

复合材料钻削刀具状态集成学习分类技术

张彦超 王国锋

(天津大学机械工程学院,天津 300072)

文 摘 刀具状态监测关系到工件加工质量,因此实时掌握刀具的磨损状态具有重要的意义。针对单一模式识别分类器的局限性,提出了基于异态集成学习模型的刀具状态监测系统。在该系统中,根据集成学习基分类器选择原则,选取了支持向量机(SVM)、隐马尔科夫模型(HMM)以及径向基神经网络(RBF)这3个单分类器作为基分类器。为了验证监测系统的有效性,进行了复合材料钻削实验,提取了加工过程中的钻削力信号、振动信号的时域特征并利用局部保持法(LPP)进行了特征选择。通过与单分类器和集成学习分类效果的对比,表明了集成学习模型相比于单一基分类器具有更高的分类精度和更好的稳定性。

关键词 刀具状态监测,异态集成学习,切削力,复合材料,支持向量机,局部保持法

中图分类号: TG7

DOI:10.3969/j.issn.1007-2330.2015.06.007

Tool Condition Monitoring Technology for CFRP Drilling Based on Heterogeneous Ensemble Learning Model

ZHANG Yanchao WANG Guofeng

(School of Mechanical Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072)

Abstract Tool condition monitoring (TCM) plays an important role in guaranteeing workpiece quality. Therefore, it is meaningful to monitoring the tool wear condition in time. In this paper, a tool wear monitoring system based on the heterogeneous ensemble learning model was proposed to overcome the limitation of the single classifier. In this system, the SVM, RBF and HMM models were selected as base classifiers depend on the base classifier selection criterion. In order to test the performance of the monitoring system, carbon fibre reinforced plastics (CFRP) drilling experiment is carried out. Feature extraction technology in time domain is used for force and vibration signals, and the LPP algorithm is used to realize the feature selection. By the comparison with ensemble learning and single classifiers, it's proved that the ensemble learning has better accuracy and stability.

Key words Tool condition monitoring, Heterogeneous ensemble learning, Cutting force, CFRP, SVM, LPP

0 引言

随着航空航天技术的发展,难加工材料的使用也越来越多。在难加工材料切削过程中刀具磨损比较严重,而刀具的磨损直接关系到表面完整性和加工质量,因此实现刀具磨损状态的监测对提高加工精度至关重要。刀具磨损状态监测方法被分为直接法和间接法^[1]。由于直接法具有无法在线监测,对环境要求高,价格昂贵等缺点。综合传感器、特征提取以及模式识别等技术的间接法逐渐受到了人们的青睐。

使用间接法进行刀具状态监测大体包括5个步骤:采集信号、信号预处理、特征提取、特征选择、模式识别^[2]。

在这5个步骤中,模式识别是十分关键的一个部分。模式识别有多种类型,目前在刀具监测领域常用的模型主要是单分类模型:支持向量机(SVM)^[3]、神经网络(ANN)^[4]以及隐马尔科夫模型(HMM)^[5]等。虽然单分类器得到了广泛应用,但是它们也存在不足。其中,支持向量机模型不适用于大样本数据的监

收稿日期:2015-06-17

基金项目:国家自然科学基金(51175371);国家重大专项(2014ZX04012014);天津市科技支撑计划项目(14ZCZDZX00021)

作者简介:张彦超,1991年出生,硕士,主要从事智能监测及故障诊断研究。E-mail:zhangyanchao1991@126.com

通讯作者:王国锋,1975年出生,博士,副教授,主要从事智能监测及故障诊断研究。E-mail:gfwangmail@tju.edu.cn

测^[6]。神经网络泛化能力差,测试精度与训练精度不一致^[7]。隐马尔科夫模型由于过于简化的假设导致其欠缺在非连续性的分类上能力^[8]。而且,在实际加工过程中,各种加工噪声使得单一分类器不能始终保证较高的准确度和稳定性。因此,本文介绍一种新的模型来构建监测系统,使其能够改善监测精度和稳定性。集成学习模型可以把多个单分类器集成起来,通过对多个分类器的分类结果进行某种组合来决定最终的分类,以综合单分类器的优点,改善其缺点,取得更好的性能。

1 集成学习模型

1.1 集成学习原理

集成学习被称作多分类器系统,它的主要思想就是构建一组由多个假设组合而成的整体假设,然后再采用特定的整合方法对这些假设进行处理来得到最终的分类。以往的单分类器是在一个由多种可能的函数构成的假设空间中寻找最接近实际的某个分类函数^[9]。集成学习模型相当于找多个接近最优的函数,然后把这些函数进行组合,这个组合的输出定为最终分类。在集成学习模型中,每个单分类器被称为基分类器。基分类器有多种,常用的主要有支持向量机、神经网络以及隐马尔科夫模型等。如果把单个分类器比作一个决策者,集成学习的方法就相当于多个决策者共同进行一项决策^[10]。其原理如图1所示。其中 w_1, w_2, w_n 等为权值。

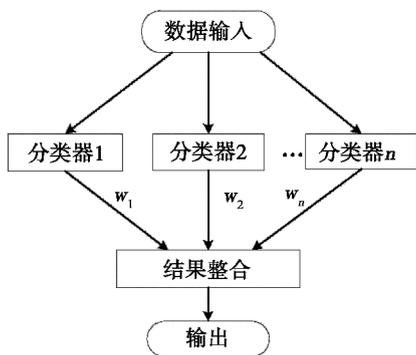


图1 集成学习原理

Fig. 1 Structure of heterogeneous ensemble learning

1.2 基分类器模型

1.2.1 径向基神经网络模型

径向基神经网络模型(RBF)包括三层:输入层,隐层和输出层。输入层负责接受各种输入,并传递给隐层神经元。隐层的节点个数可多可少,根据模型的复杂性来确定。其模型公式为

$$y_k = w_0 \sum_{j=1}^m w_{jk} \varphi(\|x - c_j\|) \quad (1)$$

式中, $\varphi(\cdot)$ 是径向基函数, $w_{jk}, j=1, 2, \dots, m$ 和 $k=1, 2, \dots, l$ 是输出权值, w_0 是偏差, x 是输入向量, c_j 是与径向基函数有关的中心, m 是隐层神经元的个数, c

是层数。

1.2.2 隐马尔科夫模型

隐马尔科夫模型(HMM)是一种生成式模型,主要用来描述隐状态转移序列。马尔科夫序列可以用初始概率分布向量 π 和状态转移矩阵 A 来表示。随机过程可以用观测值 B 的概率矩阵来表示,它的大小为 $N \times M$ 。因此, HMM 模型可以表示成

$$\omega = \{N, M, \pi, A, B\} \quad (2)$$

式中, N 表示模型中隐状态的数量, M 为观测状态的数量, π 为初始概率分布向量, A 为状态转移矩阵, B 为观测状态概率分布矩阵。

1.2.3 支持向量机模型

支持向量机是由 Vapnik^[11] 基于统计学习理论最先提出来的,它的主要思想是建立一个分类超平面来实现分类问题。当样本数据在低维空间难以分类时,可以通过选择合适的核函数等非线性映射把样本从低维空间转化到多维空间,这样非线性问题可以转化为线性问题来求解。本文选取的为 RBF 核函数。

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2) \quad \gamma > 0 \quad (3)$$

式中, $K(x_i, x_j)$ 是一个内部变换,可以把属于 $x \in R^d$ 的输入向量映射到多维空间。最终的分函数如下。

$$y = \text{sgn}\{\sum y_i a_i K(x_i, x_j) + b\} \quad (4)$$

1.3 基分类器的整合方式

当前应用比较广泛的结果整合算法主要有多数投票法、贝叶斯投票法、Stacking 策略等。其中,多数投票方法就是通过对基分类器的分类结果进行投票来决定最终的分类。这种方法显然不完全符合实际。贝叶斯投票法是在多数投票策略上的改进,其为每个分类器设置不同的权值,然后按照权值投票。但上述两种策略只能对同类分类器进行集成学习,而 Stacking 策略与前面两者不同,它是一种由 Wolpert^[12] 提出的一种对结果进行整合的方法。Stacking 策略是对基分类器分类结果进行再训练再预测分类的一种算法,可以采用不同的分类器模型构造学习器。在 Stacking 策略中,每一个基分类器的输出被认为是第二级分类器的输入,然后第二级分类器的输出结果就是整个集成分类器的结果。

1.4 局部保持法(LPP)

LPP 是拉普拉斯特征映射的一种线性逼近,由 He^[13] 提出的,它能够有效地保持高维数据降维后的数据内部的非线性结构,克服了非线性算法的不足。假设一个数据集 $X = \{X_1, X_2, \dots, X_m\}$, 创建一个具有 m 个顶点的近邻图 G 。如果节点 x_i 和节点 x_j 属于 k 近邻,则在它们之间设置一条边连接,多个边连接就

可以组成边集合,这样就构建了完整的近邻图 $G = \{X, E, H\}$, E 为图的边集合, H 为边权矩阵。通过核函数与 k 近邻法构造边权矩阵,公式如下。

$$H_{ij} = \begin{cases} \exp(-\|x_i - x_j\|^2/t) & \text{有边连接} \\ 0 & \text{无边连接} \end{cases} \quad (5)$$

式中, $t > 0$ 为可调的核参数, $\|x_i - x_j\|$ 为 x_i 和 x_j 的欧式几何距离。

当近邻图 G 完成上述连接,则进行特征值和特征向量的计算。具体方程为

$$XLX^T a = \lambda DX^T a \quad (6)$$

式中 D 为对角边权矩阵,它的元素就是 H 的行或列, $D_{ii} = \sum_j H_{ij}$ 。其中 $L = D - H$ 为拉普拉斯矩阵。假设 $(a_0, a_1, \dots, a_{d-1})$ 是方程(6)的解,对应的特征值为 $(\lambda_0 < \lambda_1 < \dots < \lambda_{d-1})$,则 X 的线性降维映射可以表示如下:

$$x_i \rightarrow y_i = A^T x_i \quad (7)$$

式中, $A = (a_0, a_1, \dots, a_{d-1})$ 是 $n \times d$ 的转换矩阵。

2 钻削实验

实验采用 MAKINO 公司的 FNCA20 立式加工中心,实验的材料为复合材料 T700 环氧树脂,刀具为三菱的 VSDD1000,直径为 10 mm。实验中力信号采集部分采用 Kistler 9257A 型三向测力仪,振动信号采用朗斯 LC 0103TA 加速度传感器,采样频率均设为 10 k。刀具磨损值通过汤普森 SQ200A 型电子数码显微镜和配套使用的视频测量软件进行测量,实验装置如图 2 所示。本次钻削实验采用啄钻的方式,总的钻孔深度为 10 mm,切削速度为 2 500 r/min,进给速度为 0.04 mm/r。

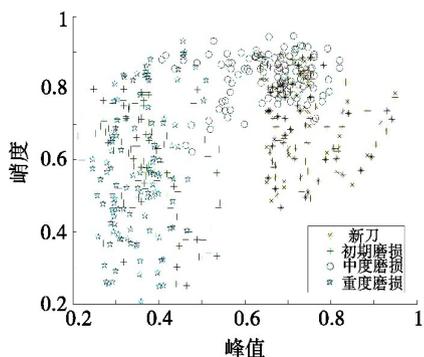


图 3 不同类别刀具磨损信号特征空间分布图

Fig. 3 Spatial distributions of feature vectors for different tool wear categories

3.3 刀具状态监测结果分析

根据上面得到的训练样本进行集成学习训练,并将测试样本用于集成学习模型进行刀具状态分类。分类结果如图 4 所示。从图中可以看出,集成学习的分类精度最高为 100%,最小精度为 96.7%,平均精度为 98.7%。为了对比监测效果,同样的训练样本和测试样本也用于三个基分类器:RBF, HMM, SVM,

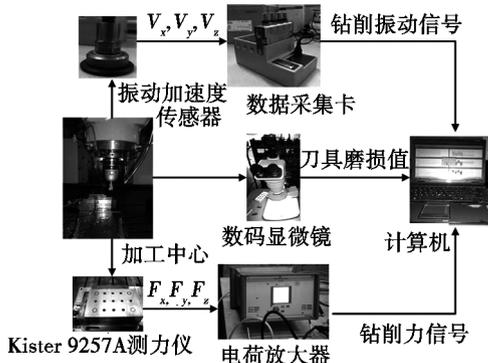


图 2 复合材料钻削实验装置

Fig. 2 Scheme of tool wear experiment

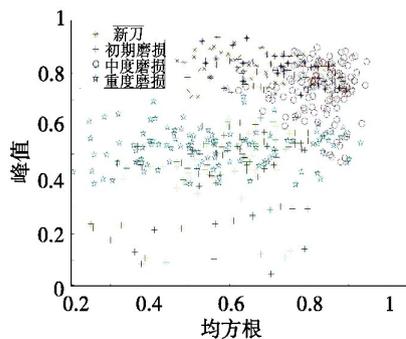
3 钻削刀具状态监测

3.1 特征提取

根据刀具在不同阶段的磨损量的大小,把刀具磨损分为 4 类,新刀:0 ~ 0.1 mm;初期磨损:0.1 ~ 0.25 mm;中度磨损:0.25 ~ 0.35 mm;重度磨损:大于 0.35 mm。对每一种磨损程度下的力信号和振动信号提取了均值、峰值、峰峰值、峭度、均方根值、标准差、偏度、方差、信号能量、波峰因数、脉冲指标、波形因子以及裕度这 13 个时域特征。

3.2 特征选择

为了得到最有效的特征,对所提取的 13 个时域特征进行了 LPP 特征选择,最终选择出第 2、3、4、5 个特征,即峰值、峰峰值、峭度和均方根。特征选择结果如图 3 所示。从图中可以看出,这四个特征分布得散乱无序且界限清晰,很适合用来做状态分类。特征选择后通过把每一类磨损状态的数据平均分为两部分,获得了训练和测试数据集。



分类结果如图 4 所示。可以看出,3 种基分类器中,RBF 的分类效果最好。其最高分类精度达到了 90.3%,平均精度为 85.1%。为了进一步分析分类模型的稳定性,计算了 3 个基分类器和集成学习模型的分 类偏差,结果显示在表 1。从表中看出,SVM 在大样本数据时表现最不稳定,RBF 在基分类器中表现最稳定。然而,集成学习分类器的分类偏差只有

0.22%,远低于RBF的偏差。因此,可以证明:集成学习模型相比于单一基分类器具有更高的分类精度和更好的稳定性。

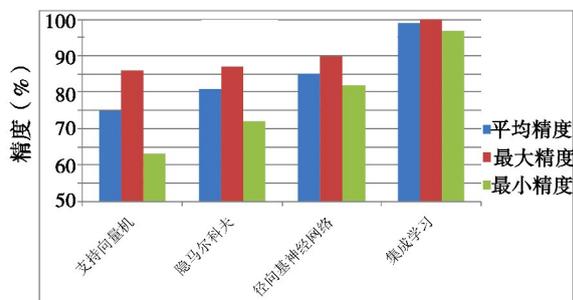


图4 单分类器与集成学习分类效果对比

Fig.4 Comparison of single classifier with heterogeneous ensemble classifier

表1 不同分类器分类精度偏差的对比

Tab.1 Standard deviation of accuracy for different classifiers

分类器	偏差	%
单分类器	SVM	4.77
	HMM	2.39
	RBF	1.09
异态分类器	集成学习	0.22

4 结论

针对单分类器存在泛化能力差、数据过拟合以及模型参数优化耗时较长等缺陷,本文提出了一种新的思路,直接选取几个分类效果较好的分类器进行集成,组成一个更强的集成学习分类器进行模式识别。通过复合材料钻削实验,采集多种状态下的切削力信号和振动信号,经过特征提取和LPP特征选择,使用集成学习模型进行分类,并与单分类器分类精度对比。结果表明,集成学习大大提高了泛化能力,降低了过拟合现象,提高了分类精度,更适合用于实际加工过程中的刀具状态监测。

参考文献

- [1] 关山,康晓峰. 在线金属切削刀具磨损状态监测研究的回顾与展望 I: 监测信号的选择[J]. 机床与液压, 2010, 38(11): 127-132
- [2] 刘锐,王玫,陈勇. 基于优选特征的刀具磨损监测方法[J]. 组合机床与自动化加工技术,2010(3):59-61.
- [3] Sun J, Rahman M, Wong Y S, et al. Multiclassification of tool wear with support vector machine by manufacturing loss consideration[J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2004, 44(11): 1179-1187
- [4] Choudhury S K, Jain V K, Rama Rao C V V. On-line monitoring of tool wear in turning using a neural network[J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 1999, 39(3): 489-504
- [5] Wang G, Yang Y, Guo Z. Hybrid learning based Gaussian ARTMAP network for tool condition monitoring using selected force harmonic features[J]. Sensors and Actuators A: Physical, 2013, 203: 394-404
- [6] 林煜明,王晓玲,朱涛,等. 用户评论的质量检测与控制研究综述[J]. 软件学报,2014(3):506-527
- [7] 王鹏. 基于BP网络的火力发电厂锅炉管壁温度预测研究[J]. 软件导刊,2009(9):79-81
- [8] 曹魏魏. 结合基因芯片和DNA测序的转录因子结合位点预测方法研究[D]. 哈尔滨工程大学,2013
- [9] Ricardo V, Youssef D. A perspective view and survey of meta-learning[J]. Artificial Intelligence Review, 2002, 8(2): 77-95
- [10] 陈冰. 多分类器集成算法研究[D]. 山东师范大学, 2009
- [11] Vapnik V. The nature of statistical learning theory [M]. Springer Science & Business Media, 2000
- [12] Wolpert D H. Stacked generalization [J]. Neural Networks, 1992(5): 241-259
- [13] He X, Yan S, Hu Y, et al. Learning a locality preserving subspace for visual recognition [C] // Computer Vision, 2003, Proceedings. Ninth IEEE International Conference on. IEEE, 2003, 385-392

(编辑 吴坚)