

基于粒子群优化 SVM 的刀具磨损量预测

韩玉辉

长春职业技术学院

摘要: 针对 SVM 预测刀具磨损量存在的参数不易确定的问题,提出了新的基于粒子群优化 SVM 的智能预测方法。在介绍粒子群算法和 SVM 回归模型基本理论的基础上,提出用自适应粒子群优化算法优化 SVM 参数的策略,采用小波包方法对切削声信号进行分解处理,建立了基于粒子群优化 SVM 的刀具磨损量预测模型。试验分析的仿真结果表明,所建立的刀具磨损量智能预测模型具有较强的推广能力和较高的预测精度。

关键词: 刀具; 磨损量预测; 粒子群; 支持向量机

中图分类号: TG115.5+8; TH117; TP165.3

文献标志码: A

Prediction of Tool Wear Based on Particle Swarm Optimization SVM

Han Yuhui

Abstract: Aiming at the problem of parameters is not easy to determine existing in tool wear prediction for SVM, putting forward a new intelligent prediction method of based on particle swarm optimization SVM. Based on the introduction of the basic theory of particle swarm optimization and SVM regression model, putting forward a strategy for optimizing SVM parameters based on particle swarm optimization, adopting the wavelet packet method to decompose the acoustic signals, we further establishing the prediction model of tool wear based on particle swarm optimization SVM. The simulation result of experimental analysis shows that the intelligent prediction model of tool wear has strong generalization ability and high prediction accuracy.

Keywords: tool; wear prediction; particle swarm; support vector machine

DOI:10.16567/j.cnki.1000-7008.2016.11.031

1 引言

随着以物联网和智能制造为主导的工业 4.0 时代悄然来袭,机械加工行业将加速转型升级。刀具是机械加工中的重要设备,刀具的磨损量与刀具成本核算、刀具需求计划制定、加工质量和加工精度等

密切相关,因此刀具磨损量的实时监测和科学预测具有重要意义^[1]。文献[2]、文献[3]采用灰色理论和马尔可夫理论对刀具磨损量预测问题进行了研究;文献[4-7]分别采用不同类型的 BP 神经网络对刀具磨损量预测问题进行了研究;文献[8]采用 LS-SVM 回归算法对刀具磨损量预测问题进行了研究;文献[9]结合云模型和支持向量机理论,建立了基于云-SVM 模型的刀具磨损量预测模型;文献[1]和文献[10]分别建立了基于遗传算法优化 SVM 和多种

基金项目:“十二五”国家科技支持计划(2014BD06B00)
收稿日期:2016 年 4 月

4 结语

运用 BP 神经网络对深孔钻削过程中的单齿 BTA 钻刀齿后刀面磨损值进行预测研究。试验和仿真结果表明,用神经网络对刀具磨损进行预测具有良好的泛化处理能力。设计和测试的 3-7-1 拓扑结构网络模型可以很好进行预测。通过对试验数据的分析,可以证实网络的输入数据(切削速度 V_c 、进给量 f 和轴向力 F) 和输出数据(刀齿后刀面的磨损值 VB) 之间具有相关性,神经网络是能够学习的。为预测刀具的磨损值和减少刀具磨损提供了指导意义。

参考文献

- [1] 黄晓斌, 沈兴全, 苗鸿宾, 等. EA4T 空心车轴深孔加工刀具磨损特征的研究[J]. 工具技术, 2014(8): 35-39.
 - [2] 张顺军. BTA 深孔钻削排屑与刀具状态监测技术研究[D]. 西安: 西安理工大学, 2007.
 - [3] 高宏力, 许明恒, 傅攀. 基于集成神经网络的刀具磨损量监测[J]. 西南交通大学学报, 2005(5): 641-644.
- 第一作者: 高伟佳, 硕士研究生, 中北大学山西省深孔加工工程技术研究中心 030051 太原市
First Author: Gao Weijia, Postgraduate, Shanxi Deep-hole Cutting Research Center of Engineering Technology, North University of China, Taiyuan 030051, China

群遗传算法优化 SVM 的刀具磨损量预测模型。

粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法是一种基于群体智能的新兴优化算法,具有简单易实现、全局优化能力强和可调参数少等优点。粒子群优化算法和支持向量机(Support Vector Machine, SVM)理论相结合在电力系统短期负荷预测、船舶电力负荷预测、网络流量预测和岩石强度预测等领域取得了较高的预测精度^[11-14]。因此,本文拟采用 PSO 算法和 SVM 理论相结合的方法来预测刀具的磨损量,以期为提高刀具磨损量预测精度提供一种新的智能预测方法。

2 粒子群优化算法基本原理

粒子群优化算法最早由美国学者 Eberhart 博士和 Kennedy 博士于 1995 年提出,是一种基于集群智能方法的计算技术。粒子群算法中,每个优化问题的潜在解都是搜索空间中的一只鸟,称之为“粒子”^[11]。假设在一个 D 维的目标搜索空间中,有 m 个粒子组成一个群落,其中第 i 个粒子表示为一个 D 维的解向量 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ ($i=1, 2, \dots, m$),即第 i 个粒子在 D 维的搜索空间中的位置是 x_i 。换言之,每个粒子的位置就是一个潜在的解。将 x_i 代入一个目标函数就可以计算出其适应值,根据适应值的大小衡量 x_i 的优劣。第 i 个粒子的“飞翔”速度也是一个 D 维的向量,记为 $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ 。记第 i 个粒子迄今为止搜索到的最优位置为 $p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$,整个粒子群迄今为止搜索到的最优位置为 $p_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD})$ 。

粒子群算法采用下列公式对粒子进行操作^[12]

$$v_{id} = \omega v_{id} + c_1 r_1 (p_{id} - x_{id}) + c_2 r_2 (p_{gd} - x_{id}) \quad (1)$$

$$x_{id} = x_{id} + v_{id} \quad (2)$$

式中 $i=1, 2, \dots, m$, $d=1, 2, \dots, D$; 学习因子 c_1 和 c_2 是非负常数,通常取 $c_1 = c_2 = 2$; ω 为惯性权重; r_1 和 r_2 是介于 $[0, 1]$ 之间的随机数; $v_{id} \in [-v_{\max}, v_{\max}]$, v_{\max} 是一个常数,由用户设定。

上述算法被称为全局版粒子群优化算法或基本粒子群算法,后来很多研究人员和学者又提出了更多改进的粒子群优化算法。

3 支持向量机回归模型

支持向量机是借助最优化方法解决数据挖掘中若干问题的有力工具,在文本分类、语音识别、故障识别和预测、信息安全、时间序列预测等诸多领域有成功的应用^[13]。

支持向量机回归模型是 SVM 在回归领域的应用,假设样本数据为 $D = \{(x_i, y_i) | i=1, 2, \dots, n\}$, $x_i \in R^d$, $y_i \in R$, x_i 为输入变量, y_i 为输出变量, i 为样本数。

线性回归方程为 $f(x) = (wx) + b$, 式中 w 的维数与特征空间的维数密切相关。引入松弛变量 $\xi_i \geq 0$ 和 $\xi_i^* \geq 0$, 则用线性函数拟合的回归方程可变为^[13, 14]

$$\begin{cases} y_i - wx_i - b \leq \varepsilon + \xi_i \\ wx_i + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \end{cases} \quad (i=1, 2, \dots, n) \quad (3)$$

由松弛变量 ξ_i 和 ξ_i^* , ε 不敏感损失函数和惩罚参数 C 的引入, 则 SVM 解决回归问题可转化为求解如下数学规划问题

$$\begin{aligned} \min \Phi &= \left\{ \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*) \right\} \\ \text{s. t. } &[(wx_i) + b] - y_i \leq \varepsilon + \xi_i \\ &y_i - [(wx_i) + b] \leq \varepsilon + \xi_i^* \end{aligned} \quad (4)$$

构造 Lagrange 函数

$$\begin{aligned} L(w, \xi_i^*, \xi_i) &= \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\xi_i^* + \xi_i) - \\ &\sum_{i=1}^n \alpha_i^* [\xi_i^* + \varepsilon + y_i - wx_i - b] \\ &- \sum_{i=1}^n \alpha_i [\xi_i + \varepsilon - y_i + (wx_i + b)] - \\ &\sum_{i=1}^n (\xi_i^* \gamma_i^* + \xi_i \gamma_i) \end{aligned} \quad (5)$$

对 w, b, ξ_i^* 和 ξ_i 求导并进行整理, 得到回归函数为

$$f(x) = (wx) + b = \sum_{i=1}^n (\alpha_i^* - \alpha_i) (x_i x) + b \quad (6)$$

为了解决非线性回归问题, 可以通过用核函数 $K(x_i, x_j)$ 取代 $(x_i x_j)$ 来实现非线性函数的拟合, 常用的核函数有线性核函数、径向基核函数、多项式核函数和两层感知器核函数, 本文选用在预测领域常用的径向基核函数^[14]。

4 切削声信号的采集和提取

在切削过程中, 会产生包含丰富切削工况信息的声发射信号。切削声信号具有频率高、抗干扰能力强、灵敏度高等特点, 在刀具磨损监测中的应用较为广泛。文献[8]、文献[10]采用经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)方法对切削声信号进行分解; 文献[6]采用小波分解方法对切削声信号进行处理; 文献[9]采用分别采用 EEMD 和小波包方法对声信号及电流信号进行分解; 文献[7]采用小波包分解法对声信号进行处理。

经过对比分析, 本文采用小波包分解方法对切削声信号进行分解处理。将刀具的磨损状态划分为

正常切削($VB < 0.2\text{mm}$)、一般磨损($0.2\text{mm} \leq VB \leq 0.3\text{mm}$) 和严重磨损($VB > 0.3\text{mm}$)。采用 AWA14603 型前置放大器和 AWA14423 型传感器在 CA6161A 车床上对声信号进行采集,信号采集系统如图 1 所示。



图 1 切削声信号采集系统

5 基于粒子群优化 SVM 的刀具磨损量预测模型

SVM 参数对预测性能有较大影响,由于惩罚参数 C 和核函数参数 σ 较难确定,一般需要在训练过程中不断尝试,但有时确定的参数不是最优的 SVM 参数,这里提出用自适应 PSO 算法对 SVM 参数进行寻优,在此基础上用优化的 SVM 对刀具磨损量进行预测,具体的预测步骤如下。

步骤①:采集切削声信号和实际磨损量信息,用小波包对声信号进行分解处理。

步骤②:对分解处理后得到的频带能量值进行规范化处理,6 个频带的能量值作为 SVM 的输入参数,刀具磨损量作为 SVM 的输出参数。

步骤③:初始化惩罚参数 C 、不敏感损失函数 ε 和核参数 σ ,将向量 (C, ε, σ) 视为粒子,对粒子的位置和速度初始化处理,生成两个 $[0, 1]$ 之间的随机数 r_1 和 r_2 ,学习因子 c_1 和 c_2 设定为 1.46,最大迭代次数设置为 500。

步骤④:构造适应度函数

$$E = \frac{\sum_{j=1}^n [\sum_{k=1}^m (y_{jk}^* - y_{jk})^2]}{n} \quad (7)$$

式中 y_{jk} 为实际 VB 值; y_{jk}^* 为预测 VB 值; n 为样本个数; m 为输出节点数。

步骤⑤:根据式(7)计算粒子适应值并开始迭代寻优。

步骤⑥:更新迭代次数, $T = T + 1$ 。

步骤⑦:若满足迭代的结束条件,则停止迭代寻优,输出的参数向量即是 SVM 的最优参数向量;若不满足结束条件,则转向步骤 5。

步骤⑧:利用优化参数的 SVM 对刀具磨损量进行预测。

6 试验分析

为了验证所建立的 SVM 刀具磨损量预测模型的合理性和有效性,以一组试验数据为例对模型进行仿真试验验证。刀具材料为硬质合金 YBG205,切削材料为高温合金 GH2135,切削条件为:转速 $n = 280\text{r/min}$,切削深度 $a_p = 0.3\text{mm}$,进给速度 $f_a = 0.2\text{mm/r}$ 。在三种不同的磨损状态下共采集 15 组声发射信号,分别采用工程上常用的 db8 小波包对切削声信号进行 5 层分解,并提取 6 个频带的能量值和刀具实际磨损量,具体的数据见 1。由表 1 可见, VB 值处于 $[0, 1]$ 之间,而 6 个频带的能量值差异较大,需要做规范化处理,规范化处理后的结果见表 2。

表 1 刀具磨损量预测的样本数据

序号	E_1 (kJ)	E_2 (kJ)	E_3 (kJ)	E_4 (kJ)	E_5 (kJ)	E_6 (kJ)	VB (mm)
1	206.08	17.28	3.8287	0.7762	0.1643	0.0348	0.180
2	40.842	2.6963	0.5107	0.0938	0.0236	0.0082	0.162
3	157.06	27.774	11.264	3.1583	0.0582	0.0845	0.192
4	109.41	23.978	6.2647	1.1856	0.1999	0.0434	0.190
5	309.2	19.279	4.0059	1.5268	0.2783	0.0672	0.265
6	110.98	12.101	1.4812	0.5506	0.1282	0.0234	0.249
7	93.621	13.909	2.7095	0.7811	0.1775	0.0336	0.280
8	157.62	16.213	3.6935	1.0795	0.1972	0.0380	0.256
9	94.517	7.4068	1.3481	0.3692	0.0623	0.0157	0.400
10	83.07	10.429	1.4812	0.3796	0.0659	0.0235	0.355
11	140.84	12.593	3.8989	1.2010	0.2761	0.0363	0.450
12	81.059	10.064	2.4936	0.5371	0.4964	0.1352	0.320
13	70.596	8.6067	3.5577	1.8295	1.0692	0.2742	0.187
14	126.53	9.9367	3.2968	0.7273	0.5628	0.2128	0.274
15	106.5	3.7669	2.5808	0.6368	1.8324	0.3562	0.330

表 2 刀具磨损量预测的规范化样本数据

序号	E_1	E_2	E_3	E_4	E_5	E_6	VB
1	0.6665	0.6222	0.3399	0.2458	0.0897	0.0977	0.180
2	0.1321	0.0971	0.0453	0.0297	0.0129	0.0230	0.162
3	0.5080	1.0000	1.0000	1.0000	0.0318	0.2372	0.192
4	0.3538	0.8633	0.5562	0.3754	0.1091	0.1218	0.190
5	1.0000	0.6941	0.3556	0.4834	0.1519	0.1887	0.265
6	0.3589	0.4357	0.1315	0.1743	0.0700	0.0657	0.249
7	0.3028	0.5008	0.2405	0.2473	0.0969	0.0943	0.280
8	0.5098	0.5837	0.3279	0.3418	0.1076	0.1067	0.256
9	0.3057	0.2667	0.1197	0.1169	0.0340	0.0441	0.400
10	0.2687	0.3755	0.1315	0.1202	0.0360	0.0660	0.355
11	0.4555	0.4534	0.3461	0.3803	0.1507	0.1019	0.450
12	0.2622	0.3624	0.2214	0.1701	0.2709	0.3796	0.320
13	0.2283	0.3099	0.3158	0.5793	0.5835	0.7698	0.187
14	0.4092	0.3578	0.2927	0.2303	0.3071	0.5974	0.274
15	0.3444	0.1356	0.2291	0.2016	1.0000	1.0000	0.330

利用 MATLAB7.0 编写粒子群优化 SVM 预测刀具磨损量的仿真程序,通过自适应 PSO 的寻优计算,得到 SVM 的最优参数 $\varepsilon = 0.001$,惩罚参数 $C = 900$,参数 $\sigma = 12$ 。将表 1 中的前 12 组样本作为训

训练样本,后3组样本作为校验样本,利用粒子群优化后的SVM对样本进行训练预测,其中9-12组样本的预测结果及误差见表3。可以看出,训练样本的预测效果较好,为了验证预测模型的推广能力,对13-15组样本进行校验预测,预测的结果也列于表3。由校验样本的预测结果可知,本文所建立的预测模型预测效果较好,推广能力较强。文献[9]采用遗传算法优化SVM对刀具VB值预测的平均相对误差为3.39%,而本文所提出的粒子群优化SVM预测刀具VB值的平均相对误差为2.55%,可见本文所提出的预测方法具有较高的预测精度。

表3 预测模型对样本的预测误差

编号	实测值(mm)	预测值(mm)	绝对误差(mm)	相对误差
9	0.400	0.401	0.001	0.25%
10	0.355	0.354	0.001	0.28%
11	0.450	0.451	0.001	0.22%
12	0.320	0.321	0.001	0.31%
13	0.187	0.192	0.005	2.67%
14	0.274	0.281	0.007	2.55%
15	0.330	0.322	0.008	2.42%

7 结语

刀具磨损状态监测是防止机床损坏和工件报废、保障加工质量和精度、提高生产效益的关键措施,而刀具磨损量的有效预测是刀具磨损状态监测的重要手段。鉴于粒子群优化算法较强的全局优化能力和简单易实现的特点,提出用自适应PSO算法优化SVM相关参数并进行刀具磨损量预测的新方法,该预测方法结合了SVM推广能力强和PSO算法高效全局寻优能力强的优点。试验分析的结果表明,所建立的基于粒子群优化SVM的刀具磨损量预测模型具有较强的推广能力和较高的预测精度,校验样本的平均相对误差小于遗传算法优化SVM预测方法,为刀具磨损量预测提供了一种新的方法。

参考文献

- [1] 聂鹏,何超,许良,等. 基于遗传算法优化SVM的刀具VB值预测的研究[J]. 机床与液压, 2015, 43(11): 43-46.
- [2] 雷小宝,廖文和,谢峰,等. 义齿用预烧结氧化铝高速铣削刀具磨损及寿命预测[J]. 南京理工大学学报, 2013, 37(4): 567-573.
- [3] 周咏辉,艾兴,赵军. 基于灰色L马尔可夫理论的纳米复合陶瓷刀具磨损量预测[J]. 制造技术与机床, 2010(4): 51-54.
- [4] 江平,邓志平. 基于BP网络对刀具磨损的预测[J]. 煤矿机械, 2012, 33(3): 116-117.

- [5] 张锴锋,袁惠群,聂鹏. 基于广义维数与优化BP神经网络的刀具磨损量预测[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2013, 34(9): 1292-1295.
- [6] 聂鹏,湛鑫. 基于主元分析和BP神经网络对刀具VB值预测[J]. 北京航空航天大学学报, 2011, 37(3): 364-368.
- [7] 关山,聂鹏. L-M优化算法BP网络在刀具磨损量预测中的应用[J]. 机床与液压, 2012, 40(15): 22-26.
- [8] 关山,闫丽红,彭昶. LS-SVM回归算法在刀具磨损量预测中的应用[J]. 中国机械工程, 2015, 26(2): 217-222.
- [9] 王利伟,王姣. 云-SVM模型及在数控机床刀具磨损状态预测中的应用[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2012, 9: 217-222.
- [10] 张锴锋,袁惠群,聂鹏. 基于切削声信号与优化SVM的刀具磨损状态监测[J]. 振动、测试与振动, 2015, 35(4): 727-732.
- [11] 陆宁,武本令,刘颖. 基于自适应粒子群优化的SVM模型在负荷预测中的应用[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(15): 43-47.
- [12] 王海斌,刘维亭,徐卉. 基于迭代局部搜索和自适应粒子群优化的SVM短期负荷预测[J]. 船舶工程, 2013, 35(1): 57-60.
- [13] 朱倩雨,覃锡忠,贾振红,等. 基于EMD和粒子群优化的LS-SVM的网络流量预测[J]. 计算机工程与设计, 2013, 34(12): 4104-4107.
- [14] 邱景平,邢军,姜谔男,等. 基于粒子群支持向量机的矿岩强度指标的超声预测[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2012, 33(5): 731-734.

作者: 韩玉辉,高级讲师,长春职业技术学院工程技术分院,130033 长春市

Author: Han Yuhui, Senior Lecturer, Engineering Branch Of Changchun Vocational Institute of Technology, Changchun 130033, China

机器人发展热度不减

当前社会各界对发展机器人热度不减。根据国家统计局数据,2015年我国工业机器人产量为32996台,同比增长21.7%;今年1-9月继续保持高速增长,产量达到5.09万台,同比增长30.8%,比去年全年增长率高出约9个百分点,年均增速将远高于全国工业和装备制造业增速。但在高速发展的同时,我国机器人产业仍然存在着诸多新问题、新动向。一是机器人关键零部件虽有所突破,但高端产品仍依赖进口;二是部分自主品牌产品接近世界先进水平,但自主创新能力亟待加强;三是各地机器人产业发展迅速,但低水平重复建设隐忧显现;四是本土龙头企业正在崛起,但“小、散、弱”问题仍未根本改变;五是第三方检测机构已经建立,但机器人标准、检测认证等体系仍待健全等。