

基于优化分簇贝叶斯网的转子振动故障诊断*

仝兆景^{1,2}, 石秀华¹, 王文斌³, 杜向党¹, 田晶¹

(1. 西北工业大学航海学院 西安, 710072) (2. 河南理工大学电气工程与自动化学院 焦作, 454000)

(3. 中国人民解放军 68302 部队 渭南, 714000)

摘要 针对柴油发动机的充电发电机结构及振动的复杂性导致其转子振动故障具有多层次性、耦合性和随机性, 以及故障信息不完整等特点, 提出了一种基于振动频谱分析和贝叶斯网络的转子振动故障诊断方法。该方法将故障源和故障现象根据专家经验数值化表示并离散化, 运用改进的优化分簇算法, 构建特定振动故障类型的贝叶斯诊断网络, 利用贝叶斯网络推理算法诊断出故障概率分布, 并利用具体的故障证据、设定值对该方法进行验证。仿真及实验结果表明, 该方法能在故障信息不完整情况下, 依据不完整证据信息更新各网络节点的概率状态, 实现对不确定信息的推理和估计, 得到较好的诊断结果, 提高了转子振动故障的诊断准确度。

关键词 贝叶斯网络; 分簇; 振动; 故障诊断

中图分类号 TP206+.3; TP18

引言

柴油发动机作为机、电、液一体化的复杂系统, 其结构及振动的复杂性使其故障具有多层次性、随机性, 以及故障信息不完整等特点。从舰船可靠性分析表明, 整条船上所有故障的 60%~80% 发生在动力装置上, 而在动力装置中, 40% 以上的故障发生于柴油机系统^[1]。由于柴油发动机内部组件之间存在很多错综复杂、耦合的相互关系, 不确定因素和不确定信息充斥其间, 加之所处工作环境复杂多变, 且其本身是多机构运动的冲击综合^[2], 从其充电发电机采集的振动信号严格地讲是非线性和循环平稳的^[3], 所以时域波形简单频谱分析不能很好地反映转子的振动特征^[4], 亦不能单纯依据频谱分析进行准确的故障诊断判别^[5]。研究者引入了专家系统、神经网络、模糊理论和基于贝叶斯网络的故障诊断等。在处理不确定问题方面, 前面几种方法分别存在算法及模型复杂、精度不易控制等缺点^[6], 而贝叶斯网络(Bayesian network)故障诊断方法可将故障因果知识直观表达, 将统计数据以条件概率的形式融入模型, 利用节点间相互关系, 沿网络进行推理估计, 在处理各种不确定性和不完备信息方面有强大的优势^[7]。为简化贝叶斯网络, 提高诊断效率, 国内

外研究者在结构学习算法上进行探索, 寻找一个与训练数据拟合度高且网络复杂度相对较低的网络结构实现高效诊断。笔者提出一种优化分簇算法, 通过动态调节权值, 实现结构学习的优化, 结合频谱分析, 运用贝叶斯网络进行不确定问题、模糊问题的推理, 可实现转子振动故障高效诊断。

1 转子基本振动故障特征频谱分析

柴油机充电发电机转子振动故障有很多类型, 常见的有转子不平衡、转子碰摩、转子不对中、轴承松动, 其发生率占总数的 95% 以上。对这些典型故障做出快捷准确的诊断具有重要的工程应用意义。

转子不平衡是由于转子部件质量偏心或转子部件出现缺损造成的故障, 其力学模型可简化为如图 1 所示。转子两端对称支撑于刚性轴承上, O 为轴承中心, 中间有一质量为 m 的圆盘, C 为圆盘旋转中心, G 为质心, 动挠度为 δ , 偏心距为 e 。转子在低速时, G 在 C 的外侧, 无阻尼情况下 O, C, G 在同一直线上。当不计圆盘重力影响和系统阻尼, 转子受到离心力 $F = m(e + \delta)\omega^2$, 与转速平方成正比。阻尼一定, 转速不变时, 振动振幅与转子同一平面、同一半径处的不平衡质量的大小成正比。以实测工作频率 f_r 做基频, 当转子不平衡时, 基频处会出现较

* 国家自然科学基金资助项目(61104079); 长安大学公路养护装备国家工程实验室开放基金资助项目(2013G1502048)
收稿日期: 2013-03-02; 修回日期: 2013-03-29

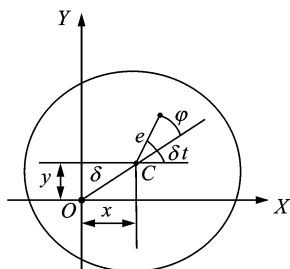


图1 转子不平衡的力学模型

Fig. 1 Mechanical model of rotor imbalance

大的峰值,其他倍频由于系统耦合特性,也会有较低成分出现,可据此来对转子的振动故障状态做出判断。

当转子发生碰摩故障时,振动时域波形发生畸变,出现正弦削波现象。由碰摩产生的振动具有丰富的频谱特征,既有 $(1 \sim 5)f_r$ 高频成分,同时还有 $(0 \sim 1)f_r$ 的低频成分。经实验及经验可做以下知识总结:碰摩时 $(0 \sim 1)f_r$ 的振动幅度与基频之比不超过10, $4f_r$ 和 $5f_r$ 振动幅度与基频之比不超过1%, $2f_r$ 和 $3f_r$ 振动幅度与基频之比^[8]为20%~50%;不对中频谱故障特征是转子径向振动出现二倍频,以一、二倍频分量为主,不对中越严重,二倍频所占比例越大;轴承松动故障,故障频谱一般特征是转子振动信号的频率成分中以基频为主,携带二倍和三倍高频成分,也会发生0.5,0.7,2.5等分数倍频的振动,单从是否出现某频段波形不足以说明是何种故障,还要分析不同倍频的幅值及出现概率的大小。

2 贝叶斯网络推理及改进分簇算法

贝叶斯网络不仅有着坚实的概率论理论基础,同时能很好地同专家知识相结合,在决策系统、装备可靠性分析、故障诊断等都有着重要的应用价值和广阔的应用前景,作为不确定知识表达和推理领域最有效理论模型之一,已经成为人工智能领域对不确定性知识推理的重要方法^[9]。

使用概率方法进行不确定性推理是把问题用一组包含 n 个变量 $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ 表示,将关于问题的知识表示成一个联合概率分布 $P(X_1, X_2, \dots, X_n)$,利用链规则可写成

$$P(X_1, X_2, \dots, X_n) = \prod_{i=1}^n P(X_i | X_1, X_2, \dots, X_{i-1}) \quad (i=1, 2, \dots, n) \quad (1)$$

对于任意 X_i ,如存在 $\pi(X_i) \subseteq \{X_1, X_2, \dots,$

$X_{i-1}\}$,使得给定 $\pi(X_i)$, X_i 与 $\{X_1, X_2, \dots, X_{i-1}\}$ 中的其他变量条件独立,即

$$P(X_1, X_2, \dots, X_{i-1}) = P(X_i | \pi(X_i)) \quad (2)$$

那么有

$$P(X_1, X_2, \dots, X_n) = \prod_{i=1}^n P(X_i | \pi(X_i)) \quad (3)$$

当 $\pi(X_i) = \Phi$ 时, $P(X_i | \pi(X_i))$ 为边缘分布 $P(X_i)$ 。对任 X_i , $\pi(X_i)$ 最多包含 m 个变量,当变量均取二值时,节点个数为 n ,式(3)右端包含的独立参数最多为 $n2^m$ 个,相对原来确定联合分布需要 $2^n - 1$ 个参数来说,模型得到了简化,当 n 很大且 $m \leq n$ 时效果更为显著。通过结构学习简化模型,减少网络复杂度,使给定部分信息推理不确定问题成为可能。

贝叶斯网络结构的学习可以转化为优化搜索分簇的问题。基于分簇的优化搜索算法就是将问题节点划分为团簇结构^[10]。其基本思想是把网络结构中的节点划分为若干个簇,簇内依据约定权值进行连接,簇间也根据这种约定进行连接,这里设定一个阈值,节点间的关联程度大于这个阈值时就连接这两个节点,通过循环形成一个团簇树状结构^[11]。分簇结束后构造出用于诊断的树形结构。设该算法的阈值为 θ ,关联程度 θ_{ij} 表示第 i 和 j 个节点的关联程度,设两个数据结构 D_1, D_2 分别存放网络的起始参数节点表和目标节点表。为了减少算法的复杂程序,提高搜索效率,对算法进行改进,在簇团间确定关联度时,将关联值提高为原来的1~2倍。主要过程如下。

1) 选取起始节点 X_1 ,比较与之相关各个节点的 θ_{1k} 值,若 $\theta_{1k} \geq \theta$,则将 X_1 和 X_k 划分到一个簇 S_1 内;将簇 S_1 中的节点都从表 D_1 中移出,放入表 D_2 。

2) 若 D_1 为空表,则转到步骤4。

3) 在 D_1 表中随机选取一个节点 X_n ,比较与之相关的各节点:a.若无关联节点,则将 X_n 单独划分到簇 S_2 中,并将节点 X_n 从表 D_1 中移除,放入表 D_2 ,转入步骤2;b.若有关联节点,且关联值 $\theta_{mn} \geq \theta$,则将 X_m 和 X_n 划分到簇 S_2 内,将 S_2 内节点从表 D_1 中移除,放入表 D_2 ,转入步骤2。

4) 判断簇 S_1 到 S_l 之间是否有相关节点,若 X_i 与 X_j ($0 \leq i, j \leq l$)的关联值 $\theta_{ij} \geq k\theta$ ($1 < k < 2$),则将 X_i 与 X_j 连接。

通过改进分簇算法,在簇团间节点确定关联度时,视参数变化将关联值提高为原来的1~2倍,可忽略相关度较低节点关系,强化高相关节点关系,从而搜索出简单的网络结构,减少网络推理复杂度,使

学习后的网络结构能够使用精确推理算法来实现推理。

3 贝叶斯故障诊断网络建立与诊断

3.1 柴油机充电发电机转子振动故障诊断模型建立

柴油机充电发电机由于其结构、功能及工作过程的复杂性,故障原因及征兆很多。针对某特殊情况下的柴油机充电发电机故障诊断,综合考虑故障相应的原因及征兆,并给他们建立起一一对应的联系。充电发电机转子常见振动故障有转子不对中、碰摩、不平衡、轴承松动等,其相关征兆一般用以下几个特征表示:主要振动频率分布、振动随转速变化、转子相位变化情况。如果要建立起贝叶斯故障诊断网络,要考虑所有原因及征兆间的关系,可建立初步的贝叶斯网络模型。

振动故障诊断模型共包含 12 个节点,分为 3 层,1 个根节点,其余 11 个为子节点或叶节点。各个节点间存在因果联系,且其变量可以表达数值及概率信息,网络结构中蕴涵了条件独立性假设。网络从任何节点获取的信息都可以沿着网络向各个节点传播,使得所有节点的概率信息都得到更新。贝叶斯网络模型内各节点的概率关系复杂,且数据信息庞大,为简化模型,需要通过专家知识、优化算法等方法对模型做简化。

利用专家知识,对于变量少且关系清晰的故障诊断,可以凭经验和一般推理直接构建贝叶斯网结构图表达变量间的因果关系,删除影响不大的边,也可将领域知识以规则的形式写入知识库,利用约束逻辑程序推理得到表达问题的贝叶斯网络结构(图 2),然后采用基于搜索的结构学习算法对网络结构进行简化。

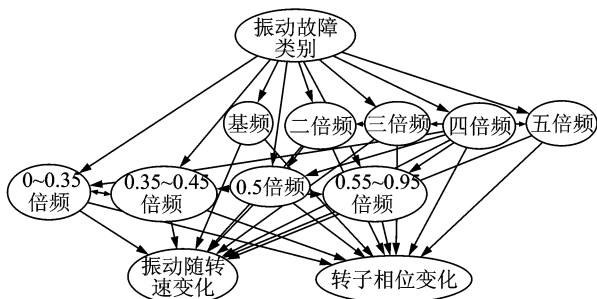


图 2 振动故障诊断贝叶斯网络模型

Fig. 2 Bayesian network model of diesel engine vibration fault diagnosis

3.2 建立节点间的因果推理条件概率表

为了精确定位故障类型,贝叶斯网络选取了 $a_1 \sim a_9$ 共 9 个频段的相应振动幅值和振动随转速、负荷变化的明显程度共 2 个描述量作为观测节点,并对其数据信息分别做离散化和数值化处理,采集和转化不同故障状态下的数据信息集作为训练分析样本,通过贝叶斯网络的结构学习,确定各关系节点间的条件概率作为故障诊断判断基础。

为了方便推理和分析,需要把一些非数据信息,特别是描述信息进行数值化处理,如故障类别中的转子不平衡、转子碰摩、转子不对中和轴承松动在推理过程中分别给予编号,如表 1 所示。故障编号是为了推理方便和表达方便,推理结束时,要根据编号表返回实际故障名称。振动随转速和负荷变化代表了每种故障的特殊状态。

表 1 故障类别及特殊主观评价描述表

Tab. 1 Fault category and subjective evaluation

故障编号	故障名称	振动随转速变化	转子相位变化
1	转子不平衡	明显	不明显
2	转子碰摩	不明显	较明显
3	转子不对中	明显	不明显
4	轴承松动	很明显	非常明显

这些主观判断信息,如变化快慢、相关、相似程度等,都不是以数值形式存在,为便于算法执行,制定了判断证据数值化规范表,明确规定了两个主观判断节点的取值规则。如表 2 所示: C_1 表示振动随转速变化的明显程度, C_2 表示转子相位变化情况。设 $C \leq 0.35$: 不明显; $0.35 < C \leq 0.45$: 一般; $0.45 < C \leq 0.85$: 较明显; $C > 0.85$: 非常明显。

表 2 主观评价数值化表

Tab. 2 Digitized table of subjective evaluation

故障名称	C_1	C_2
转子不平衡	0.82	0.24
转子碰摩	0.23	0.76
转子不对中	0.82	0.28
轴承松动	0.95	0.87

从 12 个节点中找到适合的条件独立顺序可能组成的网络结构是相当复杂的,对每个网络节点的条件概率进行人工计算更是任务繁重,可利用专家知识排除大量的不合理组合。由于数据反映的状态评价可利用的训练样本集有限,为了确定合适的贝叶斯网络拓扑结构,必须尽可能结合先验知识和专家经验给出贝叶斯网络的拓扑结构。

每个节点的取值因物理过程而不同,有些节点的取值在两个数值区域中振荡,有的节点取值在 3~4 个区域中振荡,其数值选取的概率也在相应数量的区域中获得。通过对每个节点做数值的离散化处理,并按照实际进行取值分区,可确定其概率分布。图 3 表达了二倍频振动幅值的离散情况,从数据分布图上可以分为 4 个区:0~40,40~70,70~100,100~120,但在 70~120 点的范围内其振动幅度比较接近,可合并成一个区,因此二倍频振动幅值可以简化为三值域的概率选取。

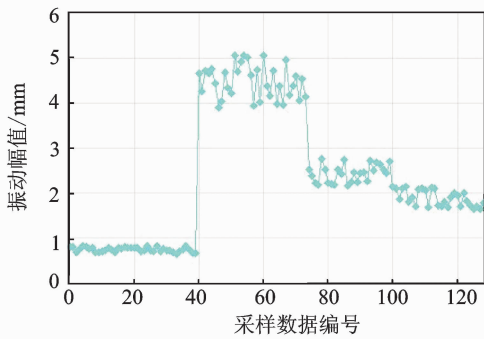


图 3 二倍频振动幅值离散分布图

Fig. 3 Bayesian network model of Diesel Engine vibration fault diagnosis

综上所述,按要求采集了 4 种故障状态的各振动频段上幅度值及振动随着转速和负荷变化程度的主观判断量化值作为观测样本,构建贝叶斯网络,包含了每种振动故障状态下的对应值。其样本数量越多,所确定的贝叶斯推理模型越精准,表 3 是各频段振动幅度数据及特定变化状态表。

表 3 各频段振动幅度数据及变化状态(部分)

Tab. 3 Sample data of vibration fault diagnosis

故障类别	各频段振动幅值 A/mm					变化状态	
	a_1	a_2	a_3	...	a_9	C_1	C_2
1	0.133	0.273	0.067	...	0.000	5	0.755
1	0.156	0.303	0.063	...	0.000	4	0.761
1	0.147	0.274	0.067	...	0.000	5	0.754
2	0.215	0.381	0.444	...	0.004	6	0.465
2	0.203	0.349	0.436	...	0.004	6	0.462
3	0.015	0.027	0.066	...	0.002	4	0.590
3	0.013	0.027	0.058	...	0.002	6	0.577
4	0.141	0.029	0.712	...	0.190	0.960	0.808
4	0.143	0.031	0.709	...	0.193	0.927	0.772
4	0.137	0.032	0.551	...	0.185	0.938	0.825

$a_1: 0 \sim 0.35f_r$; $a_2: 0.35 \sim 0.45f_r$; $a_3: 0.5f_r$; $a_4: 0.55 \sim 0.95f_r$; a_5 :基频; a_6 :二倍频; a_7 :三倍频; a_8 :四倍频; a_9 :五倍频

3.3 振动故障诊断的实现

根据如图 2 所示的给定条件状态下振动故障诊断贝叶斯网络,结合专家知识对网络进行优化,通过对各节点数据的参数学习,得到关联节点间的条件概率分布。根据实时获取信息输入尽可能多的证据,即更新尽可能多的节点概率值,通过概率值的传播,更新各个中间节点的状态,达到对目标节点取值概率值的推理。

贝叶斯网络通过参数学习,在录入证据条件下,各节点都有相应的判断推理,如录入 $C > 0.85$,振动故障类别节点得到概率推理值分别是 0.069, 0.064, 0.506, 0.361,如图 4(a)所示,有两个概率接近,不足以诊断确切结果。在这种情况下,增加二倍频的幅值状态为较高取值概率,更新节点概率取值,图 4(b)可观测到转子不对中的概率提升至 0.955,其结果与实际检测相符,有较高的诊断效率。

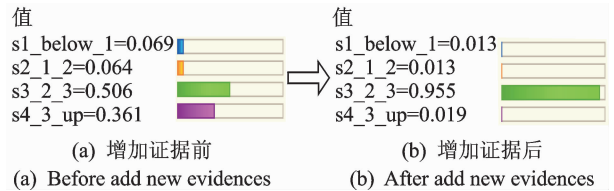


图 4 故障诊断精度在增加证据前后的变化

Fig. 4 Improving the accuracy of fault diagnosis with adding new evidences

3.4 故障诊断准确度对比

为了检验普通和改进分簇两种算法的准确率,分别设定 100,150,200,250,300,350,400,450 组样本数据进行结构学习,在样本组数相同情况下,故障诊断的正确率曲线如图 5 所示。从曲线图中可以看出,随着学习样本数的增加,两种算法的诊断准确

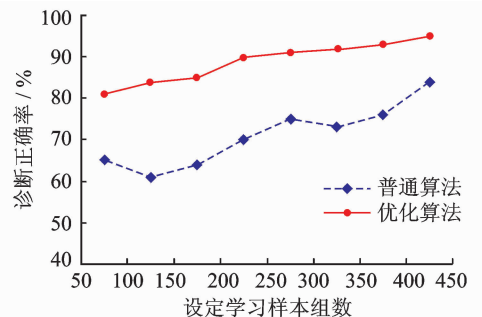


图 5 两种算法诊断正确率比较图

Fig. 5 Diagnosis accuracy comparison chart of two algorithms

度都有提高,但改进分簇算法的贝叶斯网络在整体上和局部都有较高的诊断准确度,诊断误差较小,较好地满足现场诊断的准确率要求。

4 结束语

笔者提出了一种基于贝叶斯网络的柴油机充电发电机转子振动故障诊断方法,该方法将所提取的关键数据离散化并把故障现象根据专家经验数值化,运用改进分簇算法构建特定振动故障的贝叶斯网,并按实际诊断需要,优化了网络参数,在软件仿真和实际诊断中取得了良好的诊断效果和效率。在实验和研究中发现,基于贝叶斯网络的柴油机充电发电机振动故障诊断方法能够充分融合专家知识和经验数据,高效地实现网络结构的学习和优化,在样本数据级数保证的前提下,运用改进分簇算法,能够满足诊断准确度的要求。文中诊断方法可推广到复杂装备的其他故障诊断领域,具有广阔的应用前景和较高的实际价值。

参 考 文 献

- [1] 李岳春,郭于光. 船用柴油机的可靠性[M]. 上海:上海交通大学出版社,1993:10-15.
- [2] 郑翔,高建和,杨福俊,等. DICM在发动机模态参数识别中的试验研究[J]. 振动、测试与诊断,2010,30(3):280-285.
Zheng Xiang, Gao Jianhe, Yang Fujun, et al. Experimental study on modal parameter identification of engine using digital image correlation method [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2010, 30(3):280-285. (in Chinese)
- [3] 赵慧敏,夏超英,肖云魁,等. 柴油发动机曲轴轴承振动信号的双谱分析[J]. 振动、测试与诊断,2009,29(1):14-18.
Zhao Huimin, Xia Chaoying, Xiao Yunkui, et al. Bispectrum analysis for vibration data of crankshaft bearing in diesel engine[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2009, 29(1):14-18. (in Chinese)
- [4] 肖云魁. 汽车故障诊断学[M]. 北京:北京理工大学出版社,2006:20-22.
- [5] 董绍江,汤宝平,宋涛. 改进投票策略的 Morlet 小波核支持向量机及应用[J]. 振动、测试与诊断,2011,31(3):314-317.
Dong Shaojiang, Tang Baoping, Song Tao. Morlet wavelet kernel svm improved by voting strategy and its application [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2011, 31(3):314-317. (in Chinese)
- [6] Zhao Xiang, Xiao Deyun. Fault diagnosis of nonlinear systems based on modular fuzzy neural networks[J]. Control Theory and Applications, 2001, 18(3):395-400.
- [7] Su Hongsheng. Multi-source fuzzy information fusion method based on Bayesian optimal classifier[J]. Acta Automatica Sinica, 2008, 34(3):283-287.
- [8] 李录平,邹新元,陈荐,等. 汽轮发电机组碰摩故障的典型特征研究[J]. 振动、测试与诊断,2001,21(4):281-285.
Li Luping, Zou Xinyuan, Chen Jian, et al. Typical features of rubbing fault of turbo-generator unit [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2001, 21(4):281-285. (in Chinese)
- [9] 全兆景,石秀华,王文斌,等. 贝叶斯网络数据细化的柴油发电机故障诊断[J]. 机械与电子,2012(11):26-29.
Tong Zhaojing, Shi Xiuhua, Wang Wenbin, et al. Data refinement approach to diesel generator fault diagnosis based on Bayesian networks [J]. Machinery & Electronics, 2012(11):26-29. (in Chinese)
- [10] Wang Weidong, Zhu Qingxin. A hierarchical clustering algorithm and cooperation analysis for wireless sensor networks [J]. Journal of Software, 2006, 17(5):1157-1167.
- [11] Jiang Wanlu, Spurgeon S K, Twiddle J A, et al. Wavelet cluster based envelope demodulation approach and its application to fault diagnosis [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2007, 28(6):973-975.



第一作者简介:全兆景,男,1979年9月生,博士研究生、讲师,主要研究方向为智能检测与故障诊断。曾发表《贝叶斯网络数据细化的柴油发电机故障诊断》(《机械与电子》2012年第11期)等论文。

E-mail: tong6661@163.com

