

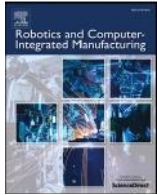


爱思唯尔

在 ScienceDirect 上可获得的内容列表

机器人和计算机集成制造

期刊主页 :www.elsevier.com/locate/rcim



全文文章

基于深度学习方法的在制品刀具状态预测

Huibin 太阳 ^{a,*}, 张继铎 ^a、莫荣 ^a, 张献芝 ^b



^a 西北工业大学机械工程学院, 西安 ^b 金斯顿大学机械与汽车工程学院, 英国伦敦

Article Info

摘要

关键词:

刀具状态预测深度学习

长短期记忆数据校正

众所周知, 切削条件对加工精度和表面完整性有很大影响。为了使刀具能够尽早更换和主动行动, 刀具磨损状况应提前估计并实时更新。在这项工作中, 提出一种基于深度学习方法的在制品刀具状态预测方法。设计了一个长短期记忆网络, 根据历史数据预测多个侧磨值。构建残差卷积神经网络, 利用加工过程中获取的原始信号, 实现在加工过程中的刀具状态监测。它们的集成实现了在加工过程中的刀具状态预测。采用中位数修正和均值修正来提高精度。IEEE PHM 2010 挑战赛数据已用于说明和验证该方法。实验研究和定量比较表明, 未来的侧磨值可以在加工过程中精确预测。所提方法有助于快速、可靠地预测刀具状态, 为数据驱动的智能制造中刀具更换决策提供支持。

1.介绍

众所周知, 切削条件对加工精度和表面完整性有很大影响。为了避免意外停机或零件报废, 刀具通常不被充分利用。根据 Li et al.[1]的数据, 实际使用的刀具寿命只有 50%-80%。尽管如此, 在某些情况下, 刀具磨损可能比预期的更为严重。在发生故障前应及时更换刀具。这样的决策对提高加工质量和降低成本都很重要, 这就需要

对刀具磨损进行准确的估计。然而, 在加工过程中精确估计刀具状况是非常具有挑战性的。刀具磨损是一个动态的、时变的、非线性的、随机的过程, 存在许多可能的干扰。每一种刀具都是独一无二的, 具有特定的磨损曲线。由于遮挡和切削液的存在, 在加工过程中直接测量刀具磨损情况是不可行的。此外, 也没有精确的基于物理的模型可用于刀具磨损估计。因此, 数据驱动的智能被广泛用于实现 TCM[2]。然而, 研究差距仍然存在, 特别是在今天的制造范式向数据驱动的智能制造的转型中。

数据驱动的智能制造实现了预测性

基于先进传感技术的制造, 数字孪生[3], 大数据[4], 等等[5]。数据驱动的智能制造通过挖掘时间序列中事件的趋势, 预测即将到来的异常, 并采取主动行动[6,7]。为了实现刀具的精确更换, 刀具磨损情况应提前估计并实时更新。然而, 要实现这一目标并不容易。历史刀具磨损曲线与未来刀具磨损曲线的关系尚不明确。

针对该问题, 提出一种加工过程刀具磨损状态预测方法。通过捕获和利用时间序列中的数据依赖关系, 旨在准确预测未来的刀具磨损状况。该方法支持数据驱动的智能制造中快速、可靠的刀具更换决策。

本文组织如下。第一部分介绍动机。第 2 节回顾了相关文献, 然后是第 3 节对方法的整体解释。第 4 节介绍了进程内 TCM 模型的集成。实验研究在第 5 节中介绍, 随后在第 6 节中进行总结。2.文献综述

在过去的 30 年里, TCM 一直是一个重要的研究问题

^{*} 相应的作者。

E-mail addresses: huibin@xjtu.edu.cn (H. Sun).

<https://doi.org/10.1016/j.rcim.2019.101924>

2019 年 6 月 23 日收到;2019 年 12 月以修订版表格 7 收到;接受 2019 年 12 月 8 日 0736-5845/©2020 Elsevier Ltd.版权所有。

在学术界和工业界[8]。利用切削力、振动和 AE 信号[9]，基于支持向量机[10]、logistic 回归[11]、隐马尔可夫模型[12]、模糊逻辑[13]等浅层神经网络(SNN)模型，开发了多种刀具磨损阶段分类和退化过程回归模型[14,15]。数据是这些应用的基石[16]。TCM[18]已集成了异构数据，包括结构化工艺参数、非结构化功率分布和机器视觉[17]。特征的质量决定了准确率、泛化能力和鲁棒性，但敏感特征的提取比较棘手。准确性、鲁棒性和泛化能力有待进一步提高，才能做出更可靠的估计。

相比监测当前状态，预测刀具状态对于数据驱动的智能制造[5]更有意义。数据驱动的智能制造旨在将加工过程中获取的数据转化为制造智能，对制造[7]产生积极影响。基于全面的大数据分析，可以为决策[19]做出准确的预测。通过做出早期预警和刀具更换决策，数据驱动的智能制造可以尽早采取主动行动[4]。以更高的生产率和更低的成本来保证加工质量。

基于机器学习(ML)，建立了一些模型来分析相关的传感数据和发现刀具状态的模式。例如，Martinov 等人[20]实现了一个模型，可以根据刀具的当前状态预测其未来状态。利用最小二乘法，将刀具磨损曲线近似为一条直线。未来刀具磨损状态由这条直线的斜率和时间决定，没有考虑刀具磨损的动态和时变特性。Pang et al.[21]基于加工过程中采集的 AE 信号和力信号，在奇异值分解(singular value decomposition, SVD)的基础上提取和选择了一些主导特征。这些特征被一个自回归移动平均(ARMA)模型用来预测未来的侧磨(VB)值。在不考虑时间序列数据相关性的情况下，刀具磨损预测曲线存在较大波动。此外，该方法也不适用于时间序列的非线性动态。

因此，时间序列预测应该捕获可用于预测未来模式[22]的非线性依赖关系。针对这一问题，传统的预测技术被验证优于深度学习(DL)模型[23]。如 Babu 等[24]提出了一种基于深度卷积神经网络(deep convolutional neural network, CNN)的剩余寿命回归(regression approach For remaining useful life, RUL)估计方法。Deutsch 和 He[25]提出了一种基于 dl 的大数据承载 RUL 预测方法。Ren 等[26]提出了一种结合时域和频域特征的基于深度学习的多方位 RUL 预测方法。Li 等人[27]提出了一种基于 CNN 的数据驱动 RUL 预测方法。

然而，随着大量数据的增加，预测模型的复杂性也有所增加，以捕捉时间序列的长期非线性动态。通过保留输入模式的近期记忆，循环神经网络(recurrent neural network, RNN)能够从前输入的整个历史映射到主[28]的目标向量。它允许先前输入的记忆保持在网络的内部状态中。然而，传统的 RNN 可能无法捕获长期依赖关系。长短期记忆(Long short-term memory, LSTM)网络是 RNN 的一种变体，它可以防止反向传播的错误使[29]消失或爆炸。由于 LSTM 能够捕捉时间序列数据的长依赖关系和非线性动力学，已成功地应用于各种预测应用，包括轴承健康状态估计[29]和机器 RUL 预测[30]。LSTM 也被应用于 TCM[31]。原始序列多感觉信号被用于监测刀具磨损情况，无需任何预处理。与传统 RNN 相比，基于 lstm 的 TCM 模型能更好地拟合刀具磨损曲线。门循环单元(Gated recurrent unit, GRU)被认为是 LSTM 的更新版本

结构[32]。由深度异构 GRU 模型完成的混合方案实现了单步刀具磨损状态预测。为捕捉时序输入中隐藏的时序模式，设计了一种局部特征提取方法[33]；设计了一个中间层来捕获长期预测的内在关系。然而，这些模型是状态相关的，而不是时间相关的。时间序列中的数据依赖关系还没有得到有效的解码和延续，特别是对于未来刀具条件的多步预测。

综上所述，预测刀具条件对于数据驱动的智能制造具有重要意义。与基于 ML 的方法相比，基于 dl 的模型更适合捕捉时间序列中的非线性数据依赖关系。然而，为了实现对未来刀具条件的多步预测，还需要做出更多的努力来进一步解码和延续时间序列中的数据依赖关系。

3.在 制 品 刀 具 状 态 预 测 方 法

提出了一种刀具状态 TCF 预测方法。针对加工过程中时变的刀具磨损曲线进行了研究。它通过使用最近过去测量的几个连续 VB 值来估计最近未来的多个 VB 值。因此，如何捕获和延续 VB 历史值中的数据依赖关系成为了最重要的问题。虽然标准 RNN 可以保留输入模式的近期记忆，但当存在长时间滞后[29]时，很难对时间序列数据进行建模。为了解决这一问题，本文使用了一种 LSTM 网络。通过捕获时序数据中的长依赖关系，LSTM 网络有助于提高进程内 TCF 方法的准确性。在图 1 中，最近过去测量的几个连续 VB 值，用 y 表示 $t-n+1, y_{t-n+2}, \dots, y_t$ 依次为 LSTM 网络的输入。这里，变量 n 代表历史数据的数量。LSTM 网络输出最近未来的多个 VB 值，用 y 表示 $t+1, y_{t+2}, \dots, y_{t+m}$ 。变量 m 表示预测数据的个数。确定性模型 H 旨在学习从输入值到输出值的映射。形式上，有：

$$(y_{t+1}, y_{t+2}, \dots, y_{t+m}) = H(y_{t-n+1}, y_{t-n+2}, \dots, y_t)$$
 (1)

通常，在加工过程中，直接测量 VB 值是非常困难的。在这种情况下，可以使用进程内 TCM 模型判断的 VB 值。然后，采集加工过程中的切削力、振动和声发射信号，并将其用于加工过程中的 TCM 模型来估计当前的刀具状态；

3.1.LSTM 网络结构

如图 2 所示，LSTM 网络逻辑上由编码器、解码器和上下文张量[31]组成。编码器接受 n 个历史和顺序的 VB 值，并输出上下文张量。解码器接受上下文张量并估计 m 个未来值和序列 VB 值。编码器和解码器都使用相同的 LSTM 单元[32]。

本文使用的 LSTM 网络如图 3 所示。括号内的数字和变量表示维度。复制的向量层用于将 2D 向量扩展到 3D 向量。前两个 LSTM 单元是编码器，后两个 LSTM 单元是解码器。在 LSTM 机制的驱动下，调整 LSTM 单元的阈值，实现对时间序列信息的保存或删除。然后，该网络可以使用或忽略 VB 历史值来预测未来的工具状况。通过修改 n 和 m ，可以预测未来不同时间段的 VB 值。此外，LSTM 网络还有助于防止[34]中梯度消失或爆炸问题的反向传播错误。

如果使用新的时间范围，则训练新的 LSTM 网络将非常耗时。当输入 VB 值不足时，LSTM 网络可以利用自身的输出来工作。在这个所谓的基础上

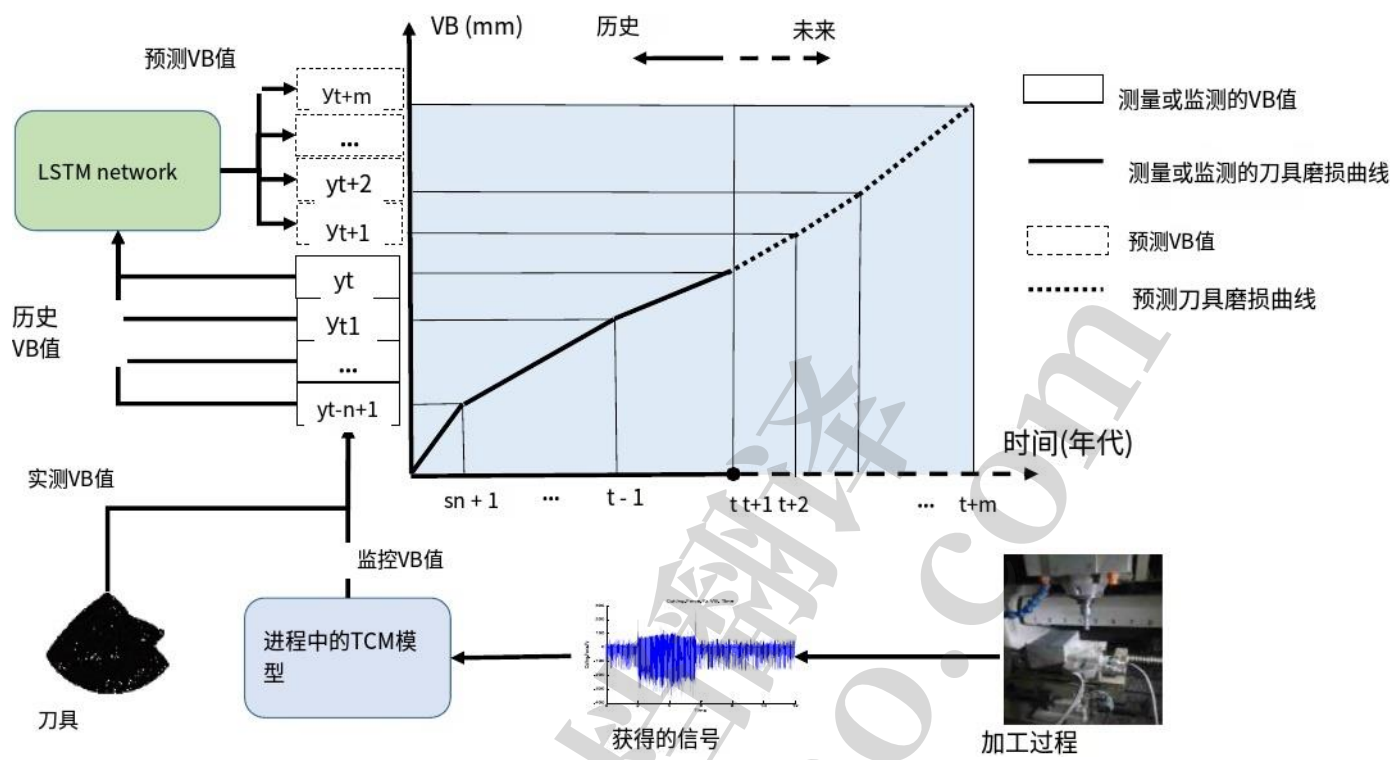


图 1 所示。进程内 TCF 方法。

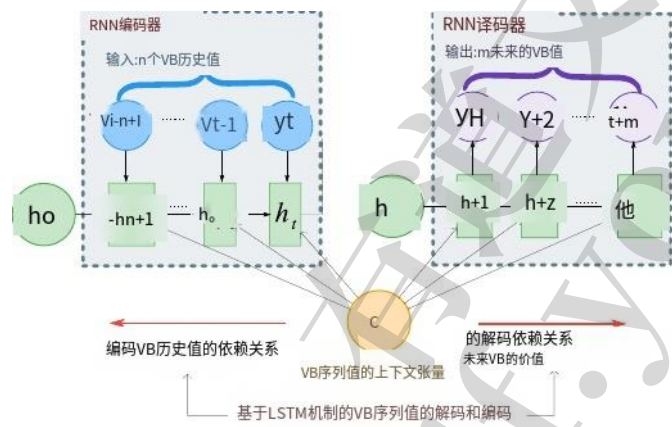


图 2 所示。LSTM 网络逻辑。

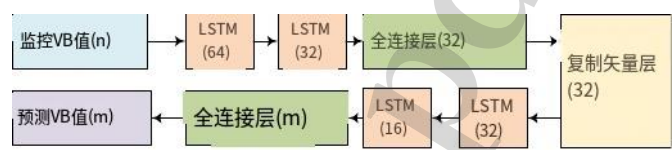


图 3 所示。LSTM 网络结构。

自参考模式时，LSTM 网络可以扩展其时间范围。但是，如果阈值不进行相应的更新，小的误差就会累积成大的误差。

3.2.LSTM 单元的机制

如图 4 所示，LSTM 单元 t 包括两种状态，即长期状态 c_t 和短期状态 h_t [32]。通过增加遗忘门 R_t 、输入门 I_t 和输出门 P_t 来调节单元状态。遗忘门 R_t 删除上一个长期状态 c 中的信息 i_t 。输出门 P_t 控制电流短期的形成

状态 h_t 使用来自长期状态 c 的信息 i_t 。其值在 $[0,1]$ 范围内。值 1 和 0 分别表示完全保存或删除历史信息。

它计算为的输入门

$$I_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \tag{2}$$

其中 σ 是使用传递函数 Sigmoid 的单层神经网络， x_t 是时序样本的输入张量。 W_i 和 b_i 分别为权重和偏差。

遗忘门 F_t 和输出门 P_t 计算为

$$F_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \tag{3}$$

$$P_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \tag{4}$$

长期状态 c_t 计算为

$$c_t = F_t \odot c_{t-1} + I_t \odot c'_t \tag{5}$$

其中， \odot 表示元素乘积。

用于单元状态更新的候选参数命名为 c'_t ，计算为

$$c'_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \tag{6}$$

其中， \tanh 为单层神经网络，其传递函数为 Tanh。

隐藏状态 o_t 计算为

$$o_t = h_t = P_t \odot \tanh(c_t) \tag{7}$$

3.3.网络培训和绩效评估

在训练阶段，通过调整 3 个 Sigmoid 函数和 1 个 Tanh 函数的权值来优化 LSTM 网络。使用 Adam 优化器对网络进行优化。它对训练和使整个训练过程稳定也具有鲁棒性。基于深度学习优化方法可以训练出性能优异的 LSTM 网络。

虽然越深的 LSTM 网络越好，但由于需要更多的计算资源和计算量，它有时仍然会失败

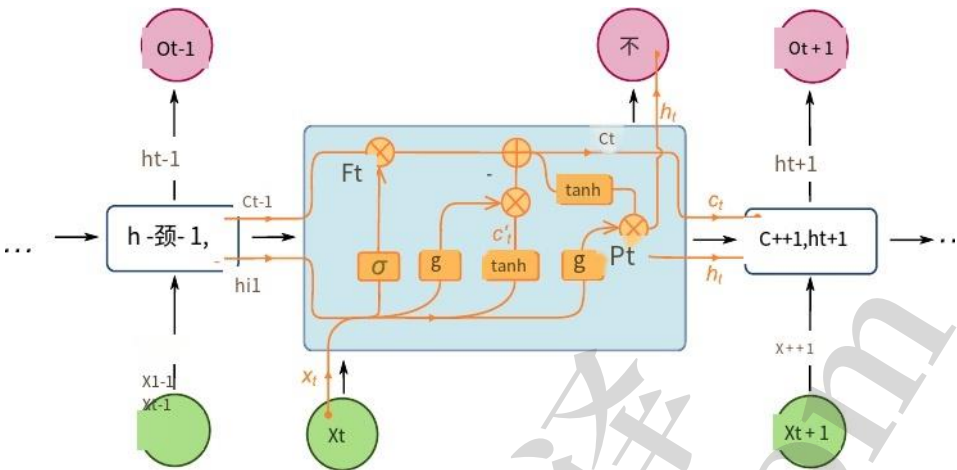


图 4 所示。LSTM 单元。

泛化能力受损。寻找合适的深度成为 LSTM 网络成功的一大障碍。由于不同深度的候选网络之间存在非常微小的差异，因此需要考虑对深度的近似估计。在每个训练 epoch 之后，通过使用均方根误差(RMSE)进行损失评估，其定义为

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{s} \sum_{i=1}^s (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

(8)

其中 s 是样本数， y_i 和 \hat{y}_i 分别测量和预测 VB 值。当训练误差减小，验证误差增大时，训练结束。选择最好的网络作为最终的解决方案。

此外，还采用平均绝对误差(mean absolute error, MAE)对 LSTM 网络的性能进行了评估和比较。它被定义为

$$MAE = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s |y_i - \hat{y}_i|$$

(9)

4.进程内 TCM 的集成

上面讨论的 LSTM 网络使用 VB 测量值作为输入。一般来说，在加工过程中直接测量 VB 值是非常具有挑战性的，甚至是不可能的。为了实现进程内 TCF，集成了进程内 TCM 模型。为了提高精度、鲁棒性和泛化能力，在残差神经网络(ResNet)的基础上实现了该模型 [35,36]。

4.1.基于 resnet 的进程内 TCM 模型

基于 resnet 的进程内 TCM 模型如图 5 所示。在时刻 t，其输入为 $X_t = [x_{t1}, x_{t2}, x_{t3}, x_{t4}, x_{t5}, x_{t6}, x_{t7}]$ 的 7 维时间序列信号段，包括 X 力、Y 力、Z 力、X 振动、Y 振动、Z 振动和 AE 信号。确定性模型 G 旨在学习从原始信号段到单个输出 $y \sim (ndx)$ 的映射，VB 在 t 时刻的值。形式上，有：

$$ndx_t \sim t = G(X_t) = G(x_{t1}, x_{t2}, x_{t3}, x_{t4}, x_{t5}, x_{t6}, x_{t7})$$

(10)

基于 resnet 的进程内 TCM 模型包括一个激活后剩余块和许多激活前剩余块。激活后的残差块从卷积层(Conv)开始。使用批归一化层(batch normalization layer, BN)来加速计算和优化网络。采用整流线性单元(ReLU)来操纵预激活架构。一个 dropout 层被添加到

减少训练过程中的过拟合，提高泛化能力。为了减少计算时间和消除冗余特征，残差学习框架(RLF)的快捷方式中包含了一个最大池化(max-out pooling, Pool)层。然后，激活后的残差块以一个卷积层结束。卷积层和 max-out 池化层的结构使用经典参数。核大小为 3，步幅为 2。在每个块中，两个卷积核的核数分别为 64 和 128。预激活残差从 BN 开始，依次为 Relu、Dropout、Conv。这种结构在每个预激活残差块中重复。最后，使用全连接层(Dense)产生 VB 值。

基于卷积层实现自适应特征提取模式。在卷积过程中，信号段使用各种大小的核进行卷积操作。在这些步骤中，会强调一些特定的模式。使用卷积操作自动过滤噪声。基于良好的选择性，卷积核实现了自适应滤波。卷积核的参数可以通过训练过程进行优化。经过必要的训练后，卷积核能够从原始信号中充分提取特征。特征提取过程与人工过程几乎相同。

提取的特征基于多层感知(multi-layer perception, MLP)进行选择，多层感知是一种前馈神经网络，模拟信号如何通过两个神经元。MLP 由不同层次的神经元组成。一层的输出就是下一层的输入。在反向传播(BP)算法的辅助下，刀具磨损状况信息可以通过这些层。然后，将低层特征组装成高层特征。高层特征近似于刀具磨损情况，因为从低层特征中找不到明显的线索。

当两个梯度的乘积越来越小时，梯度总是消失。那么，低层产生的信息可能会被抹去，尽管刀具磨损状况总是存在于次要线索中。基于 He 等 [35,36]提出的 RLF，可以有效地避免梯度消失现象。然后，利用 ResNet 和 RLF 的优势，合并它们。此外，通过使用 BN、ReLU 和 dropout 层避免了过拟合。

4.2.数据校正

如前所述，集成基于 resnet 的进程内 TCM 实现了进程内 TCF。然而，复合错误绝不能被忽视。基于 resnet 的过程中 TCM 模型从原始加工信号片段中提取敏感特征。不考虑时间序列 VB 值的依赖关系，监测刀具磨损

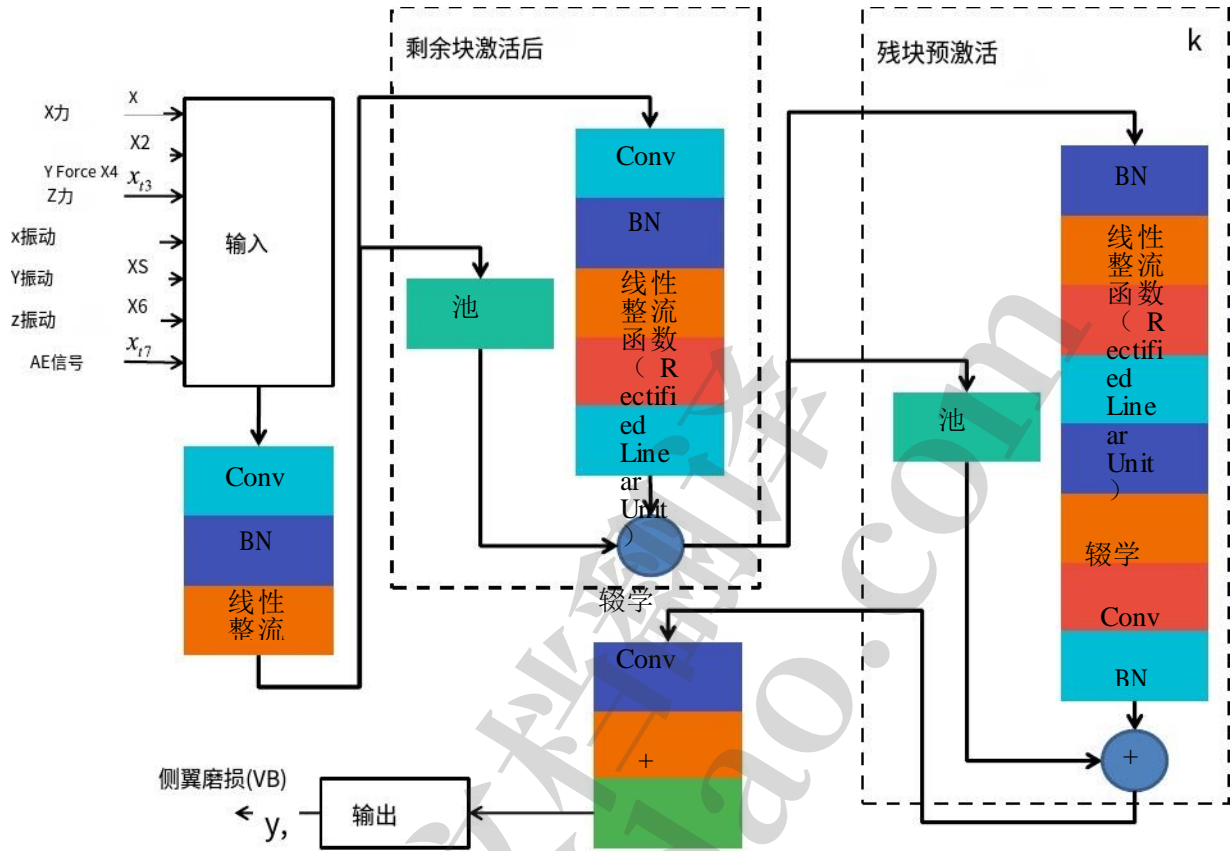


图 5 所示。基于 resnet 的进程内 TCM 模型。

在加工过程中，曲线可能出现较大的波动。

$$\sim t/(qt+1)/2]$$
(14)

基于这些 VB 值，LSTM 网络判断未来的 VB 值不够准确和可靠。LSTM 网络监测的刀具磨损曲线中的波动可能被错误地视为拐点，特别是在刀具的正常磨损阶段。因此，LSTM 网络可能会放大进程内 TCM 模型的误差。

如果问 t 是偶数，则没有单一的中间值。计算两个中间值的平均值作为最终 t 时间的预测 VB 值：

因此，由 LSTM 网络判断的 VB 值，由 \tilde{y} 表示 $\tilde{y}_{t+1}, \tilde{y}_{t+2}, \dots, \tilde{y}_{t+m}$ ，不应直接输出。必须努力减少复合误差。因此，等式(1)中的模型 H 可以转换成以下形式。

$$y_t = [\tilde{y}_t^{(qt/2)} + \tilde{y}_t^{(qt/2+1)}]/2$$
(15)

$$(\tilde{y}_{t+1}, \tilde{y}_{t+2}, \dots, \tilde{y}_{t+m}) = H(G(X_{t-n+1}), G(X_{t-n+2}), \dots, G(X_t))$$
(11)

事实上，真正的刀具磨损曲线是不减的。是否应该完全消除原始 VB 预测值中的波动，以输出非递减曲线?答案是否定的，因为这样的人为操作会任意放大误差。为了提高精度，未来的刀具磨损状况应始终进行预测和动态修正。进程内 TCF 方法的性能应使用上述定义的平均平均误差(MAE)和平均平均误差(RMSE)进行定量评估。此外，为了进一步减少复合误差，需要将基于 resnet 的过程中 TCM 模型与 LSTM 网络结合训练。

确定性模型 C 旨在构建一个从 VB 原始预测值到最终输出的函数。形式上，有：

$$y_t = C(\tilde{y}_t^{(1)}, \tilde{y}_t^{(2)}, \dots, \tilde{y}_t^{(q)})$$
(12)

5.实验研究

y 在哪里 t 关于时间 t. q 的最终预测 VB 值 t 关于时间 t，而 \tilde{y} 是可用的预测 VB 值的数量 t^(k) 为第 k 个原始预测 VB 值。

5.1 实验装置

在这里，模型 C 是通过两个校正函数实现的，包括基于均值的校正和基于中位数的校正。基于均值的修正发现原始预测 VB 值的均值。关于时间 t 的最终 VB 值等于关于时间 t 的所有可用原始预测 VB 值的平均值

使用 IEEE PHM 2010 挑战赛数据集[37]对该方法进行验证。加工实验在数控机床上进行(Röders Tech RFM760)。以 10400 r/min 的主轴转速、1555 mm/min 的进给速度、0.125 mm 的 Y 方向径向切削深度、0.2 mm 的 Z 方向轴向切削深度加工部分不锈钢(HRC52)工件。在工件与加工台之间安装 Kistler 石英三轴测力计。采用 Kistler 压电加速度计采集三个坐标的振动信号。在工件上安装 Kistler AE 传感器以捕获声波。所有信号均由 NI DAQ PCI 1200 在 50 kHz 频率下采集。7 维数据集被保存为 CSV 文件

$$y_t = \frac{1}{k} \sum_{k=1}^q \tilde{y}_t^{(k)}$$
(13)

基于中位数的修正查找原始预测 VB 值的中位数，可以通过将所有数字从小到大排列来完成。如果问 t 为奇数，取中间值作为时间 t 的最终预测 VB 值：

表 1

LSTM 网络的设置与测试误差。

没有设置。	训练数据集	测试数据集	MAE(μm)	RMSE(μm)
S1	C4, C6	C1	2.607	4.307
S2	C1, C6	C4	0.946	2.734
S3	C1, C4	C6	0.440	0.908

7 列。这些列依次表示 X 力(N)、Y 力(N)、Z 力(N)、X 振动(g)、Y 振动(g)、Z 振动(g)和 AE(V)信号。实验采用 6 种三槽刀具(分别命名为 C1、C2、C3、C4、C5 和 C6)进行切削试验。在相同的加工条件下，每把刀具进行约 315 次切削循环。记录每个切割周期后刀具 C1、C4、C6 的 VB 值。基于 Keras 框架，所有算法用 TensorFlow 实现。使用了 Intel Xeon E7 CPU 和 Nvidia Quadro M2000 GPU。

5.2.LSTM 网络的性能评估

在训练过程中，输入是几个测量的时间序列 VB 值，用 y 表示 $y_{t-n+1}, y_{t-n+2}, \dots, y_t$ 在序列。输出为多个时间序列 VB 值，用 y 表示 $y_{t+1}, y_{t+2}, \dots, y_{t+n}$ ($n \leq t \leq Lm$, L 为样本数)依次。使用刀具 C1、C4 和 C6 的数据集训练模型，因为它们的每个样本都有对应的 VB 值。如表 1 所示，采用了三种设置，这样两个数据集用于训练，另一个数据集用于测试。对于每一个设置，用于测试的数据集从未出现在训练过程中。

TensorBoard 被用来监控训练过程。一次训练迭代的时间消耗小于 1 s。使用测试数据集时，MAE 和 RMSE 值分别达到 2.607 μm 和 4.307 μm 。虽然训练好的 LSTM 网络无法看到测试数据集，但预测精度足够好。

同时，测量的 VB 值和预测的 VB 值都有不同的范围。为了研究这一问题，采用正交试验进行了比较。如图 6 所示，较小的预测范围和较大的历史范围都会导致较小的误差。短期预测比长期预测更准确，因为更多的输入意味着更多的线索。但是，当历史区间增加时，边际效益就会越来越少。考虑到数据的可用性和准确性，可以选择 $n = 5$ 和 $m = 2$ 作为最佳组合。

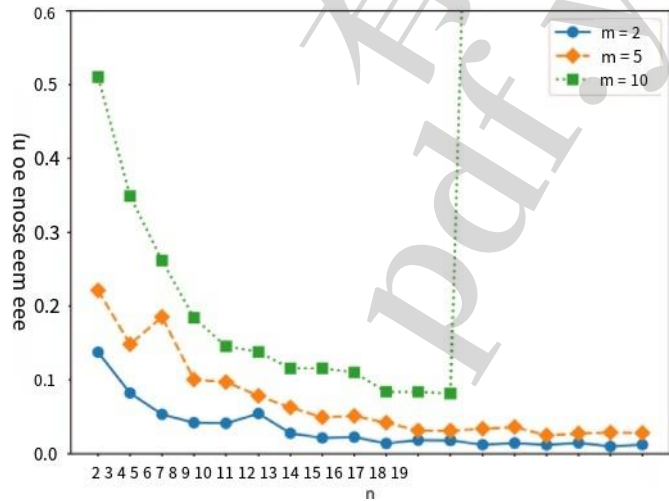


图 6 所示。不同时间范围下的性能比较。

表 2

基于 resnet 的过程中 TCM 的准确性评估。

没有设置。	S1	S2	S3	平均
RMSE(μm)	5.271	1.82	4.252	3.781
MAE(μm)	1.598	1.04	1.04	1.226

5.3.进程内 TCF 方法的性能评估

实现并集成了基于 resnet 的进程内 TCM 模型。由于性能突出，具有 20 个残差块的模型被选中。如表 2 所示，RMSE 和 MAE 的平均值分别为 3.781 μm 和 1.226 μm 。如图 7 所示，VB 监测值与刀具磨损测量曲线拟合良好。然而，监测到的刀具磨损曲线并不是光滑的非递减的，因为随机波仍然存在。

通过将基于 resnet 的加工中 TCM 模型与 LSTM 网络相结合，可以预测加工过程中最近时间点的 VB 值。如图 8 所示，预测的 VB 曲线波动较大。LSTM 网络不像单独工作那样准确。基于中位数的修正和基于均值的修正都有助于提高预测刀具磨损曲线的精度。通过去除奇异点或散点，刀具磨损预测曲线中的波动减小。由表 3 可知，校正前，平均 MAE 值为 1.331 μm 。校正后，基于中位数的平均 MAE 值为 1.253 μm ，基于均值的平均 MAE 值为 1.288 μm 。

5.4.比较与讨论

与该领域的一些重要工作进行了比较。Martinov 等人[20]将刀具磨损曲线近似为直线。而将未来的刀具磨损曲线视为一个线性过程，没有考虑动力学和时变特性。由于捕获并利用了时间序列中弱的数据依赖关系，因此长期预测可能会带来较大的误差。Pang 等人开发的外生模型 ARMA 利用加工信号中提取的主要特征预测未来 VB 值。然而，敏感特征难以识别和选择。与这两项工作相比，所提出的方法被设计用于非线性刀具磨损曲线的预测。通过采用基于中值或基于均值的修正，刀具磨损曲线预测中的波动明显减小。对于时变的刀具磨损曲线，所提方法的预测精度更高。

Wang 等人提出了一种带有中间层的深层非均匀 GRU 模型用于刀具磨损预测[32,33]。然而，该模型是为单步预测设计的，而这项工作实现了多步预测。Wang 等人提出的模型未做校正。基于相同的数据集(PHM 2010)[37]和时间范围(0 ~ 270 cuts)[32]，使用 MAE 和 RMSE 进行了更多的定量比较。如表 4 所示，本文方法的性能优于 Wang 等人[32]模型。在每一种设置下，MAE 值和 RMSE 值都显著降低。

通常，典型的刀具磨损曲线包括初始磨损、稳定磨损和加速磨损阶段。根据上述实验，所提出的方法在各个阶段表现一致，除了在拐点处误差可能上升。

此外，还应该做出额外的努力来提高所提出方法的可靠性和鲁棒性。除了刀具的持续磨损，刀具断裂和切屑都是意外、离散和随机的事件，这为未来的研究提出了进一步的挑战。

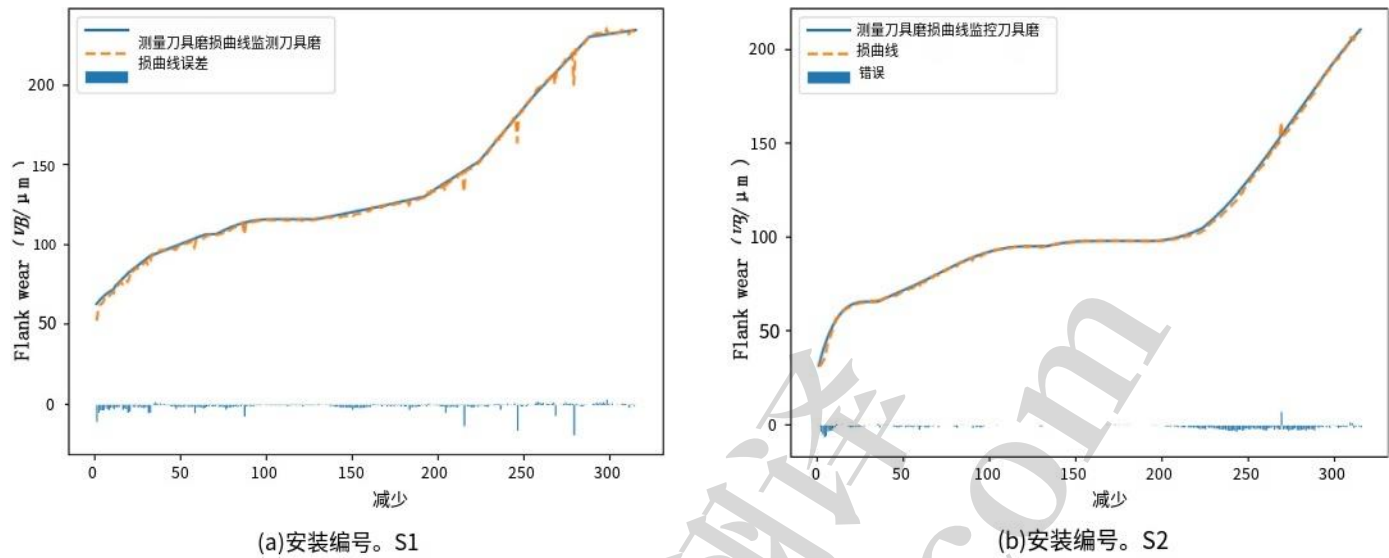


图 7 所示。基于 resnet 的 TCM 结果。

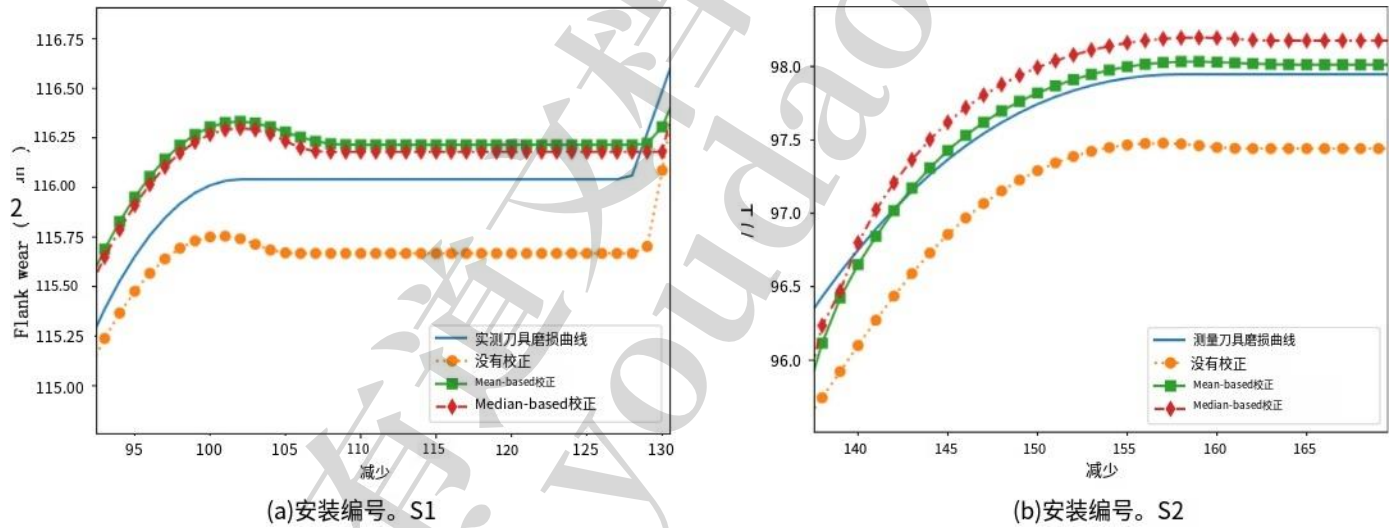


图 8 所示。过程中 TCF 结果校正前后。

(基于均值的校正)

表 3
MAE 比较(μ m)。

没有设置。	S1	S2	S3	平均
没有校正	2.607	0.946	0.440	1.331
基于中值的校正	2.436	0.919	0.403	1.253
基于均值的校正	2.588	0.863	0.413	1.288

表 4
性能比较。

没有设置。	S1		S2		S3	
测量(μ m)	MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE
5 步向前预测[32]	3.70	7.25	13.23	16.24	27.96	24.89
建议的方法	0.994	1.337	1.349	1.995	0.838	1.444
(基于中值的校正)						
建议的方法	1.233	1.696	1.294	1.935	0.846	1.381

6.结 论

提出了一种基于 dll 的进程内 TCF 方法。使用最新的 VB 历史值，LSTM 网络可以预测工具状态。集成了基于 resnet 的 TCM 模式，实现进程内 TCF。根据以上的讨论和比较，可以得出以下结论。

- 通过捕获时间序列中的数据依赖关系，LSTM 网络根据时间序列中的几个 VB 测

量值推断出多个未来的 VB 值。它弥合了历史和未来之间的鸿沟

- 切割曲线的综合刀具磨损。基于 resnet 的 TCM 实现进程内 TCF。基于均值的校正和基于中位数的校正都提高了
- 精度。实验研究表明，所提方法能够准确预测刀具磨损曲线。对比结果表明，所提方法优于现有模型。

然而，该方法存在局限性，需要进一步研究。例如，模型的表现很大程度上取决于数据的可用性。更多各种加工的实验

应进行条件测试，以测试该方法的鲁棒性和可靠性。

信用作者贡献声明

孙慧斌 概念化、方法论、写作——原稿、项目管理、资金获取。张现志 方法学，软件，验证，调查，可视化，写作 原稿。莫容 概念化、资源、监督。张现志 写作 评论和编辑。

利益竞争宣言

作者声明，他们已知没有可能影响这篇论文所报道的工作的竞争性经济利益或个人关系。

鸣谢

国家自然科学基金(No. 51875475)、国家科技重大专项(No. 2017-VII-0010-0104)和陕西省自然科学基金基础研究计划(No. 51875475)资助。2018 zdxm - gy - 068)。作者在此感谢他们的资金支持。

补充材料

与本文相关的补充材料可以在在线版中找到，网址为 doi:10.1016/j.cim.2019.101924。

参考

刘春华, 刘春华, 刘春华, 刘春华, 刘春华, 刘春华, 刘春华等, 基于元学习的刀具磨损状态监测与预测方法, CIRP 年报-制造. 技术. 68(2019):497 - 497。

E. Kannatey-Asibu, J. Yum, T.H.Kim, 基于分类器融合的刀具磨损监测, 机械. 系统. 信号处理. 85(2017)651-661。

陶峰, 齐琦, 多造数字双胞胎, 自然 573(2019)490-491。

[4]A. Kusiak, 智能制造必须拥抱大数据, Nature 554(2017) 23-25。

陶峰, 齐琦, 刘, A. Kusiak, 数据驱动的智能制造, 制造系统科学, 48(2018):597 - 597。

任志强, 张, 刘, T. Sakao, D. Huisingh, C. Almeida, 大数据分析贯穿产品生命周期支持可持续智能制造:一个框架、挑战和未来研究方向, J.Clean. Prod. 210(2019) 1343-1365。

王 w, 马赞, 张, 高 R.X., 吴东, 深度学习在智能制造中的应用, 制造技术, 系统科学, 48(2018)144-156。

周立生, 薛伟, 铣削过程中刀具状态监测方法综述, 国际学术. 制造技术 96(5-8)(2018)2509-2523。

孙宏斌, 牛伟龙, 基于 Hilbert-Huang 变换的刀具磨损特征提取方法, 第 24 届柔性自动化与智能制造国际会议论文集, USA, 2014 年 5 月 20-23 日, pp. 657-662。

张海燕, 张晨, 张建龙, 张建龙, 周立生, 基于最小二乘支持向量机和卡尔曼滤波的刀具磨损模型, 张学报, 2014(12):1091 - 1091。

张立峰郭志伟郭宇, 钱磊, 基于偏最小二乘回归的刀具磨损预测, J.机械加工. 科学. 技术. 28(1)(2014)317-322。

廖志仁, 高德, 吕勇, 吕志凯, 基于多尺度混合 hmm 的刀具磨损状态监测, 国际学术. 制造技术 84(9-12)(2016)2437-2448。

Cuka, D.W.Kim, 基于模糊逻辑的端铣刀具状态监测, 机器人. Comp. 中国. 机械制造. 47(10)(2017)22-36。

王志强, 李志强, 王志强. 基于神经网络的刀具磨损预测方法研究. 机械工程学报, 2013(5):532 - 536。

张立峰, 张立峰, 张立峰, 肖立峰, 新型刀具磨损监测方法. 工程学报 38(2014)555-560。

刘, 孔超, 牛伟龙, 蒋建军, 周立生, 一种智能工厂数控机床智能监控系统方法, 机器人. Comp. 中国. 制造 61(2020)101842。

[17] R.G. Lins, P.R.M. Araujo, M. Corazzim, 信息物理生产系统刀具磨损的过程中机器视觉监测, Robot. Comp. 中国. 制造 61(2020)101859。

王 w, 刘, 高 R.X., 郭宇, 异构数据驱动的混合机器学习工具状态预测, CIRP 神经网络. -制造技术 68(2019)455-458。

王 w, 张, 一种基于机器学习的车间物料搬运方法, 机器人. Comp. 中国. 制造 61(2020)101849。

[20] G.M. Martinov, A.S. Grigoryev, P.A. Nikishchkin, 数控系统刀具磨损的实时诊断与预测算法, 第 6 届国际会议论文集, 中国, 2015 年 6 月 25-28 日, 页 115-126。

彭志强, 周建华, 郑志伟, 周立生. 洪福林, 基于声发射主要特征识别的刀具磨损预测, 中国机械工程学会控制应用国际会议, 2010 年 9 月 10 日, 第 1063-1068 页。

[22] R.高, L.王 w, R. Teti, D. Dornfeld, S. Kumara, M. Mori, M. Hdu, 云支持的制造业应用, CIRP 神经网络. -制造技术 64(2015)749-772。

赵荣, 赵志刚. 陈 R.闫凯, 毛凯, 王 w 鹏, 高 R.X., 深度学习及其在机器健康监测中的应用, 机械. 系统. 信号处理 115(2019)213-237。

赵平, 李小林等, 基于深度卷积神经网络的回归估计剩余使用寿命方法, 见 s.ba Navathe 等人(编著), 国际会议数据库系统的高级应用, Dallas, USA, 2016 年 4 月 16-19 日, 页 211 - 228。

张志强, 张志强, 基于深度学习的旋转部件剩余寿命预测方法, IEEE 计算机集成制造系统. 系统. 男人 Cybern. 系统科学. 99(2017)1-10。

任磊, 崔军, 孙永强, 程小军, 基于深度自编码器 and 深度神经网络的轴承剩余寿命预测, 机械工程学报, 系统科学, 48(6)(2018)71-77。

李, 丁庆庆, 孙建强, 基于深度卷积神经网络的寿命预测方法, 中国机械工程, 2015. 工程学报. 系统. 172(2018)1-11。

施米德胡贝尔, 一种动态前馈和递归网络的局部学习算法, 中国科学 (4)(1989)403-412。

张晓峰, 李晓峰, 李晓峰, 施米德胡贝尔, 长短时记忆, 神经计算机, 9(8)(1997)1735-1780。

陈振宇, 刘, 刘 S.刘, 基于 LSTM 神经网络的机械状态预测, 第 36 届中国控制会议论文集, 2017 年 6 月 26-28 日, pp. 3876-3881。

张军张军, 王平, 王平, 闫锐严, 高 R.X., 基于长短时记忆的机器剩余寿命预测, 中国机械工程, 系统科学, 48(2018)78-86。

王杰王平, 严, 李春李, 高 R.X., 赵锐, 赵锐, 面向智能制造的深度异构 GRU 模型-刀具磨损预测, 计算机. Ind. 111(2019) 1-14。

乔强, 王平, 叶丽玲, 高 R.X., 数控机床状态预测的数字孪生模型, 中国机械工程学报, 28(2019):388 - 393。

方新宇, 袁振宇, 时间序列预测中深度学习模型性能增强技术, 工程学报. 达成. Artif. 英特尔. 85(2019)533-542。

何克明, 张小燕, 任世强, 孙军, 基于深度残差学习的图像识别方法, 计算机视觉与模式识别, 第 29 届 IEEE 计算机视觉会议, 2016 年 6 月 26 日至 7 月 1 日, 页 177 - 778。

何克明, 张小燕, 任世强, 孙军, 深度残差网络的身份映射, 计算机视觉学报, 2016 年 10 月 8-16 日, pp. 610 - 645。

[37]PHM 学会, PHM 学会会议数据挑战, 2010https://www.phmsociety.org/competition/phm/10 2010(2018 年 12 月 20 日接入)。