

基于 LSTM 的刀具磨损预测模型

汤玉红,赖朝安

(华南理工大学 工商管理学院,广东 广州 510006)

摘 要:对刀具每次走刀后的磨损量与走刀过程中的传感器信号进行研究,提出基于长短时记忆神经网络(LSTM)的刀具磨损预测模型。使用 LSTM 模型自主提取时间序列数据特征,将多个传感器信号作为模型输入自动化处理,避免了人工提取特征出现的信息丢失,充分把握了实验数据的长时依赖性和多维度、多长度特征。经实验对比分析表明:LSTM 模型在刀具磨损预测结果上具有显著优势。

关键词:神经网络;长短时记忆神经网络;刀具磨损预测

中图分类号:TP391.9 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5276(2023)04-0101-04

Tool Wear Prediction Model Based on LSTM

TANG Yuhong, LAI Chaoan

(School of Business Administration, South China University of Technology, Guangzhou 510006, China)

Abstract: Based on the study of wear amount of the tool after each pass and the sensor signal during the pass, a tool wear prediction model upon long short-term memory (LSTM) is proposed. The LSTM model is used to autonomously extract time series data features, and input multiple sensor signals as models for automatic processing, which avoids information loss caused by manual feature extraction and fully grasps the long-term dependence and multi-dimensional and multi-length features of experimental data. Comparative analysis results show that the LSTM model has significant advantages in tool wear prediction achievements.

Keywords: neural network; long short-term memory neural network; tool wear prediction

0 引言

在金属加工中,刀具使工件材料变形并以切削的形式对其进行剪切,变形过程需要很大的力,并且刀具将承受各种机械、热、化学和摩擦载荷。随着时间的流逝,这些负载最终会使刀具过度磨损而导致替换。对刀具磨损程度的判断,传统方法是由经验丰富的技术工人主观判断或简单地按照时长判断。由于不能精准地判断磨损程度,传统判断方法往往会导致刀具提前报废,降低了刀具的有效使用率,更有甚者因为判断失误导致加工工件损坏等加工质量事故。通过正确地预测刀具寿命,制造商可以根据刀具磨损来准确地计划金属加工过程,从而控制成本并避免计划外停机。因此,预测性维护作为制造维护中的重要组成部分,在大型制造的计划、维护管理和质量改进中起着至关重要的作用。切削刀具寿命的预测可以分为统计学习方法、浅层学习方法以及深度学习方法。

统计学习方法作为预测刀具磨损的传统方法已被广泛使用。Archard 模型认为磨损造成的材料损失量与摩擦成正比^[1]。泰勒模型主要考虑增加切削深度对刀具寿命的影响,但泰勒模型不适用于较低的切削速度。传统的统计学习方法具有良好的可解释性,但是在预测精度上还有较大提升空间。随着可用数据的增加,浅层结构算法被用来预测切削刀具的剩余寿命,例如多传感器信息融合^[2]、

隐马尔可夫模型^[3]。王国锋等^[4]基于一对多的多分类支持向量机(support vector machines, SVM)对刀具不同磨损状态下的特征数据样本进行训练和识别。冯晓亮^[5]建立了一个结合短时傅里叶变换和局部保持投影的基于条件随机场的刀具磨损状态监测系统。但浅层结构算法的局限性在于有限样本和计算单元情况下对复杂函数的表示能力有限,对复杂分类问题其泛化能力受到一定制约^[6]。

随着数据爆炸时代到来,深度学习缓解了浅层结构算法局部最小的困境,引起了传统机器学习领域的广泛关注。刘学为等^[7]基于模糊小波极限学习机(FWELM)构建机器学习模型用以识别加工过程中刀具的磨损状态。聂鹏等^[8]基于混合粒子群的优化 BP 神经网络进行刀具磨损状态识别。李孟虔等^[9]同样针对 BP 神经网络存在的缺点,提出了模糊神经网络的模型。安华等^[10]利用稀疏自编码器及皮尔逊相关系数处理数据来训练 BP 神经网络。但是 BP 神经网络收敛速度慢、容易陷入局部最优的问题并没有得到根本意义上的解决。大量关于卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)在制造系统中的研究也得到了广泛关注。但 CNN 与 BP 神经网络一样都假设了原始样本数据之间存在着独立性,在处理具有长时依赖的文本数据或者时间序列数据出现了难题。此时,递归神经网络(recurrent neural network, RNN)凭借自身在处理序列数据上的优势逐步取得研究者的青睐。改进后

基金项目:中国高校产学研创新基金项目(2021ALA04002);广东省软科学项目(2019A101002006)

第一作者简介:汤玉红(1997—),女,福建三明人,硕士,研究方向为深度学习与智能制造,favy.sylvia@gmail.com。

的长短时记忆网络(long short-term memory, LSTM)通过引入了输入门、遗忘门、输出门,解决了 RNN 梯度消失、梯度爆炸的问题。在刀具磨损领域,朱翔、厉大维等^[11-12]将采集到的刀具信号用作为长短期记忆神经网络的特征输入,进行刀具磨损状态的预测。

综上所述,本文提出了基于长短时记忆神经网络的刀具磨损预测模型。利用 Python 语言和 Pytorch 平台将多维度、多长度的传感器信号作为模型输入,并最终对刀具的多个切削刃进行磨损预测。LSTM 模型避免了人工提取特征出现的信息丢失,充分把握了时间序列数据的长时依赖性和多维度、多长度特征。通过与其他传统刀具磨损预测方法进行比较,结果表明该模型与其他模型对比具有更高的准确性。

1 基于 LSTM 的刀具磨损预测模型

1.1 基于 LSTM 的刀具磨损预测模型框架

基于 LSTM 模型的刀具磨损预测模型框架如图 1 所示,在数据采集层使用信号传感器、采集卡、显微镜等实验设备测量刀具每次走刀后的切削刃磨损量并保存与之对应的高频信号。通过振动传感器采集 x 轴、 y 轴、 z 轴的振动信号,通过测力仪采集 x 轴、 y 轴、 z 轴的切削信号,通过声发传感器采集声发射信号。将以上高频信号与切削刃磨损量对应整合,经过数据标准化后作为深度学习层的输入。在训练模型前,将标准化后的数据分为训练数据、测试数据。利用训练数据得到最佳预测模型,通过测试集评估模型的预测性能。磨损预测模型的建立提升了刀具磨损预测的精度,有助于决策层制定出更加合理的刀具生命周期管理策略。

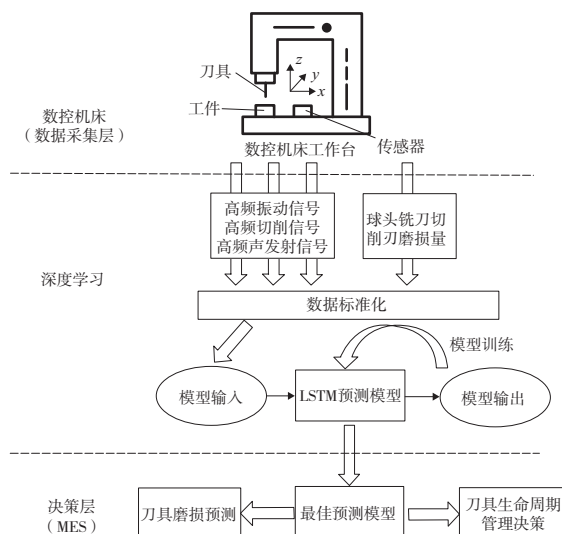


图 1 基于 LSTM 模型的刀具磨损预测模型框架

1.2 LSTM 模型构建

图 2 所示为长短时记忆网络结构。假设实验数据 $X_k = [X_k^1, X_k^2, X_k^3, \dots, X_k^T]$, 其中 k 代表不同刀具的序号, T 表示输入序列的长度。对于每一层输入都会通过以下

计算:

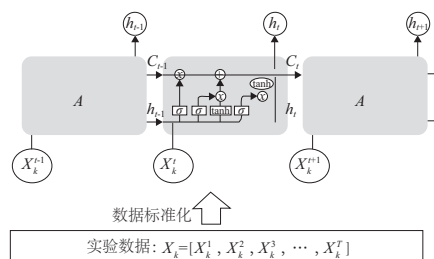


图 2 LSTM 网络结构

$$\begin{cases} i_t = \sigma(W_{ii}X_k^t + b_{ii} + W_{hi}h_{t-1} + b_{hi}) \\ f_t = \sigma(W_{if}X_k^t + b_{if} + W_{hf}h_{t-1} + b_{hf}) \\ g_t = \tanh(W_{ig}X_k^t + b_{ig} + W_{hg}h_{t-1} + b_{hg}) \\ o_t = \sigma(W_{io}X_k^t + b_{io} + W_{ho}h_{t-1} + b_{ho}) \\ c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot g_t \\ h_t = o_t \odot \tanh(c_t) \end{cases} \quad (1)$$

式中: h_t 为在 t 时刻的隐藏状态; c_t 为 t 时刻的细胞状态; X_k^t 为刀具 k 在 t 时刻的输入; h_{t-1} 是在 $t-1$ 时刻层的隐藏状态或者是 0 时刻的隐藏状态; i_t 、 f_t 、 g_t 、 o_t 分别是输入、遗忘、细胞和输出门, 在每个时刻 t , 忘记门 f_t 决定舍弃 $t-1$ 时刻的细胞状态 c_{t-1} 的比例, 输入门决定获取当前 t 时刻的细胞 g_t 的比例, 通过计算两者最终获得 t 时刻的细胞状态 c_t , 最终由输出门 o_t 更新细胞的隐藏层状 h_t ; W_{ii} 、 W_{hi} 、 W_{if} 、 W_{hf} 、 W_{ig} 、 W_{hg} 、 W_{io} 、 W_{ho} 和 b_{ii} 、 b_{hi} 、 b_{if} 、 b_{hf} 、 b_{ig} 、 b_{hg} 、 b_{io} 、 b_{ho} 通过模型训练得到, 作为模型的共享参数。其中 σ 为 sigma 函数, $\odot$ 为 Hadamard 乘积。

1.3 模型训练

1) 数据处理

为了去除不同量纲的影响, 同时因为数据可能存在比较大的异常值和较多噪声, 将序列数据进行标准化处理以避免异常值和极端值的影响。标准化处理公式为

$$Z = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (2)$$

式中: x 为原始数据; μ 为原始数据均值; σ 为原始数据方差; Z 为 LSTM 网络的输入。

2) 模型评估

模型训练将预测值与测试值之间的误差信息反向传播, 不断优化权重值。模型训练阶段采用均方误差和平均绝对百分比误差作为模型的评价指标:

$$M_{AE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_{\text{label}}^i - y_{\text{pre}}^i| \quad (3)$$

$$R_{MSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_{\text{label}}^i - y_{\text{pre}}^i)^2} \quad (4)$$

式中: y_{pre} 为刀具磨损预测值; y_{label} 为刀具磨损真实值; n 为训练或测试样本数量。

2 实验验证

2.1 实验数据集

本实验采用 PHM2010 数据大赛中的铣削刀具数据

集。实验设备与结构如图3所示。在球头硬质合金铣刀的切削过程中通过测力仪、振动传感器、声发射传感器等对数控机床信号数据进行采集。输出的信号经过多通道电荷放大器放大后,保存在采集卡中,最终获得包含振动信号、切削信号、声发射信号的输入数据。同时,通过LEICA MZ12显微镜测量并记录每一次铣削后铣刀3个切削刃的磨损量,存储在数据采集存储系统中。

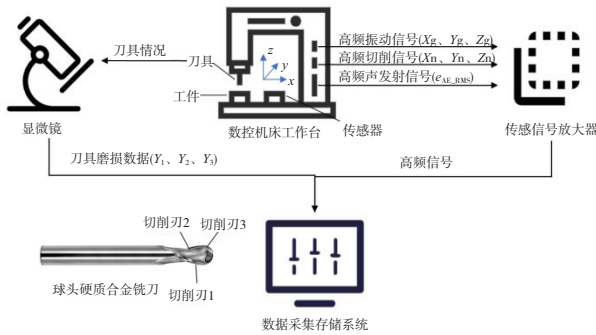


图3 实验设备与结构

实验所使用的设备名称及型号如表1所示。实验刀具主轴转速为10 400 r/min,进给速度为1 555 mm/min,y轴向切削深度(径向)为0.125 mm,z轴向切削深度为0.2 mm。实验数据以50 kHz的频率采集。

表1 实验设备

高速数控机床	显微镜	铣削材料	实验材料
Rodex Tech RFM760	LEICA MZ12	HRC52 不锈钢材料	球头硬质 合金铣刀

实验共记录了3把相同铣刀在相同实验设备、实验参数条件下的实验数据,将数据集分别记为C1、C4、C6。

假设实验数据中传感器数据为 X_k ,磨损量数据为 Y_k ,则

$$\begin{cases} X_k = [X_k^1, X_k^2, X_k^3, \dots, X_k^T], & k=1, 2, 3, T=315 \\ Y_k = [Y_k^1, Y_k^2, Y_k^3, \dots, Y_k^T], & k=1, 2, 3, T=315 \end{cases} \quad (5)$$

式中: k 代表3把刀具; T 为时间序列长度,即总走刀次数。假设第 k 把刀具在第 t 次走刀过程中的传感器数据为 X_k^t ,磨损量数据为 Y_k^t ,则

$$\begin{cases} X_k^t = [X_n^t, Y_n^t, Z_n^t, X_g^t, Y_g^t, Z_g^t, X_m^t], & t \in [1, T] \\ Y_k^t = [Y_1, Y_2, Y_3], & t \in [1, T] \end{cases} \quad (6)$$

式中: $X_n^t, Y_n^t, Z_n^t, X_g^t, Y_g^t, Z_g^t, X_m^t$ 分别表示在第 t 次走刀过程中采集到的高频切削信号、高频振动信号及声发射信息; Y_1, Y_2, Y_3 分别表示在 t 次走刀结束后,第 k 把刀具的切削刃1、切削刃2、切削刃3的磨损量。实验数据格式及类型如表2所示。

表2 实验数据

高频切削信号	高频振动信号	高频声发射信号	刀具磨损量
X_n, Y_n, Z_n	X_g, Y_g, Z_g	X_m	Y_1, Y_2, Y_3

在每个数据集中,每把铣刀共走刀315次。因此,在每次走刀过程中,传感器数据为(1,7)的张量,走刀结束后可以得到形状为(1,3)张量的刀具磨损数据。

2.2 实验设计

LSTM模型定义输入长度为7,输出长度为3,隐藏层数为64,批次数量为1,层次数为1。

考虑到每次走刀过程中传感器是以50 kHz的高频率进行采样,导致传感器数据的数量多到200 000,因此对原始传感器数据进行下采样。假设下采样后传感器数量的长度为 M ,则实验中传感器数据的输入为形状(315, M , 7)的张量。为检验LSTM模型的有效性和泛化能力,进行以下实验:

实验一:将C1、C4、C6数据集分别切割出训练集与测试集,其中70%的数据作为训练集用于训练模型性能,其余30%的数据作为测试集评估模型预测结果,其预测结果如图4—图6所示;

实验二:将C1、C4数据集作为训练集,C6作为测试集,其预测结果如图7—图8所示。

2.3 实验结果

图4—图6为实验一结果,表明不同刀具的3面切削刃的磨损值与预测值。从图中可以看出C4和C6的预测值与实际值之间有较好的一致性,C1在后半部分中预测值与实际值也体现了相同的变化趋势。但是,整体的预测精度还是有较大提升空间。原因在于刀具磨损本身的时间序列性,将同一把刀具的数据切分成测试集和训练集,一定程度上切断了数据的连贯性。

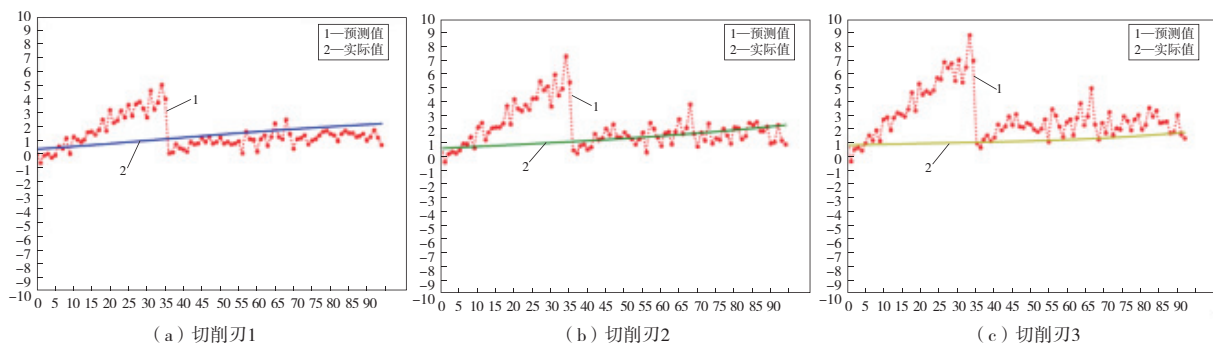


图4 C1磨损值与预测值曲线

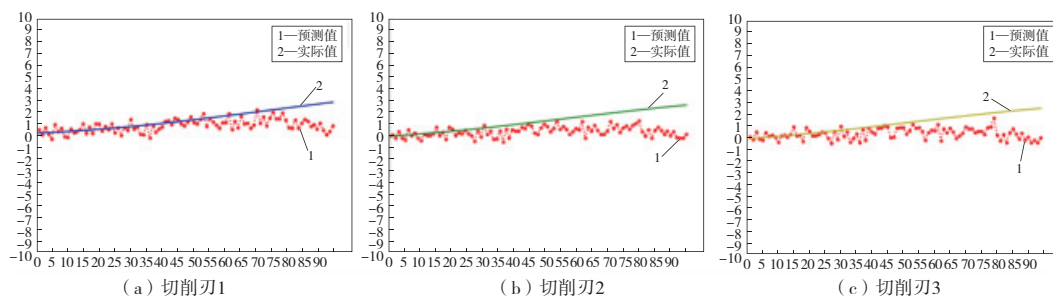


图 5 C4 磨损值与预测值曲线

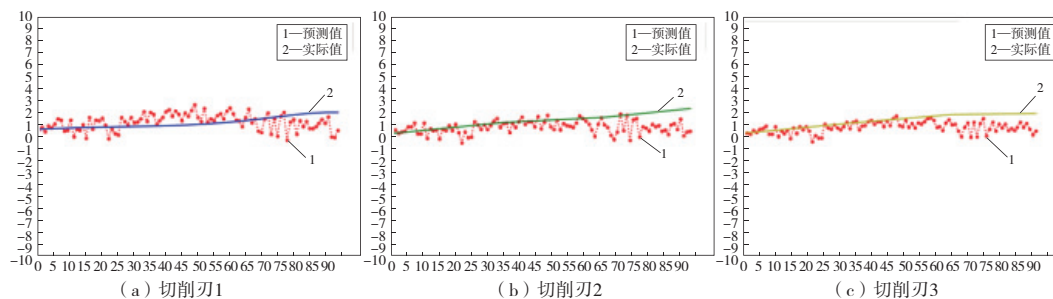


图 6 C6 磨损值与预测值曲线

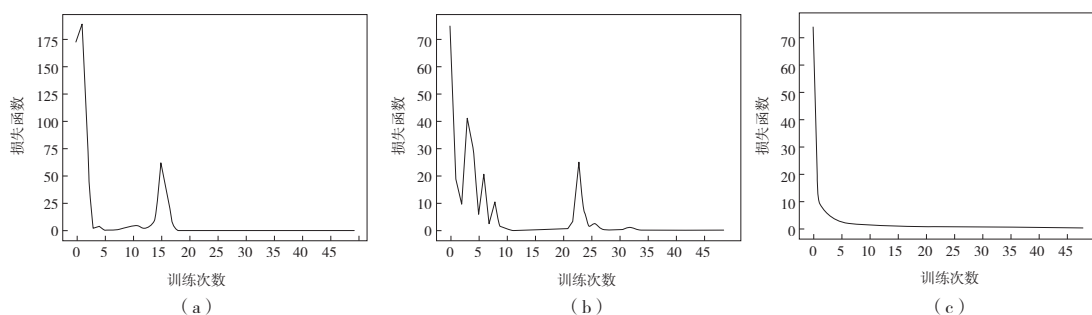


图 7 实验二中 LSTM 模型损失函数变化

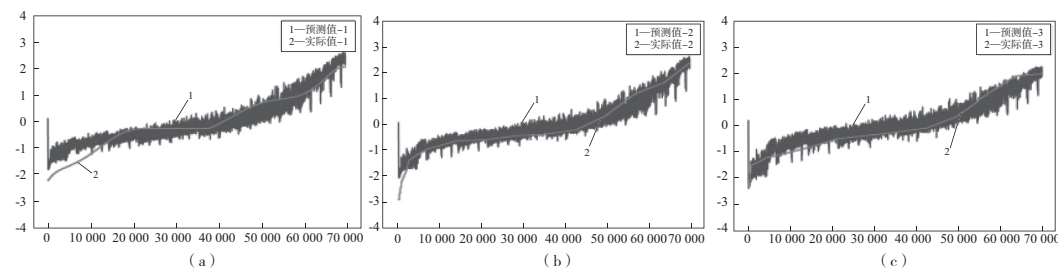


图 8 实验二刀具磨损预测结果

图 7 表示实验二多次训练过程中损失函数的收敛变化。从中可以看到随着训练次数的增多,预测值与实际值之间的 MSE 值不断减少,并最终收敛,说明 LSTM 网络模型泛化能力较优。

从图 8 的实验二刀具磨损预测结果可以发现,LSTM 模型能够较好地学习完整的时间序列数据的多维度特征,预测结果能反映 C6 数据集中 3 面切削刀真实磨损值的变化。同时,模型的预测值与真实值的误差

M_{SE} 为 0.082 63,模型预测精确度达到了 92%。

2.4 实验结果比较分析

为了验证 LSTM 刀具磨损预测模型的精确性,本文使用相同的数据集对神经网络与卷积神经网络模型进行对比。本文提出的 LSTM 网络与以上提出的模型都采用 M_{AE} 、 R_{MSE} 作为评价指标,其对比结果如表 3 所示。

(下转第 139 页)

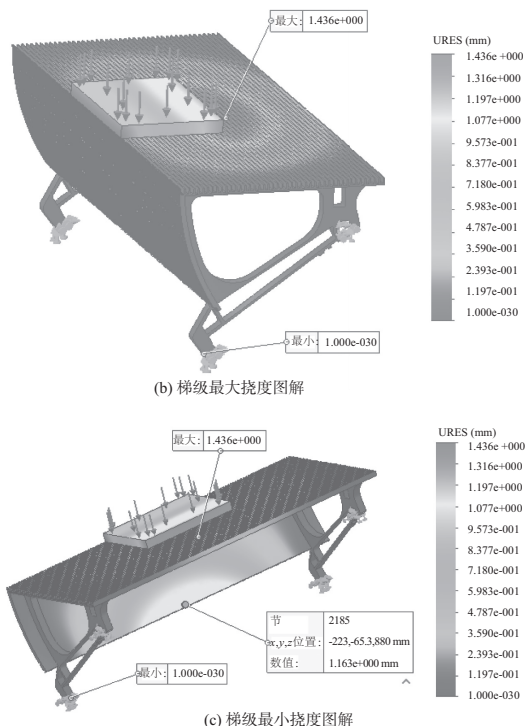


图5 梯级有限元特性分析结果

根据《扶梯安全规范》,对自动扶梯防坠落挡板模型有限元应力特性分析结果表明,此梯级模型结构的强度、刚度和受力下的挠度变形都满足标准的形式试验要求。

(上接第 104 页)

表3 不同实验结果对比

评价指标	BPNN	CNN	LSTM
M_{AE}	0.819 5	1.303 6	0.224 6
R_{MSE}	1.093 6	1.904 4	0.287 5

3 结语

本文提出了基于 LSTM 网络的刀具磨损预测模型。通过实验证明,LSTM 模型实现了将多维度、多长度的传感器信号作为模型输入,并最终对刀具的多个切削刃进行磨损预测,避免了人工提取特征出现的信息丢失,充分把握了时间序列数据的长时依赖性和多维度、多长度特征。同时,LSTM 模型评估结果 M_{AE} 为 0.224 6, R_{MSE} 为 0.287 5,与 BPNN、CNN 相比有了 72.6% 和 82.77% 的幅度下降,实现了对刀具磨损量的精确预测。

不过目前只针对单一的球头铣刀加工过程进行了实验论证,后续还需要对例如车削刀具、混合用刀的情况进行研究,以贴合多样生产场景,满足更高管理需求。刀具磨损的准确预测是刀具监测的重要一环,准确地预测能大大提高刀具生命周期管理水平,改善刀具生产销售生态,催生新的制造业商业模式,使刀具供应商提高质量意识与改善的动力,实现供应链的双赢。

参考文献:

[1] 胡红军,黄伟九. 基于 Archard 磨损模型的超细晶陶瓷刀具切

3 结语

本文研究的主要目的是分析梯级碰撞失效原因,通过对梯级装配体的三维模型的分析,依据静载试验要求,通过对梯级模型进行力学有限元分析,得出梯级的屈服强度最大静应力发生在短轴支撑处,最大位移挠度断口位置可能在梯级踏板中部的结论,为自动扶梯维修保养单位制定及修改保养手册提供依据,可为提高在用自动扶梯使用安全性和相关标准及技术规范的制定提供理论参考。

参考文献:

[1] 王小岑. 城市轨道交通自动扶梯与楼梯优化布置探讨[J]. 交通科技,2015(3):148-150.
[2] 张利春,娄文谦,俞诚,等. 高速电梯轿厢气压变化调节技术[J]. 轻工机械,2020,38(6):77-81.
[3] 毛怀新. 电梯与自动扶梯技术检验[M]. 北京:学苑出版社,1991.
[4] GB 16899—2011 自动扶梯和自动人行道的制造与安装安全规范[S].
[5] TSG T7005—2012 电梯监督检验和定期检验规则—自动扶梯与自动人行道[S].
[6] 江叶峰,朱建新,柏治国. 基于薄板理论的梳齿板异物保护装置有限元分析及试验验证[J]. 机械与电子,2018,36(7):7-10.
[7] 张峰,李灌辉. 地铁用自动扶梯梯级的有限元分析[J]. 特种设备安全技术,2021(3):30-32.

收稿日期:2022-01-10

削淬硬钢的寿命预测[J]. 材料热处理学报,2014,35(10):204-209.

[2] 孙志娟. 基于扩展隐马尔可夫模型的刀具磨损识别与寿命预测研究[D]. 武汉:华中科技大学,2019.
[3] 张锴锋. 基于多传感器信息融合的刀具磨损状态监测方法研究[D]. 沈阳:东北大学,2016.
[4] 王国锋,李启铭,秦旭达,等. 支持向量机在刀具磨损多状态监测中的应用[J]. 天津大学学报,2011,44(1):35-39.
[5] 冯晓亮. 基于条件随机场的铣削刀具磨损状态监测技术研究[D]. 天津:天津大学,2012.
[6] 孙志军,薛磊,许阳明,等. 深度学习研究综述[J]. 计算机应用研究,2012,29(8):2806-2810.
[7] 刘学为,蔡旭林. 基于模糊小波极限学习机的刀具磨损状态识别[J]. 机械制造与自动化,2021,50(5):12-15.
[8] 聂鹏,贾彤,张锴锋,等. 基于 HPSO 优化 BP 神经网络的刀具磨损状态识别[J]. 组合机床与自动化加工技术,2020(3):152-155.
[9] 李孟虔,苗鸿宾,王婷,等. 基于模糊神经网络的深孔加工刀具磨损率预测[J]. 机械设计与研究,2020,36(1):134-137,148.
[10] 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.
[11] 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.
[12] 厉大维,沈明瑞,张贺清,等. 基于长短时记忆网络的深孔镗削刀具状态监测[J]. 现代制造工程,2020(8):92-96.

收稿日期:2021-12-23