

# 基于神经网络的智能化运维方法

王展英

上海智大电子有限公司 中国二十冶集团有限公司 上海 201900

**摘要:** 针对运维过程当中设备的故障造成损失, 实现设备的智能运维, 在线实时设备状态监测, 为维修维护提供依据, 避免重大事故的发生, 实现预防性运维。本文提出一种设备状态监控预测性智能化的运维方法, 将神经网络的模型和基于贝叶斯方法的故障诊断模块嵌入到智能运维平台, 设备监测系统实时监测设备运行状态和参数信息, 计算各种故障发生的概率, 为维护维修提供数据依据。

**关键词:** 神经网络; 贝叶斯公式; 智能运维; 故障预测

智能运维系统是集多种技术于一体的多种技术的综合运用, 如三维可视化技术、数字孪生技术、物联网技术、GIM、BIM技术、神经网络预测技术等。神经网络模型是其中的重要组成部分, 承担着对重要设备进行运行状态的预测。根据现场对设备参数的实时监测数据, 输入到神经网络模型, 通过模型的自学习算法预测设备的故障状态。如图1所示, 输入层、隐藏层、输出层组成了神经网络的构架, 其中隐藏层的个数是任意的, 可以为零也可以为多个隐藏层。每个层由单元组成, 每个单元为一个神经节点, 输入层由实例特征向量输入, 经过连接节点的权重输入下一层, 一层的输出是下一层的输入, 通过多层复杂计算, 输出层输出计算结果<sup>[1]</sup>。本文中利用人工神经网络的故障预测模块离心泵的故障状态进行计算, 预测发生故障的概率。将离心泵的故障状态进行分解为三相阻抗不平衡度、摆度、压力脉动、压力等, 这些参数的在线测量结果为神经网络模型提供输入数据, 可以对离心泵的故障状态做出精准计算。同时利用贝叶斯公式通过对设备故障状态发生的概率进行计算, 预测设备的运行状态。

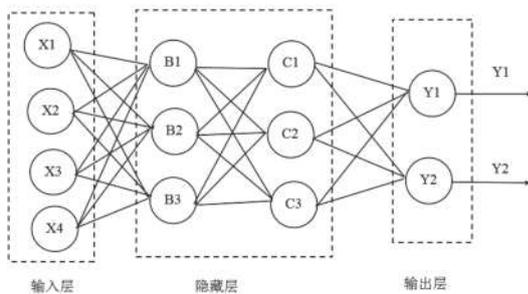


图1 神经网络的结构图

**作者简介:** 王展英 (1976-)、男、汉族、河北省广宗县、中国二十冶集团有限公司、技术研发人员、高级工程师、硕士研究生、数字智能化研究方向。

## 1 构建离心泵故障预测的神经网络

在智能监测运维平台实时采集现场对离心泵的监测的参数数据, 如三相阻抗不平衡度、摆度、压力脉动、压力等, 神经网络以监测系统传输的参数为原始输入数据, 经过权重计算、规范化样本参数, 建立的神经网络模型, 输出离心泵的故障状态的预测结果, 为系统的运行维护提供数据支持。

### 1.1 构建离心泵的参数模型

以离心泵为例, 构建神经网络的参数模型, 模型中的参数可以在线监测。构造属性集: 对于离心泵, 构造离心泵的属性集 (三相阻抗不平衡度、摆度、压力脉动、压力)。可以设置每5分钟采集数据一次, 对属性集的数值进行更新。当k = 50时, 采集的数据为150分钟时间序列特征的扩充属性集, 如下式所示。

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{三相阻抗不平衡度}_1, \text{摆度}_1, \text{压力脉动}_1, \text{压力}_1 \\ \text{三相阻抗不平衡度}_2, \text{摆度}_2, \text{压力脉动}_2, \text{压力}_2 \\ \dots\dots\dots \\ \text{三相阻抗不平衡度}_k, \text{摆度}_k, \text{压力脉动}_k, \text{压力}_k \end{array} \right\} \quad \text{式 (1)}$$

其中三相阻抗不平衡度<sub>j</sub> (1 ≤ j ≤ k) 为振动属性在 t<sub>0</sub> + Δt · (j - 1) 时的测量值, t<sub>0</sub> 为初始记录时间。基于离心泵测量数据样本, 在多次数据更新之后, 根据时间先后形成一个参数矩阵, 如式 (1)。每个行向量表示在每个特定时刻离心泵的测量值。

### 1.2 规范化离心泵的样本参数

样本规范化: 在神经网络的计算过程中, 需要对样本进行规范化, 将每个参数映射到 (0, 1) 的区间内, 如本文中的样本参数映射到(0.1,0.9), 映射公式如下:

$$d'_{i,j} = \frac{d_{i,j} - \min(d_j)}{\max(d_j) - \min(d_j)} \cdot 0.8 + 0.1 \quad \text{式 (2)}$$

其中j = 1.....k, i = 1,2,3,4时, 分别表示振动、摆度、压力脉动、压力, max(d<sub>j</sub>)、min(d<sub>j</sub>)分别代表j次检测到的

最大值和最小值。经过式(2)的计算结果,将神经网络的样本数据规范到(0.1-0.9)的范围内。

### 1.3 构建离心泵监测网络模型

神经网络建模,如图1的模型结构,包括输入层、隐藏层和输出层。输入层的输入数据为式(1)矩阵参数,其他各层的输入为上一个层的输出,输出层输出计算结果,即对离心泵故障预测的计算结果。隐藏层的层数为1,确定隐含层节点数K的方法很多,首先保证模型的精度的前提下,节点数尽量少,以简化算法。本文中采用试凑法确定节点数,如式3所示,用试凑的方法,确定隐藏层的节点数。

$$K = \{\sqrt{m+n+a} | a=1,2,\dots,10\} \quad \text{式(3)}$$

式(3)中,m为输入层节点数,n为输出层节点数,a为1-10的常数,取不同的常数试凑隐藏层节点数,本文中隐藏层节点数可以在3-12之间进行选取,根据结果进行验证。

每个节点为一个神经元,每个神经元是前一层网络单元的计算结果,也是下一层神经元数据输入。如图2所示,X1、X2、X3、X4表示输入,w1、w2、w3、w4为每个输入对应权重。每个神经元都可以利用公式  $\sum_{i=1}^n X_i \cdot w_i + b$  进行加权求和得到一个输出值。

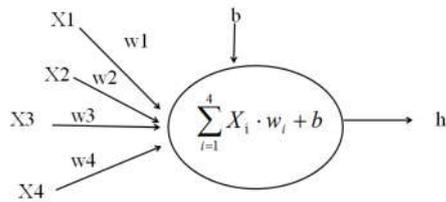


图2 神经元的计算方法

隐含层的传递函数为正切函数tan-sigmoid,输出层的传递函数为线性函数linear,采用学习算法。以均方根误差为评价指标,在规范后的学习神经网络中,以80%和20%的模式分为学习神经网络和泛化能力测试神经网络。用符号HET标记泛化能力最大的神经网络结构、传递函数、权值等组成的模型。

### 1.4 离心泵的状态的在线预测

在智能运维中,令k=50,离心泵的在线监测数据如式(1),再根据式(2)规范化后输入HET模型中,每个神经元可以通过图2的计算方式获得计算结果,经过HET模型的算法,输出结果即为预测结果。预测离心泵的运行状态,根据预测结果进行提前维护,避免设备故障带来损失。以上是以离心泵为例介绍了神经网络在信息化智能运维领域的应用,在其他设备的智能运维中一样适用。

## 2 基于贝叶斯方法的故障诊断

贝叶斯的统计学广泛应用到工程设备的预测系统中,是设备故障判断的一个重要的依据。贝叶斯定律可理解为:P(A)为事件A发生的概率,P(A|B)为条件概率符号,在事件B发生的情况下,事件A发生的概率;P(B)为事件B发生的概率,P(B|A)同样为条件概率符号,在事件A发生的情况下,事件B发生的概率<sup>[3]</sup>。P(A|B)与P(B|A)的关系如下。

$$P(A|B) = \frac{P(B|A) \cdot P(A)}{P(B)}, \quad P(B|A) = \frac{P(A|B) \cdot P(B)}{P(A)}$$

贝叶斯公式是概率论中很重要的公式,在概率论的计算中起到很重要的作用<sup>[3]</sup>。为了解决更多的实际问题,我们对贝叶斯公式进行推广,计算设备的故障发生的概率,对设备的故障状态进行预测。本文中就是将设备的故障原因进行分解,形成不同的故障根因,利用条件概率,计算在发生故障的情况下,每个故障根因发生的概率。接下来介绍基于贝叶斯方法的设备故障诊断过程,图3为贝叶斯公式的实际应用的流程图。

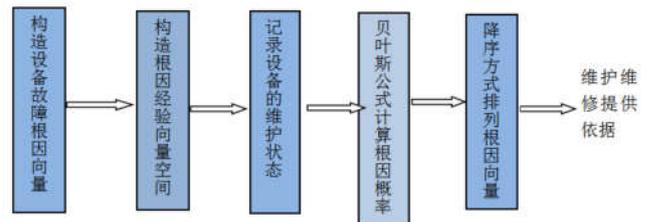


图3 贝叶斯公式应用框图

### 2.1 造故障根因集

对设备的故障进行分解,生成设备的故障根因向量,如离心泵故障原因有如下几个方面,电机三相电阻阻值不对称、电机和水泵转动部件质量不平衡、安装质量不良、机组轴线不对称、水泵气蚀、联轴器磨损、滚动轴承故障等,每个都是故障的1个根因,这些故障根因可以用一个向量表示,  $(c_1, c_2, \dots, c_q)$ , 其中  $c_i$  ( $i=1, \dots, q$ ) 为一个故障原因,  $q$  为故障根因的总数,故障分解的越细,根因向量的因子数越多。

### 2.2 构造故障根因经验向量空间

在经历了几次对离心泵的维修或维护之后,便形成了维修维护记录,记录每个根因的状况,正常的情况下记0,出现故障后记为1。某次维护维修记录为  $v_j = (e_{1,j}, e_{2,j}, \dots, e_{q,j})$ , 其中,  $e_{i,j} = 0$  时,表示离心泵第j次维护维修时,第i个根因正常(如三相电阻阻值不对称);  $e_{i,j} = 1$  表示离心泵第j次维护维修时,第i个根因故障(如三相电阻阻值不对称)。基于离心泵的n次故障维护维修记录构成向量空间:

$$V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\} = \left\{ \begin{matrix} e_{1,1}, e_{1,2}, \dots, e_{1,q} \\ e_{2,1}, e_{2,2}, \dots, e_{2,q} \\ \dots\dots\dots \\ e_{n,1}, e_{n,2}, \dots, e_{n,q} \end{matrix} \right\} \quad \text{式(4)}$$

故障维护维修的记录状态记为： $A\_set = (A_1, A_2, \dots, A_n)$ ，当 $A_j = 1$ 时，则表示第 $j$ 次维护维修时存在故障；当 $A_j = 0$ 时，则表示第 $j$ 次维护维修时无故障。

### 2.3 故障根因概率的计算

利用贝叶斯公式，对离心泵发生故障的条件下，计算任一根因 $c_i$ 发生的概率<sup>[4]</sup>，计算公式如式(5)。

$$P(c_i | A) = \frac{P(c_i) \cdot P(A | c_i)}{\sum_{j=1}^n P(c_j) P(A | c_j)} \quad \text{式(5)}$$

$$\text{其中: } P(c_i) = \frac{\sum_{j=1}^n 1 | e_{i,j} = 1}{n}, P(A | c_i) = \frac{\sum_{j=1}^n 1 | A_{j=1}, e_{i,j} = 1}{\sum_{j=1}^n 1 | e_{i,j} = 1}。$$

### 2.4 故障诊断

根据式(5)计算每个根因的概率： $(c_i, P(c_i | A))$ ， $i = 1, \dots, q$ ，按照计算的概率结果，选择降序排列每个故障根因，概率值越大的因根在维护时重点关注，提高故障排查和运维效率。

上述利用贝叶斯公式计算故障概率的方法已经在上海智大电子有限公司开发的综合管廊智能监控信息化平台中进行了应用，用来预测离心泵的故障状态，为维护维修人员提供依据。将离心泵的电机三相电阻阻值不对称、电机和水泵转动部件质量不平衡、安装质量不良、机组轴线不对称、联轴器磨损、水泵气蚀、滚动轴承故障分别表示为 $c_1、c_2、c_3、c_4、c_5、c_6、c_7$ ，根因向量为 $\{c_1, c_2, c_3, c_4, c_5, c_6, c_7\}$ ，对应的多次维修记录的向量空间为

$$\left\{ \begin{matrix} 0,0,0,0,0,0,0 \\ 0,0,0,0,0,0,0 \\ 0,0,0,1,0,0,0 \\ 0,0,0,0,0,0,1 \\ 0,0,1,0,0,0,0 \\ \dots\dots\dots \\ 0,1,0,0,0,0,0 \end{matrix} \right\}。$$

每个行向量为一次维护维修的记录状态，设备状态即为 $A_1, A_2, A_3, \dots, A_n$ ，当维修维护向量空间的行向量全部为0时，对应 $A_j = 0$ ，否则 $A_j = 1$ ， $j = 1, 2, \dots, n$ 。统计维护维修30次( $n = 30$ )的向量空间，由式(5)计算每个根因的故障概率 $P(c_i | A)$  ( $i = 1, 2, \dots, 7$ )，根据概率值将根因向量降

序排列得到： $\{c_4, c_5, c_3, c_2, c_6, c_1, c_7\}$ ，对应离心泵的故障根因为： $\{\text{机组轴线不对称, 联轴器磨损, 安装质量不良, 电机和水泵转动部件质量不太平衡, 水泵气蚀, 电机三相电阻阻值不对称, 滚动轴承故障}\}$ 。根据每个根因的概率，在维护维修时重点关注故障概率大的根因，准确快速进行维护维修<sup>[5]</sup>。

### 结束语

通过构建神经网络模型，将离心泵的检测参数构成向量，作为神经网络的输入层数据，计算机根据神经网络的数据计算，由输出层输出计算结果，对离心泵的某个故障状态进行预测，为设备的维修提供停机依据。贝叶斯公式可以通过构造设备的根因向量与相关的维护维修记录构成的向量空间，计算每个根因的故障概率，通过降序排列根因向量，为维护维修提供参考，使维护维修更加精准化，智能化，提供系统运维效率。

神经网络的设备状态预测是智能运维的重要组成部分，信息化智能运维平台将各种技术进行综合运用，如基于BIM模型的三维可视化、人工智能神经网络技术、GIS技术、物联网技术等。物联网信息通信为智能运维提供数据支持；神经网络技术通过得到的在线监测设备的参数，运用神经网络模型的算法获得设备的状态，对设备状态进行预测；实现智能运维系统的预警功能；GIS技术精确确定每个设备的位置，辅助管理。多种技术相互融合，共同形成了系统的智能化运维，达到高效、智能、安全、节能的效果。

### 参考文献

- [1] 侯媛彬, 杜京义, 汪梅.神经网络[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2007.
- [2] 何春梅.神经网络: 模型、算法及应用[M].北京: 电子工业出版社, 2022
- [3] 卡梅隆·戴维森·皮隆.贝叶斯方法 概率编程与贝叶斯推断[M].北京: 人民邮电出版社, 2021
- [4] 约翰·K·克鲁斯克(John K.kruschke).贝叶斯统计方法 R和BUGS软件数据分析示例[M].北京: 机械工业出版社, 2015
- [5] 吴忠辉, 王展英, 许成.一种综合管廊预测性智能运维系统及方法[P]. 中国专利: CN202011497473.9, 2020-12-15