

# 基于特征检测量的 XLPE 电缆绝缘 老化寿命预测方法

李登淑<sup>1</sup>, 王 昕<sup>2</sup>, 吴健儿<sup>3</sup>, 赵 明<sup>3</sup>, 姚广元<sup>3</sup>

(1. 上海电力大学电气工程学院, 上海 200090; 2. 上海交通大学电工与电子技术中心, 上海 200240;  
3. 国网浙江省杭州供电公司电缆运检室, 浙江 杭州 310000)

**摘 要:**针对 XLPE 电缆绝缘老化影响电力系统稳定运行的问题,以绝缘状态检测项目为基础,提出基于多个特征检测量的偏最小二乘(PLS)老化时间预测模型。首先针对现有的数据样本较小及模型中存在的多重共线性问题,引入最小二乘支持向量回归机(LSSVR)优化模型主成分得分向量;然后利用最新得分向量建立 LSSVR-PLS 老化时间预测模型;最后利用回归参数 T 检验法对比检验了模型非线性处理能力,对杭州某区域多根 110 kV XLPE 电缆样品进行预测分析,结果表明改进模型适用于电缆检测量小样本数据的处理,能够消除原始模型存在的多重共线性问题,并且具有更高的预测精准度,对电缆的运维及电网改造具有重要的指导意义。

**关 键 词:**XLPE 电缆;特征检测量;老化时间;多重共线性;LSSVR-PLS 预测模型

DOI:10.19781/j.issn.1673-9140.2022.01.020 中图分类号:TM247 文章编号:1673-9140(2022)01-0168-10

## XLPE cable insulation aging based on feature detection life prediction method

LI Dengshu<sup>1</sup>, WANG Xin<sup>2</sup>, WU Jianer<sup>3</sup>, ZHAO Ming<sup>3</sup>, YAO Guangyuan<sup>3</sup>

(1. School of Electrical Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China;

2. Center of Electrical & Electronic Technology, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China;

3. Hangzhou Power Supply Company Cable Inspection Room Zhejiang Electric Power Grid Co., Ltd., Hangzhou 310000, China)

**Abstract:** XLPE insulation aging affects the operation of the power system. Based on the insulation state detection project, this paper proposes a PLS aging time prediction model based on multiple feature detection quantities. Aiming at the small data collected and the multi-collinearity problem in the model, the least squares support vector machine (LSSVR) is introduced to optimize the model principal component score vector. Then, the LSSVR-PLS aging time model is established utilizing the new score vector. Finally, the nonlinear processing ability is compared and tested by a T test and the 110 kV XLPE cable samples in a certain area of Hangzhou is considered. It is shown that the improved model is suitable for the processing of small sample data of cable detection, which can eliminate the multi-collinearity problem existing in the original model and achieve a higher prediction accuracy. The proposed research provides an important guiding significance for the cable operation and maintenance and the transformation of power grid.

**Key words:** XLPE cable; feature detection; aging time; multicollinearity; LSSVR-PLS prediction model

收稿日期:2019-09-27;修回日期:2020-06-30

基金项目:国网浙江省电力有限公司科技项目(5211HZ17000B);国家自然科学基金(61673268)

通信作者:王 昕(1972-),男,博士,副教授,主要从事变压器等电力设备状态在线监测与评估研究;E-mail:wangxin26@sju.edu.cn

与油纸绝缘及乙丙橡胶电缆相比, XLPE 电缆具有性能优良、敷设简单、方便检修等优点,被广泛应用于 10~220 kV 的电网中<sup>[1-3]</sup>。而当前许多现役 XLPE 电缆敷设已有十几年,很容易发生绝缘老化甚至绝缘击穿问题,引起不可预计的损失<sup>[4-5]</sup>。因此,对 XLPE 电缆绝缘状态检测量进行相关测试,预测其绝缘老化剩余寿命具有重要的实际意义。

目前对电缆老化寿命的预测,大多采用电老化、热老化等加速老化试验,但这种方法周期长、成本高,不适用于快速及时地反馈绝缘寿命的需求<sup>[6]</sup>。文献[7-8]分别提出基于电特性、基于等温松弛电流法的 XLPE 电缆绝缘老化寿命评估,较充分地阐述了各性能对绝缘老化的影响,但由于是从理化微观角度进行研究,故其存在试验操作复杂且数据不易获取等问题;文献[9-10]提出利用冲击电压下电缆的等效电阻或测量有功损耗来预测老化寿命,可以实现基本的预测参考,但预测标准过于简单,导致预测结果可靠性差。近些年,随着对数据信息挖掘领域的研究,文献[11]利用 RBF 神经网络模型预测矿用电缆老化寿命,但常因为数据样本小,使模型出现饱和和过拟合的问题;文献[12-13]分别建立了偏最小二乘(partial least squares, PLS)预测模型及最小二乘支持向量机(least squares support vector regression machine, LSSVR)预测模型;文献[14]针对变压器油纸绝缘建立了多输出支持向量回归模型,均取得了较好的预测结果。其中,PLS 模型包含了主成分分析、典型相关分析等经典算法,是一种实用且简洁的数据处理手段,但由于其变量间的相关性或滞后变量的存在,使得模型出现多重共线性的问题,导致预测精度下降。

针对上述问题,本文对 XLPE 电缆绝缘状态进行检测,并通过对各检测数据的方差分析,选取了多个特征检测量用于标识电缆老化时间,提出了基于电缆绝缘老化特征检测量的偏最小二乘预测方法。考虑到运检数据样本少以及现有的数据处理方法存在适应性的问题,引入 LSSVR 来优化 PLS 模型主成分得分向量,提高模型的非线性处理能力,建立了基于特征检测量的 XLPE 电缆绝缘老化时间 LSSVR-PLS 预测模型。应用表明:改进后的模型在老化时间小样本数据处理中有着较高的预测精度,模

型的泛化能力和数据预测适应性得到了很好的提高,对电网改造及电缆的运维工作具有实际指导意义。

## 1 电缆绝缘老化特征检测量的选取

影响电缆绝缘老化的因素很多,至今没有统一的评判标准,也很难回答哪些具体的参量可以用来对绝缘老化进行定量分析<sup>[15]</sup>。但现有的研究表明,电缆老化程度多取决于绝缘材料的电、热以及物理等性能,因此本文设计了对 XLPE 电缆绝缘状态的检测项目,通过对状态检测量的统计分析来确定表征电缆绝缘老化的特征检测量,以实现电缆绝缘寿命预测的目的。

### 1.1 绝缘状态检测项目

基于杭州供电公司送检的近 20 年内的 45 根 110 kV XLPE 电缆样品为检测对象,所有电缆的现场运行环境相近。选取老化时间不同其余条件均相同的 5 个电缆样品进行检测项目分析,电缆样品的采样区段均为不受外力破坏的正常运行老化区段,其中所选取的样品基本信息如表 1 所示。

表 1 取样电缆样品信息

Table 1 Sample cable sample information

编号	电压等级/kV	型号	截面/mm <sup>2</sup>	投运日期
#1	110	YJLW03	1 200	20170201
#2	110	YJLW03	1 200	20121201
#3	110	YJLW03	1 200	20080701
#4	110	YJLW03	1 200	20031227
#5	110	YJLW03	1 200	19990627

考虑到电缆绝缘存在径向不均匀性,因此采取环切取样方式,环切后的待测试样如图 1 所示。每个样品制备 10 份试样,以便多次取样求取检测结果平均值。



图 1 环切后的电缆试样

Figure 1 Cable sample after circumcission

1) 拉伸测试。取环切电缆绝缘中层试样,厚度为 1 mm,再进一步加工成标准哑铃状样条,如图 2 所示。采用型号为 5KN-CMT-4503 拉力机,依照国标 GB/T 1040—2006 对 XLPE 试样进行拉伸试验,拉伸试验速率为 100 mm/min,获取试样的拉伸强度和断裂伸长率。



图 2 标准拉伸样条

Figure 2 standard tendon spline

2) 热重分析 (thermal gravimetric analyze, TG)。采用 AG 135 型光电天平称量 6 mg 电缆试样,使用 TG/SDTA 851e 型热重分析仪测试 XLPE 的热分解行为。升温范围为 50~600 °C,升温速率为 10 °C/min,分析所得试样质量随温度的变化规律即为 TG 曲线,从 TG 曲线中可提取热分解温度等参数。

3) 差式扫描量热测试。采用 Mettler DSC 822e 型差式扫描量热仪测量 XLPE 电缆绝缘的熔融、结晶参数。在 N<sub>2</sub> 气氛中,将 6 mg 的 XLPE 试样从 30 °C 加热至 150 °C,再将试样从 150 °C 降温至 30 °C,升降温速率为 10 °C/min。为消除 XLPE 试样经历的热历史及试样中内应力等因素对测量结果的影响,对 XLPE 试样进行 2 次扫描,2 次扫描时升温曲线的熔融峰对应的峰值温度即为熔融温度。

4) FTIR 光谱测试。采用 Nicolet iN10 型傅里叶红外 (FTIR) 光谱仪对 XLPE 试样进行化学结构分析,测试模式为衰减全反射模式,测量的波数范围为 4 000~500 cm<sup>-1</sup>,扫描次数为 32 次。波数在 1 700~1 800 cm<sup>-1</sup> 的吸收峰面积与 1 460 cm<sup>-1</sup> 的吸收峰面积比定义为羰基指数,并以此来定量分析电缆绝缘的氧化程度。

5) 交流击穿场强测试。采用国产 HJC-100 kV 型电压击穿仪对 XLPE 试样进行工频击穿实验,击穿电极采用球-球电极,电极直径为 25 mm,试样

厚度为 0.5 mm,测试温度为室温,升压速率为 2 kV/s,同时将试样浸没在变压器油中以避免放电的产生。研究表明击穿电压的概率以及相关的数据,可采用二维威布尔 (Weibull) 分布进行处理分析,即

$$F(E_b; \alpha, \beta) = 1 - \exp\left\{-\left(\frac{E_b}{\alpha}\right)^\beta\right\} \quad (1)$$

式中  $E_b$  为交流击穿场强, kV/mm;  $F$  为材料在场强  $E$  下的击穿概率;  $\alpha$  为尺寸参数, kV/mm, 其值反映击穿概率为 63.2% 时的击穿场强;  $\beta$  为形状参数, 其大小反映分散程度,  $\beta$  越小击穿场强分散性越大。

将式(1)变换为

$$\ln\left(\ln\left(\frac{1}{1-F(E_b; \alpha, \beta)}\right)\right) = \beta \ln E_b - \beta \ln \alpha \quad (2)$$

由式(2)可知,若试验数据服从两参数 Weibull 分布,则等式的左边与  $\ln E_b$  为线性关系,斜率为  $\beta$ ,截距为  $-\beta \ln \alpha$ 。为得到较科学的计算结果,击穿概率  $F$  采用 Ross 分布函数,即

$$F(i, n) \approx \frac{i - 0.44}{n + 0.25} \times 100\% \quad (3)$$

式中  $i$  为击穿测试数据排列的序号,  $i = 1, 2, \dots, n$ ;  $n$  为击穿测试样本总数。

击穿场强由小到大进行编号,通过式(3)可求得相应编号下试样的击穿概率  $F$ ,将  $F$  代入式(2)求得尺寸参数  $\alpha$ ,其数值即为计算所得击穿场强。

6) XRD 扫描测试。根据 XLPE 试样其结晶相会在 X 射线衍射图谱中产生 2 个较尖锐的结晶峰,无定形相会产生一个较弥散的非晶峰的特点,采用 D8 ADVANCE 型 XRD 衍射仪对 XLPE 电缆绝缘试样进行 XRD 扫描,扫描速率为 10°/min,步长为 0.02°,扫描范围为 15~30°,采用 Cu 靶辐射,工作电压 40 kV,以此可获取结晶度的测试值。

基于上述 XLPE 电缆样品绝缘状态检测项目,对应提取了拉伸强度、断裂伸长率、热分解温度、熔融温度、羰基指数、交流击穿场强以及结晶度共 7 个参量,这些参量从不同层面反映了电缆绝缘老化状态的特性。

## 1.2 选取特征检测量

利用数理统计方法对上述老化电缆样品的各检

测数据平均值进行单因素方差分析,取显著性差异水平  $\alpha=0.05$ ,则  $F_\alpha=4.28$ ,计算得到不同样品同一参量的检验统计量  $F_0$ 。分别为 103.97、69.31、76.29、265.34、99.87、121.44、85.21。均存在  $F_0 > F_\alpha$ ,说明对于不同老化时间,上述每一个参量均是显著不同的。因此,可选取这些参量作为特征检测量对不同老化程度的电缆进行标识,如图 3 所示。

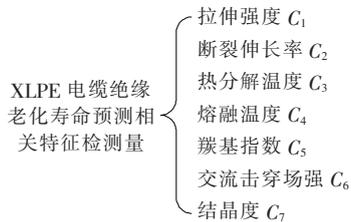


图 3 不同特征检测量指标

Figure 3 Different feature detection indicators

根据所测试的特征检测量,为实现电缆绝缘老化时间的综合性预测,使模型中同时包含所有的特征检测量,本文建立了老化时间关于特征检测量的多元线性 PLS 预测模型。但考虑到变量之间的相关性或滞后变量的存在均会使模型产生多重共线性问题,在数据样本有限的情况下,为增强模型的有效性,本文引入了学习能力强、泛化性高的 LSSVR,其具有解决非线性对应关系的优点,并以此建立 LSSVR-PLS 电缆绝缘老化时间预测模型。

## 2 XLPE 电缆绝缘老化时间预测模型

### 2.1 PLS 算法

PLS 回归分析是一种实用且简洁的统计数据处理方法,其算法内容包含有主成分分析、典型相关分析和多元线性回归分析。其基本的算法原理可参考文献[13]。

### 2.2 LSSVR 算法

LSSVR 支持向量回归机是对 SVR 的一种改进,主要区别是把原支持向量机中的不等式约束变成了等式约束,简化了 Lagrange 的求解过程,使最终的求解变为一个解线性方程组的问题。同时,相较于 PLS 算法在小样本应用时存在的多重共线性问题,LSSVR 算法可对 PLS 内部主成分得分向量

进行优化,以提取变量有用信息降低或消除变量与因变量之间的非线性对应关系。

设给定的  $k$  个样本数据  $\{t_i, y_i\} (i=1, 2, \dots, k)$ ,其中  $t_i$  为输入, $y_i$  为输出,则利用 LSSVR 进行成分优化模型如下。

目标函数为

$$\min_{w, b, e} J(w, e) = \frac{1}{2} w^T w + \frac{1}{2} \gamma \sum_{k=1}^N e_k^2 \quad (4)$$

等式约束条件为

$$y_k = w^T \varphi(t_k) + b + e_k \quad (5)$$

式(4)、(5)中  $e$  为松弛因子; $\gamma$  为惩罚因子; $b$  为偏置项; $w$  为特征权向量; $y_k$  为样本输出; $\varphi(t_k)$  为非线性映射函数; $k=1, 2, \dots, N$ 。

采用 Lagrange 乘数法求解,即

$$L(w, b, e; \alpha) =$$

$$J(w, e) - \sum_{k=1}^N \alpha_k \{w^T \varphi(t_k) - b + e_k - y_k\} \quad (6)$$

进一步推导有:

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial w} = 0 \rightarrow w = \sum_{k=1}^N \alpha_k \varphi(t_k) \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{k=1}^N \alpha_k = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial e_k} = 0 \rightarrow \alpha_k = \gamma e_k \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha_k} = 0 \rightarrow w^T \varphi(t_k) + b + e_k - y_k = 0 \end{cases} \quad (7)$$

最后化简为

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{1}_v^T \\ \mathbf{1}_v & \mathbf{\Omega} + \mathbf{I}/\gamma \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y \end{bmatrix} \quad (8)$$

其中,  $\mathbf{\Omega}_{kl} = \varphi(t_k)^T \varphi(t_l) = K(t_k, t_l)$ ,  $k, l = 1, 2, \dots, N$ , 被称作核矩阵。

由上述线性方程组可求得 LSSVR 优化模型为

$$y(t) = \sum_{k=1}^N \alpha_k K(t, t_k) + b \quad (9)$$

### 2.3 基于 LSSVR 优化的 PLS 算法模型

设  $p$  个变量  $y_1, y_2, \dots, y_p$  为因变量集, $m$  个自变量  $x_1, x_2, \dots, x_m$  为自变量集。为了表达方便和减少变量之间的运算误差,首先对因变量集和自变量集进行标准化处理。 $F_0$  与  $E_0$  分别为二者的  $n$  次标准化观测数据阵,即

$$\mathbf{F}_0 = \begin{bmatrix} y_{11} & \cdots & y_{1p} \\ \vdots & \ddots & \vdots \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$\mathbf{E}_0 = \begin{bmatrix} y_{n1} & \cdots & y_{np} \\ x_{11} & \cdots & x_{1m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & \cdots & x_{nm} \end{bmatrix} \quad (11)$$

考虑到本文基于老化时间的 XLPE 电缆绝缘老化寿命预测问题,因变量集为单一变量即老化时间,而自变量集为不同的特征检测量,因此只对自变量集进行处理分析,即直接在  $\mathbf{E}_0, \mathbf{E}_1, \dots, \mathbf{E}_{r-1}$  矩阵中提取成分  $t_1, t_2, \dots, t_r (r \leq m)$ 。要求  $t_h$  (满足有效性检验要求的主成分,  $h \leq r$ ) 尽可能多地携带  $\mathbf{E}_0$  中的信息,同时对因变量系统  $\mathbf{F}_0$  有最大的解释能力。建模步骤如下。

1) 根据矩阵  $\mathbf{E}_0^T \mathbf{F}_0 \mathbf{F}_0^T \mathbf{E}_0$  最大特征值所对应的特征向量  $\mathbf{w}_1$ , 求得成分  $t_1 = \mathbf{w}_1^T \mathbf{X}$ , 并计算成分的得分向量  $\boldsymbol{\tau}_1 = \mathbf{E}_0 \mathbf{w}_1$ , 和残差矩阵  $\mathbf{E}_1 = \mathbf{E}_0 - \boldsymbol{\tau}_1 \boldsymbol{\beta}_1^T$ , 其中  $\boldsymbol{\beta}_1 = \mathbf{E}_0^T \boldsymbol{\tau}_1 / \|\boldsymbol{\tau}_1\|^2$  为回归系数向量;

2) 根据矩阵  $\mathbf{E}_1^T \mathbf{F}_0 \mathbf{F}_0^T \mathbf{E}_1$  最大特征值所对应的特征向量  $\mathbf{w}_2$ , 求得成分  $t_2 = \mathbf{w}_2^T \mathbf{X}$ , 成分的得分向量  $\boldsymbol{\tau}_2 = \mathbf{E}_1 \mathbf{w}_2$ , 和残差矩阵  $\mathbf{E}_2 = \mathbf{E}_1 - \boldsymbol{\tau}_2 \boldsymbol{\beta}_2^T$ , 其中  $\boldsymbol{\beta}_2 = \mathbf{E}_1^T \boldsymbol{\tau}_2 / \|\boldsymbol{\tau}_2\|^2$ ;

3) 至第  $r$  步, 求矩阵  $\mathbf{E}_{r-1}^T \mathbf{F}_0 \mathbf{F}_0^T \mathbf{E}_{r-1}$  最大的特征值所对应的特征向量  $\mathbf{w}_r$ , 求得成分  $t_r = \mathbf{w}_r^T \mathbf{X}$ , 计算成分得分向量  $\boldsymbol{\tau}_r = \mathbf{E}_{r-1} \mathbf{w}_r$ 。

4) 根据交叉有效性, 提取到  $h$  个符合要求的主成分得分向量, 改变以往偏最小二乘直接建立  $\mathbf{F}_0$  与  $\boldsymbol{\tau}_h$  回归方程的方式, 建立文 2.2 节中提到的 LSSVR 优化的主成分模型, 即

$$y_0(\boldsymbol{\tau}_h) = \sum_{k=1}^N \alpha_k K(\boldsymbol{\tau}_h, \boldsymbol{\tau}_k) + b \quad (12)$$

式中  $y_0(\boldsymbol{\tau}_h)$  为样本标准化输出;  $K(\boldsymbol{\tau}_h, \boldsymbol{\tau}_k)$  为核函数, 其参数由样本数据训练得出。

5) 采用原始数据表示, 首先计算训练样本成分的得分向量为

$$\boldsymbol{\tau}'_h = \mathbf{E}_{h-1} \mathbf{w}_h = \mathbf{E}_0 \mathbf{w}_h^* = \mathbf{E}_0 \sum_{j=1}^{h-1} (\mathbf{I} - \mathbf{w}_j \boldsymbol{\beta}_j^T) \mathbf{w}_h \quad (13)$$

然后, 根据因变量集  $Y$  计算回归模型中的参数向量  $\mathbf{c}_h = Y^T \boldsymbol{\tau}_h / \|\boldsymbol{\tau}_h\|^2$ , 并将式 (12) 记为  $y_0 =$

$f_{\text{LSSVR}}(\boldsymbol{\tau}_h)$ 。最后得到原始数据的 LSSVR-PLS 预测模型为

$$Y' = \sum_{i=1}^h f_{\text{LSSVR}}(\boldsymbol{\tau}'_i) \mathbf{c}_i^T \quad (14)$$

## 2.4 相关参数的确定

模型中包含的参数  $[\alpha, b]$ , 即拉格朗日乘数和偏置项可由式 (7) 进行求解。其次, 由于 PLS 模型存在多重共线性问题, 故核函数选择有利于弱化非线性对应关系的 RBF 径向基核函数为

$$K(x_1, x_2) = \exp\left(-\frac{(x_1 - x_2)^2}{2\sigma^2}\right), \sigma > 0 \quad (15)$$

式中  $\sigma$  为核宽度大小。惩罚因子  $\gamma$  和核宽  $\sigma$  对 LSSVR 模型精度有较大的影响。 $\gamma$  越小, 模型泛化能力越强, 但误差相对增大;  $\sigma$  越小, 模型学习能力越强, 但复杂度增高。

因此, 本文将实验所得的老化特征检测量数据分为训练样本和测试样本, 在 VS2013 环境下利用 Matlab R2013a 中的支持向量分类工具箱对训练样本进行迭代分析, 并根据误差 RMSE 来确定  $\gamma$  和  $\sigma$  值。经过反复迭代对比, 二者与误差 RMSE 对应变化趋势如图 4、5 所示。

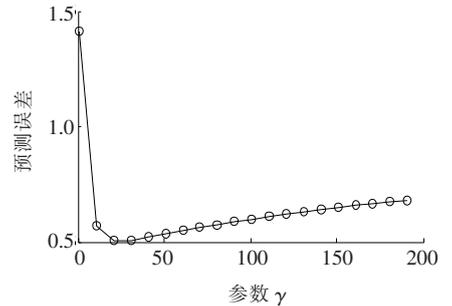


图 4 参数  $\gamma$  与 RMSE 的对应变化趋势

Figure 4 Corresponding trends of  $\gamma$  and RMSE

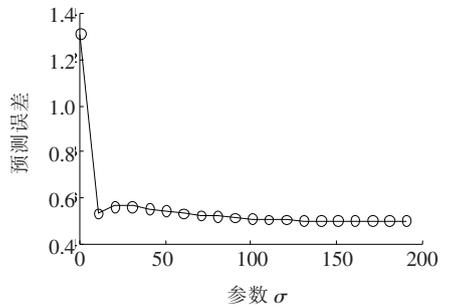


图 5 参数  $\sigma$  与 RMSE 的对应变化趋势

Figure 5 Corresponding trends of  $\sigma$  and RMSE

根据图 4、5 中 RMSE 存在的极小值点选择正

则化参数惩罚因子  $\gamma=20$ ,核宽  $\sigma=10$ 。

### 3 算例分析

#### 3.1 试验数据

将相同的电缆样品,根据老化时间的不同分为

15 组,相同的采样区段下每组制备 5 份试样(忽略外力破坏、同一区域环境差异大的因素)。每组特征检测量数据均取为 5 份试样的平均值,选用前 2/3 数据为训练样本,后 1/3 数据为测试样本。按老化时间从小到大排列,各组特征检测量的平均测试数据如表 2 所示,其中带“\*”的用于模型测试。

表 2 各组电缆样品特征检测量数据

Table 2 Data test data of each group of cable samples

组号	拉伸强度/ MPa	断裂伸长 率/%	热分解温 度/°C	熔融温度/ °C	碳基指数	击穿强度/ (kV·mm <sup>-1</sup> )	结晶度/ %	老化时间/ a
1	28.6	648	460.2	109.0	0.6	70.2	35.0	1.0
2	28.2	642	446.5	106.8	0.7	69.0	33.9	3.0
3	28.5	639	464.0	107.2	0.8	69.0	33.6	5.0
4	28.4	634	455.4	105.4	0.7	68.5	33.0	6.9
5	26.2	623	457.0	104.9	0.8	68.1	32.1	8.6
6	26.0	582	452.4	103.5	0.8	68.7	32.3	9.2
7	26.1	585	446.8	103.7	0.9	65.8	31.6	10.0
8	25.8	560	436.1	102.8	0.7	66.0	31.0	11.7
9	25.4	525	436.9	102.0	0.9	64.2	30.5	12.9
10	24.9	452	430.0	102.1	1.0	63.0	30.2	13.8
11*	24.2	445	427.0	100.8	1.0	62.1	29.8	15.0
12*	24.1	437	426.3	100.2	1.2	60.3	28.9	15.5
13*	23.7	429	426.2	99.9	1.1	59.6	26.4	16.7
14*	23.4	420	416.5	98.6	1.3	58.7	26.2	17.8
15*	23.0	382	413.4	96.5	1.3	57.5	25.1	19.8

#### 3.2 相关性分析

将表 2 的各检测量依次记为:  $C_1$ 、 $C_2$ 、 $C_3$ 、 $C_4$ 、 $C_5$ 、 $C_6$ 、 $C_7$  以及老化时间  $Y$ ,利用逐步回归分析对特征检测量与老化时间之间的线性相关性进行检验,所得的残差如图 6 所示。

由图 6 可知,第 2、7 组线性拟合较差,其余线性拟合良好。整体的线性拟合度  $R^2=0.9943$ ,在  $F$  检验中,统计量  $F=131.8978 > 0.0000$ ,符合检验要求。但根据图 6 所求得的与显著性概率相关的  $P$  值为  $0.4434 > 0.05$ ,说明变量系统中存在着多重共线性问题,若直接采用 PLS 建立多元线性电缆绝缘老化时间预测模型,精度可能会大大地降低。

#### 3.3 建立 LSSVR-PLS 老化时间预测模型

首先,利用训练样本进行 PLS 线性回归分析,根据交叉有效性检验提取到 2 个主成分。

第 1 个提取成分得分向量为

$$\tau_1 =$$

$$[-3.643 \quad -1.951 \quad -2.235 \quad -1.643 \quad -0.356 \\ 0.168 \quad 1.180 \quad 1.459 \quad 2.864 \quad 4.158]$$

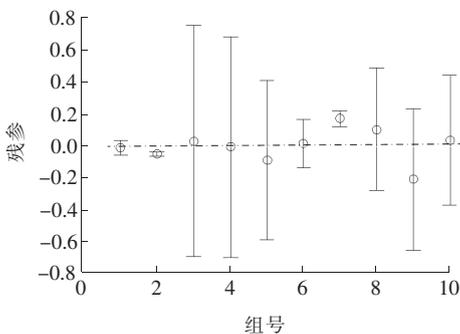


图 6 残差杠杆

Figure 6 Residual lever diagram

第2个提取成分得分向量为

$$\tau_2 =$$

$$\begin{bmatrix} 0.572 & 0.666 & -0.005 & -0.244 & -0.757 \\ -0.657 & -0.151 & -0.212 & -0.017 & 0.805 \end{bmatrix}$$

建立电缆绝缘老化寿命 PLS 预测模型,即

$$Y =$$

$$\begin{aligned} &141 - 0.274 1x_1 - 0.003 0x_2 + 0.057 8x_3 - \\ &0.845 4x_4 - 3.352 0x_5 - 0.246 8x_6 - 1.294 1x_7 \end{aligned} \quad (16)$$

利用 LSSVR 对上述 2 个主成分得分向量行优化,由式(12)可得优化后的成分向量为

$$\tau'_1 =$$

$$\begin{bmatrix} 3.635 & 1.938 & 2.239 & 1.653 & 0.369 & -0.157 \\ -1.179 & -1.454 & -2.865 & -4.177 \end{bmatrix}$$

$$\tau'_2 =$$

$$\begin{bmatrix} 0.590 & 0.626 & 0.032 & -0.141 & -0.835 \\ -0.738 & -0.203 & -0.167 & 0.005 & 0.831 \end{bmatrix}$$

则由式(13)、(14)可得 LSSVR-PLS 老化时间预测模型为

$$Y' =$$

$$\begin{aligned} &117 - 0.475 0x_1 - 0.003 3x_2 + 0.010 5x_3 - \\ &0.569 1x_4 + 1.920 0x_5 - 0.223 2x_6 - 0.799 5x_7 \end{aligned} \quad (17)$$

### 3.4 模型检验及训练结果

采用回归参数  $T$  检验法分别对式(16)PLS 和式(17)LSSVR-PLS 老化时间预测模型进行多重共线性检验。变量系数检验为  $T$  检验值,线性回归效果检验为  $F$  检验值,检验结果分别如表 3、4 所示。

表 3 PLS 模型多重共线性检验结果

Table 3 PLS model multi-collinearity test results

检测量	系数	$T$ 检验值	$P_T$ 值
$C_1$	-0.274 1	1.876 6	0.157 2
$C_2$	-0.003 0	-3.753 5	0.019 9
$C_3$	0.057 8	5.370 9	0.005 8
$C_4$	-0.845 4	-3.255 4	0.031 2
$C_5$	-3.352 0	-2.377 5	0.076 2
$C_6$	-0.246 8	-0.971 9	0.402 8
$C_7$	-1.294 1	-8.250 0	0.001 2

总体结果指标:R-square=0.994 346;

Adj R-sq=0.986 807;PF=7.981 13 $\times 10^{-6}$

表 4 LSSVR-PLS 模型多重共线性检验结果

Table 4 LSSVR-PLS model multicollinearity test

检测量	系数	$T$ 检验	$P_T$ 值
$C_1$	-0.475 0	-0.231 5	0.034 0
$C_2$	-0.003 3	-2.734 6	0.004 6
$C_3$	0.010 5	3.346 5	0.015 5
$C_4$	-0.569 1	-0.905 2	0.000 2
$C_5$	1.920 0	2.000 7	0.002 3
$C_6$	-0.223 2	-2.320 1	0.043 1
$C_7$	-0.799 5	-0.821 0	0.019 4

总体结果指标:R-square=0.998 648;

Adj R-sq=0.996 959;PF=3.569 26 $\times 10^{-6}$

由表 3、4 可知,2 种模型均满足  $F$  检验,模型的线性拟合度较好。由表 3 可知 PLS 模型中特征检测量  $C_1$  和  $C_6$  系数的  $T$  检验值  $P_T > 0.1$ , 不满足检验显著性要求;而由表 4 可知,LSSVR-PLS 模型中系数的  $T$  检验值  $P_T < 0.1$ , 满足检验显著性要求。此时可认为后者基本消除了数据间多重共线性问题,其训练样本的结果输出曲线及相对误差分别如图 7、8 所示。

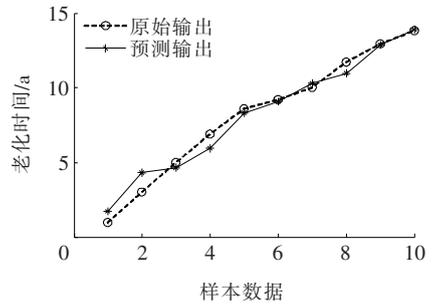


图 7 LSSVR-PLS 模型训练结果

Figure 7 LSSVR-PLS model training results

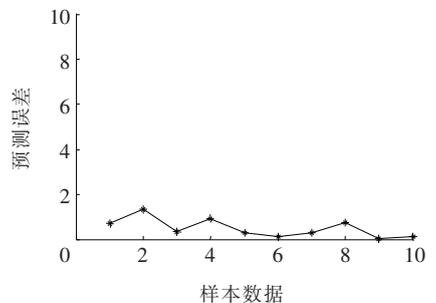


图 8 LSSVR-PLS 模型训练结果误差

Figure 8 LSSVR-PLS model training result error

从图 7、8 模型训练结果上看,预测输出与原始

输出误差较小且相对稳定,说明改进后的预测模型效果好、精度高,同时也说明了 LSSVR-PLS 模型预测电缆老化时间具有较强的适应性。

### 3.5 预测精度分析

现以表 2 中带有“\*”的各检测量数据进行测试,本文分别采用 LSSVR-PLS 模型、PLS 模型、LS-SVM 分类模型以及 RBF 神经网络模型对测试样本数据进行预测,预测结果如图 9 和表 5 所示。

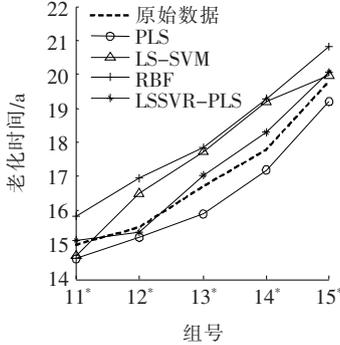


图 9 4 种模型预测结果对比

Figure 9 Comparison of prediction results of four models

表 5 4 种模型预测值与实际值的比较

Table 5 Comparison of predicted and actual values of four models

序号	原始值	不同模型预测值			
		PLS	LS-SVM	RBF	LSSVR-PLS
11*	15.0	14.57	14.68	15.85	15.11
12*	15.5	15.20	16.51	16.96	15.37
13*	16.7	15.89	17.72	17.86	17.05
14*	17.8	17.20	19.21	19.28	18.29
15*	19.8	19.21	19.99	20.81	20.06

根据上述预测结果可得 4 种模型之间的相对误差如图 10 所示;各模型相对误差绝对值的平均百分数以及方差情况如表 6 所示。

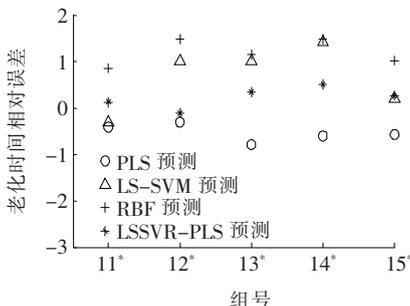


图 10 测试样本老化时间相对误差

Figure 10 Relative error of aging time of test sample

表 6 相对误差绝对值平均百分数及方差

Table 6 Average percentage and variance of relative error absolute value

模型	误差百分数/%	方差
LSSVR-PLS	0.268 0	0.158 2
PLS	0.546 0	0.192 7
LS-SVM	0.790 0	0.516 4
RBF	1.192 0	0.276 5

根据上述计算可得,相比于在解决小样本问题容易过饱和的 RBF 神经网络预测,PLS 和 LS-SVM 模型在电缆绝缘老化时间上误差更小、预测精度更高,而 LSSVR-PLS 预测精度要优于 PLS 和 LS-SVM 模型。其次从预测误差及误差稳定性来看,虽然 RBF 神经网络误差最大,但其误差稳定性较 LS-SVM 模型好,这与选取适于处理非线性的 RBF 径向基核函数有关。从整体对比来看,LSSVR-PLS 模型解决了 RBF 神经网络小样本容易过拟合的问题,同时避免了 LS-SVM 分类模型过于依赖经验的盲目性以及 PLS 模型中存在的多重共线性问题,证明了其在电缆绝缘老化时间小样本预测问题上具有更强的泛化能力和数据预测适应性。

### 3.6 剩余寿命预测

为进一步预测剩余寿命,将上述建立的电缆绝缘老化时间 LSSVR-PLS 预测模型记为  $L_{SVR-PLS}$ ,那么将失效状态下的特征检测量带入  $L_{SVR-PLS}$  中,可得电缆整体的老化寿命  $L_{end}$ ,参考文献[16]建立电缆绝缘老化时间关系模型的思想,则电缆的剩余寿命  $L_{remain} = L_{end} - L_{SVR-PLS}$ 。表 7 为从绝缘失效电缆区段采样所测得各特征检测量平均值。

将失效数据带入  $L_{SVR-PLS}$  中,计算  $L_{end} \approx 29.7$  a,得到测试样本绝缘老化剩余寿命,如表 8 所示。

表 7 失效电缆的绝缘特征检测值

Table 7 Insulation characteristics of the failed cable			
拉伸强度/ MPa	断裂伸长 率/%	热分解温 度/°C	熔融温度/ °C
19.2	360	385.0	90.0
碳基指数	击穿强度/(kV·mm <sup>-1</sup> )	结晶度/%	
1.6	50.2	24.9	

表 8 基于 LSSVR-PLS 的电缆绝缘老化寿命

Table 8 LSSVR-PLS based on-site aging cable

序号	insulation remaining life		a
	$L_{eng}$	$L_{SVR-PLS}$	
11*	29.7	15.11	14.59
12*	29.7	15.37	14.33
13*	29.7	17.05	12.65
14*	29.7	18.29	11.41
15*	29.7	20.06	9.64

## 4 结语

1) 本文对不同老化时间的电缆样品进行了一系列绝缘状态检测项目,提出了多个特征检测量用于标识绝缘老化程度,并对相应的检测数据进行方差分析,检验了各特征检测量的适应性。

2) 根据所提出的特征检测量建立了电缆老化时间的 LSSVR-PLS 预测模型,该模型在小样本电缆数据处理过程中,具有适应好、泛化能力强和预测精度高的特点。并且避免了数据过拟合以及多重共线性问题,能够较快准确地实现 XLPE 电缆绝缘老化寿命的预测,对电缆的运维检修具有一定的指导意义。

3) 由于实验条件及设备的限制存在有一定的局限性,电缆绝缘老化特征检测量的选取不能面面俱到,模型中忽略了环境差异性的影响等,这些方面也是今后要研究的方向,所需研究的内容将进一步提高模型对现场老化数据的解释能力。

### 参考文献:

[1] 杨亮,周恺,倪周,等. 考虑负荷特性的 XLPE 电缆绝缘老化程度研究[J]. 智慧电力,2020,48(10):113-119.  
YANG Liang, ZHOU Kai, NI Zhou, et al. Analysis of XLPE cable insulation aging considering load characteristics[J]. Smart Power, 2020, 48(10): 113-119.

[2] 边浩然,杨丽君,马志鹏,等. 基于累积损伤曲线的电寿命模型步进应力试验方法及在 XLPE 电缆中的应用[J]. 中国电力,2020,53(9):125-132.  
BIAN Haoran, YANG Lijun, MA Zhipeng, et al. Step-stress test method for electrical life model based on cu-

mulative damage curve and its application in XLPE cable[J]. Electric Power, 2020, 53(9): 125-132.

- [3] 张悦,陈孝信,钱勇,等. XLPE 电缆交叉互联系统中局放脉冲时域特征仿真研究[J]. 高压电器,2021,57(7): 112-118.  
ZHANG Yue, CHEN Xiaoxin, QIAN Yong, et al. Simulation study on time domain feature of partial discharge pulse in XLPE cable cross-bonding system[J]. High Voltage Apparatus, 2021, 57(7): 112-118.
- [4] 黄润知,夏向阳,李明德,等. 基于结构相似性算法的单芯电缆局放定位[J]. 电力科学与技术学报,2019,34(2):161-168.  
HUANG Ruizhi, XIA Xiangyang, LI Mingde, et al. Study on partial discharge location of power cables based on structural similarity index algorithm[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2019, 34(2): 161-168.
- [5] BOUKEZZI L, RONDOT S, JBARA O. A time resolved current method and TSC under vacuum conditions of SEM; trapping and detrapping processes in thermal aged XLPE insulations cables[J]. Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section B Beam Interactions with Materials and Atoms, 2017, 394(MAR, 1): 126-133.
- [6] 詹威鹏,褚学来,申作家,等. 加速热氧老化中交联聚乙烯电缆绝缘聚集态结构与介电强度关联性研究[J]. 中国电机工程学报,2016,36(17):4770-4778.  
ZHAN Weipeng, CHU Xuelai, SHEN Zuoqia, et al. Study on aggregation structure and dielectric strength of XLPE cable insulation in accelerated thermal-oxidative aging[J]. Proceeding of the CSEE, 2016, 36(17): 4770-4778.
- [7] 刘刚,吴亮,金尚儿,等. 基于电特性的 110 kV 交联聚乙烯电缆剩余寿命评估[J]. 高电压技术,2017,43(8): 2718-2723.  
LIU Gang, WU Liang, JIN Shang'er, et al. Assessment of 110 kV XLPE cables remaining life based on electrical characteristics[J]. High Voltage Engineering, 2017, 43(8): 2718-2723.
- [8] 刘刚,金尚儿,梁子鹏. 基于等温松弛电流法和活化能发的 110 kV XLPE 电缆老化状态评估[J]. 高电压技术,2016,42(8):2372-2381.

- LIU Gang, JIN Shanger, LIANG Zipeng. Aging state assessment of 110 kV XLPE cable based on isothermal relaxation current method and activation energy method [J]. High Voltage Engineering, 2016, 42 (8): 2372-2381.
- [9] 李巍巍,甘德刚,朱轲. 基于冲击电压下电缆等效电阻值的绝缘状态评估新方法[J]. 电测与仪表, 2018, 55 (2):15-19.
- LI Weiwei, GAN Degang, ZHU Ke. A new method of insulation condition assessment based on equivalent resistance value of cable under impulse voltage[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2018, 55(2):15-19.
- [10] 张兴隆,毛欣,曾灿. 基于冲击电压下有功损耗测量的电缆绝缘状态评估[J]. 电测与仪表, 2016, 53(23):28-33.
- ZHANG Xinglong, MAO Xin, ZENG Can. Assessment of cable insulation condition based on active power loss measurement under impulse voltage[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2016, 53(23):28-33.
- [11] 范文玲. 基于改进型 RBF 神经网络的矿用电缆剩余寿命研究[D]. 西安:西安科技大学, 2018.
- [12] 李扬. 最小二乘法、 $\epsilon$ -支持向量回归机与最小二乘支持向量回归机的对比研究[D]. 上海:华东师范大学, 2018.
- [13] 吕游,刘吉臻,杨婷婷,等. 基于 PLS 特征提取和 LS-SVM 结合的 NO<sub>x</sub> 排放特性建模[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(11):2419-2425.
- LV You, LIU Jizhen, YANG Tingting, et al. NO<sub>x</sub> emission characteristic modeling based on feature extraction using PLS and LS-SVM[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34 (11):2419-2425.
- [14] 杨飞豹,高国强,宋臻杰,等. 基于频域介电谱和多输出支持向量回归的变压器油纸绝缘状态评估[J]. 高压电器, 2018, 54(12):150-157.
- YANG Feibao, GAO Guoqiang, SONG Zhenjie, et al. Transformer oil-paper insulation condition assessment based on frequency domain dielectric spectroscopy and multi-output support vector regression[J]. High Voltage Apparatus, 2018, 54(12):150-157.
- [15] 杨超,李明德,黄海,等. 基于向量运算法的交叉互联 XLPE 电缆在线监测系统设计[J]. 电力科学与技术学报, 2016, 31(3):88-94.
- YANG Chao, LI Mingde, HUANG Hai, et al. Design of on-line monitoring system for crossing-linked XLPE cable based on vector calculation method[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2016, 31(3):88-94.
- [16] DALAL S B, GORUR R S, DYER M L. New aging model for 15 kV XLPE distribution cables[C]//The 17th Annual Meeting of the IEEE Lasers and Electro-Optics Society, Boulder, USA:IEEE, 2004.