



ARTICLE

人工智能技术在数控机床主轴系统的研究进展

王若轩^{1,*}¹北京工商大学, 计算机与人工智能学院, 北京 100048

学术编辑: 马慧璠; 收稿日期: 2024-01-03; 录用日期: 2024-04-01; 发布日期: 2024-04-06

*通讯作者: 王若轩, jifeimao@foxmail.com

文章引用

王若轩. 人工智能技术在数控机床主轴系统的研究进展. 智能机器人, 2024, 1(1): 11–25.

Citation

Wang, R. (2024). Research progress of artificial intelligence technology in the spindle system of CNC machine tools. Journal of Intelligent Robots, 1(1), 11–25.

© 2024 The Author(s). This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 License.

摘要

机床作为现代工业的制造主体, 是关乎国家发展的工业基石, 而主轴系统作为机床中最重要的部件, 影响其精度的相关技术问题也尤为重要。文中主要从基于智能化模型的主轴系统热误差预测、补偿和故障诊断两方面展开讨论, 分别讨论了各种智能化算法模型的技术路线与国内外研究进展, 并对这些算法模型进行了对比分析, 分别讨论了其泛化性、鲁棒性与应用效果。

关键词: 人工智能技术; 主轴系统; 热误差; 故障诊断

Research progress of artificial intelligence technology in the spindle system of CNC machine tools

Ruoxuan Wang^{1,*}¹School of Computer and Artificial Intelligence, Beijing Technology and Business University, Beijing 100048, China

Academic Editor: Huijun Ma; Submitted: 2024-01-03; Accepted: 2024-04-01; Published: 2024-04-06

*Correspondence Author: Ruoxuan Wang, jifeimao@foxmail.com

Abstract

Machine tools, as the manufacturing backbone of modern industry, are crucial to the development of a na-

tion. The spindle system, as the most important component of a machine tool, significantly influences its precision. This paper mainly discusses the thermal error prediction, compensation, and fault diagnosis of spindle systems based on intelligent models. It discusses the technical routes and research progress of various intelligent algorithm models both domestically and internationally, and conducts a comparative analysis of these algorithm models, discussing their generalization, robustness, and application effects.

Keywords: Artificial intelligence technology, spindle system, thermal Error, fault diagnosis

1 序言

机床对现代工业至关重要。主轴系统作为机床结构中最重要的一部分，它涉及切削工具或工件的旋转操作，以完成切削工作并将所需的动力传递给切削金属 [1, 50]。在精密加工和精加工的情况下，主轴运动误差不仅会影响工件加工的准确性，还会降低加工表面的质量 [2]。如何保证机床主轴系统精准运行，是当今机床加工领域的重要研究方向 [3]。结合快速发展的人工智能技术，实现对于主轴系统的热误差补偿和故障诊断 [55]，以减少主轴系统的加工误差，是提高机床加工的精度的重要研究方向。

本文从数控机床主轴系统的概念出发，分析其影响加工精度的主要问题所在，通过对国内外文献的总结分析，总结通过人工智能技术解决主轴系统热误差问题与故障诊断问题的各种方法，分析其优缺点。

2 主轴系统的概念

主轴系统由主轴伺服电源、主轴电机、主轴传动系统以及主轴组件组成。主轴的启动、停止和变速等均由数控系统控制，是切削加工的功率输出部件，也是加工中心的关键部件。[4] 与常规机床主轴系统相比，加工中心主轴系统要具有更高的转速、更大的调速范围并能无级变速。

智能主轴是具有感知、决策和执行三大功能的主轴系统 [5]。传统主轴系统在加工过程中只能根据操作员的指令行动，而智能主轴则有着自主性和自学习性 [6]。可以直接根据工件当前的状态决定加工参数，从而优化加工工艺，有效提高加工精度，保证生产加工的流畅进行 [7]。同时，智能主轴还需要发挥其自学习的特性，将过去的生产工况与加工数据结合起来，生成独立的参数规划模型 [51-54]，在遇到新工况时能够通过学习到的特性给出调控策略，从而实现不断的进步。

随着工业 4.0 时代的到来 [56-60]，对于工业领域的自动化和智能化要求越来越高，对智能化机床的需求也越来越迫切，主轴系统的智能化正是未来机床主轴的发展方向 [8]。现代科技的发展为主轴系统的智能化提供了强有力的技术支持，例如高精度、高灵敏度、结构精巧的传感器，快速发展的人工智能算法等，使得智能化主轴系统成为可能。

在数控加工中，主轴系统是影响加工精度的重要因素之一，而导致主轴系统出现误差的问题有很多，例如主轴零部件的磨损、加工热误差、系统部件故障、系统过载、润滑不良等。而导致这些问题出现的原因有很多，有些同工人的定期检查维护可以避免，但有些工作例如工件加工热误差、系统部件实时故障诊断等问题人工无法完成，这就会导致机床由于热误差精度下降、导致由于未发现的小故障引起的生产事故。因此由人工智能系统解决主轴系统问题成为了必然的选择，也是当今工业 4.0 时代主轴系统的发趋势。

3 主轴系统的热误差预测和补偿

高速数控机床主轴系统加工误差的主要来源是热误差 [9]。在精密加工过程中，热误差约占制造总误差的 40%~70% [10]，并且加工精度越高，热误差占比就越大 [11]。而正确获取并自动处理来自主轴系统上温度相关点的

信息，至关重要 [12]。对这些信息的智能化处理对于优化性能和减少机械加工、制造和精密设备等各种应用中的热误差非常重要。

3.1 机器学习方法在主轴系统的热误差预测和补偿中的应用

通过对大量主轴系统的热误差预测和补偿历史数据的学习，机器学习模型能够准确捕捉主轴系统在不同工况下的热误差变化趋势，实现高精度的预测 [61]。同时，由于机器学习模型 [62–65] 的实时性，它能够在加工过程中即时检测到主轴系统的热误差变化，并动态调整参数进行补偿，确保加工精度和稳定性。此外，机器学习模型还具有一定的自适应性，能够根据不同的工作条件和环境变化灵活调整预测和补偿策略，保持系统的稳定性和性能。通过持续收集和分析数据，机器学习模型还能不断优化预测和补偿的效果，实现数据驱动优化。

Zhaolong L 等使用北方苍鹰优化 (NGO) 算法优化内核极限学习机 (KELM) 来解决热误差问题。预测准确性优于传统的 KELM 和 BA-KELM 模型，其运算流程如图 1 所示，其判定系数 R^2 分别比它们高 0.132 和 0.026，分别超过它们精度分别提升了 10.4% 和 5.2%，实现了 95.7% 的模型预测精度 [13]。另外，数据机理驱动的建模方法 [14] 解决了 TSPs 选择问题、双重变动性影响下建模精度下降和模型稳健性不足等难题。模型结构简单且具有良好的解释性，清晰展现了温度因素对热精度的影响及其权重，实现了机床主轴热误差在 $\pm 2\mu\text{m}$ 范围内波动，有效解决了机床精度稳定性不高的问题。郭世杰等提出了一种基于改进鸡群优化 (MCSO) 算法和支持向量机 (SVM) 的热误差预测模型，通过谱聚类和 Spearman 关联分析，成功识别出主轴关键敏感温度测点，降低了温度数据分布与数量的依赖性，削弱了温度变量间的多重共线性。引入了 Levy 飞行策略至母鸡个体局部搜索过程，构建了非线性动态自适应惯性权重更新雏鸡策略，实现了 MCSO-SVM 进行核函数、罚因子以及偏差量的全局优化 [15]。

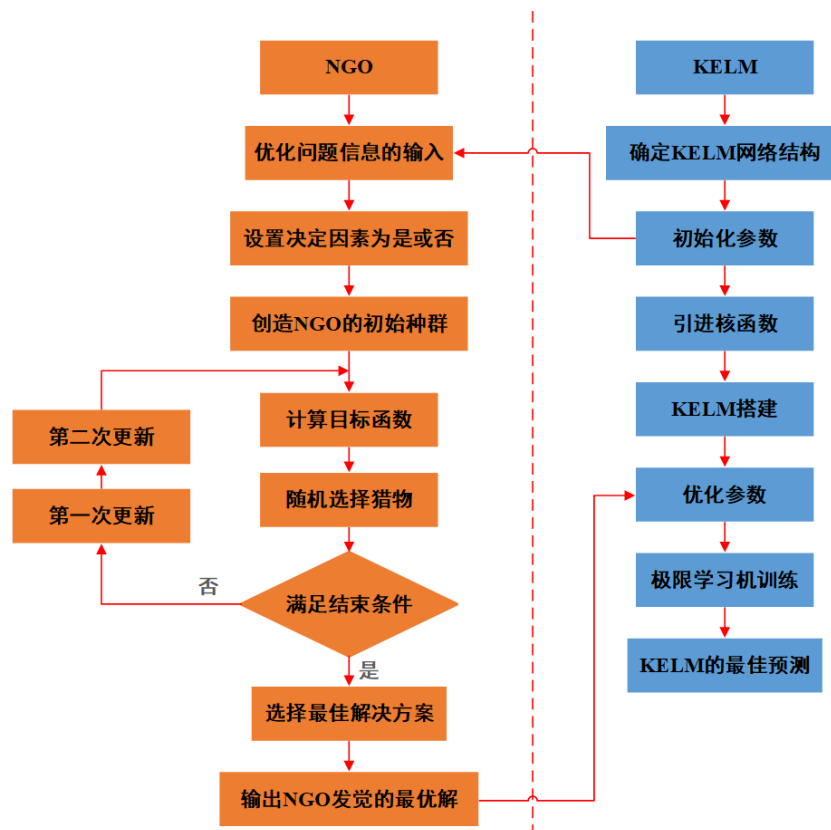


图 1. NGO-KELM 模型流程图

Ouerhani N 等提出了一种数据驱动的方法来建模和预测热误差，以便相应地校正主轴参考位置。使用收集的

数据子集训练四种主要的机器学习算法，并使用其余数据子集进行测试。定量和对比分析表明，4种算法中有3种算法的预测平均绝对误差（MAE）低于 $1\ \mu\text{m}$ ，相关系数高于 90% [16]。李国龙等采用天鹰优化算法（AO）和卷积神经网络（CNN）结合的 AO-CNN 模型。通过研究磨齿加工过程特点和主轴系统热变形规律，确定了 X 方向热误差是主要因素。利用模糊 C 均值聚类（FCM）和相关系数法筛选出关键温度点，并通过 AO 算法优化 CNN 结构的卷积核，建立了 AO-CNN 的数控机床主轴 X 方向热误差预测模型。在不同转速下验证模型性能，结果显示采用 AO-CNN 进行热误差建模，在预测精度上比单独使用 CNN 模型提高了 15%。该方法为提高数控机床加工精度、降低热误差提供了可靠的解决方案 [17]。

温度场机构模型可以利用已知模型的建模特性，对普适性的热误差变化的规律进行描述，与热误差机器学习模型相结合，可以实现混合热建模方法 [18]。郑悦等结合传热理论和热变形机理提出了基于 EasyTL 的领域自适应跨域特征融合方法，利用特征学习进行域内对齐，采用余弦距离作为距离度量方法，并结合 kNN 和 CNN 作为代表算法进行比较实验。EasyTL 技术在不同工况之间的迁移效果更好，特别是在工况差异大时表现优越，平均误差降低了 46.28% [19]。涂怡蓉等采用同一类型、不同使用年限的机床主轴温度值和热变形值作为评价指标，通过建立粒子群优化加权朴素贝叶斯机床主轴热评价模型，实现了对机床主轴热特性的评价。与传统 BP 神经网络相比，PSO - WNB 模型精度更高，收敛速度更快，能够为机床整机热评价提供更准确的预测结果 [20]。张恩忠等通过分析定位误差与温度之间的变化规律，采用最小二乘支持向量机（LS-SVM）建立了 Y 轴的热误差模型，进行了参数寻优工作。根据 LS-SVM 模型，在移动轴热平衡状态下计算得出的定位误差预测值与实际测量值的对比曲线显示，LS-SVM 热误差模型表现出较好的性能，拟合偏差带宽较窄，均方差较小 [21]。

3.2 深度学习方法在主轴系统的热误差预测和补偿中的应用

深度学习模型能够自动学习并理解复杂的主轴系统热误差预测和补偿数据，从而实现高精度的热误差预测。由于深度学习模型的多层结构和参数优化能力，其在实时性上表现出色，能够即时地对主轴系统的热误差进行检测和补偿，确保加工过程中的稳定性和精度。此外，深度学习模型还具有较强的泛化能力，可以适应不同工况和环境的变化，实现自适应的热误差补偿策略。通过大规模数据的训练和持续优化，深度学习模型能够不断提升预测和补偿的效果，实现高效的数据驱动优化。

Zhao Z 等引入了多维时空图卷积注意机制（MSTGCN-A）模型来对线性轴上多个位置的全程热误差进行建模。对热定位误差、热直线度误差和热转角误差的预测能力分别达到 96.94%、93.97% 和 94.95%。使用 GRU-CNN、MTCN-A 和 BiLSTM-CNN 作为对比模型预测能力均低于 MSTGCN-A 模型 [22]。Sun J 等本文提出了一种基于时空轴向注意力双向长短期记忆（axial attention BiLSTM）网络的迁移预测方法，来整合前一个和后一个时间步长的时序信息，并自动访问每个时间步长的热误差的重要性，以增强热误差预测的时间序列记忆，在所有操作条件下都表现出更好、更稳定的预测性能 [23]。Gao Y 提出了一种 pelican 优化算法（POA）-优化卷积神经网络（CNN）-长短期记忆（LSTM）混合神经网络模型（POA-CNN-LSTMNN），其运算流程如图 2 所示。与 CSOA-CNNLSTMNN、CNN-LSTMNN 和 LSTMNN 模型相比，POA-CNN-LSTMNN 模型取得了显著的改进，模型的 RMSE 和 MAE 分别降低了 40.7% 和 41.3%，R2 平均高 23%，MSE 平均降低 60.7% [24]。

3.3 进化计算方法在主轴系统的热误差预测和补偿中的应用

进化计算模型可以通过模拟生物进化的过程，搜索复杂的参数空间，找到最优的热误差预测和补偿策略。由于进化计算模型的并行性和自适应性，它能够在不同的工况下动态地调整预测和补偿方案，适应主轴系统热误差变化的不确定性。此外，进化计算模型还具有较强的鲁棒性和全局搜索能力，能够避免局部最优解，找到全局最优的预测和补偿方案。通过不断地迭代和优化，进化计算模型能够实现高效的参数优化，提升主轴系统的加工精度和稳定性，满足现代制造业对高质量、高效率加工的需求。

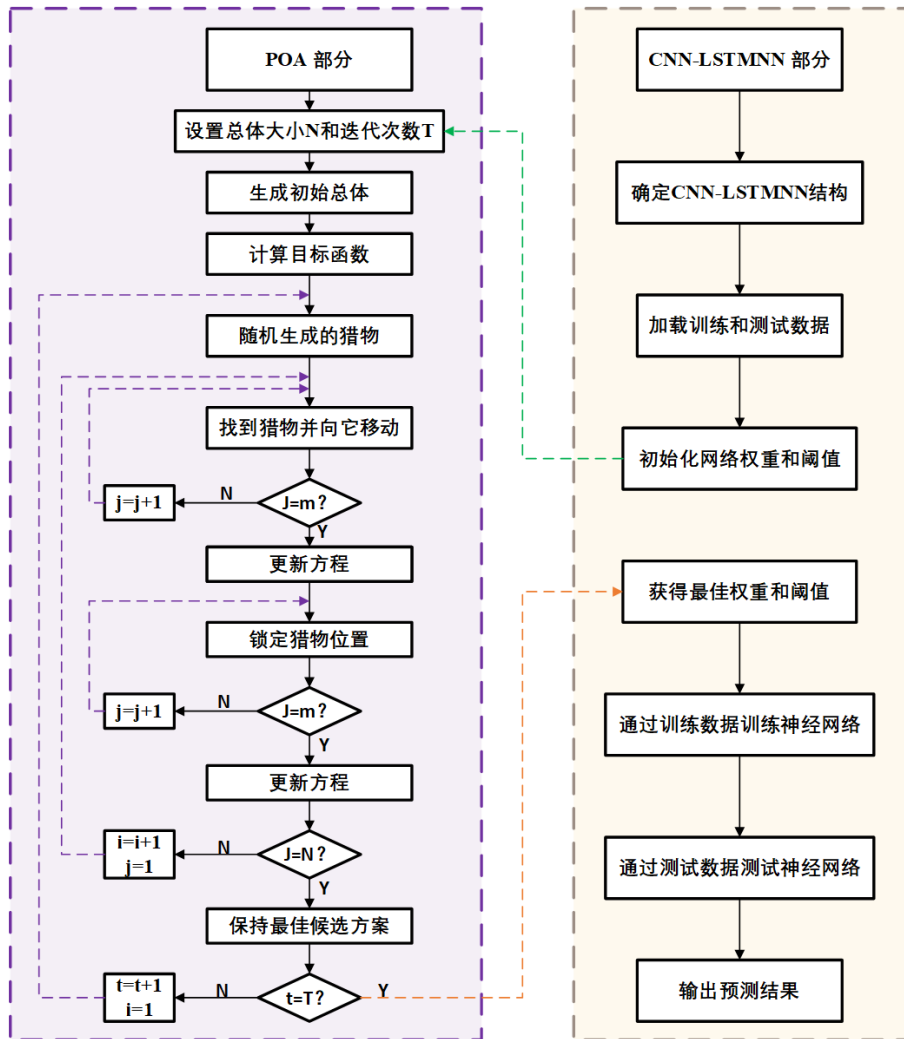


图 2. POA-CNN-LSTMNN 模型流程图

曹利等利用思维进化算法优化 BP 神经网络建立 MEA-BP 热误差模型，用于预测主轴热变形趋势。相较于传统的 BP 神经网络模型和 GA-BP 热误差模型，MEA-BP 模型的平均预测精度提高了 63.16% 和 54.34%，在不同工况下具有较强的鲁棒性和泛化能力 [25]。刘洪江等通过在精密数控机床主轴单元上进行实测与温度采集，利用 CSO 算法优化 SVM 模型参数，成功构建了高效的热误差预测模型。实验结果表明，在主轴转速为 3,000 r/min 时，CSO-SVM 模型的平均预测精度达到 97.32%，比传统方法提高了 6.53% 至 4.68%。在其他转速情况下，该模型也展现出了良好的预测能力和鲁棒性，分别达到 92.53% 和 91.82% 的平均预测精度 [26]。

石颜龙等提出了一种基于混合蛙跳算法优化支持向量机 (SFLA-SVM) 方法，通过谱系聚类法和相对熵方法，实现了关键敏感测点的优化选择，避免了数据需符合严格正态分布特征的限制，为进给轴热误差模型提供了有效的优化方案。SFLA-SVM 方法相较于传统的 GA-SVM 和 GA-BP 方法，在预测精度上分别减少了 58.53% 和 66.0% 的均方根误差，展现出更好的预测性能 [27]。吴金文等通过将粒子群算法与模拟退火算法耦合，成功将混合算法应用于优化 BP 神经网络，其运算流程如图 3 所示，进而实现了对机床主轴热误差的预测。实验结果表明，优化后的 BP 神经网络能够将热误差预测精度控制在 $3\mu\text{m}$ 以内，显著提高了加工精度 [28]。

通过人工智能算法建立的热误差补偿模型，为主轴系统的精度提升提供了重要支持。算法模型根据传感器的实时数据和过往经验数据，能够准确地预测数控机床在工作过程中由于热变形引起的误差，并实时进行补偿调整。随着模型的不断优化和训练，数控机床在各种温度条件下的加工精度得到明显提高，大幅减少了因热变形而产

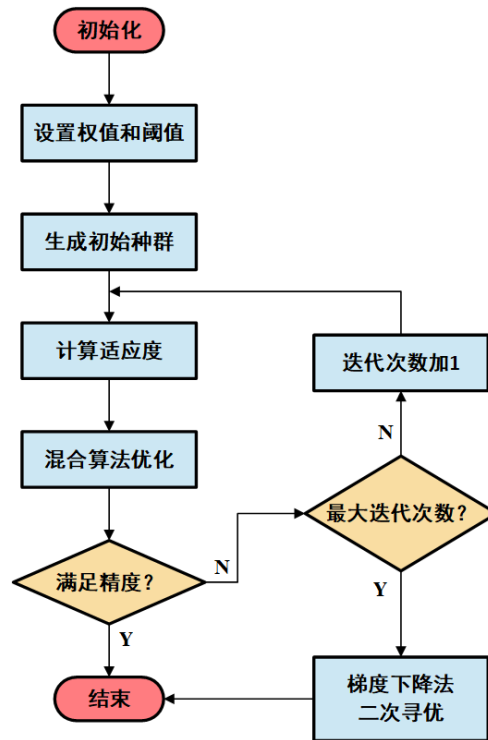


图 3. BP 神经网络优化流程图

生的加工误差，提升了加工零件的质量和精度。使得数控机床在面对复杂加工任务时能够更加稳定、高效地运行，为制造业的发展带来了重要的技术进步和生产效益提升。

4 主轴系统的故障诊断

随着现代工业的智能化 [66]，对于加工精度的要求也越来越高，机床的机械结构也越来越复杂，部件也越来越多，尤其是作为机床核心部件的主轴系统，其不断升级改进的复杂机械结构和控制系统，使其出现故障的概率居高不下。而主轴系统故障的多种多样，也导致出现故障的因素具有很强的不确定性 [29]。甚至因为同一故障的引发因素不同，存在多种因素共同作用的情况，导致其故障检测难度大大提升 [30]。因此，如何分析机床主轴系统故障出现的诱发因素，准确判断并查找故障出现的位置，采用合理排除方法使数控机床能够继续恢复正常工作，是解决主轴系统故障诊断的首要任务 [31]。

4.1 机器学习方法在主轴系统的故障诊断中的应用

通过机器学习算法对大量主轴系统历史故障数据进行训练，模型能够学习主轴系统在不同故障状态下的特征模式，实现准确的故障识别和分类。机器学习模型较强泛化能力，可以适应不同型号和工况的主轴系统，实现跨设备的故障诊断。此外，机器学习模型还能够实现实时监测和预警，及时发现主轴系统的潜在故障风险，提高设备的可靠性和稳定性。通过持续地数据收集和模型优化，机器学习模型能够不断提升故障诊断的准确性和效率，为制造业提供可靠的设备健康管理方案，减少停机时间和维修成本。

经典的机器学习方法，例如支持向量机 (SVM) [32]、遗传算法、BP 神经网络、决策树等是主轴系统故障诊断的常用方法。魏许杰等采用混沌遗传算法 (CGA) 优化的支持向量机回归模型 (SVR) 进行电主轴故障诊断，通过主成分分析 (PCA) 对振动信号特征向量进行降维，并将降维后的特征输入经过参数优化的 SVR 模型中进行训练和测试。训练和测试准确率分别达到 99.272% 和 95.249%，能够准确诊断电主轴磨损故障 [33]。曾夏等采用关联规则挖掘 FP-Growth 算法实现数控机床故障模式和原因之间的关联规则挖掘。通过对故障诊断

过程的分析, 构建了基于关联规则的故障诊断模型, 同时通过对历史故障模式及相应原因进行数据挖掘, 得到了故障模式之间和故障模式与原因之间的关联规则。能够及时有效地发现异常故障的原因, 并给出合理的解决办法, 使机床高效运行, 提高生产率和产品质量 [34]。李振雨等提出了一种基于 BP 神经网络和误差标定拟合的预测方法。通过三维张量空间分布函数分析预测值与理论值的拟合情况, 在迭代次数 epoch=2、训练误差为 Validation=0.0052442 时, 训练后的拟合曲线效果良好, BP 训练达到最佳状态, 预测结果能够准确反映和预测机床运转状态 [35]。Xue R 等提出了一种数控机床数字双驱动故障诊断方法。利用决策树算法分类回归树 (CART) 训练模型选择器, 以实际传感器数据为输入, 从库中选择最优模型, 并利用该模型实现数控机床主轴的故障诊断。对主轴在工作过程中的刚度退化进行了有效的诊断 [36]。

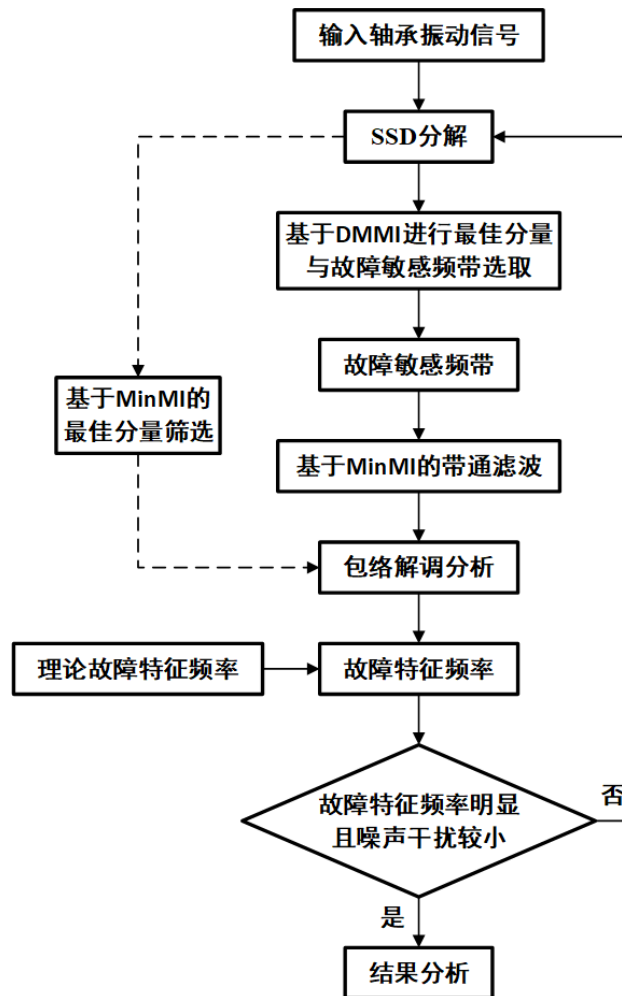


图 4. VMD-MWPE-PSO-SVM 模型流程图

由于主轴系统的故障诊断采集信号非常复杂, 是含有有色噪声、野点等复杂时序信号。经典的机器学习方法对信息的提取能力有限, 导致在复杂情况下的诊断结果还无法满足实际系统的需求。因此, 对数据进行有效的预处理可以提升诊断的性能。Zhang Y 等提出了一种改进的基于密度的带噪声应用空间聚类 (IDBSCAN) 分析方法, 该方法基于峰度和样本熵 (SE) 来识别操作状态, 以提供对主轴操作状态的准确监测。在轻度、中度和过载情况下, 主轴轴承状态识别准确率分别为 98.4%、98.4% 和 96.7% [37]。刘斌等提出了一种利用机床主轴电机定子电流信号进行非接触式故障诊断的方法。通过分析得到故障信号的维格纳分布轮廓图, 并利用人工神经网络 [67, 68] 进行故障样本的模式识别, 有效检测了机床主轴轴承外圈缺陷。在不同负载条件下, 该方法具有准确率高、计算量小以及检测成本低等优点, 具有一定的工程实用及推广价值 [38]。王振亚等提出了一种基于奇异谱分解 (SSD) 与互信息理论 (MI) 的主轴故障特征提取方法, 其运算流程如图 4 所示, 解决了传统算法

在信噪比低和敏感分量个数难以确定时的问题。结合 MinMI 准则进行后续滤波的可靠性验证, 进一步证明了该方法的优异性能 [39]。王寿元等提出了一种结合变分模态分解 (VMD)、多尺度加权排列熵 (MWPE) 和粒子群优化支持向量机 (PSO-SVM) 的方法。该方法在数控机床主轴系统故障诊断中取得了很好的成效, 故障识别准确率高达 99.56%。VMD-MWPE 方法有效地处理非平稳、非线性信号, 提取了丰富的故障特征; PSO 优化 SVM 参数提高了故障识别准确率, 优于其他方法 [40]。李坤宏等通过小波包方法对主轴振动信号进行分解, 并结合 TSNE 降维和 SVM 分类, 构建了混合特征空间向量进行故障诊断分析。该方法在诊断轴承运行故障方面取得显著成效, 提高了维护效率, 确保了数控机床主轴的稳定运行 [41]。

上述研究表明, 先对信号进行分解等预处理可以将复杂信号分解为几个简单的有效信号, 并能够实现去噪、去除野点等信息提存, 可以在很大程度上提高故障诊断的准确度。但是, 预处理的效果将直接影响后端的机器学习方法的性能, 还没有实现端到端的诊断系统。

4.2 深度学习方法在主轴系统的故障诊断中的应用

深度学习模型能够自动学习主轴系统在不同故障状态下的复杂特征表示, 无需手工设计特征, 从而实现高效的故障识别和分类。同时, 深度学习模型具有多层次的特征提取能力, 能够捕获主轴系统数据中的潜在模式和关联信息, 提高故障诊断的准确性和鲁棒性。此外, 由于深度学习模型的端到端学习特性, 它能够直接从原始数据中学习故障诊断任务, 减少人工干预和特征工程的需求, 简化了故障诊断流程。

彭正伟等设计了一种优化降噪自编码器 (DAE) 主轴轴承故障诊断模型, 并开发了一种高效的数据预处理方法, 对网络结构进行了调整。模型的检测准确率达到 99.52%。采用 DAE 提取的特征显示出比 10 dB 噪声状态下更弱的泛化能力和鲁棒性, 并达到了较高的识别率 [42]。王伟平等提出了一种基于注意力机制与深度学习算法的智能化故障辨识方法。在局部细粒度区间中, 采用具有鲁棒性且准确率达到 99.7% 的残差网络模型, 在应用 sym8 小波基自适应软阈值降噪的基础上, 实现对局部细节故障的准确辨识 [43]。张朝刚等提出了一种基于多状态时间序列预测学习的超精密机床主轴故障诊断方法, 通过构建 DAFDC-RNN 模型, 引入注意力、全维度卷积和时间注意力机制, 生成了主轴间的相关性, 并输出了主轴运行故障的预测值, 同时消除了预测数据内部的噪声。使故障预测精度可达 0.95 1.0, 耗时可控制在 10 毫秒以内 [44]。

由于数据的复杂性, 不对齐的数据将引起网络训练的不稳定, 导致无法收敛的情况。Li J 等提出了一种用于智能主轴轴承意外故障检测的全局-局部动态对抗网络, 该网络引入全局和局部数据对齐, 动态计算两种分布的相对比例, 以提取域不变特征, 其运算流程如图 5 所示。具有广泛的应用前景, 可以自适应地评估全局和局部分布, 并且可以自动检测新的故障 [45]。李滨等通过对电主轴振动信号进行特征提取, 并利用深度置信网络 (DBN) 建立信号与故障特征的复杂关系模型, 实现了自适应逐层提取电主轴中轴承故障特征的目的, 不再依赖于专家系统和信息处理。采用 IM-Tanh 激活函数的 DBN 不仅具有较高的故障识别正确率, 更能够避免反向传播过程中梯度消失导致的训练速度慢的问题, 从而减少时间成本 [46]。

4.3 进化计算方法在主轴系统的故障诊断中的应用

进化计算模型能够通过模拟生物进化的过程, 搜索复杂的参数空间, 找到最优的故障诊断策略, 适应主轴系统在不同故障状态下的变化和不确定性。同时, 进化计算模型具有强大的全局搜索能力和鲁棒性, 能够避免陷入局部最优解, 找到全局最优的诊断方案, 提高故障诊断的准确性和可靠性。此外, 由于进化计算模型的并行性和自适应性, 它能够实现实时动态调整诊断策略, 及时响应主轴系统的故障变化, 提高故障诊断的实时性和效率。王舒玮等针对数控机床故障多因素共同作用的问题, 提出了数控机床故障诱因分析方法, 结合麻雀搜索算法改善 BP 神经网络性能, 实现准确诊断和定位故障位置。通过采集不同状态的故障信号建立 BP 神经网络样本, 并经过麻雀搜索算法优化, 成功识别数控机床的故障状态, 误判概率仅为 2.29%, 使用实际工况数据训练模型, 提

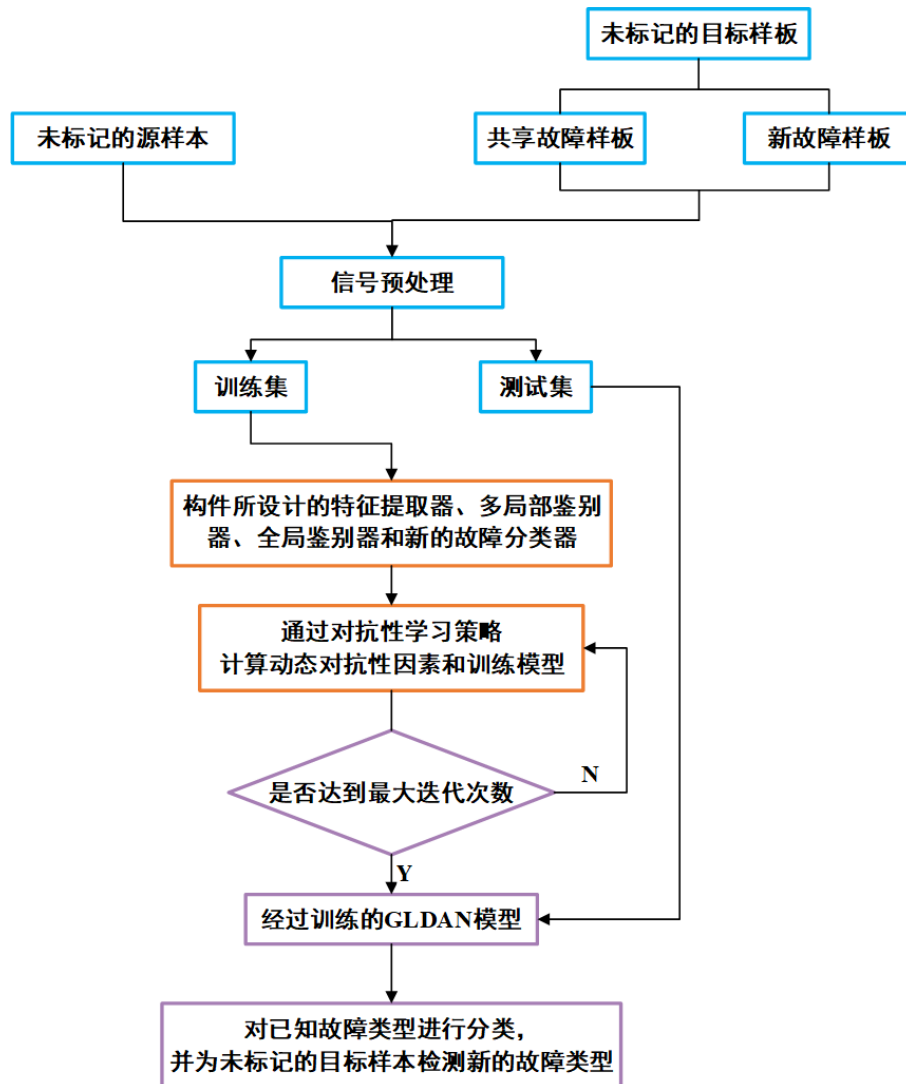


图 5. GLDAN 模型流程图

高了诊断时效性和准确性。将 SSA-BP 神经网络模型用于检测数控机床故障，为提升数控机床故障诊断的效率和准确性提供了有效方案 [47]。张洪等通过将改进的动态搜索烟花算法应用于优化 BP 神经网络，建立了改进的 dynFWA-BP 神经网络模式分类方法，其运算流程如图 6 所示，并将其应用于 MC 主轴故障诊断中，实现了主轴故障特征与工作状况的非线性映射关系。改进的 dynFWA-BP 神经网络模型表现出低网络训练误差和快速收敛的特点，在故障诊断中有突出的优势 [48]。

对于数控机床主轴系统的故障诊断技术革新，人工智能算法起到了非同寻常的作用，以算法模型来代替人工的经验判断，使得主轴系统的故障诊断有了更加标准化、快速化的流程，使得数控机床的故障率不断下降，也避免了由于对小故障的不在意而引起的灾难性故障，使得数控机床主轴系统变得更为可靠。

5 对比分析

人工智能算法在数控机床主轴系统上的应用主要集中于热误差预测、补偿和故障诊断两个方面，而不同的算法模型起到的效果也有多不同。相关主轴系统热误差预测、补偿效果对比分析如表 1 所示，故障诊断效果对比分析如表 2 所示。

由表 1 可发现在主轴系统热误差预测、补偿中效果最好的模型有三个，其侧重各有不同，NGO-KELM 模型、瞬

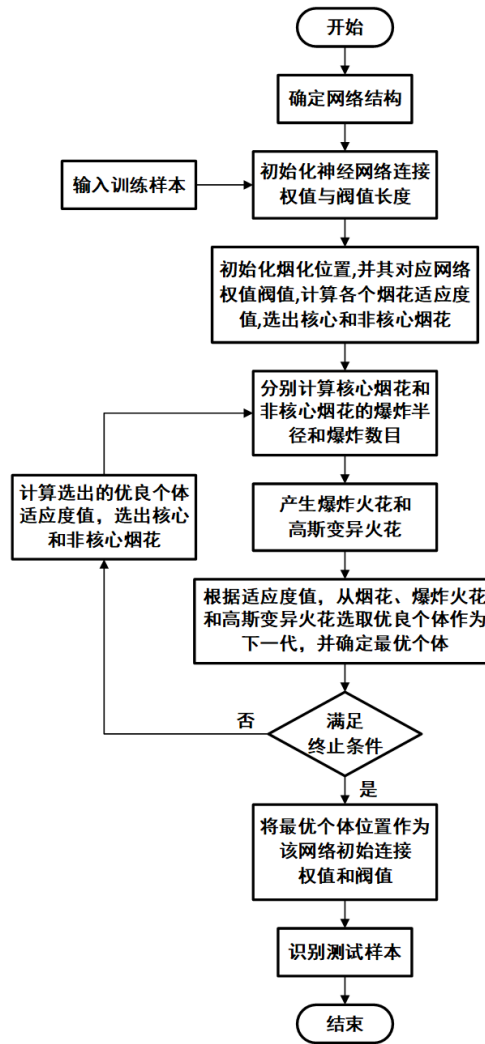


图 6. 改进 dynFWA-BP 神经网络分类模型流程图

态温度场机构模型与热误差机器学习模型结合这两种模型都是基于机器学习的算法模型，使得模型具有良好的泛化性和鲁棒性，但对于主轴系统的加工精度提升效果有限。数据驱动建模使用收集的数据子集训练四种主要的机器学习算法，达到了更优的精度提升效果，但使得模型的鲁棒性有所下降。针对不同的机床主轴系统需求，使用相适用的算法模型可以更加有效的解决主轴系统的热误差问题。

由表 2 可发现在主轴系统故障诊断中效果较好的模型有四个，其侧重各有不同，基于 SVM 的机电一体化技术模型和 VMD-MWPE-PSO-SVM 模型，都是基于机器学习的算法模型，使得模型具有良好的鲁棒性，并显著提升了主轴系统的故障诊断率，但泛化性不强。DAE 模型是基于深度学习的算法模型，使得模型具有良好的泛化性，并有效提升了故障诊断率，但鲁棒性不强。SSA-BP 模型是基于进化计算的算法模型，可有效提高主轴系统的故障诊断率，模型良好的鲁棒性保障了故障诊断时的稳定运行，且具有一定的泛化性针对不同的机床应用场景，内部、外部因素对于机床主轴系统故障诊断的影响也大不相同，使用相适用的算法模型可以更加有效的解决主轴系统的故障诊断问题。

6 结论及展望

随着制造业的智能化转型，人工智能算法在机床上的应用也越来越多，这良好的解决了日趋复杂的机床主轴系统上的各种问题。在热误差补偿方面，通过 CNN、SVM 和神经网络等技术，将大量的传感器数据与温度变化引起的机械误差关联起来，从而建立准确的模型来预测和补偿热误差。这样的补偿模型具有自适应性和实时性，

表 1. 主轴系统热误差预测、补偿模型对比分析

改进算法模型	泛化性	鲁棒性	精度提升	技术评价
NGO-KELM 模型	高	高	中	++++
数据机理驱动建模	中	中	高	++++
MCSO-SVM 模型	低	中	高	++
数据驱动建模	高	中	高	+++++
AO-CNN 模型	低	中	高	++
温度场机构模型	高	高	中	+++++
EasyTL	高	高	低	+++
PSO - WNB 模型	高	中	低	++
LS-SVM 模型	低	高	中	++
MSTGCN-A 模型	低	高	高	+++
axial attention BiLSTM 模型	高	高	中	++++
POA-CONN-LSTMNN 模型	中	中	高	++++
MEA-BP 模型	高	高	低	+++
CSO-SVM 模型	低	高	中	++
SFLA-SVM 模型	中	中	中	+++
粒子群算法与模拟退火算法耦合	中	中	高	++++

注：针对主轴系统的热误差预测、补偿模型，主要根据模型泛化性、鲁棒性、精度提升百分比对各种模型进行评价打分。评价打分 0~5 分，每个“+”代表 1 分，“+”越多代表评分越高。

泛化性：适用于 3 种以上机床为高；适用于 3 种及以下 1 种以上机床为中；只适用于 1 种机床为低。

鲁棒性：模型具有较强的抗干扰能力为高；模型具有一般的抗干扰能力为中；模型具有较弱的抗干扰能力为低。

精度提升：大于等于 30% 为高；小于 30% 大于等于 20% 为中；小于 20% 为低

能够动态地根据实际的温度变化进行调整，从而提高机床主轴系统的加工精度和稳定性。在故障诊断方面，人工智能算法能够通过大量的故障样本进行学习和分析，建立起准确的故障诊断模型。通过监测机床主轴系统的振动、温度、电流等参数，实时地判断系统是否存在故障，并给出相应的诊断结果和建议，大大提高故障的检测速度和准确性，减少因故障导致的停机时间和生产损失。随着未来人工智能技术的不断发展，其在机床主轴系统上的应用会越来越广泛。进一步提高算法的泛化性和鲁棒性，通过更深入的数据分析和特征提取，实现更准确的热误差补偿和故障诊断。同时，通过构建更加完善的算法模型，并加以云计算和物联网等技术，实现对机床主轴系统的远程监测和控制，实现制造业的智能化转型。

参考文献

- [1] Chrzanowski J, Sałaciński T, Skiba P. Spindle Error Movements and Their Measurement[J]. Applied sciences. 2021, 11(10): 4571.
- [2] Lara De Leon M A, Kolarik J, Byrtus R, et al. Tool Condition Monitoring Methods Applicable in the Metalworking

表 2. 主轴系统故障诊断对比分析

改进算法模型	泛化性	鲁棒性	诊断准确率	技术评价
基于 SVM 的机电一体化技术模型	中	高	高	++++
CGA-SVR 模型	中	中	高	++++
FP-Growth 模型	低	中	高	++
BP 神经网络-误差标定拟合模型	低	中	高	++
数字双驱动-CART 模型	低	高	中	++
IDBSCAN 模型	中	中	高	++++
电机定子电流信号-BP 识别模型	低	中	高	++
SSD-MI 模型	低	高	高	+++
VMD-MWPE-PSO-SVM 模型	中	高	高	++++
基于小波包的 TSNE-SVM 模型	高	中	低	++
DAE 模型	高	中	高	++++
“基于注意力机制与深度学习算法	中	中	高	++++
残差网络模型”	中	高	中	++++
DAFDC-RNN 模型	高	低	高	+++
全局-局部动态对抗网络模型	高	中	中	++++
基于 DBN 的复杂关系模型	高	低	中	++
SSA-BP 模型	中	高	高	++++

注：针对主轴系统的热误差预测、补偿模型，主要根据模型泛化性、鲁棒性、精度提升百分比对各种模型进行评价打分。评价打分 0~5 分，每个“+”代表 1 分，“+”越多代表评分越高。

泛化性：适用于 3 种以上机床为高；适用于 3 种及以下 1 种以上机床为中；只适用于 1 种机床为低。

鲁棒性：模型具有较强的抗干扰能力为高；模型具有一般的抗干扰能力为中；模型具有较弱的抗干扰能力为低。

诊断准确率：大于等于 90% 为高；小于 90% 大于等于 80% 为中；小于 80% 低

Process[J]. Archives of computational methods in engineering. 2024, 31(1): 221-242.

[3] Lin C, Lin Y, Chu C. Dynamic models and design of spindle-bearing systems of machine tools: A review[J]. International journal of precision engineering and manufacturing. 2013, 14(3): 513-521.

[4] Cao H, Li B, He Z. Chatter stability of milling with speed-varying dynamics of spindles[J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture. 2011, 52(1): 50-58.

[5] Altintas Y, Cao Y. Virtual Design and Optimization of Machine Tool Spindles[J]. CIRP Annals - Manufacturing Technology. 2005, 54(1): 379-382.

[6] Gouarir A, Martínez-Arellano G, Terrazas G, et al. In-process Tool Wear Prediction System Based on Machine Learning Techniques and Force Analysis[J]. Procedia CIRP. 2018, 77: 501-504.

[7] Mori M, Fujishima M, Inamasu Y, et al. A study on energy efficiency improvement for machine tools[J]. CIRP Annals - Manufacturing Technology. 2011, 60(1): 145-148.

[8] Aslan D, Altintas Y. On-line chatter detection in milling using drive motor current commands extracted from

- CNC[J]. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*. 2018, 132: 64-80.
- [9] Denkena B, Bergmann B, Klemme H. Cooling of motor spindles—a review[J]. *International journal of advanced manufacturing technology*. 2020, 110(11-12): 3273-3294.
- [10] Li Y, Zhao W, Lan S, et al. A review on spindle thermal error compensation in machine tools[J]. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*. 2015, 95: 20-38.
- [11] Liu Z, Yang B, Ma C, et al. Thermal error modeling of gear hobbing machine based on IGWO-GRNN[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*. 2020, 106(11): 5001-5016.
- [12] Grama S N, Mathur A, Badhe A N. A model-based cooling strategy for motorized spindle to reduce thermal errors[J]. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*. 2018, 132: 3-16.
- [13] Zhaolong L, Benchao S, Wenming Z, et al. Thermal error modeling of motorized spindle and application of miniature radiator in motorized spindle[J]. *International journal of advanced manufacturing technology*. 2024.
- [14] 魏新园, 钱自强, 吴秋源, 等. 数据机理驱动的机床主轴热精度建模方法研究 [J]. *仪器仪表学报*. 2024.
- [15] 郭世杰, 张学伟, 张楠, 等. 机床主轴热关键点选择与典型转速热误差预测 [J]. *吉林大学学报 (工学版)*. 2023, 53(1): 72-81.
- [16] Ouerhani N, Loehr B, Rizzotti-Kaddouri A, et al. Data-Driven Thermal Deviation Prediction in Turning Machine-Tool - A Comparative Analysis of Machine Learning Algorithms[J]. *Procedia Computer Science*. 2022, 200: 185-193.
- [17] 李国龙, 陈孝勇, 李喆裕, 等. 采用天鹰优化卷积神经网络的精密数控机床主轴热误差建模 [J]. *西安交通大学学报*. 2022, 56(8): 51-61.
- [18] Yang Y, Lv J, Xiao Y, 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*. 2023.
- [19] 郑悦, 付国强, 雷国强, 等. 变工况下基于迁移学习融合域内对齐的机床主轴热误差模型 [J]. *仪器仪表学报*. 2023, 44(5): 33-43.
- [20] 涂怡蓉, 陈秀梅, 史晨阳, 等. 数控机床主轴的神经网络热评价模型研究 [J]. *机床与液压*. 2020, 48(22): 24-28.
- [21] 张恩忠, 程亚平, 齐月玲, 等. 基于最小二乘支持向量机的精密数控机床热误差建模与补偿研究 [J]. *机床与液压*. 2018, 46(20): 7-10.
- [22] Zhao Z, Huang N, Shen Y, et al. Modeling and prediction of full-term thermal error in linear axis of machine tools based on MSTGCN-A[J]. *International journal of advanced manufacturing technology*. 2024, 130(9-10): 4805-4819.
- [23] Sun J, Liu Z, Qiu C, et al. An axial attention-BiLSTM-based method for predicting the migration of CNC machine tool spindle thermal error under varying working conditions[J]. *International journal of advanced manufacturing technology*. 2024, 130(3-4): 1405-1419.
- [24] Gao Y, Xia X, Guo Y. A Thermal Error Prediction Method of High-Speed Motorized Spindle Based on Pelican Optimization Algorithm and CNN-LSTM[J]. *Applied sciences*. 2024, 14(1): 381.
- [25] 曹利, 彭骥, 殷鸣, 等. 基于 MEA-BP 算法的卧式加工中心主轴热误差建模 [J]. *组合机床与自动化加工技术*. 2022(7): 30-33, 37.
- [26] 刘洪江, 胡腾, 何勇, 等. 基于 CSO-SVM 的数控机床主轴热误差建模 [J]. *工程设计学报*. 2022, 29(3): 339-346.
- [27] 石颜龙, 田春苗, 阿勇嘎, 等. 混合蛙跳算法优化 SVM 的进给轴热误差预测研究 [J]. *航空制造技术*. 2021, 64(22): 48-55.
- [28] 吴金文, 王玉鹏, 周海波. 基于模拟退火耦合粒子群算法优化 BP 神经网络的机床主轴热误差补偿研究 [J]. *机床与液压*. 2019, 47(11): 92-95.
- [29] Shengnan T, Shouqi Y, Yong Z. Deep Learning-Based Intelligent Fault Diagnosis Methods Toward Rotating Machinery[J]. *IEEE Access*. 2020, 8: 9335-9346.

- [30] 樊红卫, 张旭辉, 寇发荣, 等. 电主轴振动故障诊断与治愈研究进展 [J]. 制造技术与机床. 2020(9): 56-59, 64.
- [31] 李阡岐, 李小虎, 万少可, 等. 智能主轴技术发展综述 [J]. 轴承. 2023(1): 1-11.
- [32] 杨磊. 基于 SVM 的机电一体化数控机床主轴故障预测技术 [J]. 木工机床. 2023(1): 12-15.
- [33] 魏许杰, 王红军, 邢济收, 等. 基于 CGA-SVR 的电主轴磨损故障诊断方法研究 [J]. 电子测量与仪器学报. 2022, 36(06): 107-112.
- [34] 曾夏, 张富强, 邵树军, 等. 基于 FP-Growth 算法的数控机床故障特征分析 [J]. 机床与液压. 2022, 50(16): 174-180.
- [35] 李振雨, 王好臣, 王功亮, 等. 基于 BP 网络的机床主轴故障诊断研究 [J]. 机械设计与制造. 2019(10): 130-133, 139.
- [36] Xue R, Zhang P, Huang Z, et al. Digital twin - driven fault diagnosis for CNC machine tool[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology. 2022.
- [37] Zhang Y, Li Y, Kong L, et al. Improved DBSCAN Spindle Bearing Condition Monitoring Method Based on Kurtosis and Sample Entropy[J]. Machines (Basel). 2022, 10(5): 363.
- [38] 刘斌, 刘佳, 张海鹏. 基于经验模态分析的机床主轴轴承外圈非接触式故障检测方法 [J]. 制造技术与机床. 2023(1): 21-28.
- [39] 王振亚, 伍星, 刘韬, 等. 奇异谱分解联合互信息的主轴轴承故障特征提取研究 [J]. 振动与冲击. 2023, 42(15): 23-30, 47.
- [40] 王寿元, 李积元, 郎永存, 等. 基于 PSO 优化 SVM 数控机床主轴系统故障诊断的研究 [J]. 组合机床与自动化加工技术. 2023(9): 151-155, 159.
- [41] 李坤宏, 江桂云, 朱代兵. 数控机床电动主轴 WPD-TSNE-SVM 模型故障诊断 [J]. 机械科学与技术. 2022.
- [42] 彭正伟, 张维, 张铃珠, 等. 基于 CNN+DAE 集成模型的电机主轴轴承故障诊断研究 [J]. 中国工程机械学报. 2023, 21(02): 166-171.
- [43] 王伟平, 王琦, 于洋. 基于注意力机制与深度学习算法的机床主轴系统故障辨识 [J]. 兵工学报. 2022, 43(4): 861-875.
- [44] 张朝刚, 侍中楼, 李敏. 基于多状态时间序列预测学习的超精密机床主轴故障诊断仿真 [J]. 吉林大学学报 (工学版). 2023, 53(11): 3056-3061.
- [45] Li J, Huang R, Xia J, et al. A Global-Local Dynamic Adversarial Network for Intelligent Fault Diagnosis of Spindle Bearing[C]. IEEE, 2021.
- [46] 李滨, 曾辉. 改进的深度置信网络在电主轴故障诊断中的应用 [J]. 机械科学与技术. 2021, 40(7): 1051-1057.
- [47] 王舒玮. 基于麻雀算法优化 BP 神经网络诊断数控机床故障 [J]. 沈阳工业大学学报. 2023, 45(05): 546-551.
- [48] 张洪, 李开杰, 王通德. 改进 dynFWA 优化 BP 神经网络在加工中心主轴故障诊断中的应用 [J]. 噪声与振动控制. 2020, 40(3): 100-107.
- [49] 余琨黎文献王日初马正青. 变形镁合金的研究、开发及应用 [J]. 中国有色金属学报. 2003(02): 277-288.
- [50] Fang F, Tan W, Liu J Z. Tuning of coordinated controllers for boiler-turbine units[J]. Acta Automatica Sinica, 2005, 31(2): 291-296.
- [51] Fang F, Jizhen L, Wen T. Nonlinear internal model control for the boiler-turbine coordinate systems of power unit[J]. PROCEEDINGS-CHINESE SOCIETY OF ELECTRICAL ENGINEERING, 2004, 24(4): 195-199.
- [52] Zhang J, Feng J, Zhou Y, et al. Linear active disturbance rejection control of waste heat recovery systems with organic Rankine cycles[J]. Energies, 2012, 5(12): 5111-5125.
- [53] Liu J, Zeng D, Tian L, et al. Control strategy for operating flexibility of coal-fired power plants in alternate electrical power systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(21): 5385-5394.
- [54] Fang F, Zhu Z, Jin S, et al. Two-layer game theoretic microgrid capacity optimization considering uncertainty of renewable energy[J]. IEEE Systems Journal, 2020, 15(3): 4260-4271.

- [55] Lv Y, Fang F, Yang T, et al. An early fault detection method for induced draft fans based on MSET with informative memory matrix selection[J]. ISA transactions, 2020, 102: 325-334.
- [56] Fang F, Wu X. A win-win mode: The complementary and coexistence of 5G networks and edge computing[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 8(6): 3983-4003.
- [57] Lv Y, Lv X, Fang F, et al. Adaptive selective catalytic reduction model development using typical operating data in coal-fired power plants[J]. Energy, 2020, 192: 116589.
- [58] Fang F, Xiong Y. Event-driven-based water level control for nuclear steam generators[J]. IEEE Transactions on Industrial electronics, 2014, 61(10): 5480-5489.
- [59] Wang W, Liu J, Zeng D, et al. Modeling and flexible load control of combined heat and power units[J]. Applied Thermal Engineering, 2020, 166: 114624.
- [60] Wei L, Fang F. H_∞ -LQR-Based Coordinated Control for Large Coal-Fired Boiler-Turbine Generation Units[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2016, 64(6): 5212-5221.
- [61] Zhang X, Fang F, Liu J. Weather-classification-MARS-based photovoltaic power forecasting for energy imbalance market[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(11): 8692-8702.
- [62] Liu Y, Fang F, Park J H, et al. Asynchronous output feedback dissipative control of Markovian jump systems with input time delay and quantized measurements[J]. Nonlinear Analysis: Hybrid Systems, 2019, 31: 109-122.
- [63] Hong F, Song J, Meng H, et al. A novel framework on intelligent detection for module defects of PV plant combining the visible and infrared images[J]. Solar Energy, 2022, 236: 406-416.
- [64] Liu Y, Fang F, Park J H. Decentralized dissipative filtering for delayed nonlinear interconnected systems based on T-S fuzzy model[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2018, 27(4): 790-801.
- [65] Liu Y, Park J H, Fang F. Global exponential stability of delayed neural networks based on a new integral inequality[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2018, 49(11): 2318-2325.
- [66] Jin S, Wang S, Fang F. Game theoretical analysis on capacity configuration for microgrid based on multi-agent system[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2021, 125: 106485.
- [67] Cai W, Song Y, Duan H, et al. Multi-feature fusion-guided multiscale bidirectional attention networks for logistics pallet segmentation[J]. Computer Modeling in Engineering and Sciences, 2022, 131(3): 1539-1555.
- [68] Huang Z, Zhang P, Liu R, et al. An Improved YOLOv3-Based Method for Immature Apple Detection[J]. IECE Transactions on Internet of Things, 2023, 1(1): 9-14.



王若轩 现就读于北京工商大学计算机与人工智能学院机械工程专业。

Ruoxuan Wang, Currently enrolled in the Department of Computer and Artificial Intel-

ligence, specializing in Mechanical Engineering at Beijing Technology and Business University.