

基于改进灰色模型的变压器绝缘故障预测

黄惠琼¹, 李军成^{1*}, 杨磊²

¹湖南人文科技学院数学与金融学院, 湖南 娄底

²曲阜特电电子科技有限公司, 山东 曲阜

收稿日期: 2024年6月21日; 录用日期: 2024年7月15日; 发布日期: 2024年7月23日

摘要

在变压器的故障类型中, 绝缘故障是最为常见的一种情形。对变压器的绝缘故障进行有效预测对电力系统的安全稳定运行具有重要意义。为提高传统灰色模型的预测精度, 本文提出了一种基于改进灰色模型的变压器绝缘故障预测方法。该方法首先通过对变压器油中溶解气体的关联性进行分析判别是否适合绝缘故障预测, 然后利用改进灰色模型对变压器油中溶解气体的浓度进行预测, 最后根据变压器油中溶解气体的浓度判别绝缘故障类型。仿真实验结果表明, 所选用的改进灰色模型较传统灰色模型具有更好的预测精度, 为变压器绝缘故障预测提供了一种有效方法。

关键词

变压器, 绝缘故障, 预测, 改进灰色模型

Transformer Insulation Fault Prediction Based on the Improved Grey Model

Huiqiong Huang¹, Juncheng Li^{1*}, Lei Yang²

¹College of Mathematics and Finance, Hunan University of Humanities, Science and Technology, Loudi Hunan

²Qufu Teni Electronic Technology Co., Ltd., Qufu Shandong

Received: Jun. 21st, 2024; accepted: Jul. 15th, 2024; published: Jul. 23rd, 2024

Abstract

One of the most common types of transformer failure is insulation fault. Effective prediction of transformer insulation failure is of great significance for the safe and stable operation of the power system. To improve the prediction accuracy of traditional grey models, this paper proposes a

*通讯作者。

transformer insulation fault prediction method based on improved grey models. This method firstly determines the prediction of insulation fault by analyzing the correlation of the dissolved gas in the transformer oil, then uses the improved grey model to predict the concentration of dissolved gas in the transformer oil, and finally determines the insulation fault type of according to the concentration of the dissolved gas in the transformer oil. The simulation experiment results demonstrate that the selected improved grey model exhibits superior prediction accuracy compared to the traditional grey model, which provides an effective approach for transformer insulation fault prediction.

Keywords

Transformer, Insulation Failure, Prediction, Improved Grey Model

Copyright © 2024 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

变压器是电力系统中的重要设备，其绝缘性能直接影响着变压器的正常运行。由于大部分变压器常年裸露在外，故发生故障的机率一般较高。在变压器的故障类型中，绝缘故障是最为常见的一种情形。变压器一旦发生绝缘故障，会对电力系统的安全性和稳定性构成很大的威胁。有关数据表明，对变压器的运行状态进行监控和预测，不仅每年可降低 25%~50% 的维护和检测费用，而且变压器的利用率也可增加 5% 以上，因变压器事故造成的停电时间则可降低 75% 以上。因此，对变压器的绝缘故障进行有效预测显得非常必要[1]。

一般而言，变压器的绝缘故障通常不会直接表现出来，往往需要通过对相关数据进行分析与判定而得出，故利用数学模型对变压器的绝缘故障进行定量预测已成为一种常用手段。目前，国内外已有许多学者利用不同数学模型对变压器的绝缘故障进行预测，取得了较为丰富的研究成果。例如，文献[1]提出了一种基于遗传算法的变压器故障灰色预测改进模型；文献[2]提出了一种基于深度学习的变压器绝缘故障预测方法；文献[3]提出了一种深度降噪自编码神经网络变压器健康预测法；文献[4]通过对变电站油色谱在线数据的清洗和处理，建立了变压器故障数据识别系统，能够更好地地区分变压器故障引起的数据异常变化；文献[5]介绍了变压器内部故障预测的方法，特别是对油中溶解气体浓度预测的性能进行了分析；文献[6]以变压器发生故障时总烃含量的真实数据为原始数列，利用建立的 GM(1,1)模型进行仿真测试；文献[7]利用非等间隔 GM(1,1)幂模型预测变压器故障气体；文献[8]对原有异常数据提前进行处理优化，再通过运用几种模型分别预测和分析了正常运行的变压器油中的几种气体浓度；文献[9]利用粒子群算法优化和改进了 GMM(1,1)模型，设计了具有较高预测精度的 GMM(r,1)变压器故障预测算法；文献[10]采用 EMD 方法处理变压器油中溶解特征气体浓度序列，减小了油中溶解气浓度的非线性和非平稳性对预测结果的影响，提高了预测模型的精度；文献[11]结合了灰色理论模型和 BP 神经网络，适用于新型的变压器故障预测。将变压器故障预测转化为对油中含量气体变化；文献[12]采用改进的灰色模型对油中气体变化进行预测；等等。

利用不同数学模型对变压器的绝缘故障进行预测各有优势，但有些数学模型的预测精度还可进一步提高。在预测模型中，灰色模型通过少量的、不完全的信息建立数学模型并作出预测，是一种常见的预

测方法。若利用传统灰色模型对变压器的绝缘故障进行预测，其预测精度可能并不令人满意。为此，本文将考虑利用一种改进的灰色模型对变压器的绝缘故障进行预测，以期提高预测精度，为变压器的绝缘故障预测提供一种新选择。

2. 预备知识

2.1. 灰色模型的基本原理

灰色模型[5]是一种具有不完全信息和不确定性的非线性系统建模方法，其通过累减序列数据，利用数据的发展趋势和规律性，建立起一个灰色微分方程来描述系统的特性。在灰色模型中，GM(1,1)模型是最为常见的一种模型，基本步骤为：

Step1: 设原序列

$$X_0 = (x_0(1), x_0(2), \dots, x_0(n)) \quad (1)$$

其中， n 是变量的样本数。

Step2: 进行一阶累加处理，得

$$X_1 = (x_1(1), x_1(2), \dots, x_1(n)) \quad (2)$$

式中， $x_1(k) = \sum_{i=1}^k x_0(i)$ ， $k = 1, 2, \dots, n$ 。

Step3: 设 $z_1(k)$ 是 X_1 的均值生成，表示背景值， μ 为权重系数，有

$$z_1(k) = \mu x_1(k) + (1 - \mu)x_1(k-1), \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

假定权重系数 $\mu = 0.5$ ，则

$$z_1(k) = \frac{1}{2}(x_1(k) + x_1(k-1)), \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

Step4: GM(1,1)模型的基本形式可表示为

$$x_0(k) + az_1(k) = b \quad (5)$$

其白化形式的微分方程为

$$\frac{dx_1}{dt} + ax_1 = b \quad (6)$$

式中， a 为发展灰数，反映 x_1 及原始数列 x_0 的发展趋势； b 称为内生控制灰数，反映了数据间的变化。

Step5: 设有参数系列

$$\hat{a} = [a, b]^T, \quad Y = \begin{bmatrix} x_0(2) \\ x_0(3) \\ \vdots \\ x_0(n) \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} -z_1(2) & 1 \\ -z_1(3) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -z_1(n) & 1 \end{bmatrix}.$$

将基本形式离散化后，有

$$x_1(k) - x_1(k-1) + z_1(k) = b, \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (7)$$

则 GM(1,1)的最小二乘估计参数为

$$\hat{a} = [a, b]^T = (B^T B)^{-1} B^T Y$$

求解得到微分方程原微分方程的近似解为

$$\hat{x}_1(k+1) = (\hat{x}_1(0) - b/a)e^{-ak} + b/a, \quad k = 1, 2, \dots, n, \dots \quad (8)$$

累减还原得

$$\hat{x}_1(k+1) = (1 - e^{-a})(\hat{x}_1(0) - b/a)e^{-ak}, \quad k = 1, 2, \dots, n, \dots \quad (9)$$

且 $\hat{x}_1(1) = x_0(1)$ 。于是，可得预测值序列为

$$\hat{X}_0 = (\hat{x}_0(1), \hat{x}_0(2), \dots, \hat{x}_0(n))$$

2.2. 一种改进的灰色模型

为提高灰色模型的预测精度和应用范围，学者提出了许多改进方法。其中，文献[13]针对传统 GM(1,1) 模型在背景值和初始值选择上的不足，提出利用自动寻优定权法选择背景值，并基于最小二乘法对初始值进行改进，以提高预测精度，其基本步骤为：

Step1: 在式(3)中令 $\mu = 0$ ，并将其代入式(7)得

$$X_1(k) - X_1(k-1) + aX_1(k-1) = b, \quad k = 2, 3, \dots, n \quad (10)$$

Step2: 利用最小二乘法解得

$$\hat{a} = (B_{\mu=0}^T B_{\mu=0})^{-1} B_{\mu=0}^T Y_n \quad (11)$$

式中

$$B_{\mu=0} = \begin{bmatrix} -z_1(2) & 1 \\ -z_1(3) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -z_1(n) & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -X_1(1) & 1 \\ -X_1(2) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -X_1(n-1) & 1 \end{bmatrix} \quad (12)$$

根据小二乘法的原理，初始值的选取应该满足预测值与实际值的离差 $\sum_{k=1}^n (X_0(k) - \hat{X}_0(k))^2$ 最小，累减得到原始序列的估计方程

$$\hat{X}_0(k+1) = \hat{X}_1(k+1) - \hat{X}_1(k) = c(1 - e^{-a})^{-1} e^{-ak}, \quad k = 0, 1, \dots, n-1 \quad (13)$$

令 $C = c(1 - e^{-a})^{-1}$ ，将 C 分别代入式(9)与式(13)可得

$$\hat{X}_1(k+1) = C(1 - e^{-a})^{-1} e^{-ak} + \frac{b}{a}, \quad k = 0, 1, \dots, n-1 \quad (14)$$

$$\hat{X}_0(k+1) = \hat{X}_1(k+1) - \hat{X}_1(k) = Ce^{-ak}, \quad k = 0, 1, \dots, n-1 \quad (15)$$

Step3: 设 $S = \sum_{k=1}^n (\hat{X}_0(k) - X_0(k))^2$ ，将其代入式(14)得

$$S = \left[C(1 - e^{-a})^{-1} + \frac{b}{a} - X_0(1) \right]^2 + \sum_{k=2}^n \left[Ce^{-a(k-1)} - X_0(k) \right]^2 \quad (16)$$

当 $\frac{dS}{dC} = 0$ 时， S 取得最小值，即模型的预测精度最高。于是，解得

$$C = \frac{\left[X_0(1) - \frac{b}{a} \right] (1 - e^a)^{-1} + \sum_{k=2}^n X_0(k) e^{-a(k-1)}}{(1 - e^a)^{-2} + \sum_{k=2}^n e^{-2a(k-1)}} \quad (17)$$

Step4: 将式(17)代入式(14)与(15)得

$$\hat{X}_0(k+1) = \frac{\left(X_0 - \frac{b}{a} \right) (1 - e^a)^{-1} + \sum_{k=2}^n X_0(k) e^{-a(k-1)}}{(1 - e^a)^{-2} + \sum_{k=2}^n e^{-2a(k-1)}} (1 - e^a)^{-1} e^{-ak} + \frac{b}{a}, \quad k = 0, 1, \dots, n-1 \quad (18)$$

$$\hat{X}_0(k+1) = \frac{\left(X_0 - \frac{b}{a} \right) (1 - e^a)^{-1} + \sum_{k=2}^n X_0(k) e^{-a(k-1)}}{(1 - e^a)^{-2} + \sum_{k=2}^n e^{-2a(k-1)}} e^{-ak}, \quad k = 0, 1, \dots, n-1 \quad (19)$$

3. 变压器绝缘故障预测方法

利用灰色模型对变压器的绝缘故障进行预测大致可分为三个步骤：首先，对变压器油中溶解气体进行关联性分析，判别是否适合绝缘故障预测；然后，利用灰色模型对变压器油中溶解气体的浓度进行预测；最后，根据变压器油中溶解气体的浓度判别绝缘故障的类型。

3.1. 变压器油中溶解气体的关联性分析

在变压器发生故障时，变压器油中溶解出来的气体主要有氢气 H_2 、甲烷 CH_4 、乙烷 C_2H_6 、二氯乙烷 C_2H_4 、乙炔 C_2H_2 [3]。由于这五种气体之间存在关系，而且互相有影响，因此需对不同气体浓度进行关联度分析，以判别是否适合绝缘故障的预测[12]。设变压器油中溶解气体含量数据序列为：

$$\begin{cases} X_0 = (x_0(1), x_0(2), \dots, x_0(n)) \\ X_1 = (x_1(1), x_1(2), \dots, x_1(n)) \\ \vdots \\ X_m = (x_m(1), x_m(2), \dots, x_m(n)) \end{cases} \quad (20)$$

通过灰关联度分析可以明确各个变量之间的关系，将 X_0, X_1, \dots, X_m 依次作为关联度分析的母序列 $x_0(k)$ ，母序列即能够反映系统行为特征的数据系列；余下的 $m-1$ 个序列作为子序列 $x_i(k)$ ， $i = 1, 2, \dots, m-1$ ， $k = 1, 2, \dots, n$ ， n 为各序列的数据数。令 $x_0'(k) = x_0(k)/x_0(1)$ ，则序列 x_0 与 x_i 在 k 点的灰色关联系数为

$$\xi_i(k) = \frac{\min_i \min_k |x_0'(k) - x_i'(k)| + \rho \max_i \max_k |x_0'(k) - x_i'(k)|}{|x_0'(k) - x_i'(k)| + \rho \max_i \max_k |x_0'(k) - x_i'(k)|} \quad (21)$$

式中一般取 $\rho = 0.5$ 。于是，油中溶解气体之间的灰色关联度为

$$r(X_0, X_i) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \xi_i(k) \quad (22)$$

当 $r > 0.5$ ，则表示子母序列有一定的关联，可利用油中气体浓度对变压器绝缘故障进行预测；反之则不行。

3.2. 变压器油中溶解气体的预测

关于变压器油中溶解气体的预测，首先需收集一组变压器油中溶解气体的历史数据，且这些数据应具有一定的规律性，然后利用灰色模型对这些数据进行预测。具体而言，利用灰色模型对变压器油中溶解气体进行预测的基本步骤如下：

Step1: 数据准备。等时间间隔收集变压器油中溶解气体的 n 组色谱数据。

Step2: 生成数据序列。将收集到的变压器油中溶解气体的色谱数据序列进行累加生成，生成一个新的数据序列。

Step3: 建立灰色模型。根据生成的数据序列，建立相应的灰色模型。

Step4: 对变压器油中溶解气体进行预测。根据灰色模型输出结果，对未来变压器油中溶解气体含量进行预测。考虑到灰色模型更适用于短期预测，故本文只预测出一组数据。

由于本文将利用前文介绍的两种灰色模型对变压器油中溶解气体进行预测，为了评价这两种灰色模型的预测精度，这里采取均方根误差($RMSE$)、平均绝对误差(MAE)、拟合优度(R^2)这三个指标作为两种灰色模型预测性能的评价依据。一般而言， $RMSE$ 和 MAE 值越小，则表明预测精度越高； R^2 值越大，则代表模型的拟合效果更好[12]。三个指标的表达式分别为：

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}_i)^2}, \quad MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - \bar{x}|, \quad R^2 = \frac{\sum_i (\hat{x}_i - x_i)^2}{\sum_i (\bar{x}_i - x_i)^2},$$

其中， x_i 表示真实值即变压器油中溶解气体浓度， \hat{x}_i 表示预测值即预测的油中溶解气体浓度， \bar{x}_i 表示平均值， n 表示所选的数据个数。

3.3. 变压器绝缘故障类型的判别

变压器油主要是由碳氢化合物组成，其溶解气体可以反映内部的绝缘故障，不同的故障类型表现出来的气体特点不一。一般而言，热性故障产生的主要气体为甲烷 CH_4 、二氯乙烷 C_2H_4 ，电性故障产生的主要气体为乙炔 C_2H_2 、氢气 H_2 ，故可用 CH_4/H_2 浓度比值来判断是故障类型是热性还是电性故障；二氯乙烷占总烃比例越高，说明其故障点的温度越高，故可用 C_2H_4/C_2H_6 浓度比值来判断温度的高低；火花放电故障时会产生 C_2H_2 、 C_2H_4 ，而局部放电一般不会产生 C_2H_2 ，故可用 C_2H_2/C_2H_4 来判断是火花放电故障还是局部放电。根据这些特点，可采用绝缘故障 IEC 三比值判别法来判别绝缘故障的具体类别[12]，如表 1 与表 2 所示。

Table 1. Encoding rules

表 1. 编码规则

气体比值范围	比值范围编码		
	C_2H_2/C_2H_4	CH_4/H_2	C_2H_4/C_2H_6
<0.1	0	1	0
0.1~1	1	0	0
1~3	1	2	1
≥ 3	2	2	2

Table 2. Fault type discrimination method**表 2.** 故障类型判别方法

编码组合			故障类型
C ₂ H ₂ /C ₂ H ₄	CH ₄ /H ₂	C ₂ H ₄ /C ₂ H ₆	
0	1	0	局部放电
	0	1	低温过热
	2	0	低温过热
	2	1	中温过热
1	0, 1, 2	2	高温过热
	2	0, 1, 2	低能放电兼过热
	0, 1	0, 1, 2	低能放电
2	2	0, 1, 2	电弧放电兼过热
	0, 1	0, 1, 2	电弧放电

4. 仿真实验

4.1. 第一组实验

国王冀北电力有限公司某 550 kV 变压器自某年 6 月 7 号到 8 月 16 号, 在等时间内采集了 11 组变压器中油中溶解气体数据[6], 如表 3 所示。

Table 3. Dissolved gas data in oil of 550 kV transformer (ml/L)**表 3.** 550kV 变压器中油中溶解气体数据(ml/L)

日期	H ₂	CH ₄	C ₂ H ₆	C ₂ H ₄	C ₂ H ₂
6 月 7 日	2.93	1.05	0.00	0.00	4.15
6 月 14 日	2.12	2.08	0.00	0.00	2.14
6 月 21 日	0.32	1.37	0.00	0.00	0.00
6 月 28 日	1.40	1.18	0.00	0.00	2.92
7 月 5 日	0.66	1.16	0.00	0.00	1.14
7 月 12 日	1.45	0.83	0.00	0.00	4.71
7 月 19 日	0.25	0.37	0.00	0.00	0.00
7 月 26 日	5.08	2.26	0.19	0.39	3.71
8 月 2 日	1.62	1.68	1.14	1.27	3.56
8 月 9 日	1.11	1.47	0.58	0.81	2.78
8 月 16 日	0.86	1.61	0.00	0.93	4.34

依据表 3 中的数据, 利用式(22)计算变压器油中溶解气体之间的关联度, 结果如表 4 所示。

Table 4. Grey correlation degree of gas in oil of 550 kV transformer**表 4.** 550 kV 变压器中油中气体灰色关联度

气体	H ₂	CH ₄	C ₂ H ₆	C ₂ H ₄	C ₂ H ₂
H ₂	1.00	0.50	0.16	0.20	0.48
CH ₄	0.51	1.00	0.21	0.35	0.61
C ₂ H ₆	0.16	0.21	1.00	0.63	0.22
C ₂ H ₄	0.20	0.34	0.63	1.00	0.37
C ₂ H ₂	1.48	0.61	0.22	0.36	1.00

由表 4 可知, 部分气体之间的灰色关联系数小于 0.5, 这表明部分气体之间的关联密切程度较低, 故表 3 中的变压器油中溶解气体数据不适合于绝缘故障预测。

4.2. 第二组实验

江苏某 110 kV 变压器从 1990 年起到 1995 年为止, 在等时间内共采集了 6 组变压器中油中溶解气体数据[1], 如表 5 所示, 且已知变压器在 1995 年处于正常运行阶段。

Table 5. Dissolved gas data in 110 kV transformer oil (ml/L)**表 5.** 110 kV 变压器油中溶解气体数据(ml/L)

日期	H ₂	CH ₄	C ₂ H ₆	C ₂ H ₄	C ₂ H ₂
1900 年	18.37	24.2	3.4	2.71	0
1991 年	19.42	24.7	3.8	2.89	0
1992 年	27.3	25.4	3.7	2.52	0
1993 年	22.4	22.3	3.5	2.64	0
1994 年	23.7	23.5	3.7	2.95	0
1995 年	24.8	23.8	3.64	2.7	0

依据表 5 中的数据, 利用式(22)计算变压器油中溶解气体之间的关联度, 结果如表 6 所示。

Table 6. Grey correlation degree of gas in oil of 110 kV transformer**表 6.** 110 kV 变压器中油中气体灰色关联度

气体	H ₂	CH ₄	C ₂ H ₆	C ₂ H ₄	C ₂ H ₂
H ₂	1.00	0.88	0.86	0.85	1.00
CH ₄	0.88	1.00	0.96	0.95	1.00
C ₂ H ₆	0.86	0.96	1.00	0.96	1.00
C ₂ H ₄	0.85	0.95	0.96	1.00	1.00
C ₂ H ₂	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00

由表 6 可知, 任意两种气体之间的灰色关联系数都大于 0.5, 这表明五种气体之间存在密切的关联程度, 适合于绝缘故障的预测。将 1990 年到 1994 年的数据作为输入值, 分别利用前文所述的灰色模型和

改进灰色模型对 1995 年的数据进行预测, 结果如表 7 所示。

Table 7. Prediction of dissolved concentration in oil of 110 kV transformer
表 7. 110 kV 变压器中油中溶解浓度预测

模型	H ₂ 预测值	CH ₄ 预测值	C ₂ H ₆ 预测值	C ₂ H ₄ 预测值	C ₂ H ₂ 预测值
灰色模型	21.43	25.86	3.69	2.57	0
改进灰色模型	24.932	23.195	3.603	2.750	0.007

分别计算灰色模型与改进灰色模型预测结果的 *RMSE*、*MAE*、*R*² 值, 结果如表 8 所示。

Table 8. Comparison of errors between two models in the second set of experiments
表 8. 第二组实验两种模型的误差对比

模型	<i>RMSE</i>	<i>MAE</i>	<i>R</i> ²
灰色模型	1.77	1.12	0.974
改进灰色模型	0.28	0.17	0.999

由表 8 可知, 改进灰色模型的 *RMS* 值和 *MAE* 值都要小于灰色模型, 且 *R*² 值大于灰色模型。由此可见, 改进灰色模型在预测精度和稳定性方面要优于灰色模型。进一步地, 利用改进灰色模型的预测结果计算出 1995 年各溶解气体预测值的三对比值为分别为: C₂H₂/C₂H₄ = 0.0025, CH₄/H₂ = 0.9303, C₂H₄/C₂H₆ = 0.7633。由表 1 可知, 1995 年各溶解气体预测值的三对比值编码组合为 0, 0, 0。由表 2 可知, 预测 1995 年该变压器不会发生绝缘故障, 这与实际情况相符。

4.3. 第三组实验

上海吴泾热电厂(220kV)从 1992 年 10 月 31 日起到 1992 年 11 月 15 日, 在等时间段内共采集了 6 组变压器中油中溶解气体数据[1], 如表 9 所示, 且运行部内确认的实际故障为局部过热。

Table 9. Dissolved gas data in 220 kV transformer oil
表 9. 220 kV 变压器油中溶解气体数据

日期	H ₂	CH ₄	C ₂ H ₆	C ₂ H ₄	C ₂ H ₂
10 月 31 日	345	1650	504	2482	0
11 月 3 日	293	1416	472	2354	0
11 月 6 日	341	1705	577	2601	0
11 月 9 日	320	1730	595	2786	0
11 月 12 日	347	1880	609	2837	0
11 月 15 日	335	2147	628	3347	0

依据表 9 中的数据, 利用式(22)计算变压器油中溶解气体之间的关联度, 结果如表 10 所示。

由表 10 可知, 任意两种气体之间的灰色关联系数都大于 0.5, 这表明五种气体之间存在密切的关联程度, 适合于绝缘故障的预测。将 1992 年 10 月 31 日至 11 月 12 日的数据作为输入值, 分别利用前文所述的灰色模型和改进灰色模型对 11 月 15 日的数据进行预测, 结果如表 11 所示。

Table 10. Grey correlation degree of gas in oil of 220 kV transformer**表 10.** 220 kV 变压器中油中气体灰色关联度

气体	H ₂	CH ₄	C ₂ H ₆	C ₂ H ₄	C ₂ H ₂
H ₂	1.00	0.85	0.92	0.85	1.00
CH ₄	0.85	1.00	0.91	0.97	1.00
C ₂ H ₆	0.92	0.91	1.00	0.91	1.00
C ₂ H ₄	0.85	0.97	0.91	1.00	1.00
C ₂ H ₂	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00

Table 11. Prediction of dissolved concentration in oil of 220 kV transformer**表 11.** 220 kV 变压器中油中溶解浓度预测

模型	H ₂ 预测值	CH ₄ 预测值	C ₂ H ₆ 预测值	C ₂ H ₄ 预测值	C ₂ H ₂ 预测值
灰色模型	345.049	2118.252	644.829	3252.241	0.007
改进的灰色模型	316.7	1468.5	482.2	2322.7	0

分别计算灰色模型与改进灰色模型预测结果的 *RMSE*、*MAE*、*R*² 值，结果如表 12 所示。

Table 12. Comparison of errors between two models in the third group of experiments**表 12.** 第三组实验两种模型的误差对比

模型	<i>RMSE</i>	<i>MAE</i>	<i>R</i> ²
灰色模型	553.38	373.38	0.808
改进的灰色模型	45.14	30.08	0.998

由表 12 可知，改进灰色模型的 *RMS* 值和 *MAE* 值都要小于灰色模型，且 *R*² 值大于灰色模型。由此可见，改进灰色模型在预测精度和稳定性方面要优于灰色模型。进一步地，利用改进灰色模型的预测结果计算出 11 月 15 日各溶解气体预测值的三对比值为分别为：C₂H₂/C₂H₄ = 0，CH₄/H₂ = 6.1389，C₂H₄/C₂H₆ = 5.0435。由表 1 可知，11 月 15 日各溶解气体预测值的三对比值编码组合为 2，2，2。由表 2 可知，预测 11 月 15 日该变压器会发生低能放热兼过热的故障，这与实际情况基本一致。

5. 结语

变压器绝缘故障会直接影响到电力系统的安全稳定运行，因此对变压器的绝缘故障进行有效预测具有重要应用价值。为提高预测的精度，本文提出了一种基于改进灰色模型的变压器绝缘预测方法，该方法主要通过对变压器油中溶解气体的浓度进行预测，并根据变压器油中溶解气体的浓度判别绝缘故障类型。相对于传统灰色模型，所采用的改进灰色模型在预测变压器油中溶解气体的浓度时具有更高精度，从而使其在变压器绝缘故障预测方面更有优势，为变压器绝缘故障预测提供一种新选择。

基金项目

曲阜特电电子科技有限公司横向课题“电子设备数据的分析与可视化”资助。

参考文献

- [1] 廖瑞金. 变压器绝缘故障诊断黑板型专家系统和基于遗传算法的故障预测研究[D]: [博士学位论文]. 重庆: 重庆大学, 2003.
- [2] 龙玉江, 姜超颖, 钟掖, 等. 极端气象条件下基于深度学习网络特征的变压器故障预测[J]. 现代电子技术, 2024, 47(4): 91-96.
- [3] 王磊, 陈长征. 基于油液分析的变压器绝缘系统状态评估与故障预测研究[J]. 机械工程师, 2020(7): 33-35.
- [4] 黎佳. 基于大数据分析方法的变压器绝缘老化诊断与故障预测研究[D]: [硕士学位论文]. 长沙: 长沙理工大学, 2017.
- [5] 夏玲云. 基于油中溶解气体的变压器内部故障预测研究[D]: [硕士学位论文]. 阜新: 辽宁工程技术大学, 2023.
- [6] 刘春鹏, 贺子芙, 张黎燕, 等. 基于灰色理论的变压器故障油中溶解气体预测[J]. 山东工业技术, 2020(5): 32-35.
- [7] 李龙, 张迪, 汤俊, 等. 非等间隔 GM(1,1)模型在变压器故障气体预测中的应用[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(15): 118-124.
- [8] 刘秀峰. GM(1,1)优化模型在变压器油中溶解气体浓度预测的应用研究[D]: [硕士学位论文]. 成都: 西华大学, 2013.
- [9] 刘乃嘉. 基于灰色模型的矿用干式变压器故障预警方法的研究[D]: [硕士学位论文]. 长春: 长春工业大学, 2022.
- [10] 张鹏坤, 余进, 李波, 等. 基于 EMD-gcForest 模型的变压器油中溶解气体浓度预测方法[J]. 电力科学与工程, 2023, 9(6): 32-38.
- [11] 周立人, 公政, 陈伟, 等. 基于 BP-GM(1,1)的变压器故障预测方法研究[J]. 电子质量, 2015(4): 58-62.
- [12] 黄浩. 基于灰色理论的 220KV 变压器故障气体预测模型[D]: [硕士学位论文]. 广州: 广东工业大学, 2014.
- [13] 华龙, 刘金霞, 郑斌. 灰色预测 GM(1,1)模型的改进及应用[J]. 数学的实践与认识, 2011, 41(23): 39-46.