

电压暂降系统指标的监测节点数量选择与评估方法

肖先勇, 谭亚欧, 胡文曦, 汪颖

(四川大学 电气工程学院, 四川 成都 610065)

摘要:准确评估电压暂降水平是理解与改善电压暂降问题的前提。虽然IEEE Std 1564—2014标准已为电压暂降系统指标的计算提供了建议,但考虑实际电网无法在所有节点均安装监测装置,如何确定其数量并提出适用于不均匀数据的评估方法是尚未解决的难题。为此,针对监测节点数量与抽样方法的确定展开研究。考虑实际电网监测数据存在分布不均匀的问题,提出一种改进的密度偏差抽样方法。基于误差幅度指标,建立满足不同给定误差要求下的监测节点数量解析式。基于监测节点样本数据,采用均值方法计算得到系统指标的估计值。IEEE 118节点系统的仿真结果表明,所提方法既能够在抽样过程中保留原始监测数据的电压暂降信息,又能基于给定误差得到评估所需监测节点数量的估算值;相比于现有系统指标评估方法,所提评估方法具有更小的估计误差。

关键词:电压暂降;系统指标;监测节点数量;密度偏差抽样;评估方法

中图分类号:TM 761

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202009024

0 引言

电压暂降已成为现代电力系统中最为主要的电能质量问题之一,通过指标对电压暂降进行评估是分析与解决该问题的前提^[1]。IEEE Std 1564—2014标准提出了根据监测数据评估系统电压暂降水平的一般方法^[2]。然而,由于实际配电网中无法在每个节点处均安装监测装置,而现有标准中既未给出具体的监测节点选择方法,又未讨论具体抽样方法对系统指标评估的影响,使其难以得到实际应用。

国内外学者对此已开展了部分工作:欧洲能源监管委员会CEER(Council of European Energy Regulators)基于调查统计数据,在不考虑节点总体容量的情况下,建议通过均值、0.95与0.99分位数的方法,分别采用20、200以及1000个监测节点估计系统指标^[3-4],但未讨论估计方法带来的误差;文献[5-7]分别采用广度优先-条件搜索、模糊C均值聚类以及嵌套logit方法,通过暂降特征、指标与用户信息对系统监测节点的位置进行选择,但均未讨论如何确定监测节点的数量;文献[8]采用节点抽样样本估计系统指标,通过估计值抽样分布的置信区间反映估计误差的大小,并指出CEER所提方法存在精度较低的问题,然而所采用的简单随机抽样方法无法避免非均匀监测数据所造成的信息丢失问题;文献[9]通过估计误差与监测节点数量之间的关系曲线,确定满足不同误差要求下的监测节点数量,但该

方法只能通过人为方式进行粗略判别,所得实际误差与要求误差之间存在较大的偏差。

针对上述研究的不足,本文提出一种考虑不均匀监测数据的监测节点数量选择与系统指标评估方法。首先给出了现有标准中系统指标的2种计算方法,说明了估计误差与监测节点数量之间的关系,并通过无偏性指标与误差幅度指标对估计误差进行刻画。针对实际电网监测数据的非均匀性,为了保留非均匀监测数据的电压暂降原始信息,提出一种改进的密度偏差抽样方法,以实现有限监测节点的筛选。基于误差幅度指标,推导得到监测节点数量的解析式,可在不同给定误差要求下确定评估所需的监测节点数量。最后,基于改进密度偏差抽样提出系统指标评估方法。基于IEEE 118节点系统进行仿真分析,结果表明本文方法所得指标数据的抽样样本能够保留原始数据的电压暂降信息,在不同的给定误差要求下能够估算评估所需的监测节点数量,同时其比现有评估方法具有更高的估计精度。

1 电压暂降系统指标评估

1.1 系统指标的计算方法

IEEE Std 1564—2014标准^[2]提出了2种系统指标的计算方法。

(1)节点指标的加权均值。节点权重的确定需要系统与负荷的信息,但考虑到系统侧电压暂降评估难以获取用户侧信息,一般研究中直接采用算术均值。

(2)节点指标的分位数。分位数可以通过系统内的部分节点信息得到,0.95分位数至少需要20个监测节点进行计算,当监测节点数量更少时,就必须选择其他类型的分位数。

收稿日期:2019-12-12;修回日期:2020-06-29

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51807126)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(51807126)

采用均值计算系统指标,本质上是通过矩统计量反映系统电压暂降水平的集中趋势。设 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 为系统 n 个节点指标构成的样本,则系统指标 S 为:

$$S = (x_1 + x_2 + \dots + x_n) / n \quad (1)$$

采用分位数计算系统指标,本质上是通过次序统计量反映系统电压暂降水平的分布趋势,同时还能避免采用均值计算时由个别节点指标极值所带来的偏差。对于由 n 个节点指标所构成样本的 α 分位数,首先将指标数据按照升序排列,得到:

$$x_{(1)} \leq x_{(2)} \leq \dots \leq x_{(n)} \quad (2)$$

其中, $x_{(i)}$ 为升序排列后排在第 i 位的节点指标。

然后基于给定的 α 值,根据式(3)计算系统指标 $S^{[10]}$ 。

$$S = \begin{cases} x_{([\alpha n])} & n\alpha \text{ 是整数} \\ \frac{1}{2} (x_{([\alpha n])} + x_{([\alpha n + 1])}) & n\alpha \text{ 不是整数} \end{cases} \quad (3)$$

其中, $[\cdot]$ 表示取整运算。

1.2 监测节点数量的影响与估计误差的刻画

在理想情况下,基于系统内所有节点的监测数据能够计算得到准确的系统指标。但在实际的配电网系统中,往往只在部分节点处安装了监测装置,因此仅能通过有限的监测节点数据估计系统指标。

文献[9]基于国外某配电网全部 117606 个节点的监测数据,采用简单随机抽样的方法筛选出有限的监测节点,对系统指标进行估计。估计误差与监测节点数量之间的关系曲线见附录中图 A1。由图可见,监测节点数量越多,则估计误差越小。

在通过随机抽样筛选有限监测节点的方法中,估计误差主要包括系统误差与随机误差。系统误差可由无偏性指标 β 进行刻画^[11],如式(4)所示。

$$\beta = E(\hat{S}) - S \quad (4)$$

其中, \hat{S} 为系统指标的估计值; S 为基于所有节点指标数据计算得到的真实值; $E(\cdot)$ 为均值函数。若 $\beta = 0$, 则估计结果为无偏估计,即不存在系统误差;否则,估计结果为有偏估计,且 β 值越大表明系统误差越大。

为了刻画估计结果的随机误差,本文基于估计值的抽样分布^[12],定义误差幅度指标 ε 如式(5)所示^[9]。

$$\varepsilon = (\hat{S}_{1-\alpha/2} - \hat{S}_{\alpha/2}) / (2S) \quad (5)$$

其中, $\hat{S}_{1-\alpha/2}$ 、 $\hat{S}_{\alpha/2}$ 分别为估计值 \hat{S} 抽样分布的 $1-\alpha/2$ 分位数、 $\alpha/2$ 分位数^[13]。 ε 值越小,则随机误差越小。

可以看出,现有电压暂降系统指标评估方法一方面并未研究系统指标评估中的抽样方法,另一方面未针对评估结果准确性与监测节点数量之间的关系进行讨论,并缺乏明确的解析式用以计算不同误

差要求下所需要的监测节点数量。因此,现有方法面临着难以实际应用且无法保证评估结果准确性的难题。

2 考虑不均匀数据的改进密度偏差抽样方法

2.1 电压暂降监测数据的不均匀问题

在实际电网中,由于无法在所有节点均安装监测装置且安装策略通常缺乏科学依据,因此不可避免地存在监测数据不均匀的问题^[14]。对于电压暂降幅值监测数据,假设其分布密度在取值范围内呈现单调递增的变化规律,分布情况如图 1 所示。

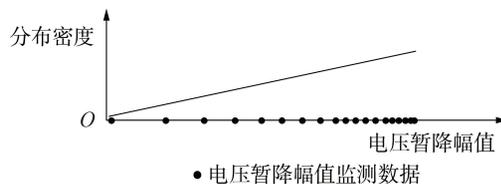


图 1 非均匀分布的电压暂降监测数据示意图

Fig.1 Schematic diagram of unevenly distributed voltage sag monitoring data

对于非均匀分布的监测数据而言,若采用简单随机抽样的方法进行抽样,由于每一个监测节点被抽中的概率均相同,那么对于分布稀疏的低密度数据区域而言,所抽取的监测节点数量将较少甚至为 0,这将使得样本数据丢失一定程度的原始信息,进而导致评估结果无法反映系统电压暂降的真实水平^[15]。

为了避免传统抽样方法对系统指标的评估结果造成影响,可采用密度偏差抽样方法^[16],基于监测数据的分布密度确定抽样概率,增加数据稀疏区域的抽样概率,减少数据密集区域的抽样概率,从而提高样本数据与原始数据之间分布规律的一致性,保留非均匀原始数据所反映的电压暂降信息。

2.2 自适应划分的改进密度偏差抽样方法

为了保留非均匀数据所反映的电压暂降信息,在暂降系统指标评估的过程中需对抽样方法进行改进^[15-16]。为此,本文提出一种自适应划分的改进密度偏差抽样方法,以各网格的数据变化特征为导向,根据距离对各网格进行自适应合并,基于各网格内的抽样结果对系统指标进行评估,具体步骤如下。

(1) 设配电网系统共包含 N 个节点,基于各节点的电压暂降幅值与持续时间特征,计算得到 N 个节点的电压暂降节点指标数据 $x_i (i = 1, 2, \dots, N)$ 。

(2) 将 N 个节点的指标数据按照升序排列,得到 $x_{(1)} \leq x_{(2)} \leq \dots \leq x_{(N)}$,将其等深分箱到 k_0 个子区间(即 k_0 个网格)内,每个网格内均包含 $[N/k_0]$ 个数据。

(3) 现有方法通过区间长度衡量各个网格的区

间密度大小,容易造成网格合并过程不收敛的问题^[15]。为此,本文基于第 j ($1 \leq j \leq k_0$)个网格内所有 g_j 个指标数据两两之间的距离平均值,对区间密度 I_j 进行刻画,如式(6)所示。

$$I_j = \frac{2}{g_j(g_j - 1)} \sum_{p=1}^{g_j-1} \sum_{q=p+1}^{g_j} |x_p - x_q| \quad (6)$$

(4)基于各个网格的区间密度 I_j ,按照式(7)计算 k_0 个网格中各相邻网格两两之间的相似性 r_j 。

$$r_j = \begin{cases} |I_j|/|I_{j+1}| & |I_j| \leq |I_{j+1}| \\ |I_{j+1}|/|I_j| & |I_j| > |I_{j+1}| \end{cases} \quad 1 \leq j \leq k_0 - 1 \quad (7)$$

若相邻网格的相似性 r_j 不小于给定的阈值 T ($0 \leq T \leq 1$),则将二者合并为一个网格,由此得到 k_1 个网格。

(5)重复步骤(3)和步骤(4),反复进行网格合并,直至各相邻网格两两之间的相似性均小于给定的阈值 T ,由此得到 k_i ($k_i \leq k_{i-1} \leq \dots \leq k_1 \leq k_0$)个网格。

(6)对于第 j ($1 \leq j \leq k_i$)个网格,采用简单随机抽样的方法,在网格内抽取 n_j 个监测节点指标数据,由此便可得到全部监测节点指标数据的抽样样本。

对于各个网格内所抽取的监测节点数量 n_j ,若对其进行主观取值,则无法保证系统指标评估结果的准确性。因此,需要讨论在给定误差要求的情况下,如何选择评估所需要的监测节点数量。

3 监测节点数量选择与系统指标评估方法

监测节点数量的选择可以看作是监测成本与估计误差之间的权衡问题,也可看作是系统指标可接受误差下的最小监测节点数量求解问题。

3.1 估计值的分解与独立网格内的抽样分布

当采用密度偏差抽样方法时,设最终将所有监测节点指标数据划分到 k_i 个网格内,在第 j 个网格内通过简单随机抽样方法,从 g_j 个指标数据中抽取 n_j 个样本,则第 j 个网格内所得到的样本指标数据可以看作是第 j 个独立随机变量 X_j ,而最终所得到的密度偏差抽样样本 X 则为各个独立随机变量的和,如式(8)所示。

$$X = \sum_{j=1}^{k_i} X_j \quad (8)$$

当采用均值方法进行评估时,系统指标估计值 \hat{S} 应具有如下性质:

$$\hat{S} = E\left(\sum_{j=1}^{k_i} X_j\right) = \sum_{j=1}^{k_i} E(X_j) \quad (9)$$

式(9)表明,采用密度偏差抽样方法所得到的系统指标均值估计值,可以分解为各个独立网格内基于简单随机抽样方法所得到的样本指标数据均值之和。

由此,通过 m 次抽样过程可以得到各个独立网

格内的正态抽样分布 $f_{\text{mean}}(\hat{S})$,如图2所示。

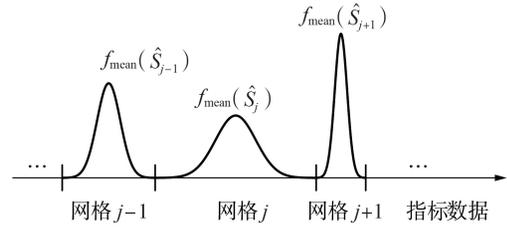


图2 密度偏差抽样方法下各个网格内的抽样分布

Fig.2 Sampling distribution of each grid under density deviation sampling method

对于各独立网格内的正态抽样分布,可基于误差幅度指标 ε 刻画各分量估计结果的随机误差,由此实现对最终估计误差的刻画。结合附录中图A1所示估计误差与监测节点数量之间的变化规律,可进一步推导得到误差幅度指标 ε 与监测节点数量 n_m 之间的定量计算公式。

3.2 基于误差幅度指标的监测节点数量估算

基于误差幅度指标 ε ,可先分别确定每个网格内所需要的监测节点数量 n_j ,最终累计得到评估所需要全部监测节点数量 n_m ,具体推导步骤如下。

(1)对于采用简单随机抽样方法所得到的均值抽样分布,定义抽样极限误差 Δ 为^[17]:

$$\Delta = u_{1-\alpha/2} \sqrt{V_{\text{var}}(\hat{S})} = (\hat{S}_{1-\alpha/2} - \hat{S}_{\alpha/2})/2 \quad (10)$$

其中, $u_{1-\alpha/2}$ 为标准正态分布的 $1-\alpha/2$ 分位数; $V_{\text{var}}(\hat{S})$ 为估计值 \hat{S} 的方差。

(2)对于第 j 个网格,在给定抽样极限误差 Δ 的条件下,其所需要的监测节点数量 n_j 为:

$$n_j = \frac{g_j u_{1-\alpha/2}^2 \sigma_j^2}{(g_j - 1) \Delta^2 + u_{1-\alpha/2}^2 \sigma_j^2} \quad (11)$$

其中, g_j 为第 j 个网格的密度,即第 j 个网格所包含的指标数据个数; σ_j^2 为第 j 个网格所有指标数据的方差。

(3)联立式(5)、(10)、(11),可得到在各个网格满足相应误差幅度指标 ε 的条件下,系统指标评估所需要的监测节点数量 n_m ,如式(12)所示。

$$n_m = \sum_{j=1}^{k_i} \frac{g_j u_{1-\alpha/2}^2 \sigma_j^2}{(g_j - 1) \varepsilon_j^2 \mu_j^2 + u_{1-\alpha/2}^2 \sigma_j^2} \quad (12)$$

其中, μ_j 为第 j 个网格内全部指标数据的均值。由于式(12)所得计算结果不为整数,为了尽可能地满足给定误差要求,在实际应用中通常采用向上取整的方式,得到 n_m 的最终估算结果。

3.3 有限监测节点下的改进系统指标评估方法

基于节点指标数据的自适应网格划分结果以及给定误差幅度指标下所确定的监测节点数量,建立系统指标评估方法的总体流程:①以节点指标数据的自适应网格划分结果为基础,在配电网的规划建设阶段,基于电压暂降仿真数据,估算得到评估所需

要的监测节点数量;②在配电网的实际运行阶段,基于电压暂降实测数据,通过密度偏差抽样方法计算系统指标估计值。评估方法的流程图如图 3 所示。

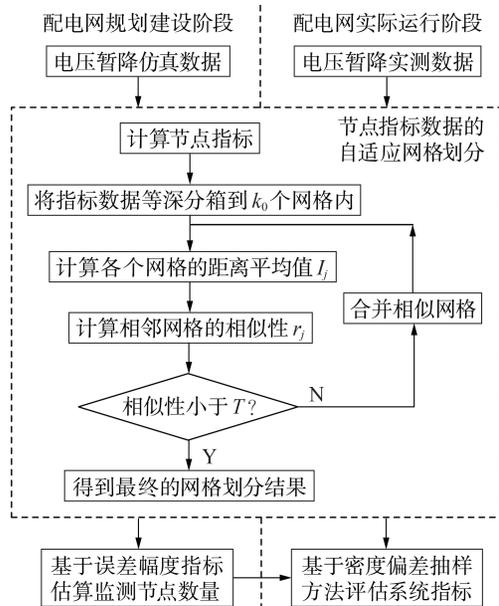


图 3 系统指标的监测节点数量选择与评估方法流程
Fig.3 Flowchart of number selection of monitoring nodes and assessment method for system index

需要说明的是,在配电网的规划建设阶段,通过多次监测节点随机抽样过程,实现了对所有可能监测节点位置的模拟,因此监测装置的具体位置不会造成本文方法所得结果低于给定误差要求的问题,而监测装置的布点位置对评估结果的影响属于监测装置优化配置范畴,不在本文的研究范围内;此外,可通过仿真建模运行方式和配置补偿装置等措施解决实际情况中这些因素对本文所提方法造成的影响。在配电网的实际运行阶段,监测节点、系统运行方式以及补偿装置等均已确定,因此对这些因素的优化不在本文的研究范围内,本文中只有不同的抽样方法会影响系统指标的估计值。

4 仿真分析

本文基于 IEEE 118 节点系统,采用蒙特卡洛方法^[18],建立短路故障的概率模型^[19],仿真并计算得到各个节点的期望暂降幅值 R_{ESM} 指标数据^[6],具体结果见附录中表 A1。

4.1 分析样本数据分布与网格划分结果

基于仿真结果,将 118 个监测节点指标数据划分到 $k_0=24$ 个网格内。基于所得指标数据的实际分布特性,对比不同相似性阈值 T 下的估计误差与计算成本,可以发现 T 值越小时估计误差越大,而 T 值越大时计算成本越高,因此本文选择能够在较低的计算成本下得到较小的估计误差的中间值 0.5 作为相似性阈值 T 的取值(见附录中表 A2)。由此,基于

上述参数进行网格自适应合并过程,最终所得到的指标数据网格划分结果如表 1 所示。

表 1 基于自适应合并的指标数据网格划分结果

Table 1 Grid division results of index data based on adaptive merge

网格序号	指标数据量	网格序号	指标数据量
1	5	3	5
2	60	4	48

基于网格划分结果,随机进行多次密度偏差抽样,采用直方图与聚类方法对比部分样本数据与原始数据的分布特征,结果分别如图 4 和图 5 所示(图中 R_{ESM} 为标么值,后同)。

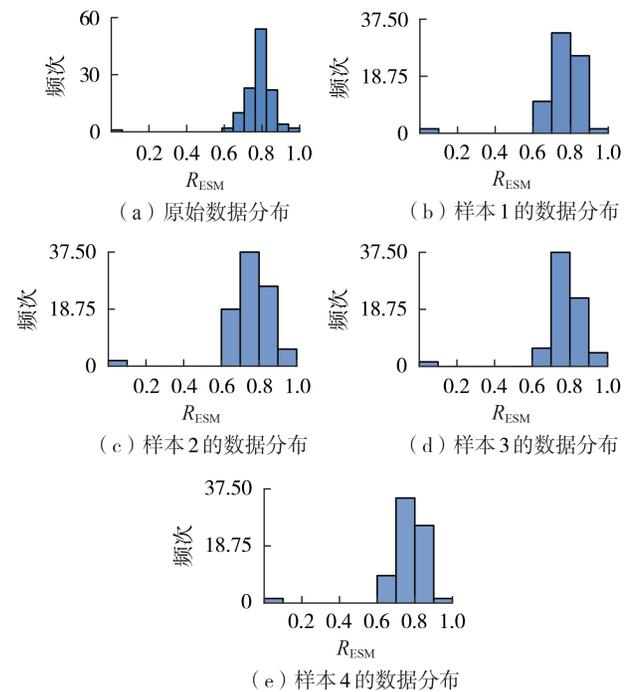


图 4 基于直方图的样本数据与原始数据对比
Fig.4 Comparison between sample data and original data based on histogram

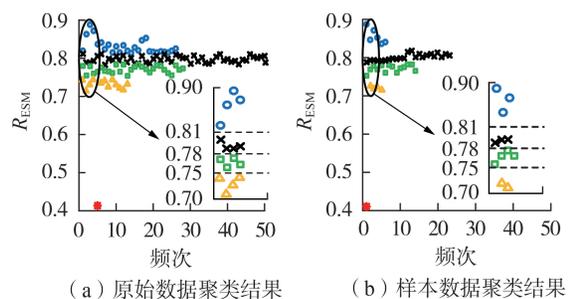


图 5 基于聚类方法的样本数据与原始数据对比
Fig.5 Comparison between sample data and original data based on clustering method

由图 4 可以看出,对于指标值较大的数据密集区域,样本数据的频次变化趋势与原始数据基本吻合;对于指标值较小的数据稀疏区域,各次抽样都能

保证抽取得到相应的样本。而由图5可以发现,对于原始数据与样本数据,相同指标区间内的数据均被划分为同一类型。上述结果表明,密度偏差抽样方法下的样本数据分布规律能够与原始数据维持一致,进而能够保留非均匀监测数据所反映的电压暂降信息。

为了分析初始网格数量 k_0 的取值对最终网格数量 k_i 的影响,分别取初始网格密度 $[N/k_0] \in [4, 16]$ 进行网格的自适应合并,结果如图6所示。

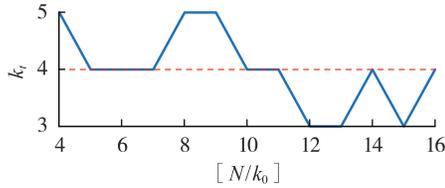


图6 不同初始网格密度下的最终网格数量

Fig.6 Final grid number under different initial grid densities

由图6可以看出,不管初始网格密度 $[N/k_0]$ 如何取值,通过自适应网格合并过程所得到的最终网格数量 k_i 均在3~5个范围内,说明初始网格数量 k_0 对最终的网格划分结果影响不大。

4.2 估算监测节点数量并验证实际误差

基于各个网格指标数据的均值 μ_j 与方差 σ_j^2 ,设各个网格给定的误差幅度指标 $\varepsilon_j (1 \leq j \leq k_i)$ 均相等,显著性水平 $\alpha = 0.05$,则相应标准正态分布的分位数 $u_{1-\alpha/2} = u_{0.975} = 1.96$,根据式(12)计算得到不同给定误差要求下所需要的监测节点数量 n_m ,结果如表2所示。

表2 不同给定误差要求下所需监测节点数量 n_m 的计算结果

Table 2 Calculative results of n_m under different given error requirements

给定误差 / %	n_m 的计算结果	给定误差 / %	n_m 的计算结果
3	9.59	1	40.15
2	14.98		

因此,当误差幅度指标 ε_j 为3%、2%、1%时,监测节点数量 n_m 可分别取10、15、41这3个估算值。对于不同的配电网系统而言,均可采用该方法在不同的误差要求下估算所需监测节点数量。

为了进一步验证所得监测节点数量下系统指标估计值的实际误差,当 n_m 取值为10、15、41时,分别进行10000次随机抽样过程,基于本文所提系统指标评估方法建立估计值的抽样分布 $F(R_{ESM})$,结果如图7所示。基于图7所得系统指标估计值的抽样分布,计算其各自对应的实际误差幅度指标值,并与给定误差进行对比,结果如表3所示。

可以看出,采用估算得到的监测节点数量对系

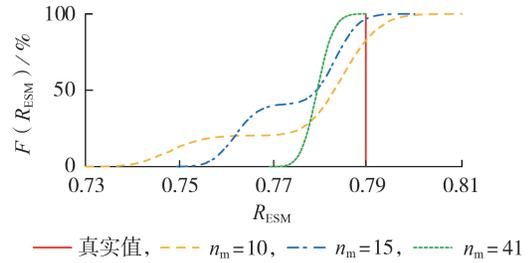


图7 系统指标估计值的抽样分布

Fig.7 Sampling distribution of system index estimated value

表3 不同监测节点数量估计值下的实际误差

Table 3 Actual errors under different estimated values of monitoring node number

n_m	给定误差 / %	实际误差 / %	n_m	给定误差 / %	实际误差 / %
10	3	2.95	41	1	0.51
15	2	1.93			

统指标进行评估,所得估计结果的实际误差能够满足给定的误差要求。

4.3 评估系统指标并对比现有方法

在给定误差幅度指标 $\varepsilon_0 = 1\%$ 的条件下,基于图7所示估计值的抽样分布,计算得到监测节点数量 $n_m = 41$ 下系统指标的估计值范围为 $[0.7712, 0.7869]$ p.u.,估计值期望为0.7790 p.u.,相应系统指标的真实值为0.7883 p.u.。

可以发现,系统指标估计值的分布范围较小,不同抽样过程下所得到的评估结果均接近于真实值。此外,估计值期望与真实值之间存在一定的偏差,无偏性指标 $\beta \neq 0$,说明其为有偏估计结果。

在给定误差幅度指标 $\varepsilon_0 = 1\%$ 的条件下,将本文方法所得系统指标评估结果与关系曲线方法^[9]、CEER方法^[3]评估结果进行对比,得到3种评估方法下的抽样分布如图8所示。

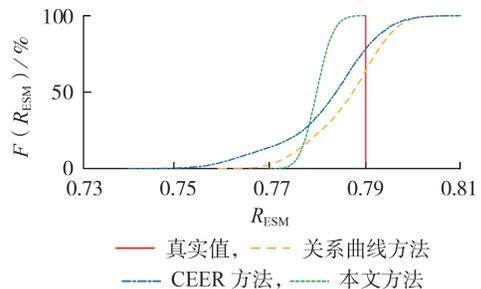


图8 不同评估方法下系统指标估计值的抽样分布

Fig.8 Sampling distribution of system index estimated value under different assessment methods

由图8可知,一方面,本文方法所得抽样分布的范围最小,关系曲线方法与CEER方法下的抽样分布范围依次增大;另一方面,本文方法所得抽样分布的分布中心与真实值之间存在一定的偏差,而关系

曲线方法与 CEER 方法所得抽样分布的分布中心与真实值基本重合。

为了进一步定量对比不同评估方法下的估计误差,在给定误差幅度指标 ε_0 为 2%、1%、0.5% 的条件下,分别计算 3 种评估方法所对应的无偏性指标 β 与误差幅度指标 ε ,结果如表 4 所示(表中 β 为标么值)。

表 4 不同评估方法下系统指标的估计误差对比

Table 4 Comparison of estimation error of system index among different assessment methods

给定误差 / %	β			$\varepsilon / \%$		
	关系曲线方法	CEER 方法	本文方法	关系曲线方法	CEER 方法	本文方法
2	0	0	0.0075	2.15	2.38	1.93
1	0	0	0.0093	1.02	2.38	0.51
0.5	0	0	0.0028	0.48	2.38	0.34

由表 4 可以看出,在不同的给定误差下,本文方法所得误差幅度指标 ε 更小,说明其估计结果的随机误差更小;另一方面,本文方法所得评估结果均存在较小的系统误差 β ,关系曲线方法与 CEER 方法均可得到无偏估计结果。但是,关系曲线方法仅能粗略地确定监测节点数量,且存在计算量较大的缺陷;CEER 方法均只采用 20 个监测节点进行评估,误差较大。因此,在考虑系统误差可通过增加修正值予以消除的前提下,本文方法无论是估计精度还是计算效率均更优。

5 结论

为了解决有限监测节点下的电压暂降系统指标评估问题,本文提出一种基于改进密度偏差抽样方法的监测节点数量选择与系统指标评估方法,并通过算例进行了验证,所得结论如下。

(1)提出一种自适应划分的改进密度偏差抽样方法,能够使样本数据与非均匀原始数据的分布特征保持一致,从而使得原始信息在抽样过程中得以保留,且初始网格数量对最终网格划分结果的影响不大。

(2)基于误差幅度指标 ε ,建立了监测节点数量的计算公式,其能够在不同的给定误差要求下,估算得到评估所需的监测节点数量 n_m ,且根据该估计值计算得到的实际误差能够满足给定的误差要求。

(3)将本文所提系统指标评估方法与现有方法进行对比,结果表明在给定的不同误差要求条件下,本文方法所得评估结果具有最小的随机误差;关系曲线方法所得结果较为粗略且计算量较大,难以应用于工程实际;CEER 方法无法针对不同的给定误差选择相应的监测节点数量,故不建议采用。综上,本文所提方法无论是估计精度还是计算效率均优于

现有方法。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

- [1] 卢文清,常乾坤,贾东强,等. 设备侧电压暂降严重程度评估方法研究[J]. 电力自动化设备,2019,39(1):175-182.
LU Wenqing,CHANG Qiankun,JIA Dongqiang,et al. Research on evaluation methods of voltage sag severity for equipment side[J]. Electric Power Automation Equipment,2019,39(1):175-182.
- [2] IEEE Standards Association. IEEE guide for voltage sag indices:IEEE Std 1564-2014[S]. New York,USA:IEEE,2014.
- [3] CEER. Guidelines of good practice on the implementation and use of voltage quality monitoring systems for regulatory purposes[S]. Brussels,Belgium:Energy Community Regulatory Board,2012.
- [4] MILANOVIC J V,MEYER J,BALL R F,et al. International industry practice on power-quality monitoring[J]. IEEE Transactions on Power Delivery,2014,29(2):934-941.
- [5] 邱玉涛,肖先勇,熊茜,等. 基于临界阻抗和广度优先-条件搜索的暂降监测装置优化配置[J]. 电力自动化设备,2014,34(10):138-143.
QIU Yutao,XIAO Xianyong,XIONG Qian,et al. Optimal sag monitor placement based on critical impedance and breadth first-condition search[J]. Electric Power Automation Equipment,2014,34(10):138-143.
- [6] 林芳,肖先勇,张逸,等. 基于暂降信息的监测装置优化配置与系统电压暂降水平评估[J]. 电力自动化设备,2016,36(5):67-73.
LIN Fang,XIAO Xianyong,ZHANG Yi,et al. Optimal monitor allocation and system sag level assessment based on sag information[J]. Electric Power Automation Equipment,2016,36(5):67-73.
- [7] MITRA R,GOSWAMI A K,TIWARI P K. Optimal selection of voltage sag mitigating devices for micro-level customer in distribution system[J]. IET Renewable Power Generation,2019,13(1):191-200.
- [8] ELPHICK S,GOSBELL V,SMITH V,et al. Assessing network compliance for power quality performance[C]//2014 16th International Conference on Harmonics and Quality of Power (ICHQP). Bucharest,Romania:IEEE,2014:317-321.
- [9] RONNBERG S K,BOLLEN M. Estimating system indices for short interruptions from data obtained by a limited number of monitors[J]. Electric Power Systems Research,2017,146:63-70.
- [10] 茆诗松,贺思辉. 概率论与统计学[M]. 武汉:武汉大学出版社,2010:87-88.
- [11] 丁杨,陈新华,杜艾卿,等. 论双系统估计量的无偏性[J]. 数理统计与管理,2017,36(2):243-252.
DING Yang,CHEN Xinhua,DU Aiqing,et al. Discussing unbiasedness of dual system estimator[J]. Journal of Applied Statistics and Management,2017,36(2):243-252.
- [12] DERIGGI D. A central limit theorem for correlated variables with limited normal or gamma distributions[J]. Communications in Statistics-Theory and Methods,2019,48(21):5213-5222.
- [13] PERME M P,MANEVSKI D. Confidence intervals for the Mann-Whitney test[J]. Statistical Methods in Medical Research,2019,28(12):3755-3768.
- [14] 林顺富,谢潮,汤波,等. 数据挖掘在电能质量监测数据分析中的应用[J]. 电测与仪表,2017,54(9):46-51.
LIN Shunfu,XIE Chao,TANG Bo,et al. The data mining ap-

- plication in the power quality monitoring data analysis[J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2017, 54(9): 46-51.
- [15] 盛开元, 钱雪忠, 吴秦. 基于可变网格划分的密度偏差抽样算法[J]. *计算机应用*, 2013, 33(9): 2419-2422.
SHENG Kaiyuan, QIAN Xuezhong, WU Qin. Density biased sampling algorithm based on variable grid Division[J]. *Journal of Computer Applications*, 2013, 33(9): 2419-2422.
- [16] 吕丹, 龙华, 高杰, 等. 基于不均匀数据的密度偏差抽样改进算法[J]. *软件导刊*, 2018, 17(2): 77-79, 85.
LÜ Dan, LONG Hua, GAO Jie, et al. An improved algorithm for density deviation sampling based on uneven data[J]. *Software Guide*, 2018, 17(2): 77-79, 85.
- [17] 邵志强. 抽样调查中样本容量的确定方法[J]. *统计与决策*, 2012(22): 12-14.
- [18] 吴玮坪, 胡泽春, 宋永华. 结合随机规划和序贯蒙特卡洛模拟的风电场储能优化配置方法[J]. *电网技术*, 2018, 42(4): 1055-1062.
WU Weiping, HU Zechun, SONG Yonghua. Optimal sizing of energy storage system for wind farms combining stochastic programming and sequential Monte Carlo simulation[J]. *Power System Technology*, 2018, 42(4): 1055-1062.
- [19] 曾江, 蔡东阳. 基于组合权重的蒙特卡洛电压暂降评估方法[J]. *电网技术*, 2016, 40(5): 1469-1475.
ZENG Jiang, CAI Dongyang. A Monte Carlo assessment method of voltage sags based on combination weight[J]. *Power System Technology*, 2016, 40(5): 1469-1475.

作者简介:



肖先勇

肖先勇(1968—),男,四川宜宾人,教授,博士研究生导师,博士,主要研究方向为电能质量与优质供电(E-mail: 2946058864@qq.com);

谭亚欧(1995—),男,四川资阳人,硕士研究生,主要研究方向为电能质量与优质供电(E-mail: 1615096389@qq.com);

胡文曦(1993—),男,四川内江人,博士研究生,通信作者,主要研究方向为电能质量大数据分析(E-mail: 408803186@qq.com);

汪颖(1981—),女,重庆人,副教授,博士,主要研究方向为电能质量与优质供电(E-mail: 769429505@qq.com)。

(编辑 陆丹)

Monitoring node number selection and assessment method of voltage sag system index

XIAO Xianyong, TAN Yaou, HU Wenxi, WANG Ying

(College of Electrical Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

Abstract: Accurate evaluation of voltage sag level is the premise of understanding and improving voltage sag. Although IEEE Std 1564-2014 has provided recommendations for the calculation of voltage sag system index, considering that the actual power grid cannot install monitoring devices at all nodes, how to determine the monitoring node number and propose an assessment method suitable for non-uniform data is an unsolved question. Therefore, the determination method of monitoring node number and sampling method is studied. Considering the uneven distribution problem of actual power grid monitoring data, an improved density biased sampling method is proposed. Based on the error margin index, the analytical formula for the number of monitoring nodes is established to meet the requirements of different given errors. Based on the sample data of monitoring nodes, the mean value method is used to calculate the estimated value of system index. Simulative results of IEEE 188-bus system show that the proposed method can not only retain the voltage sag information of original monitoring data in the sampling process, but also can obtain the estimated value of monitoring node number required for assessment based on the given errors. Compared with the existing assessment methods, the proposed method has smaller assessment error.

Key words: voltage sag; system index; number of monitoring nodes; density biased sampling; assessment method

附录

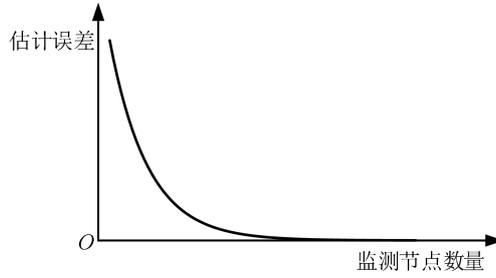


图 A1 估计误差与监测节点数量之间的关系曲线

Fig.A1 Relationship curve between estimation error and number of monitoring sites

表 A1 IEEE 118 节点系统的 R_{ESM} 指标结果

Table A1 R_{ESM} site index results of IEEE 118-bus system

节点	R_{ESM}	节点	R_{ESM}	节点	R_{ESM}
1	0.8122	41	0.7880	81	0.8043
2	0.7889	42	0.7859	82	0.8084
3	0.7888	43	0.7413	83	0.7934
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
19	0.7944	59	0.8009	99	0.8097
20	0.7545	60	0.7612	100	0.8032
21	0.7149	61	0.7998	101	0.7622
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
38	0.8140	78	0.7885	116	0.7697
39	0.8057	79	0.7853	117	0.7889
40	0.8335	80	0.7912	118	0.7723

注: R_{ESM} 为标幺值。

表 A2 不同相似性阈值 T 下本文方法的估计误差与网格划分数

Table A2 Estimation error and grid division number of proposed method under different values of T

相似性阈值 T	估计误差/%	网格划分数
0.1	1.17	1
0.2	0.80	1
0.3	0.78	2
0.4	0.48	2
0.5	0.42	4
0.6	0.42	5
0.7	0.42	5
0.8	0.43	12
0.9	0.42	19