

Ship Power Equipment State Monitoring and Evaluation Research Based on Variable Threshold

Zijian Chen, Fan Pan, Zhentao Wang

The Institute of Military Transportation, Tianjin
Email: chenzijian1111@sina.com

Received: Oct. 25th, 2014; revised: Nov. 10th, 2014; accepted: Nov. 17th, 2014

Copyright © 2014 by authors and Hans Publishers Inc.
This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY).
<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

Abstract

On basis of analyzing the single threshold monitoring method's shortcomings in ship power plant and other large machinery condition monitoring areas, this paper puts forward the variable threshold monitoring model based on RBF network, and on the basis of the model, designs the ship power equipment condition assessment process. Finally, we take X ship main diesel engine as an example to test the monitoring model and the evaluate process.

Keywords

Ship Power Equipment, Threshold Monitoring Method, Condition Monitoring, RBF Network

基于变阈值的船舶动力装置状态监测与评估研究

陈子建, 潘 璠, 王振涛

总后军事交通运输研究所, 天津
Email: chenzijian1111@sina.com

收稿日期: 2014年10月25日; 修回日期: 2014年11月10日; 录用日期: 2014年11月17日

摘要

在分析单一阈值监测法在船舶动力装置等大型机械设备状态监测领域存在不足的基础上,提出了基于RBF网络的变阈值监测模型,并以该模型为基础,设计了船舶动力装置状态评估流程,最后以X型舰艇主柴油机为例,对监测模型和评估流程进行了验证。

关键词

船舶动力装置, 阈值监测法, 状态监测, RBF网络

1. 引言

随着计算机技术的发展,对反映机械设备运行状态的机、电、热等参数实行集中监测已由可能转变成了趋势,特别是在船舶领域,机舱集控室、驾驶集控平台等数据信息越来越丰富,但总的来看,现阶段对异常信号的监测判断能力还很欠缺,特别又体现在如何利用历史数据及各监测参数相互关联的关系上。相对其他监测方法来讲,阈值监测法操作简单,设计方便,且直观明了,一般操作人员都便于理解,因此其应用相对较为广泛[1]。但阈值监测法也有其自身的不足,因为其基本思想是立足于对监测参数是否超出正常值进行判断,但对一些机械设备来说其正常值变化范围相对较大,并不是固定于一点,特别是对工况多变的复杂机械设备来说更是如此。如果正常阈值的范围设得过小,系统很自然会误判正常值进行而进行虚假报警,而如果对正常阈值的范围设得过大,则又不能对异常数据进行预报,影响了系统精度。因此,如何在不同工况下准确设定设备参数的阈值,是阈值监测诊断法是否科学运用的关键[2]。

2. 评估模型的构建

在实际应用中,构建阈值法评估模型对船舶动力装置运行状态进行判断,需要从两个方面加以考虑,以提高模型的实用性:一是模型的泛化性能,二是对残差的评价,总的要求是该模型对设备“正常”的判断应该误差最小,对“异常”的判断应具有较高的灵敏度。另外,由于船舶动力装置各设备运行环境较为复杂,各种干扰、噪声混杂,这还要求模型对各类扰动具有一定的鲁棒性[3]。

RBF(Radial Basis Function)网络的结构与多层前向网络类似,它是一种三层前向网络,即包括输入层、隐含层和输出层。其中输入层由信号源节点组成;隐含层由“函数基”构成,用来实现数据源到隐层空间的非线性变换;输出层是线性的,通过组合隐含层上的各维分量,实现对输入向量的响应。该模型的数学表达式如式(1)所示:

$$f(x) = \sum_{i=1}^m w_i \phi(x, c_i) \quad (1)$$

其中,输入向量 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$, $x \in R^n$, $\phi(\cdot)$ 为径向基函数, w_i 为第 i 个节点的输出权值,输出权值向量 $w = (w_1, w_2, \dots, w_m)^T$, $w \in R^m$ 。本模型中基函数设为高斯函数式(2):

$$\phi(x, c_i) = \exp\left(-\frac{\|x - c_i\|^2}{\sigma_i^2}\right) \quad (2)$$

其中, c_i 为高斯函数的中心,这里指基函数的第 i 个聚类中心, σ_i 为高斯函数的方差[4],这里指各监测参

数中心处的聚类宽度。本模型构建的核心就是确定隐层节点的数目及中心位置和聚类宽度。由于隐层至输出层的变换为线性，所以隐层确定后，输出权向量可用最小二乘法求出。

2.1. 建模策略

从数学模型的结构形式及网络自身层次结构看，RBF 网络都较为简洁，但其各项网络参数直接关系到评估模型的性能[5]，因此在计算选取时必须慎重，为使该评估模型更具合理性，本文在构建时结合船舶实际，对下面三方面的内容做了重点考虑：

- (1) 为使船舶动力装置各设备在不同工况下，其输入向量有较为明显的差异性，必须科学划分工况，合理布置各输入向量间的距离；
- (2) 由于船舶动力装置各设备工作环境恶劣，各种干扰、噪声混杂，因此为降低这些扰动给模型带来的不利影响，该网络应具有一定的容噪能力；
- (3) 由船舶动力装置各设备的工况较多，在网络构建初期难免有考虑不到的地方，因此面对新工况，网络还应具有一定的自学习能力。

2.2. 输入预处理

通过对历史数据分析和简单的机理判断，我们可以很容易得出各设备监测参数间及监测参数与设备故障间的一些关联关系。如果我们直接以监测参数作为输入向量，由于各参数量纲的不同，且加上各输入向量对输出的影响因子存在差异，从而导致网络的不稳定，而且还会使个输入向量间的距离很难准确把握[6]。

为解决这一问题，本模型在构建时，结合归一化原理，根据输入向量中各分量对输出向量的影响程度，对各输入分量进行了加权处理，各输入分量权重的大小根据输出与输入各分量间的相关度进行评判取值，其计算式如式(3)：

$$\rho(x'_i, y') = \frac{c(X'_i, Y')}{\sqrt{D(X'_i)D(Y')}} = \frac{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x'_{ik} y'_k - \frac{1}{n^2} \left(\sum_{k=1}^n x'_{ik} \right) \left(\sum_{k=1}^n y'_k \right)}{\frac{1}{n} \sqrt{\sum_{k=1}^n (x'_{ik} - \bar{x}'_i) \cdot \sum_{k=1}^n (y'_k - \bar{y}')^2}} \quad (3)$$

其中 $c(X'_i, Y')$ 为输入 X' 和输出 Y' 间的协方差，输入各分量的归一化计算公式如式(4)：

$$\begin{aligned} x'_i &= \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \\ y'_i &= \frac{y_i - y_{\min}}{y_{\max} - y_{\min}} \end{aligned} \quad (4)$$

加权处理后的网络输入向量表达式如式(5)所示：

$$x = (\rho_1(x'_1, y')x'_1, \rho_2(x'_2, y')x'_2, \dots, \rho_n(x'_n, y')x'_n)^T \quad (5)$$

2.3. 容噪处理

如前所述，对船舶动力装置各设备进行监测需要模型有较好的容噪能力，而构建误差评价函数，使模型对一些外来干扰变得不敏感，对减少模型误差，优化网络参数具有一定意义。本模型在支持向量机 ε 不敏感损失函数的基础上，对其加以改进，主要是在其绝对误差的基础上进行加限处理，从而使评估模型对各干扰在 ε 内变得不敏感，该误差函数如式(6)所示：

$$\xi = \begin{cases} 0, & |y - y_d| \leq \varepsilon \\ \frac{1}{2}(y - y_d + \varepsilon)^2, & y - y_d < -\varepsilon \\ \frac{1}{2}(y - y_d - \varepsilon)^2, & y - y_d > \varepsilon \end{cases} \quad (6)$$

ε 的取值可根据输入向量样本的受干扰程度进行选择,当然,选择时还必须兼顾模型的精度。在容噪性能方面,总的原则是要在保证模型满足工程允许误差的基础上追求最大抑噪效果。

2.4. 离线学习

RBF 网络构建好后,必须对其进行训练,从而获得网络参数的各项配置,而离线学习无疑是其最佳途径。离线学习样本应选择设备的典型工况,并且应该是连续运行下的数据。对于船舶动力装置主柴油机来说,可根据其推进工况进行选择,以保证工况选择的代表性和全面性。在本系统中隐层节点的配置采用模糊 C 值聚类算法(FCM):

第一步确定中心数,确定设备的工况类型及其中心参数,即模型中的固定中心数量 C,这需要对离线训练的工况进行准确划分,避免各工况间有参数重叠;

第二步无迭代学习,按照最小化聚类目标准则对模型进行无迭代配置学习,直至满足收敛条件。模糊 C 值聚类结束后,即可确定各隐层的数据中心。

各个工况下的聚类宽度可通过式(7)计算:

$$\sigma_i^2 = \frac{1}{M_i} \sum_{x \in X_i} (x - v_i)^T (x - v_i) \quad (7)$$

其中 X_i 为系统划分的类, M_i 为属于 X_i 类中的样本个数。输出层和隐含层间的权重由最小二乘法计算得到。从上述分析可以知道,对比其他网络,径向基网络在本系统中的隐含层节点有了具体的物理意义,即代表了监测设备的各个典型工况的中心,即模型的聚类点。

因为模型最终是用于对设备的在线监测,其最终结果是要对新的样本点和输入量进行分类和评估,为保证分类的有效性和评估的合理性,在构建模型时,结合上述计算,对聚类样本进行了分析统计,即:

第一步:根据公式(8)计算工况 j 下各参数距离聚类点的最大距离;

$$D_j = \max_{x_{ij} \in X_j} \|x_{ij} - v_i\| \quad (8)$$

第二步:判断 D_j 与 d_j 的大小,若 $D_j < d_j$ 成立,则将该工况归于 j 所属的拒绝域,若 $D_j > d_j$ 成立,则为接受域;

第三步:若工况在接受域之内,则依据公式(9)统计计算该工况下输出模型误差的最大值,其结果就是该模型在中所能承受的最大误差;

$$\lambda_j = \max_{x_{ij} \in X_j} \left\{ |y_{ij} - f(x_{ij})| \right\} \quad (9)$$

第四步,依据公式(10)确定 j 工况所对应的阈值参数,其中 $\lambda_{j\tau}$ 为 j 工况下的模型误差阈值; λ'_j 为噪声容限。

$$\lambda_{j\tau} = \lambda_j + \lambda'_j \quad (10)$$

2.5. 在线调整策略

在线调整主要是指工况的增加和剔除,即隐含层节点的增减。受船舶工作环境的影响,动力装置的

各设备在监测过程中也很容易受到扰动，为减少这种扰动对设备状态评估带来的影响，模型在选择数据时，利用时间窗方式对在线采集的数据样本进行批处理。假设某一窗口包含 n 个样本数，其样本序列为 $(x_k, y_k), (x_{k+1}, y_{k+1}), \dots, (x_{k+n}, y_{k+n})$ ，则该样本的在线调整算法为：

第一步：根据式(11)判断是否添加新节点，其中 c_n 为距离当前样本最近的聚类点，即隐含层中心点， D_n 为该聚类点的最大类距。

$$\|x_k - c_n\| > D_n \quad (11)$$

如果式(11)成立，则添加新的聚类点，其调节步骤如下：

1) 依据式(12)对新增聚类点进行初始化：

$$\begin{aligned} v_{c+1}(0) &= x_k \\ \sigma_{c+1}^2(0) &= \sum_{x \in X_{c+1}} (x - v_{c+1}(0))^T (x - v_{c+1}(0)) / n \\ w_{c+1}(0) &= y_k - f(x_k) \end{aligned} \quad (12)$$

其中， $w_{c+1}(0)$ 为新增节点的输出权值。

2) 根据式(6)计算误差 ξ_k ，累加后得到网络总误差函数 J ，如式(13)所示：

$$J = \sum_{i=1}^n \xi_i \quad (13)$$

3) 若 $J \leq \varepsilon$ ，调节结束。否则进行步骤 4；

4) 采用梯度下降法进行反向调节；

5) 返回步骤 2 进行迭代。

第二步：如果隐含层节点与输出向量间的连接权值较小，满足 $|w_i| < \varepsilon''$ ，其中， ε'' 为隐层节点影响度阈值，可认为该隐含层节点对输出影响过小，则删除该隐层节点。

3. 评估流程及结果判断

该评估模型对船舶动力装置进行的状态评估是基于对系统实时采集的数据样本进行周期性的扫描，船舶动力装置监测评估流程如图 1 所示。

首先对采集后的待测样本数据进行工况属性识别，根据距离准则公式 $\|x_k - c_n\| > D_n$ 是否成立，判断该样本是否为新的聚类，即新工况。如果满足新工况的判据，则认为该样本数据为一新工况，开启时间窗对样本数据进行记录，并按样本总数记录样本序列集。对机械设备来说，其运行工况变化时一般会经历“稳态 - 暂态 - 稳态”的交替反复过程，因此处于暂态过渡期间的数据不确定性成分较大，为增加数据的对工况反映的真实性，降低因系统自身时滞、惯性等带来的影响，样本总数(窗宽)的取值应为暂态下的 3~4 倍。如果样本数据里符合新工况的样本点数超过一定比例(本模型设为一半)，则确定该样本参数为新工况的聚类，并剔除不符合该工况的样本点，以保证学习样本的“纯度”。确定样本为新的工况后，利用模型的在线调整算法进行网络更新。如果样本总数的新工况点达不到指定比例，则认为该组数据为工况扰动。

对样本数据的工况属性进行识别后，找寻与该工况距离最近的聚类中心点 c_n ，提取阈值 λ_k ，之后依据式 $e = |y_k - f(x_k)|$ 计算模型残差，并将其与该工况对应的阈值 λ_k 进行比较：若 $e \leq \lambda_k$ ，则认为设备状态正常；若 $e > \lambda_k$ ，则认为设备状态异常。

因为船舶动力装置受到的各类干扰较多，模型在构建时还引入了“异常跟踪”流程，对异常数据信号进行跟踪观察，以防止系统因瞬时扰动而引起的故障假象。在这个流程中，如果观察窗内的异常总数

与样本总数的比例达到指定值，则对监测设备做出“异常”判断。否则认为其是工况扰动。

4. 模型仿真及结果分析

模型的验证选用 X 型舰艇主机作为研究对象。对 X 型舰艇主机的有关参数，相关修理技术规程中的阈值判据如表 1 所示。

以淡水出机温度为例，只有当淡水冷却水出机温度超过 85℃时才对主机做出故障判断。显然只有在发生较为严重的故障时才引发该阈值判据。在船舶实际维护时，巡检人员通常采用经验阈值对设备在不同工况进行评估判断。某些潜在故障由于其引发参数变化幅度很小，在船舶这样工况多变的环境下很容易被隐没，从而也无法对设备状态进行正确判断。

为检验淡水出机温度随主机工况的变化情况，在测试时选用了同一台主机在不同工况下运行的多组数据对系统进行离线训练。样本参数及数值范围分为主机转速 823~949 r/min、气缸 1 温度 422.5℃~470.3℃、滑油温度 55.4℃~62.3℃、排气温度 406.3℃~451.7℃，由于各气缸温度随主机工况的变化基本一致，因此测试时仅选气缸 3 温度，滑油压力和淡水压力分别维持在 0.24 MPa 和 0.083 MPa 左右，在检验时暂时不做考虑。在对样本数据进行分析时，由于过渡工况对相关计算带来波动较大，采用聚类分析法对暂态过渡工况的数据段进行了剔除。

根据模型，输入变量选择主机转速、气缸温度、滑油温度及排气温度 4 个参数。表 2 为 4 类参数离

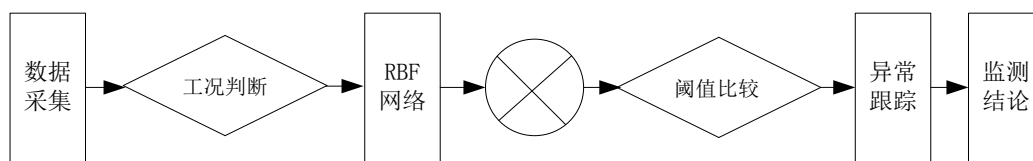


Figure 1. The flow chart of ship power equipment monitoring and evaluation
图 1. 船舶动力装置监测评估流程图

Table 1. The related threshold of X watercraft diesel engine
表 1. X 型舰艇主机相关阈值

序号	节点名称	阈值
1	转速	≤1180 r/min
2	气缸温度	≤560℃
3	滑油压力	≥0.12 MPa
4	滑油温度	≤75℃
5	淡水压力	≥0.05 MPa
6	淡水温度	≤85℃
7	排气温度	≤540℃

Table 2. The related threshold of X watercraft diesel engine
表 2. X 型舰艇主机相关阈值

参数	主机转速(r/min)	气缸温度(℃)	滑油温度(℃)	排气温度(℃)	淡水温度(℃)
最大值	949	470.3	62.3	451.7	71.5
最小值	823	422.5	55.4	406.3	64.8
方差	57.34	43.2	3.54	37.69	4.53
相关度	0.83	0.98	0.92	0.94	1

线分析的基本统计参数。

为对船舶动力装置状态评估模型的泛化性能进行验证,将样本中转速在 823~920 r/min 作为训练样本,用来对网络进行离线训练,920~949 r/min 的数据作为新工况,用来对模型进行检验。离线训练步骤如下:

(1) 采用模糊 c 值聚类算法对离线数据包中的样本数据进行聚类分析,得到 5 组典型工况的中心点,即样本参数的聚类中心,如表 3 所示。

(2) 根据式(7)计算各个工况所对应类的聚宽,由最小二乘法计算出相应的网络输出权值,确定网络的初始结构。

(3) 分析统计各工况所对应的聚类,确定各工况的最大中心距离和对应的模型误差参考阈值。

训练好后用实际样本数据对已训练的系统进行工况识别的测试,测试的样本数据分为两类,一类是与训练工况类似的样本数据,即转速在 823~920 r/min 之间的样本,另一类是未经训练的工况数据,即转速在 920~949 r/min 之间的样本,测试结果如表 4 所示。

测试结果表明,该模型的误差较小,可对船舶动力装置监测应用提供参考。除此之外,RBF 网络所计算出的各工况下参数的参考阈值,是对设备真实历史数据进行统计计算得到的,也具有较高的可信度。

5. 结论

文章构建的动态阈值评估模型,通过系统自学习来实现对船舶动力装置工况正常数据的提取,并依据设备当前工作环境及历史数据的积累,实现对其监测参数正常范围的界定,进而实现设备状态的评估

Table 3. Typical working condition threshold of X watercraft diesel engine

表 3. X 型船艇主机典型工况参数阈值

序号	主机转速(r/min)	气缸温度(°C)	滑油温度(°C)	排气温度(°C)
1	920	467.5	60.9	443.3
2	903	459.7	59.2	439.4
3	877	445.3	57.7	425.4
4	846	431.3	57.0	416.5
5	823	422.5	55.4	406.3

Table 4. Part of the test results

表 4. 部分测试结果比较

识别类型	工况参数				淡水温度	
	主机转速(r/min)	气缸温度(°C)	滑油温度(°C)	排气温度(°C)	实测值	RBF 模型
离线学习	920	467.5	60.9	443.3	69.8	69.7
	903	459.7	59.2	439.4	68.3	68.5
	877	445.3	57.7	425.4	66.7	66.9
	846	431.3	57.0	416.5	65.7	65.3
	823	422.5	55.4	406.3	64.2	64.4
新增工况	949	470.3	62.3	451.7	71.5	71.2
	935	469.7	61.4	447.6	70.3	70.6
验证样本	915	467.1	60.4	443.0	69.6	69.7
	825	422.3	55.0	405.9	64.7	64.5

判断, 该评估模型对其他机械设备的状态监测与评估也有借鉴意义。

参考文献 (References)

- [1] 严新平 (2009) 机械系统工况监测与故障诊断. 武汉理工大学出版社, 武汉.
- [2] 尚朝轩, 韩壮志, 胡文华 (2011) 基于状态监测与信息融合的雷达装备故障趋势预测. *火力与指挥控制*, **2**, 152-155.
- [3] 卫明社, 李国勇 (2007) 基于模糊神经网络的船用柴油机智能故障诊断. *计算机仿真*, **12**, 159-162.
- [4] 戴晶, 孔繁军, 潘婧 (2012) 基于驿站节点的船舶机舱监测系统设计. *舰船科学技术*, **9**, 107-109.
- [5] 张月雷, 严新平, 袁成清 (2010) 机械系统可监测性设计探讨. *船海工程*, **2**, 78-81.
- [6] 李贺 (2013) 船舶机舱自动化设备的配置及监测报警技术. *现代制造技术与装备*, **2**, 57-59.