

基于主元子空间的主动配电网量测设备关键配置位置识别

张林利¹, 刘 洋², 李立生¹, 苏建军¹, 谭培红²

(1. 国网山东省电力公司电力科学研究院, 山东 济南 250003;

2. 山东理工大学 电气与工程学院, 山东 淄博 255049)

摘要: 为了进一步优化主动配电网中量测设备的配置, 提出了基于主元子空间的量测设备关键配置位置识别方法。该方法不需要关于系统的完备先验知识。利用主元分析方法将量测数据映射到主元子空间中, 利用主元的累计方差贡献率选取样本主元; 在量测变量重构的基础上, 计算量测变量对 Hotelling T^2 统计量的重构贡献率; 定义了节点重构贡献率和节点相对贡献率, 并将相对贡献率应用到关键配置位置识别中。IEEE 69 节点系统的仿真结果表明了所提方法的有效性。

关键词: 主动配电网; 关键位置识别; 重构贡献率; 量测配置; 主元子空间; 主元分析方法

中图分类号: TM 761

文献标识码: A

DOI: 10.16081/j.issn.1006-6047.2017.11.009

0 引言

高渗透率分布式电源、储能系统以及电动汽车等可控负荷的接入, 对传统电网的潮流分布、电能质量、继电保护和系统规划都产生了巨大的影响, 促使原有单电源辐射状网络结构的传统配电网逐步向多电源弱环状拓扑结构的主动配电网 ADN (Active Distribution Network) 转变^[1], 这种转变要求能够快速、准确地监测系统的实时运行状态, 这使得实时监测变得越来越重要。为了适应这种变化, 越来越多的量测设备被接入配电网, 智能电表 SM (Smart Meter)、同步相量测量单元 PMU (Phasor Measurement Unit)、微型 PMU 等量测单元在配电网中的应用也得到了关注^[2-4]。

由于 PMU 或微型 PMU 的成本高, 从经济性和工程可行性角度而言其都无法在系统中实现全面配置, 因此如何实现 PMU 的优化配置成为了一个研究热点, 目前已有许多研究成果。文献[5]考虑电动汽车和光伏的不确定性, 结合加权最小二乘和自适应协方差矩阵优化策略得到量测最优配置。文献[6]考虑了测量冗余度和状态估计的精度, 利用改进的遗传模拟退火算法实现了 PMU 的优化配置。文献[7]利用拓扑约束分析方法, 采用改进的遗传算法实现了 PMU 的优化配置。文献[8]以投资成本最小和全局状态估计不确定性有界为目标, 通过随机优化实现了 PMU 配置。上述研究大多都是在一定约束条件下通过优化算法或智能算法来实现优化配置, 而且隐含了对系统具有完备先验知识的假设。然而主动配

电网具有拓扑结构灵活、系统不确定性强的特点, 即研究者或电网操作人员往往缺乏必要的先验知识, 那么如何在先验知识缺乏的情况下实现优化配置成为了量测设备配置须解决的关键问题之一。

另一方面, 实时监测的需求使得各种量测设备在主动配电网中大量配置, 产生了海量的高维量测数据。虽然不是所有的量测数据中都包含反映系统特征的信息, 但对这些数据进行分析就可在缺乏先验知识的情况下获得表征系统运行特性的关键信息^[9]。量测设备优化配置问题就转变成如何从量测数据中提取反映系统特征的关键信息并依据该信息完成对系统关键节点识别的问题。

主元分析 PCA (Principal Component Analysis) 是一种信息提取、特征判别的有效方法, 并在电力系统的孤岛监测^[10-11]、干扰检测与消除^[12-13]、广域测量^[14]等方面得到成功应用。通过 PCA 方法可以将高维量测数据分别映射到 2 个正交的低维子空间中, 即主元子空间 PCS (Principal Component Subspace) 和残差子空间 RS (Residual Subspace)。通过这种方式实现量测数据的特征提取和监测变量间关联特性的消除。目前 PCA 在电力系统中的应用主要侧重于故障监测与配电自动化, 其主要是利用残差子空间对故障特征进行分析与判别。但就笔者的知识面而言, 还未见到 PCA 或其他多元统计方法在量测设备优化配置方面的应用和研究成果。而在利用 PCA 时, 数据在主元子空间的映射舍弃了残差, 保留了变量数据中表征系统特征的最大信息要素, 因此根据主元子空间中变量对监测统计量影响程度的分析就可实现对系统中关键变量或关键节点的识别。

本文将多元统计监测方法引入主动配电网量测配置领域, 使用 PCA 方法分析量测数据, 通过对监测变量的重构和统计量的改进, 将节点重构贡献率

收稿日期: 2017-04-05; 修回日期: 2017-09-21

基金项目: 国网山东省电力公司科技项目 (SGSDDK00SPSPJS-1600225)

Project supported by the Science and Technology Project of State Grid Shandong Electric Power Company (SGSDDK00-SPSPJS1600225)

和节点相对贡献率应用于量测关键位置的识别,最后结合配网标准算例讨论其结果。

1 关键位置识别方法

1.1 PCA 的基本原理

设系统需监测 m 个变量,每个变量具有 n 个量测值,这就构成了系统运行监测矩阵 $\bar{\mathbf{X}} \in \mathbf{R}^{n \times m}$,由于监测矩阵包含不同类型、不同数量级、不同含义的数据,因此为了最大限度地保留初始矩阵中各指标数值的特征信息,采用文献[15]中的方法对 $\bar{\mathbf{X}}$ 进行标准化,即:

$$x_{ij} = \frac{\bar{x}_{ij}}{\sum_{i=1}^n \bar{x}_{ij}} \quad (1)$$

然后对标准化后的矩阵 $\mathbf{X}$ 进行分解可以得到:

$$\mathbf{U}^T \mathbf{V} \mathbf{U} = \mathbf{D} \quad (2)$$

其中, $\mathbf{U}$ 为正交矩阵; $\mathbf{V} \in \mathbf{R}^{m \times m}$ 为 $\mathbf{X}$ 的对称关联矩阵; $\mathbf{D}$ 为矩阵 $\mathbf{V}$ 的特征值 $\lambda_i (i=1, 2, \dots, m)$ 所构成的对角矩阵且满足 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_m$ 。特征值 λ_i 表征了在主元变换过程中每个变量所保留信息量的程度,即主元的采样方差。主元矩阵 $\mathbf{P} \in \mathbf{R}^{m \times n}$ 可表示为:

$$\mathbf{P} = \mathbf{Q}^T (\mathbf{X} - \hat{\mathbf{X}})^T \quad (3)$$

其中,矩阵 $\mathbf{Q}$ 的列 $[q_1, q_2, \dots, q_m]^T$ 是与关联矩阵 $\mathbf{V}$ 的特征值相对应的特征向量矩阵,矩阵中 q_i 为与特征值 λ_i 相对应的特征向量; $\hat{\mathbf{X}}$ 为 $\mathbf{X}$ 的均值[16]。主元矩阵 $\mathbf{P}$ 的每一行为所求主元,其特征向量为:

$$\begin{cases} |\mathbf{V} - \lambda_i \mathbf{I}| \mathbf{f}_i = 0 \\ \mathbf{q}_i = \mathbf{f}_i / \|\mathbf{f}_i\|_2 \end{cases} \quad (4)$$

其中 $\mathbf{f}_i$ 为与第 i 个特征值对应的特征向量。

那么第 i 个主元的方差贡献率为:

$$V_{Ei} = \frac{\lambda_i}{\text{tr}(\mathbf{V})} = \frac{\lambda_i}{\sum_{i=1}^m \lambda_i} \quad (5)$$

累计方差贡献率为:

$$C_{V_E} = \sum_{i=1}^m V_{Ei} \quad (6)$$

在主元子空间中建立的模型保留了变量数据中表征系统特征的最大信息,一般使用 Hotelling T^2 统计量对主元子空间中的变量进行监测。随着系统指标(电压、负荷等)的波动,如果 T^2 统计量超过限定值,表明构成子空间的主元对系统指标波动敏感,即构成该主元的变量对系统运行状态变化的贡献度大。

T^2 统计量及其限值分别定义如下[17]:

$$T^2 = \mathbf{x}^T \mathbf{P} \mathbf{A}^{-1} \mathbf{P}^T \mathbf{x} \quad (7)$$

$$T^2 \leq \chi_K^2 \quad (8)$$

其中, $\mathbf{x}$ 为监测数据; $\mathbf{P}$ 为主元矩阵; $\mathbf{A}$ 为主元特征值所构成的对角矩阵; K 为选取的主元数量; χ_K^2 表示自由度为 K 的卡方分布。

1.2 贡献图节点识别方法

贡献图法在故障监测领域尤其是故障诊断方面起到重要作用。贡献图法识别的依据是高贡献率变量对系统波动起主要作用,可通过计算每个变量对监测统计量的贡献率来构造贡献图。式(7)可改写为如下二次形式:

$$T^2 = \|\mathbf{A}^{-1/2} \mathbf{P}^T \mathbf{x}\|_2^2 = \sum_{i=1}^m (\xi_j \mathbf{A}^{-1/2} \mathbf{P}^T \mathbf{x})^2 \quad (9)$$

那么第 i 个变量 x_i 对 T^2 统计量的贡献率为:

$$C_{oni} = (\xi_j \mathbf{A}^{-1/2} \mathbf{P}^T \mathbf{x})^2 \quad (10)$$

其中, ξ_j 为与第 i 个变量相对应的列向量,其元素如式(11)所示。

$$\xi_{ji} = \begin{cases} 1 & j=i \\ 0 & j \neq i \end{cases} \quad (11)$$

即:对于一个含有 4 个变量的系统而言,第 2 个变量对应的列向量为 $\mathbf{S}_2 = [0, 1, 0, 0]^T$ 。

由于计算贡献率时存在扩散效应,即一个变量的波动会影响其他变量对于统计量的贡献率[18],因此本文依据变量重构的思想[19],沿系统指标波动方向重构监测变量为:

$$\mathbf{y}_i = \mathbf{x} - \xi_j \boldsymbol{\theta}_i \quad (12)$$

重构后, T^2 统计量可以表示为:

$$T_y^2 = \|\mathbf{A}^{-1/2} \mathbf{P}^T \mathbf{y}_i\|_2^2 \quad (13)$$

令式(13)对 $\boldsymbol{\theta}_i$ 求导且等于 0,可以得到:

$$\frac{dT_y^2}{d\boldsymbol{\theta}_i} = 0 \quad (14)$$

进而有式(15)成立。

$$\boldsymbol{\theta}_i = (\xi_j^T \mathbf{A}^{-1} \xi_j)^{-1} \xi_j^T \mathbf{A}^{-1} \mathbf{P} \mathbf{x} \quad (15)$$

其中, $\xi_j = \mathbf{P} \xi_{ji}$ 。

将式(15)代入式(12)得到:

$$\mathbf{y}_i = \mathbf{x} - \xi_j (\xi_j^T \mathbf{A}^{-1} \xi_j)^{-1} \xi_j^T \mathbf{A}^{-1} \mathbf{P} \mathbf{x} \quad (16)$$

将式(16)代入式(13)整理得到:

$$T_y^2 = T^2 - \mathbf{x}^T \mathbf{P}^T \xi_j (\xi_j^T \mathbf{A}^{-1} \xi_j)^{-1} \xi_j^T \mathbf{A}^{-1} \mathbf{P} \mathbf{x} \quad (17)$$

变量 x_i 对 T^2 统计量的重构贡献率 C_{oni}^{rec} 可表示为:

$$C_{oni}^{\text{rec}} = \mathbf{x}^T \mathbf{P}^T (\xi_j^T \mathbf{A}^{-1} \xi_j)^{-1} \xi_j^T \mathbf{A}^{-1} \mathbf{P} \mathbf{x} = \frac{(\xi_j^T \mathbf{A}^{-1} \xi_j)^2}{\rho_{ii}} \quad (18)$$

其中, ρ_{ii} 为 $\mathbf{P}^T \mathbf{A}^{-1} \mathbf{P}$ 的第 i 个对角元素。式(17)和式(18)表明了变量 x_i 重构贡献率对 T^2 统计量的影响程度,可看出重构贡献率越大,该变量在系统指标波动方向上对指标变化的贡献越大,而高贡献率节点就是表征系统特征的关键节点。

重构贡献率的控制限为:

$$\gamma_i^2 = g_i \chi_{\sigma}^2(h_i) \quad (19)$$

$$g_i = \frac{\text{tr}[(C_{oni}^{\text{rec}})^2]}{\text{tr}(C_{oni}^{\text{rec}})} = \frac{\xi_j^T \mathbf{A}^{-1} \mathbf{P} \mathbf{S} \mathbf{P}^T \mathbf{A}^{-1} \xi_j}{\xi_j^T \mathbf{A}^{-1} \xi_j}$$

$$h_i = \frac{\text{tr}^2(C_{oni}^{\text{rec}})}{\text{tr}[(C_{oni}^{\text{rec}})^2]} = 1, \quad S = \frac{\mathbf{X}^T \mathbf{X}}{m-1}$$

其中, S 为数据矩阵 X 的协方差矩阵。

与传统统计量相似,所有变量的重构贡献统计量为各变量重构贡献统计量之和,即:

$$C_{on}^{rec} = \sum_{i=1}^m C_{oni}^{rec} \tag{20}$$

重构统计量的控制限为各变量重构贡献率的控制限之和,即:

$$\gamma^2 = \sum_{i=1}^m \gamma_i^2 \tag{21}$$

第 k 个节点的贡献率为该节点所对应的所有变量重构贡献率之和,即:

$$C_{onk}^{node} = \sum_{i=1}^l C_{onki}^{rec} \tag{22}$$

其中, l 为第 k 个节点处所监测变量的个数。

依据文献[20]中所定义的变量对统计量的贡献控制限,本文中节点重构贡献控制限为:

$$H_{UCL} = \mu + 1.3576s \tag{23}$$

其中, μ 和 s 分别为贡献率 C_{onk}^{node} 的均值和标准差。

利用节点对 T^2 统计量的相对贡献(式(24))来识别关键节点。如果相对贡献率大于 1,则说明该节点上所监测变量对指标波动的综合贡献率大,即为关键节点。

$$C_{onrel} = C_{onk}^{node} / H_{UCL} \tag{24}$$

基于主元子空间识别方法进行量测设备关键配置位置识别的具体步骤如下。

a. 利用系统以基准负荷运行时的变量监测数据建立初始样本矩阵 $\bar{X}$ 。

b. 根据式(1)对样本矩阵进行标准化,可得到标准化后的矩阵 X ,并利用奇异值分解获得特征值对角矩阵 D 和特征向量矩阵 Q 。

c. 按式(5)计算主元方差贡献率,并计算累计方差贡献率。为了保证计算的精度,一般选择累计方差贡献率 $C_{V_k} \geq 0.995$,从而确定应选取的主元个数。

d. 对系统运行数据 X 进行监测,根据式(20)计算监测变量 x_i 对 T^2 统计量的重构贡献率 C_{oni}^{rec} 。

e. 利用式(24)计算节点对 T^2 的相对贡献率。判断相对贡献率是否大于 1。如果 $C_{onrel} > 1$,则该节点为关键节点。

需要说明的是:本文所给出的识别流程也可用于实现对某一系统指标(如电压)最佳观测点的识别。这不是本文的研究范围,因此不再详细讲述。

2 算例分析

利用 IEEE 69 节点配电系统对所提方法的性能进行验证。IEEE 69 节点系统是 PG&E 配电系统的一部分,它由 7 条分支线路、5 个联络开关、69 个分段开关以及 74 条线路、53 个负荷、1 个电源构成。网络首段基准电压为 12.66 kV,系统总有功负荷为 3802.19

kW,总无功负荷为 2694.60 kvar。IEEE 69 节点系统如图 1 所示。

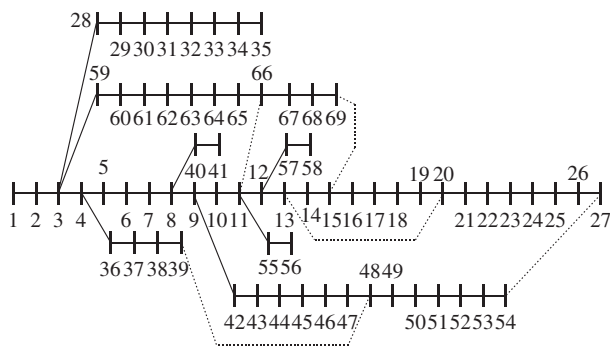


图 1 IEEE 69 节点配电系统

Fig.1 IEEE 69-bus distribution system

IEEE 69 节点系统线路的具体参数参见文献[21]。本文研究中,系统接入 6 个光伏,容量及位置如下:母线 16 处 200 kW,母线 23 处 250 kW,母线 36 处 250 kW,母线 48 处 300 kW,母线 50 处 250 kW,母线 65 处 300 kW。

假设系统运行时的基准负荷为总负荷的 75%,最小负荷与峰值负荷分别为总负荷的 45% 和 100%,则最小负荷和峰值负荷分别为基准负荷的 60% 和 133%。正常运行时,负荷在基准负荷 $\pm 40\%$ 范围内波动,这样最小负荷和最大负荷均被包含在波动范围内。本文使用 PSAT 进行潮流仿真,共监测 340 个变量,包括有功潮流和无功潮流、光伏的有功潮流和无功潮流以及所有节点的电压幅值和相角,每个变量生成 1506 个观测值。使用 MATLAB 对获得的数据进行标准化处理,然后使用 PCA 对数据进行分析,通过奇异值分解得到数据矩阵的特征值。按照对变量累计方差贡献率的设定,保留前 7 个主元。前 10 个主元的方差贡献率与累计方差贡献率如表 1 所示。

表 1 前 10 个主元贡献率

Table 1 Contribution rate of top 10 principal components

主元 编号	方差 贡献率/%	累计方差 贡献率/%	主元 编号	方差 贡献率/%	累计方差 贡献率/%
1	79.9985	79.9985	6	0.6997	99.3413
2	8.1043	88.1028	7	0.1657	99.5070
3	6.1876	94.2904	8	0.0614	N/A
4	2.6551	96.9455	9	0.0505	N/A
5	1.6961	98.6416	10	0.0293	N/A

从表 1 可以看出,第 1 个主元的方差贡献率达到 79.9985%,而所保留的前 7 个主元总的累计方差贡献率达到 99.5070%,即前 7 个主元包含了反映系统状态特征的绝大部分信息。然后使用贡献图法对节点的相对贡献率进行判别,节点对 T^2 统计量的相对贡献率如图 2 所示。

图 2(a)为本文方法得到的节点相对贡献率,图

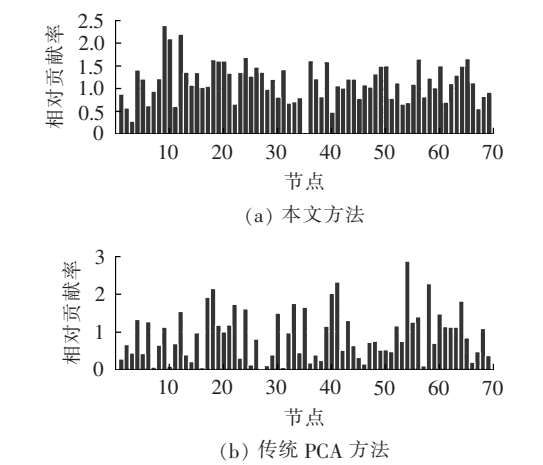


图 2 节点相对贡献率

Fig.2 Relative contribution degree of nodes

2(b)为传统 PCA 方法所得到的节点相对贡献率。通过判断节点对 T^2 统计量的相对贡献率是否大于 1 可知,传统 PCA 方法识别出 28 个关键节点,而本文所提方法确定出 41 个关键节点:5,8—10,12—21,23—27,29,31,36,37,39,41,43,44,46—50,52,55,58,60,62—66。

为了验证在 IEEE 69 节点系统所确定的关键节点上配置量测设备的监测能力,设定负荷水平分别为 0.2、0.3、0.4、1.5、1.6、1.7 这 6 个场景。由于系统运行时母线电压幅值是一个考核系统是否安全运行的重要指标,因此在 6 个场景中对各个节点电压幅值进行监测。电压幅值的正常波动范围为 0.9~1.1 p.u.。本文研究中只监测各节点电压是否越限,而不考虑其他因素。为了说明关键节点的监测能力,定义关键节点对电压越限的识别率为关键节点识别的电压越限节点数与实际电压越限节点数之比。6 个场景的监测结果如表 2 所示。

表 2 6 个场景的监测结果
Table 2 Monitoring results of six scenes

电压越限	负荷水平	电压越限识别率/%	
		本文方法	传统 PCA 方法
高压越限	0.2	75.42	57.14
	0.3	100	66.67
	0.4	100	50
低压越限	1.5	100	80
	1.6	80.95	70.83
	1.7	77.78	69.39

由表 2 可以看出,传统 PCA 方法电压越限的识别率最高只有 80%,而本文所提方法的电压越限识别率均高于 75%。根据图 2 和表 2 可以看出,尽管传统 PCA 方法识别出的节点数目比本文所提方法识别出的节点少 13 个,但综合 6 个场景的监测结果可知,传统 PCA 方法的平均识别率只有 65.672%,而本文所提方法的平均识别率为 89.025%。两者之间的差异在于传统 PCA 方法利用贡献图法进行识

别时,扩散效应使得变量之间相互影响,从而削弱了节点对系统指标波动的敏感性。而本文方法通过在系统指标波动方向上进行变量重构,增强了监测变量在波动方向上的敏感性,同时也减小了扩散效应的作用。

3 结论

- a. 所提识别方法不需要完备先验知识,通过重构量测变量和计算节点对 T^2 统计量的相对贡献率实现了对关键位置的识别。
- b. 节点重构贡献率综合了同一节点上不同变量重构贡献率的影响;相对贡献率避免了控制限的不同对识别结果的影响。
- c. 本文方法识别出的关键节点数只为总节点数的 59%,减少了所需量测节点的数量,进而降低了所需处理的数据量,且能达到电压越限的平均识别率。
- d. 主元构成所需量测变量的系数均不为 0,系数的大小对于变量对主元构成的作用是否一致、主元构成对识别准确度是否有影响将是笔者下一步的研究重点。

参考文献:

[1] 范明天,张祖平,苏傲雪,等. 主动配电网系统可行技术的研究[J]. 中国电机工程学报,2013,33(22):12-18.
FAN Mingtian,ZHANG Zuping,SU Aoxue,et al. Enabling technologies for active distribution systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2013,33(22):12-18.

[2] 曹子健,林今,宋永华. 主动配电网中云计算资源的优化配置模型[J]. 中国电机工程学报,2014,34(19):3043-3049.
CAO Zijian,LIN Jin,SONG Yonghua. Optimization model for resource allocation of cloud computation in active distribution networks[J]. Proceedings of the CSEE,2014,34(19):3043-3049.

[3] 万蓉,薛慧. 考虑 PMU 的配网潮流计算[J]. 电力自动化设备,2017,37(3):33-37,44.
WAN Rong,XUE Hui. Power flow calculation for distribution network with PMU[J]. Electric Power Automation Equipment, 2017,37(3):33-37,44.

[4] 李江,徐志临,李国庆,等. 配电网微型 PMU 与故障录波装置研究与开发[J]. 电力自动化设备,2016,36(9):54-59.
LI Jiang,XU Zhilin,LI Guoqing,et al. Research and development of micro PMU and fault wave recording device for distribution network[J]. Electric Power Automation Equipment, 2016,36(9):54-59.

[5] 徐俊俊,戴佳木,吴在军,等. 计及电动汽车和光伏不确定性的主动配电网量测优化配置[J]. 电力系统自动化,2017,41(1):57-64.
XU Junjun,DAI Jiamu,WU Zaijun,et al. Optimal meter placement for active distribution network considering uncertainties of plug-in electrical vehicles and photovoltaic systems [J]. Automation of Electric Power Systems,2017,41(1):57-64.

[6] 袁澎,艾芊,赵媛媛. 基于改进的遗传-模拟退火算法和误差度分析原理的 PMU 多目标优化配置[J]. 中国电机工程学报,2014,34(13):2178-2187.

- YUAN Peng, AI Qian, ZHAO Yuanyuan. Research on multi-objective optimal PMU placement based on error analysis theory and improved GASA[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(13): 2178-2187.
- [7] 赵媛媛, 袁澎, 艾芊, 等. 考虑拓扑约束并采用改进遗传算法的 PMU 优化配置[J]. 电网技术, 2014, 38(8): 2063-2070.
- ZHAO Yuanyuan, YUAN Peng, AI Qian, et al. Improved genetic algorithm based optimal configuration of PMUs considering topological constraints[J]. Power System Technology, 2014, 38(8): 2063-2070.
- [8] LIU J, TANG J, PONCI F, et al. Trade-off in PMU deployment for state estimation in active distribution grids[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2012, 3(2): 915-924.
- [9] LIU Y, ZHANG G. Scale-sifting multiscale nonlinear process quality monitoring and fault detection[J]. Canadian Journal of Chemical Engineering, 2015, 93(8): 1416-1425.
- [10] GUO Y, LI K, LAVERTY D M, et al. Synchrophasor-based islanding detection for distributed generation systems using systematic principal component analysis approaches[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2015, 30(6): 2544-2552.
- [11] LIU X, KENNEDY J M, LAVERTY D M, et al. Wide-area phase-angle measurements for islanding detection—an adaptive nonlinear approach[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2016, 31(4): 1901-1911.
- [12] BAROCIO E, PAL B C, FABOZZI D, et al. Detection and visualization of power system disturbances using principal component analysis[C]//Bulk Power System Dynamics & Control-IX Optimization, Security & Control of the Emerging Power Grid. Rethymno, Greece: IEEE, 2013: 1-10.
- [13] AFSHARI M, TAVASOLI A, GHASISARI J. A PCA-based Kalman estimation approach for system with colored measurement noise [C]//2012 20th Iranian Conference on Electrical Engineering (ICEE). Tehran, Iran: IEEE, 2012: 969-973.
- [14] GUO Y, LI K, YANG Z, et al. A novel radial basis function neural network principal component analysis scheme for PMU-based wide-area power system monitoring[J]. Electric Power Systems Research, 2015, 127: 197-205.
- [15] 杨廷方, 张航, 黄立滨, 等. 基于改进型主成分分析的电力变压器潜伏性故障诊断[J]. 电力自动化设备, 2015, 35(6): 159-165.
- YANG Tingfang, ZHANG Hang, HUANG Libin, et al. Incipient fault diagnosis based on improved principal component analysis for power transformer[J]. Electric Power Automation Equipment, 2015, 35(6): 159-165.
- [16] JACKSON J E. A user's guide to principal components[M]. New York, USA: John Wiley and Sons, Inc., 1991: 13-16.
- [17] LIU Y, ZHANG G, XU B. Compressive sparse principal component analysis for process supervisory monitoring and fault detection[J]. Journal of Process Control, 2017, 50: 1-10.
- [18] CHERRY G A, QIN S J. Multiblock principal component analysis based on a combined index for semiconductor fault detection and diagnosis[J]. IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, 2006, 19(2): 159-172.
- [19] ALCALA C F, QIN S J. Reconstruction-based contribution for process monitoring[J]. Automatica, 2009, 45(7): 1593-1600.
- [20] 刘洋, 张国山. 基于敏感稀疏主元分析的化工过程监测与故障诊断[J]. 控制与决策, 2016, 31(7): 1213-1218.
- LIU Yang, ZHANG Guoshan. Chemical process monitoring and fault diagnosis based on sensitive sparse principal component analysis[J]. Control and Decision, 2016, 31(7): 1213-1218.
- [21] 王守相, 王成山. 现代配电系统分析[M]. 2 版. 北京: 高等教育出版社, 2014: 248-252.

作者简介:



张林利

张林利(1979—),男,山东滨州人,高级工程师,博士,主要研究方向为主动配电网技术(E-mail: zhang_linli@163.com);

刘洋(1977—),男,山东潍坊人,讲师,博士,通信作者,主要研究方向为智能配电网优化与控制、配电自动化(E-mail: bqxy1@sdut.edu.cn);

李立生(1973—),男,山东潍坊人,高级工程师,硕士,主要研究方向为配电网智能控制技术(E-mail: lls16@sina.com)。

Key configuration location identification of measurement equipment in active distribution network based on principal component subspace

ZHANG Linli¹, LIU Yang², LI Lisheng¹, SU Jianjun¹, TAN Peihong²

(1. State Grid Shandong Electric Power Research Institute, Ji'nan 250003, China;

2. College of Electrical and Electronic Engineering, Shandong University of Technology, Zibo 255049, China)

Abstract: In order to further optimize the configuration of measurement equipment in active distribution network, an identification method of key configuration locations of measurement equipment based on principal component subspace is proposed. The method can be applied without complete prior knowledge. The measured data are mapped to principal component subspace by principle component analysis method and the principal components of samples are selected based on the accumulated variance contribution rate of principal components. The reconstruction contribution degree of measurement variables to Hotelling T^2 statistics is calculated based on the reconstruction of measurement variables. The reconstruction contribution degree of node and relative contribution degree of node are defined and the relative contribution degree is applied to identify the key configuration locations. Simulative results of IEEE 69-bus system verify the effectiveness of the proposed method.

Key words: active distribution network; key location identification; reconstruction contribution degree; meter placement; principal component subspace; principle component analysis method