

文章编号 1004-924X(2010)11-2407-06

基于最小二乘支持向量机的 外圆磨削表面粗糙度预测系统

黄吉东^{1,2}, 王龙山¹, 李国发¹, 张秀芝¹, 王家忠³

(1. 吉林大学 机械科学与工程学院, 吉林 长春 130020; 2. 北华大学 机械工程学院, 吉林 吉林 132021;

3. 河北农业大学 机电工程学院, 河北 保定 071001)

摘要:为解决磨削加工中影响因素多,难以实现自动化加工的困难,对磨削系统的表面粗糙度预测系统进行了研究。在分析目前常用预测方法的基础上,建立了基于最小二乘支持向量机的外圆纵向磨削表面粗糙度预测模型。该模型采用等式约束,把原来求解一个二次规划问题转化成求解一个线性方程组,方法简单且有效。比较实验显示,该方法响应时间快、测量精度高,测量精度误差比BP神经网络预测方法小4%,比进化神经网络(BP+GA)预测方法小1.3%,所提供的预测方法可以实现对工件表面粗糙度的在线预测。将其应用于外圆纵向磨削智能系统中,实时计算预测值与给定粗糙度的差值,引导磨削专家系统修正磨削参数,实现智能控制,取得了较好的效果。

关键词:外圆纵向磨削;最小二乘支持向量机;表面粗糙度

中图分类号: TG580.6; TP391.4 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20101811.2407

Prediction system of surface roughness based on LS-SVM in cylindrical longitudinal grinding

HUANG Ji-dong^{1,2}, WANG Long-shan¹, LI Guo-fa¹, ZHANG Xiu-zhi¹, WANG Jia-zhong³

(1. College of Mechanical Science and Engineering, Jilin University, Changchun 130020, China;

2. College of Mechanical Engineering, Beihua University, Jilin 132021, China;

3. College of Mechanical Science and Electrical Engineering,
Agricultural University of Hebei, Baoding 071001, China)

Abstract: A prediction model of surface roughness based on the Least Square Support Vector Machine (LS-SVM) in cylindrical longitudinal grinding is proposed. By converting the inequality constraints into equality constraints, the model transforms solving the SVM from a Quadratic Programming (QP) problem to a group of linear equations, which simplifies the learning process and improves the calculating efficiency. Experimental results indicate that the construction speed of the prediction model based on LS-SVM is more faster, and the measurement error (MSE) is less 4% and 1.3% than those of the BP neural algorithm and BP+GA algorithm, respectively. The method has been used in an intelligent system for cylindrical longitudinal grinding to predict the surface roughness of a workpiece in real time. By calculating the differences of predicting values

收稿日期:2010-03-10;修订日期:2010-05-07.

基金项目:吉林省科技发展计划资助项目(No. 20060534)

and giving values and by directing the correct of grinding parameters, it completes a closed loop and intelligent control and obtains good grinding results.

Key words: cylindrical longitudinal grinding; Least Square Support Vector Machine (LS-SVM); surface roughness

1 引言

磨削加工是指以磨粒作为切削刃对各种材料进行去除加工的总称,它是一个非常复杂的精加工工艺。影响磨削过程的参数很多,并且各参数之间呈现出很强的非线性和动态不稳定性。其中,外圆纵向磨削过程更复杂,影响工件磨削质量和加工效率的因素更多。表面粗糙度是表征零件表面特性,影响磨削过程的主要参数,它除了反映外貌特征,还直接影响零部件配合性质、疲劳强度、耐磨性和抗腐蚀性等使用性能。因此,对其进行精确的测量显得尤为重要。表面粗糙度测量应用较多的是接触测量法,即使用表面轮廓仪对工件进行离线静态测量,由于无法进行实时加工测量,难以实现磨削加工的自动化。

国内外学者一直致力于磨削表面粗糙度的研究,并取得了许多成果。Malkin 提出了至少 8 个变量同时影响表面粗糙度,并建立了外圆纵向表面粗糙度的预测模型^[1]。Ali 等人基于假定磨削变量为线性推导出了表面粗糙度预测的通用模型^[2],但在实际加工中各参数相互影响呈现出很强的非线性及动态不稳定性。东北大学的刘贵杰等人应用 BP 神经网络建立了信号特征值与砂轮状态之间的非线性模型^[3]。吉林大学的李国发、王家忠等人提出了基于进化神经网络外圆纵向磨削表面粗糙度的在线预测^[4-5],但该方法存在着收敛速度慢、容易陷入局部极小值等缺点。

支持向量机 (Support Vector Machines, SVM) 是在统计学习理论的基础上发展起来的一种学习方法,它将结构风险作为优化函数,在推广能力和对小样本的适应方面,较传统的学习方法有了非常大的提高,因而受到了较普遍的重视^[6]。SVM 的求解问题可最终归结为构造一个带有线性不等式约束的二次规划问题,即通过求取其对偶问题的最优解即可得到全局最优解。Suykens^[7-8] 等于 1999 年提出了最小二乘支持向量机 (Least Square-Support Vector Machine, LS-

SVM), 这种回归方法将非线性优化问题转化为求解线性方程的问题,在样本数较少的情况下,可获得较高的运算速度。而且,算法中只有参数惩罚因子是待选的,比其它类型的支持向量回归机算法的待选参数少,进而提高了算法的鲁棒性。

本文基于 LV-SVM 建立了外圆纵向磨削表面粗糙度预测系统,并和磨削控制专家系统有机结合在一起,实现了外圆纵切磨削的智能控制,在实际加工磨削中取得了较好的效果。

2 LV-SVM 预测模型的建立

2.1 LV-SVM 优化过程推导

设给定一有 n 个数据的训练集 $\{(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, n\}$, $x_i \in \mathbf{R}^d$ 为输入向量, $y_i \in \mathbf{R}$ 为输出向量, d 为输入空间的维数, LV-SVM 优化过程的基本思想是将输入空间数据映射到高维空间,然后在此空间中进行线性回归,得到关于输入输出的回归函数:

$$f(x) = \omega \cdot \phi(x) + b, \quad (1)$$

式中, ω 和 b 是待求的回归参数,满足 Suykens 等提出的 LS-SVR 方法的最小值问题:

$$\begin{cases} \min Q(\omega, \xi) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \frac{\gamma}{2} \sum_{i=1}^n \xi_i^2 \\ s. t. y_i = \omega \cdot \phi(x_i) + b + \xi_i, i = 1, 2, \dots, n \end{cases}, \quad (2)$$

式中损失函数 Q 是误差平方和 (SSE) 和规格化量之和, $\xi = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n)^T$ 为考虑允许拟合误差引入的松弛因子。大于零的正实数 γ 为惩罚因子,作用是在训练误差和模型复杂度之间取折衷值,使函数具有较好的泛化能力,其值越大,模型的回归误差越小。

为了求解目标优化函数的最小值,构造了 Lagrange 函数,将模型变换到对偶空间,由式 (2) 得:

$$L(\omega, b, \xi, \alpha) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \frac{\gamma}{2} \sum_{i=1}^n \xi_i^2 - \sum_{i=1}^n \alpha_i [\omega \cdot \phi(x_i) + b + \xi_i - y_i], \quad (3)$$

式中 α_i 为 Lagrange 乘子, $\boldsymbol{\alpha} = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n)^T$ 。根据 Karush-Kuhn-Tucker (KKT) 最优条件^[9]: 规划问题的最优解可通过的 Lagrange 方程鞍点求解,在鞍点处,Lagrange 函数 L 多是关于 ω, b, ξ, α 的极小点。因此,参数 ω, b, ξ 和 α 的偏导在最优解处应等于 0,即:

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \omega} = \omega - \sum_{i=1}^n \alpha_i \phi(x_i) = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial b} = - \sum_{i=1}^n \alpha_i = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \xi} = \gamma \xi_i - \alpha_i = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha} = \omega \cdot \phi(x_i) + b + \xi_i - y_i = 0 \end{cases}, \quad (4)$$

上式可写成:

$$\begin{cases} \omega = \sum_{i=1}^n \alpha_i \phi(x_i) \\ \sum_{i=1}^n \alpha_i = 0 \\ \xi_i = \frac{1}{\gamma} \alpha_i \\ y_i = \omega \cdot \phi(x_i) + b + \xi_i \end{cases}, \quad (5)$$

消去式(5)中 ω 和 ξ_i ,可得线性方程组:

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{E}^T \\ \mathbf{E} & \mathbf{Z}\mathbf{Z}^T + \gamma^{-1}\mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \boldsymbol{\alpha} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{y} \end{bmatrix}, \quad (6)$$

式中 $\mathbf{Z} = (\phi(x_1), \phi(x_2), \dots, \phi(x_n))^T, \mathbf{y} = (y_1, \dots, y_n)^T, \mathbf{E} = (1, \dots, 1)^T$ 。

令 $\boldsymbol{\Omega} = \mathbf{Z}\mathbf{Z}^T$,引入满足 Mercer 条件^[10]的核函数 $\mathbf{K}(x_i, x_j)$ 来简化非线性逼近,则 $\boldsymbol{\Omega}$ 为 $n \times n$ 方阵, $\boldsymbol{\Omega}_{ij} = \phi(x_i)^T \phi(x_j) = \mathbf{K}(x_i, x_j), i=1, 2, \dots, n$ 。

若记 $\mathbf{A} = \boldsymbol{\Omega} + \gamma^{-1}\mathbf{I}$,则式(6)可写成:

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{E}^T \\ \mathbf{E} & \mathbf{A} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \boldsymbol{\alpha} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{y} \end{bmatrix}, \quad (7)$$

由于 \mathbf{A} 为半正定矩阵, \mathbf{A}^{-1} 存在,由式(7)可以求得:

$$b = \frac{\mathbf{E}^T \mathbf{A}^{-1} \mathbf{y}}{\mathbf{E}^T \mathbf{A}^{-1} \mathbf{E}} = \mathbf{B}\mathbf{y}, \quad (8)$$

$$\boldsymbol{\alpha} = \mathbf{A}^{-1}(\mathbf{y} - \mathbf{E}b) = \mathbf{A}^{-1}(\mathbf{I} - \mathbf{E}\mathbf{B})\mathbf{y} = \mathbf{M}\mathbf{y}, \quad (9)$$

式中 b 为目标函数的偏置,是常数解, $\boldsymbol{\alpha} = (\alpha_1, \dots, \alpha_n)^T$ 是目标函数取得最优值时的 Lagrange 乘子, \mathbf{B} 为含有 n 个元素的行向量, \mathbf{M} 为含有 $n \times n$ 个元素的矩阵。

将 α 值代入公式(5),继而得到回归函数:

$$f(x) = \omega \cdot \phi(x) + b = \sum_{i=1}^n \alpha_i \phi(x_i) \cdot \phi(x) + b = \sum_{i=1}^n \alpha_i K(x_i, x) + b. \quad (10)$$

LV-SVM 采用等式约束可以将求解的优化问题转化成线性方程,大大减少了算法的复杂性。另外,采用径向基核函数的 LV-SVM 仅需确定 γ 和 σ 两个参数,参数的搜索空间由标准 SVM 的三维降低到二维,极大地加快了建模速度。

2.2 表面粗糙度预测模型的建立

目前磨削机理尚未完全清楚,磨削加工除了采用理想公式之外还须依赖一些经验公式。大量实验分析表明,在磨削过程中有 12 个变量影响表面粗糙度。其中工作台速度、砂轮的磨粒尺寸、砂轮的修整条件、砂轮的硬度、磨削深度、工件转速和工件硬度等 7 个变量为主变量。磨削液为调整变量,包括磨削液的成份和磨削液的流量等。外圆纵切磨削加工中,尤其是精加工阶段,砂轮的磨粒尺寸、砂轮的硬度、工件硬度、磨削液以及砂轮转速这些参数都已确定,工件的表面粗糙度 R_a 取决于工作台的纵向进给量 f_a 、工件速度 v_w 、砂轮宽度 b_s 、切削深度 a_p 、砂轮速度 v_s 和砂轮修整条件(修整深度 a_d 和修整导程 S_d)。虽然切深 a_p 可影响砂轮磨损并因此改变砂轮表面形状及相应的工件表面粗糙度,但根据表面生成原理,表面粗糙度对工件速度和砂轮速度的敏感程度高于砂轮的切深,切深对表面粗糙度的影响不大。况且表面粗糙度主要是在精磨阶段形成,在精磨阶段砂轮切深很小,因此可以忽略砂轮切深对表面粗糙度的影响。砂轮修整对表面粗糙度的影响较大,精细修整通常产生较整齐和平滑的砂轮表面,因而磨后工件粗糙度也较小,其中,修整导程的影响要远高于修整深度。实验中 v_s 和 b_s 为定值,所以外圆纵向磨削加工工件的理想表面粗糙度 R_a ,主要取决于工作台的纵向进给量 f_a 、工件速度 v_w 、砂轮修整条件(修整深度 a_d 和修整导程 S_d)。因此,建立了 LS-SVM 回归预测模型训练样本集 $\{(\mathbf{x}_i, y_i), i=1, 2, \dots, n\}$ (\mathbf{x}_i 为影响工件表面粗糙度的加工参数 f_a, v_w, a_d, S_d 组成的多维向量; y_i 表示相对于第 i 号工件输出的表面粗糙度值),实

现了对表面粗糙度的预测。

2.3 实验步骤

(1)通过改变磨削加工参数 f_a, v_w, a_d, S_d 进行反复加工试验,并使用便携式粗糙度测量仪 TR240 测量被加工工件的表面粗糙度,记录加工参数及工件表面粗糙度的对应关系。

(2)对 LS-SVM 回归算法对训练样本集进行辨识,求解回归参数 a 和 b 。

(3)使用基于 LS-SVM 预测模块,得到加工工件表面粗糙度预测值 y_i' ,与实际表面粗糙度的测量值 y_i 进行比对,可求得工件预测误差。

学习和预测示意图如图 1、图 2 所示。

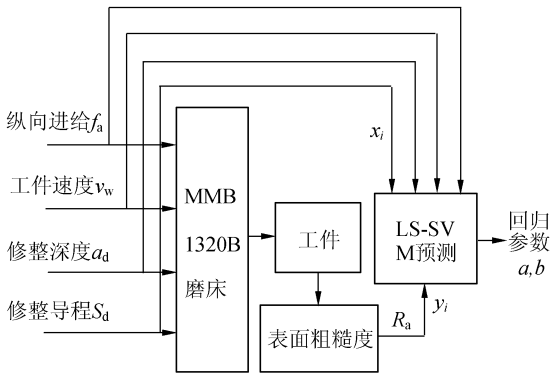


图 1 LS-SVM 预测模块学习过程

Fig. 1 Learning process of LS-SVM model

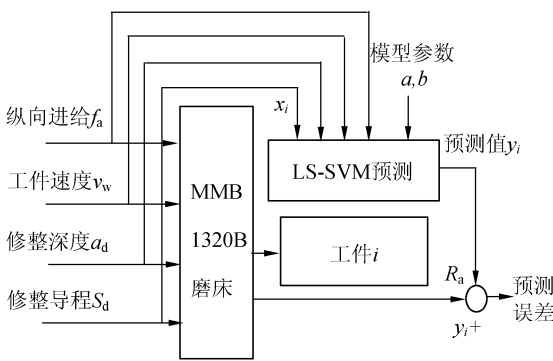


图 2 LS-SVM 预测模块预测过程

Fig. 2 Prediction process of LS-SVM model

3 实验验证

3.1 样本学习参数的获得

实验在改造后的半自动外圆磨床 MMB1320 上进行,磨削液采用普通乳化液,砂轮型号为:

GB70RAP40032203,磨粒尺寸为 46 #,砂轮硬度等级为 M,表面粗糙度测量采用便携式粗糙度测量仪 TR240,工件材料为 45 # 钢, HRC = 55,工件直径为 50 mm,长度为 450 mm,砂轮速度为 31.5 m/s。输入加工参数组合如表 1 所示。

表 1 加工参数组合顺序

Tab. 1 Array sequences of grinding parameters

No	v_w	f_a	a_d	S_d	R_a
1	18	4	5	0.12	0.61
2	18	6.4	8	0.12	0.71
3	18	10	10	0.12	0.75
4	30	4	5	0.12	0.62
5	30	6.4	8	0.12	0.64
6	30	10	10	0.12	0.74
7	42	4	5	0.12	0.65
8	42	6.4	8	0.12	0.69
9	42	10	10	0.12	0.79
10	18	4	5	0.06	0.38
11	18	6.4	8	0.06	0.47
12	18	10	10	0.06	0.51
13	18	4	5	0.06	0.45
14	18	6.4	8	0.12	0.51
15	30	10	10	0.12	0.55
16	42	4	5	0.06	0.48
17	42	6.4	8	0.06	0.55
18	42	10	10	0.12	0.57

3.2 实验比对

本文将几个经典的预测模型进行对比测试实验,实验预测模型算法均由 VC6.0 及调用 MATLAB 工具箱实现。分别采用 BP 神经网络、基于进化的神经网络 (BP+GA)、标准 SVM 和 LS-SVM4 种预测模型对根据表 1 提供的磨削参数数据进行表面粗糙度的预测。其中, BP 神经网络学习率为 0.5,调整系数为 0.85,隐含层神经元个数取 10; BP+GA 模型隐含神经元取 18 个,学习率为 0.5,调整系数为 0.85; SVM 与 LS-SVM,取平衡因子 $C=500$,拟合精度 $\epsilon=0.01$ 。最常见的核函数为多项式核函数、径向基核函数、神经网络核函数,其中径向基核函数被使用的最多,而且性能

较好, SVM 与 LS-SVM 核函数均选择径向基核函数: $K(x, x_i) = \exp(-\frac{\|x-x_i\|^2}{2\sigma^2})$, 取调节常数 $\gamma=500$, 径向基参数 $\sigma=0.1$ 。比较结果如表 2 所示。

表 2 预测模型的对比

Tab. 2 Contrast results of prediction models

建模方法	训练时间/s	测试误差(MSE)
BP	22.3	0.056 4
BP+GA	9.7	0.026 1
SVM	2.9	0.237 0
LS-SVM	1.1	0.013 9

3.3 预测模型结果分析

实验分析对比表明, 基于最小二乘支持向量机的预测系统响应时间快、预测精度高, 此方法优于目前使用外圆磨削表面粗糙度预测方法。

预测模型的价值表现为: 所生成的预测值与工艺要求获得的粗糙度值进行对比, 利用差值引导外圆纵向磨削专家系统修正磨削加工参数, 实时形成反馈, 形成闭环控制, 组成智能磨削系统, 从而获得较好的表面。

4 磨削参数智能优化

根据所选用的 4 个不同的磨削参数, 采集了 18 组数据, 将它们两两与表面粗糙度建立三维投影关系, 从中找到精磨阶段影响表面粗糙度的主要参数。经过分析发现, 4 个参数中工件的转速的改变对粗糙度的影响较大。所以把它作为逼近

理想粗糙度的主要手段。

在 MMB1320B 型精密半自动外圆磨床本体上搭建了外圆纵向磨削智能系统。砂轮的横向进给和工作台的纵向进给分别由一个步进电机驱动, 电机变速由工控机控制的 SAMCO-VM05 高性能变频器实现。工作过程如下: 由磨削专家系统给定外圆纵向磨削加工参数 f_a, v_w, a_d, S_d , 完成第一阶段的磨削任务; 基于最小二乘向量机预测系统预测出获得表面粗糙度值 R_{a_p} , 将粗糙度设定值 R_a 与 R_{a_p} 进行比较, 得到偏差值 dR_a ; 专家系统根据 dR_a 调整工件转速 v_w , 进行下段磨削; 然后根据变化了的磨削参数预测新的 R_{a_p} , 形成新的反馈, 从而完成了外圆纵向磨削参数的智能控制。

5 结 论

本文提出了用于外圆纵向磨削加工的基于 LS-SVM 预测零件表面粗糙度的新方法, 将原来求解一个二次规划问题转化为求解线性方程组, 方法简单、有效。与其他预测模型进行了比较, 通过实验验证, 证明该方法具有响应时间快、预测精度高的特点。测量精度误差比 BP 小 4%, 比 BP+GA 小 1.3%, 预测效果明显优于 BP 和 SVM 预测模型, 实现了对工件表面粗糙度的在线预测。最后, 将该方法应用到以改造后的半自动外圆磨床 MMB1320 为本体的外圆纵向磨削智能系统中, 实时计算预测值与给定粗糙度的差值, 引导磨削专家系统修正磨削参数, 实现智能控制, 取得了较好的效果。

参考文献:

- [1] MALKIN S. *Grinding Technology Theory and Applications of Machining with Abrasives* [M]. Chichester: Ellis Horwood Limited, 1988.
- [2] ALIYM, ZHANG L CH. A methodology for fuzzy modeling of engineering systems [J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 2001, 118: 181-197.
- [3] 刘贵杰, 巩亚东, 王宛山. 基于神经网络的磨削砂轮状态的在线监测 [J]. 东北大学学报, 2002, 23(10):

984-987.

- LIU G J, GONG Y D, WANG W SH. On-line monitoring for grinding wheel states based on neural network. [J]. *Journal of Northeastern University*, 2002, 23(10): 984-987. (in Chinese)
- [4] 李国发, 王龙山, 丁宁. 基于进化神经网络外圆纵向磨削表面粗糙度的在线预测 [J]. 中国机械工程, 2005, 16(3): 223-226.
- LI G F, WANG L SH, DING N. On-line prediction of surface roughness in cylindrical longitudinal

- grinding based on evolutionary neural network [J]. *China Mechanical Engineering.*, 2005,16(3):223-226. (in Chinese).
- [5] 王家忠. 外圆纵向智能磨削关键技术研究[D]. 长春:吉林大学,2006.
WANG J ZH. *Study on the Key Techniques of Intelligent Cylindrical Traverse Grinding* [D]. Changchun:Jilin University,2006. (in Chinese)
- [6] 贺秋伟,王龙山,刘庆民,等. 基于支持向量机回归的小尺寸零件精密测量[J]. *光学 精密工程*,2007,15(4):557-563.
HE Q W, WANG L SH, LIU Q M, *et al.*. Precision measurement for small size parts based on support vector regression[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007,15(4):557-563. (in Chinese)
- [7] SUYKENS J A K, VANDEWALLE J. Least square support vector machine classifiers [J]. *Neural Processing Letters*, 1999,9(3):293-300.
- [8] SUYKENS J A K, VANDEWALLE J, DE MOOR B. Optimal control by least squares support vector machines [J]. *Neural Networks.*, 2001,14:105-113.
- [9] 吴德会. 基于质量信息集成的智能质量控制技术研究[D]. 合肥:合肥工业大学,2006.
WU D H. *Research on Intelligent Quality Control Technology Based on Quality Information Integration* [D]. Hefei:Hefei University of Technology, 2006. (in Chinese)
- [10] BURGESS C J C. A tutorial on support vector machines for Pattern recognition [J]. *Knowledge Discovery and Data Mining*,1998,2(2):121-167.

作者简介:



黄吉东(1972—),男,吉林人,博士研究生,主要从事智能制造、精密磨削方面的研究。E-mail: jdhuang2000@163.com



王龙山(1946—),男,浙江宁波人,教授,博士研究生导师,主要从事智能制造、精密磨削、图像处理、CAD/CAE/CAM等方面的研究。E-mail: wls@jlu.edu.cn

李国发(1970—),男,吉林农安人,副教授,主要从事智能制造、精密磨削等方面的研究。E-mail: ligf@jlu.edu.cn
张秀芝(1973—),女,吉林伊通人,讲师,主要从事智能制造、图像处理等方面的研究。E-mail: xiuzhizh@126.com
王家忠(1970—),男,河北保定人,副教授,主要从事智能制造、精密磨削等方面的研究。E-mail: wjz9001@jlu163.com