

DOI:10.12158/j.2096-3203.2022.03.024

# 基于CSO-SVR的低压架空线路谐波损耗评估

孟安波<sup>1</sup>, 蔡涌烽<sup>1</sup>, 符嘉晋<sup>1</sup>, 陈德<sup>1</sup>, 殷豪<sup>1</sup>, 陈子辉<sup>2</sup>

(1. 广东工业大学自动化学院, 广东 广州 510006;

2. 广东电网有限责任公司江门供电局, 广东 江门 529000)

**摘要:**针对低压架空线路物理解析模型谐波损耗计算精度不高的问题,文中提出采用基于纵横交叉优化(CSO)算法的支持向量回归(SVR)模型对架空线路谐波损耗进行评估。首先,采用结构风险最小化设计的SVR模型,拟合线路特征与谐波损耗之间的关系。然后,利用CSO算法对SVR超参数进行全局搜索,以动态优化获取最优超参数数组,建立CSO-SVR谐波损耗评估模型。文中依托国内某大型电能质量综合试验平台进行低压架空线路谐波试验,获得线路谐波损耗实测数据,并基于该数据对所提模型进行验证。结果表明,采用CSO算法对SVR超参数进行优化,可有效提升SVR模型的谐波损耗评估性能。与其他模型相比,所提模型的评估精度更高。

**关键词:**架空线路;谐波损耗;纵横交叉优化(CSO);支持向量回归(SVR);电能质量;超参数;评估精度

中图分类号:TM726.2

文献标志码:A

文章编号:2096-3203(2022)03-0202-07

## 0 引言

随着我国风电、光伏等新能源发电并网规模的日益增加以及电动汽车等依托新型电力电子器件的负荷日趋增多,谐波污染问题愈发严重且复杂。而直接与诸多用户相连的低压配电网,其线路损耗在各电压等级线路损耗中占比最高<sup>[1-2]</sup>,其中谐波污染导致的线路损耗不容小觑<sup>[3-5]</sup>。因此,开展考虑谐波因素的线路损耗研究,对分析线路损耗构成、制定精确节能降损措施具有重要意义。

对于低压架空线路而言,线路损耗主要与电流、电阻有关,围绕谐波电阻建模是谐波损耗研究中的重要环节。现有研究中,文献[6-7]以谐波次数的算术平方根倍直流电阻表征各次谐波电阻;文献[8]基于电磁理论和电流热效应,推导电流密度分布,进而计算谐波电阻;文献[9-10]采用交直流电阻比值法计算谐波电阻;文献[11]提出磁特性分析法计算导线交流电阻。上述方法需要大量的精确参数,且计算精度及方法适用性有待进一步提升。因而寻求更为便捷且精确的谐波损耗评估方法具有一定的工程实用价值。

近年来,人工智能算法飞速发展,相关智能模型如反向传播(back propagation, BP)神经网络<sup>[12]</sup>、径向基函数(radial basis function, RBF)神经网络<sup>[13]</sup>、深度置信网络<sup>[14]</sup>、支持向量回归(support vector regression, SVR)<sup>[15]</sup>模型等已成功应用于线路

损耗评估中。文献[13]利用改进粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法优化RBF神经网络,进而计算线路损耗;文献[14]提出基于深度置信网络的低压台区线路损耗计算方法。但上述研究均未涉及网络层数目确定方法。文献[16]通过十折验证法与试凑法相结合确定最佳网络结构,并利用自遗传算法改进BP神经网络,实例验证表明模型具有较好的收敛能力和泛化性。但上述神经网络面临最优网络结构设计问题,且训练过程中易陷入局部最优。而SVR按照结构风险最小化原则进行建模,通过求解凸二次规划问题获取最优解,具有泛化能力强、全局最优及收敛速度快的显著优点<sup>[17-19]</sup>,既避免了局部最优问题,又不必进行复杂的神经网络结构设计。对于SVR模型超参数的选取,已有研究采用PSO算法进行动态优化<sup>[15]</sup>。而纵横交叉优化(crisscross optimization, CSO)算法与PSO算法相比,全局搜索能力更强、收敛性能更好<sup>[20]</sup>。

因此,文中基于SVR模型评估谐波影响下的线路损耗,以SVR强大的非线性拟合能力自动学习线路特征与谐波损耗之间的关系。同时,利用CSO算法全局搜索能力强、收敛精度高的优点,对SVR超参数进行动态搜索,获取较为合适的参数,进而建立CSO-SVR谐波损耗评估模型。最后,基于国内某大型电能质量综合试验平台,获得低压架空线路谐波损耗实测数据,对所提CSO-SVR谐波损耗评估模型的优越性进行验证。

## 1 低压架空线路谐波损耗分析

电力系统中线路模型可以分为集中参数模型

收稿日期:2022-01-12;修回日期:2022-04-03

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61876040);中国南方电网有限责任公司资助项目(GDKJXM20172877)

和分布参数模型,低压配电网中的线路属于短线路,利用线路等值模型进行计算时采用集中参数 $\pi$ 型等值电路<sup>[1]</sup>,如图1所示。

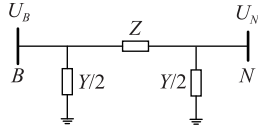


图1 低压架空线路的 $\pi$ 型等值电路

Fig.1  $\pi$ -type equivalent circuit of low-voltage overhead line

图1中, $Z=R+jX$ 为低压架空线路等值阻抗,其中 $R$ 为等值电阻, $X$ 为等值电抗; $Y/2$ 为等值电纳; $U_B, U_N$ 分别为母线 $B, N$ 处的电压。计算线路损耗时,长度较短的低压线路损耗近似等于电阻损耗<sup>[1]</sup>,因此文中计算谐波损耗时不考虑线路电抗及电纳。由谐波叠加效应可知,各次谐波损耗之和等于总谐波损耗。则谐波影响下的架空线路损耗为:

$$\Delta P_{\text{har}} = I_1^2 R_1 + I_2^2 R_2 + \dots + I_H^2 R_H = \sum_{h=1}^H I_h^2 R_h \quad (1)$$

式中: $\Delta P_{\text{har}}$ 为考虑谐波因素的低压架空线路损耗; $I_h$ 为 $h$ 次谐波电流; $R_h$ 为 $h$ 次谐波电阻; $h=1$ 表示基波分量; $H$ 为线上存在的最高谐波次数。

式(1)中, $I_h$ 可由傅里叶变换得到, $I_h$ 与谐波频率、线路材质等多种因素相关,计算过程复杂。文中通过物理解析模型计算低压架空线路谐波损耗时,采用文献[6—7]中应用较为广泛的谐波电阻模型。

$$R_h = \frac{1}{2\pi b \sigma \delta_c} = 1 / \left( 2\pi b \sigma \sqrt{\frac{2}{\omega \mu \sigma}} \right) = \sqrt{h} R_1 \quad (2)$$

式中: $b$ 为导体半径; $\sigma$ 为电导率; $\delta_c$ 为趋肤深度; $\omega$ 为谐波频率; $\mu$ 为导体绝对磁导率。

## 2 CSO-SVR 谐波损耗评估模型

### 2.1 性能指标

文中选取平均绝对百分比误差(mean absolute percentage error, MAPE)  $X_{\text{MAPE}}$ 、平均绝对误差(mean absolute error, MAE)  $X_{\text{MAE}}$ 、均方根误差(root mean square error, RMSE)  $X_{\text{RMSE}}$  衡量模型的谐波损耗评估性能。则:

$$\begin{cases} X_{\text{MAPE}} = \frac{1}{S} \sum_{i=1}^S \left| \frac{y_i - y'_i}{y_i} \right| \\ X_{\text{MAE}} = \frac{1}{S} \sum_{i=1}^S |y_i - y'_i| \\ X_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{S} \sum_{i=1}^S (y_i - y'_i)^2} \end{cases} \quad (3)$$

式中: $y_i, y'_i$ 分别为第 $i$ 个测试样本的谐波损耗量测值及评估值; $S$ 为测试样本数。

### 2.2 评估流程

基于CSO-SVR的架空线路谐波损耗评估模型应用流程如图2所示,具体步骤如下。

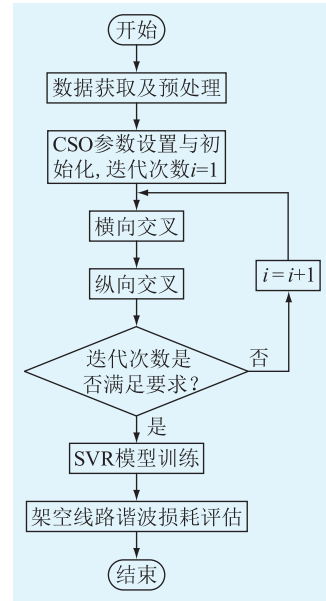


图2 谐波损耗评估流程

Fig.2 Evaluation process of harmonic loss

(1) 数据获取及预处理。基于国内某大型电能质量综合试验平台获取架空线路谐波试验数据。对数据进行归一化处理。模型输入包括首端三相基波电压、三相基波电流,末端三相基波电压,平均基波电流以及2~25次平均谐波电流含有率,共34维,模型期望输出为线路谐波损耗。

(2) CSO参数设置与初始化。设置CSO基本参数:种群规模为40;最大迭代次数为50;纵向交叉概率为0.4;随机初始化种群,迭代次数 $i$ 为1。

(3) 横向交叉。种群粒子两两不重复配对,交叉产生新粒子并计算适应度,进入竞争机制并保留适应度更优的粒子。

(4) 纵向交叉。按照纵向交叉概率选取一定维度的粒子信息,交叉产生新粒子,计算适应度后进入竞争机制。

(5) 迭代判断。若满足最大迭代次数要求,输出最优粒子对应的参数组,否则迭代次数加1并返回步骤(3)。

(6) SVR模型训练。将种群最优粒子对应的超参数代入SVR模型,利用训练集进行训练。

(7) 架空线路损耗评估。将测试集电气特征数据输入CSO-SVR模型,输出谐波损耗评估值。

在上述评估流程中,CSO种群粒子适应度计算

及 SVR 模型训练均使用训练集数据,测试集数据则用于模型有效性验证中。

### 3 CSO-SVR 模型原理与算法

文中采用 SVR 模型学习线路特征与谐波损耗之间的关系,以全局搜索能力强的 CSO 算法优化 SVR 模型的超参数,通过 CSO-SVR 模型将电压、电流等特征映射到高维空间从而实现线性拟合。输入线路电压、电流、谐波含有率等数据,即可获取对应谐波损耗评估值。

在 CSO 种群粒子设计时,由 SVR 模型的超参数组  $[C, \varepsilon, \lambda]$  构成单个粒子信息,每个粒子代表超参数的一种组合情况。其适应度函数  $F_{\text{fit}}$  和参数范围设置如式(4)所示,其中超参数组  $[C, \varepsilon, \lambda]$  的优化范围根据文献[15, 21]进行设置。

$$F_{\text{fit}} = f_{\text{SVR}}(C, \varepsilon, \lambda)$$

$$C \in [1, 200]; \varepsilon \in [10^{-6}, 0.2]; \lambda \in [10^{-2}, 2]$$

(4)

式中:  $C$  为惩罚参数;  $\varepsilon$  为不灵敏损失参数;  $\lambda$  为核参数;  $f_{\text{SVR}}(C, \varepsilon, \lambda)$  为每个粒子信息对应的 SVR 模型损耗评估值与测量值的  $X_{\text{MAPE}}$ 。

#### 3.1 SVR 算法

SVR 基于结构风险最小化原则建立回归模型,其核心思想是在样本映射得到的高维空间中求解最优超平面,通过样本与超平面偏差最小化实现回归。最优超平面可以表示为:

$$f(\mathbf{x}) = \mathbf{w}\varphi(\mathbf{x}) + b \quad (5)$$

式中:  $\mathbf{x}$  为输入向量;  $\varphi(\cdot)$  为映射函数;  $\mathbf{w}$  为权值向量;  $b$  为阈值。

对于训练样本  $(\mathbf{x}_i, y_i)$ , 根据结构风险最小化原则,在超平面求解中引入考虑拟合误差的非负松弛变量  $\xi_i, \xi_i^*$ , 可得到优化函数  $\min Q(\mathbf{w})$  如式(6)所示,式(7)为其约束条件。

$$\min Q(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^m (\xi_i + \xi_i^*) \quad (6)$$

$$\begin{cases} y_i - \mathbf{w}\mathbf{x}_i - b \leq \varepsilon + \xi_i \\ \mathbf{w}\mathbf{x}_i + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (7)$$

式中:  $m$  为训练样本总数。

引入 Lagrange 乘子  $\alpha_i, \alpha_i^*$  以及式(8)的核函数,采用 Lagrange 乘数法,则式(6)可转化为式(9)的对偶优化函数,此时约束条件如式(10)所示。

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \varphi(\mathbf{x}_i)\varphi(\mathbf{x}_j) \quad (8)$$

$$\min Q(\boldsymbol{\alpha}) = \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^m (\alpha_i - \alpha_i^*)(\alpha_j - \alpha_j^*)K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) + \varepsilon \sum_{i=1}^m (\alpha_i + \alpha_i^*) - \sum_{i=1}^m y_i(\alpha_i - \alpha_i^*) \quad (9)$$

$$\sum_{i=1}^m (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \quad \alpha_i, \alpha_i^* \in [0, C] \quad (10)$$

求解上述优化问题,得到回归曲线为:

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^m (\alpha_i - \alpha_i^*)K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + b \quad (11)$$

式中:  $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x})$  为构建 SVR 模型时选用的 RBF 核函数<sup>[19]</sup>。

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) = e^{-\lambda \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|^2} \quad (12)$$

在 SVR 模型中,将电气特征映射到高维非线性空间,求解对偶优化问题得到回归曲线,可实现未知损耗评估。分析可知,  $C, \varepsilon, \lambda$  与回归曲线密切相关,对模型的拟合能力和评估性能影响极大。准确高效地选择这些参数是建立 SVR 模型的关键。文中使用全局搜索能力强、寻优性能好的 CSO 算法对 SVR 超参数进行动态寻优,可有效解决参数确定难的问题。

#### 3.2 CSO 算法

CSO 算法以横、纵交叉机制结合竞争机制的方式运行<sup>[22]</sup>。横向交叉赋予算法优秀的全局搜索能力;纵向交叉促使算法跳出局部最优解,获得更好的收敛速度和收敛精度;竞争机制使得算法迭代始终保持最优解,加速收敛。

##### 3.2.1 横向交叉

横向交叉指种群中不同粒子同一维信息的算数交叉,假设父代粒子的第  $d$  维信息发生交叉,则新粒子的产生方式为:

$$\begin{cases} \mathbf{S}_{h(i,d)} = r_1 \mathbf{X}_{(i,d)} + (1 - r_1) \mathbf{X}_{(j,d)} + c_1 (\mathbf{X}_{(i,d)} - \mathbf{X}_{(j,d)}) \\ \mathbf{S}_{h(j,d)} = r_2 \mathbf{X}_{(j,d)} + (1 - r_2) \mathbf{X}_{(i,d)} + c_2 (\mathbf{X}_{(j,d)} - \mathbf{X}_{(i,d)}) \end{cases} \quad (13)$$

式中:  $\mathbf{S}_{h(i,d)}, \mathbf{S}_{h(j,d)}$  为产生的子代粒子,  $i, j = 1, 2, \dots, M, d = 1, 2, \dots, D$ , 其中  $M$  为种群规模,  $D$  为粒子信息维度;  $\mathbf{X}_{(i,d)}, \mathbf{X}_{(j,d)}$  为父代粒子;  $r_1, r_2, c_1, c_2$  为  $[0, 1]$  的随机数。

横向交叉时,采用扩展系数  $c_1, c_2$  增大粒子搜索范围,减少搜索盲区,有效提升全局搜索能力。

##### 3.2.2 纵向交叉

纵向交叉指种群同一粒子不同维信息的算数交叉,假设父代粒子第  $d_1$  维信息  $\mathbf{X}_{(i,d_1)}$  和第  $d_2$  维信息  $\mathbf{X}_{(i,d_2)}$  发生交叉,产生的子代粒子  $\mathbf{S}_{v(i,d_1)}$  为:

$$\mathbf{S}_{v(i,d_1)} = r \mathbf{X}_{(i,d_1)} + (1 - r) \mathbf{X}_{(i,d_2)} \quad (14)$$

式中:  $r$  为  $[0, 1]$  的随机数;  $d_1, d_2 = 1, 2, \dots, D; i = 1, 2, \dots, M$ 。

纵向交叉利用信息之间的差异引入粒子变异,在提升种群多样性的同时也可以促进陷入局部最优的粒子跳出困境,提升全局收敛能力。



## 4 案例验证与分析

文中基于 380 V 低压架空线路谐波试验数据,对 CSO-SVR 模型的有效性进行验证。线路采用三相四线制接线方式,允许载流量为 423 A,电阻为 0.164  $\Omega/\text{km}$ ,长度为 160 m。

### 4.1 架空线路谐波试验

电能质量扰动试验平台具有电压/电流扰动调节功能,可真实模拟电网中各类典型电能质量问题,扰动试验原理如图 3 所示。

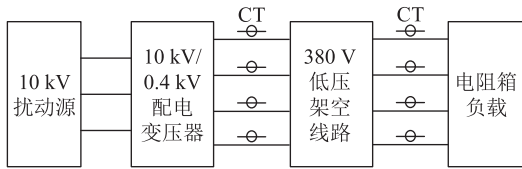


图3 电能质量扰动试验原理

Fig.3 Principle of power quality disturbance test

试验时通过配电变压器将谐波电压源转换为 380 V,用低压架空线路连接变压器与电阻箱负载。为确保采样精度和采样同步性,通过 16 通道 Synergy 录波仪以 50 kHz 频率同时采集架空线路首、末端电压以及电流数据,其中电流数据来自线路两端的电流互感器(current transformer, CT)。

试验中,架空线路带 120 kW 电阻负载。控制谐波电压源输出基波分别叠加 2~25 次单次谐波,谐波含有率为 5%~20%,谐波含有率调节步长为 5%,共完成 96 个单次谐波工况试验。由谐波电压源输出基波同时叠加多个谐波的组合,共完成 7 个组合谐波试验。组合谐波工况如表 1 所示。

表 1 组合谐波工况

Table 1 Combined harmonic conditions

组别	明细
工况 1	基波, 2~8 次均 5% 的谐波
工况 2	基波, 2~8 次均 10% 的谐波
工况 3	基波, 3、5、7、11、13 次均 5% 的谐波
工况 4	基波, 3、5、7、11、13 次均 10% 的谐波
工况 5	基波, 11、13、23、25 次均 5% 的谐波
工况 6	基波, 11、13、23、25 次均 10% 的谐波
工况 7	基波, 5、7、11、13 次均 10% 的谐波, 23、25 次均 5% 的谐波

### 4.2 数据处理及划分

将谐波工况试验所得电压电流录波数据进行傅里叶分解处理,得到各个工况下的基波电压、基波电流、谐波含有率和线路损耗等。最后获得单次谐波 9 600 组数据作为训练集,组合谐波 700 组数据作为测试集。每组数据包括:架空线路首端三相

基波电压,首端三相基波电流,末端三相基波电压、平均基波电流以及 2~25 次平均谐波电流含有率,线路损耗。

为排除各项参数之间数量级的影响,提高评估模型的可靠性,将数据归一化至 [0,1] 之间。

$$x' = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (15)$$

式中:  $x'$  为数据  $x$  归一化后的值;  $x_{\max}$ ,  $x_{\min}$  分别为  $x$  的最大值和最小值。

### 4.3 模型有效性验证

为了验证文中所提 CSO-SVR 模型的有效性,分别采用物理解析、BP、RBF、SVR、PSO-SVR、CSO-SVR 模型进行对比分析。其中,由 PSO、CSO 算法动态寻优得到的 SVR 模型超参数分别为:

$$\begin{cases} \epsilon_{\text{PSO}} = 10^{-6} \\ \lambda_{\text{PSO}} = 0.233 \\ C_{\text{PSO}} = 181.507 \end{cases} \quad (16)$$

$$\begin{cases} \epsilon_{\text{CSO}} = 10^{-6} \\ \lambda_{\text{CSO}} = 0.199 \\ C_{\text{CSO}} = 129.157 \end{cases} \quad (17)$$

按表 1 测试集工况进行划分,谐波损耗的物理解析模型计算值、智能模型评估值以及实际测量值均以平均值表示,见图 4。由图 4 可知,CSO-SVR 模型的谐波损耗评估值与实际测量值最为接近,评估性能最好。各模型的谐波损耗评估误差见表 2。

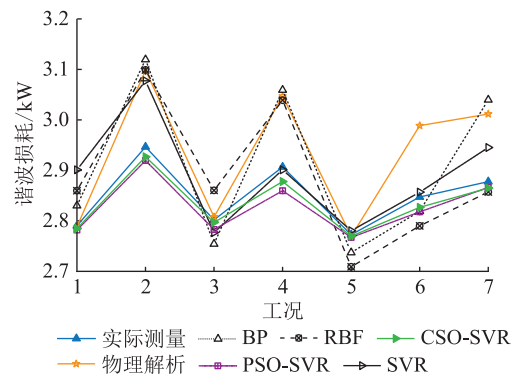


图 4 谐波损耗对比

Fig.4 Comparison of harmonic loss

表 2 谐波损耗评估误差

Table 2 Evaluation error of harmonic loss

模型	$X_{\text{MAPE}}/\%$	$X_{\text{RMSE}}/\text{W}$	$X_{\text{MAE}}/\text{W}$
物理解析	2.852	107.261	82.517
BP	3.162	110.360	91.187
RBF	2.759	90.005	79.137
SVR	1.781	70.491	51.047
PSO-SVR	0.739	25.198	21.229
CSO-SVR	0.473	16.336	13.623

分析图 4、表 2 可得：

(1) 物理解析模型在工况 1,3,5(单次谐波含量为 5%)的谐波损耗评估结果与实测值较为接近,在其他 4 个工况下(单次谐波含量大于 5%)相差较大。物理解析模型的  $X_{MAPE}$  为 2.852%,其计算精度不高,多用于近似计算。

(2) SVR 模型的谐波损耗评估误差小于物理解析、BP 和 RBF 模型。与物理解析模型相比,SVR 模型的  $X_{MAPE}$ ,  $X_{RMSE}$ ,  $X_{MAE}$  分别降低 37.553%, 34.281%, 38.138%。而 BP 模型各项误差较大,RBF 模型评估结果与物理解析计算结果较为接近。这是由于人工神经网络在训练过程中易陷入局部最优,而基于结构风险最小化原则建立的 SVR 模型可求得全局最优解,且无需复杂的神经网络结构设计。

(3) CSO 算法在优化 SVR 模型超参数方面表现更优。与 SVR 模型相比,PSO-SVR 模型的  $X_{MAPE}$ ,  $X_{RMSE}$ ,  $X_{MAE}$  分别降低 58.506%, 64.254%, 58.413%。可见,超参数的选取是发挥 SVR 模型非线性拟合能力的关键,采用动态寻优可有效选取合适的超参数。CSO-SVR 模型的  $X_{MAPE}$ ,  $X_{RMSE}$ ,  $X_{MAE}$  相比 PSO-SVR 模型分别降低 35.995%, 35.169%, 35.828%。这是由于 CSO 纵横交叉机制可以使种群在参数寻优中具有比 PSO 算法更强的全局搜索能力和更好的收敛性能,从而得到更为合适的超参数,进一步提升了模型性能。

此外,对比各模型运算耗时,如表 3 所示。

表 3 模型运算耗时

Table 3 Calculation time of model

模型	运算耗时/s	模型	运算耗时/s
BP	22.165	PSO-SVR	106.526
RBF	28.937	CSO-SVR	158.680
SVR	0.314		

由表 2、表 3 可知,BP、RBF 神经网络运算耗时均为 20 s 以上,且其评估误差都较大。SVR 模型运算耗时最少,仅为 0.314 s,且其评估精度仅次于 PSO-SVR 和 CSO-SVR 模型,在高效评估谐波损耗的同时也具有较好的评估精度。而采用 PSO、CSO 算法优化 SVR 超参数,均增加了模型整体耗时。与 PSO 算法相比,CSO 算法运算时间较长。CSO-SVR 模型虽牺牲了一些运算效率,但可取得更高的损耗评估精度,可应用于评估精度要求高而即时性要求较低场合,如离线评估等。

## 5 结论

针对谐波损耗解析计算精度不高的问题,文中

提出采用 CSO-SVR 模型进行低压架空线路谐波损耗评估,利用电能质量综合试验平台实测获得的谐波损耗数据,对所提模型进行验证。结论如下：

(1) 运用 SVR 拟合能力强和泛化性能好的特点进行谐波损耗评估,评估结果优于物理解析、BP 和 RBF 神经网络,无需复杂的公式计算或神经网络结构设计。

(2) 利用 CSO 全局搜索能力强、收敛精度高的优点,优化 SVR 训练参数。结果显示,超参数的优化有利于提升 SVR 模型性能,相比其他模型,CSO-SVR 模型谐波损耗评估精度更高,评估性能更好。

### 参考文献：

[1] 王毅,刘书铭,李琼林,等. 低压配电线路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.

[2] 蒋利民,孟璐遐,张静,等. 复合电能质量扰动下低压配电网中关键设备附加损耗的解耦分析[J]. 电测与仪表,2019,56(24):59-66.  
JIANG Limin,MENG Junxia,ZHANG Jing,et al. Decoupling analysis of additional loss of key equipment in low voltage distribution network under complex power quality disturbance[J]. Electrical Measurement & Instrumentation,2019,56(24):59-66.

[3] 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.

[4] 唐松浩,肖湘宁,陶顺. 非故意发射超高次谐波发生机理及影响因素分析[J]. 电力电容器与无功补偿,2021,42(2):103-109.  
TANG Songhao,XIAO Xiangning,TAO Shun. Analysis of mechanism and influencing factors of non-intentional emission of ultra high harmonics[J]. Power Capacitor & Reactive Power Compensation,2021,42(2):103-109.

[5] 孙媛媛,李树荣,石访,等. 含分布式谐波源的配电网多谐波源责任划分[J]. 中国电机工程学报,2019,39(18):5389-5398,5586.  
SUN Yuanyuan,LI Shurong,SHI Fang,et al. Multiple harmonic source contribution determination in the active distribution network with distributed harmonic sources[J]. Proceedings of the CSEE,2019,39(18):5389-5398,5586.

[6] 徐政,金砚秋,李斯迅,等. 海上风电场交流并网谐波谐振放大机理分析与治理[J]. 电力系统自动化,2021,45(21):85-91.

- XU Zheng, JIN Yanqiu, LI Sixun, et al. Mechanism analysis and mitigation of harmonic resonance amplification caused by AC integration of offshore wind farm[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(21): 85-91.
- [7] 谢荣斌, 杜帆, 程湘, 等. 三相不平衡及谐波对三相四线低压配电网线损的影响[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(21): 22-30.
- XIE Rongbin, DU Fan, CHENG Xiang, et al. Influence of three-phase imbalance and harmonic on line loss of three-phase four-wire low-voltage distribution network[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(21): 22-30.
- [8] JIANG L M, YAN H G, MENG J X, et al. Harmonic loss quantitative model of transmission line considering the skin effect [C]//2016 IEEE International Conference on Power and Renewable Energy. Shanghai, China. IEEE, 2016: 19-23.
- [9] MORGAN V T. Electrical characteristics of steel-cored aluminium conductors[J]. Proceedings of the Institution of Electrical Engineers, 1965, 112(2): 325.
- [10] 魏超峰. 电力谐波对低压配电网损耗影响的量化分析研究[D]. 郑州: 郑州大学, 2018.
- WEI Chaofeng. Quantitative analysis of the influence of harmonic on the loss of low voltage distribution network [D]. Zhengzhou: Zhengzhou University, 2018.
- [11] 王国利, 刘磊, 李斌, 等. 基于磁性分析的输电导线交流电阻计算[J]. 高压电器, 2019, 55(3): 44-50.
- WANG Guoli, LIU Lei, LI Bin, et al. Calculation for AC resistance of overhead-line conductor based on magnetic properties analysis[J]. High Voltage Apparatus, 2019, 55(3): 44-50.
- [12] 李亚, 刘丽平, 李柏青, 等. 基于改进 K-Means 聚类 and BP 神经网络的台区线损率计算方法[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(17): 4543-4552.
- LI Ya, LIU Liping, LI Baiqing, et al. Calculation of line loss rate in transformer district based on improved K-means clustering algorithm and BP neural network[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(17): 4543-4552.
- [13] 何立强, 赵允, 于景亮. 基于改进 PSO 优化 RBF 神经网络线损计算与分析[J]. 东北电力技术, 2020, 41(4): 55-59.
- HE Liqiang, ZHAO Yun, YU Jingliang. Calculation and analysis of optimized RBF neural network line loss based on improved PSO[J]. Northeast Electric Power Technology, 2020, 41(4): 55-59.
- [14] 马丽叶, 刘建恒, 卢志刚, 等. 基于深度置信网络的低压台区理论线损计算方法[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(8): 140-146.
- MA Liye, LIU Jianheng, LU Zhigang, et al. Theoretical line loss calculation method of low voltage transform district based on deep belief network [J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(8): 140-146.
- [15] 徐茹枝, 王宇飞. 粒子群优化的支持向量回归机计算配电网理论线损方法[J]. 电力自动化设备, 2012, 32(5): 86-89, 93.
- XU Ruzhi, WANG Yufei. Theoretical line loss calculation based on SVR and PSO for distribution system [J]. Electric Power Automation Equipment, 2012, 32(5): 86-89, 93.
- [16] 张义涛, 王泽忠, 刘丽平, 等. 基于灰色关联分析和改进神经网络的 10 kV 配电网线损预测[J]. 电网技术, 2019, 43(4): 1404-1410.
- ZHANG Yitao, WANG Zezhong, LIU Liping, et al. A 10 kV distribution network line loss prediction method based on grey correlation analysis and improved artificial neural network [J]. Power System Technology, 2019, 43(4): 1404-1410.
- [17] 刘家庆, 张弘鹏, 郭希海, 等. 基于 SVR 残差修正的光伏发电功率预测模型[J]. 电力工程技术, 2020, 39(5): 146-151.
- LIU Jiaqing, ZHANG Hongpeng, GUO Xihai, et al. Prediction model of photovoltaic power generation based on SVR residual correction [J]. Electric Power Engineering Technology, 2020, 39(5): 146-151.
- [18] 赫卫国, 郝向军, 郭雅娟, 等. 基于 ARIMA 和 SVR 的光伏电站超短期功率预测[J]. 广东电力, 2017, 30(8): 32-37.
- HE Weiguo, HAO Xiangjun, GUO Yajuan, et al. Ultra-short term power forecast based on ARIMA and SVR for photovoltaic power station [J]. Guangdong Electric Power, 2017, 30(8): 32-37.
- [19] 李昕, 闫宏伟, 马弘毅. 相空间重构和支持向量机结合的电力负荷预测模型研究[J]. 电测与仪表, 2014, 51(24): 6-10.
- LI Xin, YAN Hongwei, MA Hongyi. Study on power load forecasting model based on phase space reconstruction and SVM [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2014, 51(24): 6-10.
- [20] 殷豪, 丁伟锋, 陈顺, 等. 基于长短时记忆网络-纵横交叉算法的含高比例新能源电力市场日前电价预测[J]. 电网技术, 2022, 46(2): 472-480.
- YIN Hao, DING Weifeng, CHEN Shun, et al. Day-ahead electricity price forecasting of electricity market with high proportion of new energy based on LSTM-CSO model [J]. Power System Technology, 2022, 46(2): 472-480.
- [21] ÜSTÜN B, MELSSSEN W J, OUDEHUIJZEN M, et al. Determination of optimal support vector regression parameters by genetic algorithms and simplex optimization [J]. Analytica Chimica Acta, 2004, 544(1): 292-305.
- [22] MENG Anbo, HU Hanwu, YIN Hao, et al. Crisscross optimization algorithm for large-scale dynamic economic dispatch problem with valve-point effects [J]. Energy, 2015, 93: 2175-2190.

#### 作者简介:



孟安波

孟安波(1971),男,博士,教授,研究方向为电力系统自动化、系统分析与集成、智能模型应用等(E-mail:menganbo@vip.sina.com);

蔡涌烽(1996),男,硕士在读,研究方向为电力系统供用电设备电能质量分析;

符嘉晋(1997),男,硕士在读,研究方向为电力系统供用电设备电能质量分析。

## Harmonic loss evaluation of low voltage overhead lines based on CSO-SVR model

MENG Anbo<sup>1</sup>, CAI Yongfeng<sup>1</sup>, FU Jiajing<sup>1</sup>, CHEN De<sup>1</sup>, YIN Hao<sup>1</sup>, CHEN Zihui<sup>2</sup>

(1. School of Automation, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China;

2. Jiangmen Power Supply Company, Guangdong Power Grid Co., Ltd., Jiangmen 529000, China)

**Abstract:** In view of the low calculation accuracy of physical analytical model of harmonic loss, a support vector regression (SVR) model based on crisscross optimization (CSO) algorithm is proposed to evaluate the harmonic loss of overhead lines. Firstly, the SVR model designed to minimize structural risk is used to fit the relationship between line characteristics and harmonic losses. Then, the SVR hyperparameters are globally searched by the CSO algorithm. The optimal hyperparameter group is obtained by dynamic optimization, and the CSO-SVR harmonic loss evaluation model is established. Based on a large power quality test platform, the harmonic test of low voltage overhead lines is carried out. And the proposed model is verified by the measured data of this test. The results show that using CSO algorithm to optimize hyperparameters of SVR can effectively improve the line loss evaluation performance of SVR model. Compared with other models, the proposed model presents higher accuracy.

**Keywords:** overhead lines; harmonic loss; crisscross optimization (CSO); support vector regression (SVR); power quality; hyperparameters; evaluation accuracy

(编辑 吴楠)

(上接第 201 页)

## Prediction of temporal and spatial distribution of electric vehicle charging load considering coupling factors

CHENG Shan<sup>1,2</sup>, ZHAO Zikai<sup>1,2</sup>, CHEN Nuo<sup>1,2</sup>, YU Zihao<sup>1,2</sup>

(1. Yichang Key Laboratory of Intelligent Operation and Security Defense of Power System

(China Three Gorges University), Yichang 443002, China; 2. College of Electrical Engineering

and New Energy, China Three Gorges University, Yichang 443002, China)

**Abstract:** One of the components to realize the mutual benefit and win-win between electric vehicle (EV) and power grid is to effectively predict the charging load of EVs while the difficulty of charging load prediction is increased because of the randomness of temporal and spatial transfer of EV and a variety of coupling factors in the transfer process. In this paper, a method for predicting the spatial and temporal distribution of EV charging load considering dynamic transfer planning and coupling factors is proposed. Firstly, an individual travel mathematical model with multiple types of EVs is established based on travel chain technology. On this basis, considering the traffic flux, road conditions and temperature, the mathematical model of energy consumption per mileage of EV is constructed. Secondly, based on Markov decision process theory, considering the residual path and road network congestion information, the road network information is dynamically updated and the temporal and spatial transfer path of EVs is randomly planned. Finally, based on an example, the temporal and spatial distribution of EV and its charging load are compared and analyzed under different strategies, functional areas and travel days. The results show that the proposed method can fully reflect the travel decision of EV owners, and the prediction results can truly reflect the differences in the amplitude and distribution of charging load due to EV types and functional areas.

**Keywords:** electric vehicle (EV); Markov decision process theory; travel chain; energy consumption model; charging load; temporal and spatial distribution

(编辑 陆海霞)