

基于改进鲸鱼优化算法的低碳车削参数优化

王千河, 李仁旺

浙江理工大学机械工程学院, 浙江 杭州

收稿日期: 2023年10月16日; 录用日期: 2023年11月22日; 发布日期: 2023年11月29日

摘要

随着环境问题日益凸显, 绿色制造成为制造业可持续发展的关键策略。在这一背景下, 本文旨在研究车削过程中的工艺参数优化, 并建立了一个以低碳排放为目标的销轴加工优化模型。针对传统鲸鱼优化算法存在的问题, 如易陷入局部最优解、缺乏多样性和收敛速度慢等, 进行了改进。通过改进的鲸鱼优化算法(WOA)算法, 本文应用于某型号销轴车削加工工艺, 搜索求解最优解, 并获得对应的最佳工艺参数。实验结果显示, 与未优化前相比, 采用改进的WOA算法得到的优化结果碳排放量降低了16.1%, 加工成本降低了22.3%。这一结果充分验证了本文所提出的模型方法和工艺参数优化方法的有效性, 并为数控车床制造提供了可行的理论指导。

关键词

碳足迹, 绿色制造, 数控车削, 工艺参数优化, 改进WOA

Low Carbon Turning Parameter Optimization Based on Improved Whale Optimization Algorithm

Qianhe Wang, Renwang Li

School of Mechanical Engineering, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou Zhejiang

Received: Oct. 16th, 2023; accepted: Nov. 22nd, 2023; published: Nov. 29th, 2023

Abstract

With the escalating concern over environmental issues, green manufacturing has emerged as a crucial strategy for the sustainable development of the manufacturing industry. In this regard, this study aims to investigate the optimization of process parameters in the turning process and de-

velop an optimization model for the machining of a sales shaft, targeting low carbon emissions. To address the limitations of the conventional Whale Optimization Algorithm (WOA), such as susceptibility to local optima, lack of diversity, and slow convergence, enhancements have been made. Utilizing the improved WOA algorithm, this paper applies it to the machining process of a specific model of sales shaft, searching for and determining the optimal solution while obtaining the corresponding process parameters. Experimental results demonstrate that the optimized results using the improved WOA algorithm effectively reduce carbon emissions by 16.1% and decrease processing costs by 22.3% compared to pre-optimization outcomes. This outcome convincingly validates the efficacy of the proposed model and process parameter optimization technique, offering practical theoretical guidance for CNC lathe manufacturing.

Keywords

Carbon Footprint, Green Manufacturing, CNC Turning, Parameter Optimization, Improved Whale Optimization Algorithm

Copyright © 2023 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

在当今全球变暖和环境问题日益严峻的背景下, 低碳制造成为了一种迫切的需求。据统计数据显示, 中国制造业的碳排放始终占据总体碳排放量的 60% 以上, 成为中国最大的碳排放来源之一[1]。中国政府在第七十五届联合国大会上宣布中国将提高国家自主贡献力度, 采取更加有力的政策和措施, 二氧化碳排放力争于 2030 年前达到峰值, 努力争取 2060 年前实现碳中和[2]。因此企业走低碳制造之路, 是当今社会可持续发展的必然选择。

在实现制造业节能减排过程中, 识别并优化碳排放的集中环节是十分重要的。如何量化制造过程中的碳排放是优化加工参数的前提。李楠等[3]通过对比三个产品碳足迹国际标准, 重点识别标准差异, 并定性和定量解析了标准差异对于产品碳足迹的影响。杨云等[4]从能源、物料和废弃物三方面研究了车削加工过程中的碳排放组成, 建立了车削加工过程碳排放计算模型。Li, W 等[5]基于不同切削条件下的功率测量, 从加工中的切削力以及加工参数对切削力的影响出发, 建立了切削力对铣削与磨削加工的能耗影响模型, 能够可靠地预测给定的工艺参数下的能耗。

切削参数的优化对降低加工成本和碳排放量也是至关重要的, Anand Y 等[6]提出可使方差分析和响应面法去优化切削参数, 采用 HSS 工具进行加工, 并对不同材料切削参数的变化结果进行了研究。He Bin [7]等考虑了切削参数或生产调度之间的耦合关系, 在选择算子中引入 Crowding Niche 机制和精英保留策略, 改进基于 Pareto 最优的遗传算法, 实现了模型的多目标优化。詹欣隆等[8]将切削参数与调度方案之间进行集成结合, 通过对比改进的非支配排序遗传算法和离散化引力搜索算法, 求解了机器切削参数与调度方案之间的协同优化问题。尹瑞雪等[9]考虑机床性能参数和加工质量等约束, 建立了数控车削切削参数优化模型, 并利用遗传算法得到了合理的切削参数优化。

针对上述问题, 本文综合考虑机床、刀具性能约束, 建立了车削过程中以碳排放最低、加工成本最少为目标的工艺参数优化模型, 最后运用改进的鲸鱼优化算法对所建模型进行寻优求解, 并结合实例验证所建模型的有效性。

2. 销轴加工工艺参数优化模型建立

2.1. 选择优化变量

在数控车削加工过程中, 为实现高效低碳制造, 合理设定加工工艺参数具有关键性的影响。目前影响碳排放和加工成本的主要工艺参数为车削速度、进给量、切削深度, 因此本文设定优化变量为车削速度 v_c 、工作台进给量 f 以及背吃刀量 a_p 。

2.2. 优化目标函数

优化目标函数需要综合考虑多方面因素和约束条件, 并通过调整自变量的取值来寻找最优解。在双碳目标的背景下, 车削加工时有效控制机床设备的碳排放是极为重要的。并且在企业层面, 加工过程的生产成本也是亟待改善。因此, 本文主要以碳排放量和加工成本作为优化目标。

2.2.1. 车削加工过程碳排放函数

数控车削加工过程的碳排放主要由坯料制备、机床能耗、刀具磨损、车削液碳排放和附属设备能耗(冷却系统、空压机、除尘设备等)组成。由于坯料制备中的加工工序是已设计好的, 后面对其碳排放的优化有限, 并且附属设备能耗的碳排放在一定程度上也可以视为稳定不变, 为简化模型, 因此只考虑余下几者的影响。本文就车削参数对碳排放的影响, 确定车削加工的总碳排放量 C_g 中包括车削碳排放 C_e 和辅助碳排放量 C_m , 得到机床车削加工过程的碳排放公式如下:

$$C_g = C_e + C_m \quad (1)$$

(1) 车削加工过程碳排放

车削加工过程的电能耗 E_e 包括空载过程能耗 E_m , kW·h; 车削过程能耗 E_c , kW·h 和附加载荷能耗 E_a , kW·h。由文献[10]得知, 当主轴没有切削负载时, 在转速和负载恒定的情况下空载功率、切削功率和附加载荷功率也是一恒定值(在实际中可能会有微小波动, 可忽略不计)。因此可列出公式:

$$E_e = E_m + E_c + E_a = \int_0^{t_1} P_m dt + \int_0^{t_2} P_c dt + \int_0^{t_3} P_a dt \quad (2)$$

式中: P_m 为机床空载功率, kW; P_c 为机床车削功率, kW; P_a 为附加载荷功率, kW; t_1 为机床切削的总时间, 其中包括了车削部分的时间 t_2 ; t_3 为附加载荷损耗的时间, 且附加载荷是由车削加工引起, 故 $t_3 = t_2$ 。

机床的空载功率 P_m 为:

$$P_m = P_{m0} + K_1 n + K_2 n^2 \quad (3)$$

式中: P_{m0} 为机床最低空载功率, kW; n 为主轴转速; K_1 、 K_2 为机床主轴转速系数。

机床的车削功率 P_c 参考文献[11]可得出下式:

$$P_c = \frac{F_f n f}{1000} + F_c v \quad (4)$$

由于 F_f 消耗的功率不足总功率的 1%, 故可以忽略, 进而得出下式:

$$P_c = F_c v_c \quad (4)$$

$$F_c = C_{F_c} a_p^{x_{F_c}} f^{y_{F_c}} v_c^{v_{F_c}} K_{F_c} \quad (5)$$

式中: F_c 为车削力, N; v_c 为车削速度, mm/s; C_{F_c} 、 x_{F_c} 、 y_{F_c} 、 v_{F_c} 、 K_{F_c} 为与车削加工有关的系数。

机床的附加载荷功率 P_a 参考文献[12]得出为:

$$P_a = P_c b_e \quad (6)$$

式中: b_e 为附加载荷损耗系数, 取值范围在 0.15~0.25 之间。

为进一步便捷的对机床车削过程能耗进行评估预测, 需要对函数变量简化处理:

$$n = \frac{1000v_c}{\pi d_0} \quad (7)$$

其中: d_0 为刀具直径。

最后机床车削过程能耗模型可简化如下:

$$E_e = \left[P_{m0} + K_1 \left(\frac{1000v_c}{\pi d_0} \right) + K_2 \left(\frac{1000v_c}{\pi d_0} \right)^2 \right] t_1 + (1 + b_e) C_{F_c} a_p^{x_{F_c}} f^{y_{F_c}} v_c^{(v_{F_c} + 1)} K_{F_c} t_2 \quad (8)$$

上式与碳排放因子 F_e 相乘即为车削加工过程碳排放, 如下:

$$C_e = F_e E_e \quad (9)$$

(2) 辅助碳排放

辅助碳排放指的是与机床车削过程相关的其他碳排放, 其中涉及到与本文车削参数优化相关的主要为刀具碳排放和车削液使用碳排放, 为简化计算, 本文的辅助碳排放只计入这二者。

刀具碳排放 C_t 是指刀具在加工过程中损耗导致的碳排放, 其大小如下:

$$C_t = \int_0^{t_2} \frac{F_t M_t}{(N+1)L_t} \quad (10)$$

$$L_t = \frac{c_f}{v_c^x f^y a_p^z} \quad (11)$$

其中: F_t 为刀具的碳排放因子, kgCO_2/kg ; M_t 为刀具质量; N 为刀具生命周期中包含的重磨次数; L_t 为刀具耐用度; c_f , x , y , z 均为与刀具寿命有关的系数。

车削液(生产中常用水溶性车削液)碳排放 C_f 主要由两边部分组成: 配置车削液所需纯矿物油的制备引起的碳排放 C_p 以及废车削液处理引起的碳排放 C_w 。再查阅[13], 可得到纯矿物油的制备的碳排放因子 E_p 和废车削液处理的碳排放因子 E_w , 进而可得出下式:

$$C_f = \frac{t_1}{T_f} (C_p + C_w) \quad (12)$$

$$C_p = \int_0^{V_0+V_a} E_p dV \quad (13)$$

$$C_w = \int_0^{(V_0+V_a)/\delta_1} E_w dV \quad (14)$$

其中: T_f 为车削液更换周期; V_0 为原始车削油用量, L; V_a 为附加车削油用量, L; E_p 为车削油制备过程的碳排放因子, kgCO_2/L ; E_w 为废弃车削液处理碳排放因子, kgCO_2/L ; δ 为车削液浓度。

2.2.2. 车削加工过程成本函数

在数控机床的车削加工过程中, 加工成本主要有能耗成本、车削液成本、刀具成本和机械设备折旧成本。

$$P_g = P_e + P_f + P_t + P_{depre} \quad (15)$$

(1) 能耗成本主要包括车削过程中数控机床的能耗以及辅助设备的能耗, 而由于辅助设备能耗受加工参数的影响较小, 为简化计算, 可不计入成本, 因此可得出能耗成本如下:

$$P_e = E_t p_e \quad (16)$$

式中: E_t 为机床车削加工过程总能耗, kWh; p_e 为电能单价, 元/kWh。

(2) 车削液成本包含了车削过程中定期补充的车削液成本和废车削液处理成本。

$$P_f = \int_0^{t_1} \frac{p_a V_0}{T_f} dt + \int_0^{t_2} \frac{p_a V_1}{T_f} dt \quad (17)$$

式中: p_a 为单位车削液铣削成本, 元/L。

(3) 刀具成本为实际车削过程中刀具磨损导致的成本。

$$P_t = \int_0^{t_2} \frac{p_t}{L_t} dt \quad (18)$$

式中: p_t 为刀具价格, 元。

(4) 机械设备折旧成本为:

$$P_{depre} = \int_0^{t_1+t_2} \frac{p_{la}}{T_{la}} dt \quad (19)$$

式中: p_{la} 为数控机床成本, 元; T_{la} 为数控机床的使用寿命, min。

2.3. 约束条件

(1) 最大功率约束:

在车削加工过程中, 车削功率不能超过机床主轴电机的最大功率 P_{\max} :

$$\frac{F_c v_c}{1000\eta} = \frac{(1+b_m) C_{F_c} a_p^{x_{F_c}} f^{y_{F_c}} v_c^{(v_{F_c}+1)} K_{F_c}}{1000\eta} \leq P_{\max} \quad (20)$$

式中: η 为机床效率系数。

(2) 最大切削力约束:

车削过程中的切削力不能超过机床额定的切削力 F_{\max} :

$$C_{F_c} a_p^{x_{F_c}} f^{y_{F_c}} v_c^{v_{F_c}} K_{F_c} \leq F_{\max} \quad (21)$$

(3) 车削转速约束:

$$\frac{\pi D n_{\min}}{1000} \leq v_c \leq \frac{\pi D n_{\max}}{1000} \quad (22)$$

式中: D 为待加工面直径, mm; n_{\min} 、 n_{\max} 分别为机床的最小转速和最大转速, r/min。

(4) 进给量约束:

$$f_{\min} < f < f_{\max} \quad (23)$$

式中: f_{\min} 、 f_{\max} 分别为机床最小进给量和最大进给量。

(5) 工件表面粗糙度约束:

$$R_a = \frac{31.2 f^2}{r_g} \leq R_{a\max} \quad (24)$$

式中: R_a 为零件表面粗糙度, r_g 为刀尖圆弧半径, $R_{a\max}$ 为零件表面要求的粗糙度最大值。

3. 基于改进鲸鱼优化算法的模型求解

3.1. 多目标函数转化

基于碳效益的切削参数优化问题实质上是一种多目标优化问题, 往往很难同时达到各个目标的最优解。因此本文采用权重系数法, 将多个目标聚合成一个综合指标, 从而转化为单目标函数:

$$\min F(v_c, f, a_p) = (w_1 \min C_g, w_2 \min P_g) \quad (25)$$

其中: w_1 、 w_2 均为权重系数, 本文将碳排放量和车削加工成本的重要性视为相等, 则可确定 $w_1 = 0.5$ 、 $w_2 = 0.5$ 。

对碳排放目标函数和加工成本目标函数求和前需要进行量纲统一化处理:

$$C_g^* = \frac{C_g - C_{g \min}}{C_{g \max} - C_{g \min}} \quad (26)$$

$$P_g^* = \frac{P_g - P_{g \min}}{P_{g \max} - P_{g \min}} \quad (27)$$

其中: C_g^* 表示量纲统一化后的 C_g ; P_g^* 表示量纲统一化后的 P_g ; $C_{g \max}$ 、 $C_{g \min}$ 分别是碳排放函数在约束条件下的最大值和最小值; $P_{g \max}$ 、 $P_{g \min}$ 分别是加工成本函数在约束条件下的最大值和最小值。

量纲统一处理后的单目标函数为:

$$\min F(v_c, f, a_p) = \min \left(w_1 \frac{C_g - C_{g \min}}{C_{g \max} - C_{g \min}} + w_2 \frac{P_g - P_{g \min}}{P_{g \max} - P_{g \min}} \right) \quad (28)$$

3.2. 标准鲸鱼优化算法

鲸鱼优化算法(Whale Optimization Algorithm, WOA)是由 Mirjalili [14]等提出的一种新的群体智能优化算法, 其灵感来源于鲸鱼的迁徙行为。鲸鱼优化算法具有高效性、简单性、灵活性、全局性和鲁棒性较好的优点。这种优化算法模拟了鲸鱼在寻找饵料时的集群行为, 通过个体的协作与竞争来寻求最优解。该算法的基本思想是利用鲸鱼族群中的个体行为来搜索最佳解决方案。初始时, 个体们根据自身的位置和适应度值进行搜索, 并被分为不同的群体。然后, 通过交叉和变异操作来调整个体的位置, 模拟了鲸鱼的迁徙行为和对环境的适应能力。这样一步步的迭代过程将逐渐收敛到最优解, 其原理如下:

(1) 初始化鲸鱼种群:

$$X_i = lb + rand(ub - lb) \quad (29)$$

其中: X_i 为鲸鱼个体 i 的位置; ub 和 lb 为搜索空间的上界和下界; $rand$ 为(0, 1)的随机数。

(2) 包围猎物:

$$\begin{aligned} X(t+1) &= X_e(t) - AD \\ D &= |CX_e(t) - X(t)| \\ A &= 2\alpha \cdot r_1 - \alpha \\ C &= 2 \cdot r_2 \end{aligned} \quad (30)$$

其中: t 为当前迭代次数; $X_e(t)$ 表示当前鲸鱼的最优位置; r_1 和 r_2 为(0, 1)的随机数; 收敛因子 α 在迭代的过程中逐渐从 2 下降至 0, 即:

$$\alpha = 2 - 2t/t_{\max} \quad (31)$$

其中, t_{\max} 为最大迭代次数。

(3) 气泡网捕食:

收缩包围: 通过减小公式(31)中的收敛因子 α 来实现。

螺旋更新:

$$X(t+1) = X^*(t) + D_p e^{bl} \cos(2\pi l) \quad (32)$$

其中: D_p 表示第 i 个个体与最优个体之间的距离, b 为用来定义螺旋线形状的常数, l 为 $[-1, 1]$ 之间的随机数。

为了同时模拟鲸鱼捕食过程中的收缩包围机制和螺旋更新机制, 假设这两种机制执行的概率 p 相等, 其数学模型可表示如下:

$$X(t+1) = \begin{cases} X_e(t) - AD, p < 0.5 \\ X^*(t) + D_p e^{bl} \cos(2\pi l), p \geq 0.5 \end{cases} \quad (33)$$

(4) 随机更新:

当 A 的绝对值大于 1 时, 鲸鱼会远离目标猎物, 根据彼此之间位置进行随机搜索, 相当于探索阶段, 这样可以加强算法的探索能力使得此算法能够进行全局搜索, 具体公式如下:

$$D = |CX_{rand} - X(t)| \quad (34)$$

$$X(t+1) = X_{rand} - AD \quad (35)$$

其中: X_{rand} 是随机选择的鲸鱼位置向量。

3.3. 算法改进

传统鲸鱼优化算法在解决一些复杂的非线性优化问题时存在着容易陷入局部最优解、缺乏多样性并且收敛速度较慢等问题。为了克服这些缺点, 本文引入了精英反向学习的方法来提高种群的多样性, 并采用非线性收敛因子来改善算法的收敛性。此外, 还引入了高斯随机游走策略, 以避免陷入局部最优解, 具体改进方法如下:

(1) 精英反向学习选择精英个体。

在传统鲸鱼优化算法中, 可以引入精英反向学习机制[15]。该机制的目标是对当前种群中的精英个体进行学习和改进, 通过传递精英个体的信息来加速收敛, 保留一定的随机性, 用以确保种群的多样性。

$$X_i = R(L+U) - X_i \quad (36)$$

其中: L 和 U 分别为可行解上下界; R 为 $(0, 1)$ 内的动态随机参数。

(2) α 转为非线性收敛因子。

为了提高算法的收敛性能, 可以将 α 转为非线性收敛因子。该因子可以动态地调整算法的收敛速度, 使算法在开始阶段具有较快的收敛速度, 在接近最优解时逐渐减小收敛速度, 以避免过早陷入局部最优解。

$$\alpha = 2 - 2 \sin^k \left(\frac{\pi t}{2t_{\max}} \right) \quad (37)$$

(3) 高斯随机游走策略。

为了增加算法的探索能力, 可以使用高斯随机游走策略[16]。该策略可以在搜索空间中引入一定程度的随机性, 它可以使鲸鱼个体以一定的概率朝着随机方向移动, 从而更好地探索未被访问的解空间, 并有机会跳出局部最优解。

$$X(t+1) = G(X_{best}^t, \sigma) + (r_3 X_{best}^t - r_4 X_i^t) \quad (38)$$

$$\sigma = \frac{\log(t)}{t} (X_i^t - X_{best}^t) \quad (39)$$

其中: $G(X_{best}^t, \sigma)$ 是产生一个以 X_{best}^t 为均值; σ 为方差的随机数; X_{best}^t 和 X_i^t 分别为在第 t 次迭代中的最优个体和第 i 个个体; r_3 和 r_4 为服从 $(0, 1)$ 之间均匀分布的随机数。

3.4. 改进鲸鱼优化算法的步骤

改进后鲸鱼优化算法的步骤如下:

步骤 1: 确定种群个数 N , 最大迭代次数 t_{max} , 空间维度 dim , 螺旋形状常数 $b = 1$, 以及一些算法参数。

步骤 2: 初始化种群, 使用(29)初始化鲸鱼种群 X_i , 并计算个体的适应度值。

步骤 3: 用精英反向学习策略优化初始化种群, 并计算个体的适应度值, 并与之前比较, 保留较优值。

步骤 4: 根据不同的参数值选择不同阶段的位置更新, 当 $p < 0.5$ 时, 若是 $|A| < 1$, 则选用公式(38)更新鲸鱼个体位置; 若 $|A| \geq 1$, 则选用公式(30)更新鲸鱼个体位置, 并计算个体的适应度值。

步骤 5: 当 $p \geq 0.5$ 时, 选用公式(32)更新鲸鱼个体位置, 并计算个体的适应度值。

步骤 6: 判断迭代次数是否达到最大迭代次数 t_{max} , 若未达到, 则先用公式(37)更新 α, A, C , 再返回步骤(4)继续优化搜索; 若达到, 则输出最优个体位置和适应度函数值。

4. 实例分析

4.1. 实验模型参数

以 CK6130 数控机床(规格参数如表 1 所示, 机床折旧费按 200 元/h 计算)车削加工某型号的销轴为例(零件材质为 45 号钢, 尺寸参数如图 1 所示), 分析验证优化方法的可行性和效果。

Table 1. CK6130 CNC lathe standard parameters
表 1. CK6130 数控车床标准参数

主轴实际转速范围 $n/(r/min)$	进给量范围 $f/(mm/r)$	最大切削功率 P_{max}/kW	空载功率 P_{em0}/kW	最大切削力 F_{max}/N	机床功率系数 η
50~2500	0.01~3.5	6.5	0.7	9000	0.8

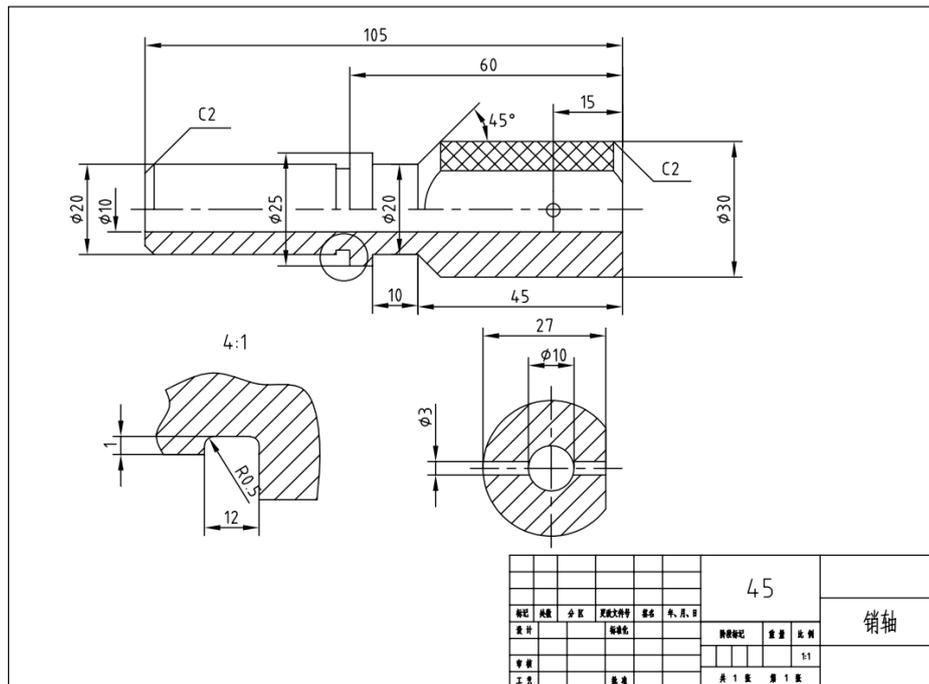


Figure 1. Dimensional drawing of pin shaft parts
图 1. 销轴零件尺寸图

零件未优化前单边切削加工安排为：2 次粗加工和 2 次精加工，前两次粗加工和后两次精加工的切削深度分别为：4.0 mm、2.5 mm、1.0 mm 和 0.5 mm。将切削参数带入模型可得出其碳排放量和加工成本，原始切削参数如表 2 所示，切削力相关参数见表 3。

Table 2. Original cutting parameters

表 2. 原始切削参数

工艺名称	主轴转速 $n/(r/min)$	进给量 $f/(mm \cdot r^{-1})$	背吃刀量 a_p/mm	碳排放量/g	成本/元
粗加工	500	0.20	4.0		
粗加工(未)	500	0.20	2.5	125.6	6.52
精加工	600	0.05	1.0		
精加工(未)	600	0.05	0.5		

Table 3. Coefficients of cutting forces

表 3. 切削力相关参数

C_{F_c}	x_{F_c}	y_{F_c}	n_{F_c}
2795	1.0	0.75	-0.15

加工工具为硬质合金车刀，加工要求达到的表面粗糙度为 $R_a=6.4 \mu m$ ，刀具碳排放相关参数见表 4。加工过程需使用车削液，车削液碳排放相关参数见表 5。

Table 4. Parameters related to carbon emissions of the cutting tool

表 4. 刀具碳排放相关参数

刀具碳排放系数 $F_t/(kgCO_2/kg)$	刀片质量 M_t/kg	刀具刃磨次数 N	刀具寿命 L_t/min	刀具价格 $C_t/元$
75	0.015	1	60	200

Table 5. Parameters related to carbon emissions of the cutting fluid

表 5. 车削液碳排放相关参数

车削液浓度 δ	车削液更换周期 T_f/min	车削液碳排放系数 kg/L	车削废液处理碳排放系数 kg/L
0.05	28,800	2.85	0.2

4.2. 实验结果及分析

根据上述两种算法的基本步骤编写相应的程序，用 Matlab2019a 软件进行仿真运行。设置种群规模为 100，迭代次数为 150。实验结果如图 2 所示。

从图 2 结果中分析，传统 WOA 算法虽然在迭代初期收敛速度较快，但是在迭代次数为 40 代左右开始收敛，很快就陷入局部最优解，不再随着迭代次数增加而优化。改进后的 WOA 算法在搜索最优解的过程中会朝着更优化的方向前进，逐渐接近最优解，在取得更小的最优解的同时避免了传统鲸鱼算法早熟收敛的问题，相比之下有比较好的改善。由改进的 WOA 算法搜索到的优化结果如下表 6 所示。

在优化过程中，我们设置了精加工次数和刀具背吃刀量不变，以确保零件表面粗糙度达到要求。排除掉由废屑等材料引起的固定碳排放，每次联轴器切削加工所产生的最小碳排放量为 105.3 克。通过对比表 2 和表 6 可知，相较于原先的碳排放量 125.6 克，这一数值降低了 16.1%。我们采用了优化后的加工

参数进行车削加工, 得到的成本为 5.06 元。与原先的成本 6.52 元相比, 降低了 22.3%。这证明了本文所提出的优化模型以及改进后的 WOA 算法的有效性, 以及达到了优化的效果。

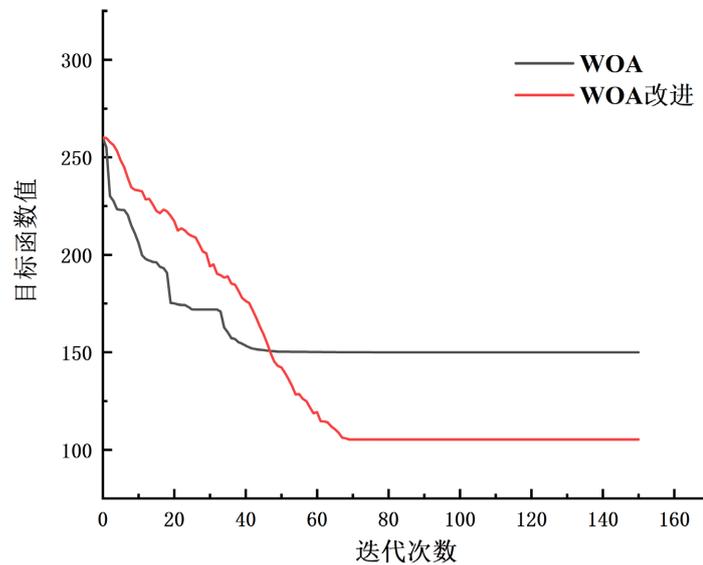


Figure 2. WOA, improved WOA algorithm
图 2. WOA、改进 WOA 算法

Table 6. Optimized turning process parameters
表 6. 优化后的车削工艺参数

工艺名称	主轴转速 $n/(r/min)$	进给量 $f/(mm \cdot r^{-1})$	背吃刀量 a_p/mm	碳排放量/g	成本/元
粗加工	563.2	0.23	3.6		
粗加工(末)	557.2	0.23	3.2		
精加工	654.9	0.07	0.7	105.3	5.06
精加工(末)	673.6	0.09	0.5		

5. 结论与展望

本研究建立了针对销轴车削加工的基于低碳的车削参数优化模型, 考虑了各因素对碳排放和成本的影响, 并基于机床性能、最大切削力和表面粗糙度等约束条件进行了分析。通过对鲸鱼优化算法的三方面改进, 并以一个具体实例为例, 采用改进后的算法对模型进行求解, 结果显示最大可降低碳排放量 16.1%和加工成本 22.3%。然而, 由于销轴制造涉及多个工序, 本研究仅对车削加工工艺参数进行了研究, 其他工序的切削参数优化仍需要进一步研究。

基金项目

浙江省 2023 年度“尖兵”“领雁”研发攻关计划(2022C01SA111123); 国家自然科学基金资助项目(51475434)。

参考文献

[1] 李洪丞, 曹华军, 刘兰微, 等. 碳达峰碳中和背景下低碳制造研究现状与技术路径研究[J]. 机械工程学报, 2023,

- 59(7): 225-240.
- [2] 王俐. 中国提出双碳目标的历史背景、重大意义和实现路径[J]. 哈尔滨师范大学社会科学学报, 2023, 14(3): 41-45.
- [3] 李楠. 产品碳足迹标准对比及其供应链上的影响研究[D]: [硕士学位论文]. 北京: 北京林业大学, 2019.
<https://doi.org/10.26949/d.cnki.gblyu.2019.001180>
- [4] 杨云. 面向高效低碳的车削加工切削参数多目标优化研究[D]: [硕士学位论文]. 大连: 大连海事大学, 2014.
- [5] Li, W. and Kara, S. (2011) An Empirical Model for Predicting Energy Consumption of Manufacturing Processes: A Case of Turning Process. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture*, **225**, 1636-1646. <https://doi.org/10.1177/2041297511398541>
- [6] Anand, Y., Gupta, A., Abrol, A., et al. (2016) Optimization of Machining Parameters for Green Manufacturing. *Cogent Engineering*, **3**, 1. <https://doi.org/10.1080/23311916.2016.1153292>
- [7] Bin, H., Rongxiao, L. and Tengyu, L. (2023) Integrated Carbon Footprint with Cutting Parameters for Production Scheduling. *Journal of Cleaner Production*, **412**, 137307. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2023.137307>
- [8] 詹欣隆, 张超勇, 孟磊磊, 等. 面向高效低碳的切削参数与柔性作业车间调度集成建模与优化[J]. 计算机集成制造系统, 2021, 27(12): 3519-3535.
- [9] 尹瑞雪, 吴伟, 陈文清. 基于碳效益的数控车削切削参数优化模型研究[J]. 现代制造工程, 2018(10): 17-22.
<https://doi.org/10.16731/j.cnki.1671-3133.2018.10.003>
- [10] 黄拯滔. 面向低碳制造的数控铣削过程建模与参数优化研究[D]: [硕士学位论文]. 武汉: 华中科技大学, 2016.
- [11] 张景尧. 切削稳定约束下车削参数高效低碳优化研究[D]: [硕士学位论文]. 大连: 大连海事大学, 2018.
- [12] 李聪波, 崔龙国, 刘飞, 等. 面向高效低碳的数控加工参数多目标优化模型[J]. 机械工程学报, 2013, 49(9): 87-96.
- [13] 徐兴硕. 基于碳排放的机加工工艺方案评估与参数优化[D]: [硕士学位论文]. 济南: 山东大学, 2017.
- [14] Mirjalili, S. and Lewis, A. (2016) The Whale Optimization Algorithm. *Advances in Engineering Software*, **95**, 51-67.
<https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2016.01.008>
- [15] 纪佳呈, 张金萍. 基于 IWOA-SVM 的滚动轴承故障诊断[J]. 机械工程师, 2023(8): 50-53.
- [16] 李梓成, 代永强. 一种改进的鲸鱼优化算法[J]. 计算机技术与发展, 2023, 33(2): 173-180.