

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.240996

基于贝叶斯突变检测与非凸惩罚回归的系统谐波阻抗估计

刘青松¹, 苗虹¹, 曾成碧¹, 苏纪豪¹, 王典浪²

(1. 四川大学电气工程学院, 四川 成都 610065; 2. 中国南方电网有限责任公司
超高压输电公司曲靖局, 云南 曲靖 655000)

摘要: 针对背景谐波大幅波动或谐波阻抗突变导致传统的非干预式谐波阻抗测量方法精度下降甚至失效的问题, 提出一种新的系统谐波阻抗估计方法。首先使用距离相关系数筛选得到谐波电压与电流幅值相关性强的数据, 从而减小背景谐波波动对阻抗估计结果的影响。然后使用贝叶斯突变检测算法对谐波阻抗粗估值进行突变识别, 根据所识别的突变点对数据进行分组处理。最后在谐波阻抗回归模型中加入均值漂移参数, 通过引入惩罚函数的阈值法则和贝叶斯信息准则, 对分组后的数据进行稳健回归得到谐波阻抗最优估计值, 削弱了异常值对估计结果的影响。仿真结果表明, 所提方法对筛选后的数据进行阻抗突变点的识别更精准, 且分组阻抗估计结果精度更高, 为背景谐波波动与阻抗突变场景下谐波阻抗估计问题提供了新思路。

关键词: 系统谐波阻抗; 距离相关系数; 数据筛选; 贝叶斯突变检测; 稳健回归

System harmonic impedance estimation based on Bayesian change-point detection and non-convex penalized regression

LIU Qingsong¹, MIAO Hong¹, ZENG Chengbi¹, SU Jihao¹, WANG Dianlang²

(1. College of Electrical Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China; 2. Qujing Bureau of EHV Power Transmission Company of China Southern Power Grid Co., Ltd., Qujing 655000, China)

Abstract: To address the problem of reduced accuracy or failure in traditional non-intrusive harmonic impedance measurement methods caused by large fluctuations in background harmonics or abrupt changes in harmonic impedance, a novel estimation method for system harmonic impedance is proposed. First, the distance correlation coefficient is used to filter out data with strong correlation between harmonic voltage and current amplitudes, thereby reducing the impact of background harmonic fluctuations on the impedance estimation results. Then, the Bayesian change-point detection algorithm is employed to identify abrupt changes in the coarse estimates of harmonic impedance, and data are grouped accordingly based on the detected change points. Finally, a mean shift parameter is incorporated into the harmonic impedance regression model. By introducing a threshold rule for the penalty function and the Bayesian information criterion (BIC), robust regression is performed on the grouped data to obtain the optimal estimation of the harmonic impedance, thus mitigating the influence of outliers on the estimation results. Simulation results indicate that the identification of impedance change points in the filtered data is more accurate, and the precision of the grouped impedance estimation results is higher. This provides a new approach for harmonic impedance estimation in scenarios with background harmonic fluctuations and impedance changes.

This work is supported by the Key Research and Development Program of Sichuan Province (No. 2022YFG0300).

Key words: system harmonic impedance; distance correlation coefficient; data screening; Bayesian change-point detection; robust regression

0 引言

随着光伏和风电大规模分布式电源并网, 电力

系统谐波源数量急剧增加, 其注入的谐波出现不确定性、波动性和间歇性等新特征^[1-2], 给电力系统谐波问题的分析带来了新的挑战。为了精确划分谐波责任, 对谐波污染进行有效治理, 需要在公共耦合点(point of common coupling, PCC)对系统侧和用户侧的谐波发射水平进行有效评估。

基金项目: 四川省重点研发项目资助(2022YFG0300); 成都市技术创新项目资助(2025-RK00-00005-ZF)

谐波发射水平评估的前提是准确估算系统谐波阻抗。目前的谐波阻抗计算方法主要分为“干预式”和“非干预式”两类，“干预式”法需要向系统注入扰动或者改变系统的网络拓扑结构来估计系统谐波阻抗，但此类方法可能对系统的正常运行产生不利影响^[3-4]。“非干预式”法指在不干扰系统正常运行情况下，利用负荷或系统本身的自然扰动及可测量参数等来计算谐波阻抗^[5]，包括波动量法^[6-7]、线性回归法^[8-10]、独立分量法^[11-12]和协方差法^[13]等。这类方法因对系统正常运行不产生影响而被广泛采用。受背景谐波波动的影响，谐波数据中存在一定的异常值，传统稳健回归可以使估计结果在一定程度上具有一定的稳健性，但是对自变量的精度要求较高^[1]，在实际情况下，受谐波采样设备测量精度限制，导致采样数据存在一定的偏差，本文采用基于非凸惩罚函数稳健回归的谐波阻抗估计方法对谐波阻抗进行估计，进一步提高估计谐波阻抗精度。

针对背景谐波波动问题，目前常见的解决办法是通过数据筛选得到 PCC 处谐波电压和谐波电流相关性强的数据段进行计算。文献[14]采用皮尔森相关系数对原始谐波数据进行筛选，能够有效减小背景谐波波动的影响，但该方法需要假设数据呈正态分布，且对谐波数据的要求较高。文献[15]利用离散小波变换方法筛选出谐波电压和电流波形相似度高度的数据进行谐波阻抗估计，能够解决序列偏移问题，但计算量较大。此外，电力系统运行方式的改变、投切电容器组或无功补偿方式的变化等都可能系统谐波阻抗发生突变，若不考虑阻抗突变而使用传统方法进行计算，将导致估计结果的实时性较差且误差较大。目前关于系统谐波阻抗突变时谐波阻抗估计的研究较少，文献[16]采用斜率比较法计算谐波电压和电流的斜率并进行比较，某点斜率超过阈值则将该数据点作为阻抗变化的时间点，但当发生多次突变，数据组中有多组数据斜率相近时，效果不佳。文献[17]利用小波包变换对测量数据进行分段，以找出系统谐波阻抗变动的的时间，但检测结果容易受到背景谐波和噪声的影响。文献[18]采用 DBSCAN 算法进行聚类，按系统阻抗值将采样数据划分为不同簇，但不能准确识别突变前后阻抗值变化不大的情况，且对预设参数要求较高。

基于以上分析，在削弱背景谐波波动的基础上，为了准确识别阻抗突变的时间点，并进一步提高阻抗估计精度，本文提出一种谐波阻抗估计新方法。首先引入距离相关系数对谐波数据进行筛选，得到谐波电压与电流幅值相关性强的数据；然后基于筛选后的数据，使用贝叶斯突变检测的阻抗识别方法

对不同的系统谐波阻抗进行识别，根据识别出来的突变点将不同谐波阻抗数据分成不同组；最后使用基于非凸惩罚函数稳健回归方法分别计算不同组的系统谐波阻抗，在回归模型中加入了均值漂移函数，通过引入惩罚函数的阈值法则和贝叶斯信息准则 (bayesian information criterion, BIC) 得到最优回归参数，削弱了异常值对估计结果的影响。仿真验证了本文方法的有效性与正确性。

1 非干预法谐波阻抗估计的基本原理

常用戴维南等效电路将电力系统划分为系统侧和用户侧，通过测量 PCC 处的谐波电压与电流数据来估计系统谐波阻抗，等效模型如图 1 所示。

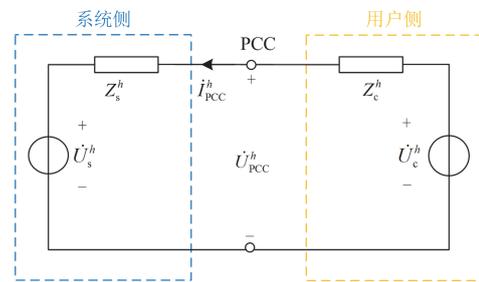


图 1 戴维南等效电路

Fig. 1 Thevenin equivalent circuit

由图 1 的戴维南等效电路可以得到

$$\dot{U}_{PCC}^h = Z_s^h i_{PCC}^h + \dot{U}_s^h \quad (1)$$

式中： \dot{U}_{PCC}^h 为 PCC 处 h 次谐波电压； Z_s^h 为 h 次系统谐波阻抗； i_{PCC}^h 为 PCC 处 h 次谐波电流； \dot{U}_s^h 为 h 次背景谐波电压。

由式(1)可知，在一段时间内，当系统谐波阻抗 Z_s^h 保持不变且背景谐波电压 \dot{U}_s^h 相对稳定时，对 PCC 处的谐波电压 \dot{U}_{PCC}^h 与谐波电流 i_{PCC}^h 进行线性回归即可求得系统谐波阻抗值。

在电力系统实际运行情况下，背景谐波电压 \dot{U}_s^h 与用户谐波电压 \dot{U}_c^h 的波动是一个随机过程。当一段时间内谐波数据 $|\dot{U}_{PCC}^h|$ 与 $|i_{PCC}^h|$ 的相关性较强时，计算得到的系统谐波阻抗较为准确，所以如何进行数据筛选得到该情况下的数据段，是准确计算系统谐波阻抗的关键。

2 基于距离相关系数的谐波数据筛选

由于背景谐波的存在，谐波数据经常出现波动较大的情况，此时求解误差较大。文献[18]表明在较短时间内可将系统谐波阻抗看成常量，当背景谐波稳定时，谐波电压和谐波电流呈现出更高的相关

性。据此, 通过筛选出谐波数据相关性高的数据进行谐波阻抗估计, 提高谐波阻抗的估计精度。相较于皮尔森相关系数, 距离相关系数对谐波数据的要求不高, 无需假设数据分布, 仅基于数据整体相关性指标进行筛选计算量较小。因此, 本文利用距离相关系数进行谐波数据的筛选^[19]。

距离相关系数是一种测量两个随机变量之间相关性的统计方法, 其定义基于两个随机变量的欧氏距离矩阵。用两个随机变量 \mathbf{X} 和 \mathbf{Y} 分别表示 PCC 处的谐波电压幅值 $|\dot{U}_{\text{PCC}}|$ 与谐波电流幅值 $|\dot{I}_{\text{PCC}}|$, 其样本数据分别为 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 和 $\{y_1, y_2, \dots, y_n\}$, 分别计算 \mathbf{X} 和 \mathbf{Y} 中数据点的欧氏距离矩阵 \mathbf{A} 和 \mathbf{B} 。

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{bmatrix}, \mathbf{B} = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} & \cdots & b_{1n} \\ b_{21} & b_{22} & \cdots & b_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ b_{n1} & b_{n2} & \cdots & b_{nn} \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中: $a_{ij} = \sqrt{x_i^2 - x_j^2}$; $b_{ij} = \sqrt{y_i^2 - y_j^2}$ 。

对距离矩阵 \mathbf{A} 和 \mathbf{B} 进行中心化处理得到 $\tilde{\mathbf{A}}$ 和 $\tilde{\mathbf{B}}$, 即对矩阵内元素中心化, 表示为

$$\begin{cases} \tilde{a}_{ij} = a_{ij} - \bar{a}_{i\cdot} - \bar{a}_{\cdot j} + \bar{a}_{\cdot\cdot} \\ \tilde{b}_{ij} = b_{ij} - \bar{b}_{i\cdot} - \bar{b}_{\cdot j} + \bar{b}_{\cdot\cdot} \end{cases} \quad (3)$$

式中: \tilde{a}_{ij} 表示矩阵 \mathbf{A} 中心化后的元素; $\bar{a}_{i\cdot}$ 表示矩阵 \mathbf{A} 中第 i 行的均值; $\bar{a}_{\cdot j}$ 为矩阵 \mathbf{A} 中第 j 行的均值; $\bar{a}_{\cdot\cdot}$ 为矩阵 \mathbf{A} 的均值。同理定义 \tilde{b}_{ij} 、 $\bar{b}_{i\cdot}$ 、 $\bar{b}_{\cdot j}$ 和 $\bar{b}_{\cdot\cdot}$ 。

固定窗宽 $m=10$, 采用滑动窗口法计算 \mathbf{X} 与 \mathbf{Y} 的距离方差 $dVar(\mathbf{X})$ 、 $dVar(\mathbf{Y})$ 和距离协方差 $dCov(\mathbf{X}, \mathbf{Y})$, 表示为

$$\begin{cases} dVar^2(\mathbf{X}) = \frac{1}{m^2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \tilde{a}_{ij}^2 \\ dVar^2(\mathbf{Y}) = \frac{1}{m^2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \tilde{b}_{ij}^2 \\ dCov^2(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \frac{1}{m^2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \tilde{a}_{ij} \tilde{b}_{ij} \end{cases} \quad (4)$$

那么变量 \mathbf{X} 与 \mathbf{Y} 的距离相关系数 $dCor(\mathbf{X}, \mathbf{Y})$ 可以表示为

$$dCor(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \frac{dCov(\mathbf{X}, \mathbf{Y})}{\sqrt{dVar(\mathbf{X})dVar(\mathbf{Y})}} \quad (5)$$

如果距离方差 $dVar(\mathbf{X})$ 与 $dVar(\mathbf{Y})$ 均不为 0, 那么距离相关系数 $dCor(\mathbf{X}, \mathbf{Y})$ 的取值范围为 0~1, 0 表示不相关, 1 表示完全相关。本文保留 $dCor > 0.95$ 的数据段, 即筛选出背景电压波动小的

谐波数据。

3 基于贝叶斯突变检测的阻抗突变识别方法

3.1 谐波阻抗突变模型

利用回归法计算谐波阻抗的前提条件是谐波阻抗不发生变化, 但在电力系统实际运行情况下, 系统谐波阻抗会因为系统运行方式变化、增减负荷或投切无功补偿装置而发生变化。因此需要对谐波阻抗突变问题进行分析。

谐波阻抗发生突变后会在一时间内保持恒定, 则可将突变模型简化为如图 2 所示。

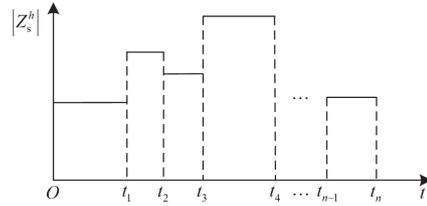


图 2 阻抗突变模型

Fig. 2 Impedance mutation model

由图 2 可知, 阻抗在 t_1, t_2, \dots, t_n 时分别发生突变, 阻抗在相邻两个突变时间点内, 即在 (t_i, t_{i+1}) 内保持相对稳定, 使用回归法对一个时段内的数据进行阻抗估计更加准确。因此需要识别出阻抗发生突变的时间点。

由于谐波阻抗发生突变, 由式(1)可知, PCC 处的电压电流也会在对点发生突变, 基于 PCC 处谐波电压与谐波电流的比值关系, 可初步估算系统谐波阻抗值, 如式(6)所示。

$$|Z_s^h| = \frac{|\dot{U}_{\text{PCC}}^h|}{|\dot{I}_{\text{PCC}}^h|} \quad (6)$$

3.2 贝叶斯突变检测算法

由于电力系统的波动性和复杂性, 且受负荷暂态过程的影响, 实际监测获取的谐波数据往往呈现非均匀分布特征, 其频谱分布存在明显的非连续性, 且存在较多干扰数据。贝叶斯突变检测算法通过概率的方式处理数据的不确定性, 因此在面对干扰数据时更具有稳健性, 且该方法相较于图形聚类的识别方法, 如 DBSCAN 算法, 不会出现误判突变点的情况。因此本文引入贝叶斯突变检测算法对系统阻抗粗估值发生突变的时间点进行识别。

现对这一方法进行说明。设定一组观测值 x_1, x_2, \dots, x_r , 根据检测出来的突变点将这组观测值划分为几个分区, 对于每一个分区 $q=1, 2, \dots$ 被认为是独立同分布的区间。使用 r_t 表示时刻 t 的运行长

度, 如式(7)所示。

$$r_t = \begin{cases} 0, & t \text{时刻发生突变} \\ r_{t-1} + 1, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

图3为贝叶斯突变检测原理图, 其说明了如何利用运行长度来描述一个突变点模型。

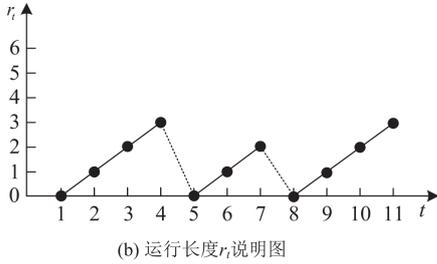
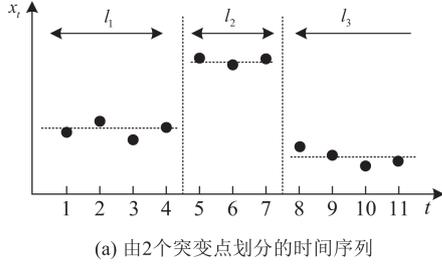


图3 贝叶斯突变检测原理图

Fig. 3 Diagram of Bayesian change-point detection principle

由图3(a)可以看出, 平均值在 $t=4$ 、 $t=7$ 时发生了变化, 即突变点检测的目的就是在 $t=4$ 、 $t=7$ 时检测出突变点, 该突变点将数据区间划分为3个, 长度分别为 $l_1=4$ 、 $l_2=3$ 、 $l_3=4$, 图3(b)显示了运行长度 r_t 作为时间的函数, 当 $t=4$ 和 $t=7$ 时, r_t 降为0, $t < 4$ 、 $4 < t < 7$ 或 $7 < t < 11$ 时, r_t 每步加一个。即实线表示概率正在增加, 使得运行长度在下一个时刻增长, 虚线表示当前运行被截断, 运行长度降为0。

基于贝叶斯定理进行概率推导, 由给定的 r_t 计算出运行长度的后验分布 $P(r_t | x_{1:t})$, 再对 $P(r_t | x_{1:t})$ 进行积分得到预测分布 $P(x_{t+1} | x_{1:t})$, 如式(8)所示^[20]。

$$P(x_{t+1} | x_{1:t}) = \sum_{r_t} P(x_{t+1} | r_t, x_t^{(r)}) P(r_t | x_{1:t}) \quad (8)$$

$$P(r_t | x_{1:t}) = \frac{P(r_t, x_{1:t})}{P(x_{1:t})} \quad (9)$$

式中: $x_{1:t}$ 表示在时刻1到 t 之间的数据; $x_t^{(r)}$ 表示 r_t 在 t 时刻的数据集; $P(r_t, x_{1:t})$ 表示运行长度和数据集的联合分布; $P(x_{1:t}) = \sum_{r_t} P(r_t, x_{1:t})$, 即

$$P(r_t, x_{1:t}) = \sum_{r_{t-1}} P(r_t | r_{t-1}) P(x_t | r_{t-1}, x_{t-1}^{(r)}) P(r_{t-1}, x_{1:t-1}) \quad (10)$$

$$P(r_t | r_{t-1}) = \begin{cases} H(r_{t-1} + 1), & r_t = 0 \\ 1 - H(r_{t-1} + 1), & r_t = r_{t-1} + 1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

由式(10)可知, t 时刻的 $P(r_t, x_{1:t})$ 依赖于前一个样本在 $t-1$ 时刻的分布, 这就使得该算法通过迭代更新机制实现参数的动态优化。 $H(r_{t-1} + 1)$ 是一个风险函数, 在本文中使用带有时间尺度 θ 的几何分布表示^[20], 即 $H(r_{t-1} + 1) = 1/\theta$ 。 $P(x_t | r_{t-1}, x_t^{(r)})$ 表示在运行长度 r_{t-1} 中递进到下一个新观测点的概率。

由于谐波数据的有限性, 采用共轭指数模型允许使用有限数据集进行突变点检测^[21], 该模型的优势在于其先验和后验都采用指数分布的形式, 即

$$P(x | \eta) = h(x) g(\eta) \exp(\eta^T u(x)) \quad (12)$$

式中: $P(x | \eta)$ 为共轭指数概率函数; η 为自然参数向量; $h(x)$ 为底层测度的密度函数; $g(\eta)$ 为分配函数; $u(x)$ 为充分统计量。

由于前 $N+1$ 项相对 η 是恒定的, 该模型可以用超参数 χ 和 ν 表示, 则可将式(12)写成

$$P(\eta | x, \chi, \nu) = \prod_{n=1}^N h(x_n) f(\chi, \nu) g(\eta)^{N+\nu} \exp(\eta^T (\sum_{n=1}^N u(x_n) + \chi)) \propto g(\eta)^{N+\nu} \exp(\eta^T (\sum_{n=1}^N u(x_n) + \chi)) \quad (13)$$

式(13)与先验分布的指数形式(即式(12))相同, 其中的超参数可通过式(14)进行更新。

$$\begin{cases} \chi = \chi_{\text{prior}} + \sum_{n=1}^N u(x_n) \\ \nu = \nu_{\text{prior}} + N \end{cases} \quad (14)$$

式中: χ_{prior} 为 χ 的先验值; ν_{prior} 为 ν 的先验值。

也就是说, 有一种更快捷的方式计算更新的超参数 χ 和 ν , 使得在计算式(10)时无需积分, 也无需计算 η 。

使用 $P(x_t | \chi_{t-1}^{(r)}, \nu_{t-1}^{(r)})$ 代替 $P(x_t | r_{t-1}, x_t^{(r)})$, 给定 r_t , 超参数可以更新为

$$\begin{cases} \chi_{t+1}^{(0)} = \chi_{\text{prior}} \\ \nu_{t+1}^{(0)} = \nu_{\text{prior}} \\ \chi_{t+1}^{(r+1)} = \chi_t^{(r)} + u(x_t) \\ \nu_{t+1}^{(r+1)} = \nu_t^{(r)} + 1 \end{cases} \quad (15)$$

式中: $\chi_{t+1}^{(0)}$ 表示检测到突变点后运行长度清零后的 χ 先验值, $\nu_{t+1}^{(0)}$ 同理; $\chi_{t+1}^{(r+1)}$ 表示运行长度在 $t+1$ 时刻进一步增加的 χ 值, $\nu_{t+1}^{(r+1)}$ 同理。

由于本文阻抗突变仅含有一个变量, 故采用单变量高斯模型的先验参数^[18], 即 $\chi_{t+1}^{(0)} = \chi_{\text{prior}} = 1 \times 10^4$, $\nu_{t+1}^{(0)} = \nu_{\text{prior}} = 1.15 \times 10^5$ 。

4 基于非凸惩罚稳健回归的谐波阻抗估计

4.1 非凸惩罚函数稳健回归的谐波阻抗模型

考虑谐波数据的测量误差, 同时为了进一步减小异常值对估计精度的影响, 使结果更稳健, 本文在式(1)中引入均值漂移参数 τ , 其修正后的表达式为

$$\dot{U}_{\text{PCC}} = Z_s \dot{I}_{\text{PCC}} + \dot{U}_s + \tau + \varepsilon \quad (16)$$

式中: τ 为引入的均值漂移参数; ε 为残余项。

将通过筛选和阻抗突变识别分段后的某组谐波数据代入式(16)得到

$$\begin{cases} \dot{U}_{\text{PCC}}(1) = Z_s \dot{I}_{\text{PCC}}(1) + \dot{U}_s + \tau_1 + \varepsilon_1 \\ \dot{U}_{\text{PCC}}(2) = Z_s \dot{I}_{\text{PCC}}(2) + \dot{U}_s + \tau_2 + \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \dot{U}_{\text{PCC}}(n) = Z_s \dot{I}_{\text{PCC}}(n) + \dot{U}_s + \tau_n + \varepsilon_n \end{cases} \quad (17)$$

将其写成矩阵形式, 表示为

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\tau} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (18)$$

式中:

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} \dot{U}_{\text{PCC}}(1) \\ \dot{U}_{\text{PCC}}(2) \\ \vdots \\ \dot{U}_{\text{PCC}}(n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix};$$

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & \dot{I}_{\text{PCC}}(1) \\ 1 & \dot{I}_{\text{PCC}}(2) \\ \vdots & \vdots \\ 1 & \dot{I}_{\text{PCC}}(n) \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} \\ x_{21} & x_{22} \\ \vdots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} \mathbf{X}_1 \\ \mathbf{X}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{X}_n \end{bmatrix}^T;$$

$$\boldsymbol{\beta} = [\dot{U}_s \ Z_s]^T = [\beta_1 \ \beta_2]^T;$$

$$\boldsymbol{\tau} = [\tau_1 \ \tau_2 \ \cdots \ \tau_n]^T; \ \boldsymbol{\varepsilon} = [\varepsilon_1 \ \varepsilon_2 \ \cdots \ \varepsilon_n]^T。$$

为了对该模型参数进行估计, 同时降低模型复杂性, 对 $\boldsymbol{\tau}$ 加以惩罚^[22], 产生稀疏性, 惩罚函数定义如式(19)所示。

$$f(\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\tau}; \lambda) = \frac{1}{2} \|\mathbf{Y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} - \boldsymbol{\tau}\|_2^2 + \sum_{i=1}^n P_\lambda(|\tau_i|) \quad (19)$$

式中: $\frac{1}{2} \|\mathbf{Y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} - \boldsymbol{\tau}\|_2^2$ 为平方损失函数; $\sum_{i=1}^n P_\lambda(|\tau_i|)$ 为正则化项; λ 为正则化参数。

其中选择的正则化函数不同, 参数 $\boldsymbol{\beta}$ 受到的约束不同, 估计精度和回归模型的拟合效果也不相同, 由于 SCAD 惩罚函数同时满足无偏性、稀疏性和连

续性, 本文选择 SCAD 惩罚函数中的正则化项, 即

$$P_\lambda(|\tau_i|) = \begin{cases} \lambda |\tau_i|, & |\tau_i| \leq \lambda \\ \frac{\tau_i^2 - 2a\lambda(|\tau_i|) + \lambda^2}{2(a-1)}, & \lambda < |\tau_i| \leq a\lambda \\ \frac{(a+1)\lambda^2}{2}, & |\tau_i| > a\lambda \end{cases} \quad (20)$$

通常设置 $a = 3.7$ 。

4.2 回归参数的最优估计

由于均值漂移参数 $\boldsymbol{\tau}$ 和正则化参数 λ 均未知, 因此首先要估计 $\boldsymbol{\tau}$ 并且选择一个大小合适的 λ , 再计算 $\boldsymbol{\beta}$ 的稳健估计值。

对于均值漂移参数 $\boldsymbol{\tau}$, $\hat{\boldsymbol{\tau}}$ 的迭代公式推导如下。

$$\begin{aligned} \frac{1}{2} \|\mathbf{Y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} - \boldsymbol{\tau}\|_2^2 + \sum_{i=1}^n P_\lambda(|\tau_i|) &= \\ \frac{1}{2} \|\mathbf{Y} - \boldsymbol{\tau} - \mathbf{X}(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T (\mathbf{Y} - \boldsymbol{\tau}^{(k)})\|_2^2 + \mathbf{P}_\lambda &= \\ \frac{1}{2} \|\mathbf{Y} - \boldsymbol{\tau} - \mathbf{H}(\mathbf{Y} - \boldsymbol{\tau}^{(k)})\|_2^2 + \mathbf{P}_\lambda &= \\ \frac{1}{2} \|\mathbf{I} - \mathbf{H} \mathbf{Y} + \mathbf{H}\boldsymbol{\tau}^{(k)} - \boldsymbol{\tau}\|_2^2 + \mathbf{P}_\lambda & \end{aligned} \quad (21)$$

式中: $\mathbf{H} = \mathbf{X}(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T$; $\mathbf{P}_\lambda = \sum_{i=1}^n P_\lambda(|\tau_i|)$ 。

令式(21)取值最小, 则可以得到 $\hat{\boldsymbol{\tau}}$ 的迭代公式。

$$\boldsymbol{\tau}^{(k+1)} = G((\mathbf{I} - \mathbf{H})\mathbf{Y} + \mathbf{H}\boldsymbol{\tau}^{(k)}; \lambda) \quad (22)$$

式中, 函数 $G(\cdot)$ 为阈值法则, 与 SCAD 惩罚函数相对应的法则表达式如式(23)所示。

$$\hat{\boldsymbol{\tau}} = G(\xi; \lambda) = \begin{cases} \text{sgn}(\xi) \max(|\xi| - \lambda, 0), & |\xi| \leq 2\lambda \\ \frac{(a-1)\xi - \text{sgn}(\xi)a\lambda}{a-2}, & 2\lambda < |\xi| \leq a\lambda \\ \xi, & |\xi| > a\lambda \end{cases} \quad (23)$$

式中: $\xi = (\mathbf{I} - \mathbf{H})\mathbf{Y} + \mathbf{H}\boldsymbol{\tau}^{(k)}$; $\text{sgn}(x)$ 为阶跃函数。

由式(22)可以看出, 正则化参数 λ 直接影响均值漂移参数 $\boldsymbol{\tau}$ 的估计, 因此选择一个合适的 λ 至关重要。

采用 Schwarz 提出的 BIC 准则^[23], 即

$$\text{BIC}(\lambda) = k(\lambda) \ln(n) + n \ln(S/n) \quad (24)$$

式中: $k(\lambda) = D(\lambda) + 1$, $D(\lambda)$ 表示估计值 $\hat{\boldsymbol{\tau}}$ 中非零元素的数量; n 表示样本数量; $S = \|(\mathbf{I} - \mathbf{H})(\mathbf{Y} - \hat{\boldsymbol{\tau}})\|_2^2$ 。

为了获得合适的 λ , 设定区间 $[\lambda_{\min}, \lambda_{\max}]$, 其中当 $\lambda = \lambda_{\min}$ 时, $\hat{\boldsymbol{\tau}}$ 中有一半为非零元素; 当 $\lambda = \lambda_{\max}$ 时, $\hat{\boldsymbol{\tau}}$ 中均为零元素。在该区间中等距选取 100

个 λ 值, 依次代入式(22)对 τ 进行迭代, 当 $\|\tau^{(k+1)} - \tau^{(k)}\| < \delta$ 时得到 τ 的估计值 $\hat{\tau}$, 其中取 $\delta = 10^{-3}$ 。可以得到 100 组估计值 $\hat{\tau}$, 再将这组 $\hat{\tau}$ 和对应的 λ 代入式(24), 当 BIC 值最小时, λ 是最优 λ 值, 对应的 $\hat{\tau}$ 是 τ 的最优值。

选出最优 λ 和 τ 值后, 最小二乘法对均值漂移模型式(17)中的 β 进行估计, 目标函数表示为

$$Q = \sum (Y - \tau - X\beta)^2 \quad (25)$$

对式(25)求偏导得

$$X^T X\beta = X^T (Y - \tau) \quad (26)$$

则参数 β 的估计值为

$$\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T (Y - \tau) \quad (27)$$

本文所提方法相比一般的线性回归方法具有更高的鲁棒性, 抑制异常值的能力更强, 得到的解更加准确。

4.3 系统谐波阻抗估计方法流程

系统谐波阻抗估计方法的具体流程如下。

1) 基于距离相关系数的数据筛选

(1) 获取 PCC 处谐波数据 \dot{U}_{PCC} 和 \dot{I}_{PCC} 以及它们的时间序列, 共 n 组数据。

(2) 以 $m=10$ 为窗宽、 $T=10$ 为步长滑动计算距离相关系数, 并判断相关系数是否满足判断条件 $dCor > 0.95$, 若满足则保留数据, 若不满足则返回重新计算相关系数。

2) 基于贝叶斯突变检测的阻抗突变识别方法

(1) 基于预处理后的谐波监测数据, 采用比值法可初步估算系统谐波阻抗值, 将其按时间序列作为贝叶斯突变检验的观测点 x_1, x_2, \dots, x_r 并使用式(15)初始化贝叶斯参数。

(2) 计算 t 时刻观测点 x_t 的预测概率 $\pi_{t-1}^{(r)} = P(x_t | \chi_{t-1}^{(r)}, \nu_{t-1}^{(r)})$ 。

(3) 将预测概率代入式(10)计算运行长度继续增加的概率。

$$P(r_t = r_{t-1} + 1, x_{1:t}) = (1 - H(r_{t-1})) \pi_{t-1}^{(r)} P(r_{t-1}, x_{1:t-1})$$

(4) 计算该点为突变点的概率, 即运行长度下降到 0 的概率, 判断该点是否为突变点。

$$P(r_t = 0, x_{1:t}) = \sum_{r_{t-1}} H(r_{t-1}) \pi_{t-1}^{(r)} P(r_{t-1}, x_{1:t-1})$$

(5) 通过式(15)更新贝叶斯参数, 并回到步骤(2), 直到所有观测点计算完毕。

3) 稳健回归谐波阻抗估计

(1) 将分段后的数据序列按 \dot{U}_{PCC} 和 \dot{I}_{PCC} 代入稳健回归方程, 即式(17)。

(2) 加入平方损失函数和正则化函数, 定义模型惩罚函数。

(3) 设定区间 $[\lambda_{\min}, \lambda_{\max}]$, 在该区间中等距选取 100 个 λ 值, 依次代入式(22)对参数 τ 进行迭代, 当 $\|\tau^{(k+1)} - \tau^{(k)}\| < \varepsilon$ 时, 得到 τ 的估计值 $\hat{\tau}$, 共 100 组 λ 和估计值 $\hat{\tau}$ 。

(4) 将这 100 组值代入式(24), 取 BIC 值最小时对应的 λ 和 $\hat{\tau}$, 即为最优解。

(5) 将最优均值漂移参数 τ 代入式(25), 用最小二乘法对回归模型式(18)中的 β 进行估计, 得到最优估计值 $\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T (Y - \tau)$, 即谐波阻抗估计值。

5 谐波阻抗估计实例

5.1 仿真参数设置

为验证本文方法的有效性, 以 7 次谐波为例, 在 Matlab 上搭建如图 4 所示的电力系统模型进行仿真分析。

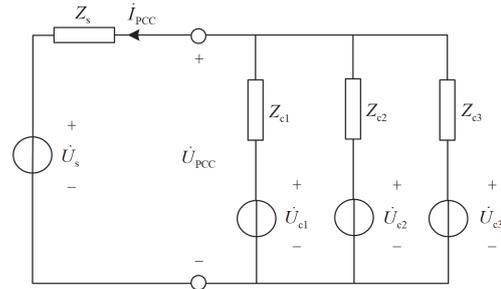


图 4 多谐波源系统

Fig. 4 Multi-harmonic source system

为模拟系统阻抗突变, 控制系统阻抗每 4 s 突变一次, 突变 4 次, 共 16 s, 仿真参数设置如下。

1) 系统谐波电压源: 谐波电压源 $\dot{U}_s = 40 \angle 40^\circ \text{ V}$ 。幅值施加 $\pm 30\%$ 的随机扰动, 相角均施加 $\pm 15\%$ 的随机扰动。

2) 系统谐波阻抗: 0~4 s, $Z_s = 9.01 \angle 56.31^\circ \Omega$; 4~8 s, $Z_s = 12.5 \angle 53.13^\circ \Omega$; 8~12 s, $Z_s = 16 \angle 51.34^\circ \Omega$; 12~16 s, $Z_s = 5.59 \angle 26.56^\circ \Omega$ 。

3) 用户侧谐波电压源: $\dot{U}_{c1} = 1000 \angle 65^\circ \text{ V}$, $\dot{U}_{c2} = 800 \angle 55^\circ \text{ V}$, $\dot{U}_{c3} = 600 \angle 75^\circ \text{ V}$ 。各电压源的幅值和相角各施加 $\pm 10\%$ 的随机扰动。

4) 用户侧谐波阻抗: $Z_{c1} = 50 + j80 \Omega$, $Z_{c2} = 30 + j50 \Omega$, $Z_{c3} = 40 + j70 \Omega$ 。阻抗的实、虚部均施加 $\pm 5\%$ 的随机扰动。

仿真实验共获取 800 组 PCC 处 7 次谐波电压与电流的同步采样数据, 其波形特征如图 5 和图 6 所示。

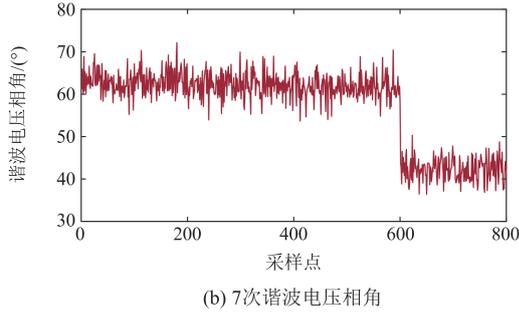
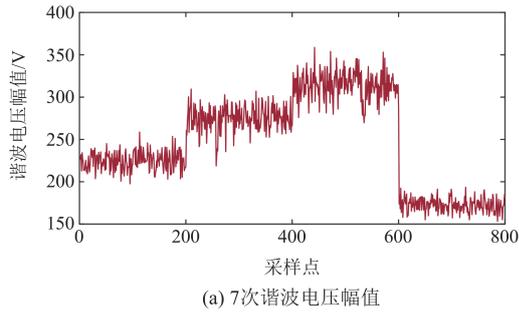


图5 PCC处7次谐波电压数据

Fig. 5 7th harmonic voltage data at the PCC

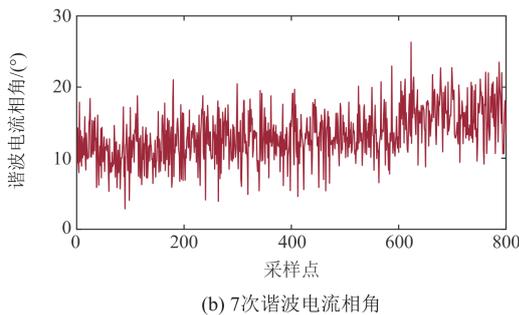
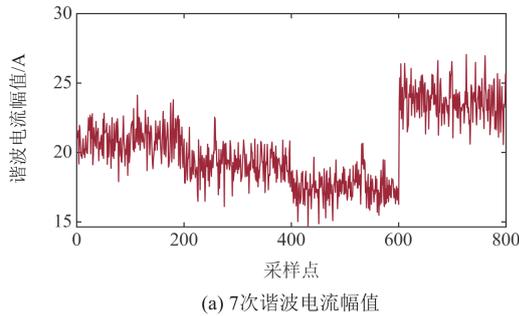


图6 PCC处7次谐波电流数据

Fig. 6 7th harmonic current data at the PCC

由图5、图6可知,在整个采样时间内PCC处的谐波电压电流均存在明显的波动,这是由谐波阻抗突变所导致的。

5.2 谐波阻抗突变识别

将所提出的贝叶斯突变检测算法与DBSCAN

聚类算法(方法1)进行对比。首先利用距离相关系数对图5、图6的谐波数据进行筛选,以谐波电流幅值为横坐标、谐波电压幅值为纵坐标构建散点图,其分布特征如图7所示。

由图7可知,受到背景谐波的影响,难以从筛选前的数据发现线性关系,经过相关系数筛选后,此时 $|\dot{U}_{PCC}|$ 和 $|\dot{i}_{PCC}|$ 线性相关程度较高,且散点图呈4个长条状分布,这4个长条状分别对应着4个可能的系统阻抗值。

对筛选后的数据进行DBSCAN聚类,预设参数的设置参考文献[15],聚类结果如图8所示。

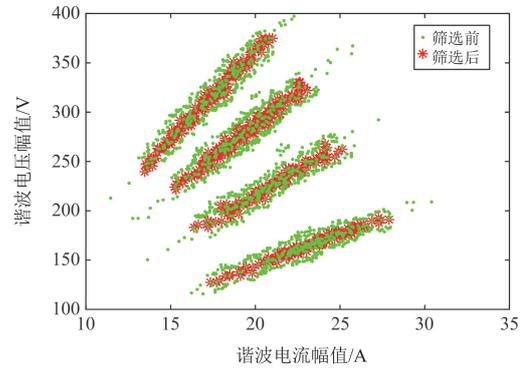


图7 筛选前后对比散点图

Fig. 7 Scatter plot comparison before and after filtering

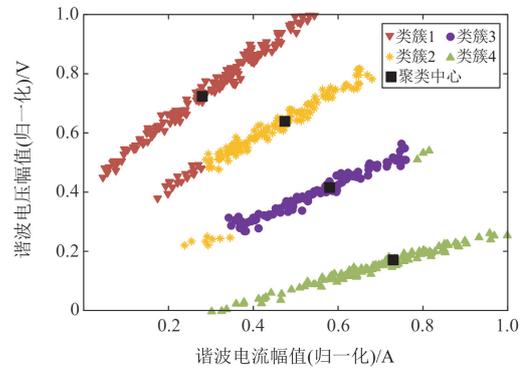


图8 DBSCAN聚类结果(方法1)

Fig. 8 DBSCAN clustering results (method 1)

由图8可知,DBSCAN算法能够将筛选后的数据分为4组,但是会出现阻抗值不同的数据分到了同一组内的情况,显然使用该聚类算法进行阻抗突变识别会出现错误。若将12~16s的阻抗设置与0~4s的阻抗相同,则图7中的第3长条和第4长条会重合在一起,依靠散点图进行聚类识别的DBSCAN聚类算法会将类簇3与类簇4混在一起,导致聚类结果错误。

采用本文所提贝叶斯突变检测算法对系统谐波

阻抗粗估值进行突变识别, 结果如图 9 所示。

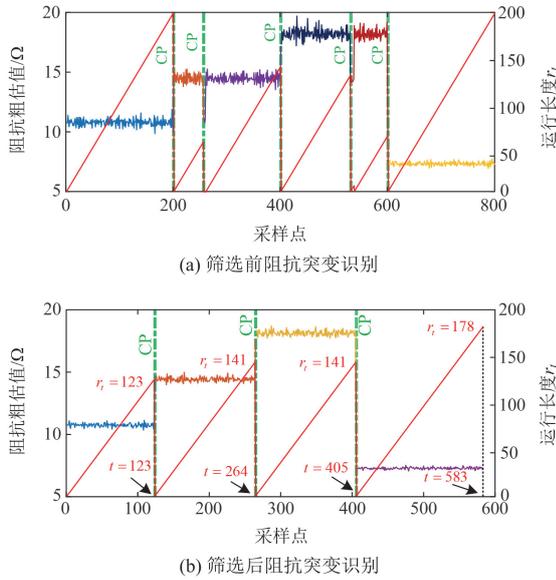


图 9 贝叶斯突变识别

Fig. 9 Bayesian mutation detection

由图 9(a)可知, 对未筛选数据进行突变识别时, 其运行长度 r_i 出现了 5 次由最高点突变为 0 的时刻, 对应着图中 5 个 CP 点, 所以阻抗发生了 5 次突变, 与本文设置的 3 次阻抗突变不符, 这是因为数据中存在异常值, 若直接按照 5 次突变的检验结果进行数据分组并估计阻抗显然会出现错误。由图 9(b)可知, 相较于图 9(a), 阻抗粗估值没有明显的异常值, 且波动也更小。此外运行长度 r_i 分别在 $t=123$ 、 264 、 405 和 583 处到达累计最高点, 前 3 个时刻均在下一个时刻突变为 0, 对应图 9(b)中的 3 个 CP 点, 说明系统谐波阻抗突变发生了 3 次突变, 与所设置的在 4 s、8 s 和 12 s 突变时间相对应, 分别在 $t=123$ 、 264 和 405 处将数据集分为 4 组, 即组 1 为 $[1,123]$ 、组 2 为 $[124,264]$ 、组 3 为 $[265,405]$ 、组 4 为 $[406,583]$ 。所以本文所提出的数据筛选方法与贝叶斯突变检测算法能够筛选出异常值, 且能够正确识别出谐波阻抗突变点。

5.3 谐波阻抗估计

按照贝叶斯检测结果将数据集分为 4 组后, 采用本文所提基于非凸惩罚函数稳健回归的谐波阻抗估计方法对每段数据进行谐波阻抗估计。谐波阻抗估计结果如表 1、表 2 所示。本文另采用 3 种方法与本文所提方法进行对比: 方法 2 为最小二乘法; 方法 3 为最小二乘法和本文所提识别阻抗突变的方法; 方法 4 为本文所提估计谐波阻抗方法与采用 DBSCAN 聚类算法识别阻抗突变组合的方法。设方法 5 为本文所提方法。阻抗估计误差如图 10 所示。

表 1 系统谐波阻抗幅值估计结果

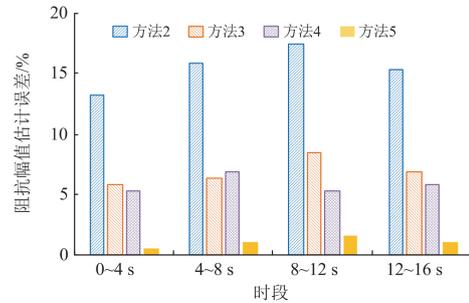
Table 1 Estimated results of system harmonic impedance magnitude

方法	参数	时段			
		0~4 s	4~8 s	8~12 s	12~16 s
2	估计值/ Ω	10.22	14.46	18.80	6.45
	误差/%	13.41	15.72	17.52	15.35
3	估计值/ Ω	9.54	13.32	17.33	5.97
	误差/%	5.93	6.58	8.34	6.79
4	估计值/ Ω	9.49	13.34	16.85	5.92
	误差/%	5.38	6.71	5.31	5.82
5	估计值/ Ω	9.09	12.65	16.25	5.64
	误差/%	0.89	1.18	1.53	0.94
真实值/ Ω		9.01	12.5	16	5.59

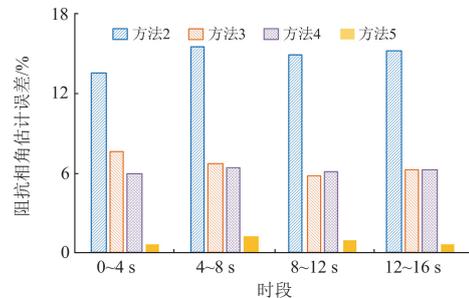
表 2 系统谐波阻抗相角估计结果

Table 2 Estimated results of system harmonic impedance phase angle

方法	参数	时段			
		0~4 s	4~8 s	8~12 s	12~16 s
2	估计值/ $^\circ$	63.93	61.35	58.98	30.56
	误差/%	13.53	15.47	14.88	15.07
3	估计值/ $^\circ$	60.63	56.70	54.28	28.23
	误差/%	7.67	6.71	5.73	6.28
4	估计值/ $^\circ$	59.63	56.49	54.50	28.23
	误差/%	5.89	6.32	6.15	6.27
5	估计值/ $^\circ$	56.72	53.83	51.82	26.74
	误差/%	0.73	1.31	0.93	0.67
真实值/ $^\circ$		56.31	53.13	51.34	26.56



(a) 阻抗幅值误差对比



(b) 阻抗相角误差对比

图 10 各方法误差对比

Fig. 10 Comparison of errors for different methods

由表 1、表 2 和图 10 可知, 方法 2 直接采用最小二乘法计算谐波阻抗, 受背景谐波波动和阻抗突变的影响较大, 在 4 个时段的估计误差很大; 方法 3 在最小二乘法的基础上使用本文所提识别阻抗突变的方法, 在一定程度上减弱了阻抗突变带来的影响, 估计误差减小较多; 方法 4 采用了本文提出的稳健回归算法并使用 DBSCAN 算法识别突变阻抗, 由于 DBSCAN 算法对预设参数有较高的要求, 难以确定最优参数, 使数据分离不正确, 导致误差较大。

以 4~8 s 的阻抗幅值估计结果为例, 仅采用最小二乘法估计谐波阻抗的估计误差为 15.72%, 使用本文所提阻抗识别方法将阻抗不同的数据进行分类估计, 估计误差降低为 6.58%; 使用本文所提稳健回归与 DBSCAN 算法结合后, 由于 DBSCAN 算法对阻抗不同的数据难以形成有效的聚类, 估计误差为 6.71%。结果表明, 本文所提方法对系统谐波阻抗的估计误差更小, 准确性更高, 验证了本文方法对于解决系统谐波阻抗突变问题的有效性。

5.4 阻抗估计方法的适用性验证

本文通过对背景谐波波动及系统谐波阻抗变化影响的分析讨论, 验证了所提方法对于削弱背景谐波波动和解决谐波阻抗变化具有显著效果, 而以上仅以 7 次的中频谐波为例, 而对于谐波含量更高的低频次谐波、含量较少的高频谐波以及频次不稳定的间谐波未作讨论。

为进一步探究本文所提方法对系统谐波阻抗估计的效果, 以图 4 所示的系统模型为例, 在基本参数设置不变的情况下, 使用本文方法分别对 150 Hz (低频谐波)、170 Hz (间谐波)、350 Hz (中频谐波) 和 1050 Hz (高频谐波) 进行系统谐波阻抗幅值估计, 其结果如表 3 所示。

表 3 低频谐波、间谐波、中频和高频谐波的阻抗幅值估计误差

Table 3 Impedance magnitude estimation errors for low-frequency, inter-, medium-frequency, and high-frequency harmonics

参数	时段			
	0~4 s	4~8 s	8~12 s	12~16 s
150 Hz(低频)	5.98	8.70	11.43	5.14
真实值/ Ω	5.94	8.64	11.34	5.11
误差/%	0.62	0.71	0.77	0.59
170 Hz(间谐波)	7.79	11.50	14.89	6.40
真实值/ Ω	6.19	8.93	11.70	5.14
误差/%	20.57	22.36	21.43	19.71
350 Hz(中频)	9.09	12.65	16.25	5.64
真实值/ Ω	9.01	12.5	16	5.59
误差/%	0.89	1.18	1.53	0.94
1050 Hz(高频)	23.56	31.73	39.57	9.23
真实值/ Ω	23.05	30.92	38.81	9.01
误差/%	2.17	2.54	1.93	2.34

由表 3 可知, 由于低频谐波衰减较少, 噪声干扰相对较小, 阻抗变化相对平稳, 使用本文所提方法进行阻抗幅值估计时精度更高、误差更小。由于间谐波频率为非整数倍频率, 其频谱更为随机和复杂, 难以在散点图中识别出其线性关系, 导致阻抗幅值的估计误差急剧增大。高频谐波在电力系统传输过程中呈现显著的快速衰减特性, 传播距离较短, 所以谐波含量极少, 能采样的数据较少, 从而引起估计精度降低。

6 结论

为解决背景谐波波动及谐波阻抗突变给系统谐波阻抗估计带来的不利影响, 本文提出相关距离筛选、贝叶斯突变检测算法和基于非凸惩罚函数稳健回归相结合的系统谐波阻抗估计方法, 得到以下结论:

- 1) 背景谐波大幅波动使得数据无序性恶化, 本文使用距离相关系数筛选出谐波电压与电流相关性强的数据, 获得的谐波数据具有较强的线性关系;
- 2) 提出的基于贝叶斯突变检测的阻抗突变识别方法能够有效识别数据集中发生突变的时间点, 以此对突变点前后的系统谐波阻抗值进行分组处理;
- 3) 基于非凸惩罚函数稳健回归方法在回归模型中加入了均值漂移函数, 通过惩罚函数的阈值法则和 BIC 准则得到最优参数解, 该方法有效降低了异常数据对参数估计结果的干扰, 相较于传统稳健回归方法提高了方程的稳健性和估计精度, 在 4~8 s 的阻抗估计中, 阻抗幅值估计误差从 6.71% 降低到了 1.18%, 阻抗相角估计误差从 6.32% 降低到了 1.31%。

本文所提稳健回归方法仅考虑了在向量表示法下的谐波阻抗估计方法, 若将该方法改进后应用于复数域的谐波模型, 是否能得到更精确的估计结果还有待进一步研究; 此外 5.4 节中, 本文方法对低频谐波和间谐波进行系统谐波阻抗估计, 其结果误差更大, 如何提升高频谐波和间谐波的阻抗估计精度也仍需要做进一步研究。

参考文献

- [1] 李冠宏, 路茂增, 边敦新, 等. 基于三次谐波电压注入的扩展混合型 MMC 运行区域的控制方法[J]. 电测与仪表, 2023, 60(8): 164-170.
LI Guanhong, LU Maozeng, BIAN Dunxin, et al. Third harmonic voltage injection based control method with expanding the operation area of hybrid MMC[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2023, 60(8): 164-170.

- [2] 陈林, 徐永海, 王天泽, 等. 弱电网下计及背景谐波的多并网逆变器阻抗重塑谐振抑制方法[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(1): 59-72.
CHEN Lin, XU Yonghai, WANG Tianze, et al. Resonance suppression method for multiple grid-connected inverters with impedance remodeling with background harmonics in a weak power grid[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(1): 59-72.
- [3] 林顺富, 李育坤, 李寅, 等. 基于混合寻优算法及分离一致性判断的系统谐波阻抗估计[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(20): 106-116.
LIN Shunfu, LI Yukun, LI Yin, et al. Harmonic impedance estimation based on a hybrid optimization algorithm and separation consistency screening[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(20): 106-116.
- [4] 夏焰坤, 朱赵晴, 唐文张, 等. 基于改进秃鹰算法优化极限学习机的谐波发射水平估计[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(1): 156-165.
XIA Yankun, ZHU Zhaoqing, TANG Wenzhang, et al. Harmonic emission level estimation method based on an improved bald eagle search optimized extreme learning machine[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(1): 156-165.
- [5] 王韶宇, 随慧斌. 谐波源责任划分技术的工程应用[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(14): 140-148.
WANG Shaoyu, SUI Huibin. Engineering application of harmonic source responsibility division technology[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(14): 140-148.
- [6] 赵永扬, 徐方维, 舒勤, 等. 基于背景谐波最小波动能量的系统侧谐波阻抗估计[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(24): 142-148, 200.
ZHAO Yongyang, XU Fangwei, SHU Qin, et al. Harmonic impedance estimation on system side based on minimum fluctuation energy of background harmonic[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(24): 142-148, 200.
- [7] 王诗超, 沈沉, 李洋, 等. 基于波动量法的系统侧谐波阻抗幅值估计精度评价方法[J]. 电网技术, 2012, 36(5): 145-149.
WANG Shichao, SHEN Chen, LI Yang, et al. A fluctuation quantity based method to evaluate estimation precision of harmonic impedance amplitude at system side[J]. Power System Technology, 2012, 36(5): 145-149.
- [8] 贾秀芳, 华回春, 曹东升, 等. 基于复线性最小二乘法的谐波责任定量划分[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(4): 149-155, 20.
JIA Xiufang, HUA Huichun, CAO Dongsheng, et al. Determining harmonic contributions based on complex least squares method[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(4): 149-155, 20.
- [9] 华回春, 贾秀芳, 曹东升, 等. 系统谐波阻抗估计的极大似然估计方法[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(10): 1692-1699.
HUA Huichun, JIA Xiufang, CAO Dongsheng, et al. A maximum likelihood method for harmonic impedance estimation[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(10): 1692-1699.
- [10] 刘苏婕, 肖先勇, 刘亚梅, 等. 基于IGG权重函数复数域多元线性回归算法的谐波责任分摊方法[J]. 电力自动化设备, 2017, 37(3): 160-166.
LIU Sujie, XIAO Xianyong, LIU Yamei, et al. Harmonic responsibility allocation method based on complex field multiple linear regression algorithm with IGG weight function[J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(3): 160-166.
- [11] 徐方维, 王川, 杨洪耕, 等. 一种无须求解谐波转移阻抗的分散式多谐波源责任量化方法[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(7): 178-186.
XU Fangwei, WANG Chuan, YANG Honggeng, et al. A responsibility quantification method of distributed multiple harmonic sources without solving harmonic transfer impedance[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(7): 178-186.
- [12] 陈飞宇, 肖先勇, 汪颖. 采用稳健独立分量分析的谐波发射水平评估方法[J]. 电网技术, 2020, 44(8): 3007-3013.
CHEN Feiyu, XIAO Xianyong, WANG Ying. A method for harmonic emission level assessment based on robust independent component analysis[J]. Power System Technology, 2020, 44(8): 3007-3013.
- [13] 吴雅玥, 徐方维, 张伟骏, 等. 基于修正独立随机矢量的系统侧谐波阻抗估计[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(20): 146-152.
WU Yayue, XU Fangwei, ZHANG Weijun, et al. System-side harmonic impedance estimation based on modified independent random vectors[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(20): 146-152.
- [14] 刘子腾, 徐永海, 丁一博, 等. 考虑背景谐波电压波动和阻抗变化的多谐波责任划分[J]. 电力电容器与无功补偿, 2021, 42(3): 84-91.
LIU Ziteng, XU Yonghai, DING Yibo, et al. Multi-harmonic responsibility division considering background harmonic voltage fluctuation and impedance variation[J]. Power Capacitor & Reactive Power Compensation, 2021, 42(3): 84-91.
- [15] 顾伟, 邱海峰, 尹香, 等. 基于波形匹配的谐波责任划

- 分方法[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(2): 129-134.
- GU Wei, QIU Haifeng, YIN Xiang, et al. Waveform matching based method for harmonic contribution determination[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(02): 129-134.
- [16] 马智远, 许中, 黄裕春, 等. 背景谐波阻抗变化情况下的谐波责任划分[J]. 电测与仪表, 2016, 53(23): 78-83, 89.
- MA Zhiyuan, XU Zhong, HUANG Yuchun, et al. Harmonic contributions determination on condition of changing background harmonic impedance[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2016, 53(23): 78-83, 89.
- [17] 夏焰坤, 任俊杰. 基于反向传播-自适应提升算法的谐波阻抗估计[J]. 电力系统及其自动化学报, 2024, 36(3): 118-125.
- XIA Yankun, REN Junjie. Harmonic impedance estimation based on BP-Adaboost algorithm[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2024, 36(3): 118-125.
- [18] 雷达, 常潇, 刘子腾, 等. 基于 DBSCAN 聚类和数据筛选的系统谐波阻抗估算[J]. 电测与仪表, 2022, 59(1): 93-98.
- LEI Da, CHANG Xiao, LIU Ziteng, et al. Estimation of system harmonic impedance based on DBSCAN clustering and data filtering[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2022, 59(1): 93-98.
- [19] 孙宇豪, 李国通, 张鸽. 距离相关系数融合 GPR 模型的卫星异常检测方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2021, 47(4): 844-852.
- SUN Yuhao, LI Guotong, ZHANG Ge. Satellite anomaly detection method based on distance correlation coefficient and GPR model[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2021, 47(4): 844-852.
- [20] SHOLIHAT S S, INDRATNO S W, MUKHAIYAR U, et al. The role of parameters in Bayesian online change-point detection: detecting early warning of mount Merapi eruptions[J]. Heliyon, 2021, 7(7).
- [21] SURYASENTANA S K, SHEIL B B, LAWLER M. Assessment of Bayesian change-point detection methods for soil layering identification using cone penetration test data[J]. Geotechnics, 2024, 4(2): 382-398.
- [22] 江河. 带有惩罚函数的多元线性回归分析模型的调节参数的选择[D]. 兰州: 兰州大学, 2012.
- JIANG He. Tuning parameter selection in multivariate linear regression with penalty function[D]. Lanzhou: Lanzhou University, 2012.
- [23] 吴林煌, 苏凯雄, 王琳, 等. 正交匹配追踪和 BIC 准则的自适应双频段预失真模型优化算法[J]. 电子学报, 2018, 46(9): 2149-2156.
- WU Linhuang, SU Kaixiong, WANG Lin. Adaptive dual-band predistortion model optimization algorithm based on orthogonal matching pursuit and Bayesian information criterion[J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46(9): 2149-2156.

收稿日期: 2024-07-28; 修回日期: 2024-10-20

作者简介:

刘青松(1999—), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力系统及电能质量分析; E-mail: 18780840021@163.com

苗虹(1971—), 女, 博士, 副教授, 研究方向为电力系统及电能质量分析。E-mail: miaohong@scu.edu.cn

(编辑 许威)