

# 基于符号动力学信息熵与 SVM 的液压泵故障诊断\*

张 华, 曾文韬, 鄢 威

(武汉科技大学机械自动化学院 武汉, 430081)

**摘要** 针对泵车液压泵早期故障特征信号微弱、故障特征难以提取的问题,提出了一种基于符号动力学信息熵与支持向量机(support vector machine,简称 SVM)的泵车液压泵故障诊断方法。分别模拟了液压泵 9 种故障状态,测取了各状态下多测点的振动信号样本值。利用时间序列的符号动力学信息熵,计算各振动信号的符号动力学信息熵  $H_k$ ,确定了各状态下相应的信息熵特征向量。建立了不同状态特征向量训练集,再结合支持向量机对液压泵故障模式进行诊断与识别,测试结果准确率为 98.71%。将该方法与改进的 BP(back propagation,简称 BP)神经网络诊断结果进行了对比,结果表明该方法的识别率更高,诊断时间更短,适用于现场液压泵故障的在线诊断。

**关键词** 液压泵; 故障诊断; 符号动力学信息熵; 支持向量机

**中图分类号** TH165<sup>+</sup>.1; TP306<sup>+</sup>.3; TH17

## 引 言

混凝土泵车作为混凝土浇注的主要机械,在建筑施工中起着非常重要的作用。在具体施工过程中,由于施工环境恶劣,泵车故障时有发生。据统计,液压系统故障率约占泵车所有机械故障的 30%~40%,而在液压系统中,液压泵直接决定了液压系统的可靠性,因此对液压泵进行故障诊断显得极为重要。目前故障诊断技术得到了迅速发展,但在具体实用中仍显不足。赵志宏等<sup>[1]</sup>采用基于小波包变换与样本熵对轴承故障诊断方法进行了研究。张建宇等<sup>[2]</sup>通过研究轴承 5 种外圈故障的故障信号,建立一种模式判别方法,区别了其不同损伤程度的故障信号,且获得了较高的辨识精度。李洪伟等<sup>[3]</sup>提出采用符号动力学信息熵,确定相关参数的选择,得到了各种电导信号流型的演化规律<sup>[4-5]</sup>。Li 等<sup>[6]</sup>提出了将希尔伯特谱(HS)和信息熵相结合对柴油机模式进行识别,更方便进行模式识别和故障诊断。Yan 等<sup>[7]</sup>提出了基于近似熵的机器健康监测的一种新方法,通过在轴承试验台上模拟其机械故障,进行振动信号测量,结果验证了近似熵可以有效地表征机械结构缺陷的严重程度并具有高鲁棒性。Endo 等<sup>[8]</sup>使用最小熵反褶积,以现有的自回归模型过滤技术为基础来检测齿轮的局部故障。Papadimitriou

等<sup>[9]</sup>提出了基于信息熵用于传感器测点最优性定位,该方法可以用于模型更新、损伤检测和定位。

笔者在上述研究的基础上,针对目前液压泵振动信号提取和分析普遍采用传统包络分析法,但该方法需要根据先验知识,提取高频共振响应信号,因此导致故障特征难以确定的问题,提出采用符号动力学信息熵结合支持向量机(SVM)<sup>[10]</sup>的方法对泵车某型号液压泵进行故障诊断。通过构造试验,模拟其不同的故障状态,利用传感器与大容量数据采集器进行信号特征提取,采用支持向量机方法构建多故障分类器,利用符号动力学信息熵特征向量进行液压泵的故障分类与诊断。

## 1 符号动力学信息熵

符号动力学信息熵是由 Kurths 等<sup>[11]</sup>提出,其计算方法如下:对于数据长度为  $N$  的时间序列  $\{x_i\}(1 \leq i \leq N)$ ,将其转换成符号序列  $\{s_i\}(1 \leq i \leq N)$ ,其中  $s_i \in \{0, 1, 2, 3\}$ ,具体转换方法为

$$s_i(x_i) = \begin{cases} 0 & \mu < x_i \leq (1 + \alpha)\mu \\ 1 & (1 + \alpha)\mu < x_i < \infty \\ 2 & (1 - \alpha)\mu < x_i \leq \mu \\ 3 & x_i \leq (1 - \alpha)\mu \end{cases} \quad (1 \leq i \leq N) \quad (1)$$

对于符号序列  $\{s_i\}$ ,所有长度为  $m$  的子串的集

\* 国家科技支撑计划资助项目(2012BAF02B01,2011BAF11B01)  
收稿日期:2015-06-04;修回日期:2015-07-28

合可表示为  $\{W_j\} (1 \leq j \leq N - m + 1)$ ,  $\{W_j\} = (s_j, s_{j+1}, \dots, s_{j+m-1})$ , 考察  $\{W_j\}$  的分布特性, 即对出自符号表  $\{0, 1, 2, 3\}$  的长度为  $m$  的所有可能的  $4^m$  个符号串, 统计其在  $\{W_j\}$  中出现的次数  $C(l)$  ( $1 \leq l \leq 4^m$ ), 并计算出第  $l$  个符号串的概率

$$P(l) = \frac{C(l)}{N - m + 1} \quad (2)$$

对其计算信息熵

$$H_k = - \sum_{p(l) > 0} p(l) \lg p(l) \quad (3)$$

从而得到时间序列  $\{x_i\}$  的符号动力学信息熵。

## 2 基于符号动力学信息熵对液压泵故障特征提取

当液压泵工作时, 振动主要分为机械振动和流体振动。因此液压泵常见的故障形式有 5 种单一故障模式(柱塞磨损、内圈磨损、滚珠磨损、斜盘磨损、配流盘磨损)和 3 种复合故障模式(对位柱塞磨损、内圈滚珠磨损、斜盘配流盘磨损)。由于泵车工作时振源较多, 且液压泵本身具有较大的固有机械振动, 使得液压泵故障时特征信号微弱, 采取常规信号分析方法难以进行故障特征分析。因此, 采用符号动力学信息熵对液压泵故障时的振动信号进行分析并进行特征提取。

### 2.1 泵车液压泵故障模拟实验

为了了解液压泵不同故障状态时, 其振动信号的具体情况, 在某企业液压泵实验台上进行不同故障机械振动试验。实验所用液压泵是目前某企业泵车主要采用的 63SCY-Y180 型轴向柱塞泵, 因此对一般泵车所采用的液压泵具有代表性。其电机转速为 1 500 r/min, 系统采样频率  $f_s = 10$  kHz。实验采用传感器与大容量数据采集器测取 9 种情况下液压泵的振动信号。

实验所用相关器件及性能参数如下: 轴向柱塞泵 63SCY-Y180, 柱塞数为 9, 公称压力为 31.5 MPa, 排量可变。加速度传感器 CA-YD-186, 频率范围为 0.1~6 kHz, 灵敏度为 50 m/V。INV (英维)303/306 智能信号数据采集处理分析系统。YE3832 IEPE 信号适调器, 输出幅度为  $2.5 \pm 2.2$  V, 精度  $\leq \pm 1\%$ 。实验现场如图 1 所示。

液压泵的振动能量主要通过斜盘和变量机构, 配流盘传递到泵壳体, 因此选择泵壳振动为诊断参数。在主泵(液压泵)上选取 4 个测点安装加速度传感器, 采用接触式测量, 测取振动位移信号, 用磁铁



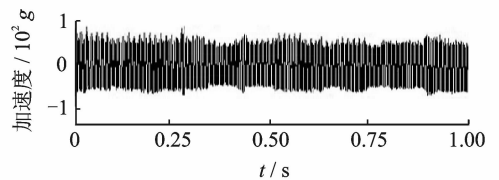
图 1 液压泵振动测试实验系统

Fig. 1 Hydraulic pump vibration test system

固定在液压泵泵壳身上。传感器 1 放置于配流盘的侧部位置, 用于测量配流盘端面振动位移; 传感器 2, 3 放置于轴承两侧, 分别测取轴向位移和水平位移; 传感器 4 放置于出油口上方, 测取出油口横向位移。对液压泵常见的 8 种故障及正常情况共 9 种运行状态进行试验模拟, 模拟方案主要采取在企业元件库中选取每种状态下的故障件更换其相应的正常零部件, 进行故障模拟。

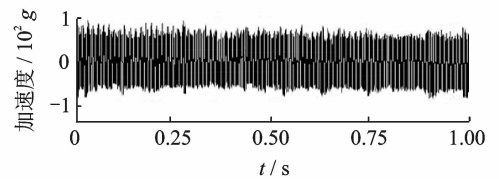
通过测试系统采集 9 种运行状态下的振动信号, 对每种状态的 4 个测点各选取 20 个振动信号样本, 即共  $9 \times 4 \times 20$  个样本。通过实验采集到液压泵 9 种状态下的振动信号, 其中一段为 1 s 的时域波形, 选取两种典型故障状态下的时域波形图如图 2 所示。

从图 2 看出, 液压泵不同状态下的信号波形有些相似, 直接通过波形来判定故障类别比较困难。据此引入符号动力学信息熵, 利用其度量信号计算相对简单快速等优点, 进行信息熵特征提取。



(a) 斜盘磨损

(a) Swash plate wear



(b) 配流盘磨损

(b) Valve plate wear

图 2 2 种典型故障状态下的时域波形

Fig. 2 Two kinds of time domain waveform under the typical fault condition

## 2.2 液压泵振动信号符号动力学信息熵特征提取

### 2.2.1 液压泵振动信号符号化参数的选择

从式(1)可知,符号化参数主要有序列的平均值  $\mu$ 、权重  $\alpha$ 、子串长度  $m$  和时间序列长度  $N$ 。其中参数  $\mu, \alpha$  直接决定符号序列的组成,而子串长度  $m$  一般取 3,一般要求时间序列长度  $N \gg 4^m$ ,而本研究采集样本满足此要求。标准偏差  $\mu$ ,由于对样本集进行归一化后,其变化余度不大,故在此可不作考虑。因此权重  $\alpha$  成为本研究符号化得当的关键参数。

对于参数  $\alpha$  取值是一个比较复杂的过程,通过对 9 类液压泵运行状态下第 3 个测点测得的振动信号进行统计并计算其  $H_k$  值,随机选取权重  $\alpha = 0.1$ ,通

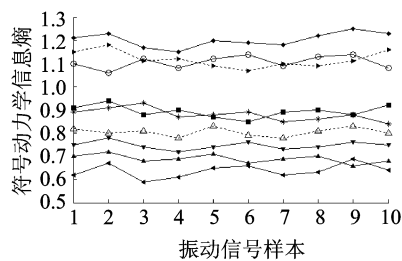


图 3 当  $\alpha = 0.1$  时各运行状态下测点 3 信号的  $H_k$  值

Fig. 3 When  $\alpha = 0.1$ , the  $H_k$  value of the measuring point 3 vibration signal of hydraulic pump under different running condition

过计算得到当  $\alpha = 0.1$ ,第 3 个测点在 9 种状态下的振动信号  $H_k$  值如图 3 所示。由图 3 可以得出结论:液压泵同一状态同一测点的所有  $H_k$  值波动不大。因此,可以通过找出不同状态、不同测点  $H_k$  值随  $\alpha$  变化的曲线规律,以解决参数  $\alpha$  取值的关键问题。

利用实验测取测点 1~4 各自在 9 种状态下振动信号的  $H_k$ - $\alpha$  曲线,通过各测点  $H_k$ - $\alpha$  曲线,找出使 9 种状态  $H_k$  值区分性较大的  $\alpha$  取值范围。由于测点 2 和测点 3 所测取的分别是液压泵轴承的轴向位移和水平位移,因此对液压泵振动信号测取具有代表性,即简化为只需获取测点 2 和测点 3 在 9 种状态下振动信号的  $H_k$ - $\alpha$  曲线。图 4 和图 5 分别是测点 2 和测点 3 的  $H_k$ - $\alpha$  曲线。

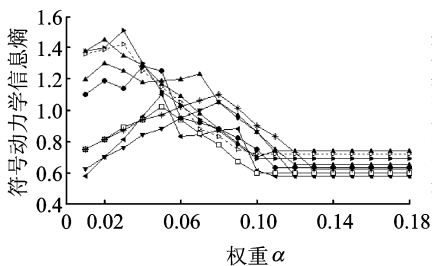


图 4 各运行状态下测点 2 的  $H_k$  值随  $\alpha$  的变化曲线

Fig. 4 The  $H_k$ - $\alpha$  of the measuring point 2 vibration signal of hydraulic pump under different running condition

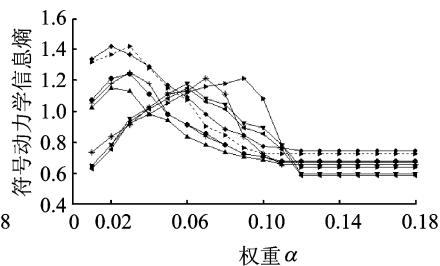


图 5 各运行状态下测点 3 的  $H_k$  值随  $\alpha$  的变化曲线

Fig. 5 The  $H_k$ - $\alpha$  of the measuring point 3 vibration signal of hydraulic pump under different running condition

### 2.2.2 符号动力学信息熵特征提取

通过试验采集  $9 \times 4 \times 20$  个振动样本,即采样点数为 720,设每个振动信号为  $x(i)$ ,故有  $x(1), x(2), \dots, x(720)$  共 720 个点。权重  $\alpha$  取 0.1,设某一状态  $i$  下 4 个测点测得的样本值如  $T_i$  所示,其中  $x_{i,j}$  ( $j$  表示测点,  $i$  表示测点  $j$  的第  $i$  个样本)

$$T_i = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & x_{13} & x_{14} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{20,1} & x_{20,2} & x_{20,3} & x_{20,4} \end{bmatrix}$$

第  $i$  种状态下有  $20 \times 4$  的样本矩阵,对每一个样本进行符号动力学信息熵  $H_k$  求值,得到其相应的符号动力学信息熵矩阵,将矩阵的每一行划分为一个符号动力学信息熵特征向量,表示某一状态 4 个测点同一时间对应的振动信号符号动力学信息熵值。液压泵第  $i$  种状态下共有 20 个符号动力学信息熵特征向量,即  $S_i = [H_{i,1} H_{i,2} \dots H_{i,20}]^T$ ,由于液压泵共有 9 种状态,故共有 180 个符号动力学信息熵特征向量。

## 3 基于符号动力学信息熵特征向量与 SVM 液压泵故障诊断

上文构建了液压泵振动信号符号动力学信息熵特征向量样本集。由于液压泵故障诊断属于小样本,非线性事件,选用支持向量机对液压泵故障进行

分类和诊断。本研究选用“一对一”的 SVM 多类识别方法,支持向量机分类问题的最优分类函数为

$$f_F(x) = \text{sign} \left[ \sum_n y_i \alpha^* K(x_i, x_j) + b^* \right] \quad (4)$$

其中:  $K(x_i, x_j)$  称为核函数。

在 SVM 中核函数  $K(x_i, x_j)$  的形式和惩罚参数  $C$  的选取决定着故障诊断的精确性。在实验中 SVM 优先考虑待定参数少的核函数,在此选择使用径向基核函数计算支持向量内积。其表达式为

$$K(x, y) = \exp \left[ - \frac{\|x - y\|^2}{2\sigma^2} \right] \quad (5)$$

其中:  $\sigma$  为控制核函数宽度的参数。

将液压泵的某一种故障样本(20 组)为一类,定其为 1,将剩余的 7 种故障样本(140 组)作为另一类,标识为-1。根据式(4)分别建立相应的 8 种故障的 8 个两类分类器  $SVM_1 \sim SVM_8$ ,将 8 个两类分类器进行二叉树形式组合,构成 1 个可分离 8 种故障的多故障分类器。如图 6 所示。

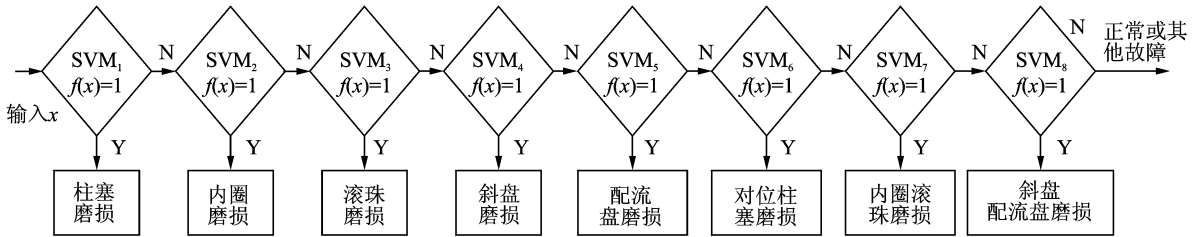


图 6 多故障分类器流程图

Fig. 6 Multi-fault classifier flowchart

为了确定 SVM 相关参数的值,选用粒子群算法进行参数优化。基于 RBF 核函数的 SVM,其性能是由参数  $(C, \sigma)$  决定的,因此找出最佳参数组合  $(C, \sigma)$  使 SVM 性能最好,即分类精度最高。基于参数  $C$  的范围一般为  $[1, 300]$ ,  $\sigma$  的范围为  $[0.01, 1]$ ,因此  $C$  和  $\sigma$  的优化范围设为  $[0.01, 300]$ 。下面需设定<sup>[12]</sup>:粒子群个数  $m$ ,学习因子  $c$ ,惯性权重  $\omega$ ,最大迭代数  $T_{max}$ 。较小的粒子群个数  $m$  能充分探索解空间,一般取 20~50,对于比较复杂的问题可以取到 100~200,在此设为  $m = 51$ 。学习因子  $c_1$  和  $c_2$  通常都等于 3,在此设学习因子  $c_1 = c_2 = 3$ 。惯性权重  $\omega$  控制着前一速度变化量对当前变化量的影响,一般在 0.8~0.5 之间,在此设为权重  $\omega_{mi} = 0.8, \omega_{end} = 0.5$ 。最大迭代次数由具体问题决定,一般最大设定为 2 000,

基于本研究数据量较大,且循环次数越多,优化效果越好,设定为 4 000,即最大迭代数  $T_{max} = 4 000$ 。利用 Matlab 得到参数优化的平均时间为 2.3 s。

依据构造好的多故障分类器,利用 SVM 对液压泵故障进行诊断。上文已经得到液压泵正常、柱塞磨损等 9 种状态下各 20 组,即共 180 组特征向量。选取其中 120 组作为训练样本,其余 60 组作为验证样本,带入基于 SVM 泵车液压泵多故障诊断多分类器中,训练完毕后进入测试阶段,试验每类状态选取 10 组测试数据,则共 90 组测试数据进行测试,做 9 次测试,每类状态测试 10 组。

基于测试数据共有 9 类,每类 10 组,则共 90 组测试数据,考虑到篇幅所限,仅列出每类状态前 3 组测试数据,如表 1 所示。

表 1 液压泵各状态类别的符号动力学信息熵

Tab. 1 The symbolic dynamics entropy feature vector of each hydraulic pump running state

类别	第 1 组				第 2 组				第 3 组			
	测点 1	测点 2	测点 3	测点 4	测点 1	测点 2	测点 3	测点 4	测点 1	测点 2	测点 3	测点 4
1	0.582	0.568	0.621	0.940	0.524	0.506	0.593	0.873	0.547	0.524	0.695	0.926
2	0.795	0.624	0.753	0.517	0.801	0.620	0.762	0.535	0.782	0.598	0.723	0.524
3	1.083	1.022	0.829	0.925	1.064	1.013	0.791	0.685	1.074	1.016	0.824	0.935
4	0.976	0.904	0.891	0.990	0.993	0.924	0.876	0.972	0.985	0.912	0.847	0.939
5	1.105	1.224	0.912	0.806	1.102	1.205	0.898	0.793	1.098	1.183	0.920	0.809
6	0.657	0.622	0.713	0.684	0.642	0.619	0.671	0.720	0.633	0.597	0.688	0.708
7	0.784	0.905	1.116	1.033	0.751	0.923	1.105	1.042	0.764	0.942	1.098	1.052
8	0.719	0.983	1.150	1.025	0.746	0.957	1.083	1.056	0.732	0.967	1.201	1.038
9	1.262	1.306	1.214	1.323	1.238	1.284	1.179	1.257	1.174	1.286	1.209	1.319

在 Matlab7.0 中分别使用不同参数组合进行诊断,当  $C = 300, \sigma = 0.05$ , 分类结果最好, 因此选取  $(C, \sigma)$  为  $(300, 0.05)$ 。

在惩罚参数  $C$  和核函数参数  $\sigma$  分别为 300 和 0.05 时, 利用 SVM 多故障分类器诊断的结果如图 7 所示。

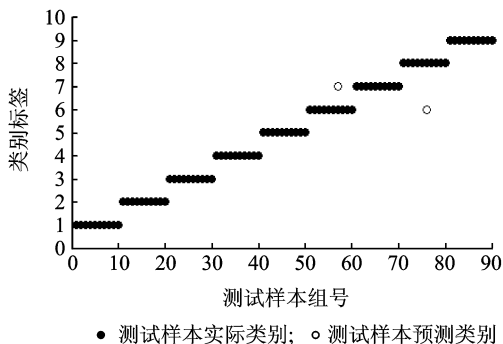


图 7 基于符号动力学信息熵与 SVM 液压泵不同故障状态的预测分类

Fig. 7 Forecast classification of different fault states based on symbolic dynamics entropy and SVM

从图 7 可看出, 将测试样本输入到 SVM 中进行故障分类, 准确率为 97.78%, 有一个对位柱塞磨损状态的测试样本组被误认为配流盘磨损, 一个斜盘配流盘磨损被误认为对位柱塞磨损。

## 4 故障诊断方法对比

### 4.1 基于符号动力学信息熵与改进 BP 神经网络液压泵故障诊断

选取普遍采用的改进 BP 神经网络的诊断方法, 与本研究所采用的 SVM 方法对比。由于训练样本与测试样本不变, 依然选用实验所测取的 9 种状态下 180 组符号动力学信息熵特征向量  $H_k$  值, 输入层、隐层和输出层依次设置为 4, 10 和 9, 构造实验, 在 Matlab 中通过多次训练与测试确定了神经元传递函数为  $\text{tansig}()$ , 训练误差最小值确定为  $1 \times 10^{-4}$ , 最大循环次数 2 000, 学习速率为 0.01, 动量因子为 0.80。将测试样本输入改进 BP 神经网络进行诊断, 诊断结果准确率为 86%, 如图 8 所示, 其中有 4 个噪点, 说明有 4 组样本出现误诊, 即: 1 组斜盘磨损状态的样本被误诊为对位柱塞磨损状态; 2 组对位柱塞磨损状态的样本被误诊为配流盘磨损状态; 1 组斜盘配流盘磨损状态的样本被误诊为对位柱塞磨损状态。

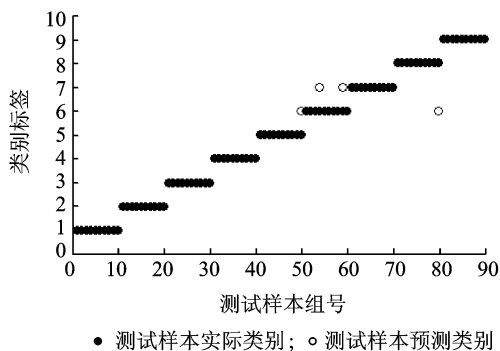


图 8 基于符号动力学信息熵与改进 BP 神经网络液压泵不同故障状态的预测分类

Fig. 8 Forecast classification of different fault states based on symbolic dynamics entropy and BP neural network

### 4.2 结果对比与分析

通过支持向量机与改进 BP 神经网络的诊断方法对比, 得出对比结果如表 2 所示。

表 2 SVM 和改进 BP 神经网络的分类结果对比

Tab. 2 Classification results of SVM and improved BP neural network

分类器	训练时间/s	测试时间/s	训练精度/%	测试分类精度/%
SVM	0.69	0.34	0.98	0.98
改进 BP 网络	6.37	0.11	1.00	0.86

将图 7 和图 8 的诊断结果进行比较, 基于符号动力学信息熵与 SVM 对泵车液压泵故障诊断的准确率达到 97.71%, 考虑到故障诊断允许误差率为 5%~10%, 表明该准确率已达到较高水平。而基于改进 BP 神经网络方法的准确率只有 86%, 实验结果表明基于符号动力学信息熵与 SVM 的诊断方法在诊断时间上更快, 训练和测试精度更高, 而改进 BP 神经网络的诊断方法, 由于其在大样本, 反复学习中存在很大优越性, 而在该研究中, 其学习结果很难达到高精度因此其推广特性较差, 从而导致诊断准确率较低。因此, 选择符号动力学信息熵与 SVM 对液压泵进行故障诊断研究, 且诊断准确率较高。

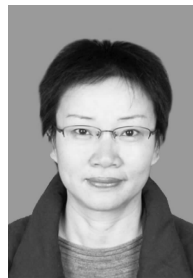
## 5 结束语

为了提取液压泵早期故障特征信号, 提高其故障诊断准确率, 提出一种基于符号动力学信息熵与 SVM 的泵车液压泵故障诊断方法, 为泵车液压泵故障在线诊断提供了一种新的方法。

利用符号动力学信息熵,通过计算得到了 180 组液压泵运行状态特征向量  $T$  作为故障诊断的样本集。利用 SVM 在小样本、非线性问题中故障分类优点,构建了液压泵多故障分类器,并对特征向量样本进行了训练与测试,测试结果准确率达到 98.71%,同时采用改进 BP 神经网络方法对所测样本进行诊断,准确率为 86%。两种诊断方法结果表明运用 SVM 在对液压泵故障诊断时准确率更高,且振动信号的符号动力学信息熵可以用来作为液压泵故障诊断的特征,该诊断方法能有效地对泵车液压泵机械故障的类别、严重程度及发生位置进行诊断。

### 参 考 文 献

- [1] 赵志宏,杨绍普. 基于小波包变换和样本熵的滚动轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2012, 32(4): 640-644.  
Zhao Zhihong, Yang Shaopu. Roller bearing fault diagnosis based on wavelet packet transform and sample entropy[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2012, 32(4): 640-644. (in Chinese)
- [2] 张建宇,张随征,管磊,等. 基于多小波包样本熵的轴承损伤程度识别方法[J]. 振动、测试与诊断, 2015, 35(1):128-132.  
Zhang Jianyu, Zhang Suizheng, Guan Lei, et al. Pattern recognition of bearing defect severity based on multiwavelet packet sample entropy method[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2015, 35(1):128-132. (in Chinese)
- [3] 李洪伟,周云龙,任素龙,等. 符号动力学信息熵在气液两相流型电导信号分析中的应用[J]. 化工学报, 2012, 63(11):3486-3492.  
Li Hongwei, Zhou Yunlong, Ren Sulong, et al. Application of conductance signals analysis of gas-liquid two-phase flow patterns based on symbolic dynamics entropy[J]. Journal of Chemical Industry and Engineering, 2012, 63(11):3486-3492. (in Chinese)
- [4] 宋爱玲,黄晓林,司峻峰,等. 符号动力学在心率变异性分析中的参数选择[J]. 物理学报, 2011, 60(2):1-8.  
Song Ailing, Huang Xiaoling, Si Junfeng, et al. Optimum parameters setting in symbolic dynamics of heart rate variability analysis[J]. Acta Physica Sinica, 2011, 60(2):1-8. (in Chinese)
- [5] 王松岭,许小刚,刘锦廉,等. 基于符号动力学信息熵与改进神经网络的风机故障诊断研究[J]. 华北电力大学学报:自然科学版, 2013, 40(4):51-58.  
Wang Songling, Xu Xiaogang, Liu Jinlian, et al. Fault diagnosis of fan based on symbolic dynamics entropy and improved neural network[J]. Journal of North China Electric Power University: Natural Science, 2013, 40(4):51-58. (in Chinese)
- [6] Li Hongkun, Zhou Pcilin, Ma Xiaojiang. Pattern recognition on diesel engine working condition by using a novel methodology-Hubert spectrum entropy[J]. Journal of Marine Engineering and Technology, 2005(6): 43-48. .
- [7] Yan Ruqiang, Gao R X. Approximate entropy as a diagnostic tool for machine health monitoring[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(2): 824-839.
- [8] Endo H, Randall R B. Enhancement of autoregressive model based gear tooth fault detection technique by the use of minimum entropy deconvolution filter[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(2): 906-919.
- [9] Papadimitriou C, Beck J L, Au S K. Entropy based optimal sensor location for structural model updating[J]. Journal of Vibration and Control, 2000, 6(5):781-800.
- [10] Shilton A, Palaniswami M, Ralph D, et al. Incremental training of support vector machines [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2005, 16(1): 114-131.
- [11] Kurths J, Voss A, Saparin P, et al. Quantitative analysis of heart rate variability[J]. Chaos, 1995, (5):88-94.
- [12] Sun Chaoli, Zeng Jianchan, Pan Jengyang. An improved vector particle swarm optimization for constrained optimization problems [J]. Information Science, 2011, 181(6): 1153-1163.



**第一作者简介:**张华,女,1964年11月生,博士、教授、博士生导师。主要研究方向为绿色制造、制造系统工程和制造业信息化。曾发表《基于剩余使用寿命评估的再制造方案决策模型及应用》(《机械工程学报》2013年第49卷第7期)等论文。

E-mail: zhanghua403@163.com