

基于GA-SVR模型的配电网线路参数辨识

陆恒¹, 刘海涛^{1,2}, 夏涛¹, 张埕瑜¹, 黄铖¹

(1. 南京工程学院 电力工程学院, 江苏 南京 211167;

2. 江苏省配电网智能技术与装备协同创新中心, 江苏 南京 211167)

摘要: 准确的线路参数对于配电网运行与控制具有重要意义, 而配电网线路参数因受到环境、工况与温度等因素的影响而改变, 同时, 由于配电网结构复杂度、随机性与波动性日益加强, 难以对配电网建立精确的参数辨识模型。提出一种基于GA-SVR模型的配电网线路参数辨识方法, 实现配电网线路参数的准确辨识。通过遗传算法(GA)对支持向量回归(SVR)机的惩罚因子与核函数参数进行优化, 解决了传统支持向量回归机采用默认参数导致模型预测效果不佳的问题。采用不同阻抗参数下的配电网潮流值对回归网络进行训练, 构建改进型SVR参数辨识模型, 实现对配电网线路参数的辨识。通过33节点配电网算例的验证, 表明该改进型SVR参数辨识模型与传统SVR参数辨识模型相比, 能够实现更高精度的配电网线路参数辨识。

关键词: 配电网; 线路参数辨识; 遗传算法; 支持向量回归; 参数优化

中图分类号: TM744 **文献标识码:** A **DOI:** 10.19457/j.1001-2095.dqcd24084

Line Parameter Identification of Distribution Network Based on GA-SVR Model

LU Heng¹, LIU Haitao^{1,2}, XIA Tao¹, ZHANG Chengyu¹, HUANG Cheng¹

(1. School of Electric Power Engineering, Nanjing Institute of Technology, Nanjing 211167,

Jiangsu, China; 2. Jiangsu Collaborative Innovation Center for Smart Distribution Network, Nanjing 211167, Jiangsu, China)

Abstract: Accurate line parameters are of great significance to the operation and control of the distribution network. However, the line parameters of distribution network are affected by environment, working condition and temperature, etc. At the same time, due to the increasing complexity, randomness and volatility of distribution network structure, it is difficult to establish an accurate parameter identification model for the distribution network. A method for identifying the line parameters of the distribution network based on the GA-SVR model was proposed to realize the accurate identification of the line parameters of the distribution network. The genetic algorithm (GA) was used to optimize the penalty factor and kernel function parameters of the support vector regression (SVR) machine, the problem that the default parameters of traditional support vector regression lead to poor model prediction effect was solved. The regression network was trained by using power flow values of distribution network under different impedance parameters, and an improved SVR parameter identification model was constructed to realize the identification of the line parameters of the distribution network. The verification of a 33-node distribution network example shows that the improved SVR parameter identification model can achieve higher-precision distribution network line parameter identification compared with the traditional SVR parameter identification model.

Key words: distribution network; line parameter identification; genetic algorithm (GA); support vector regression (SVR); parameter optimization

准确的线路参数对于潮流计算、继电保护整定及故障定位等配电网分析应用十分重要, 而线路参数受到配电网运行工况、线路温度、线路环

境、过电压等因素的影响, 造成台账记录下的线路参数与其真实值存在差异, 同时, 随着大规模分布式电源、储能设备、电动汽车以及非线性负

基金项目: 2018江苏省高校重大项目(18KJA470002); 国家自然科学基金(51577086);

江苏省自然科学基金青年基金(BK20201034)

作者简介: 陆恒(1997—), 男, 硕士, Email: 772783636@qq.com

通讯作者: 刘海涛(1972—), 女, 博士, 教授, Email: 13851424346@163.com

荷接入配电网,配电网结构日益复杂^[1]。精细化的配电网线路参数辨识有助于后续状态估计、潮流计算、线损计算、继电保护整定以及故障定位等后续工作的展开,其不仅是实现更高水平以及更合理的储能设备接入的重要基础,更是配电网优化运行的前提条件^[2-3]。

目前,已有许多国内外学者对配电网的线路参数辨识展开研究。文献[4]通过建立关于配电网线路的非线性方程组实现基于高级量测体系(advanced metering infrastructure, AMI)量测数据的低压配电网线路阻抗参数辨识,文献[5]结合多新息最小二乘与线路等效模型对参数进行辨识,文献[6]通过求解配电网线路谐波损耗分析模型对谐波电阻进行辨识,文献[7]结合配电网线路两端的多时段混合量测数据与参数辨识方程对配电网线路参数进行求解。对于线路参数辨识而言,若能精确建立参数辨识方程,即可依据相应方程及测量数据实现线路参数辨识,而在实际工程应用中,由于分布式电源、电动汽车与储能等多元化负荷不断涌现与大量入网^[8-9],使得电力系统更加复杂,线路参数在实际情况中往往与理论数学模型存在一定的差异,研究对象不能精确建模或根本无法建模,即使一些网络可以建立数学模型,为了保证所建立模型的精确性,模型的阶次有时就会变得很高,基于高阶系统模型的参数辨识将会变得异常复杂。

上述问题与挑战极大限制了基于模型的传统线路参数辨识方法的应用。因此,有关学者考虑通过数据驱动技术实现对各类参数的辨识,文献[10]通过径向基函数神经网络拟合线路两端量测数据与阻抗间非线性关系对配电网线路参数进行辨识,文献[11]在构建多分类模型实现量测数据与结构间映射得到线路参数初值的基础上利用正交三角分解法求解线路参数,文献[12]提出基于数据驱动技术的配电网拓扑结构及线路参数辨识方法。文献[13]研究了一种基于递归神经网络的辨识方法,实现了永磁同步电机相关参数的准确辨识。相较于传统参数辨识方法,基于数据驱动技术的参数辨识方法在海量数据挖掘、处理及高维特征提取方面有着显著的优势,传统“机理建模+求解参数辨识方程”的辨识模式从而逐渐演变成具有数据处理、特征提取、自主学习的数据驱动辨识模式,同时,数据驱动技术的引入为解决线路参数辨识挑战提供了新思路与新

方法。

支持向量回归(support vector regression, SVR)机能够通过训练样本数据构建回归模型,但惩罚因子与核函数参数的选取对其回归效果影响十分明显^[14-15]。遗传算法(genetic algorithm, GA)通过模仿自然界优胜劣汰的自然竞争法则,利用选择、交叉、变异等操作,可以对相应参数进行有效全局寻优^[16-18]。

本文提出一种基于GA-SVR模型的配电网线路参数辨识方法,针对SVR中采用默认参数导致模型预测效果不佳、泛化能力差等问题,利用GA算法对SVR的惩罚因子与核函数参数进行优化,在无需提前建立参数辨识方程的情况下,构建改进型SVR参数辨识模型,提高对配电网线路参数的辨识精度。

1 SVR原理

SVR属于支持向量机的推广,SVR先通过非线性的映射函数 $\Psi(\mathbf{x})$ 将数据样本自原始特征空间向高维进行映射,而后于高维特征空间中对数据样本进行回归分析,形成高维特征空间中的最优决策函数 $f(\mathbf{x})$,其不仅能够较好地处理小样本数据,而且可以解决维度过高带来的非线性计算问题与局部存在极值问题^[19,20]。最优决策函数表达式如下:

$$f(\mathbf{x}) = \omega \Psi(\mathbf{x}) + b \quad (1)$$

式中: $\Psi(\mathbf{x})$ 为映射隐函数; ω 为权值向量; \mathbf{x} 为数据样本在原始特征空间的特征向量; b 为阈值。

将不敏感损失因子 ε 引入SVR,使其具有良好的稀疏性,可得损失函数如下:

$$\begin{aligned} c(\mathbf{x}_i, y_i, f_i) &= |y_i - f(\mathbf{x}_i)|_\varepsilon \\ &= \max\{0, |y_i - f(\mathbf{x}_i)| - \varepsilon\} \end{aligned} \quad (2)$$

式中: $f(\mathbf{x}_i)$ 为第 i 个参数的预测值; \mathbf{x}_i 为第 i 个参数的给定输入值; y_i 为第 i 个参数的真实值; f_i 为预测结果; ε 为允许的最大误差。

当参数的预测值 $f(\mathbf{x}_i)$ 与真实值 y_i 之间差值小于 ε 时,损失值为0。

SVR本质是求解最优决策函数中的权值向量 ω 与阈值 b ,同时为满足最优决策函数的平滑要求,在符合 ε 的前提下,需保证 ω 最小,即满足目标函数 $l(\omega)$:

$$l(\omega) = \min \frac{1}{2} \|\omega\| \quad (3)$$

为处理 ε 无法估算的数据,加入松弛变量 ξ_i 与 ξ_i^* ,将支持向量回归机转化为求解目标函数 $L(\omega)$ 的最值问题:

$$\min L(\omega) = \min \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + c \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*) \quad (4)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} y_i - \omega \Psi(x) - b \leq \varepsilon + \xi_i \\ \omega \Psi(x) + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i \geq 0 \\ \xi_i^* \geq 0 \end{cases} \quad i = 1, 2, 3, \dots, n \quad (5)$$

式中: c 为惩罚因子; ξ_i 与 ξ_i^* 为 2 个不同的松弛变量; n 为样本数目。

结合对偶原理及拉格朗日算子,将式(4)转化为目标函数 $R(\alpha_i^*, \alpha_i)$ 的最大值问题:

$$\begin{cases} \max R(\alpha_i^*, \alpha_i) = M_1 - M_2 \\ M_1 = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (\alpha_i^* - \alpha_i)(\alpha_j^* - \alpha_j) \Psi(x_i) \Psi(x_j) \\ M_2 = \sum_{i=1}^n \alpha_i (y_i + \varepsilon) + \sum_{i=1}^n \alpha_i (y_i - \varepsilon) \end{cases} \quad (6)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \\ 0 \leq \alpha_i, \alpha_i^* \leq 0 \end{cases} \quad (7)$$

式中: $\alpha_i, \alpha_i^*, \alpha_j, \alpha_j^*$ 为拉格朗日算子。

由 Mercer 定理,求解上述凸二次规划问题,得到 SVR 的非线性映射公式为

$$\begin{aligned} f(x) &= \omega \Psi(x) + b \\ &= \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x, x_i) + b \end{aligned} \quad (8)$$

式中: $K(x, x_i)$ 为核函数。

核函数选取经典的径向基核函数,既可达到升维目的,也可有效避免数据过拟合,其表达式为

$$\begin{cases} K(x, x_i) = \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \|x - x_i\|^2\right) \\ g = \frac{1}{2\sigma^2} \end{cases} \quad (9)$$

式中: g 为核函数参数; σ 为核的半径。

传统 SVR 中惩罚因子 c 与核函数参数 g 均采用默认值,无法根据数据样本的变化而进行相应调整,而这两个参数对方法的辨识准确性起决定作用,默认的参数可能导致训练无法达到预期效果,为了提高支持向量回归模型的辨识精度,有必要选择相应的优化算法对惩罚因子及核函数参数进行寻优确定,因此,确定一个恰当的优化算法是 SVR 方法实现配电网线路参数辨识的关键一步。

2 GA-SVR 预测模型

2.1 建模原理及步骤

惩罚因子 c 与核函数参数 g 影响 SVR 的预测精度,惩罚因子 c 对模型复杂度及训练误差起到平衡调节作用,同时能够提升 SVR 的泛化推广能力,映射函数参数与函数之间的关系随着核函数参数 g 的变化而变化,数据映射入特征空间的复杂程度关系也随之改变,因此 g 很大程度上决定着支持向量回归模型的预测性能。基于上述分析,考虑到 GA 算法在参数寻优上的优点,文章采用遗传算法对支持向量回归机进行惩罚因子 c 与核函数参数 g 的寻优,以提高回归预测模型的预测精度,实现对配电网线路参数的高精度辨识。其预测流程如图 1 所示。

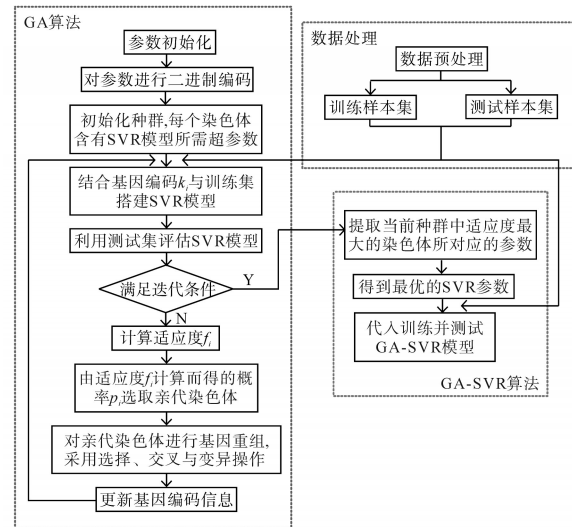


图1 GA-SVR 建模流程图

Fig.1 Modeling flow chart of GA-SVR

由图 1 可知,GA-SVR 算法的建模步骤如下:

1) 获取配电网数据,并且对其进行整理,得到训练样本集与测试样本集,而后对经过整理的数据进行归一化操作,旨在消除数据量纲差异,将其标准化,避免后续计算过程中舍入误差过大。

2) 参数初始化。对种群进行初始化操作,随机生成 o 个染色体,按序标为 $m_1, m_2, m_3, \dots, m_o$, 每个染色体 m_i 都与基因编码 k_i 所对应,其中 c_i 与 g_i 对应第 i 个染色体中的 SVR 参数,分别为惩罚因子 c 与核函数参数 g 。

3) 计算适应度。结合基因编码 k_i 中的 SVR 参数与训练样本集训练支持向量回归模型,利用测试样本集评估模型性能,计算基因编码 k_i 中的适应度 f_i ,根据适应度计算选择两条染色体作为亲

代染色体的概率 p_i ,而后根据概率 p_i 从种群中选择2个染色体作为亲代染色体。

$$\begin{cases} f_i = -\sqrt{\frac{1}{M} \sum_{j=1}^M [y_j^e - SVR(x_j^e)]^2} \\ p_i = f_i / \sum_{k=1}^o f_k \end{cases} \quad (10)$$

式中: y_j^e 为预测目标值; $SVR(x_j^e)$ 为训练模型对测试样本集 x_j^e 的预测值; M 为训练样本的数目; p_i 为染色体 m_i 被选为亲代染色体的概率; f_k 为染色体 m_k 的适应度; o 为染色体的数目。

4)判断是否满足迭代条件。若无法满足迭代条件,进行选择、交叉与变异操作,采用轮盘赌方式进行选择操作,将适应度值高的种群代入下一代,用均匀变异方式进行变异操作,用线性组合方式进行交叉操作,即以交叉概率 $p(p \in [0, 1])$ 对染色体进行交叉操作:

$$\begin{cases} m_p = pm_p + (1-p)m_q \\ m_q = (1-p)m_p + pm_q \end{cases} \quad (11)$$

式中: m_p, m_q 分别对应两个亲代染色体。

5)将当前种群中适应度最大的染色体对应的惩罚因子 c^* 与 g^* 作为支持向量回归机的最优参数,同时结合训练样本集对最终模型进行训练。

2.2 性能评估公式

利用绝对百分比均值误差(mean absolute percentage error, MAPE)和均方根误差(root mean square error, RMSE)来评估此改进型SVR参数辨识模型的参数辨识性能,二者计算公式如下:

$$\begin{cases} MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{M_i - M_j}{M_i} \right| \times 100\% \\ RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (M_i - M_j)^2}{n}} \end{cases} \quad (12)$$

式中: $MAPE$ 为改进型SVR参数辨识模型辨识结果相对误差的均值; $RMSE$ 为改进型SVR参数辨识模型辨识结果误差的标准值; n 为样本的数目; M_i 为第 i 个样本的真实值; M_j 为第 j 个样本的预测值。

若预测值与真实数据越接近,则 $MAPE$ 与 $RMSE$ 的值越小,表示此参数辨识模型的辨识性能优越。

3 仿真实验及结果对比分析

文章利用图2所示33节点配电系统作为仿真算例,采用640组数据,数据组包括线路阻抗、

线路两端有功功率、无功功率及电压,具体为通过赋值33节点系统中32条支路的线路阻抗,得到基于前推回代法计算而得的系统潮流,即 U, P, Q 数据组,其中288组作为线路电阻GA-SVR建模训练样本数据,32组作为线路电阻测试样本数据;288组作为线路电抗GA-SVR建模训练样本数据,32组作为线路电抗测试样本数据。

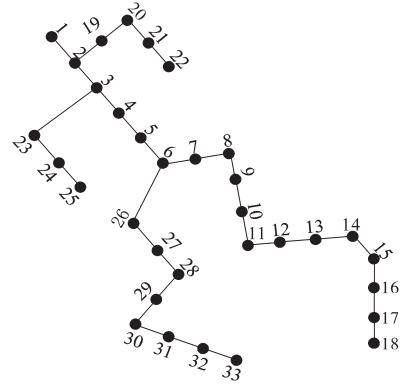


图2 33节点配电系统结构图

Fig.2 Structure diagram of 33 nodes power distribution system

分别采用SVR与GA-SVR模型进行线路电阻及电抗辨识仿真实验,首先利用默认参数进行SVR模型的搭建,采用惩罚因子 c 为1,核函数参数 g 为1,仿真结果如图3、图4所示,可以看到,SVR辨识线路电阻及电抗的预测值与真实值相差极大。

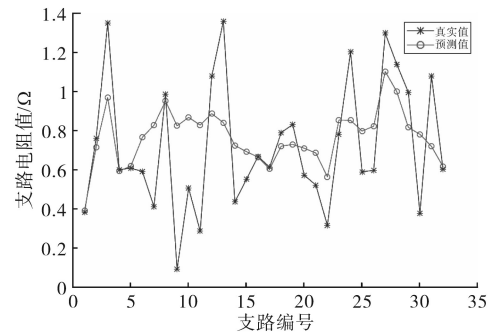


图3 SVR辨识线路电阻参数仿真结果

Fig.3 Simulation results of line resistance parameters identified by SVR

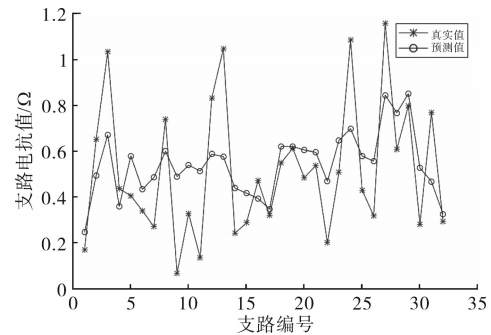


图4 SVR辨识线路电抗参数

Fig.4 Simulation results of line reactance parameters identified by SVR

为了对全局最优点进行查找从而提升模型的精度,使用GA算法对SVR模型中的惩罚因子 c 与核函数参数 g 进行优化,而后,结合最优惩罚因子 c 与核函数参数 g 建立基于数据驱动的配电网线路参数SVR模型。初始化种群数量为20,交叉概率为0.01, c 的取值范围为(0,100], g 的取值范围为[0,1 000],参数寻优过程如图5所示。

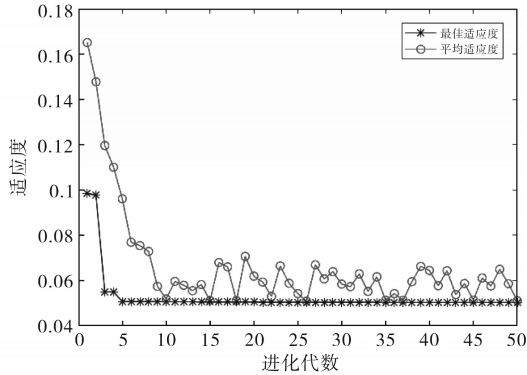


图5 遗传算法参数寻优过程

Fig.5 Parameter optimization process of genetic algorithm

对样本数据进行归一化处理,通过遗传算法(GA)对支持向量回归(SVR)机的惩罚因子 c 与核函数参数 g 进行寻优,迭代50次后停止,找到最佳适应度及其对应的种群编号,并对最优参数进行二进制解码操作,其最优取值结果如表1所示。

表1 基于GA的SVR最优参数取值

Tab.1 Optimal value of SVR based on GA

改进型参数辨识模型	惩罚因子 c^*	核函数参数 g^*
GA-SVR	99.842 4	1.193 4

将优化所得参数代入改进型SVR参数辨识模型,对训练样本集进行训练,训练后对选取的33节点配电网系统测试样本集进行效果的验证,仿真结果如图6、图7所示,预测值与真实值具有较高的拟合度。

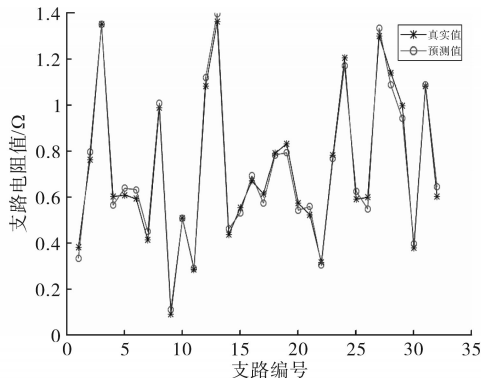


图6 GA-SVR 辨识线路电阻参数

Fig.6 Line resistance parameters identified by GA-SVR

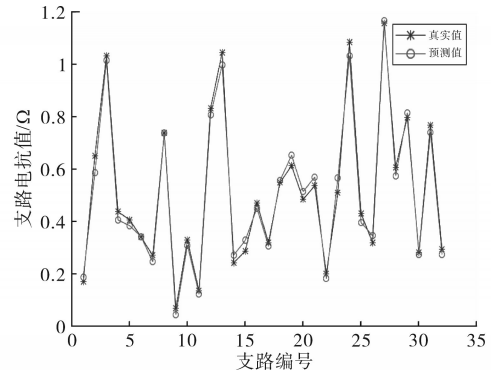


图7 GA-SVR 辨识线路电抗参数

Fig.7 Line reactance parameters identified by GA-SVR

由图6、图7可以看到,GA-SVR 辨识线路电阻及电抗参数的预测值与真实值接近,体现了较优越的模型效果,对比未优化与经过优化后算法的仿真结果图,可以发现,改进型SVR参数辨识模型相较于传统SVR模型而言,惩罚因子 c 与核函数参数 g 得到了优化,实现的配电网线路参数辨识效果因此得到显著提升。其中,GA-SVR 辨识线路电阻预测值与真实值间的最大绝对误差为0.055 6 Ω,最小绝对误差为0.000 9 Ω;电抗预测值与真实值间的最大绝对误差为0.066 1 Ω,最小绝对误差为0.002 4 Ω。

为了更加直观的分析SVR与GA-SVR两种方法的参数辨识效果,绘制两种方法下的电阻、电抗辨识结果绝对误差百分比散点图,见图8、图9。

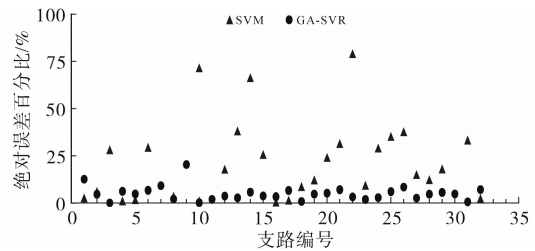


图8 SVR与GA-SVR 辨识电阻参数误差

Fig.8 Resistance parameter error of SVR and GA-SVR identification

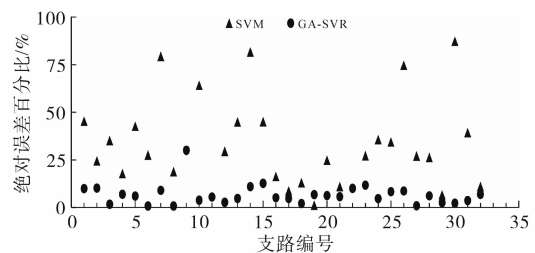


图9 SVR与GA-SVR 辨识电抗参数误差

Fig.9 Reactance parameter error of SVR and GA-SVR identification

由图8、图9可得,SVR 辨识电阻绝对百分比均误差(MAPE)为57.75%,电抗绝对百分比均

值误差(MAPE)为63.70%;而经过遗传算法优化的支持向量回归机辨识电阻绝对百分比均值误差(MAPE)为5.01%,电抗绝对百分比均值误差(MAPE)为6.58%,较SVR辨识方法分别下降了52.74%与57.12%。此外,SVR方法的电阻与电抗均方根误差(RMSE)分别为0.277,0.223,改进型SVR参数辨识方法辨识电阻与电抗均方根误差(RMSE)分别为0.032 7,0.029 8,改进型SVR参数辨识方法的RMSE值相比于SVR,在辨识电阻与电抗下分别降低了0.244 3,0.193 2,由此可以看出改进型SVR参数辨识模型在配电网参数辨识上的优势。

4 结论

配电网直接面向终端用户,与人民的生产生活息息相关,准确辨识配电网线路参数可以提高配电网的安全性、可靠性。

文章以数据驱动结合智能算法中的参数优化方法,研究无参数辨识方程下的配电网线路参数辨识,提出一种基于GA-SVR模型的配电网线路参数辨识方法,利用遗传算法优化支持向量回归机的惩罚因子、核函数参数,对配电网线路参数进行辨识。通过33节点配电网算例分析,验证了遗传算法优化支持向量回归机下的改进型SVR参数辨识模型对配电网参数辨识的准确性和可行性。

相比于其他方法,文章所提出方法不依赖传统参数辨识所需要的参数辨识方程,为配电网线路参数辨识提供了新的解决思路及方法,同时为配电网后续分析及优化运行提供理论支撑。

参考文献

- [1] 宁家鑫,刘羽霄,章家维,等.数据驱动的三相配电网拓扑与线路参数辨识[J].中国电机工程学报,2021,41(8):2615-2628.
NING Jiaxin, LIU Yuxiao, ZHANG Jiawei, et al. Data driven topology and line parameter identification of three-phase distribution grid[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(8): 2615-2628.
- [2] 宋卓然,李剑峰,姜涛,等.基于参数辨识精度的配电网同步量测装置优化配置[J].电气传动,2022,52(14):59-64.
SONG Zhuoran, LI Jianfeng, JIANG Tao, et al. Optimal configuration of synchronous measurement device in distribution network based on parameter identification accuracy[J]. Electric Drive, 2022, 52(14): 59-64.
- [3] 梁俊文,林舜江,刘明波,等.主动配电网分布式鲁棒优化调度方法[J].电网技术,2019,43(4):1336-1344.
LIANG Junwen, LIN Shunjiang, LIU Mingbo, et al. Distributed robust optimal dispatch in active distribution networks[J]. Power System Technology, 2019, 43(4): 1336-1344.
- [4] 王旭东,王高猛,林济铿,等.基于AMI量测信息的低压配电网线路参数辨识方法[J].中国电力,2019,52(5):63-69.
WANG Xudong, WANG Gaomeng, LIN Jikeng, et al. Method for parameter identification of LV distribution network based on AMI metering data[J]. Electric Power, 2019, 52(5): 63-69.
- [5] 原康康,卫志农,段方维,等.基于多新息最小二乘算法的电力线路参数辨识[J].电力工程技术,2020,39(4):55-60.
YUAN Kangkang, WEI Zhinong, DUAN Fangwei, et al. Power line parameter identification based on multi-innovation least square algorithm[J]. Electric Power Engineering Technology, 2020, 39(4): 55-60.
- [6] 王毅,刘书铭,李琼林,等.低压配电网谐波电阻损耗模型参数辨识及实验验证[J].电网技术,2021,45(4):1480-1486.
WANG Yi, LIU Shuming, LI Qionglin, et al. Parameter identification and experimental verification of harmonic resistance loss model in low-voltage distribution lines[J]. Power System Technology, 2021, 45(4): 1480-1486.
- [7] 刘安迪,李妍,谢伟,等.基于多源数据多时间断面的配电网线路参数估计方法[J].电力系统自动化,2021,45(2):46-54.
LIU Andi, LI Yan, XIE Wei, et al. Estimation method of line parameters in distribution network based on multi-source data and multi-time sections[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(2): 46-54.
- [8] 苏向敬,陈思利,米阳,等.分布式电池储能含高比例可再生能源不平衡配电网中的序次优化配置[J].电网技术,2019,43(10):3698-3707.
SU Xiangjing, CHEN Sili, MI Yang, et al. Sequential and optimal placement of distributed battery energy storage systems within unbalanced distribution networks hosting high renewable penetrations[J]. Power System Technology, 2019, 43(10): 3698-3707.
- [9] 诸晓骏,陈曦,李妍,等.考虑电动汽车接入的主动配电网优化调度[J].电力工程技术,2021,40(3):141-147.
ZHU Xiaojun, CHEN Xi, LI Yan, et al. Optimal dispatching of active distribution network considering electric vehicle access[J]. Electric Power Engineering Technology, 2021, 40(3): 141-147.
- [10] 黄睿,郭谋发,陈永往.基于径向基函数神经网络的配电网参数估计[J].电气技术,2019,20(4):42-46.
HUANG Rui, GUO Moufa, CHEN Yongwang. Parameter estimation of distribution system based on radical basis neural network[J]. Electrical Engineering, 2019, 20(4): 42-46.
- [11] 杨冬锋,付强,刘晓军,等.配电网动态拓扑与线路参数联合在线辨识方法[J].电力系统自动化,2022,46(2):101-108.
YANG Dongfeng, FU Qiang, LIU Xiaojun, et al. Joint online identification method for dynamic topology and line parameters of distribution network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(2): 101-108.
- [12] 周宇,方铭,夏一博.基于数据驱动技术的配电网拓扑结构

- 及线路参数识别方法[J]. 自动化与仪器仪表, 2021(5):193-196.
- ZHOU Yu, FANG Ming, XIA Yibo. Distribution network topology and line parameter identification method based on data-driven technology[J]. AUTOMATION&INSTRUMENTATION, 2021(5):193-196.
- [13] 荆禄宗, 吴钦木. 基于递归神经网络的永磁同步电机参数辨识研究[J]. 电气传动, 2020, 50(3):87-91, 101.
- JING Luzong, WU Qinmu. Parameter identification of permanent magnet synchronous motor based on neural network[J]. Electric Drive, 2020, 50(3):87-91, 101.
- [14] 金硕, 朱琳, 杨帅, 等. 基于SVR的变压器油浸纸电阻率分区间检测检测方法[J]. 高电压技术, 2021, 47(3):1020-1027.
- JIN Shuo, ZHU Lin, YANG Shuai, et al. Multiregion indirect detection method for oil-impregnated paper in power transformer based on SVR[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(3):1020-1027.
- [15] 沈兆轩, 袁三男. 利用卷积神经网络支持向量回归机的地区负荷聚类集成预测[J]. 电网技术, 2020, 44(6):2237-2244.
- SHEN Zhaoxuan, YUAN Sannan. Regional load clustering integration forecasting based on convolutional neural network support vector regression machine[J]. Power System Technology, 2020, 44(6):2237-2244.
- [16] 王珏, 杨文刚. 基于改进遗传算法的三相感应电机参数估计算法[J]. 电气传动, 2019, 49(11):3-7, 21.
- WANG Jue, YANG Wengang. Parameters estimation algorithm of TIM based on improved genetic algorithm[J]. Electric Drive, 2019, 49(11):3-7, 21.
- [17] 陈海涛, 张学敏, 戴伟康, 等. 基于GA优化SVM参数与云模型的继电保护装置状态评估方法[J]. 智慧电力, 2020, 48(7):88-92, 117.
- CHEN Haitao, ZHANG Xuemin, DAI Weikang, et al. State assessment method of relay protection device based on GA optimization SVM parameters and cloud model[J]. Smart Power, 2020, 48(7):88-92, 117.
- [18] 刘爱国, 黄泽平, 薛云涛, 等. 基于遗传算法小波神经网络的光伏微网发电预测[J]. 电测与仪表, 2017, 54(7):28-33.
- LIU Aiguo, HUANG Zeping, XUE Yuntao, et al. Application for photovoltaic micro-grid power forecasting using improved wavelet neural networks-based on GA[J]. Electric Measurement & Instrumentation, 2017, 54(7):28-33.
- [19] 徐佳宁, 倪裕隆, 朱春波. 基于改进支持向量回归的锂电池剩余寿命预测[J]. 电工技术学报, 2021, 36(17):3693-3704.
- XU Jianing, NI Yulong, ZHU Chunbo. Remaining useful life prediction for lithium-ion batteries based on improved support vector regression[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(17):3693-3704.
- [20] 邱思语, 杨洪耕. 改进的加权支持向量机回归的谐波发射水平估计方法[J]. 电工技术学报, 2016, 31(5):85-90.
- QIU Siyu, YANG Honggeng. Assessment method of harmonic emission level based on the improved weighted support vector machine regression[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(5):85-90.
- 收稿日期:2021-11-13
修改稿日期:2021-12-03
- ~~~~~
- (上接第40页)
- (10):3830-3839.
- [15] 周亦洲, 孙国强, 黄文进, 等. 计及电动汽车和需求响应的多类电力市场下虚拟电厂竞标模型[J]. 电网技术, 2017, 41(6):1759-1767.
- ZHOU Yizhou, SUN Guoqiang, HUANG Wenjin, et al. Bidding model of virtual power plant in multi class electricity market considering electric vehicle and demand response[J]. Power System Technology, 2017, 41(6):1759-1767.
- [16] 孙国强, 周亦洲, 卫志农, 等. 能量和旋转备用市场下虚拟电厂热电联合调度鲁棒优化模型[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(11):3118-3128.
- SUN Guoqiang, ZHOU Yizhou, WEI Zhinong, et al. Robust optimization model of combined thermal power dispatching of virtual power plant in energy and rotating reserve market[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(11):3118-3128.
- [17] 田书欣, 刘浪, 魏书荣, 等. 基于改进灰狼优化算法的配电网动态重构[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(16):1-11.
- TIAN Shuxin, LIU Lang, WEI Shurong, et al. Dynamic reconfiguration of distribution network based on improved grey wolf optimization algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(16):1-11.
- 收稿日期:2022-03-25
修改稿日期:2022-04-01