

面向绿色高表面质量制造的硬态车削工艺多目标参数优化

迟玉伦, 范志辉, 葛爱丽, 李怡霖

(上海理工大学, 上海 200093)

摘要: **目的** 为了进行硬态车削绿色制造与工艺性能协同优化研究, 提出一种同时考虑碳排放量和表面粗糙度的多目标优化方法。**方法** 首先, 通过分析硬态车削过程中切削参数、工件材料、刀具材料等因素对切削功率的影响建立碳排放目标函数, 针对工件的表面粗糙度受到切削条件、工件材料、刀具材料等诸多因素的影响, 利用正交试验和广义回归神经网络建立轴承硬态车削表面粗糙度目标函数。然后, 考虑加工过程中机床特性和硬车实际工况等约束条件, 建立以切削参数为优化变量, 以碳排放量和表面粗糙度为优化目标的多目标优化模型, 引入权重系数将其转化为单目标优化模型。最后, 利用遗传算法对优化模型进行优化求解, 深入分析切削参数对优化目标的影响。**结果** 在工厂实际轴承产品硬车试验中验证了优化模型的有效性, 结果表明, 切削速度为 225 m/min、进给量为 0.08 mm/r、背吃刀量为 0.10 mm 时, 碳排放量和表面粗糙度的综合优化指标最低。相比优化前, 虽然碳排放量上升了 13.05%, 但表面质量提升了 34.44%。**结论** 研究结果对面向绿色制造的轴承硬车工艺参数优化提供理论方法有重要意义。

关键词: 硬态车削; 绿色制造; 表面粗糙度; 碳排放量模型; 广义回归神经网络; 多目标参数优化; 试验研究

中图分类号: V261.2 文献标识码: A 文章编号: 1001-3660(2023)09-0278-16

DOI: 10.16490/j.cnki.issn.1001-3660.2023.09.024

Multi-objective Parameter Optimization of Hard Turning Process for Green High Surface Quality Manufacturing

CHI Yu-lun, FAN Zhi-hui, GE Ai-li, LI Yi-lin

(University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

ABSTRACT: In the production of manufacturing industry, the manufacturing process of workpiece produces a large amount of energy consumption and material consumption, which has a serious impact on the environment. With continuous emphasis of the government on energy conservation and emission reduction, enterprises have increasingly attached importance to the green optimization of product processing. Hard turning is a widely used processing technology in the bearing processing process at present. How to optimize the cutting parameters to improve product quality and control carbon emissions is a hot issue to be solved in the manufacturing industry.

收稿日期: 2022-11-06; 修订日期: 2023-03-13

Received: 2022-11-06; Revised: 2023-03-13

基金项目: 国家自然科学基金项目 (51605294)

Fund: Supported by the National Natural Science Foundation of China (51605294)

引文格式: 迟玉伦, 范志辉, 葛爱丽, 等. 面向绿色高表面质量制造的硬态车削工艺多目标参数优化[J]. 表面技术, 2023, 52(9): 278-293.
CHI Yu-lun, FAN Zhi-hui, GE Ai-li, et al. Multi-objective Parameter Optimization of Hard Turning Process for Green High Surface Quality Manufacturing[J]. Surface Technology, 2023, 52(9): 278-293.

In order to study the collaborative optimization of hard turning green manufacturing and process performance, a multi-objective optimization model considering both carbon emissions and surface roughness is proposed in this paper. This model can provide an effective solution for improving product surface quality and controlling carbon emission.

Firstly, the carbon emission target function was established by analyzing the influence of cutting parameters, workpiece materials, tool materials and other factors on the cutting power during hard turning. In view of the fact that the surface roughness of the workpiece was affected by many factors such as cutting conditions, workpiece materials, tool materials, etc., the objective function of bearing hard turning surface roughness was established by using orthogonal experiments and generalized regression neural network. The model could well deal with the nonlinear relationship between cutting parameters and surface roughness. The genetic algorithm was used to optimize the structural parameters of the generalized regression neural network surface roughness prediction model. The accuracy of the prediction model was improved. Then, considering the constraint conditions such as the characteristics of the machine tool and the actual working conditions of the hard turning during the machining process, a multi-objective optimization model with cutting parameters as the optimization variables and carbon emissions and surface roughness as the optimization objectives was established. The weight coefficient was introduced to convert it into a single-objective optimization model. Finally, the genetic algorithm was used to optimize the optimization model, and the influence of cutting parameters on the optimization objectives was analyzed in depth.

The effectiveness of the optimization model was verified in the hard turning test of the actual bearing products in the factory. The results showed that when the cutting speed was 225 m/min, the feed rate was 0.08 mm/r, and the cutting depth was 0.10 mm, the comprehensive optimization index of carbon emissions and surface roughness was the lowest. Compared with the previous optimization, although the carbon emission was increased by 13.05%, the surface quality was improved by 34.44%. The bearing surface quality was improved and the increase of carbon emission during processing was controlled. Through the single factor influence analysis method, it was found that the impact of each cutting parameter on the comprehensive optimization index was from highness to lowness: feed rate, cutting speed, cutting depth.

The conclusion of this paper is that the research results are of great significance for improving the surface quality of hard turning bearing and optimizing the process parameters of green manufacturing.

KEY WORDS: hard turning; green manufacturing; surface roughness; carbon emission model; generalized regression neural network; multi-objective parameter optimization; experimental study

制造业在工件制造过程中, 产生了大量的能源消耗和物料损耗, 严重影响环境。随着国家对制造行业节能减排工作的不断加强, 企业愈来愈重视产品加工过程对环境的影响。如何综合考虑加工过程碳排放量和产品质量来对切削参数进行优化, 是现在制造行业需要解决的一个热点问题。硬态车削作为淬硬钢的最终精加工方法是能够有效解决这一问题的方法, 相比于传统的精加工方法——磨削加工, 硬车削的效率和经济效益更高, 能够降低对环境的污染, 同时加工后的工件表面粗糙度能够达到磨削同级别的加工精度要求。表面粗糙度是衡量硬态车削加工表面完整性的重要指标, 对工件的使用性能、疲劳强度、接触刚度、装配精度等有显著的影响。如果仅考虑加工过程低碳排放量来优化切削参数, 可能会对工件加工质量产生不利影响。因此, 研究硬态车削低碳低表面粗糙度参数优化具有重要意义。综合考虑降低碳排放量、降低表面粗糙度来优化切削参数对制造业节能减排具有重要意义。

目前国内外已有多位学者对于硬态车削切削参数优化问题进行了研究, 高世龙等^[1]对立方氮化硼

(CBN) 刀具干式硬车冷作模具钢 Cr12MoV 切削过程进行有限元仿真, 分析了切削参数对加工过程切削力的影响, 建立了单一切削参数对切削力影响的经验公式。Minh 等^[1]利用 CBN 刀具对硬质合金进行硬态车削, 研究各切削参数对表面粗糙度的影响, 结果表明在该工况下进给量对表面粗糙度的影响最大。Umamaheswarrao 等^[2]采用 PCBN 刀具对 AISI 52100 钢进行硬态车削, 利用逼近理想解排序法 (TOPSIS) 对加工参数进行优化, 得到最优的切削力、表面粗糙度和工件表面温度。上述研究大多是从表面质量、切削力等方面进行切削参数优化, 没有考虑机械加工对环境的影响。而考虑环境影响的参数优化模型往往以碳排放量、能耗或其他环境指标为优化目标, 早期较为经典的是李聪波等^[4]提出了一种以最小优化时间和最低碳排放量为优化目标的工艺参数优化模型, 对电能、切削液、刀具的消耗过程量化为碳排放量进行分析, 利用复合形法进行优化求解。周志恒等^[5]以数控车削的能耗和加工效率为优化目标, 利用多目标教与学算法进行优化求解。张雷等^[6]对车外圆和车螺纹两个工步下的加工过程碳排放量和噪声

进行建模,建立了面向低碳低噪的螺纹车削多目标优化模型,利用小生境遗传算法对多目标优化模型进行求解,其优化结果表明噪声和碳排放间呈负相关关系。Fang等^[7]对铣削的多工步参数优化问题进行研究,分析加工过程碳排放量、生产成本和加工时间,建立了以切削参数为变量的多目标优化模型,提出了一种改进的粒子群优化算法(PSO)进行优化。然而,上述几种优化模型的研究都是集中在工件制造过程中的碳排放量、噪声、加工时间等目标上,在加工产品质量问题上,仅考虑了理论加工质量的参数约束,没有结合产品质量指标建立优化模型。Helu等^[8]开展的试验研究也证实了这一结论,如果在切削参数优化问题中只考虑加工过程对能耗、噪声、生产成本等因素的影响,有可能会牺牲工件必要的工艺性能,影响工件的质量问题,因此,有必要对切削能耗、碳排放量等绿色制造问题与工艺性能进行综合优化,才能为实际加工提供有效的理论支持。何彦等^[9]提出一种同时考虑切削比能、表面粗糙度和表层残余应力的多目标优化方法,进行丝杠硬态旋风铣削下工艺能耗与工艺性能协同优化研究。Shailendra等^[10]建立了车削表面粗糙度和能耗多目标优化模型,用于优化车削过程中的加工参数,采用TOPSIS确定最佳车削参数。Jia等^[11]通过分析加工过程的能耗特性,引入机床设备性能和刀具寿命等实际约束条件,建立了以车削工艺参数为优化变量,以低表面粗糙度低能耗为优化目标的多目标优化模型。王秋莲等^[12]建立数控车削工艺参数多目标优化模型,利用响应面法分析工艺参数对能耗、加工时间、表面粗糙度的影响,采用改进的人工蜂群算法求解出最优参数组合。Feng等^[13]提出一种同时将能量模型、试验设计、多目标优化模型相结合的系统方法,考虑铣削中的能耗、加工时间和表面质量,优化切削参数。上述研究虽然能实现切削能耗和工艺性能的多目标优化,但是还存在很多不足。其一,加工过程中的切削功率受到工件与刀具材料、切削参数等因素的影响,在上述研究中没有清晰体现。其二,由于工件的表面粗糙度受到切削条件、工件材料、刀具材料等诸多因素的影响,在不同的加工工艺下,切削参数对表面粗糙度的影响差别很大,所以如果能对某一特定加工工艺得到的表面粗糙度建立预测模型,能够最大程度的提高多目标优化模型的有效性。

针对现有硬态车削低碳制造切削参数优化的问题,本文对硬态车削进行碳排放量和表面粗糙度的协同优化。切削功率是硬态车削过程碳排放量的重要影响因素,通过试验分析切削功率,建立能够准确反映硬态车削过程碳排放量的模型。本文在硬态车削切削工况下进行表面粗糙度试验,并通过正交试验和广义回归神经网络算法对切削参数和表面粗糙度进行多元非线性回归拟合,得到能够有效预测硬态车削条件

下表面粗糙度的预测模型。利用线性加权法将其转换为单目标优化模型,用遗传算法进行优化,得到最优切削参数,最后在工厂实际产品加工中验证多目标优化模型的有效性。

1 硬态车削问题描述和优化变量确定

目前制造业越来越重视精加工低能耗、低碳排放量的问题,以车代磨的硬态车削加工方式因其能够保证良好的产品质量的同时减小对环境的污染,逐渐开始应用于批量产品生产中,如能保证硬态车削加工质量的同时,降低一定的碳排放量,会对硬态车削行业具有重要意义。本文以轴承硬态车削为例,在保证产品质量的前提下,综合考虑加工过程对环境的影响。内外套圈的滚道是轴承在使用过程中主要失效部位^[14],且套圈滚道的表面粗糙度会影响表面润滑状态和摩擦因数^[15]。表面粗糙度是评判轴承加工质量的重要指标,在复杂工况下,表面质量对轴承的使用性能影响很大,严重磨损会导致轴承很快失效,影响轴承的正常使用寿命和耐用度。因此,本文从保证加工质量的角度考虑研究降低轴承滚道的表面粗糙度,如图1a所示。

本文的系统边界如图2所示:本文以低碳排放量和低表面粗糙度为优化目标建立多目标优化模型。硬态车削加工过程碳排放主要分为直接碳排放和间接碳排放,直接碳排放量主要由机床加工过程中的空载、负载、换刀状态时的电能消耗所组成。间接碳排放是由于物料消耗引起的,在硬态车削过程中,刀具、切削液、切除物料和原材料的损耗是硬态车削过程中的重要影响因素,以切削时间为单位,分析它们在其制备系统中的碳排放量在其总使用过程中的分摊,而原材料的消耗由工艺设计决定,切除物料(废屑)的处理也是在加工后进行的,因此原材料的消耗和切除物料的处理这两个部分的碳排放量优化力度有限,暂不作考虑内容。表面粗糙度是反映零部件表面质量和微观几何形状误差的一个重要指标,是衡量硬态车削轴承质量的重要评判标准,在硬态车削加工中,常用控制切削速度、进给量、背吃刀量的方法来优化工件表面粗糙度。在工艺参数优化过程中,设计正交试验,基于试验数据建立表面粗糙度预测模型,寻求相对最优的切削参数。综合考虑低碳排放量和低表面粗糙度两个优化目标,可以得到既提高产品质量又降低对环境污染的切削参数。

在车削加工过程中,切削速度 V_c 、进给量 f 和背吃刀量 a_p 的选择直接影响硬态车削加工的电能消耗,由三者确定的切削时间影响刀具和切削液的物料消耗,切削三要素又是加工后表面粗糙度的主要影响因素,每个因素的变化都会影响碳排放量和表面粗糙度,因此,本文选择这3个要素为优化变量。

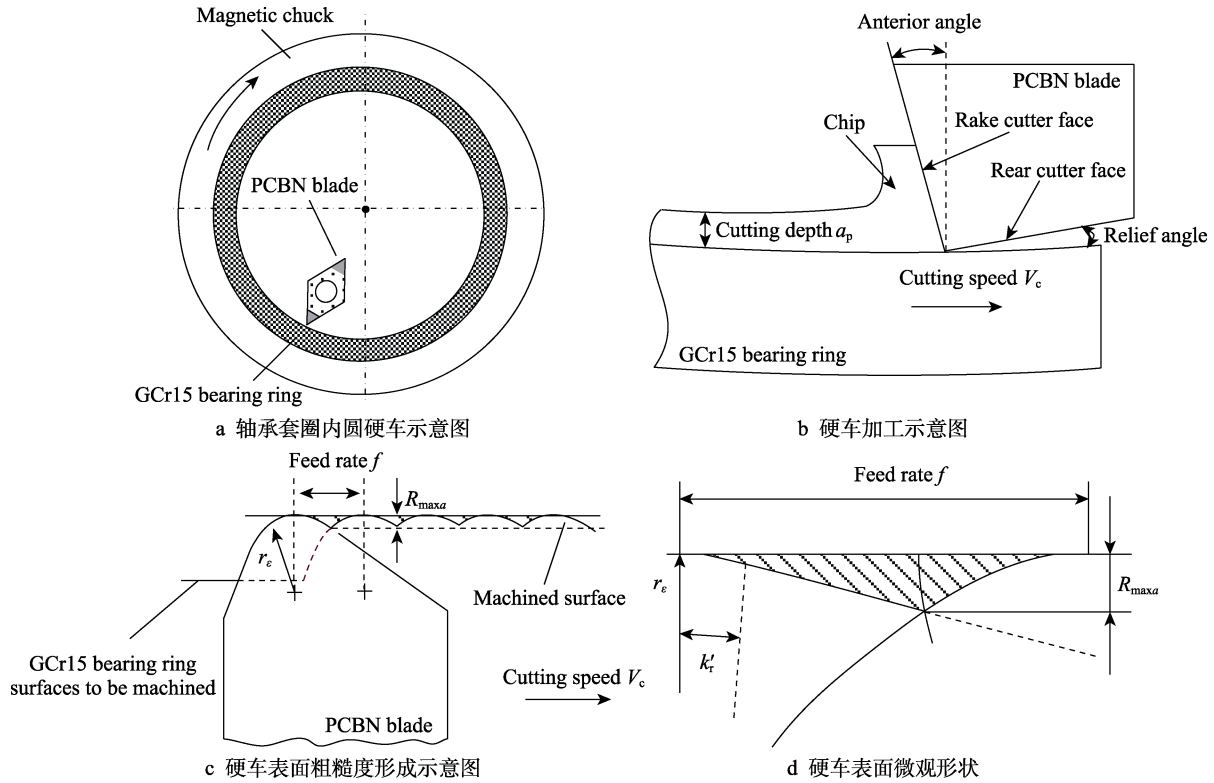


图 1 硬态车削表面粗糙度形成示意图

Fig.1 Schematic diagram of formation of hard turning surface roughness: a) schematic diagram of bearing ring inner circle hard turning; b) schematic diagram of hard turning; c) schematic diagram of formation of hard turning surface roughness; d) micro morphology of hard turning surface

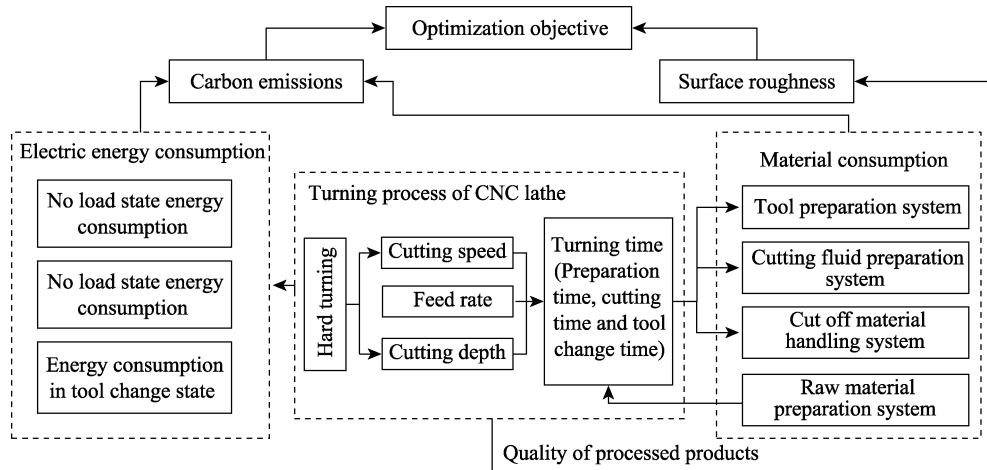


图 2 系统边界图

Fig.2 System boundary diagram

2 硬态车削过程碳排放数学模型的建立

本文研究轴承硬态车削的精车滚道碳排放过程, 根据上文分析, 硬态车削加工过程碳排放量 C_p 包含 3 个部分: 车削消耗电能碳排放 C_e 、刀具磨损碳排放 C_t 和切削液消耗碳排放 C_c 。因此, 硬态车削过程的碳排放函数模型如式 (1) 所示。

$$C_p = C_e + C_t + C_c \quad (1)$$

2.1 硬态车削消耗电能碳排放 C_e 解算

在实际生产中, 一个工序的加工时间 t 由准备时间 t_p 、切削时间 t_m 和刀具磨损后的平均换刀时间 t_c 组成, 加工时间函数的数学模型见式 (2) [16]。

$$t = t_p + t_c + t_m = t_p + t_{ct} \cdot \frac{t_m}{T_t} + t_m \quad (2)$$

式中: t_{ct} 表示单次换刀所用时间, T_t 表示考虑重磨次

数的刀具寿命。

硬态车削过程的能耗包括空载、负载、换刀这 3 种状态的能耗。空载功率 P_u 表示机床空载时的功率, 一台机床从空载转换到负载状态时会产生附加载荷损耗功率 $P_a^{[17]}$, 机床在换刀时主轴停止转动, 这时候的功率为换刀功率 P_e 。机床动态运行时能量近似平衡方程为^[17]:

$$E_e = \int_0^T P(t)dt = \int_0^{t_p} P_u(t)dt + \int_0^{t_e} P_e(t)dt + \int_0^{t_m} (P_u(t) + P_a(t) + P_c(t))dt \quad (3)$$

当机床主轴在固定转速下稳定运行且负载一定时, 其总输入功率、空载功率、负载功率、载荷损耗功率波动很小, 可以认为是恒定值^[18], 总耗能可表示为:

$$E_e = t_p \cdot P_u + t_{ct} \cdot \frac{t_m}{T} \cdot P_e + t_m \cdot (P_u + P_c + P_a) \quad (4)$$

硬态车削过程消耗电能碳排放为:

$$C_e = F_e \cdot E_e \quad (5)$$

式中: F_e 表示电能消耗碳排放因子, E_e 表示硬态车削加工过程消耗的电能。

1) 硬态车削时间阶段解算

(1) 车削外圆时间 t_m 解算

$$t_m = \frac{\pi D(L + y + \Delta)}{1000 V_c f} \quad (6)$$

式中: L 表示工件加工长度, D 表示工件精车时的最大直径, $y + \Delta$ 表示实际切削长度需要考虑的入切量和超切量。

车削外圆速度:

$$V_c = \frac{\pi D w}{1000} \quad (7)$$

式中: w 表示精车时的主轴转速。

(2) 换刀时间 t_e 解算

刀具耐用度^[19]:

$$T = \frac{C_T}{V_c^x f^y a_p^z} \quad (8)$$

式中: C_T 表示和切削条件有关的常数, x 、 y 、 z 表示和刀具寿命有关的系数。

因此, 换刀时间:

$$t_e = t_{ct} \times \frac{t_m}{T} \quad (9)$$

2) 加工过程功率解算

(1) 空载功率 P_u

在硬态车削过程中, 机床处于空载时, 机床的空载功率会对机床的功率损耗有较大影响, 只有当机床空载功率与主轴转速近似呈二次函数变化关系时才能准确地反映其损耗功率的构成^[20], 空载功率 P_u 与机床主轴转速呈二次函数关系为:

$$P_u = P_{u0} + K_1 w + K_2 w^2 \quad (10)$$

式中: K_1 、 K_2 为机床主轴转速相关系数, P_{u0} 为最低空载功率, w 为机床转速。

(2) 换刀功率 P_e

机床主轴在换刀时会停止转动, 此时机床的功率为最低空载功率^[21], 则换刀功率为:

$$P_e = P_{u0} \quad (11)$$

(3) 切削功率 P_c

$$P_c = F_c \cdot V_c \quad (12)$$

式中: F_c 表示切削力。

根据切削力经验公式, 可进一步推出切削功率与切削用量之间的指数关系公式^[22]:

$$P_c = k a_p^m v^n f^t \quad (13)$$

式中: k 、 m 、 n 、 t 表示与切削力相关的系数, 可结合公式 (14) 通过试验拟合确定^[22]。

$$P_c = P_{sp} - P_u \quad (14)$$

式中: P_{sp} 为切削时机床的主轴功率。

(4) 附加载荷功率 P_a

附加载荷损耗功率 P_a 与载荷损耗呈近似的线性比例关系^[17], 其表达式为:

$$P_a = b_m P_c \quad (15)$$

式中: b_m 表示负载载荷损耗系数, 在实际加工中常取 0.15~0.25。

2.2 刀具损耗碳排放解算

在实际硬态车削加工过程中, 由刀具引起的直接碳排放量非常小, 可以不考虑, 因此本文仅考虑刀具损耗导致的间接碳排放, 刀具损耗碳排放指切削过程使用的刀具在其制造过程中产生的碳排放在刀具使用过程中的分摊。在实际加工过程中刀具可能包含了多次重磨, 则刀具寿命为:

$$T_t = (N + 1)T \quad (16)$$

式中: N 表示重磨次数。

因此, 刀具损耗碳排放量为:

$$C_t = \frac{t_m}{T_t} f_t m_t \quad (17)$$

式中: f_t 表示刀具的碳排放因子, m_t 表示刀具的质量。

2.3 切削液损耗碳排放

硬态车削通常采用无切削液的干式切削方法, 但本文试验对象为轴承硬态车削, 对工件的表面质量和刀具寿命有一定要求, 故在加工时使用水基切削液, 并采用连续均匀的冷却方式(切削液包括水基切削液和油基切削液两种), 避免刀片产生微裂纹。切削液引起的碳排放量从生产切削液的碳排放量和处理切削废液的碳排放的碳排放量两方面考虑。因此切削液碳排放因子分为生产切削液碳排放因子 F_{pe} 和处理切削液碳排放因子 F_{me} 。由于废弃切削液中矿物油含量很低, 因此, 可以用废水处理的碳排放因子代替切削液处理的碳排放因子^[6]。

切削液损耗碳排放为:

$$C_f = \frac{(t_p + t_m)}{T_c} \cdot (F_{pe} \cdot V_f + F_{me} \cdot V_f / \varphi) \quad (18)$$

式中: T_c 表示切削液更换周期, V_f 表示切削液用量, φ 表示切削液浓度。

经过上述分析, 硬态车削加工过程碳排放数学模型为:

$$C_p = F_c \cdot \left[\left(t_p + t_{ct} \cdot \frac{t_m}{T_t} + t_m \right) \cdot \left[P_{uo} + K_1 \cdot \frac{1000V_c}{\pi D} + K_2 \cdot \left(\frac{1000V_c}{\pi D} \right)^2 \right] + 1.2ka_p^m v^n f^v + 34.7 \frac{t_m}{T_t} \cdot m_t + \frac{(t_p + t_m)}{T_c} \cdot (2.85V_f + 0.2V_f / \varphi) \right] \quad (19)$$

3 硬态车削工件表面粗糙度模型的建立

工件在经过硬态车削后, 表面的粗糙程度是评定工件加工质量的重要指标。本文以切削参数对工件表面粗糙度影响为途径, 结合正交试验数据, 基于遗传

算法对 3 种不同的神经网络算法(BP 神经网络、ELM 神经网络、GRNN 神经网络)的结构参数进行优化, 将试验设定的切削速度、进给量、背吃刀量作为 GRNN 神经网络的输入层, 以工件加工后测量得到的表面粗糙度为输出层, 建立加工参数(切削速度、进给量和背吃刀量)与粗糙度数值关系的预测模型, 如式(20)所示。

$$Ra = f(V_f, f, a_p) \quad (20)$$

(1) 图 3a 为 BP 表面粗糙度预测模型的网络结构, 此网络模型由信号前向传播和误差反向传播组成, 两个过程的连续循环构成网络的训练过程, 模型预测效果主要由模型参数初始权值和阈值的设置决定^[23]。

(2) 图 3b 为 ELM 表面粗糙度预测模型的网络结构, ELM 模型参数生成的随机性简化了网络结构隐含层的迭代过程, 是一种单隐含层前馈神经网络算法, 模型的预测性能取决于随机生成的输入权值和隐含层阈值^[24]。

(3) 图 3c 为 GRNN 表面粗糙度预测模型的网络结构, 广义回归神经网络 GRNN 与其他神经网络算法相比, GRNN 在函数点拟合逼近问题上, 具有优秀的非线性映射能力, 在处理样本数据量少和数据不稳

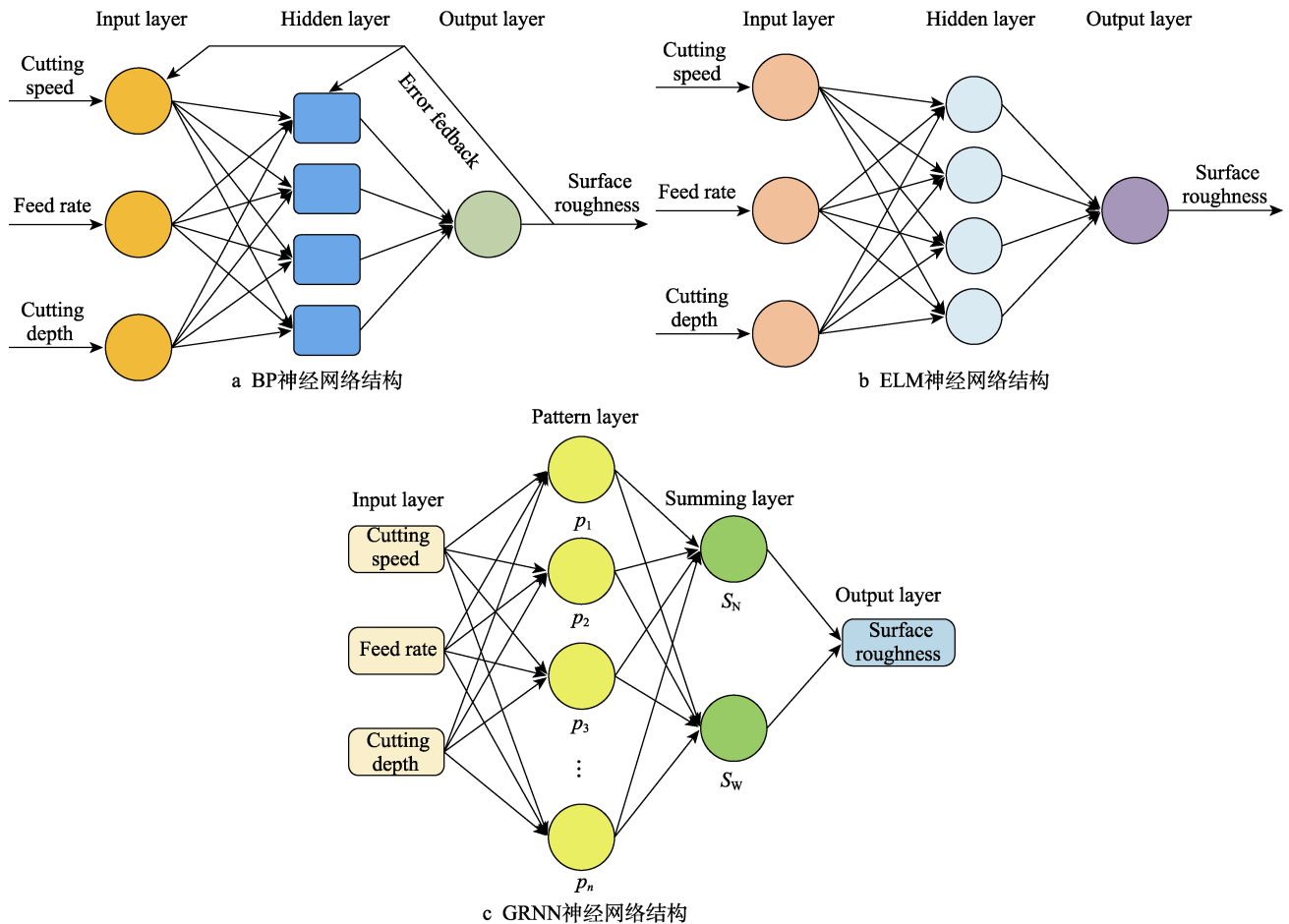


图 3 3 种神经网络结构

Fig.3 Three neural network structures: a) structure of BP neural network; b) structure of ELM neural network; c) structure of GRNN neural network

定的问题时, GRNN 网络能够达到很好的预测效果。GRNN 网络结构有 4 层, 分别是输入层、模式层、求和层和输出层^[25]。输入层接收输入信号, 模式层中的神经元数量一般与训练集中的样本数量相等, 在这一层对输入空间到模式空间的数据进行非线性变换。求和层的神经元有两种: 第一种神经元计算模式层所有神经元的代数和; 第二种神经元计算模式层神经元的加权和。最后输出层将求和层的两种神经元相除, 即得到表面粗糙度的预测值。在整体运算过程中, 参数 σ (光滑因子) 是提升 GRNN 模型预测性能的关键。

对于 BP 中的初始权值和阈值、ELM 中输入权值和隐含层阈值、GRNN 中的光滑因子 σ 的取值, 本文选用遗传算法寻优来替代传统的手动调节数值方法, 以神经网络的均方误差 MSE 为优化目标, 对其取值范围中进行全局搜索, 适当改变遗传算法的参数设置, 可自动匹配到最适合模型的数值。

4 基于遗传算法的硬态车削多目标优化模型求解

4.1 多目标函数转化

本文涉及低碳排放和低粗糙度两个优化目标, 属于多目标、多决策变量的非线性优化问题。在处理多目标优化问题时, 由于各目标函数之间不是简单的线性关系, 且各目标函数之间可能会冲突, 不能同时获得各目标函数的最优值。本文选用线性加权法, 将多目标函数转化为单目标函数处理。由于碳排放函数和表面粗糙度函数的量纲不同, 且数值存在巨大差异, 故需要对两个目标函数进行归一化处理, 分别求碳排放量函数和表面粗糙度函数的最大值和最小值, 按如下公式将它们转换为 0~1 之间的一个无量纲数。

$$\begin{aligned} C^* &= \frac{C - \min(C)}{\max(C) - \min(C)} \\ Ra^* &= \frac{Ra - \min(Ra)}{\max(Ra) - \min(Ra)} \end{aligned} \quad (21)$$

式中: C 表示碳排放函数, Ra 表示表面粗糙度函数, C^* 和 Ra^* 分别表示碳排放函数和表面粗糙度函数经过处理后的无量纲数。

利用线性加权法将多目标函数问题转化为单目标函数问题(即综合优化指标)后的具体处理方法为:

$$\begin{aligned} \min F(V_c, f, a_p) &= \min(W_1 \cdot C^* + W_2 \cdot Ra^*) = \\ \min &\left(W_1 \frac{C(V_c, f, a_p) - \min(C)}{\max(C) - \min(C)} + W_2 \frac{Ra(V_c, f, a_p) - \min(Ra)}{\max(Ra) - \min(Ra)} \right) \end{aligned} \quad (22)$$

式中: W_1 和 W_2 分别表示碳排放和表面粗糙度的权系数, 对于权系数的取值, 需根据实际情况及相关经验设定, 根据工厂实际生产加工多次试验和统计取最优加权系数为 $W_1=0.35$, $W_2=0.65$ 。

4.2 模型约束条件

在实际加工过程中, 切削参数的取值受诸多因素的影响, 本文考虑切削时的切削速度、进给量、背吃刀量、工件加工质量、最大切削功率、最大切削力等条件的限制, 在满足限制条件的数值范围内寻优。

1) 切削速度约束: 加工时的切削速度受到机床主轴转速的制约, 机床的主轴转速必须在机床的最高转速和最低转速之间, 并且考虑硬态车削精加工的实际加工参数需求。

$$\frac{\pi D w_{\min}}{1000} \leq V_c \leq \frac{\pi D w_{\max}}{1000} \quad (23)$$

式中: w_{\min} 表示主轴最小转速, w_{\max} 表示主轴最大转速。

2) 进给量约束: 进给量须处于机床最小进给量和最大进给量范围内, 且符合硬态车削精加工的实际要求。

$$f_{\min} \leq f \leq f_{\max} \quad (24)$$

式中: f_{\min} 表示硬态车削精加工最小进给量, f_{\max} 表示硬态车削精加工最大进给量。

3) 背吃刀量约束: 背吃刀量的选择与加工工艺、工件材料、刀具材料等因素有关, 本文研究对象对工件表面质量要求较高, 考虑在硬态车削精加工范围内取值。

$$a_{p\min} \leq a_p \leq a_{p\max} \quad (25)$$

式中: $a_{p\min}$ 表示硬态车削精加工最小背吃刀量, $a_{p\max}$ 表示硬态车削精加工最大背吃刀量。

4) 切削功率约束: 切削功率应不大于机床规定的最大切削功率, 即:

$$P_c \cdot \eta \leq P_{\max} \quad (26)$$

式中: η 表示机床加工功率有效系数, P_{\max} 表示机床规定的最大有效切削功率。

4.3 基于遗传算法求解目标函数

本文基于遗传算法, 对转换后的目标函数(式(22))进行优化, 得到相对最优的切削参数值。式(23)~(26)为模型的约束条件。即在切削速度、进给量、背吃刀量中寻找一组最佳工艺组合, 使由碳排放函数和粗糙度模型转换后的函数达到最小值。

4.3.1 个体表示

在确定优化变量、目标函数和约束条件之后, 需要对优化变量进行编码, 本文采用二进制编码对切削速度 V_c 、进给量 f 和背吃刀量 a_p 进行编码, 编码方法中用到了构成个体的每一个元素的上下限^[26-27], 即:

$$B_{V_c} = \frac{V_c - V_{c\min}}{V_{c\max} - V_{c\min}} (2^z - 1) \quad (27)$$

$$B_f = \frac{f - f_{\min}}{f_{\max} - f_{\min}} (2^z - 1) \quad (28)$$

$$B_{a_p} = \frac{a_p - a_{p\min}}{a_{p\max} - a_{p\min}} (2^z - 1) \quad (29)$$

式中: B_{V_c} 、 B_f 、 B_{a_p} 表示二进制编码后的遗传子型。

4.3.2 从遗传子型到变量的转换方法

根据 V_c 、 f 、 a_p 这 3 个变量的上下限值, 将遗传子型作为格雷码进行编码, 可以得到各变量值, 即:

$$V_c = \frac{B_{V_c}}{2^Z - 1} (V_{c\max} - V_{c\min}) + V_{c\min} \quad (30)$$

$$f = \frac{B_f}{2^Z - 1} (f_{\max} - f_{\min}) + f_{\min} \quad (31)$$

$$a_p = \frac{B_{a_p}}{2^Z - 1} (a_{p\max} - a_{p\min}) + a_{p\min} \quad (32)$$

4.3.3 目标函数的适应度计算

在进行遗传算子的交叉及变异时, 如果产生了不满足约束条件的个体, 需要淘汰此个体^[28]。针对满足约束条件的个体, 其适应度 f_{fit} 的计算公式为:

$$f_{\text{fit}} = \frac{F^U - F(t)}{F^U - F^L} \quad (33)$$

式中: F^U 为目标函数 F 的上限推定值, F^L 为下限推定值。

在完成上述编码和适应度计算后, 即可进行遗传算法求解, 遗传算法的运算流程如图 4 所示。

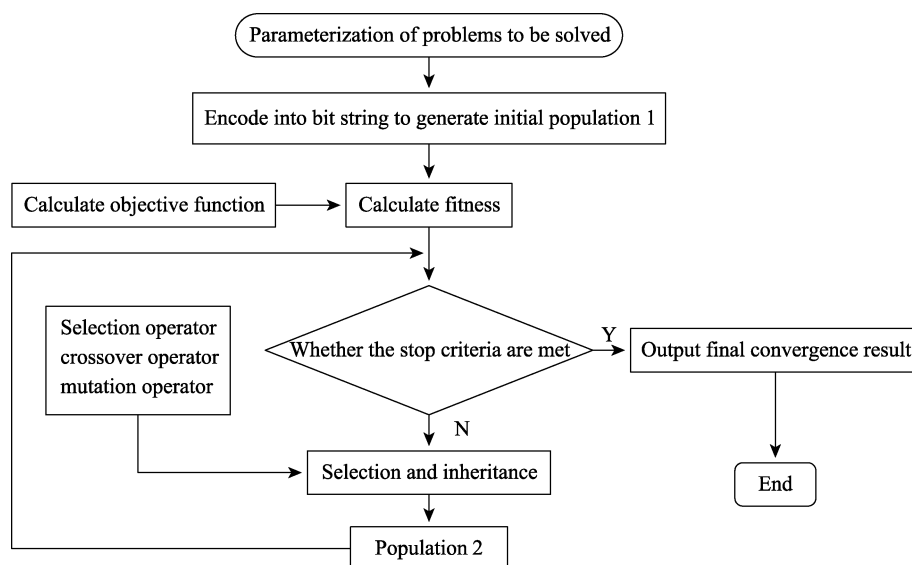


图 4 遗传算法流程图

Fig.4 Genetic algorithm flow chart

5 硬态车削试验设置

为了验证上述模型的有效性, 本文在工厂实际硬态车削产品应用中进行以切削三要素为变量的表面粗糙度试验, 并根据试验条件确定空载功率等相关公式的参数, 对硬态车削产品工艺参数进行优化。

5.1 试验条件和方案

本节通过硬态车削试验, 来验证上述模型的有效性。该试验选用 RFCX26 卧式数控车床, 机床主轴功率为 15 kW, 最高转速可达 4 500 r/min, 机床相关规格参数见表 1。加工如图 5a 所示的滚动轴承, 工件材料为 GCr15 轴承淬硬钢, 通过 1 040 °C 热处理并淬火后, 经过一定温度回火, 得到一批平均硬度为 60HRC 左右的试件, 工件最大直径 75 mm, 轴向最大长度 13.6 mm。将待加工工件装夹在机床工件轴上, 装夹方式如图 5b 所示。本试验实际使用刀数为 5 把刀, 分别为第一把刀用于镗孔、第二把刀用于车密封槽、第三把刀用于精车滚道底面、第四把刀用于粗车

滚道、第五把刀用于精车滚道。其中, 精车滚道过程决定了轴承滚道表面粗糙度的大小, 选用 PCBN 刀具进行硬态车削, 该刀具的 CBN 含量为 50%, 刀尖圆弧半径为 0.8 mm, 其他刀具几何参数见表 1。

为了研究硬态车削中切削参数对工件表面粗糙度的影响, 该试验通过正交试验, 以轴承精车滚道阶段的切削参数为因素, 确定最优工艺参数组合。正交试验设计中, 每个因素取 5 个水平, 进行 3 因素 5 水平的正交试验, 试验的因素水平如表 2 所示。每次车削完成后使用粗糙度探测仪测量轴承滚道的表面粗糙度。测量时在工件表面选取 2 个点, 将其测量值 R_a 的算术平均值作为试验数据; 试验参数设置和测量结果如表 3 所示。

此外, 本文进行切削功率 P_c 拟合试验和空载功率 P_0 拟合试验。为了拟合碳排放数学模型中的切削功率, 监测上述表面粗糙度正交试验中每组试验工件加工过程中的切削功率, 试验数据如表 3 所示。通过德科技的 U2044XA 功率传感器实现机床功率的实时监测, 将该设备布置在电气柜机床总电源处获取总电流和总电压, 在主轴伺服系统处获取主传动系统电流

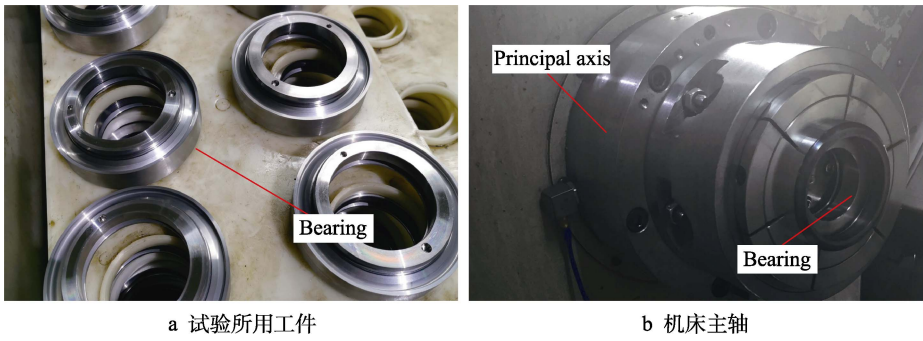


图 5 试验所用机床和工件
Fig.5 Machine tools and workpieces used in experiment: a) workpieces used in experiment; b) machine tool spindle

表 1 数控机床规格参数和刀具几何参数
Tab.1 CNC machine tool specifications and tool geometric parameters

Minimum spindle speed/($\text{r} \cdot \text{min}^{-1}$)	Maximum spindle speed/($\text{r} \cdot \text{min}^{-1}$)	Minimum feed rate/($\text{mm} \cdot \text{r}^{-1}$)	Maximum feed rate/($\text{mm} \cdot \text{r}^{-1}$)	Maximum cutting force/N	Maximum effective cutting power /kW
200	4 500	0.1	3.5	9 000	15
Power efficiency factor η	Relief angle/($^{\circ}$)	Secondary posterior angle/($^{\circ}$)	Cutting edge inclination angle/($^{\circ}$)	Land width of the face/mm	Chamfer angle/($^{\circ}$)
0.8	5	5	-3	0.1	-15

表 2 正交试验因素水平
Tab.2 Orthogonal test factor level

Factor level	Cutting speed/($\text{m} \cdot \text{min}^{-1}$)	Feed rate/($\text{mm} \cdot \text{r}^{-1}$)	Cutting depth/mm
Level 1	80	0.02	0.02
Level 2	120	0.05	0.05
Level 3	150	0.08	0.10
Level 4	200	0.10	0.15
Level 5	250	0.15	0.20

表 3 表面粗糙度和切削功率试验数据
Tab.3 Surface roughness and cutting power test data

Serial No	$V_c/(\text{m} \cdot \text{min}^{-1})$	$f/(\text{mm} \cdot \text{r}^{-1})$	a_p/mm	P_u/W	P_{sp}/W	P_c/W	$Ra/\mu\text{m}$
1	80	0.02	0.02	415.31	437.92	22.61	0.135
2	80	0.05	0.05	413.87	457.42	43.55	0.132
3	80	0.08	0.1	412.63	478.41	65.78	0.228
4	80	0.1	0.15	413.11	503.13	90.02	0.426
5	80	0.15	0.2	414.82	528.51	113.69	0.645
6	120	0.02	0.05	495.34	549.99	54.65	0.118
7	120	0.05	0.1	494.56	591.17	96.61	0.137
8	120	0.08	0.15	495.66	630.79	135.13	0.235
9	120	0.1	0.2	494.05	658.86	164.81	0.384
10	120	0.15	0.02	494.16	550.48	56.32	0.535
11	150	0.02	0.1	555.12	655.36	100.24	0.118
12	150	0.05	0.15	554.78	706.45	151.67	0.132
13	150	0.08	0.2	553.96	752.48	198.52	0.228
14	150	0.1	0.02	554.14	619.57	65.43	0.311
15	150	0.15	0.05	555.18	668.74	113.56	0.475
16	200	0.02	0.15	654.93	821.69	166.76	0.121

续表 3							
Serial No	$V_c/(\text{m}\cdot\text{min}^{-1})$	$f/(\text{mm}\cdot\text{r}^{-1})$	a_p/mm	P_u/W	P_{sp}/W	P_c/W	$Ra/\mu\text{m}$
17	200	0.05	0.2	655.42	900.60	245.18	0.138
18	200	0.08	0.02	654.88	740.37	85.49	0.233
19	200	0.1	0.05	655.12	798.67	143.55	0.285
20	200	0.15	0.1	655.63	881.52	225.89	0.432
21	250	0.02	0.2	757.48	1 009.40	251.92	0.108
22	250	0.05	0.02	756.41	854.34	97.93	0.128
23	250	0.08	0.05	756.11	931.10	174.99	0.188
24	250	0.1	0.1	755.98	1 019.41	263.43	0.215
25	250	0.15	0.15	756.26	1 114.79	358.53	0.388

来采集机床功率。试验采用 NI 公司的高速采集卡进行数据采集,用 Labview 编写数据采集软件,通道采样频率设置为 2 000 Hz。同时,为研究机床空载功率 P_u 和主轴转速 w 的关系,通过试验采集机床空载功率数据,使用 MATLAB 进行二次拟合。共进行 16 组试验,转速为 500~2 000 r/min,步长为 100,试验结果如表 4 所示。

表 4 空载功率试验数据 Tab.4 No load power test data			
Serial No	Spindle speed/ ($\text{r}\cdot\text{min}^{-1}$)	Standby power/W	No-load power/W
1	500	49.6	403.9
2	600	49.1	417.5
3	700	50.1	650.3
4	800	50.0	630.7
5	900	49.5	675.6
6	1 000	49.8	744.7
7	1 100	49.5	807.7
8	1 200	49.6	859.1
9	1 300	50.3	888.6
10	1 400	50.5	917.9
11	1 500	49.6	956.9
12	1 600	50.4	1 006.1
13	1 700	50.6	1 044.2
14	1 800	49.9	1 087.7
15	1 900	50.2	1 147.8
16	2 000	50.3	1 199.4

5.2 模型基本参数设定

5.2.1 刀具寿命、切削液等参数

刀具寿命、切削液碳排放因子等碳排放函数中计算所涉及到的参数设置如下:该试验为加工轴承滚道的精加工阶段,加工表面粗糙度 Ra_{\max} 要求不得超过 $0.5\ \mu\text{m}$ 。刀具寿命相关参数如表 5 所示^[17],当加工使用立方氮化硼刀具,工件材料为 GCr15 轴承钢,且加工条件为精车时,切削用量三要素与刀具耐用度的

Taylor 经验公式参数 C_T 、 x 、 y 、 z 分别为 152.9、0.52、0.25、0.03。

表 5 刀具寿命相关参数系数表 Tab.5 Tool life related parameter coefficient			
C_T	x	y	z
152.9	0.52	0.26	0.03

通过查询中国区域电网基准线排放因子得到本文试验所在华东地区的碳排放因子 F_e 为 0.792 1。Rajemi 等^[29]研究表明单个刀片的平均质量为 9.5 g,仅考虑刀具制备过程的能耗时,刀具的总能耗为 1.5 MJ。并结合电能碳排放因子 P_e ,计算出刀具碳排放因子 f_t 为 $34.7\ \text{kg CO}_2/\text{kg}$ 。其他碳排放函数相关参数设置如表 6 所示,其中 t_{ct} 、 t_p 、 T_c 、 V_f 、 ∂ 、 m_t 、 N 根据上述实际加工工况确定^[4];负载载荷损耗系数 b_m 根据参考文献^[5]设定;切削液碳排放因子 F_{pe} 和处理切削废液碳排放因子 F_{me} 通过参考文献^[6]设定;入切量和超切量 $y+\Delta$ 通过参考文献设定^[30]。

表 6 碳排放函数相关参数表 Tab.6 Relevant parameters of carbon emission function					
t_{ct}/min	t_p/min	T_c/month	V_f/L	∂	F_e
0.5	0.5	6	550	0.05	0.792 1
N	m_t/g	b_m	$F_{pe}/$ ($\text{kg CO}_2\cdot\text{L}^{-1}$)	$F_{me}/$ ($\text{kg CO}_2\cdot\text{L}^{-1}$)	$y+\Delta$
1	0.015	0.20	2.85	0.2	5.1

5.2.2 空载功率参数

通过空载功率拟合试验确定公式(10)中的最低空载功率 P_{u0} 和机床主轴转速相关系数 K_1 、 K_2 。图 6 为试验采集的主轴转速为 1 200~1 500 r/min 时的机床功率信号。在信号图中可以看到:在增大主轴转速后的瞬间,机床功率信号值存在明显的急增,随后立即趋向平稳,此时的功率即为机床当前转速下的空载功率;功率采集一段时间后,停止主轴转动,可以看到机床功率信号急剧减少随后趋向平稳,此时的功率

信号即为机床的待机功率。从图中可以看出,在主轴转速增大的过程中,功率信号震荡范围平均值呈现上升趋势。

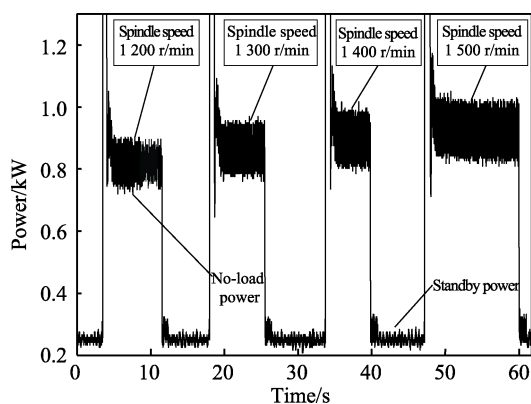


图6 空载功率信号
Fig.6 No load power signal

图7为机床主轴转速500~2 000 r/min的空载功率试验结果。从试验结果可知,空载功率基本与主轴转速呈线性关系。运用最小二乘法拟合二次多项式得到公式(10)中的最低空载功率 P_{u0} 为250.1 W,转速相关系数 K_1 和 K_2 分别为0.475 9、 -1.399×10^{-6} ,拟合结果如图8所示。对其进行拟合优度检验 $R^2=99.78\%$,

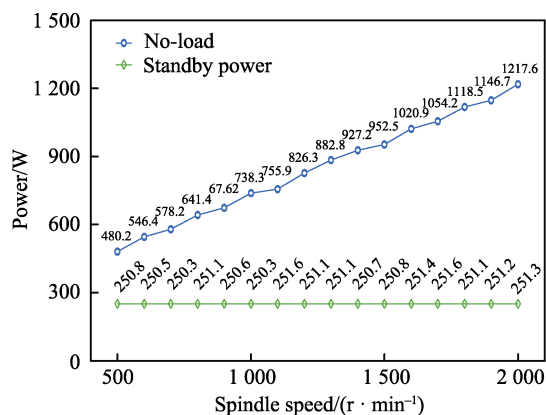


图7 空载功率试验结果
Fig.7 No load power test results

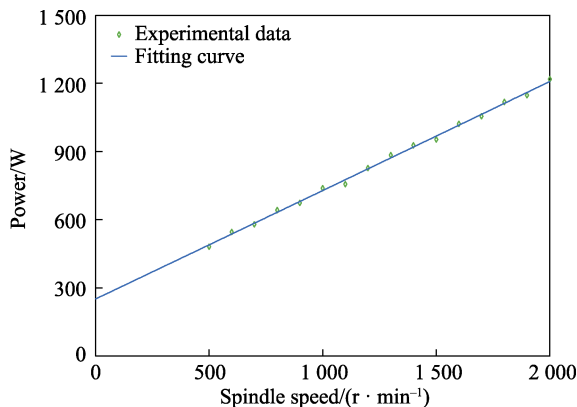


图8 空载功率拟合
Fig.8 No load power fitting

其值越大,回归模型与数据拟合得越好; $R^2(\text{adj})=99.75\%$,该值与 R^2 的接近程度说明了回归模型的可靠程度,由检验结果可知空载功率函数拟合程度良好。同时,转速为零时的最低空载功率与试验数据中的待机功率非常接近,验证了该二次多项式拟合的准确性,可以有效地预测该试验条件下主轴转速和空载功率的关系。

5.2.3 切削功率参数

切削功率与切削三要素的关系复杂,利用试验得到的切削功率数据进行拟合。对公式(13)进行变换,两边取其对数,得到公式(34):

$$\lg P_c = \lg k + m \lg a_p + n \lg V_c + t \lg f \quad (34)$$

公式(34)中 $\lg P_c$ 、 $\lg k$ 、 $\lg a_p$ 、 $\lg V_c$ 、 $\lg f$ 分别用 Y 、 a_0 、 x_1 、 x_2 、 x_3 表示,得到简化公式(35):

$$Y = a_0 + mx_1 + nx_2 + tx_3 \quad (35)$$

对公式(35)进行多元线性拟合运算,求得回归系数,利用MATLAB计算具体数值后将公式(35)转换为切削功率的指数形式,得到 k 、 m 、 n 、 t 分别为2.679 2、0.515 3、1.148 7、0.249 9。为了检验切削功率模型与试验值的拟合度,对其进行拟合优度检验 $R^2=98.40\%$,拟合程度良好,与实际加工中的切削功率能够较好吻合。

6 试验结果分析

利用上述硬态车削优化模型对该试验数据进行优化和分析。首先,根据上述试验设置的参数建立加工过程碳排放量数学模型。其次,基于BP、ELM、GRNN算法分别建立表面粗糙度预测模型,并用GA对各个预测模型的结构参数进行优化。再次,通过遗传算法对多目标优化模型进行优化,得到相对最优的工艺参数组合。最后,分析切削三要素对表面粗糙度、碳排放量和综合优化指标的影响,实现切削工艺参数快速优化,提升提升企业生产效益。

6.1 碳排放数学模型

根据上述试验设置,得到的空载功率系数 K_1 、切削功率系数 k 、刀具寿命相关系数 C_T 等各项参数代入到碳排放数学模型式(19)中,得到加工过程碳排放的数学模型为:

$$C_p = 0.7921 \left\{ \left(0.2 + 0.5 \cdot \frac{t_m}{T_t} + t_m \right) [251.4 + 20.2572V_c - 2.2692 \times 10^{-5} \times V_c^2] + 3.215ka_p^{0.5153} v^{1.1487} f^{0.2499} + 0.5205 \frac{t_m}{T_t} + 627.917(0.2 + t_m) \right\} \quad (36)$$

将公式(36)代入到公式(21),得到碳排放函数 C ,可得到不同切削参数下的加工过程碳排放值,作为综合优化目标式(22)中的碳排放模型部分。

分析公式(36)可知,加工过程碳排放受到各个

切削参数的影响, 为研究各切削参数对加工过程碳排放的影响, 用 Matlab 软件 contour 函数绘制由两个因素之间交互作用形成的一个曲面图, 可得到每两个因素之间的耦合关系。因素的耦合关系体现在两个因素同时对碳排放函数产生的影响变化趋势, 如图 9 所示, 每两个切削参数分别形成了对碳排放量的影响趋势图。如图 9a 所示, 切削速度和进给量对碳排放的影响, 当进给量在 $[0.02, 0.09]$ mm/r 内时, 碳排放量随着切削速度增大而减小; 当进给量超过 0.09 mm/r 时, 随着切削速度的增大, 碳排放量先减小后增大。如图 9b 所示, 切削速度和背吃刀量对碳排放的影响, 当背吃刀量在 $[0.06, 0.20]$ 时, 随着切削速度的增大, 碳排放量逐渐减小; 当背吃刀量在 $[0.02, 0.06]$ mm 范围内, 切削速度超过 170 m/min 时, 随着切削速度的增大, 碳排放量先减小后增大。如图 9c 所示, 进给量和背吃刀量对碳排放的影响, 当背吃刀量不变时, 随着进给量的增大, 碳排放量逐渐增大; 当进给量不变时, 背吃刀量的增大对碳排放量几乎没有影响。

由上述两因素的耦合关系可知, 切削速度、进给量和背吃刀量的协同作用对碳排放量的影响。其中, 切削速度和进给量的协同作用对碳排放量的影响最大, 背吃刀量和进给量的协同作用对碳排放量的影响最小。为了研究各切削参数对表面粗糙度的影响, 需要建立一种表面粗糙度的目标函数, 实现工艺参数切削速度、进给量和背吃刀量的表面粗糙度预测。

6.2 基于不同神经网络算法的表面粗糙度预测模型

根据上述试验得到的表 3 的表面粗糙度结果建立表面粗糙度预测模型式 (21), 随机选取 80% 的数据 (20 组) 作为模型的训练集, 剩下 20% (5 组) 的数据作为模型的测试集。设定待优化结构参数种群规模为 50, 进化代数数为 50, 交叉后代比例为 0.60, 以测试集均方误差 MSE 为适应度函数, 得到的适应度变化曲线如图 10 所示。

将经过 GA 优化得到的各结构参数分别代入到 BP、GRNN、ELM 模型中, 并比较各模型的预测性能。模型训练集的预测结果如图 11 所示, GA-BP 模型的训练集预测值与真实值的平均误差为 0.030 0, GA-ELM 模型的训练集预测值与真实值的平均误差为 0.020 9, GA-GRNN 模型的训练集预测值与真实值的平均误差为 0.018 9。模型测试集预测结果如图 12 所示, GA-BP 模型的测试集预测值与真实值的平均误差为 0.025 1, GA-ELM 模型的测试集预测值与真实值的平均误差为 0.030 2, GA-GRNN 模型的测试集预测值与真实值的平均误差为 0.012 6。从训练集和测试集的预测结果中可以得出, 相较于 GA-BP 和 GA-ELM 模型, GA-GRNN 模型的预测效果更为准确。

综合上述分析后, 选用预测效果更准确的 GA-GRNN 进行表面粗糙度的预测。将建立好的表面粗糙度预测模型与碳排放函数公式 (36) 代入到综合优化目标函数公式 (22), 再利用遗传算法对目标函数进行优化求解得到最优工艺参数组合。

6.3 基于遗传算法的模型优化

在 MATLAB 中用网络仿真函数 (sim) 对建立好的 GRNN 模型进行计算, 如公式 (22) 所示, 与碳排放量数学模型组成综合优化指标, 即建立了以低碳排放量和低表面粗糙度为优化目标, 以切削速度、进给量和背吃刀量为变量的非线性回归模型。应用 GADST 工具箱求解优化, 设定种群大小为 80, 停止代数数为 50, 精英数目为 10, 交叉后代比例为 0.70, 来计算适应度函数值和最优个体。当寻优完成时, 得到种群平均适应度函数值和最优个体适应度函数值变化曲线如图 13a 所示, 最优个体的适应度函数值随着种群代数的增加逐渐收敛趋于稳定。如图 13b 所示为寻优得到的最优个体 $(V_c, f, a_p) = (225, 0.08, 0.10)$ 。

试验优化结果如表 7 所示, 以低碳排放量为优化目标时, 虽然碳排放量最小, 为 165.09 g, 但表面粗

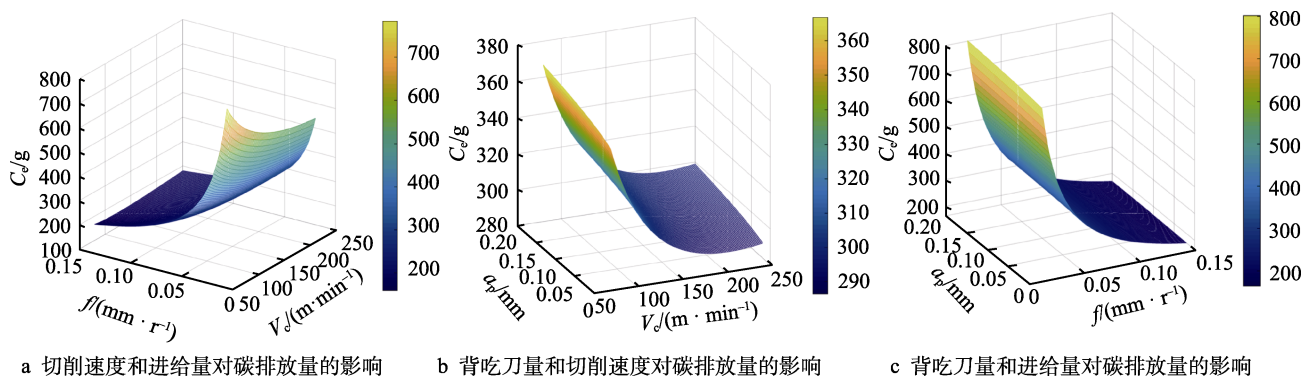


图 9 各切削参数对碳排放量的影响

Fig.9 Influence of cutting parameters on carbon emission: a) influence of cutting speed and feed rate on carbon emission; b) influence of cutting depth and cutting speed on carbon emission; c) influence of cutting depth and feed rate on carbon emission

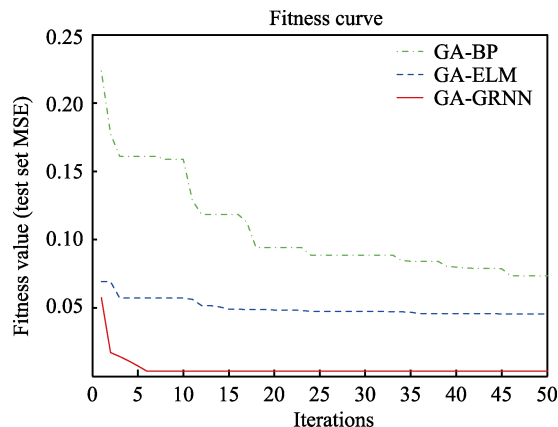


图 10 适应度函数值 (测试集 MSE) 变化曲线
Fig.10 Change curve of fitness function value (test set MSE)

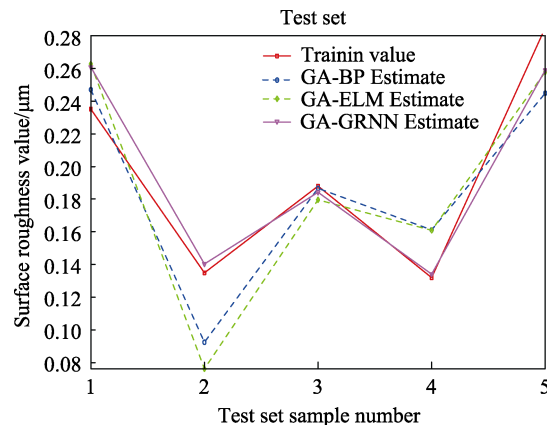


图 12 表面粗糙度预测模型测试集
Fig.12 Test set of surface roughness prediction model

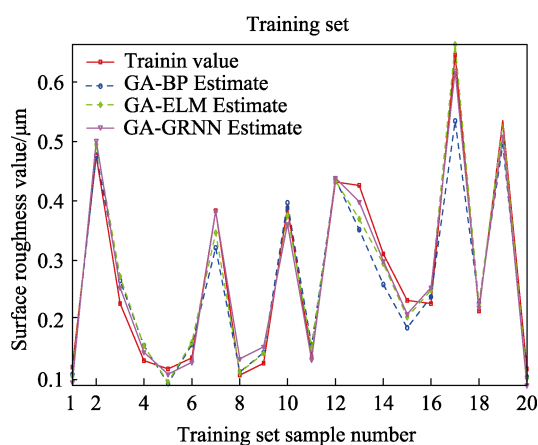
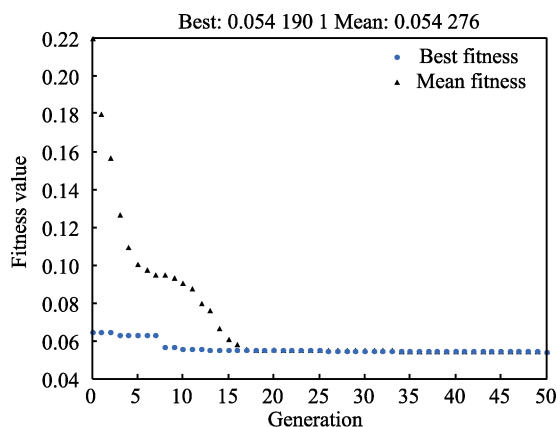


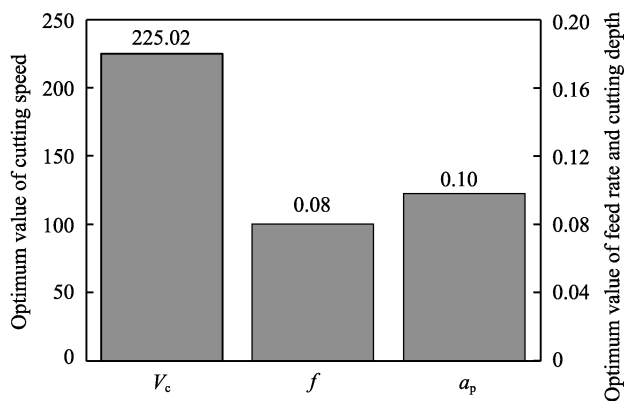
图 11 表面粗糙度预测模型训练集
Fig.11 Training set of surface roughness prediction model

糙度却最大, 为 $0.535 \mu\text{m}$; 当以表面粗糙度为优化目标时, 表面粗糙度值最小, 为 $0.104 \mu\text{m}$, 但碳排放量却最大, 为 630.53 g ; 以综合指标为优化目标时, 碳排放量虽然相较于优化前参数的碳排放量 201 g 增加到了 227.24 g , 上升了 13.05% , 但表面粗糙度值相较于优化前参数的表面粗糙度 $0.302 \mu\text{m}$ 大幅减小到了 $0.198 \mu\text{m}$, 降低了 34.44% 。因此, 以综合指标为优化目标能够获得最佳综合优化值。

以综合指标优化的最佳工艺参数组合后, 制造过程绿色性能和工件产品质量都得到了平衡。为研究各切削参数对综合优化目标的影响程度, 需要对各切削参数进行单因素分析, 获得可接受综合指标的切削参数范围, 便于企业在实际生产制造时根据生产效率、加工能耗、制造成本等影响因素对加工参数进行灵活调整。



a 遗传算法适应度曲线



b 寻优得到的最佳切削参数组合

图 13 遗传算法模型优化求解过程和结果

Fig.13 Genetic algorithm model optimization solution process and results: a) genetic algorithm fitness curve; b) optimal combination of cutting parameters obtained through optimization

表 7 实例优化结果

Tab.7 Instance optimization results

Optimization results	Cutting speed/ ($\text{m} \cdot \text{min}^{-1}$)	Feed rate/ ($\text{mm} \cdot \text{r}^{-1}$)	Cutting depth/ mm	Carbon emissions/g	Surface roughness $Ra/\mu\text{m}$
Parameters before optimization	185	0.10	0.15	201	0.302
Optimization for low carbon emission	121.84	0.15	0.02	158.03	0.535
Optimization for low roughness	250	0.02	0.08	542.11	0.104
Comprehensive index optimization	225.07	0.08	0.10	227.24	0.198

6.4 切削参数对各目标函数的影响

为研究各切削参数对综合优化目标影响及便于灵活优化切削参数, 本文采用单因素分析法分析研究各切削参数对表面粗糙度和碳排放量的综合优化目标函数的影响。

进给量参数对各目标函数的影响: 设定切削速度为 225 m/min 与背吃刀量为 0.10 mm 不变, 进给量取值范围为[0.02, 0.15] mm/r。结果如图 14 所示, 随着进给量的增大, 表面粗糙度逐渐增大, 碳排放量逐渐减小, 综合优化目标先减小后增大。其中综合优化目标在进给量为 0.08 mm/r 时达到最低值。

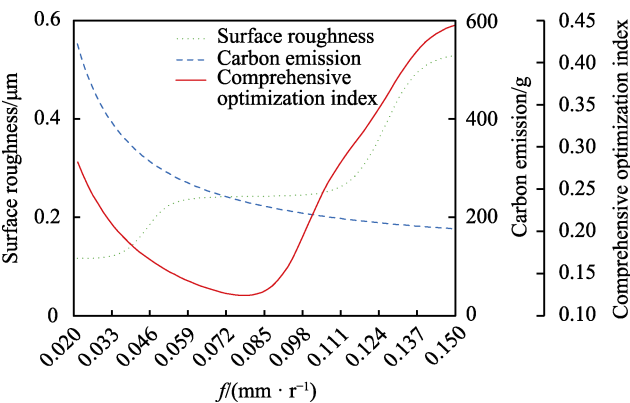


图 14 进给量对各目标函数的影响
Fig.14 Influence of feed rate on each objective function

切削速度参数对各目标函数的影响: 设定进给量为 0.08 mm/r 和背吃刀量为 0.10 mm 不变, 切削速度取值范围为[80, 250] m/min。结果如图 15 所示, 随着切削速度的增大, 表面粗糙度逐渐减小, 碳排放量和综合优化指标都先减小后增大, 其中碳排放量在切削速度为 175 m/min 时达到最低值, 综合优化指标在切削速度为 225 m/min 时达到最低值。

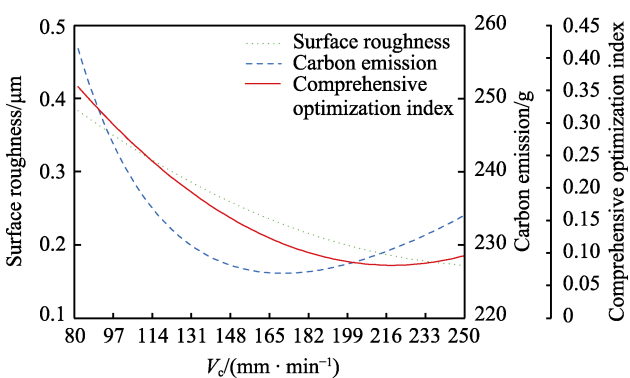


图 15 切削速度对各目标函数的影响
Fig.15 Influence of cutting speed on each objective function

背吃刀量参数对各目标函数的影响: 设定切削速度为 225 m/min 与进给量为 0.08 mm/r 不变, 背吃刀量取值范围为[0.02, 0.20] mm。结果如图 16 所示,

随着背吃刀量的增大, 碳排放量逐渐增大, 表面粗糙度和综合优化指标都先减小后增大, 其中表面粗糙度在背吃刀量为 0.065 mm 时达到最低值, 综合优化指标在背吃刀量为 0.10 mm 时达到最低值。

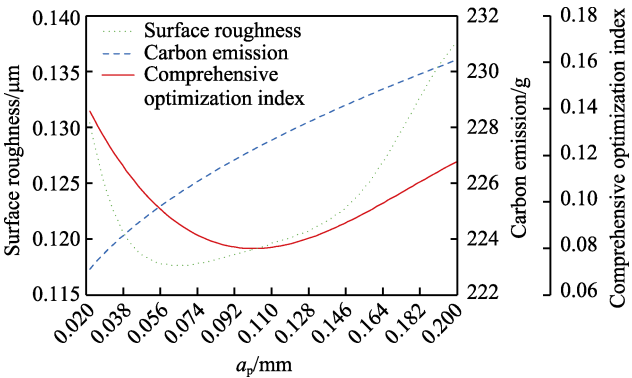


图 16 背吃刀量对各目标函数的影响
Fig.16 Influence of cutting depth on each objective function

基于上述单因素影响分析, 为确定不同切削参数对各目标函数的量化影响, 建立切削参数对各目标函数影响的标准差, 如表 8 所示, 通过比较综合优化指标标准差大小, 可知各参数对综合优化指标的影响程度从大到小依次为: 进给量, 切削速度, 背吃刀量。所以, 机床操作者可基于此结果对硬车加工过程进行适当调整, 快速选择更合理的切削参数。

表 8 切削参数对各目标函数影响的标准差
Tab.8 Standard deviation of influence of cutting parameters on each objective function

Cutting parameters	Standard deviation of objective function		
	Surface roughness	Carbon emissions	Comprehensive optimization index
Feed rate	0.131	76.965	0.108
Cutting speed	0.062	6.162	0.078
Cutting depth	0.006	2.051	0.014

通过对轴承硬车工艺优化方法研究, 轴承制造企业在优化表面粗糙度和碳排放量时, 可以据此方法对综合优化指标进行工艺参数优化, 对提升企业生产效益具有重要意义。

7 结论

本文提出了一种基于遗传算法的硬车多目标优化模型, 通过试验分析验证该理论模型, 主要得出以下结论:

1) 基于硬车切削加工原理, 提出了以最小表面粗糙度和最低碳排放量为优化目标, 建立了以实际加工中的切削速度、进给量、背吃刀量和最大切削效率等为约束的多目标优化模型, 通过线性加权和法将其转换为单目标(综合优化指标)优化模型, 利用遗传

算法对其进行优化。

2) 为了验证上述多目标优化模型的有效性,在工厂实际轴承产品上进行了硬态车削试验,用于研究优化前后切削参数得到的碳排放量和表面粗糙度。设计了以切削参数为变量的表面粗糙度正交试验;通过该试验获得空载功率参数和切削功率参数等碳排放量模型参数,为工艺优化打下夯实的基础。

3) 基于上述低碳低表面粗糙度对试验数据进行优化分析,结果表明:切削速度为 225 m/min、进给量为 0.08 mm/r、背吃刀量为 0.10 mm 时,综合优化指标最低。相比优化前,碳排放量虽然上升了 13.05%,但表面粗糙度降低了 34.44%。证明了以低碳低表面粗糙度为多目标进行优化,该方法可获得到最佳工艺参数组合,为提高产品质量及控制碳排放量提供了有效解决方法。

4) 在硬车削过程碳排放量建模方面,刀具损耗碳排放由于刀片结构及几何参数等理论复杂,在模型中尚未清晰体现。在切削参数优化方面,硬车后工件表面的白层现象也是评判硬车质量的重要标准,尚未在优化模型中实现。上述问题都将是下一步研究工作的重点。

参考文献:

- [1] 高世龙, 安立宝. CBN 刀具干式硬车切削力有限元仿真[J]. 机械设计与研究, 2016, 32(2): 131-134, 138.
GAO Shi-long, AN Li-bao. Finite Element Simulation of Cutting Force Using Cubic Boron Nitride Cutting Tools in Dry Hard Turning Conditions[J]. Machine Design & Research, 2016, 32(2): 131-134, 138.
- [2] NGO M T, NGUYEN Q T. Investigation and Modelling of Surface Roughness in Hard Turning of Sintered Tungsten Carbide (WC 25wt% Co) Using CBN Tool[J]. International Journal of Mechanical Engineering and Robotics Research, 2021: 87-91.
- [3] UMAMAHESWARRAO P, RANGARAJU D, SUMAN K N S, et al. Application of TOPSIS for Multi Response Optimization of Process Parameters in Dry Hard Turning of AISI 52100 Steel[J]. INCAS Bulletin, 2021, 13(1): 211-224.
- [4] 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.
LI Cong-bo, CUI Long-guo, LIU Fei, et al. Multi-Objective NC Machining Parameters Optimization Model for High Efficiency and Low Carbon[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(9): 87-96.
- [5] 周志恒, 张超勇, 谢阳, 等. 数控车床切削参数的能量效率优化[J]. 计算机集成制造系统, 2015, 21(9): 2410-2418.
ZHOU Zhi-heng, ZHANG Chao-yong, XIE Yang, et al. Cutting Parameters Optimization for Processing Energy and Efficiency in CNC Lathe[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2015, 21(9): 2410-2418.
- [6] 张雷, 张北鲲, 鲍宏. 面向低碳低噪的螺纹车削工艺参数优化[J]. 计算机集成制造系统, 2018, 24(3): 639-648.
ZHANG Lei, ZHANG Bei-kun, BAO Hong. Cutting Parameters Optimization of Thread Turning Oriented to Low Carbon and Low Noise[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2018, 24(3): 639-648.
- [7] FANG Yi-lin, ZHAO Li-li, LOU Ping, et al. Cutting Parameter Optimization Method in Multi-Pass Milling Based on Improved Adaptive PSO and SA[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 1848(1): 012116.
- [8] HELU M, BEHMANN B, MEIER H, et al. Impact of Green Machining Strategies on Achieved Surface Quality[J]. CIRP Annals, 2012, 61(1): 55-58.
- [9] 何彦, 余平甲, 王乐祥, 等. 丝杠硬态旋铣工艺的多目标参数优化[J]. 计算机集成制造系统, 2018, 24(4): 894-904.
HE Yan, YU Ping-jia, WANG Le-xiang, et al. Multi-Objective Optimization of Machining Parameters for Hard Whirlwind Milling of Screw[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2018, 24(4): 894-904.
- [10] PAWANR S, KANT GARG G, ROUTROY S. Multi-Objective Optimization of Machining Parameters to Minimize Surface Roughness and Power Consumption Using TOPSIS[J]. Procedia CIRP, 2019, 86: 116-120.
- [11] JIA Shun, WANG Shang, LV Jing-xiang, et al. Multi-Objective Optimization of CNC Turning Process Parameters Considering Transient-Steady State Energy Consumption[J]. Sustainability, 2021, 13(24): 13803.
- [12] 王秋莲, 魏鹏, 段星皓. 基于响应面法和人工蜂群算法的数控车削工艺参数多目标优化[J]. 工业工程与管理, 2022, 27(3): 117-126.
WANG Qiu-lian, WEI Peng, DUAN Xing-hao. Multi-Objective Optimization of Computer Numerical Control Turning Process Parameters Based on Response Surface Method and Artificial Bee Colony Algorithm[J]. Industrial Engineering and Management, 2022, 27(3): 117-126.
- [13] FENG Chun-hua, GUO Hao-hao, ZHANG Jing-yang, et al. A Systematic Method of Optimization of Machining Parameters Considering Energy Consumption, Machining Time, and Surface Roughness with Experimental Analysis[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2022, 119(11-12): 7383-7401.
- [14] 徐兰英, 伍强, 覃孟扬, 等. 轴承圈加热切削加工表面质量研究[J]. 中国机械工程, 2017, 28(19): 2325-2331.
XU Lan-ying, WU Qiang, QIN Meng-yang, et al. Research on Surface Quality of Heated Cutting Bearing Rings[J]. China Mechanical Engineering, 2017, 28(19): 2325-2331.
- [15] 王旭, 赵萍, 吕冰海, 等. 滚动轴承工作表面超精密加工技术研究现状[J]. 中国机械工程, 2019, 30(11):

- 1301-1309.
WANG Xu, ZHAO Ping, LYU Bing-hai, et al. Research Status of Ultra-Precision Machining Technologies for Working Surfaces of Rolling Bearings[J]. China Mechanical Engineering, 2019, 30(11): 1301-1309.
- [16] 袁绩乾, 李文贵. 机械制造技术基础[M]. 北京: 机械工业出版社, 2001.
YUAN Ji-qian, LI Wen-gui. Foundation of Machine Manufacturing Technology[M]. Beijing: China Machine Press, 2001.
- [17] 刘飞. 机械加工系统能量特性及其应用[M]. 北京: 机械工业出版社, 1995.
LIU Fei. Energy Characteristics of Machining System and Its Application[M]. Beijing: China Machine Press, 1995.
- [18] HU Shao-hua, LIU Fei, HE Yan, et al. An On-Line Approach for Energy Efficiency Monitoring of Machine Tools[J]. Journal of Cleaner Production, 2012, 27: 133-140.
- [19] 郎建国, 白胜. 以车代磨加工轴承钢的 CBN 刀具试验研究[J]. 现代制造工程, 2003(7): 48-50.
YUN Jian-guo, BAI Sheng. "Using Turning Instead of Grinding Method" Experiments and Researches Used CBN Cutters on the Bearing Steel Machining[J]. Machinery Manufacturing Engineer, 2003(7): 48-50.
- [20] 胡韶华, 刘飞, 何彦, 等. 数控机床变频主传动系统的空载能量参数特性研究[J]. 计算机集成制造系统, 2012, 18(2): 326-331.
HU Shao-hua, LIU Fei, HE Yan, et al. No-Load Energy Parameter Characteristics of Computerized Numerical Control Machine Tool Main Transmission System[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2012, 18(2): 326-331.
- [21] 李爱平, 古志勇, 朱璟, 等. 基于低碳制造的多工步孔加工切削参数优化[J]. 计算机集成制造系统, 2015, 21(6): 1515-1522.
LI Ai-ping, GU Zhi-yong, ZHU Jing, et al. Optimization of Cutting Parameters for Multi-Pass Hole Machining Based on Low Carbon Manufacturing[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2015, 21(6): 1515-1522.
- [22] 李聪波, 万腾, 陈行政, 等. 基于切削功率的数控车削批量加工刀具磨损在线监测[J]. 计算机集成制造系统, 2018, 24(8): 1910-1919.
LI Cong-bo, WAN Teng, CHEN Xing-zheng, et al. On-Line Monitoring Method of Tool Wear for NC Turning in Batch Processing Based on Cutting Power[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2018, 24(8): 1910-1919.
- [23] 董浩生, 杨赫然, 孙兴伟, 等. 基于改进神经网络算法的螺杆砂带磨削表面粗糙度预测研究[J]. 表面技术, 2022, 51(4): 275-283.
DONG Hao-sheng, YANG He-ran, SUN Xing-wei, et al. Surface Roughness Prediction of Screw Belt Grinding Based on Improved Neural Network Algorithm[J]. Surface Technology, 2022, 51(4): 275-283.
- [24] 陈恒志, 杨建平, 卢新春, 等. 基于极限学习机(ELM)的连铸坯质量预测[J]. 工程科学学报, 2018, 40(7): 815-821.
CHEN Heng-zhi, YANG Jian-ping, LU Xin-chun, et al. Quality Prediction of the Continuous Casting Bloom Based on the Extreme Learning Machine[J]. Chinese Journal of Engineering, 2018, 40(7): 815-821.
- [25] 胡鸿志, 岑德炼, 徐翠锋, 等. 基于 CS 优化神经网络的模拟电路故障诊断[J]. 计算机工程与设计, 2019, 40(4): 1151-1155.
HU Hong-zhi, CEN De-lian, XU Cui-feng, et al. Fault Diagnosis of Analog Circuit Based on CS to Optimize GRNN[J]. Computer Engineering and Design, 2019, 40(4): 1151-1155.
- [26] PATNAIK D U S, SINGH V, VENKATESWARA R P. A New Model for Grinding Force Prediction and Analysis[J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2010, 50(3): 231-240.
- [27] LI Chen, ZHANG Fei-hu, MENG Bin-bin, et al. Material Removal Mechanism and Grinding Force Modelling of Ultrasonic Vibration Assisted Grinding for SiC Ceramics[J]. Ceramics International, 2017, 43(3): 2981-2993.
- [28] 富宏亚, 韩振宇. 智能加工技术与系统[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2006.
FU Hong-ya, HAN Zhen-yu. Intelligent Manufacturing System and Technology[M]. Harbin: Harbin Institute of Technology Press, 2006.
- [29] RAJEMI M F, MATIVENGA P T, ARAMCHAROEN A. Sustainable Machining: Selection of Optimum Turning Conditions Based on Minimum Energy Considerations[J]. Journal of Cleaner Production, 2010, 18(10-11): 1059-1065.
- [30] 艾兴, 肖诗纲. 切削用量简明手册[M]. 北京: 机械工业出版社, 2013.
AI Xing, XIAO Shi-gang. A Concise Manual of Cutting Parameters[M]. Beijing: China Machine Press, 2013.

责任编辑: 万长清