

基于长短记忆网络的刀具磨损监测方法研究

陈笑颖,许鹏

(中国航空制造技术研究院,北京 100024)

摘 要:刀具磨损监测是推动数控机床稳定运行的有效手段。为实现刀具健康实时监测,设计一种基于长短记忆网络的刀具磨损监测方法。将实时采集的切削力信号进行去噪、降维等预处理;用堆叠自编码器进行特征提取,获得影响刀具磨损的本质特征;用长短记忆网络构建刀具磨损监测模型,实现加工过程中刀具磨损监测。利用铣削实验数据进行实例验证,获得磨损量平均绝对误差为 0.060 80 的铣刀磨损量监测模型,验证了该方法的有效性。

关键词:机床健康监测;刀具磨损;长短记忆网络

中图分类号:TP277 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5276(2023)03-0106-06

Tool Wear Monitoring Based on Long-short Term Network

CHEN Xiaoying, XU Peng

(AVIC Manufacturing Technology Institute, Beijing 100024, China)

Abstract: As tool wear monitoring is an effective means to promote the stable operation of CNC machine tools, a tool wear monitoring method based on long-short term network is designed to realize real-time monitoring of tool health. The cutting force signal collected in real time is preprocessed such as denoising and dimension reduction, and the stacked autoencoder is applied for feature extraction to obtain the essential features affecting tool wear. A long-short term network is used to build a tool wear monitoring model to realize tool wear monitoring during machining. And the milling experiment data is verified to obtain the milling cutter wear monitoring model with the average absolute error of wear as 0.060 80, which verifies the effectiveness of the designed method.

Keywords: machine tool health monitoring; tool wear; long-short term networks

0 引言

随着我国航空制造业的高速发展,数控机床在广泛应用的同时,对其各方面的加工性能有了更高的要求。因此机床实时健康监测受到了越来越多的重视^[1]。机床高效稳定的加工性能是保证零件加工质量的重要因素,而刀具作为机械加工的必需品和易耗品,其加工过程的健康监测是保证机床正常运行的重要环节,也是保证零件加工质量和车间生产效率的有效手段。在自动化水平不断提高的工业环境下,数控机床依靠数控程序自动完成零件加工,因此,加工过程中刀具加工情况的实时监测是一项必要且非常重要的研究^[2-3]。

目前,国内外针对刀具健康监测方面的研究很多,包括刀具磨损状态监测^[4-6]、刀具磨损量预测^[7-9]和刀具寿命预测^[10-12]等。由于刀具切削是一个十分复杂的理化过程,且刀尖和工件作用处的受力和受热等导致磨损的数据还无法直接获取,故现阶段大多都将可采集的切削信号作为实时数据,再通过信号分析处理、统计学方法或神经网络算法实现刀具加工过程的健康监测。由于上述切削信号是与刀具或工件关联的实时信号,其包含了刀具磨损特

征的有效信息,因此相关研究都取得了一定的成果。然而,磨损状态监测的方法大多获取磨损阶段信息,对于实际刀具健康状态监测缺少一定指导意义;刀具磨损量和剩余寿命预测方法大多存在模型复杂、训练成本较高或误差较大的问题,对于实际应用也都存在一定不足。

综上,本文针对数控机床健康监测的刀具实况监测,提出利用刀具切削过程的切削力信号,经过滑动平均滤波和小波变化对原始信号降噪,通过稀疏自编码器无监督学习的优势自主提取磨损特征并降维,再利用长短记忆网络的时序性优势实现磨损特征到磨损量映射,从而实现刀具磨损量实时监测,助力于数控机床加工过程的实时健康监测。

1 基于 LSTM 的刀具磨损监测方法研究

数控机加工过程必然伴随着刀具磨损,而刀具磨损是影响机床稳定运行和零件加工质量的重要因素。因此,刀具状态实时监测是数控机床健康监测的重要组成部分。刀具磨损的本质是刀具在高温和高应力的作用下,前刀面与切屑、后刀面与工件间产生强烈摩擦而导致的^[13]。刀具磨损是一个随时间变化的过程,导致磨损的因素包括切削工况

基金项目:国防基础科学研究计划项目(JCKY2018205B013)

第一作者简介:陈笑颖(1994—),女,河北唐山人,助理工程师,硕士,研究方向为数字化制造。

条件和刀具自身条件等。在实际切削发生时,磨损特征蕴含在切削力信号中,并最终在刀面磨损量呈现出来,因此切削力信号与磨损量之间存在刀具磨损映射规律,通过实时采集的切削力信号即可完成刀具磨损量的实时监测。

1.1 刀具磨损量监测模型

本文针对刀具磨损监测问题,提出了基于长短记忆网络(LSTM)的刀具磨损监测方法,如图1所示。首先通过

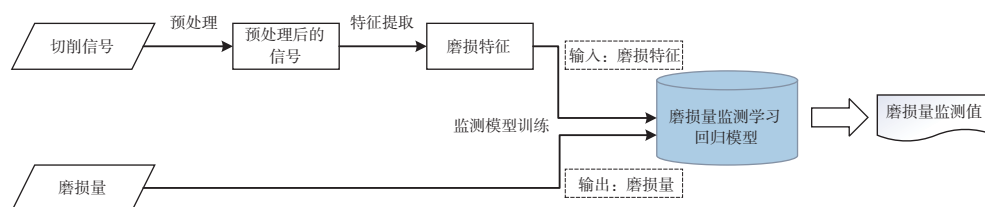


图1 刀具磨损监测技术路线图

1.2 数据处理方法

切削力信号具有变化快和周期性的特点,在机加过程中一次走刀会生成数万条信号点,数据量巨大,且伴有噪声,因此需要对原始数据做预处理。

a) 取平稳走刀信号

刀具切削过程是随时间变化的,在每次走刀的进刀和退刀阶段力信号可能会因刀具与零件接触不充分或受力瞬时变化而不平稳。因此在研究过程中需选原始信号的中间部分数据作为基础数据,且为了获取有效的切削信息,应取尽可能多的数据点。根据每次走刀时间长度划分,并结合切削力信号波形特征,视中间80%左右时间段内的数据为平稳走刀过程的切削力信号,将该段数据作为本次研究的数据源较为合理。

b) 标准化处理

真实的切削过程会产生大量不同类型的数据,例如,切削数据包括不同方向的力信号和刀具磨损量信息。这些不同类型的数据在数量级和量纲方面的不同会导致数据分析的不准确,因此需要对原始数据进行标准化处理。常见的标准化方法包括最大-最小标准化和Z-score标准化。

1) 最大-最小标准化

$$x'_i = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (1)$$

式中: $x_{\min}$ 和 $x_{\max}$ 分别是数据集 $X = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$ 的最小值和最大值; x'_i 是 $x_i (1 \leq i \leq n)$ 的标准化映射结果。该方法基于原始数据集的最大-最小值将数据映射到 $[0, 1]$ 区间,用于处理非负数据集。

2) Z-score 标准化

$$x'_i = \frac{x_i - \mu}{\sigma} \quad (2)$$

式中: μ 和 σ 分别是数据集 $X = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$ 的均值和标准差。该方法是基于原始数据均值和标准差实现数据标准化,对原始数据要求不高,是目前应用最广泛的标准化方法。

实时采集装置采集刀具切削过程中的切削力信号,然后将切削力信号进行数据预处理,去除信号中的噪声,并对数据进行标准化处理和降维。采用堆叠自编码器(SAE)进行特征提取,获得影响刀具磨损的本质特征;最后将刀具磨损特征作为输入,磨损量值作为输出,采用LSTM神经网络构建刀具磨损监测模型,实现加工过程中刀具磨损监测。

综上,刀具磨损量值采用最大-最小标准化方法,而切削力信号采用Z-score标准化较为合理。

c) 滑动平均滤波

零件的实际切削过程会受到切削条件和环境因素的影响,传感器采集到的信号自然也会包含一定的噪声,因此需要从包含干扰信息的原始切削力信号中,尽可能还原出真实的信息。切削力信号是一类非线性、非平稳且噪声强的信号,因此采用对周期性干扰有良好的抑制作用,平滑度高且适用于高频振荡系统的滑动平均滤波法完成降噪。该方法能够保留原始信号波形特征,使原信号变得更加平滑,且方法简单,计算量小,在本文大量信号处理方面具有一定优势。

d) 小波变换

小波变换作为信号时频分析的理想工具,能够通过变换充分突出问题某些方面的特征,实现对时间或空间频率的局部化分析。通过小波变化处理切削力信号可以快速完成大量高维信号压缩,在保持原始信号特征的基础上实现降维和滤波,对本文切削力信号处理具有较高适用性。

1.3 磨损特征提取方法

切削力是刀具切削中必不可少的变量,刀具磨损是伴随切削过程发生的,因此刀具磨损特征必然隐藏在切削力信号中。然而,实时采集的切削力信号具有维度高、冗余性和时变性特点,只有从中提取到低维有效磨损特征,才能更好地为后续磨损量监测提供数据基础。自动编码器(AE)无监督自主学习的特性为本次研究提供了思路。

如图2所示,自动编码器网络节点采用全连接方式,输入无标签样本 $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$,其中 n 表示网络输入层节点个数即输入数据维度,经过编码获取样本的特征映射 h ,如式(3)所示,其中编码过程激活函数为 $f(\cdot)$,训练参数为权重 W 和偏置 b 。然后,再经过解码由特征映射获取样本的重构数据 $Y = [y_1, y_2, \dots, y_n]$, n 表示网络输出层节点个数即输出数据维度,解码过程激活函数为 $g(\cdot)$,训练参数为权重 W' 和偏置 b' ,如式(4)所示。

$$h = f(WX + b) \quad (3)$$

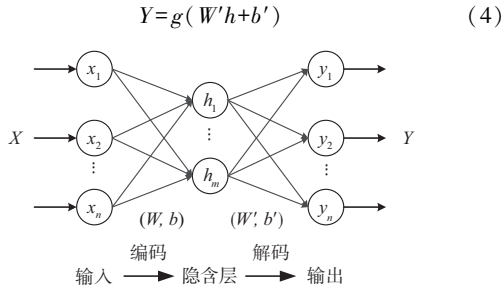


图2 AE结构

自动编码器的目的就是找到一组参数 (W, b) ,使得样本数据与重构数据之间的损失函数达到最小化,再利用平方误差函数(式(5))、反向传播算法和利用梯度下降算法(式(6)、式(7))学习到原始数据样本中的关键抽象特征。

$$L(X, Y) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \|y_i - x_i\|^2 \quad (5)$$

$$W = W - \eta \frac{\partial L(X, Y)}{\partial W} \quad (6)$$

$$b = b - \eta \frac{\partial L(X, Y)}{\partial b} \quad (7)$$

在此基础上,针对高维复杂数据,为提高提取特征的稀疏性和稳定性,并能够提取深层的数据特征,本文采用SAE来实现特征提取。其原理是将多个AE结构依次堆叠,通过增加隐藏层个数来不断调节并优化训练参数,从而实现从更复杂的样本数据中挖掘更准确的样本特征。模型结构如图3所示。

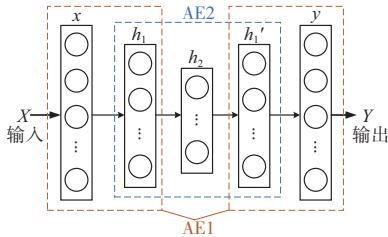


图3 SAE结构

1.4 磨损量监测方法

刀具磨损是一个时变过程,随着时间推移,磨损量不断变大。切削过程实时生成的切削力信号与磨损量之间具有强关联关系,利用模型挖掘二者之间非线性复杂关联规则,完成磨损特征到磨损量的非线性映射,即可实现刀具磨损量监测。

LSTM是一种用于处理时间序列数据的循环神经网络,其通过增加输入门限、遗忘门限和输出门限,使得网络自循环的权重变化,从而动态改变不同时刻的积分尺度,避免梯度消失和梯度膨胀问题,因此对于实现刀具磨损监测方法研究具有高度适用性。

图4为LSTM单一细胞详细结构,当前输入 x_t 和上一个细胞的输出 h_{t-1} 共同构成当前细胞的输入, C_t 和 h_t 为当前细胞输出的长短记忆内容。其计算过程由以下6个公式构成:

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (8)$$

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (9)$$

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (10)$$

$$C_t = f_t \cdot C_{t-1} + i_t \cdot \tilde{C}_t \quad (11)$$

$$h_t = o_t \cdot \tanh(C_t) \quad (12)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (13)$$

式中: f_t 、 i_t 和 o_t 分别表示遗忘门、输入门和输出门的计算结果; W_f 、 b_f 、 W_i 、 b_i 、 W_o 和 b_o 分别表示对应门限要训练的参数矩阵和偏置项; C_t 表示长期记忆的细胞态; $\tilde{C}_t$ 是候选态,它代表要归纳出的待存入细胞态的新知识; W_c 和 b_c 分别为待训练参数矩阵和偏置; h_t 为短期记忆的记忆体。

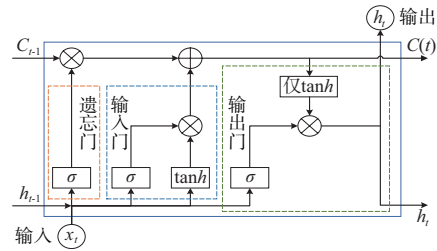


图4 LSTM单一细胞详细结构

LSTM是由多层上述结构的循环网络(RNN)构成的链式网络,如图5所示,每层RNN上一时刻的输出会作为本时刻的部分输入,同时本时刻的输出会成为下一时刻输入的一部分,经过多层RNN不断从原始数据中提取数据,通过监督调优不断训练和优化模型参数,最终实现原始数据到目标特征的映射。

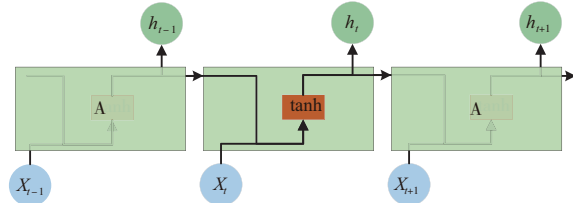


图5 LSTM结构图

2 实验和结果分析

2.1 实验简介

由于切削过程中产生的切削力是直接与刀具关联的信息,也是一种可实时监测到的反映刀具切削状态和磨损信息的重要信息,故本文利用美国PHM协会公开铣削实验采集的刀具力信号和铣刀每三刃的磨损量^[14]作为基础数据。铣削实验平台各条件参数如表1所示,实验平台示意如图6所示^[6]。实验时,径向 y 切深0.125 mm,轴向 z 切深0.2 mm。在上述切削条件下重复进行3次全生命周期实验,端面铣削材料为正方形,每次走刀端面铣的长度为108 mm,且每次走刀时间相等,每次走刀后测量刀具后刀面磨损量,共获取3组实验数据,每组数据包含315次走刀的切削力信号和铣刀每三刃的磨损量。

表1 实验条件参数

实验条件		型号或参数值
硬件条件	数控铣床	高速数控机床 Roders Tech RFM760
	测力仪	Kistler 9265B 三向测力仪
	电荷放大器	Kistler 5019A 多通道电荷放大器
	铣削材料	Inconel718, 长方形
	刀具	三刃球头硬质合金铣刀
	数据采集卡	NI DAQ 数据采集卡
	磨损测量器	LEICA MZ12 显微镜
切削条件	主轴转速/(r/min)	10 400
	进给速度/(mm/min)	1 555
	轴向切削深度/mm	0.200
	径向切削深度/mm	0.125
	每次走刀进给量/mm	0.001
	采集频率/kHz	50
冷却条件		干切

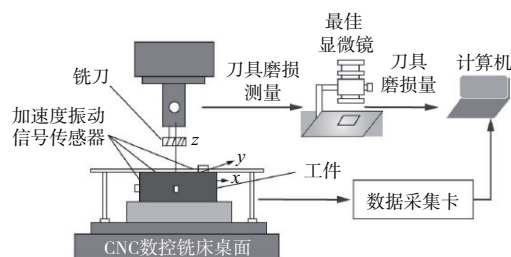


图6 铣削实验示意图

2.2 模型验证

1) 数据预处理

从原始切削力信号(200 000个数据点左右)中取平稳加工阶段的163 840个数据点作为样本数据,先经过标准化处理,再将每组数据分割成10个时间片段,获取每次走刀的10个切削力片段和对应磨损量值(取三刃最大磨损量)。任取一次走刀采集到的原始切削力信号(第5个片段)如图7所示,其对应最大磨损量为114.23 μm 。

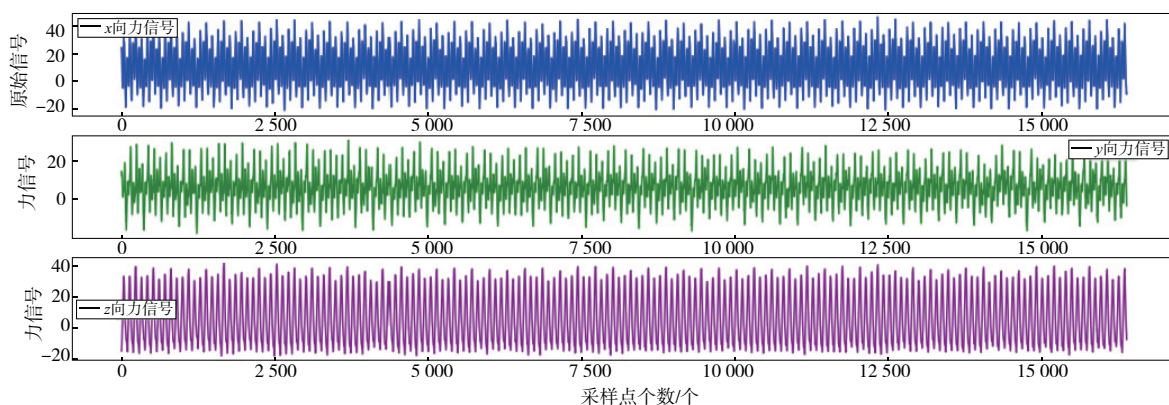


图7 切削力信号

以图7中y向力信号为例说明数据预处理过程。首先,取滑动窗口为10对原始力信号进行滤波,图8为两段

分别含有1 024个数据点的力信号,利用滑动平均滤波算法获得滤波后的信号。

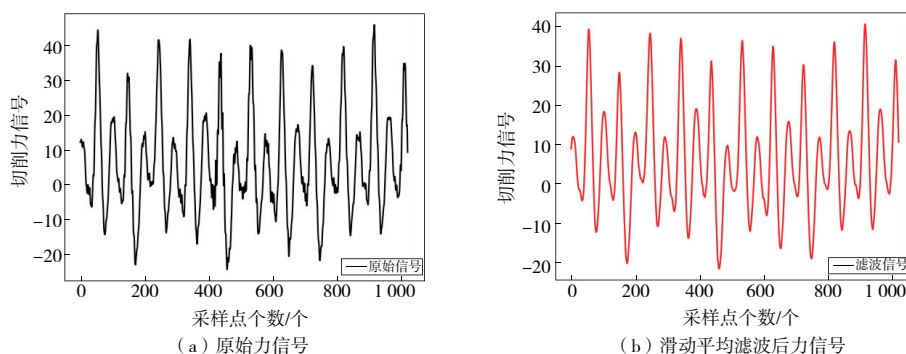


图8 信号滤波效果图

从图8中的信号波形不难看出,滑动平均滤波后的力信号在保留原始信号特征的基础上变得更加平滑,有效降低了信号噪声的影响。

然后,将上述滤波后力信号做小波变换,采用db1小波基,做2层变换,获得压缩信号如图9所示(取滤波后的1 024个数据点展示)。

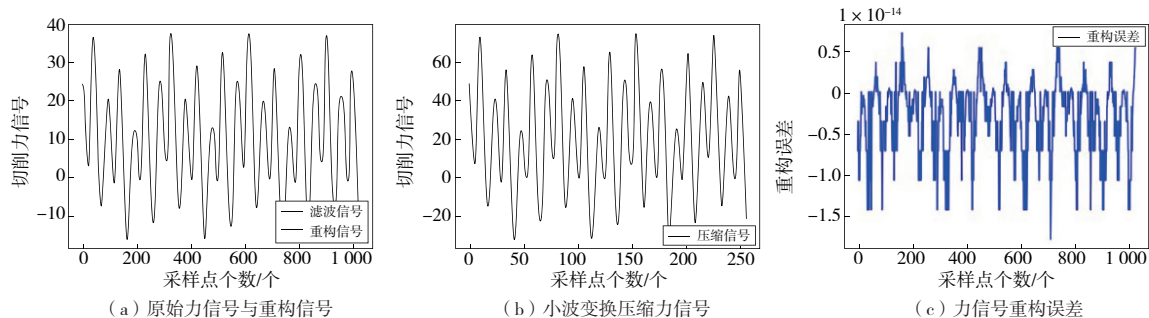


图9 信号小波变换效果图

从图9可以看出,重构信号可以很好地还原原始信号,压缩信号波形特征与原始信号也具有较高一致性,且重构误差在 10^{-14} 数量级内。因此,压缩后信号可以代替原始信号为后续的研究提供数据支持。

2) 磨损特征提取

铣刀切削力信号是在切削加工过程中实时采集的,而切削力是影响铣刀磨损的关键因素之一,其力信号中必然蕴含着铣刀磨损关键特征。因此,针对上述预处理后的切削力信号,本文通过建立6层SAE网络对切削力信号进行铣刀磨损特征提取,模型各层神经元个数分别为12 288、2 048、1 024、512、256、64。

网络模型训练时,经预处理的切削力信号维度为 $3 \times 4\ 096$,经过模型每层网络结构的处理,完成数据降维和特征抽取,最终获取 1×64 维的铣刀磨损特征为后续铣刀磨损量监测模型提供数据支持。图10是上述样本特征提取的结果(本刊为黑白印刷,如有疑问请咨询作者)。

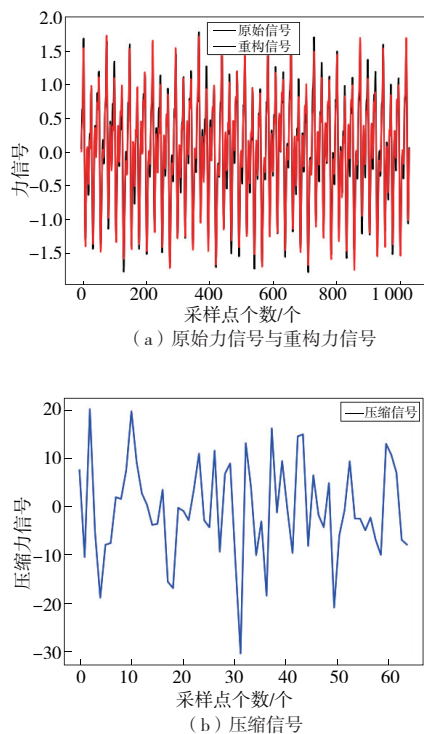


图10 SAE特征提取模型提取结果

由图10可知,本文所建立的SAE特征提取模型重构

信号与原始信号基本重合,压缩后信号维数明显降低,同时,该模型在训练时训练集和验证集损失函数误差都稳定在 10^{-2} 数量级,说明利用上述模型提取到的特征信号能够代替原始信号,且减少了大量冗余信息,能为后续研究提供有效的数据支持。

3) 磨损量监测

本文通过建立LSTM网络模型实现铣刀磨损特征到磨损量的映射,即完成铣刀磨损量监测,模型各层单元个数分别为128、64,输入为上述提取到的铣刀磨损特征向量(分10个时间窗口,每个窗口输入是64维),输出是铣刀磨损量(归一化后的铣刀磨损量值),训练参数如表2所示,网络训练过程损失函数变化曲线如图11所示。

表2 LSTM模型参数表

参数	值
学习率	0.000 1
优化算法	ADAM
损失函数	均方误差 mse
时间窗口	10
输入批量大小	20
迭代次数	1 000

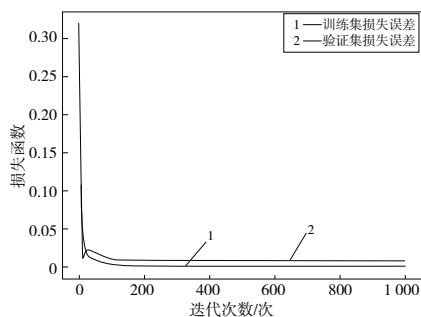


图11 LSTM模型损失函数变化曲线

由图11可知,随着迭代次数的增加,模型损失函数的值越来越小,且训练集最终稳定在0.000 14,测试集稳定在0.007 00,说明由铣刀切削力信号提取到的磨损特征能够表征铣刀磨损信息,即能够实现铣刀磨损量监测。

4) 结果与分析

从3组实验数据(共945次走刀数据)任取2组数据

作为训练集,另一组数据作为验证集,利用以上过程建立磨损量监测模型,获取的磨损量值和实际磨损量对比情况如图 12 所示;分 3 组实验测试不同样本数下模型运行时间如表 3 所示。

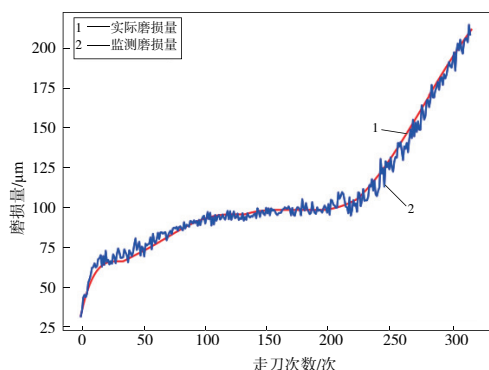


图 12 铣刀磨损量监测结果

表 3 模型运行时间统计表 单位:s

样本数	实验用时			平均计算 用时	单样本计算 用时
	实验 1	实验 2	实验 3		
10	11	11	11	11.00	1.100
50	53	53	57	54.33	1.087
100	111	105	106	107.33	1.073
200	221	209	217	215.67	1.078
300	322	317	330	323.00	1.077

由实验数据可知,通过模型获取的铣刀磨损量和真实磨损量具有相同的磨损趋势,监测磨损量在实际磨损量曲线附近波动,二者绝对误差最大值为 0.380 00,最小值为 0.000 16,平均绝对误差为 0.060 80,且模型从读取数据到获得磨损量值平均单样本计算用时为 1.083 s,说明利用本文所提方法建立的铣刀磨损量监测模型能够实现铣刀磨损量的实时监测。

3 结语

本文针对数控机床加工过程实时监测中的刀具健康监测环节,提出了利用刀具切削过程中能够实时监测且蕴含刀具磨损特征的切削力信号,通过数据预处理、基于 SAE 的特征提取以及基于 LSTM 的磨损量监测,实现刀具切削过程的磨损量实时监测。最后利用铣刀实验数据对

本文所提方法进行了实例验证,获得了磨损量平均绝对误差为 0.060 80 的铣刀磨损量监测模型,实现了在切削过程中铣刀磨损情况的实时监测。本文提出的模型结构相对简单,利用 600 多条切削力信号数据完成训练,训练成本较低,且最终磨损量监测值误差较小,能够实现磨损量实时监测,从而为机床加工过程实时监测提供重要支持。

参考文献:

- [1] 张世亮. 数控机床故障诊断方法与技术研究[J]. 中国设备工程, 2018(7): 83-84.
- [2] 胡媛媛. 基于多源异构工业大数据的刀具健康监测方法及应用研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2019.
- [3] 张永齐. 数控加工中心健康监测系统的研究与应用[J]. 南京工程学院学报(自然科学版), 2019, 17(4): 66-73.
- [4] 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.
- [5] 韩风华, 谢峰. 基于多参数指标的刀具磨损状态在线监测[J]. 制造技术与机床, 2018(2): 141-146.
- [6] 朱翔, 谢峰, 李楠. 基于长短期记忆神经网络的刀具磨损状态监测[J]. 制造技术与机床, 2019(10): 112-117.
- [7] ZHAO R, WANG D Z, YAN R Q, et al. Machine health monitoring using local feature - based gated recurrent unit networks[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65(2): 1539-1548.
- [8] 何彦, 凌俊杰, 王禹林, 等. 基于长短期记忆卷积神经网络的刀具磨损在线监测模型[J]. 中国机械工程, 2020, 31(16): 1959-1967.
- [9] ZHAO R, YAN R, WANG J, et al. Learning to monitor machine health with convolutional Bi-directional LSTM networks[J]. Sensors, 2017, 17(2): E273.
- [10] 刘胜辉, 张人敬, 张淑丽, 等. 基于深度神经网络的切削刀具剩余寿命预测[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2019, 24(3): 1-8.
- [11] 安华, 王国锋, 王喆, 等. 基于深度学习理论的刀具状态监测及剩余寿命预测方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(9): 64-70.
- [12] HE J W, ZHAO C, GAO R, et al. Life prediction model of machine tool based on deep learning[J]. International Equipment Engineering and Management: English, 2021(1): 1-15.
- [13] 鲁昌国. 金属切削原理及刀具[M]. 长沙: 国防科技大学出版社, 2010.
- [14] PHM Society. PHM data challenge 2010[DB/OL]. (2010-05-18)[2022-03-10]. <https://www.phmsociety.org/competition/phm/10>.

收稿日期: 2022-07-11