基于混合熵的变工况铣削振动状态无监督辨识方法

吴炎青[1] 胡 腾[1*] 王小虎[1] 米 良[2] 殷国富[3]
1.西南石油大学机电工程学院,成都,610500
2.中国工程物理研究院机械制造工艺研究所,绵阳,621999
3.四川大学机械工程学院,成都,610065

摘要:针对现有变工况铣削振动状态辨识技术在精准性与高效性的局限性,提出一种基于混合熵的无监督辨识方法。以基于偏差补偿子带自适应滤波的铣削力信号降噪为切入点,通过对信号模糊熵与功率谱熵的加权求和获取铣削振动状态混合熵;借助协同聚类模型对混合熵进行无监督学习及分类,进而依据信号采样时间历程,输出变工况铣削振动状态的辨识结果。实验表明,所提方法训练模型仅需16.55 s,且无需样本,优势显著。

关键词:混合熵;无监督学习;变工况铣削;振动状态辨识
中图分类号:TP18
DOI:10.3969/j.issn.1004-132X.2026.07.013 **开放科学(资源服务)标识码(OSID)**:

Unsupervised Identification Methodology Using Hybrid Entropy for Milling Vibration States under Variable Operating Conditions

WU Yanqing[1] HU Teng[1*] WANG Xiaohu[1] MI Liang[2] YIN Guofu[3]
1.College of Electromagnetically Engineering, Southwest Petroleum University, Chengdu, 610500
2.Institute of Mechanical Manufacturing Technology, China Academy of Engineering Physics, Mianyang, Sichuan, 621999
3.School of Mechanical Engineering, Sichuan University, Chengdu, 610065

Abstract: To address the limitations in accuracy and efficiency of existing techniques for identifying milling vibration states under variable operating conditions, this paper proposes an unsupervised identification method based on hybrid entropy. The proposed method first denoised the milling force signals using bias-compensated sub-band adaptive filtering. A hybrid entropy metric was then derived through the weighted summation of fuzzy entropy and power spectrum entropy to characterize the vibration states. Subsequently, a collaborative clustering model was employed for unsupervised learning and classification of the hybrid entropy, ultimately outputting the identification results over the signal time history. Experimental results demonstrate that the proposed method requires only 16.55 s for model training and eliminates the need for labeled sample sets, demonstrating significant advantages in computational efficiency and practical engineering applications.

Key words: hybrid entropy; unsupervised learning; variable operating conditions; vibration state identification

0 引言

航空薄壁零件几何特征构形复杂,其铣削加工的工艺参数多变,是典型的变工况切削。随着工件质量减少、刀具持续磨损、主轴转速调整,稳定铣削可经过颤振孕育阶段最终恶化至颤振爆发[1],直接降低铣削加工质量。

为避免变工况铣削过程出现颤振爆发,国内外学者大多采取实时监测及快速识别的策略,重点研究颤振爆发时铣削系统的振动状态特征及其提取方法[2-5]。相关研究表明,仅关注颤振爆发的监测及识别,工件表面仍会产生振纹,严重影响加工质量[6-7]。从工程应用的角度考虑,若能准确监测到颤振孕育状态,并及时干预铣削工艺参数,则可从根本上杜绝变工况铣削过程出现颤振爆发,故对变工况铣削振动状态进行精准、高效辨识具有重要理论意义及工程应用价值。

颤振孕育阶段持续时间较短,蕴含的铣削振动状态特征较稀疏,不易被甄别及辨识,基于时

收稿日期:2024-10-12 **修回日期**:2026-04-21
基金项目:四川省重大科技专项(2020ZDZX0003,2019ZDZX0055);四川省重点研发计划(2017GZ0057)

域、频域、时频域的传统信号处理方法不再适用[8]。信息熵因其能反映信号复杂度和不确定性，而逐渐用于颤振检测[9-10]。TRAN等[11]利用模糊熵选择特征，并结合集成经验模态分解和Hilbert-Huang变换处理信号，提高了分类精度。LIU等[12]以基于交叉小波变换谱图的归一化谱熵和对数谱距离作为颤振辨识特征，得到一种高效的颤振检测指标。籍永建等[13]为提高辨识精度，将机器人加工状态信息、功率谱熵差值、原始信号标准偏差构建为三维特征向量矩阵。孙朝阳等[14]利用功率谱熵和频率消除算法得到功率谱熵差，并将其作为颤振辨识指标。

随着人工智能的应用与发展，无监督学习在模式识别研究领域逐渐得到应用[15-17]。DUN等[18]基于密度度量和距离度量的协同聚类方法搭建无监督辨识模型。戴稳等[19]为提高刀具磨损监测的辨识精度与泛化性能，提出基于堆叠稀疏自动编码网络与卷积神经网络的两种辨识模型。刘伟等[20]利用改进经验模态分解算法和基于遗传算法优化的反向传播神经网络建立颤振辨识模型，实验证明该方法在加工状态识别上的有效性。

现有变工况铣削振动状态辨识方法存在如下三个局限：①振动状态信息熵抗干扰能力弱，对异常信号的敏感性较高。信息熵不仅能反映信号的复杂性和不确定性，还对信号扰动高度敏感，有利于准确识别颤振孕育状态。铣削加工环境繁杂，存在谐波干扰和噪声，不采取一定举措预处理振动信号将对辨识结果带来不利影响。②铣削振动状态特征提取不足。变工况铣削过程中，稳定铣削及颤振爆发之间存在短暂的颤振孕育阶段。单一熵所含振动信息难以全面、准确地反映变工况铣削振动信号的复杂特性及状态演化。③振动状态边界划分人为干预过多，且缺乏科学指导，辨识结果误报率较高。此外，振动状态判定阈值划分存在较多的人为干预，训练耗时且结果过于理想化，不利于发展在线监测及预警系统。

基于此，提出一种基于混合熵的变工况铣削振动状态无监督辨识方法。首先，为有效减小环境噪声、谐波干扰等异常信号的影响，在传统子带自适应滤波算法基础上添加动态补偿项，设计一种偏差补偿子带自适应滤波(bias-compensated sub-band adaptive filtering，BC-SAF)算法对铣削力信号进行降噪预处理。然后，对铣削力模糊熵与功率谱熵进行加权求和，得到变工况铣削振动状态混合熵。之后，构建一种K均值高斯混合模型(K-means-Gaussian mixture model，K-means-GMM)，并在此基础上开展变工况铣削振动状态的无监督学习与分类。最终，以铣削力信号采样时间历程为参考依据，输出变工况铣削振动状态的辨识结果。

1 理论方法

1.1 基于BC-SAF滤波的信号预处理

铣削振动信号易受环境噪声与谐波干扰的影响，须首先对其进行降噪处理。SAF的工作原理是随输入信号变化自适应调整滤波系数，以获得最佳的滤波效果[21]。为进一步提升该算法的滤波性能，提出一种改进BC-SAF滤波算法，即在传统SAF中引入自适应动态偏差补偿项，实现对历史偏差补偿项的加权平均，抑制异常信号引发的滤波信号输出偏移，提升算法对信号连续演化的适应性。

对给定的信号进行时延子带分解，采用时延递进的方式选取相同长度的信号，得到子带信号。令$\boldsymbol{u}_i$、d_i分别为第i个子带的输入信号和目标输出，随后依据

$$\boldsymbol{K}=\frac{\boldsymbol{P}\boldsymbol{u}_i}{\lambda+\boldsymbol{u}_i^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}\boldsymbol{u}_i}$$

式中：$\boldsymbol{K}$为卡尔曼自适应滤波器；$\boldsymbol{P}$、$\boldsymbol{u}_i^{\mathrm{T}}$分别为协方差矩阵和子带输入信号转置；$\lambda$为遗忘因子，用于控制历史信息在滤波器更新中的影响程度，取值范围为(0,1)。

对子带进行滤波。

卡尔曼自适应滤波器滤波系数$\boldsymbol{h}$的更新公式为

$$\boldsymbol{h}\leftarrow\boldsymbol{h}+\boldsymbol{K}e_i$$

$$e_i=d_i-(\boldsymbol{h}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{u}_i+b_i)$$

$$b_i=b_{i-1}+\frac{e_i-b_{i-1}}{1+\|\boldsymbol{u}_i\|^2}$$

式中：e_i为子带误差；b_i为偏差补偿项。

在传统SAF中引入b_i即可有效补偿信号滤波处理中模型不完备或外部扰动导致的系统偏差。偏差补偿项初值$b_0=0$时，最终滤波信号为

$$d_{\mathrm{A}}=\boldsymbol{h}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{u}_N+b_N$$

式中：下标N为子带数量。

1.2 基于模糊功率谱的混合熵

颤振信号通常具有不稳定、不均衡的非线性特征。模糊熵H_{f}[22]能有效反映信号的模糊性、不确定性、不稳定性，是一种适合颤振信号检测的信息熵。铣削加工振动状态的识别中，模糊熵仅能区分颤振爆发与稳定铣削，无法有效识别二者之间的过渡阶段即颤振孕育期。为此，在模糊熵的基础上引入加权功率谱熵，充分利用功率谱熵H_{ps}[23]所含频域信息，增强模糊熵对特征信息变化

的灵敏度及稳定性，借此实现变工况振动信号及其演化特性的完备表达，有效辨识颤振孕育状态。将功率谱熵与模糊熵进行加权求和，得到变工况铣削振动特征信息混合熵：

$$H_{\mathrm{hyb}}=w_1H_{\mathrm{ps}}+w_2H_{\mathrm{f}}$$

式中：w_1、w_2分别为功率谱熵与模糊熵的权重，$w_1+w_2=1$。

1.3　基于K-means-GMM的协同无监督学习

K均值聚类算法[24]计算效率高，适合大规模数据集，但只适合球形簇；高斯混合模型[25]模型具有更好的解释性，适用于非球形簇，但计算复杂度高，易陷入局部最优，且对初始参数敏感。由变工况铣削振动状态信息的数据特征不难发现，协同上述两种方法进行无监督学习可实现状态辨识算法的优势互补，更利于精准辨识颤振孕育状态。

如图1所示，以基于K-means的聚类中心搜索为首阶段任务，并计算全局协方差即数据集任意两个样本的协方差σ_A，将中心点和σ_A作为初始参数代入高斯混合模型(Gaussian mixture model，GMM)进行聚类，由此形成协同聚类模型，以提升聚类精度与效率。

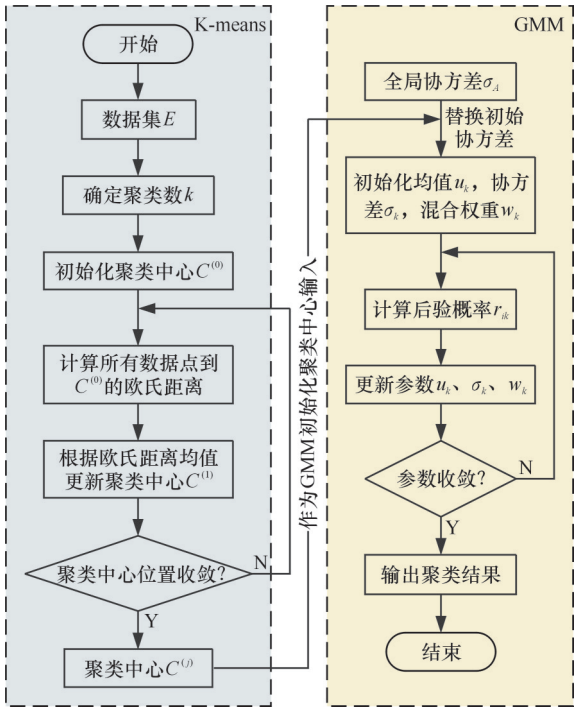


图1　K-means-GMM技术路线

Fig.1　K-means-GMM Technical Route

1.3.1　基于K-means的聚类中心搜索

以1维数据为例。给定含n个样本的数据集$E=\{E_1,E_2,\cdots,E_n\}$，并从中随机选取k个样本$C=\{C_1^{(0)},C_2^{(0)},\cdots,C_k^{(0)}\}$作为初始聚类中心。数据集$E$中数据$E_i(i=1,2,\cdots,n)$与$C$中数据$C_j^{(0)}(j=1,2,\cdots,k)$的欧氏距离为

$$d(E_i,C_j^{(0)})=|E_i-C_j^{(0)}|$$

将$d(E_i,C_j^{(0)})$最小值对应的E_i为$C_j^{(0)}$所属簇的聚类中心。

首次分配后，设对应中心$C_j^{(0)}$的簇$J(J=1,2,\cdots,k)$包含m_J个样本，更新该簇中心：

$$C_j^{(1)}=\frac{1}{m_J}\sum E_i$$

式中：E_i为簇J中的样本。

将更新后的中心集$C^{(1)}=\{C_1^{(1)},C_2^{(1)},\cdots,C_k^{(1)}\}$作为新的聚类中心，并重复上述“分配-更新”步骤，直至聚类中心收敛或达到最大迭代次数，得到稳定聚类中心$C=\{C_1,C_2,\cdots,C_k\}$。

1.3.2　GMM参数集迭代计算

为实现协同无监督学习，须借助期望最大化(expectation-maximization，EM)算法，迭代估计第k个聚类的高斯分布GMM参数集$\{w_k,\mu_k,\sigma_k\}$，其中，w_k、μ_k、σ_k分别为高斯分量的混合权重、均值和协方差。所建模型采用共享协方差结构，即各分量的协方差均固定为1.3.1节计算得到的全局协方差σ_A，在EM迭代过程中仅更新w_k和μ_k。

1)期望步。基于给定参数集$\{w_k,\mu_k,\sigma_k\}$，计算第i个数据点的后验概率：

$$\gamma_{ik}=w_kP_i/\sum_{k=1}^{K}w_kP_i \tag{1}$$

$$w_k\in(0,1)\text{且}\sum_{k=1}^{K}w_k=1$$

$$P_i=P_i(x_i|\mu_k,\sigma_k)=R\sqrt{(2\pi)^d|\sigma_k|} \tag{2}$$

$$R=\exp(-(\boldsymbol{x}_i-\boldsymbol{\mu}_k)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Sigma}_k^{-1}(\boldsymbol{x}_i-\boldsymbol{\mu}_k)^{\mathrm{T}}/2) \tag{3}$$

式中：P_i为第i个数据点在第k个聚类的高斯分布概率密度；K为聚类个数；d为数据点个数。

2)最大化步。利用γ_{ik}、式(2)、式(3)更新参数集：

$$\mu_k=\sum_{i=1}^{n}\gamma_{ik}x_i/\sum_{i=1}^{n}\gamma_{ik} \tag{4}$$

$$w_k=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\gamma_{ik} \tag{5}$$

进而计算并观测数据点的对数似然：

$$L=\sum_{i=1}^{n}\ln(\sum_{k=1}^{K}w_kP_i) \tag{6}$$

至此，期望最大化算法完成一次迭代。基于更新后的参数集，重复上述迭代计算过程。当数据点的对数似然L收敛时，即可获得GMM参数集。

1.3.3　K-means-GMM聚类结果的输出

由文献[25]可知，GMM聚类的概率密度为

$$p(x_i)=\sum_{k=1}^{K}w_kP_i(x_i|\mu_k,\sigma_k) \tag{7}$$

因此，将聚类中心$\boldsymbol{C}$、全局协方差σ_A、GMM参数集

$\{w_k,\mu_k,\sigma_k\}$代入式(7)即得各数据点高斯分布的概率密度，并借此实现聚类。

1.4 总体技术路线

根据1.1～1.3节所述内容，以高效、精准辨识变工况铣削振动状态为目标，提出总体技术路线。如图2所示，该技术路线由变工况铣削工艺路径确定、变工况铣削力信号的预处理、变工况铣削振动状态的辨识组成。需要特别说明的是，在“变工况铣削振动状态辨识”阶段引入基于时频域变换的振动状态能量变化与分布分析，达到验证及评估无监督学习结果的目的。

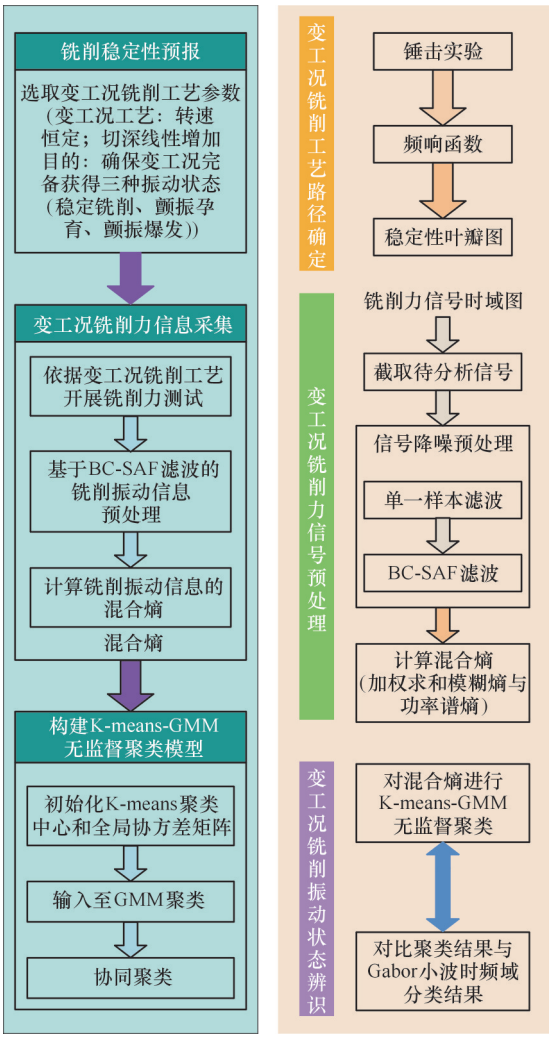


图2 总体技术路线

Fig.2 Overall technique flowchart

2 辨识算例

2.1 变工况铣削工艺路径确定

为有效采集变工况铣削振动信息，确保完整记录铣削工艺过程从稳定铣削到颤振爆发的演变，采用基于铣削稳定性预报的工艺路径确定方法，即通过预测极限铣削深度，合理设计变工况铣削走刀路径。

基于VMC850加工中心，借助DeweSoft模态测试系统搭建图3所示的锤击模态实验环境。其中，主轴前端为ϕ20 mm整体式硬质合金立铣刀（齿数为2，主切削刃长8 mm）。铣削系统的首阶模态固有频率、模态阻尼比、模态质量分别为1178.1 Hz、2.247、1.1287 kg。

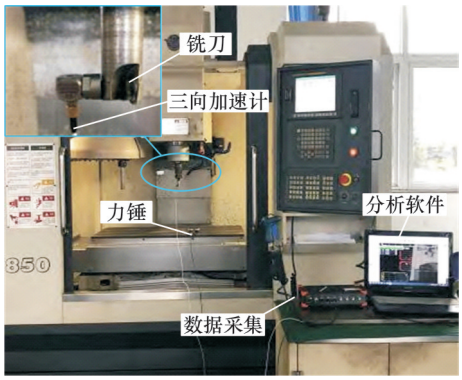


图3 锤击模态实验

Fig.3 Impact modal test

进而，基于零阶频域近似法[26-27]预报径向侵入比为1（径向切宽a_e=20 mm）、进给率f=200 mm/min的铣削加工系统稳定性。图4为预报所得铣削稳定性叶瓣图。

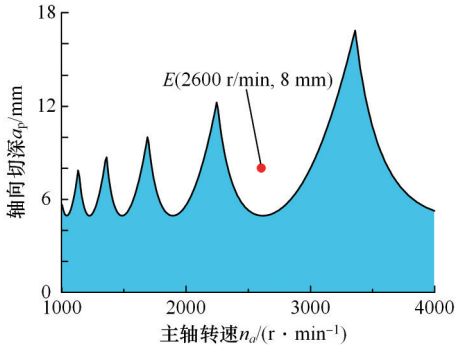


图4 铣削稳定性叶瓣图

Fig.4 Milling stability blade diagram

综合考虑铣削加工系统的实际情况，最终确立变工况铣削工艺路径，即主轴转速恒定在2600 r/min，轴向切深a_p由0线性增加至8 mm，如图5所示。

依据变工况铣削工艺路径，构建变切深铣削实验平台，并采集铣削力信号。工件材料为航空级铝合金7075；测力仪为Kistler9265B，采样频率为9000 Hz。

2.2 变工况铣削振动状态信息预处理

利用1.1节所述BC-SAF滤波算法对变工况铣削力信号进行预处理，取遗传因子λ=0.98、滤波阶数R_o=10、子带数量N=8。图6所示为铣削力的原始信号与滤波处理结果。滤波处理后，铣削力信号信噪比显著提高，干扰信号明显减少，为

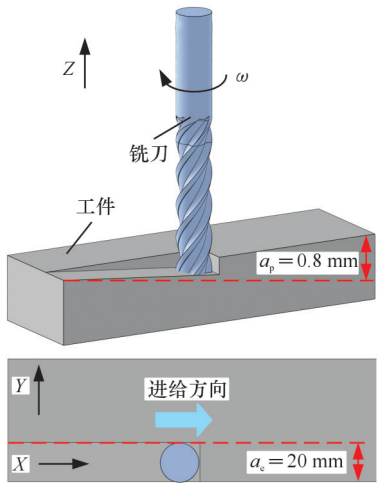


图5　变切深铣削工艺路径

Fig.5　Varying depth milling path

后续开展振动状态混合熵特征提取奠定较好基础。图6表明所测工况历经了由稳定铣削到颤振爆发的完整演变过程，颤振孕育阶段时间短、样本少，其边界判定与状态辨识的难度较大。

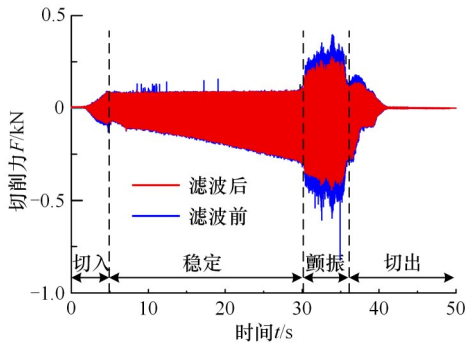


图6　原始信号与滤波信号

Fig.6　Original and filtered signals

2.3　变工况铣削振动状态混合熵

为有效提取变工况铣削振动状态演变过程的混合熵，截断铣刀切入、切出部分的铣削力信号。以截断信号（图7a）为分析对象计算混合熵（图7b）。每500采样点数作为一个样本，采用固定滑窗截取信号，不进行重采样，最终获得440组样本。

基于1.2节所提方法，取权重因子w_1=0.3、w_2=0.7，对上述样本进行混合熵计算，可得图7b所示的混合熵。图7表明，振动状态混合熵的分布与铣削力信号演变在时间历程上具有相同趋势。仔细分析图7b不难发现，第378、388组样本为振动状态发生突变的2个临界样本，说明稳定铣削与颤振爆发之间有短暂的过渡阶段。可见，混合熵能充分表征变工况铣削振动状态，对状态演化的复杂性、即时性表现出较高敏感度。

混合熵对信号扰动高度敏感，因此2.2节所述预处理更显关键。如图8所示，滤波后，信号混合熵中的异常样本消除，信号分异特征表现出更强的规律性。

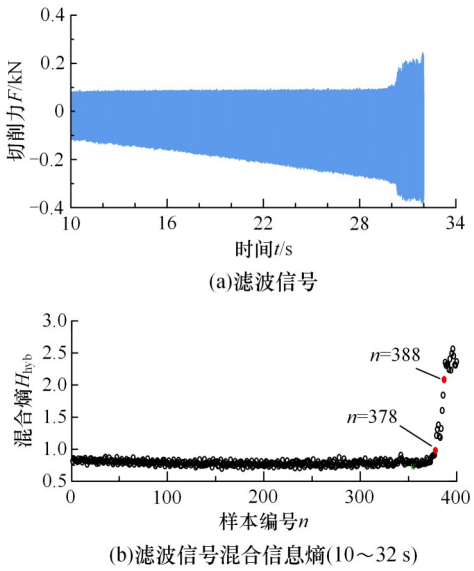


图7　滤波信号及其混合熵

Fig.7　Filtered signal and its Hybrid entropy

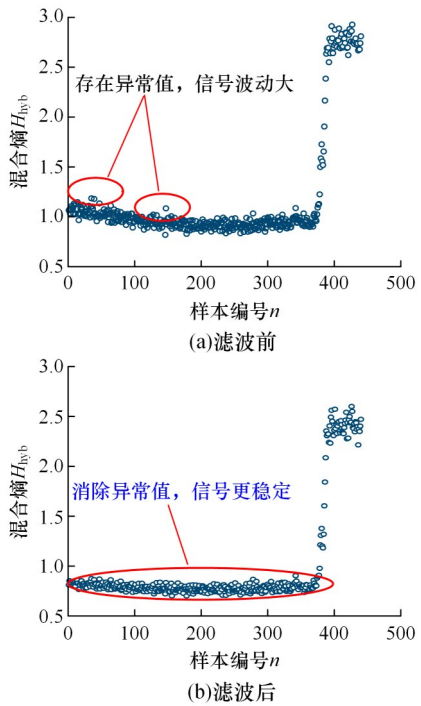


图8　滤波前后的混合熵

Fig.8　Hybrid entropy before and after filtering

2.4　变工况铣削振动状态的无监督辨识

以混合熵为输入，利用K-means-GMM协同无监督学习模型对变工况铣削振动状态进行分类辨识，对应的聚类为稳定铣削、颤振孕育、颤振爆发。学习模型依据高斯分布概率密度辨识样本隶属类别，再结合图7所示样本对应的时间轴数据得到最终聚类结果，如图9所示。

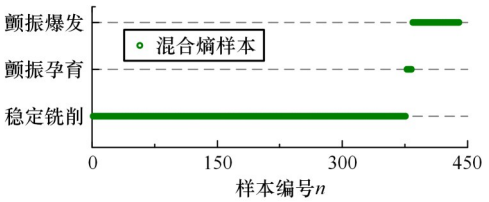


图9 混合熵聚类

Fig.9 Hybrid entropy clustering

图9中，变工况铣削振动状态虽然被成功分类辨识，但其演化过程却难以表征。为此，对各聚类样本逐一进行核密度估计[28]。利用各样本的混合熵、核密度构建变工况铣削振动状态混合熵-核密度分布平面，如图10所示。不难看出，样本混合熵越小，越远离稳定铣削状态，反之，则越靠近稳定铣削状态。

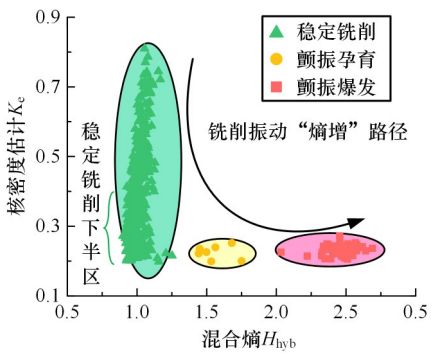


图10 振动状态混合熵-核密度分布

Fig.10 Vibration state hybrid entropy - kernel density distribution

利用图10所示的混合熵-核密度分布平面，可将图5所示的变工况铣削走刀路径表征为铣削振动“熵增”路径，即变工况铣削工艺下任意时刻的振动状态均能定位至核密度-混合熵平面中。

图10所示的“熵增”路径是变工况铣削振动状态的辨识结果，基于此可直观掌握铣削振动状态的演变过程，同时还可据此制定颤振预警的新策略——当振动状态的混合熵、核密度估计均较小（状态点处于稳定铣削下半区）时且持续减小时，数控系统发出预警指示，并对铣削工艺进行干预。

3 分析与验证

3.1 辨识结果验证

依据总体技术路线，采用基于Gabor小波的小波包变换处理各混合熵样本，对比分析时频域谱图的能量特征变化，判断聚类结果的准确性。

440组样本中，377组样本的能量特征无明显变化，11组样本的能量特征由微弱状态逐渐变为可清楚观测，52组样本的能量特征十分明显。时频域谱图的数量及能量特征可观测度与2.4节的辨识结果吻合程度较高，充分验证了所提模型的聚类合理性与准确性。

3.2 混合熵权重因子赋值分析

不同权重因子组合计算的混合熵不同，直接影响铣削振动状态的辨识结果。为掌握权重因子w_1、w_2对辨识结果的影响规律，以表1所示的权重组合为输入，开展变工况铣削振动状态辨识，并利用混合熵-核密度分布特征优选混合熵权重因子组合。

表1 权重参数设置

Tab.1 Weight Parameter Setting

w_1	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6
w_2	0.9	0.8	0.7	0.6	0.5	0.4

如图11所示，$w_1 \geqslant 0.4$时，分类混乱；随着w_2增大、w_1减小，混合熵的分类效果越来越好；$w_1=0.3$，$w_2=0.7$时，分类效果好、边界清晰。随着w_2继续增大，功率谱熵影响减小，混合熵逼近模糊熵，稳定状态与颤振孕育状态之间边界逐渐模糊。据此，$w_1=0.3$，$w_2=0.7$的辨识效果最优。

3.3 混合熵表征能力对比分析

为验证混合熵对变工况铣削振动状态特征的提取能力，分别以模糊熵、全谱快速熵[29]、多尺度熵为特征提取手段，获取降噪后振动信号的信息熵，并将其与混合熵进行对比，如图12所示。全谱快速熵和多尺度熵存在大量异常值，不利于振动状态的辨识；模糊熵的异常值问题有所改善，但其时序递增的整体趋势不利于形成清晰的聚类边界；混合熵能更早反映振动状态的变化，即对振动状态突变的响应更快。

基于K-means-GMM协同无监督学习模型对上述信息熵分别进行聚类及核密度估计。如图13所示，模糊熵在稳定阶段和颤振孕育阶段之间存在边界模糊的问题；全谱快速熵和多尺度熵均未能辨识不同的振动状态；混合熵具有较高的辨识精度及清晰的聚类边界，能有效区分稳定铣削、颤振孕育和颤振爆发。

3.4 无监督分类辨识能力对比分析

为更好分析与验证无监督学习的优越性，将所提方法与传统卷积神经网络AlexNet[30]、支持向量机[31]（support vector machine，SVM）、轻量化网络模型MobileNetV2[32]进行比较。

有监督模型训练的输出结果必须赋予属性标签，因此以表2为依据，人为划分铣削振动状态。3种有监督模型随机选取70%样本作为训练集（剩余30%作为测试集），模型超参数设置及计算

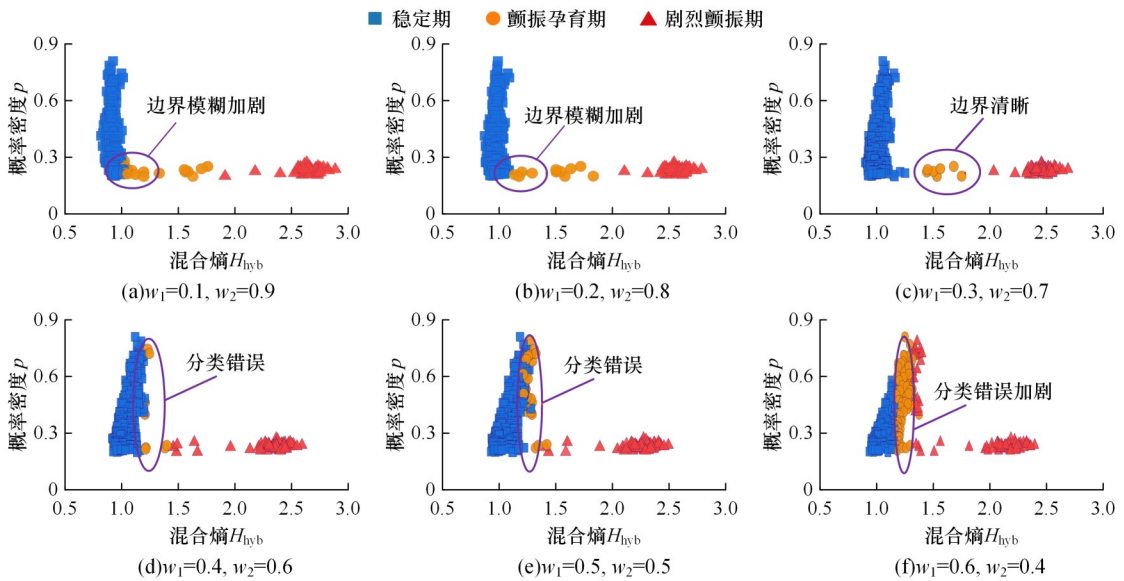


图 11　不同权重组合下振动状态混合熵-核密度分布

Fig.11　Vibration state hybrid entropy-kernel density distribution under different weight combinations

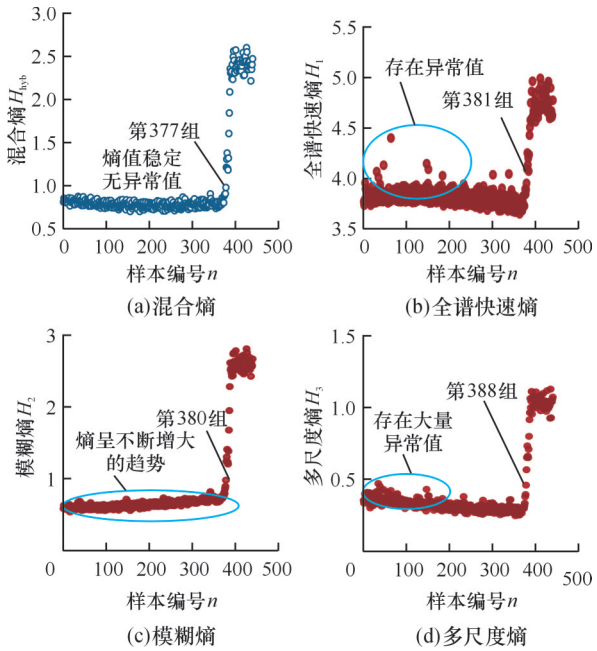


图 12　振动信号的不同信息熵计算结果

Fig.12　Different entropy calculations

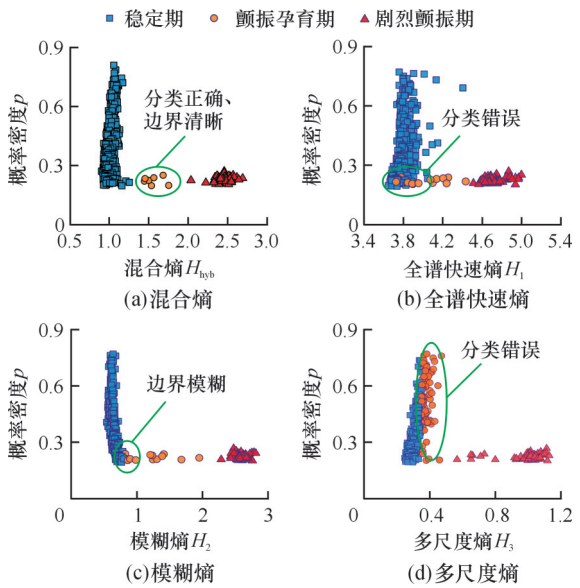


图 13　基于不同信息熵的铣削振动状态辨识结果

Fig.13　Comparison of different entropy clustering results

机配置分别如表 3、表 4 所示。需要特别说明的是，上述有监督模型的输入为铣削力信号变分模态分解所得的本征模态函数(intrinsic mode functions，IMF)分量，如图 14 所示，将 IMF3 作为划分依据得到稳定阶段(10.0～29.5 s)、颤振孕育阶段(29.5～30.4 s)和颤振爆发阶段(30.4～32.0 s)。

提取上述 3 种有监督模型特征学习过程可视化结果，如图 15 所示。与图 8 描述的无监督学习结果相比，有监督学习模型存在不同程度的边界模糊与分类错误问题。

为进一步评估所提无监督模型的辨识性能，以训练时间、测试时间、精确率、准确率为性能指

表 2　铣削振动状态划分

Tab.2　Milling vibration state classifications

	铣削状态		
	稳定铣削	颤振孕育	颤振爆发
时间范围(s)	10.0-29.5	29.5-30.4	30.4-32.0

表 3　有监督模型超参数设置

Tab.3　Supervised model hyperparameters

网络模型	AlexNet	SVM	MobileNetV2
学习率	0.01	0.01	0.01
Epoch/次	20	20	20
batch size/张	32	32	32
优化器	ADAM	SMO	ADAM
损失函数	交叉熵	Soft Margin Loss	交叉熵

表4 计算机软硬件

Tab.4 Hardware and software configuration

配置名称	配置参数
CPU	Intel Xeon E5-2678 v3
GPU	NVIDIA GeForce 2080Ti 11GB
计算环境	Win11+Python3.9+MatlabR2022b

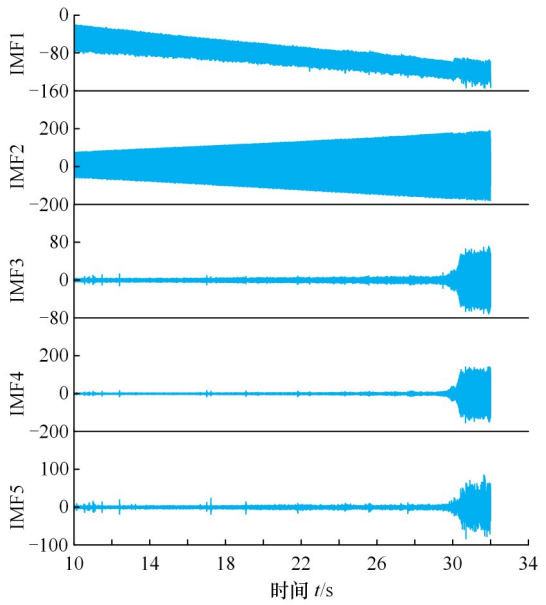


图14 铣削力信号本征模态函数分量

Fig.14 IMF of milling force signal

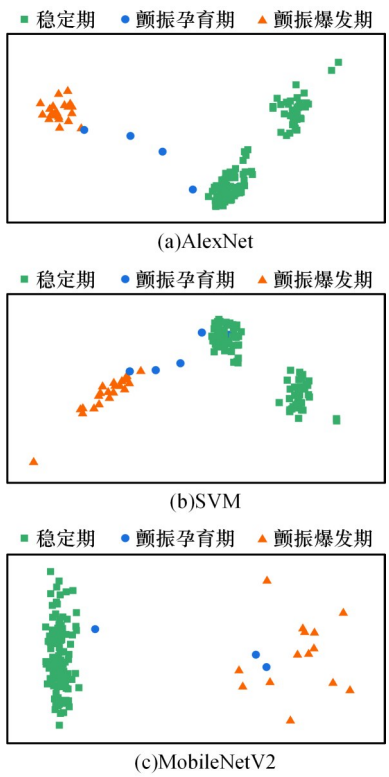


图15 主成分分析可视化

Fig.15 Principal component analysis visualization

标，开展对比分析。如表5所示，K-means-GMM模型的学习训练仅需16.55 s。根据无监督聚类的思想，K-means-GMM模型在训练前无需样本划分，模型不存在测试环节，分类结果不存在精确率和准确率。因此，相较于其他3种有监督模型，无监督模型表现出性能优势。

表5 模型性能对比

Tab.5 Comparison of model abilities

辨识模型	训练时间/s	测试时间/s	精确率/%	准确率/%
AlexNet	146.35	4.28	70.71	84.09
SVM	28.27	0.18	98.64	99.13
MobileNetV2	230.88	1.20	97.73	98.52
K-means-GMM	16.55	-	-	-

3.5 辨识方法泛化性验证

为验证所提辨识方法的泛化性，设置变工况铣削工艺新路径，其中，主轴转速为3050 r/min，进给率为200 mm/min，轴向切深恒定为6.5 mm，径向切宽 $a_e\in[12,20]$ mm。图16为采集的变切宽铣削力信号，最终可得图17所示的铣削振动状态辨识结果及其“熵增”路径，其中的 $a\sim b$ 代表不同的阶段。

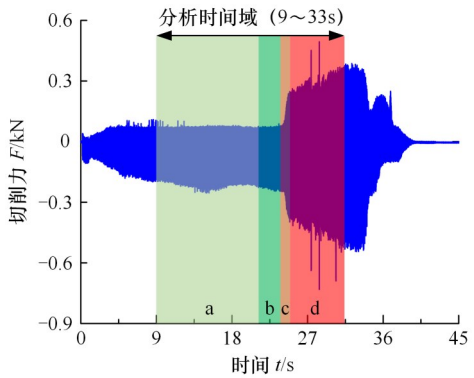


图16 变切宽铣削力时域信号

Fig.16 Time domain signal of milling force with variable cutting width

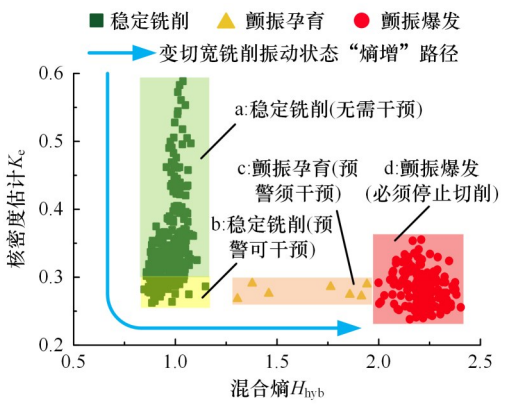


图17 变切宽铣削振动状态混合熵-核密度分布

Fig.17 Hybrid entropy - kernel density distribution of milling vibration state with varying cutting width

图17验证了所提辨识方法具有较好的泛化性，在无需重复训练或学习的前提下，能高效、精

准地识别不同铣削振动状态。振动状态混合熵-核密度平面上形成的“熵增”路径与铣削力时域信号之间的对应关系明确，进一步增强了变工况铣削振动状态演变过程的可解释性与科学性。

根据图17所示的“熵增”路径，变工况铣削异常振动状态的预警可提前至稳定铣削下半区，即当铣削振动状态的核密度持续降低且混合熵处于较高水平时，铣削工况进入预警可干预阶段。该阶段可被视作不稳定铣削产生的前兆，使得操作者有充分的缓冲时间干预切削工艺，最终实现无颤振铣削。

4　结论

1)提出了基于协同无监督学习模型和模糊功率谱混合熵的变工况铣削振动状态辨识方法，成功辨识了变工况铣削振动状态，实现了颤振孕育阶段的识别。

2)通过创建铣削力信号混合熵-核密度平面，得到了描述变工况铣削振动状态演化过程的新方法，提出了铣削振动状态“熵增”路径的概念。

3)利用铣削力信号混合熵-核密度平面明确了变工况铣削工艺路径与铣削振动状态“熵增”路径之间的映射关系，为建立铣削工艺异常振动状态预警系统提供一种新思路。

参考文献：

[1] PAN Zengxi, ZHANG Hui, ZHU Zhenqi, et al. Chatter Analysis of Robotic Machining Process[J]. Journal of Materials Processing Technology, 2006, 173(3): 301-309.

[2] CHEN Yun, LI Huaizhong, HOU Liang, et al. An Intelligent Chatter Detection Method Based on EEMD and Feature Selection with Multi-channel Vibration Signals[J]. Measurement, 2018, 127: 356-365.

[3] 钱士才，孙宇昕，熊振华. 基于支持向量机的颤振在线智能检测[J]. 机械工程学报，2015，51(20)：1-8.
QIAN Shicai, SUN Yuxin, XIONG Zhenhua. Support Vector Machine Based Online Intelligent Chatter Detection [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(20): 1-8.

[4] 杨涛，付宜利，马玉林，等. 铣削颤振特征提取的小波包和主成分分析方法[J]. 哈尔滨工业大学学报，2001，33(6)：758-762.
YANG Tao, FU Yili, MA Yulin, et al. Use of Wavelet Packet and Principal Composition Analysis Method for Feature Extraction of Chatter in Milling[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2001, 33(6): 758-762.

[5] LU Yezhong, MA Haifeng, SUN Yuxin, et al. An Early Chatter Detection Method Based on Multivariate Variational Mode Decomposition and Chatter Correlation Factor [J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2022, 27(6): 5724-5735.

[6] TAO Jianfeng, QIN Chengjin, LIU Chengliang. A Synchroextracting-based Method for Early Chatter Identification of Robotic Drilling Process[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2019, 100(1): 273-285.

[7] YAN Shichao, SUN Yuwen. Early Chatter Detection in Thin-walled Workpiece Milling Process Based on Multi-synchrosqueezing Transform and Feature Selection[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 169: 108622.

[8] WAN Shaoke, LIU Shuo, LI Xiaohu, et al. Milling Chatter Detection Based on Information Entropy of Interval Frequency[J]. Measurement, 2023, 220: 113328.

[9] GRABEC I, GRADIŠEK J, GOVEKAR E. A New Method for Chatter Detection in Turning[J]. CIRP Annals, 1999, 48(1): 29-32.

[10] GOVEKAR E, BAUS A, GRADIŠEK J, et al. A New Method for Chatter Detection in Grinding[J]. CIRP Annals, 2002, 51(1): 267-270.

[11] TRAN M Q, ELSISI M, LIU Mengkun. Effective Feature Selection with Fuzzy Entropy and Similarity Classifier for Chatter Vibration Diagnosis[J]. Measurement, 2021, 184: 109962.

[12] LIU Yao, WANG Xiufeng, LIN Jing, et al. An Adaptive Grinding Chatter Detection Method Considering the Chatter Frequency Shift Characteristic [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 142: 106672.

[13] 籍永建，姚利诚. 机器人铣削加工颤振自适应识别方法研究[J]. 中国机械工程，2023，34(18)：2165-2176.
JI Yongjian, YAO Licheng. Research on Self-adaptive Chatter Recognition Method for Robotic Milling[J]. China Mechanical Engineering, 2023, 34(18): 2165-2176.

[14] 孙朝阳，彭芳瑜，唐小卫，等. 基于自适应变分模态分解与功率谱熵差的机器人铣削加工颤振类型辨识[J]. 机械工程学报，2023，59(9)：90-100.
SUN Zhaoyang, PENG Fangyu, TANG Xiaowei, et al. Robotic Milling Chatter Types Detection Based on Adaptive Variational Mode Decomposition and Difference of Power Spectral Entropy[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2023, 59(9): 90-100.

[15] 柳新民，刘冠军，邱静，等. 基于1-DISVM的聚类模型及直升机齿轮箱故障诊断应用[J]. 航空学报，2006，27(3)：453-458.
LIU Xinmin, LIU Guanjun, QIU Jing, et al. Unsupervised 1-DISVM Based Clustering Model for Fault Diagnosis of Helicopter Gearbox[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2006, 27(3): 453-458.

[16] WANG Baoqiang, WEI Yuan, LIU Shulin, et al. Unsupervised Joint Subdomain Adaptation Network for Fault Diagnosis[J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(9): 8891-8903.

[17] LEI Yaguo, JIA Feng, LIN Jing, et al. An Intelligent Fault Diagnosis Method Using Unsupervised Feature Learning towards Mechanical Big Data[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2016, 63(5): 3137-3147.

[18] YichaoDUN, ZHU Lida, YAN Boling, et al. A Chatter Detection Method in Milling of Thin-walled TC4 Alloy Workpiece Based on Auto-encoding and Hybrid Clustering [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 158: 107755.

[19] 戴稳，张超勇，孟磊磊，等. 采用深度学习的铣刀磨损状态预测模型[J]. 中国机械工程，2020，31(17)：2071-2078.
DAI Wen, ZHANG Chaoyong, MENG Leilei, et al. Prediction Model of Milling Cutter Wear Status Based on Deep Learning [J]. China Mechanical Engineering, 2020, 31(17): 2071-2078.

[20] 刘伟，刘旺，曹大虎，等. 基于改进EMD和GA-BPNN的机器人磨削颤振监测[J]. 振动与冲击，2024，43(9)：131-138.

LIU Wei, LIU Wang, CAO Dahu, et al. Robot Grinding Chatter Monitoring Based on Improved EMD and GA-BPNN[J]. Journal of Vibration and Shock, 2024, 43(9): 131-138

[21] SONG Fan, HUANG Fuyi, ZHANG Sheng, et al. Robust Bias-compensated Subband Adaptive Filtering [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs, 2023, 70(9): 3679-3683.

[22] 程锐，陈聪，姜润翔. 结合EMD和功率谱熵的船舶轴频电场线谱提取[J]. 舰船科学技术，2017，39(17)：159-163.
CHENG Rui, CHEN Cong, JIANG Runxiang. Line Spectrum Extraction of Ship Shaft-rate Electric Field Combining EMD and Power Spectra Entropy [J]. Ship Science and Technology, 2017, 39(17): 159-163.

[23] CHEN Weiting, ZHUANG Jun, YU Wangxin, et al. Measuring Complexity Using FuzzyEn, ApEn, and SampEn [J]. Medical Engineering & Physics, 2009, 31(1): 61-68.

[24] HARTIGAN J A, WONG M A. Algorithm AS 136: a K-means Clustering Algorithm[J]. Applied Statistics, 1979, 28(1): 100.

[25] LU Yakai, TIAN Zhe, PENG Peng, et al. GMM Clustering for Heating Load Patterns In-depth Identification and Prediction Model Accuracy Improvement of District Heating System[J]. Energy and Buildings, 2019, 190: 49-60.

[26] 李尧，刘强. 基于小波包及Hilbert-Huang变换的数控铣削颤振诊断技术[J]. 计算机集成制造系统，2015，21(1)：204-216.
LI Yao, LIU Qiang. Chatter Identification in CNC Milling Based on Wallet Packet and Hilbert-Huang Transform[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2015, 21(1): 204-216.

[27] ALTINTAŞ Y, BUDAK E. Analytical Prediction of Stability Lobes in Milling[J]. CIRP Annals, 1995, 44(1): 357-362.

[28] HWANG J N, LAY S R, LIPPMAN A. Nonparametric Multivariate Density Estimation: a Comparative Study[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1994, 42(10): 2795-2810.

[29] FAN Zhixia, XU Xiaogang, WANG Ruijun, et al. CF-HSACNN: a Joint Anti-noise Learning Framework for Centrifugal Fan State Recognition[J]. Measurement, 2022, 202: 111902.

[30] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks [J]. Communications of the ACM, 2017, 60(6): 84-90.

[31] CORTES C, VAPNIK V. Support-vector Networks[J]. Machine Learning, 1995, 20(3): 273-297.

[32] SANDLER M, HOWARD A, ZHU Menglong, et al. MobileNetV2: Inverted Residuals and Linear Bottlenecks [C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2018: 4510-4520.

（编辑 张 洋）

作者简介：吴炎青，男，1999年生，硕士研究生。研究方向为机械系统稳定性预报。E-mail：15351249852@163.com。胡 腾*（通信作者），男，1982年生，副教授。研究方向为故障智能诊断与靶向修复技术。发表论文30余篇。E-mail：tenghu@alu.scu.edu.cn。

本文引用格式：
吴炎青，胡腾，王小虎，等. 基于混合熵的变工况铣削振动状态无监督辨识方法[J]. 中国机械工程，2026，37(7)：1641-1650.
WU Yanqing, HU Teng, WANG Xiaohu, et al. Unsupervised Identification Methodology Using Hybrid Entropy for Milling Vibration States under Variable Operating Conditions[J]. China Mechanical Engineering, 2026, 37(7): 1641-1650.

（上接第1640页）

[13] CHUAI Shida, YE Linzheng, ZHU Xijing, et al. Theoretical and Experimental Study on Micron-sized SiC Micro-abrasives Regulating Ultrasonic Cavitation Intensity [J]. Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy, 2025, 330: 125686.

[14] FU Yingze, ZHU Xijing, WANG Jianqing, et al. Investigation of Impact Load and Erosion Behaviors on Ti-ta Alloy Surface through the Synergistic Effect of Ultrasonic Cavitation and Micro-abrasive Particles[J]. Journal of Materials Research and Technology, 2023, 26: 3893-3904.

[15] CHEN Xin, XU Shucong, IGNACIO AHUIR-TORRES J, et al. Acceleration Mechanism of Abrasive Particle in Ultrasonic Polishing under Synergistic Physical Vibration and Cavitation: Numerical Study[J]. Ultrasonics Sonochemistry, 2023, 101: 106713.

[16] CHUAI Shida, ZHU Xijing, YE Linzheng, et al. Study on the Mechanism of Ultrasonic Cavitation Effect on the Surface Properties Enhancement of TC17 Titanium Alloy [J]. Ultrasonics Sonochemistry, 2024, 108: 106957.

[17] ZHAO Bingge, ZHANG Luojia, WU Mannan, et al. Heterogeneous Nucleation of Embedded Droplets in the Zn-15Bi Immiscible Alloy Studied by Nanocalorimetry [J]. Thermochimica Acta, 2023, 720: 179420.

（编辑 张 洋）

作者简介：啜世达，男，1998年生，博士研究生。研究方向为超精密智能制造、特种加工技术。发表论文5篇。E-mail：chuaisd@163.com。叶林征*（通信作者），男，1990年生，教授、博士研究生导师。研究方向为超精密与特种加工技术、超声空化理论及应用、机器人、智能制造。发表论文60余篇。E-mail：lz09020141@163.com。

本文引用格式：
啜世达，叶林征，祝锡晶，等. 超声空化微磨粒协同抛光改性TC17钛合金的机理[J]. 中国机械工程，2026，37(7)：1638-1644.
CHUAI Shida, YE Linzheng, ZHU Xijing, et al. Mechanism of Ultrasonic Cavitation and Micro-Abrasive Particle Synergistic Polishing for Modification of TC17 Titanium Alloy[J]. China Mechanical Engineering, 2026, 37(7): 1638-1644.