

DOI: 10.7667/PSPC151515

特征优化和模糊理论在变压器故障诊断中的应用

刘凯¹, 彭维捷², 杨学君³

(1. 长沙民政职业技术学院电子信息工程学院, 湖南 长沙 410014; 2. 长沙商贸旅游学院, 湖南 长沙 410004;
3. 中国矿业大学信息与电气工程学院, 江苏 徐州 221008)

摘要: 针对变压器故障特征与故障类型关系模糊造成的三比值法编码缺失、临界值判据缺损以及同时发生的多种故障难以区分问题, 提出了基于特征优化和模糊理论的变压器故障诊断方法。将测量空间中的每种故障数据分别通过高斯核函数映射至希尔伯特空间, 利用主成分分析法提取主元, 以主元张成的特征子空间作为最优故障特征, 据此构造该种故障下的故障测度隶属度函数, 根据最大隶属度原则判断故障类型。特征子空间既保留了测量空间的故障特征, 同时根据核理论维度拓展特点, 又能生成更有效度量故障的新特征, 从而建立最优故障特征与故障类型的一一对应关系。实例分析表明, 该方法的准确率高, 能够弥补三比值法的不足。通过比较故障数据对于每种故障的隶属度, 能够获知诊断结果的可靠性, 当多种故障同时发生时, 诊断结果能够为维修人员提供有益参考。
关键词: 变压器; 模糊理论; 核主成分分析; 特征优化; 故障测度隶属函数; 三比值法; 故障诊断

Method of fault diagnosis for power transformer based on optimizing characteristics and the fuzzy theory

LIU Kai¹, PENG Weijie², YANG Xuejun³

(1. School of Electronic and Information Engineering, Changsha Social Work College, Changsha 410014, China;
2. Changsha Commerce & Tourism College, Changsha 410004, China; 3. School of Information and Electrical Engineering, China University of Mining & Technology, Xuzhou 221008, China)

Abstract: For the problem of the lack of encoding, critical value difficult to determine and faults at the same time difficult to distinguish in the three-ratio method caused by the fuzzy relationship between transformer feature and fault types, a fault diagnosis method for power transformer based on optimizing characteristics and the fuzzy theory is proposed. Each fault data in the measurement-space is transformed to Hilbert space through the Gaussian kernel function firstly. Then, the method of PCA is used to extract fault features, which is regarded as the most effective features. Membership functions describing the fault character is built, and the type of fault can be identified according to the maximum membership degree. Feature subspace not only contains the information of fault characters from measurement space, but also generates the new characters as the ability of the kernel theory. Thus, the clear relation between fault characteristics and fault type is built. Example analysis shows that this method can make up for the inadequacy of three-ratio method. Similarities between fault data and its own fault and differences between fault data and not its own fault can be observed. When faults occur at the same time, the method can help the worker.

Key words: transformer; fuzzy theory; KPCA; optimizing characteristics; membership function of measuring fault; three-ratio method; fault diagnosis

0 引言

油中溶解气体分析技术是变压器故障诊断的重要依据, 在此基础上形成的变压器故障诊断方法有基于绝对故障数据的学习型模型和基于相对故障数

据的比值法模型^[1-3]。基于绝对故障数据的学习型模型如神经网络、支持向量机等通过利用故障后的绝对数据在测量空间的维度内优化参数进行故障诊断^[4-5]。对于不同的变压器而言, 气体产生的速率受其运行年限、运行方式及运行环境的影响, 因此基于绝对故障数据的学习型模型的泛化能力较差。基于相对故障数据的比值法模型如三比值法是《国家

标准变压器油中溶解气体分析和判断导则》所推荐的故障诊断技术,也是现在国内外使用最广泛的变压器故障判断方法^[6-9]。但是此方法存在比值编码缺失的问题,导致有些故障类型不能够准确判断;对于已有的编码,其边界难于确定;当同时发生多种故障时,故障难以区分。目前,“不完备信息情况下的判断缺陷”和“属性取值边界过于苛刻”^[10-11]成为当前研究的热点问题。

文献[12]提出了柔性分类的思想,应用B样条理论改进三比值法,但其本质上是一种二分类方法,当多种故障同时发生时,故障类型判断不完整;对于电力变压器故障,其故障现象与故障机理间存在着随机性和不确定性。因此,模糊理论在变压器故障诊断中具有广阔的应用前景。文献[13]提出了基于加权模糊聚类的诊断方法,改善了编码缺失问题,其构造的隶属度函数单纯地考虑采样点与聚类中心的几何距离,以此描述故障特征不够合理;文献[14]提出利用模糊粗糙集来解决编码缺失和故障分界问题,但其聚类中心也是基于几何距离确定的。

目前的DGA技术都是在欧氏空间内对测量数据进行处理来提取、选择度量故障的特征。从实际应用效果来看,这些特征对故障的度量不够有效,不能够建立故障特征与故障类型的一一对应关系。为此本文提出基于KPCA技术和模糊理论的诊断方法:将测量空间的故障数据变换到希尔伯特空间,挖掘能够最有效度量每种故障的本质特征——特征子空间,据此构造该故障下的故障测度隶属函数。特征子空间提高了判据的有效性和适用性。实例分析表明,本文方法能够解决编码缺失、故障分界困难以及多种故障同时发生难以区分的问题。

1 核主成分分析(KPCA)

KPCA基本思想^[15-16]是引入非线性映射 Φ ,将测量空间的样本 $\mathbf{X}_{m \times n}$ ($\mathbf{X} \in R^p$ 为系统输入)映射到高维特征空间 H ,在高维特征空间中对映射数据 $\varphi(x)$ 的协方差矩阵进行特征值分解,找到主元。协方差矩阵表示为

$$\bar{\mathbf{C}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \Phi(x_i) \Phi^T(x_i) \quad (1)$$

其中, $\sum_{i=1}^n \Phi(x_i) = 0$ 。在特征空间中,KPCA是求解如式(2)特征问题。

$$\lambda \mathbf{v} = \bar{\mathbf{C}} \mathbf{v} \quad (2)$$

其中: λ 是 $\bar{\mathbf{C}}$ 的特征值; $\mathbf{v} \in H$ 是对应的特征向量。

将每个样本与其内积可得

$$\lambda \langle \Phi(x_i) \mathbf{v} \rangle = \langle \Phi(x_i) \bar{\mathbf{C}} \mathbf{v} \rangle \quad (3)$$

$$\mathbf{v} = \sum_{i=1}^n a_i \Phi(x_i) \quad (4)$$

其中, a_i 是相关系数。定义核函数矩阵 \mathbf{K} ,根据核理论,则公式(2)转换为求解矩阵 \mathbf{K} 的特征值问题:

$$\mathbf{K} = [\mathbf{K}_{ij}]_{n \times n} = [\langle \Phi(x_i) \Phi(x_j) \rangle]_{n \times n} \quad (5)$$

$$n \lambda \mathbf{a} = \mathbf{K} \mathbf{a}$$

由 \mathbf{K} 的特征向量 \mathbf{a} 即可求出协方差矩阵 $\bar{\mathbf{C}}$ 的特征向量 \mathbf{v} ,即为特征空间的主元方向。

当 $\sum_{i=1}^n \Phi(x_i) \neq 0$ 时可以对映射进行如下调整:

$$\Phi(x_i) = \Phi(x_i) - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \Phi(x_i)$$

$$\mathbf{K}_{ij} = \langle \Phi(x_i) \Phi(x_j) \rangle = \mathbf{K}_{ij} - \frac{1}{n} \sum_{p=1}^n \mathbf{K}_{ip} -$$

$$\frac{1}{n} \sum_{q=1}^n \mathbf{K}_{qj} + \frac{1}{n^2} \sum_{p,q=1}^n \mathbf{K}_{pq}$$

定义一个 $n \times n$ 阶矩阵 \mathbf{I} ,其中 $\mathbf{I}_{ij} = 1/n$,则

$$\mathbf{K} = \mathbf{K} - \mathbf{I} \mathbf{K} - \mathbf{K} \mathbf{I} + \mathbf{I} \mathbf{K} \mathbf{I} \quad (6)$$

所得特征值为 λ_i 且 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n$ 。主元 λ_k 的

贡献率为 $\lambda_k / \sum_{i=1}^n \lambda_i$,前 k 个主元的累计贡献率为

$\sum_{i=1}^k \lambda_k / \sum_{i=1}^n \lambda_i$ 。主元贡献率的大小表示了该主元所携

带的原始数据的综合能力。

核理论的重要作用在与其可以拓展各种变量间的关系同时将欧式空间的非线性关系在希尔伯特空间线性化。以2阶多项式核函数 $\mathbf{K}(x, z) = (x^T z)^2$ 为例:

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix}, \mathbf{X} \in R^p$$

在高维特征空间其表现为

$$\Phi(\mathbf{X}) = \begin{bmatrix} x_1 x_1 \\ x_1 x_2 \\ x_1 x_3 \\ x_2 x_2 \\ x_2 x_3 \\ x_3 x_1 \\ x_3 x_2 \\ x_3 x_3 \end{bmatrix}, \Phi(\mathbf{X}) \in H^q$$

由此可看出,核理论丰富了变量间的关系,对于寻找故障现象与故障特征的一一对应关系提供了一条可行思路。

通常,高斯核函数具有形式更加多样化的高维映射能力,甚至可以映射至无穷维(泛函空间)其核函数(σ 为核参数)形式为

$$\mathbf{K}(x, z) = \exp\left(-\frac{\|x - y\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (7)$$

2 基于 KPCA 故障特征子空间

$U = \text{span}(u_j)_{i \times D}$ 为特征向量张成的特征子空间。对于只有一个特征向量 u 的情况,采样数据 $t(1 \times n)$ 在特征子空间的映射值 $\Phi(t)$ 。我们利用 $\Phi(t)$ 在特征向量方向的投影表征该数据与特征向量的相似性,用 ρ 表示。

$$\rho = u^T \Phi(t) = \sum_{i=1}^n a_i \Phi(x_i) \sum_{i=1}^n a_i \Phi(t) = \sum_{i=1}^n a_i \mathbf{K}(x_i, t) \quad (8)$$

当特征向量数目为 r , 我们考虑相似度用映射值在多个主元方向投影的加权和表示。每种特征向量代表的信息量表征权重。

$$\omega_k = \frac{\lambda_k}{\sum_{j=1}^r \lambda_j} \quad (9)$$

$$\rho = \sum_{k=1}^r \omega_k u_k^T \Phi(t) = \sum_{k=1}^r \sum_{i=1}^n \frac{\lambda_k}{\sum_{j=1}^r \lambda_j} a_i \mathbf{K}(x_i, t) \quad (10)$$

在特征空间,故障数据与由特征向量张成的特征子空间的夹角越小,其内积越大,说明与该种故障的相似度越大;否则内积越小,相似度越小。

3 故障隶属度函数

对于模糊理论,其重要内容便是构造合理的隶属度函数。合理的隶属度函数对于最终决策具有重要意义。本文提出根据故障特征子空间构造各种故障测度隶属函数。输入数据映射值与特征子空间的夹角越小,说明与该特征子空间的相似度越高,根据隶属度值判断其相似度。

找到描述每种故障的特征子空间。当数据与特征子空间的相似度越大,隶属于该故障的程度越大,否则越小。基于这样的原则,构建隶属度函数:

$$\mu = \frac{\sum_{j=1}^c \frac{\lambda_j(\Phi(t)u_j)}{\sum_{j=1}^c \lambda_j \|\Phi(t)\| \|u_j\|}}{\max \sum_{j=1}^c \frac{\lambda_j(\Phi(x_i)u_j)}{\sum_{j=1}^c \lambda_j \|\Phi(x_i)\| \|u_j\|}} \quad (11)$$

在特征空间,我们不好确定特征向量的具体形式,因此,式(11)中特征向量的模长不容易确定。为此需要调整 a_i , 以确定特征向量的模长。

对于特征向量 v , 若其模长为 1 则满足:

$$1 = v^T v = \left(\sum_{i=1}^n a_i \Phi(x_i)\right)^T \left(\sum_{j=1}^n a_j \Phi(x_j)\right) = \quad (12)$$

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_i a_j x_i^T x_j = a^T n \lambda a$$

$$\|a\| = \frac{1}{\sqrt{n\lambda}} \quad (13)$$

当满足式(13)时,隶属度函数转变为

$$\mu = \frac{\rho}{\rho_{\text{MAX}}} \quad (14)$$

式中, ρ_{MAX} 表示与某种故障特征子空间的最大相似度。

4 核参数优化

根据核主成分分析理论,主元方向都表征了测量空间中的数据特征,传统的核主成分分析方法以最大限度保留原始信息为目标。事实上,我们希望找到的特征子空间能够比三比值特征更有效地完备度量各种故障。基于目前三比值法的有效识别故障的能力,为了减小计算量、避免候选解数目巨大甚至无限,考虑在保留三比值包含的特征信息的基础上进行改善、寻优^[17-20]。最优特征子空间最大程度保留测量空间中三比值法的优势,同时又要保证与故障样本库中的数据相似度最大。

对原始信息的保留能力用累计贡献率度量。

$$\Gamma = \sum_{i=1}^k \lambda_k / \sum_{i=1}^n \lambda_i \quad (15)$$

式中: λ_k 表示故障样本数据在特征空间的特征值,其中 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n$; Γ 表示累计贡献率,度量超平面保留欧式空间中的原始信息的能力。

特征子空间对故障的完备性描述能力用描述度函数度量:

$$S = \sum_{i=1}^n \left| \frac{\sum_{j=1}^c \lambda_j(\Phi(x_i)u_j)}{\sum_{j=1}^c \lambda_j} \right| \quad (16)$$

对于不同的核参数 σ , 描述度 S 是不同的,我们在 $\Gamma > \Gamma_0$ 的条件下(Γ_0 是累计贡献率阈值),寻求特征子空间对故障的最完备描述,即通过寻求最大值 $\max S$ 来确定 σ 。

5 实例分析

实验选用的变压器 DGA 样本均为 220 kV 或 500 kV 大型油浸式变压器监测样本。搜集了来自供电局、煤矿变电站的变压器监测样本 300 例, 用于构建特征子空间。对数据进行分类, 应用 180 组各类故障的数据建立故障的样本库。利用 120 组数据进行测试数据。

基于特征优化和模糊理论的变压器故障诊断算法具体步骤如下:

(1) 数据的标准化。考虑到实际中的特征各种气体比值在量值上的差异、分布特征会影响诊断结果, 需要先将 IEC 的三比值数据进行标准化处理, 标准化处理方法为

$$Z(x) = \frac{x - \bar{x}}{\sqrt{\frac{(x - \bar{x})^2}{n}}}$$

(2) 根据式(7)计算核矩阵 \mathbf{K} , 并按式(6)最中心化处理。

(3) 解决式(5)的特征值问题, 按照 $\Gamma > 90\%$ 的原则确定主元数目, 根据式(17)确定 σ 。

(4) 得到特征子空间, 根据式(15)计算待诊断数据对于各种故障的隶属度, 通过隶属度最大原则进行判断。若同时出现多个峰值, 判断为出现多种故障。

F0~F8 分别表示正常情况、低能量密度局部放电、高能量密度局部放电、低能量放电、高能量放电、低温过热($<150^\circ$)、低温过热、中温过热、高温过热。

以低能量密度的局部放电为例, 其核参数优化过程如图 1(a)、图 1(b)和图 2(b)。对于低能量密度的局部放电核宽度 $\sigma=0.99$ 时, 主元个数为 8, $\Gamma=93.4\%$, $\sigma=11$ 时, 主元数为 4, $\Gamma=91.2\%$ 。

综合分析图 1 和图 2(b)知, 核参数的变化会影响对原始信息的保留能力, 但对特征子空间描述故障的能力的影响更大。由此可看出特征子空间通过更多的主元既保留测量空间中的三比值特征, 同时也在特征空间生成了更有效度量故障的新特征。

表 1 为对 120 组测试样本数据的诊断结果及每种故障的最优核参数优化结果。对于各类故障, 本文所述方法的正确率均在 90% 以上。

对于编码缺失情况, 三比值法会失效; 当变压器同时发生多种故障时, 目前的诊断方法如神经网络、支持向量机会失效, 不能诊断出所有故障。根据文献[10,14]数据, 采用本文方法进行分析。

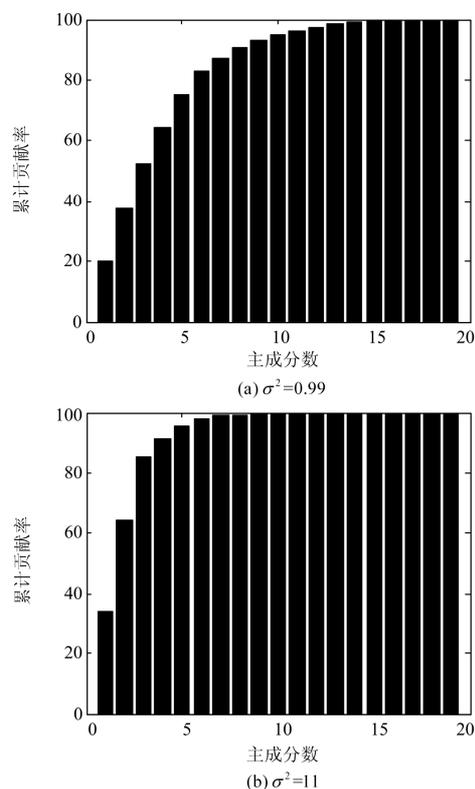
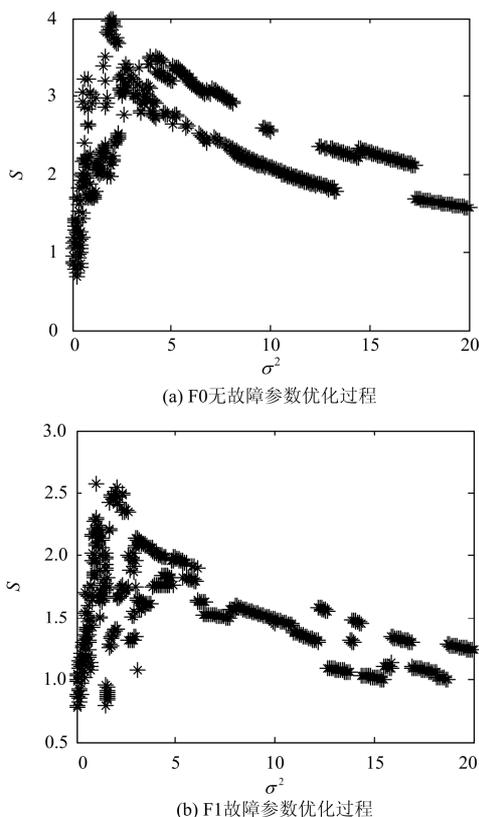


图 1 低能量密度局部放电故障不同核参数下的主元分布情况
Fig. 1 Primary distribution of low energy density of partial discharge fault in different kernel parameters



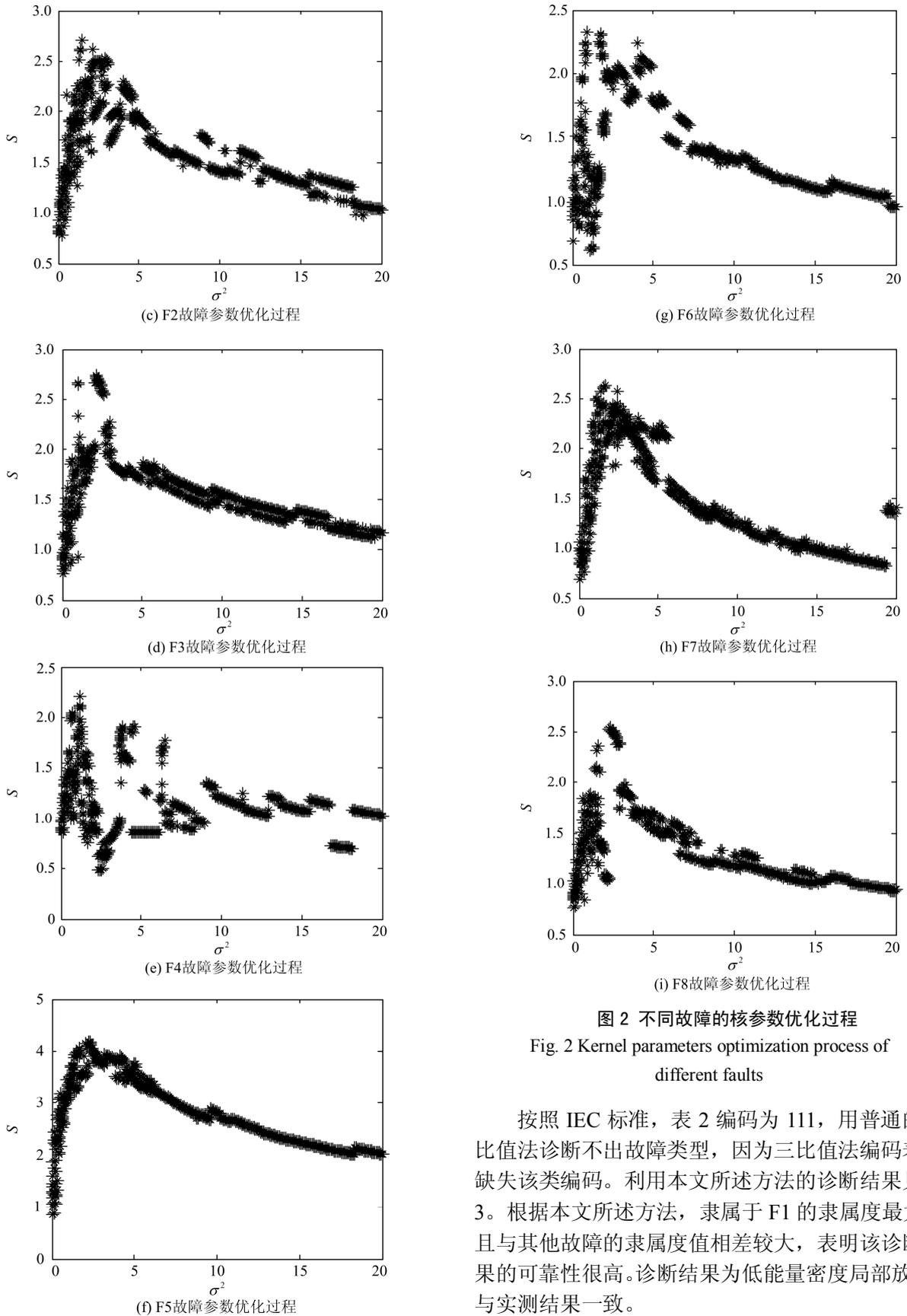


图 2 不同故障的核参数优化过程

Fig. 2 Kernel parameters optimization process of different faults

按照 IEC 标准, 表 2 编码为 111, 用普通的三比值法诊断不出故障类型, 因为三比值法编码表中缺失该类编码。利用本文所述方法的诊断结果见表 3。根据本文所述方法, 隶属于 F1 的隶属度最大, 且与其他故障的隶属度值相差较大, 表明该诊断结果的可靠性很高。诊断结果为低能量密度局部放电, 与实测结果一致。

表 1 对样本的诊断结果及参数设置

Table 1 Diagnosis and parameter setting

故障类型	F0	F1	F2	F3	F4	F5	F6	F7	F8
测试数目	15	14	14	10	15	15	13	11	13
成功数	14	13	13	9	15	14	13	10	12
正确率(%)	93	93	93	90	100	93	100	90	92
核参数 σ^2	1.96	0.99	1.51	2.1	1.22	2.25	0.87	1.65	2.31

表 2 编码缺失故障发生组分记录 I

Table 2 Coding failure components records

CH4	C2H6	C2H4	C2H2	H2	CH4/H2	C2H2/C2H4	C2H4/C2H6	编码
13	29	84	92	260	0.05	1.1	2.89	111

表 3 基于特征优化和模糊理论的诊断结果

Table 3 Result based on the paper method

故障类型	F0	F1	F2	F3	F4	F5	F6	F7	F8
隶属度	0.13	0.89	0.24	0.45	0.19	0.42	0.42	0.35	0.21

表 4 多种故障同时发生组分记录 II

Table 4 Various faults occur simultaneously component records

CH4	C2H6	C2H4	C2H2	H2	CH4/H2	C2H2/C2H4	C2H4/C2H6	编码
107	13.6	185.9	274.6	750	0.142	1.48	13.66	102

表 5 基于特征优化和模糊理论的诊断结果

Table 5 Result based on the paper method

故障类型	F0	F1	F2	F3	F4	F5	F6	F7	F8
隶属度	0.13	0.38	0.43	0.65	0.78	0.33	0.21	0.15	0.21

表 4 编码为 102, 按照 IEC 标准属于 F4(高能放电)故障, 但实际诊断结果为低能放电与高能放电同时存在。本文所述方法给出的诊断结果见表 5。本文方法诊断结果是同时发生 F2(高能量密度局部放电)、F3(低能量放电)、F4(高能量放电), 其中同时发生 F3、F4(低能量放电、高能量放电)故障可能性最大, 与实际情况相符。

6 结论

本文提出的基于特征优化和模糊理论的变压器故障诊断方法经试运行结果提高了传统三比值法的故障诊断能力。

(1) 利用核理论对测量空间的维度拓展特点, 在希尔伯特空间利用 PCA 技术优化了特征提取;

(2) 根据最优故障特征构建故障测度隶属度函数能够既保留了三比值法对现有编码内故障的诊断能力, 同时对编码缺失、边界确定困难、多种故障同时发生诊断困难问题提供了新的思路。

参考文献

- [1] KELLY J. Transformer fault diagnosis by dissolved gas analysis[J]. IEEE Transactions on Industry Application, 1980, 16(6): 777-782.
- [2] Transformers Committee of the IEEE Power Engineering Society, USA. IEEE std C 57.104-1991, 1992. IEEE guide for the interpretation of gases generated in oil-immersed transformers[S]. 1992.
- [3] 唐勇波, 桂卫华, 彭涛, 等. PCA 和 KICA 特征提取的变压器故障诊断模型[J]. 高电压技术, 2014, 40(2): 557-563.
TANG Yongbo, GUI Weihua, PENG Tao, et al. Transformer fault diagnosis model based on PCA and KICA feature extraction[J]. High Voltage Engineering, 2014, 40(2): 557-563.
- [4] 薛浩然, 张珂珩, 李斌, 等. 基于布谷鸟算法和支持向量机的变压器故障诊断[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(8): 8-13.
XUE Haoran, ZHANG Keheng, LI Bin, et al. Fault diagnosis of transformer based on the cuckoo search and support vector machine[J]. Power System Protection and

Control, 2015, 43(8): 8-13.

[5] BACHA K, SOUAHLIA S, GOSSA M. Power transformer fault diagnosis based on dissolved gas analysis by support vector machine[J]. Electric Power Systems Research, 2012, 83(1): 73-79.

[6] 公茂法, 张言攀, 柳岩妮, 等. 基于 BP 网络算法优化模糊 Petri 网的电力变压器故障诊断[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(3): 113-117.
GONG Maofa, ZHANG Yanpan, LIU Yanni, et al. Fault diagnosis of power transformers based on back propagation algorithm evolving fuzzy Petri nets[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(3): 113-117.

[7] 张卫华, 苑津莎, 王杉, 等. 基于改良三比值法的变压器故障基本信度分配计算方法[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(7): 115-121.
ZHANG Weihua, YUAN Jinsha, WANG Shan, et al. A calculation method for transformer fault basic probability assignment based on improved three-ratio method[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(7): 115-121.

[8] 谷凯凯, 郭江. 紧致融合模糊集和故障树的变压器故障诊断[J]. 高电压技术, 2014, 40(5): 1507-1513.
GU Kaikai, GUO Jiang. Transformer fault diagnosis method based on compact fusion of fuzzy set and fault tree[J]. High Voltage Engineering, 2014, 40(5): 1507-1513.

[9] 刘君, 游家训, 梁薇, 等. 基于加权 K 近邻算法的变压器故障诊断[J]. 电气自动化, 2010, 32(5): 59-61, 80.
LIU Jun, YOU Jiaxun, LIANG Wei, et al. Weighted K-NN algorithm for power transformer fault diagnosis[J]. Power System and Automation, 2010, 32(5): 59-61, 80.

[10] 杨廷方, 刘沛, 李景禄, 等. FCM 结合 IEC 三比值法诊断变压器故障[J]. 高电压技术, 2007, 33(8): 66-70.
YANG Tingfang, LIU Pei, LI Jinglu, et al. New fault diagnosis method of power transformer by combination of FCM and IEC three-ratio method[J]. High Voltage Engineering, 2007, 33(8): 66-70.

[11] 束洪春, 孙向飞, 司大军. 电力变压器故障诊断专家系统知识库建立和维护的粗糙集方法[J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(2): 32-36.
SHU Hongchun, SUN Xiangfei, SI Dajun. A RS approach to founding and maintaining ES knowledge base for fault diagnosis of power transformer[J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 22(2): 32-36.

[12] 张卫华, 苑津莎, 张铁峰, 等. 应用 B 样条理论改进的变压器三比值故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(24): 4129-4136.
ZHANG Weihua, YUAN Jinsha, ZHANG Tiefeng, et al. An improved three-ratio method for transformer fault diagnosis using B-spline theory[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(24): 4129-4136.

[13] 杜正聪, 牛高远. 基于加权模糊聚类算法的变压器故障诊断方法[J]. 高压电器, 2014, 50(4): 42-48.
DU Zhengcong, NIU Gaoyuan. Transformer fault diagnosis based on weighted fuzzy clustering algorithm[J]. High Voltage Apparatus, 2014, 50(4): 42-48.

[14] 熊浩, 李卫国, 畅广辉, 等. 模糊粗糙集理论在变压器故障诊断中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(7): 141-147.
XIONG Hao, LI Weigu, CHANG Guanghui, et al. Application of fuzzy rough set theory to power transformer faults diagnosis[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(7): 141-147.

[15] 唐勇波. 改进特征样本方法的 KPCA 变压器故障检测模型[J]. 计算机工程与应用, 2014, 50(21): 4-7.
TANG Yongbo. Kernel principal component analysis model for transformer fault detection based on modified feature sample[J]. Computer Engineering and Applications, 2014, 50(21): 4-7.

[16] 汪海涛, 张卓, 杨晓元, 等. 基于优化特征加权支持向量机的隐写分析方法[J]. 计算机应用研究, 2013, 30(7): 2105-2107.
WANG Haitao, ZHANG Zhuo, YANG Xiaoyuan, et al. Steganalysis method based on optimized feature weighted SVM[J]. Application Research of Computers, 2013, 30(7): 2105-2107.

[17] SHAWE-TAYLOR J, CRISTIANINI N. 模式分析的核方法[M]. 赵玲玲, 等译. 北京: 机械工业出版社, 2006.

[18] VAN GESTEL T, SUYKENS A K, BAESSENS B, et al. Benchmarking least squares support vector machine classifiers[J]. Machine Learning, 2004, 54(1): 5-32.

[19] HSU C W, LIN C J. A comparison of methods for multiclass support vector machines[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(2): 415-425.

[20] 万家强, 王越, 刘羽. 改进 KPCA 对分类数据的特征提取[J]. 计算机工程与设计, 2010, 31(18): 4085-4088.
WAN Jiaqiang, WANG Yue, LIU Yu. Improvement of KPCA on feature extraction of classification data[J]. Computer Engineering and Design, 2010, 31(18): 4085-4088.

收稿日期: 2015-08-26; 修回日期: 2015-10-16

作者简介:

刘凯(1980-), 男, 硕士, 高级工程师, 研究方向为嵌入式系统集成与计算机软件开发应用研究; E-mail: 674798062@qq.com

杨学君(1988-), 男, 硕士研究生, 主要研究小电流接地系统故障选线及定位. E-mail: 2321297500@qq.com

(编辑 周金梅)