

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2107176

# 基于 MPC 算法优化的贝叶斯网络变压器故障诊断\*

仝兆景 乔征瑞 李金香 兰孟月 荆利菲

(河南理工大学 电气工程与自动化学院 焦作 454003)

**摘要:** 为提高变压器故障诊断的准确率及可靠性,提出了基于 MPC 算法优化贝叶斯网络的变压器故障诊断方法,对变压器故障诊断技术进行了研究。首先,根据油中溶解气体分析,采用无编码比值法提取油浸式变压器的 9 维故障特征,并对数据样本进行归一化处理;其次,以归一化的训练样本作为输入建立基于贝叶斯网络的故障诊断模型,采用 MPC 算法对贝叶斯网络模型进行优化;最后,利用测试样本对故障诊断模型进行测试。为了证明所提出方法的优越性,将本文研究方法 with 现有故障诊断方法进行了对比。结果表明,所提出方法的诊断正确率更高,诊断效果更好。

**关键词:** 贝叶斯网络;MPC 算法;油中溶解气体分析;变压器故障诊断

**中图分类号:** TP183 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2070

## Transformer fault diagnosis based on MPC algorithm optimized by bayesian network

Tong Zhaojing Qiao Zhengrui Li Jinxiang Lan Mengyue Jing Lifei

(School of Electrical Engineering &amp; Automation, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454003, China)

**Abstract:** In order to improve the accuracy and reliability of the transformer fault diagnosis, a fault diagnosis method of transformer based on MPC algorithm optimized by Bayesian network was proposed, and the fault diagnosis technology of transformer was studied. Firstly, according to the analysis of dissolved gas in oil, the 9-D fault features of oil-immersed transformer were extracted by the non-coding ratio method, and the data samples were normalized. Secondly, a fault diagnosis model based on Bayesian network was established with normalized training samples as input, and the Bayesian network model was optimized with the MPC algorithm. Finally, the fault diagnosis model was tested with test samples. In order to prove the superiority of the proposed method, the proposed method was compared with the existing fault diagnosis methods. The result shows that the proposed method has higher diagnostic accuracy and better diagnostic effect.

**Keywords:** Bayesian network; the MPC algorithm; dissolved gas analysis in oil; the transformer fault diagnosis

## 0 引 言

变压器连接着电力系统的发电、输电和配电部分,在电力系统运行中起着至关重要的作用。随着运行时间的增加,变压器的故障率也随之增加。如果能够及时、准确地对变压器故障状态进行识别,对保持设备运转的稳定性和安全性具有重要意义。因此,提高故障诊断率是变压器故障诊断发展的必然趋势。

目前,应用在变压器故障诊断的方法主要是基于油中溶解气体分析,采用三比值法诊断故障类型,根据比值编码和故障类型进行故障判别。但是三比值法存在编码不足、

故障分类粗糙等缺陷,而且经验判断存在一定的主观性和不确定性。在故障诊断分析中,不能达到理想的精度。因此,有必要采用更准确的诊断方法对变压器的故障类型进行诊断,以提高变压器的维护和运行效率。近年来随着对故障诊断理论不断深入研究,研究人员们提出了各种故障诊断方法,例如:BP 神经网络(back propagation, BP)<sup>[1]</sup>、卷积神经网络<sup>[2]</sup>(convolutional neural networks, CNN)、经验模态分解<sup>[3]</sup>(empirical mode decomposition, EMD)、小波分析<sup>[4]</sup>和粗糙集理论<sup>[5]</sup>等。目前,基于机器学习的故障诊断方法主要有支持向量机<sup>[6]</sup>(support vector machine, SVM)、人工神经网络<sup>[7]</sup>(artificial neural network, ANN)和

收稿日期:2021-07-05

\* 基金项目:国家自然科学基金(U1504623)项目资助

模糊推断<sup>[8]</sup>。这些方法在一定程度上提高了故障诊断的准确性,取得了良好的效果。然而,当变压器故障时,并不仅仅引起单个状态量的异常。这些方法存在一些问题,如对变压器故障情况下多个状态量之间的内在关系分析不足。

基于上述不足,一些研究学者结合多个状态量对变压器的运行状态进行了评估和诊断。在文献[9]中,使用关联规则算法将多个现场测试的状态量组合起来,分析故障与状态量的关联度。但是,关联规则算法作为一种概率统计算法,不能充分考虑变压器运行过程中的不确定性。

在故障诊断领域,贝叶斯网络<sup>[10]</sup>通过图形理论和概率论,克服了基于规则的系统在概念和计算上的困难,通过反映整个数据之间的概率关系模型,使数据之间的关系更加清晰地表示出来。在缺失数据时仍然可以建立精确的模型,具有克服不确定性的优点。文献[11]运用改进的优化分簇算法,构建了转子振动故障类型的贝叶斯诊断网络。文献[12]采用改进粒子优化变分模态分解与贝叶斯网络结合的方法对滚动轴承进行故障诊断,提高了故障诊断的准确性。

本文提出一种基于 MPC(modification of the PC)算法优化贝叶斯网络结构的变压器故障诊断方法。采用无编码比值法提取特征变量,构建贝叶斯网络故障诊断模型,并使用 MPC 算法对模型进行优化,通过变压器故障实验数据对方法的有效性和准确性进行了验证。

## 1 基本原理简介

### 1.1 贝叶斯网络

贝叶斯网络(Bayesian networks, BNs)也称为信念网络或因果网络,由 Judea Pearl(1988)提出,是一种表示联合概率分布的图形形式主义。贝叶斯网络是由英国统计学家 A. Philip Dawid 在 20 世纪 70 年代提出的一种基于概率独立的表示和推理的基础网络,它提供了一种直观和有效的方法来表示相当大的域,使复杂系统的建模成为现实。贝叶斯网络为在不确定模型中表示不确定性提供了一种方便而连贯的方法,并越来越多地用于表示不确定知识。

BNs 是一种概率图模型,可以表示为  $BN = (G, P)$ , 其中  $G = (V, E)$  表示有向无环图(directed acyclic graph, DAG)。一组随机变量  $V = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  表示图中每个节点,其中  $n$  为节点个数。有向边集  $E$  表示节点之间的依赖关系。 $P$  为节点的概率分布,表示节点之间因果关系的强度。在有向无环图中,如果有一条有向边  $x_i \rightarrow x_j$ , 那么  $x_i$  是  $x_j$  的父节点,  $x_j$  是  $x_i$  的子节点。定义  $Pa(x_i)$  为  $x_i$  的父节点集合。节点  $x_i$  与其父节点集  $Pa(x_i)$  的依赖关系可以用条件概率来表示  $P(x_i | Pa(x_i))$ , 将整个贝叶斯网络的联合概率分布分解为每个条件概率的乘积,即:

$$P(x_1, x_2, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n P(x_i | Pa(x_i)) \quad (1)$$

对于给定的数据集  $D$ , 构建贝叶斯网络的目标就是寻找最适合的网络,通常分为两个学习任务:结构学习和参数学习。结构学习的目标是确定网络的拓扑结构,而参数学习的目标是确定每一个条件概率分布对应于一个给定的网络结构。与参数学习相比,对贝叶斯网络结构的学习要求更高。因此,更专注于贝叶斯网络的结构学习。

### 1.2 MPC 算法

MPC 算法是在 PC 算法基础上提出来的,所生成正确网络质量更好,计算成本更低<sup>[13]</sup>。PC 算法有两个主要步骤。首先,它从数据中学习网络骨架,只包含无向边。然后,通过对无向边进行定向,形成一个等价的有向无环图。

在网络骨架学习中,PC 算法从完全连接的网络开始,使用条件独立性测试来决定是删除边还是保留边。对于每一条边,PC 算法测试由边  $X$  和  $Y$  连接的变量对是否独立于所有  $X$  和  $Y$  相邻的子集  $Z$ 。CI 测试按等级进行,基于条件设置的大小,例如深度  $d$ 。在第一级( $d=0$ ),所有的顶点对都在空集上进行测试。在下一级( $d=1$ ),一些边会被删除,算法只会在下一级测试剩余的边。条件集  $d$  的大小在每一层递增 1 直到  $d$  大于相邻测试顶点集的大小。

PC 算法的方向规则如下所示。

1) 对于每个三元组的变量  $(V_i, V_j, V_k)$  使  $V_i$  和  $V_j$  相邻,  $V_j$  和  $V_k$  相邻,且  $V_i$  和  $V_k$  不相邻。即  $V_i - V_j - V_k$  等于  $V_i \rightarrow V_j \leftarrow V_k$ 。

2) 如果存在有向边  $V_i \rightarrow V_j$  使得  $V_i$  和  $V_k$  不相邻,则  $V_j - V_k$  等于  $V_j \rightarrow V_k$ 。

3) 已知有向路径  $V_i \rightarrow V_j \rightarrow V_k$ , 使得  $V_i - V_k$  等于  $V_i \rightarrow V_k$ 。

4) 对于有向路径  $V_i - V_k \rightarrow V_j$  和  $V_i - V_l \rightarrow V_j$ , 总有  $V_i - V_j$  等于  $V_i \rightarrow V_j$ , 并且  $V_k$  和  $V_l$  不相邻。

由于 PC 算法中可能出现循环图等问题, MPC 算法对图形骨架学习和方向规则进行了修改。如对于 PC 算法的方向规则,每使用一个规则时,检查是否创建了循环图。若创建了循环图,规则将被取消,边将保持无向。

总的来说, MPC 算法使原始的 PC 骨架保持不变,改变了方向规则的应用,防止产生循环和防止创建不存在的  $V$  顶点。

## 2 基于 MPC 算法优化贝叶斯网络变压器故障诊断模型

### 2.1 变压器故障因素分析

经文献[14]发现,变压器在运行过程中会分解并产生一些气体,这些气体由于电应力、机械应力和热应力作用而溶解在绝缘油中。绝缘油中溶解的气体一般有很多种,如氢气( $H_2$ )、甲烷( $CH_4$ )、乙炔( $C_2H_2$ )、乙烯( $C_2H_4$ )和乙烷( $C_2H_6$ )等。这些气体的溶解浓度与变压器的运行状态密切相关。当变压器发生不同类型的故障时,特定的气体成分会迅速增加,例如高能放电时,  $H_2$  和  $C_2H_2$  含量升高;

绝缘油过热时,CH<sub>4</sub>和C<sub>2</sub>H<sub>4</sub>的比例立即增大。变压器故障类型和气体成分的变化呈现较强的相关性,溶解气体分析被认为是一种用来诊断变压器状态检测和故障诊断的有效方法。

## 2.2 特征提取与数据预处理

通过对变压器故障因素的分析,选取H<sub>2</sub>、CH<sub>4</sub>、C<sub>2</sub>H<sub>6</sub>、C<sub>2</sub>H<sub>2</sub>、C<sub>2</sub>H<sub>4</sub>这5种特征气体作为变压器故障诊断的依据。并按照式(2)对特征气体进行归一化处理。

$$x'_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sum_{k=1}^5 x_{ik}} \quad (2)$$

其中, $x_{ij}$ 为第*i*个样本中第*j*个特征分量; $x'_{ij}$ 为归一化的特征气体值。

变压器故障诊断中,在油中溶解气体分析方面,有ICE比值法(包含3个维度的特征)、Rogers比值法(包含4个维度的特征)等,不同编码方式可以提取变压器内部不同的故障信息,从而产生不同故障诊断结果。国内学者通过大量的变压器故障实例和对国外模拟故障色谱数据的分析研究,提出了用无编码比值法分析和判断变压器故障的方法。无编码比值法维度特征如表1所示。

表1 无编码比值法

编号	属性
A1	CH <sub>4</sub> /H <sub>2</sub>
A2	C <sub>2</sub> H <sub>2</sub> /C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>
A3	C <sub>2</sub> H <sub>4</sub> /C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>
A4	C <sub>2</sub> H <sub>2</sub> /(C <sub>1</sub> +C <sub>2</sub> )
A5	H <sub>2</sub> /(H <sub>2</sub> +C <sub>1</sub> +C <sub>2</sub> )
A6	C <sub>2</sub> H <sub>4</sub> /(C <sub>1</sub> +C <sub>2</sub> )
A7	CH <sub>4</sub> /(C <sub>1</sub> +C <sub>2</sub> )
A8	C <sub>2</sub> H <sub>6</sub> /(C <sub>1</sub> +C <sub>2</sub> )
A9	(CH <sub>4</sub> +C <sub>2</sub> H <sub>4</sub> )/(C <sub>1</sub> +C <sub>2</sub> )

其中,C<sub>1</sub>表示CH<sub>4</sub>代表的一阶碳氢化合物气体含量之和,C<sub>2</sub>表示C<sub>2</sub>H<sub>6</sub>代表的二阶碳氢化合物气体含量之和。

利用无编码比值法,将处理过的数据作为变压器故障模型的特征输入。与其他的比值法比较,无编码比值法具有更多的维度特征信息,克服了三比值法编码不足的问题,可以提高故障诊断的准确率。

## 2.3 变压器故障类型编码

对变压器故障模型进行训练时,首先要对变压器故障类型进行编码。变压器的故障类型分为低温过热、中温过热、高温过热、局部放电、低能放电、高能放电。结合正常状态,变压器的工作状态和相应的状态编码如表2所示。

表2 状态编码

状态	编码	状态	编码
正常	F0	低能放电	F5
低温过热	F1	高能放电	F6
中温过热	F2		
高温过热	F3		
局部放电	F4		

## 2.4 故障识别方法及流程设计

故障诊断流程如图1所示。

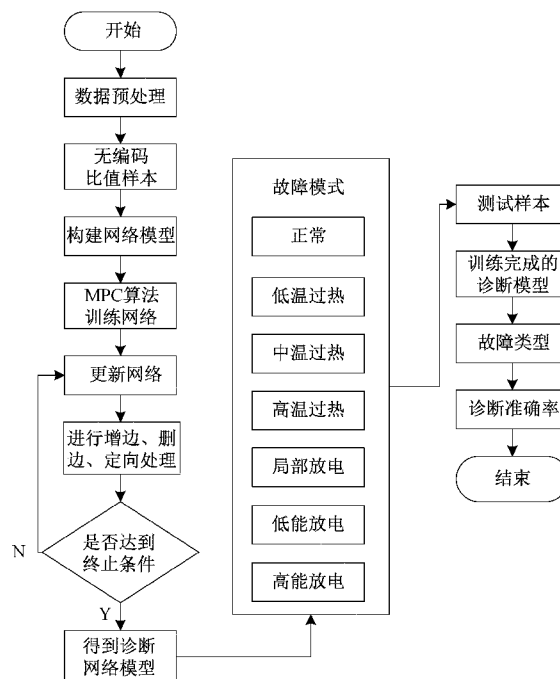


图1 故障诊断流程

采用无编码比值法,根据故障模式和油中溶解气体含量比值之间的因果关系,构建贝叶斯网络结构。为了降低计算的复杂度,将MPC算法引入变压器故障诊断模型中,实现对网络结构的寻优,以提高模型诊断准确率。对变压器进行故障诊断时,其具体步骤如下。

- 1)对收集的原始样本数据进行归一化处理;
- 2)采用无编码比值法,将数据分别作为训练样本和测试样本;
- 3)构建故障诊断模型,并把训练样本带入其中进行训练,利用MPC算法不断对模型进行调整;
  - 4)判断是否达到终止条件,若达到则将此时的模型作为最优模型,否则返回步骤3);
  - 5)利用测试样本对故障诊断模型进行测试,输出故障分类结果。

## 3 实验验证

### 3.1 实验数据

为验证所采用方法的有效性和准确性,从文献[15-17]

中选取大量故障类型确定的油浸式变压器 DGA 数据进行分析,其中训练集样本数数量占样本总数的 80%,测试样本占 20%。训练集和测试集样本分布如表 3 所示。

表 3 样本分布

状态	样本总数量	训练样本数量	测试样本数量
正常状态	49	39	10
低温过热	54	43	11
中温过热	52	42	10
高温过热	100	80	20
局部放电	47	38	9
低能放电	108	86	22
高能放电	90	72	18
总计	500	400	100

3.2 实验结果及分析

利用 python3 编程语言,结合 SMILE 和 GeNIe3.0,在 Inter(R) Core(TM) i5、2.80 GHz、内存 8 GB 的环境下,输入训练样本对构建的故障诊断模型进行训练。基于 MPC 算法优化贝叶斯网络的油浸式变压器故障诊断结果如表 4 所示。

表 4 故障诊断结果

状态	测试样本数	诊断正确样本数	正确率/%
正常状态	10	10	100
低温过热	11	11	100
中温过热	10	8	80
高温过热	20	20	100
局部放电	9	8	89
低能放电	22	22	100
高能放电	18	15	80
总计	100	94	94

数据显示,测试样本中正常状态、低温过热、高温过热和低能放电的故障样本全部被正确识别;中温过热的故障样本误判 2 个;局部放电的故障误判 1 个,高能放电的故障误判 3 个。总体来看,该方法能够较好的诊断故障效果,且诊断率较高。

表 5 随机抽取了 5 组数据样本,结合故障诊断网络,利用 GeNIe 软件进行故障推理。所得到的故障推理结果,可以较高准确率的与实际故障吻合,诊断准确率可达 100%。其中,PF 表示实际故障,D 表示诊断结果。

图 2 给出了表 5 中第一组数据在 GeNIe 环境中进行推理的结果。为对故障的诊断,首先将节点输入证据,随后更新网络,可以得到 F3 故障发生的概率达 96.7%。对于故障发生概率低于 1%,不能作为对诊断故障的准确判断,从而准确地实现了故障诊断。

表 5 对部分样本测试(μL/L)

H <sub>2</sub>	CH <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	PF	D
142	1 318	332	2 368.4	31.3	F3	F3
45.6	37	7.9	7.52	0.31	F0	F0
205	1 270	300	1 470	12.8	F3	F3
24.9	22.3	7.49	12.3	26.51	F5	F5
46	76.8	20.4	50.2	0.1	F1	F1

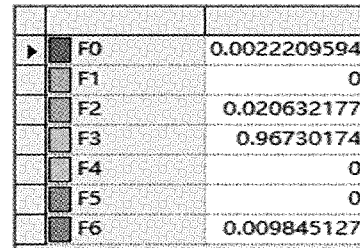


图 2 测试结果

3.3 多种模型诊断结果对比

将 SVM、极度梯度提升(xetreme gradient boost, XGBoost)、K 近邻(k-nearest neighbor,KNN)这 3 种故障诊断模型在经验参数下进行训练,并将测试结果与 MPC-BNs 模型进行对比,对比结果如图 3 所示。根据图 3 可知,MPC-BNs 模型在这 4 种中模型中诊断精度是最高的,并且在分类准确率较低的情况下也能很好的表现出故障诊断率。

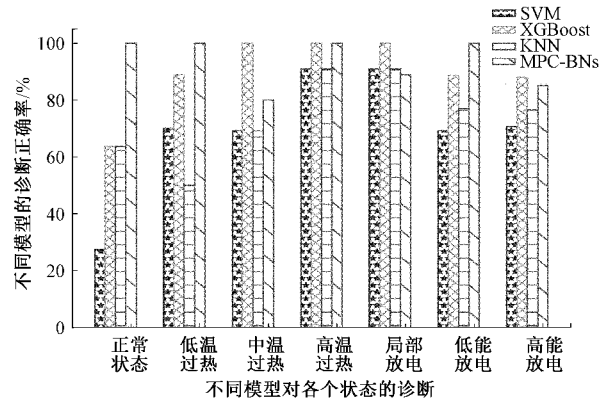


图 3 多种模型诊断结果对比

4 结 论

为准确识别变压器故障类型,提出了一种基于 MPC 算法优化贝叶斯网络的故障诊断方法,采用无编码比值作为特征输入,深入研究了 DGA 气体与故障类型之间的关系。并利用变压器实验数据对该方法进行了有效地验证。结果表明,该方法能够较高准确率的识别故障,具有很好的变压器故障诊断效果。通过与 SVM、XGBoost、KNN 这 3 种方法对比,结果显示,MPC-BNs 具有更好的故障识别能力,可使故障诊断准确性明显提高。

## 参考文献

- [1] 马超,王少红,徐小力,等. 基于CSBP的滚动轴承故障智能诊断方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(12): 58-63.
- [2] 陈星. 基于卷积神经网络算法的飞机发电机故障诊断研究[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(11): 57-60.
- [3] 张惠峰,马宏忠,陈凯,等. 基于振动信号EMD-HT时频分析的变压器有载分接开关故障诊断[J]. 高压电器, 2012, 48(1): 76-81.
- [4] 李宏博. 基于小波分析的变压器异常特征量的提取[J]. 科技创新与应用, 2019(20): 7-8.
- [5] 雷雨田,张弄韬,李起荣,等. 基于改进的粗糙集理论与贝叶斯网络的变压器设备故障诊断模型[J]. 电子设计工程, 2021, 29(4): 126-130.
- [6] 宫文峰,陈辉,张美玲,等. 基于深度学习的电机轴承微小故障智能诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(1): 195-205.
- [7] 黄新波,李文君子,宋桐,等. 采用遗传算法优化装袋分类回归树组合算法的变压器故障诊断[J]. 高电压技术, 2016, 42(5): 617-623.
- [8] 吴瞻宇,董明,王健一,等. 基于模糊关联规则挖掘的电力变压器故障诊断方法[J]. 高压电器, 2019, 55(8): 157-163.
- [9] ZHENG Y B, SUN C X, LI J, et al. Association rule analysis of transformer fault characteristic quantity reliability[J]. High Volt Technol, 2012, 38: 87-93.
- [10] 韩露,史贤俊,林云,等. 基于贝叶斯网络模型的测试序列优化方法[J]. 电子测量技术, 2020, 43(18): 169-172.
- [11] 全兆景,石秀华,王文斌,等. 基于优化分簇贝叶斯网的转子振动故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2014, 34(2): 237-241.
- [12] 全兆景,芦彤,秦紫霓. 基于PSO-VMD与贝叶斯网络的滚动轴承故障诊断[J]. 河南理工大学学报, 2021, 40(1): 95-104.
- [13] MICHAEL T. Bayesian network learning with the PC algorithm: An improved and correct variation [J]. Applied Artificial Intelligence, 2019, 33(2): 101-123.
- [14] 江可,李金忠,张书琦,等. 变压器故障诊断用油中溶解气体新特征参量[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(23): 6570-6578.
- [15] 李本铎. 智能算法在油浸式变压器故障诊断中的应用研究[D]. 南昌:华东交通大学, 2015.
- [16] 尹金良. 基于相关向量机的油浸式电力变压器故障诊断方法研究[D]. 北京:华北电力大学, 2013.
- [17] 华丁剑. 基于支持向量机的油浸式变压器故障诊断研究[D]. 长沙:长沙理工大学, 2012.

## 作者简介

全兆景,博士,副教授,主要研究方向为智能检测与装备故障诊断。

E-mail: tong\_zjing@hpu.edu.cn