数目与边数目迅速上升,2016年时策划恐怖袭击的组织数量已达到300个,与2001年相比上升546.83%。恐怖组织间的合作次数也在2017年达到顶峰,仅在这一年全球恐怖组织间共进行了3,084次合作。在这一时期,一些地区如中东、非洲和南亚的政治动荡和军事冲突加剧,为恐怖组织提供了滋生和发展的环境。上述数据在网络层面表明恐怖组织数量在逐年增加的同时其组织间合作也变得愈加频繁。叙利亚和伊拉克的ISIS组织趁机崛起,策划了2015年巴黎的连环恐怖袭击和2016年布鲁塞尔机场及地铁站的爆炸案^[24],对国际安全形势提出严峻的挑战。

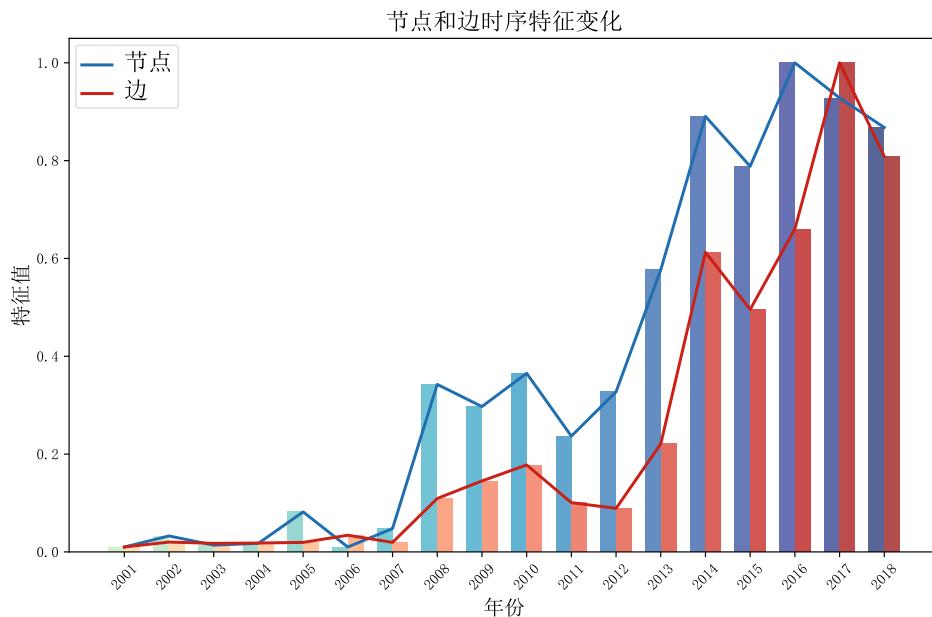


图2 节点和边时序特征变化
(Figure 2 Temporal characteristic changes of nodes and edges)

3.2 网络拓扑时序特征

恐怖分子合作网络的拓扑结构也呈现了明显的时序特征,如图3所示。2001-2004年间,平均度保持在2.5左右,在该段时间中每一个组织平均与2.5个恐怖组织保持合作关系,2007年以后,网络的平均度保持逐年上升趋势,这表明恐怖组织之间的合作逐渐密切,2017年达到顶峰,平均每个组织与21个恐怖组织产生合作关系。到2018年,恐怖分子网络的平均度与2001年相比提升了754%。在网络密度方面,2006年恐怖组织合作网络的密度达到最高,为0.11,说明在2006年恐怖组织的合作网络的

节点数量虽然没有快速增长,但其边的数量相比前5年有了较大提升,说明在2006年恐怖组织开始呈现密集合作的趋势。2006年以后网络密度在0.04-0.07之间波动,网络中的边与数量的增长趋势保持在一个相对稳定的状态。

图3(c)刻画了恐怖组织合作网络的集聚系数随时间变化的趋势,集聚系数反映了网络中存在的三角形稳定合作关系的比例,2001-2018年间,恐怖组织合作网络的集聚系数呈现逐年上升的趋势,2018年集聚系数的数值为0.81,比2001年集聚系数提升了127%。图3(d)为网络中的介数变化趋势,2007-2012年间恐怖组织网络的介数保持在一个较低的水平,结合平均度、密度与集聚系数,可以推断出虽然2007-2012年间恐怖组织之间的合作趋势有所加强,但是尚未出现有较强领导力的关键恐怖组织节点。

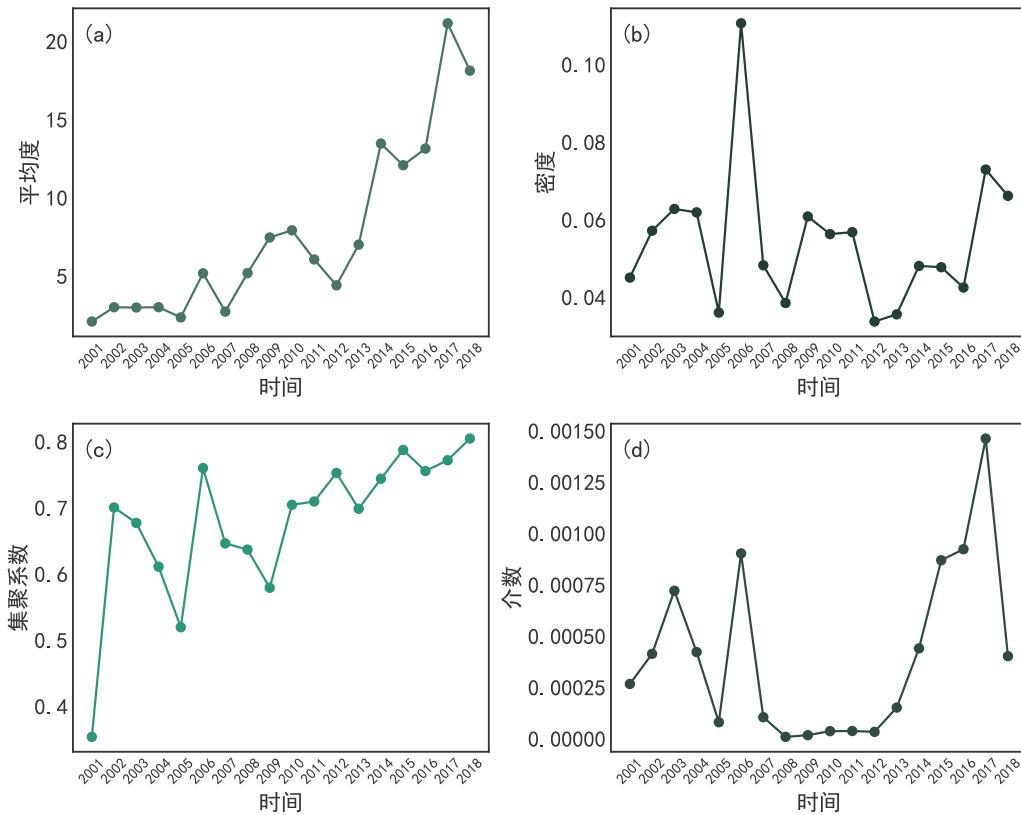


图3 网络拓扑时序特征
(Figure 3 Temporal characteristic of network topology)

图4表明在2012年以后,恐怖组织网络中开始出现具有较强领导力的关键恐怖组织节点,并且该恐怖组织合作网络的影响力随时间不断增强,到2017年影响力达到顶峰,该网络中共有143个恐怖组织之间直接或间接存在合作关系。

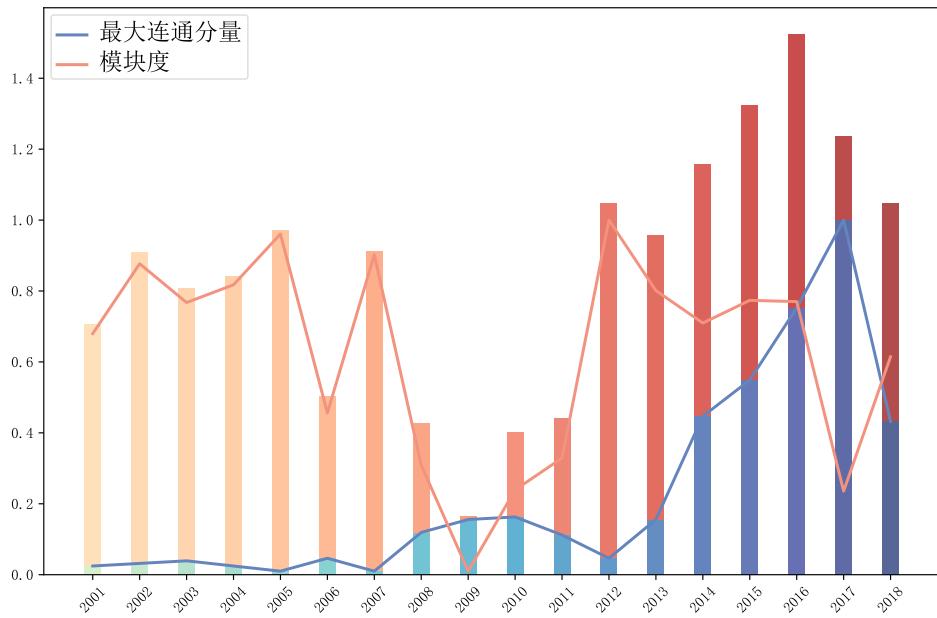


图4 网络社团结构时序特征
(Figure 4 Temporal characteristic of network community structure)

2009年网络的模块度仅有0.03,且其邻近的2008、2010与2011年模块度也较低,说明这2008-2011年间恐怖组织之间的合作关系较为隐蔽,社团特征不明显。

3.3 网络社团演化分析

恐怖组织合作网络的拓扑关系变化在宏观层面展示了恐怖组织之间整体的逐年合作现象。在各国政府的联合打击下,恐怖组织之间呈现出“报团取暖”的趋势。来自全球恐怖主义数据库(GTD)的数据显示,恐怖组织以相当快的速度出现与消失,每年只有不到十分之一的恐怖组织是活跃的,并且这个比例相对稳定^[20]。较短的时间段(如一年)可能无法充分捕捉到组织间合作的动态变化,太长的时间片可能掩盖重要的时间趋势和模式。使用3年作为一个时间片,可以提供更全面的视角来观察和分析组织间的合作模式及其演变。因此将整个网络按时间顺序划分为6个时间片,每个时间片为3年,不但可以记录大多数组织的产生和消亡过程,减少计算次数,还能够清晰地展示恐怖组织合作网络的演化过程。在对数据的处理过程中,将每个切片合作网络进行社团划分,记录每个组织所属的社团。在每一个社团中,拥有最大度数的节点为该社团中影响力最大的恐怖组织,可以看作该社团的领导者。接着,追踪2001-2018年出现过的1,218个恐怖组织在每个时间切片中所属的领导者社团,过滤消亡的恐怖组织,得到恐怖组织社团演化过程如图5所示。

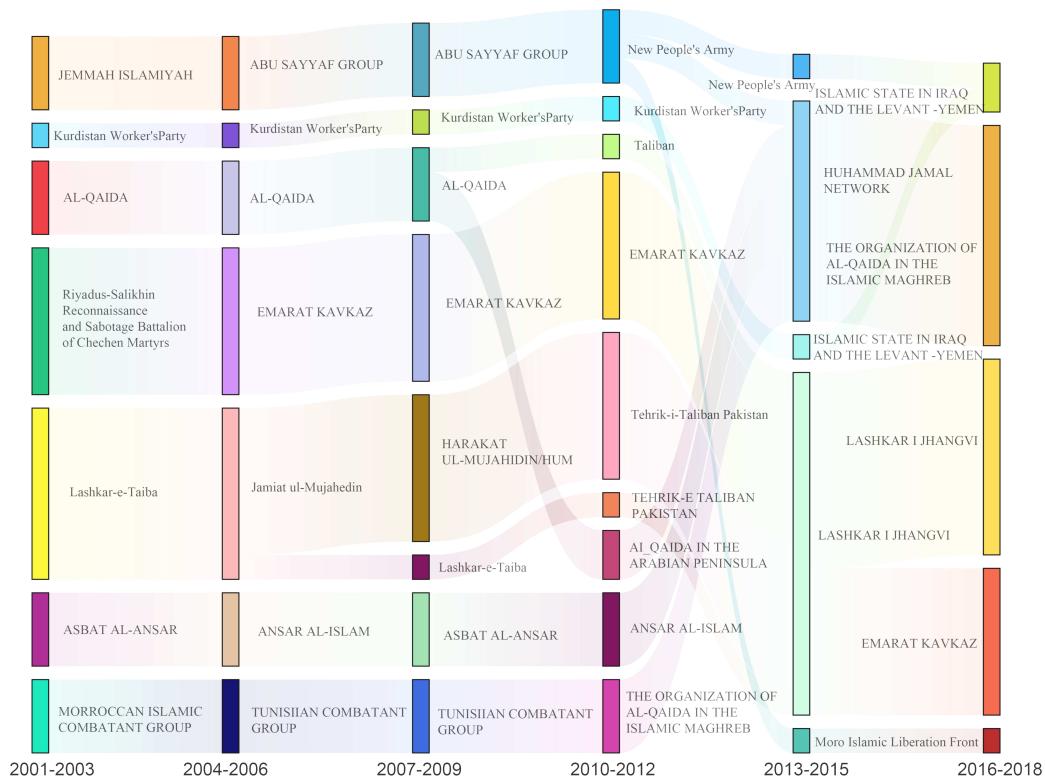


图 5 恐怖组织社团流动过程
(Figure 5 The community movement of terrorist organizations)

在所有可追踪到社团演变历程的恐怖组织中,发现在2013年以前恐怖组织所属社团较为分散,每个时间切片可以形成7-9个组织社团,这些社团的规模相差不大.直到2013年开始出现具有较大影响力的社团,分别以MUHAMMAD JAMAL NETWORK (MJN) 与LASHKARI JHANGVI (LJ) 作为领导者. MJN 成立于2011年,该组织在埃及和利比亚建立了多个恐怖分子训练营,与欧洲的暴力极端分子建立联系,并策划多起爆炸式自杀袭击事件^[25]. LJ 是一家总部位于巴基斯坦的逊尼派极端组织,该组织参与了多次恐怖活动,特别是针对巴基斯坦什叶派穆斯林的袭击. 该组织以其暴力袭击而闻名,其恐怖活动造成了大量无辜平民的伤亡^[26]. 以MJN 与LJ 作为领导者的恐怖组织合作社对国际社会安全造成了巨大的威胁.

选取每个时间切片中具有最大节点数量的社团结构,构建了图6所示恐怖组织社团结构演化图^[27]. 图中可以直观地观察到每个时间段内恐怖组织合作社团中的节点数在40以下,组织间的合作规模较低. 2012年以后恐怖组织合作的趋势明显增强,2016-2018年间出现了拥有101个节点,2992条边的超大恐怖组织合作社团,该社团网络的密度高达59.24%. 社团结构节点数与边数的变化趋势表现了恐怖组织之间的逐渐紧密的联结和日益复杂的合作模式,凸显出国际反恐工作面临的新挑战.

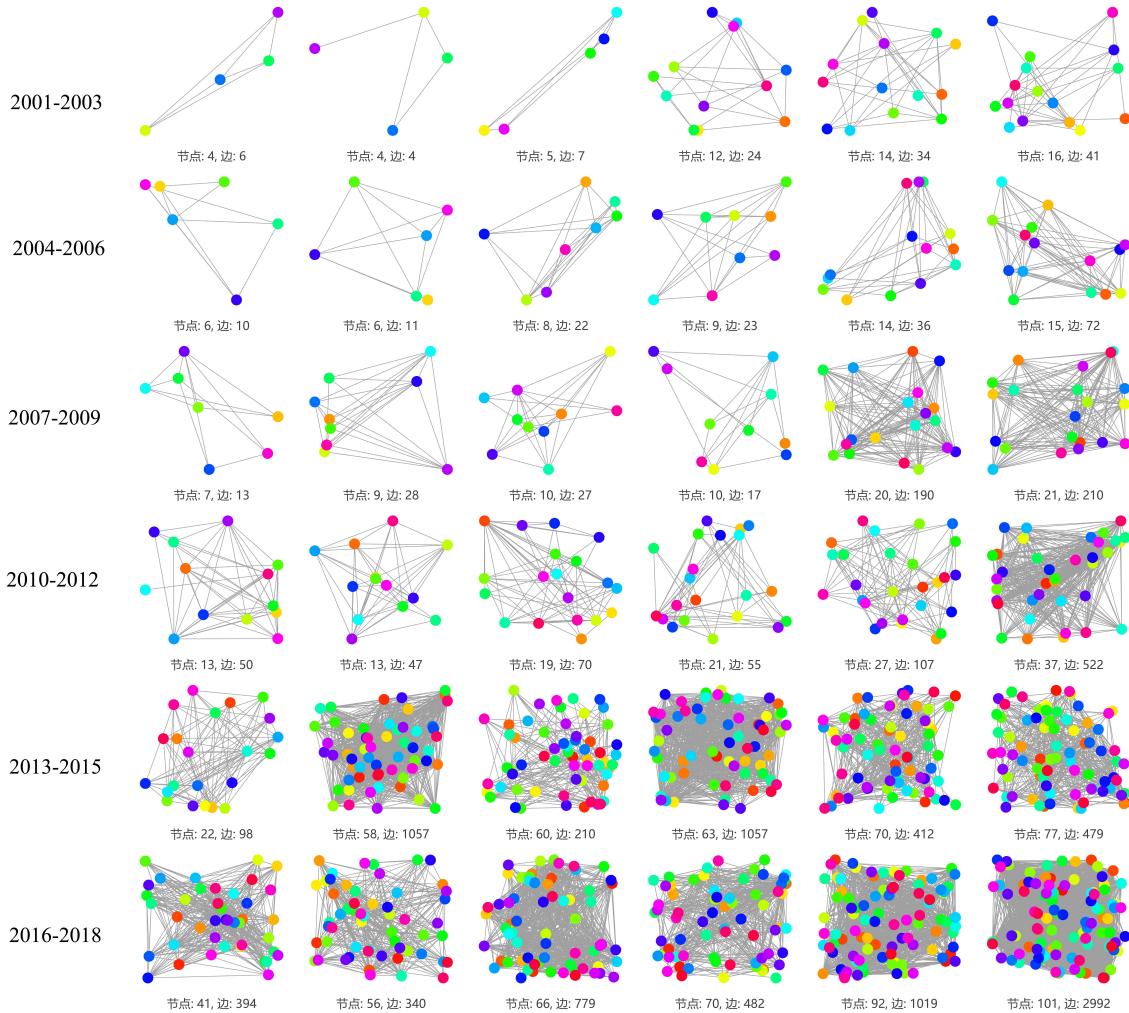


图 6 恐怖组织社团结构演变
(Figure 6 Evolution of the community structure of terrorist organizations)

恐怖组织共同策划过恐怖袭击, 表明它们之间可能一直保持着合作关系。因此构建全量(2001-2018年)恐怖组织合作网络图, 利用Louvain算法进行社团检测, 发现其社团结构明显。结合上文所述, 恐怖组织之间呈现逐年合作加强的趋势, 有必要采取有效的网络瓦解策略对其进行打击与摧毁。

3.4 合作网络瓦解策略分析

使用R值作为网络鲁棒性测量指标, 它考虑了在遭受攻击后网络中剩余最大连通分量的大小^[28], 公式为

$$R = \frac{1}{N} \sum_{Q=1}^N s(Q), \quad (3.1)$$

其中 $s(Q)$ 为移除 Q 个节点后最大连通片中节点数目占原始最大连通片节点数目的比

例. 归一化因子 $\frac{1}{N}$ 确保该指标可以比较不同大小的网络的鲁棒性. R值越大, 表明恐怖组织合作网络的鲁棒性越强. 恐怖组织之间的合作网络具有高度的韧性, 它们在遭受打击后能够在一定时间内恢复其基本的组织功能. 2001年以来, 恐怖组织合作网络的韧性显著增强, 社团网络中最大连通片的节点数量逐年上升. 这表明, 即使受到一定程度的打击, 这些组织能够在相对短的时间内重新建立联系, 维持其关键的组织功能. 一些强大的恐怖组织社团甚至可能对国家政权构成实质性威胁, 试图破坏政治体制的稳定, 加剧社会动荡. 国际反恐工作因此面临着巨大挑战, 需要采取有效措施破坏这些合作网络, 以削弱它们的势力和活动能力.

针对每个时间切片网络以及全量网络, 使用基于CSNC指标的瓦解策略与基准方法对网络进行瓦解. φ^R 为R值提升度^[29], 计算公式为

$$\varphi^R = \frac{R_{\text{基准方法}}^{\text{best}} - R_{\text{CSNC}}}{R_{\text{基准方法}}^{\text{best}}} \times 100\%, \quad (3.2)$$

其中 $R_{\text{基准方法}}$ 为使用基准方法得到的最小R值, R_{CSNC} 为使用基于CSNC的瓦解策略得到的R值. 不同瓦解策略比较结果如表3所示.

表3 网络瓦解策略比较
(Table 3 Comparison of network disintegration strategies)

Network	Degree	Eigenvector Centrality	K-core	Page Rank	Cycle Basis	Cluster Rank	Leverage Centrality	Information Entropy	CSNC	φ^R
2001-2003	0.185	0.226	0.268	0.198	0.186	<u>0.180</u>	0.194	<u>0.180</u>	0.163	9.20%
2004-2006	<u>0.358</u>	<u>0.358</u>	0.439	<u>0.358</u>	0.376	0.362	<u>0.358</u>	<u>0.358</u>	0.358	-
2007-2009	<u>0.396</u>	<u>0.396</u>	0.497	<u>0.396</u>	0.396	<u>0.396</u>	<u>0.396</u>	<u>0.396</u>	0.396	-
2010-2012	<u>0.318</u>	<u>0.318</u>	0.426	<u>0.318</u>	0.330	<u>0.318</u>	0.322	<u>0.318</u>	0.318	-
2013-2015	0.324	0.422	0.424	0.189	0.309	<u>0.174</u>	0.176	0.331	0.162	6.55%
2016-2018	0.349	0.433	0.439	<u>0.197</u>	0.341	0.216	0.199	0.365	0.179	9.39%
2001-2018	0.244	0.394	0.324	<u>0.112</u>	0.203	0.120	0.120	0.268	0.094	16.45%

从表3可以看出, 在2001-2003年、2013-2015年以及2016-2018年, 使用CSNC作为中心性指标对恐怖分子组织网络进行瓦解分别取得了9.20%, 6.55%和9.39%的提升. 在其余时间切片网络内, 该策略也取得了最佳的瓦解效果. 在2004-2006, 2007-2009与2010-2012网络中存在部分中心性指标瓦解得到的R值一样的主要原因是这三个网络的密度分别为68.6%, 67.6%与56.4%, 均超过50%, 并且最大连通片节点数目较少, 分别为15, 21和37, 因此在对中心性指标降序排列后存在大量节点的重要性相同. 2001-2003, 2004-2006 以及2016-2018年网络密度分别为17.9%, 9.18%与14.8%, 全量网络(2001-2018)的密度为3.51%, 因此不同中心性指标瓦解后的R值有显著差异.

在分析全量恐怖分子合作网络时, 基于社团结构和邻域中心性的瓦解策略显示出优异的效果. 该策略在瓦解效能上不仅优于其他方法, 而且其R值比排名第二的策略降低了16.45%, 达到0.094. 网络瓦解过程的详细展示见图7.

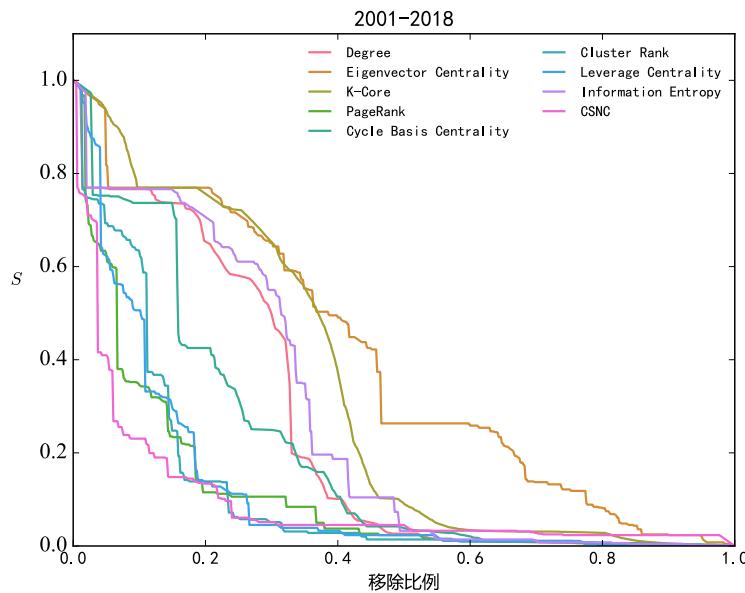


图 7 恐怖组织合作网络瓦解过程

(Figure 7 Comparison of the disintegration process of terrorist cooperation network)

上述结果表明,本文提出的瓦解策略能够有效地瓦解恐怖组织网络,尤其在恐怖组织之间的合作关系较为密切时,其瓦解效果更为显著。

基于CSNC(社团结构邻域中心性指标)的方法,不仅能够准确地识别出恐怖组织合作网络中的核心节点,即那些在组织间合作和信息流转中发挥关键作用的领导性恐怖组织,而且还能进一步理解它们在网络中的作用和影响力。通过对这些关键节点的深入分析,可以在以下五个方面揭示恐怖网络的运作模式和组织结构,为制定有效的反恐策略提供重要依据。

1) 资金流和财务监控:通过国际合作和金融监管机构的协助,监控和阻断领导性恐怖组织的资金来源和流动。包括跟踪银行交易,打击非法资金筹集活动,以及冻结恐怖组织的资产和账户。

2) 通讯网络干扰:利用高级的网络监控和电子情报技术,干扰领导性恐怖组织的通讯网络。包括截获加密通信,监控社交媒体平台,以及在必要时采取网络攻击手段破坏领导性恐怖组织的通讯能力。

3) 情报收集和分析:加强对关键恐怖组织的情报收集工作,尤其是对那些领导性节点的监视。需要各国情报机构之间的紧密合作和信息共享,以建立更全面、准确的恐怖组织数据库。4) 针对性打击行动:在确认关键节点的情况下,采取精确的军事或执法行动来瓦解或捕获这些恐怖组织的领导成员。这些行动应在尽可能减少平民伤害和遵守国际法的前提下进行。

5) 预防和去极端化措施:在削弱现有恐怖网络的同时,也需要采取措施预防新的恐怖组织崛起。包括社区层面的去极端化项目,教育和培训计划,以及提高公众

对恐怖主义威胁的意识,避免出现具有高社区影响力的关键恐怖组织节点.

4 总结与讨论

911事件之后,以美国为首的反恐联盟对全球恐怖主义进行报复性打击,导致2001-2007年间全球恐怖组织节点与组织间合作明显减少.但在此之后,随着科技进步与全球化不断深入,恐怖组织合作逐渐向网络化、本地化、分散化转变,越来越多的恐怖组织转变为具有较大邻域不相似度的关键节点,利用互联网和匿名社交媒体加强跨国界的沟通和合作.此外,地缘政治的冲突也为恐怖组织的本地化提供了文化、政治、经济、成员招募及情报获取等方面的优势.因此,在2007年之后恐怖组织活动日渐猖獗,恐怖袭击数量迅速上升.

恐怖组织之间的紧密联结和日益复杂化的合作模式对全球社会安全形势构成了严峻考验.恐怖组织之间的合作趋势逐年上升,社团结构的不断膨胀给国际反恐工作带来了巨大挑战.本文使用GTD全球恐怖主义数据库,基于2001-2018年恐怖袭击事件记录构建了全球恐怖组织合作网络,通过4个中心性指标对总体网络拓扑时序变化进行探究,并使用时间切片对恐怖组织合作网络演化过程进行建模,从多尺度探究恐怖组织合作网络的演化模式以及恐怖组织社团流动机理.此外,该研究创造性地提出了集成了社区结构与邻域中心性的CSNC瓦解策略,并与其他网络瓦解策略进行比较,证明了该策略在恐怖组织合作网络瓦解中的有效性.

分析结果表明,恐怖组织合作社团在各国政府的联合打击下呈现多社团耦合特征,随着时间的推移,小社团倾向于与大社团结合,从而增强整个恐怖组织合作网络的鲁棒性.2016-2018年间恐怖组织合作网络结构高度密集,出现拥有101个节点,密度高达59.24%的社团网络结构.恐怖组织合作网络中的密集连接区域可能是网络瓦解的关键目标,跨越不同社区进行联系的节点可能在维系网络结构中扮演更重要的角色,而冗余联系会导致网络中形成高度互联的局部集群,瓦解策略需要识别并削弱这些冗余联系,以降低网络的整体连通性和鲁棒性.在2001-2018年恐怖组织合作网络中,基于CSNC的瓦解策略考虑了上述网络特性,与其他基准策略相比,将R值降低了16.45%,证明基于CSNC的瓦解策略可以有效地实现对恐怖组织合作网络的瓦解.

基于开源恐怖袭击数据库,本研究利用社团可视化和网络分析模型,从多尺度挖掘了恐怖组织的动态合作演化规律,提出了一种高效的恐怖组织合作网络瓦解策略.本文的研究结果不仅有助于更好地理解恐怖组织之间的动态合作关系,还为国际社会制定反恐策略提供了有效的理论方法.

参 考 文 献

- [1] UN Human Rights Office[EB/OL]. [2023-12-18]. https://www.ohchr.org/en/ohchr_homepage.

- [2] Krieg S J, Smith C W, Chatterjee R, et al. Predicting terrorist attacks in the United States using localized news data. *PLOS ONE*, 2022, **17**(6): e0270681.
- [3] Zech S T, Gabbay M. Social Network Analysis in the Study of Terrorism and Insurgency: From Organization to Politics. *International Studies Review*, 2016, **18**(2): 214–243.
- [4] Horowitz M C, Potter P B K. Allying to Kill: Terrorist Intergroup Cooperation and the Consequences for Lethality. *Journal of Conflict Resolution*, 2014, **58**(2): 199–225.
- [5] Bahgat K, Medina R M. An Overview of Geographical Perspectives and Approaches in Terrorism Research. *Perspectives on Terrorism*, 2013, **7**(1): 38–72.
- [6] Kurtulus E N. The New Counterterrorism: Contemporary Counterterrorism Trends in the United States and Israel. *Studies in Conflict & Terrorism*, 2012, **35**(1): 37–58.
- [7] House T W. Remarks by President Biden on the Terrorist Attacks in Israel[EB/OL]. [2023-12-15]. <https://www.whitehouse.gov/briefing-room/speeches-remarks>.
- [8] 践行全球安全倡议, 推进国际反恐合作_中华人民共和国外交部[EB/OL]. [2023-12-15]. <https://www.mfa.gov.cn/web>.
- [9] Deflem M. Europol and the Policing of International Terrorism: Counter Terrorism in a Global Perspective. *Justice Quarterly*, 2006, **23**(3): 336–359.
- [10] MGade E K, Hafez M M, Gabbay M. Fratricide in rebel movements: A network analysis of Syrian militant infighting. *Journal of Peace Research*, 2019, **56**(3): 321–335.
- [11] Rothenberg R. From whole cloth: Making up the terrorist network. *New York Times*, 2001.
- [12] Collins B, Hoang D T, Nguyen N T, et al. A New Model for Predicting and Dismantling a Complex Terrorist Network. *IEEE Access*, 2022, **10**: 126466–126478.
- [13] Li H, Li X, Zhang X, et al. Detecting early-warning signals for social emergencies by temporal network sociomarkers. *Information Sciences*, 2023, **627**: 189–204.
- [14] Pilny A, Proulx J D. Using Interorganizational Communication Networks to Predict Terrorist Attacks. *Communication Research*, 2022, **49**(1): 3–32.
- [15] Medina R M. Social Network Analysis: A case study of the Islamist terrorist network. *Security Journal*, 2014, **27**(1): 97–121.
- [16] Albert R, Jeong H, Barabási A L. Error and attack tolerance of complex networks. *Nature*, 2000, **406**(6794): 378–382.
- [17] Chen D B, Gao H, Lü L, et al. Identifying Influential Nodes in Large-Scale Directed Networks: The Role of Clustering. *PLOS ONE*, 2013, **8**(10): e77455.
- [18] Wenji C, Bo Y, Ruigang Z, et al. Research on Key Node Identification Method of Transmission Network based on Improved PageRank Algorithm. 2022 41st Chinese Control Conference, 2022, 5056–5061.
- [19] Shang Y. Generalized k-cores of networks under attack with limited knowledge. *Chaos, Solitons & Fractals*, 2021, **152**: 111305.
- [20] LaFree G, Dugan L. Introducing the Global Terrorism Database. *Terrorism and Political Violence*, 2007, **19**(2): 181–204.
- [21] Fortunato S. Community detection in graphs. *Physics Reports*, 2010, **486**(3): 75–174.
- [22] Blondel V D, Guillaume J L, Lambiotte R, et al. Fast unfolding of communities in large networks. *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*, 2008, **2008**(10): P10008.
- [23] Newman M E J. Analysis of weighted networks. *Physical Review E*, 2004, **70**(5): 056131.
- [24] Islamic State - Wikipedia[EB/OL]. [2023-12-20]. https://en.wikipedia.org/wiki/Islamic_State.
- [25] MUHAMMAD JAMAL NETWORK (MJN) United Nations Security Council[EB/OL]. [2023-12-18]. <https://www.un.org/securitycouncil/sanctions>.
- [26] National Counterterrorism Center Groups[EB/OL]. [2023-12-18]. <https://www.dni.gov/nctc/groups/1j>.
- [27] 戴碧涛, 谭索怡, 陈洒然, 等. 基于手机大数据的中国人口迁徙模式及疫情影响研究[J]. 物理学报, 2021, 70(6): 068903.

-
- [28] Liu J, Zhou M, Wang S, et al. A comparative study of network robustness measures. *Frontiers of Computer Science*, 2017, **11**(4): 568-584.
 - [29] Dai B, Qin S, Tan S, et al. Identifying influential nodes by leveraging redundant ties[J]. *Journal of Computational Science*, 2023, 69: 102030.