

# 基于隐马尔科夫模型和支持向量机的 曲面加工颤振识别与预报\*

李欣<sup>1,2</sup>, 邓小雷<sup>1,2</sup>, 张玉良<sup>1</sup>, 余建平<sup>1</sup>

(1. 衢州学院浙江省空气动力装备技术重点实验室, 衢州 324000;

2. 浙江大学机械工程学院, 杭州 310027)

**[摘要]** 针对曲面加工过程容易产生加工颤振而导致表面加工质量降低的问题, 提出一种基于隐马尔科夫模型和支持向量机(HMM-SVM)的颤振早期识别与预报方法。首先, 根据曲面加工颤振发展较快, 孕育阶段时间短, 难以与正常加工及颤振爆发阶段区分的现象, 结合HMM模型有较强的相似性归类能力和SVM有较强的二类分类能力的特点, 设计了基于HMM-SVM混合模型的颤振识别与预报系统; 其次, 应用加速度传感器采集曲面加工过程中刀具振动信号, 完成反映加工状态的特征信号的获取; 最后, 利用HMM、HMM-SVM分别进行曲面加工状态识别试验, 并进行结果分析与比较。试验结果表明: 与单独使用HMM模型相比, 基于HMM-SVM混合模型可以大大提高识别准确率, 3种加工状态识别率均达95%以上, 并具有较好的识别实时性, 识别时间1.5s以内, 可实现颤振快速识别与预报, 为后续颤振抑制环节提供依据和保证。

**关键词:** 颤振预报; 状态识别; 曲面加工; 隐马尔科夫模型; 支持向量机

**DOI:**10.16080/j.issn1671-833x.2019.06.014



李欣

博士、讲师、浙江大学博士后, 主要研究方向为精密加工、智能检测与控制等。

机械产品中的精密曲面, 如航空发动机叶片、精密轴承内圈表面、精密管孔、缸体孔等, 通常是高端机电装备、仪器中最为关键的部分, 其加工精度决定着整个产品的质量和工作性能。由于机床切削系统刚度不足等原因, 在曲面镗削、铣削、磨削等切削加工过程中很容易发生颤振, 即切削刀具和所加工曲面之间会发生激烈的自激振动, 这会大大降低曲面的加工效率和精度, 加速刀具的磨损, 甚至会对机床切削系统造成不可逆的损伤<sup>[1-3]</sup>。为此, 对颤振进行

快速识别预报和有效抑制是保证曲面加工精度的关键所在, 预报控制也成为了颤振抑制领域的一个研究热点<sup>[4-5]</sup>。为了快速识别和预报金属切削颤振, 现有研究一般是对某个反映切削状态的特征信号进行分析处理, 包括时域的均方根、峰值因子、峭度及频域的频谱、功率谱等特征参数, 对其进行数理统计分析, 并与预设阈值进行比较分析从而完成颤振的识别与预报, 这种做法在不少场合取得了较好的效果。但由于曲面加工系统构成复杂, 反映其加工状态的特征信号的成分丰富, 利用传统的时域统计分析、频域分析和分类方法难以实现曲面加工状态的准确识别<sup>[6]</sup>。

隐马尔科夫模型(Hidden Markov

\* 基金项目: 国家自然科学基金(51505253, 51605253, 51876103); 浙江省公益技术研究计划项目(LGG19E050013); 浙江省博士后择优资助项目(ZJ20180077)。

Model, HMM)是一种基于 Markov 链的概率统计模型,可以描述含有隐含参数的马尔科夫过程,能对复杂动态时间序列进行建模,根据相似程度的高低来进行归类,具有较强的相似归类能力,广泛应用于信号处理、特征提取、模式识别等领域<sup>[6]</sup>。支持向量机(Support Vector Machine, SVM)是一种机器学习方法,主要分类依据在于各个类别之间相异程度的高低,适用于二类分类处理<sup>[7-9]</sup>。由此可见, HMM 模型有较强的相似性归类能力,而 SVM 模型有较强的二类分类能力的特点<sup>[10-11]</sup>。

因此,本文根据曲面加工颤振发展较快,孕育阶段时间短,难以与正常加工、颤振爆发阶段区分开来的现象,充分发挥 HMM 和 SVM 各自的优势,并利用 SVM 和 HMM 之间良好的互补性,构建基于 HMM-SVM 混合模型的曲面加工颤振早期识别与预报系统,以实现曲面加工颤振的快速、准确识别和预报,为颤振抑制和提高曲面加工质量提供保证。

## 基于 HMM-SVM 的颤振识别模型

### 1 HMM 的基本原理

HMM 模型是一种基于 Markov 链的统计模型,包含一个双重随机过程<sup>[7]</sup>:一是 Markov 链,由初始状态概率矩阵  $\pi$  和状态转移概率矩阵  $A$  来描述,是描述状态转移的基本随机过程;二是随机过程描述每个状态和观测值之间对应关系,由观测值概率矩阵  $B$  来描述。HMM 模型的结构如图 1 所示。

由此,一个 HMM 可以记为<sup>[7]</sup>:

$$\lambda=(N, M, \pi, A, B) \quad (1)$$

其中,  $N$  为 Markov 链的隐藏状态数,  $\theta_1, \dots, \theta_N$  为  $N$  个状态,则 Markov 链  $t$  时刻的状态为  $q_t$ ,即:

$$q_t \in (\theta_1, \dots, \theta_N) \quad (2)$$

$M$  为每个状态的观测值数目,  $V_1, \dots, V_M$  为  $M$  个观测值,  $O_t$  为  $t$

时刻的观测值,即:

$$O_t \in (V_1, \dots, V_M) \quad (3)$$

$\pi$  为初始状态概率矩阵,

$$\pi = (\pi_1, \dots, \pi_N),$$

其中,  $\pi_i=P(q_i=\theta_i), 1 \leq i \leq N$  (4)

$A$  为状态转移概率矩阵,  $A=(a_{ij})_{N \times N}$

其中,  $a_{ij}=P(q_{t+1}=\theta_j/q_t=\theta_i),$

$$1 \leq i, j \leq N \quad (5)$$

$B$  为观测值概率矩阵,  $B=(b_{jk})_{N \times N}$

其中,  $b_{jk}=P(O_t=V_k/q_t=\theta_j),$

$$1 \leq j \leq N, 1 \leq k \leq M \quad (6)$$

为了解决 HMM 的 3 个基本问题, HMM 有 3 个基本算法<sup>[7]</sup>:前向-后向算法,用于计算由模型  $\lambda$  产生观测序列  $O$  的概率; Viterbi 算法,由模型  $\lambda$  和观测序列  $O$  确定最佳状态

序列及概率; Baum-Welch 算法,根据最大似然概率原则,由观察序列训练得到模型  $\lambda$ ,解决了 HMM 的训练和决策问题。其中, Baum-Welch 算法如下:

$$\bar{\pi}_i = \xi_1(i) \quad (7)$$

$$\bar{a}_{ij} = \sum_{t=1}^{T-1} \xi_t(i, j) / \sum_{t=1}^{T-1} \xi_t(i) \quad (8)$$

$$\bar{b}_{jk} = \sum_{t=1}^{T-1} \xi_t(j, k) / \sum_{t=1}^{T-1} \xi_t(j),$$

$$\text{且 } o_t=v_k \quad (9)$$

图 2 为 HMM 模型训练过程,首先要进行模型参数初始化,模型初始值的优劣对模型迭代训练的效率 and 效果有较大影响,即  $(\pi, A, B)$  的初始化非常重要,可采用 K-means 算法<sup>[12]</sup>对模型进行初始化,然后通

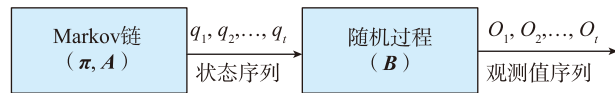


图1 HMM结构  
Fig.1 Structure of HMM

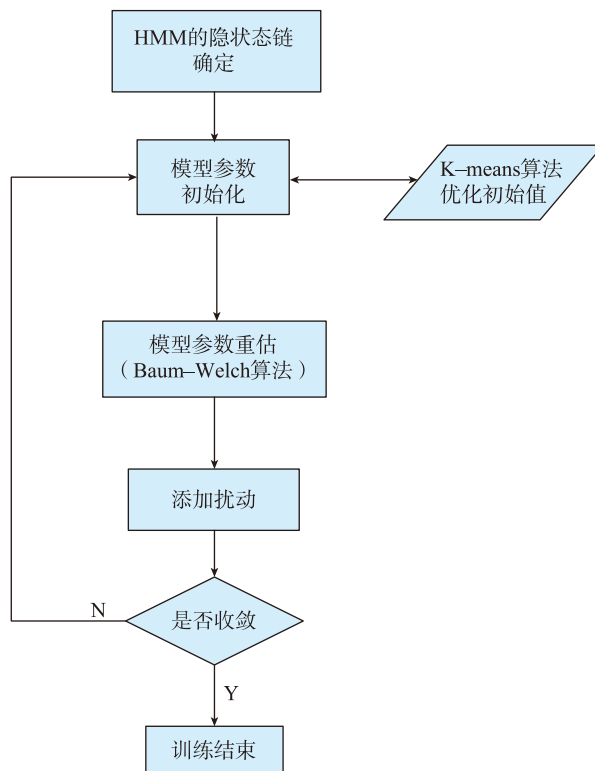


图2 HMM训练过程  
Fig.2 Training process of HMM

过 Baum-Welch 算法迭代训练建立 HMM 模型,并添加扰动,判断模型是否收敛,如收敛则结束训练,如不收敛则重新对模型参数初始化和训练。

### 2 SVM 的基本思想

SVM 本质上是一种基于统计理论的模式识别方法,能有效解决复杂非线性问题的学习。它的实现通常是先训练出一个分割超平面,然后将该平面作为分类的决策边界,决策边界的两边就是两类。为了取得最优分类效果,往往通过使离分割超平面最近的点到分割平面的间隔最大化来实现,这个过程就是求取最优分类面的过程<sup>[13-14]</sup>。SVM 具有优异的分类能力,尤其在二类分类问题上,其具有独特的优势,且对样本数量要求不高,因而非常适用于小样本二类分类识别问题,已成为语音识别、图像处理等模式识别领域的研究热点<sup>[15-16]</sup>。

SVM 训练过程如图 3 所示,首先要确定特征空间,通过优选合适的核函数来完成;然后确定经验风险,这通过优选参数  $C$  来实现;再解决凸优化问题,求取最优分类超平面;再对特征空间风险上界进行验证:如风险上界不是最小,则对参数  $C$  进行重新优选;如风险上界最小,则进一步验证是不是所有特征空间中风险上界都最小(如不是最小,则返回重新选择核函数;如已是最小,则结束训练)。

### 3 基于 HMM-SVM 的颤振识别模型

曲面加工颤振的形成过程可按时间顺序分为:正常加工、颤振孕育和颤振爆发 3 个阶段。其中颤振孕育状态属于中间过渡阶段,与正常加工、颤振爆发两个状态都很接近,相似程度也较高,因此利用 HMM 模型进行单独识别时,正常加工和颤振爆发两个状态都可能会因为与孕育状态的相似概率接近而误判,从而导致加工状态无法准确识别。SVM 模型基于最优分割平面进行分类,具有较强的区分能力,能确保获得良好的分

类效果。鉴于 HMM、SVM 模型各自的分类特点和它们之间存在着较好的互补性,本文建立基于 HMM-SVM 混合模型的颤振识别预报系统。

基于 HMM-SVM 混合模型的颤振识别预报原理如图 4 所示。可以看出,在进行识别之前,要先利用已知状态的样本进行模型训练,训练

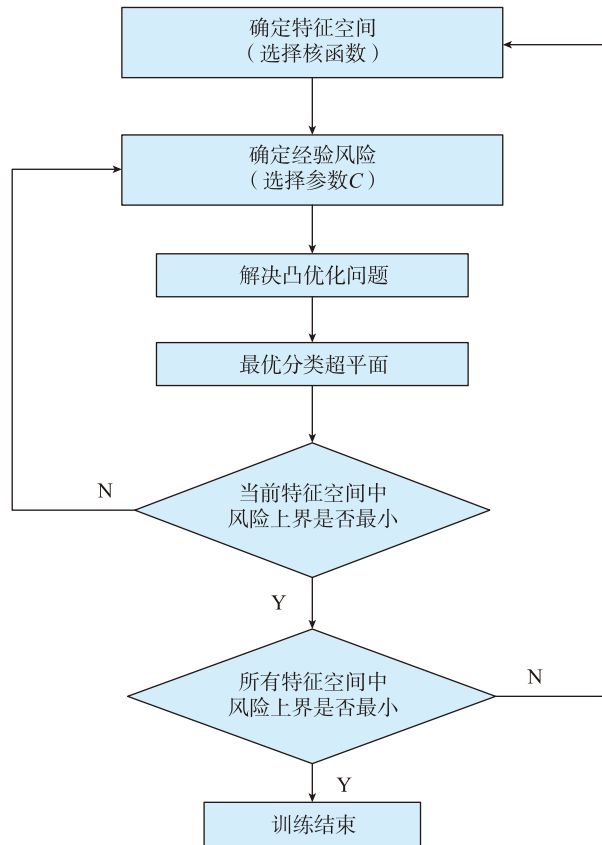


图3 SVM训练过程  
Fig.3 Training process of SVM

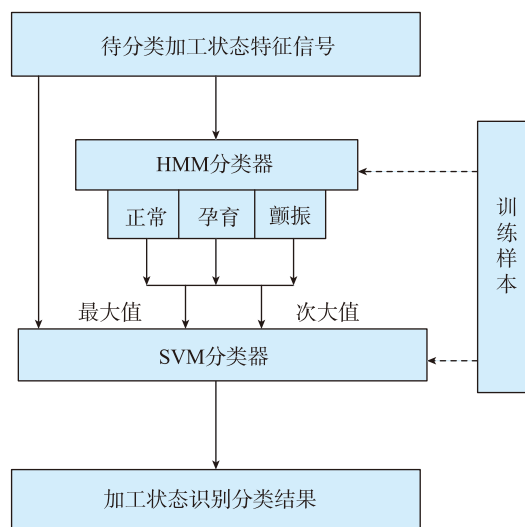


图4 基于HMM-SVM混合模型颤振识别预报系统  
Fig.4 Chatter recognition and prediction system based on HMM-SVM hybrid model

出正常加工、颤振孕育、颤振爆发 3 种状态的模式库,作为后续加工状态识别过程的比对库。在加工状态实际识别过程中,对于每一个待识别样本,先利用 HMM 模型进行识别,根据相似程度的高低,得到输出相似率较高的两种状态;然后再将这两种状态作为后续 SVM 模型状态识别的比对范围,把多类识别问题转换成二类识别问题,这正好与 SVM 具有较强的二类识别能力相适应。由上述可知,该颤振识别预报系统包含了 HMM 模型识别环节和 SVM 模型识别两个环节: HMM 模型识别为第 1 个环节,充分利用 HMM 模型相似性归类能力,对待识别样本进行初步筛选分类,得到两种可能性较大的状态; SVM 模型识别作为第 2 个识别环节,针对可能性较大的两种状态,利用最优分割平面将待识别样本进一步分类决策,得到加工状态最终识别结果。如果识别出来的状态为颤振孕育或颤振爆发状态,则发出控制指令,启动颤振抑制程序。

## 曲面加工状态特征信号获取

在对机床切削加工状态的研究中,往往利用加工噪声、刀具动态切削力、刀具振动等信号作为信息载体,从中提取反映加工状态的特征参数,对加工状态进行识别与预报。考虑到刀具振动信号包含了丰富的、能反映机床运行状态的特征信息,本文将曲面加工刀具的振动信号作为曲面加工状态辨识的特征信号,即通过对刀具振动信号的分析和处理来实现对曲面加工状态的识别。针对某内孔曲面加工,在转速 900r/min、进给量为 0.1mm/r 的工况下,通过调节切削深度来形成由正常加工到颤振发生的加工状态变化过程,并利用加速度传感器采集刀具振动信号,然后将 3 种加工状态对应的刀具振动信号进行数据处理与特征提取,形成的特征序列作为 HMM-SVM 模型训

练和识别试验的样本数据。

## 基于 HMM-SVM 的曲面加工颤振识别

### 1 曲面加工状态 HMM 的建模及训练方法

对于 HMM 模型  $\lambda=(N, M, \pi, A, B)$  而言,由于曲面加工状态包括正常加工、颤振孕育、颤振爆发 3 种状态,因此状态数目  $N$  的值取为 3; 观测值数目  $M$  则根据刀具振动信号特征值的量化取为 30; 而参数  $(\pi, A, B)$  初始值由 K-mean 算法给出,终值则由 Baum-Welch 算法训练来确定。

利用由刀具振动信号分析处理所得到的特征向量,按照图 2 所示 HMM 模型训练流程,首先利用正常加工、颤振孕育和颤振爆发的样本进行 HMM 训练,获得相对应的 HMM 模型  $(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3)$ ,作为后续识别的模式库。图 5 为 HMM 模型训练迭代过程,可见,利用 Baum-Welch 算法进行 HMM 模型训练,一般进行迭代计算 20 次左右即可收敛获得对应的 HMM 模型。

### 2 基于 HMM-SVM 的曲面加工状态识别与结果

#### 2.1 基于 HMM 的曲面加工状态识别

为了将所提出基于 HMM-SVM

的曲面加工状态识别效果与单独利用 HMM 识别的效果进行比较分析,先将已知加工状态的样本单独利用 HMM 进行加工状态识别试验。基于 HMM 的加工状态识别过程如图 6 所示,刀具振动信号经特征提取之后输入 HMM 分类器中进行识别,利用 Viterbi 算法计算输入特征信号与之前训练所得 HMM 模式库  $(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3)$  的似然概率  $P(O|\lambda_1)$ 、 $P(O|\lambda_2)$ 、 $P(O|\lambda_3)$ ,似然概率最大的模型  $\lambda$  对应的状态则为此时最可能的加工状态。由此,利用 HMM 对正常加工、颤振孕育、颤振爆发 3 种状态各 300 组样本进行识别试验,识别结果如表 1 所示。

从表 1 中的识别结果可见,利用 HMM 分类器进行加工状态识别,对正常加工样本的识别准确率为 92.33%,对颤振爆发样本的识别准确率为 93.67%,然而对颤振孕育样本的识别准确率只有 87%。颤振孕育样本的识别准确率最低,究其原因,这是由 HMM 模型的识别原理所决定的: HMM 根据相似性程度来归类,在样本较为接近的情况下,很容易错误归类,而对于颤振孕育样本而言,处于中间过渡状态,它与正常加工样本和颤振爆发样本都较为接近,

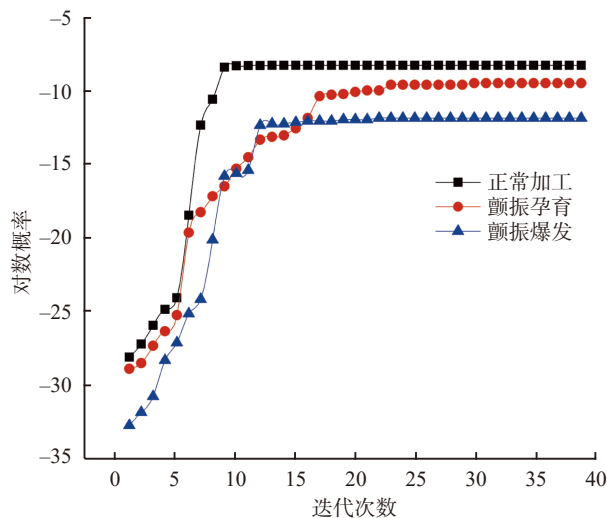


图5 HMM模型训练迭代曲线

Fig.5 HMM model training iteration curve

因而容易被识别为正常加工(18次)和颤振爆发(21次)。

此外,对正常加工样本的识别,被误识别成颤振孕育的可能性远高于被误识别成颤振爆发的可能性,分别为19次和4次;对颤振爆发样本的识别,被误识别成孕育的可能性也远高于被误识别成正常加工的可能性,分别为16次和3次。这也表明利用HMM模型进行模式识别,在样本较为接近的情况下,其识别率会比较低,这是其局限所在。

为了进一步探讨HMM分类器模式识别的规律特点,对一组颤振爆发状态样本进行30次HMM识别,图7为相应的对数概率分布情况。可见,颤振爆发状态样本由Viterbi算法所得对数概率,与颤振爆发模式库相对应的对数概率最高,与颤振孕育模式库对应的对数概率为次高,被误识别为颤振孕育状态的概率较大,而被误识别成正常加工状态的可能性较小,由此再次反映了HMM模型对相近模式的识别能力偏弱的问题。因此,本文提出的基于HMM-SVM混合模型的颤振识别预报方法,增加了SVM识别环节,可有效解决这个问题,大大提升颤振预报系统的加工状态识别准确率。

### 2.2 基于HMM-SVM的加工状态识别

根据图4所示HMM-SVM混合模型的识别流程,将正常加工、颤振孕育、颤振爆发3种状态各300组样本利用HMM-SVM混合模型进行加工状态识别,表2为识别结果。

比较表2与表1结果可知,相对于单独利用HMM模型进行加工状态识别,本文提出的基于HMM-SVM混合模型的识别方法,识别准确率大大提高,正常加工、颤振孕育、颤振爆发3种状态样本的识别准确率分别由92.33%、87%、93.67%提升至96.33%、95%、97.67%。其中,颤振孕育状态样本的识别准确率改善

最明显,这反映了增加SVM识别环节后,颤振识别系统具有更强的相似样本区分能力,降低了将颤振孕育样本误识别为正常加工或颤振爆发的概率;对正常加工和颤振爆发两种状态的样本而言,识别准确率的提升主要在于这两种状态的样本被误识别为颤振孕育状态的概率大大降低,它们被误识别为颤振孕育状态的次数由原来的19次、16次分别减少到8次和5次,样本识别准确率由原来的92.33%、93.67%分别提高到96.33%和97.67%,与基于单个模型的识别系统相比具有较大改善。可见,HMM-SVM非常适用于曲面加工状态的识别,可有效识别出曲面加工过程中颤振孕育、颤振爆发两种非

正常加工状态,实现加工颤振的预报,为后续颤振抑制环节提供依据。

### 2.3 基于HMM-SVM的曲面加工状态识别耗时分析

在曲面实际加工过程中,一旦形成颤振,工件的表面就很可能产生颤振纹,严重影响工件表面加工精度,可见,对曲面加工状态的识别不但要求准确率高,还要求加工状态的识别是高效、快速的,以便于迅速采取抑振措施,在颤振孕育而未完全爆发的阶段成功将颤振抑制下去,以达到保证曲面加工精度的效果。为此,本文对所提出的曲面加工状态识别系统进行了优化和耗时分析。识别系统耗时优化主要从识别软件程序优化和计算机配置提升两方面着

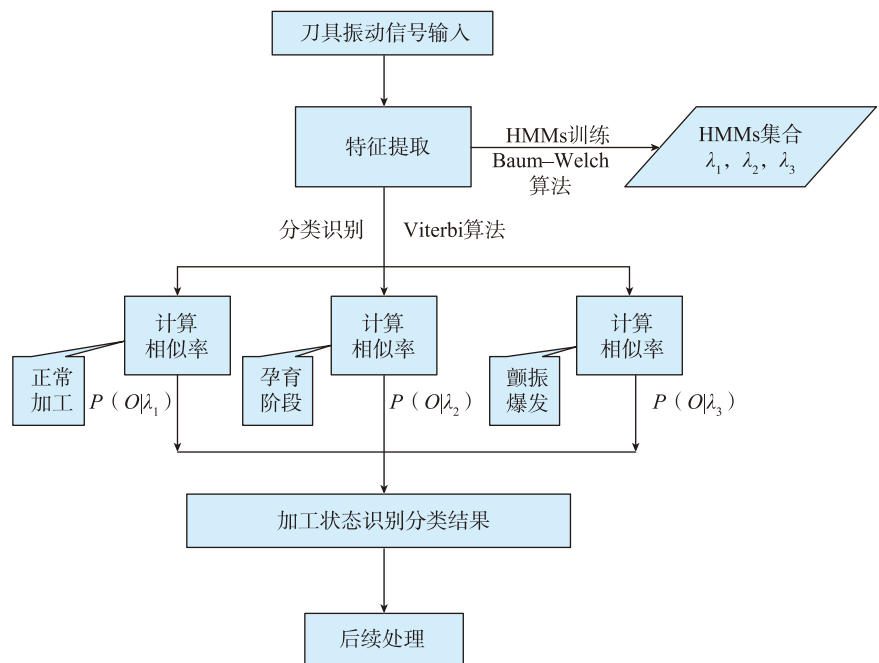


图6 基于HMM的加工状态识别过程  
Fig.6 Chatter recognition based on HMM

表1 基于HMM的加工状态识别结果

Table 1 Result of surface machining state recognition based on HMM

样本	识别结果			识别准确率/%
	正常加工	颤振孕育	颤振爆发	
正常加工样本	277	19	4	92.33
颤振孕育样本	18	261	21	87
颤振爆发样本	3	16	281	93.67

手,经过优化后,对识别系统的模型训练和状态识别两方面进行了耗时统计。统计结果显示:对于模型训练而言,HMM训练平均耗时较长,约为50s,SVM训练平均耗时较短,约为7s,其中HMM训练迭代耗时如图8所示;对于状态识别,基于

HMM模型识别平均耗时为1.02s,基于SVM模型识别平均耗时为0.46s,基于HMM-SVM混合模型识别平均耗时为1.48s。

由上述分析可知,由于模型训练所需样本较大,本文对所提出的曲面加工状态识别系统在模型训练过程

中耗时较长,而在实际状态识别过程则耗时很短。可见本文所提出基于HMM-SVM的曲面加工状态识别方法,能快速对曲面加工状态进行识别,实现曲面加工颤振的识别与预报,为颤振有效抑制和确保精密曲面的加工质量打下基础。

### 结论

本文根据现代机械产品中关键零部件曲面加工高效率、高精度的要求,且加工过程容易产生颤振,提出了一种基于HMM-SVM的曲面加工颤振快速识别与预报的方法,以实现曲面加工颤振快速识别与预报,为颤振的抑制工作提供保障。先介绍了HMM模型和SVM分类器的基本算法和分类原理,然后提出了基于HMM-SVM混合模型颤振识别与预报方法,并阐述了该方法的具体实现过程和开展相关试验研究。试验结果表明:基于HMM-SVM进行曲面加工状态识别,识别效果明显好于单独利用HMM模型进行识别,可将曲面加工状态识别准确率提高至95%以上,且颤振识别时间不到1.5s,可满足后续颤振抑制环节要求。

### 参考文献

[1] QUINTANA G, CIURANA J. Chatter in machining processes: a review[J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2011, 51(5): 363-376.

[2] CAO H R, ZHANG X W, CHEN X F. The concept and progress of intelligent spindles: a review[J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2017, 112: 21-52.

[3] 杨昀,张卫红,党建卫,等.航空薄壁件铣削加工动力学仿真技术[J].航空制造技术,2018,61(7):42-47.

YANG Yun, ZHANG Weihong, DANG Jianwei, et al. Dynamic modelling technology on milling process of aerospace thin-walled workpiece[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2018, 61(7): 42-47.

[4] FEI J X, LIN B, YAN S, et al. Chatter prediction for milling of flexible pocket

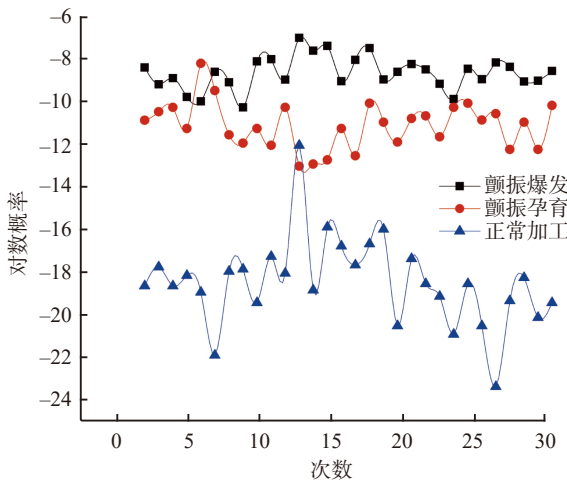


图7 颤振状态样本HMM识别的对数概率

Fig.7 Logarithmic probability of HMM recognition for chatter state samples

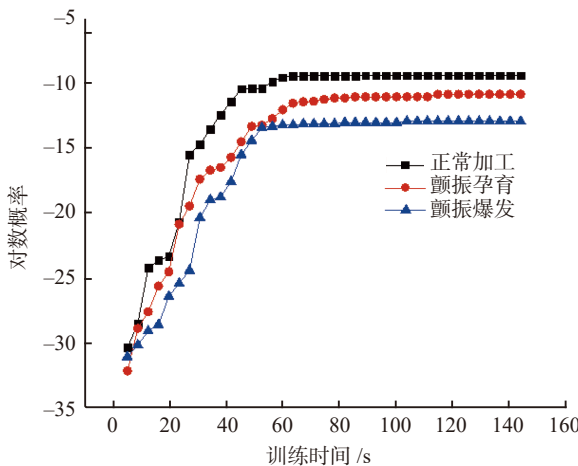


图8 HMM训练耗时

Fig.8 Training iteration time of HMM

表2 基于HMM-SVM的加工状态识别结果

Table 2 Result of surface machining state recognition based on HMM-SVM

样本	识别结果			识别准确率/%
	正常加工	颤振孕育	颤振爆发	
正常加工样本	289	8	3	96.33
颤振孕育样本	6	285	9	95.00
颤振爆发样本	2	5	293	97.67

structure[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2017, 89(9-12): 2721-2730.

[5] LIU X L, LI R Y, WU S, et al. A prediction method of milling chatter stability for complex surface mold[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2017, 89(9-12): 2637-2648.

[6] ZHAO J H, GAO H B, LIU Y C, et al. Speech recognition algorithm based on neural network and hidden Markov model[J]. The Journal of China Universities of Posts and Telecommunications, 2018, 25(4): 28-37.

[7] 柳新民, 刘冠军, 邱静. 基于HMM-SVM的故障诊断模型及应用[J]. 仪器仪表学报, 2006, 27(1): 45-48.

LIU Xinmin, LIU Guanjun, QIU Jing. Hybrid HMM and SVM approach for fault diagnosis[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2006, 27(1): 45-48.

[8] 裴利然, 姜萍萍, 颜国正. 基于支持向量机的跌倒检测算法研究[J]. 光学精密工程, 2017, 25(1): 182-187.

FEI Liran, JIANG Pingping, YAN Guozheng. Research on fall detection system based on support vector machine[J]. Optics and Precision Engineering, 2017, 25(1): 182-187.

[9] 刘志青, 李鹏程, 陈小卫, 等. 基于信息向量机的机载激光雷达点云数据分类[J]. 光学精密工程, 2016, 24(1): 210-219.

LIU Zhiqing, LI Pengcheng, CHEN Xiaowei, et al. Classification of airborne Lidar point cloud data based on information vector machine[J]. Optics and Precision Engineering, 2016, 24 (1): 210-219.

[10] XIONG X X, CHEN L, LIANG J. A new framework of vehicle collision prediction by combining SVM and HMM[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2018, 19(3): 699-710.

[11] FRIHIA H, BAHI H. HMM/SVM segmentation and labelling of Arabic speech for speech recognition applications[J]. International Journal of Speech Technology, 2017, 20(3): 563-573.

[12] KABIR M H, SALEKIN M S, UDDIN M Z, et al. Facial expression recognition

from depth video with patterns of oriented motion flow[J]. IEEE Access, 2017, 5: 8880-8889.

[13] ZHENG H, ZHANG Y Y, LIU J F, et al. A novel model based on wavelet LS-SVM integrated improved PSO algorithm for forecasting of dissolved gas contents in power transformers[J]. Electric Power Systems Research, 2018, 155: 196-205.

[14] ZHU W X, SONG Y Y, XIAO Y Y. A new support vector machine plus with pinball loss[J]. Journal of Classification, 2018, 35(1): 52-70.

[15] KOLEY E, SHUKLA S K, GHOSH S, et al. Protection scheme for power transmission lines based on SVM and ANN considering the presence of non-linear loads[J]. IET Generation Transmission & Distribution, 2017, 11(9): 2333-2341.

[16] KE L, WANG L Y, WU J J, et al. Using GA-SVM for defect inspection of flip chips based on vibration signals[J]. Microelectronics Reliability, 2018, 81: 159-166.

通讯作者: 李欣, E-mail: mexinli@zju.edu.cn.

## Chatter Recognition and Prediction for Curve Surface Processing Based on HMM and SVM

LI Xin<sup>1,2</sup>, DENG Xiaolei<sup>1,2</sup>, ZHANG Yuliang<sup>1</sup>, YU Jianping<sup>1</sup>

(1. Key Laboratory of Air-Driven Equipment Technology of Zhejiang Province, Quzhou University, Quzhou 324000, China;

2. College of Mechanical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

**[ABSTRACT]** Chatter occurs frequently during the curve surface machining process, and it results in poor quality of finished surface. In order to identify chatter quickly and accurately, a method based on hidden Markov model (HMM) and support vector machine (SVM) for chatter recognition and prediction was proposed in this paper. Firstly, according to the phenomenon that the transition period of formation process of the curve surface machining chatter is short and difficult to distinguish from normal processing and chatter burst stages, a chatter identification and prediction system based on HMM-SVM hybrid model was designed, which combined the strong similarity classification ability of HMM and the strong classification ability of SVM. Then, the acceleration sensor was used to measure the tool vibration signal during the curve surface machining process, and the characteristic signals of machining states was obtained. Finally, HMM and HMM-SVM were used to carry out recognition experiments of curve surface machining state, and the results were analyzed and compared. The experimental results show that the proposed HMM-SVM method drastically improve the recognition accuracy rate, compared with HMM model alone. The recognition accuracies of the three processing states are over 95%, and the recognition time is less than 1.5s. Rapid identification and prediction of chatter are realized, which provide basis and guarantee for the subsequent chatter suppression.

**Keywords:** Chatter prediction; State recognition; Curve surface machining; Hidden Markov model (HMM); Support vector machine (SVM)

(责编 逸飞)