

基于改进 K-means 算法的电网运行断面相似性匹配研究

梁海平¹, 田 潮¹, 王铁强², 曹 欣², 杨晓东², 刘英培¹

(1. 华北电力大学 电气与电子工程学院, 河北 保定 071003; 2. 国网河北省电力公司, 河北 石家庄 050021)

摘要:为简化电网工作票制定过程中复杂的方案校验工作,降低对电网调度人员工作经验的依赖,提出利用断面特征提取进行电网历史运行断面相似性匹配的方法。首先根据系统运行特点和数据存储格式,采用决策树模型提取、筛选特征变量;然后基于改进半监督 K-means 算法对历史运行断面进行初步相似性聚类,获取有效样本,降低数据规模;最后利用相似性匹配指标体系在聚类结果中为系统当前运行断面匹配到最有参考和利用价值的历史运行断面及其对应决策信息。仿真算例表明,所提方法可以很好地完成运行断面的相似性匹配工作。

关键词:工作票;运行断面;半监督 K-means 算法;相似性匹配指标体系;聚类算法

中图分类号:TM 761

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.issn.1006-6047.2019.07.018

0 引言

随着电网整体规模的逐步扩大、大规模可再生能源的接入,以及智能电网、互联通信和传感器技术的不断发展,通过搭建模型进行仿真计算的难度进一步加大。电力系统的安全稳定分析和调度运行控制面临更为严峻的考验,传统的“人工+设备+经验”的半自动生产方式已经不能很好地满足当前电网调度运行的需求^[1]。与此同时,信息存储技术和智能算法的进步给科研和电网工作者带来了新的思路,以“数据驱动”代替原来“模型驱动”的思想^[2]由此而生。“历史数据即经验”,如何从电网运行历史信息中挖掘出更大的价值,实现数据资产的保值增值^[3],以服务于电网的规范化、自动化和智能化管理,是未来人工智能时代电力系统的主要发展方向之一,也将会为电力系统调度运行带来新的机遇和挑战。

目前,该领域已有一定的研究成果,例如文献[2]采用层次聚类算法对电力系统运行状态进行聚类,进而获取稳定运行规则,可为系统提供超前安全预警;文献[4]提出基于海量在线历史数据的大电网快速判稳策略,利用支持向量机针对历史数据的训练样本构建电网判稳策略,生成在线计算故障列表,以达到快速判稳的目的。文献[5-6]提出面向时间过程的电网静态安全分析法,利用聚类算法完成断面划分和特征断面提取工作,用特征模式描述时

间过程的动态变化,以静态优化的方法解决复杂的动态优化问题,从而达到静态安全分析的目的。文献[7-8]则是在静态安全分析的基础上,分别利用特征断面进行日前交易和日发电计划研究。这些文献都是结合历史数据的挖掘工作为电网运行调控提供新的方式方法,但大多文献的出发点仍局限于电力系统的快速判稳、静态安全分析、特征断面提取和暂态稳定规则提取,这些工作主要围绕运行断面的数据进行延伸,尚未最大化挖掘历史信息价值。电网在实际运行中每 5~15 min 保存一次运行断面信息。电网运行断面是电力系统的时间断面,代表某一时刻电网的整体运行状态,包括该时刻电网运行的线路潮流、节点电压、负荷量、发电量和设备状态等各项数据信息。与电网运行断面对应的历史信息还包括该运行断面下的工作票信息,包括运行方式安排、事故处理预案、工作批答等。现有工作票制定流程需要大量方案校核工作,且严重依赖老员工的工作经验完成。若能以运行断面的具体数据为支点,以电网运行断面相似性匹配为途径,获取历史信息的更大价值,将可为实现电力系统运维的智能化提供巨大帮助。

本文以实际应用为指向,展开电网历史运行断面相似性匹配研究。通过为系统当前运行断面匹配极为相似的历史运行断面,获取历史数据中有价值的运行方式安排、设备检修或事故处理预案以及当时的工作批答等信息,进而为现场调度人员提供参考,并为工作票的智能开写提供技术支持。本文首先构建表征系统运行断面的特征量库,然后利用决策树模型对特征量进行甄别和筛选,极大降低数据维度,提高聚类速度;进一步改进半监督 K-means 算法,使其在聚类时更加适应相似性匹配工作;为保证匹配精度和匹配结果的实用性,在聚类的基础上定义相似性评价指标体系,将聚类结果进一步按相似程度排序,以确保最终结果有足够的参考和利

收稿日期:2018-09-04;修回日期:2019-04-27

基金项目:中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(2016MS88,2017MS091);国家电网公司科技项目(SGTYHT/17-JS-199)

Project supported by the Fundamental Research Funds for the Central Universities (2016MS88, 2017MS091) and the Science and Technology Project of State Grid Corporation of China (SGTYHT/17-JS-199)

着聚类过程不断迭代更新。

为验证该改进措施的可行性和有效性,本文以断面的运行数据为例进行对比。为方便作图,仅以运行断面的新能源有功出力 and 无功负荷二维数据作为参考,运行断面数为 30 个。算法改进前后的聚类结果如图 2 所示。

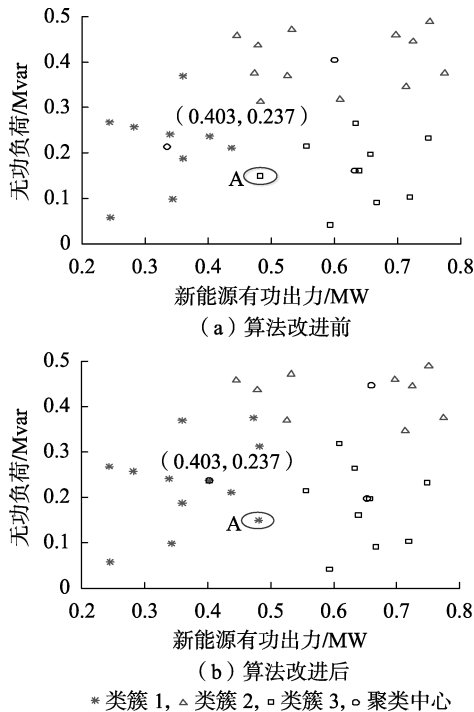


图 2 聚类结果

Fig.2 Clustering results

如图 2 所示,图中样本被分成 3 类,其中样本 (0.403 MW, 0.237 Mvar) 表示系统当前运行断面,所以其所在的类为目标类,另外 2 类为冗余类。对比图 2(a)、(b) 可以看出,算法改进前,目标类以类内样本的中心点作为聚类中心,即归于目标类的样本需要与类内所有样本都相似,此时样本 A 被归为冗余类;算法改进后,由于目标类一直以系统当前运行断面为聚类中心,这使得归于目标类内的样本只要与当前运行断面相似即可,此时样本 A 被归为目标类。可见,算法改进后更多与当前运行断面相似的样本被保留,而与其不相似的样本被剔除,这也尽可能避免了关键历史断面的丢失。实验结果证明:本文对半监督 K-means 算法的改进是可行且有效的,改进措施使得聚类过程的目的性更强,聚类结果也更加符合期望。

3 相似性评价指标体系

聚类算法能够在很大程度上减少样本数量,降低历史信息挖掘的难度,但本文的最终目标是相似性匹配工作,在算法实际应用时,目标类中往往仍然存在数量较多的相似样本,此时,为保证给电网工作

者提供准确、有足够价值的历史信息,对目标类中样本以一定的方式进行相似程度评价排序就显得尤为重要。

在特征量选取中,特征量的提取难度是组成聚类所需特征量集的重要参考之一。在面对海量历史信息时,特征量的提取难度过大会导致对样本的预处理时间过长,从而降低整体的匹配效率。但这其中某些特征量往往更能反映样本间的距离,能够更好地衡量样本间的相似程度。聚类算法的应用极大降低了样本规模,使得仅在目标类中计算这些特征量并对样本进行相似性排序变得可行。基于此,本文建立相似性评价指标体系,从而更准确地定位最具参考价值的历史运行断面。

3.1 雅可比矩阵特征值指标

由文献[14-16]可知,系统的状态变化与潮流计算所用雅可比矩阵特征值的大小十分密切的关系,系统的每一组特征值都与一个“功率扰动-系统状态”运行模式相对应,且由雅可比矩阵计算式也可得知,其每一元素皆与节点导纳矩阵对应元素密切相关,潮流计算所用雅可比矩阵的特征值是系统网架结构与系统当前状态的统一表征量。据此将特征值向量作为相似性匹配指标之一,电网某运行断面的特征值指标如式(2)所示。

$$\mathbf{R}_k = (\lambda_{k1}, \lambda_{k2}, \dots, \lambda_{ki}, \dots, \lambda_{km}) \quad (2)$$

其中, $\mathbf{R}_k$ 为第 k 个断面的特征值向量; λ_{ki} 为第 k 个断面所对应雅可比矩阵的第 i 个特征值; m 为该断面特征值总数。

3.2 关键节点指标

关键节点是电网运行中最为关键的某一节点或区域,一般以节点电压稳定性或在网架中所处位置作为衡量标准,它是不同运行断面的标志性特征之一,也是现场地调人员在网络中最为关心的地方。运行断面相似性匹配工作正是在海量历史信息中提取对于当前状态最有参考价值的部分,因此本文将每一运行断面的关键节点标号组成一个集合,定义为关键节点指标,作为对比两运行断面相似程度的指标之一,如式(3)所示。

$$n_{\text{key}} = \{a, b, c\} \quad (3)$$

其中, n_{key} 为关键节点集合; a, b, c 为通过计算得出的关键节点标号。

3.3 潮流熵指标

熵广泛应用于系统的不确定性、稳定程度的描述中^[17],物理学中,熵是描述系统内部分子运动混乱程度的量度,在电力系统中引入熵的概念可以定量描述线路潮流分布的不平衡性,进而可以研究这种不平衡性对电网连锁故障和自组织临界性的影响^[18]。设线路最大传输容量为 $F_i^{\max}$,系统运行时线路 i 的实际潮流为 F_i^0 ,则线路的负载率 μ_i 为:

$$\mu_i = \left| \frac{F_i^0}{F_i^{\max}} \right| \quad (4)$$

其中, $i=1,2,\dots,n$, n 为线路条数。

给定常数序列 $Z = \{Z_1, Z_2, \dots, Z_h\}$ (h 为元素个数, 本文取 $Z = \{0, 0.05, \dots, 1.5\}$)。用 l_k 表示负载率 $\mu_i \in (Z_k, Z_{k+1}]$ 的线路条数, 对不同负载率区间内的线路条数概率化得:

$$P(k) = \frac{l_k}{\sum_{k=0}^{h-1} l_k} \quad (5)$$

其中, $P(k)$ 为负载率 $\mu_i \in (Z_k, Z_{k+1}]$ 的线路条数占总线路条数的比例。

由式(4)和式(5)可得电网潮流熵为:

$$H = -C \sum_{k=0}^{h-1} P(k) \ln P(k) \quad (6)$$

其中, C 取为 $\ln 10$ 。

3.4 各项指标的相似性度量方案及综合评定

(1) 向量指标的相似性度量。

一般将向量之间的相似性度量归于数值属性的相似性度量, 例如本文中的雅可比矩阵特征值指标, 可采用闵可夫斯基距离计算相似度。

$$K_{\text{sim1}}(\mathbf{E}_1, \mathbf{E}_2) = \sqrt{|E_{11} - E_{21}|^2 + \dots + |E_{1q} - E_{2q}|^2} \quad (7)$$

其中, $\mathbf{E}_1$ 和 $\mathbf{E}_2$ 为比较相似性的 2 个向量, 各向量均有 q 个元素; E_{1i} 和 E_{2i} ($i=1, 2, \dots, q$) 分别为 $\mathbf{E}_1$ 和 $\mathbf{E}_2$ 的第 i 个元素。

(2) 集合指标的相似性度量。

集合一般被归于非对称二元属性, “非对称”是指本文只关心“正匹配”的结果, 即更加关注 2 个集合的交集, 由此定义相似度:

$$K_{\text{sim2}}(O_1, O_2) = \frac{O_1 \cap O_2}{O_1 \cup O_2} \quad (8)$$

其中, O_1, O_2 为进行相似性度量的 2 个集合。

(3) 运行断面的综合评定。

本文采用综合评分法作为运行断面相似度评定方法, 通过变异系数法^[19]计算各指标权重, 这样可根据实际情况选取一个或多个最为相似的运行断面作为参考。利用同向化和去量纲化后的指标值以及各项指标权重进行断面相似度综合评定, 计算公式为:

$$S_{\text{corek}} = (\beta_1 y_{k1} + \beta_2 y_{k2} + \beta_3 y_{k3}) \times 100 \quad (9)$$

其中, S_{corek} 为第 k 个断面的综合得分; β_i 为第 i 个指标的权重; y_{ki} 为该运行断面第 i 个指标经同向化和归一化后的指标值。

4 匹配流程

本文所提电网历史运行断面相似性匹配的具体

流程如图 3 所示。

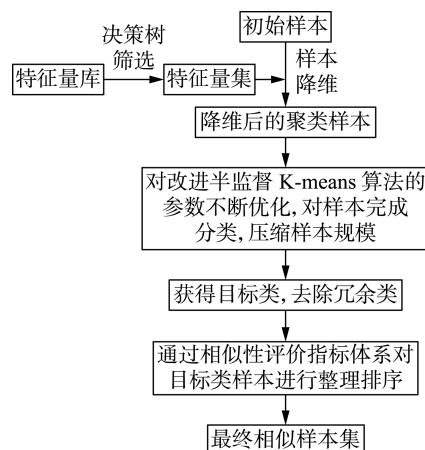


图 3 匹配流程图

Fig.3 Matching flowchart

5 算例分析

5.1 构造样本集

算例采用 IEEE 39 节点系统, 发电机模型采用二阶经典模型, 考虑发电机出力在基础潮流数据的 $\pm 40\%$ 范围内随机波动, 各负荷节点的负荷数据在基础潮流数据的 $\pm 20\%$ 范围内随机波动, 并保证各母线电压维持在 $0.95 \sim 1.05$ p.u. 的合理范围内。仿真软件为中国电科院 PSD-BPA 和 MATLAB, 共构造 260 个历史运行断面和 1 个基础潮流断面作为系统当前运行断面, IEEE 39 节点系统接线图如附录中图 A1 所示。

5.2 结果分析

首先, 根据第 1 节表 1 中特征量库所列的特征量以及常用最大、最小、平均数等统计量, 利用所提决策树模型为样本降维获取特征量集。经过筛选和测试, 最终确定 18 个特征量作为聚类特征量集。将所有 260 个历史运行断面和 1 个当前运行断面的数据按照聚类特征量集 C_{feature} 中的特征量一一进行整理, 最终将每一运行断面的存储数据变成 1×18 阶的矩阵形式, 并将每一特征值按式(10)进行归一化处理。

$$f'_{ki} = \frac{f_{ki} - \min(f_i)}{\max(f_i) - \min(f_i)} \quad (10)$$

其中, f_i 为特征量集中的第 i 个特征量; f_{ki} 为第 k 个运行断面的该特征量的值。

按前文所提改进半监督 K-means 算法对降维处理后的样本进行相似性聚类, 聚类结果显示: 所有样本共被分成 19 类, 包括 1 个目标类和 18 个冗余类, 本文所关心的目标类中共有 17 个样本, 表示聚类得到与系统当前运行断面相似的历史运行断面共有 16 个, 可见通过聚类算法大幅降低了数据规模。为进一步确定目标类中与系统当前运行断面最相似的

历史运行断面,也即对当前系统最有参考和利用价值的运行断面,依靠相似性评价指标体系对目标类中的历史运行断面进行相似性排序。

分别计算不同运行断面的各项指标值,利用相应的相似性度量方法,将每一历史断面的各项指标与系统当前运行断面进行对比,如表 2 所示。

表 2 各运行断面与当前运行断面对比结果

Table 2 Comparison results between each operation section and current operation section

断面编号	雅可比矩阵 特征值差值	相同关键 节点数	潮流熵差值
01	24.66	3	0.021 3
02	24.49	3	0.039 7
03	24.05	2	0.018 5
04	144.61	1	0.072 8
05	24.66	3	0.020 5
06	24.12	2	0.039 7
07	24.11	1	0.112 6
08	24.32	2	0.041 2
09	24.34	1	0.094 1
10	27.14	1	0.109 1
11	7.91	2	0.018 5
12	24.21	3	0.039 7
13	3.36	2	0.031 1
14	24.16	3	0.109 1
15	24.62	1	0.021 3
16	24.18	1	0.142 2

由表 2 中数据可知,目标类中的运行断面虽是通过聚类所得,但与系统当前状态的差值仍有不同,也即它们的可利用价值仍有差别;直观上,不同指标的数值大小不同,既有正项指标也有负向指标,因此需要对各指标进行去量纲化和同向化处理。通过变异系数法逐步完成指标标准化和同向化工作并进一步确定各项指标权重,最终经综合评定计算公式得到这 16 个历史运行断面与当前运行断面的相似程度。

表 3 为各运行断面指标值与综合得分情况。由表中数据可知,根据变异系数法得到的各运行断面的相似度得分情况可将目标类中的运行断面依据相似程度进一步区分排列,其中历史运行断面 05、01、02、12 与系统当前运行状态最为相近。将系统中存储的以上 4 个运行断面的运行数据及运行方式安排、检修计划及事故预案等相关工作信息提取出来,供现场调度人员参考即可安排电网下一步的工作计划并完成工作票的制定。

5.3 匹配结果验证

(1) 聚类算法的有效性验证。

选取当前运行断面中潮流最重的 3 条支路,并与目标类中的运行断面 05 和 01 以及冗余类中 2 个运行断面进行支路有功潮流对比,从而验证应用改进 K-means 算法聚类后,聚类过程的有效性和聚类结果的正确性,如表 4 所示。

表 3 各运行断面指标值与综合得分情况

Table 3 Index value and comprehensive score of each operation section

断面编号	雅可比矩阵 特征值指标	潮流熵 指标	关键节 点指标	综合得 分/分
01	0.250 8	0.278 2	0.344 2	96.05
02	0.251 0	0.260 0	0.344 2	95.20
03	0.251 7	0.281 1	0.275 4	81.85
04	0.146 8	0.232 7	0.068 8	31.83
05	0.250 8	0.279 0	0.344 2	96.10
06	0.251 6	0.260 0	0.275 4	80.84
07	0.251 6	0.206 6	0.068 8	35.16
08	0.251 3	0.258 6	0.275 4	80.77
09	0.251 2	0.217 9	0.068 8	35.68
10	0.247 2	0.208 6	0.068 8	35.06
11	0.278 3	0.281 1	0.275 4	83.01
12	0.251 4	0.260 0	0.344 2	95.22
13	0.286 8	0.268 2	0.275 4	82.77
14	0.251 5	0.208 6	0.344 2	92.79
15	0.250 8	0.278 2	0.068 8	38.53
16	0.251 5	0.190 7	0.068 8	34.40

表 4 运行断面支路的有功潮流对比

Table 4 Active power flow comparison of branches in operation sections

断面	有功潮流/MW		
	线路 10-32	线路 6-31	线路 29-38
当前运行断面	650.79	662.88	824.51
目标类断面 05	651.04	635.18	823.25
目标类断面 01	650.41	674.81	820.83
冗余类断面 1	530.69	492.23	791.31
冗余类断面 2	603.28	521.52	782.81

由表 4 可知,从各支路的有功潮流的大小可以看出,目标类中的运行断面明显比冗余类中的断面具有更高的相似性,这也证明本文所用聚类算法在很大程度上去除了基础信息差异大的个体,聚类有效。

(2) 相似性评价指标体系的正确性验证。

为验证本文所提指标体系的正确性,模拟附录中图 A1 所示检修图中的线路 5-8,选择潮流变化最为严重的线路 5-6、6-7、7-8 进行潮流转移对比分析,本次选取的运行断面包括综合评分最高的运行断面 05、01、02 和评分最低的运行断面 04、16、10,其有功潮流变化量如表 5 所示。

表 5 线路检修后潮流转移结果对比

Table 5 Transferred power flow comparison after line maintenance

断面	转移潮流/MW		
	线路 5-6	线路 6-7	线路 7-8
当前运行断面	301.79	309.88	307.51
断面 05	306.04	315.18	302.25
断面 01	297.41	286.81	313.83
断面 02	333.69	323.23	300.31
断面 04	215.28	214.52	253.81
断面 16	253.29	262.68	271.29
断面 10	271.99	220.36	277.98

由表5中各运行断面的潮流转移结果可以得知,历史运行断面中综合评分较高的运行断面05、01、02与当前运行断面的潮流转移结果很接近。相对而言,综合得分较低的运行断面04、16和10的潮流转移结果相差较多。潮流转移是调度部门制定线路或设备检修计划必须要考虑的部分,该结果表明,评分较高的运行断面05、01、02所对应的历史信息对于当前工作更具有参考价值,从而验证了本文所提相似性评价指标体系的正确性和应用价值。

6 结论

本文为充分挖掘电网历史信息价值,实现其保值增值,提出电网历史运行断面相似性匹配的思路和方法,并在IEEE 39节点系统上验证了所提方法的可行性和实用价值。主要结论如下:

(1) 本文针对K-means算法初始聚类中心和聚类数的确定提出一系列优化措施,并且以改进半监督K-means算法完成对电网历史运行断面的初步筛选,通过特征变量大幅缩小了每一样本的数据规模,通过聚类极大减少了样本数;

(2) 根据大量现有研究,提出能够表征断面特征的运行断面相似性匹配指标体系,使得目标类中各运行断面与系统当前运行断面的相似程度得以用数值的方式直观表现出来,从而为进一步确定有价值的运行断面提供理论基础;

(3) 算例分析表明,所用聚类算法和指标体系可准确快速地地为系统匹配到历史相似运行断面,进而可为电网调度人员获取有价值的辅助决策信息,并为优化电网运行提供指导。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

- [1] 中国电机工程学会电力信息化专业委员会. 中国电力大数据发展白皮书[M]. 北京:中国电机工程学会,2013:16.
- [2] 黄天恩,孙宏斌,郭庆来,等. 基于电网运行仿真大数据的知识管理和超前安全预警[J]. 电网技术,2015,39(11):3080-3087. HUANG Tianen, SUN Hongbin, GUO Qinglai, et al. Knowledge management and security early warning based on big simulation data in power grid operation[J]. Power System Technology, 2015, 39(11): 3080-3087.
- [3] 苗新,张冬霞,孙德栋. 在配电网中应用大数据的机遇与挑战[J]. 电网技术,2015,39(11):3022-3127. MIAO Xin, ZHANG Dongxia, SUN Dedong. The opportunity and challenge of big data's application in power distribution networks[J]. Power System Technology, 2015, 39(11): 3022-3127.
- [4] 黄彦浩,于之虹,史东宇,等. 基于海量在线历史数据的大电网快速判稳策略[J]. 中国电机工程学报,2016,36(3):596-603. HUANG Yanhao, YU Zhihong, SHI Dongyu, et al. Strategy of huge electric power system stability quick judgment based on massive historical online data[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(3): 596-603.
- [5] 石连山. 面向时间过程的特征模式提取及N-1静态安全分析研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2006. SHI Lianshan. Time process-oriented feature-model distilling and N-1 static security analysis research[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2006.
- [6] 陈中,梁欢利. 面向时间过程的概率性静态安全分析法[J]. 电气技术,2016,35(20):44-49. CHEN Zhong, LIANG Huanli. Time process-oriented probabilistic static security analysis method[J]. Electric Technology, 2016, 35(20): 44-49.
- [7] 张宝群. 面向时间过程的负荷特征断面提取与日前交易的研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2006. ZHANG Baoqun. Time process-oriented research of distilling characteristic load cross section and day-ahead trade[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2006.
- [8] 余加喜. 面向时间过程的电网静态安全分析与日发电计划研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2009. YU Jiaxi. Research on time process-oriented power system static security analysis and daily generation scheduling[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2009.
- [9] 和怡. 基于数据挖掘的静态电压稳定在线评估[D]. 北京:北京交通大学,2017. HE Yi. Online static voltage stability evaluation based on data mining[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2017.
- [10] 肖琪. 基于优化K-means算法的电力负荷分类研究[D]. 大连:大连理工大学,2015. XIAO Qi. Research on power load classification based on optimized K-means algorithm[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2015.
- [11] DRIAS H, CHERIF N F, KECHID A. A hybrid clustering algorithm based on k-means and k-medoids[M]. Berlin, Germany: Springer International Publishing, 2016: 22-24.
- [12] 韩俊,谈健,黄河,等. 基于改进K-means算法的供电块划分方法[J]. 电力自动化设备,2015,35(6):123-128. HAN Jun, TAN Jian, HUANG He, et al. Power-supplying block partition based on improved K-means clustering algorithm[J]. Electric Power Automation Equipment, 2015, 35(6): 123-128.
- [13] 田力,向敏. 基于密度聚类技术的电力系统用电量异常分析算法[J]. 电力系统自动化,2017,41(5):64-70. TIAN Li, XIANG Min. Abnormal power consumption analysis based on density-based spatial clustering of applications with noise in power systems[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(5): 64-70.
- [14] 冯治鸿,刘取. 多机电力系统电压静态稳定性的特征结构分析法[J]. 清华大学学报:自然科学版,1991,31(4):19-27. FENG Zhihong, LIU Qu. An eigen structure analysis method of the steady-state voltage stability in multimachine system[J]. Journal of Tsinghua University, 1991, 31(4): 19-27.
- [15] 冯治鸿,周双喜. 大规模电力系统电压失稳区的确定方法[J]. 中国电机工程学报,1997,17(3):152-156. FENG Zhihong, ZHOU Shuangxi. Determination of voltage collapse areas in large scale power system[J]. Proceedings of the CSEE, 1997, 17(3): 152-156.
- [16] 周双喜. 电力系统电压稳定性及其控制[M]. 北京:中国电力出版社,2004.
- [17] 荣盘祥,王继尧,金鸿章. 复杂系统的脆性与系统演化分析[J]. 电机与控制学报,2004,8(2):142-144. RONG Panxiang, WANG Jiyao, JIN Hongzhang. The analysis of system evolution based on complex system[J]. Electric Machines and Control, 2004, 8(2): 142-144.
- [18] 曹一家,王光增,曹丽华,等. 基于潮流熵的复杂电网自组织临

(下转第140页 continued on page 140)

Node comprehensive vulnerability assessment of power grid based on anti-entropy-AHP quadratic programming combination weighting method

ZHOU Yixi, LI Xiaoming, QU Hezuo

(School of Electrical Engineering, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

Abstract: Aiming at the problem of one-sided evaluation index and large deviation of different evaluation methods in vulnerable node identification of power system, an evaluation index system of vulnerable node is built from three aspects of system inherent topology, system current safe operation level and impact of expected fault. The system, based on the demand hierarchy of system to vulnerability, derives related indexes such as improve node toughness, node electric betweenness, node energy margin, improved power flow distribution entropy and minimum load loss percentage. Considering comprehensively the invulnerability of grid structure, node anti-interference ability, power flow distribution after node withdrawing operation, and inevitable load reduction after system self-regulation, a comprehensive evaluation model based on anti-entropy-AHP quadratic programming combination weighting method is proposed to evaluate node vulnerability. The case of IEEE 39-bus system verifies the rationality and effectiveness of the proposed index system and evaluation method.

Key words: vulnerable node; node ductility; energy function; minimum load loss percentage; anti-entropy method; quadratic programming combination weighting

(上接第124页 continued from page 124)

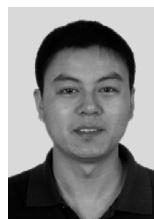
界态判断模型[J]. 电力系统自动化, 2011, 35(7): 1-6.

CAO Yijia, WANG Guangzeng, CAO Lihua, et al. An identification model for self-organized criticality of power grids based on power flow entropy[J]. Automation of Electric Power Systems, 2011, 35(7): 1-6.

[19] 张文朝, 顾雪平. 应用变异系数法和逼近理想解排序法的风电场综合评价[J]. 电网技术, 2014, 38(10): 2741-2746.

ZHANG Wenchao, GU Xueping. Comprehensive evaluation of wind farms using variation coefficient method and technique for order preference by similarity to ideal solution[J]. Power System Technology, 2013, 38(10): 2741-2746.

作者简介:



梁海平

梁海平(1979—),男,河北保定人,讲师,博士,研究方向为现代电网评估、智能技术在电力系统中的应用、电力系统安全防护与恢复控制;

田潮(1993—),男,河北保定人,硕士研究生,研究方向为运行方式智能决策、智能技术在电力系统中的应用(E-mail:

1069992182@qq.com)。

Running section similarity matching based on improved K-means algorithm

LIANG Haiping¹, TIAN Chao¹, WANG Tieqiang², CAO Xin², YANG Xiaodong², LIU Yingpei¹

(1. School of Electrical and Electronic Engineering, North China Electric Power University, Baoding 071003, China;

2. State Grid Hebei Electric Power Company, Shijiazhuang 050021, China)

Abstract: In order to simplify the complex scheme checking work in the process of making power grid work tickets and reduce the dependence on work experience of power grid dispatchers, a running section similarity matching method of power grid by section characteristic extraction is proposed. Firstly, the decision tree model is adopted to exact and screen the characteristic variables according to the system operation characteristic and data storage format. Then, initial similarity clustering is carried out based on the improved semi-supervised K-means algorithm to obtain effective samples and reduce the data scale. Finally, a similarity matching index system is used to match the most valuable and useful historical running section and its corresponding decision information for the system current running section in the clustering results. Simulation cases show that the proposed method can well match the similarity of running sections.

Key words: work ticket; running section; semi-supervised K-means algorithm; similarity matching index system; clustering algorithms

附录：

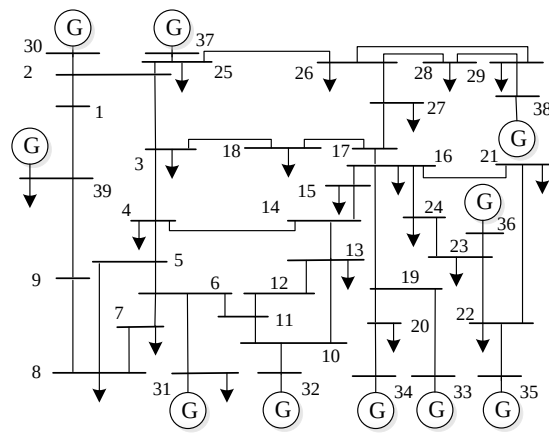


图 A1 IEEE 39 节点系统接线图

Fig.A1 Wiring diagram of IEEE 39-bus system