机床关键部件状态智能监测方法研究综述*

李　松，孟博洋，向福星，李众杰，李茂月，刘献礼
（哈尔滨理工大学先进制造智能化技术教育部重点实验室，黑龙江 哈尔滨 150080）

摘　要：主轴、刀具和滚珠丝杠作为机床的关键功能部件，其运行状态直接影响机床加工质量和效率。传统基于人工经验的关键部件状态评估方法，在效率与准确性方面存在局限性。针对上述问题，文章围绕智能制造背景下的机床关键部件状态监测流程及热点技术开展综述。首先，根据关键部件的类型统计不同研究问题中传感器的部署类型和应用频次。其次，将核心技术归纳为状态特征提取和状态智能识别两大方面，并详细综述了时域分析、频域分析、时频域分析以及机理驱动、数据驱动、机理-数据融合驱动等方法的最新研究成果。最后，总结了机床关键部件状态智能监测面临的技术挑战，并从应用场景拓展、监测精度提升、监测手段创新等方面对未来的发展趋势进行了展望。

关键词：数控机床；主轴；刀具；滚珠丝杠；智能监测
中图分类号：TP277，TH17　　文献标识码：A
DOI: 10.19287/j.mtmt.1005-2402.2026.04.002

全文在线

A review of the research on intelligent monitoring methods for the condition of key components of machine tools

LI Song, MENG Boyang, XIANG Fuxing, LI Zhongjie, LI Maoyue, LIU Xianli
(Key Laboratory of Advanced Manufacturing and Intelligent Technology, Ministry of Education, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, CHN)

Abstract: As key components of machine tools, spindles, tools and ball screws directly affect the quality and efficiency of machine tool processing. Traditional methods of assessing the condition of critical components based on manual experience have limitations in terms of efficiency and accuracy. In view of the above problems, this paper focuses on the condition monitoring process and hot technologies of key components of machine tools in the context of intelligent manufacturing. Firstly, according to the types of key components, the deployment types and application frequencies of sensors in different research questions were counted. Secondly, the core technologies are summarized into two aspects, namely state feature extraction and state intelligent recognition, and the latest research results of time-domain analysis, frequency-domain analysis, time-frequency domain analysis, mechanism-driven, data-driven, and mechanism-data fusion-driven methods are reviewed in detail. Finally, the technical challenges faced by the intelligent monitoring of the status of key components of machine tools are summarized, and the future development trend is prospected from the aspects of application scenario expansion, monitoring accuracy improvement, and monitoring method innovation.

Keywords: CNC machine tools; spindle; cutting tool; ball screws; intelligent monitoring

数控机床被称为“工业母机”，是生产高端装备的重要制造基础。机床的加工精度与产品质量稳定性，在很大程度上取决于主轴、刀具和滚珠丝杠的动态性能。当前，我国机床行业正处于向智能化

* 黑龙江省自然科学基金研究团队项目（TD2022E003）；黑龙江省省属高等学校基本科研业务费项目（2021-KYYWF-0759）；国家自然科学基金国际合作重点项目（51720105009）

转型的关键时期。国家工业和信息化部颁布的《国家智能制造标准体系建设指南（2024 版）》《制造业可靠性提升实施意见》等[1−2]政策均明确指出加快机床产业向高端智能化转型升级，重点解决主轴、刀具及滚珠丝杠等机床关键部件的状态可靠性、精度保持性等“卡脖子”技术难题。因此，构建高效准确的机床关键部件状态智能监测体系，不仅对突破高端机床核心技术瓶颈具有重要意义，更能为高端装备制造业的智能化转型提供可靠保障。

在机床加工过程中，主轴、刀具和滚珠丝杠等关键部件的状态异常显著影响加工质量，严重时可能导致设备损坏甚至安全事故。诸多研究表明，关键部件状态异常的主要诱因包括变形、异常振动和磨损等物理现象。传统监测方法主要依靠人工经验进行判断，包括通过触觉感知部件温升、听觉识别异常噪声以及目视检查外观损伤等方式[3−4]。然而，这些基于感官评估的方法存在明显局限性，如受主观偏差影响显著、量化表征困难和可信度低等问题。近年来，随着人工智能算法发展和传感器技术的进步[5]，数据驱动的状态智能监测方法为上述问题提供了新的解决方案。机床关键部件常见故障及监测方法如图 1 所示。

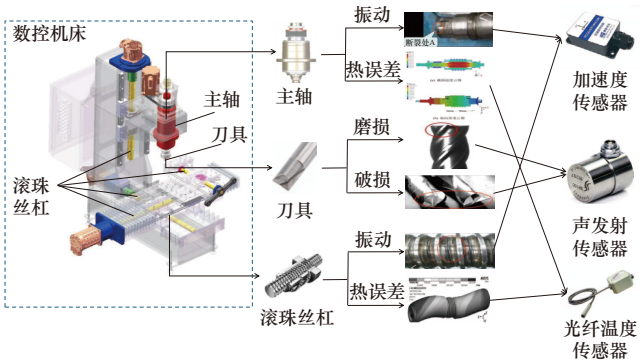


图 1 机床关键部件常见故障及监测方法

Fig. 1 Common faults and monitoring methods of key components of machine tools

目前，国内外学者对机床关键部件的状态监测方法已开展了大量的研究。主轴状态监测聚焦于热误差和异常振动的监测及预警：DAI Y 等[6]采用北方苍鹰优化算法对长短期记忆（long short-term memory, LSTM）网络电主轴振动趋势预测模型进行优化，优化后的模型在预测电主轴振动方面优于标准的 LSTM 模型。戴野等[7]将建立的热误差参数模块添加到电主轴热伸长模型中，成功将热误差控制在 0.5 μm 之内。朱玉桃等[8]采用带有通道注意力（squeeze-andexcitation, SE）机制的大尺寸选择性核网络（large selective kernel network, LSKNet）处理机床主轴的热图像，实现了对热误差的多尺度特征捕捉和关键信息强化。在刀具状态监测方面，研究主要集中于磨损和破损的监测及预测。谢达等[9]通过采集铣削过程中的可听声信号，提取香农熵、小波熵等 7 种熵特征，并利用皮尔逊相关系数筛选出与刀具磨损高度相关的 4 种熵特征，输入长短期记忆网络构建预测模型，实现了刀具磨损量的高精度监测。CHE Z 等[10]通过结合邻域成分分析（neighbourhood components analysis, NCA）进行特征选择、黏菌算法（slime mould algorithm, SMA）、优化门控循环单元（gated recurrent unit, GRU）超参数，构建混合深度学习模型，从铣削过程的传感器信号中提取关键特征，实现对刀具磨损的准确预测。张曦等[11]通过采集声发射信号的均方根（root mean square, RMS）作为特征参数，提取加工过程中的信号峰值，比较相邻峰值的变化程度，判断铣刀的破损状态。在滚珠丝杠状态监测方面，研究主要集中于异常振动和热误差的监测及预测。SHAN P F 等[12]将不同传感器采集的振动信号的加权数据与卷积神经网络（convolutional neural network, CNN）相结合实现了滚珠丝杠的故障诊断。高祥生等[13]根据热特性实验收集的时间序列温度数据建立 XGBoost 模型预测滚珠丝杠热误差。

基于主轴、刀具和滚珠丝杠状态监测的众多研究成果，系统梳理了机床关键部件状态智能监测的共性方法与技术流程，总结如图 2 所示。通过采集关键部件运行时的物理信号作为输入。利用滤波技术抑制信号中的噪声，再根据信号特征选择时域、频域及时频域方法提取关键特征。最后，融合有限元仿真和深度学习模型，对处理后的信号特征进行分析，实现对关键部件健康状态的智能识别。

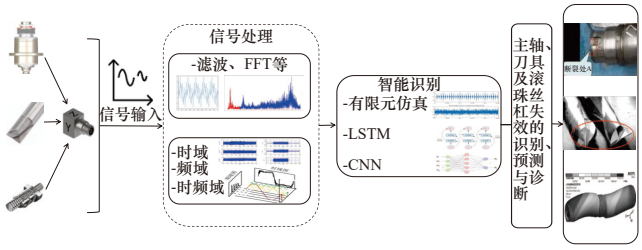


图 2 关键部件健康状态识别流程

Fig. 2 Critical component health status identification process

1 机床关键部件状态信息采集方法

机床运行环境复杂，关键部件状态难以直接获取。通过在机床关键位置部署多种传感器（如声音、振动和温度传感器等）可以实现关键部件状态的间接监测。结合智能算法对采集的数据进行系统化分析后，可有效实现机床关键部件运行状态监测评估与故障早期预警，从而降低非计划停机风险。

1.1 主轴状态监测传感器类型及应用统计

在主轴状态监测研究中，传感器的布置类型主要针对异常振动和热误差两个方面问题。张晓丽等[14]采用振动传感器监测机床主轴的振动信号。传感器收集的数据通过串口传输到蓝牙模块进行无线通信，利用 LabVIEW 软件平台接收主轴的振动信号及其频率变换，并显示原始波形，实现阈值报警和数据存储。结果表明，所设计的系统能有效地实现对机床主轴振动状态的在线监测。NI D J 等[15]通过振动传感器采集主轴运行过程中的振动信号，并对其进行时域和频域分析，实现了对主轴的故障预警与诊断。YAN R Q 等[16]在主轴外壳上安装加速度传感器，采集主轴振动信号，通过高速数据采集系统记录振动数据，并使用随机子空间识别算法，即从数据中识别系统模态参数对振动数据进行模态参数识别。实验结果表明，通过模态参数的变化，可以实时评估主轴的健康状态，提前预警潜在故障。LI X H 等[17]针对传统三点法，对三个传感器进行了一定的倾角设置，通过数据采集、误差分离区分主轴的各种误差。陈勇等[18]提出了一种基于多传感器迁移学习的机床主轴故障诊断方法。通过安装在主轴上的多组加速度传感器采集振动信号，并将其转化为图像作为输入数据。对比了 TrAdaBoost 算法与改进的 CNN 迁移模型性能，其中 CNN 模型通过调整网络结构并进行微调优化。实验验证该方法能有效识别主轴运行状态，具备较高的故障检测精度。PENG J 等[19]提出了一种考虑热弯曲效应的主轴轴向热误差建模方法。将位移传感器按五点法布置，测量主轴轴向热误差，利用温度传感器监测主轴表面温度。结果表明，该模型具有很好的轴向热误差预测性能，在误差补偿方面具有良好的应用前景。DAI Y 等[20]利用温度传感器测量的电主轴温度数据作为输入，构建了差分进化-灰狼优化-支持向量回归（differential evolution-grey wolf optimizer-support vector regression, DE-GWO-SVR）的热误差预测模型。结果表明，热误差预测模型的误差小于 2 μm，准确率高于 95%。

图 3 为 2020—2025 年文献中主轴振动和热误差监测中传感器类型使用情况。依据检索的 200 篇主轴振动和热误差文献，在主轴振动监测中，以加速度、振动和位移等单传感器为核心，多传感器融合技术已有初步应用，未来可探索多源数据融合以提升监测精度。在热误差监测中，几乎完全依赖温度传感器，辅以少量位移监测，技术方案单一，多传感器融合技术亟待开发以应对复杂热误差场景。从整体看，主轴部件监测中不同故障类型的传感器配置不同，反映了故障机理与监测方法的直接关联。

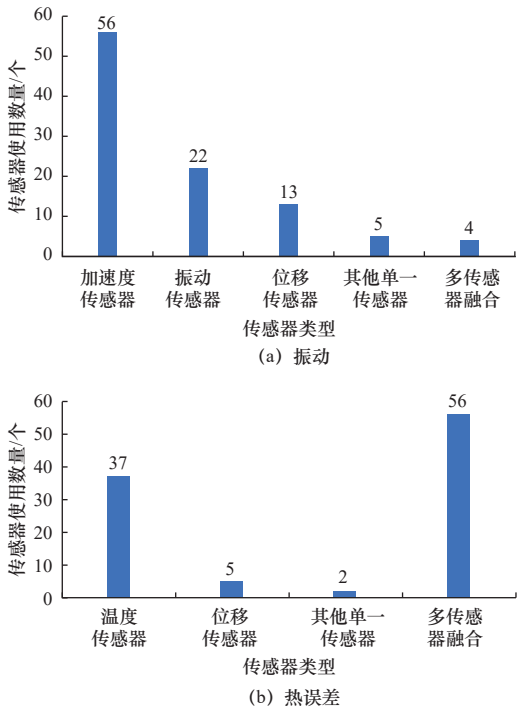


图 3 主轴振动和热误差监测采用的传感器统计图

Fig. 3 Statistical diagrams of the sensor used for spindle vibration and thermal error monitoring

1.2 刀具状态监测传感器类型及应用统计

在刀具状态监测研究中，传感器的布置类型主要针对磨损和破损两个方面问题。WANG L Q 等[21]提出了一种高效、实时的刀具磨损健康监测的方法。通过振动传感器采集刀具的振动信号，结合时域方差、频域特征频段及时频域小波包能量分析，成功提取了与刀具磨损密切相关的特征值。GOMES M C 等[22]通过使用递归消除法对振动传感器采集的信号进行特征提取，并输入特征矩阵至支持向量机（support vector machine, SVM），分类辨识准确率为 97.54%，可用于立铣刀磨损状态识别。PAN T H

等[23]提出了一种基于机理模型和利用加速度传感器采集的加工数据进行刀具破损状态监测方法，对比在不同切削参数下获得的立铣刀破损融合指标的标准差，将决策阈值定义为3σ，以便在立铣刀破损前能够及时触发报警。LIU Q等[24]提出了多输入并行卷积注意力网络用于智能刀具磨损监测。通过多输入并行卷积网络从各种传感器的监测数据中提取多尺度特征。实验表明，所提出的方法在提高刀具磨损精度方面具有有效性和优越性。SUN X Q等[25]以铣刀为研究对象，整合力传感器、振动传感器和声发射传感器的信号，结合去噪自编码器模型（denoising autoencoder, DAE）在数据压缩方面的优势和支持向量回归模型（SVR）的高监测精度，建立刀具磨损监测基于DAE-SVR的模型。结果表明，与多数据集中的传统DAE和SVR模型相比，监测性能的最大改进为43.58%。

图4为2000—2025年文献中刀具破损及其监测所用传感器类型的使用情况。依据检索的179篇关于刀具磨损和破损文献，刀具磨损以多传感器融合占据绝对的主导地位，表明刀具磨损监测高度依赖多种传感器的协调工作以提高精度。相比之下，刀具破损监测通常以单一传感器为主，声发射传感器和力传感器使用最多，表明刀具破损监测的核心在于快速捕捉瞬态物理信号。此外，振动传感器和激光传感器等新兴传感器类型，多用于捕捉高频振动或形变信息。因此，传感器的最佳选择取决于具体的监测目标。

1.3 滚珠丝杠状态监测传感器类型及应用统计

在滚珠丝杠状态监测研究中，传感器的布置类型主要针对振动和热误差两个方面问题。LEE W G等[26]通过分析加速度传感器采集的滚珠丝杠在故障状态下的振动信号，开发了相应的故障诊断系统并提取了滚珠丝杠故障特征频率。PICHLER K等[27]通过分析由加速度传感器采集的振动数据，来获得滚珠丝杠磨损情况。吴远昊等[28]以丝杠性能退化试验平台为研究对象，通过安装三向加速度传感器采集丝杠振动信号，利用特征分析提取敏感特征，运用机器学习对特征进行分类，以实现滚珠丝杠运行状态的监测。SHAN P F等[12]将不同位置多个传感器的加权数据与CNN相结合，通过CNN对加权数据进行分类，最终形成了有效的滚珠丝杠故障诊断方法。唐旭等[29]使用多种传感器采集滚珠丝杠的不同故障状态信号，提取故障信号的特征值作为卷积

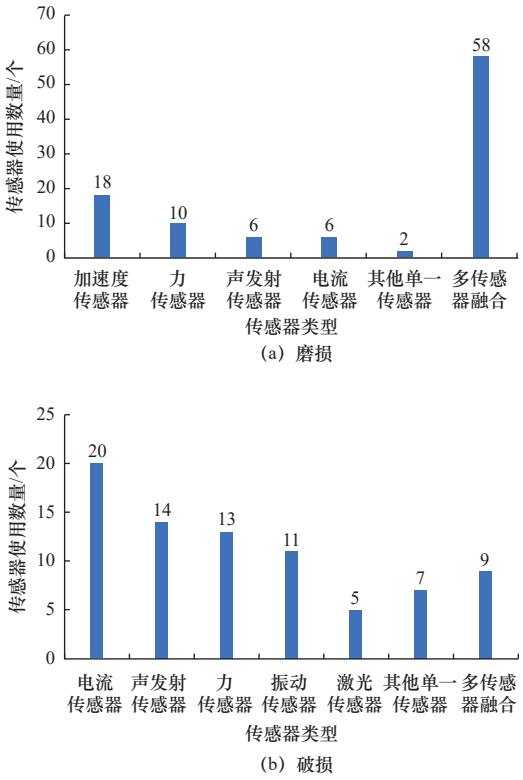


图4 刀具磨损和破损监测采用的传感器统计图

Fig. 4 Charts of the sensor used for tool wear and breakage monitoring

神经网络的输入，对数控机床的滚珠丝杠进行了故障识别。TANAKA S等[30]研制了一种无线多点温度传感器系统对滚珠丝杠的温度进行了测量，实现了对滚珠丝杠进给系统的在线多点测温。袁江等[31]针对高速滚珠丝杠系统热源分布广、热误差数据难以获取的问题，设计一种滚珠丝杠热误差在线监测系统。通过温度传感器标签和读写器实现温度数据无线收发，基于上位机对热误差数据进行实时存储。实验表明，该系统测量精度高，可适配丝杠进给系统多热源分布的在线监测需求。

图5为2000—2025年110篇文献中关于滚珠丝杠振动和热误差监测中传感器类型使用情况，在振动监测中，以加速度传感器等单一传感器为主，辅以多传感器融合，侧重于动态信号采集。在热误差监测中，以多传感器融合为主流趋势，有利于增强数据互补性，单一传感器中以温度传感器为主，表明温度监测是热误差监测的核心，其他传感器多为辅助作用或用于特定场所监测。

单一传感器适用于特定物理量监测，具有高经济性、高针对性的优势，但受限于数据维度单一、抗干扰能力弱。多传感器融合通过数据互补与算法优化，实现互补优势，显著提升复杂工况下的监测精度。随着边缘计算和AI技术的发展，多传感器

融合成为智能机床监测的核心手段。通过合理选择传感器并优化数据处理算法，机床关键部件监测可以实现从“故障后维修”到“预测性维护”的跨越，显著提升设备可靠性与生产效率。

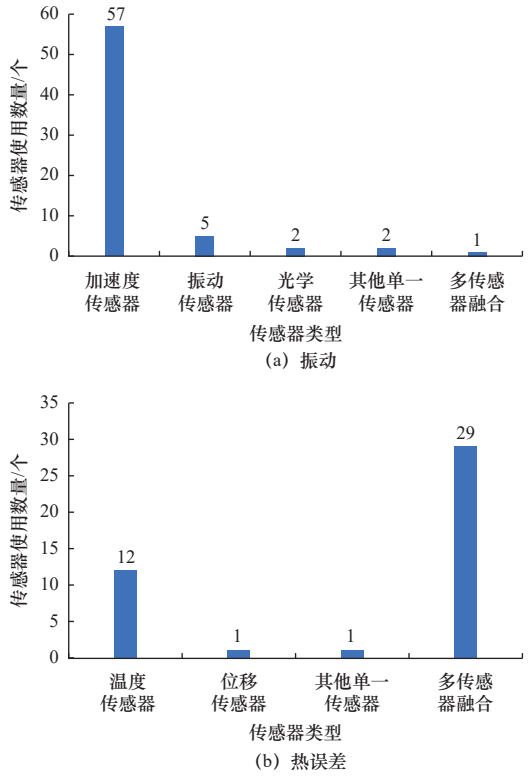


图 5 滚珠丝杠振动和热误差监测采用的传感器统计图

Fig. 5 Statistical diagrams of the sensor used for the vibration and thermal error monitoring of the ball screw

2 机床关键部件状态特征提取方法

基于传感器采集的信号存在以下问题：其一，采集的信号中混杂大量与加工状态无关的噪声干扰，导致有效特征信噪比即信号与噪声的功率比显著降低；其二，数据规模庞大，造成存储压力和计算效率瓶颈。这两个问题使得原始数据难以直接支撑加工状态的实时精准辨别。因此，对采集的加工信号必须进行预处理和变换，将原始信号转化为具有明确物理意义且计算友好的特征表达，为后续状态识别与决策提供可靠的信息基础。

特征提取通过时频分析及信号变换，将高维、冗余的原始传感器数据转化为低维、高解释性特征，有效消除噪声干扰并浓缩关键状态信息。可以有效提升计算效率，增强故障敏感度，支撑实时状态监测、寿命预测及加工参数优化，同时降低数据存储与传输成本。常用的特征提取方法有时域分析法、频域分析法和时频域分析法。

2.1 时域分析法

时域分析法是一种直接基于信号随时间变化的波形进行特征提取和分析的方法，其核心是通过信号的幅值、时间关系及统计特征来揭示设备运行状态和故障信息。时域波形对于某些故障信号具有明显的特征，可直接观察其周期信号、谐波信号和短脉冲等信号，能对设备运行状态做出初步判断。

冯龙云[32]针对机床主轴健康状态实时监测与故障诊断问题，提出基于时域分析的振动信号处理方法。通过实时采集主轴振动数据，提取均值、峰峰值、均方根和标准差等时域特征，结合浏览器/服务器架构（browser/server, B/S）与消息队列遥测传输协议（message queuing telemetry transport, MQTT）构建远程监测系统，实现边缘计算与云端数据同步。实验表明，时域特征在临界转速为 17 000 r/min 附近显著变化，可精准反映振动强度突变，结合阈值报警机制，实现故障实时预警。结论验证了时域分析在简化计算、提升实时性方面的优势，为机床主轴远程健康管理提供了高效解决方案，降低维护成本并延长设备寿命。

LI G C 等[33]针对现有刀具磨损监测方法只关注最大磨损值、无法识别端铣刀不均匀磨损状态导致精度不足的问题，提出基于物理方法的立铣刀非均匀刀具磨损状态在线识别方法，如图 6[33]所示。利用铣削力机理模型模拟了非均匀磨损状态下铣削力的时域信号，在每组力信号中提取了 48 个最大值、最小值、峰峰值、均值和偏度等时域特征，通过分析特征的平均绝对百分比误差（mean absolute percentage error, MAPE），发现偏度（skewness）对

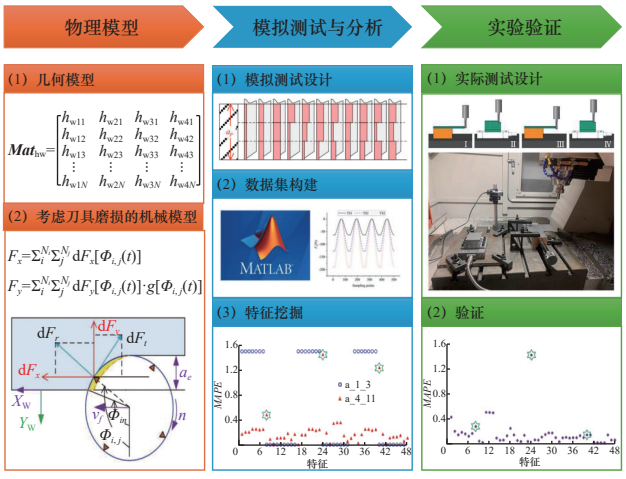


图 6 基于物理方法的立铣刀非均匀刀具磨损状态在线识别[33]

Fig. 6 Online identification of non-uniform tool wear state based on physical methods[33]

不均匀磨损敏感，而均匀磨损下该特征变化不显著。实验验证表明，非均匀磨损时垂直于进给方向的力信号偏度特征显著偏离均匀状态，从而实现了不均匀磨损的精准识别。

WU Z 等[34]针对滚珠丝杠热误差存在复杂时空特征、小样本数据难以有效提取时间动态特征及传统模型预测精度不足的问题，利用时域分析进行信号特征提取。通过设计时间记忆门和时间注意力层，既避免了小样本下信息丢失，又提取了时间序列中的动态特征。有效解决了上述问题，实现对滚珠丝杠热误差的精准预测。

时域分析直接在时间域上分析信号，提取均值、峰峰值和偏度等统计特征，可以直接反映振动、刀具磨损等信号幅值突变与状态异常变化，并且具有计算简单、实时性强等优势。但其抗噪能力差、对频域成分不敏感、在短信号或复杂工况下不易提取微弱特征等方面局限性显著。相较而言，频域分析通过傅里叶变换将信号分解为频域分量，通过滤波等技术弥补了时域分析的不足，可以较为精准识别机床关键部件故障特征频率。

2.2 频域分析法

频域分析法是基于频谱分析方法，把复杂的时域信号经快速傅里叶变换（fast fourier transform, FFT）分解为若干单一的谐波分量叠加，同时体现出各频率分量的幅值、相位、功率及能量与频率的关系，能对关键部件的运行状态做出评价，并准确有效地诊断故障并准确定位，是关键部件故障监测与诊断中最常用和最适用的分析方法。

针对主轴故障问题，李芳等[35]利用频域分析从振动信号中提取故障特征。首先，通过振动信号监测获取时域数据，利用 FFT 将时域信号转换为频域频谱，识别信号中的谐波、边频等频率成分。然后，基于主轴参数计算理论故障特征频率，并与实测频谱中的峰值频率进行匹配。最终，结合频域特征与理论频率的对应关系，定位出主轴故障源。

BAO S 等[36]针对刀具磨损监测中多传感器信号含噪声、信息冗杂及单一时域分析难以全面表征刀具磨损特征的问题进行了频域分析。对采集的每个振动、切削力等信号执行傅里叶变换，提取中心频域、频域方差和均方频域等多维特征，对振动和三轴力数据频谱分析。并将 1～12.5 kHz 划分为 32 个子带计算能量，获得了 224 维特征。通过皮尔逊关系数法筛选、核主成分分析（kernel principal component analysis, KPCA）降维，得到高代表性的特征，用于科尔莫戈洛夫-阿诺德网络（Kolmogorov-Arnold networks, KAN）模型建立多传感器特征与实时磨损值映射，为监测和预测模型提供有效输入，提升刀具磨损监测与预测性能。

LEI J X 等[37]针对传统方法常常忽略振动信号的时间序列特征和空间相关性、预测精度有限的问题，结合 CNN 和 LSTM，提出了一种滚珠丝杠的状态估计方法，如图 7[37]所示。通过快速傅里叶变换将滚珠丝杠原始振动信号转换为频域幅值信号，经归一化处理后作为输入。利用频域分析提取频域幅值特征，结合 CNN-LSTM 网络，CNN 提取频域空间特征，LSTM 捕捉时间序列演变规律，最终实现对滚珠丝杠生命周期四阶段的准确估计，准确率达 97.87%，有效提升状态估计的精度与可靠性。

频域分析法通过频谱分解能够揭示更丰富的频率信息，准确识别谐波、边频等特征，抗噪能力较好，支持多维特征提取和降维优化，结合深度学习可以更好地提升机床关键部件状态监测精度，但对于非平稳信号将会降低其分析的准确性。

2.3 时频域分析法

时频域分析法是一种同时分析信号时间和频率特征的信号处理技术，适用于瞬态、非平稳信号。其核心是通过时频联合分布，动态追踪信号的局部特征，解决时域或频域无法捕捉瞬态、时变故障的问题。常见的时频域分析方法有小波变换（wavelet transform, WT）、经验模态分解（empirical mode decomposition, EMD）等。

为提高主轴热误差测量准确度，降低测量技术要求，陈赓等[38]提出一种基于完全自适应噪声集合经验模态分解（complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise, CEEMDAN）与经验小波变换（empirical wavelet transform, EWT）的混合信号分离方法。利用 CEEMDAN 对原始信号进行分解，提取低频分量重构后输入 EWT 二次处理，通过离散系数动态评估分解效果。结果表明，CEEMDAN-EWT 的均方根误差较 CEEMDAN 下降 5.2%。降低了主轴热误差测量过程中对棒安装和机床性能的要求。

乔培平[39]针对传统刀具切削状态监测方法对刀具破损瞬态信号捕捉能力不足的问题，提出了基于小波分析的时频域分析方法。利用连续小波变换（continuous wavelet transform, CWT）和离散小波变

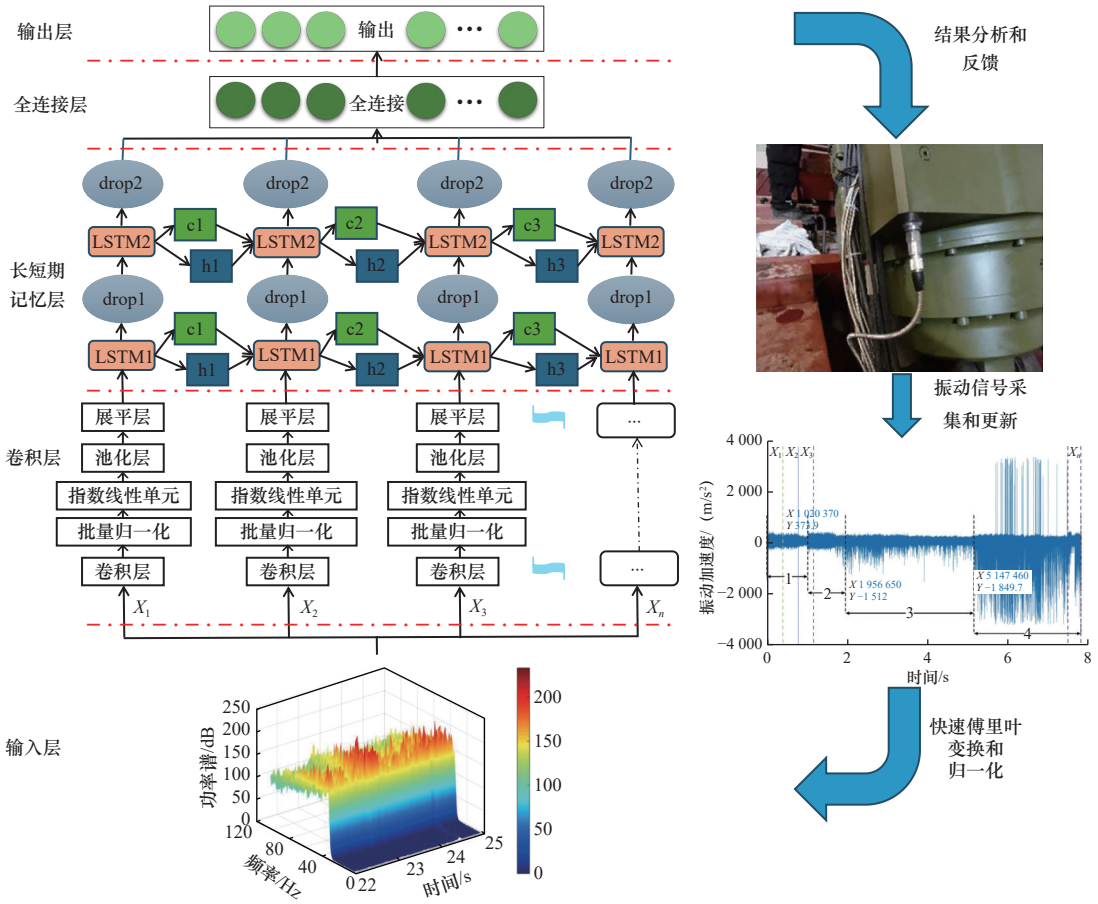


图 7 基于 CNN-LSTM 神经网络的滚珠丝杠状态估计方法[37]

Fig. 7 State estimation method for ball screw based on CNN-LSTM neural network[37]

换（discrete wavelet transform, DWT）提取信号的特征，重点捕捉刀具破损导致的电流突变。结合自动浮动阈值比较算法，实现破损状态的实时判定。实验表明，该方法对刀具破损监测的准确率达 98%，验证了小波分析在刀具破损特征提取中的优越性，对刀具破损状态监测提供了一种可行方案。

吴琴等[40]针对滚珠丝杠在强背景噪声环境下振动信号弱、故障特征难以提取，提出了一种结合奇异值分解（singular value decomposition, SVD）、完整自适应噪声集成经验模态分解（CEEMDAN）和 1.5 维谱（1.5D）处理和分析故障振动信号。首先使用 SVD 算法分解故障信号，筛选奇异值，并提取包含更多噪声信息部分完成初步降噪。再利用 CEEMDAN 进一步分解信号，实现二次降噪。最后通过 Teager 能量算子即估计信号的瞬时能量解调和 1.5D 谱分析，提取故障频率，确定滚珠丝杠故障位置。结果表明，所提方法能较好地提取滚珠丝杠的故障频率。

相较于时域分析法和频域分析法，时频域分析法结合时域分析与频域分析，直观地反映了非线性、非平稳信号的频率随时间的波动关系，弥补了时域、频域分析在处理信号时的局限性，在实时监测和智能诊断中发挥着重要作用。

3 机床关键部件状态智能识别方法

机床关键部件状态智能识别是通过传感器数据采集、机理建模与智能算法相结合，实时监测机床关键部件运行状态，实现故障预警、诊断及寿命预测的智能化方法。其识别方法主要归纳总结为三类：机理驱动、数据驱动及机理-数据融合驱动方法。三类驱动方法的优缺点和适用场景对比见表 1。

3.1 机理驱动的机床关键部件状态监测智能识别

机理驱动的机床关键部件状态监测，是基于物理原理建立机床关键部件的物理模型，并结合描述故障演化规律的数学模型，利用运行监测数据对机床关键部件的健康状态进行诊断或预测的方法。

徐娟等[41]为了分析电主轴不平衡引起的动态特性，建立了电主轴系统的动力学模型，推导了不平

表 1 三类驱动方法优缺点和适用场景对比表

Tab. 1 Comparison table of advantages and disadvantages of three types of driving methods and applicable scenarios

方法特点	机理驱动	数据驱动	机理-数据融合驱动
优点	物理意义明确、可解释强；不依赖大量数据；模型稳定性高	无需明确物理机制；自适应强，能捕捉复杂非线性关系；适用于大数据环境	模型泛化能力强；兼具可解释性和预测精度；鲁棒性高
缺点	对复杂非线性系统建模困难；难以适应多变工况；依赖先验知识与专家经验	对数据质量和数量依赖高；模型可解释性差；在小样本或噪声数据下性能下降	建模复杂度高；需同时具备机理模型和数据分析能力；计算资源需求较大
适用场景	物理机制明确、工况稳定、故障模式已知的场景	数据充足、工况多变、故障模式复杂的场景	高精度、高可靠性要求的复杂系统

衡引起的振动响应的数学解，并基于其结构特点构建了电主轴系统的有限元模型。根据理论解和数学仿真结果表明，当转速和阻尼恒定时，电主轴系统的稳态不平衡响应发生与转速相同频率的谐波振动，振动幅度与不平衡量的质量成正比。

杜燕杰等[42]为了揭示钛合金铣削过程中刀具损伤失效机理，建立了刀具从空行程切入工件时的冲击力模型和铣削过程的铣削力模型。然后基于疲劳裂纹扩展理论和滑动裂纹能量平衡方程，分析了不同切削冲击下刀具材料的弹性模量和裂纹扩展规律。最后建立了立铣刀刃口冲击断裂的极限条件，重新定义了刀具破损的安全切削区域。实验结果表明，重新定义的刀具安全区域为刀具破损提供了理论依据。

谢景伦等[43]为了弥补利用开发模型研究滚珠丝杠进给系统在运行状态下振动机理不足问题，提出了一种考虑行程偏差和滚珠运动的动力学模型来解释滚珠丝杠进给系统的振动机制。通过分析滚珠在回流管中的冲击力、接触角、变形和恢复力，推导了系统弹性恢复力表达式，并建立了九自由度的动力学模型。采用四阶龙格-库塔法求解数字模型。实验结果表明，在转速恒定时，行程偏差主要影响振动幅值，而非振动频率。较高的行程偏差引入较高的振动幅值，进给系统的振动对低频的行程偏差更敏感。

机理驱动通常适用于某些特定加工场景，对于复杂的加工或者故障机理不明确的情况就难以准确描述其实际情况。并且，其存在着难以处理复杂的非线性关系和多变的加工环境的问题。与其相比，数据驱动模型在没有明确物理机制或难以建立物理模型的情况下具有更好的适用性，还可以捕捉复杂加工过程中的非线性关系和随机变化。

3.2 数据驱动的机床关键部件状态监测智能识别

数据驱动的机床关键部件状态监测，是以运行过程中监测的多源数据为核心，通过深度学习等技术自动发现数据中关于机床关键部件的故障特征与健康状态之间的映射关系，从而实现机床关键部件的状态识别、预测。

李哲宇等[44]针对由于温度敏感点变化和温度信息丢失而引起的主轴热误差预测模型准确性和鲁棒性不足的问题，建立了一种基于机构强化温度信息的主轴热误差数据驱动预测模型。考虑温度等非均质因素变化的影响，采用绿色函数法，建立瞬态温度场机理模型。将建立的温度场模型与并行粒子群优化相结合，建立温度场动态调整方法。通过计算出的温度与实测温度结合，形成机制强化温度信息，输入到建立的卷积注意力机制-长短期记忆神经网络（convolutional attention mechanism-long short-term memory network, C-AM-LSTM）中得到热误差模型，如图 8[44]所示。验证结果表明，所提方法在热误差预测精度和鲁棒性方面具有优势。

CHE Z Y 等[45]提出了一种基于 KANs（Kolmogorov-Arnold networks）的刀具磨损建模方法，通过构建三种不同复杂度的 KAN（Kolmogorov-Arnold networks）变体（KAN-A/B/C），以进给率、切削宽度和切削速度作为输入变量，实现了对刀具后刀面磨损的精确建模。实验结果表明，与传统的多层感知机（multilayer perceptron, MLP）相比，KANS 在参数更少的情况下仍能取得更高的预测精度，并具备良好的泛化能力。

李振军等[46]提出了一种基于逆方法的滚珠丝杠进给系统时变热误差预测方法。基于数据驱动的动态热网络模型，建立了非稳态热效应下滚珠丝杠进给系统的热源估算方法。采用正则化算法识别热源负荷，并基于蒙特卡洛算法提出了正则化参数的最优选择方法。利用采集到的温度实验数据和运动螺母位置数据，采用逆方法预测分析了实际状况下进给系统的动态热源负荷、温度场和热误差。实验结果表明，所提预测方法具有准确性和有效性。

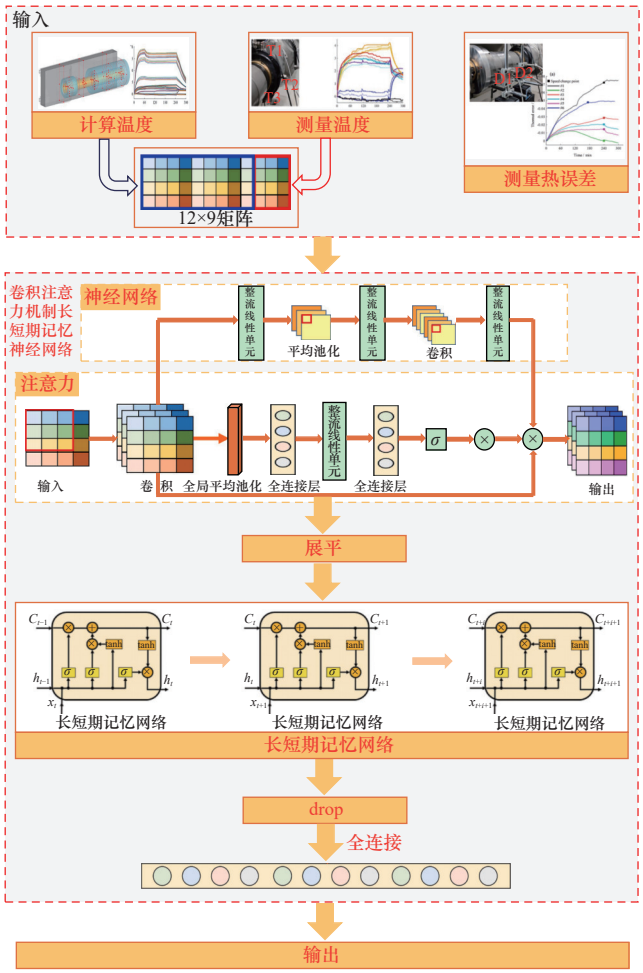


图 8 C-AM-LSTM 神经网络结构[44]

Fig. 8 C-AM-LSTM neural network structure[44]

数据驱动方法的预测效果在很大程度上取决于可用于标记数据的数量。多适用于数据充足、工况多变的加工环境场所，但在复杂非稳态、机理不明确场所中适应性受限。机理-数据融合驱动通过引入机理模型提取关键物理信息，并与数据驱动模型结合，弥补了纯数据驱动对物理本质理解的不足。

3.3 机理-数据融合驱动的机床关键部件状态监测智能识别

机理-数据融合驱动的机床关键部件状态监测，是通过将物理机理模型与数据驱动算法深度融合，使用机理模型提供物理约束与可解释性，同时利用数据驱动技术捕捉复杂非线性动态，实现对机床关键部件状态识别。

杨云等[47]为了提高主轴热误差实时预测的鲁棒性，提出了一种基于机理模型和机器学习相结合的增强建模方法。通过有限元仿真和热行为实验确定参数，开发了主轴热网络预测瞬态温度场，建立了预测主轴温度场和测量数据的数据融合方法，为机器学习提供了更多的主轴内部热特性信息，从而增强了热误差模型。结果表明，与仅使用基本传感器的传统方法相比，该方法大大提高了精度和鲁棒性。最后，建立了具有物理-边缘-云层结构的数字孪生系统，即集成物理实体、虚拟模型、数据和服务的系统，用于实时预测主轴热行为。

秦怡源等[48]针对刀具磨损监测问题，提出了一种基于物理输出和数据驱动的刀具磨损监测方法。该方法根据刀具磨损情况，将两个物理模型（phenomenological model, PM）分为多个阶段，同时，分析不同 PM 在每阶段监测能力并进行融合，提高了处理复杂性关系的能力和灵活性。通过提取预处理后的信号数据特征，并使用堆叠稀疏自动编码器（stacked sparse autoencoder, SSAE）网络工具对原始特征进行融合和降维处理，建立数据驱动模型。实验结果表明，所提方法能够实现刀具磨损的精确监测。

王敏等[49]提出了一种结合机理和数据驱动的新的混合驱动模型来实现滚珠丝杠的全时间序列热误差预测，如图 9[49]所示。将转速当作主要输入参数，无需输入温度数据。温度模型是基于传热理论的机理驱动模型，利用转速计算热敏点温度，根据温度模型得到的时间序列温度数据，建立了基于不同传统神经网络的数据驱动模型，对热误差进行预测。通过甲虫天线搜索算法（beetle antennae search, BAS）对 CNN 进行优化。结果表明，所提出的基于温度模型和 BAS-CNN 的机理-数据混合模型能够仅依据工作条件数据对滚珠丝杠热误差进行精确预测，具有良好的鲁棒性。

机理-数据融合驱动方法通过结合物理模型的

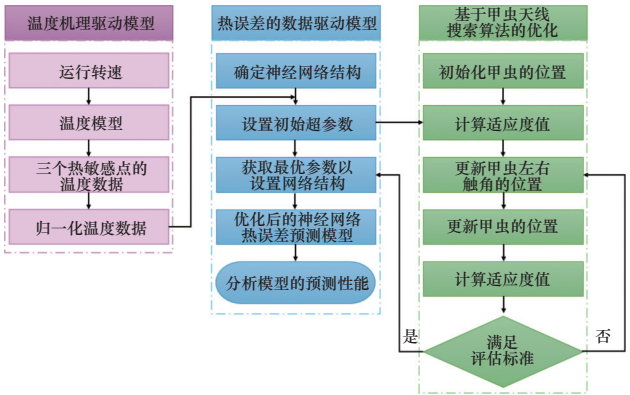


图 9 滚珠丝杠热误差预测的混合驱动建模过程流程图[49]

Fig. 9 Flow diagram of the hybrid drive modeling process for the prediction of thermal error of a ball screw[49]

可解释性与数据驱动模型的自适应能力，有效克服了传统单一方法的局限性，实现了对机床关键部件健康状态的高精度、强鲁棒性评估。

4 机床关键部件状态智能监测技术的应用案例与系统实现

随着工业 4.0 的快速发展，数控机床在机械加工中发挥着日益重要的作用。一方面，数控机床不断向精密化、智能化方向发展，对加工精度提出了更高要求。另一方面，加工过程中机床关键部件的磨损会导致精度下降，引起加工误差增大甚至导致关键部件失效发生安全事故。目前，数控机床的故障多发生在机床的关键部件上[50]，传统“先坏后修”与“定期维修”方式已难以适应现在制造的需求。智能识别与在线监测技术应运而生，可有效识别设备故障，预知设备状态，从而避免事故发生。因此，对机床关键部件健康状态进行智能监测显得尤为必要。本节在前述章节的基础上重点介绍面向主轴、刀具与滚珠丝杠的典型监控系统构建、多技术融合策略及其在提升加工精度和设备可靠性方面的实效。

4.1 主轴状态智能监测应用案例与系统实现

主轴作为数控机床的核心部件，其状态直接影响加工工件的表面质量和加工精度，主轴出现故障，将造成机床长时间停机，严重影响加工进程。常见主轴故障多由振动、热误差等因素引起，因此，对主轴振动和热误差进行监测并实施预测性维护，对保障主轴健康运行具有重要意义。

王一鹏等[51]构建了基于振动信号的主轴故障诊断系统。该系统通过振速均方根与频谱分析相结合，实现了对主轴状态的快速识别与异常信号的持续监测。在实际应用中，该系统能准确诊断主轴缺陷位置，为预测性维护提供了可靠依据，显著减少了非计划停机时间。范文超[52]开发了数控机床主轴振动监测系统。该系统通过在机床上安装无线振动传感器实现对振动信号的实时采集，并采用 Qt 与 Matlab 混合编程搭建了软件平台，应用结果表明，该系统实现了不同工况下主轴振动信号的时频分析与在线监测。

袁江等[53]设计并构建了一套主轴热误差无线监测系统。该系统利用温度传感标签和激光位移传感器分别采集温度与热位移信号，通过无线传输与上位机专用软件实现了对温度数据的热变形的统计分析。应用结果表明，该系统稳定可靠，实时处理能力强，具备良好的预测能力。袁勇等[54]开发了基于数字孪生驱动的电主轴健康状态监测系统，如图 10[54]所示。该系统融合了热边界修正模型与温度阈值模型，实现了电主轴热特性数字孪生与健康状态的实时监测与可视化，为电主轴的精准管理与维护提供了先进的平台支持。

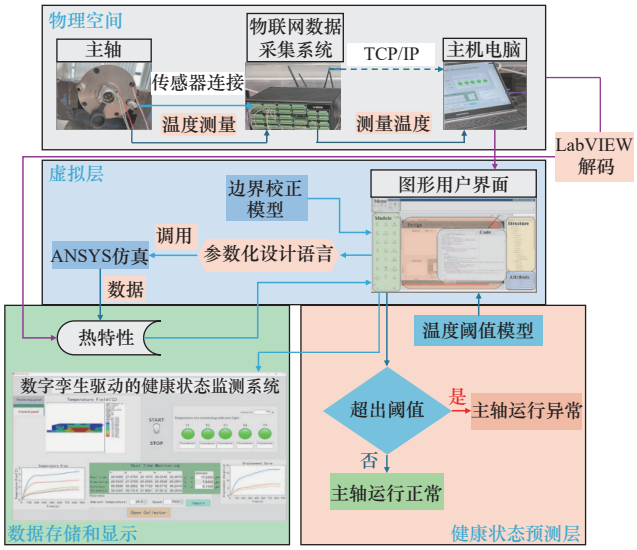


图 10 数字孪生驱动的健康状态监测系统[54]

Fig. 10 Digital twin-driven health monitoring system[54]

4.2 刀具状态智能监测应用案例与系统实现

刀具作为机床的关键部件，在加工过程中与工件和切屑发生强烈的摩擦，不可避免地会出现磨损、破损甚至刀具失效。若不及时更换故障刀具，将影响工件的加工精度，严重时导致工件报废和机床故障。因此，在加工过程中实现对刀具磨损、破损状态的实时监测，对保证加工质量稳定性、提高生产效率具有重要意义。

秦波[55]开发了基于镗刀磨损监测系统，如图 11[55]所示。该系统通过在机床上部署声音与加速度传感器捕捉加工信号，并开发了以深度学习模型为核心、结合 3P-KNN 与半监督学习的混合算法模型，结果表明，实现了对镗刀磨损状态的高可靠性监测。CHE Z Y 等[56]搭建了一套高精度刀具磨损智能预测系统。该系统基于其提出的改进非洲秃鹫优化算法（time-delayed and adaptive weighted African vultures optimization algorithm for XGBoost, XGBoost-TDLAVOA）集成模型，通过融合 Tent 混沌映射与透镜成像反向学习策略，实现了对模型超参数的自适应优化。预测结果展现出卓越的精度与稳定性，为刀具状态预测性维护提供了强有力的工具。

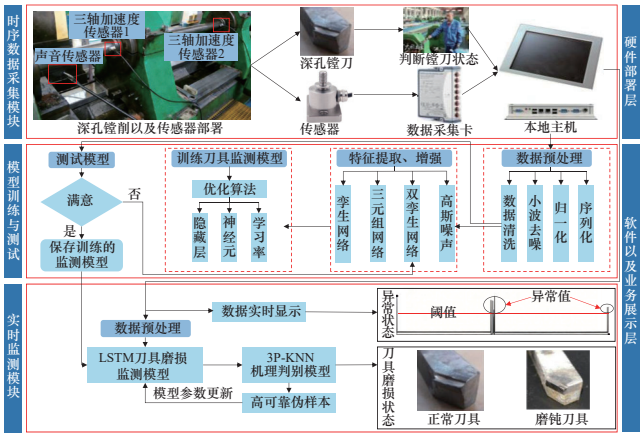


图 11 镗刀监测系统总体框架[55]

Fig. 11 The overall framework of the boring tool monitoring system[55]

潘天航等[23]开发了一种高效的刀具破损监测方法。该方法依据刀具破损机理，将多传感器信号转化为基于频域特征的单一综合参数，并通过融合特征数据进行统计处理，实现了对刀具工况的快速分析与破损状态的判定，具有高效和简单的优势。肖志欣等[57]设计了高精度的铣刀破损实时监测方案。该方案通过在主轴壳体和工件上布置加速度传感器组采集振动信号，并采用时域平均（time-domain averaging, TDA）与多尺度标准差分集熵（multiscale standard deviation difference set entropy, MSDDE）高效提取破损特征，最终结合支持向量机实现了对铣刀破损的快速准确识别。

4.3 滚珠丝杠状态智能监测应用案例与系统实现

滚珠丝杠作为将旋转运动高精度地转换为直线运动的关键部件，其故障会直接影响整机的可靠性与安全性。因此，通过对滚珠丝杠健康状态进行监测，可以及时获得其状态信息，从而制定合理的计划，确保产品加工质量，保证生产过程安全运作。

LEE W G 等[26]开发了滚珠丝杠故障诊断系统。该系统通过在螺母上安装加速度计采集振动信号，并利用小波变换进行时域分析，能够有效估计缺陷进展并定位缺陷位置，结果表明，具备良好的实用性。单鹏飞等[12]提出了一种基于卷积神经网络的滚珠丝杠状态监测方法。该方法通过新的数据分割算法获取均匀振动数据，并结合失效机制建立传感器选择准则，利用加权数据和 CNN 分类，应用表明，此方法有效提升了状态监测的准确性。

高祥生等[58]基于 PSO-LSTM 的新型热误差模型应用于滚珠丝杠热误差监测中。该应用通过 LSTM 网络构建数据驱动模型，并利用粒子群优化算法（particle swarm optimization, PSO）优化超参数，实现了对滚珠丝杠热误差的精准预测。满兵[59]构建了完整的滚珠丝杠热误差监测系统，如图 12[59]所示。该系统利用红外热像仪和位移传感器采集温升与热变形数据，并利用粒子群算法优化灰色神经网络（particle swarm optimization-grey neural network, PSO-GNN）进行预测。结果表明，热误差预测精度显著提升，该系统实现了对滚珠丝杠热特性的全面监测。

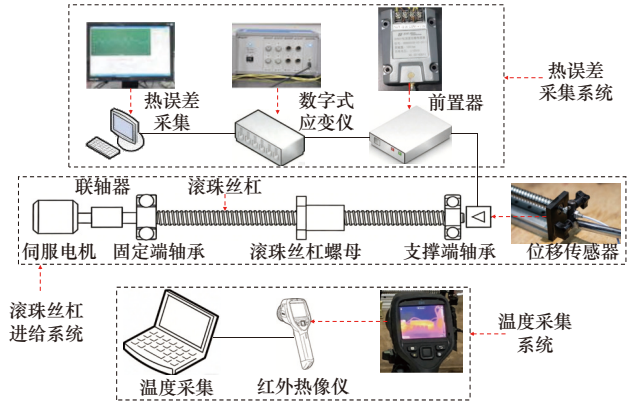


图 12 滚珠丝杠热误差监测系统原理图[59]

Fig. 12 Schematic diagram of a ball screw thermal error monitoring system[59]

5 结语

本文系统梳理了机床主轴、刀具和滚珠丝杠关键部件的状态智能监测技术，从多源信息感知、特征提取到状态智能识别，构建了完整的智能监测体系。随着智能制造与工业互联网的深度融合，机床关键部件的状态监测技术正朝着多源数据融合、智能决策与预测性维护方向发展。然而，面对复杂工况与高精度加工需求，仍需在以下方面深化研究：

（1）复杂工况下的自适应监测能力。当前多数监测模型在实验室或稳定工况下表现良好，但在实际工业环境中，机床长期运行后，关键部件磨损、材料老化等会改变其动态特性，导致监测模型失效。未来需结合数字孪生、机器学习等新技术，构建高保真虚拟模型，通过实时数据驱动模型更新与校正，实现监测系统的动态自适应。引入在线学习与增量学习机制，使模型能够根据新采集的实时传感数据持续优化，适应设备老化与工况漂移，实现监测精度的长期稳定性。

（2）多源异构数据的协同优化能力。单一传感器或简单融合策略，难以充分挖掘振动、温度、声发射等多源数据的互补价值，尤其在故障早期预

警中存在灵敏度不足、误报率高等问题。未来应探索边缘计算与深度学习技术，构建基于边缘-云协同的多模态数据融合框架，实现数据在采集端的初步处理与特征提取，降低传输延迟与带宽压力。建立故障特征与多传感器响应之间的物理映射关系，提升融合模型的可解释性和可靠性。

（3）机理与数据联合驱动的协同监测算法。纯数据驱动的监测模型对样本准确性要求较高，同时数据可解释性较差。而纯机理驱动的监测模型则难以覆盖复杂多变机床加工环境。未来，机理-数据混合的监测算法具有较高研究价值，开发混合建模架构，将物理方程、约束条件嵌入神经网络结构，增强模型泛化能力与物理一致性，即通过理论模型约束增强数据模型的泛化能力，提升模型对复杂多变工况的自适应能力。

参 考 文 献

[1]《国家智能制造标准体系建设指南(2024 版)》发布[J]. 信息技术与标准化, 2025(5): 5.

[2]制造业可靠性提升实施意见[EB/OL]. (2023-06-02)[2025-08-18]. https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/202307/content_6889718.htm.

[3]陈国俊. 基于深度学习与大数据的滚动轴承剩余寿命预测研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2022.

[4]聂鹏, 马尧, 张锴锋, 等. 刀具磨损监测技术研究现状与进展[J]. 工具技术, 2021, 55(6): 3-12.

[5]LEE W J, WU H, YUN H, et al. Predictive maintenance of machine tool systems using artificial intelligence techniques applied to machine condition data[J]. Procedia CIRP, 2019, 80: 506-511.

[6]DAI Y, LIU X, PANG J, et al. Vibration trend forecasting of motorized spindle on the basis of signal processing and deep learning[J]. Nonlinear dynamics, 2025, 113(14): 17477-17490.

[7]戴野, 战士强, 王建辉, 等. 基于键合图的变压预紧力电主轴热误差建模研究[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(5): 42-48.

[8]朱玉桃, 郑煜, 赵俊豪, 等. 基于热图像的机床主轴热误差预测[J]. 制造技术与机床, 2025(8): 172-178.

[9]谢达, 鲁钟文, 孙丽, 等. 基于可听声信号熵特征的刀具磨损状态监测[J]. 制造技术与机床, 2025(4): 35-40.

[10]CHE Z, PENG C, LIAO T W, et al. Improving milling tool wear prediction through a hybrid NCA-SMA-GRU deep learning model[J]. Expert systems with applications, 2024, 255: 124556 .

[11]张曦, 赵飞, AHMED A, 等. 基于声发射 RMS 峰值的铣刀破损检测技术[J]. 计量与测试技术, 2022, 49(1): 5-8, 12.

[12]SHAN P F, LV H, YU L M, et al. A multisensor data fusion method for ball screw fault diagnosis based on convolutional neural network with selected channels[J]. IEEE sensors journal, 2020, 20(14): 7896-7905.

[13]GAO X S, ZHANG K, ZHANG Z T, et al. XGBoost-based thermal error prediction and compensation of ball screws[J]. Proceedings of the institution of mechanical engineers, part B: journal of engineering manufacture, 2024, 238(1/2): 151-163.

[14]ZHANG X L, ZHOU Y, LIU L, et al. Machine tool spindle vibration monitoring system based on bluetooth wireless network and LabVIEW[J]. Ferroelectrics, 2023, 609(1): 137-147.

[15]NI D J , JING M Q, FAN H W , et al. Study on monitoring and warning system for high-speed motorized spindle based on vibration signals[C]//2013 Fifth International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation. Hong Kong: IEEE, 2013: 1076-1079.

[16]YAN R Q, GAO R X, ZHANG L. In-process modal parameter identification for spindle health monitoring[J]. Mechatronics, 2015, 31: 42-49.

[17]LI X H, LI H F, ZHANG Y F, et al. Investigation of non-uniform preload on the static and rotational performances for spindle bearing system[J]. International journal of machine tools and manufacture, 2016, 106: 11-21.

[18]陈勇, 丁文政, 卞荣. 数控机床主轴的多传感器迁移学习故障诊断[J]. 机械设计与制造, 2021(10): 259-262.

[19]PENG J, YIN M, CAO L, et al. Study on the spindle axial thermal error of a five-axis machining center considering the thermal bending effect[J]. Precision engineering, 2022, 75: 210-226.

[20]DAI Y, TAO X S, XUAN L Y, et al. Thermal error prediction model of a motorized spindle considering variable preload[J]. The international journal of advanced manufacturing technology, 2022, 121(7): 4745-4756.

[21]WANG L Q, LI X, SHI B, et al. Analysis and selection of eigenvalues of vibration signals in cutting tool milling[J]. Advances in mechanical engineering, 2022, 14(1): 1-10.

[22]GOMES M C, BRITO L C, DA SILVA M B, et al. Tool wear monitoring in micromilling using support vector machine with vibration and sound sensors[J]. Precision engineering, 2021, 67: 137-151.

[23]PAN T H, ZHANG J, YANG L, et al. Tool breakage monitoring based on the feature fusion of spindle acceleration signal[J]. The international journal of advanced manufacturing technology, 2021, 117(9): 2973-2986.

[24]LIU Q, LI D K, MA J, et al. A multi-input parallel convolutional attention network for tool wear monitoring[J]. International journal of computer integrated manufacturing, 2025, 38(1): 23-39.

[25]SUN X N, YANG Z F, XIA M J, et al. Tool condition monitoring model based on DAE-SVR[J]. Machines, 2025, 13(2): 115.

[26]LEE W G, LEE J W, HONG M S, et al. Failure diagnosis system for a ball-screw by using vibration signals[J]. Shock and vibration, 2015, 2015(1): 435870.

[27]PICHLER K, KLINGLMAYR J, PICHLER-SCHEDER M. Detecting wear in a ball screw using a data-driven approach[C]//2018 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics(SMC). Miyazaki: IEEE, 2018: 3123-3128.

[28]吴远昊, 高宏力, 郭亮, 等. 基于小波包分析的滚珠丝杠状态监测[J]. 机械设计与制造, 2018(10): 138-141.

[29]唐旭, 谭继文, 徐卫晓, 等. 基于卷积神经网络的数控机床滚珠丝杠副故障诊断研究[J]. 煤矿机械, 2019, 40(1): 141-143.

[30]TANAKA S, KIZAKI T, TOMITA K, et al. Robust thermal error estimation for machine tools based on in-process multi-point temperature measurement of a single axis actuated by a ball screw feed drive system[J]. Journal of manufacturing processes, 2023, 85: 262-271.

[31]袁江, 陶涛, 邱自学, 等. 基于传感标签技术的滚珠丝杠热误差监测与实验[J]. 仪表技术与传感器, 2019(11): 61-64.

[32]冯龙云. 基于 B/S 架构的机床主轴远程监测系统开发[J]. 农业装备与车辆工程, 2022, 60(7): 122-125, 129.

[33]LI G C, XU S X, JIANG R, et al. Physics-informed inhomogeneous wear

identification of end mills by online monitoring data[J]. Journal of manufacturing processes, 2024, 132: 759-771.
[34]WU Z, MA C, ZHANG L, et al. Predicting and compensating for small-sample thermal information data in precision machine tools: a spatial-temporal interactive integration network and digital twin system approach[J]. Applied soft computing, 2024, 161: 111760.
[35]李芳, 孙鹏飞, 张连新. 基于故障特征频率的精密机械主轴复合故障定位方法[J]. 机床与液压, 2020, 48(22): 182-185, 191.
[36]BAO S, CHAO B, ZHANG C, et al. Real-time tool wear monitoring and multi-step forward prediction based on multi-information fusion[J]. Measurement science and technology, 2025, 36(2): 025104.
[37]LEI J X, JIANG Z N, GAO Z L, et al. A state estimation method based on CNN-LSTM for ball screw[J]. Measurement and control, 2024, 57(10): 1417-1434.
[38]陈庚, 丁强强, 苏哲, 等. 数控车床主轴热误差完全自适应经验模态分解与小波阈值变换分离方法[J]. 航空制造技术, 2025, 68(6): 104-114.
[39]乔培平. 基于小波分析刀具破损检测[J]. 现代机械, 2013(3): 44-46.
[40]WU Q, NIU J, WANG X L. Fault feature extraction method of ball screw based on singular value decomposition, CEEMDAN and 1.5 DTES[C]//Actuators. Lanzhou: MDPI, 2023, 12(11): 416.
[41]XU J, ZHENG X H, ZHANG J J, et al. Vibration characteristics of unbalance response for motorized spindle system[J]. Procedia engineering, 2017, 174: 331-340.
[42]DU Y J, YUE C X, LI X C, et al. Research on breakage characteristics in side milling of titanium alloy with cemented carbide end mill[J]. The international journal of advanced manufacturing technology, 2021, 117(11): 3661-3679.
[43]XIE J L, FENG H T, ZHOU C G. Dynamic vibration modeling of the ball screw feed system considering travel deviation[J]. Precision engineering, 2024, 88: 549-571.
[44]LI Z Y, LI G L, XU K, et al. Data-driven thermal error prediction of spindle with mechanism-reinforced temperature information[J]. Advanced engineering informatics, 2025, 64: 103005.
[45]CHE Z Y, PENG C, WANG J K, et al. KAN-Based tool wear modeling with adaptive complexity and symbolic interpretability in CNC turning processes[J]. Applied sciences, 2025, 15(14): 8035.
[46]LI Z J, TAN Z, CHEN Y, et al. Thermal error prediction of ball screw feed system based on inverse heat transfer analysis[J]. The international journal of advanced manufacturing technology, 2022, 122(5): 2607-2624.
[47]YANG Y, LV J, XIAO Y K, et al. Enhanced modeling method of thermal behaviors in machine tool motorized spindles based on the mixture of thermal mechanism and machine learning[J]. Journal of intelligent manufacturing, 2025, 36(1): 221-242.
[48]QIN Y Y, LIU X L, YUE C X, et al. A tool wear monitoring method based on data-driven and physical output[J]. Robotics and computer-integrated manufacturing, 2025, 91: 102820.
[49]WANG M, LU W L, ZHANG K, et al. Thermal error prediction of ball screws in full-time series using working condition data based on a mechanism and data hybrid-driven model[J]. The international journal of advanced manufacturing technology, 2024, 133(3): 1443-1462.
[50]何邵灿, 高宏力, 许明恒. 基于隐马尔科夫模型的机床部件故障预警技术[J]. 机械设计与制造, 2012(8): 159-161.
[51]王一鹏, 李连玉, 李勇. 机械主轴轴承振动监测与故障诊断研究[J]. 航空制造技术, 2020, 63(21): 98-101.
[52]范文超. 基于 Qt 和 Matlab 的数控机床主轴振动监测系统设计[J]. 北京信息科技大学学报(自然科学版), 2020, 35(1): 78-81, 88.
[53]袁江, 吕晶, 邱自学, 等. 基于温度传感标签的主轴热误差无线监测方法及试验[J]. 机械工程学报, 2015, 51(14): 15-22.
[54]YUAN Y, FAN K G. Digital twin-driven life health monitoring for motorized spindle[J]. Journal of manufacturing processes, 2024, 113: 373-387.
[55]秦波. 基于深度学习的刀具磨损监测方法及关键技术[D]. 大连: 大连理工大学, 2024.
[56]CHE Z Y, PENG C, WANG C, et al. A novel integrated TDLAVOA-XGBoost model for tool wear prediction in lathe and milling operations[J]. Results in engineering, 2025, 27: 105984.
[57]XIAO Z X, MA H F, LU Y Z, et al. Real-tme milling tool breakage monitoring based on multiscale standard deviation diversity entropy[J]. International journal of mechanical sciences, 2023, 240: 107929.
[58]GAO X S, GUO Y, HANSON D A, et al. Thermal error prediction of ball screws based on PSO-LSTM[J]. The international journal of advanced manufacturing technology, 2021, 116(5): 1721-1735.
[59]满兵. 滚珠丝杠进给系统热特性分析及其热误差建模研究[D]. 徐州: 江苏师范大学, 2022.

第一作者: 李松, 男, 2001 年生, 硕士研究生, 研究方向为数控机床关键部件状态智能监测。E-mail: 2366630937@qq.com

通信作者: 孟博洋, 男, 1991 年生, 博士, 讲师, 研究方向为智能加工及刀具智能监测技术研究和应用。E-mail: bymeng@hrbust.edu.cn

(编辑 高 扬)
(收修改稿日期: 2025-09-10)