

基于 CEEMDAN-LSTM-MHSA 的磨削砂轮剩余使用寿命预测方法研究

迟玉伦 黄浩伦

(上海理工大学 机械工程学院, 上海 200093)

摘要:【目的】针对传统信号重构依赖先验知识和人为经验导致模型通用性下降,无法兼顾砂轮修整寿命和更换寿命预测的问题,用完全自适应的噪声互补集成经验模态分解(Complementary Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise, CEEMDAN)、多头自注意力(Multi-Head Self-Attention, MHSA)机制和长-短时记忆(Long-Short Term Memory, LSTM)网络替换人工信号重构流程,提出一种基于 CEEMDAN-LSTM-MHSA 的通用砂轮寿命预测方法。【方法】首先,根据频率特征,利用 CEEMDAN 将磨削声发射和振动信号分离固有模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF);其次,使用多个 LSTM 网络提取各 IMF 中的时域特征,通过 MHSA 建立影响因素特征与砂轮表面和直径变化之间的依赖关系,并构建砂轮修整和更换健康指标(Health Index, HI)曲线;然后,通过孤立森林异常检测算法和指数加权移动平均(Exponential Weighted Moving Average, EWMA)改善 HI 曲线的单调性和平滑度,并利用支持向量回归(Support Vector Regression, SVR)拟合 HI 曲线,结合 HI 曲线的阈值,实现对砂轮剩余使用寿命(Remaining Useful Life, RUL)的预测;最后,进行连续磨削和砂轮修整试验验证。【结果】结果表明,所提模型可对砂轮修整寿命和砂轮更换寿命进行准确预测,有效增强了砂轮 RUL 预测中的通用性。

关键词: 砂轮磨损; 寿命预测; 深度学习; 特征提取; 在线预测

中图分类号: TG71 **DOI:** 10.16579/j.issn.1001.9669.2026.06.004

0 引言

砂轮的加工能力对磨削质量和加工效率有决定性的影响^[1]。当砂轮加工能力不足时,常出现磨削烧伤、颤振和表面质量差等问题^[2],需要及时对砂轮进行修整和更换。砂轮修整和更换通常依靠人工经验定时进行^[3]。为保证产品质量,需要频繁修整、更换砂轮,导致加工效率下降,并且使砂轮利用不充分,造成浪费^[4-5]。因此,开展砂轮剩余使用寿命(Remaining Useful Life, RUL)预测,通过判断当前砂轮的加工能力,实现对修整和更换寿命的预测,对于保证产品质量和提升加工效率具有重要意义。

目前,国内外学者对砂轮加工能力的变化进行了大量研究和试验分析。砂轮加工能力的分析方法分为直接测量法和间接测量法。直接测量法通过相机直接获取砂轮表面形貌和轮廓,从而量化砂轮加工能力^[6-8],这种方式对于砂轮磨损的判断较为准确,然而通常需要离线进行,并且易受到加工条件的影响。随

着传感器技术的发展,间接测量法通过采集加工过程的信号,间接分析砂轮加工能力。HUNDT 等^[9]设计了单磨粒磨削试验,对 3.5 MHz 以下的声发射(Acoustic Emission, AE)频率进行分析,指出了弹性冲击、磨粒破碎、黏合剂破碎等磨削现象对应的声发射频率,并利用声发射信号监控磨削过程。李厦等^[10]采用主轴功率信号分析了切入和纵向磨削切向分力在复杂磨削过程中的变化情况,为采用磨削力信号和功率信号研究复杂磨削过程的监控提供了参考依据。目前,声发射信号、磨削力信号和功率信号是利用间接法监测砂轮磨损状态的主要监控信号,大量学者开始采用数据驱动的方式研究砂轮磨损问题。CHEN 等^[11]利用支持向量机提取了磨削力信号,实现了对砂轮修整寿命的预测。郭维诚等^[12]融合了多个声发射信号和功率信号的时域特征,通过随机森林算法实现了砂轮磨损预测。DEVENDIRAN 等^[13]提取了声发射信号的时、频域特征,利用决策树模型实现了砂轮磨损预测。在实际加工中,高频声发射信号常伴随强噪声,导致上

收稿日期: 2024-08-29 修回日期: 2024-11-01

基金项目: 辽宁省社会科学规划基金重大委托项目(L22ZD014)

作者简介: 迟玉伦,男,1982年生,山东日照人,博士,高级实验师,硕士研究生导师;主要研究方向为现代制造技术;E-mail: chiyulun@163.com。

引用格式: 迟玉伦,黄浩伦. 基于 CEEMDAN-LSTM-MHSA 的磨削砂轮剩余使用寿命预测方法研究[J]. 机械强度, 2026, 48(6): 29-44.

CHI Yulun, HUANG Haolun. Study on remaining useful life prediction method of grinding wheel based on CEEMDAN-LSTM-MHSA [J]. Journal of Mechanical Strength, 2026, 48(6): 29-44.



免费获取

述研究中利用直接从加工信号中提取特征的方法预测出的结果的准确率较低。因此,以小波分析、经验模态分解和变分模态分解为基础的各种自适应时、频域分析方法广泛运用于分离重构砂轮磨损识别中。YANG等^[14]使用离散小波分解原始声发射信号,去除噪声,并将各分量的均方根(Root Mean Square, RMS)和方差作为特征,利用支持向量机实现了砂轮磨损分类的识别,显著提高了磨损模型的准确性。MAHATA等^[15]利用Hilbert-Huang变换作为特征提取的自适应时、频域分析方法,避免了人工选择基波对小波分析的干扰,并利用随机森林实现了对砂轮磨损状态的识别。YIN等^[16]针对经验模态分解中存在的模态混叠问题,提出一种改进的集成噪声重构经验模态分解方法,该方法对低信噪比信号有较强的混模消除和特征提取能力。利用该方法分解信号,并通过一维卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)建立砂轮磨损模型,使分析的准确率有较大提高。陈晨等^[17]利用鱼群优化变分模态分解中的分解参数和惩罚因子,改善了变分模态的分解性能,增强了算法的自适应性、鲁棒性,加快了算法的收敛速度;结合Kriging方法识别了砂轮剩余直径,预测了砂轮的更换寿命。通过时、频域方法重构信号后提取特征,并结合传统机器学习,能较准确地识别砂轮磨损状态,但是,对特征的选择仍需要大量的人工经验和先验知识。随着计算机性能和计算能力的大幅提升,以卷积神经网络、循环升级网络等为基础的深度学习算法在刀具磨损、寿命预测领域得到广泛应用。杨斌等^[18]使用小波包分解主轴振动信号,并提取各频带的能量特征,利用卷积神经网络实现了对刀具磨损状态的有效识别。苏史博等^[19]通过长-短时记忆(Long-Short Term Memory, LSTM)网络建立了砂轮磨损状态识别模型,其误差相比传统的反向传播神经网络降低了很多。史丽晨等^[20]融合了多个信号通道数据,并利用卷积神经网络注意力机制,高效挖掘了通道特征信息,建立了双向长-短期记忆回归模型,并提取了刀具磨损相关信息,实现了对刀具磨损状态的准确预测。深度学习算法消除了重构信号特征选择的过程,降低了对人工经验和先验知识的依赖。但目前,对于信号的重构仍需要人工干预^[21-22],并且同一种重构方法对相似问题的通用性并不理想,导致无法同时完成对砂轮修整的预测和对砂轮更换的预测。

基于上述问题,本文提出一种完全自适应的噪声互补集成经验模态分解-长-短时记忆-多头自注意力(Complementary Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise-Long-Short Term Memory-

Multi-Head Self-Attention, CEEMDAN-LSTM-MHSA)机制通用模型,建立砂轮RUL的预测方法。利用CEEMDAN-LSTM-MHSA的模型结构代替人工信号重构步骤,提高了模型的通用性。使用连续磨削试验和砂轮修整试验,获取声发射和振动信号,并记录砂轮形貌和产品表面粗糙度,作为评定砂轮健康指标(Health Index, HI)的依据。将信号作为输入、砂轮HI作为输出,建立并训练CEEMDAN-LSTM-MHSA通用模型,并构建修整和更换HI曲线,实现对砂轮修整和更换的同步预测,并通过多组试验,验证了该方法的有效性。

1 砂轮加工能力分析与RUL预测方法

1.1 砂轮加工能力变化的原因分析

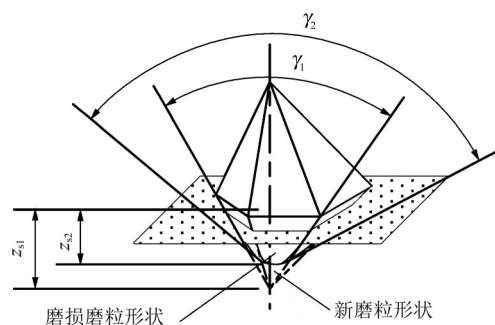
砂轮加工性能的主要影响因素有以下几个方面。

1)砂轮的磨粒磨损及脱落。加工中,砂轮磨粒和加工材料之间的摩擦挤压导致磨粒发生机械磨损,磨粒顶部逐渐趋于平整光滑,如图1(a)所示。磨粒有效切削刃角度由 γ_1 变为 γ_2 (逐渐增大),磨粒高度由 z_{s1} 变为 z_{s2} (逐渐减小),砂轮的加工性能逐步降低。当砂轮磨粒磨损严重时,磨削力急剧变大。砂轮磨粒由于较大的磨削力而发生破损,甚至整体脱落。此时,砂轮不再适合继续工作。

2)砂轮的堵塞。分2类,如图1(b)所示。一类为侵入型堵塞,即由加工切屑钻入砂轮表面空隙中导致的砂轮堵塞;另一类为黏附型堵塞,当被加工材料为熔点较低且延展性较好的金属时,切屑容易熔结在砂轮磨粒和结合剂上,将磨粒切削刃覆盖。这2类砂轮堵塞都会导致砂轮加工能力在不同程度上降低。

3)砂轮修整。当砂轮因磨粒磨损或堵塞导致加工性能严重下降时,需要对磨粒、结合剂及钝化的表层进行去除,即进行砂轮修整,使得砂轮恢复到正常磨削状态,如图1(c)所示。

4)砂轮直径的变化。当砂轮经过修整后,砂轮直径减小,会造成砂轮加工能力变化。如图1(d)所示,砂轮初始状态的直径为 d_x ;经过磨削和修整后,砂轮直径减小为 d_m ;当砂轮直径接近砂轮报废直径 d_g 时,需要及时更换砂轮,防止加工质量不稳定。



(a) 磨粒磨损

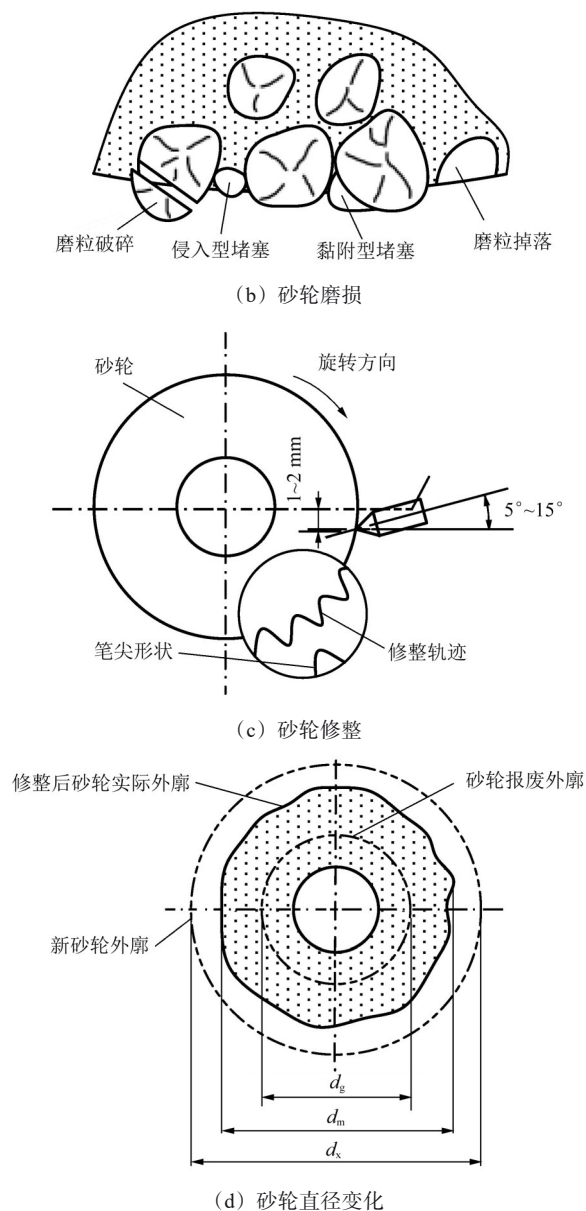


图1 砂轮加工能力变化原因示意图

Fig. 1 Schematic diagram of variation causes of the grinding wheel machining capacity

由以上分析可知,砂轮加工能力的变化可分为2种情况:① 砂轮表面形貌的变化;② 砂轮直径的变化。为了保持较好的砂轮加工能力,在生产中主要采用以下措施:① 在砂轮磨损影响加工质量前,提前修整砂轮,恢复砂轮表面形貌,但频繁修整会降低砂轮的利用率和加工效率;② 提前更换砂轮,为防止砂轮直径过小影响加工质量,在砂轮达到使用寿命之前就应提前更换砂轮,但这会造成砂轮浪费。因此,为了保证加工质量,提高加工效率和砂轮利用率,节约成本,对砂轮 RUL 进行预测是十分必要的。

1.2 砂轮 RUL 的预测方法

根据砂轮磨损原理的不同,将砂轮的 RUL 预测分为:① 砂轮修整预测;② 砂轮更换预测。砂轮修整预测主要针对由砂轮表面形貌变化引起的加工能力的

下降,通过构建修整 HI 曲线来预测砂轮剩余可加工数 T_d ,实现对砂轮修整寿命的预测;砂轮更换预测主要针对由砂轮直径减小引起的加工能力下降,通过构建更换 HI 曲线来预测砂轮剩余可修整数 T_r ,实现对砂轮更换寿命的预测。

声发射信号是一种有效的磨削监测信号,可以采集到砂轮磨粒切削、耕犁和摩擦3个阶段发出的不同频率的弹性波信号,切削、耕犁和摩擦的比例变化能够反映砂轮表面形貌的变化,从而可以判断砂轮的 RUL。当砂轮加工能力不足时,磨削力急剧增大,导致砂轮轴振动的振幅和频率发生改变,通过振动传感器可以及时捕获这种信号,实现对砂轮是否过度损耗的判断。因此,可以利用声发射信号和振动信号实现砂轮的 RUL 预测。

目前,常用的方法是利用小波变换、经验模态分解、变分模态分解等时、频域分析方法分解信号,利用皮尔逊相关性、正交系数法、信息熵等方法筛选分解结果重构信号,再提取时、频域特征作为模型输入,最后使用支持向量机、LSTM、深度神经网络等智能算法对砂轮状态进行模式识别。在上述方法中,对于信号分量的筛选极度依赖人工经验和先验知识,常会丢失有效信息,导致对砂轮修整的预测效果一般;同时,对砂轮的更换预测的研究较少。上述模型均无法同时有效处理砂轮修整、更换问题。为此,本文提出 CEEMDAN-LSTM-MHSA 通用预测模型,实现同时考虑砂轮修整与砂轮更换问题的砂轮寿命预测。图2为砂轮磨损预测方法流程图。

如图2所示,RUL 预测方法主要分为4个部分:数据采集、建立通用模型、优化 HI 曲线和 RUL 预测。首先,针对砂轮修整和更换问题,分别设计连续加工试验和砂轮修整试验,采集磨削发出的声发射、振动信号,并记录加工后工件的表面粗糙度 R_a ,为模型训练提供数据;随后,建立 CEEMDAN-LSTM-MHSA 砂轮 RUL 通用预测模型,利用 CEEMDAN 对信号进行模态分离,经过时域分段,结合 RMS 加速信号分解,根据频率的不同,将信号含有的砂轮加工能力影响因素信息分离到固有模态函数 (Intrinsic Mode Function, IMF) 中,使用 LSTM 提取各 IMF 中的砂轮加工能力影响因素特征,通过 MHSA 建立影响因素特征与砂轮表面形貌和直径变化之间的依赖关系,同时构建砂轮修整和更换 HI 曲线;然后,为提高 RUL 预测精确度,对 HI 曲线进行优化处理,利用孤立森林异常检测算法剔除修整 HI 曲线的局部剧烈振荡,并使用指数加权移动平均 (Exponentially Weighted Moving Average, EWMA) 对更换 HI 曲线进行平滑处理,改善 HI 曲线的单调性;最

后,通过支持向量回归(Support Vector Regression, SVR)拟合优化后的HI曲线,结合HI曲线阈值得到砂

轮剩余可加工数 T_d 和剩余可修整数 T_r ,实现砂轮的RUL预测。

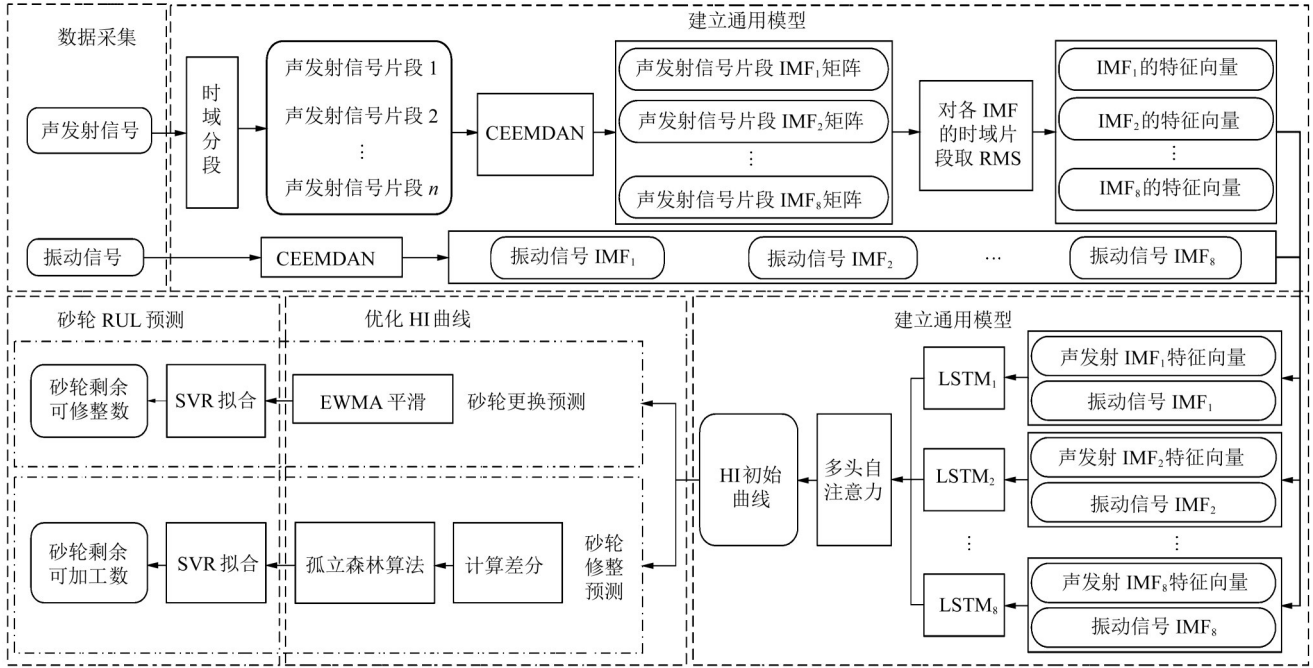


图2 砂轮RUL预测方法流程图

Fig. 2 Flow chart of grinding wheel RUL prediction

2 CEEMDAN-LSTM-MHSA 砂轮 RUL 通用预测模型

本文提出CEEMDAN-LSTM-MHSA砂轮RUL通用预测模型。首先,使用CEEMDAN算法分解信号;然后,利用LSTM提取所有IMF特征;最后,通过MHSA机制筛选组合特征,实现对砂轮修整和更换HI曲线的同步构建。

2.1 CEEMDAN

根据磨削加工中的复杂情况,声发射信号和振动信号通常受到大量噪声的干扰。在对这些信号进行分解的早期阶段,经常出现虚假模态和模态混叠问题^[23]。为了解决这些问题,CEEMDAN算法采用噪声辅助信号来对原始信号进行处理,以改善信号分解的结果。

如图3所示,CEEMDAN算法通过对信号添加均值为0的高斯白噪声 $\delta_i(t)$,再进行1阶经验模态分解,重复 k 次后,对 k 个1阶模态分量 V_{IMF_i} 取算术平均值,获得最终模态分量 V_{IMF_j} ,然后对残余部分重复上述过程,有效解决了模态混叠和白噪声污染低频信号的问题。

由于声发射信号采样频率高、样本数量大,对一个完整加工过程的声发射信号进行CEEMDAN的耗时长。其中,EMD算法花费了较多时间,该时间对信号序列长度 N 极度敏感。本文将声发射信号在时域分段,对每个时域片段逐一进行CEEMDAN,再进行组合,以减少单次计算中序列长度 N 的数量,减少时间花费。

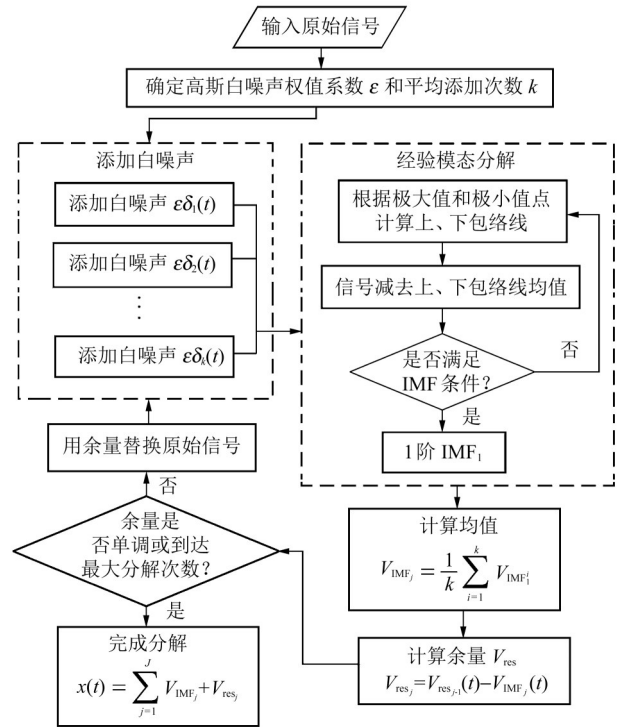


图3 CEEMDAN流程图

Fig. 3 Flow chart of CEEMDAN

为统一声发射信号和振动信号的特征维度,使用RMS对声发射IMF进行降维。IMF满足以下特征:①在整个数据段内,极值点的个数和零点的个数相等,或相差不超过1;②在任意时刻,由局部极大值点形成的上包络线和由局部极小值点形成的下包络线

的平均值为零。RMS 特征不仅可以反映 IMF 的平均功率,还可以反映 IMF 的离散程度。

2.2 LSTM 网络

加工中砂轮的磨损是一个随时间积累的过程。作为一个循环神经网络,LSTM 对具有序列特性的数据非常有效,能有效挖掘数据中的时序信息^{[24]1995-2006}。由于每个 IMF 含有不同的砂轮性能影响因素信息,其时序变化规律不同,采用独立的 LSTM 对每个 IMF 进行特征提取,获得 IMF 时域特征。

LSTM 单元结构如图 4 所示,主要由遗忘门、记忆门和输出门组成。遗忘门通过上个单元的输入 h_{t-1} 和网络输入 X_t 来决定记忆信息 C_{t-1} 的遗忘比例,使 LSTM 可以长期记忆重要信息,且记忆可以动态调整;通过记忆门提取输入 X_t 的有效信息,并决定放入记忆的比例;通过输出门将当前信息和过去的记忆按比例组合,得到新的记忆 C_t ,并输出给下个单元。

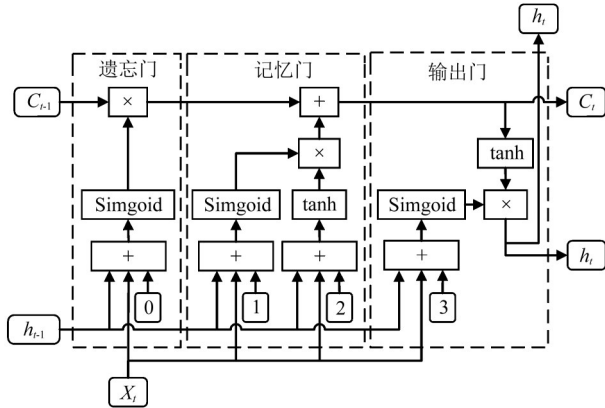


图 4 LSTM 单元结构

Fig. 4 Structure of the LSTM unit

图 4 中, X_t 为当前单元的输入, h_{t-1} 为前 1 个单元的输出, h_t 为当前单元的输出, C_{t-1} 为前 1 个单元的记忆, C_t 为当前单元的记忆。

2.3 MHSA 机制

多头自注意力层结构如图 5 所示。该结构能够筛选输入中的重要特征,剔除无关信息。通过关注 IMF 时域特征的频率位置关系,能提取相关特征的依赖关系,利用该依赖关系确定砂轮性能影响因素,构建砂轮 HI。

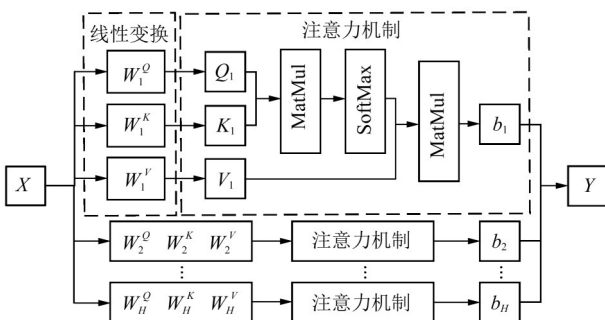


图 5 多头自注意力层结构

Fig. 5 Structure of the MHSA layer

图 5 中,头数 H 为使用独立的注意力机制的数量。在每个注意力机制中,查询 Q 、键 K 和值 V 都是由同一输入 X 经过不同的线性变换得到的, W 表示线性变换。通过查询 Q 、键 K 获得位置信息权重 S , 并使用 SoftMax 方法进行归一化。使用位置信息权重 S 对值 V 进行加权求和,得到该头的输出 b_l , 其中, $l = 1, 2, \dots, H$ 。最后,将输出 b_l 依次拼接,经过线性变化得到最终输出 Y 。

由上述算法可知,构建的 CEEMDAN-LSTM-MHSA 砂轮 RUL 通用预测模型,充分考虑砂轮加工过程中,不同加工能力影响因素会激发出不同频率的弹性波与振动信号,且信号的频率与幅值会随砂轮加工能力衰减发生规律性变化的特点。采用 CEEMDAN 方法将原始振动信号按频率尺度自适应分解为各阶 IMF,并对各 IMF 使用独立的 LSTM 提取时域特征,获得加工能力影响因素信号特征。

对于信号重构时通常需要大量的人工经验和先验知识这一问题,通过 MHSA 机制和 2 层全连接层网络,建立影响因素特征与砂轮形貌和直径变化之间的依赖关系,完成 HI 曲线的构建。

3 优化 HI 曲线

利用智能模型构建的 HI 曲线在平滑度和单调性上都有一些问题^{[24]1995-2006},需要额外的算法处理 HI 的局部振荡问题,提高砂轮 RUL 预测的准确度。

3.1 孤立森林异常检测算法

针对砂轮修整问题所构建的修整 HI 曲线在初期易出现快速下降和明显振荡,影响曲线总体的趋势,导致预测不准确。这是由于当砂轮刚修整完时,磨粒虽锋锐,但易发生微小破损,故磨损初期阶段的磨损量大,如图 6 所示。同时,该阶段砂轮的自锐现象会导致 HI 曲线出现反弹,从而形成振荡^[25]。本文采用孤立森林异常检测算法,剔除了 HI 曲线初期的振荡区域,以获得较多的砂轮剩余可加工数。

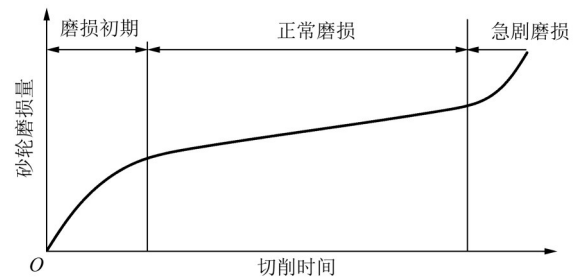


图 6 砂轮磨损曲线

Fig. 6 Grinding wheel wear curve

首先,将 HI 曲线进行差分处理,如式(1)所示,获得单次加工后的 HI 变化量 ΔV_{in} ,有效增加异常区域和正常磨损的差异度;然后,使用孤立森林算法进行异

常检测。通过构建多个孤立树,对数据内所有样本评分,识别出分布稀疏且远离高密度聚类区域的样本。孤立森林算法流程如图7所示。算法的具体步骤如下:首先,随机选择一个超平面,将数据集分为2个子集,直到每个子集的样本数为1,或达到最大分割次数,此时,完成1个孤立树;然后,重复上述过程,获得 n 个随机的孤立树,形成孤立森林;最后,根据样本点在每个孤立树中被分割的次数及式(2),得到异常指数。需要指出的是,HI是一个在0~1内的数,无单位。

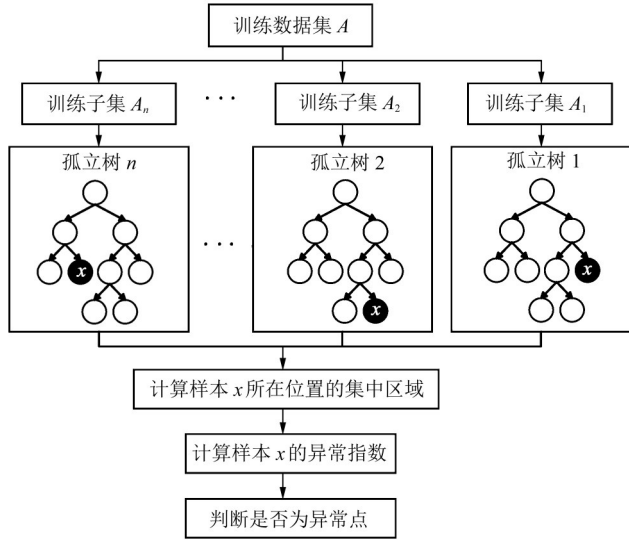


图7 孤立森林算法流程

Fig. 7 Flow chart of the isolation forest algorithm

$$\Delta V_{HI_u} = V_{HI_{u+1}} - V_{HI_u} \quad (1)$$

$$s(\Delta V_{HI}, \psi) = 2^{\sum_{i=1}^n h_u(\Delta V_{HI_u})/n} \quad (2)$$

式中, V_{HI_u} 为第 u 棵孤立树中的健康指标; $h_u(\cdot)$ 为样本在第 u 棵孤立树中被分割的次数; n 为孤立树的数量; $s(\Delta V_{HI}, \psi)$ 为给定样本数 ψ 时子集的分割次数平均值。

3.2 基于EWMA的HI平滑处理

针对砂轮更换问题所构建的HI曲线往往平滑度较差,这是因为每次修整后,砂轮表面磨粒虽锋锐,但加工时容易发生轻微破碎,加工能力虽然恢复但稳定性差,所以本文采用基于EWMA的HI平滑处理,以获得较好砂轮剩余可修整数。

EWMA模型通过时间序列数据的加权平均来控制预测过程中的均值漂移,可有效地对时间序列数据进行平滑处理,计算式为

$$V_{HI_u} = (1 - \omega)^u V_{HI_0} + \sum_{b=0}^{u-1} \omega(1 - \omega)^b V_{HI_{u-b}} \quad (3)$$

式中, V_{HI_u} 为第 u 个点的EWMA值; ω 为平滑系数, $0 < \omega < 1$; V_{HI_0} 为 V_{HI} 数列的第1个值; b 为求和公式的变量。

由式(3)可知,EWMA算法对初始值非常敏感。对于砂轮更换问题,通常情况下,当前砂轮的性能退

化指标更为重要。因此,在计算EWMA时,通过倒序排列HI曲线,将当前时间点的数据作为初始值,从而更加关注当前砂轮的性能状况,获得更好的HI曲线。

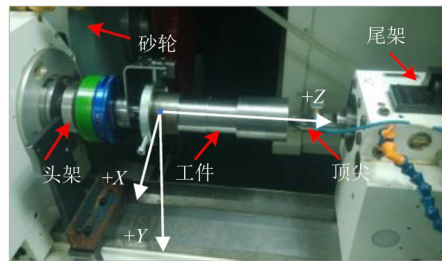
通过上述方法优化HI曲线,改善HI曲线的单调性,增加预测准确性。然后,利用SVR拟合上述优化后的HI曲线,结合HI曲线的阈值,得到砂轮剩余可加工数 T_d 和砂轮剩余可修整数 T_r ,实现砂轮RUL的预测。

4 磨削试验设置

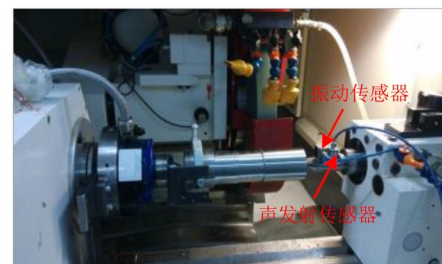
为验证上述预测方法的有效性,在实验室机床进行一系列验证试验。试验机床如图8(a)所示,采用STUDER K-C33型精密数控外圆磨床,采用切入式磨削方式。砂轮型号为53A80L15V,厚度为62 mm,直径为480 mm。工件安装及机床坐标系如图8(b)所示,工件被加工表面为轴外圆,材料为45钢,直径为50 mm。磨削冷却液为嘉实多Hysol R型水基磨削液。试验所用传感器的安装位置如图8(c)所示,采用AE-2000型声发射传感器、KS77c10型振动传感器,均将强磁吸底座安装在顶尖上。如图8(d)所示,采用E4413A型功率传感器,安装在机床电气柜中,采集磨削加工砂轮轴功率信号,用USB-NI6210型采集卡保存采集到的数据。



(a) 试验机床



(b) 工件位置



(c) 传感器位置



(d) 功率传感器位置

图 8 机床与传感器实物图

Fig. 8 Physical picture of the machine tool and the sensor

试验 1: 针对砂轮修整问题, 本次试验采用连续磨削方式, 每组均连续进行 20 次磨削, 磨削加工工艺参数如表 1 的第 1 组所示。磨削时的砂轮线速度为 30 m/s; 头架工件轴转速为 120 r/min; 切入阶段磨削余量为 0.1 mm; 光磨持续时间为 10 s; 进给速度为 8 $\mu\text{m/s}$ 。

表 1 磨削加工工艺参数

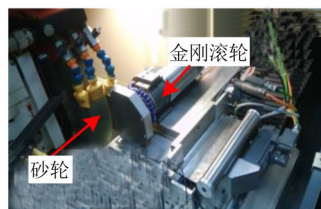
Tab. 1 Grinding process parameters

组别	修整间隔	砂轮线速度/(m/s)	头架工件轴转速/(r/min)	磨削余量/mm	进给速度/ ($\mu\text{m/s}$)	光磨时间/s	每组磨削次数
1	每组	30	120	0.1	8	10	20
2	每次	30	120	0.1	12	10	800

试验 2: 针对砂轮更换问题, 本次试验采用砂轮修整方式, 磨削加工工艺参数如表 1 的第 2 组所示。磨削时砂轮线速度为 30 m/s; 头架工件轴转速为 120 r/min; 切入阶段磨削余量为 0.1 mm; 进给速度为 12 $\mu\text{m/s}$; 光磨持续时间为 10 s。每次磨削后, 使用金刚笔对砂轮进行修整, 修整高度为 20 μm 。为加快砂轮直径的减少, 每经过 3 次磨削修整后, 使用金刚滚轮修整砂轮, 修整高度为 0.3 mm, 砂轮修整工具如图 9 所示。为防止金刚笔磨损影响试验, 每次经 100 组磨削修整后, 更换金刚笔。试验一共进行了 800 组磨削修整, 此时砂轮剩余直径小于新砂轮直径的 35%, 不满足机床最低使用限度。



(a) 金刚笔



(b) 金刚滚轮

图 9 砂轮修整工具

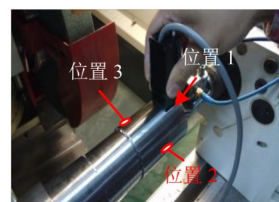
Fig. 9 Grinding wheel dressing tool

每次磨削加工完成后, 使用 SDHY-6212B 型便携式非接触激光粗糙度仪测量工件的表面粗糙度, 检测仪器如图 10(a) 所示。选取 3 个不同位置, 位置角度相差 120°, 距离相差 25 mm, 如图 10(b) 所示。为防止操作产生误差, 在每个位置检测 3 次。其中, 组别 1 的结果如图 11 所示。由图 11 可知, 随着磨削次数的增加,

工件表面粗糙度显著上升。



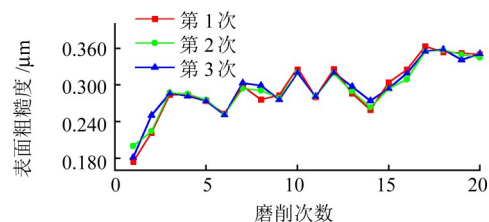
(a) 检测仪器



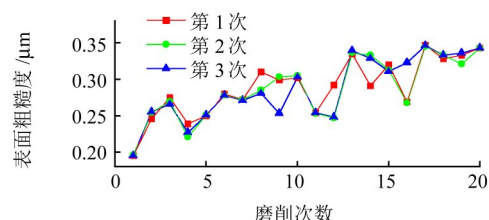
(b) 工件表面粗糙度检测位置

图 10 检测仪器及检测位置

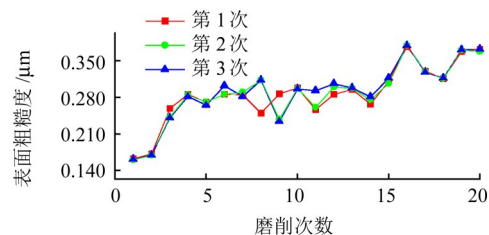
Fig. 10 Testing instruments and testing positions



(a) 位置 1



(b) 位置 2



(c) 位置 3

图 11 表面粗糙度检测结果 (组别 1)

Fig. 11 Surface roughness test results (Group 1)

同时, 使用 KEYENCE VH-Z20 系列镜头对磨削后的砂轮形貌进行拍摄, 如图 12(a) 所示。拍摄的砂轮表面形貌如图 12(b) 所示。此时为正常磨损阶段, 磨粒仍锋锐, 部分磨粒脱落, 有一定的铁屑残留, 填平了磨粒缝隙, 降低了砂轮的磨削性能。



(a) 砂轮表面形貌拍摄



(b) 砂轮表面形貌局部放大图

图 12 砂轮表面形貌检测

Fig. 12 Grinding wheel surface topography detection

将传感器和采集卡用 BNC 连接, 将采集卡和电脑用 USB 串口连接, 使用采集软件保存实时数据。图 13 所示为连续 4 次的加工数据。其中, 声发射信

号如图 13(a)所示,沿 y 轴方向砂轮架的振动信号如图 13(b)所示,沿 x 轴方向砂轮架的振动信号如图 13(c)所示,图 13(d)所示为单次加工中声发射原始信号的片段。在这 4 次磨削加工中,随着磨削次数的增加,振动信号的幅值明显增大。

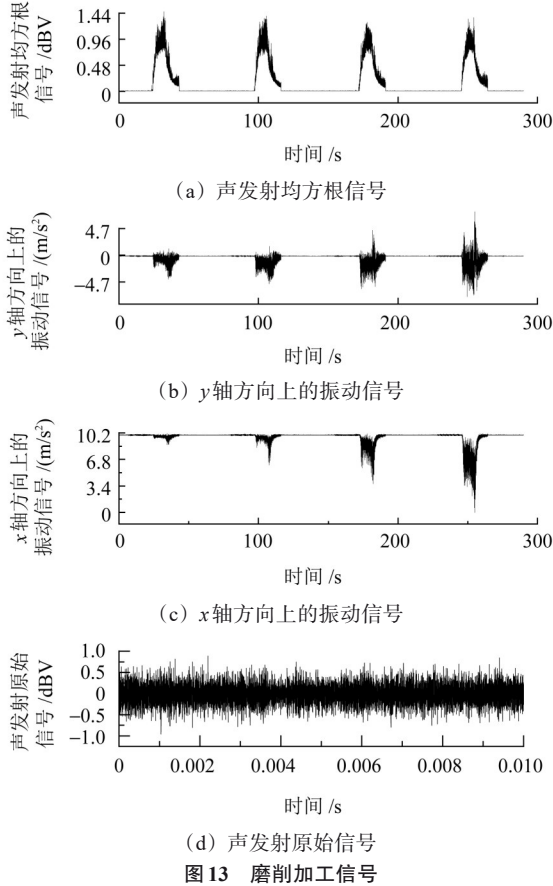


Fig. 13 Grinding processing signal

收集各通道数据,对单次磨削加工信号通过 CEEMDAN 算法分解出不同的 IMF,通过 LSTM 提取各 IMF 的时域特征信息,经过 MHSA 结合完成对砂轮磨损的评价和预测。

5 试验结果分析

5.1 基于 CEEMDAN 的信号预处理

由于声发射信号的采样频率高、样本数量大,对于声发射信号,首先,根据声发射的采样频率和振动后的采样频率,对单次的声发射信号进行分段,分段间隔为 0.010 s,如图 13(d)所示。然后,对每段声发射片段进行 CEEMDAN。为保证分解充分、不产生模态混叠现象,需要选择合适的高斯白噪声添加次数 k 和高斯白噪声权值系数 ε 。当添加次数 k 较少时,无法解决高斯白噪声从高频到低频的转移传递问题;当添加次数过多时,算法的计算时间会大幅增加。一般情况下, k 的选择范围为 [10, 100]。由试验数据分析,当 $k \geq 20$ 时,分解结果不随 k 值的变化而变化。高斯白噪声的权值系数 ε 决定了加入的高斯白噪声的幅值,一般根据

信号的方差选取 ε ,其范围为 [0.01, 0.5],本文根据试验数据选择 $\varepsilon = 0.05$ 。为配合多头自注意力机制,分解出的模态分量的数量须为 2 的次方的形式,故本文将最大分解数设置为 8。为保证分解彻底,不产生模态混叠现象,对每个模态分量进行快速傅里叶变换 (Fast Fourier Transform, FFT),结果如图 14 所示。

图 14 所示为声发射片段 CEEMDAN 结果,其中, V_{IMF} 的各阶模态分量及幅值均无单位。由图 14 可知,声发射片段的 1 阶模态分量 V_{IMF_1} 主要含有中心频率为 395.04 kHz 的信息;2 阶模态分量 V_{IMF_2} 主要含有中心频率为 226.62 kHz 的信息;3 阶模态分量 V_{IMF_3} 主要含有中心频率为 153.02 kHz 的信息;4 阶模态分量 V_{IMF_4} 主要含有中心频率为 99.80 kHz 的信息;5 阶模态分量 V_{IMF_5} 主要含有中心频率为 39.80 kHz 的信息;6 阶模态分量 V_{IMF_6} 主要含有中心频率为 26.60 kHz 的信息;7 阶模态分量 V_{IMF_7} 主要含有中心频率为 9.86 kHz 的信息;8 阶模态分量 V_{IMF_8} 主要含有 5 kHz 以下的低频信息。每阶模态分量的主要信息中心频率均不相同,未发生模态混叠现象。最后,对每个声发射片段的 IMF 进行 RMS 计算,并将一个完整加工过程的所有 RMS 片段进行组合,得到声发射的 IMF 特征,如图 15 所示。

对于砂轮轴 x, y 方向振动信号,只需要进行 CEEMDAN。同样的,根据信号方差,设置高斯白噪声添加次数 $k = 20$ 、高斯白噪声权值系数 $\varepsilon = 0.2$ 、最大分解次数为 8,然后进行分解。

5.2 砂轮 HI 构建及 RUL 预测分析

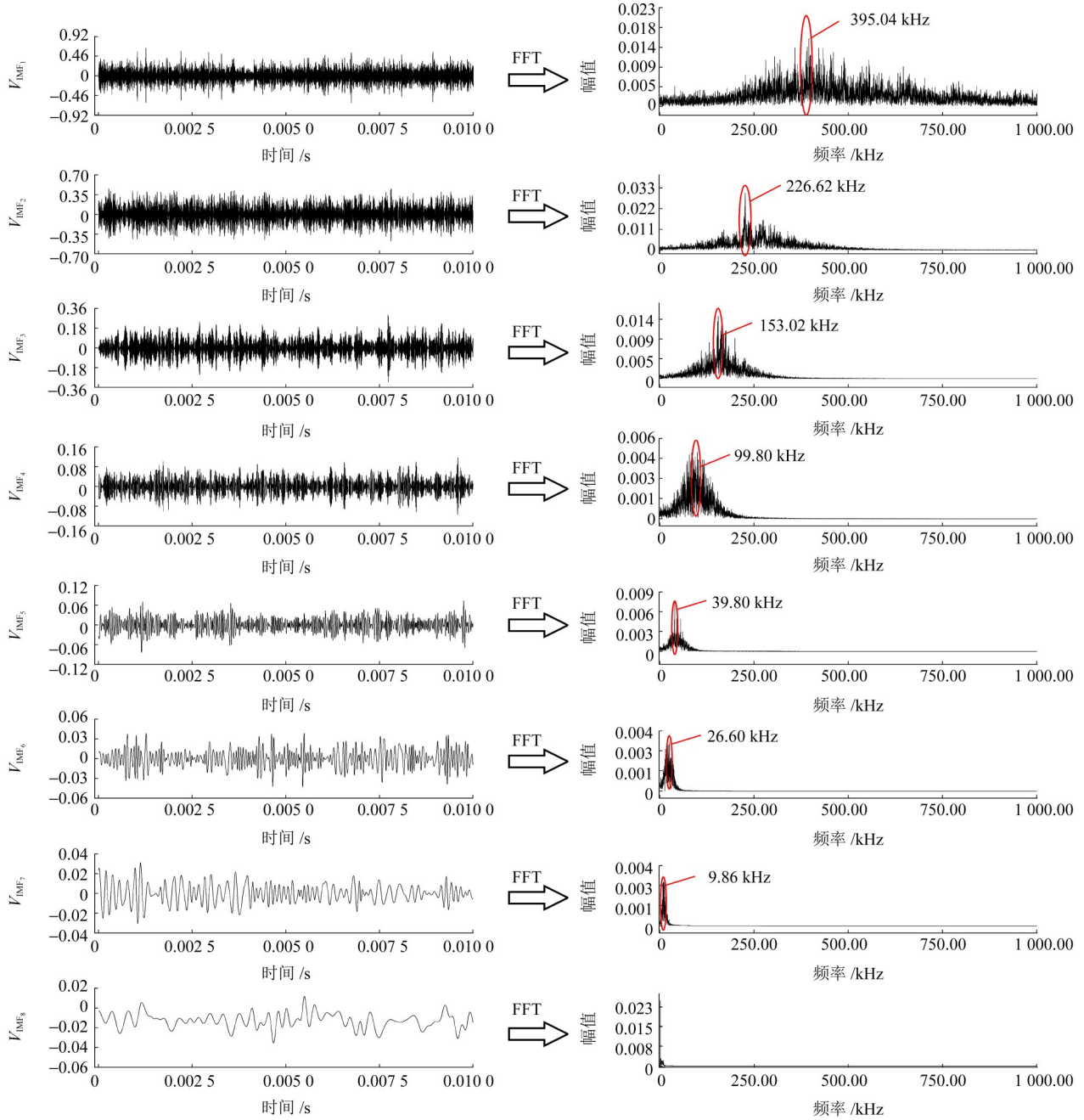
5.2.1 砂轮修整 HI 构建及砂轮剩余可加工数预测

针对砂轮修整问题,使用连续试验加工所采集的数据。根据砂轮每次加工后的工件表面粗糙度 R_a 和砂轮表面形貌,确定砂轮加工能力不足时的加工次数 T_i ,试验的加工结果如图 16 所示。由图 16(a)可知,当进行 16 次加工后,工件表面粗糙度 R_a 的均值为 0.328 μm ,此时的砂轮形貌如图 16(b)所示。由图 16(b)可知,此时铁屑堵塞、黏附砂轮空隙,磨粒磨损、缺失严重,说明砂轮加工能力不足,该组试验的 T_i 为 16。根据式(4)计算每次加工对应的健康指标 V_{HI} 作为模型训练使用标签,标签范围为 [0, 1]。

$$V_{HI} = \frac{T_i - T_v}{T_i} \quad (4)$$

式中, T_v 为当前砂轮已完成的加工次数。

将声发射信号和 x, y 轴振动信号的 IMF 作为特征, HI 作为标签进行训练。设置初始学习率为 0.01、最大迭代次数为 300,将均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 作为损失函数,将自适应矩估计 (Adaptive Moment Estimation, Adam) 作为优化器进行网络模型的参数优化更新,训练后模型的 RMSE 为



(a) 声发射片段 IMF 分量时域波形

(b) 声发射片段 IMF 分量频域波形

图 14 声发射片段 CEEMDAN 结果

Fig. 14 CEEMDAN results of acoustic emission fragment

0.008。图 17 所示为连续切削试验验证集中经第 9 次加工后某一组砂轮的修整预测结果。

由图 17 可知,初始 HI 曲线在第 2~4 次加工中有较大波动,采用基于差分的孤立森林异常检测算法能够智能判断该异常区域(图 17 右上角)。在剔除异常区域后,采用 SVR 对初始 HI 曲线进行拟合。拟合 HI 曲线与砂轮失效阈值的交点为砂轮预测修整点,其对应的加工次数为 12.46,砂轮剩余可加工数 T_d 为 3.46。当该组试验的砂轮加工能力不足时,加工次数 T_i 为 13,第 9 次加工时的预测误差为 -0.64。由于每次加工

重新拟合后误差有所不同,所以需要单独计算每次加工的预测误差,结果如图 18(a)所示,其中,纵坐标“误差”为 RUL 的误差。为判断模型预测结果的准确度,根据式(5)得到的试验的总体误差 E 为 0.454,表明所提的 CEEMDAN-LSTM-MHSA 模型对于砂轮修整预测的误差小、准确度高。

$$E = \frac{1}{w} \sum_{v=1}^w |E_v| \quad (5)$$

式中, E 为总体误差; w 为预测总次数; E_v 为可进行拟合的第 v 次预测误差。总体误差越低,模型的预测准

确度越高。

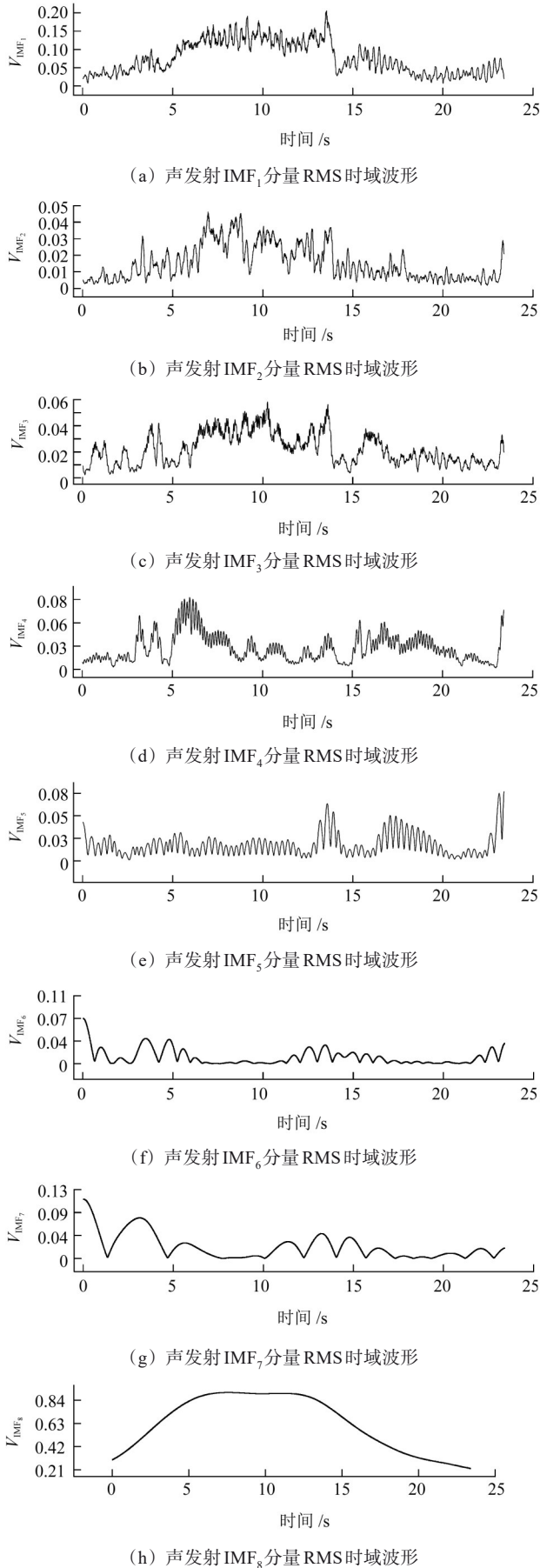
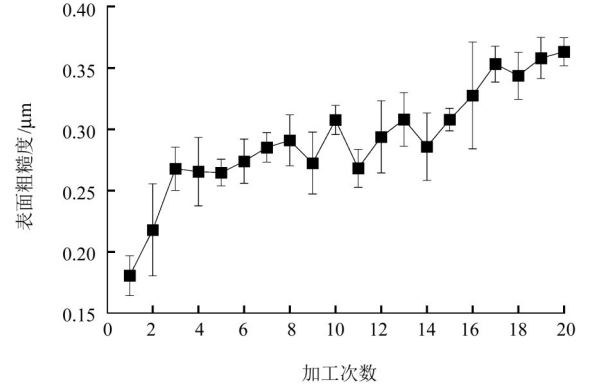
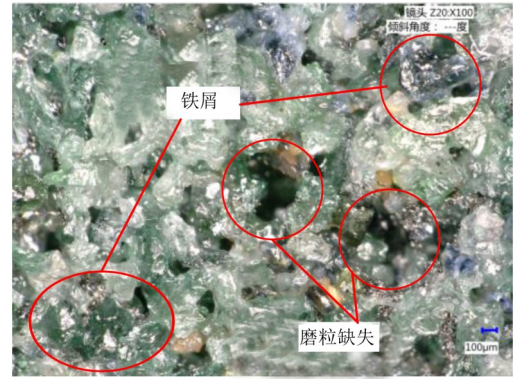


图 15 声发射的 IMF 特征
Fig. 15 IMF features of acoustic emission



(a) 连续加工试验工件的表面粗糙度



(b) 砂轮加工能力不足时的表面形貌

图 16 砂轮修整试验工件表面粗糙度部分结果

Fig. 16 Partial results of workpiece surface roughness in grinding wheel dressing test

在使用总体误差 E 来评估模型的准确度的同时,对于砂轮修整与更换预测,预测点的提前和滞后对于加工质量的稳定性有明显的差别。针对砂轮 RUL 预测,提出一种得分指标 W_{score} 来评估模型的有效性,计算式为

$$A_v = \begin{cases} e^{-\frac{e_v}{20} \ln 0.5}, & e_v \leq 0 \\ e^{\frac{e_v}{20} \ln 0.5}, & e_v > 0 \end{cases} \quad (6)$$

$$e_v = \frac{T_{\text{dw}} - T_{\text{f}}}{T_{\text{f}}} \quad (7)$$

$$W_{\text{score}} = \frac{1}{w} \sum_{v=1}^w A_v \quad (8)$$

式中, A_v 为第 v 次加工的预测结果得分; e_v 为第 v 次加工的预测结果的相对误差。图 18(b) 所示为相对误差 e_v 和得分 A_v 的关系。当误差 $e_v < 0$ 时,预测提前,模型得分 A_v 随误差 e_v 绝对值的增大而缓慢减小;当误差 $e_v > 0$ 时,预测滞后,模型得分 A_v 随误差 e_v 绝对值的增大而迅速减小。这种计算方式可以对预测滞后进行惩罚,更符合实际加工生产情况。模型的 W_{score} 大于 0.4, 表明模型有效^[26-27]。 W_{score} 的值越大,表明模型预测结果的有效性越好。通过计算可得, CEEMDAN-LSTM-MHSA 模型对于砂轮修整预测的 W_{score} 为 0.756, 表明该方法能够满足实际预测需求。

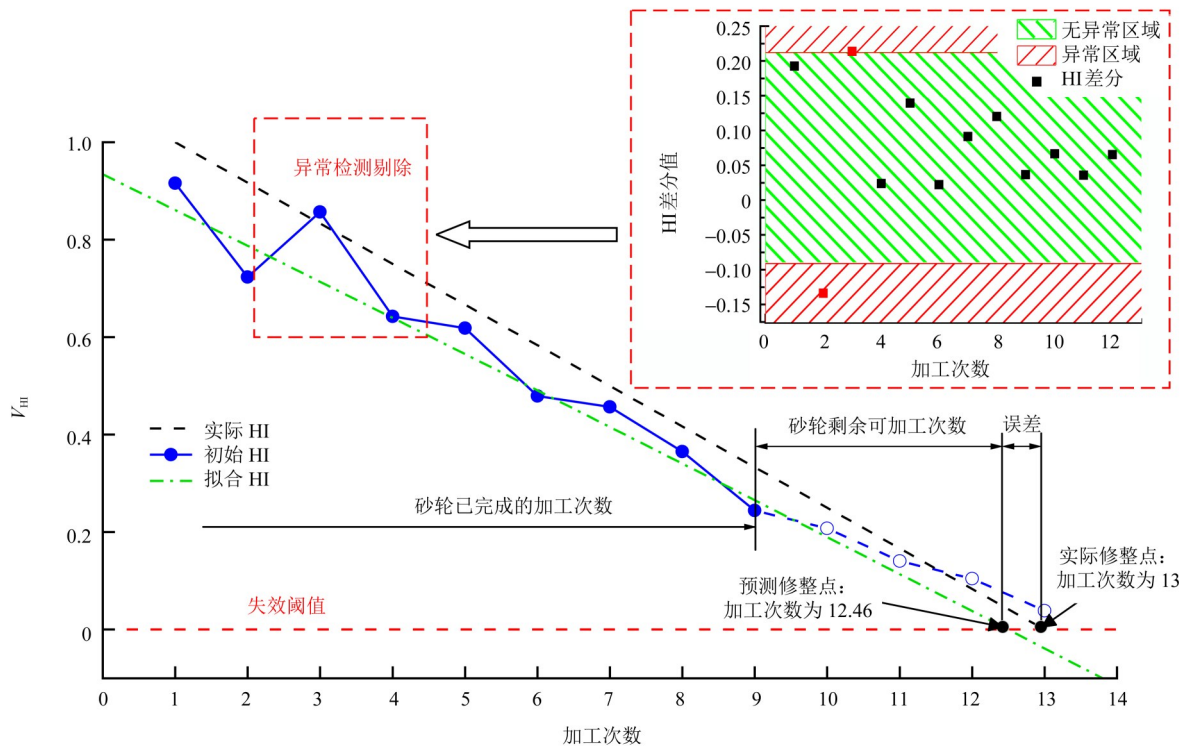
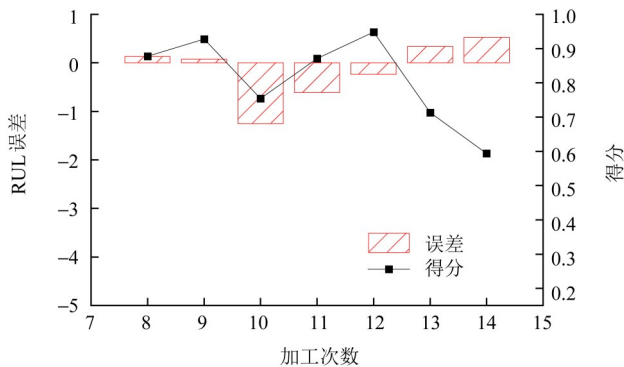
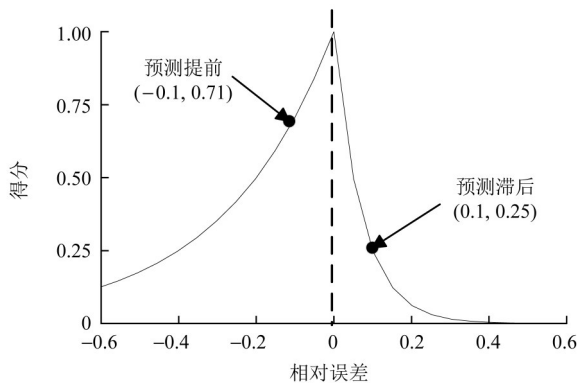


图 17 砂轮修整试验验证集预测结果

Fig. 17 Prediction results of the grinding wheel dressing test verification set



(a) 预测误差及得分



(b) 相对误差与得分的关系

图 18 砂轮修整试验相对误差及模型得分

Fig. 18 Relative error and model score of the grinding wheel dressing test

为验证所提的 CEEMDAN-LSTM-MHSA 模型对于砂轮修整预测的准确度和有效性,将用小波包重构信号的 LSTM、用变分模态分解 (Variational Mode

Decomposition, VMD) 重构信号的 CNN、用 VMD 重构信号的 MobileNetv2 这 3 个模型作为对比模型。同时,本文进行消融试验,通过 Linear 层、时域分段分别替换 LSTM、MHSA 和 CEEMDAN 部分,以反映各部分在模型中的作用,预测结果如图 19 所示。计算各个模型的总体误差 E 与总体得分 W_{score} ,结果如表 2 所示。由表 2 可知,对于砂轮修整预测,CEEMDAN-LSTM-MHSA 的总体误差 E 为 0.454,总体得分 W_{score} 为 0.756。

表 2 砂轮修整预测的各种模型的总体误差和得分

Tab. 2 E and W_{score} of the various models for the grinding wheel dressing prediction

HI 模型种类	总体误差	总体得分
CEEMDAN-LSTM-MHSA	0.454	0.756
CEEMDAN-Linear-MHSA	1.052	0.562
CEEMDAN-LSTM-Linear	不收敛	不收敛
时域分段-LSTM-MHSA	1.232	0.433
小波包-LSTM	0.959	0.599
VMD-CNN	0.886	0.583
VMD-MobileNetv2	0.756	0.629

在消融试验中,用 Linear 替换 LSTM 后,总体误差 E 为 1.052,总体得分 W_{score} 为 0.562;用 Linear 替换 MHSA 后,模型无法提供有效预测值;用时域分段替换 CEEMDAN 后,总体误差 E 为 1.232,总体得分 W_{score} 为 0.433。说明对于砂轮修整预测,利用 CEEMDAN 进行频域分解并结合 MHSA 组合频域特征,能够有效提高预测结果准确性。

在与其他模型的对比中,利用小波包、VMD 等对原始声发射、振动信号进行分解,保留前4阶分量重构信号后,结合其他模型进行预测。其中,小波包-LSTM的总体误差 E 为0.959,总体得分 W_{score} 为0.599;VMD-CNN的总体误差 E 为0.886,总体得分 W_{score} 为0.583;

VMD-MobileNetV2的总体误差 E 为0.756,总体得分 W_{score} 为0.629。从评价结果可以看出,所提的CEEMDAN-LSTM-MHSA模型的总体误差 E 最小,总体得分 W_{score} 最高,预测准确度和有效性均优于其他方法。

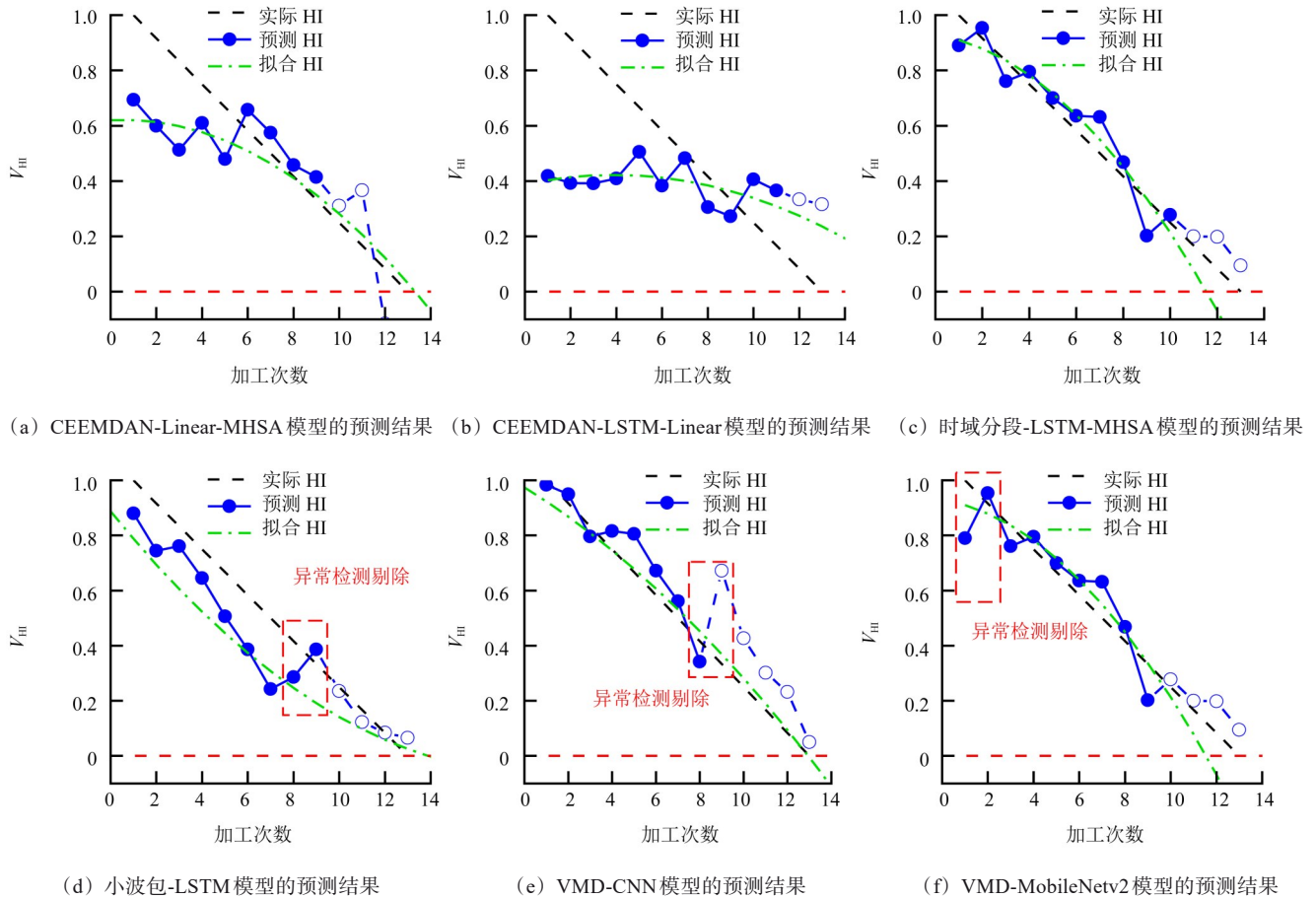


图19 用于对比的模型的砂轮修整预测结果

Fig. 19 Grinding wheel dressing prediction results of the comparison models

5.2.2 砂轮更换HI构建及砂轮剩余可修整数预测

针对砂轮更换问题,使用连续加工试验加工所采集的数据。为保证2次加工之间砂轮修整余量相同,并消除使用金刚滚轮和金刚笔这2种不同工具进行修整带来的差异,在连续3次磨削加工采集的数据中,只采用第2次磨削加工采集的数据进行预测试验。根据砂轮每次加工后的工件表面粗糙度 R_a 确定砂轮加工能力不足时的加工次数 T_i ,试验的加工结果如图20所示。当进行750次加工后,工件表面粗糙度 R_a 超过 $0.30 \mu\text{m}$,且此时砂轮直径为新砂轮直径的37.8%。砂轮直径过小导致其加工能力不足,需要更换砂轮,故 T_i 为750。根据式(4)计算每次加工对应的健康指标,作为模型训练使用标签。

将声发射信号和 x 、 y 轴振动信号的IMF作为特征,HI作为标签进行训练,设置初始学习率为0.01,最

大迭代次数为300;将均方根误差作为损失函数,将Adam作为优化器进行网络模型的参数优化更新,训练后模型的RMSE为0.012。图21所示为1组砂轮修整试验中经第650次加工后的砂轮更换预测结果。

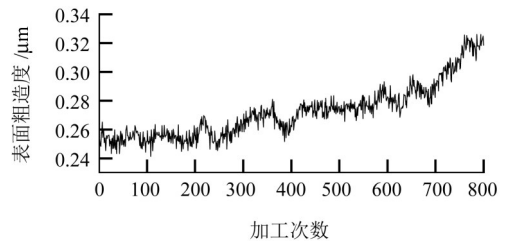


图20 砂轮更换试验工件表面粗糙度部分结果

Fig. 20 Partial results of the surface roughness of the grinding wheel replacement test workpiece

由图21可知,初始HI曲线局部有剧烈振荡。使用EWMA改善曲线的单调性和平滑度,使用SVR对平滑后的HI曲线进行拟合,拟合HI曲线与砂轮失效阈值的

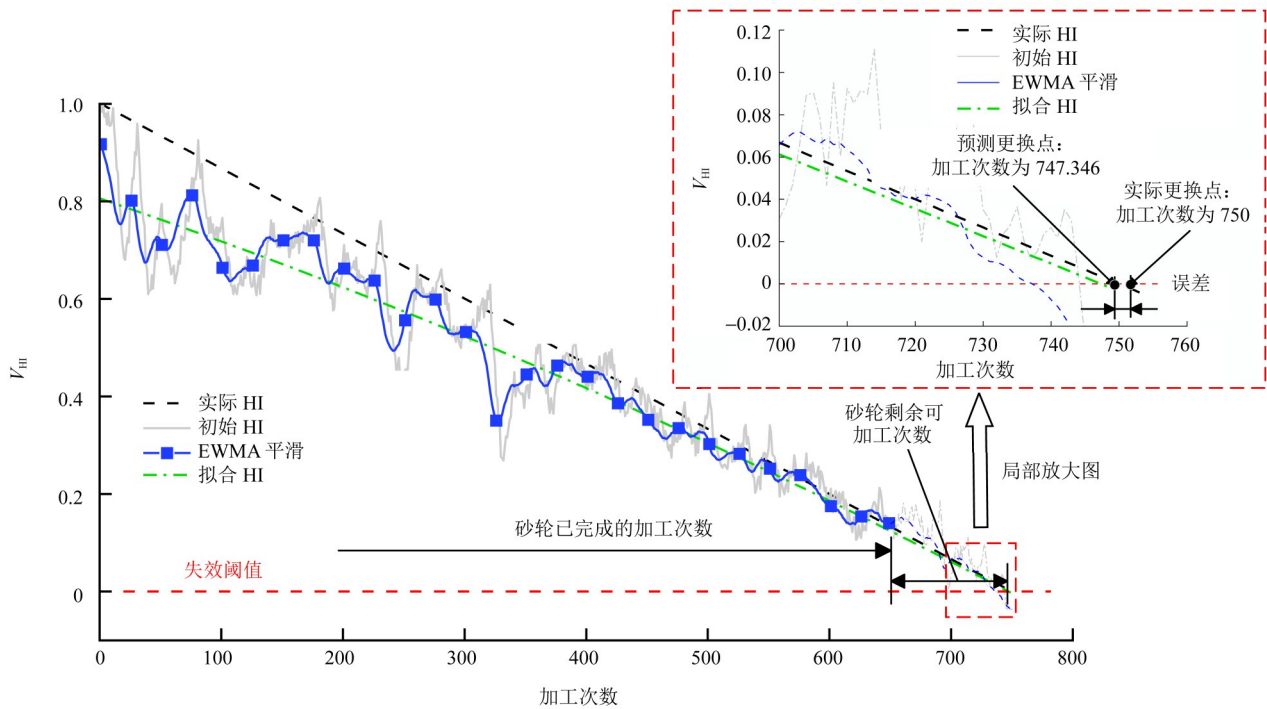


图 21 砂轮更换试验验证集预测结果

Fig. 21 Prediction results of the grinding wheel replacement test verification set

交点为砂轮预测修整点,其加工次数为 747.346,砂轮剩余可修整数为 97.346。当该组试验的砂轮加工能力不足时,加工次数为 750,第 650 次加工时的预测误差为 -2.654。为判断 CEEMDAN-LSTM-MHSA 模型对砂轮更换预测结果的准确性和有效性,单独计算每次加工预测误差 E_e 和得分 A_e ,结果如图 22 所示。根据式(5),得到总体误差 E 为 6.062;根据式(6)~式(8),得到该模型总体得分 W_{score} 为 0.598。表明该方法具有较高的预测准确性和有效性。

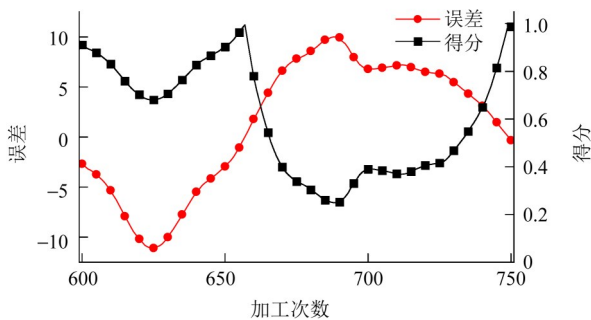


图 22 砂轮更换试验预测误差和得分

Fig. 22 E and W_{score} of the grinding wheel replacement test

为验证所提的 CEEMDAN-LSTM-MHSA 模型对于砂轮更换预测的准确性和有效性,本文选取时域分段-LSTM-Linear 模型、前 4 阶 VMD 重构信号-CNN 模型、人工挑选分量 VMD 重构信号-CNN 模型和人工挑选分量 VMD 重构信号-MobileNetv2 模型进行对比研究,单次加工的预测结果如图 23 所示。

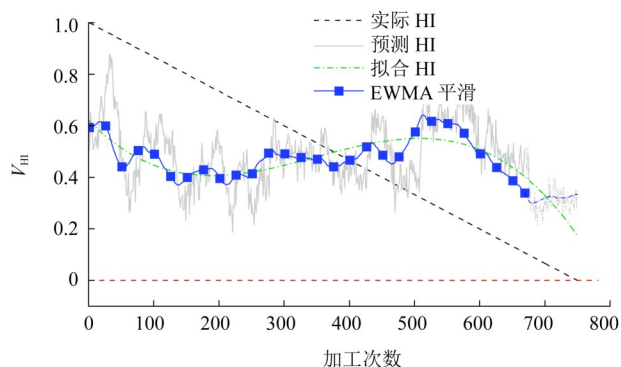
表 3 所示为砂轮更换预测的各种模型的总体误差

和得分。由表 3 可知,对于砂轮更换预测,时域分段-LSTM-Linear 模型的预测结果很差,说明仅通过时域提取特征对砂轮更换进行预测很困难。利用 VMD 算法分解声发射和振动信号,保留与砂轮修整预测相同的前 4 阶分量重构信号,并使用 CNN 的预测结果:总体误差 E 为 87.058,总体得分 W_{score} 为 0.139。说明分别与砂轮修整和砂轮更换预测相关的信号的特征频率不相同。通过相关性分析进行人工筛选,并重构信号后,人工 VMD 重构-CNN 的总体误差 E 为 13.756,总体得分 W_{score} 为 0.394;人工 VMD 重构-MobileNetv2 的总体误差 E 为 8.562,总体得分 W_{score} 为 0.572,具有良好的预测效果。本文所提的 CEEMDAN-LSTM-MHSA 模型的总体误差 E 为 6.062,总体得分 W_{score} 为 0.598,具有更好的预测效果,且可以在不需要人工参与的情况下同时对砂轮更换和砂轮修整进行预测。

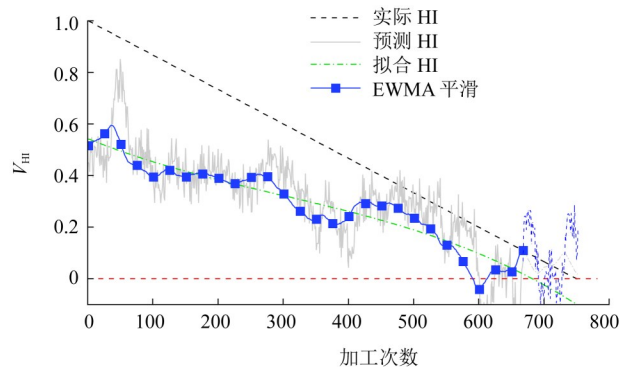
表 3 砂轮更换预测的各种模型的总体误差和得分

Tab. 3 E and W_{score} of the various models for the grinding wheel replacement prediction

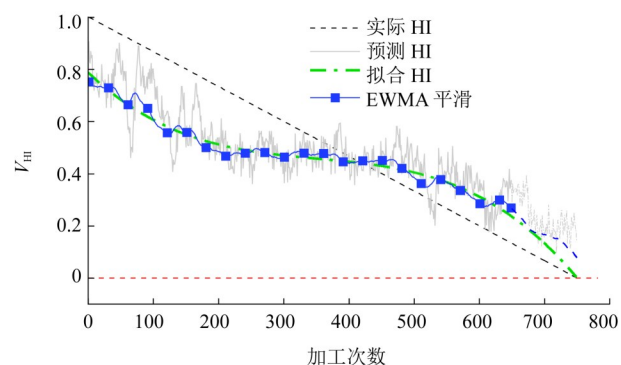
HI 模型	总体误差	总体得分
CEEMDAN-LSTM-MHSA	6.062	0.598
时域分段-LSTM-Linear	264.351	0
前 4 阶 VMD 重构-CNN	87.058	0.139
人工 VMD 重构-CNN	13.756	0.394
人工 VMD 重构-MobileNetv2	8.562	0.572



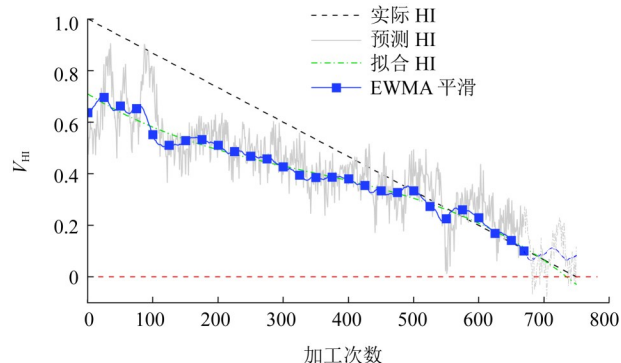
(a) 时域分段-LSTM-Linear模型的预测结果



(b) 前4阶VMD重构-CNN模型的预测结果



(c) 人工VMD重构-CNN模型的预测结果



(d) 人工VMD重构-MobileNetv2模型的预测结果

图 23 用于对比的模型的砂轮更换预测结果

Fig. 23 Grinding wheel replacement prediction results of the comparison models

6 结论

为实现砂轮 RUL 预测,提出一种基于 CEEMDAN-

LSTM-MHSA 的砂轮 RUL 通用预测模型,并利用连续加工试验和砂轮修整试验进行验证。主要工作和结论如下:

1) 根据砂轮加工能力变化的原因,将砂轮 RUL 预测分为 2 种:砂轮修整预测和砂轮更换预测。声发射信号中含有砂轮磨粒切削发出的弹性波,能够反映砂轮加工能力;振动信号的振幅和频率可以反映磨削力的变化,从而体现砂轮当前的加工能力。故本文选择声发射信号和振动信号进行砂轮 RUL 的预测。

2) 针对砂轮修整预测中信号重构极度依赖人工经验及先验知识、砂轮更换预测研究不充分和模型通用性较差的问题,提出基于 CEEMDAN-LSTM-MHSA 通用模型的砂轮 RUL 预测方法。该通用模型使用 CEEMDAN 对信号进行模态分解,通过 LSTM 提取各 IMF 的时域特征,利用 MHSA 建立特征与砂轮表面和直径变化之间的依赖关系,构建砂轮 HI 曲线,在实现不依赖人工经验和先验知识的同时,完成砂轮修整和更换预测。

3) 为验证上述方法的有效性,设计并进行了连续加工试验和砂轮修整试验。研究表明,对于砂轮修整预测,所提模型的总体误差 E 为 0.454,总体得分 W_{score} 为 0.756;对于砂轮更换预测,所提模型的总体误差 E 为 6.062,总体得分 W_{score} 为 0.598。上述结果表明,所提模型对于砂轮 RUL 的预测具有准确性和有效性。

4) 为进一步验证 CEEMDAN-LSTM-MHSA 通用模型预测方法的有效性,与 VMD-标准 CNN、小波包-标准 LSTM 和 VMD-MobileNetv2 等其他算法进行了对比。结果表明,CEEMDAN-LSTM-MHSA 通用模型预测方法的总体误差 E 和总体得分 W_{score} 均为最优。后续研究将结合物联网技术实现对砂轮的自动修整与更换。

参考文献 (References)

- [1] 杨磊,李郝林,迟玉伦. 基于自适应模糊神经网络的砂轮磨损评估[J]. 轻工机械,2020,38(6):72-76.
YANG Lei, LI Haolin, CHI Yulun. Wear evaluation of grinding wheel based on adaptive fuzzy neural network[J]. Light Industry Machinery, 2020, 38(6): 72-76. (In Chinese)
- [2] 卢守相,郭塞,张建秋,等. 高性能难加工材料可磨削性研究进展[J]. 表面技术,2022,51(3):12-42.
LU Shouxiang, GUO Sai, ZHANG Jianqiu, et al. Grindability of high performance difficult-to-machine materials[J]. Surface Technology, 2022, 51(3): 12-42. (In Chinese)
- [3] 焦锋,李成龙,牛赢,等. 砂轮修整技术研究现状与展望[J]. 中国机械工程,2021,32(20):2435-2448.
JIAO Feng, LI Chenglong, NIU Ying, et al. Review and prospect of grinding wheel dressing technique[J]. China Mechanical Engineering, 2021, 32(20): 2435-2448.

- neering, 2021, 32(20):2435-2448. (In Chinese)
- [4] 谭永敏,施展,迟玉伦,等. 基于Shannon熵与声发射信号的CBN砂轮性能监测方法研究[J]. 机械强度, 2023, 45(2):321-330.
TAN Yongmin, SHI Zhan, CHI Yulun, et al. Research on CBN grinding wheel performance monitoring method based on Shannon entropy and acoustic emission signal [J]. Journal of Mechanical Strength, 2023, 45(2):321-330. (In Chinese)
- [5] 尹国强,王东,关云匀,等. 基于声发射监测的砂轮磨损实验[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2022, 43(8):1127-1133.
YIN Guoqiang, WANG Dong, GUAN Yunyun, et al. Grinding wheel wear experiment based on acoustic emission monitoring [J]. Journal of Northeastern University (Natural Science), 2022, 43(8):1127-1133. (In Chinese)
- [6] ZHANG Q L, ZHAO Q L, TO S, et al. Diamond wheel wear mechanism and its impact on the surface generation in parallel diamond grinding of RB-SiC/Si [J]. Diamond and Related Materials, 2017, 74:16-23.
- [7] FAN K C, LEE M Z, MOU J I. On-line non-contact system for grinding wheel wear measurement [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2002, 19(1):14-22.
- [8] YOU F Y, ZHOU W, WANG X, et al. Systematic monitoring and evaluating the wear of alumina wheel when grinding the workpiece of Cr₁₂ [J]. Complexity, 2021, 2021:6665043.
- [9] HUNDT W, LEUENBERGER D, REHSTEINER F, et al. An approach to monitoring of the grinding process using acoustic emission(AE) technique [J]. CIRP Annals, 1994, 43(1):295-298.
- [10] 李厦,李郝林. 切入磨削与纵向磨削的磨削力分析与比较[J]. 中国机械工程, 2012, 23(3):269-273.
LI Sha, LI Haolin. Analysis and comparison of grinding forces between plunge grinding and traverse grinding [J]. China Mechanical Engineering, 2012, 23(3):269-273. (In Chinese)
- [11] CHEN X, LIMCHIMCHOL T. Monitoring grinding wheel redress-life using support vector machines [J]. International Journal of Automation and Computing, 2006, 3(1):56-62.
- [12] 郭维诚,李蓓智,杨建国,等. 磨削过程信号监测与砂轮磨损预测模型构建[J]. 上海交通大学学报, 2019, 53(12):1475-1481.
GUO Weicheng, LI Beizhi, YANG Jianguo, et al. Monitoring of grinding signals and development of wheel wear prediction model [J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2019, 53(12):1475-1481. (In Chinese)
- [13] DEVENDIRAN S, MANIVANNAN K. Condition monitoring on grinding wheel wear using wavelet analysis and decision tree C4.5 algorithm [J]. International Journal of Engineering and Technology, 2013, 5(5):4010-4024.
- [14] YANG Z S, YU Z H. Grinding wheel wear monitoring based on wavelet analysis and support vector machine [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2012, 62(1):107-121.
- [15] MAHATA S, SHAKYA P, BABU N R. A robust condition monitoring methodology for grinding wheel wear identification using Hilbert Huang transform [J]. Precision Engineering, 2021, 70:77-91.
- [16] YIN C, WANG Y L, LEE H P, et al. Robust wheel wear detection for solid carbide grinding under strong noise interference: a new approach based on improved ensemble noise-reconstructed empirical mode decomposition [J]. Wear, 2021, 486:204112.
- [17] 陈晨,施展,迟玉伦. AVMD-Kriging砂轮寿命周期磨削性能在线监测方法[J]. 轻工机械, 2023, 41(3):88-99.
CHEN Chen, SHI Zhan, CHI Yulun. Online monitoring method for grinding performance of grinding wheel life cycle based on AVMD-Kriging [J]. Light Industry Machinery, 2023, 41(3):88-99. (In Chinese)
- [18] 杨斌,樊志刚,王建国,等. 小波包和1D CNN结合的刀具磨损状态识别[J]. 机械设计与制造, 2024(9):228-232.
YANG Bin, FAN Zhigang, WANG Jianguo, et al. Tool wear status recognition based on wavelet packet and 1D CNN [J]. Machinery Design & Manufacture, 2024(9):228-232. (In Chinese)
- [19] 苏史博,毕果,郑守红,等. 基于LSTM和声发射的金刚石砂轮磨损状态识别[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2021(8):169-172.
SU Shibo, BI Guo, ZHENG Shouhong, et al. Identification of wear status of diamond grinding wheel based on LSTM and acoustic emission [J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2021(8):169-172. (In Chinese)
- [20] 史丽晨,史炜椿,王海涛,等. 基于DRSN-BiLSTM模型的刀具磨损预测方法研究[J]. 机械工程学报, 2024, 60(24):66-74.
SHI Lichen, SHI Weichun, WANG Haitao, et al. Tool wear prediction based on DRSN-BiLSTM model [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2024, 60(24):66-74. (In Chinese)
- [21] 汪应,宋宇博,朱大鹏. ALIF-NLM轴承微弱故障特征提取方法[J]. 机械强度, 2024, 46(5):1026-1035.
WANG Ying, SONG Yubo, ZHU Dapeng. Rolling bearing weak fault feature extraction method with ALIF-NLM [J]. Journal of Mechanical Strength, 2024, 46(5):1026-1035. (In Chinese)
- [22] 张天缘,孙虎儿,朱继扬,等. 基于SDP和改进SAM-MobileNetv2的滚动轴承故障诊断方法研究[J]. 机械强度, 2024, 46(4):787-794.
ZHANG Tianyuan, SUN Huer, ZHU Jiyang, et al. Fault diagnosis of rolling bearings based on SDP and improved SAM-MobileNetv2 [J]. Journal of Mechanical Strength, 2024, 46(4):787-794. (In Chinese)
- [23] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [J]. Proceedings: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 1998, 454(1971):903-995.
- [24] 曾浩,曹华军,董俭雄. 基于ISABO-IBiLSTM模型的刀具磨损预测方法[J]. 中国机械工程, 2024, 35(11):1995-2006.
ZENG Hao, CAO Huajun, DONG Jianxiong. Tool wear prediction method based on ISABO-IBiLSTM model [J]. China Mechanical Engineering, 2024, 35(11):1995-2006. (In Chinese)
- [25] 迟玉伦,李郝林. 基于时间常数外圆切入磨削砂轮钝化的监测方法[J]. 中国机械工程, 2016, 27(2):209-214.

- CHI Yulun, LI Haolin. Monitoring method of cylindrical plunge grinding wheel wear based on time constant[J]. China Mechanical Engineering, 2016, 27(2): 209-214. (In Chinese)
- [26] 周圣文, 郭顺生, 杜百岗. 基于 LSTM-ES-RVM 的滚动轴承剩余寿命预测方法[J]. 振动工程学报, 2023, 36(6): 1723-1735.
- ZHOU Shengwen, GUO Shunsheng, DU Baigang. Remaining useful life prediction method of rolling bearing based on LSTM-ES-RVM networks[J]. Journal of Vibration Engineering, 2023, 36(6): 1723-1735. (In Chinese)
- [27] 周哲韬, 刘路, 宋晓, 等. 基于 Transformer 模型的滚动轴承剩余使用寿命预测方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2023, 49(2): 430-443.
- ZHOU Zhetao, LIU Lu, SONG Xiao, et al. Remaining useful life prediction method of rolling bearing based on Transformer model [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2023, 49(2): 430-443. (In Chinese)

Study on remaining useful life prediction method of grinding wheel based on CEEMDAN-LSTM-MHSA

CHI Yulun HUANG Haolun

(School of Mechanical Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

Abstract: [Objective] Aiming at the problem that traditional signal reconstruction relies heavily on prior knowledge and manual experience, which reduces model generality and fails to simultaneously realize the prediction of grinding wheel dressing life and replacement life, the complementary ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise (CEEMDAN), multi-head self-attention (MHSA) mechanism and long-short term memory (LSTM) network were adopted to replace the manual signal reconstruction process. A general grinding wheel life prediction method based on CEEMDAN-LSTM-MHSA was proposed. [Methods] Firstly, according to frequency characteristics, CEEMDAN was used to decompose grinding acoustic emission and vibration signals into intrinsic mode function (IMF). Secondly, multiple LSTM networks were applied to extract time-domain features from each IMF. The MHSA mechanism was employed to establish the dependency between influencing factor features and the changes in grinding wheel surface morphology and diameter, and construct health index (HI) curves for grinding wheel dressing and replacement. Then, the isolation forest anomaly detection algorithm and exponential weighted moving average (EWMA) were utilized to improve the monotonicity and smoothness of HI curves. Support vector regression (SVR) was adopted to fit the HI curves, and the remaining useful life (RUL) prediction of the grinding wheel was realized combined with the threshold of HI curves. Finally, continuous grinding and grinding wheel dressing tests were carried out for verification. [Results] The results show that the proposed model can accurately predict the dressing life and replacement life of grinding wheels, and effectively improve the generality of grinding wheel RUL prediction.

Key words: Grinding wheel wear; Life prediction; Deep learning; Feature extraction; Online prediction

Corresponding author: CHI Yulun, E-mail: chiylun@163.com

Fund: Major Entrusted Project of Liaoning Social Science Planning Fund (L22ZD014)

Received: 2024-08-29 Revised: 2024-11-01

(编辑: 刘星泽)