

基于 SIE 和 SVR 的液压泵故障定量诊断*

王余奎^{1,2}, 李洪儒², 许葆华²

(1. 空军勤务学院四站系 徐州, 221000) (2. 军械工程学院四系 石家庄, 050003)

摘要 为更好地实现液压泵故障定量诊断,对故障定量诊断中的退化特征提取和故障程度诊断方法进行研究。针对排列熵算法的不足,提出空间信息熵(spatial information entropy, 简称 SIE)的概念,分析了空间信息熵 3 个参数(时间序列的分区数 s 、相空间重构的嵌入维数 m 和延迟时间 τ)变化对其性能带来的影响,为其选取提供了依据。仿真分析结果也验证了其作为液压泵退化特征的有效性和优越性。基于空间信息熵算法提取液压泵故障退化特征集,针对退化特征与故障程度之间存在的非线性关系,提出采用果蝇优化算法优化参数的支持向量回归机实现液压泵的故障定量诊断。对实测液压泵振动信号分析结果表明,空间信息熵在表征液压泵故障程度方面具有更好的性能。将果蝇算法优化参数的支持向量回归机用于液压泵的故障定量诊断得到了理想的定量诊断效果,并通过对比分析验证了提出的支持向量回归机模型的有效性和优越性。

关键词 液压泵; 定量诊断; 支持向量回归机; 空间信息熵; 果蝇优化算法

中图分类号 TH322; TP306⁺.3

引言

随着维修理论和相关技术的发展,以故障预测技术为核心的基于状态的维修越来越受重视^[1],而基于状态的维修需要对其故障程度和发展趋势进行估计。液压泵作为液压系统的“心脏”,性能好影响整个系统;但现有的液压泵振动信号分析方法多集中在故障类型识别和故障位置判定^[2-3],因此研究液压泵故障程度和状态特征之间关系的故障定量诊断具有重要意义^[4]。

退化特征提取和故障程度诊断是故障定量诊断的两个关键环节,且是故障预测的基础^[5]。液压泵发生故障时,其振动信号表现出强烈的非线性特性,因此液压泵退化特征提取应采用非线性分析方法。随着非线性理论的发展,许多非线性方法被应用到振动信号处理中,如样本熵、Lempel-Ziv 指标和模糊熵等^[1,6-7]。排列熵(permutation entropy, 简称 PE)是一种时间序列复杂度指标^[8],已被广泛应用于脑电信号、心音信号、地磁信号以及机械信号的突变检测中^[9-11]。但是,通过对 PE 算法研究发现,PE 只考察了重构分量中元素的大小排序关系^[8],没有对重构分量的元素在原时间序列中的分布信息进行

分析。为了反映这种分布信息,笔者提出了 SIE 的概念,拟采用 SIE 作为液压泵的退化特征。

故障程度判定是故障定量诊断的另一个环节,支持向量机是一种建立在统计学习和结构风险最小化理论基础上的新型机器学习方法,它包括支持向量分类机和支持向量回归机^[4](support vector regression, 简称 SVR)。支持向量机具有理论完备性好、适应性强、全局优化及泛化性能好等优点,被广泛应用于机械故障诊断。在本研究中,将故障定量诊断看成连续过程,采用 SVR 建立液压泵故障的定量诊断模型,实现液压泵的故障定量诊断。SVR 性能的好坏主要取决于惩罚参数 c 和核函数参数 g 的选取^[12],常用的参数优化算法包括遗传算法(genetic algorithm, 简称 GA)和粒子群优化算法(particle swarm optimization algorithm, 简称 PSOA)。GA 存在收敛速度慢、易陷入局部最优的不足;PSOA 容易陷入局部最优,且局部搜索能力较差。果蝇优化算法(fruit fly optimization algorithm, 简称 FOA)是一种全局寻优的群智能算法^[13]。该算法具有参数少、计算速度快和全局寻优能力强的优点,已在许多领域得到了推广和应用^[14]。本研究采用 FOA 对 SVR 的惩罚参数 c 和核函数参数 g 进行优化选取,以期得到更好的故障定量诊断效果。

* 国家自然科学基金资助项目(51275524)

收稿日期:2015-01-14;修回日期:2015-04-16

笔者在对 PE 算法研究的基础上,提出了 SIE 的概念,通过对仿真信号分析验证了 SIE 作为故障退化特征的有效性和优越性。将 SIE 作为液压泵的退化特征,并采用 FOA 算法优选 SVR 的参数 c 和 g ,采用建立的 FOASVR 模型实现液压泵的故障定量诊断。通过对实测液压泵振动信号分析,验证了提出方法的合理性和有效性。

1 空间信息熵算法

对于一维时间序列,其 PE 大小反映了时间序列的复杂程度和随机性^[15-16]。当机械设备发生某种故障时,在故障加深的前期,随着故障的加深,其振动信号中由故障引起的确定性成分增加,信号的随机性和复杂度降低^[1,5],此时振动信号的 PE 值降低^[8]。通过分析 PE 算法的原理可知,PE 考虑的是重构分量中各元素在该重构分量中的排序关系,对每个元素在原时间序列中的位置信息没有考虑。为了分析重构分量中各元素在原时间序列中的位置信息,提出了 SIE 的概念。

1.1 SIE 原理

对于一维时间序列 $\{x(j), j=1, 2, \dots, N\}$,其 SIE 的计算步骤如下。

1) 求时间序列的最大值 $\max(x)$ 和最小值 $\min(x)$,根据最大值和最小值将时间序列 x 平均分为 s 个区,将它们从下至上标记为 $Q(1), Q(2), \dots, Q(s)$ 。

2) 以嵌入维数为 m ,延迟时间为 τ 对时间序列进行相空间重构,得到的矩阵为

$$\begin{bmatrix} x(1) & x(1+\tau) & \cdots & x(1+(m-1)\tau) \\ x(2) & x(2+\tau) & \cdots & x(2+(m-1)\tau) \\ x(i) & x(i+\tau) & \cdots & x(i+(m-1)\tau) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x(K) & x(K+\tau) & \cdots & x(K+(m-1)\tau) \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中: $i=1, 2, \dots, K; K=N-(m-1)\tau$ 为重构分量个数。

3) 任意一个重构分量 $[x(i), x(i+\tau), \dots, x(i+(m-1)\tau)]$ 都含有 m 个元素,各元素 $x_i^d, d=1, 2, \dots, m$ 在原时间序列所属分区的编号 k_i^d 可以通过以下方式求得:如果 $x_i^d = \max(x)$,则 $k_i^d = s$;否则,如果式(2)成立,则 $x_i^d \in Q(k), k=1, 2, \dots, s$,且 $k_i^d = k$ 。

$$\min(x) + D(k-1) \leq x_i^d < \min(x) + Dk \quad (2)$$

$$D = \frac{[\max(x) - \min(x)]}{s} \quad (3)$$

重构分量 $[x(i), x(i+\tau), \dots, x(i+(m-1)\tau)]$ 的空间符号序列 $[k_i^1, k_i^2, \dots, k_i^m]$ 可通过各元素分区编号代替其真实值的方式获得。以同样的方法求取其各重构分量的空间符号序列,因每个元素可能属于的分区有 s 种,则可能出现的空间符号序列最多有 s^m 种。

4) 对于该时间序列假设共有 q 种空间符号序列出现,统计每种空间符号序列出现的个数,并计算出出现的概率 $KP_1, KP_2, \dots, KP_q, \sum_{i=1}^q KP_i = 1$,则该时间序列的 SIE 可按照 Shannon 熵的形式定义为

$$SIE = - \sum_{i=1}^q KP_i \ln KP_i \quad (4)$$

当所有 $KP_i = \frac{1}{s^m}$ 时, SIE 达到其最大值 $\ln(s^m)$,此处采用 $\ln(s^m)$ 对 SIE 进行归一化

$$0 \leq SIE = \frac{SIE}{\ln(s^m)} \leq 1 \quad (5)$$

SIE 反映了时间序列 $\{x(j), j=1, 2, \dots, n\}$ 的随机程度。SIE 越小,说明时间序列的随机性越小,反之说明时间序列越不规则。与 PE 相比, SIE 考虑了重构分量中各元素在原时间序列中的位置信息,由 SIE 的原理知:在分区数 s 不小于嵌入维数 m 的情况下,其空间符号序列可能出现的种类 s^m 将远大于 PE 符号序列可能出现的种类 $m!$ 。因此,与 PE 相比, SIE 能更好地在细节上反映时间序列随机性和复杂度的变化。

1.2 参数选取

在 SIE 的计算过程中,有 3 个参数需要考虑与选取,分别为时间序列的分区数 s 、相空间重构的嵌入维数 m 和延迟时间 τ 。这里分析以上 3 个参数对 SIE 的影响,为其选取提供依据。采用的仿真信号模拟液压泵出现故障时的振动信号为

$$x(t) = x_{is}(t) + x_{fs}(t) + n(t) \quad (6)$$

其中: $x_{is}(t) = e^{-60t_1} \sin(540\pi t)$; $x_{fs}(t) = e^{-30t_2} \times \sin(540\pi t)$; $t_1 = \text{mod}\left(t, \frac{1}{30}\right)$; $t_2 = \text{mod}\left(t, \frac{1}{6}\right)$ 。

$x(t)$ 中冲击分量包含两部分^[17]: $x_{is}(t)$ 模拟液压泵振动信号中的固有冲击成分; $x_{fs}(t)$ 模拟液压泵出现故障时故障引起的冲击成分; $n(t)$ 为白噪声成分,加噪后信号信噪比为 -3 dB。仿真信号采样频率为 $1\ 024$ Hz,采样点数为 $2\ 048$ 。图 1 为 $x(t)$ 的时域图与频谱图。

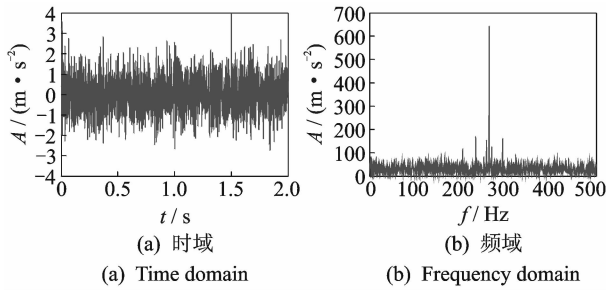


图 1 仿真信号波形图

Fig. 1 Wave form of simulation signal

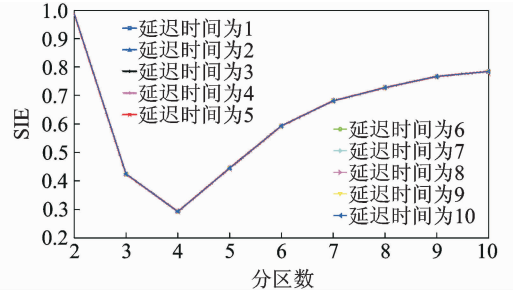


图 2 嵌入维数为 1 时仿真信号空间信息熵

Fig. 2 The SIE of simulation signal when embedding dimension is 1

为分析 3 个参数对 SIE 的影响,设置分区数 $s \in [2, 3, \dots, 10]$, 嵌入维数 $m \in [1, 2, \dots, 7]$, 延迟时间 $\tau \in [1, 2, \dots, 10]$ (为避免计算量过大造成数据溢出, 当 $m=7$ 时, s 取值范围为 2~8)。在任意参数组合 (s, m, τ) 条件下, 计算 $x(t)$ 的 SIE。图 2 为 $m=1, s$ 分别取 2~10, τ 分别取 1~10 时的 SIE。可以看出: 当 $m=1$ 时, $x(t)$ 的 SIE 随 s 取值不同而不同; 在 s 确定时, 其 SIE 不随 τ 的变化而变化。另外, 计算 m 分别取 2~7 时的 SIE。对结果分析发现: 在满足 $s \geq m-1$ 的条件下, 基于任意参数组合 (s, m, τ) 的 SIE 基本不受 τ 的影响; 当所取的参数组合不满足以上条件时, SIE 受 τ 的影响较大。图 3 为 $m=7$ 时 $x(t)$ 的空间信息熵的曲线。可以看出: 在 $s < 6$ 时, 空间信息熵在 τ 取不同值时变化很大; 在 $s \geq 6$ 时, SIE 基本不受 τ 的影响。这种现象在嵌入维数为 2~6 的情况下也同样存在。限于篇幅, 此处没有给出以上参数组合情况下 SIE 的波形图。

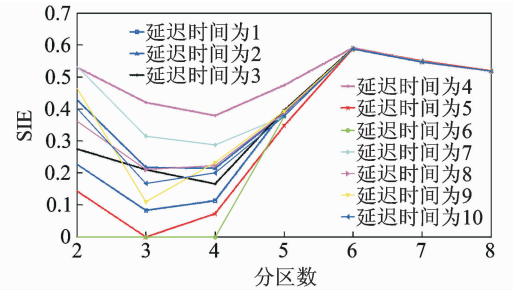


图 3 嵌入维数为 7 时仿真信号空间信息熵

Fig. 3 The SIE of simulation signal when embedding dimension is 7

计算不同分区数和嵌入维数组合 (s, m) 条件下, 延迟时间 τ 在 1~10 间取值时 $x(t)$ SIE 的方差, 结果如表 1 所示。表 1 表明, 只要 $s \geq m-1$, SIE 就基本不受延迟时间 τ 的影响。在后面的研究中, 分区数和嵌入维数的取值原则为 $s \geq m$, 而延迟时间 τ 取 3。

表 1 不同 (s, m) 组合条件下 SIE 方差
Tab. 1 Variance of SIE based on different (s, m)

分区数	嵌入维数						
	1	2	3	4	5	6	7
2	0	1.57×10^{-5}	7.55×10^{-4}	0.010 3	0.006	0	0.032
3	0	2.01×10^{-5}	1.91×10^{-5}	2.97×10^{-4}	0.002 6	0.003 7	0.017 5
4	0	8.4×10^{-6}	3.28×10^{-5}	1.98×10^{-5}	4.44×10^{-5}	0.001 8	0.011 7
5	0	3.56×10^{-6}	2.19×10^{-5}	1.72×10^{-6}	7.04×10^{-6}	1.15×10^{-5}	0.001
6	0	9.61×10^{-7}	1.34×10^{-5}	1.61×10^{-6}	1.47×10^{-5}	1.52×10^{-5}	0
7	0	9.13×10^{-7}	7.99×10^{-6}	1.73×10^{-6}	1.71×10^{-6}	4.97×10^{-6}	1.05×10^{-6}
8	0	9.87×10^{-7}	1.39×10^{-7}	1.62×10^{-6}	1.27×10^{-6}	4.55×10^{-6}	2.59×10^{-7}
9	0	1.09×10^{-6}	1.38×10^{-6}	1.76×10^{-7}	8.66×10^{-6}	4.49×10^{-7}	
10	0	9.99×10^{-7}	1.24×10^{-7}	2.14×10^{-7}	1.28×10^{-7}	6.84×10^{-7}	

分析分区数 s 和嵌入维数 m 取值对 SIE 突变检测能力的影响, 为两参数的选取提供依据。采用如式(7)所示的信号 $x_z(t)$ 模拟正常液压泵振动信号, 采用 $x(t)$ 模拟其故障信号。对比两仿真信号可知: $x(t)$ 在 $x_z(t)$ 的基础上增加了故障冲击分量

$x_f(t)$, 该分量的增加必然会引起信号动力特性的变化, 并导致信号随机性和复杂度的变化。因此, 在相同参数条件下两仿真信号的 SIE 必然会有所差异, 此处采用不同 $(s, m, 3)$ 条件下两仿真信号 SIE 的差值作为该参数组合条件下 SIE 的突变检测能力。为

了更好反映添加 $x_{\beta}(t)$ 给仿真信号随机性和复杂度带来的影响,此处两信号不添加任何噪声,即 $n(t)=0$ 。研究中嵌入维数 m 分别取 1:7,分区数 s 按如下方式取值:当 $m=1$ 时, s 分别取 2:8;当 m 取值为 2:7

时, s 分别取 $m:8$ 。分别计算以上参数条件下 $x(t)$ 和 $x_z(t)$ 的空间信息熵 SIE 和 SIE_z ,并计算它们的差值 $D=SIE-SIE_z$,结果如表 2 所示。

$$x_z(t) = x_{is}(t) + n(t) \quad (7)$$

表 2 不同 $(s,m,3)$ 条件下 SIE 和 SIE_z 差值

Tab. 2 Difference between SIE and SIE_z based on different $(s,m,3)$

分区数	嵌入维数						
	1	2	3	4	5	6	7
2	0.006 1	0.004 9					
3	0.034 7	-0.043 8	-0.000 14				
4	-0.032 2	0.012 3	-0.022 7	-0.020 3			
5	-0.027 6	0.004 2	-0.008 7	-0.095 1	-0.072		
6	-0.048 6	-0.045 8	-0.045 1	-0.031 9	-0.047 8	-0.109 3	
7	0.035 4	-0.021 3	-0.015	-0.023 5	-0.040 6	-0.031 8	-0.069
8	-0.029 9	-0.035 6	-0.030 4	-0.058 6	-0.110 5	-0.051 8	-0.089 2

由表 2 可知:当 $m \geq 3$ 时,在任何参数组合 $(s,m,3)$ 条件下,SIE 都小于 SIE_z ,这表明 $x_{\beta}(t)$ 导致信号中确定分量的增加以及信号复杂度的降低;当 $m < 3$ 时,SIE 与 SIE_z 在数值大小上没有规律可循。分析其原因是在 SIE 的计算过程中,当 m 取值较小时,相空间重构序列包含的信息量太少,此时求得的 SIE 反映时间序列动力学突变的能力比较弱。因此,在 SIE 的计算过程中 m 取值应当大于等于 3。另外,根据前文的分析结果, s 应当大于 m ,但是 s 增加会大大增加运算量和运算时间。如在表 2 结果的求取过程中,当参数组合为 $(5,4,3)$ 时,求取 $x(t)$ 的 SIE 仅需 0.253 s;当参数组合为 $(8,5,3)$ 时,同样运算需要 42.076 s;而参数组合为 $(8,7,3)$ 时,该运算过程则需要耗时 3 010.276 s(电脑配置为:i5-2400 CPU @ 3.1 GHz,4 GB 内存)。此外,从表 2 可以看出,SIE 反映状态突变的能力并不随着 s 和 m 的增加而提升。因为在参数组合为 $(5,4,3)$ 时,SIE 求取所需时间较短,且能很好地反映仿真信号的突变情况,在后面的研究中取 $(5,4,3)$ 作为 SIE 的计算参数。

1.3 仿真分析

为了验证 SIE 反映液压泵故障退化的能力,采用仿真信号模拟液压泵的故障退化过程。设置仿真信号为

$$x_d(t) = x_{is}(t) + 0.03t^2 x_{\beta}(t) + n(t) \quad (8)$$

其中: $t^2 x_{\beta}(t)$ 用来模拟液压泵故障的加深过程;其余参数和变量与仿真信号 $x(t)$ 一致;设置 $x_d(t)$ 的采样点数为 $N=20\ 480$;采样频率为 1 024 Hz。

为了研究噪声强度对 SIE 的影响,对仿真信号

加入白噪声,使信号的信噪比分别为 2,1,-1,-2,-3 dB 以及不加噪声 6 种情况。图 4 为不加噪声时液压泵故障退化的仿真信号波形图。

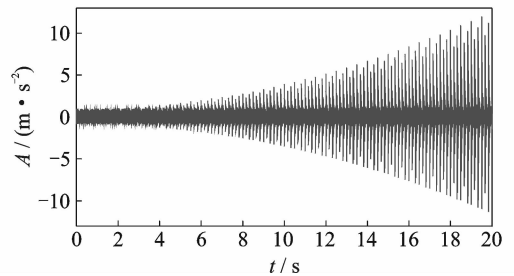


图 4 液压泵退化仿真信号波形图

Fig. 4 Wave form of the degradation simulation signal of hydraulic pump

计算不加噪声时 $x_d(t)$ 的 SIE。将 $x_d(t)$ 等分为 10 组并按顺序标记,每段数据点数为 2 048,采用这样的 10 组数据近似模拟液压泵故障程度不断加深的过程。计算以上 10 组数据的 SIE,结果如图 5 所示。为对比分析 SIE 描述液压泵故障退化的能力,计算以上 10 组数据的 PE 值,根据文献[12]的经验,笔者取嵌入维数 $m=4$,延迟时间 $\tau=3$ 作为 PE 计算过程中的参数,计算结果如图 6 所示。采用同样的方式计算 5 种加噪信号的 SIE 和 PE,结果分别如图 5 和图 6 所示。

图 5 和图 6 分别展现了 SIE 和 PE 在不同噪声背景下对液压泵故障程度的表征能力。分析两图可知:a. 随着故障程度的加深,两参数都呈现出明显的下降趋势,反映了信号随机性和复杂度的降低;b. 不论在何种噪声背景下,随着故障程度的加深,SIE

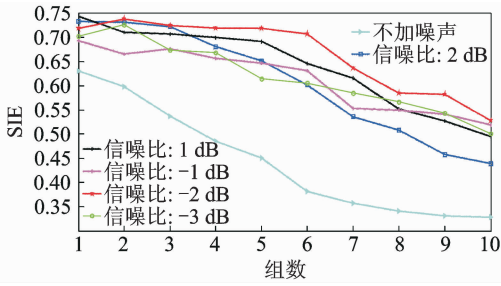


图 5 液压泵退化仿真信号的 SIE

Fig. 5 SIE of the degradation simulation signal of hydraulic pump

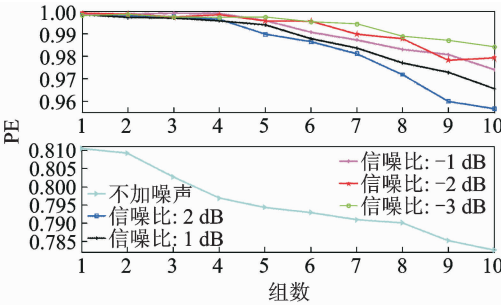


图 6 液压泵退化仿真信号的 PE

Fig. 6 PE of the degradation simulation signal of hydraulic pump

下降的幅度都大于 PE,体现了 SIE 对故障程度变化更强的反映能力,也验证了 SIE 能更好的在细节上反映时间序列随机性和复杂度的变化;c. 在噪声强度较低时,SIE 和 PE 随着组别的增加呈现出稳定的下降趋势,但在噪声较强时,两参数出现了先上升后下降的情况,原因是在故障微弱阶段,强噪声背景对 SIE 和 PE 表征故障退化的能力会产生影响。

2 液压泵故障定量诊断策略

退化特征提取和故障程度诊断是液压泵故障定量诊断的两个环节。笔者从液压泵振动信号中提取 SIE 作为其退化特征,采用 SVR 算法实现其故障的定量诊断^[4]。同时提取 PE 作为退化特征并建立 SVR 模型实现液压泵故障定量诊断,以对比 SIE 作为退化特征用于液压泵故障定量诊断的性能。SVR 模型的惩罚因子 c 和核函数参数 g 对其性能影响很大,本研究采用 FOA 算法对 g 和 c 的取值进行优选,FOA 寻优原理见文献[14]。采用 SVR 实现液压泵定量故障诊断的策略如图 7 所示。首先,对液压泵振动信号分析提取退化特征,并将提取特征分为训练特征集和测试特征集;然后,基于训练集采用

FOA 算法对 SVR 模型的参数进行优化,最后,建立故障定量诊断模型,基于测试集实现液压泵的故障定量诊断。

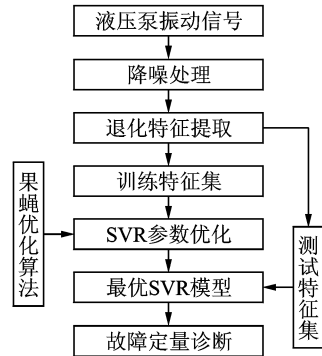


图 7 液压泵故障定量诊断策略

Fig. 7 The quantitative diagnosis strategy of Hydraulic Pump fault

3 实例分析

3.1 数据采集及处理

实测液压泵振动信号来自于自液压泵试验台^[18],如图 8 所示。液压泵型号为 SY-10MCY14-1EL,采用型号为 Y132M-4 的电机驱动,其额定转速为 1 480 r/min。选用 CA-YD-139 型压电式加速度传感器与液压泵端盖刚性连接,使用 DH-5920 型振动信号采集仪进行数据采集。试验系统框图如图 9 所示。笔者主要对液压泵出现单松靴故障时的振动信号进行分析,为获得较为贴近实际的不同程度松靴故障的振动信号,液压泵故障采用装备检修时换下的带有不同程度松靴故障的柱塞代替正常柱塞的方式模拟。为界定松靴故障的程度,定义松靴度为滑靴与柱塞间能够发生的最大轴向位移量。采用游标卡尺测量试验中所用的 5 个松靴柱塞的松靴度分别为 0.12,0.18,0.3,0.42 和 0.64 mm。采集 5 种程度松靴以及正常状态下的液压泵振动信号各 100 组,每组信号采样点数为 2 048,数据采样频率为 50 kHz,采样间隔为 30 s,试验过程中试验台主溢流阀压力为 10 MPa,电机转速为其额定转速。

采集部分振动信号如图 10 所示,由试验中采用柱塞的松靴度可知,每种状态比前一状态的松靴度增加量分别为 0.12,0.06,0.12,0.12 和 0.22 mm,是一个由轻到重的过程,所采集振动信号的幅值表现出由小到大的趋势,大致反映了松靴度的加深情况,但仅从振动信号时域图不能有效判定松靴度的大小。



图 8 液压泵试验台

Fig. 8 Test bench of hydraulic pump

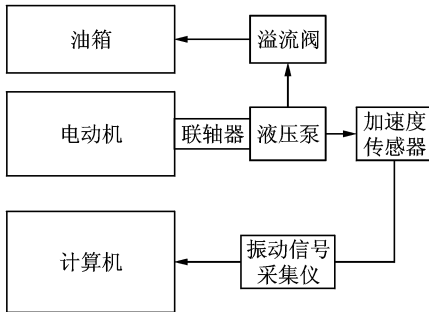


图 9 试验系统框图

Fig. 9 Diagram of the test rig

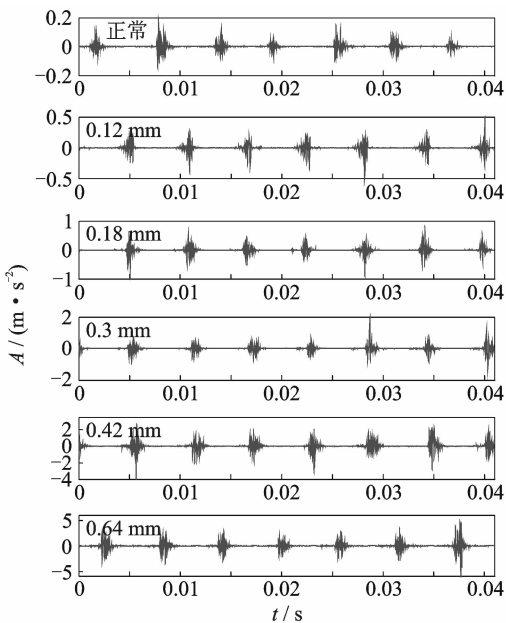


图 10 采集的部分振动信号

Fig. 10 Waveform of collected vibration signal

3.2 退化特征提取

由仿真分析可知,强噪声背景下 SIE 和 PE 描述微弱故障退化的能力受噪声影响较大,因此在对实测信号分析前有必要对其进行降噪。笔者采用文献[18]提出的 CNC 降噪法对实测信号进行降噪处

理。为了验证 SIE 表征液压泵故障程度的能力,并与 PE 进行对比,从正常和 5 种程度松靴的样本中各任取 10 组,分别计算其 PE 和 SIE,如图 11 所示。

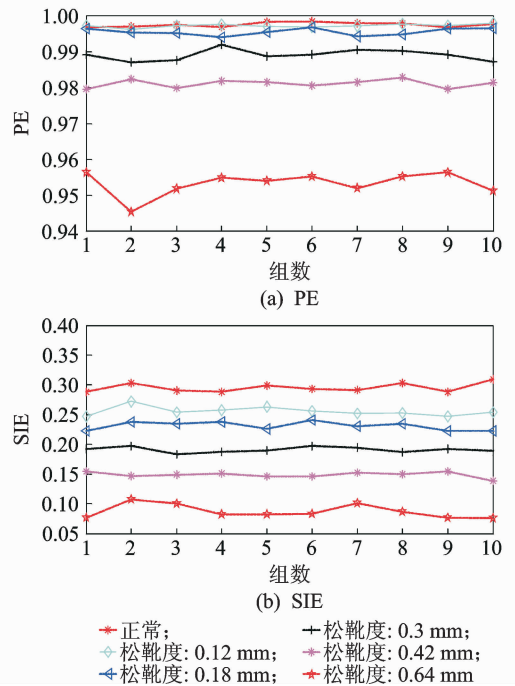


图 11 松靴样本的 SIE 和 PE

Fig. 11 SIE and PE of loosening boot samples

分析图 10 和图 11 得出以下结论:a. 正常样本的 SIE 和 PE 值最大,说明正常状态下液压泵振动信号的随机性和复杂度最大;b. 随着故障程度的加深,SIE 和 PE 都明显下降,说明信号随机性和复杂度随故障程度的加深而降低;c. SIE 和 PE 都能有效区分不同程度的松靴故障,但从对故障程度的表征能力上分析,SIE 的性能更加优越;d. 在松靴度由小到大发生定量变化时,10 组样本 SIE 平均值的减少量分别为 0.040 3,0.023 4,0.397,0.041 1 和 0.061 9,SIE 变化量与松靴度变化量有相对较好的比例关系,SIE 能较好地表征松靴度的变化;e. PE 对松靴度的表征能力明显弱于 SIE,10 组样本 PE 平均值的减少量分别为 6.4×10^{-4} ,0.001 7,0.006 4,0.008 和 0.027 8;f. 松靴度为 0.12 mm 样本的 PE 值和正常样本 PE 值以及松靴度为 0.18 mm 样本的 PE 值出现了交叉现象。

将正常状态作为松靴状态的一种特殊情况,从 6 种程度故障的样本中各任选 60 组作为样本集。为了对比 SIE 和 PE 在液压泵故障定量诊断中的性能,基于样本集分别提取 SIE 特征集和 PE 特征集,其步骤为:a. 采用经验模态分解(empirical mode decomposition,简称 EMD)算法对每个样本进行分

解,基于每个内禀模态函数 (intrinsic mode function, 简称 IMF) 与原信号的互相关系数^[19] 和互信息值^[20] 乘积绝对值的大小确定敏感 IMF,取较敏感的前 4 个 IMF 作为分析对象;b. 提取每个敏感 IMF 的 SIE 和 PE,即得到 60(4 维的 SIE 特征集和 PE 特征集。图 12 为从 SIE 特征集和 PE 特征集中任选 10 组特征向量的第 1 维特征值。

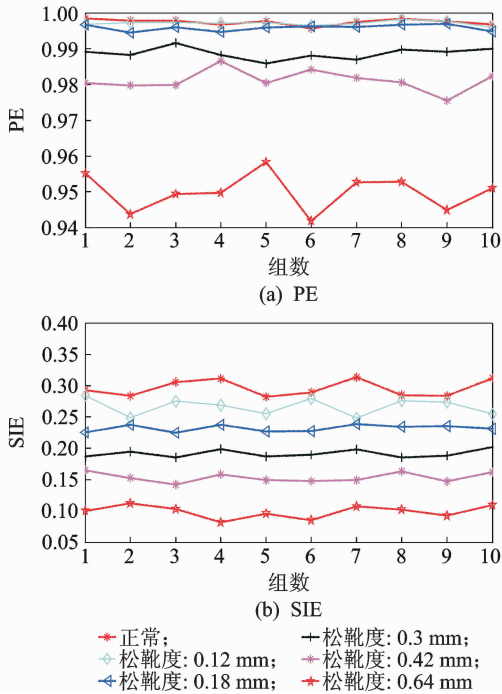


图 12 提取特征向量的第 1 维特征
Fig. 12 The first feature of the extracted feature vector

3.3 故障定量诊断模型训练及应用

基于 SIE 特征集和 PE 特征集分别建立液压泵故障定量诊断模型,以液压泵松靴度为定量诊断目标值,实现液压泵的故障定量诊断。对于 SIE 特征集,取其前 30 组作为训练集,后 30 组作为测试集。训练集分别采用 FOA 算法、PSO 算法和 GA 算法对 SVR 的模型参数 c 和 g 寻优,3 种算法的主要参数设置^[14] 如下:最大迭代次数和种群规模分别为 100 和 10;FOA 算法的初始坐标为 $(5 \text{ rand}(1, 1), 5 \text{ rand}(1, 1))$,迭代步长为 20;PSO 算法的局部搜索参数为 1.5,全局搜索参数为 1.7;GA 算法的交叉概率为 0.7,变异概率为 0.1。以训练样本的最小均方误差作为个体适应度,3 种算法寻优过程中适应度变化曲线如图 13(a)所示,寻优结果如表 3 所示。对于 PE 特征集,采用同样的方式对其 SVR 的模型参数进行寻优,寻优过程中 3 种算法的适应度变化曲线如图 13(b)所示,寻优结果如表 3 所示。

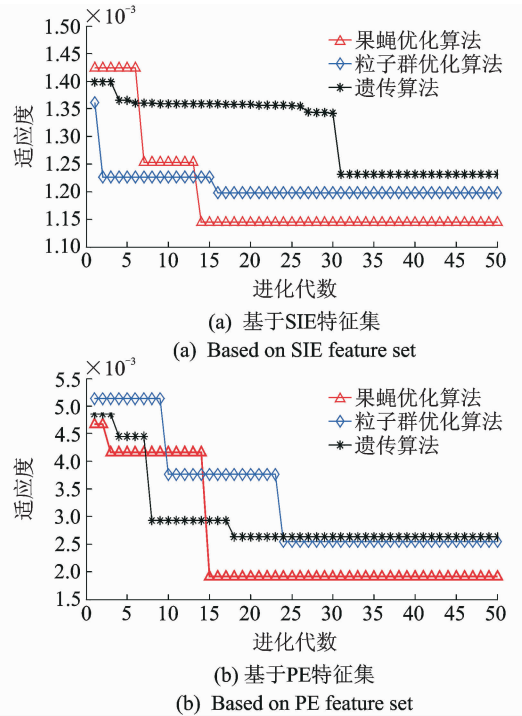


图 13 参数寻优适应度曲线

Fig. 13 Adaption curves of parameters optimizing

表 3 参数寻优结果

Tab. 3 The parameters optimizing results

特征集	算法	寻优结果(c, g)	对比指标		
			参数寻优 时间/s	收敛迭 代次数	均方误差 $\times 10^{-3}$
SIE	FOA	(2.154 7, 1.764 1)	3.32	14	1.145
	PSO	(85.069 7, 0.1)	99.26	16	1.198
	GA	(0.628 9, 0.298 5)	44.89	31	1.231
PE	FOA	(0.559 8, 0.113 1)	3.96	15	1.908
	PSO	(1.975 2, 8.906 8)	112.37	18	2.541
	GA	(0.538 5, 8.157 4)	61.32	24	2.633

分析图 13 和表 3 可知,不论采用哪种参数优化算法,基于 SIE 特征集建立的 SVR 模型在训练集上的诊断误差都更小,得到了更高的故障定量诊断精度,且参数优选的运行时间和迭代代数都要小于基于 PE 特征集的情况。另外,不论是基于 SIE 特征集还是 PE 特征集,FOA 算法的参数寻优性能都优于另外两种算法。

基于 SIE 训练特征集,分别采用以上 3 种算法优选的参数建立 SVR 模型,采用建立的模型对测试集进行故障定量诊断,如图 14 所示。对于 PE 特征集,采用同样的方式建立故障定量诊断模型并实现定量诊断,如图 15 所示。为了进一步验证 SIE 和 PE 在液压泵故障定量诊断中的性能,分别计算基于 SIE 特征集建立的 SVR 模型和基于 PE 特征集建

立的 SVR 模型的模型训练时间、诊断值与实际松靴度的均方误差、诊断值与实际松靴度的绝对平均误差、诊断值与实际松靴度的最大误差及诊断值与实际松靴度的相关系数等指标,如表 4 所示。

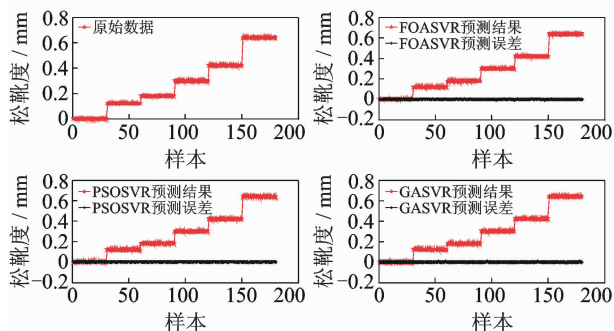


图 14 基于 SIE 特征集建立 SVR 模型的定量诊断结果

Fig. 14 Testing results of the SVR model based on SIE

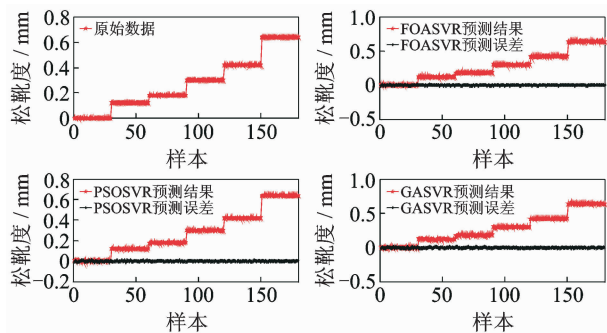


图 15 基于 PE 特征集建立 SVR 模型的定量诊断结果

Fig. 15 Testing results of the SVR model based on PE

表 4 对比参数

Tab. 4 Comparison parameters

特征集	模型	对比指标		
		相关系数 数/%	均方误差 $\times 10^{-3}$	绝对平均 最大误差 误差 $\times 10^{-3}$
SIE	FOASVR	99.473	1.149	1.078
	PSOSVR	99.269	1.208	1.120
	GASVR	99.057	1.241	1.163
PE	FOASVR	99.210	2.193	1.875
	PSOSVR	98.957	2.746	2.540
	GASVR	98.622	2.801	2.571

分析图 14, 15 和表 4 可以得出以下结论: a. 不论是采用 PE 还是 SIE 作为退化特征, 都能够有效诊断出液压泵松靴度; b. 基于 SIE 特征集建立的 SVR 模型诊断值与实际松靴度误差更小, 诊断值更加贴近液压泵的松靴度, 故障定量诊断的精度更高; c. 与 PSO 和 GA 相比, FOA 在优化 SVR 模型参数上性能更加优越。

4 结论

1) 空间信息熵基于重构序列中元素在原时间序列中位置信息的变化反映了时间序列复杂度和随机性的变化, 与排列熵相比能更好地在细节上反映时间序列的动力学变化, 能更好地表征液压泵的故障程度。

2) 空间信息熵 3 个参数的选择可以参考以下原则: 分区数取值不宜过大, 且应不小于嵌入维数; 嵌入维数应在 3~7 的范围内取值; 在以上条件下, 延迟时间可以在 1~10 内任意取值。

3) 实测液压泵振动信号分析结果表明: 空间信息熵具有更好的故障程度表征能力; 与排列熵相比, 采用空间信息熵作为退化特征实现液压泵故障定量诊断能得到更高的诊断精度; 采用 FOA 优选液压泵故障定量诊断模型参数具有更优越的性能。

参 考 文 献

- [1] 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)
- [2] Du Jun, Wang Shaoping, Zhang Haiyan. Layered clustering multi-fault diagnosis for hydraulic piston pump[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013(36):487-504.
- [3] Zhao Zhen, Jia Mingxing, Wang Fuli, et al. Intermittent chaos and sliding window symbol sequence statistics-based early fault diagnosis for hydraulic pump on hydraulic tube tester[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2009(23):1573-1585.
- [4] 鞠华, 沈长青, 黄伟国, 等. 基于支持向量回归的轴承故障定量诊断应用[J]. 振动、测试与诊断, 2014, 34(4):767-771.
Ju Hua, Shen Changqing, Huang Weiguo, et al. Quantitative diagnosis of bearing fault based on support vector regression[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2014, 34(4):767-771. (in Chinese)
- [5] 王冰, 李洪儒, 许葆华. 基于多尺度形态分解谱熵的电机轴承预测特征提取及退化状态评估[J]. 振动与冲击, 2013, 32(22):124-128.
Wang Bing, Li Hongru, Xu Baohua. Motor bearing

- forecast extracting and degradation status identification based on multi-scale morphological decomposition spectral entropy[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2013, 32(22): 124-128. (in Chinese)
- [6] 董新峰,张为民,邓松. 基于Lempel-Ziv指标的主轴系统退化[J]. *振动、测试与诊断*, 2015,35(1):17-23.
Dong Xinfeng, Zhang Weimin, Deng Song. The research for the degradation of spindle of machine tool based on Lempel-Ziv index[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2015, 35(1):17-23. (in Chinese)
- [7] 杨宇,潘海洋,程军圣. VPMCD和模糊熵在转子系统故障诊断中的应用[J]. *振动、测试与诊断*, 2014, 34(5):791-795.
Yang Yu, Pan Haiyang, Cheng Junsheng. The application of VPMCD and fuzzy entropy in rotor system fault diagnosis[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2014, 34 (5): 791-795. (in Chinese)
- [8] Bandt C, Pompe B. Permutation entropy: a natural complexity measure for time series[J]. *Physical Review Letters*, 2002, 88(174102):1-4.
- [9] Nicolaou N, Georgiou J. Detection of epileptic electroencephalogram based on permutation entropy and support vector machines[J]. *Expert Systems with Applications*, 2012, 39: 202-209.
- [10] Yan Ruqing, Liu Yongbin, Gao R X. Permutation entropy: a nonlinear statistical measure for status characterization of rotary machines[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2012, 29: 474-484.
- [11] Ouyang Gaoxiang, Li Jing, Liu Xianzeng. Dynamic characteristics of absence EEG recordings with multiscale permutation entropy analysis[J]. *Epilepsy Research*, 2013, 104: 246-252.
- [12] 吴坚,赵阳,何春. 基于支持向量机回归算法的电子机械制动传感器系统故障诊断[J]. *吉林大学学报*, 2013, 43(5):1178-1183.
Wu Jian, Zhao Yang, He Chun. Fault detection and diagnosis of EMB sensor system based on SVR[J]. *Journal of Jilin University*, 2013, 43 (5):1178-1183. (in Chinese)
- [13] Pan Wentao. A new fruit fly optimization algorithm: taking the financial distress model as an example[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2012, 26 (1): 69-74.
- [14] 宁剑平,王冰,李洪儒,等. 递减步长果蝇优化算法及应用[J]. *深圳大学学报:理工版*, 2014, 31 (4): 367-373.
Ning Jianping, Wang Bing, Li Hongru, et al. Research on and application of diminishing step fruit fly optimization algorithm [J]. *Journal of Shenzhen University: Science and Engineering*, 2014, 31 (4):367-373. (in Chinese)
- [15] 刘永斌,龙潜,冯志华,等. 一种非平稳、非线性振动信号检测方法的研究[J]. *振动与冲击*, 2007, 26 (12):131-134.
Liu Yongbing, Long Qian, Feng Zhihua, et al. Detection method for nonlinear and non-stationary signals [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2007, 26(12): 131-134. (in Chinese)
- [16] 冯辅周,司爱威,江鹏程. 小波相关排列熵和HMM在故障预测中的应用[J]. *振动工程学报*, 2013, 26(2): 269-275.
Feng Fuzhou, Si Aiwei, Jiang Pengcheng. Application of wavelet correlation permutation entropy and hidden markov model to fault prognostic[J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2013, 26 (2): 269-275. (in Chinese)
- [17] 姜万录,刘云杰,朱勇. 小波脊线解调与两次EMD分解相结合的故障识别方法及应用研究[J]. *仪器仪表学报*, 2013, 34(5): 1131-1138.
Jiang Wanlu, Liu Yunjie, Zhu Yong. Research on wavelet ridge demodulation and twice EMD-based fault identification method and its application[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2013, 34 (5):1131-1138. (in Chinese)
- [18] Wang Yukui, Li Hongru, Ye Peng. Fault feature extraction of hydraulic pump based on CNC De-noising and HHT[J]. *Journal of Failure Analysis and Prevention*, 2015,15(1):139-151.
- [19] 苏文胜,王奉涛,张志新,等. EMD降噪和谱峭度法在滚动轴承早期故障诊断中的应用[J]. *振动与冲击*, 2010, 29(3): 18-21.
Su Wensheng, Wang Fengtao, Zhang Zhixin, et al. Application of EMD de-noising and spectral kurtosis in early fault diagnosis of rolling element bearings[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2010, 29(3):18-21. (in Chinese)
- [20] 张志刚,石晓辉,施全,等. 基于改进EMD和谱峭度法滚动轴承故障特征提取[J]. *振动、测试与诊断*, 2013, 33(3): 478-482.
Zhang Zhigang, Shi Xiaohui, Shi Quan, et al. Fault feature extraction of rolling element bearing based on improved EMD and spectral kurtosis[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2013, 33(3): 478-482. (in Chinese)



第一作者简介:王余奎,男,1987年1月生,博士、讲师。主要研究方向为装备状态监测与故障预测。曾发表《Fault feature extraction of hydraulic pump based on CNC de-noising and HHT》(《Journal of Failure Analysis and Prevention》2015, Vol. 15, No. 1)等论文。
E-mail: wykougao@163.com

通信作者简介:李洪儒,男,1963年1月生,教授、博士生导师。主要研究方向为信号处理技术、装备状态监测与故障预测、武器系统仿真。
E-mail: lihr168@sohu.com