

常智渊, 孙云权, 李赫. 内螺纹车削切屑识别方法研究[J]. 智能计算机与应用, 2025, 15(6): 97–101. DOI: 10.20169/j.issn.2095-2163.25032003

内螺纹车削切屑识别方法研究

常智渊, 孙云权, 李赫

(复旦大学工程与应用技术研究院, 上海 200433)

摘要: 内螺纹车削加工时, 缠绕和堆积的长切屑会影响加工精度、损坏刀具, 并降低产品质量。现有的断屑技术在内螺纹加工场景下存在适用性限制, 难以解决长切屑排出的难题, 目前仍使用人工勾取的方式清理。本文对内螺纹车削过程中的待清洁切屑, 进行了视觉识别研究, 将光流运动估计与分类器检测相结合, 平均中心像素偏差小于 150 像素, 丢帧率为 2.92%。在背景减除中引入了动态阈值, 真实切屑检测率达到 70% 以上, 达到了良好的效果, 能实现实时处理, 可以很好地部署在嵌入式设备中。后续基于平台配合机械结构实现自动抓取清理长切屑, 提高加工的质量稳定性和自动化程度, 为智能制造背景下的长切屑处理提供新的技术路径。

关键词: 智能制造; 视觉识别; 内螺纹车削; 车削加工; 切屑控制

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2025)06-0097-05

Research on chip identification in internal thread turning

CHANG Zhiyuan, SUN Yunquan, LI He

(Academy for Engineering and Technology, Fudan University, Shanghai 200433, China)

Abstract: In the process of internal thread turning, long chips wrapped and accumulated will affect the machining accuracy, damage the tool and reduce the product quality. The existing chip breaking technology has limited applicability in the internal thread machining scene, and it is difficult to solve the problem of long chip discharge, so it is still used to clean by manual hook. In this paper, the optical flow motion estimation is combined with classifier detection. The average center pixel deviation is less than 150 pixels, and the frame loss rate is 2.92%. The dynamic threshold is introduced in the background subtraction, and the real chip detection rate reaches more than 70%, achieving a good effect, which can realize real-time processing, and is well deployed in embedded devices. Subsequently, based on the platform and mechanical structure long chips could be automatically grasped and cleaned, the quality stability and automation of processing be improved, and a new technical path be provided for long chips treatment under the background of intelligent manufacturing.

Key words: intelligent manufacturing; visual recognition; internal thread turning; turning processing; chips control

0 引言

接箍产品是石油工业中具有广泛用途的重要零件, 其内部加工有螺纹, 用于管道的连接。此产品不仅要求耐腐蚀, 还要确保具备高加工精度及高强度^[1]。接箍产品外观见图 1。在加工接箍产品时, 需要使用数控车床对圆柱形的工件内表面车削以加工内螺纹。

车削内螺纹时要求刀具寿命稳定, 产品精度稳定, 加工过程中切屑排除不良可能导致刀片震动加剧从而影响加工精度或者导致刀具破损, 长切屑在

空间内缠绕会划伤加工表面和螺纹, 影响产品质量^[2], 所以加工过程中的切屑清理至关重要。



图 1 接箍产品

Fig. 1 Oil casing coupling product

作者简介: 常智渊(2000—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 智能制造; 李赫(2000—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 多模态感知。

通信作者: 孙云权(1962—), 男, 教授, 主要研究方向: 智能机器人系统和自动化设备制造。Email: sunyunquan@fudan.edu.cn。

收稿日期: 2025-03-20

目前,针对切屑控制的手段主要是以断屑理论为主^[3-6],使用高压切削液冲洗或压力气源排出^[7-8],但是这些方法对此加工场景存在诸多局限性。

螺纹加工时,由于螺纹的螺距限制了车削过程中车削参数的修改,使用目前主流的程序断屑方式进行断屑存在困难^[9]。同时,为满足高精度加工要求,保证工件表面质量,通常需要较高切削速度、较低的切削深度,同时还需要考虑到工件的高塑性材料特性,这些因素使得接箍产品内螺纹加工时切屑不易断裂,产生的切屑多为相互缠绕形态复杂的切屑^[10-11]。传统方法未能解决长切屑排出的难题,目前在实际生产中仍使用人工勾取方式清理。

使用机械结构抓手进行自动化抓取清理^[12],可以很好地解决这个问题,此种方式需要首先使用图像传感器^[13]对切屑进行视觉识别^[14-15],以引导并实现对长铁屑的自动抓取,最终达到自动化连续加工的目的。

1 平台介绍

平台采用六轴协作机器人,机床为斜床身数控车床,刀具与刀架固定于倾斜滑轨,圆柱空心工件通过三爪卡盘固定。机床外形及系统结构布局如图 2 所示。机械臂通过支架悬挂于机床内部,机械抓手装载在机械臂末端。机床内顶部设置有全局相机监控加工状况和机械手运行情况。

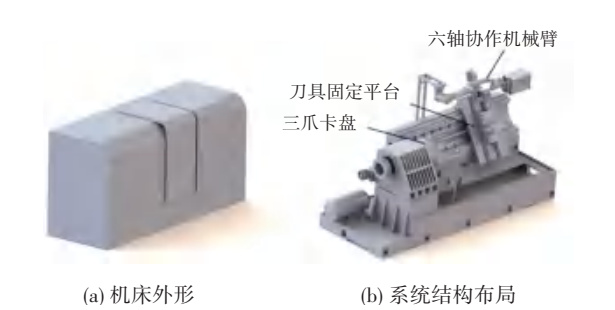


图 2 系统总体设计

Fig. 2 Systematic design

抓取机构结构设计如图 3 所示。抓取机构为二指平行夹爪,其二指被设计为细长尖状,切屑互相缠绕其间伴有空隙,这样的结构有助于其进入抓取空间。设备下部设计有脱离机构,抓取结束后,为防止切屑勾挂于抓取机构中无法脱离,通过脱离机构与抓取机构上的垂直方向运动组合使得切屑脱离抓取机构。脱离机构结构设计如图 4 所示。脱离机构由防水壳、推料板、气缸构成。

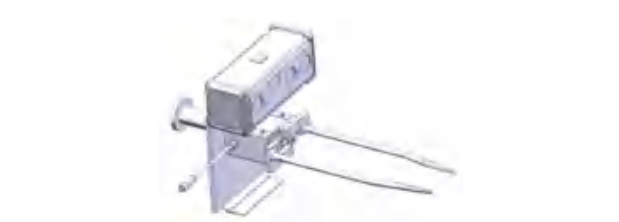


Fig. 3 Structure design of grasping mechanism



Fig. 4 Structure design of disengaging mechanism

2 视觉算法

在加工过程中,车床滑轨与工件的运动是相对稳定的,只会沿着滑轨做有限运动。且机床启停位置可设置相同,相机与其相对位置确定。基于此运动特点,图像处理流程设计如图 5 所示。

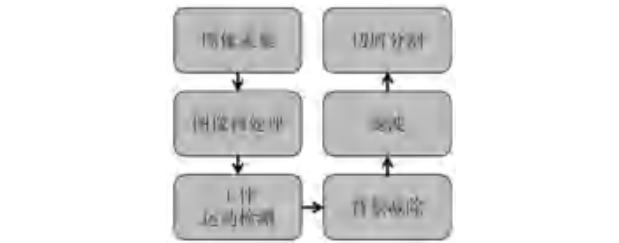


图 5 图像处理流程

Fig. 5 Image processing flow

使用光流和基于多实例学习 (Multiple-Instance Learning, MIL) 思想的跟踪算法来跟踪运动工件,以划定 ROI^[16-20]。主要由运动预测模块、局部检测模块和全局恢复模块组成。系统状态方程如下所示:

$$s_t = f[s_{t-1}, M(I_{t-1}, I_t), F(I_t)] \tag{1}$$

其中, s_t 表示目标位置与尺度状态; F 表示特征提取函数; M 表示光流运动估计函数。

提取前一帧的特征点,计算光流位移,进行光流估计,估算工件在相邻帧画面中的运动。首先进行基本假设,假设窗口内所有像素共享相同光流,构建超定方程组:

$$A \cdot d = b \quad (2)$$

$$A = \begin{bmatrix} \hat{e}_x^{I_x(p_1)} & \hat{e}_y^{I_y(p_1)} \\ \hat{e}_x^{I_x(p_2)} & \hat{e}_y^{I_y(p_2)} \\ \vdots & \vdots \\ \hat{e}_x^{I_x(p_n)} & \hat{e}_y^{I_y(p_n)} \end{bmatrix}, d = \begin{bmatrix} \hat{e}_u \\ \hat{e}_v \end{bmatrix}, b = \begin{bmatrix} \hat{e}_x^{-I_x(p_1)} \\ \hat{e}_x^{-I_x(p_2)} \\ \vdots \\ \hat{e}_x^{-I_x(p_n)} \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中, $p_i = (x_i, y_i)$ 表示窗口内第 i 个像素坐标, n 表示窗口内像素坐标总数。

求解方程:

$$(A^T A) d = A^T b \quad (4)$$

$$d = (A^T A)^{-1} A^T b \quad (5)$$

通过位移中位数和特征点分布变化预测工件的运动, 进行位移估计。其计算公式为:

$$(u, v) = \arg \min \sum [I(x+u, y+v) - I(x, y)]^2 \quad (6)$$

$$(\Delta x, \Delta y) = \text{median}[(x'_i - x_i^{t-1}), (y'_i - y_i^{t-1})] \quad (7)$$

其中, u 表示像素点水平方向的运动距离; v 表示像素点在竖直方向的运动速度; (x'_i, y'_i) 表示第 i 个特征点在 t 帧的坐标。

然后将 MIL 跟踪拆分为 3 个步骤来实现: 构造正负样本包、训练学习分类器、检测目标并且更新目标位置。MIL 使用随机采样的方式, 在光流调整后中心的周围进行随机采样, 将其归类至正样本集中。将在之外且与其相距为 d 范围内采样得到的样本放到负样本集中。对此计算过程可描述为:

$$X^S = \{x \mid \|l(x) - l_{t-1}\| \leq s\} \quad (8)$$

$$X^d = \{x \mid s < \|l(x) - l_{t-1}\| \leq d\} \quad (9)$$

其中, $l(x)$ 表示采样是正样本; l_{t-1} 表示目标上一帧的位置; X^S 表示正样本集; X^d 表示负样本集。如果候选样本与目标中心的距离小于设定的阈值, 则认为该样本离目标太近, 不适合做负样本, 构造距离计算方式为:

$$d = \sqrt{(nx + \frac{w}{2} - cx)^2 - (ny + \frac{h}{2} - cy)^2} \quad (10)$$

其中, $nx + \frac{w}{2}$ 与 $ny + \frac{h}{2}$ 分别表示候选样本的中心坐标; w 表示候选区域宽度; h 表示候选区域高度; cx 和 cy 分别表示目标中心坐标。式(10)用于判断 2 个区域是否足够远, 以免负样本与目标区域过于接近。

利用提取的图像特征和真实标签, 训练一个支持在线更新的分类器, 使用正负样本训练 SGDClassifier, 并使用当前帧构造新的正负样本, 更新分类器, 逐步更新模型参数来最小化损失函数。设置更新规则为:

$$\theta = \theta - \tau \times \nabla_{\theta}(L_{\theta}) \quad (11)$$

其中, θ 表示模型参数; τ 表示学习率; $\nabla_{\theta}(L_{\theta})$ 表示损失函数的梯度。使用逻辑回归损失函数为:

$$L(\theta) = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [y_i \log(p_i) + (1 - y_i) \log(1 - p_i)] \quad (12)$$

其中, y_i 是样本的真实标签(0 或者 1), 表明样本归属正负类样本, p_i 表示模型预测的概率, 可以通过 Sigmoid 函数得到。

由于相机跟随车床导轨做往复运动, 当靠近工件时, 画面构图会出现大幅改变, 但运动规律较为单一, 当连续 5 帧丢失目标后, 即恢复检测器参数, 避免误差累积。

当完成一次车削作业后, 计算初始位置和结束位置的差值, 使用背景减除法, 将计算后得到的差分图像二值化, 实现检测^[21]。对此方法可表示为:

$$I = (X, Y) = \begin{cases} 1, & |I_{\text{cur}}(X, Y) - I_{\text{bg}}(X, Y)| \geq T \\ 0, & |I_{\text{cur}}(X, Y) - I_{\text{bg}}(X, Y)| < T \end{cases} \quad (13)$$

其中, $I_{\text{cur}}(X, Y)$, $I_{\text{bg}}(X, Y)$ 分别表示当前帧和背景帧在此点的像素值, T 表示判断阈值。此处 T 值需要进行微调, 过大检测不到目标, 过小则会出现许多无关目标。

3 切屑识别验证实验

3.1 实验平台

实验平台如图 6 所示, 使用沈阳机床股份有限公司生产的 1250 型数控车床作为实验平台进行实验, 改装夹具使工件固定, 设置工业相机 (IMX291, 1/2.8 inch) 于刀架, 对加工过程进行监控, 采集加工图像数据, 工件为 N80 石油钢管管坯, 抗拉强度不能低于 689 MPa, 屈服强度 552~758 MPa。首先使用成型刀对内表面车削光面, 为后续螺纹加工提供良好的基准面。后使用螺纹车刀 (P8(10) N2-AS48X32 刀杆, 装备 17NR8-3RD 硬质合金石油管螺纹刀) 车削螺纹, 刀具参数见表 1。加工参数设置见表 2。



图 6 实验平台

Fig. 6 Experimental platform

表 1 螺纹车刀参数
Table 1 Screw cutting tool parameters

型号	内切圆/ I. C	螺纹参数		基本尺寸			
		牙数	锥度	H	L	S	$\gamma/({}^{\circ})$
17NR8-3RD	10.17	8	1:16	1:16	0.32	6.0	10

表 2 加工参数表
Table 2 Machining parameter table

加工参数	参数值
加工螺纹参数/mm	3.176
主轴转速/rpm	460
进给量/(mm·rev ⁻¹)	3.176
切削深度/mm	1.81

3.2 实验结果及分析

通过大量的加工实验得到切屑的运动规律,总结为以下几种情况(如图 7 所示):

- (1)留在工件内部,成卷曲缠绕状且有充满整个圆柱工件腔体的趋势。
- (2)被刀具勾挂,并悬挂在刀杆上。
- (3)被刀具勾挂,退刀时被一并带出并直接掉落,此种情形无需识别。
- (4)被主轴旋转从工件腔体内部甩出掉落,此种情形也无需识别。

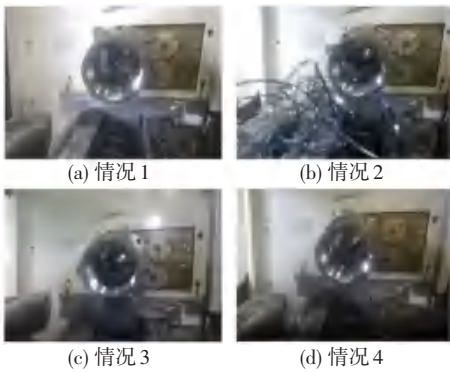


图 7 切屑运动规律
Fig. 7 Chip movement

实验结果表明,对于这 2 种情况,视觉识别算法能够实现对目标区域的自动跟踪,并检测到长切屑的存在。基于 MIL 思想的视觉算法能够在此种工况下稳定工作,有效区分背景干扰与真实铁屑目标,如图 8 所示。

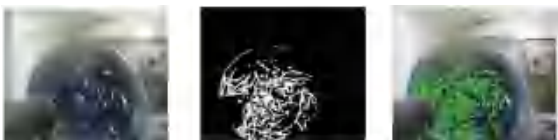


图 8 工件腔体内的识别效果
Fig. 8 The recognition effect in the workpiece cavity

加工过程中,机床 2 次进刀,相机有 2 次逼近工件使得画面构图大幅改变,出现大幅扰动。中心偏移量与计算时间如图 9 所示。图 9 中,2 次像素偏移量显著升高,此时特征量减少、计算量降低,使得计算时间缩短,随着机床退刀又回归正常值,成功地跟踪了画面中运动的工件。

对于加工起始位置和结束位置相同的情况,背景减除能够有效去除固定背景信息,仅突出动态变化区域。

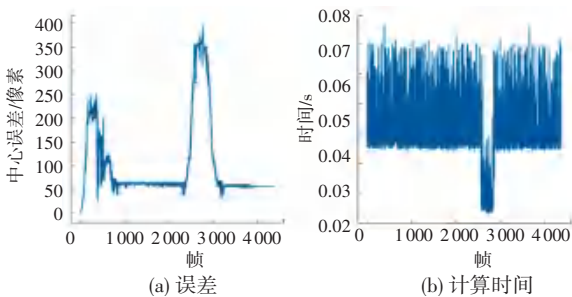


图 9 中心偏移量与计算时间
Fig. 9 Center offset and calculation time

背景减除法最大的优点在于无需大量标注数据和训练过程,实施成本低且可解释性强,检测结果直接来源于像素差异。在计算资源受限的嵌入式设备上,背景减除法可以流畅运行。机床的震动以及切削液反射光源等因素会影响该算法的效果,使得出现伪目标。

为了评估基于背景减除法的切屑检测性能,设计一组对比实验。实验场景选取车床加工过程的监控,其中背景为固定的机床内部环境,前景为加工过程中产生的金属切屑。首先获取一帧无切屑时的图像作为背景模型。随后,对视频中的帧应用背景减除算法,在不同阈值 T 下生成切屑检测结果。选取若干典型的阈值,来观察检测效果的差异。同时采用人工标注的方法获得“真值”前景掩膜,以计算检测的准确率和误检情况。评价指标包括: TP 表示真实切屑检测率、 FP 表示误判像素率、以及 FN 表示未被检测出的像素率。阶梯阈值对比结果见表 3。

表 3 阶梯阈值对比数据
Table 3 Step threshold comparison data %

T	TR Rate	FP Rate	FN Rate
10	83.17	32.20	26.83
20	58.82	15.37	41.18
30	50.16	8.11	49.39
40	43.65	5.00	56.35
50	36.18	3.20	63.82
60	27.29	2.14	72.71
70	16.89	1.42	83.11
80	8.67	0.93	91.33

实验结果表明,不同阈值设置下检测性能呈现明确的趋势。当阈值 $T = 10$ 时,算法对微小差异非常敏感,几乎所有切屑都能被检测到,同时大量背景噪声也被错误标记为前景,误判像素率明显偏高。阈值 T 对检测性能呈现显著的双刃剑效应,低阈值虽能捕捉更多真实切屑,但易受噪声干扰,导致误检率激增。

随着 T 增大至 80, FP 率降至 0.93%,但 TP 率骤降至 8.67%,表明高阈值虽能有效抑制误检,却严重丢失真实目标。最佳折中区间出现在 $T = 20 \sim 30$ 。此时 TP 率(50.61% ~ 58.82%)与 FP 率(8.11% ~ 15.37%)达到相对均衡。

实验中固定阈值在不同环境下可能表现不佳,引入自适应的阈值调整策略十分重要。若当前帧整体变化较小:背景静止、噪声低,适当降低 T 、可提高敏感度;反之,如果当前帧变化剧烈,提高 T 以避免过多误检,利用差分图像的直方图,寻找双峰之间的谷值作为阈值,能够较好地地区分这 2 部分,动态阈值能使算法对变化的环境条件更加敏感且可靠。

计算完成后,进一步通过几何关系和滤波予以消除,真实切屑检测率 TP 达到 70% 以上,可以较为准确地识别勾挂切屑,效果如图 10 所示。



图 10 车刀切屑识别效果

Fig. 10 Chip recognition effect on turning tool

4 结束语

实验结果表明,该识别算法在内螺纹车削过程中对待清洁的长切屑检测表现良好,能够监控切屑的生成、运动以及状态,平均中心像素偏差小于 150 像素,丢帧率为 2.92%。在背景减除中引入了动态阈值,真实切屑检测率达到 70% 以上,达到了良好的效果,可以实现实时处理,很好地部署在嵌入式设备中,为自动化切屑清理提供了可行的技术路径。视觉系统的跟踪稳定性和较高识别率为机械抓取系统的高效运行提供了前提,有望大幅提升内螺纹车削的加工质量稳定性和自动化水平。未来研究方向将聚焦于优化识别算法,提高复杂背景下的鲁棒性,并结合深度学习技术进一步提升识别精度,以适应更加复杂的工业场景。

参考文献

- [1] 田鸣,崔永兴,黄倩,等. 某单井输气用修复油管开裂失效分析[J]. 装备环境工程,2025,22(1):178-185.
- [2] 董亮亮. 抗弯钻杆接头螺纹及弯曲疲劳行为研究[D]. 成都:西南石油大学,2015.
- [3] 张立君,张树军,刘春城,等. 螺纹切削复合循环指令的应用比较与改进设想[J]. 制造技术与机床,2014(3):110-115.
- [4] 陈日曜. 金属切削原理[M]. 北京:机械工业出版社,2004.
- [5] 张中民,李振加,郑敏利,等. 切屑折断界限的理论研究[J]. 机械工程学报,2002,38(8):74-79.
- [6] 李振加,曲贵民,董丽华,等. 横向卷曲短螺屑屑折断数学模型与折断判据[J]. 机械工程学报,1996,32(6):105-110.
- [7] JAWAHIR I S. The chip control factor in machinability assessments: Recent trends[J]. Journal of Mechanical Working Technology, 1988, 17: 213-224.
- [8] 王频,胡荣生. 近年来国内外切屑控制理论的研究与进展[J]. 工具技术,1993(10):1-6.
- [9] 闫凯,杨红兵,杨专钊,等. 石油套管用特殊螺纹接头数控加工方法研究[J]. 机床与液压,2017,45(10):39-42.
- [10] 王潇屹. 偏梯形石油管螺纹车刀切削加工试验研究及其应用[D]. 上海:上海交通大学,2009.
- [11] 闫凯,杨力能,上官丰收,等. 气密封特殊螺纹接头加工方法的改进[J]. 组合机床与自动化加工技术,2012(7):103-105.
- [12] 刘乐,邹光明,侯宇,等. 基于双目视觉引导的纸箱切割系统研究[J]. 智能计算机与应用,2023,13(12):62-67.
- [13] 郭劲松,曹江涛,李欣,等. 基于多传感器信息融合的避障循迹机器人设计[J]. 智能计算机与应用,2011,1(4):69-72.
- [14] WANG Weixi, YAMANE S, KOIKE T, et al. Image processing method for automatic tracking of the weld line in plasma robotic welding[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2016,86(5-8):1865-1872.
- [15] KLANCNIK S, SENVETER J. Computer-based workpiece detection on CNC milling machine tools using optical camera and neural networks[J]. Advances in Production Engineering & Management, 2010, 5(1):59-68.
- [16] FILEP T, ANDÓ M, SZEKERES B J. Image-based chip detection during turning[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2024, 135(7):3219-3227.
- [17] BABENKO B, YANG M H, BELONGIE S. Visual tracking with online multiple instance learning[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ:IEEE, 2009:983-990.
- [18] CHEN Yixin, BI Jinbo, WANG J Z. MILES: Multiple-instance learning via embedded instance selection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(12):1931-1947.
- [19] FATIMA S, ALI S, KIM H C. A comprehensive review on multiple instance learning[J]. Electronics, 2023, 12(20):4323.
- [20] 刘国营,陈秀宏,庄甘霖. 检测识别跟踪分离的在线多样本视频目标跟踪[J]. 计算机工程,2012,38(23):194-197.
- [21] 贺先辉. 基于特征学习的目标检测与跟踪技术研究[D]. 成都:中国科学院大学(中国科学院光电技术研究所),2017.