

适用于小样本数据库的输电线路导线覆冰 预测灰色模型及应用

陈 杰, 张迺龙, 邱 刚, 高 嵩

(国网江苏省电力有限公司电力科学研究院, 江苏 南京 211100)

摘 要:科学合理地对导线覆冰进行预警评估有助于及时地对冰冻灾害风险做出准确应对措施。提出一种适用于小样本数据库的多因素灰色预测模型 $GM(1, N)$, 相比于传统神经网络模型, 这种模型对建模数据库样本容量要求低, 具有较高的建模与计算效率, 并且可实时根据气象参数对导线覆冰程度进行预测, 从而实现输电线路导线覆冰灾害风险预警的目的。基于所提模型进行案例分析, 在工程应用场景中将覆冰程度划分为 5 个等级, 研究发现: 基于 $GM(1, N)$ 灰色理论多因素预测模型对覆冰厚度预测的误差平均在 8.1%, 输电线路导线覆冰灾害风险预警准确率高达 94%。此外, 在覆冰厚度临界值附近的预测值增加一定的安全裕度值, 可以降低将高风险等级判断为低一级的风险等级的概率。本文所提出的覆冰厚度预测灰色模型可以指导冰区输电线路的抗冰工作。

关 键 词:覆冰灾害; 覆冰预测; 故障预警; 灰色理论

DOI: 10.19781/j.issn.1673-9140.2023.06.028 中图分类号: TM852 文章编号: 1673-9140(2023)06-0267-06

Icing prediction grey model for transmission line conductors based on small sample database and its application

CHEN Jie, ZHANG Nailong, QIU Gang, GAO Song

(Electric Power Research Institute, State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Nanjing 211100, China)

Abstract: Scientific and reasonable early warning and assessment of conductor icing can help to take accurate response measures to prevent the freezing disaster risk in time. This paper presents a multi factor grey prediction model $GM(1, N)$ suit for small sample database. Compared with the traditional neural network model, the proposed model requires lower sample size of the modeling database and corresponds to higher modeling and calculation efficiency. The degree of conductor icing can be predicted in real time according to meteorological parameters, which can realize the risk warning of transmission line conductor icing disaster. Based on the case analysis of the proposed model, the icing degree is divided into five grades in the engineering application scenario. It is found that the average error of the multi factor prediction model based on $GM(1, N)$ grey theory in ice thickness prediction is 8.1%, and the risk warning accuracy of transmission line icing disaster is as high as 94%. In addition, the probability of judging the high risk level as the lower one can be decreased by adding a certain safety margin value near the critical value of the ice thickness. In the ice area, The application of the ice thickness grey prediction model proposed in this paper can guide the anti-ice work of transmission lines in icing area.

Key words: icing disaster; icing prediction; fault early warning; grey theory

收稿日期: 2022-08-10; 修回日期: 2022-09-20

基金项目: 国家电网总部科技项目(5500-202118138A-0-0-00)

通信作者: 张迺龙(1981—), 男, 博士, 高级工程师, 主要从事输变电设备结构关键部位受力特性仿真、防灾减灾技术等相关研究;

E-mail: 13951626493@163.com

自然灾害和极端天气事件,如地震、飓风、冰雪等,会造成重大的电网物理破坏,并因停电给生活在灾区的居民带来相当大的不便,造成经济、社会损失^[1-4]。电网作为关键的系统之一,通过提高电网的风险预警能力来减轻灾害的后果,对整个社会来说是至关重要的^[5-7]。近些年,由于气候的异常事件,电网冰灾频繁发生,尤其是输电线路覆冰,当覆冰严重时,可以导致倒塔断线等严重的电网事故^[8-9]。在这种情况下,对覆冰灾害预测和覆冰风险预警的研究十分必要。

国内外学者在此方面进行了探索与研究,并得出了一些重要结论^[7, 10-12]。例如:文献[10]结合1940—1999年捷克斯塔尼斯天文台实测数据,提出了一种基于模糊马尔可夫链预测的输电线路结冰厚度预测模型,通过对1994—1999年积雪厚度年最大值的预测,验证了模型的有效性,结果表明,该方法的正确率达到80%;文献[11]提出了一种基于灰色支持向量机的输电线路覆冰厚度短期预测模型,分析了不良数据的消除和数据预处理方法,通过模型预测与基于预测的最大冰厚实测数据的对比,验证了模型预测的准确性和适用性;此外将该模型与支持向量机(support vector machine, SVM)和粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)预测模型进行比较,模型的平均误差为0.28 mm,平均绝对误差为4.33%,适用于输电线路覆冰厚度的短期预测;文献[12]采用时间序列分析方法对结冰数据进行处理,提出了一种集成经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)方法,对气象数据进行自适应分解,降低了高维数据中噪声和异常值的影响,最大限度地利用时频固有规律对结冰数据进行有效分析,其研究实验结果表明,基于EEMD时频的预测模型比基于原始数据的预测模型更准确;与随机森林、支持向量机、BP神经网络、Elman神经网络和贝叶斯网络5种预测模型相比,预测精度分别提高了0.47%、2.93%、1.85%、0.92%和1.86%。

以上研究表明,选择正确的预测算法可以对输电线路覆冰进行较为准确的预测,但是研究不能仅停留在覆冰层面,需要进一步对电网的预警与风险管理进行研究^[13-14]。例如:文献[13]通过微型气象

传感器完成对监测点气象状况的监测,结合拉力传感器与倾角传感器的监测量,经计算后间接得到架空线路单位长度的实时覆冰厚度,最终完成覆冰监测与预警界面的设计,实现了覆冰实时数据显示、覆冰厚度值预测、监测分站管理以及历史数据查询等功能;文献[14]采用层次分析法,划分输电线路走廊雷电灾害和覆冰灾害层次结构,建立灾害层次结构模型,根据计算出的影响因子最终权重,结合专家经验给出的风险因子扣分表,建立改进之后的多因素雷电、覆冰灾害预警分析模型。这些研究为输电线路防冰提供一定的指导工作,但是现有研究较少有结合算法预测、风险预警与应对措施的研究。

基于此,本文考虑多气象因素影响下的输电线路导线覆冰,提出一种适用于小样本数据库的多因素灰色预测模型;基于导线覆冰模型可以在仅有小样本数据库的前提下实时根据气象参数对导线覆冰程度进行预测。本文所提出的覆冰厚度预测灰色模型的应用可以指导冰区输电线路的抗冰工作。

1 适用于小样本的多因素预测模型

灰色理论对既包含未知知识信息又包含已知知识信息系统的预测,即对在一定范围内变化且与时间相关的灰色过程的预测,尽管这些现象在过程中是随机的、无序的,但它们是有组织的、有限的,因此在这个数据收集过程中存在可能的规则。灰色预测就是应用这一规律建立灰色模型,对灰色系统进行预测^[15-18]。

1.1 GM(1, N)数学模型

GM(1, N)表示有N个变量的一阶灰色模型,包括自变量总数(N)和因变量总数(1),用 $y_i (i=1, 2, \dots, N)$ 表示,每个变量有m个初始序列,即

$$y_i^{(0)} = \{y_i^{(0)}(1), y_i^{(0)}(2), \dots, y_i^{(0)}(m)\}, \\ i = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

在确定初始序列后,将GM(1, N)模型分为3个步骤实现。

1) 累积生成操作。首先,利用累积生成运算(accumulated generating operation, AGO)处理每个变量($y_i^{(0)}$)的初始序列,然后根据如下方程确定 $y_i^{(0)}$ 的一阶AGO序列:

$$y_i^{(1)} = \{ y_i^{(1)}(1), y_i^{(1)}(2), \dots, y_i^{(1)}(m) \} \quad (2)$$

$$y_i^{(1)}(t) = \sum_{j=1}^{t-1} y_i^{(0)}(j), t = 1, 2, \dots, m \quad (3)$$

2) 确定驱动参数。GM(1,N)模型的白化微分方程定义为

$$\frac{dy_i^{(1)}(k)}{dt} + ay_i^{(1)}(k) = \sum_{n=1}^{i-2} b_n y_i^{(1)}(k) \quad (4)$$

模型的灰色微分方程为

$$y_i^{(0)}(k) + az_1^{(1)}(k) = \sum_{n=1}^{i-2} b_n y_i^{(1)}(k) \quad (5)$$

$$z_1^{(1)}(k) = \frac{y_i^{(1)}(k) + y_i^{(1)}(k-1)}{2}$$

式中, a 为系统发展参数; b_i 为驱动参数, 表示第 i 个变量对因变量的影响极性和程度, $b_i > 0$ 时第 i 个变量对因变量有正影响, $b_i < 0$ 时则对因变量有负影响。

在 GM(1,N)模型中, 灰色参数 P_N 表示系统发展参数和驱动参数组成的向量, 可以根据最小二乘法得到:

$$\begin{cases} P_N = (a, b_2, \dots, b_n)^T = B^{-1}Y_n, m = N + 1 \\ P_N = (B^T B)^{-1} B^T Y_n, m > N + 1 \\ P_N = B^T (B^T B)^{-1} Y_n, m < N + 1 \end{cases} \quad (6)$$

其中,

$$B = \begin{bmatrix} -z_1^{(1)}(2) & y_2^{(1)}(2) & \dots & y_n^{(1)}(2) \\ -z_1^{(1)}(3) & y_2^{(1)}(3) & \dots & y_n^{(1)}(3) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -z_1^{(1)}(m) & y_2^{(1)}(m) & \dots & y_n^{(1)}(m) \end{bmatrix}$$

$$Y_n = \begin{bmatrix} y_1^{(0)}(2) \\ y_1^{(0)}(3) \\ \vdots \\ y_1^{(0)}(m) \end{bmatrix}$$

3) 利用累加逆生成法进行预测。将灰色参数代入式(4)即可得到方程的解:

$$\hat{y}_i^{(1)}(k+1) = \left(y_i^{(0)}(1) - \sum_{n=1}^{i-2} \frac{b_n y_i^{(1)}(k+1)}{a} \right) e^{-at} + \sum_{n=1}^{i-2} \frac{b_n y_i^{(1)}(k+1)}{a} \quad (7)$$

通过逆累加生成运算得到第 $k+1$ 个预测值:

$$\hat{y}_i^{(0)}(k+1) = \hat{y}_i^{(1)}(k+1) - \hat{y}_i^{(1)}(k) \quad (8)$$

1.2 GM(1,N)在导线覆冰预测中的应用

应用 GM(1,N)模型预测导线覆冰量, 首先, 需

要收集所有的影响因素以及这些影响因素在不同样本中的数据; 然后, 确定导线覆冰量的初始顺序 $y_i^{(0)}$ 和 $N-1$ 影响因子 $y_i^{(0)}$, 分别为

$$y_1^{(0)} = \{ y_1^0(1), y_1^0(2), \dots, y_1^0(m) \} \quad (9)$$

$$y_i^{(0)} = \{ y_i^0(1), y_i^0(2), \dots, y_i^0(m) \}, \quad i = 2, 3, \dots, N \quad (10)$$

在 Matlab 平台上利用编程代码求解灰色微分方程式(5), 即可确定灰色参数 P_N , 其中包括系统发展参数 a 和驱动参数 b_i 。根据 b_i 的绝对值确定各影响因素对导线覆冰量的影响程度和极性, b_i 的绝对值越大, 对覆冰量的影响程度越大。最后, 根据方程可以估算出各影响因素下的单位时间内覆冰量。

当对采样周期内覆冰量实时预测后, 通过累加运算即可实现全周期内导线覆冰厚度预测, 公式为

$$H_{ice} = \sum_{T=1}^D \hat{y}_1^{(1)}(T) \quad (11)$$

式中, T 为覆冰气象参数采样时间周期; D 为预测总周期。

2 导线覆冰厚度预测模型应用场景

输电线路导线覆冰厚度预测的工程意义在于为灾区防冰防灾工作提供科学合理的指导。为此, 本文首先进行输电线路的覆冰风险等级的划分, 再结合风险等级划分与 GM(1,N)模型可实现输电线路覆冰灾害预警的应用。

2.1 导线覆冰风险等级划分

通常根据输电线路覆冰事件发生可能的影响程度和范围等, 将输电线路覆冰状态风险等级按照覆冰厚度范围共划分为 5 个等级, 依次表示轻度、一般、中度、严重、非常严重, 用灰色、蓝色、黄色、橙色和红色表示, 如表 1 所示。

表 1 风险等级划分

Table 1 Risk degree classification

厚度/mm	等级	程度	标号(颜色)
0~5	1	轻度	G(灰色)
5~10	2	一般	B(蓝色)
10~20	3	中度	Y(黄色)
20~30	4	严重	O(橙色)
30以上	5	非常严重	R(红色)

2.2 模型数据样本

本文模型数据样本主要从覆冰数据仓库中选取。对某500 kV架空输电线路进行覆冰厚度预测分析,覆冰数据点共720组样本,主要气象数据与覆冰厚度如图1所示,可以看出,整体上覆冰厚度会随着环境温度的降低而增加,随着环境风速的增加而增加,但是相对湿度波动较大,从整体上看无明显趋势。

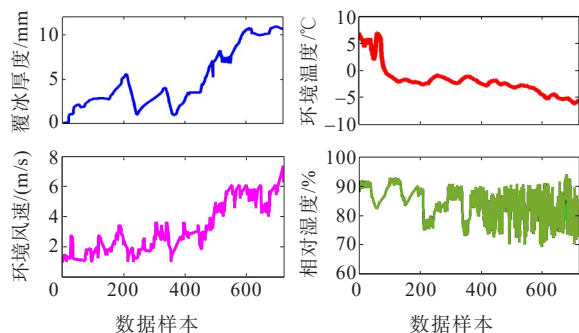


图1 模型数据样本

Figure 1 Model data sample

2.3 导线覆冰灾害预警流程

由于灰色理论适用的是小样本数据,因此,本文将随机读取0~100、101~200、201~300、301~400、401~500、501~600、601~700每一组中的20个数据作为模型训练数据,得到6个模型参数并应用这些参数进行预测;取平均值作为最终导线覆冰厚度,实现导线覆冰厚度预测;最后随机取非训练数据作为检验数据,对模型预警的准确性进行检验。

利用GM(1,N)模型预测多环境因素下覆冰量及预警流程如图2所示,结合前文所述多因素预测模型以及导线覆冰风险等级划分的方法,通过流程可以根据环境参数直接得到输电线路风险等级对应的预警等级。

不同输电线路覆冰风险等级对应不同的措施,比如1级覆冰危害程度较低,输电线路的覆冰通常可以自由地脱落,不需要做特殊处理;2级覆冰一般在融冰装置的情况下也比较容易脱落,无需特殊处理;但3级覆冰危害程度相对较大,一般的融冰装置作用较弱,需要部分人工除冰;而4级的覆冰会造成更加严重的损失,则需要提前布置人力和融冰装置,最大限度地降低冰灾带来的损失;对于5级覆

冰,则需要启动相应的预案,确保在第一时间能够布置融冰装置,需要准确地预测和评估灾害等级,布置较多人力以确保输电线路的安全运行。

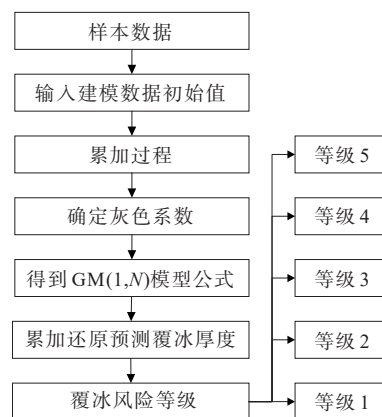


图2 输电线路覆冰量及预警流程

Figure 2 Transmission line icing and early warning process

2.4 风险等级预测结果及分析

本文随机抽取数据进行计算,其中一组模型驱动参数如图3所示,对于随机抽取的某组20个数据得出的模型,可以看出,环境风速、环境温度、相对湿度对于输电线路导线覆冰的影响均为正向的,且影响程度从大到小为温度、风速和相对湿度,其中温度和风速影响均较大且程度相当。

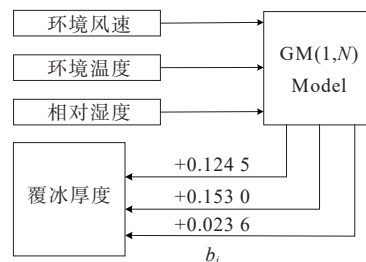


图3 模型驱动参数

Figure 3 Model driven parameters

基于模型可以得到不同气象参数下的预警等级,本文进行50个数据点的验证,以其中15个数据点为例,计算值与实际值如表2所示。预测覆冰厚度的理论值可通过式(11)求得。在本文50个验证数据点中,覆冰厚度预测误差最大为19.36%,预测误差普遍在15%以下,平均误差为8.10%(15个案例平均误差为7.63%)。风险等级预警误差为3个,预测失误率为6%。

以其中15个数据点为例(见表2),预测等级实际失误值为5.21 mm,接近等级1、2的临界值,因此

出现预测误差,但此时冰厚的预测误差仅为6.72%,所以这种误差的原因不是灰色算法本身的预测问题造成的,而是等级临界值对等级分类预测造成的不可避免的误差。针对这种预测误差的解决方案实际很简单,就是在临界值附近的预测值增加一定的安全裕度值,这样可以降低将高风险等级判断为低一级的风险等级的概率。

表2 风险等级预警结果

Table 2 Risk degree warning results

序号	周期/ d	实际值/ mm	预测值/ mm	偏差	预测误 差/%	预测 等级	实际 等级
1	3	3.12	2.98	0.14	4.49	1	1
2	3	5.14	5.54	-0.40	7.78	2	2
3	3	2.65	2.45	0.20	7.55	1	1
4	3	4.98	4.57	0.41	8.23	1	1
5	3	3.01	3.21	-0.20	6.64	1	1
6	2	1.06	1.01	0.05	4.72	1	1
7	7	10.11	11.00	-0.89	8.80	3	3
8	7	9.36	8.88	0.48	5.13	2	2
9	5	5.21	4.86	0.35	6.72	2	1
10	5	4.23	4.56	-0.33	7.80	1	1
11	2	0.78	0.69	0.09	11.54	1	1
12	5	7.21	8.01	-0.80	11.10	2	2
13	6	5.67	5.51	0.16	2.82	2	2
14	6	6.89	6.14	0.75	10.89	2	2
15	6	6.97	7.68	-0.71	10.19	2	2

从以上结果分析可以发现,本文所提出的输电线路导线覆冰预测灰色模型具有如下优点:不需要大量样本(此方面是相比于传统基于大数据的预测方法最为突出的优势),且样本不需要有规律性的分布,计算工作量小,通过自动划分时间间隔可以同时实现用于短期、中长期覆冰的预测,灰色预测准确度高。

3 结语

本文进行了适用于小样本数据库的输电线路导线覆冰厚度预测灰色模型及应用的研究。

1) 考虑了多气象因素影响下的输电线路导线覆冰,提出了一种适用于小样本数据库的多因素灰色预测模型;基于导线覆冰模型可以在仅有小样本

数据库的前提下,实时根据气象参数对导线覆冰程度进行预测;

2) 进行了模型应用案例分析,将覆冰程度划分为5个等级;研究发现,基于GM(1,N)灰色理论,多因素预测模型对覆冰厚度预测的误差平均为8.1%;在应用场景中,输电线路导线覆冰灾害风险预警准确率高达94%;

3) 在覆冰厚度临界值附近的预测值增加一定的安全裕度值,可以降低将高风险等级判断为低一级风险等级的概率。本文所提出的覆冰厚度预测灰色模型的应用可以指导冰区输电线路的抗冰工作。

参考文献:

- [1] 彭志勇,周羽生,何洋,等.输电导线高频激励融冰的临界电流分析[J].高压电器,2021,57(5):108-114.
PENG Zhiyong, ZHOU Yusheng, HE Yang, et al. Analysis of critical current for high-frequency excitation de-icing transmission line[J]. High Voltage Apparatus, 2021, 57(5): 108-114.
- [2] 闫涵,王建华,范须露,等.基于用户停电损失评估的有源配电网灾后供电恢复模型[J].电力系统自动化,2022,46(5):31-39.
YAN Han, WANG Jianhua, FAN Xulu, et al. Post-disaster power supply restoration model for active distribution network based on customer interruption cost assessment [J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(5): 31-39.
- [3] 孙小军,林圣,张强,等.一种牵引供电系统地震灾害风险评估方法[J].电工技术学报,2021,36(23):4970-4980.
SUN Xiaojun, LIN Sheng, ZHANG Qiang, et al. A method of seismic disaster risk assessment for the traction power supply system[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(23): 4970-4980.
- [4] 刘闯,何沁鸿,卢银均,等.输电线路 PSOEM-LSSVM 覆冰预测模型[J].电力科学与技术学报,2020,35(06):131-137.
LIU Chuang, HE Qinrong, LU Yinjun, et al. PSOEM-LSSVM forecasting model for the transmission lines icing[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2020, 35(6): 131-137.
- [5] 鞠冠章,王靖然,崔琛,等.极端天气事件对新能源发电和电网运行影响研究[J].智慧电力,2022,50(11):77-93.
JU Guanzhang, WANG Jingran, CUI Chen, et al. Impact of extreme weather events on new energy power generation and power grid operation[J]. Smart Power, 2022, 50(11):

- 77-93.
- [6] 杨知,赵彬,李闯,等.基于星地融合的输电线路覆冰预警优化方法研究[J].电测与仪表,2022,59(11):54-62.
YANG Zhi, Zhao Bin, Li Chuang, et al. Study on optimization method of transmission line icing prediction based on satellite-ground fusion[J].Electrical Measurement & Instrumentation,2022,59(11):54-62.
- [7] LU J, GUO J, JIAN Z, ET AL. Optimal allocation of fire extinguishing equipment for a power grid under widespread fire disasters[J]. IEEE Access, 2018, 6: 6382-6389.
- [8] 周文武,张小力,江岳,等.单档不均匀覆冰下架空线路不平衡张力及形变特性研究[J].电网与清洁能源,2021,37(9):45-50.
ZHOU Wenwu, ZHANG Xiaoli, JIANG Yue, et al. Characteristics of unbalanced tension and relative displacement in overhead power lines under non-uniform accreted ice[J].Power System and Clean Energy, 2021, 37(9):45-50.
- [9] 黄欢,谭思,曾华荣,等.基于实时应力的输电线路覆冰故障率模型[J].电力科学与技术学报,2017,32(03):145-152.
HUANG Huan, TAN Si, ZENG Huarong, et al. Icing failure rate model of transmission line based on realtime stress[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2017, 32(3):145-152.
- [10] LIU C, LIU H W, WANG Y S, et al. Research of icing thickness on transmission lines based on fuzzy Markov chain prediction[C]// IEEE International Conference on Applied Superconductivity and Electromagnetic Devices, Beijing, China, 2013.
- [11] MA X M, GAO J, WU C, et al. A prediction model of ice thickness based on grey support vector machine[C]//IEEE International Conference on High Voltage Engineering and Application (ICHVE), Chengdu, China, 2016.
- [12] LI H, CHEN Y, ZHANG G, et al. Transmission line ice coating prediction model based on EEMD feature extraction[J].IEEE Access,2019,7:40695-40706.
- [13] 高奇慧.架空输电线路覆冰监测与预警系统研究[D].淮南:安徽理工大学,2020.
GAO Qihui. Research on ice coating monitoring and early warning system of overhead transmission line[D].Huainan: Anhui University of Science & Technology, 2020.
- [14] 朱奇.基于多因素权重分析的输电线路灾害预警评估模型研究[D].武汉:武汉大学,2018.
ZHU Qi. Research on early warning assessment model of transmission line disaster based on multifactor weight analysis[D].Wuhan: Wuhan University, 2018.
- [15] ZHAN T, OUYANG Z, WANG Z. Numerical algorithm for GM(1,N) modeling based on the newton-cotes formula and pricing prediction for ceramic art[C]//12th International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation (ICMTMA), Phuket, Thailand, 2020.
- [16] QIN Y, GUAN K, KOU J, et al. Durability evaluation and life prediction of fiber concrete with fly ash based on entropy weight method and grey theory[J]. Construction and Building Materials, 2022, 327: 126918.
- [17] 詹棠森,汪子婷,汤可宗,等.改进GM(1,N)模型全局优化算法及应用[J].数理统计与管理,2021,40(5):851-858.
ZHAN Tangsen, WANG Ziting, TANG kezong, et al. Improved the global optimization algorithm of GM(1, N) model and its application[J]. Journal of Applied Statistics and Management, 2021, 40(5): 851-858.
- [18] 肖怀硕,李清泉,施亚林,等.灰色理论—变分模态分解和NSGA-II优化的支持向量机在变压器油中气体预测中的应用[J].中国电机工程学报,2017,37(12):3643-3653+3694.
XIAO Huaishuo, LI Qingquan, SHI Yalin, et al. Prediction of dissolved gases in oil for transformer based on grey theory-variational mode decomposition and support vector machine improved by NSGA-II[J] Proceedings of the CSEE, 2017, 37(12): 3643-3653+3694.