

频域特征自适应提取的铣削颤振判别方法*

杨 博

(南京航空航天大学机电学院 南京, 210016)

摘要 铣削过程中动态切厚的再生效应引发的加工颤振现象严重影响加工质量和效率。对加工过程进行在线监测并及时相应采取措施,是避免加工颤振的重要手段。针对颤振特征现有自适应提取方法计算量大、模型结构复杂等问题,基于颤振信号的频域特性,提出频域特征自适应提取的铣削颤振判别方法。首先,分析颤振信号的频域特性;其次,设计频域特征自适应提取网络;然后,引入通道注意力机制,优化特征提取过程;最后,通过实验验证所提出方法的有效性。结果表明:该方法识别准确率在 98% 以上,同时显著提高了判别效率。

关键词 特征提取;加工颤振;神经网络;注意力机制

中图分类号 TH165+.3;TP277

引 言

航空航天整体结构件尺寸大、形状复杂、材料去除率高,对其加工精度与效率的双重需求给数控加工带来新的挑战^[1]。然而,铣削过程中的加工颤振现象严重阻碍了零件的高效和高质量加工。自 20 世纪 60 年代以来,国内外学者明确了引发颤振的主要原因因为动态切厚的再生效应^[2],继而在动力学建模^[3-4]、模态参数测量^[5-6]以及稳定性分析^[7]等方面进行了深入研究,并提出了用于预测切削稳定性边界的叶瓣图^[8-9]。然而,铣削模型的建模误差以及模型参数的测量不准确等因素致使叶瓣图的预测精度有限,难以指导实际加工。

通过对机床信号进行在线监测来判断加工过程稳定性,进而采取相应措施,是避免颤振的有效手段之一。学者们主要提取加工过程中的切削力、振动、声音等信号特征,通过计算指标、设定阈值或通过机器学习算法进行颤振判别,因而特征提取的质量是影响颤振判别准确性的关键因素。

特征提取方法包括时域法、频域法、时频域法以及近几年出现的特征自适应智能提取方法^[10]。时域特征提取通常是计算信号时域的统计特征。Ye 等^[11]计算了时域信号均方根序列的均值和标准差,并以二者的比值为指标来识别颤振。Lamraoui 等^[12]计算了时域信号的方差、峰值、偏度、峭度、裕度因子和脉冲因子等 9 个特征,而后根据熵对以上特

征的重要程度进行排序,选择重要的特征用于颤振识别。切削加工颤振发生时,频谱能量会重新分配,因此频域分析也是监测颤振的重要手段之一。Chang 等^[13]研究发现,当颤振发生时,切削力信号的频谱会产生一系列新的峰值,因而设计了峰值搜索算法以判别颤振。Thaler 等^[14]将信号经快速傅里叶变换(fast Fourier transform,简称 FFT)后提取频谱峰值计算特征,并设计了阈值以判别颤振。

时频域分析可反映信号频谱随时间的变化,提供更丰富的信息。Fu 等^[15]将信号进行经验模态分解后,根据能量选择本征模函数并进行希尔伯特-黄变换得到时频谱,以时频谱的能量比和变异系数为指标来识别颤振。Tangjitsitcharoen 等^[16]计算了切削力信号经小波变换后各层中平均值与最大绝对值的比值,以此来判别颤振。Liu 等^[17]利用变分模态分解方法分解振动信号,并采用功率谱熵为指标识别颤振。

传统的特征提取方法需人工进行特征选择并确定判断颤振的阈值,特征的选择直接影响分类准确性,因此存在对经验的依赖。由于神经网络具有特征自动提取的能力,近几年学者们开展了自适应提取特征的相关研究。李欣欣等^[18]采用短时傅里叶变换将监测信号转化为图像,并输入卷积神经网络,实现了特征的自适应提取。张明锴^[19]将监测信号中小波时频谱图输入残差卷积神经网络,以进行特征自适应提取。

* 南京航空航天大学科研与实践创新计划资助项目(xcxjh20210506)

收稿日期:2022-09-12;修回日期:2022-10-28

虽然以上方法能够实现特征自适应提取,但基于二维图片特征提取的输入特征维度较高,存在大量冗余信息,参数量和计算量偏大。Wan等^[20]采用自编码器对时域信号序列进行了压缩,将压缩特征与时域统计特征相结合,并以支持向量机对特征进行分类。该方法中自编码器仅对原信号进行压缩,其中的冗余特征不利于后续判别。Han等^[21]计算了力与加速度信号的典型统计特征后,将特征进行组合,并运用多种注意力机制使神经网络自动增强了有用特征,抑制了无用特征,实现了颤振判别。然而,该方法本质上是对传统指标的自适应选择,并未实现真正的特征自适应提取。

综上所述,目前颤振特征自适应提取方法中仍存在信号预处理复杂、计算量大的问题,缺少有效的解决手段。笔者充分利用频域能量的重新分配这一颤振的重要机理,提出在频谱中提取特征的方法。并通过设计通道加权算法来减少冗余信息,降低输入特征维度,以实现颤振的高效准确判别。

1 颤振频域特征自适应提取网络

1.1 颤振频谱特性分析

频域能量的重新分配是颤振发生的一个重要特点^[22],Insperger等^[23]研究了颤振机理,指出在颤振发生时信号频谱会出现新的峰值,并提出了多种颤振情况的颤振频率计算公式,且通过实验验证了理论的正确性。图1、2分别为稳定加工状态和颤振状态的加速度信号频谱图,图中红线表示主轴转频的倍频。对比可见,不同状态下加速度信号明显存在差异,颤振时会在主轴转频及其倍频附近产生新的峰值。基于此,笔者提出针对频谱进行特征自适应提取的新思路。

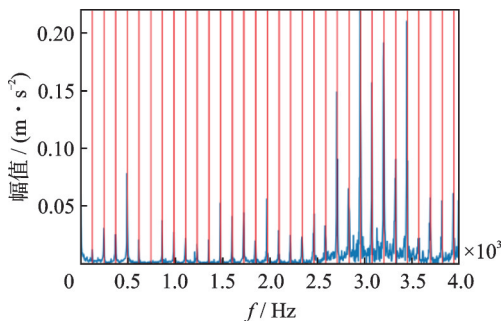


图1 稳定加工状态的加速度信号频谱图

Fig.1 Spectrum of acceleration signal during stable processing

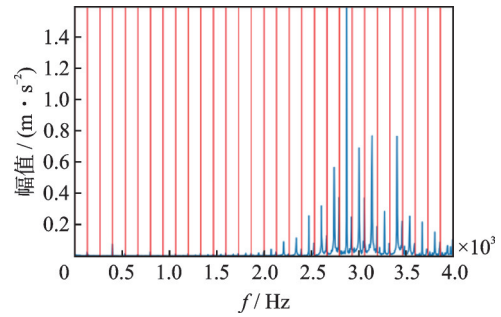


图2 颤振状态的加速度信号频谱图

Fig.2 Spectrum of acceleration signal during unstable processing

1.2 网络总体架构

在网络总体架构中,若直接将频谱序列输入全连接神经网络,将导致参数量和计算量过大,因此需要减少输入维度以降低网络复杂度。观察图1和图2可知,在主轴转频及其倍频附近,频谱能量的重新分布规律存在相似性,少量峰值变化能够为判别颤振提供充分信息,因此整个高密度频谱存在大量冗余信息。基于以上分析,笔者提出了基于通道注意力机制的频域特征自适应提取网络,通过对频谱进行切片,利用通道注意力机制将重复信息进行整合以降低特征维度,并使用全连接神经网络进行特征提取,频域特征自适应提取网络如图3所示。图中ReLU为激活函数,BN为批量归一化(batch normalization,简称BN)。

针对归一化后的频谱序列,使用一系列窗口对频谱进行切片,窗口起点是主轴转频的二分之一位置,窗口的宽度和步长值均等于主轴转频,即保证每个窗口的中心是主轴转频的倍频。各个窗口切片中信息的有效性并不相同,因此通过对窗口加权可实现对切片信息进行有效整合。计算机视觉领域中通道注意力机制^[24]是对特征进行加权的方法之一,通过通道注意力机制加权能够使神经网络自动抑制无效信息,而增强有效信息,在故障诊断^[25]和颤振检测^[21]领域均有应用。

笔者以1个窗口切片作为1个输入通道,采用通道注意力机制进行自适应加权,无需人工指定权值。由于主轴转频及其倍频位于窗口中心,通道加权求和时主轴转频及其倍频处的波峰对应累加,颤振产生的新波峰聚合到1个窗口内,从而降低了特征维度,减少了后续用于特征提取的神经网络的参数量及运算量,这得益于对颤振频谱特性的分析及网络结构的设计。

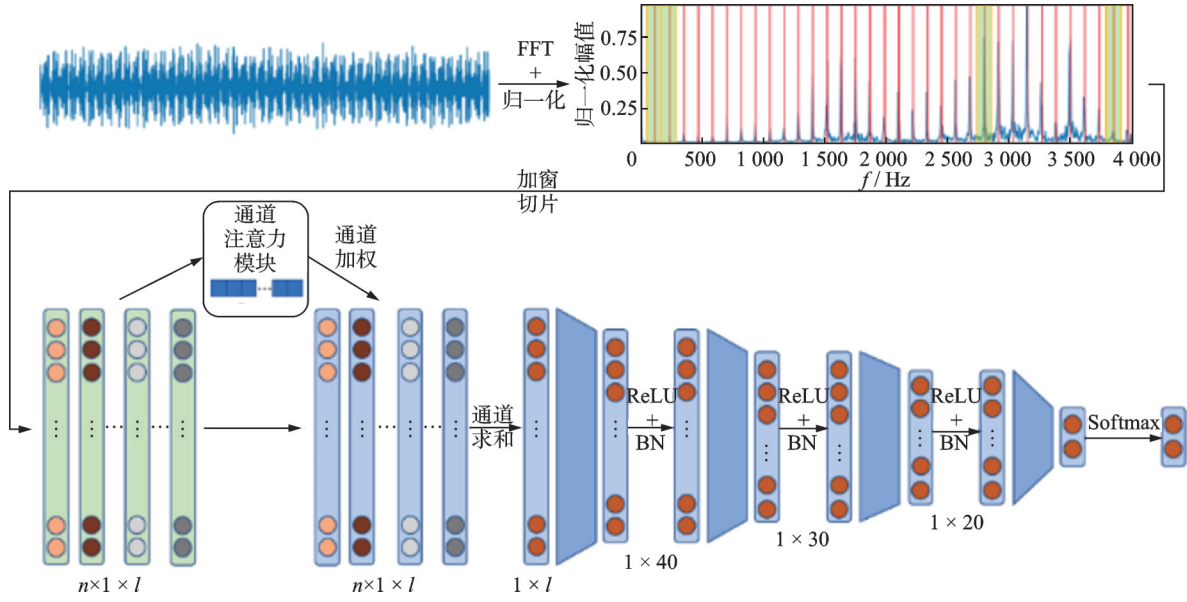


图3 频域特征自适应提取网络

Fig.3 Frequency domain feature adaptive extraction network

1.3 数据预处理与模型结构设计

数据预处理步骤与网络结构如下:

1) FFT

对信号序列进行FFT处理后得到频谱序列,并取其幅值作为频谱特征。

2) 频谱归一化处理

将频谱幅值归一化到 $[0,1]$ 区间,目的是去除不同工况下信号幅值不同的影响,同时加快神经网络的收敛速度。所提算法采用最大最小值归一化,即

$$X_i^* = \frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (1)$$

3) 加窗切片与输入对齐

设信号由主轴转速 $S(\text{r/min})$ 加工时采集得到,经FFT处理得到频谱最大频率为 M 赫兹,则窗口数量 n_{window} 为

$$n_{\text{window}} = \left\lfloor \frac{M}{w} \right\rfloor - 1 \quad (2)$$

其中: $\lfloor \cdot \rfloor$ 为向下取整; $w=60/S$,为窗口宽度。

第 k 个滑动窗口的中心位置为

$$C_k = kw \quad (k=1, 2, \dots, n_{\text{window}}) \quad (3)$$

将每个窗口内的频谱序列作为一个通道,得到维度为 $n_{\text{window}} \times 1 \times l$ 的输入,窗口数 n_{window} 作为输入通道数, l 表示窗口内的序列长度。此外,由于不同信号是在不同转速下采集所得,其在最大频率范围内包含的 n_{window} 和 l 可能会有所差异,因此需要统一输入通道数和窗口内序列长度。

通过插值的方法对齐 l ,并通过人工指定统一的

通道数。假设将通道数统一为 n ,若 $n_{\text{window}} \geq n$,则只保留前 n 个窗口的序列信息;若 $n_{\text{window}} < n$,则利用已计算出的窗口特征平均值进行补齐,最终得到维度为 $n \times 1 \times l$ 的输入。通道数和序列长度的对齐将在实例验证部分举例说明。

4) 通道自适应加权

图4为通道自适应加权示意图,通过建立权重子网络,基于注意力机制的通道自适应加权实现了通道权重的自动学习,从而有选择性地强调有用特征,同时抑制无用特征。

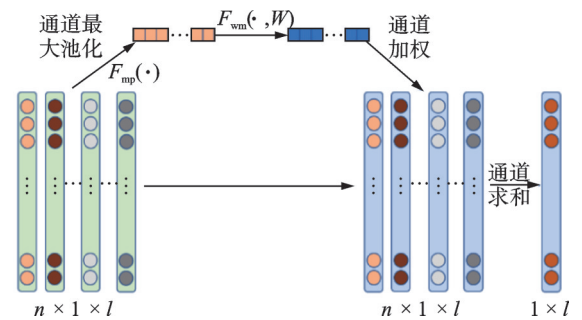


图4 通道自适应加权示意图

Fig.4 Diagram of channel adaptive weighting algorithm

切片后的输入 x 维度为 $n \times 1 \times l$,首先通过全局最大池化将通道信息压缩,用于后续权重映射。第 c 个通道的信息压缩计算式为

$$z_c = F_{\text{mp}}(x_c) = \max_i (x_c(1, i)) \quad (4)$$

其中: F_{mp} 为压缩通道信息的函数; $x_c \in \mathbb{R}^{1 \times l}$ 为第 c 个通道的频谱序列; $x_c(1, i)$ 为 x_c 的第 i 个元素。

对每个通道进行全局最大池化后,得到 n 维向

量 z 。为实现通道自适应加权,使用权重子网络对 z 进行权重映射,即

$$s = F_{wn}(z) = \sigma(W_2 \delta(W_1 z)) \quad (5)$$

其中: F_{wn} 为权重映射函数; δ 为ReLU激活函数; σ 为Sigmoid激活函数^[26],目的是确保权重值为0~1; $W_1 \in \mathbb{R}^{d \times n}$, $W_2 \in \mathbb{R}^{n \times d}$, W_1 和 W_2 均为可学习参数,通过神经网络训练得到,以实现自适应加权; $d=5$,为中间层维度,可人为指定,目的是降低参数量。

得到权重值 s 后,对输入的各个通道进行加权求和得到整合的特征为

$$\tilde{x} = \sum_{c=1}^n s_c x_c \quad (6)$$

其中: s_c 为 s 的第 c 个通道对应的权重值。

通过对各个通道加权整合,大大降低了特征维度,减少了特征提取网络参数量。

5) 特征自适应提取

得到整合特征 $\tilde{x}$ 后,使用全连接神经网络或卷积神经网络^[27]进行特征提取。由于经过通道自适应加权后特征维度较低,因此使用全连接神经网络进行特征自适应提取和颤振分类。如图3所示,经ReLU激活函数计算后,隐含层特征进入批量归一化层进行计算,可加快训练收敛速度^[28]。神经网络经特征提取后,最后一层完成分类任务,再经Softmax层输出颤振判别结果。与以往特征自适应提取网络相比,笔者所提模型网络结构简洁,参数量与计算量均大幅减小。

2 实例验证与分析

2.1 实验数据获取

振动信号对颤振的响应速度快,且加速度传感器具有体积小、安装方便等优势,是颤振监测中常采用的一类传感器。因此,实验中使用加速度传感器进行信号采集,图5为铣削实验平台。

实验在DMGDMU duoBLOCK 80P型五轴数控加工中心进行,使用立铣刀对铝合金工件进行加工,并在相互垂直的2个方向安装PCB 378B02型加速度传感器,传感器采样频率为8 192 Hz。铣刀直径为10 mm,并设置切宽分别为4、6、8和10 mm的4组实验,每组实验保持切宽不变进行多次切削,在6 000~12 000 r/min转速范围内的步进转速为200 r/min;在0.2~2.6 mm切削范围的切深步长为0.2 mm,每齿进给为0.01 mm,每次铣削的走刀长度为40 mm。在不同参数组合下进行实验并采集数

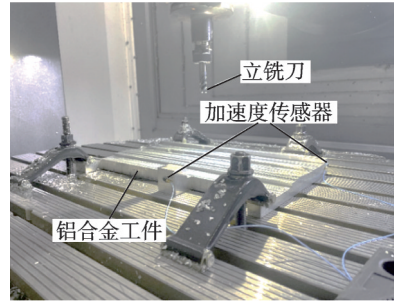


图5 铣削实验平台

Fig.5 Milling experiment platform

据,通过观察颤振频谱和加工表面来判断是否发生颤振。数据采集完后将每个数据裁剪至2 000个采样点,即每个样本的采样时间约为224 ms,数据标签包含是否发生颤振以及主轴转速等信息。最终获得颤振状态的信号样本2 286个,稳定状态的信号样本2 084个,共4 370个样本。

2.2 网络训练与结果分析

2.2.1 确定输入通道数及窗口序列长度

综合考虑颤振发生频率及传感器采用频率,本研究侧重于4 000 Hz以内的频谱,信号频谱范围内可包含的窗口数为

$$n_{\text{window}} = \left\lfloor \frac{4\,000 \times 60}{S} \right\rfloor - 1 \quad (7)$$

为保证每个窗口内的序列长度相同,须需对每个信号的频谱在所有窗口覆盖范围内进行插值,插值后的维度为 $n_{\text{window}} \times l$,实施算法时将 l 设定为200。实验中主轴转速范围为6 000~12 000 r/min,因此 n_{window} 最大值为39,最小值为19,插值后的维度范围为3 800~7 800。为对齐输入通道和避免信息丢失,指定 $n=39$,按1.3节中的方式进行对齐。

2.2.2 网络训练分析

为验证模型训练后的精度以及运行稳定性,使用PyTorch深度学习框架搭建神经网络,选择Adam优化器,学习率设置为0.003,将模型进行10次训练。每次训练前对模型参数重新进行初始化,并将采集的4 370组数据随机分为3 284组训练集和1 086组测试集,得到训练集损失值变化曲线和准确率变化曲线分别如图6和图7所示。图6中的训练集损失值是衡量训练过程中预测值与真实值差异的指标,无量纲。10次运行得到最终的测试集平均分类精度为98.5%,识别准确度高,并且10次运行的结果波动小,说明所提模型算法具有良好的稳定性。

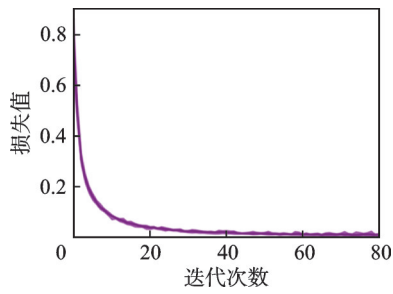


图6 损失值变化曲线

Fig.6 Curve of loss value

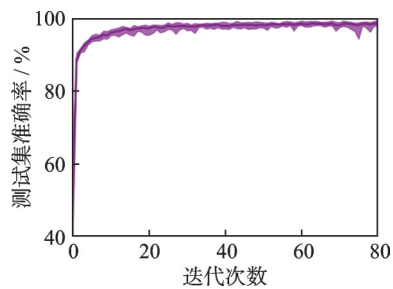


图7 准确率变化曲线

Fig.7 Curve of accuracy

2.3 特征分布可视化

待模型训练结束后,将测试数据输入神经网络,对30维的隐含层特征使用t-分布随机邻域嵌入(t-distributed stochastic neighbor embedding,简称t-SNE)技术^[29]进行降维可视化处理,以反映高维特征的分布情况。图8为自动提取的特征分布,图中横、纵坐标值均为无量纲的无物理意义数值。可见,经过神经网络的自适应特征提取得到的特征具有良好的可区分性,保证了颤振识别的精度。

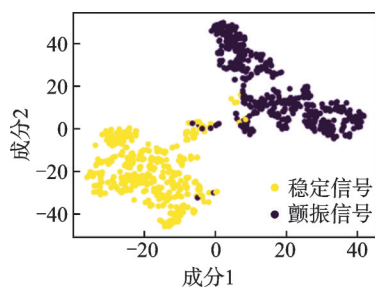


图8 自动提取的特征分布

Fig.8 Distribution of automatically extracted feature

2.4 通道权重分析

为确定通道自适应加权关注到的区域,对不同输入下的通道权重进行可视化。稳定加工数据通道权重可视化如图9所示,展示了在主轴转速为9 200 r/min时采集到的稳定加工状态的信号频谱图。图10为

颤振数据通道权重可视化,展示了在主轴转速为9 800 r/min时采集到的颤振信号频谱图。图9、10中纵坐标表示归一化的无量纲幅值,图中上方的区域越亮,表示窗口切片权值越高,对应的窗口特征增强;越暗的区域表示权值越低,说明对应的窗口特征越容易被抑制。可见,幅值较大的高频区域和部分低频区域被赋予了较大的权重,通道注意力机制使神经网络关注到幅值较大的频谱区域,这些区域特征较为明显,有利于提取后续特征。

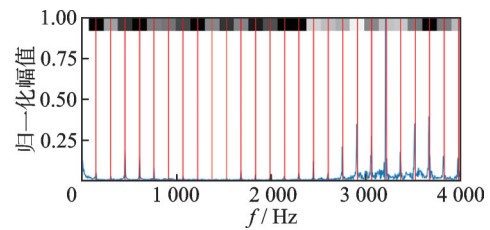


图9 稳定加工数据通道权重可视化

Fig.9 Visualization of channel weights for stable processing

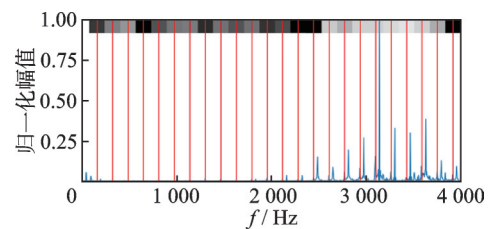


图10 颤振数据通道权重可视化

Fig.10 Visualization of channel weights for unstable processing

2.5 准确率及模型参数量对比

为论证所提出模型的优势,本节将笔者提出的模型与2个现有模型进行对比,表1为所提方法与其他方法对比。二维图像+ResNet10模型是目前用于颤振特征自适应提取的残差卷积模型^[19]。为在相近的准确率下对比参数量,笔者调整了模型的卷积层数和通道数,搭建了卷积层数为9、全连接层数为1的ResNet10模型,该模型的输入为连续小波变换得到的512×512的二维图像。完整频谱+全连接神经网络模型为不进行频谱去冗余而直接将8 000维频谱特征作为输入的全连接神经网络,所提模型是笔者提出的将200维频谱整合特征作为输入的全连接神经网络模型。表中记录了测试集判别准确率、模型参数量、运算量以及单个信号的判别时间,其中运算量统计了模型输入一个数据的浮点运算次数(floating point operations,简称FLOPs),判别时间包含数据处理以及模型推理的时间。运行程序台式

表 1 所提方法与其他方法对比

Tab.1 Comparison of the proposed method with existing adaptive feature extraction methods

模型	准确率/%	训练参数 个数	运算量 FLOPs	判别时 间/ms
二维图像+ ReNet10	98.3	99 842	1 534 142 192	100.2
完整频谱+ 全连接神经 网络	99.2	50 066 102	50 073 120	10.4
所提模型	98.5	10 502	10 590	2.6
通道求均值	97.4	10 112	10 200	2.5

机的 CPU 为 Intel(R) Core(TM) i7-10700,运行过程中未使用 GPU 进行运算。

与二维图像+ReNet10 模型相比,在颤振识别准确率相近的情况下,所提模型参数量和判别时间大大减少。与完整频谱+全连接神经网络模型相比,虽然所提模型精度稍有下降,但训练参数量大大减少,这得益于通道注意力机制将重复信息进行整合,从而降低了输入维度。由于 2 个现有模型输入维度高导致运算量大,推理时间大大增加。从推理时间上看,所提模型判别效率更高,使用 CPU 可使判别速度达到毫秒级,对设备的算力要求较低。

为验证通道自适应加权的优势,笔者对比了对所有通道求均值的信息整合方式,对 39 个通道求均值后输入神经网络进行特征提取,结果见表 1 第 4 行。分析数据可知,通过训练学习到的加权方式可提高模型预测准确率,说明通道自适应加权取得了良好的效果。

3 结 论

- 1) 基于颤振的频谱特性,笔者设计了基于通道注意力机制的特征自适应提取网络。通过通道加权将重复信息进行整合,减少了信息冗余,大大降低了输入维度,减少了神经网络模型参数量。该模型无需复杂数据处理和特征选取,且避免了人工设置阈值。
- 2) 实验结果表明,通道自适应加权算法使神经网络在训练过程中自动关注到特征明显的区域,使有效特征发挥出更大的作用。神经网络自动提取的特征具有良好的可区分性,颤振识别准确率在 98% 以上,且模型判别效率高,对颤振的预测准确度波动小,稳定性良好。
- 3) 由于稳定与颤振的过渡状态数据难以采集,

研究过程中仅将信号分为振动与稳定这 2 种类型,后续可着力解决颤振过渡阶段的数据采集问题,更及时地减少颤振的不良影响。此外,所提方法针对不同机床信号的频率范围需要确定好通道数量,若通道数量设置较少,则会造成信息损失;通道多则会增加运算量,均不利于颤振判别。

参 考 文 献

[1] 丁烨. 铣削动力学-稳定性分析方法与应用[D]. 上海: 上海交通大学, 2011.

[2] TOBIAS S A, FISHWICK W. Theory of regenerative machine tool chatter[J]. Engineer, 1958, 205(7): 199-203.

[3] WAN M, FENG J, MA Y C, et al. Identification of milling process damping using operational modal analysis[J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2017, 122: 120-131.

[4] TOTIS G, INSERGER T, SORTINO M, et al. Symmetry breaking in milling dynamics[J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2019, 139: 37-59.

[5] ALTINTAS Y, BER A. Manufacturing automation: metal cutting mechanics, machine tool vibrations, and CNC design[J]. Applied Mechanics Reviews, 2001, 54(5): B84.

[6] SCHMITZ T L, MATTHEW A D, MICHAEL D K. Tool point frequency response prediction for high-speed machining by RCSA[J]. Journal of Manufacturing Science and Engineering, 2001, 123(4): 700-707.

[7] ALTINTAS Y, BUDAK E. Analytical prediction of chatter stability in milling—Part I : general formulation [J]. Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, 1998, 120(1): 22-30.

[8] INSERGER T, STÉPÁN G. Semi-discretization method for delayed systems[J]. International Journal for Numerical Methods in Engineering, 2002, 55(5): 503-518.

[9] DING Y, ZHU L M, ZHANG X J, et al. A full-discretization method for prediction of milling stability [J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2010, 50(5): 502-509.

[10] 王志学, 刘献礼, 李茂月, 等. 切削加工颤振智能监控技术[J]. 机械工程学报, 2020, 56(24): 1-23.

WANG Zhixue, LIU Xianli, LI Maoyue, et al. Intelligent monitoring and control technology of cutting chatter [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2020, 56(24): 1-23.(in Chinese)

[11] YE J, FENG P F, XU C, et al. A novel approach for

- chatter online monitoring using coefficient of variation in machining process[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2018, 96(1): 287-297.
- [12] LAMRAOUI M, BARAKAT M, THOMAS M, et al. Chatter detection in milling machines by neural network classification and feature selection[J]. Journal of Vibration and Control, 2015, 21(7): 1251-1266.
- [13] CHANG L, XU W W, LEI G. Identification of milling chatter based on a novel frequency-domain search algorithm[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2020, 109(9): 2393-2407.
- [14] THALER T, POTOČNIK P, BRIC I, et al. Chatter detection in band sawing based on discriminant analysis of sound features[J]. Applied Acoustics, 2014, 77: 114-121.
- [15] FU Y, ZHANG Y, ZHOU H M, et al. Timely online chatter detection in end milling process[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 75: 668-688.
- [16] TANGJITSITCHAROEN S, SAKSRI T, RATAN-AKUAKANGWAN S. Advance in chatter detection in ball end milling process by utilizing wavelet transform [J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2015, 26(3): 485-499.
- [17] LIU J, HU Y M, WU B, et al. A hybrid health condition monitoring method in milling operations[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2017, 92(5): 2069-2080.
- [18] 李欣欣, 周学良. 基于卷积神经网络的深孔镗削加工过程颤振监测研究[J]. 湖北汽车工业学院学报, 2018, 32(4): 49-54, 59.
LI Xinxin, ZHOU Xueliang. Research on chatter monitoring method for deep-hole boring process based on convolutional neural network[J]. Journal of Hubei University of Automotive Technology, 2018, 32(4): 49-54, 59.(in Chinese)
- [19] 张明锴. 基于残差卷积网和支持向量机的机器人铣削颤振辨识研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2019.
- [20] WAN S K, LI X H, YIN Y J, et al. Milling chatter detection by multi-feature fusion and Adaboost-SVM [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 156: 107671.
- [21] HAN Z Y, ZHUO Y, YAN Y Z, et al. Chatter detection in milling of thin-walled parts using multi-channel feature fusion and temporal attention-based network[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 179: 109367.
- [22] ZHU L D, LIU C F. Recent progress of chatter prediction, detection and suppression in milling[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 143: 106840.
- [23] INSPERGER T, STÉPÁN G, BAYLY P V, et al. Multiple chatter frequencies in milling processes[J]. Journal of Sound and Vibration, 2003, 262(2): 333-345.
- [24] HU J, SHEN L, ALBANIE S, et al. Squeeze-and-excitation networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020, 42(8): 2011-2023.
- [25] ZHAO M H, ZHONG S S, FU X Y, et al. Deep residual shrinkage networks for fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(7): 4681-4690.
- [26] 田娟, 李英祥, 李彤岩. 激活函数在卷积神经网络中的对比研究[J]. 计算机系统应用, 2018, 27(7): 43-49.
TIAN Juan, LI Yingxiang, LI Tongyan. Contrastive study of activation function in convolutional neural network[J]. Computer Systems & Applications, 2018, 27(7): 43-49.(in Chinese)
- [27] YUAN Y, MA G J, CHENG C, et al. A general end-to-end diagnosis framework for manufacturing systems[J]. National Science Review, 2020, 7(2): 418-429.
- [28] WU S, LI G Q, DENG L, et al. L1-Norm batch normalization for efficient training of deep neural networks[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2019, 30(7): 2043-2051.
- [29] VAN DER M L, HINTON G. Visualizing data using t-SNE[J]. Journal of Machine Learning Research, 2008, 9(86): 2579-2605.



作者简介: 杨博, 男, 1997年10月生, 硕士。主要研究方向为铣削加工动力学分析与颤振检测。

E-mail: yb1024yb@nuaa.edu.cn