

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2016.02.021

采用布谷鸟算法的贝叶斯网络在 异步机故障诊断中的应用^{*}

赵月南, 林 峰^{*}, 金 通

(浙江大学 电气工程学院, 浙江 杭州 310027)

摘要:针对传统异步电机故障诊断方法中故障特征频率容易被基频淹没、抗干扰能力差、误判率高的问题,建立了基于定子电流信号 Hilbert 边际谱特征的贝叶斯网络电机故障诊断模型。将异步电机定子电流进行了希尔伯特-黄变换,提取出了 Hilbert 边际谱特征。在贝叶斯网络诊断模型的构建过程中,采用新型元启发式布谷鸟搜索算法学习各节点间的依赖关系,采用 Levy 飞行机制优化搜索路径从而提高了搜索效率,并在布谷鸟搜索算法中引入了竞争机制,提高了贝叶斯网络结构学习效果。以异步电机转子断条故障为例验证了诊断模型的有效性。研究表明,该故障诊断模型十分有效,诊断准确率高。

关键词:异步电机;贝叶斯网络;边际谱;故障诊断

中图分类号:TP31;TH39

文献标志码:A

文章编号:1001-4551(2016)02-0226-06

Application of Bayesian network based on cuckoo algorithm in fault diagnosis of asynchronous machine

ZHAO Yue-nan, LIN Feng, JIN Tong

(School of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

Abstract: Aiming at the problems of traditional asynchronous motor fault diagnosis methods, such as characteristic frequency could be easily flooded by fundamental frequencies, poor anti-interference ability and high false rate, a Bayesian network of motor fault diagnosis model based on stator current signal and its Hilbert marginal spectrum feature was introduced. Marginal spectrum feature was extracted from stator current signal by Hilbert-Huang transform. In the process of building the model, the dependencies between the nodes were learned by cuckoo search algorithm. Levy flight mechanism was adopted to optimize the search path to improve the search efficiency. The competition mechanism of cuckoo search algorithm which improves the search speed was introduced. The validity of the diagnosis model was verified by the eccentric fault of induction motor. The results indicate that this fault diagnosis model is effective and accurate.

Key words: asynchronous motor; bayesian network; marginal spectrum; fault diagnosis

0 引 言

感应电机在现代工业系统的各个领域中发挥着重要作用。目前,电机故障诊断的方法主要是针对定子电流的频谱分析方法^[1],通过找出对应的故障频率判

断电机是否发生故障。但在复杂的噪声背景下,故障频率分量极易被淹没,特别是在电机早期轻微故障时,微弱的故障信号更加难以支持判断,而且直接分析故障特征信号的方式带有很强主观性,容易造成误判,并且效率低下。近年来,一些新的异步电机故障诊断方

收稿日期:2015-10-21

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51177144, U1434202)

作者简介:赵月南(1990-),男,山东济宁人,硕士研究生,从事混合优化算法、机电故障诊断方面的研究。E-mail:yuenan90@qq.com

通信联系人:林峰,男,副教授。E-mail:eeffin@zju.edu.cn

法不断被提出,例如小波脊线法^[2],Park 变换法^[3]和基于非线性理论的故障识别方法^[4]等,但是小波脊线法只能在电机启动时进行检测;Park 变换法容易被噪声干扰;基于混沌理论的诊断方法则需要大量的采样点进行诊断,而且无法灵活应对更加复杂的故障情形。随着贝叶斯网络(Bayesian network, BN)相关理论不断丰富和完善,张家良等人^[5]提出结合一种非线性频谱与贝叶斯网络进行故障诊断,但是文中提及的贝叶斯网络仅为分类性能一般的朴素贝叶斯网络,难以实现复杂情况下的推理诊断。

Hilbert 边际谱能够准确反映信号的频谱特征,同时不会发生能量泄露,因而成为一种新兴的频谱分析方法。笔者探究定子电流信号的 Hilbert 边际谱对于发现电机故障的意义,结合贝叶斯网络决策支持理论^[6],提出基于贝叶斯网络的电机故障诊断方法,在贝叶斯网络的构建过程中,引入布谷鸟搜索算法(cuckoo Search, CS)^[7],提高贝叶斯网络结构学习的有效性。笔者以异步电机的转子断条故障为例,对该模型进行验证。

1 贝叶斯网络及经验模态分解

1.1 贝叶斯网络

贝叶斯网络能够在不完全信息下进行推理、决策,在故障诊断、模式识别、医疗卫生、机器人以及金融系统等领域有着广泛的应用,被认为是目前不确定知识表达和推理领域最有效的理论模型。贝叶斯网络包括贝叶斯网络结构和参数两部分,而朴素贝叶斯分类器(naïve Bayes classifier, NBC)是一种典型的贝叶斯网络分类器,朴素贝叶斯分类器的典型结构如图 1 所示。

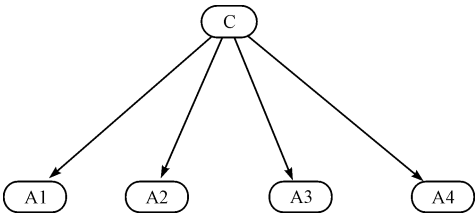


图 1 朴素贝叶斯分类器

该分类器可以通过训练数据学习出每个属性 A_i 在已知分类节点 C 的条件下的条件概率 $P(A_i|C)$, $i = 1, 2, \dots, n$, 其中: n —除节点 C 以外的节点数目。朴素贝叶斯由于其构建的简易性,十分具有实用价值,但是这种贝叶斯网络分类能力并不突出,许多改进型的贝叶斯网络分类器增加了节点间依赖关系的学习,因此具有相对较高的分类预测性能,例如树增广型朴素贝

叶斯分类模型(tree augmented naïve Bayesian networks, TAN)。

1.2 经验模态分解

黄锬等人^[8]提出的经验模态分解能够针对复杂信号自身的时间尺度进行自适应的分解成若干内禀模态分量(intrinsic mode components, IMF),对各个内禀模态分量进行希尔伯特-黄变换(Hilbert-Huang Transform, HHT)后进行积分得到 Hilbert 边际谱。Hilbert 边际谱是一种新兴的频谱分析方法,相比快速傅立叶变换, Hilbert 边际谱分辨率更高,特别对于非平稳信号的分析, Hilbert 边际谱优势更加明显。

2 基于定子电流信号的 HHT-BN 电机故障诊断模型

在故障诊断模型构建过程中,本研究首先采集定子电流信号序列,经过经验模态分解,得出数个 IMF 分量,再由 Hilbert 变换得出 Hilbert 边际谱,将 Hilbert 边际谱的频谱特征按照不同的频段提取出, Hilbert 边际谱频段特征量作为贝叶斯网络的各个节点,利用布谷鸟搜索算法学习出相对较优的贝叶斯网络结构,将电机是否发生故障的属性作为其它节点的根节点,构建出基于贝叶斯网络的电机故障诊断模型。整个过程如图 2 所示。

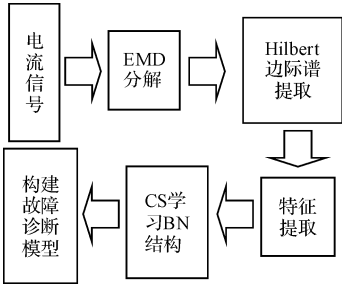


图 2 故障诊断模型构建基本过程

2.1 Hilbert 边际谱特征提取

定义某一 IMF 分量 $c_i(t)$ 的 Hilbert 变换为:

$$h_i(t) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{c_i(\tau)}{t - \tau} d\tau \tag{1}$$

对 n 个内禀模态分量进行 Hilbert 变换得到 n 个解析信号,那么原始信号的 Hilbert 谱为:

$$H(\omega, t) = Re \sum_{i=1}^n a_i(t) e^{j\theta_i(t)} \tag{2}$$

$$a_i(t) = \sqrt{c_i(t)^2 + h_i(t)^2}, \theta_i(t) = \arctan\left(\frac{h_i(t)}{c_i(t)}\right)$$

Hilbert 边际谱定义为:

$$h'(\omega) = \int_0^T H(\omega, t) dt \quad (3)$$

在频率段 $[\omega_i, \omega_{i+1}]$ 中, Hilbert 边际谱的能量为

$E_i = \sum_{\omega=\omega_i}^{\omega_{i+1}} h'(\omega)$, 将频率带宽均分成 N 份, 则有边际谱能量特征向量: $(E_1, E_2, \dots, E_N)$, 定子电流信号的频谱分析具有较高的复杂性, 人为根据 Hilbert 边际谱判定故障存在一定难度, 而这种分段量化方法避免了主观因素的干扰, 通过贝叶斯网络这一不确定推理计算工具, 能够有效地实现故障推断。

2.2 采用布谷鸟算法的贝叶斯网络电机故障诊断模型

本研究以电流信号的边际谱能量特征值作为贝叶斯网络的节点构建贝叶斯网络分类模型, 在朴素贝叶斯网络分类器的基础上采用一种更加灵活的方式得到各属性之间的概率依赖关系: 先利用贝叶斯网络学习算法(搜索打分算法)^[9]得出各特征节点之间的贝叶斯网络, 再将分类节点 C 作为其他节点的父亲节点, 得出贝叶斯网络结构如图 3 所示。

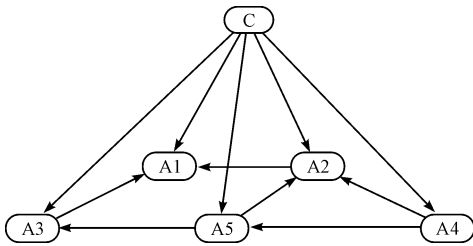


图 3 改进型贝叶斯网络分类器结构

通过结构学习构建的贝叶斯网络分类器摆脱了属性间条件独立或者结构为树状图的假设, 与实际依赖关系更加符合, 在推理分类能力上更加优秀。

搜索打分算法学习贝叶斯网络结构的过程实际上可以看作组合优化问题。本研究采用贝叶斯信息准则(Bayesian information criterions, BIC)评分函数作为组合优化的目标函数, 基于一个原始的贝叶斯网络结构不断进行寻优, 得出与数据最适应的网络结构。

本研究将边际谱能量特征向量 $(E_1, E_2, \dots, E_N)$ 按照等距离离散化的原则进行离散化为 $(\bar{E}_1, \bar{E}_2, \dots, \bar{E}_N)$, 采集大量定子电流信号, 以 1 000 个定子电流样本数据为一组进行边际谱的提取和特征向量的转化计算, 得出 k 组正常电机的定子电流 k 组故障电机的定子电流进行边际谱特征提取形成贝叶斯网络结构学习的样本数据。本研究以 $(\bar{E}_1, \bar{E}_2, \dots, \bar{E}_N)$ 特征向量作为贝叶斯网络的节点并运用布谷鸟搜索算法进行搜索打分 BN 结构学习。

布谷鸟搜索算法是模拟种属布谷鸟的寄生育雏来

寻找最优解的一种启发式搜索算法。布谷鸟有一种特殊的习性, 它们在别的宿主鸟类的鸟窝中产蛋, 宿主往往分辨不出那些布谷鸟蛋, 从而帮布谷鸟孵蛋。如果宿主发现鸟蛋不是自己的, 则宿主会破坏布谷鸟蛋或者重新新建一个鸟巢。模拟这种行为 YANG Xin-she 和 DEB Suash 提取出 3 种基本的原则:

(1) 每个布谷鸟每次下一个蛋, 放在一个随机选择的巢中。

(2) 拥有质量高的鸟蛋的优秀蛋巢将被转到下一代。

(3) 宿主的总数量是固定的。每个布谷鸟蛋被宿主发现的概率为 P , 如果鸟蛋被发现, 则产生任意一个随机的鸟巢。

布谷鸟搜索采取 Levy 飞行的机制随机找出鸟巢。许多研究表明, 在群体智能算法中融入 Levy 飞行机制对算法的搜索效率和种群的多样性方面有很大帮助。基于 Levy 飞行的布谷鸟窝位置更新公式为随机游走方程:

$$x_i^{(t+1)} = x_i^{(t)} + \theta \times L(\lambda) \quad (4)$$

式中: $x_i^{(t)}$ —第 i 个鸟窝在 t 代更新后的位置($i=1, 2, \dots, N$), N —种群的规模; θ —步长调节参数; L 服从 Levy 分布。

Levy 飞行实际上是一种结合短距试探和长距跳跃的混合搜索策略, 这在搜索大范围空间时是一种高效的方案。本研究依据刘建华^[10]公式将连续空间的 Levy 飞行机制向二进制空间变换得出贝叶斯网络结构中两两节点之间有向边的更新规则。

在现有布谷鸟算法中, 布谷鸟蛋被宿主发现的概率为固定值 P , 也即无论鸟巢的优劣都具有同样的淘汰概率, 实际上, 将被发现的概率设置成与鸟巢优劣程度成相关性的自适应值能够产生寻窝的竞争机制, 促进优胜劣汰。将各鸟巢的 BIC 评分 $S_i (i=1, 2 \dots N)$, 根据公式归一化到区间 $[0, 1]$, s_i 代表每个鸟巢归一化以后的评分值, 将鸟巢被宿主发现的概率 $p_i = 1 - s_i$ 。这样评分高的网络结构(鸟巢), 不容易被发现和淘汰, 而评分较低的鸟巢则会迅速被宿主发现, 这样就加快了鸟巢质量更新的效率。所以, 整个贝叶斯网络结构学习算法如下:

(1) 初始化种群数量 N , 最大试探步数 K , 试探步数 $j=1$, 每个布谷鸟随机选取鸟巢产一个卵, 从而产生 N 个有向无环图 $g_i (i=1, 2 \dots N)$, 并计算相应的 BIC 评分。

(2) 将各鸟巢的 BIC 评分 $S_i (i=1, 2 \dots N)$, 根据公式归一化到区间 $[0, 1]$, s_i 代表每个归一化的评分值,

鸟巢被宿主发现的概率 $p_i = 1 - s_i$ 。

for $i = 1 : N$

(3)产生 N 个 $[0,1]$ 区间的服从均匀分布的伪随机数 $r_i (i = 1, 2 \cdots N)$, 对比 p_i 与 r_i 来确定是否被宿主发现。若 $r_i < p_i$, 则表明被宿主发现, 舍弃该鸟巢, 并在保证更新后为有向无环图的基础上随机选取某一边进行某一种操作(增边, 减边或反边), 进行鸟巢的更新, 若 $r_i \geq p_i$, 依据 Levy 飞行更新规则更新鸟巢代表的贝叶斯网络的每一条有向边。

end for

(4)计算此时所有 N 个鸟巢对应的 BIC 评分, 在这些鸟巢中如果存在某个现有鸟巢评分大于原来的鸟巢评分, 则保留更新后鸟巢, 还原试探步数 $j = 1$ 返回执行(2), 如果所有鸟巢中, 所有现有鸟巢评分都小于原有鸟巢, 则保留原有鸟巢, $j = j + 1$; 如果 $j > K$ 则结束结构学习, 否则继续执行(2)。

布谷鸟搜索能够选用较少的参数, 采用 Levy 飞行机制优化搜索路径有利于提高搜索效率, 降低陷入局部最优的可能性; 在布谷鸟搜索过程中引入竞争机制, 进一步加快学习速度。在贝叶斯网络结构学习问题中, 一方面需要采取随机的策略扩大搜索范围, 一方面要加快搜索的速度, 布谷鸟搜索算法则能够发挥其长处, 灵活高效地进行搜索。

3 实验及结果分析

感应电机的转子断条故障是一种常见的故障类型, 转子断条会导致气隙磁场畸变, 恶化电机的各项性能指标, 如果不及时排除会使电机严重损伤以至故障停机。本研究以该故障为例验证 HHT-BN 诊断模型。

该实验系统如图 4 所示。



图4 电机故障诊断实验平台

它由转速控制系统、数据采集系统组成。通过霍尔电流检测计采集得到定子电流, 在故障诊断平台上更换不同故障类型的转子实现不同故障信号的采集。

Hilbert 边际谱特征的提取和贝叶斯网络的构建均是在 Matlab 7.6.0 平台上实现。本研究分别采集正常电机 $k = 200$ 组正常电机、转子有一根断条的故障电机、转子有 3 根断条的故障电机的定子电流 $\{G_n(\omega), G'_n(\omega), G''_n(\omega)\}, (n = 1, 2, \cdots k)$, 其中 100 组用来 BN 诊断模型的构建, 另外 100 组数据用来验证算法的有效性。每组数据是由截取的 1 000 个定子电流数据样本点构成的序列, 对各信号序列分别进行 EMD 分解和 HHT 变换得到 $\{H_n(\omega), H'_n(\omega), H''_n(\omega)\}, (n = 1, 2, \cdots k)$ 将每组信号的边际谱进行频段特征提取, 得到 N 维特征向量, 利用提取的特征数据集根据 CS 算法学习特征向量各元素之间的贝叶斯网络。本研究将故障类型节点指向特征向量的每一个节点, 得到基于定子电流边际谱特征的贝叶斯网络分类器。

3.1 边际谱特征提取

本研究对采集的数据进行 EMD 分解, 得出原始信号的各个 IMF 分量。将分解后的信号进行 HHT 变换, 得到 Hilbert 谱和边际谱。正常电机、转子有一根断条故障电机和转子有三根断条故障电机的 Hilbert 谱如图 5 所示。

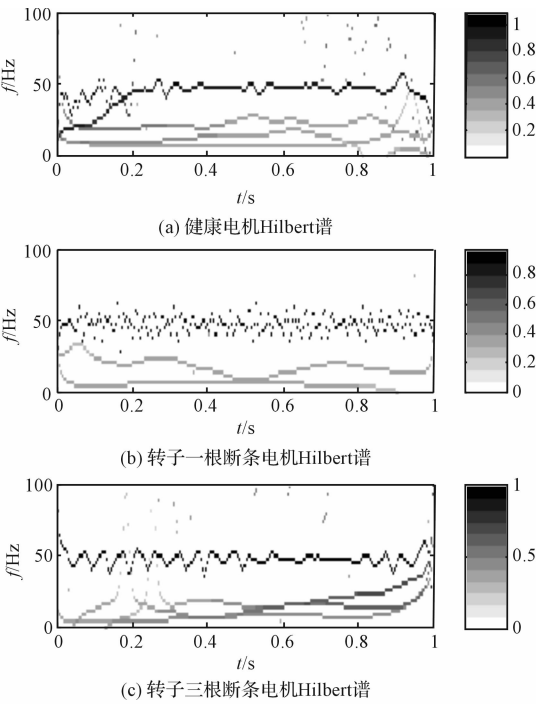


图5 3种电机的 Hilbert 谱

可以看出, 图 5 能够反映定子电流的频率随时间变换的情况, 电机定子电流的频率变化情况具有非线性特征, 单纯通过 Hilbert 谱无法判定电机的健康状态。对 Hilbert 谱进行积分得出如图所示的边际谱, 3 种类型电机的边际谱柱状图如图 6 所示。

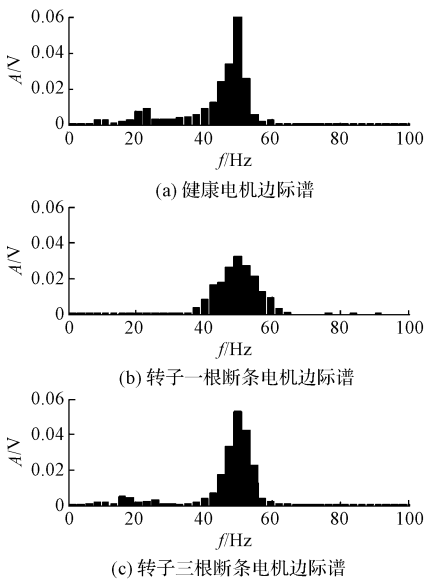


图 6 三种电机的 Hilbert 边际谱

图 6 中横轴 f 代表频率值,而纵轴 A 则表示归一化后的幅值大小,可以看出,Hilbert 边际谱准确反映了电流频谱分布特征,同时定子电流的频谱分布较为复杂,很难通过人为判断的方式得出电机是否正常的结论,所以笔者采取机器学习的方式,对边际谱进行进一步的识别和判定。

本研究将边际谱的幅值在频率为某个大小区间上进行累加,得出每个频段的频率能量的分布,将能量值等距离散化后得出的决策表如表 1 所示。

表 1 Hilbert 边际谱特征决策表

样本号	0 ~ 15 Hz	15 Hz ~ 30 Hz	30 Hz ~ 45 Hz	45 Hz ~ 60 Hz	60 Hz ~ 70 Hz	...	电机状态
1	A	C	D	C	B	...	1
2	A	C	C	A	D	...	1
3	C	D	B	C	D	...	1
4	A	C	C	D	C	...	1
5	A	C	D	C	B	...	1
6	A	A	C	D	D	...	2
7	A	D	C	D	D	...	2
8	B	D	B	D	D	...	2
9	A	B	A	D	D	...	2

表 1 反映了不同电机健康程度所获得边际谱的频段能量大小。其中,A,B,C,D 分别代表不同的能量类型,可视为极低,低,中,高 4 种不同的大小状态。而电机的状态则有 3 种不同的情况:①健康电机,②转子有 1 根断条的电机,③转子有 3 根断条的电机。

3.2 故障诊断效果

本研究依据提取出的边际谱特征决策表,运用布

谷鸟搜索算法学习出贝叶斯网络的结构,构建贝叶斯网络。本研究结构学习算法学习出的贝叶斯网络分类器的结构如图 7 所示。

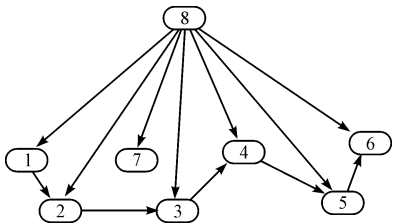


图 7 CS 算法构造的 BN 分类器

同时,笔者运用爬山算法(hill climbing,HC)进行边际谱特征节点结构的学习,故障节点作为其他节点的父亲节点的贝叶斯网络结构如图 8 所示。

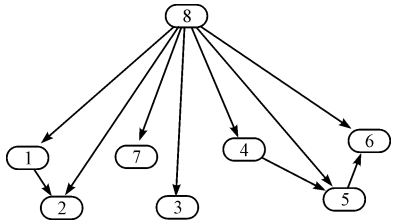


图 8 HC 算法构造的 BN 分类器

运用最大权张成树算法得到的 TAN 贝叶斯网络分类器的结构如图 9 所示。

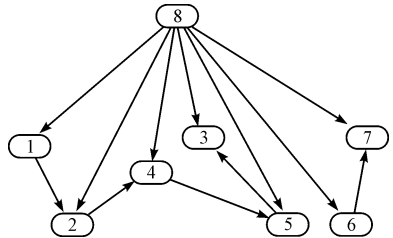


图 9 TAN 算法构造的 BN 分类器

在图(7~9)中,节点 8 为电机故障类型节点,有 3 种可能的状态:健康电机,转子有 1 根断条的电机,转子有 3 根断条的电机。节点 1~7 则代表 0 Hz~15 Hz,15 Hz~30 Hz,30 Hz~45 Hz 等 7 个频段 Hilbert 边际谱特征的能量大小,每个节点均有 A,B,C,D 4 种不同的状态,代表不同的能量类型。基于这 7 个节点的状态,贝叶斯网络可以推理出节点 8 电机的健康状态。

本研究运用团树传播算法进行概率推理对故障类型进行分类,得出基于边际谱特征的判定结果,对比其他两种贝叶斯网络分类器和 SVM 方法的故障诊断效果,故障电机诊断识别的正确率如表 2 所示,反映了故障电机被识别为有故障的概率。

表 2 故障电机诊断识别正确率					
样本 点数	转子故 障类型	TAN	HC	SVM	CS
500	一根 断条	0.910 0	0.80 0	0.587 5	0.987 5
	三根 断条	0.935 0	0.737 5	0.750 0	0.975 0
1 000	一根 断条	0.950 0	0.875 0	0.575 0	1
	三根 断条	0.825 0	0.800 0	0.625 0	0.950 0

无故障电机诊断虚警率如表 3 所示,反映了没有故障的电机被误判为故障的概率。

表 3 无故障电机诊断虚警率					
样本 点数	转子故 障类型	TAN	HC	SVM	CS
500	一根 断条	0.012 5	0.143 8	0.206 3	0.012 5
	三根 断条	0.006 3	0.068 8	0.106 3	0.006 3
1 000	一根 断条	0.087 5	0.100 0	0.062 5	0.002 5
	三根 断条	0.025 0	0.062 5	0	0.006 3

由表 3 可以看出,基于布谷鸟搜索算法的贝叶斯网络分类器具有较高的故障诊断准确率,同时虚警率较低。笔者分别对比不同数据量下 Hilbert 变换对诊断精度的影响:每组数据序列由 500 个样本点或者 1 000 个样本点构成。在同样的 200 组不同故障数据序列下进行模型构建和验证。可以看出,本研究的故障诊断框架不对样本规模敏感,以采集 500 个电流数据的样本点进行故障诊断识别仍然有较高的诊断准确率。而且其他贝叶斯网络分类器也都能达到不错的分类精度,这说明提取的边际谱特征包含有电机故障的信息,能够用来对电机故障进行识别、诊断。

4 结束语

针对现有异步电机故障诊断方法误判率高的问题,本研究提出了采用布谷鸟算法的贝叶斯网络的异

步电机故障诊断新方法,在原有贝叶斯网络分类器原理的基础上提出基于布谷鸟搜索的贝叶斯网络结构寻优方案,提高贝叶斯网络分类器的预测性能。

实验表明,结合 HHT 的边际谱理论和贝叶斯网络分类器的诊断方案具有较高的诊断准确率,克服了传统电流频谱方案的抗干扰能力差,误判率高的问题,基于布谷鸟搜索算法学习出的贝叶斯网络结果具有较高的分类效率。

参考文献(References):

[1] 许允之,龚乃玮,葛 垚,等. 基于信息融合方法的电机故障诊断研究[J]. 华北电力大学学报:自然科学版,2012,39(3):53-58.

[2] 姜万录,李宁宁,朱 勇. 基于小波脊线的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击,2015,10(14):1-6,10.

[3] 方 芳,杨士元,侯新国,等. 基于 Park 矢量旋转滤波的感应电机复合故障检测[J]. 武汉大学学报:工学版,2008,41(5):111-115,136.

[4] 许允之,赵月南,全 年,等. 基于混沌理论的异步电机偏心故障诊断的研究[J]. 大电机技术,2015(3):4-7,40.

[5] 张家良,曹建福,高 峰. 结合非线性频谱与贝叶斯网络的复杂装备传动系统故障诊断[J]. 电机与控制学报,2014,18(3):107-112.

[6] 高 翔,王守城,石晓慧. 基于贝叶斯网络的垃圾压块机可靠性分析[J]. 机电工程,2015,32(1):64-66.

[7] YANG X S, DEB S. Engineering optimisation by cuckoo search[J]. **International Journal of Mathematical Modelling and Numerical Optimisation**,2010,1(4):330-343.

[8] LI H, KWONG S, YANG L, et al. Hilbert-huang transform for analysis of heart rate variability in cardiac health. [J]**IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics**,2011,8(6):1557-1567.

[9] 沈俊杰,林 峰. 基于混合自适应 Memetic 算法的贝叶斯网络结构学习[J]. 系统工程与电子技术,2012(6):1293-1298.

[10] 冯登科,阮 奇,杜利敏. 二进制布谷鸟搜索算法[J]. 计算机应用,2013(6):1566-1570.

[编辑:张 豪]

本文引用格式: