

基于 POMDP 算法的微铣削优化切削策略研究

任星宇,刘同舜,李怡,丁浩淇

苏州大学机电工程学院

摘要: 优化切削过程对降低微铣削刀具使用成本具有重要意义。由于微铣刀磨损迅速且具有较强的不确定性,传统的优化方案难以保证优化效果。为此,本文提出一种基于刀具磨损过程监测与控制的微铣削加工优化方案。通过分析切削参数对微铣削刀具磨损演化过程以及微铣刀磨损对切削性能的影响,构建微铣削加工过程的部分可观马尔可夫决策模型(POMDP),基于磨损监测信息,运用 POMDP 算法求解反馈调控切削参数的最优策略,控制刀具磨损过程,使微铣刀在其有限的寿命里被充分使用,并设计实验验证最优控制策略的有效性。实验结果表明,本文提出的基于刀具磨损监测和最优控制的微铣削优化方案可有效降低微铣刀使用成本。

关键词: 微铣削;刀具磨损;状态监测;最优控制;部分可观马尔可夫决策模型

中图分类号: TG501;TG113.26 **文献标志码:** A **DOI:**10.3969/j.issn.1000-7008.2021.10.002

Research on Optimal Cutting Strategy of Micro-milling Based on POMDP Algorithm

Ren Xingyu, Liu Tongshun, Li Yi, Ding Haoqi

Abstract: Optimization of cutting process is of great importance for reducing the tool cost in micro-milling. However, due to the high wear rate and the uncertainty of micro-milling tool wear process, the traditional optimization methods cannot efficiently optimize the micro-milling. For this reason, a micro-milling optimization method based on the monitoring and control of tool wear process is put forward. By analyzing the influence of cutting parameters on micro-milling tool wear and the influence of micromilling tool wear on cutting performance, a partially observable Markov decision process (POMDP) for the micro-milling process is built. The POMDP algorithm is utilized to solve the optimal strategy of adjusting cutting parameters based on the tool wear monitoring information, so that the tool wear process is controlled and the micro-milling tool is fully used in its limited life. Finally, experiments are designed to verify the effectiveness of the optimal control strategy. Experimental results show that the proposed micro-milling optimization scheme via the monitoring and optimal control of the tool wear process can effectively reduce the cost of micro-milling tools.

Keywords: micro-milling; tool wear; state monitoring; optimal control; partially observable Markov decision model

1 引言

微铣削具有加工精度高和可加工材料种类多等优点,有望成为微型零部件加工的主要方式之一^[1]。由于刀具尺寸小,微铣刀的磨损十分迅速,

刀具使用成本居高不下。因此,优化微铣削加工过程、控制刀具磨损对于降低微铣刀使用成本具有重要意义。

目前,铣削加工优化可分为离线优化和在线优化两种方式。其中,离线优化通过建立铣削参数与性能指标之间的数学关系优化铣削参数,使铣削平稳性^[2]、加工质量^[3]以及刀具寿命^[4]等单性能指标或多性能综合指标最优。而铣削参数在线优化则根据刀具磨损信息实时优化铣削参数,实现当前磨损

基金项目: 江苏省高等学校大学生创新创业训练计划项目(202010285110Y);江苏省高等学校自然科学研究面上项目(18KJB460024)

收稿日期: 2021年2月

[37]唐修检,田欣利,王望龙,等.基于能量的工程陶瓷边缘碎裂损伤规律与机理研究[J].人工晶体学报,2013,42(10):2049-2054.

[38]Fang F Z, Chen Y H, Zhang X D, et al, Nanometric cutting of single crystal silicon surfaces modified by ion implantation[J]. CIRP Annals-Manufacturing Technology, 2011, 60(1):527-530.

第一作者:王龙,博士,讲师,火箭军工程大学作战保障

学院,710000 西安市

First Author: Wang Long, Ph.D., Lecturer, Combat Support College, Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710000, China

通信作者:唐修检,博士,副教授,陆军装甲兵学院装备再制造技术国防科技重点实验室,100072 北京市

Corresponding Author: Tang Xiujian, Ph. D., Associate Professor, National Defense Key Laboratory for Remanufacturing Technology, Academy of Army Force, Beijing 100072, China

情况下的铣削质量和铣削效率等性能最优。

传统的铣削参数离线优化方法主要有实验优化法和数学规划法。作为经典的实验优化方法,响应曲面法、田口法以及因素分析法经常被用于铣削参数的离线优化。Saedon J. B. 等^[4]运用响应曲面法分析了铣削速度和每齿进给量对微铣刀具寿命的影响,在给定材料去除率的条件下优化铣削速度和每齿进给量,延长刀具使用寿命。Chen P. C. 等^[5]以黄铜模具表面粗糙度最小为优化目标,运用田口法和因素分析法确定最佳的冷却方式、铣削参数和行距。其试验方法的最大优点是直观和易于实现,但受试验次数限制,数据量较少,不能动态描述性能指标随铣削参数的变化情况。作为一般的数学优化手段,数学规划法在铣削参数优化方面也应用广泛。李红涛^[6]考虑介观尺度铣削效率优化问题,运用二次规划方法优化铣削参数,使加工耗时最短。为了更好地解决多约束多目标铣削参数优化问题,更多的研究开始运用模糊逻辑算法^[7]和遗传算法^[8]等优化方法进行铣削参数优化求解。Lu X. H. 等^[8]运用遗传算法,在保证加工精度和避免刀具断裂的前提下优化铣削参数,获取最大的材料去除率。尽管离线优化手段丰富,优化目标多元化,但其优化过程没有考虑刀具磨损。微铣削刀具磨损迅速,刀具磨损过程存在较大的差异性和不确定性,不考虑刀具磨损过程中的变化会导致优化结果存在较大的偏差。

铣削参数在线优化基于建立包含刀具磨损的切削性能模型基础上,根据刀具磨损的动态情况自适应调整铣削参数,优化铣削性能。Saikumar S. 等^[9]建立了后刀面磨损、铣削参数、材料去除率以及表面粗糙度之间的函数关系,分别以材料去除率和表面粗糙度为优化目标,根据刀具磨损在线优化粗铣和精铣过程的铣削参数。刘毫^[10]运用铣削力的小波特征实时估计刀具磨损,并根据当前刀具磨损状态下铣削参数、材料去除率和表面粗糙度之间的统计关系,综合优化表面粗糙度和材料去除率。然而,上述研究的重点都在于如何根据刀具磨损调整铣削参数以实现暂态铣削性能最优,没有考虑参数的调整对刀具磨损过程的影响。事实上,以暂态性能指标最优为目标的铣削参数调整很可能会加速刀具磨损,缩短刀具寿命,增加刀具使用成本。因此,有必要考虑铣削参数对刀具磨损进程的影响,系统地研究如何通过调整铣削参数来控制刀具磨损过程。基于上述考虑,本文提出运用部分可观马尔可夫决策模型(POMDP),根据刀具磨损监测信息动态调整切

削参数,控制刀具磨损过程,使微铣刀的使用寿命最大化,从而降低使用成本。

2 微铣削加工 POMDP 建模

将微铣削加工的切削方式、磨损状态以及刀具损耗等要素对应表示为马尔可夫决策模型的动作、状态和报偿等元素,根据切削机理或历史切削数据分析切削参数对刀具磨损过程以及磨损对切削性能的影响,建立微铣削加工部分可观的马尔可夫决策模型。POMDP 模型各因素表示如下:

(1) 决策时刻 $t \in T$: 离散的切削片段。

(2) 状态 $\{S_i | i = 1, 2, \dots, N\}$: 刀具的磨损状态,其中状态 S_N 为损坏状态。

(3) 动作 $\{a_1, a_2, \dots, a_M, a_{M+1}\}$: 其中 $\{a_i = [n_i, d_i, f_i], i \leq M\}$ 对应 M 种不同的切削方式, $[n_i, d_i, f_i]$ 分别对应主轴转速、切削深度和进给速度,动作 a_{M+1} 表示停止切削。

(4) 转移概率 $T(i, a, j)$: 在磨损状态为 S_i 时采取动作 a , 使磨损状态转移到 S_j 的概率, 表示切削参数对磨损过程的影响。

(5) 报偿函数 $r(i, a, j)$ 定义为

$$r(i, a_k, j) = \begin{cases} 0 & k = M + 1 \\ pf_k d_k & k \leq M \& j < N \\ q & k \leq M \& j = N \end{cases} \quad (1)$$

式中, $p > 0, q < 0$ 。停止切削时,报偿为 0;若刀具未损坏,切削一个片段获得的报偿与一个切削片段内的切削总量成正比;若刀具损坏,切削产生负的报偿。

(6) 观测变量能够反映刀具磨损状态的特征,本文采用切削力系数作为观测变量 o 。

(7) 观测概率 $O(a, i, o)$: 动作为 a 、磨损状态为 S_i 时观测到 o 的概率。

3 基于 POMDP 算法的微铣削加工过程最优控制

基于 POMDP 算法的磨损控制过程可分为两个步骤:①根据当前观测的磨损特征和上一时刻的监测结果对当前刀具磨损状态进行监测,即根据磨损特征更新置信状态(belief state, 磨损状态的后验分布);②根据置信状态作决策,即根据置信状态调整切削参数。令时刻 t 处的置信状态为 $b(t)$, 置信状态的更新过程可借助隐马尔可夫模型中的前向递归算法^[12]。

由模型定义可知,当前时刻的置信状态取决于当前时刻的观测、上一时刻的动作以及上一时刻的置信状态。为方便表述,将基于前向递归算法的置

信状态更新过程简记为

$$b(t) = SE[o(t), a(t-1), b(t-1)] \quad (2)$$

由于置信状态通常为多维的连续变量,直接对高维连续空间中的每个置信状态寻找最优动作将会带来巨大的计算量。对于离散可数的观测变量,置信状态对应观测序列,基于置信状态做决策等同于依据离散的观测序列做决策。常见的做法是建立观测序列排列树(策略树),最优策略的计算可表示为最优策略树搜索。目前,大部分的研究聚焦于如何降低策略树搜索的计算复杂度上,但效果并不理想。尤其是当观测为连续变量时,利用策略树搜索的方法需要将观测离散化,搜索过程复杂。如果状态个数较少,另一种可行的最优策略搜索方法是将置信状态离散化,将部分可观马尔可夫决策过程转化为一般的马尔可夫决策过程。

本研究只考虑初期磨损、中度磨损和损坏三种刀具磨损状态,状态数较少,故采用置信状态离散化方法进行最优策略求解。离散化处理后的置信状态间的转移概率为

$$T(b, a, b') = Pr\{b(t+1) = b' | b(t) = b, a(t) = a\} \quad (3)$$

式中, $b(t) = b$ 表示在所有的离散化置信状态中,置信状态 $b(t)$ 与 b 距离最近。

根据模型定义,离散置信状态间的转移概率为

$$T(b, a, b') = \int_0^1 Pr\{b(t+1) = b' | o, a, b(t) = b\} Pr\{o | a, b(t) = b\} do \quad (4)$$

式中, $Pr\{o | a, b(t) = b\}$ 为连续观测的概率密度; $Pr\{b(t+1) = b' | o, a, b(t) = b\}$ 为观测到 o 出现情形下的置信状态,可分别由式(5)和(6)计算为

$$Pr\{o | a, b(t) = b\} = \sum_i b(i) O(i, a, o) \quad (5)$$

$$Pr\{b(t+1) = b' | o, a, b(t) = b\} = \begin{cases} 1 & SE(o, a, b) \text{ 与 } b' \text{ 最近} \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (6)$$

采取动作 a 且置信状态由 b 转到 b' 的期望报偿可写作

$$R(b, a, b') = \sum_i \sum_j b_i b'_j r(i, a, j) \quad (7)$$

则面对置信状态由 b 采取动作 a 得到的期望报偿可记作

$$R(b, a) = \sum_{b'} T(b, a, b') R(b, a, b') \quad (8)$$

通过离散化置信状态将部分可观的马尔可夫决策过程转化为一般的马尔可夫决策过程,相应的最优策略求解可借助马尔可夫决策中的动态规划算法。

假设离散化后有 M 个置信状态 $\{b_1, b_2, \dots,$

$b_M\}$,任取一个远大于刀具经验寿命的决策周期 N ,定义剩余报偿可表示为

$$u_i(i, a) = E\left\{\sum_{t=1}^N r_t | b(t) = b_i, a(t) = a\right\} \quad (9)$$

则最优策略求解过程如下:

当 $t = N$ 时,对于每个置信状态求解最优策略有

$$d_N^*(i) = \arg \max_a \{u_N(i, a)\} \quad (10)$$

保存动作 a 最大时的最大剩余总报偿 $u_N^*(i)$ 。

当 $t < N$ 时,求解最优策略有

$$d_t^*(i) = \arg \max_a \left\{r(i, a) + \sum_j p_{ij}(a) u_{t+1}^*(j)\right\} \quad (11)$$

最终可求得最优策略 $\pi^* = \{d_1^*, d_2^*, \dots, d_N^*\}$ 。

在最优策略指引下的在线决策过程如下:

①初始时刻根据已知的置信状态 b_1 确定第一步最优动作 $d_1^*(b_1)$ 。

②当 $t > 1$ 时,运用前向算法公式(2),根据上一时刻的置信状态和动作以及当前时刻观测的磨损特征,估计当前时刻的磨损状态,计算当前的置信状态,再由当前的置信状态确定当前最优动作 $d_t^*(b_t)$ 。

4 实验验证

4.1 实验设置

使用立式平头微铣刀对 T4 钢进行槽铣加工实验,刀具直径为 $800\mu\text{m}$ 。每次试验进行 100 个切削片段,每个片段持续 2s。根据刀具磨损范围,将刀具磨损划分为三个状态。其中,状态 1 的磨损范围为 $0 \sim 15\mu\text{m}$;状态 2 的磨损范围为 $15 \sim 40\mu\text{m}$,状态 3 的磨损范围 $> 40\mu\text{m}$ 。实验采用的切削条件见表 1。每种切削条件对应一种行动,加上停止切削动作共有 12 种行动。正常切削报偿系数 $p = 2.67 \times 10^{-5}$,损坏切削代价 $q = -1$ 。以 0.1 为间隔将置信状态空间划分为 66 个离散的置信状态。采用切削力系数作为磨损的观测特征。为便于磨损表示和策略求解,将切削力系数按表 2 中的化分方式进行离散。

表 1 实验使用的切削条件

切削方式	主轴转速 (rpm)	轴向切深 (μm)	进给速度 (mm/min)
C1	18000	60	72
C2	18000	80	144
C3	18000	100	216
C4	24000	80	288
C5	30000	60	360
C6	24000	60	192
C7	24000	100	96
C8	30000	80	120
C9	30000	100	240
C10	24000	80	24
C11	24000	80	48

表 2 切削力系数的离散化

离散观测	系数范围	离散观测	系数范围
1	$[-1, 0)$	6	$(-6, -5]$
2	$(-2, -1]$	7	$(-7, -6]$
3	$(-3, -2]$	8	$(-8, -7]$
4	$(-4, -3]$	9	$(-9, -8]$
5	$(-4, -3]$	10	$(-\infty, -9]$

4.2 实验结果分析

决策过程如图 1 所示。根据图 1a 中观测到的磨损切削力系数特征计算图 1b 中当前时刻的置信状态,然后根据置信状态确定图 1c 中的最优切削方式。由图 1c 可以看出,在切削初期,为尽可能切削更多的材料,采用偏向于大切深和高进给的切削方式;在停止切削前,为了尽可能延缓磨损,采用了低转速的切削方式 C3;而当估计的置信状态中的损坏概率接近于 1 时,为了避免出现损坏代价,最优策略采取了停止切削动作 C12。

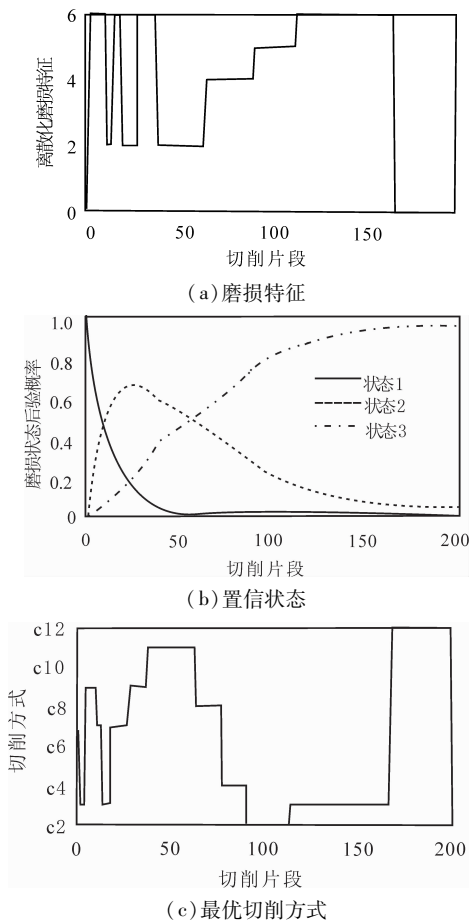


图 1 基于 POMDP 决策控制的最优动态切削过程

表 3 给出了固定切削条件下和最优切削策略下的总切削报偿期望值。在每种切削条件下进行模拟切削实验,当切削时间达到该切削条件下刀具的期望寿命时停止切削,并计算总的切削报偿。

每种情形进行 5000 次模拟。如表 3 所示,多数

固定切削条件下的总报偿为负数,这意味着固定条件下,以期望寿命为停止切削标准的切削方式极易引起过度切削,使损坏的刀具继续切削,从而带来负的切削报偿。从表 3 中还可以看出,即便是最优的固定切削方式 C9,其期望总报偿也远小于 POMDP 动态决策的切削方式。由此可见,动态最优控制策略可以大幅提高切削效益,降低刀具使用成本。

以上实验分析都设定刀具损坏下切削代价为 -1,实际中可根据具体情况改变损坏切削代价。例如,如果不希望刀具损坏情况过多出现,可适当增加损坏代价,计算出来的最优策略相对保守。相反,如果对刀具损坏控制的要求不高,可适当调低损坏代价以获得相对宽松的策略。本文计算了不同的损坏代价下的最优刀具使用策略,并分析了不同的损坏代价对刀具使用策略的影响。

表 3 总切削报偿

切削方式	总报偿	切削方式	总报偿
C1	-11.8160	C7	-8.1280
C2	-2.4832	C8	-5.7120
C3	8.9200	C9	11.1600
C4	7.8896	C10	-29.4944
C5	5.4000	C11	-18.0368
C6	-2.4768	POMDP	70.0032

图 2 给出两种损坏代价对应的最优策略,图 2a 对应的损坏代价为 -1,图 2b 对应的损坏代价为 -20。可以看出,面对相同的情况(相同的置信状态),损坏代价为 -20 时执行停止切削动作(动作 C12)的时间更靠前,而切削代价为 -1 时的停止时间非常靠后。由此可见,切削代价为 -20 时的刀具使用策略更加保守,更注重提防出现刀具损坏现象,而切削代价为 -1 时的使用策略相对宽松,更注重刀具的充分使用。

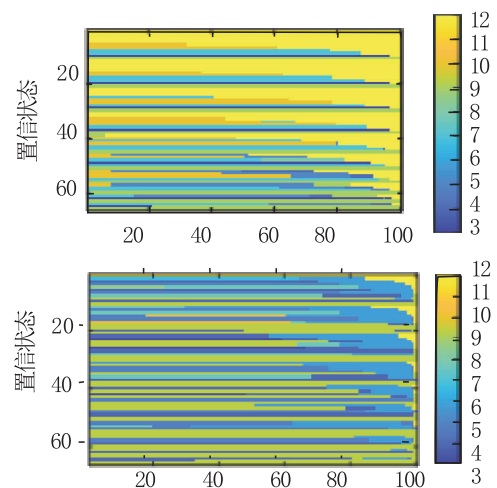


图 2 最优切削策略

为进一步研究刀具损坏代价与最大总切削报偿之间的关系,对切削损坏代价在 $[-100,0]$ 之间进行了仿真实验,并绘制如图3所示的损坏代价与总报偿之间的关系。

由图3可知,当损坏切削报偿小于 -60 时,所得的最大总报偿几乎为0。这是因为损坏报偿越小,损坏代价越大,为避免这种损坏,最优策略会变得极为保守,面对任何局面都不进行切削,使得总报偿几乎为0。当损坏代价趋于0时,在任何情况下进行切削都不会有负报偿出现,最优策略自动采用高进给大切深的切削方式进行,且认为可以一直进行下去,故当切削代价趋于0时,总报偿趋于正无穷。

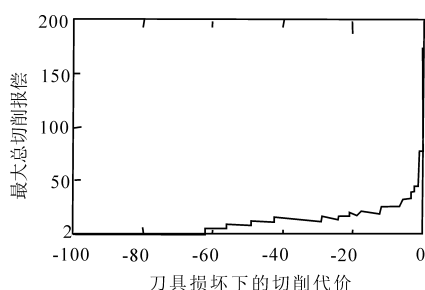


图3 刀具损坏切削代价与最大总报偿的关系

5 结语

针对传统切削优化方法难以通过控制微铣削刀具磨损过程实现微铣削加工效益最优的问题,本文提出一种基于 POMDP 刀具磨损监测和控制的微铣削优化方案。在刀具磨损状态监测的基础上,根据监测结果在线调控切削方式,对微铣刀磨损过程进行最优控制,以充分利用微铣刀提升切削效益。实验结果表明,本文提出的微铣削优化方案可以显著提高微铣削加工效益。

参考文献

- [1] Camara M A, Campos Rubio J C, Abrão A M, et al. State of the art on micro-milling of materials, a review[J]. Journal of Materials Science & Technology, 2012, 28: 673 - 685.
- [2] 刘献礼, 丁云鹏, 岳彩旭, 等. 基于载荷控制的拐角铣削进给优化[J]. 机械工程学报, 2016, 52(19): 189 - 196.
- [3] Li Y C, Liu Z Q, Cai Y K, et al. Optimization of cutting parameters and burrs control with PMMA coating in micro-milling titanium alloys[J]. Materials Science Forum, 2016, 836 - 837: 191 - 197.

- [4] Saedon J B, Soo S L, Aspinwall D K, et al. Prediction and optimization of tool life in micro-milling AISI D2 (~ 62 HRC) hardened steel[J]. Procedia Engineering, 2012, 41(41): 1674 - 1683.
- [5] Chen P C, Chen Y C, Pan C W, et al. Parameter optimization of micro-milling brass mold inserts for microchannels with Taguchi method[J]. International Journal of Precision Engineering & Manufacturing, 2015, 16(4): 647 - 651.
- [6] 李红涛. 介观尺度材料力学性能建模及微铣削工艺优化研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2008.
- [7] Gao S, Pang S, Jiao L, et al. Research on specific cutting energy and parameter optimization in micro-milling of heat-resistant stainless steel[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2017, 89(1 - 4): 191 - 205.
- [8] Lu X H, Zhang H X, Jia Z Y, et al. Cutting parameters optimization for MRR under the constraints of surface roughness and cutter breakage in micro-milling process[J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2018, 32(7): 3379 - 3388.
- [9] Saikumar S, Shunmugam M S. Development of a feed rate adaptation control system for high-speed rough and finish end-milling of hardened EN24 steel[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2012, 59(9 - 12): 869 - 884.
- [10] 刘毫. 基于刀具磨损状态检测的铣削加工参数优化技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2016.
- [11] Leslie P K, Michael L, Anthony R C. Planning and acting in partially observable stochastic domains[J]. Artificial Intelligence, 1998, 101(1 - 2): 99 - 134.
- [12] Liu T, Zhu K, Zeng L. Diagnosis and prognosis of degradation process via hidden Semi-Markov model[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2018, 23(3): 1456 - 1466.

第一作者: 任星宇, 本科生, 苏州大学机电工程学院, 215131 苏州市

First Author: Ren Xingyu, Undergraduate, School of Mechanical and Electric Engineering, Soochow University, Suzhou 215131, China

通信作者: 刘同舜, 讲师, 苏州大学机电工程学院, 215131 苏州市

Corresponding Author: Liu Tongshun, Lecturer, School of Mechanical and Electric Engineering, Soochow University, Suzhou 215131, China