

DOI: 10.13382/j.jemi.B2508663

数据-机理混合驱动下螺旋曲面能耗影响 参数优化方法*

张维锋^{1,2} 孙兴伟^{1,2} 刘寅^{1,2} 潘飞^{1,2} 穆士博^{1,2} 董浩生^{1,2} 赵泓荀^{1,2}

(1. 沈阳工业大学机械工程学院 沈阳 110870; 2. 辽宁省复杂曲面数控制造技术重点实验室 沈阳 110870)

摘要:针对螺旋曲面加工能效低,以及加工后廓形误差较大问题,开展了考虑螺旋曲面高精低耗铣削工艺参数优化方法研究。首先,基于机床能量流动与耗散机理建立螺旋曲面加工能耗理论模型。然后,为实现螺旋曲面的高精低耗加工,以机床性能与加工经济性为约束,建立加工能耗与廓形误差值为目标的螺旋曲面铣削工艺参数优化模型。并利用多机制改进后的黑翅鸢算法(improved multi-objective black-winged kite algorithm, IPMOBKA)实现多目标参数求解,并以 L XK300X 加工 5 头螺杆转子为例,利用均匀试验法采集螺旋槽数控铣床基础运行能耗功率,对加工能耗功率理论模型进行验证;采用正交试验法采集螺旋曲面加工能耗、廓形误差与表面粗糙度,建立三者预测模型。最后,使用融合多机制改进后的黑翅鸢算法确定了平衡能耗与廓形误差的最优工艺参数组合。案例验证表明,所提出的优化方法在加工能耗降低 15.95% 的同时,廓形误差减少 13.22%,验证了该方法的有效性,为实现螺旋曲面高精低耗加工提供了有力支持。

关键词: 机床;螺旋曲面;加工能耗;加工精度

中图分类号: TH71;TN03 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.4

Data-mechanism hybrid driven approach to optimizing energy consuming process parameters for helical surface machining

Zhang Weifeng^{1,2} Sun Xingwei^{1,2} Liu Yin^{1,2} Pan Fei^{1,2} Mu Shibo^{1,2} Dong Haosheng^{1,2} Zhao Hongxun^{1,2}

(1. School of Mechanical Engineering, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China;

2. Key Laboratory of Complex Surface NC Manufacturing Technology in Liaoning Province, Shenyang 110870, China)

Abstract: Aiming at the low energy efficiency and large profile error of helical surface machining, the optimization research of milling process parameters is carried out considering the high precision and low consumption of helical surface. First, an energy consumption mechanism model for helical surface machining is established based on the energy flow and dissipation mechanisms of machine tools. Then, to achieve high-precision and low-energy-consumption machining of helical surfaces, an optimization model for helical surface milling process parameters is established. This model targets machining energy consumption and profile error values, constrained by machine tool performance and machining economy. The improved multi-objective black-winged kite algorithm (IPMOBKA) is employed to solve the problem of determining optimal process parameters for helical surfaces under conditions of multiple objectives, multiple conflicts, multiple constraints, and high dynamicity. Second, using the machining of a five-head screw rotor on the L XK300X as an example, the uniform test method is employed to collect the baseline operational power consumption of the helical groove CNC milling machine, thereby validating the machining power consumption mechanism model. Using an orthogonal experimental design, machining energy consumption, profile error, and surface roughness during helical surface machining are collected to establish predictive models for all three parameters. Finally, the optimal combination of process parameters balancing machining energy consumption and profile error is determined using a black-winged kite algorithm enhanced with a fusion of multiple mechanisms. Case verification demonstrates that the optimization method proposed in this paper reduces machining energy consumption by 15.95% while decreasing profile error by 13.22%, validating its effectiveness and providing robust support for achieving high-precision and low-energy machining of helical surfaces.

Keywords: machine tool; helical surface; machining energy consumption; machining precision

收稿日期:2025-08-13 Received Date: 2025-08-13

* 基金项目:国家自然科学基金(52005346,52005347)、辽宁省教育厅创新团队项目(LJ222410142011)资助

0 引言

螺杆转子作为传递运动和动力的关键部件,以传动平稳、高效与动力足等特点在石油钻采、航空航天、环保、能源、医药等众多领域有着不可替代作用^[1-2]。螺杆转子的加工精度对其传递性能与使用寿命起决定性作用。所以,在生产中对螺杆转子的加工精度有较高要求。然而,为保持截面廓形精度,螺旋曲面铣削加工过存在能效低、能耗较大的问题^[3],与制造业绿色高效低碳的发展理念相悖^[4-5]。因此,研究并优化螺旋曲面的加工能耗,提升机床的能源利用效率^[6-7],是必须解决的关键科学问题^[8]。

目前,机床加工能耗模型可分为理论建模与数据建模两类^[9-11]。理论建模中部分研究人员将加工能耗分为可变能耗与固定能耗。部分学者通过分析机床运行状态结合机床能量流动机理,将加工能耗划分为启动能耗、待机能耗、进给能耗^[12]、辅助能耗与切削能耗等,并通过响应曲面法、回归拟合等方法,建立各能耗预测模型^[13]。然而,理论建模首先需要明晰机床运行与能量流动机理,而且复杂多变的生产任务和恶劣的生产环境,使加工能耗数据噪点多,非线性强,导致理论建模时间长、成本高^[14]。因此,研究人员采用数据驱动的建模方式,通过随机森林、长短时记忆神经网络方法,实现加工能耗的准确预测^[15]。部分学者针对测量数据缺失或数据有限的情况下,通过迁移学习^[16]、深度学习等方法以小样本数据建立贫数据状态的加工能耗预测模型^[17-18]。在准确的加工能耗预测模型基础上,研究人员可通过调节工艺参数^[19],实现刀具磨损量小^[20-21]、加工效率高^[22]、加工能耗低^[23]、加工质量优^[24]的复杂多目标协同最优。

本文通过分析螺旋曲面的加工特点,通过机理分析与数据结合的方法,建立无瞬心包络铣削加工螺杆转子过程中变速变载状态下的加工能耗预测模型。采用信噪比等数学分析方法,探究工艺参数对螺旋曲面加工能耗影响机理。建立以加工能耗与加工精度为目标函数,以机床性能与加工经济性为约束条件的螺旋曲面加工能耗优化模型。用改进后的启发式算法,求解满足螺旋曲面高精度、低能耗加工的最佳工艺参数,实现螺旋曲面绿色制造。

1 螺旋槽数控铣床加工能耗预测模型

螺旋曲面由其截面廓形沿轴线做螺旋运动形成。其截面廓形复杂,通常由齿顶圆弧、齿根圆弧、摆线和圆渐开线等多条曲线光滑拼接而成。复杂的截面廓形在进行

阿基米德运动中使螺旋曲面具有复杂的凹凸性,变化的螺旋角等特点。

无瞬心空间包络铣削是加工螺旋曲面的重要方法之一,利用刀具切削刃回转面相对工件按一定插补轨迹进行空间包络,从而加工出工件的螺旋面廓形。空间包络铣削过程包含截面包络与螺旋线包络。截面廓形变化的曲率半径使截面包络过程中具有变速变载的特点。图1所示为空间包络铣削螺杆转子加工过程, $O-XYZ$ 为工件坐标系, $o-xyz$ 为刀具坐标系, H 为中心距, β 为刀具偏转角。

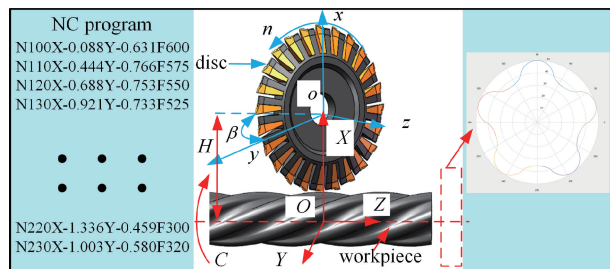


图1 螺旋曲面加工原理

Fig. 1 Principle of helical surface machining

基于螺旋曲面复杂的几何特点及无瞬心空间包络加工方法,进行螺旋曲面高精度、低能耗加工的最佳工艺参数优化流程如图2所示。

1.1 能耗功率理论模型

1) 待机能耗功率

待机状态是机床启动后稳定状态下换刀或装夹工件阶段。待机能耗功率 P_{st} 存在于机床的完整运行过程,通常由数控面板、数控系统、风扇等设备能耗功率组成。所有型号数控机床的待机能耗功率在机床稳定运行状态下会在一个极小范围内波动且基本保持不变,不会受环境因素、运行时间与运行状态的影响,由机床本身特性决定,默认为定值^[25]。

2) 辅助能耗功率

辅助能耗功率 P_{au} 贯穿于机床完整运行过程,通常由照明能耗功率、冷却润滑能耗功率、排屑能耗功率等组成如式(1)所示。

$$P_{au} = \sum_{i=1}^m P_{aui} \quad (1)$$

式中: P_{aui} 代表不同辅助设备的能耗功率。

3) 主传动系统能耗功率

主传动系统作用是带动刀具高速旋转,其结构由驱动器、电机与机械传动结构组成。主传动系统能耗功率主要由驱动器损耗功率、电机损耗功率与电机输出能耗构成,如式(2)所示。

$$P_n = P_{mo-out} + P_{mo-loss} + P_{dr-loss} = P_{n-loss} + P_{mo-loss} + P_{dr-loss} \quad (2)$$

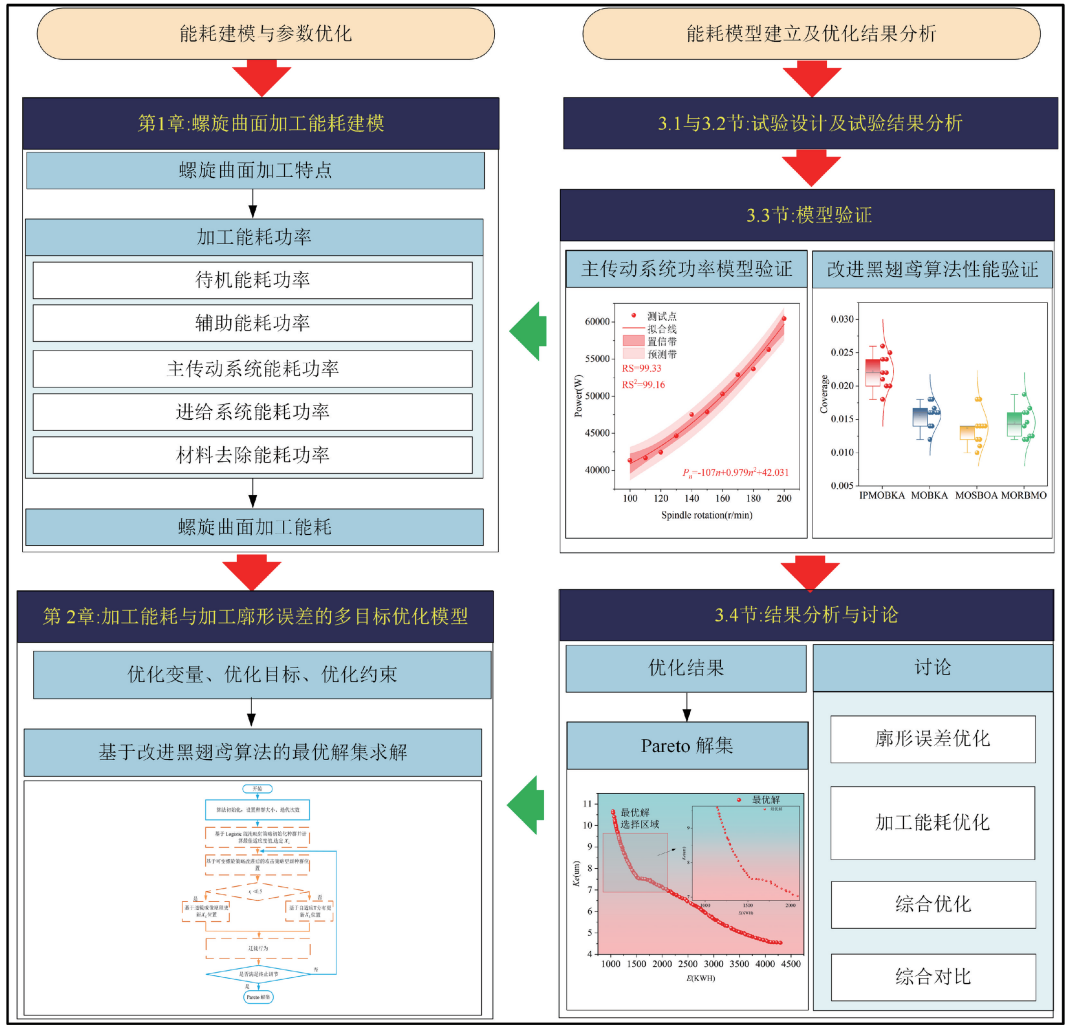


图2 全文概述图

Fig. 2 Full paper overview map

式中:电机输出功率 P_{n-out} 用于克服机械传动机构运行过程中的库仑与黏性摩擦力产生的能耗 P_{n-loss} 。 $P_{mo-loss}$ 是电机损耗功率, $P_{dr-loss}$ 是驱动器损耗功率。

$$P_{n-loss} = k_1 t_r n_m + d_1 t_r n_m^2 + c_1 \quad (3)$$

式中: n_m 是电机转速; t_r 是机械结构传动比; k_1 是库仑摩擦系数; d_1 是黏滞摩擦系数; c_1 是常数项。

电机损耗功率包含定子绕组发热产生的铜耗 P_{Cu} 、电机磁场损失铁耗 P_{Fe} 、电机定转子摩擦的机械损耗 P_{mo-mec} 及其他杂散损耗 P_{stray} , 如式(4)所示。电机稳定运行状态下,铜耗、铁耗、杂散损耗均为常数。电机机械损耗用于克服摩擦与风阻,如式(5)所示。

$$P_{mo-loss} = P_{Cu} + P_{Fe} + P_{mo-mec} + P_{stray} \quad (4)$$

$$P_{mo-mec} = k_2 n_m + d_2 n_m^2 + c_2 \quad (5)$$

式中: k_2 是库仑摩擦系数; d_2 是黏滞摩擦系数; c_2 是常数项。

驱动器损耗功率主要包含绝缘栅双机晶体管模块损

耗、整流模块损耗及散热器损耗。驱动器能耗损耗难以确定,部分学者将其复杂的损耗功率模型定义为电机损耗与传动机构功率损耗的线性函数^[26-27],如式(6)所示。将式(3)~(6)代入式(2)可得式(7)。

$$P_{dr-loss} = k_{d1}(P_{n-loss} + P_{mo-loss}) + k_{d2} \quad (6)$$

$$P_n = (k_1 t_r + k_2 + k_{d1} k_1 t_r + k_{d1} k_2) n_m + (d_1 t_r + d_2 + k_{d1} d_1 t_r + k_{d1} d_2) n_m^2 + (1 + k_{d1})(c_1 + c_2 + P_{Cu} + P_{Fe} + P_{stray}) + k_{d2} \quad (7)$$

式中: k_{d1} 、 k_{d2} 是常数项。

4) 进给系统能耗功率

(1) 水平直线进给系统能耗

机床进给轴包含直线与旋转进给轴。旋转进给系统结构与主传动系统结构相似,主要用于带动工件旋转。直线进给轴由驱动器、伺服电机与机械传动结构构成,如图3所示。直线进给系统能耗由驱动器能耗、电机能耗与机械传动能耗等组成,如式(8)所示。

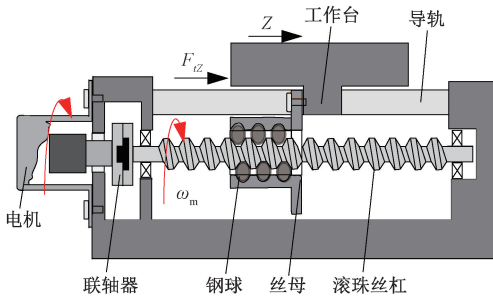


图3 进给轴传动结构

Fig.3 Feed system drive structure

$$P_{feed-h} = P_{dri-loss} + P_{ser-loss} + P_{fe-mec-loss} \quad (8)$$

$$P_{fe-mec-loss} = T_m \omega_m = J_m \frac{d\omega_m}{dt} \omega_m + T_B \omega_m + B_m \omega_m + T_L \omega_m \quad (9)$$

式中: J_m 是滚珠丝杠转动惯量; T_B 是轴承摩擦扭矩; T_L 是负载扭矩; B_m 是滚珠丝杠阻尼系数; ω_m 是电机输出角速度。

$$T_B = \mu_a \frac{d_a}{2000} (F_{cutz} + F_o) \quad (10)$$

式中: μ_a 是轴承摩擦系数; d_a 是轴承节圆直径; F_{cutz} 是Z轴方向切削分力; F_o 是轴承预紧力。

$$T_L = \frac{L_p}{2\pi} F_{tZ} \quad (11)$$

式中: L_p 是滚珠丝杠导程; F_{tZ} 是工作台所受合力,由切削分力与摩擦力构成。

$$F_{tZ} = F_{friction} + F_{cutZ} \quad (12)$$

$$F_{friction} = \mu_v v_{fZ} + \mu_c F_n \quad (13)$$

$$v_{fZ} = L_p \frac{\omega_m}{2\pi} \quad (14)$$

将式(10)~(14)代入式(9)可得:

$$P_{fe-mec-loss} = \left[J_m \frac{d\omega_m}{dt} \frac{2\pi}{L_p} + \mu_a \frac{d_a}{2000} (F_{cutz} + F_o) \frac{2\pi}{L_p} + \frac{B_m 2\pi}{L_p} + (F_{cutz} + \mu_c F_n) \right] v_{fZ} + \mu_v v_{fZ}^2 \quad (15)$$

根据式(5)、(6)可得进给系统电机能耗与驱动器能耗损耗如式(16)、(17)所示,水平进给能耗功率如式(18)所示。

$$P_{ser-loss} = \left(\frac{2\pi k_3}{L_p} \right) v_{fZ} + \left(\frac{2\pi}{L_p} \right)^2 v_{fZ}^2 d_3 + c_3 \quad (16)$$

$$P_{dri-loss} = k_{d3} (P_{fe-mec-loss} + P_{ser-loss}) + k_{d4} \quad (17)$$

$$P_{feed-h} = \left[J_m \frac{d\omega_m}{dt} \frac{2\pi}{L_p} + \mu_a \frac{d_a}{2000} (F_{cutz} + F_o) \frac{2\pi}{L_p} + \frac{B_m 2\pi}{L_p} + (F_{cutz} + \mu_c F_n) + \left(\frac{2\pi k_3}{L_p} \right) \right] v_{fZ} + (1 + k_{d3}) \left(\left(\frac{2\pi}{L_p} \right)^2 v_{fZ}^2 d_3 + \mu_v \right) v_{fZ}^2 + k_{d4} + (1 + k_{d3}) c_3 \quad (18)$$

式中: k_3 是库仑摩擦力系数; d_3 是粘滞系数; c_3 、 k_{d3} 、 k_{d4} 是常数项。

(2) 垂直直线进给系统能耗

垂直进给系统与水平进给系统的结构、作用及能耗构成均相同,但是由于其往复进给过程中重力作用方向使其负载作用力不同,如式(19)所示。

$$F_{tX} = \text{sgn}(v_{fX}) \cdot \left(m_t \frac{dv_{fX}}{dt} + m_t g \right) + F_{frictionX} + F_{cutX} \quad (19)$$

式中: $\text{sgn}(v_{fX})$ 为符号函数; m_t 是垂直直线进给系统质量; g 是重力加速度; v_{fX} 为负时, $\text{sgn}(v_{fX}) = -1$, v_{fX} 为正时, $\text{sgn}(v_{fX}) = 1$ 。

5) 材料去除能耗功率

材料去除能耗是金属加工过程中将棒料加工成工件过程的能耗,通常由工艺参数决定。螺旋曲面截面廓形平滑连续,无瞬心包络加工螺杆转子过程中进给速度及进给量随曲率半径变化持续变化,其材料去除能功率如图4所示。取螺杆转子加工一个完整截面的平均材料去除能耗进行分析,如式(20)所示。

$$P_c = k_c n^\phi f^\varphi P^\gamma \quad (20)$$

式中: k_c 为修正系数; n 为主轴转速; f 为Z轴进给量; X 轴; C 轴联合进给速度即加工倍率 P ; ϕ 、 φ 、 γ 为相关系数。

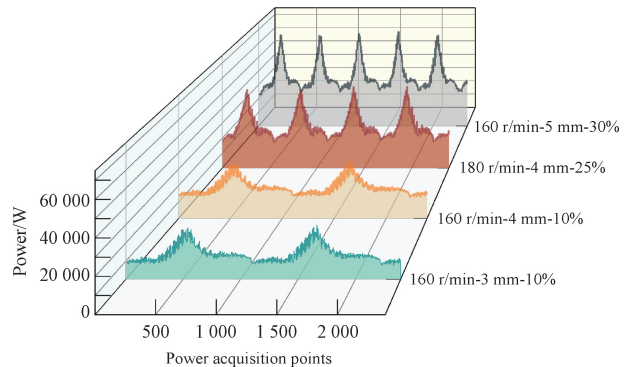


图4 材料去除能耗

Fig.4 Energy consumption power for material removal

1.2 螺旋曲面加工能耗理论模型

铣削螺旋曲面加工能耗如式(21)所示,按时序划分为启动能耗 E_{st} 、待机能耗 E_{sb} 、空载能耗 E_{id} 、切削能耗 E_{cut} [28],如图5所示。

$$E = E_{st} + E_{sb} + E_{id} + E_{cut} \quad (21)$$

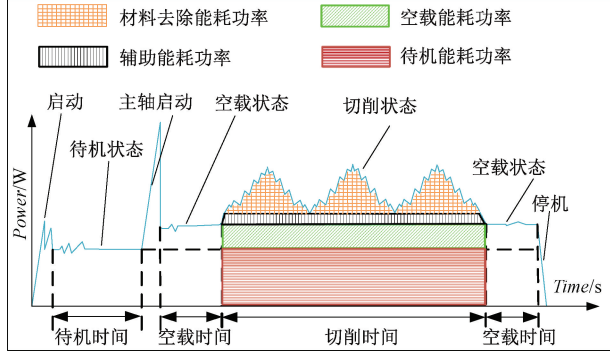


图5 加工能耗构成

Fig. 5 Composition diagram of machining energy consumption

1) 启动能耗

启动能耗如式(22)所示,启动能耗 P_{st} 为机床通电瞬间数控面板、操作系统等产生的能耗。虽然 P_{st} 瞬时值巨大,但持续时间 t_{st} 极短,通常小于 0.01 s,所以启动能耗常忽略不计。

$$E_{st} = \int_0^{t_{st}} P_{st} dt \quad (22)$$

2) 待机能耗

待机能耗如式(23)所示,待机时间 t_{sb} 由操作人员的熟练程度决定,默认为定值。

$$E_{sb} = \int_0^{t_{sb}} P_{sb} dt \quad (23)$$

3) 空载能耗

空载能耗如式(24)所示,空载能耗 P_{id} 由待机能耗 P_{st} 、进给能耗 P_{feed} 、辅助能耗 P_{au} 等构成。进给能耗如式(25)所示,由直线进给能耗 P_{fxup} 、 P_{fxdown} 、 P_{fz} 、 P_{fy} 与旋转进给能耗 P_{fc} 构成。空载时间 t_{id} 如式(26)所示,由空载距离 L_{id} 与进给速度 v_{fxid} 决定。

$$E_{id} = \int_0^{t_{id}} P_{id} dt = \int_0^{t_{id}} (P_{st} + P_{feed} + P_{au} + P_n) dt \quad (24)$$

$$P_{feed} = P_{fxup} + P_{fxdown} + P_{fz} + P_{fy} + P_{fc} \quad (25)$$

$$t_{id} = \frac{L_{id}}{v_{fxid}} \quad (26)$$

4) 切削能耗

切削能耗如式(27)所示,切削功耗 P_{cut} 由待机功耗 P_{sb} 、主传动能耗 P_n 、切削进给功耗 $P_{cut-feed}$ 及材料去除能耗 P_c 等构成。

$$E_{cut} = E_{sb} + E_n + E_c + E_{cut-feed} + E_{au} = \int_0^{t_{cut}} P_{cut} dt =$$

$$\int_0^{t_{cut}} (P_{sb} + P_n + P_c + P_{cut-feed} + P_{au}) dt \quad (27)$$

为实现截面曲线的连续拼接及空间曲面复杂的凹凸性,切削过程中 X 、 C 轴进给速度及进给量持续变化。 X 、 C 轴进给过程的能耗可分为加速阶段 $P_{fxdown-add}$ 、 $P_{fxup-add}$ 、 P_{fc-add} 与减速阶段 $P_{fxdown-dec}$ 、 $P_{fxup-dec}$ 、 P_{fc-dec} , 为提升切削阶段进给能耗的计算效率,默认其为匀加速与匀减速变化,忽略其计算误差。

$$E_{cut-feed} = \int_0^{t_{cutadd}} (P_{fxdown-add} + P_{fxup-add}) dt + \int_0^{t_{cutdec}} P_{fc-dec} dt + \int_0^{t_{cutdec}} (P_{fxdown-dec} + P_{fxup-dec}) dt + \int_0^{t_{cutadd}} P_{fc-add} dt \quad (28)$$

$$t_{cut} = t_{cutdec} + t_{cutadd} = \sum_{i=1}^{n_{dec}} \frac{L_{deci}}{v_{fxi}} + \sum_{n=1}^{m_{add}} \frac{L_{addm}}{v_{fxm}} \quad (29)$$

式中: m_{add} 、 n_{dec} 为加速及减速段数目; L_{addm} 、 L_{deci} 为各加速段、减速段距离; v_{fxm} 、 v_{fxi} 为各加速、减速段对应进给速度。

2 螺旋槽数控机床能耗多目标优化模型

2.1 优化变量

无瞬心空间包络铣削螺杆转子加工过程中,机床型号、工件材质、刀具性能、润滑冷却条件等均对转子的加工精度及加工能耗产生影响。在实际生产中,除工艺参数外的其他因素均已确定,在优化过程中不再予以考虑。因此,仅选取主轴转速 n 、 Z 轴进给量 f 及加工倍率 P 作为决策变量。

2.2 优化目标

随着螺杆转子的应用越来越广,其应用工况也越来越苛刻,对螺杆转子的制造精度提出了更高的要求。螺杆转子的廓形精度对使用中的噪声、振动、泄露、抗腐蚀及耐磨性等均有重要影响。在保证加工精度的基础上降低加工能耗是实现制造业绿色持续发展的重要策略,因此本文选用加工精度廓形误差 Ke 、加工能耗 E 作为优化目标。加工能耗如式(21)所示。对于廓形误差,本文以螺杆转子廓形径向误差为评价标准。变速变载的加工方式使截面廓形误差随曲率半径的变化而变化。因此,在保证最大、最小加工误差在合理加工误差范围内的前提下,取截面平均廓形误差为评价目标,如式(31)所示。

$$Ke = K_c - K_t \quad (30)$$

$$Ke = C_k n^{\phi k} f^{\varphi k} P^{\gamma k} \quad (31)$$

式中: K_c 是螺杆转子加工后测量廓形; K_t 螺杆转子理论廓形; C_k 、 ϕk 、 φk 、 γk 为相关系数。

2.3 优化约束

实际的螺旋曲面加工受到加工环境、加工条件及加工质量等限制。如铣削螺杆转子的工艺参数首先要满足

刀具自身性能及机床本身性能阈值约束,使工艺参数位于合理加工能力范围内。其次满足加工质量、加工精度的要求,使生产的工件满足使用需求。

1) 主轴转速

$$n_{\min} < n < n_{\max} \quad (32)$$

式中: $n_{\min}$ 、 $n_{\max}$ 为转速上下限。

2) Z 轴进给量

$$f_{\min} < f < f_{\max} \quad (33)$$

式中: $f_{\min}$ 、 $f_{\max}$ 为进给量上下限。

3) 加工倍率

$$P_{\min} < P < P_{\max} \quad (34)$$

式中: $P_{\min}$ 、 $P_{\max}$ 为加工倍率上下限。

4) 机床功率

$$P_c \leq \eta P_{\max} \quad (35)$$

式中: η 是机床效率, $P_{\max}$ 是机床运行最大功率。

5) 廓形误差

$$Ke_{\min} < Ke < Ke_{\max} \quad (36)$$

式中: $Ke_{\min}$ 、 $Ke_{\max}$ 为廓形误差上下限。

6) 工件表面质量

工件的表面粗糙度如式(37)所示,首先, Ra 对工件使用过程中的耐磨、抗腐蚀等性能起决定性作用。其次,从经济型角度考虑, Ra 在使用的合理范围内即可。 Ra 过大会使工件报废, Ra 过小虽能延长使用寿命更长,但延加工能耗巨大,生产周期长,造成严重的资源浪费。

$$Ra = C_r n^{\phi_r} f^{\phi_f} P^{\gamma_r} \quad (37)$$

$$Ra_{\min} < Ra < Ra_{\max} \quad (38)$$

式中: C_r 、 ϕ_r 、 ϕ_f 、 γ_r 为相关系数; $Ra_{\min}$ 、 $Ra_{\max}$ 为表面质量上下限。

2.4 多目标优化模型

$$\min F(n, f, P) = (\min E(n, f, P), \min Ke(n, f, P))$$

$$\text{s. t.} \begin{cases} n_{\min} < n < n_{\max} \\ f_{\min} < f < f_{\max} \\ P_{\min} < P < P_{\max} \\ P_c \leq \eta P_{\max} \\ Ke_{\min} < Ke < Ke_{\max} \\ Ra_{\min} < Ra < Ra_{\max} \end{cases}$$

2.5 多目标模型求解方法

本文使用融合多策略改进的黑翅鸢算法进行求解^[28]。黑翅鸢算法是通过模拟黑翅鸢在捕食与迁徙过程中集体智能及协作策略的群智能元启发算法。其攻击、迁徙过程中表现出的高适应性和智能行为使黑翅鸢算法在优化连续和全局搜索问题表现良好,具有较强的鲁棒性。

1) 传统黑翅鸢算法

与多数优化算法一样,采用伪随机数生成器

(pseudo-random number generator, PRNG)生成初始种群,其原理为 PRNG 产生一组服从均匀分布的随机数,进而使初始种群覆盖搜索空间中可能的区域。

$$X_i = BK_i + \text{rand}(BK_u - BK_l) \quad (39)$$

式中: BK_u 、 BK_l 为搜索区间上下限边界

初始种群中适应度最佳的个体会被选为种群迁徙的领导者,引领种群迁徙方向。 X_L 是领导者,如式(41)所示。

$$F_{\text{best}} = \min(F(X_i)) \quad (40)$$

$$X_L = X(\text{find}(F_{\text{best}} = F(X_i))) \quad (41)$$

(1) 攻击阶段

黑翅鸢捕食阶段(如图6、图7所示)会根据风速调整翅膀及尾翼的角度,使其空中悬停观察猎物动向。发现最佳狩猎位置后迅速俯冲攻击猎物,其位置更新策略如式(42)所示。

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{i,j}^t + \vartheta(1 + \sin r) \times X_{i,j}^t, & p < r \\ X_{i,j}^t + \vartheta(2r - 1) \times X_{i,j}^t, & \text{其他} \end{cases} \quad (42)$$

$$\vartheta = 0.05 \times e^{-2 \times \left(\frac{t}{T_m}\right)^2} \quad (43)$$

式中: $X_{i,j}^{t+1}$ 与 $X_{i,j}^t$ 为 $t+1$ 、 t 代黑翅鸢个体; $p=0.9$ 为常数; r 为 $[0,1]$ 间随机数; ϑ 为随迭代次数变化的非线性因子; T_m 是最大迭代次数。

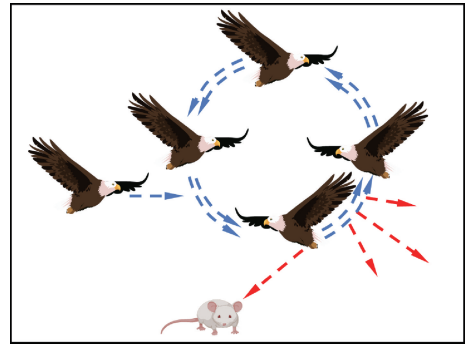


图6 黑翅鸢悬空图

Fig. 6 Black-winged kite hover

(2) 迁移阶段

迁徙行为是黑翅鸢顺应季节变换的周期性行为,通过领导者领航使种群去往更适合生存的地方。通过模拟该行为反应种群的适应度,适应度值较好,则继续在该区域搜索,反之则有领导者带领种群迁徙。在迁徙过程中,若当前领航者适应度最佳,维持其领航者地位,否则重新选取适应度最佳的领航者领导种群。其迁徙过程如图8所示,模型如式(44)所示。

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{i,j}^t + C(0,1) \times (X_{i,j}^t - X_{Li,j}^t), & F_i < F_{ri} \\ X_{i,j}^t + C(0,1) \times (X_{Li,j}^t - m \times X_{i,j}^t), & \text{其他} \end{cases} \quad (44)$$

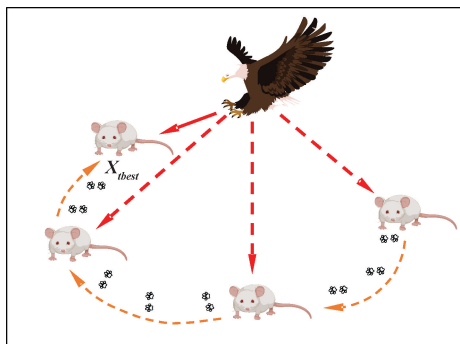


图 7 黑翅鸢捕食图

Fig. 7 Black-winged kite predation diagram

$$m = 2\sin\left(r + \frac{\pi}{2}\right) \quad (45)$$

式中: $X_{Li,j}^t$ 是当前种群领导者; C 代表柯西分布; F_i 是领导者适应度值; F_{ri} 是种群中任意黑翅鸢适应度值。

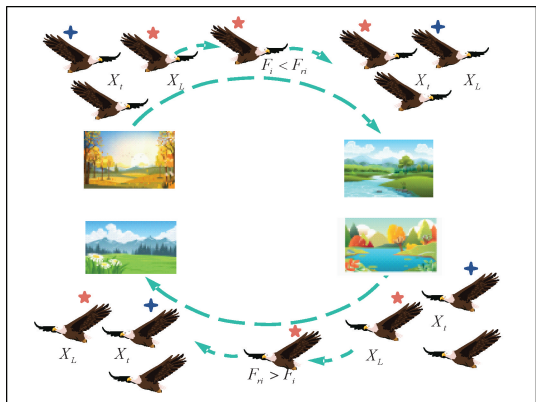


图 8 黑翅鸢迁徙图

Fig. 8 Black-winged kite migration

2) 融合多策略改进的黑翅鸢算法

虽然传统黑翅鸢算法具有适应性强、可调参数少、收敛精度高等优点,但仍然没解决其收敛速度慢、解集多样性差及易陷入局部最优等问题^[29-30]。为解决上述问题,首先利用均匀性好、边际性佳的 Logistic 的初始化策略改善初始种群分布质量。其次,在攻击阶段引入可变螺旋搜索策略,协调局部开发与全局搜索能力,提升计算效率避免算法早熟。最后,在迁徙阶段引入逐维透镜成像反方向学习机制与自适应 T 分布策略对种群领导者进行扰动,避免局部最优解。

(1) 基于 Logistic 混沌映射的种群初始化

为改善 PRNG 初始种群均匀性差导致的搜索效率低等问题,基于具有非线性、随机性、均匀性、遍历性等特点的 Logistic 混沌映射序列初始种群,如式(46)所示。

$$X_i = X_L + x(r+1) \times (X_u - X_L) \quad (46)$$

$$x(r+1) = \mu \times x(r) \times (1 - x(r)) \quad (47)$$

式中: X_L 与 X_u 为种群数量上下限, $\mu = 4$, $x(0)$ 、 $x(r)$ 均在 $(0,1)$ 内取值。

(2) 可变螺旋搜索策略

受鲸鱼算法启发,在黑翅鸢攻击阶段引入可变螺旋搜索策略,平衡局部与全局攻击能力,确保具有多样化的攻击路径来有效攻击猎物。可变螺旋搜索策略如式(48)所示,其位置变化范围由大到小,在保证早期发现更多高质量解决方案的同时,从而减少后期冗余探索,平衡算法的全局和局部探索能力。改进后的攻击策略如式(50)所示。

$$D(t) = e^{b \times l} \times \cos(2\pi l) \quad (48)$$

$$b = e^{k \times \cos\left(\pi \times 1 - \left(\frac{t}{T_m}\right)\right)} \quad (49)$$

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{i,j}^t + \vartheta(1 + \sin r) \times X_{i,j}^t \times D(t), & p < r \\ X_{i,j}^t + \vartheta(2r - 1) \times X_{i,j}^t \times D(t), & \text{其他} \end{cases} \quad (50)$$

式中: $k=5$; $l \in [-1,1] T_m$ 。

(3) 透镜成像反方向学习与自适应 T 分布策略

领导者对种群迁徙起决定性作用,领导者的质量能提升种群搜索效率,反之则易陷入局部最优解。为提升领导者解的质量,提高跳出局部最优的能力引入透镜成像反方向学习与自适应 T 分布扰动策略。通过两种策略对领导者进行位置扰动,增加领导者适应能力,提高局部探索能力,提升跳出局部最优解能力。

透镜成像反方向学习如图 9 所示,假设空间中有一高度为 h 的火焰在空中投影为 X_L ,经过坐标原点 O 点后在接受屏幕上形成倒影 h' ,其在 X 轴上投影为 X_L' 。

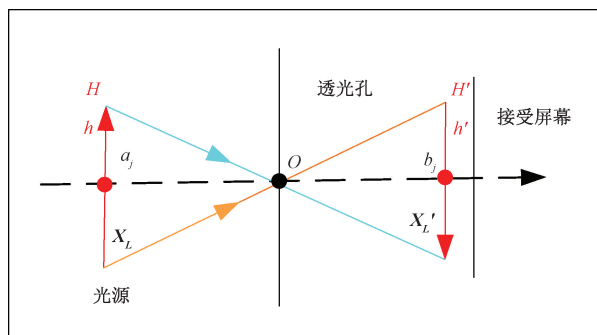


图 9 透镜成像原理

Fig. 9 Imaging principle of a lens

$$\frac{(a_j + b_j)/2 - X_L}{X_L' - (a_j + b_j)/2} = \frac{h}{h'} = PR \quad (51)$$

当 $PR=1$, 如式(52)所示。

$$X_L' = (a_j + b_j) - X_L \quad (52)$$

自适应 T 分布是以标准高斯分布与柯西分布为边界特例的分布,融合柯西分布的全局搜索能力强与高斯分布的局部开发能力的特点,使其在前期具有优良的全局

开发能力,后期具有较好的局部搜索能力,能够提高算法的搜索效率,提升种群多样性。经自适应 T 分布扰动后的领导者位置如式(53)所示。

$$\mathbf{X}'_L = \mathbf{X}_L + \mathbf{X}_L \times T(t) \quad (53)$$

$$T(t) = \frac{\text{Gam}\left(\frac{v+1}{2}\right)}{(\pi v)^{\frac{1}{2}} \text{Gam}\left(\frac{v+1}{2}\right)} \times \left(1 + \frac{t^2}{v}\right)^{-\frac{v+1}{2}} \quad (54)$$

式中: v 是自由度; Gam 是伽玛函数。

为平衡透镜成像反方向学习与自适应 T 分布策略,保持算法的随机性,以随机数 r_1 选择 2 种策略如式(55)所示。

$$\mathbf{X}'_L = \begin{cases} \mathbf{X}'_L = (a_j + b_j) - \mathbf{X}_L & r_1 < 0.5 \\ \mathbf{X}_L + \mathbf{X}_L \times T(t) & r_1 > 0.5 \end{cases} \quad (55)$$

因此,基于 2 种扰动机制改进后的领导者领导种群迁徙入式(56)所示。融合多机制改进后的黑翅鸢算法运行流程如图 10 所示。

$$\mathbf{X}_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} \mathbf{X}_{i,j}^t + C(0,1) \times (\mathbf{X}_{i,j}^t - \mathbf{X}'_L), & F_i < F_{ri} \\ \mathbf{X}_{i,j}^t + C(0,1) \times (\mathbf{X}'_L - m \times \mathbf{X}_{i,j}^t), & \text{其他} \end{cases} \quad (56)$$

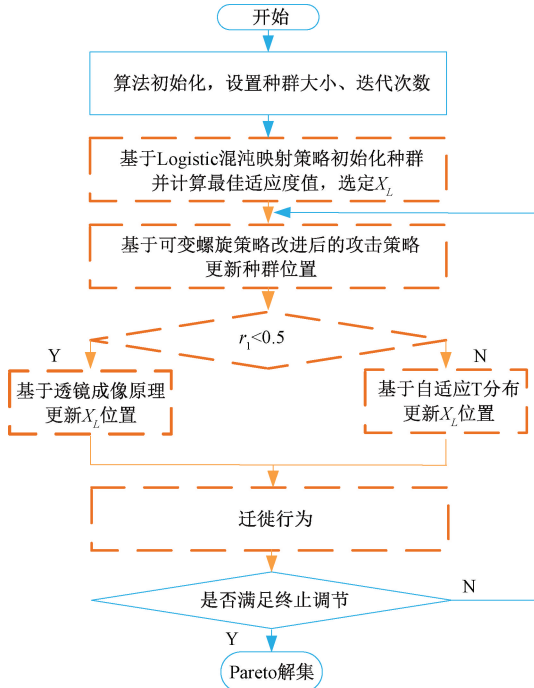


图 10 IPMOBKA 运行流程

Fig. 10 IPMOBKA operation flow

3 案例研究

本文以用途最广,用量最大且最能代表螺旋曲面特

点的 5 头螺杆转子为研究案例。螺杆转子材质选用#45 钢,其截面齿顶圆弧理论方程如式(57)所示,摆线理论方程如式(58)所示。

$$\begin{cases} x = T_N \sigma \sin \psi + r_d \sin(\psi_k - \omega) \\ y = T_N \sigma \cos \psi + r_d \cos(\psi_k - \omega) \end{cases} \quad (57)$$

$$\begin{cases} x = (T_N - 1) \sigma \sin \theta_k - \sigma \sin[(T_N - 1) \theta_k] + (-1)^{k+1} r_d \cos \frac{(T_N - 2) \theta_k}{2} \\ y = (T_N - 1) \sigma \cos \theta_k + \sigma \cos[(T_N - 1) \theta_k] - (-1)^{k+1} r_d \sin \frac{(T_N - 2) \theta_k}{2} \end{cases} \quad (58)$$

式中: T_N 为螺杆转子头数; σ 为偏心距; r_d 为等距线距离; $\psi_k = 2N\pi/T_N, k = 1 \sim T_N, N = 0 \sim (T_N - 1)$; $\omega \in [-\pi/2, \pi/2]$; $\theta_k = [2(k-1)\pi/T_N, 2k\pi/T_N]$ 。

3.1 试验条件及设计

为验证本文提出方法的有效性、可行性,使用 LKX300X 开展试验。选用 HIOKI PW3337 能耗仪搭配电压、电流传感器对螺杆转子加工能耗进行采集。采用泰勒斯 SC3 表面粗糙度测量仪及基恩士 LJ-X8200 线激光位移传感器分别测量加工后的螺杆转子表面粗糙度值与截面廓形,试验原理及试验设备布置如图 11 所示。

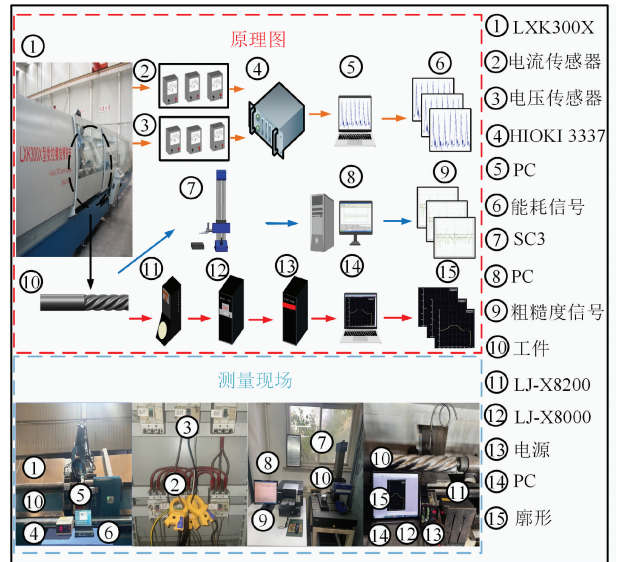


图 11 试验图

Fig. 11 Test diagram

首先为了解机床的使用性能,对其基础能耗进行测量如表 1~表 3 所示。

然后,由工件截面参数,设定主轴转速、Z 轴进给量 f 及加工倍率 P 范围,为提升试验的均匀性、遍及性、有效性,使用正交试验设计法设计 3 因素 5 水平的 25 组正交试验。

表 1 X 轴进给系统功率试验数据
Table 1 Feed system power test data

$X_{up}/$ (mm·min ⁻¹)	功率/ W	$X_{down}/$ (mm·min ⁻¹)	功率/ W
50	3 217	50	1 047
60	3 493	60	1 331
70	3 946	70	1 694
⋮	⋮	⋮	⋮
190	6 629	190	3 276
200	8 009	200	3 943

表 2 C、Z 轴进给系统功率试验数据
Table 2 C and Z Feed system power test data

$C/$ (mm·min ⁻¹)	功率/ W	$Z/$ (mm·min ⁻¹)	功率/ W
50	4 588.5	200	6 584.5
100	5 079.5	250	8 799.5
150	5 612	300	10 900
⋮	⋮	⋮	⋮
450	10 116	550	19 650
500	10 921	600	20 870

表 3 主传动系统功率试验数据
Table 3 Main drive train power test data

$n/(r·min^{-1})$	功率/W
100	41 360
110	41 690
120	42 470
⋮	⋮
190	56 270
200	60 450

通过对正交试验随机排序进行 3 次消除随机误差与系统误差对试验结果的影响,进一步保证试验数据的准确性、可靠性,试验结果如表 4 所示。

表 4 试验设计及结果
Table 4 Experimental design and results

序号	$n/(r·min^{-1})$	f/mm	$P/\%$	$Ra/\mu m$	E/kWh	$Ke/\mu m$
1	160	3	10	1.367 1	4 213.48	4.725
2	170	3	15	1.494 7	2 865.52	6.975
3	180	3	20	1.582 2	2 365	6.450
4	190	3	25	1.629 4	1 906.64	7.300
5	200	3	30	1.636 5	1 660.25	7.500
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
22	170	5	10	1.621 7	2 654.12	6.725
23	180	5	15	1.779 0	1 945.38	8.625
24	190	5	20	1.976 4	1 453.52	10.225
25	200	5	25	1.987 2	1 217.84	11.850

3.2 试验结果分析

用信噪比分析方法对正交试验数据进行分析^[31],分

别探究工艺参数对工件表面粗糙度、廓形误差与加工能耗的影响排序及单目标最优工艺参数组合。

信噪比分析法将信噪比作为评估反馈的重要参数,用来评估信号的质量和可靠性,以优化和确定最优设计目标。信噪比有望大、望小和望目 3 种分类,本文加工能耗、表面粗糙度值、廓形误差均为望小,信噪比计算结果如表 5~7 所示,信噪比中主效应分析如图 12~14 所示。

表 5 加工能耗信噪比分析结果

Table 5 Machining energy consumption SN analysis results

水平	$n/(r·min^{-1})$	f/mm	$P/\%$
1	2 133	2 602	3 360
2	2 073	2 948	2 306
3	2 020	1 974	1 836
4	2 725	1 874	1 448
5	2 112	1 665	2 073
Delta	705	1 283	1 872
Rank	3	2	1

表 6 表面粗糙度信噪比分析结果

Table 6 Surface roughness SN analysis results

水平	$n/(r·min^{-1})$	f/mm	$P/\%$
1	1.437	1.215	1.073
2	1.409	1.296	1.399
3	1.420	1.397	1.474
4	1.353	1.448	1.486
5	1.350	1.614	1.537
Delta	0.087	0.399	0.464
Rank	3	2	1

表 7 廓形误差信噪比分析结果

Table 7 profile errors SN analysis results

水平	$n/(r·min^{-1})$	f/mm	$P/\%$
1	0.316 2	0.253 2	0.222 4
2	0.313 0	0.291 2	0.287 8
3	0.306 4	0.316 4	0.340 0
4	0.317 4	0.337 2	0.368 0
5	0.328 6	0.383 6	0.363 4
Delta	0.022 2	0.130 4	0.145 6
Rank	3	2	1

1) 信噪比分析结果

通过表 5~7 分析可知,对加工能耗等优化目标,各工艺参数的影响权重规律为 $P>f>n$ 。

在机床铣削中,机床的加工能耗主要包括切削能耗和固定能耗。增大加工倍率 P 与进给量 f 直接导致材料去除效率的线性提升。这意味着,为去除固定体积的材料,机床所需的纯切削时间显著缩短。由于固定能耗由机床本身特性决定近乎恒定,缩短总加工时间就直接减少了这部分的“待机能耗”。因此,加工能耗的降低主要

源于“有效加工时间”缩短,使得固定能耗被更高比例的材料去除功所“稀释”,整体能效得以优化。调节主轴转速可改变机床加工过程中的主传动系统能耗与切削能耗,但是与加工倍率 P 与进给量 f 相比,其影响程度有限,所以加工能耗的各工艺参数的影响权重为 $P > f > n$ 。

机床切削过程中工艺参数与机床稳定性对工件的加工质量与加工精度起决定性作用。无限制地提高加工倍率 P 与进给量 f 追求能效提升,会受到一系列物理和工艺限制。 P 与 f 的增大直接导致切削力呈比例增加。这可能激发工艺系统(机床-刀具-工件)的振动^[32],尤其是在长悬伸或刚性较差的工况下。剧烈振动会损害工件表面质量、加工精度,并可能导致让刀、过切等问题。更高的材料去除率意味着单位时间内产生更多的切削热。虽然增大 P 与 f 可能因缩短总时间而减少整体产热,但瞬时热流密度和刀尖温度会升高,可能加速刀具的热扩散磨损、氧化磨损或塑性变形,缩短刀具寿命,进而影响加工质量与加工精度^[33]。由此可知,对工件表面粗糙度与工件廓形误差的各工艺参数的影响权重为 $P > f > n$ 。

2) 主效应分析

由图 12 可知,随着主轴转速的降低,加工能耗信噪比均值不断增加,由于主轴转速的降低,导致主传动能耗、切削能耗降低,实现加工能耗的减少。随着 P 与 f 的增加,信噪比均值呈增长趋势,虽然 P 与 f 的增加会提升加工过程中进给与主传动系统能耗功率,但是其减少的运行时间会显著减少待机能耗等,综合导致加工能耗与 P 和 f 呈负相关。

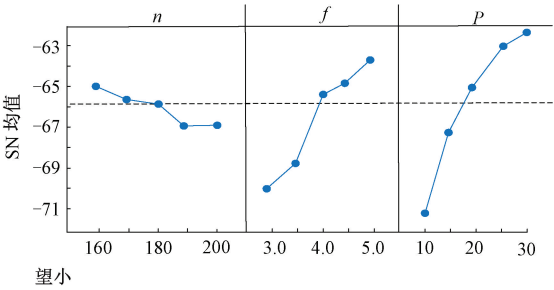


图 12 加工能耗主效应分析
Fig. 12 Main effect analysis of machining energy consumption

由图 13 可知,表面粗糙度值信噪比均值随着主轴转速的增大而增加,在相同的加工时间内, n 的增加使刀具对工件的切削次数增加,材料去除体积增加,使表面粗糙度值更小。随着 P 与 f 的增加,信噪比均值逐渐降低,因为 P 与 f 的增加,在增加材料去除体积的同时会缩短切削时间,使机床运行稳定性差,加工质量下降。

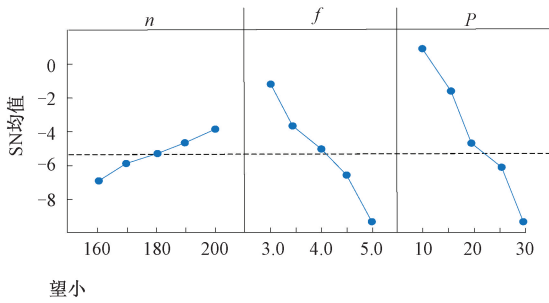


图 13 表面质量主效应分析
Fig. 13 Main effect analysis of surface quality

由图 14 可知,廓形误差信噪比均值在 P 和 f 噪比均值变化规律一致,工艺参数越小机床越稳定,加工质量越好。但是在主轴转速上获得最佳廓形误差的主轴转速是 180 r/min。

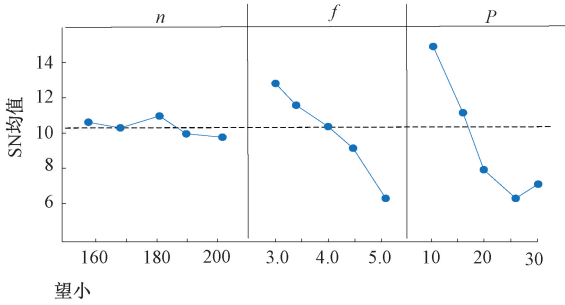


图 14 廓形误差主效应分析
Fig. 14 Main effect analysis of profile error

根据上述分析可知,最佳加工能耗的工艺参数组合是 $n = 160$ r/min, $f = 5$ mm, $P = 30\%$ 。最优表面粗糙度值的工艺参数组合是 $n = 200$ r/min, $f = 3$ mm, $P = 10\%$ 。最优廓形误差的工艺参数组合是 $n = 180$ r/min, $f = 3$ mm, $P = 10\%$ 。由上述分析可知,在评价目标中,加工能耗与加工质量、加工精度互为矛盾,采用不同的评价指标得到的最佳工艺参数组合不同。所以,综合考虑各个指标的优劣,才能更好进行综合评价,对于多目标评价,文本利用元启发算法决策最佳工艺参数组合。

3.3 模型验证

1) 进给系统模型

针对 1.1 节提出的传动系统能耗功率理论模型,由表 1~3 试验数据进行验证,结果如图 15~19 所示,所有模型的拟合及预测精度均在 94% 以上。

2) 加工精度、加工质量模型验证

以表 3 中表面粗糙度与廓形误差数据,验证 2.2、2.3 节提出的加工精度与加工质量模型。如表 8、9 所示,加工精度与质量的拟合及预测模型均 90% 在以上,可分别作为多目标优化模型的目标函数与约束条件。

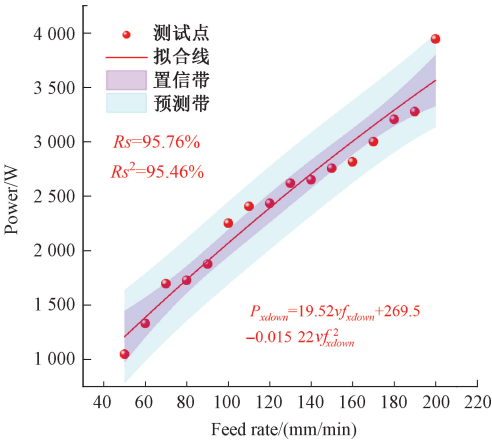


图 15 X 轴正向进给能耗模型
Fig. 15 X-axis postive feed energy model

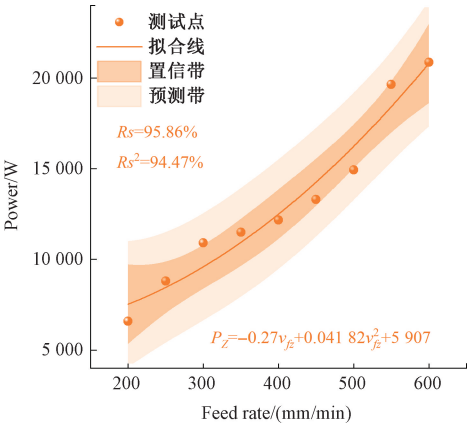


图 18 Z 轴负向进给能耗模型
Fig. 18 Z-axis feed energy model

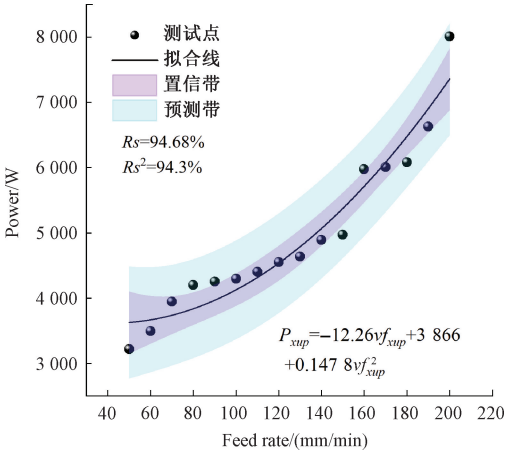


图 16 X 轴负向进给能耗模型
Fig. 16 X-axis negative feed energy model

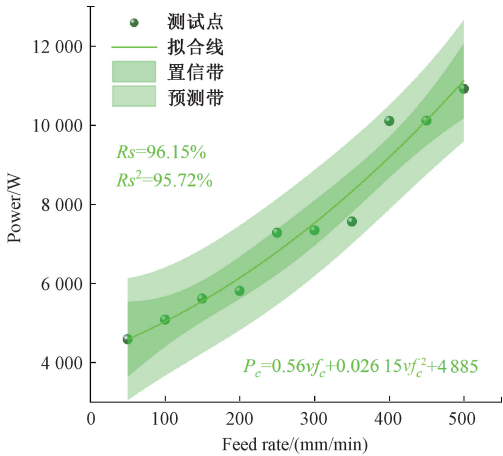


图 17 C 轴进给能耗模型
Fig. 17 C-axis feed energy model

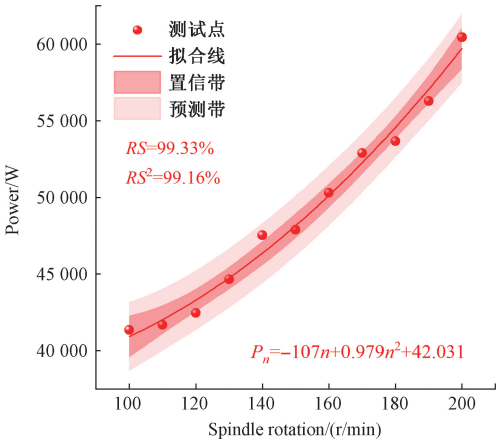


图 19 主传动系统能耗模型
Fig. 19 Main drive system energy consumption model

$$0.2083 \times \left(\begin{aligned} &3.429 - 0.02151 \times n - 0.633 \times f + \\ &0.08783 \times P - 0.00157 \times P^2 \\ &+ 0.004576 \times n \times f \end{aligned} \right)^2 \quad (59)$$

表 8 加工质量拟合精度

Table 8 machining quality fitting accuracy (%)

指标	R_s	调整 R_s	预测 R_s
R_a	94.01	92.81	90.26

$$Ke = \exp \left(\begin{aligned} &2.57 - 0.0234 \times n + 0.0713 \times P + 0.106 \times f + \\ &0.000047 \times n^2 - 0.001594 \times P^2 - \\ &0.0194 \times f^2 + 0.001380 \times n \times f + \\ &0.000098 \times n \times P \end{aligned} \right) \quad (60)$$

3) IPMOBKA 性能验证

为验证 IPMOBKA 性能的优越性,本文选用 MOBKA

$$Ra = 0.575 - 0.0021 \times n + 0.0607 \times f + 0.0058 \times P +$$

(multi-objective black-winged kite algorithm), MOSBOA (multi-objective secretary bird optimization algorithm), and MORBMO (multi-objective red-billed blue magpie optimizer) 算法进行比较。选用 2.4 节的多目标优化模型, 以 IGD (inverted generational distance)、GD (generational distance)、HV (hypervolume)、Spacing、Spread、Coverage 为评价价值指标, 其原理如图 20 ~ 25 所示。

表 9 加工精度拟合精度

Table 9 machining accuracy fitting accuracy (%)

指标	R_s	调整 R_s	预测 R_s
Ke	98.57	97.85	96.35

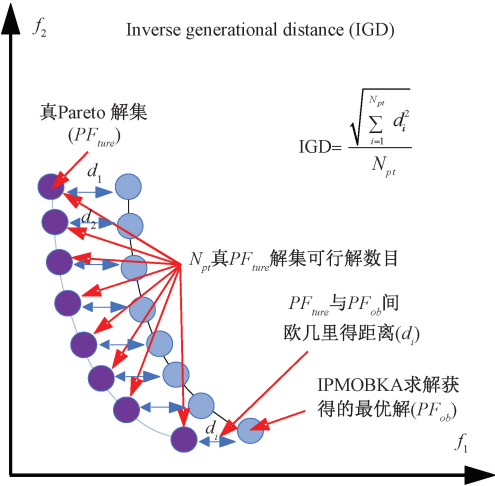


图 20 IGD 原理
Fig. 20 IGD schematic diagram

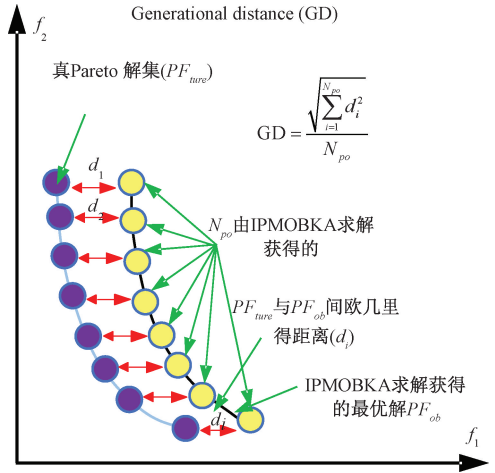


图 21 GD 原理
Fig. 21 GD schematic diagram

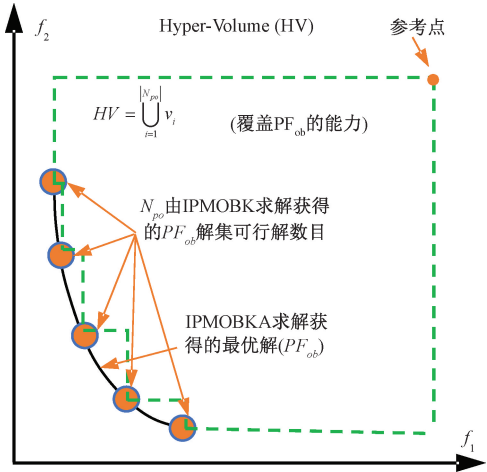


图 22 HV 原理
Fig. 22 HV schematic diagram

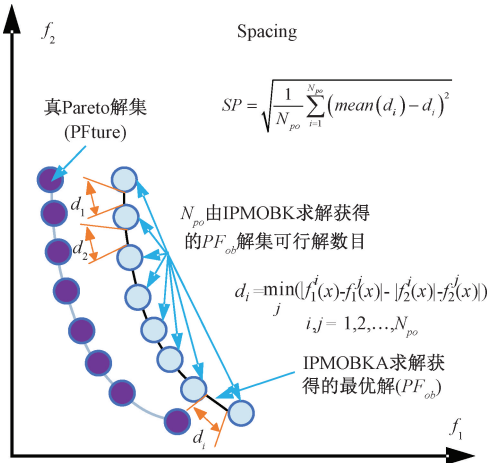


图 23 Spacing 原理
Fig. 23 Spacing schematic diagram

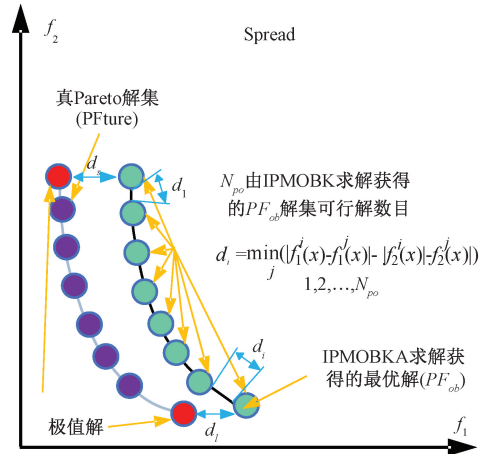


图 24 Spread 原理
Fig. 24 Spread schematic diagram

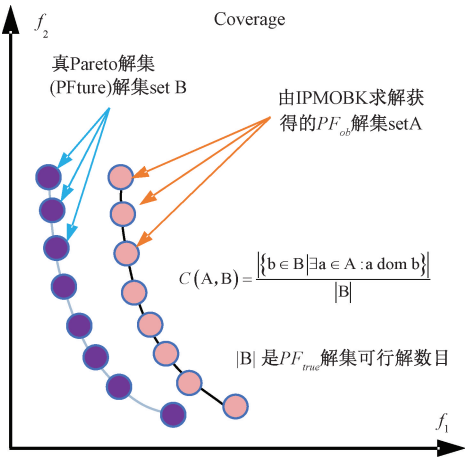


图 25 Coverage 原理

Fig. 25 Coverage schematic diagram

在相同的种群大小及迭代次数条件下,各算法分别运行 10 次,用 IGD、GD 评估算法的逼近能力, HV、Spacing、Spread 评价算法的多样性保持能力, Coverage 来比较不同算法生成 Pareto 前沿的覆盖能力,证明 IPMOBKA 算法的有效性。如图 26、27 所示, IPMOBKA 在 IGD 上比 MOBKA、MOSBOA、MORBMO 分别降低 14.72%、13.71%、10.38% 的同时在 GD 上分别减少 4.05%、4.82%、2.15%。表明 IPMOBKA 的最优解逼近能力优于 MOBKA、MOSBOA、MORBMO。

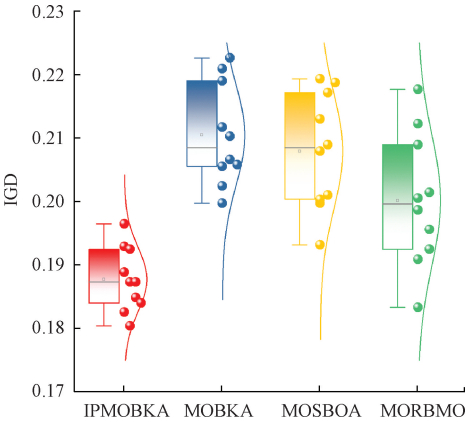


图 26 IGD 指标对比

Fig. 26 Comparison of IGD indicators

种群多样能力如图 28~图 30 所示, IPMOBKA 在 HV 上并无明显提升,但是在 Spacing、Spread 上交对比算法分别在 Spacing 上分别减少 2.66%、7.47%、6.81%, 在 Spread 分别提升 6.06%、5.00%、4.38%。证明 IPMOBKA 具有优良的 Pareto 解集多样性。

各算法的 Pareto 前沿覆盖能力如图 31 所示, IPMOBKA 比 MOBKA、MOSBOA、MORBMO 分别提升

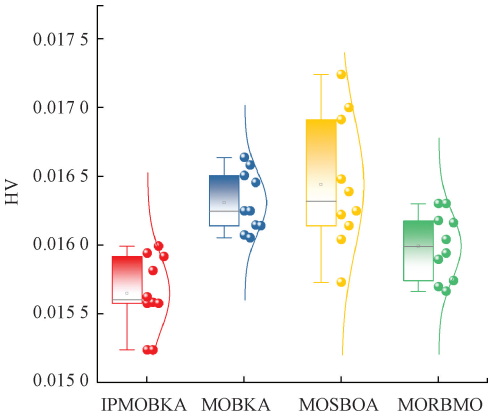


图 27 GD 指标对比

Fig. 27 Comparison of GD indicators

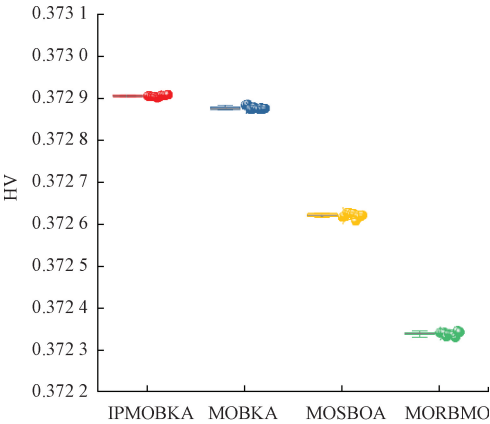


图 28 HV 指标对比

Fig. 28 Comparison of HV indicators

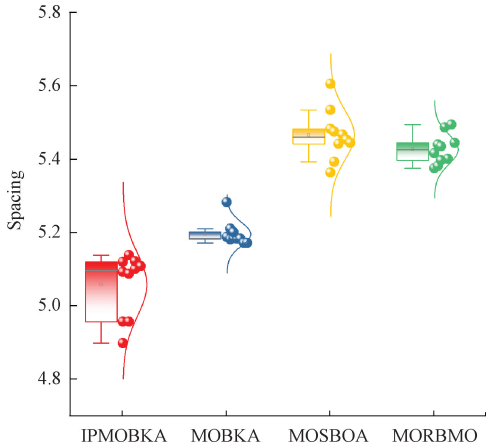


图 29 Spacing 指标对比

Fig. 29 Comparison of Spacing indicators

41.70%、62.04%、53.10%, 表示 IPMOBKA 能求取更优异的 Pareto 解集。综上性能比较可知, IPMOBKA 性能优于 MOBKA、MOSBOA、MORBMO。

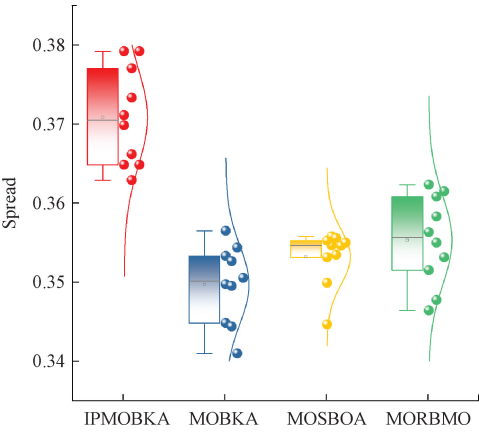


图 30 Spread 指标对比
Fig. 30 Comparison of Spread indicators

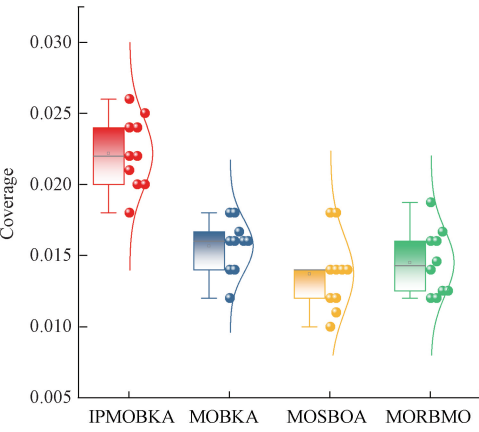


图 31 Coverage 指标对比
Fig. 31 Comparison of Coverage indicators

3.4 多目标优化结果

针对螺旋曲面加工能耗与加工精度的多目标求解问题,本文使用求解效率高、精度高及解集多样性佳与鲁棒性佳的 IPMOBKA 算法。IPMOBKA 算法参数设置为种群大小 200,最大迭代次数 200,Pareto 解集 150,得到的 Pareto 解集如图 32 所示。

综合考虑加工能耗与加工精度,在 Pareto 中获取的协同最优工艺参数为 176 r/min、30%、3 mm。将最优工艺参数与加工精度最佳、加工能耗最佳及经验工艺参数做对比,如表 10 所示。

表 10 优化结果对比

Table 10 Comparison of optimization results					
优化	$n/(r \cdot \min^{-1})$	f/mm	$P/\%$	$Ke/\mu m$	E/kWh
E	160	5	30	10.517	1 043.6
Ke	180	3	10	4.479	4 224.7
$Ke \& E$	176	3	30	7.399	1 630.6
经验	180	5	15	8.527	1 940.0

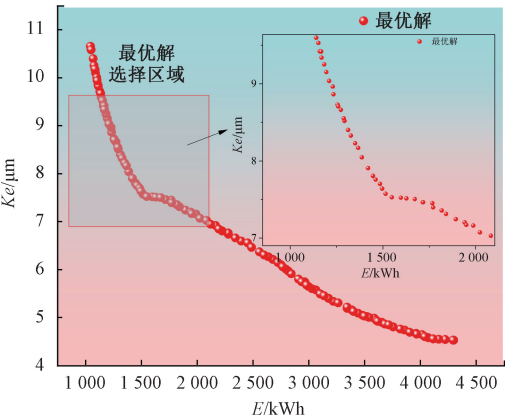


图 32 Pareto 最优解集
Fig. 32 Pareto optimal solution set

由表 10 可知,优化方案与经验方案相比,主轴转速和进给量减少较多,加工倍率增大较多,最终使加工能耗降低 15.95%,廓形误差减少 13.22%。此外,与单独优化加工能耗方案相比,加工倍率与进给量减少较多,但是提升机床加工稳定性,虽然加工能耗提升 56.24%,但是其加工精度提升 29.65%。在单独优化加工精度过程中,加工倍率与进给量有所增加,提升机床运行效率,减少待机能耗进而使加工能耗降低 61.40%。由此可知,对加工能耗或者加工精度开展单目标优化存在不足之处,会造成另一目标逆向增长,有悖于绿色制造需求。因此,本文综合考虑加工能耗与加工精度两个目标,选择综合优化方案最佳工艺参数组合,在满足螺旋曲面加工质量约束条件下,使螺旋曲面廓形精度满足生产需求的前提下,尽可能减少加工能耗。

4 结 论

本文基于工艺参数建立螺旋曲面加工能耗理论模型,廓形误差经验模型,通过试验数据对能耗预测模型与廓形经验模型进行验证。通过极差分析等数学方法探究工艺参数对两者的影响规律及单目标最优工艺参数组合。建立了以工艺参数为变量,加工能耗与廓形误差为目标,以加工条件与加工经济性为约束条件的工艺参数优化模型。利用改进后的黑翅鸢优化算法求取高精度、低能耗加工的最优工艺参数组合,结果表明,最优工艺参数在提升加工稳定性的同时降低了空载能耗,达到加工能耗与廓形误差的协同最优。

参考文献

[1] 陈斯睿,孙兴伟,杨赫然,等. 基于改进支持向量机的砂带磨损程度识别[J]. 电子测量与仪器学报,2024, 38(2):10-18.
Chen Sirui, Sun Xingwei, Yang Heran, et al. Abrasion

- degree recognition of Abrasive belt based on improved support vector machine [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2024, 38(2):10-18.
- [2] 董浩生,杨赫然,孙兴伟,等. 基于砂带表面磨粒分布的螺杆曲面重复磨削区域表面粗糙度预测[J]. *电子测量与仪器学报*, 2022, 36(3):87-95.
- Dong Haosheng, Yang Heran, Sun Xingwei, et al. Prediction of surface roughness in repeated grinding area of screw surface based on abrasive particle distribution on abrasive belt surface [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2022, 36(3):87-95.
- [3] Zhang W F, Sun X W, Yang H R, et al. A process parameters decision approach considering spindle vibration in helical surface milling for minimising energy consumption and surface roughness value[J]. *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering*, 2024, 46(11): 675.
- [4] Wang J L, Tian Y B, Hu X T, et al. Integrated assessment and optimization of dual environment and production drivers in grinding [J]. *Energy*, 2023, 272: 127046.
- [5] Shang Z D, Gao D, Jiang Z P, et al. A multi-perspective analysis of sustainability of machining processes based on a new extended virtual manufacturing framework[J]. *Energy*, 2021, 255:120257.
- [6] Pawan S, Garg G, Routroy S. A novel approach to model the energy consumption of machine tools for machining cylindrical parts[J]. *Journal of Manufacturing Processes*, 2021, 84: 28-42.
- [7] Alswat H, Mativenga P. Modelling the direct and embodied energy requirements of machining[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2022, 366: 132767.
- [8] Duc L A, Trinh N D. A new study for prediction and optimisation of energy consumption during high-speed milling[J]. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 2022, 35 (12): 1352-1377.
- [9] 赵继烜,李聪波,吴畏,等. 考虑数据不完备的数控铣削能耗预测方法[J]. *机械工程学报*, 2025, 61(19): 1-11.
- Zhao Jixuan, Li Congbo, Wu Wei, et al. Numerical control milling energy consumption prediction method considering incomplete data[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2025, 61(19):1-11.
- [10] Zhu F T, Zhao X K, Wang C S, et al. A data and mechanism hybrid driven cutting parameter optimization method considering the machine tool and coolant condition flexibility [J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2024, 133(3-4): 1349-1363.
- [11] 王倩玥,曹华军,林江海,等. 考虑冷却能耗的干切机床效率分析及评价模型[J]. *中国机械工程*, 2023, 34(19):2333-2342.
- Wang Qian Yue, Cao Huajun, Lin Jianghai, et al. Exergy efficiency analysis and evaluation model of dry-cutting machine tools considering cooling energy consumption[J]. *China Mechanical Engineering*, 2023, 34 (19): 2333-2342.
- [12] Li W, Li C B, Wang N B, et al. Energy saving design optimization of CNC machine tool feed system: A data-model hybrid driven approach[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2022, 19 (4): 3809-3820.
- [13] Zhang J W, Li C B, Li Y S, et al. Energy consumption modeling and optimization of a hobbing machine tool considering multi-axis coupling [J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2024, 21(3): 3289-3297.
- [14] Haka Y, Mehmet E, Munish K, et al. Prediction of power consumption and its signals in sustainable turning of PH13-8Mo steel with different machine learning models[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2024, 133 (5-6), 2171-2188.
- [15] 谢阳,戴逸群,张超勇,等. 融合集成模型与深度学习的机床能耗识别与预测方法[J]. *中国机械工程*, 2023, 34(24):2963-2974.
- Xie Yang, Dai Yiqun, Zhang Chaoyong, et al. A method for identifying and predicting energy consumption of machine tools by combining integrated models and deep learning [J]. *China Mechanical Engineering*, 2023, 34(24):2963-2974.
- [16] Lu F Y, Zhou G H, Liu Y, et al. Ensemble transfer learning for cutting energy consumption prediction of aviation parts towards green manufacturing[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2022, 331:129920.
- [17] Pan J, Li C B, Tang Y, et al. Energy consumption prediction of a CNC machining process with incomplete data [J]. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2021, 8(5):987-1000.
- [18] Yi Q, Liu C B, Li C, et al. A prior knowledge-integrated method of carbon emissions modeling and optimization for gear hobbing with small sample problem [J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2023, 125 (3-4): 1661-1678.
- [19] Li B, Tian X T, Zhang M, et al. Modeling and multi-objective optimization method of machine tool energy consumption considering tool wear [J]. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing-Green Technology*, 2022, 9(1):127-141.
- [20] Zhao G Y, Li C X, Lv Z, et al. Specific energy consumption prediction model of CNC machine tools

- based on tool wear[J]. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 2020, 33 (2): 159-168.
- [21] Wang W J, Tian G D, Chen M N, et al. Dual-objective program and improved artificial bee colony for the optimization of energy-conscious milling parameters subject to multiple constraints [J]. *Journal of Cleaner Production*, 2020, 245: 118714.
- [22] Zhang J Q, Han X, Li L, et al. Multi-objective optimisation for energy saving and high efficiency production oriented multidirectional turning based on improved fireworks algorithm considering energy, efficiency and quality[J]. *Energy*, 2023, 284:129205.
- [23] Wang Q, Chen X, An Q L, et al. Multi-objective optimization strategy for continuous drilling parameters of superalloys [J]. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing-Green Technology*, 2024, 11(4): 1115-1132.
- [24] Wang L P, Wei P X, Li W T, et al. Modelling and optimization method for energy saving of computer numerical control machine tools under operating condition [J]. *Energy*, 2024, 306, 132556.
- [25] 崔佳斌, 李聪波, 曹华军, 等. 基于 SOM-Kmeans 的机床能效等级评价方法 [J]. *机械工程学报*, 2023, 59(7): 295-306.
- Cui Jiabin, Li Congbo, Cao Huajun, et al. SOM-Kmeans based machine tools energy efficiency grade evaluation [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2023, 59 (7): 295-306.
- [26] Li W, Li B, He S, et al. A novel milling parameter optimization method based on improved deep reinforcement learning considering machining cost [J]. *Journal of Manufacturing Processes*, 2022, 84: 1362-1375.
- [27] Shen N Y, Cao Y L, Li J, et al. A practical energy consumption prediction method for CNC machine tools: Cases of its implementation [J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2018, 99 (9-12): 2915-2927.
- [28] Wang J, Wang W C, Hu X X, et al. Black-winged kite algorithm: A nature-inspired meta-heuristic for solving benchmark functions and engineering problems [J]. *Artificial Intelligence Review*, 2024, 57(4): 98.
- [29] Yang Y, Wang Y, Liao Q F, et al. CNC corner milling parameters optimization based on variable-fidelity metamodel and improved MOPSO regarding energy consumption [J]. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing-Green Technology*, 2022, 9(4): 977-995.
- [30] Han F J, Li L, Cai W, et al. Parameters optimization considering the trade-off between cutting power and MRR based on linear decreasing particle swarm algorithm in milling [J]. *Journal of Cleaner Production*, 2020, 262: 121388.
- [31] Akkus H, Yaka H. Experimental and statistical investigation of the effect of cutting parameters on surface roughness, vibration and energy consumption in machining of titanium 6Al4V ELI (grade 5) alloy [J]. *Measurement*, 2021, 167: 108465.
- [32] Sahinoglu A. Investigation of the effects of MQL and material hardness on energy consumption, vibration, and surface roughness in hard turning of AISI 52100 steel for a sustainable manufacturing [J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part E: Journal of Process Mechanical Engineering*, 2025, 239 (1): 308-320.
- [33] Zhao J H, Li L, Li L L, et al. A multi-dimension coupling model for energy-efficiency of a machining process [J]. *Energy*, 2023, 274: 127244.

作者简介



张维锋, 2016 年于辽宁科技大学获得学士学位, 现为沈阳工业大学博士研究生 (硕博连读), 主要研究方向为绿色制造、智能制造。

E-mail: zhangweifeng736736@163.com

Zhang Weifeng received his B. Sc. degree from the University of Science and Technology Liaoning in 2016. He is currently a Ph. D. candidate (in a combined M. Sc. and Ph. D. program) at Shenyang University of Technology. His main research interests include with green manufacturing and intelligent manufacturing.



孙兴伟 (通信作者), 分别于 1992 年和 1995 年在沈阳工业大学获得学士和硕士学位, 于 2006 年在天津大学获得博士学位, 现为沈阳工业大学机械工程学院教授, 博士生导师, 主要研究方向为复杂曲面测量与数控加工轨迹优化、数控技术与专用集成数控系统、CAD/CAM/CAE 技术等。

E-mail: sutsunxingwei@163.com

Sun Xingwei (Corresponding author) received her B. Sc. degree and M. Sc. degree both from Shenyang University of Technology in 1992 and 1995, and Ph. D. degree from Tianjin University in 2006. She is currently a professor and a Ph. D. supervisor in the School of Mechanical Engineering at Shenyang University of Technology. Her main research interests include complex surface measurement and NC machining trajectory optimization, CNC technology and dedicated integrated CNC system, and CAD/CAM/CAE technology.