

基于 SVM 与物元信息熵的变压器健康度分析与预测

牛国成^{1,2}, 胡贞^{1†}, 胡冬梅²

(1. 长春理工大学 电子信息工程学院, 吉林 长春 130022;

2. 北华大学 电气信息工程学院, 吉林 吉林 132021)

摘要:为实现变压器运行状态的定量分析和预测,提出了利用变压器中溶解气体结合变压器典型故障类型建立变压器健康度的立体交叉复合物元,分别利用层次分析法 AHP (Analytic Hierarchy Process)和信息熵值法确定影响变压器健康度的主、客观权重,利用物元-最大信息熵来定量分析变压器健康度.提出了利用支持向量机 SVM (Support Vector Machines)预测变压器未来的运行状况,采用交叉验证的网格搜索法(K-fold)、遗传算法(Genetic Algorithm GA)和粒子群算法(Particle Swarm Optimization PSO)优化支持向量机的参数,建立最佳预测模型,该方法为变压器的故障排除、检修决策和在线预估提供了数据支持.

关键词:变压器;光声光谱;复合物元;AHP;关联熵;健康度;支持向量机

中图分类号:TM 411

文献标志码:A

Analysis and Prediction of Transformer Health Index Based on SVM and Matter Element Information Entropy

NIU Guocheng^{1,2}, HU Zhen^{1†}, HU Dongmei²

(1. College of Electronic Information Engineering, Changchun University of Science and Technology, Changchun 130022, China;

2. College of Electronic and Information Engineering, Beihua University, Jilin 132021, China)

Abstract: In order to realize the quantitative analysis and prediction on the operation state of the transformer, the interchange complex matter element was built between dissolved gases in transformer oil and typical faults. Analytic Hierarchy Process (AHP) and maximum information entropy were used to determine the subjective and objective weights influencing the transformer health level, respectively. The quantitative analysis of the transformer health level was proposed based on matter element maximum information entropy. The Support Vector Machines (SVM) algorithm was adopted to predict the operation condition of transformers, the parameters (c and g) were optimized by grid-search, Genetic Algorithm (GA) and Particle Swarm Optimization (PSO), and the optimal prediction model was established. This method provides a good guiding value for the elimination of transformer faults, overhaul decisions and online predictions.

Key words: power transformer; photoacoustic spectroscopy; complex matter element; Analytic Hierarchy Process (AHP); correlation entropy; health index; Support Vector Machines (SVM)

* 收稿日期:2018-05-16

基金项目: 国家 973 基金资助项目(613225), National Basic Research Program of China(613225); 国家自然科学基金资助项目(91338116), National Natural Science Foundation of China(91338116); 吉林省教育厅“十三五”科学技术项目(JJKH20180338KJ), Jilin Provincial Department of Education 13th Science and Technology Project(JJKH20180338KJ); 2019 年吉林省预算内基本建设资金资助项目(2019C058-1), Capital Funds in the Budget of Jilin Province in 2019(2019C058-1)

作者简介: 牛国成(1977—),男,吉林省吉林市人,长春理工大学博士研究生

† 通讯联系人, E-mail: huzhen21st@sina.com

变压器是电力传递的关键设备,它的正常运行是保证电力系统安全、可靠、稳定运行的关键。浸油式变压器在运行过程中会出现过热或放电等故障,将产生 CH_4 、 C_2H_2 、 C_2H_4 、 C_2H_6 、 H_2 等氢类气体^[1-2]。检测变压器油中溶解气体常用的方法有傅里叶红外光谱法、气相色谱法、传感器阵列法等。傅里叶红外光谱法所需的气体池大小通常在 100 mL,因而对故障气体的油气分离技术要求较高;气相色谱法操作复杂需定期更换色谱柱,系统成本高且维护费用大^[1];传感器阵列法要解决气体体积分数测量灵敏度、准确性和精度等问题^[2];而半导体激光共振光声光谱技术检测乙炔气体的灵敏度 10^{-6} 量级,检测偏差低于 4.2%。大量研究表明光声光谱法在检测变压器油中溶解气体具有操作简单、非接触性测量、不消耗气体、检测周期短、稳定性好和灵敏度高优点^[3]。

变压器的健康度是衡量变压器运行状态和承载能力的指标,而健康管理技术是一项预先诊断系统完成其设计功能的状态,预测其剩余寿命或故障发生的可能性,并综合可用资源和使用需求,做出生产工艺改进和维修活动决策支持^[3]。目前,对变压器的研究主要集中于其故障的分类及诊断,如变压器油中气体的三比值数据采用支持向量机法实现对变压器故障的分类^[4];对变压器历年的健康指数 HI 采用交叉熵理论实现对变压器寿命的预测^[5];基于变分模态分解和多尺度排列熵的变压器局部放电信号特征提取方法,并利用支持向量机进行分类^[6];利用遗传优化支持向量机实现对变压器绕组热点温度的预测^[7]。随着数据挖掘技术的发展,准确实现变压器运行状态的评估和预测成为可能。本文利用 AHP 层次分析法和最大熵理论相结合,运用物元可拓性思想,对采用光声光谱法检测的变压器油中气体从多角度和主、客观上定量计算变压器的健康状态值^[7-8]。并根据历史数据采用参数寻优的支持向量机预测未来变压器的运行状态发展趋势,推进实现变压器由定期维护到状态维护的科学管理^[9-10]。

1 AHP 建立变压器故障复合物元模型和计算健康度理论权重

AHP 层次分析法利用较少的信息量,把决策的思维过程数学化,适合于人为的定性判断其主观作

用和对决策结果难于直接准确计量的场合。本文利用其建立变压器故障复合物元模型进而来计算各溶解气体影响变压器健康度的理论权重。

1.1 建立复合物元层次结构模型

模型分三层,目标层 A 为变压器的健康度,准则层 B 为“一般过热、严重过热、局部放电、火花放电、电弧放电、过热兼电弧放电”六种变压器故障,决策层 C 为“ H_2 、 CH_4 、 C_2H_6 、 C_2H_4 、 C_2H_2 、 ΣCH ”气体,模型反映目标层健康度、准则层常见故障和决策层各种气体之间相互影响的关系。

1.2 构造判断矩阵

建立目标层矩阵 A 和指标层矩阵 B 的 AHP 权重矩阵。运用方根法计算判断矩阵的最大特征值 λ_{\max} , 其对应的经归一化后的特征向量 $W = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n)^T$, 并且 $AW = \lambda_{\max}W$ 。目标层判断矩阵和准则层判断矩阵的求解方法相同^[11]。

1.3 一致性检验

1) 计算一致性指标: $CI = (\lambda_{\max} - n)/(n-1)$, 式中 n 为判断矩阵的阶数。

2) 选取平均随机一致性指标 RI。

3) 计算一致性比例 $CR = CI/RI$, 如果 $CR \leq 0.1$ 认为判断矩阵的一致性是可以接受的。

1.4 目标层影响权重的计算

决策层各方案的权重对目标层影响权重的计算为:

$$\omega' = W_C \times W_B \quad (1)$$

式中: $W_C = [\omega_{C1}, \omega_{C2}, \dots, \omega_{Cn}]$ 为各决策参量的特征向量; $W_B = [\omega_{B1}, \omega_{B2}, \dots, \omega_{Bn}]^T$ 为准则层的特征向量。

2 建立立体交叉复合物元信息熵及计算联合权重

2.1 立体交叉复合物元的建立

利用 m 个不同时间变压器油中检测数据作为评价方案,检测出的 n 种气体作为评价指标 m 个立体交叉方案的 n 维复合元^[12]。

$$R_{mn} = \begin{bmatrix} M_1 & M_2 & \cdots & M_n \\ C_1 & x_{11} & x_{21} & \cdots & x_{m1} \\ C_2 & x_{12} & x_{22} & \cdots & x_{m2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ C_n & x_{1n} & x_{2n} & \cdots & x_{mn} \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中: M_i 为第 i 个立体交叉待评方案; C_j 为立体交叉方案的第 j 项评价指标; x_{ij} 为第 i 个待评方案对应的第 j 项指标量值。

2.2 立体交叉物元的标准化

在计算中需要对评价指标进行标准化处理. 对于评价指标有推进作用的用公式(3)标准化处理, 对于评价指标有减弱作用的用公式(4)标准化处理.

$$\delta_{ij} = (x_{ij} - \min_{1 \leq i \leq n} x_{ij}) / (\max_{1 \leq i \leq n} x_{ij} - \min_{1 \leq i \leq n} x_{ij}) \quad (3)$$

$$\delta_{ij} = (\max_{1 \leq i \leq n} x_{ij} - x_{ij}) / (\max_{1 \leq i \leq n} x_{ij} - \min_{1 \leq i \leq n} x_{ij}) \quad (4)$$

($i = 1, 2, \dots, n; j \in F$)

公式(2)经过公式(3)或公式(4)标准化处理后建立的立体交叉复合元记为 R_{mm} 如公式(5)所示.

$$R_{mm} = \begin{bmatrix} M_1 & M_2 & \dots & M_m \\ C_1 & \delta_{11} & \delta_{12} & \dots & \delta_{1m} \\ C_2 & \delta_{21} & \delta_{22} & \dots & \delta_{2m} \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ C_n & \delta_{n1} & \delta_{n2} & \dots & x_{nm} \end{bmatrix} \quad (5)$$

2.3 评价指标关联函数及权重系数的确定

评价指标权重的确定直接影响评价结果, 采用关联熵法来确定各指标的客观权重系数. 客观权重系数的确定首先确定关联函数 $y_i = \max_{1 \leq i \leq m} \delta_{ij}, j = 1, 2, \dots, n$, 理想参考数列为 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$, 根据信息论中最大离散熵定理, 当各符号出现概率相等时熵最大, 值为 $H_{\max} = \ln n$. 则复合物元的第 j 项指标 C_j 具有的关联函数如公式(6)所示:

$$\zeta_{ij} = \frac{\min_i \min_j |\delta_{ij} - y_i| + 0.5 \max_i \max_j |\delta_{ij} - y_i|}{|\delta_{ij} - y_i| + 0.5 \max_i \max_j |\delta_{ij} - y_i|} \quad (6)$$

立体交叉第 j 项指标的熵值为:

$$F_i = K \sum_i f_{i,j} \ln f_{i,j} \quad (7)$$

式(7)中, $K = -(H_{\max})^{-1} = -(\ln n)^{-1}, f_{i,j} = \zeta_{i,j} / \sum_{i=1}^m \zeta_{i,j}$,

$j = 1, 2, \dots, m; F_j \in [0, 1]$.

则指标 C_j 的权重系数为:

$$\omega'' = \frac{e_j}{\sum_{j=1}^m e_j} \quad (8)$$

熵值的偏差度为:

$$e_j = 1 - F_j \quad (9)$$

2.4 立体交叉复合物元信息熵联合权重

经过 AHP 法计算出的理论权重为 ω' , 熵值法计算出的客观权重为 ω'' , 考虑到理论权重和客观权重均存在一定的缺陷, 则最终确定的联合权重为:

$$\omega_i = \frac{\omega_i' \omega_i''}{\sum_{i=1}^n \omega_i' \omega_i''} \quad (10)$$

立体交叉指标复合物元的权重矩阵 R_{ω_j} 为:

$$R_{\omega_j} = \begin{bmatrix} C_1 & C_2 & \dots & C_n \\ \omega_j & \omega_1 & \omega_2 & \dots & \omega_n \end{bmatrix} \quad (11)$$

2.5 健康度的计算

由公式(5)和公式(11)可构建 m 个不同时刻变压器健康度综合评价的复合关联熵物元 R_{H_i} ,

$$R_{H_i} = \begin{bmatrix} M_1 & M_2 & \dots & M_i & \dots & M_m \\ H_i & H_1 & H_2 & \dots & H_i & \dots & H_m \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$H_i = - \sum_{j=1}^n P(\omega_j \delta_{i,j}) \ln P(\omega_j \delta_{i,j}) \quad (13)$$

$$P(\omega_j \delta_{i,j}) = \omega_j \delta_{i,j} \left[\sum_{j=1}^n \omega_j \delta_{i,j} \right]^{-1} \quad (14)$$

$i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n; \omega_j$ 为决策层对目标健康度影响权重.

3 实验数据及计算分析

3.1 实验数据的采集

变压器油中溶解气体检测采用英国凯尔曼公司的 Transport-X 便携式油中溶解气体及微水分析仪, 该仪器采用先进的“动态顶空平衡”法进行脱气以及光谱法进行变压器油中 $CH_4, C_2H_2, C_2H_4, C_2H_6, H_2$ 、氢类气体的总量等故障气体及微水含量检测, 分辨率为 $1-50\ 000 \times 10^{-6}$, 测量微水精度 $\pm 3 \times 10^{-6}$, 测量气体精度 $\pm 5\%$ 或 $\pm 2 \times 10^{-6}$, 取样标准 50 mL, 检测时间在 23 min 之内. 测试变压器来自吉林松花江热电厂 110 kV 配电变压器, 采用光声光谱法在变压器运行过程中每周一次油体取样数据检测. 组成 48 组实验气体样本. 测试得到的每个月月初各种气体的数据按复合物元结构如表 1 所示.

表 1 变压器每个月份检测的气体的数据

Tab.1 Gas test data for transformer oil from January to december

	B	C	1月	2月	3月	4月	5月	6月	7月	8月	9月	10月	11月	12月
健康 度 H	一般过热(低于 500 °C)/B ₁	CH ₄ /C ₁	18.76	22.92	23.54	24.75	25.07	25.20	45.60	42.40	24.84	19.50	17.04	16.08
	严重过热(高于 500 °C)/B ₂	C ₂ H ₄ /C ₂	19.38	21.90	23.19	23.78	26.28	27.00	35.80	35.70	21.36	22.02	19.56	17.22
	局部放电/B ₃	C ₂ H ₂ /C ₃	2.10	1.80	2.00	2.10	3.20	5.00	12.50	15.20	7.50	3.50	1.50	1.10
	火花放电/B ₄	H ₂ /C ₄	14.95	15.86	23.92	27.95	28.21	35.10	41.60	41.90	29.38	21.58	18.04	17.75
	电弧放电/B ₅	C ₂ H ₆ /C ₅	2.30	4.70	9.30	10.40	11.20	12.00	15.30	17.50	12.30	10.50	5.00	2.80
	过热兼电弧放电/B ₆	ΣCH/C ₆	60.50	68.18	83.60	89.10	95.70	106.30	153.25	156.32	98.35	79.23	61.33	56.67

3.2 依据 1、2 理论实验及数据分析

1) 变压器复合物元结构

采用 AHP 建立变压器故障及气体判别的立体交叉复合物元关系, 目标层为变压器的健康度, 准则层为变压器常见故障, 决策层为各种故障产生的氢类气体^[13]. 其结构及相互关系如图 1 所示.

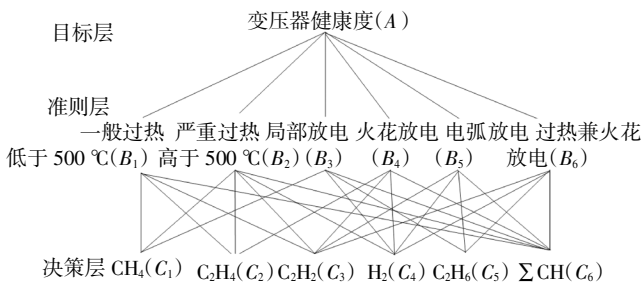


图 1 变压器复合物元结构图

Fig.1 Structure diagram of complex elements

2) 复合物元决策层权重计算

根据层次结构模型不同层次的关联性, 应用 1-9 标度法构建目标层矩阵 A 和指标层矩阵 B₁、B₂、B₃、B₄、B₅、B₆ 的 AHP 权重矩阵. 矩阵中各元素的变量的比值参照我国现行的《变压器油中溶解气体分析判断导则》(DL/T722—2000)和改良的三比值法.

$$A = \begin{bmatrix} A & B_1 & B_2 & B_3 & B_4 & B_5 & B_6 \\ B_1 & 1 & 1/2 & 1/2 & 1/3 & 1/4 & 1/5 \\ B_2 & 2 & 1 & 1 & 2/3 & 2 & 2/5 \\ B_3 & 2 & 1 & 1 & 2/3 & 2 & 2/5 \\ B_4 & 3 & 3/2 & 3/2 & 1 & 3/4 & 3/5 \\ B_5 & 4 & 2 & 2 & 4/3 & 1 & 4/5 \\ B_6 & 5 & 5/2 & 5/2 & 5/3 & 5/4 & 1 \end{bmatrix}$$

$$B_1 = \begin{bmatrix} B_1 & C_1 & C_2 & C_3 & C_6 \\ C_1 & 1 & 2 & 3 & 3 \\ C_2 & 1/2 & 1 & 5/2 & 3/2 \\ C_3 & 1/3 & 2/5 & 1 & 3/5 \\ C_6 & 1/3 & 2/3 & 5/3 & 1 \end{bmatrix}$$

$$B_2 = \begin{bmatrix} B_2 & C_1 & C_2 & C_3 & C_4 & C_6 \\ C_1 & 1 & 2 & 1/3 & 1 & 2 \\ C_2 & 1/2 & 1 & 1/5 & 1/2 & 1 \\ C_3 & 3 & 5 & 1 & 3 & 5 \\ C_4 & 1 & 2 & 1/3 & 1 & 2 \\ C_6 & 1/2 & 1 & 1/5 & 1/2 & 1 \end{bmatrix}$$

$$B_3 = \begin{bmatrix} B_3 & C_1 & C_4 & C_5 \\ C_1 & 1 & 1/2 & 3 \\ C_4 & 2 & 1 & 5 \\ C_5 & 1/3 & 1/5 & 1 \end{bmatrix} \quad B_4 = \begin{bmatrix} B_4 & C_2 & C_3 & C_4 \\ C_2 & 1 & 1/2 & 1/2 \\ C_3 & 2 & 1 & 1/3 \\ C_4 & 2 & 3 & 1 \end{bmatrix}$$

$$B_5 = \begin{bmatrix} B_5 & C_3 & C_4 & C_5 & C_6 \\ C_3 & 1 & 1/2 & 1/3 & 1/2 \\ C_4 & 2 & 1 & 2 & 1 \\ C_5 & 3 & 1/2 & 1 & 2 \\ C_6 & 2 & 1 & 1/2 & 1 \end{bmatrix}$$

$$B_6 = \begin{bmatrix} B_6 & C_3 & C_4 & C_5 & C_6 \\ C_3 & 1 & 3 & 1 & 5 \\ C_4 & 1/3 & 1 & 1/3 & 2 \\ C_5 & 1 & 1/2 & 1 & 5 \\ C_6 & 1/5 & 1/2 & 1/5 & 1 \end{bmatrix}$$

判断矩阵是否合理需要进行一致性检验, 计算矩阵最大特征值为 λ_{max}, 层次总排序一致性指标 CI; RI 为正互反矩阵, 计算 1 000 次得到的平均随机一致性指标, 通常取第五阶值 1.12; 随机一致性比率 CR 为 CI/RI 的值, 各判断矩阵进行一致性检验结果如表 2 所示. 由于 CR 值均远远小于 0.1, 各判别矩

阵均具有满意的一致性.

表 2 参数值一致性验证

Tab.2 Consistency verification of parameter values

判断矩阵	λ_{max}	CI	RI	CR
A	6.873	0.017	1.12	0.016
B ₁	4.033	0.011	1.12	0.009
B ₂	5.079	0.002	1.12	0.002
B ₃	3.004	0.002	1.12	0.002
B ₄	3.136	0.068	1.12	0.061
B ₅	4.046	0.015	1.12	0.014
B ₆	4.027	0.009	1.12	0.008

通过对矩阵进行层次单排序和层次总排序计算,可计算出各种气体相对于各故障指标的 AHP 权重即理论权重 ω' 如表 3 所示.

表 3 AHP 评价指标的权重

Tab.3 AHP weights of evaluation indexes

准则	B ₁	B ₂	B ₃	B ₄	B ₅	B ₆	ω'
决策 权重	0.053	0.153	0.153	0.16	0.213	0.267	
C ₁	0.455	0.157	0.309	0	0	0	0.096
C ₂	0.257	0.314	0	0.188	0	0	0.092
C ₃	0.118	0.057	0	0.263	0.358	0.135	0.17
C ₄	0	0.157	0.582	0.547	0.23	0.288	0.327
C ₅	0	0	0.109	0	0.11	0.107	0.069
C ₆	0.171	0.314	0	0	0.302	0.47	0.247

3) 立体交叉决策指标权重及联合权重的计算

利用表 1 光声光谱法测试的数据建立复合物元矩阵,对数据进行标准化处理后,由式(7)、(8)、(9)计算得到的每项评价指标的熵值、偏差度和权重系数如表 4 所示.

表 4 信息熵评价指标的权重

Tab.4 Entropy weights of evaluation indexes

评价指标	F_j	e_j	ω''
C ₁	0.636	0.364	0.168
C ₂	0.638	0.362	0.168
C ₃	0.638	0.362	0.163
C ₄	0.648	0.352	0.172
C ₅	0.648	0.352	0.162
C ₆	0.613	0.387	0.169

由式(10)计算得到的联合权重 ω 如表 5 所示.

表 5 联合评价指标的权重

Tab.5 Complex weights of evaluation indexes

评价指标	ω'	ω''	ω
C ₁	0.096	0.167	0.097
C ₂	0.092	0.166	0.091
C ₃	0.170	0.166	0.168
C ₄	0.327	0.162	0.316
C ₅	0.069	0.162	0.067
C ₆	0.247	0.178	0.262

AHP 光声光谱立体交叉指标复合物元的权重矩阵 R_{oj} 如式(15)所示:

$$R_{oj} = \begin{bmatrix} C_1 & C_2 & C_3 & C_4 & C_5 & C_6 \\ 0.097 & 0.091 & 0.168 & 0.316 & 0.067 & 0.262 \end{bmatrix} \quad (15)$$

4) 健康度计算结果分析

熵值可以反映参数的无序程度,光声光谱法测得变压器溶解气体均反映变压器的不同故障状态,同时 AHP 的权重也是反映变压器发生故障概率的大小,产生气体越多、无序程度越大或者权重越大健康度的熵值也就越大,变压器发生故障的概率越大.利用表 1 数据,立体交叉的复合关联熵物元 H_i 为针对 m 个方案 M_i 的健康度,利用公式(12)~(15)计算每个月变压器的健康度分别为 $H_{\omega''}$ (客观权重下的健康度)和 H_{ω} (复合权重下的健康度),如表 6 所示,按健康度由高到低排序的月份分别为 $Index_{\omega''}$ 和 $Index_{\omega}$,如表 7 所示.

表 6 不同权重健康度计算结果

Tab.6 The calculation results of different weight health degree

健康度	1月	2月	3月	4月	5月	6月	7月	8月	9月	10月	11月
$H_{\omega''}$	1.704	1.706	1.706	1.7	1.704	1.69	1.747	1.77	1.702	1.7	1.705
H_{ω}	1.56	1.535	1.583	1.61	1.599	1.669	1.681	1.606	1.644	1.567	1.58

表 7 不同权重健康度的计算排序

Tab.7 Different weight health ranking list

健康度排序	NO.1	NO.2	NO.3	NO.4	NO.5	NO.6	NO.7	NO.8	NO.9	NO.10	NO.11	NO.12
Index_ω''	6	4	10	12	9	5	1	11	3	2	7	8
Index_ω	2	1	10	11	3	12	5	8	4	9	6	7

按照改良三比值法和变压器故障判别准则,变压器在年初和年终由于天气气温较低,设备运行良好,而在 5、6、7 三个月气温较高,处于低温过热状态. 表 6 和表 7 反映出客观权重下关联熵函数计算的变压器健康度 $H_{\omega''}$ 及排序 $Index_{\omega''}$ 不能准确地反应变压器健康状态,复合权重下关联熵函数计算出的变压器健康度 H_{ω} 及其排序 $Index_{\omega}$, 综合客观的信息规律和理论决策,能够准确地评价变压器运行状态.

4 变压器运行健康度预测方法

为实现对变压器运行状况的预测,在 Matlab 7.11.0 开发环境下,对变压器历史健康度计算值进行预测建模.

4.1 预测数据样本

利用 3.1 节光谱法测得一年中每个月每周变压器油中的溶解气体数据,根据式(12)~(15)计算得到的变压器的健康值为原始数据样本如图 2 所示.将每个月前三周的健康度值为训练集,最后一周的健康度值为测试集.图 2 为样本数据.

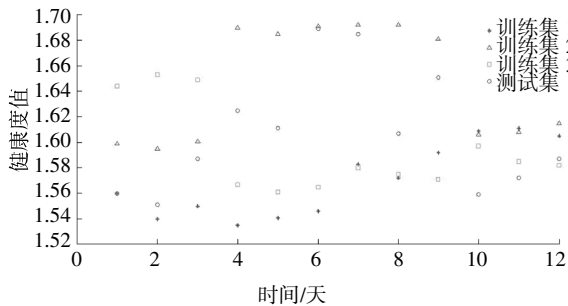


图 2 原始数据样本

Fig.2 The original data samples

4.2 预测建模

选用 epsilon-SVR 支持向量机方法实现预测,核函数为 RBF,利用网格搜索法(grid-search)、遗传算法(GA)、粒子群算法(PSO)优化参数(惩罚参数 c , RBF 函数的跨度系数 g)^[14-15]. 其仿真实验的训练集仿真曲线如图 3 所示、测试集仿真曲线如图 4 所示.

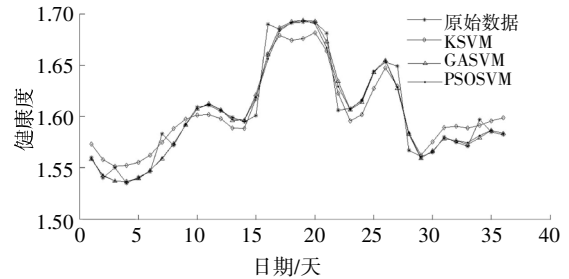


图 3 训练集仿真曲线

Fig.3 Training sets regression curves

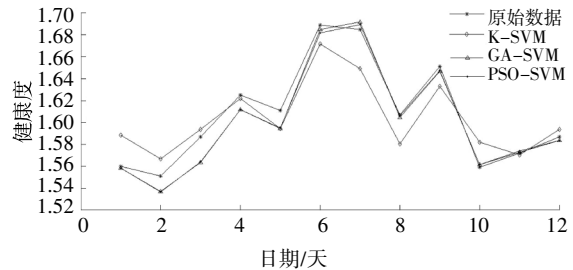


图 4 测试集预测曲线

Fig.4 sets forecasting curves

4.3 建模方法性能比较

仿真实验分析采用网格搜索法、遗传算法、粒子群算法优化 SVM 建立模型. 采用 3 种优化方法的 SVM 建模方法的性能指标,7 个重要参量分别为最优参数(c 和 g)、测试集的均方误差(Train-MSE)、测试集的相关系数 (Train-R)、验证集的均方误差 (Test-MSE)、验证集的相关系数 (Test-R)、测试集的运行时间 (Train-T)、验证集运行时间 (Test-T),其相应数值如表 8 所示.

表 8 3 种模型的性能比较

Tab.8 Performances comparison of three methods

	epsilon-SVR/ RBF		
	Grid-search	GA	PSO
最优参数	$c = 31.455\ 3$	$c = 4.437\ 6$	$c = 1.832$
	$g = 1.915\ 9$	$g = 129.478\ 5$	$g = 165.24$
Train-MSE	0.025 6	0.063 7	0.063 7
Train-R	97.35%	98.48%	98.48%
Test-MSE	0.165 2	0.067 4	0.067 4
Test-R	93.86%	97.48%	97.58%
运行时间/s	6.614 573	13.57	12.927

由表8可知,采用PSO优化的SVM模型 $c=1.832$ 、 $g=165.24$ 时达到最佳拟合状态,预测集的误差为0.0674和相关系数为98.48%,而测试集的拟合相关系数为97.58%左右,与Grid-search优化的SVM模型相比,MSE提高了1个数量级,运行时间仅为12.927s,从性能指标上和曲线拟合图形上,PSO-SVM拟合效果更好,满足实际应用要求。

5 结论

本文利用光声光谱油气检测法准确快捷检测变压器油中产生的各类气体,将光声光谱油气复合物元信息熵决策分析方法应用于变压器工程控制领域,运用复合物元最大熵理论,结合主客观权重,计算变压器的运行健康度,并运用粒子群寻优的支持向量机方法建立变压器运行状态预测模型,这样,不但分析了变压器目前的健康情况,解决了变压器故障难以测量和定量分析的现状,而且,精确预测了变压器未来的运行状态,更好地对变压器的故障排除、检修决策和在线预估提供了良好的数据支撑。

参考文献

- [1] 毛知新,文劲宇.变压器油中溶解气体光声光谱检测技术研究[J].电工技术学报,2015,30(7):135—143.
MAO Z X, WEN J Y. Research on the detection of the dissolved gas in the transformer oil by photo acoustic spectroscopy [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30 (7): 135—143. (In Chinese)
- [2] 张玉欣,程志峰,徐正平,等.参数寻优支持向量机在基于光声光谱法的变压器故障诊断中的应用[J].光谱学与光谱分析,2015,35(1):10—12.
ZHANG Y X, CHENG Z F, XU Z P, *et al.* Application of optimized parameters SVM based on photoacoustic spectroscopy method in fault diagnosis of power transformer spectroscopy and spectral analysis [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2015, 35 (1): 10—12. (In Chinese)
- [3] 彭宇,刘大同.数据驱动故障预测和健康管理综述[J].仪器仪表学报,2014,35(3):481—495.
PENG Y, LIU D T. Data-driven prognostics and health management: a review of recent advances [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35 (3): 481—495. (In Chinese)
- [4] 叶汉民,肖尊定.多传感器信息融合技术在变压器故障诊断中的应用[J].变压器,2014,51(9):60—64.
YE H M, XIAO Z D. Application of multi-sensor information fusion technology to transformer fault diagnosis [J]. Transformer, 2014, 51 (9): 60—64. (In Chinese)
- [5] 栗然,刘会兰,卢云,等.基于交叉熵理论的配电变压器寿命组合预测方法研究[J].电力系统保护与控制,2014,42(2):97—103.
LI R, LIU H L, LU Y, *et al.* A combination method for distribution transformer life prediction based on cross entropy theory [J]. Power System Protection and Control, 2014, 42 (2): 97—103. (In Chinese)
- [6] 张蒙,朱永利,张宁,等.基于变分模态分解和多尺度排列熵的变压器局部放电信号特征提取[J].华北电力大学学报,2016,43(6):31—37.
ZHANG M, ZHU Y L, ZHANG N, *et al.* Feature extraction of transformer partial discharge signals based on variational mode decomposition and multi-scale permutation entropy [J]. Journal of North China Electric Power University, 2016, 43 (6): 31—37. (In Chinese)
- [7] 陈伟根,滕黎,刘军,等.基于遗传优化支持向量机的变压器绕组热点温度预测模型[J].电工技术学报,2014,29(1):44—51.
CHEN W G, TENG L, LIU J, *et al.* Transformer winding hot-spot temperature prediction model of support vector machine optimized by genetic algorithm [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29 (1): 44—51. (In Chinese)
- [8] LAHMIRI S, BOUKADOUM M. Biomedical image denoising using variational mode decomposition [C]//Biomedical Circuits and Systems Conference. BioCAS. Lausanne: IEEE, 2014: 340—343.
- [9] MOHANTY S, GUPTA K K, RAJU K S. Bearing fault analysis using variational mode decomposition [C]//Industrial and Information Systems. ICIS. Gwalior: IEEE, 2014: 1—6.
- [10] 张懿议,廖瑞金,杨丽君,等.基于云理论的电力变压器绝缘状态评估方法[J].电工技术学报,2012,27(5):13—20.
ZHANG Y Y, LIAO R J, YANG L J, *et al.* An assessment method for insulation condition of power transformer based upon cloud model [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2012, 27 (5): 13—20. (In Chinese)
- [11] 李晓伟,陈红,李锐,等.基于AHP熵复合物元的公路网现状特征提取方法[J].武汉大学学报(工学版),2013,46(3):359—363.
LI X W, CHEN H, LI R, *et al.* Method of extracting current road network characteristics based on matter element method with AHP and entropy [J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2013, 46 (3): 359—363. (In Chinese)
- [12] 杨秋侠,刘天.基于关联熵与复合物元的地下管网健康度评估[J].西安建筑科技大学学报(自然科学版),2016,48(4):522—528.
YANG Q X, LIU T. Evaluate of urban underground pipe network health based on relational entropy and complex matter element [J]. Journal of Xi'an University of Architecture & Technology (Natural Science Edition), 2016, 48 (4): 522—528. (In Chinese)
- [13] 李刚,于长海,范辉,等.基于多级决策融合模型的电力变压器故障深度诊断方法[J].电力自动化设备,2017,37(11):138—144.
LI G, YU C H, FAN H, *et al.* Deep fault diagnosis of power transformer based on multilevel decision fusion model [J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37 (11): 138—144. (In Chinese)
- [14] 刘伟.电力变压器健康状态评估与剩余寿命分析[D].保定:华北电力大学,2008:153—176.
LIU W. Power transformer health-condition evaluation and EOL analysis [D]. Baoding: North China Electric Power University, 2008: 153—176. (In Chinese)
- [15] HINTON G E, OSINDERO S, TEH Y W. A fast learning algorithm for deep belief nets [J]. Neural Computation, 2006, 18 (7): 1527—1554.