

基于超球面支持向量机的刀具磨损状态识别^{*}

刘 路¹ 王太勇^{1,2} 蒋永翔² 胡 淼² 宁 倩²

(1. 天津大学精密仪器与光电子工程学院, 天津 300072; 2. 天津大学机械工程学院, 天津 300072)

【摘要】 提出一种基于超球面支持向量机的刀具磨损状态识别方法。该方法提取切削力与振动信号中的多项特征,对各项特征分别进行刀具磨损量相关性分析,选择与刀具磨损变化量最相关的均值、均方根、小波系数能量以及小波系数近似熵组成特征向量。采用超球面支持向量机作为分类器,实现了刀具磨损状态的自动识别。实验证明,在小样本学习情况下,基于超球面支持向量机的刀具磨损状态识别方法具有良好的学习和泛化能力,获得较高的识别正确率。

关键词: 刀具磨损 超球面支持向量机 小波变换 近似熵 模式识别

中图分类号: TH117.1; TG71 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2011)01-0218-05

Tool Wear State Recognition Based on Hyper-sphere Support Vector Machine

Liu Lu¹ Wang Taiyong^{1,2} Jiang Yongxiang² Hu Miao² Ning Qian²

(1. College of Precision Instrument and Opto-electronics Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China

2. College of Mechanical Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract

New tool wear state recognition method based on hyper-sphere support vector machines was proposed. The correlation between the tool wear loss and the features acquired from cutting force and vibration signals of different wear states was analyzed. The mean value, mean square root, the energy and approximate entropy of wavelet coefficient were calculated and integrated as the feature vectors. Ultimately, in order to realize recognition of different wear states, hyper-sphere support vector machines (SVMs) algorithm was adopted as classifier. The results show that hyper-sphere SVMs are with excellent study ability, generalization ability and of high recognized precision with small training samples.

Key words Tool wear, Hyper-sphere support vector machine, Wavelet transform, Approximate entropy, Pattern recognition

引言

刀具磨损状态识别是先进制造技术中的一项重要课题,对于提高加工质量、降低制造成本具有非常重要的意义。国内外学者在这方面做了大量的研究,其研究成果主要分为通过光学传感器直接测量磨损面大小的直接测量法^[1]和通过测量相关物理信号建立磨损状态与特征向量映射关系的间接测量法两大类。间接测量法由于引入模式识别方法实现

高准确率快速识别,因而更有利于实现刀具磨损状态的在线监测。

目前所引入的模式识别方法主要包括人工神经网络^[2]、聚类分析^[3]等传统模式识别方法。这些方法在训练过程中需要事先获得特定加工条件下充分的学习样本才能够正确建立判断模型。然而在实际加工过程中,传感器采集的信号受到加工要素、工件材料、刀具材料和尺寸等多种外界因素的影响,在特定加工条件下获得的训练样本非常有限,于是问题

收稿日期: 2009-12-25 修回日期: 2010-02-03

^{*} 国家自然科学基金资助项目(50975193)、国家高技术研究发展计划(863计划)资助项目(2007AA042005)和国家科技重大专项(2009ZX04014-101-05)

作者简介: 刘路,博士生,主要从事智能故障诊断与动态测试研究,E-mail: lordman1982@yahoo.com.cn

通讯作者: 王太勇,教授,博士生导师,主要从事智能故障诊断与动态测试研究,E-mail: tywang@189.cn

归结到小训练样本的学习问题。基于统计学习理论的支持向量机是一种专门研究小样本情况下的机器学习方法,它在很大程度上解决了模型选择、过学习和欠学习、局部最优解、维数灾难等问题^[4]。超球面支持向量机是一种目前被广泛关注的支持向量机。与标准支持向量机不同,超球面支持向量机不是寻找一个超平面而是通过计算包含一组样本的最小超球体边界来对样本的分布范围进行描述,并且通过改进的多类分类策略获得更好的学习能力和分类效果。

本文采集与磨损量密切相关的振动信号和多向切削力信号进行分析,选取均值、均方根和小波变换后的特定频段能量以及近似熵组成特征向量,以超球面支持向量机作为磨损状态特征的分类器方法,实现小样本条件下对刀具磨损状态的自动识别。

1 超球面支持向量机

设有 k 类空间元素集合 $A^m, m = 1, 2, \dots, k$, 每一个集合 A^m 包含了 q^m 个点 $x_i^m, i = 1, 2, \dots, q^m$ 。对于每一个集合 $A^m, m = 1, 2, \dots, k$, 寻找以 a^m 为球心, R^m 为球的半径平方的超球体, 使其尽可能包含集合中的所有样本点。因为这样的定义对一些距离球心较远的点很敏感, 因此允许若干点可以处于超球面之外。与传统支持向量机类似, 求解最小超球面半径的平方 R^m 可通过如下目标函数描述

$$\begin{aligned} \min [F(R^m, a^m, \xi_i^m)] &= \min \left(R^m + C^m \sum_i \xi_i^m \right) \\ \text{s. t. } \begin{cases} \|x_i^m - a^m\| \leq R^m + \xi_i^m & (i = 1, 2, \dots, q^m) \\ \xi_i^m \geq 0 & (i = 1, 2, \dots, q^m) \end{cases} \end{aligned} \tag{1}$$

式中 ξ_i^m ——松弛变量

C^m ——惩罚参数, 权衡错分样本数量与超球体大小, 控制对错分样本的惩罚程度

由 KKT 条件, 利用 Lagrange 优化方法可以把上述最小超球问题转化为较简单的对偶问题

$$\begin{aligned} \max L(a_i^m) &= \sum_i a_i^m (x_i^m, x_i^m) - \sum_{i,j} a_i^m a_j^m (x_i^m, x_j^m) \\ \text{s. t. } \begin{cases} \sum_i a_i^m = 1 \\ 0 \leq a_i^m \leq C^m \end{cases} \end{aligned} \tag{2}$$

式中 a_i^m ——Lagrange 乘子

对每一个类别都求解如上所述的二次规划问题, 这样就产生了 k 个最小超球体, 每个超球体代表了一类样本。对超球体的确定起关键作用的超球面上的点, 称之为支持向量, 如图 1 所示。

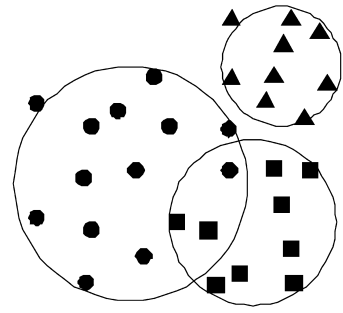


图 1 超球面分类示意图
Fig.1 Schematic diagram of hyper-sphere support vector machine

根据上述结果构造决策函数。 a^m 为最小超球中心, R^m 为最小超球半径的平方。对于一个新的样本点 x , 要判断它属于哪一个类别, 决策函数的计算方法为计算它到各个超球体中心的距离的平方并与 R^m 比较, 即

$$P = (x - a^m) \cdot (x - a^m) - R^m \quad (m = 1, 2, \dots, k) \tag{3}$$

通常情况下, 即使排除了偏远的样本点, 数据依然不会呈现出球状分布。为了使算法适用性更高, 采用核函数方法将样本变换到更高维的空间。理论证明, 满足 Mercer 定理的核函数 $K(x_i^m, x_i^m)$ 对应于某一变换空间的内积。将式(2)中对应地方变为核函数, 得到在特征空间中求最小超球体的二次规划

$$\begin{aligned} \max L(a_i^m) &= \sum_i a_i^m K(x_i^m, x_i^m) - \\ &\sum_{i,j} a_i^m a_j^m K(x_i^m, x_j^m) \end{aligned} \tag{4}$$

此时决策函数为

$$\begin{aligned} P &= K(x, x) - 2K(x, a^m) + K(a^m, a^m) - R^m \\ &\quad (m = 1, 2, \dots, k) \end{aligned} \tag{5}$$

常用的核函数包括:

多项式核函数

$$K(x, y) = ((x \cdot y) + 1)^d$$

径向基核函数

$$K(x, y) = \exp \left(- \frac{\|x - y\|^2}{2\sigma^2} \right)$$

Sigmoid 核函数

$$K(x, y) = \tanh((x \cdot y) + \theta)$$

对于一个新的样本点 x , 令 d 为包含点 x 的超球体个数, 计算核函数时会出现以下几种情况: ① $d = 1$ 表示点 x 只落在一个超球体内。② $d = 0$ 表示点 x 处于所有 k 个超球体之外。③ $d > 1$ 表示点 x 处于多个超球体相交部分区域。

对于情况①, 点 x 属于该超球体代表的类别。对于情况②和情况③, 考虑到各类样本分布疏密程度不同, 则各类超球体大小不同, 本文采用引力

法^[5]确定点 x 所属的类别。比较各个超球体对点 x 的引力大小,其计算公式为

$$F = q \frac{R^m}{P + R^m}$$

(6)

式中 q ——引力系数

对于不同的刀具磨损特征样本,引力系数不同,应根据具体的特征样本优化得到。点 x 属于各个超球体中引力最大的球代表的类别。

2 超球面支持向量机在刀具磨损状态识别中的应用

2.1 传感器选择与信号采集系统设计

大量研究成果表明^[2~3,6~8],利用单一传感器信号提取特征,建立与刀具磨损状态的线性映射关系,往往不能准确反映刀具磨损程度。从切削原理^[9]可知,当切削速度、背吃刀量和进给速度一定时,刀具磨损量与切削力之间存在非线性单调映射。而振动信号同样包含丰富的刀具磨损运行状态信息。实验通过提高切削速度来加快刀具磨损,当刀具每达到一个新的磨损等级,通过安装在工件下方的 KISTLER 测力仪采集 X 、 Y 、 Z 三方向的切削力信号,同时通过朗斯公司生产的 LC0108 型加速度传感器采集垂直刀杆方向的振动信号。系统如图 2 所示,由机床、工件、刀具、加速度传感器、采集卡、测力仪及电荷放大器、计算机软件组成。其中工件为 45 号钢。刀具材料为硬质合金刀片。切削参数为:进给速度 260 mm/min,主轴转速 650 r/min,轴向切深 10 mm,径向切深 9 mm。

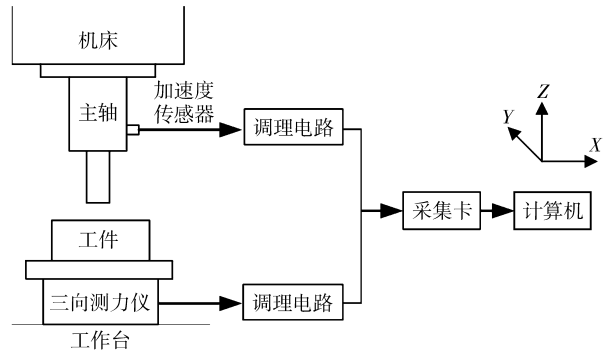


图 2 信号采集系统示意图

Fig.2 Schematic diagram of signal acquisition system

2.2 信号分析及特征提取

信号采集后需采用时、频域分析方法,进行刀具磨损状态的特征选择,提取信号的相关特征构造特征向量。本文基于反映变量之间相关程度的相关系数指标,选择能够准确反映刀具磨损状态变化的特征。相关系数计算公式为

$$\rho = \frac{\sum_i (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_i (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_i (y_i - \bar{y})^2}}$$

(7)

式中 x_i ——刀具磨损量
 $\bar{x}$ ——刀具磨损量均值
 y_i ——特征值 $\bar{y}$ ——特征值均值

由相关分析原理可知, ρ 越接近 1,则该特征与刀具磨损量之间的相关程度越紧密,因而越适宜作为反映磨损状态变化量的特征。

本文利用相关系数分析刀具磨损量与各信号的静态分量、动态分量、变化幅度、能量值以及复杂性的相关程度。其中,以信号的均值代表信号的静态分量;方差和均方根值代表信号的动态分量;峰值指标代表信号的最大变化幅度;三向力的功率谱显示频谱能量主要集中在低频段,利用 haar 小波对切削力信号以及振动信号进行小波分解,分解层数为 8,以最低频段(第 8 层小波相似系数)能量代表信号的能量特征;近似熵是从度量信号中产生新模式的概率大小的角度来衡量时间序列复杂性,产生新模式的概率越大,序列的复杂性越高,相应的近似熵也越大,因此以近似熵代表信号的复杂程度。对以上特征值分别与刀具磨损量进行相关系数计算,计算结果如表 1 所示。根据相关系数定义,相关系数越大,说明该特征与刀具磨损量的相关程度越强。本文选择相关系数大于 0.5 的特征组成分类所需的特征向量,其中包括: X 向切削力的均值、均方根、第 8 层近似小波系数的能量; Z 向切削力的均值、均方根、第 8 层近似小波系数的能量;加速度信号的均值、均方根、第 8 层近似小波系数的能量和近似熵。最后对特征向量进行归一化处理为

$$x = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}$$

(8)

表 1 特征值与刀具磨损量相关系数计算结果

Tab.1 Correlation coefficients of feature value and tool wear loss

	均值	方差	均方根	峰值指标	小波系数能量	小波系数近似熵
X 向切削力	0.679 3	0.230 9	0.643 5	0.284 4	0.682 8	0.438 7
Y 向切削力	0.325 6	0.191 2	0.218 4	0.181 7	0.348 7	0.281 2
Z 向切削力	0.692 7	0.214 0	0.680 8	0.298 7	0.717 6	0.429 9
加速度	0.515 5	0.190 1	0.529 8	0.321 5	0.575 6	0.554 8

2.3 刀具磨损状态识别实验结果与分析

本文将刀具磨损量 V_B 按初期磨损,正常磨损和严重磨损分为 3 个等级: $V_B \leq 0.1, 0.1 < V_B \leq 0.3, V_B > 0.3$ 。从采集信号中分别提取 3 个状态下各 68 组样本,按照不同数量的学习样本条件测试本文算法。随机选取每个状态下的 10、18、30 组样本作为超球面支持向量机的学习样本,其余 58、50、38 组作为测试样本。将归一化后的特征输入超球面支持向量机进行训练。对于核函数的选择,采用上述 3 种核函数经过多次实验,证明径向基函数所获得的效果最好。对于惩罚参数 C^m 和径向基函数核参数 σ 的选择,本文采用网格搜索法,对不同的惩罚参数 C^m 和核参数 σ 进行组合测试以获取最佳值。最后,利用训练好的超球面支持向量机对测试样本进行分类测试,将分类结果列于表 2~4。其中,10 组学习样本的平均分类正确率为 60.35%,18 组学习样本的平均分类正确率为 76.00%,30 组学习样本的平均分类正确率为 82.45%。从实验结果中可以看出,在小样本学习条件下,支持向量机由于利用统计学习理论很好地解决了模型复杂性与泛化能力之间的矛盾,使其具备较好的泛化能力和分类效果。而超球面支持向量机在此基础上利用超球面替代传统支持向量机的超平面分类面,并考虑到球体大小对分类结果的影响,利用引力法对多类分类策略进行改进,从而获得了较高的分类正确率。尤其在只有

表 2 10 组学习样本磨损状态识别测试结果

Tab.2 Results of tool wear state recognition with 10 training samples

实际磨损状态	58 组测试样本测试结果		
	初期磨损	正常磨损	严重磨损
初期磨损	43	15	0
正常磨损	17	32	9
严重磨损	12	16	30

表 3 18 组学习样本磨损状态识别测试结果

Tab.3 Results of tool wear state recognition with 18 training samples

实际磨损状态	50 组测试样本测试结果		
	初期磨损	正常磨损	严重磨损
初期磨损	45	5	0
正常磨损	9	35	6
严重磨损	5	11	34

表 4 30 组学习样本磨损状态识别测试结果

Tab.4 Results of tool wear state recognition with 30 training samples

实际磨损状态	38 组测试样本测试结果		
	初期磨损	正常磨损	严重磨损
初期磨损	37	1	0
正常磨损	4	29	5
严重磨损	3	7	28

10 组学习样本的情况下,仍能达到 60.35% 的分类正确率,这对于实现刀具磨损状态的在线监测无疑具有重要的意义。

3 结束语

刀具磨损的状态直接影响工件的加工质量、加工效率和加工成本,需要建立有效的刀具监测方法。本文融合切削过程中产生的切削力信号与振动加速度信号,利用相关性分析方法提取与刀具磨损量相关程度最紧密的多种特征组成特征向量。采用超球面支持向量机作为分类器算法,并采用引力法作为多类分类策略。实验证明,利用超球面支持向量机建立的刀具磨损量监测方法,在小样本学习条件下具有很好的推广泛化能力,获得较高的分类正确率,对进一步实现切削过程中刀具磨损的在线监测具有重要意义。

参 考 文 献

1 张昆,宋千,郝晓红.金属切削刀具磨损的监控和预报研究[J].中国机械工程,1994,5(6):61~62,82.
Zhang Kun, Song Qian, Hao Xiaohong. Study on monitoring and forecasting of cutting tool wear [J]. China Mechanical Engineering, 1994, 5(6):61~62,82. (in Chinese)

2 Shen Zhiqiang, He Ning, Li Liang. Application of fuzzy logic and self-organizing network to tool-wear classification [J]. Transaction of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2009, 26 (1):9~15.

3 徐创文,王永,罗文翠.基于模糊聚类的铣削刀具磨损状态识别研究[J].应用力学学报,2009,26(2):218~223.
Xu Chuangwen, Wang Yong, Luo Wencui. Milling tool wear condition recognition based on fuzzy clustering [J]. Chinese Journal of Applied Mechanics, 2009, 26 (2):218~223. (in Chinese)

4 边肇祺,张学工.模式识别[M].2版.北京:清华大学出版社,2000.

5 袁胜发,褚福磊.基于引力球结构支持向量机多类算法的涡轮泵故障诊断[J].宇航学报,2006,27(4):635~639.
Yuan Shengfa, Chu Fulei. Fault diagnosis of turbo-pump based on gravitational sphere multi-category support vector machines

- [J]. Journal of Astronautics, 2006, 27 (4):635 ~ 639. (in Chinese)
- 6 高宏力,许明恒,傅攀,等. 基于动态树理论的刀具磨损监测技术[J]. 机械工程学报,2006,42(7):227 ~ 230.
Gao Hongli, Xu Mingheng, Fu Pan, et al. Tool wear monitoring based on dynamic tree[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2006, 42(7):227 ~ 230. (in Chinese)
- 7 黄华,李爱平. 基于小波神经网络的切削刀具磨损识别[J]. 农业机械学报,2008,39(8):173 ~ 177.
Huang Hua, Li Aiping. Wear detection on cutting tools based on wavelet neural network [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2008, 39 (8):173 ~ 177. (in Chinese)
- 8 王海丽,马春翔,邵华,等. 车削过程中刀具磨损和破损状态的自动识别[J]. 上海交通大学学报,2006, 40 (12): 2 057 ~ 2 062.
Wang Haili, Ma Chunxiang, Shao Hua, et al. The tool wear and breakage monitoring in turning using neural network [J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2006, 40 (12):2 057 ~ 2 062. (in Chinese)
- 9 吴道全,万光珉,林树兴,等. 金属切削原理及刀具[M]. 重庆:重庆大学出版社,1994.
- 10 刘超,艾兴,刘战强,等. 高速车削铁基高温合金硬质合金刀具磨损机理[J]. 农业机械学报,2009,40(11):240 ~ 244.
Liu Chao, Ai Xing, Liu Zhanqiang, et al. Wear mechanism of cemented carbide tool in high speed machining iron-based superalloy GH2132 [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40 (11): 240 ~ 244. (in Chinese)
-

(上接第 212 页)

- 3 贾光政,王宣银,吴根茂,等. 高压气动容积减压分级控制原理与特性[J]. 机械工程学报, 2005, 41(10): 210 ~ 214.
Jia Guangzheng, Wang Xuanyin, Wu Genmao, et al. Research on principle and property of classification control pressure reduction by expander in high pressure pneumatic system [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2005, 41(10): 210 ~ 214. (in Chinese)
- 4 Chen Yize, Wang Xuanyin, Xu Zhipeng, et al. Pilot leakage's influences on the performances of extra high pressure proportional pneumatic valve [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2005, 18(2): 208 ~ 211.
- 5 王宣银,陈奕泽,刘荣,等. 超高压气动比例减压阀的设计与仿真研究[J]. 浙江大学学报:工学版, 2005, 39(5): 614 ~ 617.
Wang Xuanyin, Chen Yize, Liu Rong, et al. Mechanics and simulation of pneumatic proportional extra-high pressure valve [J]. Journal of Zhejiang University: Engineering Science, 2005, 39(5): 614 ~ 617. (in Chinese)
- 6 徐志鹏,王宣银,罗语溪. 滑阀先导式高压气动减压阀结冰特性[J]. 航空学报, 2009, 30(5): 819 ~ 824.
Xu Zhipeng, Wang Xuanyin, Luo Yuxi. Characteristics of icing in high pressure pneumatic relief valve with slide pilot [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2009, 30(5): 819 ~ 824. (in Chinese)
- 7 路波,陶国良,袁月峰,等. 高精度气动比例压力阀设计与特性分析[J]. 农业机械学报,2009,40(10):181 ~ 187.
Lu Bo, Tao Guoliang, Yuan Yuefeng, et al. Design and characteristics analysis of a high precision pneumatic proportional pressure valve[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009,40(10):181 ~ 187. (in Chinese)
- 8 Pi Yangjun, Wang Xuanyin, Xu Zhipeng, et al. Design and simulation of a new type of pneumatic extra-high pressure reducing valve[C]//Proceedings of the Fifth Fluid Power Transmission and Control, ISFP' 2007, Yanshan, China, 2007: 95 ~ 98.
- 9 王宣银,皮阳军,徐志鹏,等. 开关先导型超高压气动减压阀原理与特性研究[J]. 浙江大学学报:工学版, 2008, 42(6): 1 027 ~ 1 030, 1 064.
Wang Xuanyin, Pi Yangjun, Xu Zhipeng, et al. Principle and characteristics of on/off piloted pneumatic extra-high pressure reducing valve [J]. Journal of Zhejiang University: Engineering Science, 2008, 42(6): 1 027 ~ 1 030, 1 064. (in Chinese)
- 10 付永领,祁晓野. AMESim 系统建模和仿真——从入门到精通[M]. 北京:北京航空航天大学出版社, 2006.