

AO-LSSVM在铣削铝合金表面粗糙度预测研究与应用

吕亮亮 尹凝霞 仵景岳 麦青群 刘璨

(广东海洋大学机械工程学院, 湛江 524088)

文 摘 为提高铣削7475铝合金表面粗糙度(R_a)的预测准确性和便捷性,本文基于天鹰优化器算法(AO)对最小二乘向量机(LSSVM)进行优化,以4个铣削参数作为输入值, R_a 作为输出值构建铣削铝合金 R_a 预测模型,通过与粒子群(PSO)优化最小二乘支持向量机(LSSVM)和LSSVM两种算法进行对比,采用灰色关联对铣削参数与表面粗糙度之间的相关性进行分析并通过GUI界面搭建 R_a 预测系统。结果表明:基于AO-LSSVM的 R_a 预测模型的预测误差为4.2876%,拟合优度达到0.93864,优于其他算法;每齿进给量与 R_a 的相关性最大,灰色关联度值为0.764;通过GUI预测应用系统能实现高效、便捷、准确地预测 R_a 值。

关键词 表面粗糙度,天鹰优化最小二乘支持向量机,灰色关联分析,应用系统

中图分类号:TH161

DOI:10.12044/j.issn.1007-2330.2023.03.003

Research and Application of AO-LSSVM in Milling Aluminum Alloy Surface Roughness Prediction

LV Liangliang YIN Ningxia WU Jingyue MAI Qinqun LIU Can

(College of Mechanical and Power Engineering Guangdong Ocean University, Zhanjiang 524088)

Abstract To further improve the accuracy and convenience of prediction on the surface roughness (R_a) of milled 7475 aluminum alloy, the least squares vector machine (LSSVM) was optimized based on the Aquila Optimizer algorithm (AO). The R_a prediction model of milled aluminum alloy was constructed with four milling parameters as the input values and R_a as the output value. This model was compared with two other algorithms, PSO-LSSVM and LSSVM. The correlation between the milling parameters and surface roughness was analyzed using gray correlation. The R_a prediction system was built through the GUI interface. The results show that the prediction error of the R_a prediction model based on AO-LSSVM is 4.2876%, and the goodness-of-fit reaches 0.93864, which is better than other algorithms. The correlation between feed per tooth and R_a is the largest, with a gray correlation value of 0.764. The GUI prediction application system can realize efficient, convenient, and accurate prediction of R_a values.

Key words Surface roughness, Aquila optimized least squares support vector machine, Grey correlation analysis, Application system

0 引言

7475铝合金由于其质量轻、耐腐蚀、较强的抗疲劳断裂等特性,广泛应用于飞机、汽车和医疗器械^[1]等领域,与其他铝合金相比(如7050和7075铝合金)

具有更好的机械性能^[2]。这些应用领域对零件表面加工质量要求较高,表面粗糙度(R_a)对机械产品的使用寿命和可靠性有重大影响,它会直接影响摩擦条件从而影响工件的腐蚀、磨损、疲劳和类似的其他

收稿日期:2022-10-08

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51375099);广东省教育厅特色创新类项目(2017KTSCX086);广东海洋大学科研启动费资助项目(E15168)

第一作者简介:吕亮亮,1997年出生,硕士,研究方向先进制造及其检测技术。E-mail:lvliangliang1688@163.com

通信作者:尹凝霞,1975年出生,硕士生导师,研究方向CFD/CAE分析。E-mail:yinnx@gdou.edu.cn

属性^[3-4],所以高效、可靠、精确的 R_a 预测对于现代制造业的表面质量控制至关重要。

目前 R_a 预测研究可分为3大领域^[5]。(1)基于加工理论的理论模型:张宇鑫等^[6]基于未变形切削厚度模型并引入氧化膜厚度的影响构建 R_a 预测模型,其准确度达到91.25%;S. YANG等^[7]建立了考虑碳纤维分布的外周铣削碳纤维增强聚合物的 R_a 预测模型,其理论公式包含运动学、动力学和碳纤维分布, R_a 的预测精度达到90.05%;G. WANG等^[8]考虑毛坯的初始粗糙度、接触法向压力和尺寸效应的因素的影响,建立了考虑尺寸效应的微成型 R_a 预测模型,陈超逸等^[9]提出一种分段的 R_a 理论预测模型。(2)基于实验设计的回归模型:李韩博等^[10]基于响应曲面法构建二阶回归模型预测SPIF(单点增量成型) R_a ;时强胜等^[11]基于GRA-RSM构建橡胶垫磨抛 R_a 预测方法。(3)基于人工智能的模型:S. LI等^[12]基于粒子群算法优化最小二乘支持向量机,以噪声、振动和工件表面纹理的特征值作为输入值,粗糙度作为输出值构建多维特征融合的 R_a 预测模型,该模型的预测精度达到92.54%;史丽晨等^[13]基于残差网络自适应提取能力强的优点,提出一种基于小波变换结合残差网络构建 R_a 的预测方法;R. WANG等^[14]提出一种新的遗传算法集成学习模型,应用于316不锈钢多喷射抛光中的 R_a 预测,平均误差从0.215下降到0.195。K. MANJUNATH等^[15]基于长短期记忆预测S45C钢铣削过程中的 R_a ,其均方根误差函数为0.1097。上述3大领域中基于理论模型的预测建模建立在观测到的物理现象,与实际现象有一定的偏差;基于实验设计的回归模型依赖于设计方法,有一定的局限性;而基于人工智能的预测模型侧重于数据的挖掘,没有设计方法的局限性。

为了进一步提高铣削铝合金 R_a 的预测准确性,本文基于天鹰优化算法(aquila optimizer, AO)优化最小二乘支持向量机(least squares support vector machine, LSSVM)构建 R_a 预测模型,采用灰色关联分析法分析 R_a 与4个铣削参数之间的相关性。为了快速便捷地预测,在MATLAB开发环境中构建 R_a 预测应用系统,该系统以AO-LSSVM预测模型为核心,并镶嵌响应曲面算法作为分析铣削参数与 R_a 之间的响应曲面关系。

1 基于AO-LSSVM表面粗糙度预测模型的建立

1.1 LSSVM回归模型

LSSVM是一种新的机器学习方法^[12],是对标准支持向量机(support vector machines, SVM)的改进^[16]。它具有学习速度快,泛化能力强的优点,可以避免神经网络的过度拟合和SVM训练时间长的问

题^[17],故本文使用LSSVM作为铣削铝合金 R_a 的预测模型,其主要原理如下^[18]:对于记录输入参数 x_i 和输出参数 y_i 的样本组 $U = \{(x_i, y_i) | i = 1, 2, 3, \dots, n\}$,使用从输入空间到输出空间的非线性映射构造LSSVM的回归函数,公式如下^[12]:

$$y(x) = \omega^T \varphi(x) + b \quad (1)$$

式中, ω 表示权重向量; $\varphi(x)$ 表示非线性映射函数; b 为预设偏置常数。

根据结构最小化原理,LSSVM目标函数和约束条件设置如下^[12]

$$\begin{cases} \min H(\omega, e) = \frac{1}{2} \omega^T \omega + \frac{1}{2} \gamma \sum_{i=1}^n e_i^2 \\ y_i = \omega^T \varphi(x_i) + b + e_i, \quad i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (2)$$

式中, γ 表示正则化参数; e_i 表示回归函数的输出与结果之间的误差。为了解决LSSVM的受限优化问题,引入拉格朗日常数将式(2)转换成更容易求解的对偶空间优化模型式(3):

$$L(\omega, b, e, \alpha) = H(\omega, e) - \sum_{i=1}^n \alpha_i (\omega^T \varphi(x_i) + b + e_i - y_i) \quad (3)$$

式中, α_i 为拉格朗日乘数。将式(3)的偏导数取为 ω, b, e 和 α 得到最优条件等式^[17]:

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \omega} = 0 \rightarrow \omega = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i \varphi(x_i) \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \rightarrow b = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial e_i} = 0 \rightarrow \alpha_i = \gamma e_i, \quad i = 1, \dots, n \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha_i} = 0 \rightarrow y_i [\omega^T \varphi(x_i) + b] - 1 + e_i, \quad i = 1, \dots, n \end{cases} \quad (4)$$

通过消除式(4)中的 ω 和 e_i ,可以获取所需的优化解^[17]:

$$\begin{bmatrix} 0 & E^T \\ E & \Omega + \gamma^{-1} I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中, $E = (1, 1, \dots, 1)^T$; Ω 为核函数矩阵; I 是单位矩阵; $y = (y_1, \dots, y_n)^T$ 。核函数表达式为^[17]:

$$\Omega_{ij} = \varphi(x_i)^T \varphi(x_j) = K(x_i, x_j) \quad (6)$$

特征空间的训练数据分布取决于映射非线性输入空间的核函数选择^[19],径向基函数(RBF)由于其强大的逼近能力和学习速度广泛用于回归模型,故本研究中使用非线性系统中RBF函数作为LSSVM的核函数,RBF核定义如下^[12]:

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (7)$$

式中, σ 为核函数的宽度系数。因此,用于函数近似的LSSVM模型的最终公式如下^[17]:

$$y(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i K(x_i - x_j) + b \quad (8)$$

LSSVM模型的拟合能力主要取决于最优惩罚因子 γ 与核参数平方 σ^2 的选择质量,其中 γ 和 σ^2 影响LSSVM的泛化性能, γ 的选择直接影响整个模型的计算复杂度和稳定性。为了避免模型的过度拟合并确保可靠性能,应适当设置最优惩罚因子 γ 与核函数宽度值 σ ,在本研究中,使用AO算法优化来获得LSSVM模型的适当参数。

1.2 AO-LSSVM预测模型建立

1.2.1 AO优化算法

AO优化算法具有多个探索和开发策略以及强大的多元化能力,能够以较短的时间收敛和较强的鲁棒性^[20]。AO算法优化原理如下。

(1)扩展探索,天鹰鸟群通过高空翱翔识别猎物区域、扩大搜寻范围并通过垂直俯冲选择最佳狩猎区域,该部分的数学公式为^[20]:

$$\begin{cases} X_1(t+1) = X_{\text{best}}(t) \left(1 - \frac{t}{T}\right) + (X_M(t) - X_{\text{best}}(t)A) \\ X_M(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n X_i(t), \quad \forall j = 1, 2, \dots, D_{im} \end{cases} \quad (9)$$

式中, $X_1(t+1)$ 为 $t+1$ 次迭代的解; $X_{\text{best}}(t)$ 为第 t 次迭代为止算法获得的最优解,反映了猎物的最佳位置; t 和 T 分别为当前迭代次数和最大迭代次数; $X_M(t)$ 表示第 t 次迭代时种群平均位置; A 为0~1之间的随机值; D_{im} 为问题维度的大小。

(2)缩小探索,当AO鸟群在高空发现猎物时,鸟群会在目标猎物上方盘旋,准备着陆,然后进行攻击,其目的为缩小狩猎范围,即缩小最优解的搜索空间,其数学公式表达为^[20]:

$$\begin{cases} X_2(t+1) = X_{\text{best}}(t)L(D) + X_R(t) + (y-x)A \\ L(D) = s \times \frac{u\sigma}{|\nu|^{\frac{1}{\beta}}} \\ \sigma = \left(\frac{\Gamma(1+\beta) \sin e\left(\frac{\pi\beta}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{1+\beta}{2}\right) \beta \times 2^{\left(\frac{\beta-1}{2}\right)}} \right) \end{cases} \quad (10)$$

式中, $L(D)$ 为莱维飞行分布函数, D 为维度空间; $X_R(t)$ 为第 i 次迭代时取 $[1, N]$ 范围内的随机解; s 为固定为0.01的常数;值和 ν 是0~1之间的随机数。

(3)扩大开发,AO利用目标的选定区域来接近猎物,通过垂直下降的方法进行初步攻击试探猎物的反应,该部分行为的数学公式为^[20]:

$$X_3(t+1) = (X_{\text{best}}(t) - X_M(t))\alpha - A + [(UB - LB)A + LB]\delta \quad (11)$$

式中, α 和 δ 为开发调整参数,由于本文 R_s 数据值偏

小,故将参数固定为较小值0.1; LB 表示给定问题的下限, UB 表示给定问题的上限。

(4)缩小开发,当AO接近猎物时,AO根据其随机运动在陆地上攻击猎物,行走和抓取猎物的数学公式为^[20]:

$$\begin{cases} X_4(t+1) = Q_F X_{\text{best}}(t) - G_1 X(t)A - G_2 L(D) + AG_1 \\ Q_F(t) = \frac{2A-1}{t^{(1-r)^2}} \\ G_1 = 2A-1 \\ G_2 = 2\left(1 - \frac{t}{T}\right) \end{cases} \quad (12)$$

式中, Q_F 表示用于平衡搜索策略的质量函数; G_1 表示在追踪猎物过程中天鹰的各种运动; G_2 表示线性递减的飞行斜率值,范围是 $[0, 2]$; $X(t)$ 是第 t 次迭代的当前解。

1.2.2 AO-LSSVM建模

最优惩罚因子 γ 与核参数平方 σ^2 为LSSVM最重要的参数,直接影响铣削铝合金表面粗糙度建模的准确性与稳定性。将LSSVM的训练集均方根误差(RMSE)作为AO优化器算法的适应度值,将惩罚因子与核参数平方作为超参数,利用AO优化器算法进行寻优。AO算法优化LSSVM流程如图1所示。

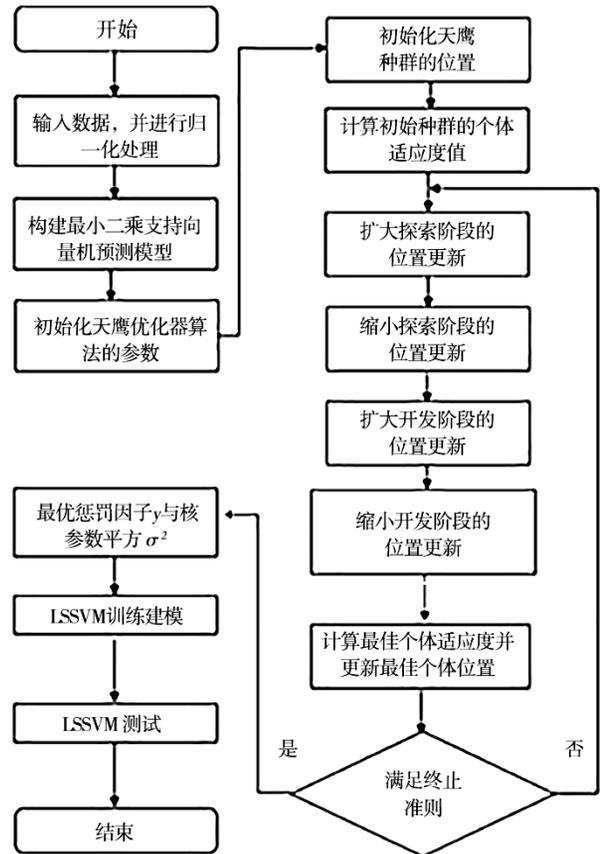


图1 AO-LSSVM算法流程图

Fig. 1 Flow chart of AO-LSSVM algorithm

2 表面粗糙度预测模型实例分析

2.1 表面粗糙度预测影响因素分析

Tipins 等人在 1976 年建立的 R_a 预测经验模型仅包含主轴转速 n 、每齿进给量 f 、轴向切深 a_p 数^[21]。文献[22]基于 PSO-LSSVM 构建的预测模型也仅包含上述 3 个切削参数,为了使预测模型预测更为准确和考虑的切削影响因素更为全面,国内外学者对铣削加工的 R_a 进行了试验研究^[23-25],研究发现构建铣削 R_a 预测模型时应当考虑径向切深 a_e 的影响。

基于以上分析,本文选择 n 、 f 、 a_p 及径向切深 a_e 作为输入值构建 R_a 预测模型。

2.2 表面粗糙度实验数据获取

本研究中构建铣削铝合金 R_a 预测模型的 45 组实验数据均来自课题组实验数据^[26],实验设计方案采用正交实验和响应曲面两种实验设计方法,实验参数水平表如表 1 所示。

表 1 表面粗糙度实验因素与水平

设计方案	$n/10^3 \text{ r} \cdot \text{min}^{-1}$	$f/\text{mm} \cdot \text{z}^{-1}$	a_p/mm	a_e/mm
正交	5	0.04	0.10	2
	7	0.10	0.20	3
	9	0.15	0.25	4
	11	0.20	0.30	5
响应曲面	5	0.04	0.1	2
	8	0.12	0.2	3.5
	11	0.20	0.3	5

实验设备采用 VMC1000P 立式加工中心和 Mar Surf PS1 手持式 R_a 测试仪。实验材料为 7475 铝合金,刀具采用直径 $D=10 \text{ mm}$ 、 $z=4$ 、前角为 5° 、后角 15° 、螺旋角 30° 的整体式硬质合金立铣刀,实验采用平面顺铣和乳化液冷却的切削方式,加工过程图片如图 2 所示。为了减小测量误差,在已加工表面的不



图 2 铝合金铣削加工示意图

Fig. 2 Aluminum alloy milling schematic

同位置选取 3 段,每次测量长度为 5.6 mm ,测量 4 次, R_a 取平均值,实验所得数据如表 2 所示。

表 2 表面粗糙度实验数据

Tab. 2 Experimental data of surface roughness

序号	$n/10^3 \text{ r} \cdot \text{min}^{-1}$	$f/\text{mm} \cdot \text{z}^{-1}$	a_p/mm	a_e/mm	$R_a/\mu\text{m}$
1	5	0.04	0.1	2	0.180
2	9	0.15	0.1	4	0.205
3	11	0.20	0.1	5	0.207
4	7	0.10	0.1	3	0.168
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
41	8	0.12	0.3	5	0.190
42	11	0.12	0.2	2	0.192
43	8	0.04	0.2	5	0.140
44	5	0.12	0.2	2	0.210
45	8	0.04	0.2	2	0.152

2.3 粗糙度与铣削参数的灰色关联分析

灰色相对关联度是根据因子序列与初始点的变化率发展趋势判断序列之间的相似关联度^[12]。本文采用灰色关联分析来描述 4 个铣削参数与粗糙度之间的相关性。灰色相对关联度值越接近于 1,表明影响因子与粗糙度之间的关系越显著。采用 SPSSAU 在线数据分析软件对 45 组数据进行灰色关联度分析,选用 R_a 为参考数列,4 个铣削因素为比较数列。数据归一化处理后计算灰色关联系数,公式如下:

$$\xi_i(k) = \frac{\min_i \min_k |x_0(k) - x_i(k)| + \rho \cdot \max_i \max_k |x_0(k) - x_i(k)|}{|x_0(k) - x_i(k)| + \rho \cdot \max_i \max_k |x_0(k) - x_i(k)|} \quad (13)$$

式中, $\xi_i(k)$ 为比较数列 x_i 对参考数列 x_0 在第 k 个指标上的关联系数; ρ 为分辨系数,通常取 0.5; $\min_i \min_k |x_0(k) - x_i(k)|$ 、 $\max_i \max_k |x_0(k) - x_i(k)|$ 分别为两级最小差和两级最大差。记:

$a = \min_i \min_k |x_0(k) - x_i(k)|$, $b = \max_i \max_k |x_0(k) - x_i(k)|$ 则式(13)转换为式(14):

$$\xi_i(k) = \frac{a + \rho b}{|x_0(k) - x_i(k)| + \rho b} \quad (i = 1, 2, \dots, m, k = 1, 2, \dots, n) \quad (14)$$

由式(14)得到 45 组铣削实验数据的灰色关联系

数,然后对 45 组数据计算其灰色关联度,不同铣削参数对 R_a 的关联度计算公式如下:

$$\gamma_i = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \xi_i(k) \quad (15)$$

铣削铝合金的 R_a 灰色关联分析结果如表 3 所示,部分加工后的表面形貌如图 3 所示,可知每齿进给量为 0.04 的工件加工后的表面形貌最好。由表 3 可知,每齿进给量与 R_a 的灰色关联度值为 0.764,而其他 3 个铣削参数的灰色关联度值相差不大均在 0.65 左右。关联度结果表明每齿进给量是影响铣削平面 R_a 的最大因素。

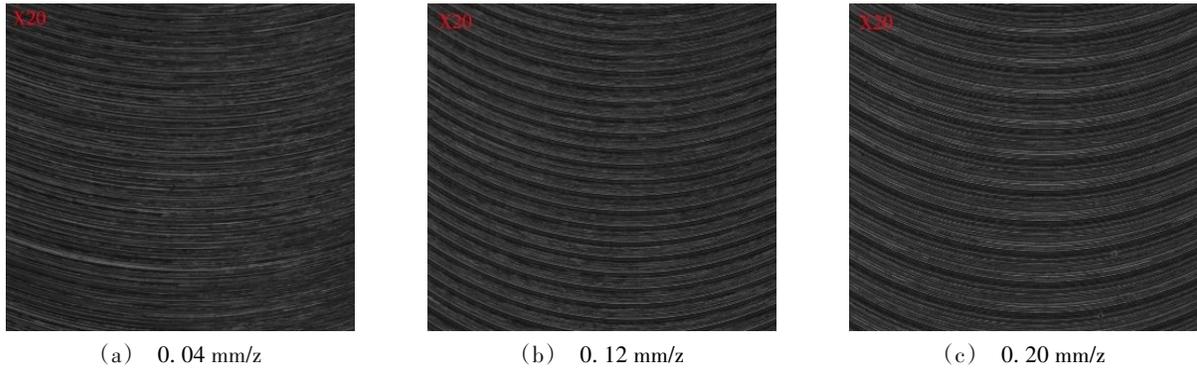


图3 主轴转速为8 000 r/min的部分加工后的表面形貌 20×

Fig. 3 Surface topography after partial machining with spindle speed of 8 000 r/min

表3 关联度结果

Tab. 3 Correlation results

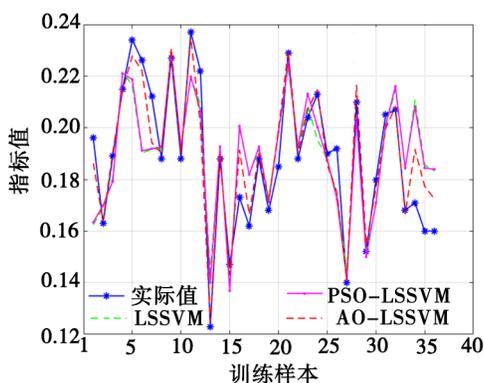
评价项	$f/\text{mm}\cdot\text{z}^{-1}$	a_c/mm	a_p/mm	$n/\text{r}\cdot\text{min}^{-1}$
关联度	0.764	0.654	0.651	0.650
排名	1	2	3	4

3 AO-LSSVM的表面粗糙度预测性能评估

为了验证本文基于AO-LSSVM建立的铣削铝合金 R_a 预测模型的预测准确率及泛化能力,使用粒子群(particle swarm optimization, PSO)优化LSSVM(PSO-LSSVM)、LSSVM与AO-LSSVM R_a 预测模型进行对比分析。将获得的45组 R_a 实验数据导入到AO-LSSVM预测模型中,与使用相同实验数据的PSO-LSSVM和LSSVM进行对比分析。AO-LSSVM与PSO-LSSVM的进化曲线如图4所示,AO-LSSVM相较于PSO-LSSVM收敛速度快、迭代次数少。

选用平均绝对误差(MAE)、均方根误差(RMSE)和平均绝对百分比误差(MAPE)作为 R_a 预测模型的性能评价指标,其公式分别为:

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\hat{y}_i - y_i| \quad (16)$$



(a) 表面粗糙度值预测图

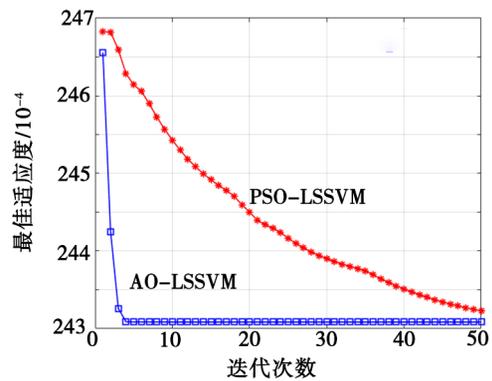


图4 AO-LSSVM与PSO-LSSVM的进化曲线

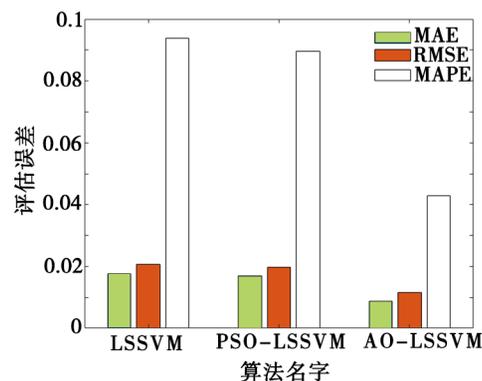
Fig. 4 Evolution curves of AO-LSSVM and PSO-LSSVM

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad (17)$$

$$\text{MAPE} = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{\hat{y}_i - y_i}{y_i} \right| \quad (18)$$

式中, \hat{y}_i 为 R_a 算法预测值; y_i 为 R_a 的实验测量值; n 为样本个数。

不同预测模型的 R_a 预测结果如图5、图6所示,测试集误差分析结果如表4所示。



(b) 预测模型误差评估对比图

图5 AO-LSSVM、PSO-LSSVM、LSSVM训练集性能评估图

Fig. 5 AO-LSSVM, PSO-LSSVM, LSSVM training set performance evaluation chart

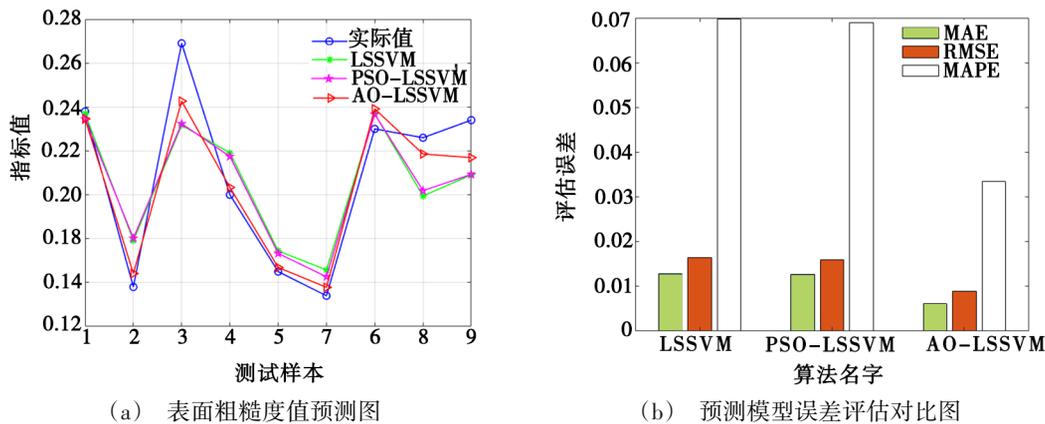


图6 AO-LSSVM、PSO-LSSVM、LSSVM测试集性能评估图

Fig. 6 AO-LSSVM, PSO-LSSVM, LSSVM test set performance evaluation diagram

表4 测试集误差分析

Fig. 4 Test set error analysis

算法名称	平均绝对误差 MAE/ 10^{-3}	均方根误差 RMSE/ 10^{-3}	平均绝对误差 MAPE/%	拟合优度 R^2 /%
LSSVM	17.577	20.567	9.3898	75.89
PSO-LSSVM	16.920	19.815	8.9704	78.45
AO-LSSVM	8.7413	11.565	4.2876	93.8

由图5(a)和图6(a)可知,除去个别数据噪声的影响,大部分样本的预测值和真实值都较为接近。相较于PSO-LSSVM和LSSVM,AO-LSSVM的训练集和测试集预测结果更接近于实际测量值。由图5(b)图6(b)和表4可知,AO-LSSVM模型的三种性能评价指标(MAE、RMSE、MAPE)均低于PSO-LSSVM和LSSVM预测模型。其中AO-LSSVM模型的MAPE比PSO-LSSVM模型的降低了4.6828%,并且有较高的拟合优度(0.93864),且接近于1,这表明AO-LSSVM的拟合程度较好,预测精度更高。综上所述,

AO优化器算法能够提高LSSVM模型 R_a 的预测效果和稳定性。因此,本研究中采用AO-LSSVM算法建立铣削铝合金 R_a 预测模型具有较大的优势和合理性。

4 基于AO-LSSVM的表面粗糙度预测应用系统

为了降低预测模型的测试成本和便于实际应用,采用较优的AO-LSSVM算法预测模型作为核心,在MATLAB开发环境中运用GUI界面图形设计构建铣削铝合金 R_a 预测应用系统,该系统操作简单、预测精度高。系统的GUI界面设计结构如图7所示,该应用系统的测试集 R_a 预测精度达到了95.7124%,满足实际工程需要。该应用系统包括4个方面:数据导入;预测结果显示; R_a 与切削参数的交互作用关系绘制;算法收敛性显示与切削参数选取和预测,该系统通过模块1导入Excel文件数据进行预测模型训练,模块2进行预测模型验证,模块4通过输入4个铣削参数值进行 R_a 值预测。由于在实际工程应用中,不

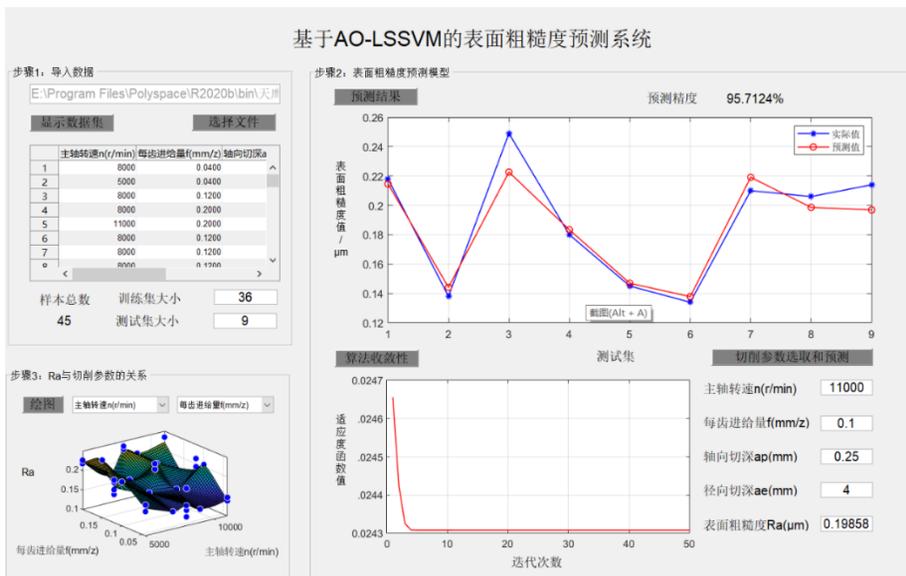


图7 表面粗糙度预测系统界面图

Fig. 7 Surface roughness prediction system interface diagram

同产品对 R_a 的要求不同导致切削参数的不确定性,本系统通过建模和优化算法寻优,能够求解最佳的粗糙度对应的切削参数,为实际加工提供一定的参考。

R_a 与切削参数之间交互关系如图8所示,由于有一部分数据为正交实验数据造成曲面图有较多的转折点,相较于其他3种切削参数, R_a 与 f 呈现强正相关关系,这与2.2中灰色关联分析结果一致。

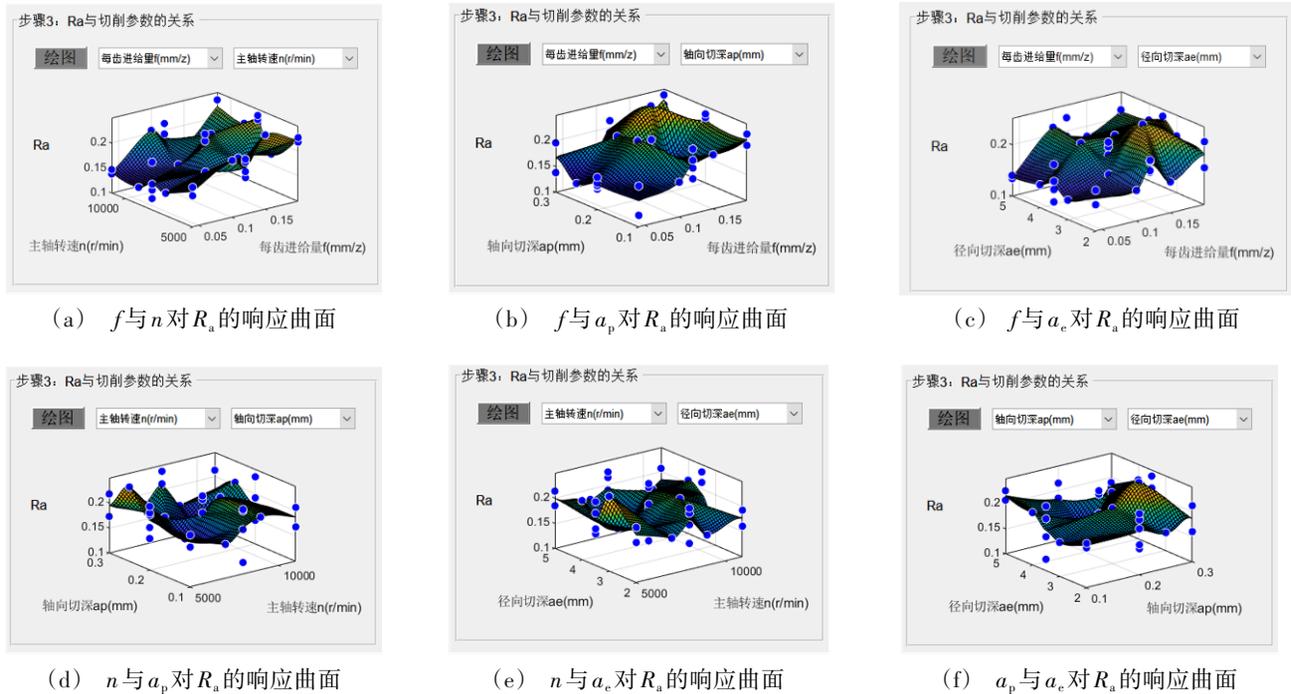


图8 R_a 与4个铣削参数的响应曲面图

Fig. 8 Response surface of R_a with 4 milling parameters

5 结论

(1)本文提出一种基于AO优化器改进LSSVM算法的铣削铝合金 R_a 预测模型,通过与PSO-LSSVM和LSSVM预测模型对比分析,预测结果表明AO-LSSVM的预测精度和拟合优度均高于另外两种算法(AO-LSSVM的预测精度和拟合优度分别为95.7124%和0.93846),故AO-LSSVM模型在铝合金 R_a 预测中具有明显优势。

(2)基于GUI搭建铣削铝合金 R_a 预测应用系统,该系统与AO-LSSVM预测模型预测效果一致,通过切削参数选取能快速、便捷、准确地预测 R_a 值,为实际工程应用提供一定的参考。

参考文献

[1] KANNANA V, LENINB K, NAVNEETHAKRISHNANC P. Investigation in machining parameter of micro profile and surface characteristics of Al7475 with SiC alloy in LBM [J]. Materials Today:Proceedings, 2020, 21(1): 701-707.

[2] FERREIRA N, JESUS J, FERREIRA J, et al. Effect of bead characteristics on the fatigue life of shot peened Al 7475-T7351 specimens [J]. International Journal of Fatigue, 2020, 134: 105521.

[3] ZOU L, FANG H, LI Y, et al. Roughness estimation of high-precision surfaces from line blur functions of reflective 宇航材料工艺 <http://www.yhclgy.com> 2023年 第3期

images [J]. Measurement: Journal of the International Measurement Confederation, 2021, 182: 109677.

[4] ZHANG T, GUO X, FAN S, et al. AMS-Net: Attention mechanism based multi-size dual light source network for surface roughness prediction [J]. Journal of Manufacturing Processes, 2022, 81: 371-385.

[5] PANA Y, ZHOUA P, YANA Y, et al. New insights into the methods for predicting ground surface roughness in the age of digitalization [J]. Precision Engineering, 2021, 67(0): 393-418.

[6] 张宇鑫, 任成祖, 左明泽, 等. ELID成形磨削实验研究与表面粗糙度预测 [J]. 宇航材料工艺, 2018, 48(6): 28-33.

ZHANG Y, REN C, ZUO M, et al. ELID form grinding experimental study and surface roughness prediction [J]. Aerospace Material Technology, 2018, 48(6): 28-33.

[7] SONG Y, CAO H, WANG Q, et al. Surface roughness prediction model in high-speed dry milling CFRP considering carbon fiber distribution [J]. Composites Part B: Engineering, 2022, 245: 110230.

[8] WANG G, HAN J, LIN Y, et al. Investigation on size effect of surface roughness and establishment of prediction model in micro-forming process [J]. Materials Today Communications, 2021, 27: 102279.

[9] 陈超逸, 鲁娟, 陈楷, 等. 车削表面粗糙度解析模型与DDQN-SVR预测模型研究 [J]. 机械工程学报, 2021, 57

(13): 262-272.

CHEN C, LU J, CHEN K, et al. Research on analytical model and DDQN-SVR prediction model of turning surface roughness [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2021, 57 (13): 262-272.

[10] 李韩博, 杨明顺, 李言, 等. 响应曲面法在SPIF表面粗糙度预测及多目标优化中的应用[J]. *机械科学与技术*, 2017, 36(12): 1896-1905.

LI H, YANG M, LI Y, et al. Application of response surface methodology in surface roughness prediction and multi-objective optimization of SPIF [J]. *Mechanical Science and Technology*, 2017, 36(12): 1896-1905.

[11] 时强胜, 张小俭, 陈巍, 等. 基于灰色关联度分析-响应面法的橡胶软模端面抛磨表面粗糙度预测[J]. *中国机械工程*, 2021, 32(24): 2967-2974.

SHI Q, ZHANG X, CHEN W, et al. Prediction of surface roughness of rubber soft die end face polishing based on grey relational analysis-response surface method [J]. *China Mechanical Engineering*, 2021, 32(24): 2967-2974.

[12] LI S, LI S, LIU Z, et al. Roughness prediction model of milling noise-vibration-surface texture multi-dimensional feature fusion for N6 nickel metal [J]. *Journal of Manufacturing Processes*, 2022, 79: 166-176.

[13] 史丽晨, 杨培东, 王海涛. 基于小波包变换-残差网络的表面粗糙度预测[J]. *计算机集成制造系统*, 1-17.

SHI L, YANG P, WANG H. Surface roughness prediction based on wavelet packet transform-residual network [J]. *Computer Integrated Manufacturing System*: 1-17, <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5946.tp.20210918.1143.006.html>

[14] WANG R, CHANG M, LOH Y, et al. Ensemble learning with a genetic algorithm for surface roughness prediction in multi-jet polishing [J]. *Expert Systems With Applications*, 2022, 207: 118024.

[15] MANJUNATH K, TEWARY S, KHATRI H. Surface roughness prediction in milling using long-short term memory modelling [J]. *Materials Today: Proceedings*, 2022, 64 (3) : 1300-1304.

[16] HUAN J, CAO W, QIN Y. Prediction of dissolved oxygen in aquaculture based on EEMD and LSSVM optimized by the Bayesian evidence framework [J]. *Computers & Electronics in Agriculture*, 2018, 150: 257-265.

[17] WAN P, ZOU H, WANG L, et al. Hot deformation characterization of Ti - Nb alloy based on GA-LSSVM and 3D processing map [J]. *Journal of Materials Research and Technology*, 2021, 13: 1083-1097.

[18] WANG P, PENG S, HE T. A novel approach to total organic carbon content prediction in shale gas reservoirs with

well logs data, Tonghua Basin, China [J]. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, 2018, 55: 1-15.

[19] YOUSEFI M, GHOLAMI M, OSKOEI V, et al. Comparison of LSSVM and RSM in simulating the removal of ciprofloxacin from aqueous solutions using magnetization of functionalized multi-walled carbon nanotubes: Process optimization using GA and RSM techniques [J]. *Journal of Environmental Chemical Engineering*, 2021, 9(4): 105677.

[20] ABUALIGAH L, YOUSRI D, ELAZIZ M, et al. Aquila optimizer: A novel meta-heuristic optimization algorithm [J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2021, 157: 107250.

[21] 马尧, 岳源. 钛合金TC25铣削表面粗糙度预测模型研究[J]. *制造技术与机床*, 2020 (8): 141-145.

MA Y, YUE Y. Research on surface roughness prediction model of titanium alloy TC25 milling [J]. *Manufacturing Technology and Machine Tools*, 2020 (8): 141-145.

[22] 杨钊, 路超凡, 刘安黎. 基于PSO-LSSVM算法的表面粗糙度预测模型与应用[J]. *机床与液压*, 2021, 49(6): 47-50, 59.

YANG Z, LU C, LIU A. Surface roughness prediction model and application based on PSO-LSSVM algorithm [J]. *Machine Tools and Hydraulics*, 2021, 49(6): 47-50, 59.

[23] 盖立武, 吴查穆, 张克栋. Inconel 718镍基合金高速铣削表面粗糙度研究[J]. *组合机床与自动化加工技术*, 2021(10): 147-150.

GAI L, WU C, ZHANG K. Research on surface roughness of high-speed milling of nickel-based alloy Inconel 718 [J]. *Combined Machine Tool and Automatic Machining Technology*, 2021 (10): 147-150.

[24] 王晓明 韩江. TC4钛合金高速铣削表面粗糙度研究[J]. *机械设计与制造*, 2019(5): 232-236, 240.

WANG X, HAN J. Study on surface roughness of TC4 titanium alloy in high-speed milling [J]. *Mechanical Design And Manufacture*, 2019(5): 232-236, 240.

[25] 于英钊, 高军, 郑光明, 等. 高速干铣削高强度钢铣削力及表面粗糙度研究[J]. *组合机床与自动化加工技术*, 2018 (12): 21-24.

YU Y, GAO J, ZHENG G, et al. Study on milling force and surface roughness of high strength steel in high speed dry milling [J]. *Modular Machine Tool and Automatic Machining Technology*, 2018 (12): 21-24.

[26] 刘军库. 加工表面粗糙度与切削用量及切削力关系的实验研究[D]. 广东海洋大学, 2019.

LIU J. Experimental study on the relationship between surface roughness and cutting parameters and cutting force [D]. *Guangdong Ocean University*, 2019.