doi:10.12068/j.issn.1005－3026.2026.20240215

基于BiGRU-EWMA的超声骨切削状态在线监测方法

王竞禹[1]，戴 丽[1]，刘 宇[1]，王林伟[2]
（1.东北大学 机械工程与自动化学院，辽宁 沈阳 110819；2.沈阳工业大学 机械工程学院，辽宁 沈阳 110870）

摘 要：超声骨刀作为一种高效和精准的骨科手术工具，因其能够使用高频振动实现精确切割骨骼、减少对软组织的损伤而得到广泛应用.然而，刀头与骨材料之间的切削状态良好与否会影响手术效果，其中切削速度是影响切削状态的关键因素之一.过低的速度可能导致切削效率降低，而过高的速度则可能引发骨组织过热、刀头磨损加剧，因此需要对切削过程进行监控.为解决切削监测问题，提出了一种基于双向门控循环单元的指数加权平滑模型（BiGRU-EWMA）切削状态监测方法.该方法结合了双向信息处理能力和指数加权移动平均方法，有效提升了状态监测的准确性和实时性.实验结果表明，该方法的准确率达到了98.2%，监测系统的检测延迟缩短至35 ms.

关 键 词：超声骨切削；声音信号；切削稳定性；状态监测；深度学习
中图分类号：TN 911.7 **文献标志码**：A **文章编号**：1005-3026(2026)04-0070-09

Online Monitoring Method of Ultrasonic Bone Cutting Condition Based on BiGRU-EWMA

WANG Jing-yu[1], *DAI Li*[1], *LIU Yu*[1], *WANG Lin-wei*[2]
（1. School of Mechanical Engineering & Automation, Northeastern University, Shenyang 110819, China; 2. School of Mechanical Engineering, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China. Corresponding author: LIU Yu, E-mail: yuliu@me.neu.edu.cn）

Abstract: Piezosurgery, as an efficient and precise tool for orthopaedic surgery, has been widely used due to its ability to use high-frequency vibration to achieve precise cutting of bone while minimizing soft tissue damage. However, the quality of the cutting condition between the blade and the bone material directly affects the surgical outcome, with cutting speed being a critical factor influencing the cutting condition. Insufficient speed can result in reduced cutting efficiency, while excessive speed can result in thermal damage to the bone and accelerated blade wear. It is therefore essential to monitor the cutting process. To address this challenge, a cutting condition monitoring method based on a bidirectional gated recurrent unit combined with an exponentially weighted moving average (BiGRU-EWMA) model was proposed. This method integrated bidirectional information processing capability with the exponentially weighted moving average approach, which significantly improved the accuracy and real-time performance of condition monitoring. Experimental results show that the proposed method achieves an accuracy of 98.2%, and the monitoring system reduces the detection latency to 35 ms.

Key words: ultrasonic bone cutting; acoustic signal; cutting stability; condition monitoring; deep learning

收稿日期：2024-11-22
基金项目：辽宁省自然科学基金资助项目（2022-YGJC-15）；中央高校基本科研业务费专项资金资助项目（2303027）；中央高校基本科研业务费国防重大专项资助项目（2024GFZD14）.
作者简介：王竞禹（1995—），男，陕西西安人，东北大学博士研究生.
通信作者：刘 宇，E-mail：yuliu@me.neu.edu.cn.

随着机器人技术的发展,机器人夹持骨针、骨钻、超声骨刀等辅助骨科手术的研究逐渐成为技术开发的重点[1].然而,目前手术操作仍依赖医生的经验,缺乏统一的技术标准,增加了保持机器人手术精度的难度[2].为了确保手术的安全性,实时采集和监测手术中的信号至关重要[3].

目前,骨科手术切削状态监测根据采集信号的来源可分为力检测和声音监测两类[4].Al-Abdullah等[5]提出了一种双输入三输出前馈人工神经网络方法,利用铣削力来预测骨密度.Qu等[6]建立基于铣削力的骨识别模型,并利用BP神经网络建立了机器人辅助椎板铣削的方法,实现了铣削力的间接测量和骨层识别.然而,手术中难以直接安装力传感器,间接测量易降低信噪比并增加误差.相比之下,声信号易于采集,传感设备安装简单且不影响工作过程[7].从分析方法的角度来讲,骨科手术切削状态监测可分为基于传统信号处理方法和基于深度学习方法的监测.Xia等[8]设计了一种基于声压谐波振幅的铣削深度控制模块,通过总谐波幅值监测切割深度.Dai等[9]通过分析钻骨过程中的声信号,研究了松质骨与皮质骨的振动特征,并提出基于小波变换声压信号处理的钻骨状态检测方法.然而,该方法需人工提取信号特征,依赖先验知识,且容易受环境噪声干扰影响.随着人工智能和大数据技术的快速发展,深度学习方法被广泛应用于声信号的监测和分析.Ying等[10]提出了一种基于传统神经网络的声信号监测方法,用于检测骨铣削中的切削状态和穿透深度.但传统神经网络对时序特征的提取能力较弱,而在超声骨切削中,准确提取切削状态变化的特征至关重要.

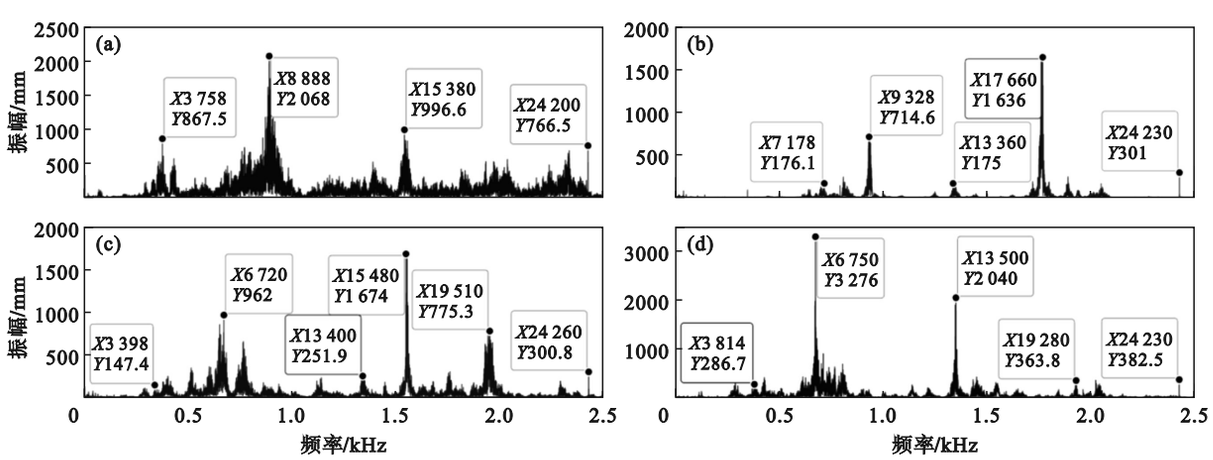
综上所述,切削状态的准确监测对骨科手术至关重要.现有研究主要集中在铣削深度及切削材料的监测,而对因切削速度变化引起的声音特征实时监测研究仍存在空白.切削速度的变化直接影响手术的切削效率与切削质量,可能造成骨组织损伤及刀头磨损.当前速度下的状态会受到前一时刻状态的影响,现有方法难以有效捕捉声信号中的速度变化及其随时间的变化规律.在应对时序数据方面,循环神经网络(RNN)及其变种(LSTM,GRU)具有较强的时序特征提取能力,能够捕捉切削过程中的动态变化[11].然而,这些方法面对超声骨切削监测中复杂的非线性响应、多层模型预测时延和信号处理时延等问题仍存在局限性,导致监测过程出现延迟,影响实时性和准确性.

为了解决这些问题,本文提出基于双向门控循环单元的指数加权平滑模型(BiGRU-EWMA)的切削状态监测方法.BiGRU结合多头注意力机制,能有效捕捉切削过程中速度变化的时序特征.提出的EWMA动态平滑方法在状态突变时可以快速调整输出,而在稳定状态下能够抑制噪声带来的波动,显著提升监测系统的鲁棒性和实时性.

1　超声骨切削声音特征分析

1.1　不同切削速度下超声切削的频域特征分析

通过傅里叶变换对不同切削速度下的超声切骨声音信号进行频域分析,结果如图1所示,X,Y分别表示信号的振幅和频率.当刀头停滞或低速切削时,声音信号频率集中在7~9 kHz,切削效率较低;随着切削速度的增加,信号频率范围转变为5~7 kHz,此时切削过程平稳且效率提高;当切削速度超过某一阈值时,振动变得不规则,频谱变宽且频率成分不明确,反映出切削过程失稳,超出了设备的理想工作范围,可能导致切削质量下降与不稳定性增大.



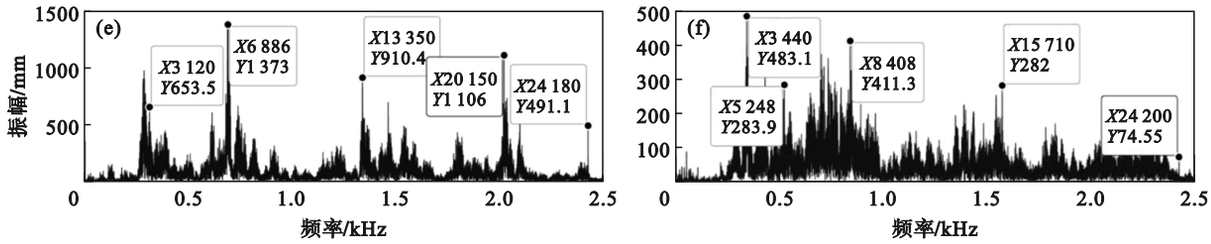


图1 超声骨切削声音信号时频分析

Fig. 1 Time-frequency analysis of acoustic signals during ultrasonic bone cutting

(a)—刀头与骨头接触但未发生相对运动;(b)—切削速度为1 mm/s;(c)—切削速度为2 mm/s;(d)—切削速度为3 mm/s;(e)—切削速度为4 mm/s;(f)—切削速度为7 mm/s.

1.2 基于能量谱密度的超声切削状态分类分析

为了直观描述各切削状态,计算各状态下5~7 kHz和7~9 kHz的能量谱密度.首先对3种状态下信号x_n使用汉明窗将信号分成重叠的窗口.然后对每个窗口用离散傅里叶变换(DFT)以获得频域表示.假设某一个窗口内的信号片段为x_n^w,其中n表示窗口内的时间索引[12].应用DFT可以得到频域表示x_k^w:

$$x_k^w = \sum x_i^w \times e^{\frac{-j\times 2\pi\times k\times n}{N}}. \tag{1}$$

其中:j为虚数单位;k为频率索引;w为窗口编号;N为窗口长度.

对每个窗口的频域表示x_k^w,计算幅度的平方作为能量谱密度.通过将频域信号的幅度进行平方归一化:

$$E_k^w = \frac{1}{N} \times \left| x_k^w \right|^2. \tag{2}$$

其中:E_k^w表示窗口内的能量谱密度;$\left| x_k^w \right|$表示频域信号的幅度.

使用重叠窗口通常会对相邻窗口的能量谱密度进行平均以减小估计误差.通过对所有窗口的能量谱密度进行平均来获得最终的能量谱密度.

$$E_k = \frac{1}{M} \times \sum (w_m \times E_{w\,m}^{\ k}). \tag{3}$$

其中:E_k表示最终的能量谱密度;M表示窗口数;w_m表示第m个窗口的权重(通常是汉明窗函数的平方值);$E_{w\,m}^{\ k}$表示第m个窗口在频率索引k处的能量谱密度.其中,频率索引与实际频率之间的关系取决于采样率和窗口长度.将频率索引转换为实际频率:

$$f = \frac{(k\times F_s)}{N}. \tag{4}$$

其中:f为实际频率;F_s为采样率.

通过对低速失稳、正常切骨和高速失稳信号进行功率谱密度计算,获取能量谱密度结果如表1所示.

表1 不同状态下的能量谱密度

Table 1 Energy spectral density for different conditions

频率/kHz	低速失稳	正常切骨	高速失稳
5~7	35.46	101.61	69.20
7~9	243.59	20.92	63.51

从表1中可以看出,在低速失稳状态下,7~9 kHz的能量谱密度显著高于5~7 kHz,反映出切削效率较低;在正常切骨状态时,5~7 kHz的能量谱密度更大,表明切削过程稳定且效率高;而在高速失稳状态下,7~9 kHz和5~7 kHz之间的能量谱密度接近,显示切削过程不稳定且频谱范围扩展.通过能量谱密度对比,可以清晰区分3种状态.

2 超声骨切削状态监测方法

2.1 用于骨切削监测的BiGRU-EWMA整体结构

本文针对超声骨切削过程中的状态监测问题,提出了一种BiGRU-EWMA网络结构.如图2所示,网络结构由3大核心模块组成:BiGRU编码模块、多头注意力模块和EWMA平滑模块.首先,对声信号数据进行滑动窗预处理,并划分为训练集和测试集.网络输入形状为(8,10,1 024)的三维张量,其中8为batch大小,10为时间步数,1 024为每个时间步的特征维度.输入经过BiGRU模块进行特征提取,该模块由3层双向GRU堆叠而成,每层的神经元数为64×2.接着,BiGRU的输出被传入多头注意力机制,通过4个注意力头的加权计算进一步提取关键特征,得到形状为(8,10,128)的特征张量.随后,每个时间步的特征被传入全连接层并经过Softmax函数,生成(8,10,3)大小的概率分布.

为了进一步平滑输出并抑制噪声干扰,网络引入了EWMA方法对各时间步的输出进行平滑处理,最后一个时间步的输出用于最终分类,并使用结合了注意力稀疏正则化的交叉熵损失函数计算网络损失并更新网络权重,这不仅能够学习到分类任务的全局特征,还能自适应地对输入信号中的关键时间步赋予更高的权重,从而提高模型对输入序列的识别和分类精度.

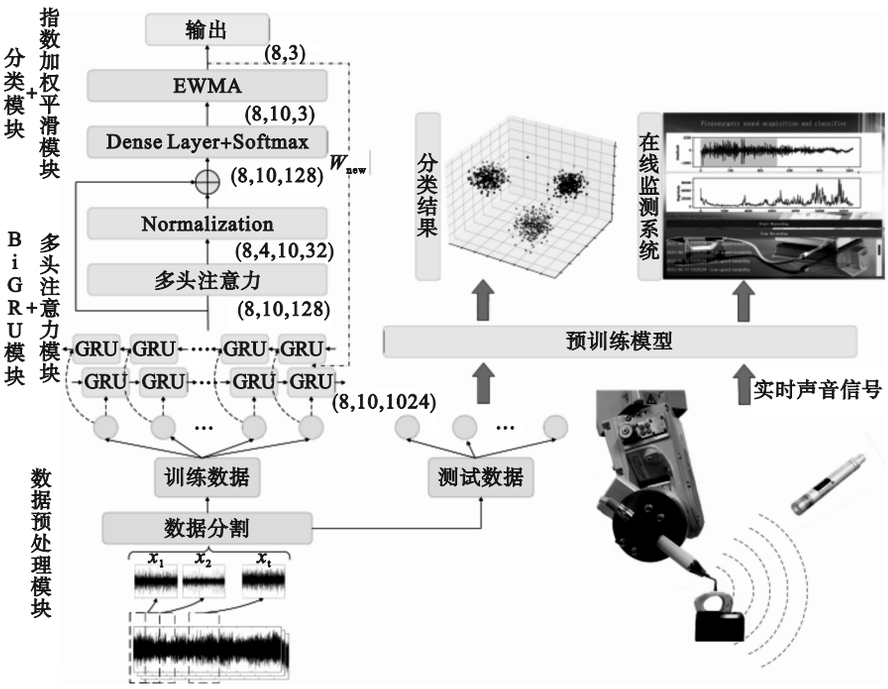


图2　整体结构

Fig. 2　Overall structure

2.2　结合多头注意力机制的BiGRU方法

2.2.1　BiGRU的双向时序依赖捕捉能力

BiGRU是一种能够处理双向时序信息的神经网络模型.如图3所示,其基本结构由2个方向的GRU(门控循环单元)组成,分别处理时间序列中的正向和反向信息.相比传统的GRU,BiGRU不仅能够从过去时刻提取信息,还能从未来时刻捕捉特征,增强了对切削状态的全面理解[13].

在时间步t时,BiGRU的前向隐藏状态h_t^{f}和后向隐藏状态h_t^{b}分别计算如下:

$$\left.\begin{aligned} h_t^{\mathrm{f}} &= \mathrm{GRU}^{\mathrm{f}}(x_t, h_{t-1}^{\mathrm{f}}), \\ h_t^{\mathrm{b}} &= \mathrm{GRU}^{\mathrm{b}}(x_t, h_{t+1}^{\mathrm{b}}). \end{aligned}\right\} \tag{5}$$

其中:x_t表示当前时刻的特征向量;h_{t-1}^{f}为前一时刻的隐藏状态;h_{t+1}^{b}为后一时刻的隐藏状态.最终,前向和后向隐藏状态会在输出层结合,形成统一的隐藏表示:

$$\boldsymbol{h}_t = \left[h_t^{\mathrm{f}}, h_t^{\mathrm{b}}\right]. \tag{6}$$

BiGRU能捕捉超声骨切削过程中的时序特征,但在超声切削状态突变时,难以获取全局依赖.因此,在BiGRU基础上引入多头注意力机制.

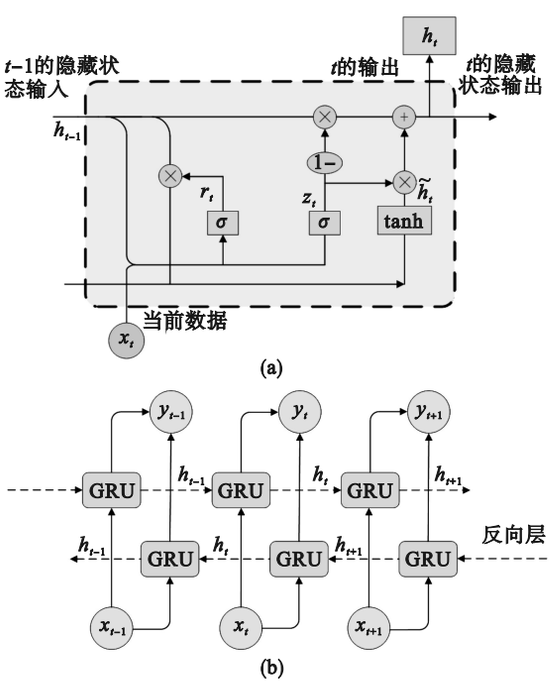


图3　BiGRU结构

Fig. 3　Structure of BiGRU

(a)—GRU单元;(b)—BiGRU结构.

2.2.2　多头注意力机制的引入

输入序列经过BiGRU处理后,得到的隐藏状

态$\boldsymbol{H}=[h_1,h_2,\cdots,h_T]$作为注意力机制的输入,进一步通过多头注意力进行加权处理.

如图4所示,多头注意力机制允许模型并行处理序列中的所有时间步.通过不同的头学习序列中不同方面的信息,将注意力操作分配到多个头.因此,该机制可以显著提高计算效率,并增强模型对信息的细粒度处理能力,使得模型能够在不同的表示子空间中并行捕捉信息[14].

对于每一个注意力头,首先将输入的隐藏状态H通过不同的线性变换投影到查询(Query)、键(Key)、值(Value)3个向量空间[15]:

$$\boldsymbol{Q}=\boldsymbol{H}\boldsymbol{W}_Q,\boldsymbol{K}=\boldsymbol{H}\boldsymbol{W}_K,\boldsymbol{V}=\boldsymbol{H}\boldsymbol{W}_V. \tag{7}$$

其中:$\boldsymbol{W}_Q,\boldsymbol{W}_K,\boldsymbol{W}_V$分别为查询、键和值的权重矩阵.接着,使用缩放点积注意力来计算各个时间步之间的相似性,并对值向量进行加权:

$$\text{Attention}(\boldsymbol{Q},\boldsymbol{K},\boldsymbol{V})=\text{softmax}\left(\frac{\boldsymbol{Q}\boldsymbol{K}^{\mathrm{T}}}{\sqrt{d_k}}\right)\boldsymbol{V}. \tag{8}$$

其中d_k是键向量的维度.多个注意力头的结果拼接在一起,通过线性变换整合为最终输出:

$$\text{MultiHead}(\boldsymbol{X})=\text{Concat}(\text{head}_1,\text{head}_2,\cdots,\text{head}_h)\boldsymbol{W}^{\mathrm{O}}. \tag{9}$$

其中:$\text{head}_i=\text{Attention}(\boldsymbol{Q}_i,\boldsymbol{K}_i,\boldsymbol{V}_i)$;$\boldsymbol{W}^{\mathrm{O}}$为输出层的权重矩阵.通过多头注意力机制,模型能够更好地捕捉切削状态中不同时刻之间的关联性.

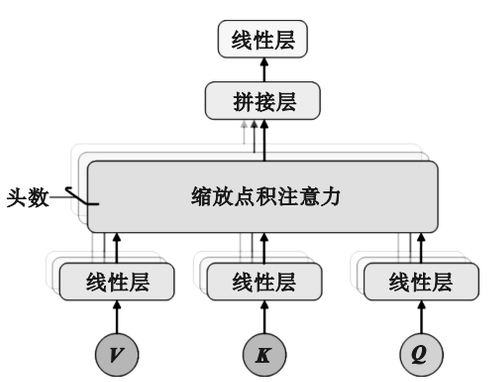


图4 多头注意力结构

Fig. 4 Multi-head attention structure

2.3 基于EWMA的监测平滑与响应优化方法

2.3.1 EWMA动态平滑机制的原理

为了解决超声切削骨过程中存在的监测延迟问题,本文提出了一种基于EWMA的动态平滑算法.EWMA通过赋予最新时间步预测更高的权重,动态平滑历史时间步的预测结果,从而减小系统滞后带来的状态预测误差.假设第t时刻的模型输出预测值为$S_{\mathrm{p}}[t]$,动态平滑后的最终输出为$S_{\mathrm{s}}[t]$.平滑函数的定义如下:

$$S_{\mathrm{s}}[t]=\alpha\cdot S_{\mathrm{p}}[t]+(1-\alpha)\cdot S_{\mathrm{s}}[t-1]. \tag{10}$$

其中:$S_{\mathrm{s}}[t]$是第t时刻的平滑输出;$S_{\mathrm{p}}[t]$是模型在第t时刻的预测输出;α是平滑系数,决定了平滑对当前预测和历史输出的权重分配.考虑到模型对当前状态突变的敏感性需求,设置α值为0.8.

初始条件设为$S_{\mathrm{s}}[0]=S_{\mathrm{p}}[0]$,确保在第一时间步时平滑输出与初始预测一致.

2.3.2 EWMA在模型中的应用

在本文提出的模型中,对于每个输入序列,BiGRU层经过多头注意力和正则化处理,输出每个时间步的隐藏状态,经过Softmax分类层后得到初始预测概率分布$S_{\mathrm{p}}[t]$.为了减少预测结果的波动并适应状态的变化,将$S_{\mathrm{p}}[t]$输入到EWMA模块,EWMA模块根据前一个时间步的平滑输出$S_{\mathrm{s}}[t-1]$和当前的$S_{\mathrm{p}}[t]$进行递归计算,得到平滑后的最终输出$S_{\mathrm{s}}[t]$,代表对当前时间步的状态预测结果.由于经过EWMA调整后的输出具备更高的稳定性和对突变的敏感性,能够更准确地反映监测过程中的状态变化.

通过在模型中引入EWMA动态平滑方法,模型能在状态突变时快速响应,稳定状态下抑制噪声波动,显著提升监测系统的鲁棒性和适应性.

2.3.3 结合注意力稀疏正则化的交叉熵损失函数

在本文模型的训练过程中,为了实现对关键时间步的自适应关注并提升分类精度,设计了一种结合注意力稀疏正则化的交叉熵损失函数,通过交叉熵损失与稀疏正则化项的加权组合,实现对关键时间步的自适应关注,优化分类性能并约束注意力权重分布[16].分类损失采用交叉熵损失L_{c},对EWMA平滑后的最后一个时间步的输出概率分布$S_{\mathrm{s}}[t]$与真实标签y_{actual}之间的差异进行优化.其公式为

$$L_{\mathrm{c}}=-\frac{1}{B}\sum_{i=1}^{N}\sum_{c=1}^{C}y_i^c\log S_{\mathrm{s},i}^c. \tag{11}$$

其中:B为批量大小;C为类别数;y_i^c表示样本i在类别c上的真实标签的one-hot编码;$S_{\mathrm{s},i}^c$表示样本i在类别c上的预测概率.

为了引导模型在处理输入序列时更专注于少数关键时间步,在交叉熵损失的基础上引入了注意力稀疏正则化项.注意力权重矩阵$\boldsymbol{A}_i$是第i时间步多头注意力机制生成的一个概率分布,表示不同时间步之间的相关性.通过计算每个时间步i的注意力权重熵,可以衡量注意力分布的集中程度:

$$\boldsymbol{H}(\boldsymbol{A}_i)=-\sum_{j=1}^{T}\boldsymbol{A}_{ij}\log\boldsymbol{A}_{ij}. \tag{12}$$

其中：T为序列长度；$\boldsymbol{A}_{ij}$为第i个时间步对第j个时间步的注意力权重.将所有时间步的熵值求和，得到注意力稀疏正则化项：

$$L_{\mathrm{a}}=\frac{1}{N_{\mathrm{t}}}\sum_{i=1}^{N}\boldsymbol{H}(\boldsymbol{A}_i). \tag{13}$$

其中N_{t}为总时间步数.通过最小化该正则化项，模型可以有效地减少注意力的分散性，将权重集中于关键时间步上.最终，结合注意力稀疏正则化的交叉熵总损失函数可以表示为

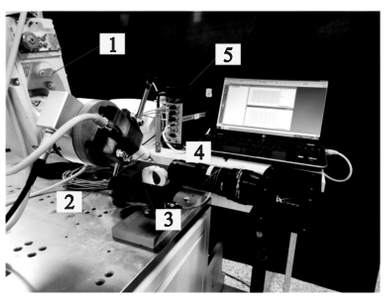
$$L_{\mathrm{t}}=L_{\mathrm{c}}+\lambda\cdot L_{\mathrm{a}}. \tag{14}$$

其中，超参数λ用于平衡分类损失与注意力稀疏正则化项的影响，通过验证集调优最终λ值为0.08.优化该损失函数后，模型能准确预测信号类别，并自适应识别关键时间步.

3　实验与分析

3.1　实验描述

图5为超声骨刀声音采集实验台，超声骨刀以法兰夹持方式固定在机械手上，对骨试样进行恒功率、恒切深的切割操作.骨试样通过夹具固定于工作台上，由4189自由场传声器采集声信号，经BK动态信号分析仪处理后，将数据存储于计算机中.实验采样频率设置为51.2 kHz，采样时长为7 s，切削深度控制为3 mm，超声骨刀在不同速度下进行共60组切削实验以获取声音信号.为提升网络训练的鲁棒性，实验选择了两种不同的超声刀头进行骨切削操作，并对9个骨试样从横截、交叉和平行三方向进行切削.每组实验选取其中较为稳定的5 s数据作为训练数据，并以0.2 s为一个batch输入网络，使用滑动窗进行预处理和切分，滑动窗大小设为1 024.每类数据总共包含500个样本.数据集根据切削状态分为低速失稳、正常切骨、高速失稳3种状态，按80%和20%的比例划分为训练集和测试集，用于模型分类预测.计算平台采用Intel(R) Xeon(R) Platinum 8171M CPU.



1—ABB机器人；2—啄木鸟超声骨刀；3—骨试样；4—自由场传声器；5—动态信号分析仪.

图5　实验装置

Fig. 5　Experimental device

3.2　网络训练结果

图6展示了本文提出方法的准确率/损失曲线.从曲线结果可以看出，网络的误差随着epoch的增加在逐渐减小，经过约20个epoch后网络完全收敛，此时训练集准确率达到100%，损失达到0.004 6.在验证集上验证网络性能时，经过约40个epoch后准确率达到98.2%.

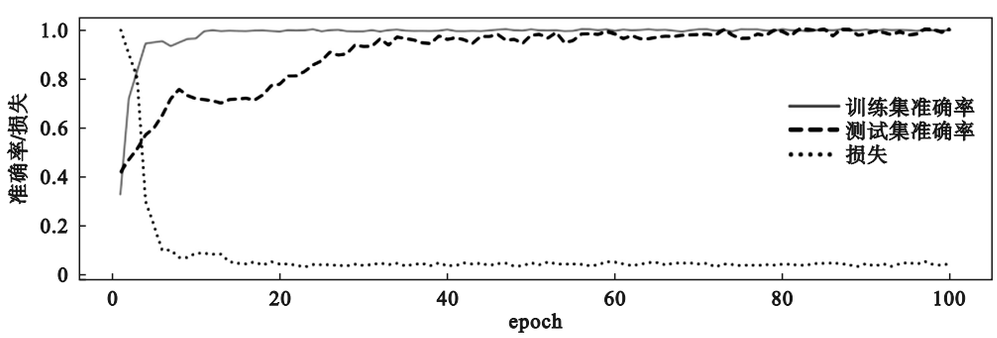


图6　网络训练准确率/损失图

Fig. 6　Accuracy/loss plots of network training

3.3　BiGRU结合多头注意力机制与EWMA的消融实验

为了验证网络在特征提取方面的能力，本文基于BiGRU分别结合多头注意力机制和EWMA方法，构建了两种对比模型，并与本文提出的模型进行性能对比.通过t-SNE对3种网络的特征层数据进行降维处理，将高维特征映射到三维空间中进行可视化.不同特征在投影过程中被映射为三维空间中的点，其间距反映了它们在高维空间中的差异.图7展示了针对超声切削状态类型进行分类所获得的结果图.对比结果表明，BiGRU结合多头注意力方法的特征聚类效果较

差,类别区分不够明显;BiGRU结合EWMA的分类效果有所改善,但仍存在部分误判.相比之下,本文提出的模型聚类效果显著,不同状态的切削数据能够清晰区分.

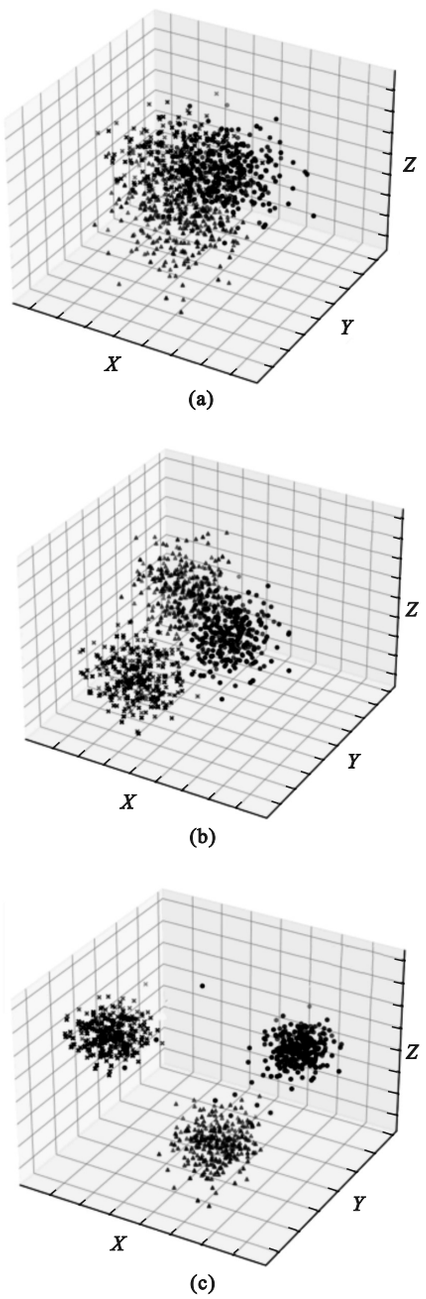


图7 网络聚类散点图

Fig. 7 Scatter plot of network clustering

(a)—BiGRU结合多头注意力方法;(b)—BiGRU结合EWMA方法;(c)—本文方法.

3.4 对比与讨论

为证明模型的优越性,本文与同样能够处理序列数据的模型(RNN,LSTM,GRU)进行了对比,所有模型的超参数设置一致.基于灵敏度、特异性、准确率、*F*1值和计算时间5个指标评估不同模型在相同数据集上的表现.结果表明,本文提出的方法在所有指标上均优于其他模型,展示出在状态检测中的最佳性能.

表2 不同模型各指标对比

Table 2 Comparison of various metrics across different models

方法	灵敏性/%	特异性/%	准确率/%	*F*1值/%	计算时间/ms
RNN	70.31	71.98	73.36	71.25	517
LSTM	87.30	88.21	88.56	87.89	331
GRU	82.65	82.36	83.35	84.77	168
BiGRU-EWMA	97.39	98.01	98.20	98.20	35

3.5 状态在线监测系统

为了进一步证明本文方法有效,使用离线检测和在线监测两种方式来分辨声音信号.首先对声音数据进行离线预测.将不同速度下的时域信号数据打乱.将本文训练好的网络保存为.pth文件.调用该文件,输入已知打乱的声音信号.对网络的分类结果进行可视化.低速失稳状态和高速失稳状态通过不同阴影区域标出,结果如图8所示.可以看出,通过对不同速度下拼接的数据进行识别分类,能够精准地识别出低速失稳状态和高速失稳状态,证明了方法的准确性.

为了将本文方法应用于实际操作并证明其时效性,基于上述工作开发了超声骨切削状态在线监测系统.该系统通过训练上文提出的网络,获取训练好的.pth文件内置于系统中,并采用PyQt5框架设计系统界面.在监测过程中,引入长度为0.2 s的数据缓冲区,并通过滑动窗口对缓冲区内的数据进行分割.滑动窗口的大小为1 024.从第11个窗口开始实时判断切削状态.系统实时显示时域图和快速傅里叶变换(FFT)后的频域图,获取的声音信号通过网络分类,得到分类结果标签显示在时域图和频域图下方.如图9所示,当系统通过预训练网络检测到速度过高或过低时,系统用高亮标出信号区域,并自动记录状态类型和该时刻的系统时间戳并截图保存.控制机械手改变移动速度来控制超声骨刀切削骨头,记录速度变化导致信号突变的时间.通过系统监测到状态改变记录的时间与传声器接收到的信号突变时间相减,可知系统延迟为52 ms,表明该系统能够快速准确监测和分类切削状态.

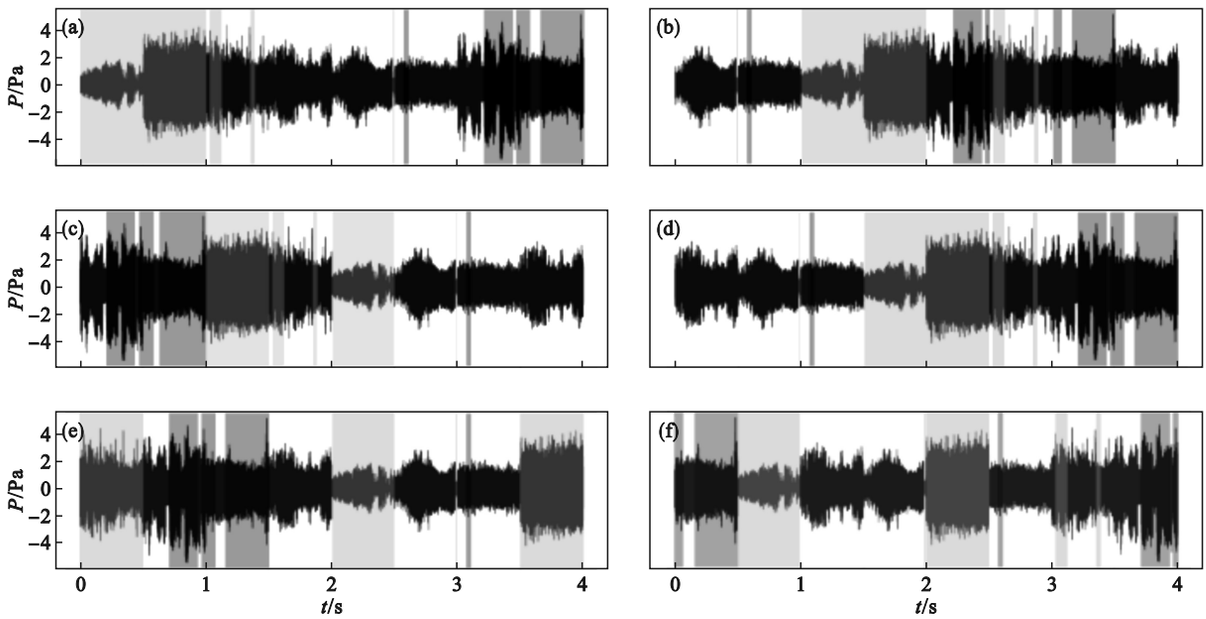


图8　超声骨切削声信号离线检测

Fig. 8　Offline detection of acoustic signals during ultrasonic bone cutting

(a)—未打乱信号的识别结果;(b)~(f)—打乱信号的识别结果.

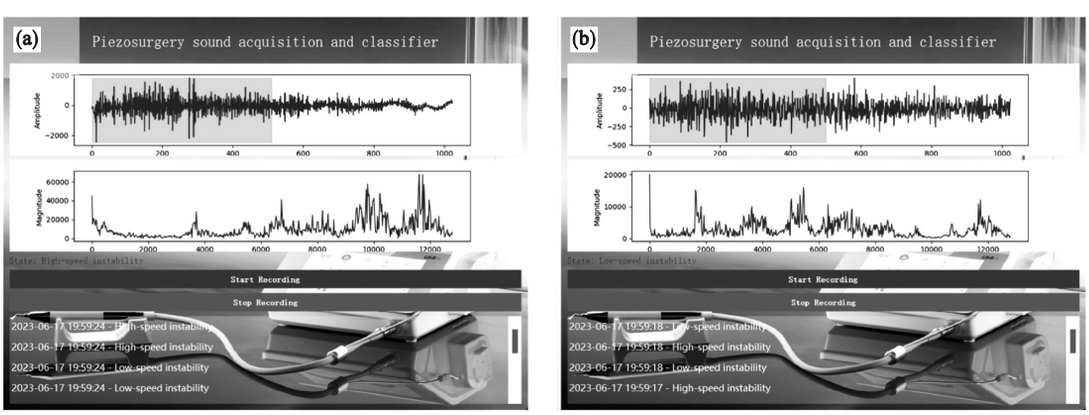


图9　超声骨切削状态在线监测系统

Fig. 9　Online monitoring system of ultrasonic bone cutting condition

(a)—监测到低速失稳时的状态截图;(b)—监测到高速失稳时的状态截图.

4　结　　论

1) 通过对超声骨切削声音信号的频域特征分析,明确了不同切削速度下的频谱分布规律,发现5~7 kHz和7~9 kHz之间的能量谱密度可以有效区分低效、最佳和过载切削状态.

2) 构建了BiGRU-EWMA模型,结合多头注意力机制和EWMA方法,能够捕捉切削过程中复杂的时序特征,减小监测延迟.并通过与RNN、LSTM和GRU等方法相比,本文方法在灵敏性、特异性和准确率等指标上均取得了显著提升.

3) 通过在线监测系统的开发,验证了本文方法的实用性,该系统能够实时监测切削过程中的状态变化,并根据速度变化自动记录和分类,有助于提高骨科手术的精度和安全性.

参考文献:

[1] Zhang Y, Wang C Y, Zhou S B, et al. A comparison review on orthopedic surgery using piezosurgery and conventional tools[J]. *Procedia CIRP*, 2017, 65: 99-104.

[2] Wang L W, Liu Y, Li J G, et al. Indirect measurement method of ultrasonic bone cutting force based on anti-node vibration displacement[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2023, 552: 117637.

[3] 陈兆伦,张春燕,陈树红.超声骨刀在脊柱肿瘤切除手术中的应用门.全科护理,2019, 17(5):105-108.
(Chen Zhao-lun, Zhang Chun-yan, Chen Shu-hong. Application of ultrasonic bone knife in resection of spinal tumors[J]. *General Practice Nursing*, 2019, 17(5): 105-108.)

[4] Hu Y, Jin H Y, Zhang L W, et al. State recognition of

pedicle drilling with force sensing in a robotic spinal surgical system [J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2014, 19(1): 357−365.

[5] Al-Abdullah K I, Lim C P, Najdovski Z, et al. A model-based bone milling state identification method via force sensing for a robotic surgical system[J]. *The International Journal of Medical Robotics and Computer Assisted Surgery*, 2019, 15(3): 10708−10718.

[6] Qu H, Geng B D, Chen B R, et al. Force perception and bone recognition of vertebral lamina milling by robot-assisted ultrasonic bone scalpel based on backpropagation neural network[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 52101−52112.

[7] 宋国立,韩冰,赵忆文,等,脊柱微创手术机器人速度场控制方法[J]. 机器人, 2016, 38(5): 603−611.
(Song Guo-li, Han Bing, Zhao Yi-wen, et al. Velocity feld controlmethod of a minimally invasive spine surgical robot [J]. *Robot*, 2016, 38(5): 603−611.)

[8] Xia G M, Jiang Z F, Zhang J X, et al. Sound pressure signal based bone cutting depth control in robotic vertebral lamina milling [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2022, 22(19): 10708−10718.

[9] Dai Y, Xue Y, Zhang J X. Human-inspired haptic perception and control in robot-assisted milling surgery[J]. *IEEE Transactions on Haptics*, 2021, 14(2): 359−370.

[10] Ying Z Z, Shu L M, Sugita N H. Bone milling: on monitoring cutting state and force using sound signals[J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering* , 2022, 35(3): 61−61.

[11] Zhang K, Wang J Y, Shi H T, et al. A fault diagnosis method based on improved convolutional neural network for bearings under variable working conditions [J]. *Measurement*, 2021, 182: 109749.

[12] Sun Y M, Li J G, Wang L W, et al. Deep Learning-based drone acoustic event detection system for microphone arrays [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2024, 83(16): 47865−47887.

[13] 耿蓉,吴亚倩,肖倩倩,等.基于改进GRU算法的天基信息网资源预测研究[J].东北大学学报(自然科学版), 2023, 44(3): 305−314.
(Geng Rong, Wu Ya-qian, Xiao Qian-qian, et al. Research on resource prediction of space-based information network based on improved GRU algorithm [J]. *Journal of Northeastern University* (*Natural Science*), 2023, 44(3): 305−314.)

[14] Luo J, Li C F, Fan Q Q, et al. A graph convolutional encoder and multi-head attention decoder network for TSP via reinforcement learning[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence: The International Journal of Intelligent Real-Time Automation*, 2022, 112: 104848.

[15] 陈城,史培新,王占生,等.基于融合多注意力机制的深度学习的盾构荷载预测方法[J].东北大学学报(自然科学版), 2023,44(11): 1631−1637,1646.
(Chen Cheng, Shi Pei-xin, Wang Zhan-sheng, et al. Shield load prediction method based on integrated multi-attention mechanism with deep learning[J]. *Journal of Northeastern University* (*Natural Science*), 2023, 44(11): 1631−1637, 1646.)

[16] Chen C L, Yu J, Ling Q. Sparse attention block: aggregating contextual information for object detection[J]. *Pattern Recognition*, 2022, 124: 108418.