研究与开发

基于电力大数据的电力骨干通信网络毁伤韧性评估方法

韩雪

（国家电网内蒙古东部电力有限公司信息通信分公司，内蒙古 呼和浩特 010010）

摘　要：研究了基于电力大数据的电力骨干通信网络毁伤韧性评估方法，利用毁伤韧性评估结果制定保护策略，提升网络的生存能力。将电力骨干通信网络与攻击方设为博弈双方，利用极大极小法确定双方的纳什均衡策略，利用纳什均衡策略获取节点的毁伤概率，将节点毁伤概率转化为网络破坏形态。针对网络破坏形态，利用云计算技术调取电力大数据中包含的修复条件，依据各节点重要度为节点分配修复资源以及修复预算，构建电力骨干通信网络的性能时程响应曲线，输出网络毁伤韧性的动态评估结果。实验结果表明，利用云计算技术处理海量电力大数据的所有操作时间不超过 330 ms，当修复预算与修复资源均为最高时，电力骨干通信网络的毁伤韧性最高可达 0.925，说明该方法可以有效评估电力骨干通信网络的毁伤韧性。

关键词：电力大数据；骨干通信网络；毁伤韧性；评估方法；博弈双方；云计算

中图分类号：TM76

文献标志码：A

doi: 10.11959/j.issn.1000–0801.2023105

Damage toughness assessment method of power backbone communication network based on power big data

HAN Xue

State Grid East Inner Mongolia Information & Telecommunication Company, Hohhot 010010, China

Abstract: The damage toughness assessment method of power backbone communication network based on power big data was studied, and the damage toughness assessment results were used to formulate protection strategies and improve the network survivability. The power backbone communication network and the attacker were set as the two sides of the game, and the Nash equilibrium strategy of both sides was determined by the minimax method. The damage probability of nodes was obtained by the Nash equilibrium strategy, and the node damage probability was transformed into the network damage form. According to the network damage pattern, the repair conditions contained in the power big data were obtained by cloud computing technology. According to the importance of each node, the repair resources and repair budget were allocated to the nodes in order. The performance time-history response curve of the power backbone communication network was constructed, and the dynamic evaluation results of the network damage toughness were output. The experimental results show that all operations using cloud computing technology to process massive power big data can not exceed 330 ms. When the repair budget and repair resources are the highest, the damage toughness of the power backbone communication network can reach 0.925 at most, indicating that this method can effectively evaluate the damage toughness of the power backbone communication network.

收稿日期：2022–11–30；修回日期：2023–05–09

Key words: power big data, backbone communication network, damage toughness, assessment method, the two sides of the game, cloud computing

0　引言

电力通信网络包含众多重要节点，拓扑结构日益复杂，运营难度以及管理难度逐渐提升[1]。电力通信网络受到破坏时，网络吞吐量以及通信负荷会降低，网络正常通信可能受影响。将云计算技术应用于电力大数据中，利用分布式处理方法[2]，实现电力大数据的高效处理，提升网络的信息传输效率。通信网络中流量较大的网络[3]，即电力通信网络中的骨干网络，对电力通信网络的整体运行状况影响极大。电力骨干通信网络的完整性遭到破坏时，通信网络的运行性能会受到严重影响[4]。研究电力骨干通信网络毁伤韧性评估方法时，充分考虑不同节点的重要度，将网络节点重要度作为衡量电力骨干通信网络毁伤韧性评估的重要依据，以确保评估结果具有较高的准确性和可靠性。

电力骨干通信网络毁伤韧性评估指电力骨干通信网络受到毁伤时，承受、适应毁伤的能力，或快速恢复至正常状态的能力。电力骨干通信网络韧性越高，恢复性能越高[5]。目前针对电力网络韧性评估的研究众多。王晗等[6]针对电气互联系统受到地震灾害时系统的韧性评估进行研究。该方法有效评估了电气互联系统韧性，同时针对电气互联系统韧性评估结果，提出提升韧性的方法。韩林等[7]对电力网络的毁伤韧性进行评估，该方法可以精准评估电力网络毁伤韧性，但是存在评估效率低的缺陷，容易受电力网络海量数据影响。针对以上两种方法存在的计算效率低的缺陷，研究基于电力大数据的电力骨干通信网络毁伤韧性评估方法，利用云计算技术构建基于电力大数据的分析体系，为提升电力骨干通信网络的运行可靠性提供依据。

1　电力骨干通信网络毁伤韧性评估方法

1.1　基于云计算的电力大数据分析体系

电力系统的海量电力大数据需要利用电力通信网络传输，将从电力系统采集的电力大数据统一传输到管理端，利用上位机实现电力大数据的管理与应用。电力大数据分析计算的传输过程如图 1 所示。

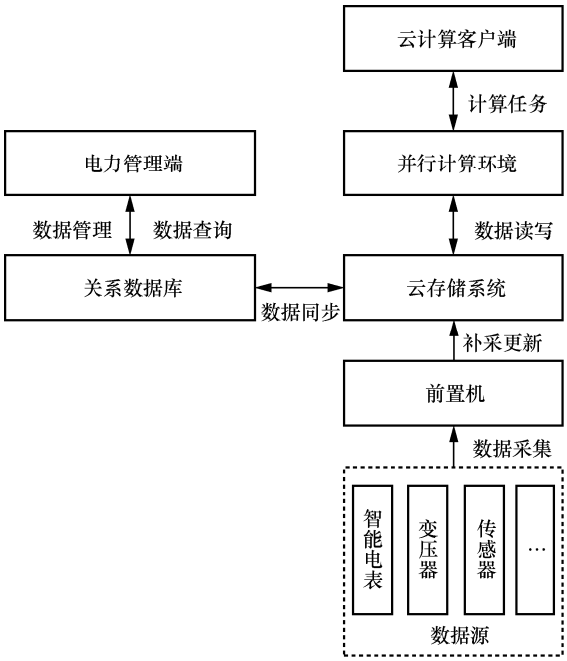

图 1　电力大数据分析计算的传输过程

通过图 1 可以看出，采集电力系统中智能电表以及其他电力设备的运行数据，并将其传输至电力管理端的企业数据中心。电力大数据传输过程中，为了缓解电力骨干通信网络的传输压力[8]，所采集电力大数据需要传送至前置机的缓冲池内，利用缓冲池对电力大数据实施解码与预处理。关系数据库内的全部电力大数据需要复制至云存储系统中。关系数据库内数据发生变化时，云存储系统应该同时更新[9]，以保证电力大数据的应用可靠性。云计算技术

利用并行计算方法，访问存储电力大数据的云存储系统，依据电力大数据的实际应用情况，对数据进行分析运算，分析运算结果并同步传送至云存储系统中。用户可以在不同时间、不同地点[10]，通过关系数据库获取所需的电力大数据。

基于云计算的电力大数据分析体系结构如图 2 所示。

图 2　基于云计算的电力大数据分析体系结构

通过图 2 可以看出，电力大数据分析体系主要包括以下内容。

（1）分布式文件系统（distributed file system，DFS）

分布式文件系统由多个数据服务器和一个元数据服务器组成。分布式文件系统将各电力大数据的数据块划分至不同数据服务器内。当通信网络遭到破坏，无法访问其中的某个副本时，分布式文件系统将自动创建新的副本[11]，保持分布式文件系统维持负载均衡情况。

（2）Hadoop

Hadoop 利用 Map 函数将输入的电力大数据转换为中间件，利用 Reduce 函数处理中间件，生成最终运算结果，并传送至分布式文件系统。

（3）Hive 系统

Hive 系统是云计算平台的数据仓库系统。Hive 系统利用 HiveQL 的类查询语言作为查询语言，利用 Hive 解析器，将电力大数据转换为 MapReduce 程序。Hive 系统选取表格形式作为电力大数据的组织形式[12-13]，将最终组织结果存储至分布式文件系统。

（4）运行调度工具

利用运行调度工具，执行所需的电力大数据调度操作，分析电力大数据资源状况，实现数据依赖关系或关联关系的进一步分析。

1.2　电力骨干通信网络节点重要度计算

利用网络的连通性衡量电力骨干通信网络的凝聚程度。电力骨干通信网络中，节点重要度越高，该节点对网络凝聚程度的贡献越高[14]。利用网络节点间的平均路径长度衡量电力骨干通信网络的连通性。

利用加权最短距离 l_{ij} 与节点数量 N 决定电力骨干通信网络凝聚程度的表达式为：

$$\xi = (N-1) / \sum_{N=1}^{n} l_{ij} \tag{1}$$

其中，l_{ij} 表示节点 i 与节点 j 的加权最短距离。节点收缩是指将与原有节点相连的每个节点与原有节点融合，生成一个新的节点代替原有节点，使得与原有节点相关联的边全部转换为与新的节点相关联。当节点 i 与节点 j 收缩后，骨干通信网络的路径距离出现了较大程度的降低，网络的凝聚度得到了一定程度的提高，此时节点具有较高的重要度。

仅利用通信网络的凝聚程度无法直接区分网络中对称节点的重要度。引入电力骨干通信网络带宽[15]，获取电力骨干通信网络的节点重要度：

$$S_i = \sum_{N=1}^{n} \sigma_{ij} \left(1 - \frac{\xi_0}{\xi_i}\right) / (N-1) \tag{2}$$

其中，ξ_0 与 ξ_i 分别表示原始电力骨干通信网络以及收缩节点后的电力骨干通信网络的网络凝聚度，σ_{ij} 表示电力骨干通信网络中节点 i 到节点 j 的最小带宽值。

1.3　基于性能时程响应函数的电力骨干通信网络毁伤韧性评估

选取性能时程响应函数作为评估电力骨干通信网络毁伤韧性的评估指标。电力骨干通信网络受到毁伤时，性能时程响应函数会发生明显变化，在一定时间内恢复至稳定状态。

电力骨干通信网络的毁伤韧性表达式为：

$$Z=\int_{t_0}^{t_R}F(t)\mathrm{d}t/\int_{t_0}^{t_R}N(t)\mathrm{d}t \tag{3}$$

其中，$F(t)$ 与 $N(t)$ 分别表示电力骨干通信网络的性能时程响应函数以及正常通信状态下的效能函数，t_0 与 t_R 分别表示评估的初始时间段以及终止时间段。

引入博弈论，将电力骨干通信网络毁伤韧性评估问题的攻击方以及防御方视为博弈双方。构建攻防双方的博弈模型时，需要具备博弈参与者、博弈策略以及博弈双方收益 3 部分。通过博弈论获取双方的纳什均衡点，所获取的纳什均衡点即攻防双方的平衡点。通过搜寻攻防双方的纳什均衡点，确定双方策略，评估电力骨干通信网络的毁伤韧性。

评估电力骨干通信网络毁伤韧性时，造成毁伤的攻击方与评估韧性的防御方均试图通过适宜的策略实现自身收益最大化。用 a_i 与 d_i 分别表示攻击方与防御方的策略，U_A 与 U_D 分别表示攻击方以及防御方的收益，A 与 D 分别表示攻击方与防御方的策略集。

造成电力骨干通信网络毁伤的攻击方最优化问题表达式为：

$$\max_{a_i\in A}U_A=\max\sum_{i=1}^{n}a_i\times p_i(d_i)\times S_i \tag{4}$$

其中，$p_i(d_i)$ 表示节点 i 受到攻击的概率。

电力骨干通信网络作为防御方，需要通过防护资源的分配，降低毁伤损失，提升韧性。电力骨干通信网络作为防御方的最优化问题表达式为：

$$\min_{d_i\in D}U_D=\min\sum_{i=1}^{n}a_i\times p_i(d_i)\times S_i \tag{5}$$

在博弈模型的理想状态下，攻击方与防御方经过策略选择后，依据极大极小法确定攻击方与防御方的纳什均衡点，攻击方与防御方最终仅具有一次决策权。确定纳什均衡点后，用 A^* 与 D^* 分别表示纳什均衡点位置的攻击方与防御方的纳什均衡策略。在极大极小的博弈均衡求解方法下，攻击方与防御方的纳什均衡策略需要满足以下表达式：

$$\sum_{i=1}^{n}a_i\times p_i(d_i^*)\times S_i\leqslant\sum_{i=1}^{n}a_i^*\times p_i(d_i^*)\times S_i \tag{6}$$

其中，a_i^* 与 d_i^* 分别表示纳什均衡状态下，电力骨干通信网络节点 i 遭受攻击受到毁伤的概率以及分配的防护资源；$p_i(d_i^*)$ 表示纳什均衡状态下节点 i 的毁伤概率。

基于电力大数据的电力骨干通信网络毁伤韧性评估流程如图 3 所示。

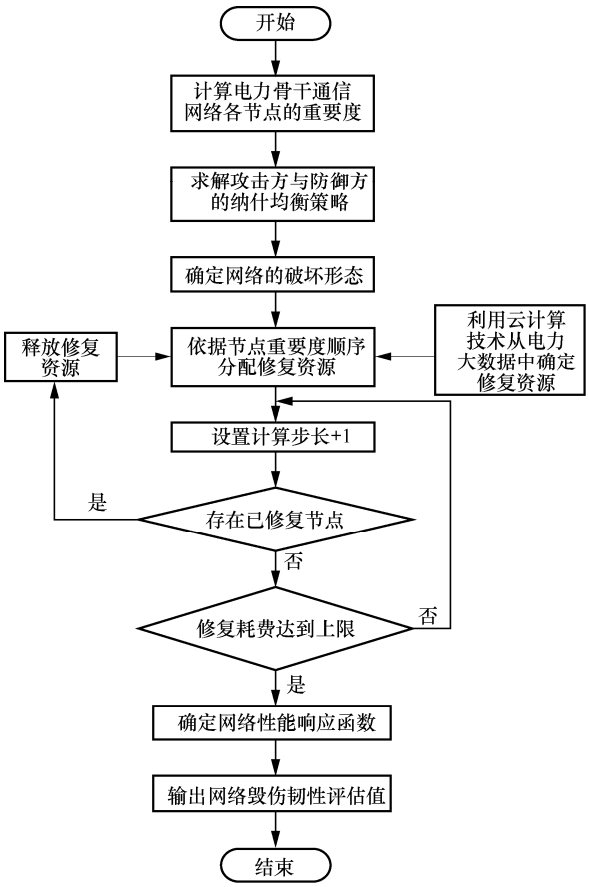

图 3　基于电力大数据的电力骨干通信网络毁伤韧性评估流程

基于电力大数据的电力骨干通信网络毁伤韧性评估流程如下。

（1）判断电力骨干通信网络中的节点重要度。利用式（2）判断电力骨干通信网络中各节点的重要度。通过节点重要度，衡量电力骨干通信网络受到毁伤的后果。节点重要度越高，该节点受到毁伤的后果越严重。

（2）设置电力骨干通信网络作为防御方，造成电力骨干通信网络毁伤的攻击方与防御方进行纳什均衡策略求解。利用极大极小法，求解攻击方与防御方的纳什均衡策略 A^* 与 D^*。通过纳什均衡策略获取纳什均衡条件下，各电力骨干通信网络节点受到攻击的概率 a_i^* 与所分配的防护资源 d_i^*。

（3）利用纳什均衡策略确定受到攻击情况时，电力骨干通信网络节点 i 受到毁伤同时成功破坏毁伤的概率，即节点毁伤概率表达式为：

$$p_i^* = a_i^* \times p_i(d_i^*) \tag{7}$$

利用所获取的节点毁伤概率，将各节点毁伤概率转化为电力骨干通信网络的破坏形态。

（4）确定电力骨干通信网络破坏形态后，依据电网破坏形态，从云计算存储空间中调取电力大数据，设定具体的修复预算 b 和修复资源 r，实现对电力骨干通信网络的修复。修复预算 b 包括材料预算、劳动预算、资金预算等，修复资源 r 包括修复电力骨干通信网络的劳动资源、技术资源、材料资源等。依据各节点的重要度为节点分配修复资源以及修复预算，对节点进行抢修。

（5）利用输入的修复条件，构建电力骨干通信网络的性能时程响应曲线，利用式（3）输出电力骨干通信网络毁伤韧性的动态评估结果。

2 实例分析

2.1 实验设置

为了验证所研究基于电力大数据的电力骨干通信网络毁伤韧性评估方法的有效性，将该网络应用于某电力企业的电力骨干通信网络中。该电力企业利用电力骨干通信网络实现电力大数据的通信。电力骨干通信网络包含 25 个节点和 28 条链路。电力骨干网节点的拓扑结构如图 4 所示。

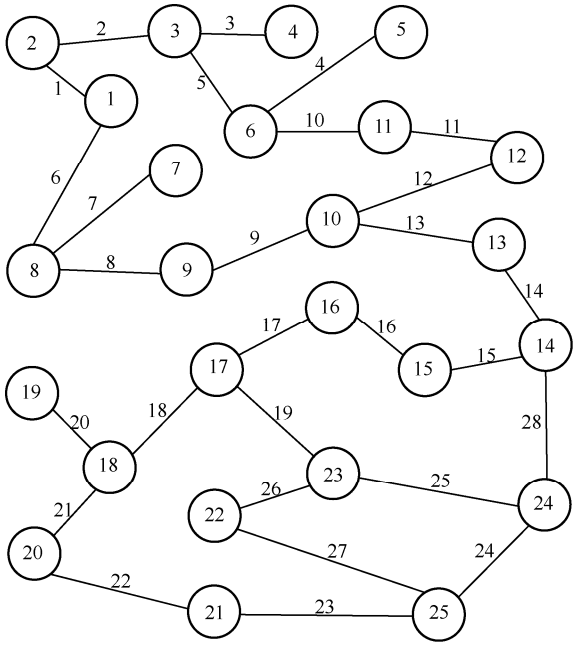

图 4　电力骨干网节点的拓扑结构

电力骨干通信网络的最大信道带宽为 20 Gbit/s。电力骨干通信网络中，各通信链路传输电力大数据的业务流量见表 1。

2.2 处理数据的整体性能

为了测试本文方法处理海量电力大数据的性能，统计云计算技术处理电力大数据的查询、存储以及运算的操作时间，分析处理数据的整体性能，统计结果如图 5 所示。

通过图 5 可以看出，应用本文方法对电力大数据进行查询、存储以及运算操作的时间会随着数据量的增加而增加，在数据量最大为 60 GB 时，查询操作花费时间为 330 ms，存储操作花费时间为 220 ms，运算操作花费时间为 250 ms，各操作时间最多不超过 330 ms，说明采用云计算技术处理海量电力大数据的整体性能较好。这是因为云计算技术采用分布式计算方式，有效提升了数据

表 1　各通信链路传输电力大数据的业务流量

链路序号	节点对	业务流量/(Gbit·s^{-1})	链路序号	节点对	业务流量/(Gbit·s^{-1})
1	1,2	3.854	15	14,15	3.854
2	2,3	2.851	16	15,16	1.687
3	3,4	1.687	17	16,17	2.915
4	5,6	2.695	18	17,18	1.815
5	3,6	3.648	19	17,23	3.645
6	1,8	4.051	20	18,19	2.781
7	7,8	3.945	21	18,20	1.854
8	8,9	2.874	22	20,21	2.495
9	9,10	3.156	23	21,25	3.851
10	6,11	2.945	24	24,25	4.854
11	11,12	2.945	25	23,24	5.618
12	10,12	2.495	26	22,23	3.648
13	10,13	3.185	27	22,25	2.648
14	13,14	4.185	28	14,24	1.854

处理性能。当电力大数据的数据量以线性方式增长时，仍然可以高效查询与分析，并且利用了云计算技术执行效率高的优势，通过 MapReduce 程序，实现电力大数据的分布式高效运算。

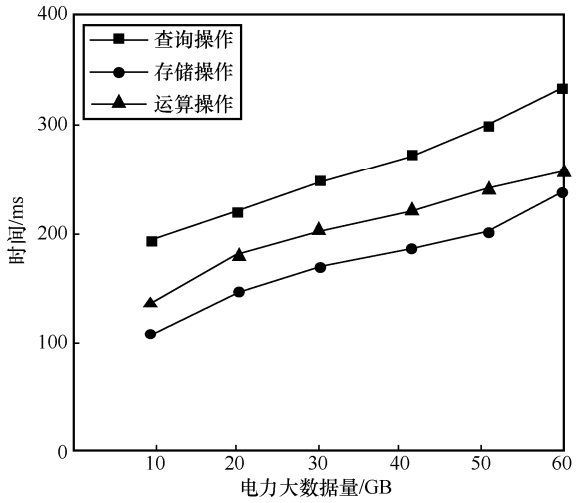

图 5　统计结果

2.3　毁伤韧性评估

通过节点重要度能够确定对电力骨干通信网络连通性具有较高影响的节点，为电力骨干通信网络的毁伤韧性评估提供基础。因此，利用式（2）计算电力骨干通信网络的节点重要度，计算结果见表 2。

表 2　计算结果

节点序号	节点重要度	节点序号	节点重要度	节点序号	节点重要度
1	0.352	10	0.284	18	0.785
2	0.294	11	0.394	19	0.564
3	0.384	12	0.615	20	0.648
4	0.465	13	0.581	21	0.584
5	0.584	14	0.495	22	0.165
6	0.684	15	0.671	23	0.485
7	0.481	16	0.584	24	0.384
8	0.594	17	0.465	25	0.451
9	0.854	—	—	—	—

获得电力骨干通信网络的节点重要度后，利用攻击模拟器模拟网络攻击行为，在电力骨干通信网络运行的第 5 h 攻击电力骨干通信网络。利用电力大数据读取电力骨干通信网络的修复预算，并依据表 2 的节点重要度修复网络。

由于修复预算和修复资源包含内容较多，因此将修复预算和修复资源以单位形式进行量化。分别统计修复预算 b 为 1 200、3 000 单位和修复资源 r 为 10、20 单位情况下的性能时程响应函数的变化趋势。电力骨干通信网络的性能时程响应函数如图 6 所示。

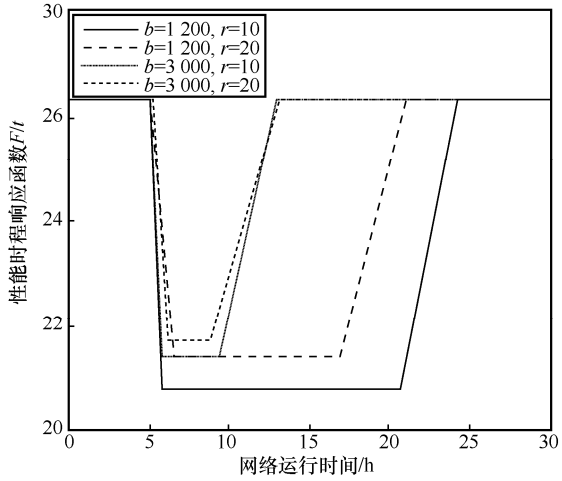

图 6　电力骨干通信网络的性能时程响应函数

通过图 6 可以看出，在电力骨干通信网络受到攻击后，当修复预算 b 从 1 200 单位增加至 3 000 单位时，电力骨干通信网络的性能时程响应函数有所提升；当修复资源 r 从 10 单位增加至 20 单位时，电力骨干通信网络的性能时程响应函数同样出现了提升趋势。这说明增加修复预算与修复资源，可以快速令电力骨干通信网络修复至被攻击前的水平，修复预算与修复资源对电力骨干通信网络的修复水平具有一定影响。

统计不同修复预算与修复资源情况下的电力骨干通信网络毁伤韧性评估结果，毁伤韧性评估结果如图 7 所示。

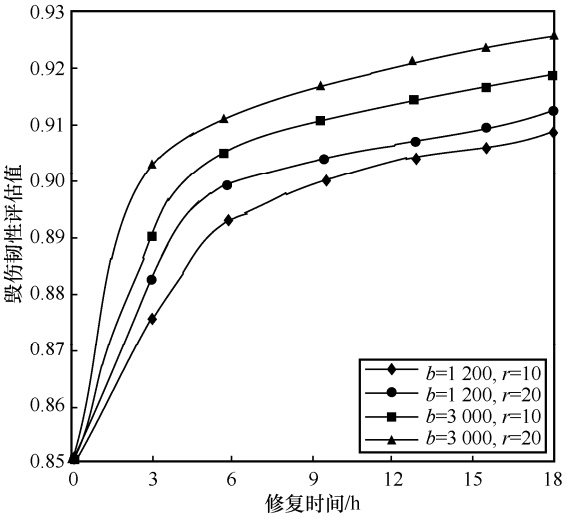

图 7　毁伤韧性评估结果

通过图 7 可以看出，修复资源和修复预算均为对电力骨干通信网络毁伤韧性评估结果存在直接影响的重要指标。当修复预算 b 固定、修复资源越大时，网络毁伤韧性的评估值越高；当修复资源 r 固定、修复预算越大时，网络毁伤韧性的评估值越高。修复预算与修复资源均为最高时，电力骨干通信网络的毁伤韧性评估值达到最高，可达 0.925。此时的电力骨干通信网络具有最高的毁伤韧性，可利用修复条件，快速将电力骨干通信网络修复至受到毁伤前。

3　结束语

电力大数据具有数据量大、多源的特点，其已成为智能电网中不可或缺的重要部分。本文研究基于电力大数据的电力骨干通信网络毁伤韧性评估方法，利用云计算技术处理海量电力大数据，提升电力大数据的运算性能，并构建电力骨干通信网络的性能时程响应曲线，输出网络毁伤韧性的动态评估结果，并通过实验验证了设计方法的有效性。

在接下来的研究中，可逐步将本文设计的电力骨干通信网络毁伤韧性评估方法应用到电力企业的网络日常维护中，对电力骨干通信网络受到毁伤时的韧性进行有效评估，可依据评估结果制定科学有效的抗攻击决策方案，令电力骨干通信网络快速恢复正常。与此同时，还可通过增加修复资源与修复预算，提升电力骨干通信网络的毁伤韧性，降低电力骨干通信网络毁伤时的经济损失，促进构建更加完善的电力骨干通信网络。

参考文献：

[1] 许珞, 郭庆来, 刘新展, 等. 提升电力信息物理系统韧性的通信网鲁棒优化方法[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(3): 68-75.
XU L, GUO Q L, LIU X Z, et al. Robust optimization method of communication network to improve resilience of cyber-physical power system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(3): 68-75.

[2] 张洁斐, 任刚, 马景峰, 等. 基于韧性评估的地铁网络修复时序决策方法[J]. 交通运输系统工程与信息, 2020, 20(4): 14-20.
ZHANG J F, REN G, MA J F, et al. Decision-making method of repair sequence for metro network based on resilience evaluation[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2020, 20(4): 14-20.

[3] 程紫运, 吕明卉, 田云飞, 等. 基于结构熵的电力骨干通信网抗毁性研究[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(5): 112-118.
CHENG Z Y, LYU M H, TIAN Y F, et al. Research on invulnerability for electric power backbone communication network based on structural entropy[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(5): 112-118.

[4] 张秀丽, 许静静, 刘新红. 基于量化指标的变电站抗震韧性评估方法[J]. 高压电器, 2022, 58(8): 213-221.
ZHANG X L, XU J J, LIU X H. Seismic resilience assessment method of substation based on quantitative index[J]. High Voltage Apparatus, 2022, 58(8): 213-221.

[5] 徐悦, 李博, 孙建军, 等. 基于运行韧性评价的配电网电压暂降治理评估[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(5): 104-110.
XU Y, LI B, SUN J J, et al. Evaluation of voltage sag management in distribution network based on operation resilience assessment[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(5): 104-110.

[6] 王晗, 侯恺, 余晓丹, 等. 计及地震灾害不确定性的电气互联系统韧性评估与提升方法[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(3): 853-863.
WANG H, HOU K, YU X D, et al. The assessment and improvement method of electricity-gas system resilience considering earthquake disaster uncertainty[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(3): 853-863.

[7] 韩林, 赵旭东, 陈志龙, 等. 蓄意攻击下城市电力网络毁伤韧性评估[J]. 中国安全科学学报, 2021, 31(6): 161-169.
HAN L, ZHAO X D, CHEN Z L, et al. Research on damage resilience assessment of urban power networks under intentional attacks[J]. China Safety Science Journal, 2021, 31(6): 161-169.

[8] 王珂, 田来, 吴俊. 基于区域毁伤的基础设施网络抗毁性评估模型[J]. 系统工程与电子技术, 2020, 42(5): 1102-1108.
WANG K, TIAN L, WU J. Survivability assessing model of infrastructure networks based on regional damages[J]. Systems Engineering and Electronics, 2020, 42(5): 1102-1108.

[9] 赵天阳, 张华君, 徐岩, 等. 不确定环境下含云计算数据中心的电网韧性增强调度[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(3): 49-57.
ZHAO T Y, ZHANG H J, XU Y, et al. Resilience-enhanced scheduling of power system with cloud computing data centers under uncertainty[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(3): 49-57.

[10] 邵瑞瑞, 方志耕, 刘思峰, 等. 基于韧性度的低轨卫星通信网络抗毁性度量及优化[J]. 运筹与管理, 2020, 29(7): 9-17.
SHAO R R, FANG Z G, LIU S F, et al. Measurement and optimization of invulnerability of low-orbit satellite communication networks based on resilience[J]. Operations Research and Management Science, 2020, 29(7): 9-17.

[11] 徐一鸣, 李笑, 杨凯凯, 等. 基于多步攻击的多跳通信网拓扑态势预测仿真[J]. 计算机仿真, 2020, 37(6): 4-7, 12.
XU Y M, LI X, YANG K K, et al. Simulation of multi hop communication network topology situation prediction based on multi-step attack[J]. Computer Simulation, 2020, 37(6): 4-7, 12.

[12] 李清. 基于改进 PSO-PFCM 聚类算法的电力大数据异常检测方法[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(18): 161-166.
LI Q. Power big data anomaly detection method based on an improved PSO-PFCM clustering algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(18): 161-166.

[13] 邓震峰, 刘小岗. 毁伤评估无线传感网络能耗均衡方法[J]. 探测与控制学报, 2021, 43(6): 101-105.
DENG Z F, LIU X G. Damage assessment wireless sensor networks energy consumption balanced method[J]. Journal of Detection & Control, 2021, 43(6): 101-105.

[14] 林晓静, 刘文, 甘超飞, 等. 基于卷积神经网络与多维度电力大数据的信用评估系统[J]. 电测与仪表, 2021, 58(11): 101-106.
LIN X J, LIU W, GAN C F, et al. Corporate credit assessment system based on convolutional neural network and multi-dimensional power big data[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2021, 58(11): 101-106.

[15] 马庆峰, 王庭钧, 单丽, 等. 基于业务链路的电力通信网络可靠性评估模型[J]. 数学的实践与认识, 2019, 49(19): 207-215.
MA Q F, WANG T J, SHAN L, et al. Reliability evaluation model of electric power communication network based on business link[J]. Mathematics in Practice and Theory, 2019, 49(19): 207-215.

[作者简介]

韩雪（1993– ），女，国家电网内蒙古东部电力有限公司信息通信分公司工程师，主要研究方向为人工智能与人机对抗、电力大数据分析及应用等。