

变截面蜗旋盘齿面粗糙度的双预测模型

刘涛, 张文超, 张文帅

(兰州理工大学 机电工程学院, 兰州 730050)

摘要: **目的** 精确预测三段基圆变截面蜗旋盘齿面粗糙度, 确定合理的铣削参数, 提高变截面蜗旋盘齿面的加工质量。**方法** 首先在正交试验的铣削参数条件下, 用 XK714 数控铣床对毛坯件进行铣削加工, 获得三段基圆变截面蜗旋盘, 用 SJ-210 表面粗糙度测量仪测量已加工蜗旋齿侧面的粗糙度值。然后利用铣削参数和测量的粗糙度值, 建立齿面粗糙度的多元回归预测模型和改进的 BP 神经网络预测模型及双预测模型, 并验证该三种模型的精确度。最后对单一因素条件下的粗糙度进行预测、分析。**结果** 经过计算可得, 齿面粗糙度的多元回归预测模型的平均误差为 1.43%, 最大误差为 3.09%。改进的 BP 神经网络预测模型的平均误差为 1.33%, 最大误差为 3.22%。两种模型的预测平均值作为双预测模型时, 预测平均误差为 0.627%, 最大误差为 1.51%。**结论** 齿面粗糙度的双预测模型的平均误差明显降低, 同时可以避免单一预测模型产生主观预测误差。各铣削因素对粗糙度的影响程度不同, 进给量 f_z > 吃刀深度 a_p > 刀具转速 n > 侧吃刀量 a_e 。随着进给量、吃刀深度、侧吃刀量的增加, 齿面粗糙度值增加; 随着刀具转速升高, 齿面粗糙度值降低。

关键词: 变截面蜗旋盘; 粗糙度; 正交试验; 多元回归模型; BP 神经网络; 双预测模型; 铣削参数

中图分类号: TG506 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3660(2019)08-0323-07

DOI: 10.16490/j.cnki.issn.1001-3660.2019.08.043

Double-predictive Model of Tooth Surface Roughness of Variable-section Scroll

LIU Tao, ZHANG Wen-chao, ZHANG Wen-shuai

(School of Mechanical and Electrical Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

ABSTRACT: The work aims to accurately predict the tooth surface roughness of the three-section base-circular variable-section scroll, determine the reasonable milling parameters and improve the machining quality of the variable-section scroll. Firstly, under the orthogonal test milling parameters, the blanks were milled by XK714 CNC milling machine to obtain three-section circular-variable scrolls, and the side roughness of the processed scrolls was measured by SJ-210 surface roughness measuring instrument. Then, milling parameters and measured roughness values were adopted to establish a multivariate regression prediction model of the tooth surface roughness, the improved BP neural network prediction model and bi-predictive model and verify the accuracy of the three models. Finally, the roughness under single factor was predicted and analyzed. Through calculation, the average error of the multivariate regression prediction model for tooth surface roughness was 1.43% and the maximum error was 3.09%, while the average error of the improved BP neural network prediction model was 1.33%, and the

收稿日期: 2018-03-26; 修订日期: 2019-07-29

Received: 2018-03-26; Revised: 2019-07-29

基金项目: 国家自然科学基金项目 (51665053)

Fund: Supported by the National Natural Science Foundation of China (51665053)

作者简介: 刘涛 (1971—), 女, 博士, 教授, 主要研究方向为机械设计制造及自动化。邮箱: liutao1971@lut.cn

Biography: LIU Tao (1971—), Female, Doctor, Professor, Research focus: mechanical design, manufacturing and automation. E-mail: liutao1971@lut.cn

maximum error was 3.22%. When the average value was used as the double prediction model, the predicted average error was 0.627% and the maximum error was 1.51%. Therefore, the average error of the double prediction model of the tooth surface roughness is significantly reduced, and the subjective prediction error can be avoided by the single prediction model. Influence degree of each milling factor on the roughness is different, i.e. the feed rate f_z > the knife depth a_p > the tool speed n > side knife amount a_e . As the feed amount, knife depth, and amount of side knife increase, the tooth surface roughness value increases, but the tooth surface roughness value decreases as the tool speed increases.

KEY WORDS: variable cross section scroll disk; roughness; orthogonal test; multiple regression model; BP neural network; double prediction model; milling parameters

涡旋盘是变截面涡旋压缩机的关键零件,其加工精度是决定涡旋压缩机工作性能的主要因素^[1]。表面粗糙度是衡量加工表面质量的一个重要指标,是铣削参数和系统变量对整个铣削过程影响的综合反映^[2]。神经网络、多元线性回归分析及遗传算法等成为机械加工中铣削参数及预测加工效果的重要方法^[3-5]。段春争等^[6]采用 PSO-LSSVM 预测模型提高了模型的泛化能力,较准确地预测了 45 钢表面粗糙度的精度。陈锦江、李亚平等^[7-8]采用回归分析法建立了表面粗糙度预测模型,分析了铣削参数对表面粗糙度的影响。苏晓云等^[9]利用粒子群优化 BP 神经网络,建立了精度较高的表面粗糙度预测模型。Vakondios 等^[10]研究了不同铣削策略对 Al7075-T6 合金表面粗糙度的影响。吕明^[11]采用 BP 神经网络,以黑箱法建立加工参数与优化目标的非线性关系,结合 ALM 神经网络方法对加工参数进行了优化。

然而,目前尚未建立完整的变截面涡旋盘铣削参数数据库,因此,建立高精度和高可靠性的齿面粗糙度预测模型,对变截面涡旋盘的铣削加工具有重要意义。本文结合神经网络建模和多元回归分析建模的优点,提出基于改进的 BP 神经网络模型和多元回归模型的齿面粗糙度双预测模型,较好地表达出铣削参数与齿面粗糙度之间的关系。

1 试验方案及结果

1.1 正交试验设计

正交试验可以在减少试验次数的前提下,高效地揭示各因素间的交互作用,以节约试验成本和时间^[12]。本文采用多因素组合的正交试验法研究变截面涡旋盘齿面的粗糙度。影响因素为吃刀深度、进给量、刀具转速、侧吃刀量,涡旋齿面的粗糙度为评价指标。选定的因素水平如表 1 所示。

1.2 试验条件

铣削刀具为整体硬质合金(YG6X、 $\phi 10$ 、2 刃)。实验设备为 XK714 数控立式铣床,主轴转速范围为 80~4000 rad/min。测量仪器为 SJ-210 表面粗糙度测量

表 1 正交因素水平表
Tab.1 Orthogonal factor level

Level	Depth of cut a_p/mm	Feed rate f_z/mm	Tool speed $n/(\text{rad} \cdot \text{min}^{-1})$	Side knife a_e/mm
1	3.00	0.05	2000	1.00
2	2.50	0.10	2500	0.80
3	2.00	0.15	3000	0.60
4	1.50	0.20	3500	0.40
5	1.00	0.25	4000	0.20

仪。工件材料 HT250, 尺寸为直径 130 mm, 高 54 mm。退火方式为: 加热至 750 °C, 保温 100 min。基本条件为精顺铣工件, 定刀具悬伸长度为 35 mm。

1.3 涡旋盘的铣削试验及粗糙度测量结果

正交试验条件(见表 2)下,在 XK714 数控机床上进行变截面涡旋盘的铣削加工,如图 1 所示。选择变截面涡旋盘齿侧的三个点,如图 2 所示,用 SJ-210 表面粗糙度测量仪进行测量。三个点的平均值为该齿面的粗糙度值,如表 2 所示。

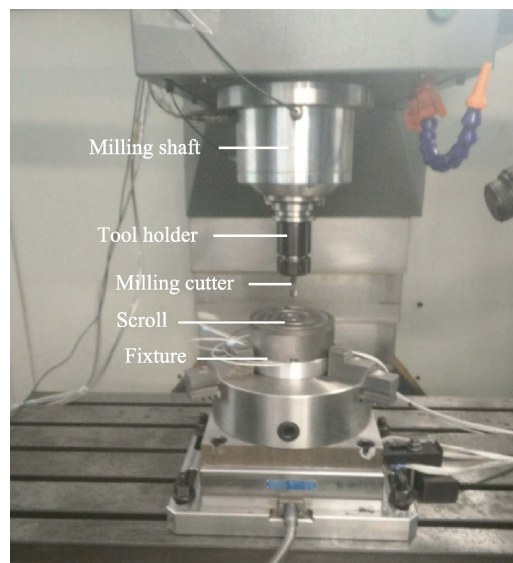


图 1 三段基圆变截面涡旋盘的加工
Fig.1 Processing of three-section circular-variable scrolls

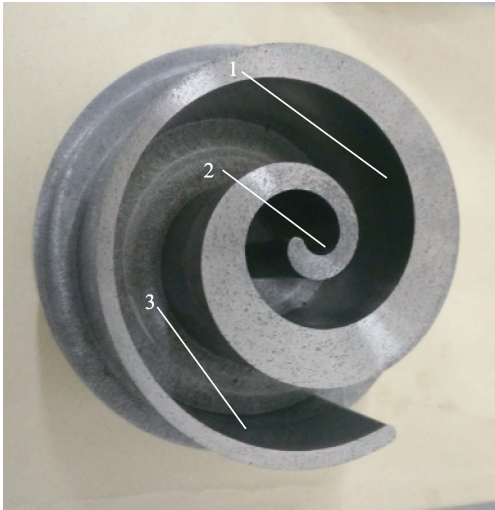


图 2 齿面粗糙度测量位置
Fig.2 Measuring position of tooth surface roughness

表 2 正交试验表及粗糙度值
Tab.2 Orthogonal test and roughness value

Serial number	Depth of cut a_p/mm	Feed rate f_z/mm	Tool speed $n/(\text{rad}\cdot\text{min}^{-1})$	Side knife a_e/mm	Roughness $Ra/\mu\text{m}$
1	3.00	0.05	2000	1.00	0.593
2	3.00	0.10	2500	0.80	0.745
3	3.00	0.15	3000	0.60	0.833
4	3.00	0.20	3500	0.40	0.901
5	3.00	0.25	4000	0.20	0.945
6	2.50	0.05	2500	0.60	0.550
7	2.50	0.10	3000	0.40	0.678
8	2.50	0.15	3500	0.20	0.793
9	2.50	0.20	4000	1.00	0.869
10	2.50	0.25	2000	0.80	0.995
11	2.00	0.05	3000	0.20	0.482
12	2.00	0.10	3500	1.00	0.645
13	2.00	0.15	4000	0.80	0.730
14	2.00	0.20	2000	0.60	0.845
15	2.00	0.25	2500	0.40	0.880
16	1.50	0.05	3500	0.80	0.461
17	1.50	0.10	4000	0.60	0.570
18	1.50	0.15	2000	0.40	0.693
19	1.50	0.20	2500	0.20	0.729
20	1.50	0.25	3000	1.00	0.822
21	1.00	0.05	4000	0.40	0.401
22	1.00	0.10	2000	0.20	0.526
23	1.00	0.15	2500	1.00	0.632
24	1.00	0.20	3000	0.80	0.672
25	1.00	0.25	3500	0.60	0.722

2 齿面粗糙度多元回归预测模型

2.1 齿面粗糙度多元回归预测模型的建立

根据金属切削原理,在机床特征和刀具几何参数等因素确定的条件下,齿面的粗糙度与铣削参数是复杂的指数关系^[13]。三段基圆变截面涡旋盘齿面的粗糙度模型可设为式(1):

$$Ra = C a_p^{b_1} f_z^{b_2} n^{b_3} a_e^{b_4} \quad (1)$$

其中, C 为常数, b_1 、 b_2 、 b_3 、 b_4 分别为吃刀深度、进给量、刀具转速、背吃刀量的指数。对式(1)进行线性变换,等式两边取对数可得式(2):

$$\log Ra = \log C + b_1 \log a_p + b_2 \log f_z + b_3 \log n + b_4 \log a_e \quad (2)$$

设 $y = \log Ra$ 、 $b_0 = \log C$ 、 $x_1 = \log a_p$ 、 $x_2 = \log f_z$ 、 $x_3 = \log n$ 、 $x_4 = \log a_e$, 则式(2)可转化为线性方程(如式(3)所示):

$$y = b_0 + b_1 x_1 + b_2 x_2 + b_3 x_3 + b_4 x_4 \quad (3)$$

根据三段基圆变截面涡旋盘铣削数据,用 SPSS 软件进行多元线性回归分析,可得表 3。

表 3 回归参数的显著性分析
Tab.3 Significance analysis of regression parameters

Factor	Coefficient	Sig.	Sort	Model checking
Constant	0.356	0.000		$R^2=0.999$
a_p	0.293	0.000		
f_z	0.35	0.000	$f_z > a_p > n > a_e$	$F=4821$
n	-0.08	0.000		
a_e	0.033	0.000		

由表 3 系数可得齿面粗糙度预测模型(式(4)):

$$Ra = 10^{0.356} a_p^{0.293} f_z^{0.35} n^{-0.08} a_e^{0.033} \quad (4)$$

由粗糙度模型的系数可知,各铣削因素对粗糙度的影响程度为: $f_z > a_p > n > a_e$ 。

2.2 齿面粗糙度多元回归预测模型的检测

齿面粗糙度的预测模型是一个经验公式,需要对式(4)进行拟合度测定^[14]。 R^2 是评价回归方程与实验数据拟合程度的统计指标,越接近 1,拟合度越高,表 3 中 $R^2=0.999$ 说明该回归公式拟合程度很好。取显著性水平 $\alpha=0.005$,由影响因子数 4、实验组数 25,查 F 函数分布表可知 $F_{0.05}(4,15)=6$,回归方程中的 $F=4821$,远大于 6, $\text{sig}=0.000$ 是指相关系数在 $\alpha=0.005$ 水平显著。因此,该模型能够较好地反映三段基圆变截面涡旋盘齿面粗糙度与吃刀深度、进给量、刀具转速、背吃刀量之间的关系。

3 齿面粗糙度神经网络预测模型

多元回归法将非线性的问题转化为线性问题,具

有一定的局限性,而神经网络具有高度的非线性和泛化能力,更适合用于解决非线性的预测问题。

3.1 改进 BP 神经网络的数学模型

输入向量为 $P^k = (x_1^k, x_2^k, \dots, x_n^k)$, 实际输出向量 $R^k = (r_1^k, r_2^k, \dots, r_l^k)$, 期望输出向量 $Y^k = (y_1^k, y_2^k, \dots, y_l^k)$, 输入层、隐层、输出层的神经元数为 n, d, l 。输入层到隐层、隐层到输出层的连接权值分别为 w_{ij} 和 v_{jt} , 输入层到隐层、隐层到输出层的阈值为 θ_j 和 γ_t , 隐层和输出层传递函数为 $g(x)$ 、 $f(x)$, 选择 Sigmoid 函数。第 k 个样本隐层的输入为 S_j^k 。权值和阈值都是训练次数 m 的函数, 如式 (5) 所示:

$$S_j^k(m) = \sum_{i=1}^n w_{ij}(m) P_i^k - \theta_j(m) \quad j=1, 2, \dots, d \quad (5)$$

由传递函数 $g(x)$ 可得隐层的输出 Q_j^k 为:

$$Q_j^k(m) = g(S_j^k(m)) \quad j=1, 2, \dots, d \quad (6)$$

隐层神经元的输入为 O_t^k , 通过传递函数可得输出层神经元的输出 R_t^k 。

$$O_t^k(m) = \sum_{j=1}^d v_{jt}(m) Q_j^k(m) - \gamma_t(m) \quad t=1, 2, \dots, l \quad (7)$$

$$R_t^k(m) = f(O_t^k(m)) \quad t=1, 2, \dots, l \quad (8)$$

神经网络输出值与期望值的全局均方差为:

$$E(m) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n \sum_{t=1}^l (Y_t^k - R_t^k(m))^2 \quad (9)$$

取 $f(x) = g(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$, 式(5)、(6)、(7)、(8)、(9)^[15]

共同构成了 BP 神经网络的数学模型。

由于标准的 BP 神经网络算法收敛速度比较慢, 在训练时容易产生震荡, 本文用增加动量项和自适应调节学习率对 BP 神经网络算法进行改进, 以增加可靠性和精确度。

附加动量类似于一个低通滤波器, 在每一个权值的变化上加上一项正比于前权值变化量的值, 再根据反向传播法产生新的权值变化。在修正神经网络权值时, 不仅考虑了梯度上的误差, 还考虑了误差曲面上的影响。学习率决定了权值空间中权值对应每步沿梯度方向变化的大小, 因此自适应调节学习率有利于提高学习速率, 缩短学习时间。 $n+1$ 时刻权值调节公式为^[16]:

$$\Delta w_{ij}(n+1) = \begin{cases} \beta \eta \delta X + m_c \Delta w_{ij}(n) & (E_{RMS} \text{增加}) \\ \eta \delta X + m_c \Delta w_{ij}(n) & (E_{RMS} \text{不变}) \\ \mu \eta \delta X + m_c \Delta w_{ij}(n) & (E_{RMS} \text{减小}) \end{cases} \quad (10)$$

其中, m_c 为动量因子; δ 为误差信号; η 为学习效率; X 为某层输入向量; E_{RMS} 为网络总误差; $\beta < 1$ 、 $\mu > 1$ 为权值调整系数。

3.2 数据处理和样本的生成

神经网络神经元的传递函数为 Sigmoid 函数, 为

了避免神经元的输出进入饱和状态, 需要将吃刀深度、进给量、刀具转速、侧吃刀量做归一化处理, 如式 (11) 所示:

$$x_i = \frac{Q_i - Q_{\min}}{Q_{\max} - Q_{\min}} a + b \quad (11)$$

其中, x_i 为归一化后每个因素的第 i 个量, Q_i 、 Q_{\max} 、 Q_{\min} 为每个因素中任一值、最大值、最小值, $a=0.9$, $b=(1-a)/2$ 。通过式 (11) 的归一化处理即可得到变截面蜗旋盘齿面粗糙度的神经网络数据样本, 如表 4 所示。

表 4 归一化数据
Tab.4 Normalized data

Serial number	Depth of cut a_p/mm	Feed rate f_z/mm	Tool speed $n/(\text{rad} \cdot \text{min}^{-1})$	Side knife a_e/mm	Roughness $Ra/\mu\text{m}$
1	0.950	0.050	0.050	0.950	0.341
2	0.950	0.275	0.275	0.725	0.571
3	0.950	0.725	0.725	0.275	0.808
4	0.950	0.950	0.950	0.050	0.874
5	0.725	0.050	0.275	0.500	0.276
6	0.725	0.275	0.500	0.275	0.470
7	0.725	0.725	0.950	0.950	0.759
8	0.725	0.950	0.050	0.725	0.950
9	0.500	0.050	0.500	0.050	0.173
10	0.500	0.275	0.725	0.950	0.420
11	0.500	0.725	0.050	0.500	0.723
12	0.500	0.950	0.275	0.275	0.776
13	0.275	0.050	0.725	0.725	0.141
14	0.275	0.275	0.950	0.500	0.306
15	0.275	0.725	0.275	0.050	0.547
16	0.275	0.950	0.500	0.950	0.688
17	0.050	0.050	0.950	0.275	0.050
18	0.050	0.275	0.050	0.050	0.239
19	0.050	0.725	0.500	0.725	0.461
20	0.050	0.950	0.725	0.500	0.536

3.3 齿面粗糙度的改进 BP 神经网络模型

采用 3 层神经网络建立齿面粗糙度的预测模型: 第一层的传输函数选择 tansigmoid 函数, 第二层传输函数选择 purelin 函数。采用 Levenber-Marquardt 算法进行神经网络函数的训练, 设置训练次数为 200 次, 学习效率为 0.01, 期望误差为 0.0001。本文研究了四个铣削因素, 故输入层节点数 $n=4$ 。输出层为粗糙度数值, 故输出层节点数 $m=1$ 。通过仿真可得, 隐层节点为 3 时, 网络误差最小。选择表 4 中样本数据, 并用以上参数进行训练。如图 3 所示, R 表示神经网络的输出与目标输出的相关系数, 理想状态为 1, 该神经网络 $R=0.999\ 65$, 说明该神经网络有较好的性能。如图 4 所示, 该神经网络训练到第 7 次时, 网络

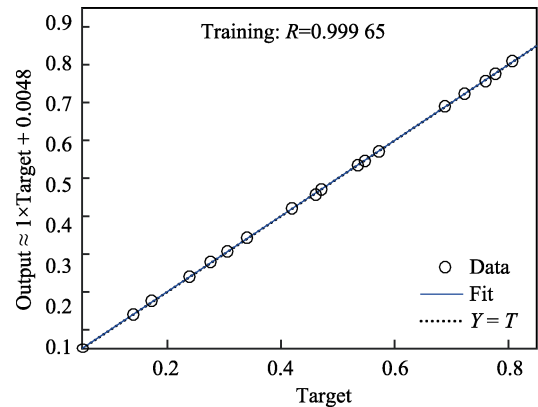


图 3 改进的 BP 神经网络性能曲线
Fig.3 Performance curve of improved BP neural network

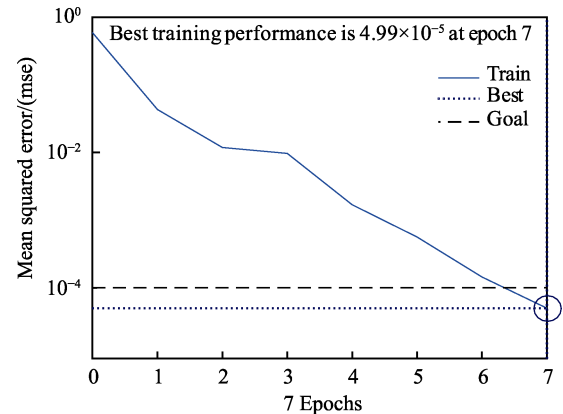


图 4 训练误差记录
Fig.4 Record of training error

的收敛误差为 4.99×10^{-5} ，满足设定的误差要求。

4 齿面粗糙度模型的验证和预测分析

4.1 齿面粗糙度模型的验证

选择表 2 中的 5 组数据经过归一化处理，作为预测模型的验证样本，将样本数据分别带入齿面粗糙度的多元回归预测数学模型和改进的 BP 神经网络预测模型，可以得到相应参数条件下的粗糙度值及误差，再将两个模型预测结果求平均值，计算两模型预测平

均值的误差，结果如表 5 所示。粗糙度的实际测量值与两种预测模型的预测值以及两种模型的平均预测值拟合曲线如图 5 所示。

由表 5 可知，多元回归预测模型的平均误差为 1.431%，改进的 BP 神经网络预测模型的平均误差为 1.334%，但神经网络有不稳定的缺点，而多元回归预测模型具有唯一性和稳定性。将两种模型预测的平均值作为齿面粗糙度的预测值，其平均误差为 0.627%，误差明显减小。由图 5 可知，两种模型的预测平均值与实际测量值拟合度更高。

表 5 齿面粗糙度预测比较
Tab.5 Comparison of prediction on tooth surface roughness

Serial number	Depth of cut a_p/mm	Feed rate f_z/mm	Tool speed $n/(\text{rad}\cdot\text{min}^{-1})$	Side knife a_e/mm	Measurements $Ra/\mu\text{m}$	Regression prediction $Ra/\mu\text{m}$	Error /%	Network prediction $Ra/\mu\text{m}$	Error /%	Average forecast $Ra/\mu\text{m}$	Average error/%
3	3.00	0.15	3000	0.60	0.833	0.848	1.847	0.8428	1.176	0.8456	1.512
8	2.50	0.15	3500	0.20	0.793	0.792	-0.154	0.8068	1.740	0.7993	0.793
13	2.00	0.15	4000	0.80	0.730	0.737	0.938	0.7291	-0.123	0.7330	0.407
18	1.50	0.15	2000	0.40	0.693	0.714	3.090	0.6707	-3.218	0.6926	0.064
23	1.00	0.15	2500	1.00	0.632	0.625	-1.127	0.6346	0.411	0.6297	0.358
Average error							1.431		1.334		0.627

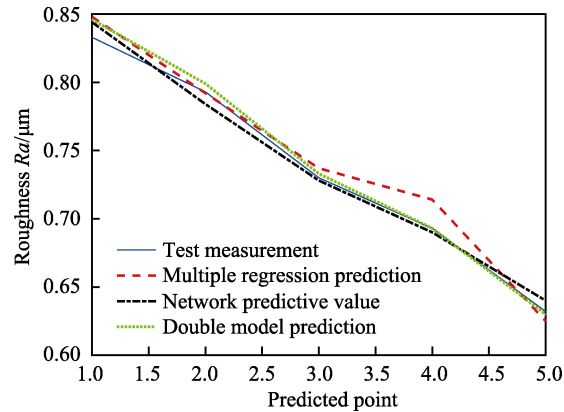


图 5 齿面粗糙度的预测比较
Fig.5 Comparison of prediction on tooth surface roughness

4.2 单一因素条件下齿面粗糙度的预测分析

分别以吃刀深度、进给量、刀具转速、侧吃刀量为单一变量，用上述两种模型预测相应条件下齿面粗糙度的值，并计算两种模型预测的平均值，预测结果如表 6—9 所示。

由单一预测因素条件下不同预测模型的粗糙度预测值可得三段基圆变截面蜗旋盘齿面粗糙度的变化曲线，如图 6—9 所示。

通过对表 6—9 和图 6—9 以及齿面粗糙度多元回归系数的综合分析可得，吃刀深度、进给量、刀具转速、侧吃刀量对齿面粗糙度的影响程度差别比较大， $f_z>a_p>n>a_e$ 。当进给量从 0.05 mm 增加到 0.25 mm，

表6 吃刀深度为单一预测因素
Tab.6 Depth of the cut as the single predictor

No.	Depth of cut a_p/mm	Regression prediction $Ra/\mu\text{m}$	Network prediction $Ra/\mu\text{m}$	Average forecast $Ra/\mu\text{m}$
1	3.00	0.748	0.750	0.749
2	2.50	0.709	0.703	0.706
3	2.00	0.664	0.665	0.664
4	1.50	0.610	0.608	0.609
5	1.00	0.542	0.538	0.540

Note: $f_z=0.1\text{ mm}$, $n=2500\text{ rad/min}$, $a_e=0.8\text{ mm}$

表7 进给量为单一的预测因素
Tab.7 Feed rate as the single predictor

No.	Feed rate f_z/mm	Regression prediction $Ra/\mu\text{m}$	Network prediction $Ra/\mu\text{m}$	Average forecast $Ra/\mu\text{m}$
1	0.05	0.511	0.485	0.498
2	0.10	0.652	0.677	0.664
3	0.15	0.751	0.782	0.766
4	0.20	0.830	0.827	0.829
5	0.25	0.898	0.864	0.881

Note: $a_p=2\text{ mm}$, $n=3000\text{ rad/min}$, $a_e=0.2\text{ mm}$

表8 刀具转速为单一的预测因素
Tab.8 Tool speed as the single predictor

No.	Tool speed $n/(\text{rad}\cdot\text{min}^{-1})$	Regression prediction $Ra/\mu\text{m}$	Network prediction $Ra/\mu\text{m}$	Average forecast $Ra/\mu\text{m}$
1	2000	0.857	0.864	0.860
2	2500	0.841	0.846	0.844
3	3000	0.829	0.828	0.829
4	3500	0.819	0.810	0.815
5	4000	0.810	0.792	0.801

Note: $a_p=1.5\text{ mm}$, $f_z=0.25\text{ mm}$, $a_e=1.0\text{ mm}$

表9 侧吃刀量为单一的预测因素
Tab.9 Side knife consumption as the single predictor

No.	Side knife consumption a_e/mm	Regression prediction $Ra/\mu\text{m}$	network prediction $Ra/\mu\text{m}$	Average forecast $Ra/\mu\text{m}$
1	0.20	0.5852	0.5583	0.572
2	0.40	0.5865	0.5638	0.575
3	0.60	0.5872	0.5694	0.578
4	0.80	0.5877	0.5750	0.581
5	1.00	0.5881	0.5807	0.584

Note: $a_p=1.5\text{ mm}$, $f_z=0.1\text{ mm}$, $n=4000\text{ rad/min}$

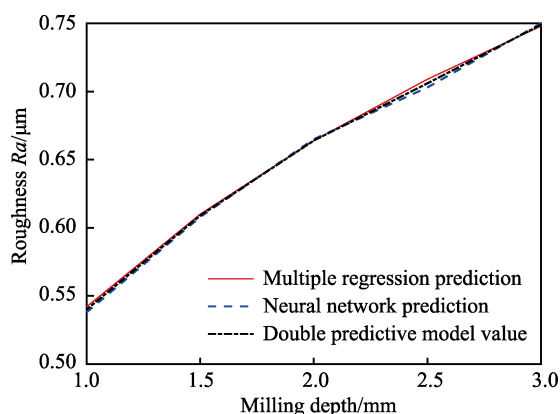


图6 吃刀深度为单一变量的预测曲线
Fig.6 Predicted curve of knife depth as the single variable

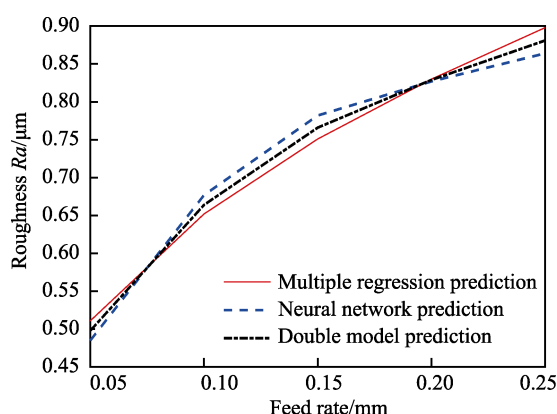


图7 进给量为单一变量的预测曲线
Fig.7 Predicted curve of feed rate as the single variable

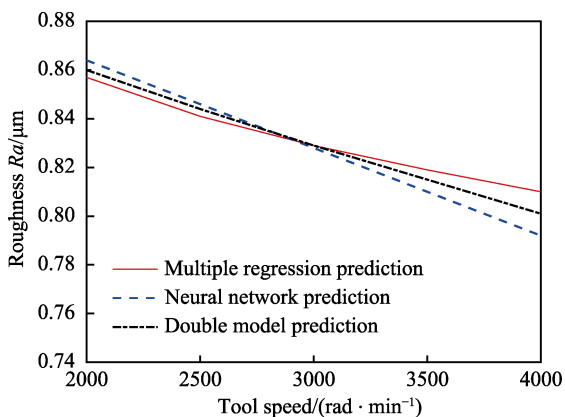


图8 刀具转速为单一变量的预测曲线
Fig.8 Predicted curve of tool speed as a single variable

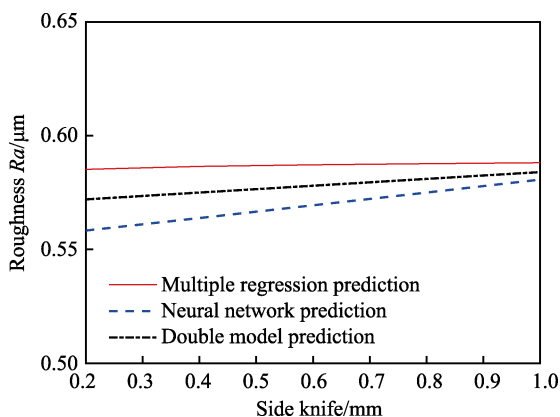


图9 侧吃刀量为单一变量的预测曲线
Fig.9 Predicted curve of side knife consumption as a single variable

粗糙度从 $0.498\ \mu\text{m}$ 增大到 $0.881\ \mu\text{m}$, 变化非常显著; 当吃刀深度从 $1\ \text{mm}$ 增加到 $3\ \text{mm}$, 粗糙度从 $0.540\ \mu\text{m}$ 增大到 $0.749\ \mu\text{m}$, 变化比较显著; 当刀具转速从 $2000\ \text{rad/min}$ 增加到 $4000\ \text{rad/min}$, 粗糙度从 $0.860\ \mu\text{m}$ 减小到 $0.801\ \mu\text{m}$, 变化比较小; 当侧吃刀量从 $0.2\ \text{mm}$ 增大到 $1\ \text{mm}$, 粗糙度从 $0.572\ \mu\text{m}$ 增大到 $0.584\ \mu\text{m}$, 变化微小。由此可见, 随着进给量、吃刀深度、侧吃刀量的增加, 齿面粗糙度值增加; 随着刀具转速升高, 齿面粗糙度值降低。

5 结论

1) 变截面蜗旋盘齿面粗糙度的双预测模型具有较高的稳定性和预测精度, 能够防止单一预测模型出现的主观误差, 可以更好地反映齿面粗糙度与铣削参数之间的关系。

2) 吃刀深度、进给量、刀具转速、侧吃刀量对齿面粗糙度的影响程度不同: 进给量 $f_z >$ 吃刀深度 $a_p >$ 刀具速度 $n >$ 侧吃刀量 a_e 。粗糙度随着进给量和吃刀深度的增加而明显增大, 随着刀具转速的增加而减小, 侧吃刀量对粗糙度的影响微小。因此, 在选择铣削参数时, 建议选择较大的侧吃刀量和刀具转速、较小的进给量、适中的吃刀深度。

参考文献:

- [1] 孙永吉, 刘涛. 基于 AdvantEdge 的高速铣削合金铸铁蜗旋盘的机理分析[J]. 制造技术与机床, 2016(9): 120-125.
SUN Yong-ji, LIU Tao. Mechanism analysis of high speed milling alloy cast iron scroll based on AdvantEdge[J]. Manufacturing technology & machine tool, 2016(9): 120-125.
- [2] 金涛. 球头铣刀刀具姿态对铣削力影响的试验研究[J]. 机械工程师, 2013(8): 34-35.
JIN Tao. Experimental study on the influence of the attitude of ball-end milling cutter on milling force[J]. Mechanical engineers, 2013(8): 34-35.
- [3] FRANCI Cus, UROS Zuperl. Approach to optimization of cutting conditions by using artificial neural networks[J]. Materials processing technology, 2006(173): 281-290.
- [4] DURMUS Karayel. Prediction and control of surface roughness in CNC lathe using artificial neural network[J]. Materials processing technology, 2009(209): 3125-3137.
- [5] 秦法正, 孙占伟, 李泽芳, 等. 高速铣削 RoyAlloy 模具钢的表面粗糙度研究[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2017, 51(7): 113-115.
QIN Fa-zheng, SUN Zhan-wei, LI Ze-fang, et al. Research on surface roughness of high speed milling RoyAlloy die steel[J]. Modular machine tool & automatic manufacturing technique, 2017, 51(7): 113-115.
- [6] 段春争, 郝清龙. 45 钢高速铣削表面粗糙度预测[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2015, 36(9): 1229-1233.
DUAN Chun-zheng, HAO Qing-long. Prediction of surface roughness of 45 steel high speed milling[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2015, 36(9): 1229-1233.
- [7] 陈锦江, 龙超, 王超. 高速铣削 P20 模具钢表面粗糙度预测模型研究[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2012(12): 60-62.
CHEN Jin-jiang, LONG Chao, WANG Chao. Research on surface roughness prediction model of high speedmilling P20 die steel[J]. Modular machine tool & automatic manufacturing technique, 2012(12): 60-62.
- [8] 李亚平, 李长虹, 赵先锋, 等. 211Z 铝合金铣削表面粗糙度的实验研究[J]. 机械设计与制造, 2016(6): 78-81.
LI Ya-ping, LI Chang-hong, ZHAO Xian-feng, et al. 211Z experimental study on surface roughness of aluminum alloy milling[J]. Machinery design & manufacture, 2016(6): 78-81.
- [9] 苏晓云, 汪建新, 辛李霞. 基于神经网络铣削大理石表面粗糙度预测模型[J]. 表面技术, 2017, 46(8): 274-279.
SU Xiao-yun, WANG Jian-xin, XIN Li-xia. Prediction model of roughness of milling marble based on neural network[J]. Surface technology, 2017, 46(8): 274-279.
- [10] DIMITRIOS Vakondios, PANAGIOTIS Kyratsis, SULEYMAN Yaldiz. Influence of milling strategy on the surface roughness in ball end milling of the aluminum alloy Al 7075-T6[J]. Measurement, 2012, 45: 1480-1488.
- [11] 吕明. 复杂曲面铣削加工参数双神经网络优化方法研究[J]. 湖南工业大学学报, 2014, 28(3): 30-34.
LYU Ming. Research on double neural network optimization method for milling parameters of complex surface milling[J]. Journal of Hunan University of Technology, 2014, 28(3): 30-34.
- [12] 王超. 高速铣削 P20 模具钢铣削力的试验及仿真[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2013: 43-48.
WANG Chao. Test and Simulation of milling force of high speed milling P20 die steel[D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2013: 43-48.
- [13] 黄晓明, 孙杰. 高速铣削 7050-T7451 铝合金表面粗糙度研究[J]. 中国工程机械学报, 2014(6): 248-251.
HUANG Xiao-ming, SUN Jie. Study on surface roughness of high speed milling 7050-T7451 aluminum alloy[J]. Chinese journal of construction machinery, 2014(6): 248-251.
- [14] YU P, ZENG Y, LEE T S. Wake structure for flow past and through a porous square cylinder[J]. International journal of heart & fluid flow, 2010, 31(2): 141-153.
- [15] 张国羽, 胡铮. 改进 BP 神经网络模型及其稳定性分析[J]. 中南大学学报, 2011, 42(1): 115-124.
ZHANG Guo-yu, HU Zheng. Improved BP neural network model and its stability analysis[J]. Journal of Central South University, 2011, 42(1): 115-124.
- [16] 张德丰. MATLAB 神经网络编程[M]. 北京: 化学工业出版社, 2011.
ZHANG De-feng. MATLAB neural network program[M]. Beijing: Chemical Industry Press, 2011.