



中国机械工程
China Mechanical Engineering
ISSN 1004-132X, CN 42-1294/TH

《中国机械工程》网络首发论文

题目：基于机器视觉的刀具磨损状态检测研究进展
作者：孟博洋，李众杰，向福星，李松，周佳琪，岳彩旭
收稿日期：2025-07-18
网络首发日期：2025-10-20
引用格式：孟博洋，李众杰，向福星，李松，周佳琪，岳彩旭. 基于机器视觉的刀具磨损状态检测研究进展[J/OL]. 中国机械工程.
<https://link.cnki.net/urlid/42.1294.TH.20251020.1526.002>



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

基于机器视觉的刀具磨损状态检测研究进展

孟博洋 李众杰 向福星 李松 周佳琪 岳彩旭

哈尔滨理工大学先进制造智能化技术教育部重点实验室，哈尔滨，150080

摘要：精准识别刀具磨损状态对保障加工质量与效率至关重要。系统综述了机器视觉在刀具磨损状态检测中的关键技术与研究进展。从检测对象入手，探讨了各检测对象中磨损特征与状态间的关联以及提取方法。其次，概述了包括离线、在机静态与动态监测在内的典型监测系统。在检测方法层面，梳理了基于传统图像处理的检测流程及关键方法，阐述了人工智能技术在该检测领域中的应用。最后，归纳总结各类视觉检测技术的优势及局限性，并对未来重点研究方向进行展望，旨在为相关研究与应用提供系统性参考。

关键词：刀具磨损；机器视觉；图像采集；图像预处理；状态识别

中图分类号：TP391.41；TH117.1；TG71

Research progress on tool wear state detection based on machine vision

Meng Boyang Li Zhongjie Xiang Fuxing Li Song Zhou Jiaqi Yue Caixu

Key Laboratory of Advanced Manufacturing Intelligent Technology of the Ministry of Education of Harbin University of Science and Technology, Harbin, 150080

Abstract: Accurate identification of tool wear status is crucial for ensuring machining quality and efficiency. This study systematically reviews the key technologies and research progress of machine vision in tool wear status detection. Starting from the detection objects, the study delves into the relationship between wear characteristics and status across different detection objects, along with the associated extraction methods. Secondly, it outlines typical monitoring systems, including offline, on-machine static and dynamic monitoring. At the level of detection methods, it sorts out the detection processes and key methods based on traditional image processing, and expounds the application of artificial intelligence technology in this detection field. Finally, the study summarizes the advantages and limitations of existing visual detection technologies, offering a prospective outlook on key future research directions. The aim is to provide a systematic reference for related research and practical applications.

Key words: tool wear; machine vision; image acquisition; image preprocessing; state recognition

0 引言

数控机床作为装备制造业的“工作母机”，不仅是提升我国制造业核心竞争力的战略装备，更是实施智能制造的关键载体。切削刀具作为数控机床的核心部件，其磨损是机械加工中必然发生的物理现象，刀具非正常磨损不仅会引发加工表面质量恶化，严重时还会对机床的安全运行产生威胁^[1]。为规避过度损耗风险，生产车间常采取预防性刀具更换策略，然而这种保守性维护方式将造成两方面资源损耗：一方面未充分利用的刀

具材料导致直接经济损失，另一方面，频繁换刀产生的停机损失加剧了生产成本的负担。据统计，实际生产中刀具的有效寿命利用率普遍维持在50%~80%^[2]，而由刀具失效引发的非计划停机时长在总停机时间中的占比可达7%~20%^[3]。因此，刀具磨损状态的准确评估与决策对保证生产质量与生产效率至关重要。

刀具磨损检测方法依照原理分为直接法和间接法^[4]。间接法是通过刀具工作时采集电流、振动、切削力等信号^[5]，间接地评估刀具磨损程度，然而这种方法需要大量实验数据支持且干扰因素多^[6]。相对之下，直接法主要是利用机器视觉技术捕捉刀具表面形貌特征来判断刀具磨损情况^[7]。机器视觉技术以其直观性、非接触性和高精度等

收稿日期：2025-07-18

基金项目：2023年国产数控系统应用示范工程（HN工程）项目（2023ZY01076-11）；黑龙江省重大科技成果转化项目（CG23012）；黑龙江省省属高等学校基本科研业务（2021-KYYWF-0759）。

特点,近年来广泛应用于刀具磨损监测研究中。例如,DER等^[8]开发了一套基于机器视觉的原位监测系统,通过中值滤波降噪、区域生长法分割等图像处理算法实现微铣刀磨损的准确识别与评估,并经实验验证了算法的可靠性。叶祖坤等^[9]针对粉尘环境下图像自动获取困难的问题,设计出具有防护功能的图像采集装置,并利用轮廓重建与图像差分的方法得到精确的磨损值。KAMRATOWSKI等^[10]面向齿轮切削刀具提出一种结合EfficientNet与U-Net的分割模型,并结合传统图像处理量化磨损,实验表明该方法生成的磨损曲线与手动测量的曲线高度吻合,验证了其准确性与高效性。上述研究表明,基于机器视觉的刀具磨损状态检测技术对构建具有高可靠性、智能化的加工过程状态监测和质量保障体系有重要价值。

本文系统综述了基于机器视觉的刀具磨损状态检测的研究进展与关键技术。首先,探讨了刀具磨损表面图像、工件纹理图像以及切屑图像中磨损特征与磨损状态间的关联以及获取磨损特征的方法。其次,概述了离线、在机静态与动态监测三类不同刀具磨损监测系统。具体介绍了图像去噪、增强、分割及边缘检测等传统图像处理的关键步骤,并阐述了基于机器学习与深度学习的人工智能在刀具磨损状态检测中的具体应用。最后,总结各视觉检测技术优缺点,并展望了未来重点发展趋势,旨在为相关研究与工程应用提供系统性参考。

1 基于不同检测对象的视觉分析技术

基于机器视觉的刀具磨损状态检测技术主要从三个关键对象获取视觉信息进行分析:刀具磨损表面图像、已加工工件表面纹理图像以及切削过程中产生的切屑图像。

1.1 基于刀具磨损表面图像分析

刀具在切削加工过程中,其表面形态变化可以直观地反映出刀具状态的实际变化,也是判断刀具使用性能、磨损寿命的关键依据。典型的刀具表面磨损形式主要包括前刀面磨损、边界磨损和后刀面磨损三种类型。以球头铣刀为例,典型的磨损形态特征与磨损位置如图1所示。

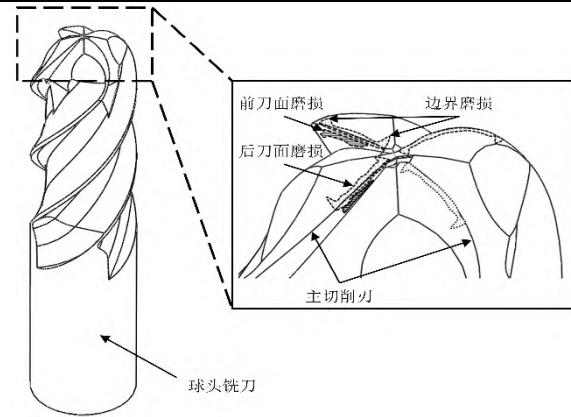


图1 球头铣刀磨损示意图

Fig.1 Diagram of ball end mill wear

前刀面磨损主要指月牙洼磨损,通常用月牙洼磨损深度(KT)、月牙洼磨损宽度(KB)等来衡量磨损程度,如图2所示。然而磨损深度难以用二维图像来处理,故在前刀面磨损研究上通常采用三维方法进行。例如PENG等^[11]提出一种基于多聚焦图像序列的铣刀刀尖三维重建方法。通过非下采样离散剪切波变换与拉普拉斯算法计算像素聚焦度,基于聚焦的形状恢复(shape-from-focus, SFF)原理完成铣刀刀尖的三维重建,然后采用高斯函数优化深度值与辛普森双重数值积分计算点云体积,以量化磨损破损区域的材料损失。张杨等^[12]基于结构光投影技术,获取车刀磨损区域的三维点云,通过点云配准与分割提取磨损目标点云,并利用标准量块标定空间尺度比例,最终量化磨损深度。陈渊等^[13]采用改进AKAZE算法的刀具三维图像重建方法建立起刀具的三维模型,进而利用切片法得到刀具体积,并通过刀具体积的变化来得到磨损体积。

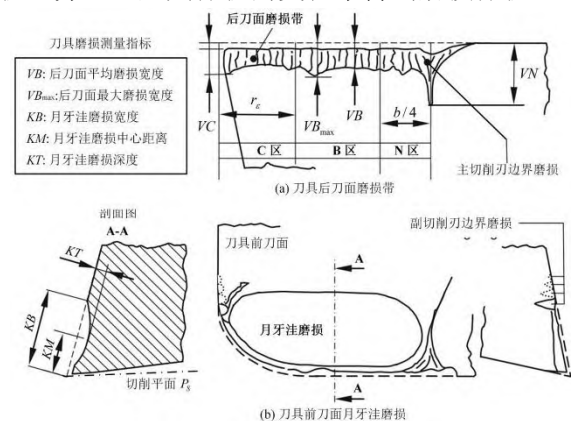


图2 前刀面磨损与后刀面磨损^[14]

Fig.2 Rake face wear and flank face wear

通过以上研究发现,前刀面的月牙洼磨损深度(KT)、月牙洼磨损宽度(KB)等参数获取较为困难,测量过程易受观测条件与几何形状复杂性的影响,实际应用中难以实现高精度测量,故

作为评估刀具磨损状态的指标情况较少。

边界磨损主要发生在主切削刃与工件待加工表面以及副切削刃与已加工表面相交的边界位置,通常以 V 形缺口深度 (VN) 来衡量磨损程度,然而边界磨损由于其位置特殊、形态复杂导致其实际测量较为困难,且边界磨损准确性常依赖三个维度的重建精度,该方法一般成本较高且精度受光源、视角等因素影响较大,在工业生产中应用较少。

后刀面磨损表现为刀具后刀面与加工表面接触摩擦形成的磨损带,如图 2 所示。其中靠近刀尖的 C 区和靠近工件表面的 N 区磨损通常较为严重且不规则,而中间区域 B 区磨损较为均匀且位置相对易于观察和测量。故绝大多数研究以磨损带中间区域的平均宽度 (VB) 作为磨损程度评价指标。当前,刀具磨损表面图像检测重点在于刀具后刀面磨损图像处理,特别是刀具磨损区域的精确提取与描述。例如,叶祖坤等^[9]首先对刀具磨损缺失区域的切削刃进行重构,再通过重构图像与磨损图像的差分,获取刀具后刀面的平均磨损宽度、最大磨损宽度、磨损长度和磨损面积。彭锐涛等^[15]在磨损参数的提取上,首先采用 Hough 变换检测出主切削刃所在直线,以获得主切削刃与竖直方向的角度,完成主切削刃倾斜角度校正,再通过对磨损区域采用最小外接矩形法,进而提取出磨损区域 B 区的平均宽度。相较于刀具前刀面与边界磨损,刀具后刀面磨损图像具有更为清晰的几何边界,在图像中的形态特征稳定、易于辨识,磨损区域在二维图像中能完整呈现与测量,因此,二维图像的后刀面磨损视觉检测已成为实际应用中最为广泛和可靠的方法。

1.2 基于已加工工件纹理图像分析

刀具磨损状态的变化会直接反映在被加工工件的表面形貌上,一般情况下,在加工初期,刀具磨损小、刀刃锋利,加工的工件纹理较为清晰且规律性较强。随着加工不断进行,刀刃会出现一些磨钝,加工出的工件纹理会变得粗糙模糊且十分杂乱,如图 3^[16]所示。因此,从工件图像中识别刀具磨损状态的关键在于分析表面纹理特征,并采用有效的机器视觉方法进行特征提取。工件已加工表面纹理是指对已加工工件表面形貌或几何特征等参数的定义,即呈现在表面轮廓中的粗糙度、波形和缺陷等。常用的纹理特征提取方法主要可分为统计方法、频谱方法、结构方法和模型方法。

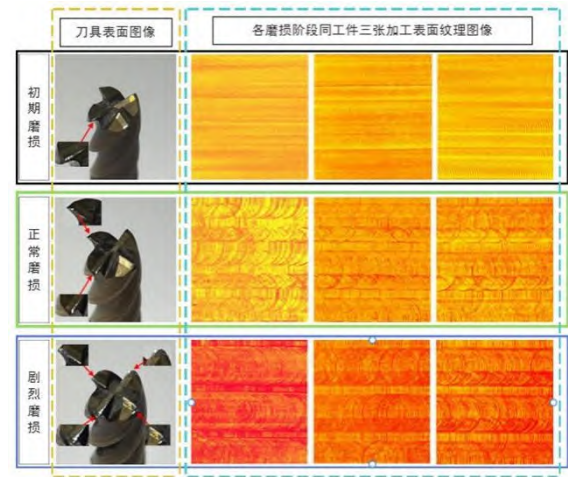


图 3 不同磨损阶段的工件表面纹理图像^[16]

Fig.3 Image of the surface texture of the workpiece at different stages of wear

统计方法通过分析像素及其邻域的灰度统计特性来描述纹理,将图像纹理视为一种统计分布,并通过量化这种分布的特征进行表征。常用方法包括灰度共生矩阵法 (gray-level co-occurrence matrix, GLCM)、局部二值模式法 (local binary pattern, LBP) 和行程长度统计法等。袁军等^[17]提出一种结合旋转不变均匀局部二值模式 (rotation-invariant uniform local binary pattern, RULBP) 与灰度共生矩阵的纹理特征提取方法。该方法利用 RULBP 提取表面微观结构特征, GLCM 提取宏观结构特征, 实现宏观与微观特征的互补提取, 显著提升纹理特征表征能力。KERR 等^[18]对比了灰度共生矩阵法、分形分析法和频域分析法在刀具后刀面磨损图像上的效果, 发现灰度共生矩阵法提取的特征与刀具渐进磨损相关性最佳。

频谱方法也称为信号处理法, 不同的纹理模式会对应特定的频率和方向能量分布, 通过变换提取这些分布特征即可量化纹理属性。常用方法包括傅里叶变换法、Gabor 滤波法和小波变换法等。王彤等^[19]提出基于 Gabor-GLCM 的刀具状态视觉监测方法: 先以 Gabor 滤波器虚部卷积工件纹理图像获取 Gabor 特征; 再基于卷积图像采用 GLCM 提取二阶统计特征; 最终串联特征向量并旋转规范化, 形成表征表面纹理的特征集。DUTTA 等^[20]使用离散小波变换对车削表面进行纹理分析, 提取两个纹理特征以监控刀具后刀面磨损。

模型方法对纹理图像建模后, 将纹理特征提取归结为参数估计问题, 研究重点在于优化参数估计方法, 例如分形模型法、马尔可夫随机场等。熊四昌等^[21]基于马尔可夫随机场建立工件表面纹

理模型,分析纹理并提取特征参数,提出相对距离作为刀具磨损评价指标,指出三阶模型能充分反映纹理特征,实验验证其适用于刀具状态监测。曾泽坤等^[22]通过对加工表面纹理特征的多重分形分析,精确捕捉表面细微变化,有效反映刀具磨损状态。试验验证了多重分形小波 leaders 提取的表面纹理特征与刀具磨损的显著相关性。

结构法认为纹理由纹理基元的类型、数目及其空间组织结构和排列规则描述。结构方法既能描述图像局部细节也能描述纹理整体,构成容易理解,适合于高层检索和规则人工纹理。但对不

规则自然纹理,基元提取困难且排布规则复杂,结构法受到很大限制。常用方法包括 Voronoi 镶嵌和 Zucker 模型等。DATTA 等^[23]应用基于 Voronoi 镶嵌的新方法分析加工表面纹理,提取加工表面图像 Voronoi 图的多边形数和总空面积两个纹理特征,并研究其后刀面磨损与提取特征的相关性。

工件已加工表面纹理特征提取是表面分析与刀具监测的关键。不同提取方法各有侧重,适用于不同纹理特性与应用场景,其各自特点如表 1 所示。

表 1 纹理特征提取方法对比

Tab.1 Comparison of texture feature extraction methods

| 类别 | 常用方法 | 特点 |
|------|------------|-------------------|
| 统计方法 | 灰度共生矩阵法 | 简单易实现,鲁棒性好,计算复杂度高 |
| | 局部二值模式法 | 计算快,易理解,对纹理敏感 |
| | 行程长度统计法 | 分析连续像素分布,统计性能强 |
| 频谱方法 | 傅里叶变换法 | 频域分析周期性,适合规则纹理 |
| | Gabor 滤波法 | 符合人类视觉,多尺度空频结合 |
| | 小波变换法 | 多分辨率分析,空频局部化处理 |
| 模型方法 | 分形模型方法 | 描述纹理自相似性,兼顾随机规律 |
| | 马尔可夫随机场 | 建模空间依赖性,参数求解复杂 |
| 结构方法 | Voronoi 镶嵌 | 几何结构分割,表达基元排列 |
| | Zucker 模型 | 基于基元规则性,适合合成纹理 |

1.3 基于切削过程的切屑图像分析

切屑形态是切削过程中材料变形最直接的视觉表征。当工件材料、切削用量以及刀具几何参数保持恒定时,刀具磨损状态便成为影响颜色、形状、尺寸、卷曲度、表面纹理等切屑形态发生变化的主要因素,如图 4 所示。

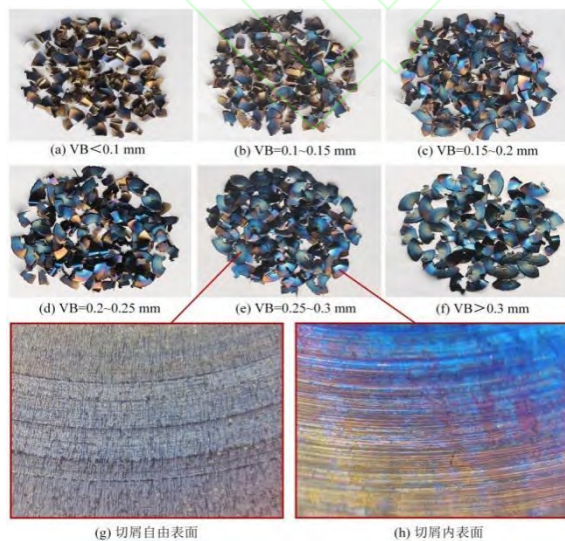
图 4 刀具磨损对切屑形态及颜色的影响^[24]

Fig.4 The effect of tool wear on chip shape and color

从图 4 可以看到,随着刀具磨损加剧,切屑颜色从一开始的黄褐色到棕色,再到紫色、深紫或深蓝色、浅蓝色,最后变为蓝绿色,切屑形态也从最初的螺卷型逐渐转变为较平整的扇形^[24]。因此,通过观察和分析切屑形态,一直是现场操作人员判断刀具健康状态的重要传统依据。现代研究则通过图像处理技术,提取切屑的颜色和形态特征,以建立其与刀具磨损量之间的映射关系。

PAGANI 等^[25]对比不同磨损状态切屑的 RGB 和 HSV 图像数据,发现 HSV 空间中 H 通道对磨损状态分类性能最佳,凸显特定颜色分量的关键作用。CHEN 等人^[26]建立切屑色度特征与刀具磨损量两者的联系,并开发了基于切屑颜色观察的系统,利用反向传播人工神经网络进行磨损预测,实现约 1.7% 的低平均预测误差。GUAN 等^[27]从光谱角度切入,利用近红外光谱系统捕获不同磨损阶段切屑的光谱差异。经标准正态变量变换和多元散射校正预处理后,通过主成分分析提取 7 维判别特征,所建 WHO-SVM 模型在磨损分类测试集准确率达 90.3%。BOUCHAMA 等^[28]提出了一种创新方法,系统提取 316L 不锈钢车削切屑的尺寸特征、HSV 色度特征及纹理特征。将这些多维

特征输入结合多元线性回归与自动化机器学习的预测模型,验证了混合方法的有效性与鲁棒性。这些研究有力地证实了切屑的颜色和形态特征是反映刀具磨损状态的丰富且有效的间接信息源。

综上,检测对象的选择是基于机器视觉的刀具磨损状态检测效能的关键因素之一。刀具表面图像提供最直观、高精度的直接磨损信息,是磨损标定的基准,但通常需停机观测。工件表面纹理可通过定制夹具实现在机、非接触检测,便于产线集成,采集相对便捷,但对于表面质量要求较低的加工,刀具磨损带来的变化信噪比太低,纹理特征提取难度较高。切屑形态与颜色作为切削过程产物,无需对机床做过多操作,对运行干扰最小,但切屑特征还受工件材料、切削参数、切削温度等共同影响,建模难度大且鲁棒性较低。三者各具优势,需根据应用场景选择或融合。

2 刀具磨损状态监测系统

目前,现有研究大多数采用基于刀具表面磨损图像的直接法,该方法可以更加直观的对磨损状态进行量化分析,相对应的监测系统经历了从需拆卸刀具的离线监测系统到可在加工设备上原位实施的在机监测系统的发展。在机监测系统进一步细分为两类:需刀具静止时采集图像的在机静态监测系统,以及能在刀具运动状态下实时或准实时获取图像的在机动态监测系统。

2.1 离线监测

离线监测作为一种传统的刀具磨损状态评估手段,即把加工一段时间后的刀具拆下,放到专业刀具测量设备上检测磨损区域的方法。该方法因操作流程相对简便,在刀具磨损监测领域作为传统方法得到了较为广泛的应用。

陈晓波等人^[29]开发了一套正交视觉检测系统,用于立铣刀磨损检测。该系统将刀具固定于特定检测区域,通过摄像机采集底刃与侧刃图像,并基于图像处理技术实现磨损程度的量化评估。邓晓鹏等^[30]在图像采集环节,首先利用磁性V型块完成刀具的定位,再通过正置金相显微镜完成刀具侧刃磨损区域拍摄工作。田颖等^[31]则设计了一种线激光结合机器视觉的立铣刀磨损检测设备,修正线激光数据后,该设备能更完整地识别磨损区域轮廓并获取磨损参数,如图5所示。然而,离线监测存在着刀具二次装夹误差及耗时拆卸等问题,难以满足现代加工对高精度和高效率的要求。故越来越多的研究人员将重点转向实时、免拆卸的在机监测系统研究。

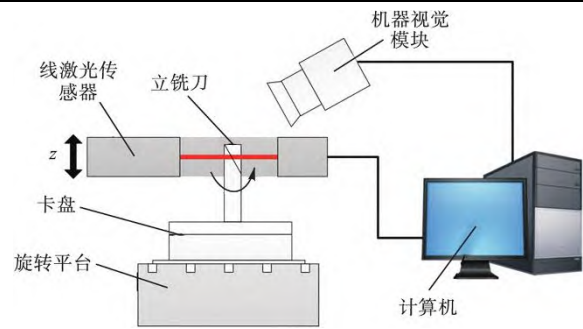


图5 立铣刀侧刃磨损检测装置示意图^[31]

Fig.5 Schematic diagram of side edge wear detection device for end mill.

2.2 在机静态监测

为了解决离线监测带来的问题,现有研究将重点转移至在机监测系统,该类系统通常在加工间隔进行检测,一般是将刀具移至设定位置由监测系统进行检测,或驱动监测系统对原位刀具进行检测。WEIS^[32]开创性地实现了铣削刀片的在位磨损检测,其采用红外滤光片增强磨损区域对比度并弱化背景,同时利用二极管闪光灯与CCD相机同步,精准捕捉磨损区域图像。贾冰慧等^[33]设计出安置于机床上的视觉检测装置,通过多连杆机构操纵相机实现水平与垂直运动,以获得刀具侧刃与底刃磨损图像,并基于8连通邻域搜索完成磨损区域的提取;DAI等^[34]提出一种用于在线刀具状态监测的机器视觉系统,通过三维运动平台控制成像设备在加工间隔自动移动并拍摄对焦图像。然而受机床空间限制,若成像设备与刀具安全距离不够,在加工过程中易受切屑和冷却液飞溅的干扰。

针对上述问题,一些研究通过将检测装置外置来避免干扰。例如刘建春、苏进发等^[35]开发了一种安装于机床侧窗的伸缩式视觉检测机构,有效减少空间占用并避免加工干扰,如图6所示。

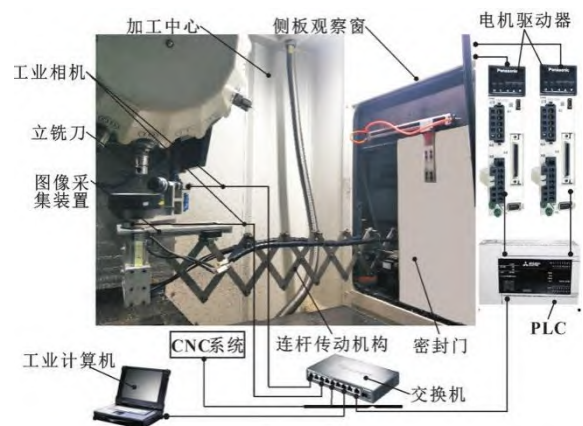


图6 伸缩式在机视觉检测机构^[35]

Fig.6 Telescopic on-machine visual inspection mechanism

CHRISTIAND 等^[36]则提出一种低成本在线监测系统 MicroEye, 该系统可安置在加工区外, 并采用模块化 3D 打印组件与 6 自由度机械臂协同控制摄像头, 可适用于不同规模的微铣削场景。尽管上述在机静态监测方法相比离线监测一定程度上提高了效率, 但仍存在机床停机时间较长、刀具拍摄角度受限以及系统适用性低等问题。

2.3 在机动态监测

鉴于离线监测与在机静态监测的不足, 在机动态监测技术由于其不停机、无装夹误差、能实时检测等优点, 正逐渐成为刀具磨损状态监测领域的研究热点。在机动态监测的目的是在刀具处于运动状态下能够获取清晰图像, 按其处理方式可分为硬件触发控制法与软件筛选法。

硬件触发控制法通过控制成像组件与刀具运动的精确同步来“冻结”图像, 从而克服动态模糊问题。例如, 胡家皓等^[37]引入快反镜进行像移补偿, 并通过调控快反镜偏转与相机曝光, 实时跟踪旋转刀具的刀齿运动, 使目标在视野中保持静止, 从而得到清晰刀具磨损图像, 最后基于图像处理算法得到刀具磨损面积值。ZHANG 等^[38]提出了一种基于 CCD 相机的高速镗刀动态图像采集方法, 首先利用角度传感器实时监测主轴旋转角度, 再由同步控制卡对角度脉冲信号进行校验, 并在预设角度触发瞬态激光脉冲照射刀尖, 其反射光由 CCD 接收, 从而得到刀具运动过程中的关键帧图像。这类方法依赖于高精度硬件协同, 系统的响应速度和控制精度直接影响成像质量。

软件筛选法则侧重于通过图像处理与算法分析, 从大量图像样本中筛选出最清晰的帧或重构图像。QIN 等^[39]则开发了一种基于动态图像序列的面铣刀状态自动监测系统, 通过采集刀具旋转中的图像序列, 并利用结构相似性指数算法将所采集图像与标准图像进行匹配, 自动筛选出最佳图像, 进而实现磨损区域的分割与磨损值的自动测量。YOU 等^[40]提出一种自适应在线监测方法, 通过构建刀具磨损图像序列来增强磨损特征的多角度表达能力, 并基于梯度方向直方图建立时序梯度图确定初始帧, 逻辑回归分类模型确定终止帧, 最终借助磨损区域定位基准与运动模型实现磨损区域的精确定位与跟踪, 如图 7 所示。该方法在一定程度上降低了对专用硬件的依赖, 但在图像质量、算法鲁棒性和计算效率的要求更高。

在机动态监测的优势在于完全避免停机拆卸, 而且消除了装夹误差, 并能实时反映切削状态下的磨损。然而, 该技术仍面临系统复杂性与成本

高、高速旋转下图像获取困难、磨损特征提取鲁棒性差等主要挑战。

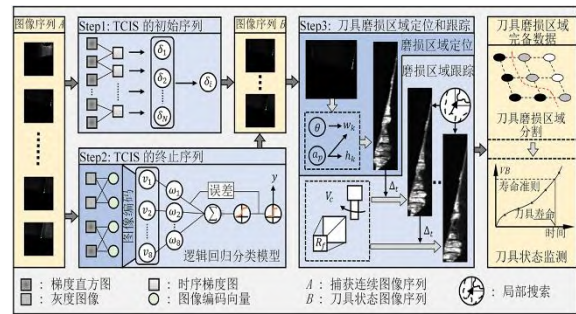


图7 刀具磨损区域自适应定位和跟踪流程^[40]

Fig.7 Adaptive positioning and tracking of tool wear areas

3 基于传统图像处理的磨损状态检测

在刀具磨损状态检测中传统图像处理的核心在于得到精确可量化的磨损信息, 其流程大致为: 首先是对采集到的图像进行预处理, 即图像去噪与图像增强, 其目的是减少噪声干扰与提高磨损区域的对比度, 然后用图像分割技术将磨损区域提取出来, 进而对该区域进行边缘检测, 得到磨损宽度、面积等磨损指标。

3.1 图像去噪

图像噪声会导致信噪比下降、边缘误分割与虚假目标误判等问题, 因此图像去噪是提高算法稳定性的前提条件。现有去噪方法可划分为基于空间域滤波与变换域滤波两类^[41]。

基于空间域滤波是直接对图像像素邻域进行处理的一类方法, 可分为线性滤波与非线性滤波。线性滤波如均值滤波和高斯滤波, 对高斯噪声有较好抑制效果, 但易导致边缘模糊。对此, YU 等^[42]提出一种快速非局部均值滤波法, 结合积分图像与 Turkey bi-weight 核函数, 在有效去除背景随机噪声的同时, 显著提高了去噪效率, 并较好地保持刀具边缘的局部特征。管声启等^[43]采用高斯滤波去除刀具图像噪声, 结合高斯差分滤波提取背景纹理, 并通过中央-周边操作生成显著图, 以抑制高频噪声与低频背景干扰, 增强磨损区域显著性, 最终借助大津阈值分割实现磨损区域的精确提取。而非线性滤波则依赖排序、选择或自适应加权机制, 如中值滤波和双边滤波, 擅长处理椒盐噪声并具有一定的边缘保持能力。例如郭润兰等^[6]采用改进的自适应高斯混合模型算法对刀具图像进行分割, 并应用优化的非线性引导滤波进行降噪处理, 并与高斯滤波、中值滤波和双边滤波对比, 发现其在有效抑制噪声的同时显著提升了边缘保持能力与运算效率, 进而提取完整连通域实现磨损区域的非规则面积计算。

基于变换域滤波是将图像转换至小波域或频域等特征空间,利用系数分布特性实现噪声分离,并经反变换重构图像的一类方法,该类方法能够更精细地处理频域或尺度域中的图像特征,适用于复杂噪声背景与细节保持要求较高的场景。常用方法包括小波变换和傅里叶域滤波。FU 等^[44]利用小波变换进行多尺度分解,通过固定阈值收缩滤除噪声,再经小波逆变换重建图像,在滤除高斯噪声的同时保持边缘。龙琳云等^[45]在图像去噪方面提出了基于非下采样剪切小波变换与快速

非局部均值滤波的组合方法,在主观视觉效果、峰值信噪比、结构相似度和处理速度方面均优于其他对比方法。

综上所述,空间域方法计算高效、易于实现局部特征提取,但其去噪性能常受限于噪声类型与图像结构;变换域方法能够更精细地分离噪声与信号,尤其适用于复杂噪声环境与多尺度结构保持,但计算复杂较高。两者各具特点,其具体方法的对比如表 2 所示。

表 2 图像去噪方法对比

Tab.2 Comparison of image denoising methods

| 处理域 | 常用方法 | 特点 |
|-----|---------|-----------------------------|
| 空间域 | 均值滤波 | 简单易实现,计算快,对高斯噪声有效,但会模糊图像细节 |
| | 高斯滤波 | 能有效去除高斯噪声,但会导致图像整体模糊 |
| | 中值滤波 | 对椒盐噪声效果好,能保护边缘,但会破坏复杂图像几何结构 |
| | 双边滤波 | 可保留细节信息,但会移除纹理并保留阴影 |
| 变换域 | 小波变换 | 可保留频率和空间信息,支持多尺度分析,但方向选择性有限 |
| | 傅里叶低通滤波 | 擅长去除周期性噪声,但易模糊边缘。 |

3.2 图像增强

由于数控机床的空间限制及刀具工作环境的特殊性,图像采集常受到光照不均、对焦不准等因素影响,导致图像对比度低、细节模糊,因而需借助图像增强技术提高图像对比度和突出细节信息,使其更符合人眼的视觉特性且易于机器识别^[46]。图像增强方法可分为空间域与变换域两大类。

空间域增强方法主要包括直方图处理与灰度变换。直方图均衡化可有效扩展图像动态范围、提升整体对比度,但易放大噪声并导致部分区域过曝;自适应直方图均衡化改善局部细节能力更强,但计算复杂度高,且可能引入块状伪影。灰度变换通过线性、对数和伽马变换等函数映射直接调整灰度值,虽操作简单但效果依赖经验,需手动调参。YU 等^[42]提出一种自适应图像增强算法,采用直方图双峰阈值设定上阈值以区分刀具与背景,并选取 Otsu 双阈值中的较小值作为下阈值以分离磨损与非磨损区域,从而完成灰度拉伸增强磨损区域对比度。NIE 等^[47]将机器视觉与力信号相结合,将力信号经小波去噪和变换转为图像,并经过对比度受限自适应直方图均衡化与结构相似性筛选优化图像,并共同输入至经 scSE 注意力机制增强的双流残差网络模型,实现刀具磨损状态的高精度识别。

变换域增强方法主要包括小波变换、傅里叶滤波与同态滤波等。其中同态滤波可通过在频域中分离出光照与反射分量,有效压缩了光照变化引起的动态范围,并能对图像细节进行锐化。例如 Yu 等^[48]采用二维局部均值分解(bidimensional local mean decomposition, BLMD)将图像分解为高、低频分量,并通过自适应增强高频信息提升对比度,从而扩大磨损与非磨损区域之间的灰度差异。管声启、屈云仙等^[49]对刀具图像进行单层小波分解,提取低频近似子图,再对子图进行同态滤波增强处理,最后通过小波逆变换重构图像,显著提升细节可见性。管声启、师红宇^[50]进一步优化,在小波分解后对近似子图进行零均值化处理,直接抑制光照干扰,增强磨损区与刀面的局部对比度。

上述图像增强方法虽均可有效提升图像质量,但各自存在不同的局限性。空间域方法计算简单、实现便捷,但在处理光照不均和复杂噪声时表现有限;变换域方法能更有效地处理频率域特征和全局光照问题,但计算复杂且参数设置更为敏感。因此,在实际应用中需结合具体图像特点与增强需求选择合适方法,或采用融合策略以兼顾增强效果与算法效率。其具体方法在处理域、核心特点及主要局限方面的详细对比见表 3 所示。

表 3 图像增强方法对比

Tab.3 Comparison of image enhancement methods

| 处理域 | 常用方法 | 特点 |
|-----|-----------|------------------------------|
| 空间域 | 直方图均衡化 | 全局对比度增强快, 但易丢失细节 |
| | 自适应直方图均衡化 | 局部增强效果好, 保留细节, 但计算量大 |
| | 灰度变换 | 简单灵活, 可针对性调整, 但效果依赖经验, 需手动调参 |
| 变换域 | 小波变换 | 多尺度分解, 边缘保留佳, 但计算复杂, 需权衡分解层数 |
| | 傅里叶高通滤波 | 锐化高频信息, 提升轮廓清晰度, 但会放大噪声 |
| | 同态滤波 | 压缩动态范围, 增强暗区对比度, 低光下易产生光晕 |

3.3 图像分割

图像预处理后, 需将包含磨损信息的目标区域从采集图像中精确分割出来。图像分割的本质是将图像划分为特定且互不交迭的子区域, 使得子区域内具有一定的相关性, 子区域间存在一定的差异性^[51]。现有图像分割方法包括基于阈值的分割方法、基于区域的分割方法、基于边缘的分割方法、基于聚类的分割方法、基于图论的分割方法以及基于深度学习的分割方法。

3.3.1 基于阈值的分割方法

基于阈值的分割算法利用图像中目标区域与背景在灰度上的差异, 通过设定阈值将图像像素点划分为若干类, 从而实现目标与背景的分隔^[52]。该方法适用于目标与背景灰度分布差异明显的图像^[53], 常见方法包括固定阈值法、迭代阈值法以及自适应阈值法等。

在实际应用中, WEI 等^[54]开发了一套基于机器视觉的铣刀磨损检测系统, 首先通过混合自适应滤波与对比度增强等预处理算法提高目标区域对比度, 然后结合 Otsu 阈值与马尔可夫随机场分割方法提取到前、后刀面以及刀尖的失效区域, 加工实验表明, 该系统可高效实现磨损与破损检测, 并适用于复杂结构切削刀具。CHEN 等^[55]首先采用基于 LoG 算子的最大类间方差法分割, 初步完成刀具与背景区域的分割, 然后基于多重形态学的梯度边缘方法实现麻花钻边缘的像素级检测, 结合图像配准与最大连通域获取磨损区域, 最后经亚像素拟合与主曲线拟合精确得到磨损值。GUO 等^[56]提出一种基于猎人-猎物优化 (Hunter-Prey Optimization, HPO) 的 Otsu 图像分割算法, 首先采用 Otsu 算法对刀具图像初步二值化, 随后将最大类间方差作为 HPO 算法的适应度函数, 并用图像阈值优化算法检测刀具磨损量。实验表明, 该方法相比传统 2D Otsu 法、GA 优化的 Otsu 方法, 在分割效率与精度方面更突出。

基于阈值的分割算法具有实现简单、计算效

率高的优点, 但其性能在很大程度上依赖于图像灰度特征与阈值选取策略。固定阈值法计算速度快、适合高对比度图像, 但灵活性较差; 迭代法可自动确定阈值, 但易陷入局部最优解; 自适应方法能应对光照不均等复杂环境, 但计算开销较大。因此, 在实际应用中, 需综合考虑图像质量、实时性要求与算法复杂度, 以选择适当的阈值分割策略。

3.3.2 基于区域的分割方法

基于区域的图像分割利用图像中像素之间的相似性将图像划分为不同的区域, 使得每个区域内的像素具有相似的属性。基于区域的分割方法包含区域生长法、区域分裂合并法、分水岭分割方法等。

区域生长法对均匀连通目标分割效果良好且边界闭合性高, 但高度依赖初始种子选择, 计算复杂度高, 易受噪声干扰, 例如邓晓鹏等^[30]提出一种基于自适应区域生长的刀具磨损视觉检测方法。首先通过最大类间方差算法裁剪磨损图像, 结合像素变化规律确定种子点与初始阈值, 并根据类间方差更新阈值, 从而获得磨损区域二值图像。ZHU 等^[57]提出了一种基于形态成分分析 (Morphological Component Analysis, MCA) 的区域生长算法, 将刀具图像划分为刀具本体、背景和噪声, 通过区域生长算法消除背景和噪声以提取刀具磨损区域。李姗姗等^[58]针对刀具磨损图像提出一种自动选取种子点与生长阈值的区域生长算法。该方法通过改进 MMRT 与形态学开运算定位目标区域, 以其质心作为种子点, 并以质心与边缘像素的灰度差均值设定生长阈值, 实现了磨损区域的分割。

区域分裂合并法能适应非均匀区域并可生成任意形状分割结果, 但其需要反复进行分裂与合并判断, 计算开销极大。分水岭算法虽能生成连续、精确的单像素边界, 却对噪声及局部灰度波动极度敏感, 存在严重的过分割缺陷。为克服此问题, 刘建军^[59]提出了一种基于形态学成分分析

(MCA)的改进分水岭算法,首先分析了刀具磨损图像各组成成分的形态差异与对应字典的选取方法,将原始刀具图像分解成目标刀具图像、背景图像和噪声,然后对目标刀具图像利用分水岭算法完成刀具磨损区域的提取。虽有效抑制过分割并提升了区域提取准确性,却也进一步增加其算法的复杂度。

区域生长法简单但依赖人工干预且效率低;分裂合并法灵活而计算负担重;分水岭算法边界定位准确却易过分割。在实际应用中,常需结合图像预处理或后续优化策略来弥补核心方法的固有缺陷。

3.3.3 基于边缘的分割方法

基于边缘的图像分割方法通过检测图像中像素灰度的显著梯度变化来识别和连接边界点,进而实现区域划分,主要包括串行与并行两类检测方法。

串行边缘检测法依据相似性准则从初始边缘点逐步连接形成轮廓,但其串行处理机制导致计算效率较低;并行边缘检测法则借助微分算子与图像进行全局卷积,处理效率高、更实用,是目前主流方法。微分算子分为一阶微分算子与二阶微分算子,一阶微分算子方法计算简便快速,但边缘定位精度较低,常用的一阶微分边缘检测算子有 Robert 算子、Sobel 算子和 Prewitt 算子等;二阶微分算子利用一阶导数局部最大值对应二阶导数零交叉点的原理定位边缘,精度显著提升,但对噪声敏感,二阶微分算子主要有 Canny 算子、Laplacian 算子和 Log 算子等。

在实际应用中,为提高分割鲁棒性与精度,常将边缘检测与其他方法结合使用。张豪等^[60]对预处理后的刀具图像,首先结合 GrabCut 算法分割出背景,再利用 OTSU 算法提取刀具轮廓,然后采用 Canny 算子边缘检测提取出刀具磨损区域,从而得出刀具磨损特征值。Hong 等^[61]对刀具图像进行了灰度化、改进的自适应中值滤波及二值化等预处理,结合 Canny 算法与 Zernike 矩得到刀具边缘像素,然后提取刀具边缘曲率最大值作为特征点,通过图像拼接得到完整的刀具图像。

综上所述,一阶算子适合实时性要求高、噪声较小的场景;二阶算子更适用于对边缘定位精度要求较高且图像质量较好的场合。实际应用中需根据图像特性与任务需求选取合适的算子,并可结合预处理及后续操作以抑制噪声、提升分割效果。

3.3.4 基于聚类的分割方法

基于聚类思想的图像分割算法主要是将图像中具有相似特征的像素聚类到同一区域,反复迭代聚类结果至收敛,使所有像素点聚集到几个不同的类别中,从而实现图像分割^[51]。K 均值聚类算法与模糊 C 均值聚类算法是两类常用聚类算法。

FERNÁNDEZ-ROBLES 等^[62]对磨损区域进行了划分,并基于形态学运算和 K 均值聚类算法提取磨损区域。CHEN 等^[63]首先使用带有 Focal Loss 的 DeepLabV3+来识别工具的感兴趣区域,其次该方法采用模糊 C 均值聚类对磨损区域进行分割,所提出的方法实现了 95.32%的平均像素精度和 93.67%的平均交并比。DONG 等^[64]首先通过图像采集系统收集刀具侧面图像,然后对其收集的图像裁剪出刀具磨损区域,最后通过 K 均值聚类算法成功分离出裁剪图像的磨损区域和背景。

总体而言,基于聚类的分割方法无需预先训练且适用性广泛,但也各有局限:K 均值聚类实现简便、效率高,但噪声鲁棒性差、类别数需人工设定;模糊 C 均值能有效处理边界不确定性,但计算成本较高且收敛稳定性不足。因此,在实际应用中应依据图像复杂度、噪声水平及效率要求选择合适算法,并可结合预处理或混合模型以提升综合性能。

3.3.5 基于图论的分割方法

基于图论的图像分割算法是将图像中每一个像素点当成顶点,像素点之间的关系对当成边,把图像转换成一个带权无向图,然后对目标函数进行最优化求解,从而实现图像的分割。常用算法有 GraphCut、GrabCut 与 OneCut 等。YOU 等^[65]提出一种改进的 GrabCut 模型,充分利用刀具磨损区域与其他区域的高对比度,实现刀具磨损区域的高精度自主分割,其模型的平均 F1 为 95.28%,平均精确率为 96%,平均召回率为 94.73%,可有效保证刀具磨损区域分割精度与边缘连续性。

总体而言,基于图论的分割算法能反映出像素间关系,但其实际性能受建模方式与优化策略显著影响:GraphCut 精度高而交互负担大,GrabCut 在效率与交互间取得更好平衡,OneCut 速度最快但适应性较弱。因此,在刀具磨损图像分割中,需根据图像特征、精度要求及自动化程度选择合适方法,融合先验知识与自动初始化策略是提升实用性的有效途径。

上述的方法虽然都能提取出磨损区域,但工业场景适应性差,易受油污、振动、光照变化等

影响，导致图像质量波动严重，从而导致算法鲁棒性不高，其各图像分割方法对比如表 4 所示。

表 4 图像分割方法对比

Tab.4 Comparison of image segmentation methods

| 类别 | 常用方法 | 特点 |
|-----------|-----------|--------------------|
| 基于阈值的分割方法 | 固定阈值法 | 计算快，依赖灰度直方图分布 |
| | 迭代阈值法 | 计算比较简单，但可能会陷入局部最优解 |
| | 自适应阈值法 | 抗光照不均，局部动态阈值 |
| 基于区域的分割方法 | 区域生长法 | 需种子点，连通性好，噪声敏感 |
| | 区域分裂合并法 | 处理复杂形状，易过分割 |
| | 分水岭分割法 | 需噪声预处理，保持区域连通性 |
| 基于边缘的分割方法 | 串行边缘检测法 | 边缘连续优，速度慢 |
| | 并行边缘检测法 | 实时性强，需噪声抑制 |
| 基于聚类的分割方法 | K 均值聚类 | 硬划分，效率高，需预设 K 值 |
| | 模糊 C 均值聚类 | 软划分抗边界模糊，计算复杂 |
| 基于图论的分割方法 | GraphCut | 全局能量最优，强依赖人工标记 |
| | GrabCut | 交互简单，迭代优化，纹理单一易失效 |
| | OneCut | 单次计算极快，光照敏感 |

3.4 图像边缘检测

在通过图像分割算法提取刀具磨损区域后，为准确量化磨损特征，需对区域边缘进行精确检测。刀具磨损边缘检测分为两类，第一类是以 Canny 边缘检测为代表的像素级边缘检测，即通过计算图像的梯度来检测边缘，但受图像离散化过程的量化效应限制，单像素精度难以满足高精度检测需求；第二类便是亚像素边缘检测技术。亚像素边缘检测目前主要包括矩方法、插值法和拟合法三类。

矩方法通过计算图像的矩解析边缘方向与位置，该方法利用矩特征描述灰度分布规律，实现高精度亚像素边缘定位，但需进行复杂的卷积运算，计算负荷大。矩方法具体可分为灰度矩法、Zernike 矩法和空间矩法。例如，ZHOU 等^[66]首先基于 Laplacian 边缘的 Otsu 图像分割算法将磨损图像二值化，并结合形态学优化 Canny 算子和 Zernike 矩实现亚像素边缘提取，再经主曲线拟合得到平滑边缘，最终完成刀具磨损量高精度测量，同时具备较高的响应速度。ZHENG 等^[67]则通过四点匹配去除刀具刃口附着物，采用改进的 Zernike 矩与四次 Hermite 插值算法实现高精度缺口识别，实验表明该方法在边缘提取和缺口检测准确率与速度更高。QU 等^[68]通过模板匹配定位检测区域，弧拟合方法重建崩刃轮廓，并引入三级灰度过渡模型增强 Zernike 矩的边缘检测精度，最后通过曲线拼接与宽度计算得到最大损伤宽度。

插值法通过对边缘邻域像素灰度值进行网格间插值估计，生成亚像素级插值图像，进而实现高精度边缘定位。如魏效玲等^[69]通过旋转角度校正实现磨损区域精确定位，结合改进图像增强算法抑制反光干扰，进而采用双三次插值优化 Sobel 算子实现亚像素级边缘检测，配合最小外接矩形法量化磨损区域，实验验证了该方法的精度与可行性。

拟合法则通过将边缘像素点与预设边缘模型拟合，采用优化算法最小化两者的匹配误差，该方法抗噪性能优于插值法，但模型的迭代计算需求，运算负荷大。于化东等^[70]基于 Facet 模型实现刀具边缘亚像素检测，提取主副切削刃与刀尖轮廓，测量得到磨损面积，并经图像作差法验证，精度可达 $\pm 1.51 \times 10^{-4} \text{mm}^2$ 。

通过以上研究，传统图像处理方法具有计算复杂度较低、对硬软件设备性能要求低的优点，但对采集的图像质量要求高，对油污、反光等环境干扰的抵抗性弱，通常仅适用在光照条件、拍摄角度以及背景环境严格固定的特定加工场景下。

4 基于人工智能的磨损状态检测

近年来，得益于人工智能的快速发展，其在工业检测领域应用研究逐渐成为热点。与传统图像处理方法不同的是，人工智能具有自主适应性的特征学习能力，能从大量信息中自动地学习提取出深层次的磨损相关特征，展现出处理复杂工业场景的显著潜力。

4.1 机器学习

机器学习作为实现人工智能的重要途径,涵盖了支持向量机、隐马尔可夫模型、人工神经网络和随机森林等典型模型。这些模型通过从数据中学习规律,为刀具磨损状态识别提供方法基础。

在诸多机器学习方法中,支持向量机(Support Vector Machine, SVM)基于结构风险最小化原则,寻找最优超平面实现高维分类,仅依赖关键支持向量,在小样本下仍具有强泛化能力和计算效率^[71]。例如, GARCÍA-ORDÁS 等^[72]将刀具划分为可修复与损坏两类,并建立刀具损伤图像数据集,利用 SVM 进行刀具状态的分类识别,准确率达到 90.26%。冯凯等^[73]通过融合工件切痕图像与机床传感器数据,以解决 CNC 刀具磨损在线识别中信息源单一、可靠性差的问题,同时采用 PSO 优化 SVM 建立磨损识别模型,将邓熵与加权证据理论融合结果,有效提升了识别性能,且显著优于 BP 神经网络、多分类相关向量机、随机森林等多种算法模型。EL-TAYBANY 等^[74]基于灰度共生矩阵(GLCM)在已加工工件表面图像中提取对比度、熵、峰度等 12 类纹理特征,并将刀具状态划分为“锋利”、“半锋利”和“磨损”三个等级,运用支持向量机(SVM)、多层感知器(MLP)和广义前馈神经网络(GFFNN)三种机器学习算法预测刀具磨损分类,结果表明 SVM 和 GFFNN 分类效果好, SVM 分类准确率最高达 98%, GFFNN 为 96%, MLP 仅 93%, 性能较差。

隐马尔可夫模型(Hidden Markov Model, HMM)通过隐含状态转移和观测序列概率捕捉时序统计规律,适用于刀具渐进磨损识别。BHAT 等^[75]将加工表面图像的 GLCM 特征转化为观测序列,构建 HMM 分类模型以识别“锋利/半磨损/钝化”三种刀具状态,平均识别准确率达 95%,满足在线监测的实时性与可靠性要求。

反向传播神经网络(Back Propagation Neural Network, BPNN)通过误差反向传播机制调整网络权重,能够逼近复杂的非线性映射关系。李姗姗^[76]将纹理图像经四元数小波变换后得到的幅值与相位信息,与切削参数共同构成特征向量,基于 BP 神经网络构建了刀具磨损等级分类模型,实现了磨损状态的有效判别。

尽管上述机器学习方法相比传统图像处理技术在检测效率上有显著提升,但它们非常依赖于人工设计特征(如 GLCM、小波特征等),对图像光照变化、噪声干扰以及磨损形态的非线性变

化适应性较差,特征提取的质量直接制约模型识别性能。

4.2 深度学习

深度学习凭借其强大的端到端特征自动学习与复杂非线性模式识别能力,能有效克服手工特征设计的局限性和对复杂环境变化的脆弱性等不足,深度学习在刀具磨损状态检测中主要有两大类,一类是用于刀具磨损状态定性分析的分类网络,另一类是用于刀具磨损状态定量分析的分割网络。

分类网络中最为经典的便是卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN), CNN 的主要结构为输入层、卷积层、池化层、全连接层和激活函数,如图 8 所示。其中卷积层用来识别边缘、纹理或形状等不同特征,池化层用来降低特征的空间维度,通过卷积与池化的结合,可以学习到更复杂的特征。目前常用的 CNN 模型包括 VGG、ResNet 和 DenseNet 等。

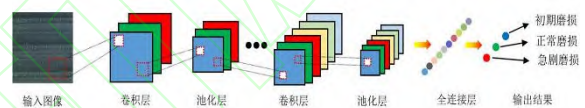


图 8 卷积神经网络结构图

Fig.8 Convolutional neural network structure diagram

在具体应用方面, UR REHMAN A 等^[77]比较了多种深度学习模型对切屑图像进行刀具磨损分类的效果,并针对样本不平衡问题上对比了上采样与下采样策略,实验表明 ResNet18 和 AlexNet 在多元与二元分类中准确率均超过 96%。BRILI 等^[78]通过红外相机采集刀具磨损图像,并通过卷积神经网络进行模型训练,在四分类(无磨损、低磨损、中等磨损、高磨损)中分类准确率为 95%,发现其中错误分类发生在中等磨损与高磨损之间,又从对工业的实用性角度考虑,进行了三分类(无磨损、低磨损和高磨损)训练,其分类准确率达到 99.55%。ZHOU 等^[79]则将磨损状态划分为“初始磨损”、“正常磨损”和“严重磨损”,并在 SE-ResNet50 中引入双注意力机制,同时增强像素级特征依赖与通道相关性建模,最终识别准确率达到 96.99%。为进一步提升模型性能与效率, FENG 等^[80]对 DenseNet-121 进行改进,引入可变形卷积、深度可分离卷积与部分卷积替代标准卷积,降低参数量与计算复杂度,并结合 EMA 注意力机制与特征金字塔实现特征的高效融合。

分割网络为刀具磨损区域的提取提供了新路径,其中 U-Net、FCN 和 DeepLab 等模型具有广泛应用。

U-net 是一种流行的语义分割网络,以其独特的 U 型结构而得名。该网络采用编解码结构,并通过跳跃连接将低层次特征传递给高层次的解码器,在保持细节信息方面表现突出。

卢治业等^[81]利用改进的 U-Net 网络对提取的图像进行刀尖磨损区域的分割,改进后的 U-Net 在原网络的 Encoder 结构中加入残差块,在 Decoder 中加入 ECA 注意力机制,相比原 U-Net 提高了 8.39% 的分割性能。ZHAO 等^[82]构建了一种轻量化 U-net 模型,集成挤压-激励模块(SE)学习不同通道之间的关系,以有效地完成刀具磨损区域的分割。LIN 等^[83]提出了一种增强性 U-net 模型,利用 SAM 生成伪标签并选择最高 IoU 掩码,实现免人工标记的新刀具类型数据训练,大幅减少数据准备成本。SU 等^[84]则提出融合多场卷积残差模块的 U-Net,借助多尺度空洞卷积与跨层残差连接,增强其特征表达能力,使得在车刀磨损数据上 Dice 系数达到 94.18%,分割精度得到显著提高。

FCN 作为全卷积网络的代表,使用卷积层替代全连接层,支持端到端的像素级预测。网络结构主要由全卷积部分和反卷积部分构成,其中全卷积部分为一些经典的 CNN 网络,用于提取特征,反卷积部分则是通过上采样得到原尺寸的语义分割图像。

SCHLEGEL 等^[85]应用 FCN 实现对多类磨损图像的分割,平均 IoU 达 0.9195,其中粘着磨损部分为 0.7696。QIN 等^[86]构建了基于 FCN 的磨损区域自动分割模型,采用刀具侧刃全景图像训练,最终磨损值提取平均误差为 5.23%,明显优于传统阈值和聚类方法。YOO 等^[88]提出可应对多种刀具的磨损测量流程,首先利用 VGG-16、VGG-19、ResNet50 和 MobileNet 模型完成可转位立铣刀、球头立铣刀和整体立铣刀的分类,再通过 Mask-FCN 分割模型得到磨损区域,进而得到后刀面最大磨损宽度,平均精度与人工测量真值相比为-5.668%,能替代人工流程,提升制造刀具监测效率。

DeepLab 是另一种流行的语义分割网络,以其深层的卷积结构而得名,该系中的 Deeplabv3+ 应用最为广泛,它结合了空洞卷积与多尺度特征提取技术,并引入编解码结构,可以实现更精确的图像分割。

林晨^[87]针对传统分割方法稳定性不足的问题,将 Deeplabv3+ 应用于立铣刀磨损图像,同时引入 CA 注意力机制,增强模型对磨损区域通道信息

和位置信息的关注,其 IoU 从 83.83% 增长至 88.7%,显著提升了精度与稳定性。YIN 等^[89]首先通过基于迁移学习的 GoogleNet 完成车刀磨损状态的分类识别,进而在 DeepLabV3 引入密集连接和多尺度特征融合结构,并结合通道注意力机制分割出磨损区域,改进后的 DeepLabV3 的平均 IoU 提高 8.91%,边界误差降低了 29.76%,有效提升了磨损边界的识别精度与模型鲁棒性。

然而,无论是刀具磨损状态分类识别还是精确提取磨损值的定量分析,其深度学习模型训练高度依赖大规模高质量图像数据,磨损区域的精细化标注成本高,且实际运行过程中存在的梯度爆炸、过拟合等问题,对计算资源要求高。

5 结论

本文系统分析了不同检测对象中磨损特征与状态的关联性以及各图像磨损特征的提取方法,概述离线检测、在机静态与动态监测三类典型刀具磨损状态监测系统的架构与特点,重点介绍了传统图像处理与人工智能检测方法。其核心要点总结如下:

(1) 刀具视觉检测对象:以刀具后刀面直接检测为主,工件与切屑间接检测为辅。在刀具磨损图像检测中,前刀面磨损通常采用三维重建技术以计算出磨损深度、体积,但现阶段该方法在检测速度、精度等方面有待提升。边界磨损由于边界位置特殊、几何形状复杂,实测困难。相比之下,后刀面磨损辨识度较高,二维技术成熟,故成为主要检测对象。此外,机床加工后的工件表面纹理以及切屑形态也可间接反映刀具磨损的状态。工件表面纹理易获取,但当加工时工件表面质量要求不高时,磨损引起的纹理变化信噪较低,区分度不足;切屑图像采集对加工运行的影响小,但还受工件材料、切削参数、切削温度等因素共同影响,磨损识别模型建立比较复杂,鲁棒性较差。

(2) 刀具视觉监测系统:离线静态检测成熟,在线动态监测成为发展重点。目前离线检测及在机静止状态下监测方法已经较为成熟,但都需要在检测时停机,中断作业,难以适应高速连续作业。相比之下,在机动态监测无需停机,更符合现代智能制造对高效性与连续性的要求,但该技术对光照条件变化敏感,且需在极短时间内完成图像采集与处理,其硬件帧率与算法效率要求较高。因此,尽管在机动态监测具有显著优势,其在复杂工况下的鲁棒性与准确性仍是当前研究的难点与重点。

(3) 刀具视觉检测算法: 传统算法精度高但抗干扰弱, 深度学习效率高但依赖样本准确度。传统图像处理方法具备检测精度高等优点, 但是受切削液、油污、金属碎屑等干扰因素的影响大, 且非常依赖于精心设计的光照系统与成像条件, 对图像质量要求较高, 限制了该方法在复杂工况下的稳定应用。而人工智能方法, 特别是深度学习, 在一定程度上减弱对图像预处理流程的依赖, 能显著提升检测效率与泛化能力, 然而这类方法通常依赖大规模高质量标注样本进行训练, 模型可解释性较弱, 且在样本不足或分布偏移时容易出现性能下降, 其工程落地仍面临实际挑战。

基于机器视觉的刀具磨损状态检测研究为实现智能化监测奠定了重要基础, 但面对现代制造对高精度、高效率的迫切需求, 当前方法在复杂工况下的系统适应性、实时性等方面仍存在不足。因此, 为进一步提升视觉检测技术的工程应用水平, 对未来重点研究方向进行如下几点展望:

(1) 从二维到多维: 发展高精度三维动态检测与多指标融合技术。当前研究主要集中于二维后刀面磨损检测, 虽然技术成熟, 便于实施, 但单一二维视角难以全面反映出刀具三维磨损形貌, 尤其在复杂刃型条件下易遗漏关键几何信息, 当下应重点突破高速、高精度三维形貌在线重建技术, 实现磨损深度、体积等三维数据的实时获取。进一步地, 在此基础上系统融合二维与三维几何特征, 构建多维度的磨损指标体系, 以更全面、精确地评估刀具磨损状态。

(2) 从单一到融合: 构建抗干扰感知与多传感器融合诊断体系。视觉检测的好坏依赖于图像质量的高低, 在实际加工中, 冷却液喷洒、切屑飞溅等会污染和遮挡视觉传感器, 导致检测失效。在硬件层面应探索自清洁光学设计、嵌入式防护结构, 优化其光学路径和照明抗干扰方式, 提升图像采集环节效率, 软件层面, 需增强算法在噪声、遮挡与强干扰条件下的鲁棒性, 结合传统图像处理的可解释性与人工智能的高表征能力, 充分发挥两者优势, 例如利用传统图像处理对磨损特征进行增强, 再输送给模型实现特征提取与状态判别; 此外, 还应大力发展多传感器融合诊断方法, 有效规避单一视觉传感器失效情况, 实现视觉、声发射、力等传感信号的协同感知, 以提升系统对环境的适应性。

(3) 从实验室到产线: 推动泛化算法与边缘部署的落地应用。目前, 公开的刀具磨损图像数据集较为稀缺, 绝大多数采用基于实验室条件下

自制数据集进行算法训练与验证, 刀具类型、采集设备及拍摄角度等因素差异显著, 不同自制数据集之间差异大, 加之高质量标注成本高, 导致多数算法泛化能力不足。未来需加强小样本学习、生成式合成数据、迁移学习等方法的研究, 增强算法模型在跨工况、跨数据集条件下的适应性, 此外, 应加强轻量化网络设计与边缘部署方案, 提升算法模型在嵌入式设备及工业上的实时运行能力, 实现从实验室到产线的无缝落地。

参考文献:

- [1] 王蓉. 机械加工中刀具磨损的影响因素及对策[J]. 内燃机与配件, 2017, (19): 38-39.
WANG Rong. Influencing Factors and Countermeasures of Tool Wear in Machining[J]. Internal Combustion Engine & Parts, 2017, (19): 38-39.
- [2] SALONITIS K, KOLIOS A. Reliability assessment of cutting tool life based on surrogate approximation methods[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2014, 71(5-8): 1197-1208.
- [3] VETRICHELVAN G, SUNDARAM S, KUMARAN S S, et al. An investigation of tool wear using acoustic emission and genetic algorithm[J]. Journal of Vibration and Control, 2014, 21(15): 3061-3066.
- [4] BANDA T, FARID A 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(11-12): 7057-7086.
- [5] 王海泉, 郭修远, 李辉, 等. 刀具磨损检测技术综述[J]. 自动化技术与应用, 2024, 43(07): 1-6.
WANG Haiquan, GUO Xiuyuan, LI Hui, et al. Review of Tool Wear Detection Technology[J]. Techniques of Automation and Applications, 2024, 43(07): 1-6.
- [6] 郭润兰, 张昊, 支晓波, 等. 基于机器视觉的刀具磨损量在机检测研究[J]. 兰州理工大学学报, 2024, 50(06): 33-41.
GUO Runlan, ZHANG Hao, ZHI Xiaobo, et al. Research on On-Machine Detection of Tool Wear Based on Machine Vision[J]. Journal of Lanzhou University of Technology, 2024, 50(06): 33-41.
- [7] CHENG Y, GUAN R, JIN Y, et al. Research on intelligent tool condition monitoring based on data-driven: a review[J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2023, 37(7): 3721-3738.
- [8] DER O, ORDU M, BASAR G. Optimization of cutting

- parameters in manufacturing of polymeric materials for flexible two-phase thermal management systems[J]. *Materials Testing*, 2024, 66(10): 1700-1719.
- [9] 叶祖坤,周军,秦超峰,等.采用切削刃重构的刀具磨损视觉检测方法[J]. *西安交通大学学报*,2022,56(11):11-20.
- YE Zukun, ZHOU Jun, QIN Chaofeng, et al. Visual Detection Method for Tool Wear Using Cutting Edge Reconstruction[J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2022, 56(11): 11-20.
- [10] KAMRATOWSKI M, JANSSEN C, DAVIDOVIC M, et al. Quantification of wear on gear cutting tools using computer vision methods[J]. *Forschung im Ingenieurwesen*, 2025, 89(1).
- [11] PENG Y, QIN S, WANG T, et al. Volume monitoring of the milling tool tip wear and breakage based on multi-focus image three-dimensional reconstruction[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2023, 126(7-8): 3383-3400.
- [12] 张杨,高兴宇,党艳阳,等.基于三维图像处理的车刀磨损缺陷检测方法研究[J]. *机床与液压*,2023,51(24):43-47.
- ZHANG Yang, GAO Xingyu, DANG Yanyang, et al. Research on Tool Wear Defect Detection Method Based on 3D Image Processing[J]. *Machine Tool & Hydraulics*, 2023, 51(24): 43-47.
- [13] 陈渊,王海雄,易怀安.基于改进AKAZE算法的数控铣削刀具三维图像重建[J]. *机床与液压*,2025,53(04):68-72.
- CHEN Yuan, WANG Haixiong, YI Huaian. 3D Image Reconstruction of CNC Milling Tool Based on Improved AKAZE Algorithm[J]. *Machine Tool & Hydraulics*, 2025, 53(04): 68-72.
- [14] 李雪冰.铣削加工过程刀具磨损及破损状态智能监测技术研究[D].哈尔滨理工大学,2023.
- Li Xuebing. Research on Intelligent Monitoring Technology for Tool Wear and Breakage State in Milling Process[D]. Harbin University of Science and Technology, 2023.
- [15] 彭锐涛,丁珑,赵林峰,等.基于机器视觉的铣刀磨损在机检测方法[J].*航空制造技术*,2023,66(14):143-152.
- PENG Ruitao, DING Long, ZHAO Linfeng, et al. Milling cutter wear detection method based on machine vision[J].*Aeronautical Manufacturing Technology*, 2023, 66(14): 143-152.
- [16] 刘雨成.基于边缘计算的 CNC 刀具磨损状态监测系统开发[D].深圳大学,2022.
- Liu Yucheng. Development of a CNC Tool Wear Condition Monitoring System Based on Edge Computing[D]. Shenzhen University, 2022.
- [17] 袁军,刘丽冰,陈英姝,等.基于 RULBP 与 GLCM 的已加工工件表面纹理特征表征[J].*制造技术与机床*,2021,(10):84-89.
- YUAN Jun, LIU Libing, CHEN Yingshu, et al. Characterization of The Texture Characteristics of The Machined Surface Image Based on RULBP and GLCM[J]. *Manufacturing Technology & Machine Tool*, 2021, (10): 84-89.
- [18] KERR D, PENGILLEY J, GARWOOD R. Assessment and visualisation of machine tool wear using computer vision[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2005, 28(7-8): 781-791.
- [19] 王彤,刘丽冰,黄凤荣,等.基于 Gabor-GLCM 工件表面纹理特征的刀具状态视诊[J].*组合机床与自动化加工技术*,2019,(10):60-64.
- WANG Tong, LIU Libing, HUANG Fengrong, et al. Tool Status Visual Diagnosis Based on Gabor-GLCM Workpiece Surface Texture Features[J]. *Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique*, 2019, (10): 60-64.
- [20] DUTTA S, PAL S K, SEN R. Progressive tool flank wear monitoring by applying discrete wavelet transform on turned surface images[J]. *Measurement*, 2016, 77: 388-401.
- [21] 熊四昌,计时鸣,樊炜,等.基于马尔可夫随机场工件表面纹理模型的刀具状态监测[J].*中国机械工程*,2004,(08):22-24.
- XIONG Sichang, JI Shiming, FAN Wei, et al. Machine Tool Condition Monitoring Based on MRF Workpiece Surface Texture Model[J]. *China Mechanical Engineering*, 2004, (08): 22-24.
- [22] 曾泽坤,陈云,李源,等.基于加工表面多重分形分析的刀具磨损预测[J/OL].*航空制造技术*,1-13.
- ZENG Zekun, CHEN Yun, LI Yuan, et al. Tool Wear Prediction Based on Multifractal Analysis of Machined Surface[J/OL]. *Aeronautical Manufacturing Technology*,1-13.
- [23] DATTA A, DUTTA S, PAL S K, et al. Progressive cutting tool wear detection from machined surface images using Voronoi tessellation method[J]. *Journal of Materials Processing Technology*, 2013, 213(12): 2339-2349.

- [24] LI X, LIU X, YUE C. Tool failure mechanisms and cutting performance analysis during high-feed milling of 508-III steel[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2023, 128(9-10): 3921-3936.
- [25] PAGANI L, PARENTI P, CATALDO S, et al. Indirect cutting tool wear classification using deep learning and chip colour analysis[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2020, 111(3-4): 1099-1114.
- [26] CHEN S H, GAO M S. The study of chip characteristics and tool wear in milling of SKD61 mold steel[J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2022, 36(6): 2817-2824.
- [27] GUAN R, CHENG Y, ZHOU S, et al. Research on tool wear classification of milling 508III steel based on chip spectrum feature[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2024, 133(3-4): 1531-1547.
- [28] BOUCHAMA R, CHERFIA A, CHIKH Y. Cutting tool wear prediction based on chip features extracted from image processing and AutoML[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2025, 137(9-10): 4603-4629.
- [29] 陈晓波,梁伟云,习俊通,等.用于检测立铣刀磨损状态的正交视觉检测系统:201110400626.8[P].2014-04-16. Chen Xiaobo, Liang Weiyun, Xi Juntong, et al. Orthogonal visual inspection system for detecting wear status of end mills: CN102564314A[P]. 2014-04-16.
- [30] 邓晓鹏,王妍,洪煜,等.采用自适应区域生长的微型钻铣刀具磨损检测方法[J].西安交通大学学报,2021,55(12):98-107. DENG Xiaopeng, WANG Yan, HONG Yu, et al. Wear Detection for Micro-Drill and Micro-Milling Tool via Adaptive Region Growth Algorithm[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2021, 55(12): 98-107.
- [31] 田颖,杨利明,郜占旭,等.立铣刀侧刃磨损检测的装置及方法[J].天津大学学报(自然科学与工程技术版),2022,55(10):1008-1015. Tian Ying, Yang Liming, Gao Zhanxu, et al. Device and method for detecting flank wear of end mills[J]. Transactions of Tianjin University (Natural Science and Engineering Technology Edition), 2022, 55(10): 1008-1015.
- [32] WEIS W. Tool wear measurement on basis of optical sensors, vision systems and neuronal networks (application milling)[C]//Proceedings of WESCON'93. IEEE, 1993: 134-138.
- [33] 贾冰慧,全燕鸣,朱正伟.面向刀具磨损在机检测的机器视觉系统[J].中国测试,2014,40(06):60-63. Jia Binghui, Quan Yanming, Zhu Zhengwei. Machine Vision System for On-machine Detection of Tool Wear[J]. China Measurement & Test, 2014, 40(06): 60-63.
- [34] DAI Y, ZHU K. A machine vision system for micro-milling tool condition monitoring[J]. Precision Engineering, 2018, 52: 183-191.
- [35] 刘建春,苏进发,叶中赵,等.面向立铣刀磨损的在机视觉检测方法研究[J].机床与液压,2023,51(13):52-57. LIU Jianchun, SU Jinfa, YE Zhongzhao, et al. Research on On-Machine Visual Detection Method for End Mill Wear[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2023, 51(13): 52-57.
- [36] CHRISTIAND, KISWANTO G, BASKORO A S, et al. MicroEye : A low-cost online tool wear monitoring system with modular 3D-printed components for micro-milling application[J]. HardwareX, 2022, 11: e00269.
- [37] 胡家皓,闵峻英,李永记,等.快反镜辅助的回转刀具磨损状态在机检测技术研究[J].机械科学与技术,2021,40(10):1536-1540. HU Jiahao, MIN Junying, LI Yongji, et al. Research on On-machine Detection Technology of Rotary Tool Wear Status Assisted by Fast Steering Mirror [J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2021, 40(10): 1536-1540.
- [38] ZHANG Y, ZHANG Y, TANG H, et al. Images acquisition of a high-speed boring cutter for tool condition monitoring purposes[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2009, 48(5-8): 455-460.
- [39] QIN A, GUO L, YOU Z, et al. Research on automatic monitoring method of face milling cutter wear based on dynamic image sequence[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2020, 110(11-12): 3365-3376.
- [40] YOU Z, GAO H, GUO L, et al. Machine vision based adaptive online condition monitoring for milling cutter under spindle rotation[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 171: 108904.
- [41] 张娜娜,张媛媛,丁维奇.经典图像去噪方法研究综述[J].化工自动化及仪表,2021,48(05):409-412+423.

- ZHANG Nana, ZHANG Yuanyuan, DING Weiqi. Review of Classical Image Denoising Methods[J]. Control and Instruments in Chemical Industry, 2021, 48(05): 409-412+423.
- [42] YU J, CHENG X, ZHAO Z. A machine vision method for measurement of drill tool wear[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2021, 118(9-10): 3303-3314.
- [43] 管声启,洪奔奔,梁洪,等.高斯差分滤波显著性的刀具磨损检测[J].机械科学与技术,2018,37(02):276-279.
- GUAN Shengqi, HONG Benben, LIANG Hong, et al. Tool Wear Detection Based on Difference of Gaussian Filter Saliency [J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2018, 37(02): 276-279.
- [44] FU P, LI W L, ZHU L Q. Cutting Tool Wear Monitoring Based on Wavelet Denoising and Fractal Theory[J]. Applied Mechanics and Materials, 2011, 48-49: 349-352.
- [45] 龙云淋,吴一全,周杨.结合 NSST 和快速非局部均值滤波的刀具图像去噪 [J]. 信号处理,2017,33(11):1505-1514.
- LONG Yunlin, WU Yiquan, ZHOU Yang. Tool Image Denoising Combining NSST and Fast Non-local Mean Filtering [J]. Journal of Signal Processing, 2017, 33(11): 1505-1514.
- [46] 王浩,张叶,沈宏海,等.图像增强算法综述[J].中国光学,2017,10(04):438-448.
- WANG Hao, ZHANG Ye, SHEN Honghai, et al. Review of Image Enhancement Algorithms[J]. Chinese Optics, 2017, 10(04): 438-448.
- [47] NIE P, GUO Y, LOU B, et al. Tool wear monitoring based on scSE-ResNet-50-TSCNN model integrating machine vision and force signals[J]. Measurement Science and Technology, 2024, 35(8): 086117.
- [48] YU J, CHENG X, LU L, et al. A machine vision method for measurement of machining tool wear[J]. Measurement, 2021, 182: 109683.
- [49] 管声启,屈云仙,高照元.小波域同态滤波的刀具磨损检测[J].机械科学与技术,2013,32(11):1703-1707.
- GUAN Shengqi, QU Yunxian, GAO Zhaoyuan. A Tool Wear Detection by Wavelet Homomorphic Filtering[J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2013, 32(11): 1703-1707.
- [50] 管声启,师红宇.整数小波提升分解的刀具磨损检测方法[J].制造技术与机床,2013,(07):131-134.
- GUAN Shengqi, SHI Hongyu. A Tool Wear Detection Method of Integer Wavelet Lifting Decomposition[J]. Manufacturing Technology & Machine Tool, 2013, (07): 131-134.
- [51] 黄鹏,郑淇,梁超.图像分割方法综述[J].武汉大学学报(理学版),2020,66(06):519-531.
- HUANG Peng, ZHENG Qi, LIANG Chao. Overview of Image Segmentation Methods[J]. Journal of Wuhan University (Natural Science Edition), 2020, 66(06): 519-531.
- [52] 汤勃,孔建益,伍世虔.机器视觉表面缺陷检测综述[J].中国图象图形学报,2017,22(12):1640-1663.
- TANG Bo, KONG Jianyi, WU Shiqian. Review of Surface Defect Detection Based on Machine Vision[J]. Journal of Image and Graphics, 2017, 22(12): 1640-1663.
- [53] 张婧,张策,张茹,等.图像分割述评:基本概貌、典型算法及比较分析 [J]. 计算机技术与发展,2024,34(01):1-8.
- ZHANG Jing, ZHANG Ce, ZHANG Ru, et al. Review on Image Segmentation: Basic Overview, Typical Algorithms and Comparative Analysis[J]. Computer Technology and Development, 2024, 34(01): 1-8.
- [54] WEI W, YIN J, ZHANG J, et al. Wear and Breakage Detection of Integral Spiral End Milling Cutters Based on Machine Vision[J]. Materials, 2021, 14(19): 5690.
- [55] CHEN P, YU J. Machining Tool Wear Detection and Measurement Based on Edge Extraction and Subpixel Fitting[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73: 1-11.
- [56] GUO L, DUAN Z, GUO W, et al. Machine vision-based recognition of elastic abrasive tool wear and its influence on machining performance[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2023, 35(8): 4201-4216.
- [57] ZHU K, YU X. The monitoring of micro milling tool wear conditions by wear area estimation[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 93: 80-91.
- [58] 李姗姗,刘丽冰,李莉,等.基于区域生长法的数控刀具磨损状态检测方法 [J]. 制造技术与机床,2017,(02):132-136.
- LI Shanshan, LIU Libing, LI Li, et al. Detection Method of CNC Tool Wear State Based on Region Growing Algorithm [J]. Manufacturing Technology & Machine Tool, 2017, (02): 132-136.
- [59] 刘建军,刘丽冰,彭伟尧,等.面向刀具磨损图像区域分割的改进分水岭算法 [J]. 机械科学与技术,2020,39(05):729-735.

- LIU Jianjun, LIU Libing, PENG Weiyao, et al. An Improved Watershed Algorithm for Segmentation Tool Wear Image [J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2020, 39(05): 729-735.
- [60] 张豪, 闵榕城, 彭星海, 等. 基于机器视觉的刀具磨损特征值获取方法[J]. 工具技术, 2024, 58(09): 131-137.
- ZHANG Hao, MIN Rongcheng, PENG Xinghai, et al. Tool Wear Eigenvalue Acquisition Method Based on Machine Vision[J]. Tool Engineering, 2024, 58(09): 131-137.
- [61] HONG W, JI H, WANG C, et al. Online detection technology of triangular-blade tool grinding precision based on machine vision[J]. Applied Optics, 2024, 63(24): 6419.
- [62] FERNÁNDEZ-ROBLES L, CHARRO N, SÁNCHEZ-GONZÁLEZ L, et al. Tool Wear Estimation and Visualization Using Image Sensors in Micro Milling Manufacturing[C]//Lecture Notes in Computer Science. Springer International Publishing, 2018: 399-410.
- [63] CHEN H, CHENG C, HONG J, et al. An on-machine tool wear area identification method based on image augmentation and advanced segmentation[J]. Journal of Manufacturing Processes, 2024, 132: 558-569.
- [64] DONG X, LI Y. Online Detection of Turning Tool Wear Based on Machine Vision[J]. Journal of Computing and Information Science in Engineering, 2022, 22(5).
- [65] YOU Z, GAO H, GUO L, et al. On-line milling cutter wear monitoring in a wide field-of-view camera[J]. Wear, 2020, 460-461: 203479.
- [66] ZHOU J, YU J. Chisel edge wear measurement of high-speed steel twist drills based on machine vision[J]. Computers in Industry, 2021, 128: 103436.
- [67] ZHENG Y, WANG M, CHEN G, et al. Machine learning-enhanced vision systems for cutting tool notch detection in new energy battery manufacturing[J]. Measurement Science and Technology, 2024, 36(1): 016017.
- [68] QU J, YUE C, ZHOU J, et al. On-machine detection of face milling cutter damage based on machine vision[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2024, 133(3-4): 1865-1879.
- [69] 魏效玲, 崔岳, 王国锋. 基于机器视觉的铣刀侧铣磨损测量[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2021, (01): 88-91.
- Wei Xiaoling, Cui Yue, Wang Guofeng. Measurement of Side Milling Wear for Milling Cutter Based on Machine Vision[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2021(01): 88-91.
- [70] 于化东, 张留新, 许金凯, 等. 微小车床刀具磨损检测方法 [J]. 长春理工大学学报 (自然科学版), 2014, 37(02): 1-5.
- Yu Huadong, Zhang Liuxin, Xu Jinkai, et al. Tool Wear Detection Method for Micro Lathe[J]. Journal of Changchun University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2014, 37(02): 1-5.
- [71] BHAT N N, DUTTA S, VASHISTH T, et al. Tool condition monitoring by SVM classification of machined surface images in turning[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2015, 83(9-12): 1487-1502.
- [72] GARCÍA-ORDÁS M T, ALEGRE-GUTIÉRREZ E, ALAIZ-RODRÍGUEZ R, et al. Tool wear monitoring using an online, automatic and low cost system based on local texture[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 112: 98-112.
- [73] 冯凯, 刘丽冰, 王旭琳, 等. 异构数据融合的 CNC 刀具磨损状态在线识别方法 [J]. 现代制造工程, 2020, (08): 97-104.
- FENG Kai, LIU Libing, WANG Xulin, et al. Online Identification Method of CNC Tool Wear State Based on Heterogeneous Data Fusion [J]. Modern Manufacturing Engineering, 2020, (08): 97-104.
- [74] EL-TAYBANY Y, ELHENDAWY G A. Experimental investigation of different machine learning approaches for tool wear classification based on vision system of milled surface[J]. International Journal on Interactive Design and Manufacturing (IIJDeM), 2024, 19(2): 849-866.
- [75] BHAT N N, DUTTA S, PAL S K, et al. Tool condition classification in turning process using hidden Markov model based on texture analysis of machined surface images[J]. Measurement, 2016, 90: 500-509.
- [76] 李姗姗. CNC 机床刀具状态视觉监控方法及应用研究 [D]. 河北工业大学, 2017.
- LI Shanshan. Research and The Method And Application of CNC Machine Tool Condition Visual Monitoring[D]. Hebei University of Technology, 2017.
- [77] UR REHMAN A, SALWA RABBI NISHAT T, UDDIN AHMED M, et al. Chip Analysis for Tool Wear Monitoring in Machining: A Deep Learning Approach[J]. IEEE Access, 2024, 12: 112672-112689.
- [78] BRILI N, FICKO M, KLANČNIK S. Automatic

- Identification of Tool Wear Based on Thermography and a Convolutional Neural Network during the Turning Process[J]. *Sensors*, 2021, 21(5): 1917.
- [79] ZHOU J, YUE C, LIU X, et al. Classification of Tool Wear State based on Dual Attention Mechanism Network[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2023, 83: 102575.
- [80] FENG L, ZHANG S, LI Z, et al. Research on Classification and Recognition of Micro Milling Tool Wear Based on Improved DenseNet[J]. *IEEE Access*, 2025, 13: 65659-65671.
- [81] 卢治业, 黄华, 郭润兰, 等. 基于深度学习的切削刀具刀尖磨损检测方法[J]. *计算机集成制造系统*, 2025, 31(07): 2425-2437.
- LU Zhiye, HUANG Hua, GUO Runlan, et al. A Cutting Tool Tip Wear Detection Method Based on Deep Learning[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2025, 31(07): 2425-2437.
- [82] ZHAO P, LI Z, YOU Z, et al. SE-U-Lite: Milling Tool Wear Segmentation Based on Lightweight U-Net Model With Squeeze-and-Excitation Module[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2024, 73: 1-8.
- [83] LIN Y S, TSAI M S. Development of SAM-Augmented U-Net Model With Transfer Learning for Multiple Tool Wear Detection[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2025, 74: 1-8.
- [84] SU Z, ZHU S, WEN H, et al. An improved UNet with multi-field convolution residual module for turning tool wear segmentation[C]//2024 30th International Conference on Mechatronics and Machine Vision in Practice (M2VIP). *IEEE*, 2024: 1-6.
- [85] SCHLEGEL C, MOLITOR D A, KUBIK C, et al. Tool wear segmentation in blanking processes with fully convolutional networks based digital image processing[J]. *Journal of Materials Processing Technology*, 2024, 324: 118270.
- [86] QIN L, ZHOU X, WU X. Research on Wear Detection of End Milling Cutter Edge Based on Image Stitching[J]. *Applied Sciences*, 2022, 12(16): 8100.
- [87] 林晨. 基于目标检测与语义分割的立铣刀磨损状态检测方法[D]. 杭州电子科技大学, 2024.
- LIN Chen. Method for End Mill Wear Status Detection Based on Object Detection and Semantic Segmentation[D]. Hangzhou Dianzi University, 2024.
- [88] YOO Y, YANG G, PARK K, et al. Extendable machine tool wear monitoring process using image segmentation based deep learning model and automatic detection of depth of cut line[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2024, 135: 108570.
- [89] YIN H, WANG Z. Turning tool wear detection and error analysis based on DeepLab V3 semantic segmentation networks[J]. *International Journal on Interactive Design and Manufacturing (IJIDeM)*, 2025.

作者简介: 孟博洋 (通信作者), 男, 1991 年生, 博士, 讲师。

主要研究方向为智能机床数控系统设计、数据驱动的刀具磨损状态智能监测技术、基于数字孪生的加工过程建模及加工质量优化等。E-mail: bymeng@hrbust.edu.cn

李众杰, 男, 2001 年生, 硕士研究生。主要研究方向为机器视觉。E-mail: 1503976113@qq.com

向福星, 男, 2001 年生, 硕士研究生。主要研究方向为刀具磨损状态监测。E-mail: 2301472322@qq.com

李松, 男, 2001 年生, 硕士研究生。主要研究方向为表面加工完整性。E-mail: 2366630937@qq.com

周佳琪, 女, 1995 年生, 博士研究生。主要研究方向为机器视觉及智能制造。E-mail: zhoujiaqiys@163.com

岳彩旭, 男, 1982 年生, 博士, 教授, 主要研究方向为切削加工智能化技术、数字孪生、复杂刀具现代化设计技术。E-mail: yuecaixu@hrbust.edu.cn