

基于强化层次模糊熵的柴油机故障诊断方法*

宋业栋^{1,2}, 马光伟^{1,2}, 朱小龙³, 张俊红³

(1. 内燃机可靠性国家重点实验室 潍坊, 261061)

(2. 潍柴动力股份有限公司 潍坊, 261061)

(3. 天津大学内燃机燃烧学国家重点实验室 天津, 300072)

摘要 针对多尺度模糊熵(multi-scale fuzzy entropy, 简称MFE)算法中多尺度化过程采用滑动均值滤波器导致原始信号高频信息丢失的问题,提出强化层次模糊熵方法(enhanced hierarchical fuzzy entropy, 简称EHFE),用于表征原始信号中富含的高低频故障模式信息。结合萤火虫算法优化支持向量机(firefly algorithm optimized support vector machine, 简称FAOSVM),提出一种基于EHFE和FAOSVM的柴油机故障诊断方法。柴油机试验数据对比分析表明:相比于现有方法,所提出方法能够充分表征柴油机故障信号富含的模式信息,并且能够有效识别柴油机正时齿轮故障,识别精度达到99.6%,在极小样本下也能达到较好的识别精度。

关键词 强化层次模糊熵;柴油机;正时齿轮;故障诊断;萤火虫算法优化支持向量机

中图分类号 TH17;TK428

引言

故障特征提取技术是柴油机故障诊断技术的关键内容之一,为了表征柴油机不同运行条件下的特性,采用柴油机故障信号的时域、频域或者时频域等参数作为故障特征量^[1-3]。Liu等^[3]基于改进固有时间尺度和Wigner分布图像,用于配气机构和燃油系统故障诊断。江志农等^[4]提取时域信号的幅值有效值作为故障特征,结合分类回归树模型进行柴油机故障诊断。张舒等^[5]通过计算漏气激励力频段的振动能量数值,用于气阀漏气故障诊断。由于柴油机受到燃烧冲击和振动冲击交互作用以及附属设备的干涉,采集到的振动信号受背景噪声干扰,影响故障特征参量的敏感性。模糊熵作为一种衡量时间序列复杂性的指标,具有较强的抗噪特性,在脑电、轴承及齿轮等信号特征表征中得到广泛应用^[6-7]。由于基本尺度熵不能有效评价时间序列在多个时间尺度下的复杂性,Costa等^[8]引入粗粒化方法,提出多尺度熵方法。郑近德等^[9]提出多尺度模糊熵算法用于滚动轴承故障诊断。

由于粗粒化算法丢失了原始信号的高频信息,不能全面表征原始信号的模式信息,故笔者采用一种强化层次分析算法^[10],通过滑动均值和滑动插值

的高低频算子,获取原始信号不同层次的高低频分量并计算其模糊熵值,提出一种能够充分表征信号高低频模式信息的算法——强化层次模糊熵,并将其用于表征柴油机复杂振动信号。

为实现柴油机故障诊断,采用支持向量机(support vector machine, 简称SVM)作为分类器,采用萤火虫算法(firefly algorithm, 简称FA)^[11]对支持向量机参数进行寻优,并将FA优化支持向量机用于柴油机多故障模式诊断。基于此,笔者提出一种基于EHFE和FAOSVM的故障诊断方法,并将该方法用于柴油机故障诊断中,通过柴油机正时齿轮故障试验数据分析,验证所提出方法的有效性。

1 多尺度模糊熵和强化层次模糊熵

1.1 模糊熵

样本熵采用阶跃函数评价2个向量之间的相似性,忽略了实际应用中存在模糊边界,不能充分的表征向量间的相似性,针对这一问题,Chen等^[7]采用模糊函数评价向量之间的相似性,提出模糊熵算法,其计算步骤^[9,12]如下。

1) 给定一组信号 $\{X = x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_N\}$,将原信号转化成 m 维向量 Y_i^m

* 内燃机可靠性国家重点实验室开放课题资助项目(skler-202009);天津市研究生科研创新资助项目(2021YJSB182)

收稿日期:2022-06-29;修回日期:2022-09-09

$$Y_i^m = [x_i, x_{i+1}, \dots, x_{i+m-1}] - u_i \quad (i=1, 2, \dots, N-m+1) \quad (1)$$

其中: $u_i = \frac{1}{m} \sum_{j=0}^{m-1} x_{i+j}$; N 为信号样本点个数。

2) 计算 Y_i^m 中相邻2个 m 维向量的切比雪夫距离 $d_{i,j}^m$, 即

$$d_{i,j}^m = d[Y_i^m, Y_j^m] = \max_k [|Y_{i+k}^m - Y_{j+k}^m|] \quad (k=0, 1, \dots, N-m) \quad (2)$$

3) 引入模糊函数 $A_{i,j}^m$, 计算得到2个向量的模糊相似度 $\varphi^m(r)$ 为

$$\varphi^m(r) = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} \left(\frac{1}{N-m-1} \sum_{j=1, j \neq i}^{N-m} A_{i,j}^m \right) \quad (3)$$

其中: $A_{i,j}^m(n, r) = \exp[-(d_{i,j}^m/r)^n]$; $d_{i,j}^m > 0$; r 为相容限参数(一般取 $r=0.1 \sim 0.25SD$, SD 为原始信号的标准差; n 为模糊函数的梯度(一般取 $n=2$)^[9]。

4) 对维数 $m+1$ 维重复步骤1~3, 得到

$$\varphi^{m+1}(r) = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} \left(\frac{1}{N-m-1} \sum_{j=1, j \neq i}^{N-m} A_{i,j}^{m+1} \right) \quad (4)$$

5) 模糊熵的定义为

$$FEn[X, m, r] = \ln[(\varphi^m(r))/(\varphi^{m+1}(r))] \quad (5)$$

1.2 多尺度模糊熵

由于基本尺度模糊熵难以全面表征实际信号富含的信息, 结合多尺度化方法^[8]和模糊熵, 文献^[9]提出多尺度模糊熵算法, 其算法步骤如下。

$$Q_i^k =$$

$$\begin{bmatrix} \frac{1}{2} & \underbrace{0 \dots 0}_{2^{k-1}-1} & \frac{(-1)^l}{2} & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{2} & \underbrace{0 \dots 0}_{2^{k-1}-1} & \frac{(-1)^l}{2} & \dots & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & \frac{1}{2} & \underbrace{0 \dots 0}_{2^{k-1}-1} & \frac{(-1)^l}{2} \end{bmatrix}_{(N-2^k+1) \times (N-2^{k-1}+1)} \quad (9)$$

式(9)为强化层次分析的高低频算子, 算子矩阵的每一行非零元素 $1/2$ 和 $(-1)^l/2$ 之间有 $2^{k-1}-1$ 个零元素。随着层次化分析层数 k 增加, 零元素的数目增加, 该过程采用滑动均值和滑动差值的形式, 能够有效避免高低频算子 Q_i^k 中每一行非零元素之间零元素恒为 $0(2^{k-1}-1, k$ 恒等于1时)造成的统计可靠性变差^[10]。

2) 构造向量 $[v_1, v_2, \dots, v_k]$, 其中, $v_k \in \{0, 1\}$, 则

1) 给定信号 $\{X = x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_N\}$, 计算得到多尺度化时间序列, τ 为尺度参数, 即

$$y_j^\tau = \frac{1}{\tau} \sum_{i=(j-1)\tau+1}^{j\tau} x_i \quad (1 \leq j \leq \frac{N}{\tau}) \quad (6)$$

2) 分别计算 τ 个多尺度化时间序列 y_j^τ 的模糊熵, 即

$$MFE[X, \tau, m, r] = FEn[y_j^\tau, m, r] \quad (7)$$

由式(7)可知, 多尺度化算法实际上是一种滑动均值的算子, 随着 τ 增大, 滑动窗口变大, 这容易导致原始时间序列的高频信息丢失。

1.3 强化层次模糊熵

针对多尺度化导致时间序列高频信息丢失的问题, 文献^[10]结合高低频算子提出强化层次化分析方法。利用差分和求和算子计算, 得到原始信号的高低频成分; 相比“粗粒化”过程, 强化层次化分析, 能够有效提取原始信号的高低频成分。笔者结合强化层次分析和模糊熵, 提出强化层次模糊熵算法, 其计算过程如下。

1) 对于给定信号 $\{X = x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_N\}$, 定义其高低频成分分别为 $Q_1(x)$ 和 $Q_0(x)$, 即

$$\begin{cases} Q_0(x) = \frac{x_i + x_{i+1}}{2} \\ Q_1(x) = \frac{x_i - x_{i+1}}{2} \end{cases} \quad (i \in [1, N-1]) \quad (8)$$

第 k 层对应的高低频算子 $Q_i^k (l=0$ 或 $l=1)$ 的矩阵形式表示为

整数 e 可表示为

$$e = \sum_{j=1}^k 2^{k-j} v_j \quad (10)$$

其中: 整数 e 与 $[v_1, v_2, \dots, v_k]$ 元素一一对应。

3) 基于向量 $[v_1, v_2, \dots, v_k]$, 强化层次化分析下给定信号 k 层各节点分量为

$$X_{k,e} = Q_{v_k}^k Q_{v_{k-1}}^{k-1} \dots Q_{v_1}^1 X \quad (11)$$

其中: $X_{k,e}$ 为第 k 层分解的第 e 个节点分量。

当 $k=3$ 时, X 的强化/层次化分析过程如图 1 所示。

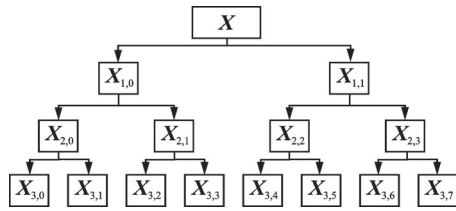


图1 强化/层次化分析过程

Fig.1 Procedure of enhanced / hierarchical analysis

4) 计算第 k 层各节点分量的模糊熵, 得到 2^k 个熵值, 即强化层次模糊熵为

$$\text{EHFE}_{k,e} = \text{FEn}[X_{k,e}, m, r] \quad (12)$$

同样地, 式(10)的高低频算子 Q_i^k 中, 当 $k=1$ 时, 强化层次分析退化为普通层次化分析, 此时层次化分析下给定信号的 k 层各分量为

$$\bar{X}_{k,e} = Q_{v_k}^{k=1} Q_{v_{k-1}}^{k=1} \dots Q_{v_1}^{k=1} X \quad (13)$$

计算各节点分量的模糊熵, 得到 2^k 个熵值, 即层次模糊熵(hierarchical fuzzy entropy, 简称HFE)为

$$\text{HFE}_{k,e} = \text{FEn}[\bar{X}_{k,e}, m, r] \quad (14)$$

上述分析可知, EHFE 和 HFE 算法的区别主要在于构造如式(9)所示的高低频算子。

1.4 参数分析

EHFE 算法中与信号长度 N 、嵌入维度 m 、相似容限 r 以及分析层数 k 有关。嵌入维度 m 越大, 重构后的信号维度更高, 包含的信息量越大, 但会导致数据长度变短。相似容限 r 越小, 能够统计信息越多, r 过大容易造成统计信息丢失。层次化分析的层数 k 越大, 高低频分量数越大, 会造成计算成本增加。结合文献[10]和柴油机信号特点, 取 $m=2, k=4$ 。图 2 为正常和异常状态下柴油机振动信号。研究信号长度 N 和相似容限 r 对熵值的影响, 为了便于对比分析, 取多尺度模糊熵尺度因子 $\tau=16$ 。

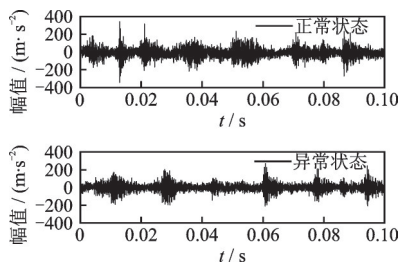


图2 正常和异常状态下柴油机振动信号

Fig.2 Time-domain vibration signal of diesel engine under normal and abnormal state

1.4.1 相似容限对熵值的影响

取不同的相似容限 r 分别为 $0.05\text{SD}, 0.1\text{SD}, 0.15\text{SD}, 0.2\text{SD}, 0.25\text{SD}$ 和 0.3SD , 在不同 r 值下, 计算柴油机正常和异常状态下振动信号的 MFE, HFE 和 EHFE 熵值。不同相似容限下的熵值如图 3 所示。从图 3(a)可以看出: ①随着尺度因子 τ 增大, MFE 熵值逐渐降低, 这是由于 MFE 中多尺度算法在 τ 增大的过程中会导致信号中高频信息丢失; ②随着 r 增加, 正常和异常状态下振动信号的 MFE 熵值逐渐降低, 这说明 r 过大会导致统计信息丢失; ③对于正常和异常状态下的柴油机振动信号, MFE 表现出相同的趋势, 且熵值差异较小, 区分度不足, 这是由于柴油机强背景噪声干扰, 仅通过振动信号的低频信息不足以表征柴油机振动信号富含的模式信息。从图 3(b)可以看出: ①分析层数 $k=4$ 时, 各节点分量的熵值不同, 具有差异性, 这说明原始信号高低频分量所富含的信息量不同, 相比 MFE 算法, HFE 能够更加充分表征柴油机振动信号的模式信息; ②随着 r 增加, 正常和异常状态下振动信号的 HFE 熵值逐渐降低, 这与 r 对 MFE 熵值的影响相似; ③正常和异常状态下振动信号的 HFE 熵值表现出相同的趋势, 熵值差异过小, 区分度不足, 这是由于 HFE 算法中各层节点随着 k 的增加, 数据变短, 统计信息丢失。从图 3(c)可以看出: ①与 HFE 熵值相似, 相同 r 下不同节点高低频分量的 EHFE 熵值不同; ②随着 r 增加, 正常和异常状态下振动信号的 EHFE 熵值同样逐渐降低; ③相比于 MFE 和 HFE, EHFE 方法计算的正常和异常状态的熵值, 表现出较为明显的区别(当节点分量为 7 和 9 时), 在节点分量 4~10 之间的熵值具有不同的趋势, 这说明采用滑动均值和滑动插值的 EHFE 方法有利于区分柴油机不同状态下的振动信号。

综合上述分析可知: r 对于 MFE, HFE 和 EHFE 熵值的影响相似; r 越大, 熵值越小, 统计的信息量存在丢失问题; r 越小, 会造成统计信息冗余; 相比于 MFE 算法中的多尺度化过程, HFE 和 EHFE 算法中层次化分析方法能够表征更加丰富的原始信号富含模式信息; 相比于 HFE 算法, EHFE 算法能够更加有效地区分不同运行状态下柴油机复杂振动信号。

1.4.2 数据长度对熵值的影响

计算数据长度 N 分别为 2 500, 5 000, 7 500 和 10 000 下的柴油机正常和异常状态下振动信号的 MFE, HFE 和 EHFE 熵值。不同数据长度 N 下的熵值如图 4 所示。图 4(a)表明: 当 N 一定时, 随着 τ 增

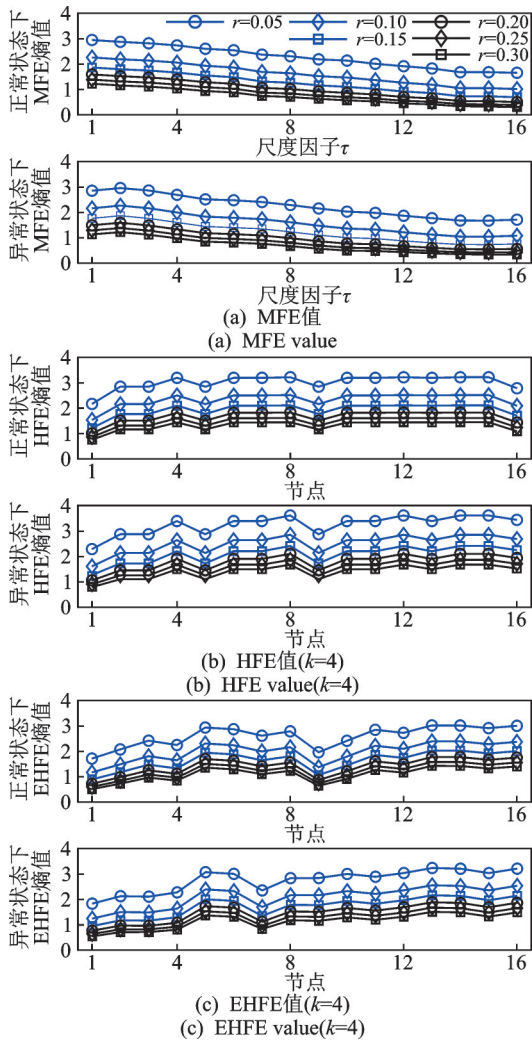


图3 不同相似容限下的熵值

Fig.3 Entropy values under different r

大, MFE 熵值逐渐降低; 当 N 增加时, MFE 熵值变化较小, 这说明 N 对 MFE 熵值基本没有影响; 正常和异常状态下振动信号的 MFE 表现出较小的差异。图 4(b) 表明: 各节点分量的 HFE 熵值不同且具有差异性; 随着 N 变化, 正常和异常状态下振动信号的 HFE 熵值变化较小; 正常和异常状态下振动信号 HFE 熵值表现出相同的趋势, 且熵值差异过小, 在节点分量为 5 和 9 处存在熵值大小差异。图 4(c) 表明: 与 HFE 熵值趋势相似, 相同 N 下不同节点分量的 EHFE 熵值不同; 随着 N 增加, 正常和异常状态下振动信号的 EHFE 熵值变化较小; 相比于 MFE 和 HFE, EHFE 方法计算的正常和异常状态的熵值表现出较为明显的区别, 即在节点分量 4~12 之间的熵值具有不同的趋势, 这说明采用滑动均值和滑动插值的 EHFE 方法有利于区分柴油机不同状态下的振动信号。

综合上述分析可知: 数据长度 N 对于 MFE,

HFE 和 EHFE 熵值的影响较小; 相比于 MFE 和 HFE, EHFE 在不同柴油机状态下振动信号熵值的区分度更高, 这表明 EHFE 算法能更好地区分柴油机不同状态下的振动信号。

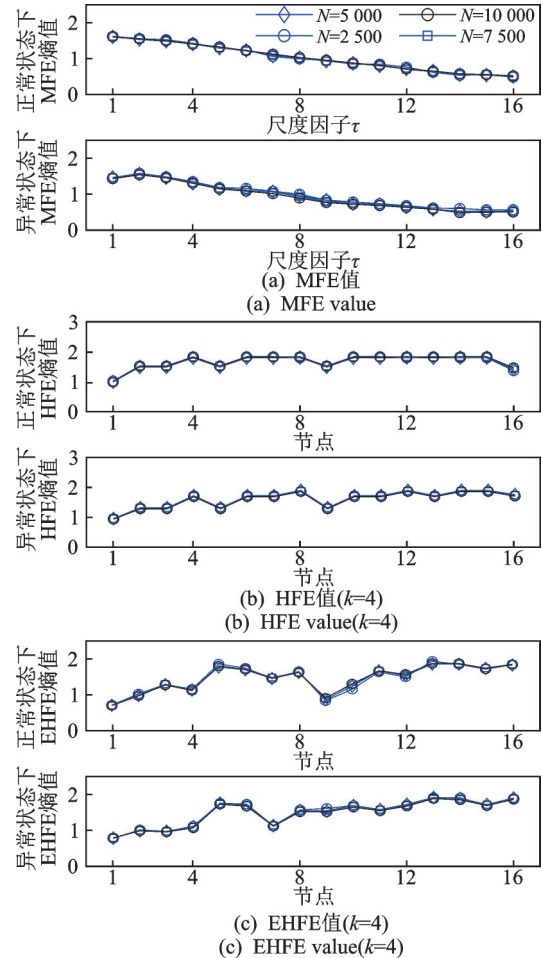


图4 不同数据长度 N 下的熵值

Fig.4 Entropy values under different N

2 基于 EHFE 的故障诊断方法

2.1 萤火虫优化支持向量机

支持向量机在实际应用过程中需要预定义参数核函数参数 g 和惩罚因子 c , 且对最终的识别精度影响较大。为了消除参数预定义的影响, 笔者采用萤火虫算法作为搜索算法, 最大化识别精度为目标函数, 确定 g 和 c 。FAOSVM 算法步骤^[11]如下。

- 1) 给定训练集和测试集;
- 2) 初始化参数: 种群规模、最大迭代数、萤火虫控制参数(初始吸引度、吸收系数和随机扰动步长)以及 g 和 c 的搜索范围;
- 3) 随机生成萤火虫位置, 并计算 g 和 c 下的 SVM 识别精度;

- 4) 根据最大值更新萤火虫位置;
- 5) 计算 g 和 c 下的 SVM 识别精度;
- 6) 重复步骤 4~5 至最大迭代次数;
- 7) 输出最优 g 和 c 以及最优识别精度。

上述参数设置如下:最大迭代数为 300,种群规模为 100,吸收系数为 1,初始吸引度为 0.2,随机扰动步长为 0.25, g 和 c 的搜索范围为 $[2^{-8}, 2^8]$ 。

2.2 基于强化层次模糊熵的故障诊断方法

笔者提出一种基于 EHFE 和 FAOSVM 的柴油机齿轮系统故障诊断方法,具体步骤如下:

- 1) 选取柴油机 k 种状态下的数据,每种状态取 N 个样本,共计 kN 个样本;
- 2) 分别计算所有样本的 EHFE,得到故障特征集 $\{M^k, k\}, M^k \in R^{N \times r}$;
- 3) 将每一种状态下的 T 组数据作为训练集 $M_{train}^k \in R^{T \times r}$ 和 $(N - T)$ 测试集 $M_{test}^k \in R^{(N - T) \times r}$;
- 4) 将训练样本集及其标签和测试样本集及其标签输入到 FAOSVM 模型中进行训练和测试,并输出诊断结果。

3 试验

3.1 柴油机试验数据

试验采用某四冲程六缸柴油机,试验台架包含测功机、发动机及其附属设备;在飞轮壳顶部布置三向振动传感器(选用 z 向数据分析)。柴油机试验台架及传感器布置如图 5 所示。在正常和不同正时齿轮故障程度下(采用线切割技术在正时齿轮轮齿根部切割不同深度裂纹,沿着齿高方向切掉部分轮齿)进行柴油机试验,柴油机正时齿轮系统和部分齿轮故障件如图 6 所示。柴油机状态设置如表 1 所示。试验工况如下:转速为 1 200 r/min,负载为 75%,采样频率为 51 200 Hz,采样时间为 10 s。选择柴油机一个工作循环为一个样本,每个样本 5 120 个数据点,共 100 个样本,其中,50 个样本作为训练集,50 个样本作为测试集。柴油机各状态下振动信号时域图如图 7 所示。

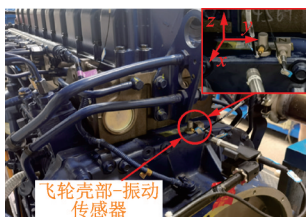


图 5 柴油机试验台架及传感器布置

Fig.5 Layout of diesel engine test bench and sensor

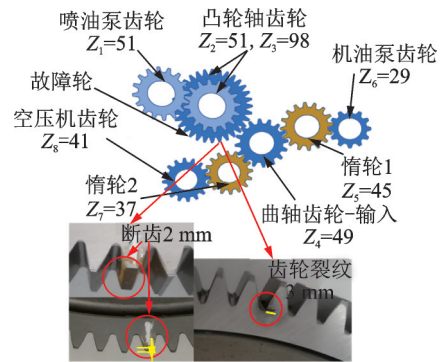


图 6 柴油机正时齿轮系统和部分齿轮故障件

Fig.6 Diesel engine timing gears system and gear failure parts

表 1 柴油机状态设置

Tab.1 Setup of the state of diesel engine

标签	柴油机状态	训练样本数	测试样本数
1	齿轮断齿 2 mm	50	50
2	齿轮裂纹 1 mm	50	50
3	齿轮裂纹 2 mm	50	50
4	齿轮裂纹 3 mm	50	50
5	正常	50	50

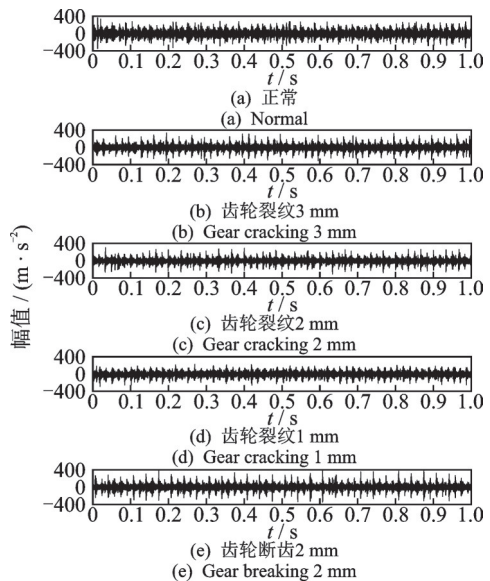


图 7 柴油机各状态下的振动信号时域图

Fig.7 Time domain diagram of vibration signal of diesel engine under four kinds of states

3.2 不同柴油机状态下的熵值

设置参数 $N=5 120, m=2, r=0.2, \tau=16, k=4$, 计算得到柴油机 5 种状态下的 EHFE, HFE 和 MFE 熵值, 每种状态 100 个样本, 柴油机振动信号熵值的均方差如图 8 所示。由图 8(a) 可知, 同种状态下方差较小, 但各状态的熵值在不同时间尺度下差异较小, 不利于故障识别, 且随着尺度因子增大, 熵值减小, 统计的故障信息量降低, 在大尺度下区分度更加不

明显。由图 8(b)可以看出,同种状态下各分量熵值方差较小;不同状态下的 HFE 熵值呈现较大的差异。如图 8(c)所示,与 HFE 熵值趋势对比,EHFE 熵值具有相同的分布,但个别节点分量处的柴油机振动信号熵值呈现出较大的区分度,例如节点分量 3 和 9 等,特别是正常状态下振动信号熵值远离其他异常状态下振动信号熵值,这有利于柴油机故障识别。

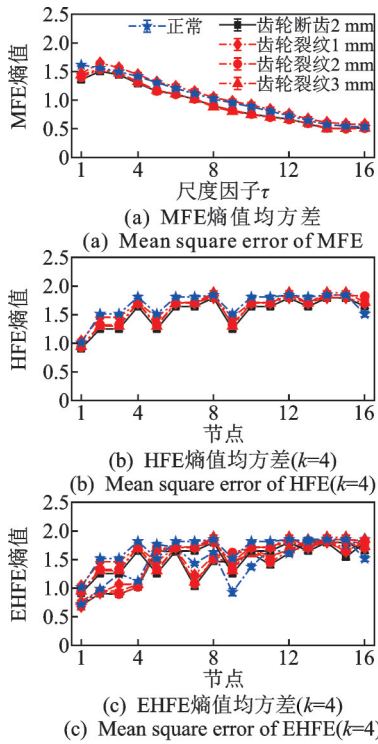


图 8 柴油机振动信号熵值的均方差

Fig.8 Mean square error of the entropy value of diesel engine vibration signal

3.3 柴油机正时齿轮故障诊断

将提取的不同熵值划分训练集和测试集,输入到 FAOSVM 优化分类器中进行识别,图 9 为 EHFE-FAOSVM 的诊断结果。图 10 为基于 HFE-FAOSVM 的诊断结果。基于 MFE-FAOSVM 的诊断结果如图 11 所示。图 9 表明,笔者所提方法的识别精度达到 99.6%,每种状态有 50 类样本,仅有 1 个齿轮断齿为 2 mm 的样本识别为齿轮裂纹为 3 mm。相比之下,基于 HFE-FAOSVM 方法的识别精度为 95.2%,其中,齿轮断齿 2 mm 和齿轮裂纹 3 mm 样本发生较多的误分类现象。同样,基于 MFE-FAOSVM 方法的识别精度最低,为 87.2%,除正常状态的样本能够完全正确识别外,其他样本存在较多的误分类现象。上述结果验证了笔者所提出方法具有更好的柴油机正时齿轮故障识别性能。

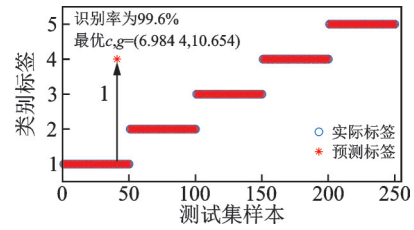


图 9 EHFE-FAOSVM 的诊断结果

Fig.9 Recognition result of the method based on EHFE-FAOSVM

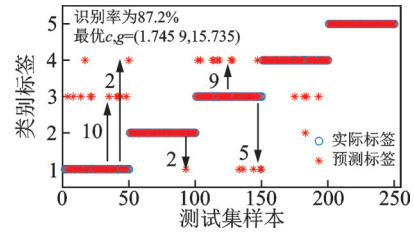


图 10 基于 HFE-FAOSVM 的诊断结果

Fig.10 Recognition result of the method based on HFE-FAOSVM

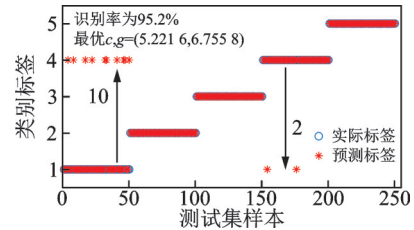


图 11 基于 MFE-FAOSVM 的诊断结果

Fig.11 Recognition result of the method based on MFE-FAOSVM

为了进一步说明所提出方法的优越性,当每类测试样本数为 50 时,研究每类不同训练样本数对柴油机齿轮系统故障诊断精度的影响。不同训练样本数下的识别精度如表 2 所示。可以看出,笔者所提方法的识别精度高于其他 2 种方法的识别精度,即使在较小样本下,也能达到较好的识别效果,同时在每类样本数为 40 时,已达到 99.6% 的识别精度。该结论验证了笔者所提出方法用于柴油机正时齿轮故障诊断的优越性。

表 2 不同训练样本数下的识别精度

Tab.2 Recognition rate under different number of training samples

样本数	EHFE-FAOSVM	HFE-FAOSVM	MFE-FAOSVM
5	0.932	0.864	0.728
10	0.968	0.936	0.752
15	0.988	0.944	0.840
20	0.988	0.956	0.852
25	0.988	0.956	0.868
30	0.988	0.960	0.876
35	0.988	0.960	0.880
40	0.996	0.960	0.880
45	0.996	0.960	0.868
50	0.996	0.952	0.872

4 结 论

1) 提出一种强化层次模糊熵EHFE算法,能够充分表征柴油机复杂信号赋含的高低频模式信息,克服了多尺度模糊熵的缺点。

2) 提出一种基于EHFE和FAOSVM的柴油机故障诊断方法,能够有效识别柴油机5种运行状态,识别精度达到99.6%。

3) 与基于HFE-FAOSVM和基于MFE-FAOSVM的故障诊断方法相比,所提出方法具有更优异的故障特征表征型和故障识别精度,在极小样本下也能保证较好的识别性能。

参 考 文 献

- [1] DELVECCHIOS, BONFIGLIOP, POMPOLIF. Vibro-acoustic condition monitoring of internal combustion engines: a critical review of existing techniques [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 99: 661-683.
- [2] BI F R, LI X, LIU C C, et al. Knock detection based on the optimized variational mode decomposition [J]. Measurement, 2019, 140: 1-13.
- [3] LIU Y, ZHANG J H, MA L. A fault diagnosis approach for diesel engines based on self-adaptive WVD, improved FCBF and PECOC-RVM [J]. Neurocomputing, 2016, 177: 600-611.
- [4] 江志农, 魏东海, 王磊, 等. 基于CART决策树的柴油机故障诊断方法研究 [J]. 北京化工大学学报(自然科学版), 2018, 45(4): 71-75.
JIANG Zhinong, WEI Donghai, WANG Lei, et al. Fault diagnosis of diesel engines based on a classification and regression tree (CART) decision tree [J]. Journal of Beijing University of Chemical Technology (Natural Science Edition), 2018, 45(4): 71-75. (in Chinese)
- [5] 张舒, 余永华, 胡磊, 等. 柴油机气阀漏气故障声发射诊断特征参数 [J]. 内燃机学报, 2016, 34(4): 379-383.
ZHANG Shu, YU Yonghua, HU Lei, et al. Parameter for valve leakage diagnosing fault for diesel engines based on acoustic emission [J]. Transactions of Csic, 2016, 34(4): 379-383. (in Chinese)
- [6] ZHENG J D, PAN H Y, CHENG J S. Rolling bearing fault detection and diagnosis based on composite multiscale fuzzy entropy and ensemble support vector machines [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 85: 746-759.
- [7] CHEN W T, WANG Z Z, XIE H B, et al. Characterization of surface EMG signal based on fuzzy entropy [J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2007, 15(2): 266-272.
- [8] COSTA M, GOLDBERGER A L, PENG C K. Multiscale entropy analysis of biological signals [J]. Physical Review E: Statistical, Nonlinear, and Soft Matter Physics, 2005, 71: 021906.
- [9] 郑近德, 陈敏均, 程军圣, 等. 多尺度模糊熵及其在滚动轴承故障诊断中的应用 [J]. 振动工程学报, 2014, 27(1): 145-151.
ZHENG Jinde, CHEN Minjun, CHENG Junsheng, et al. Multiscale fuzzy entropy and its application in rolling bearing fault diagnosis [J]. Journal of Vibration Engineering, 2014, 27(1): 145-151. (in Chinese)
- [10] YANG C, JIA M P, LI Z N, et al. Enhanced hierarchical symbolic dynamic entropy and maximum mean and covariance discrepancy-based transfer joint matching with Welsh loss for intelligent cross-domain bearing health monitoring [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 165: 108343.
- [11] ZHANG H, SHI Y X, YANG X R, et al. A firefly algorithm modified support vector machine for the credit risk assessment of supply chain finance [J]. Research in International Business and Finance, 2021, 58: 101482.
- [12] ZHU X L, ZHENG J D, PAN H Y, et al. Time-shift multiscale fuzzy entropy and laplacian support vector machine based rolling bearing fault diagnosis [J]. Entropy, 2018, 20(8): 602.



第一作者简介:宋业栋,男,1986年7月生,硕士、高级工程师。主要研究方向为发动机故障诊断与识别。曾发表《基于优化VMD与欧氏距离的柴油机故障识别》(《振动、测试与诊断》2020年第40卷第5期)等论文。
E-mail: songyd@weichai.com

通信作者简介:朱小龙,男,1992年8月生,博士生。主要研究方向为发动机状态监测与故障诊断。
E-mail: zhuxl@tju.edu.cn