



电化学砂带超精加工表面质量预测与加工参数确定

陶彬^{1,2}, 徐文骥^{*1}, 王续跃¹, 马宁¹

(1. 大连理工大学机械工程学院, 辽宁大连 116024;

2. 中国石油化工股份有限公司青岛安全工程研究院, 山东青岛 266071)

摘要: 电化学砂带超精加工(ECBS)轴承滚道比传统油石超精法在加工质量及加工效率上具有优势,但其加工效果受很多因素和复杂的动态关系影响.为预测加工质量和选择加工参数,基于最小二乘支持向量机(LS-SVM)理论,在ECBS实验基础上建立了加工参数间多元回归非线性智能化预测模型.结合正交实验,评价了光整加工参数对表面粗糙度的影响,并获得训练预测模型所需的数据样本.研究表明:预测值和实验值具有较好的一致性,表面粗糙度预测值的平均绝对百分误差为3.33%,电流密度预测值的平均绝对百分误差为2.52%.

关键词: 最小二乘支持向量机;电化学砂带超精加工;轴承滚道;表面质量

中图分类号: TG66 **文献标志码:** A

0 引言

滚动轴承滚道表面质量和轮廓形状对其使用性能和寿命具有很大影响.滚子轴承表面粗糙度大幅降低后,其寿命可以提高数倍,噪音也会大幅降低^[1].另外,采用凸度轮廓滚道可减少接触区域两端的应力集中,延长使用寿命,目前很多圆柱及圆锥滚子轴承采用凸度值为3~10 μm的凸度滚道^[2,3],进一步加大了轴承滚道超精加工的难度.

滚子轴承套圈滚道的传统加工方法主要是通过砂轮磨削获得滚道凸度,油石超精研磨提高表面质量,加工过程中存在凸度形状难于控制和加工表面质量不高的问题.

电化学砂带超精加工(ECBS)是将电化学阳极溶解和砂带超精加工结合起来对金属工件表面进行加工的复合加工方法^[4].在凸度加工方面,按照法拉第定律,合理控制极间间隙,即可得到需要的凸度滚道.在表面质量控制方面,电化学机械光整加工方式可以快速整平工件表面.把ECBS应用于轴承滚道的超精加工,比传统的油石超精研磨加工方法在加工质量和加工效率方面具有优势,而且更易于满足轴承滚道加工的凸度要求,在

轴承滚道精加工领域有广阔的应用前景.但ECBS过程是一个极复杂的非线性过程,轴承滚道表面质量由多种工艺参数决定,同时影响加工质量的各因素之间有着错综复杂的关系,按照传统的定性和定量分析方法难以建立准确的数学模型.

借助于机器学习方法对表面质量和工艺参数的数据挖掘,从观测数据(样本)出发寻找规律,建立人工智能预测模型,有助于电化学砂带超精加工效果预测和参数选择.

传统统计学研究的是样本数趋于无穷大时的渐近理论.但在电化学砂带超精加工中,由于实验条件和成本等因素的限制,样本数十分有限,利用人工神经网络等学习方法难以得到预报能力最好的模型.支持向量机(support vector machines)是基于统计学习理论的VC维理论和结构风险最小化原则的新型学习机器.其针对传统方法的缺点,专门研究小样本问题,可以得到现有信息下的全局最优解,克服神经网络中的局部极值问题,具有较为优越的建模与预测能力.最小二乘支持向量机(least squares SVM, LS-SVM)是标准SVM的一种新扩展,降低了计算复杂性,基于该算法的预

收稿日期: 2008-04-20; 修回日期: 2010-03-15.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(重大项目 90923022); 辽宁省科技计划资助项目(2009220022).

作者简介: 陶彬(1970-),男,博士;徐文骥*(1964-),男,教授,博士生导师, E-mail: wenjixu@dlut.edu.cn.

测模型具有更快的求解速度和更好的鲁棒性^[5,6].

本文将最小二乘支持向量机引入电化学砂带超精加工工艺,建立电化学砂带超精加工轴承滚道表面质量的预测模型,确定电化学砂带超精加工关键工艺参数,并对滚道表面加工质量进行预测.

1 LS-SVM 基本原理

设训练样本集 $D = \{(x_k, y_k) \mid k = 1, 2, \dots, N\}$, $x_k \in \mathbf{R}^n$, $y_k \in \mathbf{R}$, x_k 是 n 维输入数据, y_k 是输出数据. 非线性回归就是找到一个非线性函数 f , $y = f(x)$ 能够逼近输入和输出之间的关系.

首先将输入数据通过非线性函数 $\Phi: \mathbf{R}^n$ 映射到 \mathbf{F} , 其中 Φ 为特征映射, \mathbf{F} 为特征空间. 核空间映射函数的目的是从原始空间中抽取特征, 将原始空间中的样本映射为高维特征空间中的一个向量, 以解决原始空间中线性不可分的问题, 将非线性函数回归问题转化为高维空间的线性回归. 那么被估计函数 $f(x)$ 具有如下形式:

$$y = f(x) = \mathbf{w}^T \Phi(x) + b \quad (1)$$

式中: \mathbf{w} 为空间 \mathbf{F} 中的权向量, b 是偏差量. 于是 LS-SVM 非线性函数估计问题转化为下面特征空间中的优化问题:

$$\begin{aligned} \min \quad & J(\mathbf{w}, e) = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + \frac{1}{2} \gamma \sum_{k=1}^N e_k^2 \\ \text{s. t.} \quad & y_k = \mathbf{w}^T \Phi(x_k) + b + e_k; \quad k = 1, \dots, N \end{aligned} \quad (2)$$

式中: 权向量 $\mathbf{w} \in \mathbf{R}^n$, 误差变量 $e_k \in \mathbf{R}$, $b \in \mathbf{R}$. 损失函数 J 是平方和误差和规则化量之和, $\gamma \geq 0$ 是可调常数.

求解式(2)的优化问题, 引入拉格朗日函数

$$L(\mathbf{w}, b, e, \alpha) = J(\mathbf{w}, e) - \sum_{k=1}^N \alpha_k [\mathbf{w}^T \Phi(x_k) + b + e_k - y_k] \quad (3)$$

其中拉格朗日乘子 $\alpha_k \in \mathbf{R}$. 对上式进行优化求解, 根据 KKT 条件, 使得

$$\begin{aligned} \frac{\partial L}{\partial \mathbf{w}} = 0 &\Rightarrow \mathbf{w} = \sum_{k=1}^N \alpha_k \Phi(x_k) \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 &\Rightarrow \sum_{k=1}^N \alpha_k = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial e_k} = 0 &\Rightarrow \alpha_k = \gamma e_k \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha_k} = 0 &\Rightarrow \mathbf{w}^T \Phi(x_k) + b + e_k - y_k = 0 \end{aligned} \quad (4)$$

对于 $k = 1, \dots, N$, 消去 \mathbf{w} 和 e_k , 得到如下方程:

$$\begin{pmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{1}^T \\ \mathbf{1} & \mathbf{\Omega} + \gamma^{-1} \mathbf{I} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} b \\ \boldsymbol{\alpha} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ \mathbf{Y} \end{pmatrix} \quad (5)$$

式中: $\mathbf{1} = (1 \ \dots \ 1)^T$, $\mathbf{Y} = (y_1 \ \dots \ y_n)^T$, $\boldsymbol{\alpha} = (\alpha_1 \ \dots \ \alpha_n)^T$.

$\mathbf{\Omega}$ 是核矩阵. 根据 Mercer 条件, 存在映射函数 \mathbf{F} 和核函数 $\kappa(x_i, x)$ 使得

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

本文使用径向基核函数(RBF)

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

通过解式(5)得到 b 和 $\boldsymbol{\alpha}$, 则可以得到 LS-SVM 模型

$$y = f(x) = \sum_{k=1}^N \alpha_k \kappa(x_i, x) + b \quad (8)$$

2 研究过程与结果

2.1 基本步骤

基本步骤如下:

(1) 确定描述 ECBS 过程的参数. 输入参数 x 为多维向量, 由影响工件表面粗糙度的主要加工参数构成. 输出参数 y 是轴承滚道表面粗糙度. 因为加工过程是一极复杂的非线性过程, 影响加工效果的因素很多, 所以输入向量的选取根据实验确定.

(2) 获取预测样本. 样本为多次实验的数据集.

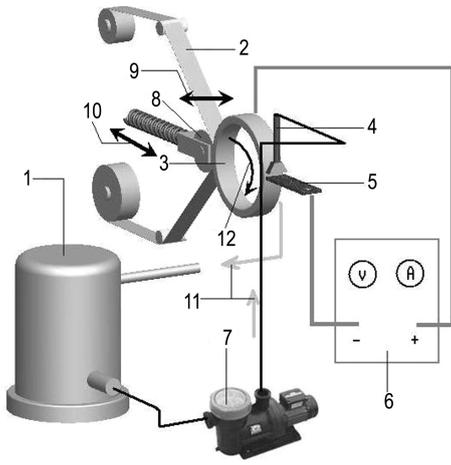
(3) 采用支持向量机算法对多参数样本进行学习, 建立起加工工艺参数和表面粗糙度之间的精确非线性映射关系, 获得支持向量机回归函数.

(4) 输入加工参数样本到支持向量机回归函数, 进行表面粗糙度的预测.

(5) 增添新样本到支持向量机中进行学习, 不断提高模型的预测精度.

2.2 实验设计

实验装置如图 1 所示. 工件(轴承内环)通过电刷与电源正极相连, 并随机床主轴回转; 阴极与工件间隙可调. 砂带通过弹性接触轮的挤压与工件表面接触, 并保持沿工件轴向的小幅往复运动, 以及时去除工件表面电化学反应生成的钝化膜. 参照作者已有研究结果, 主要实验条件按表 1 选取.



1 电解液罐；2 砂带；3 工件(阳极)；4 电解液喷嘴；
5 工具(阴极)；6 直流电源；7 电解液泵；8 接触轮；
9 砂带窜动方向；10 压力调整方向；11 电解液流动
方向；12 工件旋转方向

图 1 电化学砂带超精加工装置示意图

Fig. 1 Sketch of experimental device by ECBS

2.3 表面质量预测

根据 ECBS 原理,影响表面质量的因素主要有工件转速、电流密度、砂带粒度、极间间隙、加工时间等.加工过程中表面质量是否达到要求直接取决于以上各个因素的合理匹配.因此,设计了 $L_{16}(4^5)$ 组正交实验用于检验各因素之间的相互作用,这 16 组实验数据将作为 LS-SVM 的数据样本,对预测模型进行训练;另外做了 4 组实验用于模型的验证.所有实验数据见表 2.

利用表 2 的原始实验数据构造了 LS-SVM 回归模型的训练样本集 $\{x, y_i\}$. 其中输入参数 x 为多维向量,是影响工件表面粗糙度的主要加工参数.此处, x 由工件转速、电流密度、砂带粒度、极间间隙、加工时间构成,输出参数 y_i 为 i 号工件的表面粗糙度.

利用 LS-SVM 回归算法对训练样本集进行辨识,本文以 1~16 组数据作为训练样本,求解回归参数 α 和 b ,建立预测模型.

表 1 ECBS 实验主要加工参数及条件

Tab. 1 Parameters and conditions of ECBS experiment

工件(阳极)	工具(阴极)	主要加工参数	其他
材料:GCr15	材料:铜	极间间隙 δ :0.1~0.8 mm	电解液主要成分:10%~30%NaNO ₃ +添加剂
规格: ϕ 72 mm×22 mm	电极面积:22 mm×5 mm	工件转速 n :120~380 r/min	电解液流量 q :0.1~1 m ³ /s
初始表面: R_a 0.58 μ m		电流密度 i :20~80 A/cm ²	电解液温度:室温
硬度:HRC60		加工时间 t :1~3 min	
		磨料粒度 ω :P1000~P3000	

表 2 ECBS 实验数据

Tab. 2 Experimental data of ECBS

序号	加工参数					R_a/μ m
	$n/(r \cdot \text{min}^{-1})$	$i/(A \cdot \text{cm}^{-2})$	ω	δ/mm	t/min	
1	120	40	P1000	0.3	1.0	0.077
2	120	50	P1500	0.4	2.0	0.021
3	120	55	P2000	0.5	2.5	0.030
4	120	60	P3000	0.6	3.0	0.044
5	150	40	P3000	0.4	2.5	0.031
6	150	50	P2000	0.3	3.0	0.024
7	150	55	P1500	0.6	1.0	0.080
8	150	60	P1000	0.5	2.0	0.056
9	240	40	P1500	0.5	3.0	0.081
10	240	50	P1000	0.6	2.5	0.095
11	240	55	P3000	0.3	2.0	0.047
12	240	60	P2000	0.4	1.0	0.054
13	300	40	P2000	0.6	2.0	0.101
14	300	50	P3000	0.5	1.0	0.049
15	300	55	P1000	0.4	3.0	0.091
16	300	60	P1500	0.3	2.5	0.041
17 ¹⁾	120	40	P1500	0.6	2.5	0.081
18 ¹⁾	150	50	P1000	0.5	3.0	0.059
19 ¹⁾	240	55	P3000	0.4	1.0	0.035
20 ¹⁾	300	60	P2000	0.3	2.0	0.029

注:1)为验证数据

对 17~20 组的测试样本工件表面粗糙度进行预测时,将该工件加工工艺参数 x 输入到 LS-SVM 预测模型,得到模型响应 y_i ,即为该工件表面粗糙度的预测值.与工件的实际表面粗糙度的测量值进行对比,可求得工件预测误差.预测值与实际值的对比如图 2 所示.

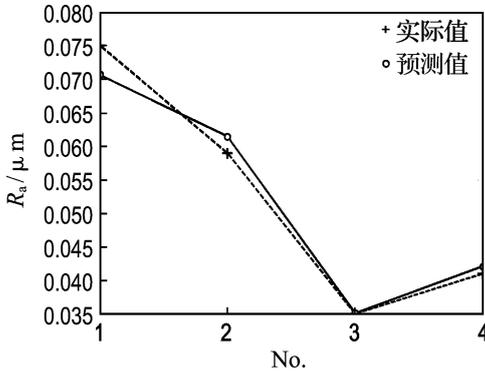


图 2 表面粗糙度的预测值与实际值对比
Fig. 2 Comparison of predicted value and actual value of surface roughness

LS-SVM 算法直接应用 Matlab 软件工具箱进行计算.核函数均选用回归精度较高的径向基函数.其中调节常数 $\gamma=12, \sigma^2=30$.

为便于检验模型的泛化性能及预测精度,定义平均绝对百分误差为检验指标.其中 y_i 为模型输出参数, y 为实测值, l 为样本数量.平均绝对百分误差 M 越小,则模型预测的精确度越高.

$$M = \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l \frac{|y - y_i|}{y} \times 100\% \quad (9)$$

表面质量的预测值和实际值之间的 M 为 3.33%.

2.4 加工参数选择

实际的加工过程受到加工质量要求和成本要求等约束,通常采用试加工等方法来选择合适的加工参数.但这种方式既难以达到较高的加工效率也不易获得要求的加工质量.若能选定优化的加工参数,就可以直接得到所需的表面质量,加工成本也会大大降低.

从正交实验因素分析表 3 中得到电流密度对加工表面质量的影响最大.因此,预先确定电流密度比其他参数的选择相对重要.这里,仍采用 LS-SVM 对加工参数进行预测.根据支持向量机理论,可以得到全局最优化的电流密度.此时,将电流密度作为输出值,而其他参数作为输入向量,重新建立模型进行预测,调节常数取 $\gamma=841.65, \sigma^2=24.87$.

表 3 ECBS 正交实验因素分析

Tab. 3 The factorial analysis of orthogonal experiments of the ECBS

因子	n	i	ω	δ	t
K_1	0.050 6	0.074 2	0.043 6	0.059 0	0.075 6
K_2	0.045 8	0.050 6	0.040 4	0.060 8	0.051 2
K_3	0.061 6	0.048 2	0.058 8	0.054 0	0.050 0
K_4	0.067 2	0.044 8	0.059 2	0.059 2	0.046 4
极差	0.004 8	0.029 4	0.015 2	0.006 8	0.024 4

实际上,其他加工参数也可以采用这种方法进行优化确定.预测加工电流值与实际参数值对比如图 3 所示,电流密度的预测值和实际值之间的平均绝对百分误差为 2.52%.

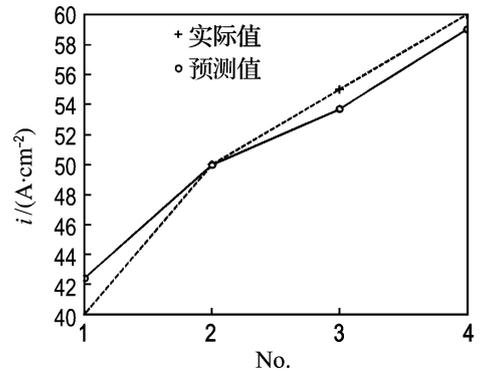


图 3 加工电流预测值与实际值对比
Fig. 3 Comparison of predicted value and actual value of current density

图 4、5 给出了轴承滚道电化学砂带超精加工效果图片.可以发现,图 4(b)的加工质量明显高于图 4(a)的.

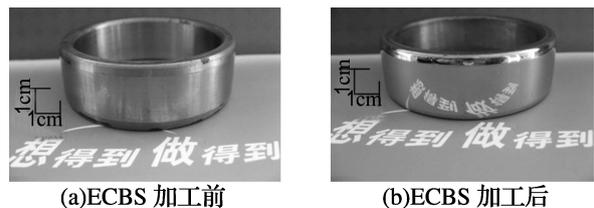


图 4 ECBS 加工前后轴承滚道对比

Fig. 4 Bearing raceway surface qualities before and after ECBS

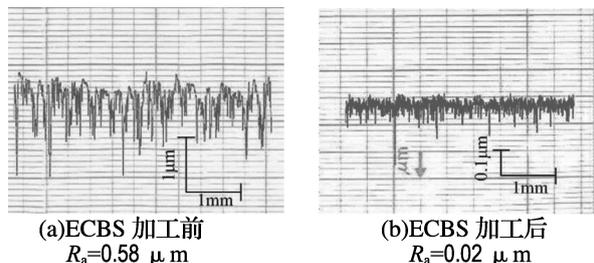


图 5 ECBS 加工前后轴承滚道表面粗糙度检测对比
Fig. 5 Roughness of bearing raceway surface before and after ECBS

3 结 论

(1)建立了基于最小二乘支持向量机的轴承滚道表面质量预测模型,通过轴承滚道电化学砂带超精加工实验获得了建模所需的数据样本。

(2)轴承滚道电化学砂带超精加工主要受工件转速、电流密度、砂带粒度、极间间隙、加工时间等参数的影响。通过正交实验的因素分析得出,电流密度是最重要的影响参数。

(3)实验结果表明,LS-SVM模型能够较好地预测轴承滚道电化学砂带超精加工的表面粗糙度,也可以用于加工参数的优化与选择。表面粗糙度预测平均绝对百分误差为3.33%,电流密度的预测平均绝对百分误差为2.52%。在匹配的工艺参数条件下,试件表面粗糙度值可以从 $0.58\ \mu\text{m}$ 降低到 $0.02\ \mu\text{m}$,同时获得了要求的凸度值。

参考文献:

[1] SAYLES R S, POON S Y. Surface topography and

rolling element vibration [J]. *Precision Engineering*, 1981, **3**(3):137-144

[2] WEI Y, QIN Y, BALENDRA R, *et al.* FE analysis of a novel roller form:a deep end-cavity roller for roller-type bearings [J]. *Journal of Materials Processing Technology*, 2004, **145**(3):233-241

[3] KRZEMINSKI-FREDA H, WARDA B. Correction of the roller generators in spherical roller bearings [J]. *Wear*, 1996, **192**(1):29-39

[4] XU W J, TAO B, PANG G B, *et al.* Crown modification of cylinder-roller bearing raceway using electrochemical abrasive belt grinding [J]. *Key Engineering Materials*, 2008, **359**(1):335-339

[5] SHI D F, GINDY N N. Tool wear predictive model based on least squares support vector machines [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2007, **21**(4):1799-1814

[6] VAPNIK V. *The Nature of Statistical Learning Theory* [M]. New York:Springer-Verlag, 1995

Surface quality prediction and processing parameters determination of electrochemical belt superfinish

TAO Bin^{1,2}, XU Wen-ji^{*1}, WANG Xu-yue¹, MA Ning¹

(1. School of Mechanical Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China;

2. SINOPEC Qingdao Safety Engineering Institute, Qingdao 266071, China)

Abstract: Electrochemical belt superfinish (ECBS) technology applied to bearing raceway finishing has the advantages of high surface quality and processing efficiency, and it is superior to traditional oilstone superfinish. However, the finishing effect of ECBS is dominated by many factors and complicated dynamic behavior of the factors. Therefore, it is difficult to predict the finishing results and select the suitable processing parameters in ECBS. To solve this problem an intelligent multiple regression predictive model thinking about the non-linear relationship between processing parameters and the machining effect was established based on least squares support vector machines (LS-SVM). Taguchi method was introduced to assess the effect of finishing parameters on surface roughness, and the training data was also obtained through experiments. The comparison between the predicted values and the experimental values under the same condition is carried out, and the results show that the predicted values are approximately consistent with the experimental ones. The mean absolute percent error is 3.33% for surface roughness and 2.52% for current density.

Key words: least squares support vector machines (LS-SVM); electrochemical belt superfinish (ECBS); bearing raceway; surface quality