

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

林芳¹,肖先勇¹,张逸²,邱玉涛¹,吴丹岳²

(1. 四川大学 电气信息学院, 四川 成都 610065;

2. 国网福建省电力有限公司电力科学研究院, 福建 福州 350007)

摘要: 利用可获得的监测数据评估电网的电压暂降水平是电能质量领域的重要研究课题。为保证评估结果客观合理,引入暂降信息概念,根据监测或仿真获得的信息构造节点指标向量和系统指标向量,分别刻画节点和系统暂降水平;分析节点指标和系统指标的关系,提出以代表性节点监测代替全网监测实现系统暂降水平评估。以仿真模拟所得节点指标向量为节点分区依据,通过粒子群 K 均值聚类算法进行节点分区并识别代表性节点;用代表性节点的节点指标向量度量所在分区的电压暂降水平,并通过统计方法估计系统指标向量。IEEE 30 节点系统仿真结果表明,所提方法所需监测装置数量少,评估结果准确,对系统故障率和故障分布的变化有良好的适应性。

关键词: 暂降信息; 指标向量; 优化配置; 粒子群 K 均值聚类; 代表性节点; 监测; 电能质量; 电压暂降
中图分类号: TM 714 **文献标识码:** A **DOI:** 10.16081/j.issn.1006-6047.2016.05.011

0 引言

电压暂降是电力系统不可避免的电能质量扰动事件,被认为是最严重的电能质量问题^[1]。以必要的监测数据为基础的系统电压暂降水平评估是科学决策的前提,故提出科学的监测装置优化配置和系统暂降水平评估方法,具有重要理论价值和现实意义。

现有电压暂降评估方法主要有实测法^[2]、仿真模拟法^[3-5]及状态估计法^[6-7]等。其中,实测法所得结果可靠,但安装和运行维护成本高;仿真模拟法基于故障率、故障位置和故障类型的历史统计数据电压暂降仿真,结果仅在统计意义上成立^[6];状态估计法结合实测法与仿真模拟法的优点,以必要的监测数据为基础,通过状态估计方程对全网各节点电压暂降频次进行估计。但现有状态估计法仅考虑了全网节点暂降频次的可观性,忽略了暂降事件的其他信息。事实上,监测或仿真模拟可得到暂降事件的幅值、持续时间、能量损失等诸多信息,在此基础上可依次得到节点指标和系统指标^[8-9],仅用特定幅值区间及频次描述节点和系统暂降水平显然不够全面。因此,研究单一事件信息、节点指标、系统指标的内在联系,提出科学的监测装置优化配置方法,是合理、客观、全面评估系统电压暂降水平的关键。

本文引入暂降信息概念,根据监测或仿真可获

得的幅值、频次、能量损失、敏感设备兼容程度等信息构造节点指标向量和系统指标向量,分别用以刻画节点和系统暂降水平;研究了节点指标和系统指标之间的关系,提出可基于抽样思想,以代表性节点监测代替全网监测,评估系统暂降水平;以仿真模拟法所得节点指标向量为节点分区依据,并通过粒子群 K 均值聚类算法进行节点分区和代表性节点识别;用代表性节点的指标向量度量所代表分区的电压暂降水平,通过统计方法估计系统指标向量。对 IEEE 30 节点系统进行仿真,并与现有方法比较,结果表明,本文方法所需监测装置数量少,评估结果准确,可靠获得电压暂降系统指标,合理评估系统电压暂降水平,且对系统故障率和故障随机分布的适应性强。

1 系统暂降水平评估流程与关键问题

1.1 节点暂降指标

为充分利用监测或仿真结果,引入暂降信息概念,即对监测或仿真所得单一事件数据进行处理,可得到的暂降基本特征量、扰动源位置及类别、暂降对用户的影响程度等信息。针对电压暂降水平评估,IEEE P1564—2014 标准对单一暂降事件信息提出量化指标的计算方法,并基于单一暂降事件信息计算节点暂降指标^[9]。常采用的节点暂降指标如下。

a. 期望暂降幅值。

期望暂降幅值 ESM(Expected Sag Magnitude)为某一节点 n 次暂降的平均幅值^[4],记作 R_{ESM} :

$$R_{\text{ESM}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n U_i \quad (1)$$

其中, n 为监测周期内该节点发生的暂降事件总数;

收稿日期:2015-07-21;修回日期:2016-03-09

基金项目:国家电网公司总部科技项目(电能质量经济损失及节能效益评估关键技术及应用研究)(SGRI-DL-71-15-006)

Project supported by the Science and Technology Project of SGCC(Key Technology and Application of Economic Loss and Energy Saving Efficiency Evaluation of Power Quality)(SGRI-DL-71-15-006)

U_i 为该节点 n 个暂降事件中第 i 个暂降事件幅值。

b. 系统平均均方根值变化频率指标。

系统平均均方根值变化频率指标 SARFI (System Average RMS variation Frequency Index) 包括 $SARFI_x$ 和 $SARFI_{Curve}$ 。 $SARFI_x$ 表示监测周期内某一节点发生暂降幅值低于参考电压 $x\%$ 的暂降频次; $SARFI_{Curve}$ 表示节点发生落在敏感设备耐受曲线下方的暂降频次, 常用 $SARFI_{CBEMA}$ 、 $SARFI_{ITIC}$ 、 $SARFI_{SEMI}$ 等指标。

c. 平均暂降能量损失。

平均暂降能量损失指标 ASEI (Average Sag Energy Index) 表示监测周期内某一节点所有暂降事件的平均能量损失, 记作 R_{ASEI} :

$$R_{ASEI} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E_{VS,i} \tag{2}$$

其中, $E_{VS,i} = (1 - U_i^2) T_i$ 为该节点第 i 个暂降事件的能量损失, T_i 为第 i 个暂降事件持续时间。

d. 平均暂降严重性指标。

平均暂降严重性指标 ASSI (Average Sag Severity Index) 反映某一节点暂降水平与敏感设备的兼容程度, 记作 R_{ASSI} :

$$R_{ASSI} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n S_{e,i} \tag{3}$$

其中, $S_{e,i} = \frac{1 - U_i}{U_{Curve}(T_i)}$ 为该节点第 i 个暂降事件的严重性指标, $U_{Curve}(T_i)$ 为敏感设备耐受曲线上持续时间 T_i 对应的电压限值, $S_{e,i} > 1$ 时说明该次暂降事件落于敏感设备耐受曲线下方, 影响敏感设备正常工作, 且其值越大, 表明暂降越严重。

1.2 系统暂降水平评估

结合 IEEE P1564—2014 标准推荐方法, 给定电网节点和系统电压暂降水平评估流程如图 1 所示。

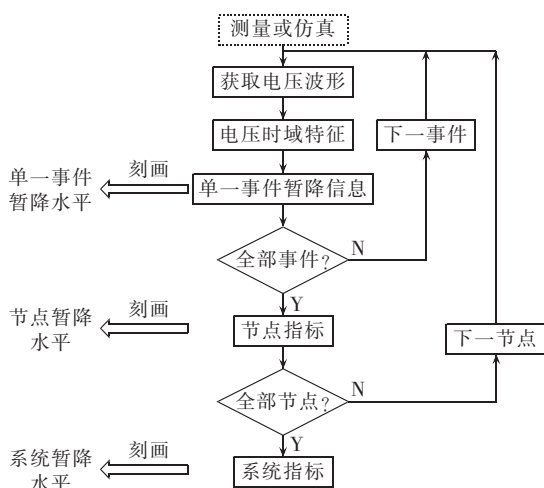


图 1 电压暂降评估流程图

Fig.1 Flowchart of sag assessment

单一事件暂降信息、节点指标和系统指标分别

从事件、节点和系统 3 个层面对电压暂降水平进行刻画, 其中系统指标确定方法有 2 种。

a. 系统指标为节点指标的加权平均值:

$$s_j = \sum_{i=1}^m h_i x_{ij} / \sum_{i=1}^m h_i \tag{4}$$

其中, s_j 为第 j 项系统指标值; x_{ij} 为节点 i 的第 j 项指标值; m 为节点数; h_i 为节点 i 的权重。权重需根据系统和负荷信息确定, 为简化, 本文对所有节点赋予统一权重, 即任意 $i \in [1, 2, \dots, m]$, 取 $h_i = 1$ [9]。

b. 系统指标为节点指标的 95% 概率大值 (CP95 值), 即针对某一指标, 若 95% 的节点该项指标值不超过 L , 则将 L 作为该项指标的系统指标值。

1.3 关键问题

就系统指标而言, 加权平均值或 CP95 值均需获得全部节点指标, 而实际中不可能对所有节点进行监测, 因此基于必要监测和仿真的状态估计法具有明显优势。但现有暂降状态估计方法基于暂降可观测区域 MRA (Monitor Reach Area) 原理确定监测装置安装数量和位置 [10-12], 仅考虑了节点是否发生幅值低于设定阈值的电压暂降事件的可视性, 导致较多暂降信息的删失。

当监测装置安装数量有限并期望得到较全面、准确的系统暂降水平评估结果时, 可基于抽样思想, 用代表性节点监测代替全网监测, 根据代表性节点的暂降信息估计系统暂降水平, 如图 2 所示。监测节点的代表性越高, 系统暂降水平评估结果的可靠性就越高 [13]。因此, 分析系统中所有节点暂降水平的相似或相异程度, 选定能反映整个系统暂降水平的代表性节点, 是实现该方法有效性的关键。

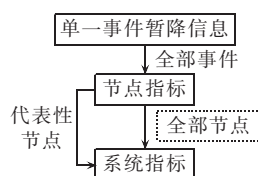


图 2 基于抽样思想的代表性节点方法示意图

Fig.2 Schematic diagram of representative site method based on sampling concept

为揭示节点之间暂降水平相对优劣关系及其隐含规律, 选取合适的代表性节点, 可从以下 3 个方面进行考虑:

a. 引入考虑幅值、频次、能量损失、与敏感设备兼容程度等暂降信息的多维节点指标向量表征节点暂降水平, 弥补独立单一指标的不足;

b. 选用适当的多指标分析方法, 分析节点暂降水平相似或相异程度, 获得节点分区方案;

c. 在每个分区中选择代表性节点作为监测节点, 根据监测节点获得的暂降信息评估所在分区的暂降水平和系统暂降水平。

2 节点分区方法

2.1 节点指标向量

构造 d 维节点指标向量 $\mathbf{B}_i$ 表征节点 i 暂降水平:

$$\mathbf{B}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}) \quad (5)$$

其中, $x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}$ 为节点 i 指标向量各项指标。考虑到大部分暂降幅值高于 0.5 p.u.^[14], 本文选取期望暂降幅值指标 R_{ESM} , 系统平均均方根值变化频率指标 SARFI_{90} 、 SARFI_{70} 、 SARFI_{50} 、 $\text{SARFI}_{\text{Curve}}$, 平均暂降能量指标 R_{ASEI} , 平均暂降严重性指标 R_{ASSI} 这 7 个指标构造节点指标向量。 $\text{SARFI}_{\text{Curve}}$ 、 R_{ASSI} 涉及敏感负荷耐受曲线, 可根据关心的敏感负荷类型选择 CBEMA、ITIC、SEMI F47 等曲线。根据实际需要还可对指标进行合理增删。

式(5)形式的节点指标向量可由实际监测或仿真模拟得到, 在未安装监测装置情况下, 仿真模拟是获得该向量的唯一途径, 记为 $\mathbf{B}_i^0$:

$$\mathbf{B}_i^0 = (x_{i1}^0, x_{i2}^0, \dots, x_{id}^0) \quad (6)$$

图 3 以期望暂降幅值指标 R_{ESM} (标么值) 为例, 说明节点实际暂降水平与仿真模拟法结果之间的关系。采用蒙特卡罗方法进行仿真^[4], 其中节点 1 为负荷节点, 节点 2 为发电机节点。随着仿真年份增多, R_{ESM} 仿真值分别收敛于稳定值 f_1 和 f_2 , 而 R_{ESM} 实际值则以稳定值为基准在一定范围内波动。因此可认为, 特定监测周期内节点暂降水平实际值 $\mathbf{B}_i$ 是仿真值 $\mathbf{B}_i^0$ 与实时波动量 $\Delta \mathbf{b}_i$ 的叠加, 即:

$$\mathbf{B}_i = \mathbf{B}_i^0 + \Delta \mathbf{b}_i \quad (7)$$

仿真模拟法以历史故障统计数据为基础, 故其结果在长时间尺度上具有收敛性, 能稳定反映该节点的固有暂降水平。因此, 研究节点之间固有暂降水平的相对优劣关系, 可具体化为对节点指标向量 $\mathbf{B}_i^0$ 的处理分析。

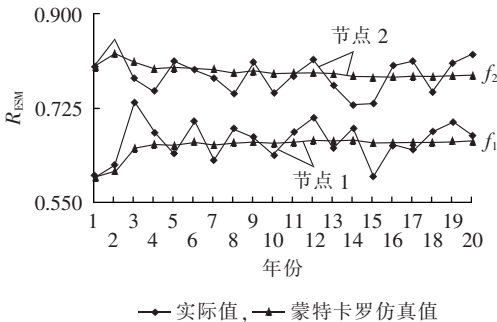


图 3 节点 R_{ESM} 指标实际值与仿真值对比

Fig.3 Comparison of site R_{ESM} index between actual and simulative values

2.2 基于聚类分析的节点分区

2.2.1 数据处理

以节点固有暂降水平为依据的节点分区问题可描述为一种典型的空间聚类问题, 即将系统全部节

点分为若干个集合, 同一集合内节点的暂降水平最大限度地相似, 不同集合节点的暂降水平最大限度地不同^[15]。为消除组成节点指标向量的各指标之间不同数量级和量纲对聚类的影响, 首先将仿真模拟所得各指标 $\mathbf{B}_i^0$ 进行归一化处理:

$$y_{ij} = (x_{ij}^0 - \bar{x}_j) / \sigma_j \quad (8)$$

其中, y_{ij} 为 x_{ij}^0 归一化后的指标; x_{ij}^0 为节点 i 的第 j 项指标; $\bar{x}_j = \sum_{i=1}^m x_{ij}^0 / m$ 为全部节点第 j 项指标 x_{ij}^0 的平均值;

$\sigma_j = \sqrt{\sum_{i=1}^m (x_{ij}^0 - \bar{x}_j)^2 / (m-1)}$ 为第 j 项指标的标准差。

数据归一化处理后, 节点 i 指标向量为 $\mathbf{Y}_i = (y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{id})$ 。系统中所有节点指标向量组成样本集:

$$\mathbf{A} = \{\mathbf{Y}_i | i = 1, 2, \dots, m\} \quad (9)$$

任意 2 个节点 i 与 j 之间暂降水平的差异可用节点暂降水平距离 $d(\mathbf{Y}_i, \mathbf{Y}_j)$ 表示:

$$d(\mathbf{Y}_i, \mathbf{Y}_j) = \sqrt{(y_{i1} - y_{j1})^2 + (y_{i2} - y_{j2})^2 + \dots + (y_{id} - y_{jd})^2} \quad (10)$$

2.2.2 粒子群 K 均值聚类

节点聚类问题就是要找到一个划分 $\mathbf{C} = \{\mathbf{C}_1, \mathbf{C}_2, \dots, \mathbf{C}_k\}$, 满足以下条件:

$$\mathbf{A} = \bigcup_{j=1}^k \mathbf{C}_j \quad (11)$$

$$\mathbf{C}_j \neq \emptyset \quad (12)$$

$$\mathbf{C}_i \cap \mathbf{C}_j = \emptyset \quad i, j = 1, 2, \dots, k; i \neq j \quad (13)$$

并使类内距离函数 J_c 最小:

$$J_c = \sum_{j=1}^k \sum_{\mathbf{Y}_i \in \mathbf{C}_j} d(\mathbf{Y}_i, \mathbf{Z}_j) \quad (14)$$

其中, $\mathbf{Z}_j = \frac{1}{m_j} \sum_{\mathbf{Y}_i \in \mathbf{C}_j} \mathbf{Y}_i$ 为分区 $\mathbf{C}_j$ 的聚类中心, m_j 为 $\mathbf{C}_j$ 包含的节点数; $d(\mathbf{Y}_i, \mathbf{Z}_j)$ 为分区 $\mathbf{C}_j$ 内节点 $\mathbf{Y}_i$ 到该分区聚类中心的距离。

K 均值算法是使用最广泛的聚类算法之一, 但由于初始聚类中心选择的随机性, 易过早收敛到局部最优。粒子群 K 均值聚类算法通过给聚类中心增加扰动, 可大幅增强其跳出局部极值和寻找最优聚类的能力^[16]。基于粒子群 K 均值聚类算法的节点分区步骤如下。

a. 由仿真模拟法得到各节点指标向量仿真值, 通过数据归一化处理, 得样本集 $\mathbf{A}$ 。

b. 生成初始种群。将所有节点随机分配给 k 个分区, 计算每个分区节点指标向量均值作为该分区初始聚类中心, 并串联 k 个聚类中心作为该粒子的位置编码, 同时随机初始化粒子速度, 如此反复 N 次, 生成包含 N 个粒子的初始种群。第 i 个粒子的位置表示为 $\mathbf{W}_i = (\mathbf{Z}_1, \mathbf{Z}_2, \dots, \mathbf{Z}_k)$, 速度表示为 $\mathbf{V}_i = (v_1, v_2, \dots, v_k)$ 。

c. 根据最近邻原则进行新的聚类划分, 即若样本 $\mathbf{Y}_i$ 、聚类中心 $\mathbf{Z}_j$ 满足

$$d(Y_i - Z_j) = \min_{q=1,2,\dots,k} d(Y_i - Z_q) \quad (15)$$

则 Y_i 属于分区 C_j 。根据式(14)计算类间总离散度 J_c 作为粒子适应值, J_c 越小, 则适应值越好。

d. 每个粒子, 比较当前位置的适应值和它经历过的最好位置 P_i 的适应值, 如果更小, 则更新 P_i ; 比较当前位置的适应值和群体所有粒子经历过的最好位置 P_g 的适应值, 如果更小, 则更新 P_g 。

e. 根据式(16)、(17)更新粒子的速度和位置:

$$V_i^{r+1} = \omega V_i^r + c_1 \text{rand}() (P_i - W_i^r) + c_2 \text{rand}() (P_g - W_i^r) \quad (16)$$

$$W_i^{r+1} = W_i^r + V_i^{r+1} \quad (17)$$

其中, V_i^{r+1} 、 W_i^{r+1} 分别为在第 $r+1$ 次迭代中第 i 个粒子的速度和位置; ω 为惯性权重; c_1 、 c_2 为学习因子; $\text{rand}()$ 为 0~1 之间的随机数。

f. 根据新产生粒子的位置, 按最近邻原则确定新的聚类划分; 重新计算每个聚类的聚类中心取代原来粒子的位置编码, 并计算 J_c 。

g. 判断是否达到结束条件。若聚类中心不再发生变化或达到最大迭代次数 M , 则终止算法; 否则转入步骤 d。

h. 根据最终聚类结果确定节点分区方案。

3 监测装置配置及系统暂降水平评估

3.1 监测点选择及系统指标向量估计

本文选取系统指标为节点指标的均值形式。为准确估计系统指标, 代表性监测节点应具备 2 个条件: 通过监测点能较好地观测所在分区的暂降水平; 所有监测点指标向量的均值应最大限度地接近系统指标向量实际值。因此, 本文选取每个分区中距该分区聚类中心最近的节点为代表性节点, 即若分区 C_j 内节点 f 满足式(18), 则在节点 f 安装监测装置。

$$d(Y_f, Z_j) = \min_{Y_i \in C_j} d(Y_i, Z_j) \quad (18)$$

若最终监测节点集合为 P , 则系统指标向量估计值 S_e 为:

$$S_e = \frac{1}{k} \sum_{s \in P} B_s \quad (19)$$

其中, B_s 为监测节点 s 指标向量实际值。 S_e 第 j 项指标 s_{ej} 计算式为:

$$s_{ej} = \frac{1}{k} \sum_{s \in P} x_{sj} \quad j=1, 2, \dots, d \quad (20)$$

3.2 估计误差

由于实际系统中尚未安装监测装置, 为验证本文方法的有效性, 随机模拟一年的短路故障得到所有节点暂降指标向量 $B_i (i=1, 2, \dots, m)$, 并将其作为实际值, 则系统指标向量实际值 S_r 第 j 项指标 s_{rj} 为:

$$s_{rj} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_{ij} \quad (21)$$

系统第 j 项指标的估计误差及 d 维系统指标向量平均估计误差分别如式(22)、(23)所示:

$$\delta_j = \frac{|s_{ej} - s_{rj}|}{s_{rj}} \times 100\% \quad (22)$$

$$\delta_{ave} = \frac{1}{d} \sum_{j=1}^d \delta_j \quad (23)$$

显然, 当聚类数 $k=m$, 即在每个节点都安装监测装置时, 可以获得最准确的系统指标。然而, 考虑经济性原则, 应在估计精度满足要求的情况下选择最少的聚类数。若给定估计精度 ε , 可从 $k=2$ 开始增加聚类数进行反复试验, 当对于任意 $j \in [1, 2, \dots, d]$, 都有 $\delta_j < \varepsilon$ 时停止。

综上所述, 监测装置优化配置及系统暂降水平评估流程如图 4 所示。

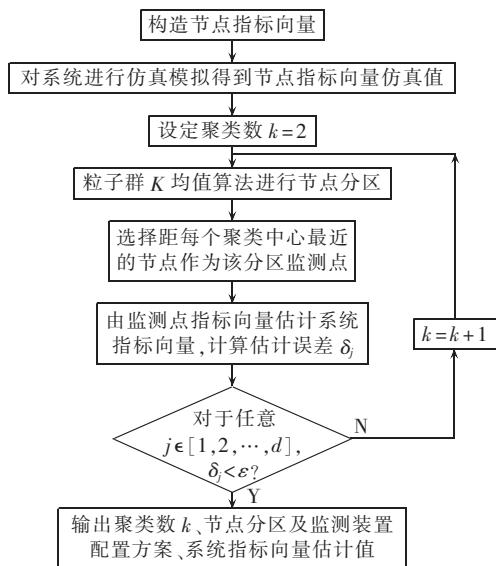


图 4 监测装置配置和系统暂降水平评估流程图

Fig.4 Flowchart of monitor allocation and system sag level assessment

4 算例仿真

应用本文方法对图 5 所示 IEEE 30 节点系统进行仿真。系统元件故障率、各序参数、线路长度等数据参见文献[17]。设 132 kV 侧故障清除时间为 0.1~0.5 s, 33 kV 侧故障清除时间为 0.5~0.9 s^[14]。以计算机为关心敏感负荷, 选取 ITIC 曲线计算 SARFI_{Curve}、 R_{ASSI} 指标。设置粒子群 K 均值算法中粒子数 N 为 50, 最大迭代次数 M 为 50; 学习因子 c_1 、 c_2 均取 2, 惯性权重 ω 采用可变权重^[16]:

$$\omega = \omega_{\max} - r \frac{\omega_{\max} - \omega_{\min}}{M} \quad (24)$$

其中, r 为当前迭代数; $\omega_{\max}=0.9$; $\omega_{\min}=0.4$ 。

4.1 节点指标向量仿真值

构造节点暂降指标向量, 其中, 除期望暂降幅度指标 R_{ESM} 为正向指标, 即值越大越好外, 其余指标均为负向指标。以短路故障导致的电压暂降为研究对象, 对系统进行 10000 次蒙特卡罗仿真, 计算各节点

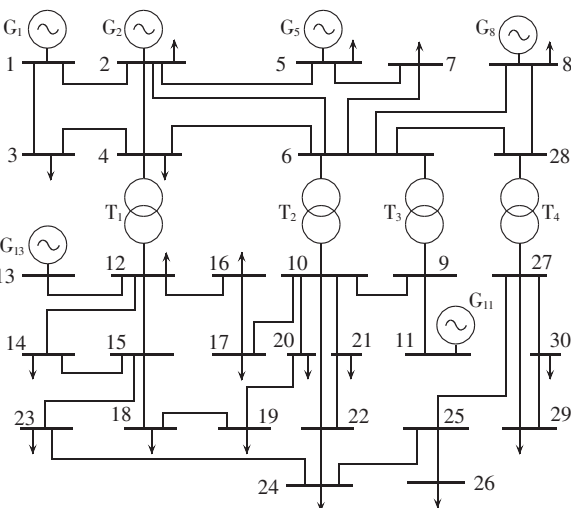


图 5 IEEE 30 节点测试系统
Fig.5 IEEE 30-bus test system

指标向量仿真值,作为节点分区及代表性节点选取的依据,如表 1 所示。

表 1 节点指标向量仿真值
Table 1 Simulative site index vectors

节点 编号	R_{ESM}	$SARFI_{90}/$ (次 $\cdot a^{-1}$)	$SARFI_{70}/$ (次 $\cdot a^{-1}$)	$SARFI_{50}/$ (次 $\cdot a^{-1}$)	$SARFI_{ITTC}/$ (次 $\cdot a^{-1}$)	$R_{ASEI}/$ s	R_{ASSI}
1	0.78	11.94	2.92	1.05	3.19	0.11	0.74
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
15	0.70	34.84	17.01	1.97	11.09	0.21	1.17
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
30	0.65	37.72	16.68	9.46	15.99	0.22	1.34

4.2 节点分区及监测装置配置

基于粒子群 K 均值聚类算法,确定系统的节点分区和监测装置配置方案。设 $\varepsilon=10\%$,经计算当聚类数 k 取 4 时各系统指标估计误差均小于 ε 。节点分区及监测装置配置方案如表 2 所示。

表 2 节点分区和监测装置配置方案
Table 2 Site partition and monitor allocation scheme

节点分区	节点编号	监测点
1	1,2,5,8,11,13	5
2	3,4,6,7,9,12,14,15,16,21,28	16
3	18,19,20,23,24,25,26	20
4	10,17,22,27,29,30	27

表 5 本文方法与 MRA 法系统暂降指标向量估计误差对比
Table 5 Comparison of system index vector estimation error between proposed method and MRA method

系统指标	实际值	配置方案取值			配置方案误差/%		
		方案 1	方案 2	本文方法	方案 1	方案 2	本文方法
R_{ESM}	0.71	0.74	0.71	0.72	4.30	0.57	1.05
$SARFI_{90}$	32.97 次/a	24.33 次/a	30.00 次/a	34.25 次/a	26.19	8.99	3.89
$SARFI_{70}$	13.53 次/a	8.33 次/a	12.88 次/a	12.25 次/a	38.42	4.86	9.48
$SARFI_{50}$	4.83 次/a	3.67 次/a	5.13 次/a	4.75 次/a	24.13	6.03	1.72
$SARFI_{ITTC}$	12.40 次/a	8.33 次/a	12.13 次/a	11.25 次/a	32.80	2.21	9.24
R_{ASEI}	0.16 s	0.13 s	0.15 s	0.16 s	16.26	4.67	0.81
R_{ASSI}	1.05	0.9	1.03	1.02	14.36	1.55	2.15

监测装置安装节点为 5、16、20、27。用各分区监测点的指标向量表征该分区暂降水平,如表 3 所示。从表 3 可知,分区 1 的所有暂降指标均优于其他分区,可认为该分区暂降水平最优。暂降水平优劣排序为分区 1>分区 2>分区 3、分区 4。从实际电网拓扑来看,分区 1 的节点均连接发电机,具有较强的电压支撑能力,因此暂降最不严重;分区 2 包括 132 kV 的非发电机节点及 33 kV 邻近发电机的节点,因此其暂降水平劣于分区 1;分区 3、4 的节点均为远离发电机的负荷节点,受系统故障影响程度较大,暂降水平最劣。分区结果与电网实际情况相符,验证了本文方法的正确性和有效性。

表 3 各分区暂降水平
Table 3 Sag level of each partition

节点 分区	R_{ESM}	$SARFI_{90}/$ (次 $\cdot a^{-1}$)	$SARFI_{70}/$ (次 $\cdot a^{-1}$)	$SARFI_{50}/$ (次 $\cdot a^{-1}$)	$SARFI_{ITTC}/$ (次 $\cdot a^{-1}$)	$R_{ASEI}/$ s	R_{ASSI}
1	0.80	13.99	2.01	0.75	2.07	0.10	0.68
2	0.71	35.54	14.35	2.97	11.24	0.20	1.12
3	0.68	36.08	17.60	6.31	12.17	0.23	1.28
4	0.66	38.14	17.07	8.93	15.99	0.22	1.30

4.3 方法对比

4.3.1 与 MRA 法对比

在 MRA 法中设置暂降阈值分别为 0.9 p.u. 和 0.8 p.u.,对应监测装置配置方案为方案 1 和方案 2,并与本文方法所得配置方案对比,结果如表 4 所示。

表 4 本文方法与 MRA 法监测装置配置方案对比
Table 4 Comparison of monitor allocation scheme between proposed method and MRA method

配置方案	监测点	监测点数量
方案 1	1,5,30	3
方案 2	1,2,4,5,7,22,24,30	8
本文方法	5,16,20,27	4

利用各监测方案评估系统暂降水平。根据系统故障率,模拟某年发生 40 次短路故障。本文方法与 MRA 法估计误差对比结果如表 5、表 6 所示。从表 4—6 可知,0.9 p.u. 暂降阈值时,MRA 法所得监测方案只比本文方法少安装 1 台监测装置,但系统暂降指标估计误差过大;0.8 p.u. 时误差在可接受范围内,但监测点数量是本文方法的 2 倍。可见,本文方法能

表 6 本文方法与 MRA 法平均误差对比

Table 6 Comparison of average error between proposed method and MRA method

配置方案	平均误差/%
方案 1	22.35
方案 2	4.13
本文方法	4.04

有效减少监测点数量,同时保证系统暂降指标估计精度较高。

4.3.2 与仿真模拟法对比

假设 IEEE30 节点系统连续 15 a 的实际故障率如表 7 所示,其中故障率相同的 3 a 其故障分布不同;而仿真模拟法对应的历史统计故障率为 15 a 实际故障率的平均值,为 40 次/a。以系统 SARFI₇₀ 指标为例,实际值、本文方法估计值及蒙特卡罗仿真值如图 6 所示。当每年的故障率或故障分布改变时,蒙特卡罗法所得系统暂降指标仿真值与实际值偏差较大,而本文方法确定的系统暂降指标估计值与实际值偏差较小,证明本文方法精度更高,对故障率和故障分布变化的适应性更强。

表 7 各年份故障率

Table 7 Fault rate for each year

年份	故障率/(次·a ⁻¹)	年份	故障率/(次·a ⁻¹)
1,2,3	50	10,11,12	35
4,5,6	45	13,14,15	30
7,8,9	40		

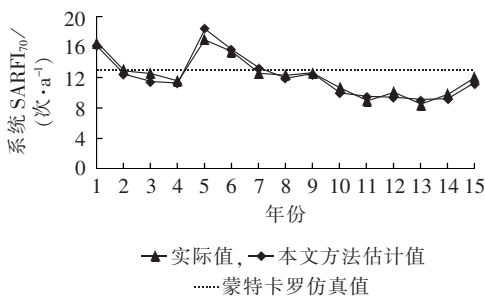


图 6 系统 SARFI₇₀ 指标变化情况

Fig.6 Variation of system SARFI₇₀ index

监测点数据除了用以确定系统暂降指标外,还能反映所属分区的暂降水平,图 7 以 SARFI₇₀ 指标

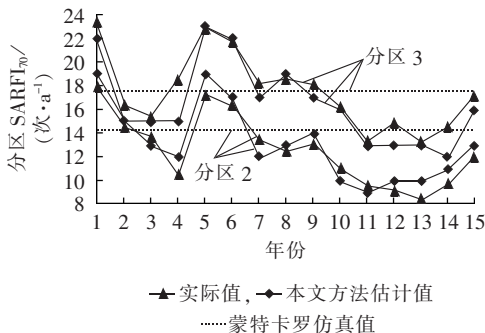


图 7 分区 2、3 SARFI₇₀ 指标变化对比

Fig.7 Comparison of SARFI₇₀ index variation for Partition 2 and 3

为例说明。在不同的故障率及故障分布下,分区 2 与分区 3 的 SARFI₇₀ 指标实际值有相似的变化趋势。用监测节点 16、20 的监测值分别估计分区 2 和分区 3 指标,与蒙特卡罗仿真结果相比,更能反映暂降水平的实际变化情况。

5 结论

a. 引入暂降信息和多维暂降指标向量的概念,用幅值、频次、能量损失、敏感设备兼容程度等信息定量刻画节点和系统暂降水平,比单一指标方法更加全面准确;

b. 基于粒子群 K 均值聚类算法得到合理、有效的节点分区和监测装置配置方案,在保证系统暂降指标估计精度的同时,有效减少了监测点数量;

c. 对代表性节点进行监测,不仅能得到系统暂降指标,还能得到监测点所在分区的暂降指标,有助于运行人员从整体和局部两方面掌握暂降水平;

d. 本文方法对系统内元件故障率和故障分布变化的适应性更强,具有一定的工程应用价值。

参考文献:

[1] 刘旭娜,肖先勇,汪颖. 电压暂降严重程度及其测度、不确定性评估方法[J]. 中国电机工程学报,2014,34(4):644-658.
LIU Xuna,XIAO Xianyong,WANG Ying. Voltage sag severity and its measure and uncertainty evaluation[J]. Proceedings of the CSEE,2014,34(4):644-658.
[2] 李妍,余欣梅,熊信良,等. 电力系统电压暂降分析计算方法综述[J]. 电网技术,2004,28(14):74-78.
LI Yan,YU Xinmei,XIONG Xinyin,et al. A survey on calculation and analysis methods of voltage sag[J]. Power System Technology,2004,28(14):74-78.
[3] BOLLEN M H J,QADER M R,ALLAN R N. Stochastic and statistical assessment of voltage dips[C]//IEEE Colloquium on Tools and Techniques for Dealing with Uncertainty. London, UK:IET,1998:5/1-5/4.
[4] FARIED S O,BILLINTON R,ABOESHAID S. Stochastic evaluation of voltage sag and unbalance in transmission systems[J]. IEEE Transactions on Power Delivery,2005,20(4):2631-2637.
[5] 肖先勇,马超,李勇. 线路故障引起电压凹陷的频次最大熵评估[J]. 中国电机工程学报,2009,29(1):87-93.
XIAO Xianyong,MA Chao,LI Yong. Voltage sag occurrence frequency assessment caused by line faults using the maximum entropy method[J]. Proceedings of the CSEE,2009,29(1):87-93.
[6] ESPINOSA J E,HERNANDEZ A. A method for voltage sag state estimation in power systems[J]. IEEE Transactions on Power Delivery,2007,22(4):2517-2526.
[7] HERNANDEZ A,ESPINOSA J E,de CASTRO R M,et al. SVD applied to voltage sag state estimation[J]. IEEE Transactions on Power Delivery,2013,28(2):866-874.
[8] SABIN D D,BOLLEN M H J. Overview of IEEE Std 1564-2014 guide for voltage sag indices[C]//2014 IEEE 16th International Conference on Harmonics and Quality of Power. Bucharest, Romania:IEEE,2014:497-501.

- [9] Voltage Sag Indices Task Force of the Transmission and Distribution Committee. Draft guide for voltage sag indices:IEEE 1564-2014 [S]. New York,USA:Electrical and Electronics Engineers, Inc,2014.
- [10] OLGUIN G,VUINOVICH F,BOLLEN M H J. An optimal monitoring program for obtaining voltage sag system indexes[J]. IEEE Transactions on Power Systems,2006,21(1):378-384.
- [11] 吕伟,田立军. 基于凹陷域分析的电压暂降监测点优化配置[J]. 电力自动化设备,2012,32(6):45-50.
LÜ Wei,TIAN Lijun. Optimal allocation of voltage sag monitoring based on exposed area analysis [J]. Electric Power Automation Equipment,2012,32(6):45-50.
- [12] 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.
- [13] CAO Y,LARSEN D P. Comparison of ecological communities: the problem of sample representativeness[J]. Ecological Monographs,2001,72(1):41-56.
- [14] 杨晓东,李庚银,周明,等. 不确定条件下的电压暂降概率评估[J]. 电网技术,2010,34(2):41-45.
YANG Xiaodong,LI Gengyin,ZHOU Ming,et al. Probability assessment of voltage sag under uncertain conditions[J]. Power System Technology,2010,34(2):41-45.
- [15] 郭庆来,孙宏斌,张伯明,等. 基于无功源控制空间聚类分析的无功电压分区[J]. 电力系统自动化,2005,29(10):36-40.
GUO Qinglai,SUN Hongbin,ZHANG Boming,et al. Power network partitioning based on clustering analysis in Mvar control space[J]. Automation of Electric Power Systems,2005,29(10):36-40.
- [16] 刘靖明,韩丽川,侯立文. 基于粒子群的K均值聚类算法[J]. 系统工程理论与实践,2005,25(6):54-58.
LIU Jingming,HAN Lichuan,HOU Liwen. Cluster analysis based on partial swarm optimization algorithm [J]. Systems Engineering-theory and Practice,2005,25(6):54-58.
- [17] PARK C H,JANG G. Stochastic estimation of voltage sags in a large meshed network [J]. IEEE Transactions on Power Delivery,2007,22(3):1655-1664.

作者简介:



林芳

林芳(1991—),女,福建福州人,硕士研究生,研究方向为电能质量及其控制技术(E-mail:linfangscu@163.com);

肖先勇(1968—),男,四川宜宾人,教授,博士研究生导师,博士,长期从事电能质量、智能电网的教学和研究工作(E-mail:xiaoxianyong@163.com)。

Optimal monitor allocation and system sag level assessment based on sag information

LIN Fang¹,XIAO Xianyong¹,ZHANG Yi²,QIU Yutao¹,WU Danyue²

(1. School of Electrical Engineering & Information,Sichuan University,Chengdu 610065,China;

2. State Grid Fujian Electric Power Research Institute,Fuzhou 350007,China)

Abstract: It is an important research topic in the field of power quality to assess the sag level of a network based on the available monitoring data. The concept of sag information is introduced to ensure the objectivity and rationality of assessment results. Based on the monitored or simulative information,a site index vector and a system index vector are constructed to describe the site and system sag level respectively. The relationship between site index and system index is analyzed and it is proposed to assess the system sag level by monitoring the representative sites instead of whole system. Based on the site index vector obtained by simulation,the particle swarm K -means clustering algorithm is applied to partition the sites and recognize the representative sites. The site index vector of representative site in a partition is used to measure the sag level of that partition and the statistical method is used to assess the system index vector. The simulative results of IEEE 30-bus system show that,the proposed method needs less monitors,results in accurate assessment and has good adaptability to the system fault rate and fault distribution.

Key words: sag information; index vector; optimal allocation; particle swarm K -means clustering; representative site; monitoring; power quality; voltage sag