
基于双向长短期记忆神经网络的单晶硅微磨削刀具磨损预测方法

万家伟

(湖南大学机械与运载工程学院 湖南长沙 410082)

摘要: 目前基于不确定因素影响的刀具磨损智能实时预测存在极大的挑战。为解决这一难题,本文建立了一个基于双向长短期记忆神经网络的刀具磨损预测模型,选择声发射信号和刀具磨损图像作为表征微磨削刀具磨损行为的指标。BiLSTM模型以4维特征向量为输入构建,该特征向量由声发射信号的中频能量比、初始刀具截面积、微磨削深度和微磨削长度以及刀具截面积损失的输出组成。开发了遗传算法优化的BiLSTM(GA-BiLSTM)和长短期记忆神经网络(LSTM)两个衍生模型,以比较BiLSTM模型的准确性。建立了反向传播神经网络(BP)和算法优化BP神经网络(GA-BP)两种机器学习模型,比较了BiLSTM模型的稳定性和优越性。利用电镀金刚石微磨削工具进行了微磨削实验,验证了所提出方法的可行性。结果表明,BiLSTM模型的平均预测精度达到92.08%,而从GA-BiLSTM到GA-BP的其他模型的预测精度分别为87.2%、88.6%、84.4%和85.8%。BiLSTM模型提供了一种新的磨损表征和预测方法,该方法使用小样本和多源异构数据将AE信号和视觉图像相结合。这无疑促进了可持续制造,为精密智能制造的自主决策提供了理论依据。

关键词: 微磨具磨损; 磨损预测; 神经网络; BiLSTM; 小样本多源异构数据

中图分类号: TP183

Tool wear prediction method based on bidirectional long short-term memory neural network of single crystal silicon micro-grinding

Wan Jiawei

(College of Mechanical and Vehicle Engineering, Hunan University, Changsha, Hunan 410082)

Abstract: Although many efforts have been made on off-line tool wear prediction, the on-line intelligent prediction of tool wear pre-diction based on indeterminate factor relationship has not been addressed. In this paper, a tool wear prediction model is built based on bidirectional long short-term memory neural network (BiLSTM) to deal with these challenges. The acoustic emission (AE) signal and tool wear image are selected as indicators to characterize the wear behavior of micro-grinding tool. The BiLSTM model is constructed with the input of 4-dimensional feature vector, which is composed of medium frequency energy ratio of the AE signal, initial tool cross-sectional area, micro-grinding depth and micro-grinding length, and the output of the loss of tool cross-sectional area. Two derived models of genetic algorithm-optimized BiLSTM (GA-BiLSTM) and long short-term memory neural network (LSTM) are developed to compare the accuracy of the BiLSTM model. Two machine learning models of back propagation neural network (BP) and algorithm optimized BP neural network (GA-BP) are developed to compare the stability and superiority of the BiLSTM model. The micro-grinding experiment is conducted by the electroplated diamond micro-grinding tool to verify the feasibility using the proposed methods and the results show that the average prediction accuracy of the BiLSTM model reached 92.08% while the accuracies of other models from GA-BiLSTM to GA-BP are separately 87.2%, 88.6%, 84.4%, and 85.8%. The BiLSTM model provides a novel wear characterization and prediction method that combines AE signals and visual images using small-sample and multi-sourced heterogeneous data. It undoubtedly promotes sustainable manufacturing and provide theoretical basis for independent decision-making in preci-sion intelligent manufacturing.

Key words: Micro-grinding; Tool wear prediction; Neural network; BiLSTM; Small sample; Multi-sourced; Heterogeneous data

0 前言

微磨削刀具的磨损是影响微结构工件加工效率、质量和尺寸精度的关键因素^[1]。刀具磨损预测可以有效地评估刀具的使用寿命,进而指导刀具更换策略,以降低成本和控制质量^[2-3]。加工过程中产生的状态信号,如切削力信号、振动信号、声发射(AE)信号等,或基于确定因素关系的理论物理模型或经验模型,可以利用刀具静态几何形态特征如刀具直径和刃口半径来预测刀具磨损^[4]。然而,基于不确定因素关系将加工状态信号和刀具静态特性相结合,实现微磨削刀具磨损的在线预测仍具有挑战性。这些处理状态信号和刀具静态特性表现出多源异构数据特征。在加工过程中收集信号数据需要极大的成本^[5-6]。因此,利用小样本、多源异构数据在线预测刀具磨损具有重要意义。

刀具磨损的表征本质上是模式状态识别的问题,包括获取加工过程中的特征信号,将信号进行降维处理,提取与刀具磨损状态具有一定映射关系的特征信息,形成特征向量^[7]。刀具磨损的表征主要可分为直接和间接两种方式。直接的方法是使用机器视觉或光学传感器直接测量和观察工具的几何形状、尺寸和形态特征。Banda 等人^[8]阐述了机器视觉系统在刀具磨损监测和刀具性能优化中的应用及其意义。Zhang 等^[9]建立了基于机器视觉的刀具磨损行为原位监测系统。间接的方法是检测加工过程中产生的状态信息,如力、加速度和 AE 信号^[10]。Zhou 等^[11]演示了声发射信号在锯切过程中用于监测的基本原理和关键技术。Wang 等人^[12]提出了一种有效的声发射信号处理方法来监测单晶硅在超精密磨削中的损伤机制。Zhou 等人^[13]提出了一种使用力和加速度信号预测刀具磨损的监测方法,该方法在刀具磨损预测中是有效的,最大误差约为 $8\text{ }\mu\text{m}$ 。

刀具磨损预测方法可分为两类,即物理模型驱动方法和数据驱动方法^[14-15]。物理模型驱动的方法是通过物理定律或数学模型建立一个明确的数学模型来预测刀具磨损^[16]。Li 等人^[17]提出了一种新的基于物理的元学习框架来预测不同磨损率下的刀具磨损,并通过铣削加工实验验证了该方法的有效性。Qiang 等人^[18]提出了一种基于物理信息的迁移学习(PITL)框架来预测可变工况下的刀具磨损,实验结果表明,在可变工况下具有很高的预测精度。数据驱动的方法是通过各种传感器收集刀具磨损状态信息,然后使用机器学习或深度学习方法,利用信

息处理和识别后的数据建立预测模型^[19]。刀具磨损预测是智能制造中的一个重要研究领域。数据驱动方法被认为是实现刀具磨损精确预测的有效手段,为在线刀具磨损监测问题提供了重要的研究方向^[20-21]。Wei 等人^[22]建立了遗传算法(GA-BP)神经网络预测模型,预测高速铣削过程中的刀具磨损情况,相对误差在 5% 以内。Chen 等人^[23]提出了一种基于反向传播神经网络的刀具磨损预测方法,并将结果与长短期记忆(LSTM)模型进行了比较。结果表明,随着输入特征值的增加,误差分别减少了 29% 和 25%。

双向长短期记忆神经网络(BiLSTM)是一种数据驱动的刀具磨损预测方法。作为循环神经网络(RNN)的一种导数模型,它继承了 RNN 能够有效表示时间序列数据特征的优点,避免了 RNN 容易产生梯度消失的问题^[24]。刀具磨损是随着加工时间的推移而累积的,因此有必要挖掘数据的深层时间序列特征进行刀具磨损预测。Wu 等人^[25]提出了一种基于奇异值分解和带切削力信号的 BiLSTM 的刀具磨损预测模型。Ma 等人^[26]利用切削力信号建立了基于卷积 BiLSTM 和卷积双向门控循环单元的磨损预测模型。

用多源异构数据来表征和预测磨损存在如多源异构数据融合、混合预测模型构建和小样本成本预测等挑战。为了应对这一挑战,本文提出了一种基于 BiLSTM 的预测方法,利用这些数据结合声发射信号和视觉图像来表征和预测磨损。采用电镀金刚石微磨削工具进行了微通道磨削实验。对比了 BiLSTM 模型的预测结果与实验测试结果,验证了 BiLSTM 模型的可行性。将 GABiLSTM 和 LSTM 的两个推导模型进行了比较,验证了 BiLSTM 模型的准确性。比较了 BP 和 GA-BP 两种机器学习模型,验证了 BiLSTM 模型的稳定性和优越性。

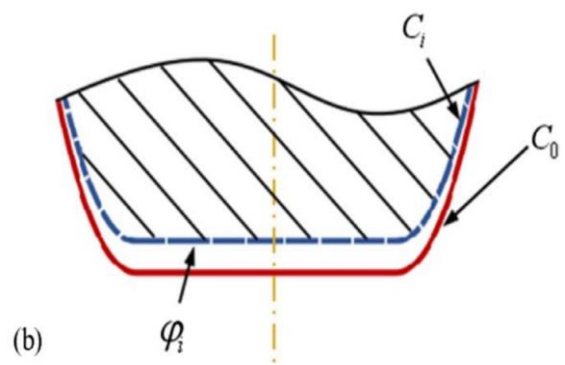
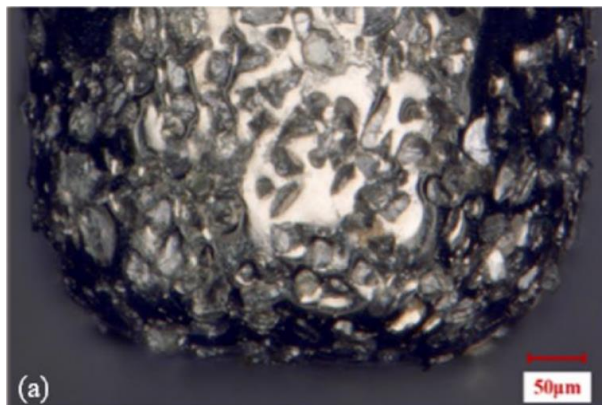
1 刀具磨损预测模型

1.1 信号表征原理

刀具在实际加工过程中的状态受到多种因素的影响。如今,机器视觉技术广泛用于观察微磨削工具的形态和特征,具有精度高、方便的特点^[27]。此外,微磨削刀具的形态如图 1(a)所示。根据微磨削刀具的磨损形式和形貌的变化,磨损情况可以直接表征为微磨削头截面积的损失。微磨头截面积的损失是指磨头在磨削前后截面积的差异,如图 1(b)所示。计算公式如等式(1)所示。

表 1 符号列表

缩写/符号	含义
$BiLSTM$	双向长短期记忆神经网络
$LSTM$	长短期记忆神经网络
$GA-BiLSTM$	遗传算法优化的双向长短期记忆神经网络
BP	反向传播神经网络
$GA-BP$	遗传算法优化的反向传播神经网络
AE	声发射
$PITL$	基于物理的迁移学习框架
RNN	循环神经网络
C_0	微磨削前的边缘轮廓
C_i	微磨削后的边缘轮廓
i	加工通道微槽数量
φ_i	磨头的横截面积损失
$h^{(t)}$	网络在时间 t 的输出
$X^{(t)}$	网络在时间 t 的输入
ω	网络节点的相应参数
$g^{(t)}$	在时间 t 计算的输出网络
W_f, W_b, W_G, W_O	LSTM 结构中的参数
b_f, b_b, b_G, b_O	
n	隐藏神经元的数量
T	实时序列数据的长度
N	样本量
X_k	BiLSTM 模型 k 组的输入
Y_k	BiLSTM 模型 k 组的输出
l	刀具悬挂长度
v	主轴速度
f	进给速率
L	微槽长度
d	微槽深度



(a) 微磨削刀具的形态

(b) 横截面积损失的测量方法

图 1 微磨削刀具磨损特性的表征方法

$$\varphi_i = C_0 - C_i \quad (1)$$

式中 C_0 表示微磨削之前的边缘轮廓。 C_i 表示加工 i 通道微槽之后的边缘轮廓。 φ_i 表示加工 i 通道微槽后磨削头的横截面积损失。坐标单位为 μm^2 。

表征微磨削刀具磨损的另一种方法是声发射信号。磨削过程中的 AE 信号源于磨削颗粒和材料之间的相互作用以及材料(1)过程中的晶体结构去除,快速释放能量,产生瞬态弹性波,表现为 AE 信号^[28]。由于声发射源的差异,可以使用信号时域和频域分析来区分不同的材料去除行为。声发射检测过程如图 2 所示。首先,将 AE 传感器附着在未加工表面上,用于将加工过程中产生的 AE 信号转换为电压信号。其次,电压信号可以通过前置放大器进行放大、滤波和 A/D 转换。因此,AE 信号可以通过数据采集系统进行定量分析,以得出实际基于相关特征参数的处理状态。

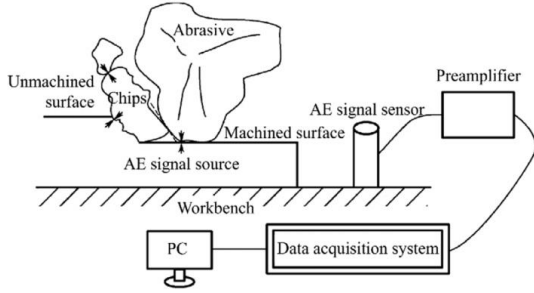


图 2 AE 信号检测过程^[30]

研究发现,声发射信号的特征与外部加工环境和工件本身的固有特性之间存在一定的映射关系^[29]。然而,收集到的声发射信号受到外部环境和机床固有特性的影响,通过频谱分析,信号能量上下波动^[30]。因此,用能量比而不是能量值来表征微磨

削刀具的磨损更为合理。

以微槽深度为 $200 \mu\text{m}$ 的实验组为例。采用均方根法提取信号时域特征,采用四层小波包分解和快速傅立叶变换进行频带划分。通过这些信号处理方法重构采样区间内的信号,并通过能量比例计算绘制出每个频带的能量比例图,如图 3(a)所示。随着磨削长度的积累,材料去除总量增加,中频带能量的比例不断增加并趋于稳定,低频带能量不断减少并趋于稳定。将中频带能量的比例与微磨削工具相应的径向磨损进行比较,如图 3(b)所示。中频带能量的比例与微磨削工具的相应径向磨损之间存在正相关。因此,中频带能量的比例是最适合表征微磨削刀具磨损的指标。

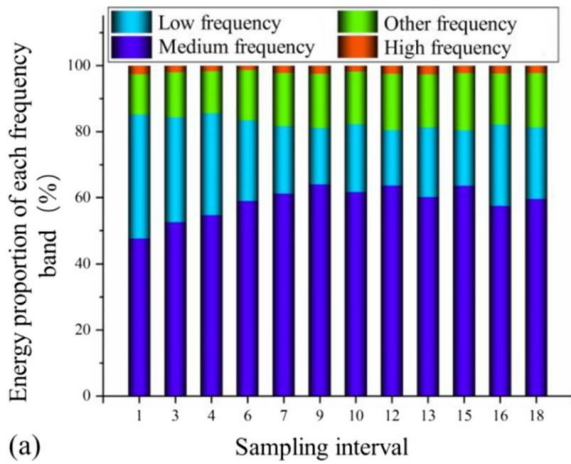
1.2 模型设计

长短期记忆神经网络 (LSTM) 是 RNN 的一种改进模型,其输入和输出与 RNN 相同^[31]。LSTM 能够提取时间特征,并根据时间维度对其进行扩展^[32],如式 (2) 所示。

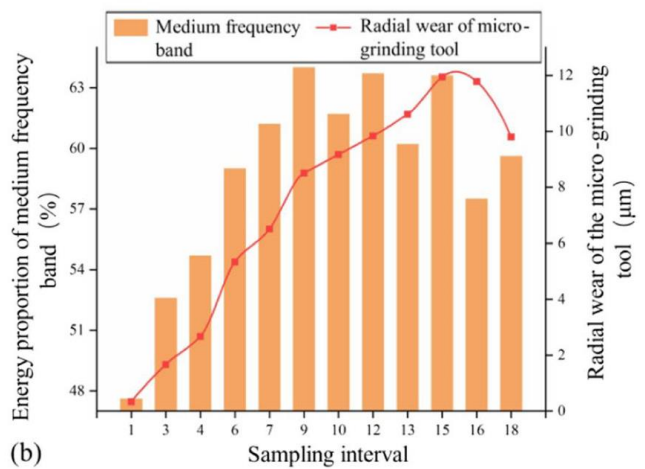
$$\begin{aligned} h^{(t)} &= f(h^{(t-1)}, X^{(t)}; \omega) = f(f(h^{(t-2)}, X^{(t-1)}; \omega), X^{(t)}; \omega) \\ &= \dots = g(t)(X^{(t)}, X^{(t-1)}, X^{(t-2)}, \dots, X^{(2)}, X^{(1)}) \end{aligned} \quad (2)$$

式中, $h^{(t)}$ 表示网络在时间 t 的输出,对应于在时间 t 提取的信号特征。 $X^{(t)}$ 代表网络在时间 t 的输入,对应于时间 t 收集的信号数据。 ω 表示网络节点的相应参数。函数 $g^{(t)}$ 表示基于所有历史时间序列信号在时间 t 计算的输出网络。

如图 4 所示,单个 LSTM 单元体的结构包括遗忘门、输入门和输出门。



(a) 各频带能量比例图



(b) 中频带能量与微磨削工具相应径向磨损的比例

图 3 采样间隔内的信号能量分析

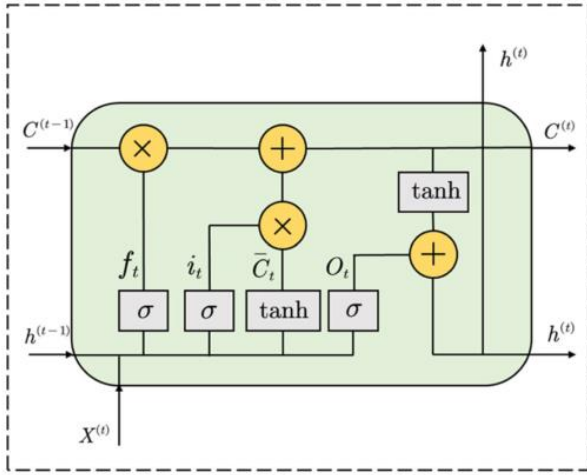


图 4 LSTM 单元结构示意图

单元体的输入包括当前时间的输入和前一个时间单元体的输出，并且单元体的输出作为下一个单元体的入口。具体计算过程如式（3）所示。

$$\begin{cases} f_t = \sigma(W_f(h_{t-1}, X^t) + b_f) \\ i_t = \sigma(W_i(h_{t-1}, X^t) + b_i) \\ \bar{C}_t = \tanh(W_C(h_{t-1}, X^t) + b_C) \\ C^{(t)} = f_t \odot C^{(t-1)} + i_t \odot \bar{C}_t \\ O_t = \sigma(W_O(h_{t-1}, X^t) + b_O) \\ h^{(t)} = O_t \odot \tanh(C^{(t)}) \end{cases} \quad (3)$$

式中，单元 $C^{(t)}$ 的状态是通过在 t 时刻更新遗忘门 f_t 、输入门 i_t 、输出门 O_t 、先前的隐藏层状态 $h^{(t-1)}$ 和先前的单元状态 $C^{(t-2)}$ 而获得的。通过模型训练获得参数 W_f, W_i, W_C, W_O 和 b_f, b_i, b_C, b_O ，并在所有时间共享。 n 表示隐藏神经元的数量。 T 表示时间步长，即实时序列数据的长度。“ \odot ”表示元素的积累。 σ 表示 sigmoid 激活函数， \tanh 表示 tanh 激活函数。

针对 LSTM 在学习时间特征时早期特征记忆能力不足、难以深度挖掘整个网络的时间特征的问题，提出了 BiLSTM 来增强数据特征的表示能力，提高磨损预测的准确性。BiLSTM 由两个独立的 LSTM 层组成，它们在正向和反向输入时间特征数据以进行特征提取。输出的特征向量被连接作为最终输出，以实现特征表示。两个 LSTM 层的参数相互独立，具体的网络结构如图 5 所示。在预测模型中，样本大小 $N=90$ 。 X_k 表示 k 组中的输入是由包括微槽深度 (μm) 和微槽长度 (mm) 在内的处理变量、包括中频带能量比例 (%) 在内的 AE 信号和包括微磨头横截面积 (μm^2) 在内的视觉图像组成的 4 维特征向量。 Y_k 表示 k 组中的输出是微磨头横截面积的损失 (μm^2)。

为了减少特殊样本数据对训练的干扰，加快模

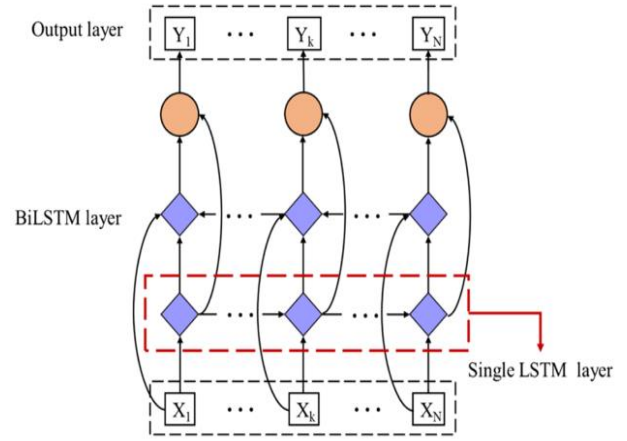


图 5 BiLSTM 单元结构示意图

型的训练和收敛速度，提高模型的精度，需要进行归一化处理，将数据限制在 $[0,1]$ 的范围内。预测模型使用 Adam 算法来最小化损失函数，如式（4）所示。

$$E_{loss} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (y_k^{pre} - y_k)^2 \quad (4)$$

式（4）中， y_k^{pre} 表示预测磨损值， y_k 表示实际磨损值， n 表示训练样本的数据量， E_{loss} 表示函数损失。通过计算均方根误差（RMSE）和确定系数 R^2 来评估模型的性能，如式（5）和（6）所示。根据训练后的 RMSE 来选择超参数，最终的模型参数如表 2 所示。

$$RMES = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (y_k^{pre} - y_k)^2} \quad (5)$$

$$R^2 = \sum_{k=1}^n (y_k^{pre} - \bar{y})^2 / \sum_{k=1}^n (y_k - y_k^{pre})^2 \quad (6)$$

表 2 BiLSTM 模型参数

模型参数	数值
隐层神经元数量	110
最大迭代次数	2750
输入层节点数	4
输出层节点数	1
模型学习速率	0.01

1.3 预测模型对比与优化

微磨具磨损预测模型的预测性能与模型结构的深度和样本数据量之间的适应度有关^[33]。为了通过比较不同模型和不同模型架构深度的预测精度来证明 BiLSTM 模型的准确性，构建了 GA-BiLSTM 和 LSTM 两个衍生模型。GA-BiLSTM 引入了更多的算法结构来深化模型架构，提高特征信号的提取和表示能力。LSTM 应用较浅的网络结构来简化模型架构，适应较小样本数据的特征提取和表示。将预测结果与 BiLSTM 模型进行了比较。

在数据驱动的刀具磨损预测方法中，传统的机

器学习方法在小样本数据预测中往往比深度学习方法显示出更好的结果^[34]。在传统的机器学习算法中，BP 具有良好的自适应特征提取能力和非线性映射能力^[35]。因此，构建了两个基于 BP 和 GA-BP 的磨损预测模型进行预测和比较。BP 结构如图 6 所示。 ω_{ij} 是输入层单元与隐藏层单元之间连接的权值。 μ_j 是隐藏层单元和输出层单元之间的连接权重值。具体计算过程如式 (7) 所示。

$$\begin{cases} H_j(k) = f\left(\sum_{i=1}^m (\omega_{ij} \chi_i(k) - a_j)\right), j = 1, 2, \dots, h \\ Y(k) = f\left(\sum_{j=1}^h (\nu_j h_j(k) - b)\right) \\ \varepsilon(k) = Y(k)(1 - Y(k)) (Y(k) - T(k)) \\ \delta_j(k) = Y(k) (1 - Y(k)) \varepsilon(k) \nu_j \end{cases} \quad (7)$$

式中， a_j 是输入层和隐藏层单元之间的阈值，而 b 是隐藏层和输出层单元间的阈值。 $\chi_i(k)$ 表示模型的输入； $Y(k)$ 表示预测输出值； $T(k)$ 表示期望的输出值。

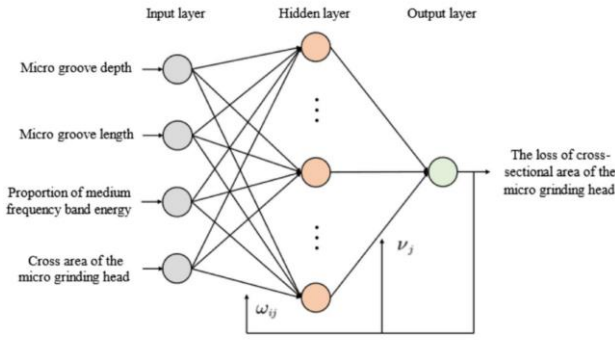


图 6 BP 结构示意图

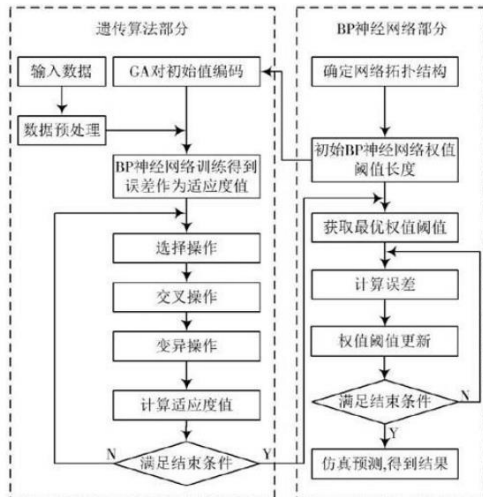


图 7 GA-BP 结构示意图

GA-BP 结构示意图如图 7 所示。在将连接的初始权值分配给模型后，使用遗传算法进行适应度计

算、选择和变异。当迭代更新的权值达到可行值时，将最优权值反向分配给模型，实现模型优化。

2 实验验证

2.1 微磨削实验设计

利用电镀金刚石微磨削工具进行了微磨削实验，验证了所提模型的可行性和准确性。实验中使用的微磨削平台是在 MK2945C 数控坐标磨床的基础上改进而来的，配备了微磨削工具在线检测系统和声发射检测系统，如图 8 所示。微磨削工具在线检测系统包括分辨率为 2000 万像素的大华 A3B00MG000-CMOS 相机、WWK40-100-111 固定倍率固定焦距长焦镜头和 CF-200-W 的 LED 背光源。声发射探测系统包括型号为 R6α 的高灵敏度谐振声发射传感器、放大增益为 40dB 的型号为 2/4/6 的前置放大器和 PCI-2 声发射采集系统。

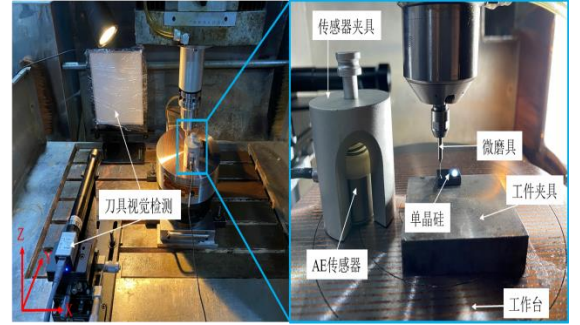


图 8 微细磨削平台

表 3 实验参数

参数	数值
微磨具悬伸长度 (L, mm)	15
主轴转速 ($v, r/min$)	60000
工件进给率 ($f, mm/min$)	1
微槽长度 (L, mm)	8
微槽深度 (d, mm)	50, 80, 100, 150, 200

合理的处理参数可以有效降低处理过程的风险，有利于特征信号的检测和特征关系的研究。微磨削实验中使用的参数如表 3 所示。共处理了六个微槽，在每个微槽的开始、中间和结束处设置了三个采样间隔，如图 9 所示。与微槽的头部相对应的长度分别为 2mm、4mm 和 6mm。相同微槽深度的实验组对应 18 个采样间隔，即 18 个样本数据组，5 个实验组共包含 90 个采样间隔。90 个数据组中的前 80% 被划分为训练集以训练模型，最后 20% 被划分为测试集以测试模型的预测性能。

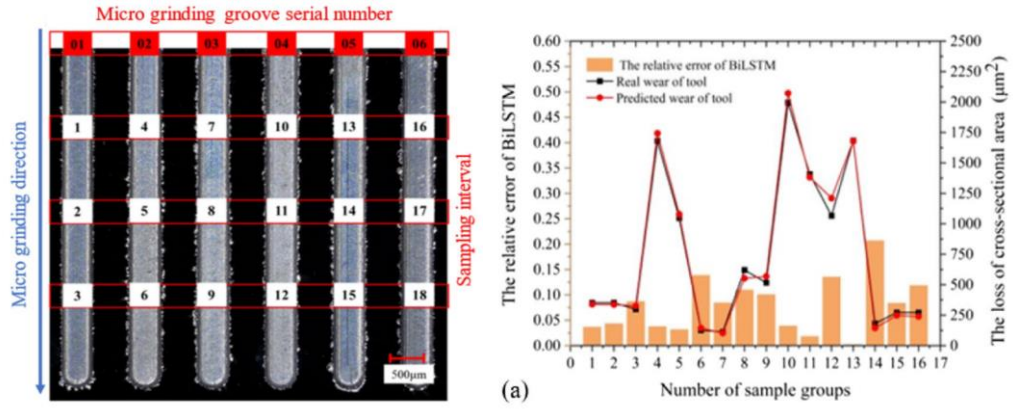
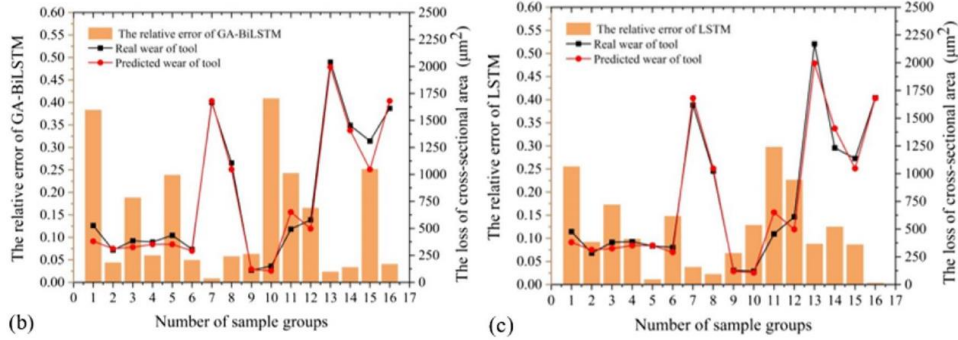
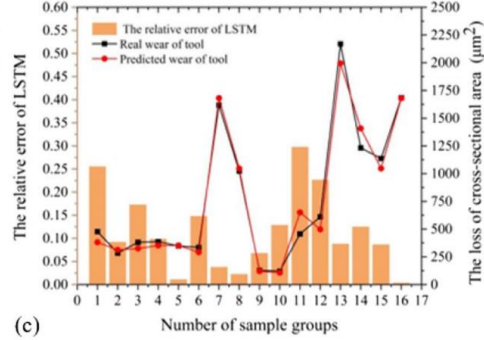


图9 声发射信号采样间隔示意图

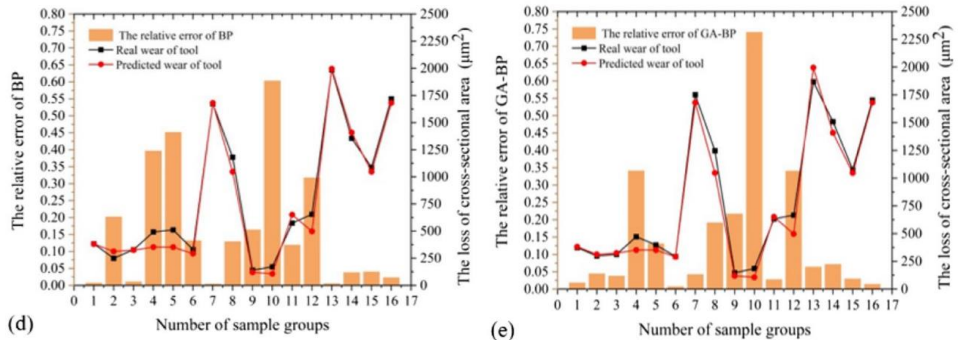
(a) BiLSTM 模型测试结果



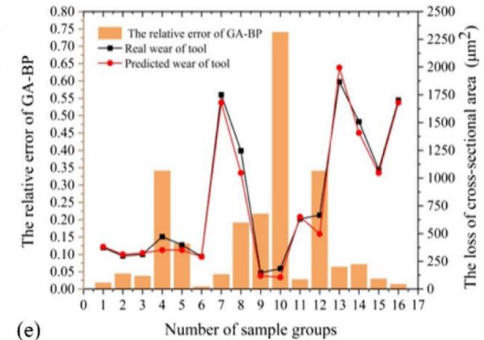
(b) GA-BiLSTM 模型测试结果



(c) LSTM 模型测试结果



(d) BP 模型测试结果



(e) GA-BP 模型测试结果

图10 声发射信号采样间隔示意图

2.2 预测模型结果

将测试数据加载到 BiLSTM、GA-BiLSTM、LSTM、BP 和 GA-BP 模型中, 预测模型的测试结果分别如图 10(a) - (e)所示。图 10(a), BiLSTM 模型的预测值与实际磨损值基本一致。大多数数据组显示出较高的预测精度。近一半的数据预测相对误差在 5%以内, 只有第 14 组的相对误差约为 20%。通过对所有组的相对误差进行平均, 该模型预测的相对误差为 7.92%, 表明 BiLSTM 模型的预测精度为 92.08%。图 10(b)中, GA-BiLSTM 预测模型的预测趋势与实际变化趋势非常吻合。然而, 一些数据

组的预测结果存在显著偏差, 例如第 1 组、第 5 组、第 10 组、第 11 组和第 15 组的相对误差超过 20%。对所有组的相对误差进行平均, 该模型预测的相对误差为 12.8%, 预测精度为 87.2%。图 10(c)中, 通过对所有组的相对误差进行平均, LSTM 模型预测的相对误差为 11.42%, 预测精度为 88.58%。

在图 10(d)中, BP 预测模型的预测趋势与实际变化趋势非常吻合。当实际磨损值较大时, 模型的预测值与实际磨损值吻合良好, 但当实际磨损值较低时, 存在显著误差。例如, 第 4 组、第 5 组、第 10 组和第 12 组的预测值与实际值之间的偏差超过

30%，甚至第 10 组的相对预测误差高达 60.25%。通过对所有样本数据的相对误差进行平均，该模型预测的相对误差为 15.63%，预测精度为 84.37%。图 10(e)中，GA-BP 神经网络微磨刀具磨损预测模型的预测趋势与实际变化趋势非常吻合。然而，一些数据预测结果存在显著偏差，如第 4 组、第 10 组和第 12 组的相对误差超过 30%，第 10 组数据的预测结果甚至高达 74.03%，这与 BP 神经网络大误差对应的样本数据组一致。模型预测的相对误差为 14.2%，即模型的预测精度为 85.8%。

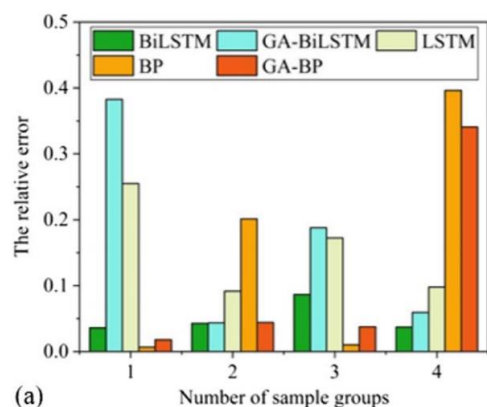
2.3 对比分析

为了更直观地比较模型之间预测性能的差异，绘制了预测模型（BiLSTM、GABiLSTM、LSTM、BP 和 GA-BP 模型）的相对误差比较图，以比较具有不同模型架构深度的不同模型的预测精度。为了更直观地比较五个模型之间预测精度的差异，每四组将预测结果绘制为一个秩，共绘制了四个相对误差比较图（图 11(a) - (d)）。

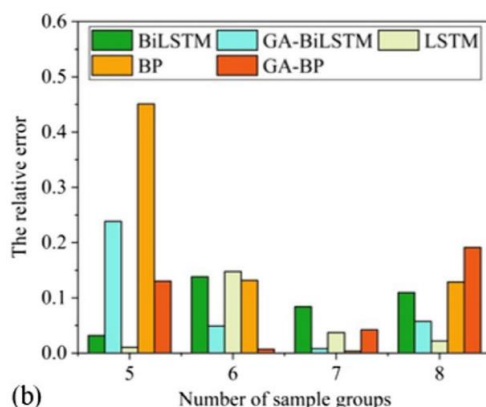
BiLSTM 模型在与大多数样本对应的预测值中具有较小的相对误差，并且相对误差波动小于其他

两个模型。GA-BiLSTM 和 LSTM 模型在第 1 组、第 5 组、第 10 组、第 11 组、第 12 组和第 15 组具有相对较高的相对误差，而 BiLSTM 模型则在第 14 组具有相对较大的相对误差。第一组样本中相对较大的预测误差是由于模型的特殊存储结构造成的（图 11(a)）。由于当前单元的输出会影响下一个单元的输出，而第一组样本不受此影响，这意味着它们不具有记忆能力，无法挖掘数据的时间特征，因此存在一定的误差。剩余样本的预测误差大是由深度学习模型的随机性引起的。此外，可以看出，BP 神经网络和 GA-BP 神经网络的预测误差波动很大，在一些样本中显示出极高的预测精度，在一些样品中显示出显著的测量误差，尤其是第 10 组的相对误差（图 11(c)）接近 80%。

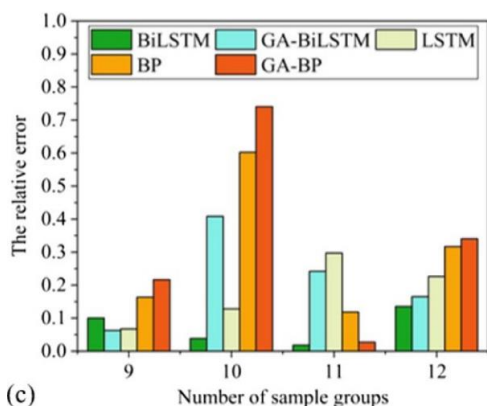
尽管 BiLSTM 模型在单个样本中没有实现极高的预测精度，但总体相对误差波动较小且稳定，平均预测精度高于其他四个模型。总之，BiLSTM 模型对小样本多源异构数据的拟合度最高，结果证明了基于 BiLSTM 的微磨磨损预测模型的准确性、稳定性和优越性。



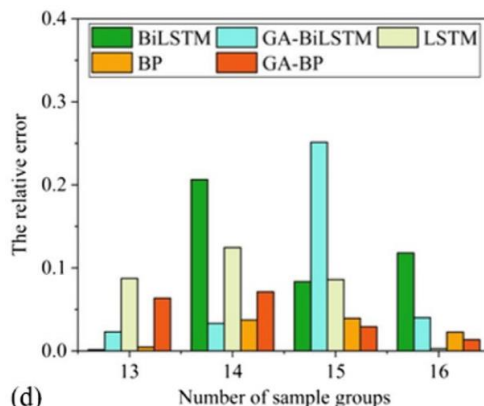
(a) 1-4 组



(b) 5-8 组



(c) 9-12 组



(d) 13-16 组

图 11 预测模型相对误差的比较图

3 结论

本文构建了 BiLSTM 预测模型,以整合小样本和多源异构数据。对微磨削刀具磨损进行了表征和预测。计算和实验结果表明,BiLSTM 模型的预测精度为 92.08%,证明了预测模型的可行性。在 GA-BiLSTM、LSTM 和 BiLSTM 模型中,BiLSTM 模型具有最高的预测精度,表明该模型对模型和样本数据的架构深度具有最强的适应度。在 BP、GA-BP 和 BiLSTM 模型中,BiLSTM 模式具有最高的预测精度和最小的相对误差波动,证明了 BiLSTM 与机器学习方法相比的稳定性和优越性。

本文提出的 BiLSTM 模型对微磨削刀具磨损特性的表征和预测具有重要的科学意义。一方面,它能够指导刀具更换策略,从而确保加工质量并减少浪费。另一方面,它可以为可持续制造提供更多的解决方案,并为精密智能制造中的自主决策提供理论依据。

参 考 文 献

- [1] LI W, REN YH, LI CF, et al. Investigation of machining and wear performance of various diamond micro-grinding tools[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2020, 1063-4, 921-935.
- [2] AN QL, TAO ZR, XU XW, et al. A data-driven model for milling tool remaining useful life prediction with convolutional and stacked LSTM network[J]. Measurement, 2020, 154, 107461.
- [3] Ren YH, Li CF, Li W, et al. Study on micro-grinding quality in micro-grinding tool for single crystal silicon [J]. Journal of Manufacturing Processes, 2019, 42: 246-256
- [4] Mohanraj T, Shankar S, Rajasekar R, et al. Tool condition monitoring techniques in milling process — a review[J]. Journal of Materials Research and Technology, 2020, 9(1): 1032-1042
- [5] Wu SH, Li Y, Li WG, et al. A hybrid network capturing multisource feature correlations for tool remaining useful life prediction[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2023, 125(5): 2815-2831
- [6] Yang XY, Fang ZG, Yang YJ, et al. A novel multi-information fusion grey model and its application in wear trend prediction of wind turbines[J]. Applied Mathematical Modelling, 2019, 71: 543-557
- [7] Gai XY, Cheng YN, Guan R, et al. Tool wear state recognition based on WOA-SVM with statistical feature fusion of multi-signal singularity[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2022, 123(7): 2209-2225
- [8] Banda T, Farid A, Li C, et al. Application of machine vision for tool condition monitoring and tool performance optimization—a review[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2022, 121(11): 7057-7086
- [9] Zhang XH, Yu HY, Li CC, et al. Study on In-Situ Tool Wear Detection during Micro End Milling Based on Machine Vision[J]. Micromachines, 2022, 14(1): 100
- [10] Qin Yiyuan, Liu XL, Yue CX, et al. Tool wear identification and prediction method based on stack sparse self-coding network[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2023, 68: 72-84
- [11] Zhuo RJ, Deng ZH, Chen B, et al. Overview on development of acoustic emission monitoring technology in sawing[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2021, 116(5): 1411-1427
- [12] Wang S, Zhao QL, Wu T. An investigation of monitoring the damage mechanism in ultra-precision grinding of monocrystalline silicon based on AE signals processing[J]. Journal of Manufacturing Processes, 2022, 81: 945-961
- [13] Yan BL, Zhu LD, Dun YC. Tool wear monitoring of TC4 titanium alloy milling process based on multi-channel signal and time-dependent properties by using deep learning[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2021, 61: 495-508
- [14] Hou W, Guo H, Luo L, et al. Tool wear prediction based on domain adversarial adaptation and channel attention multiscale convolutional long short-term memory network[J]. Journal of Manufacturing Processes, 2022, 84: 1339-1361
- [15] Wang JJ, Li YL, Zhao R, et al. Physics guided neural network for machining tool wear prediction[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2020, 57: 298-310
- [16] Soha Baydoun, Mohammed Fartas, Siegfried Fouvry. Comparison between physical and machine learning modeling to predict fretting wear volume[J]. Tribology International, 2023, 177: 107936
- [17] Li YL, Wang JJ, Huang ZG, et al. Physics-informed meta learning for machining tool wear prediction[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2022, 62: 17-27
- [18] Qiang BY, Shi KN, Ren JX, et al. Integrating physics-informed recurrent Gaussian process regression into instance transfer for predicting tool wear in milling process[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2023, 68: 42-55
- [19] Huang WJ, Zhang XY, Wu CQ, et al. Tool wear prediction in ultrasonic vibration-assisted drilling of CFRP: A hybrid data-driven physics model-based framework[J]. Tribology International, 2022, 174: 107755
- [20] Gao C, Xue W, Ren Y, et al. Review of tool condition monitoring methods in milling processes[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2018 96: 2509-2523
- [21] Cheng MH, Li J, Yan P, et al. Intelligent tool wear monitoring and multi-step prediction based on deep learning model[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2022, 62: 286-300

- [22] Wei WH, Cong R, Li YT, et al. Prediction of tool wear based on GA-BP neural network[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture, 2022, 236(12): 1564-1573
- [23] Chen SH, Lin YY. Using cutting temperature and chip characteristics with neural network BP and LSTM method to predicting tool life[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 127(1): 881-897
- [24] Sima S, Tavakoli N; Namin A. The Performance of LSTM and BiLSTM in Forecasting Time Series[A]. 2019 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)[C], 2019
- [25] Wu XQ, Li J, Jin YQ, et al. Modeling and analysis of tool wear prediction based on SVD and BiLSTM.[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2020, 106(9): 4391-4399
- [26] Ma JY, Luo DC, Liao XP, et al. Tool wear mechanism and prediction in milling TC18 titanium alloy using deep learning[J]. Measurement, 2021, 173: 108554
- [27] Pfeifer T., Wieggers L. Reliable tool wear monitoring by optimized image and illumination control in machine vision[J]. Measurement, 2000, 28(3): 209-218
- [28] Li XL. A brief review: acoustic emission method for tool wear monitoring during turning[J]. International Journal of Machine Tools & Manufacture: Design, research and application, 2002, 42(2): 157-165
- [29] Liao T, Ting C-F, Qu J. A wavelet-based methodology for grinding wheel condition monitoring[J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2007, 47: 580-592
- [30] Zhang XX, Ren YH, Yang WC, et al. Study on Acoustic Emission Signal Perception of Unsteady Characteristic in Micro-grinding of Monocrystalline Silicon[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2022, 58(15): 121-133
- [31] Marani M, Zeinali M, Songmene V, et al. Tool wear prediction in high-speed turning of a steel alloy using long short-term memory modelling[J]. Measurement, 2021, 177: 109329
- [32] Goodfellow IBY, Courville A. Deep learning. MIT Press, Cambridge, Massachusetts, 2016.
- [33] Harari O, Bingham D, Dean A. Computer Experiments: Prediction Accuracy, Sample Size and Model Complexity Revisited[J]. Statistica Sinica, 2018, 28(2): 899-919
- [34] Shi J, Zhang YY, Sun YH, et al. Tool life prediction of dicing saw based on PSO-BP neural network[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 123: 4399-4412
- [35] Meng XF, Zhang JJ, Xiao GC, et al. Tool wear prediction in milling based on a GSA-BP model with a multisensor fusion method[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2021, 114(11): 3793-3802

作者简介：万家伟，男，2002年出生，硕士研究生。主要研究方向为制造系统信息化，难加工材料精密加工理论与技术。

E-mail: w1564250297@163.com