

基于模态区间的数控机床切削状态监测*

谢锋云, 陈红年, 江炜文, 谢三毛, 李勇

(华东交通大学机电与车辆工程学院 南昌 330013)

摘要:随着高速高精数控加工技术的发展,对数控机床切削加工状态的稳定性提出了更高的要求,传统的切削加工状态监测方法中对不确定性处理存在不足。提出了一个基于模态区间的切削状态监测不确定性处理方法,利用模态区间的宽度对传统监测方法中的不确定性加以表述,以解决监测中的不确定性问题。为了验证提出方法的有效性,搭建了切削加工实验平台,通过加速度传感器获取数控机床切削加工信息,由时频分析方法将切削状态划分成稳定、过渡及颤振3个加工阶段,利用基于模态区间的小波包能量百分比方法,提取不同加工阶段的区间特征量,通过Lloyd算法进行编码后作为基于模态区间的广义隐马尔科夫模型的输入特征向量,最后利用广义隐马尔科夫状态辨识方法,对数控机床切削状态进行了识别。实验结果表明,基于模态区间的广义隐马尔科夫模型辨识方法优于传统的隐马尔科夫模型辨识方法。

关键词: 模态区间;不确定性;广义隐马尔科夫模型;状态识别

中图分类号: TH133 TH391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.1520

Cutting state monitoring of NC machine tool based on modal interval

Xie Fengyun, Chen Hongnian, Jiang Weiwen, Xie Sanmao, Li Yong

(School of Mechatronics & Vehicle Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

Abstract: With the development of high speed and high precision NC machining technology, high cutting stability of NC machine tool is required. The uncertainty processing is insufficient in the traditional cutting state monitoring. In this paper, an uncertainty processing method for cutting state monitoring is proposed based on modal interval theory. The uncertainty in traditional monitoring methods is described by using the width of modal interval to solve the monitoring uncertainty problem. In order to verify effectiveness of the proposed method, a cutting experimental platform is built. The cutting information of the NC machining is obtained by acceleration sensor. The cutting states are divided into three processing stages: stable, transition and chatter state by using time-frequency analysis. The interval feature of the different stages is extracted by using the wavelet packet energy percentage based on modal interval. The interval feature is encoded by Lloyd algorithm, and regarded as the input vectors of generalized hidden Markov model. Finally, the cutting stats of NC machine are identified by generalized hidden Markov model state recognition method. The experimental results show that the proposed generalized hidden Markov model recognition method based on modal interval is superior to the traditional hidden Markov model recognition method.

Keywords: modal interval; uncertainty; generalized hidden markov model; state monitoring

0 引言

切削状态尤其是切削颤振状态的监测一直是机械制造业与切削加工领域的一项重要研究课题。切削颤振将降低零件加工质量及生产效率、损坏机床零部件和刀

具、产生噪声以及污染环境^[1]。随着高速高精数控加工技术的快速发展,切削颤振已成为切削加工中提高生产效率和加工精度的主要障碍之一^[2]。因此对切削加工状态尤其是颤振状态的实时监测,为后续改变加工参数及器件维修与更换提供依据,对提高机床寿命和切削加工质量等有着重要意义^[3]。

传统的切削加工状态监测可分为 3 步^[4-6]:1) 监测信息获取;2) 加工信号特征提取;3) 状态识别(监测),其中如何准确而全面地获取切削加工信号及特征是后续对加工状态进行准确监测的关键。由于传感器本身精度问题,获取的信息可能存在测量误差;切削加工过程中切削振动信号的动态非平稳性、非线性性,信号的时频特征分析将存在数值不确定性;识别模型的相似性也存在模型不确定性。上述这些不确定性的存在,将降低监测结果的准确性^[7]。

模态区间是经典区间的延拓,其数学运算基础是 Kaucher 算法,具有良好的语义特性^[8-9]。基于模态区间的不确定性处理方法在不确定性问题的处理中,将具有不确定性属性的量如数值、参数或者函数等描述成模态区间形式,进而利用模态区间理论处理工程问题中的不确定性问题。应用模态区间不确定性处理方法的广义隐马尔科夫模型在工程中得到了初步的应用,如动柔度预测及轴承温升预测中^[10-11]。本文将利用模态区间与传统的隐马尔科夫模型结合组成广义隐马尔科夫模型对切削加工状态进行识别,通过模态区间处理识别中的不确定性问题,包括通过模态区间处理传感器在获取切削加工信号中测量不确定性问题;模态区间结合传统的特征提取方法解决传统的时频分析方法中的数值不确定性问题;将传统的隐马尔科夫模型参数拓展成模态区间形式形成广义隐马尔科夫模型,用以解决传统的隐马尔科夫模型中由于模型相似性及模型学习时参数误差等引起的模型不确定性问题;最后应用广义隐马尔科夫模型对切削加工状态进行识别。

1 理论基础

1.1 模态区间

模态区间是经典区间的延伸,模态区间 \mathbf{x} 的数学定义为 $\mathbf{x} = [\underline{x}, \bar{x}]$, ($\underline{x}, \bar{x} \in k\mathbb{R}$) ,即模态区间 \mathbf{x} 通过一对实数 \underline{x}, \bar{x} 来定义,其中 $k\mathbb{R}$ 表述模态闭区间实数集合。相比于经典区间下界严格小于 \bar{x} 或等于上界 \bar{x} 而言,模态区间中的变量 $x \in \mathbf{x}$ 而且不受 $\underline{x} \leq x \leq \bar{x}$ 的任何约束。模态区间与经典区间的关系可以通过操作符号“ $'$ ”运算, $[\underline{x}, \bar{x}]' = \{x \in \mathbb{R} \mid \min(\underline{x}, \bar{x}) \leq x \leq \max(\underline{x}, \bar{x})\}$ 。模态区间的数学运算基础是 Kaucher 算法,相比于经典区间,其简化了计算结构,具有更好代数特性,提高了计算的有效性^[8]。

模态区间的概率形式称为模态区间概率。给定样本

空间 Ω 和在 Ω 中的随机事件 σ 代数 \mathbf{A} (事件域),模态区间概率定义为 $\mathbf{p}, \mathbf{p} \in k\mathbb{R}, \mathbf{p}: \mathbf{A} \rightarrow [0, 1] \times [0, 1]$, 并遵循柯尔莫戈洛夫原理: $\mathbf{p}(\Omega) = [1, 1]; [0, 0] \leq \mathbf{p}(E) \leq [1, 1]$ ($\forall E \in \mathbf{A}$); 对任意互不相交的事件 $E_i \cap E_j = \Phi$ ($i \neq j$), $\mathbf{p}(\cup_{i=1}^n E_i) = \sum_{i=1}^n \mathbf{p}(E_i)$ ^[9]。由于概率的大小在 $[0, 1]$, 使模态区间概率的运算大为简便。以存在两个概率的事件 $\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2$ 为例,分别用模态区间 $\mathbf{p}_1 = [\underline{p}_1, \bar{p}_1], \mathbf{p}_2 = [\underline{p}_2, \bar{p}_2]$ 表示,用符号 \odot 表示四则运算,则模态区间概率 $\mathbf{p}_1 \odot \mathbf{p}_2$ 的运算法则:

$$\mathbf{p}_1 + \mathbf{p}_2 = [\underline{p}_1 + \underline{p}_2, \bar{p}_1 + \bar{p}_2] \quad (1)$$

$$\mathbf{p}_1 - \mathbf{p}_2 = [\underline{p}_1 - \underline{p}_2, \bar{p}_1 - \bar{p}_2] \quad (2)$$

$$\mathbf{p}_1 \times \mathbf{p}_2 = [\underline{p}_1 \times \underline{p}_2, \bar{p}_1 \times \bar{p}_2] \quad (3)$$

$$\mathbf{p}_1 \div \mathbf{p}_2 = [\underline{p}_1 / \underline{p}_2, \bar{p}_1 / \bar{p}_2] \quad (4)$$

模态区间概率大小比较法采用 maxi-min 排序准则^[12], 表示为:

$$\min(\underline{p}_1, \bar{p}_1) \leq \min(\underline{p}_2, \bar{p}_2) \Leftrightarrow \mathbf{p}_1 \leq \mathbf{p}_2 \quad (5)$$

1.2 广义隐马尔科夫模型

传统的隐马尔科夫模型参数为精确值,精确值难于处理模型本身的不确定性问题。广义隐马尔科夫模型是传统隐马尔科夫模型在模态区间概率涵义上的延伸^[9], 传统隐马尔科夫模型中的概率参数被转换成模态区间概率形式。一个广义隐马尔科夫模型如下描述。隐状态用符号 S 表示,其中 $S = \{S_1, S_2, \dots, S_N\}$, N 表示广义隐马尔科夫模型的状态个数,在 t 时刻隐状态对应的值为 q_t 。 M 为每一个状态的可能观测值总数,观测符号用 V 表示,其中 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_M\}$ 。 $\mathbf{O} = (\mathbf{o}_1, \mathbf{o}_2, \dots, \mathbf{o}_T)$ 为观测序列,在 t 时刻观测值为 \mathbf{o}_t ($t = 1, \dots, T$)。观测值为模态区间量,即可以等价于上界与下界观测。 $\underline{\mathbf{O}} = (\underline{o}_1, \underline{o}_2, \dots, \underline{o}_T)$ 为下界观测序列, $\bar{\mathbf{O}} = (\bar{o}_1, \bar{o}_2, \dots, \bar{o}_T)$ 为上界观测序列,其中 $\underline{o}_t \in \{v_1, v_2, \dots, v_M\}, \bar{o}_t \in \{v_1, v_2, \dots, v_M\}$ ($t = 1, \dots, T$)。观测序列 $\mathbf{O} = (\mathbf{o}_1, \mathbf{o}_2, \dots, \mathbf{o}_T)$ 中的每一个观测值 \mathbf{o}_t 能够被直接观测,然而广义隐状态序列 $\mathbf{Q} = (q_1, q_2, \dots, q_T)$ 中的隐状态值 q_t 不能被直接观测,但能通过观测序列来推断。一个完整的广义隐马尔科夫模型记为 $\lambda = \{N, M, \mathbf{A}, \mathbf{B}, \boldsymbol{\pi}\}$ 。隐状态数 N 与观测数 M 建模前可由实际工程情况预先确定。广义隐马尔科夫模型可以简化为 $\lambda = \{\mathbf{A}, \mathbf{B}, \boldsymbol{\pi}\}$, 定义 $\lambda = [\underline{\lambda}, \bar{\lambda}]$, 其中 $\bar{\lambda} = \{\bar{\mathbf{A}}, \bar{\mathbf{B}}, \bar{\boldsymbol{\pi}}\}, \underline{\lambda} = \{\underline{\mathbf{A}}, \underline{\mathbf{B}}, \underline{\boldsymbol{\pi}}\}$ 。广义隐马尔科夫模型是通过 $\mathbf{A}, \mathbf{B}, \boldsymbol{\pi}$ 的不同模态区间概率分布来描述不同状态的随机过程。广义隐马尔科夫模型的基本参数对应表达如表 1 所示。

表1 广义隐马尔科夫模型基本参数
Table 1 The parameters of generalized hidden Markov model

参数	含义
$A = (a_{ij})_{N \times N}$	广义状态转移概率矩阵
$B = (b_j(k))_{N \times M}$	广义观测概率矩阵
$\pi = (\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_N)$	广义初始状态概率分布
$S = \{S_1, S_2, \dots, S_N\}$	隐状态集合, N 为隐状态数
$V = \{v_1, v_2, \dots, v_M\}$	观测值集合, M 为观测值数
$O = (o_1, o_2, \dots, o_T)$	广义观测序列, $o_i \in V$
$Q = (q_1, q_2, \dots, q_T)$	广义隐状态序列, T 为观测值时间长度

类似于传统隐马尔科夫模型^[13],广义隐马尔科夫模型也可以用于解决模型应用中的评估、解码及训练3个关键问题。针对在广义隐马尔科夫模型工程应用中存在评估、解码及训练问题,相应的算法为广义前向后向算法、广义Viterbi算法和广义Baum-Welch算法^[9]。

同样类似于传统隐马尔科夫模型,广义隐马尔科夫模型也可以用于状态辨识,识别过程如图1所示。

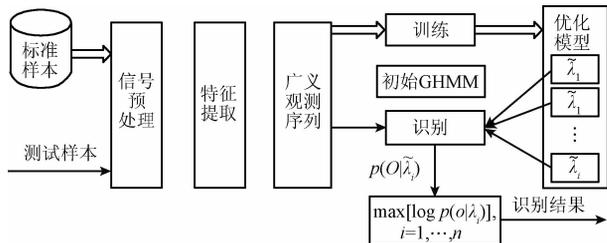


图1 广义隐马尔科夫模型状态辨识

Fig. 1 State recognition by generalized hidden Markov model

从图1可知,广义隐马尔科夫模型辨识步骤如下:

1) 获取模态区间信号。通过传感器获取敏感信号,应用模态区间理论,把获取信号转换为模态区间量。

2) 获取模态区间观测序列。采用时频域分析法,结合模态区间理论,进行模态区间特征提取,构成模态区间观测向量。

3) 估计初始模型。依据工程实际情况,结合广义隐马尔科夫涵义,估计广义隐马尔科夫初始模型参数 N 、 M 、 A 、 B 、 π 。

4) 训练标准样本。基于广义Baum-Welch算法,对各个状态的标准样本的初始广义隐马尔科夫模型参数进行训练,获取相应的各个状态的优化模态区间模型,最终建立各个标准样本的对应优化模型库。

5) 识别测试样本。把当前需要测试样本的模态区间观测序列代入优化模型库 $\tilde{\lambda}_i (i = 1, \dots, n)$ 中,计算测试

样本的模型输出区间对数似然值 $\log p(O | \tilde{\lambda}_i) (i = 1, \dots, n)$, 比较测试样本代入各个优化模型中的模态区间对数似然值大小,最大模态区间对数似然值对应的标准模型所处的状态,即为所求的识别状态。

2 切削加工实验与特征提取

为了验证提出的基于模态区间的广义隐马尔科夫模型辨识状态性能,以识别数控机床切削加工状态为例,进行相关的实验及切削状态识别。

2.1 实验平台搭建与数据分析

切削加工实验在装有交流永磁同步电动机的CNC立式车床(油欣精机 VL-850HR + P)上进行。将一个压电式加速度传感器 PCB 356A15 安装在刀杆上,以获取车刀刀尖的振动加速度情况。实验工件材料为一个内径为150 mm、外径为540 mm及高25 mm铝合金圆盘,传感器安装及工件装夹如图2所示。

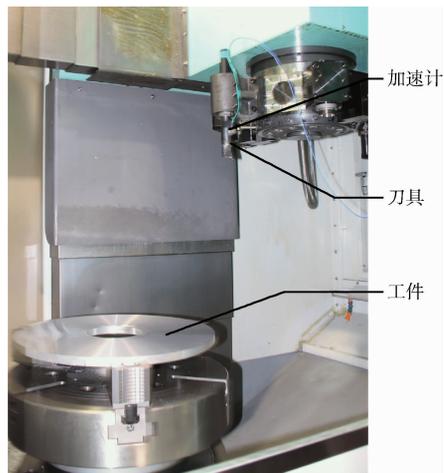


图2 切削加工实验

Fig. 2 The cutting experiment

切削加工实验中,加速度信号的采集采用高速数据采集系统 LMS Test. Lab, 以 10 240 Hz 的采样频率实现加速度信号采集。切削刀具为硬质合金材料,加工参数中的线速度为 150 m/min、进给速度为 0.1 mm/r 及切削速度为 0.5 mm, 切削采用无冷却液方式进行切削。

依据基于广义隐马尔科夫模型的加工状态辨识方法,首先需对采集信号进行特征提取,通常特征提取方法包括时域及频域特征提取方法,都可以用于提取采集数据的特征信号^[14-16]。在本例中,切削中的振动信号被记录如图3所示。依据切削加工过程中的表现^[6],包括时域图中幅值的变化及频谱分析中幅值的变化,将切削加工状态分成3个阶段:稳定阶段 a、过渡阶段 b 和颤振阶段 c。在图3中,切削加工经历了从稳定阶段到颤振阶

段。由于时域信号是一个渐变的过程,振动信号幅值变化趋势,尤其是稳定加工到过渡加工并不显著,因此依据时域分析方法提取的特征量也许并不是加工过程中最敏感特征。

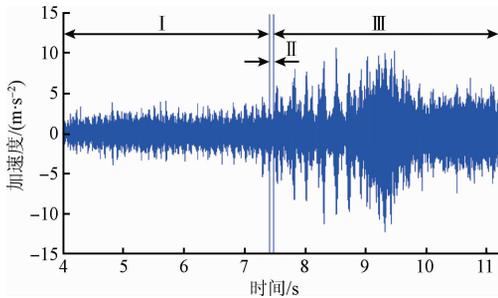


图 3 切削信号时域图

Fig. 3 Time domain chart of cutting signal

图 3 中的时域信号经过快速傅里叶变换后,频谱分析结果如图 4 所示,可以看出,各个阶段的频域信号在不同频率中的幅值谱都有着明显的区别,其中,图 3 中的加工阶段 I II 及 III 与图 4 中频率分析频谱图 4(a)、(b) 及 (c) 相对应。根据图 4 中频谱图分析的结果,频域分析中提取的特征量比时域分析中提取的特征量更为显著,因此本文中采用以频域分析方法为基础提取切削加工敏感特征量。

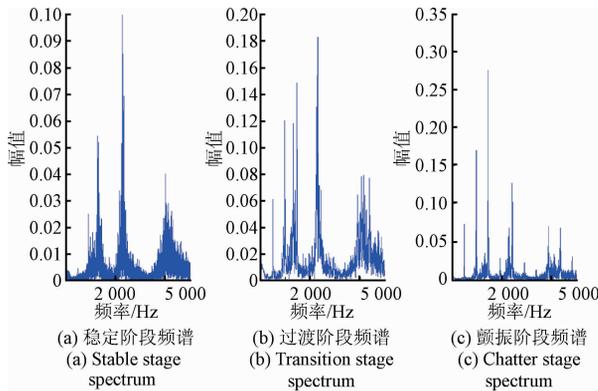


图 4 切削信号频谱分析

Fig. 4 Spectral analysis of cutting signal

由频域分析图 4 可以看出,例中的切削加工颤振发生时间为 7.4 s 处,颤振频率分别为 482、964、1 446 Hz,经测试,两两相邻颤振频率差为 482 Hz 为切削刀具的固有频率,这也为颤振的更进一步研究提供了参考。

2.2 特征提取

切削颤振发生过程中的一个显著特征是加速度信号的能量从高频向低频移动^[17],以频域分析为基础的小波包能量百分比能有效的对各频段的能量进行量化,因此

本例中选择小波包能量百分比作为特征参数对切削加工状态进行识别。根据小波包分析理论,对不同阶段的振动信号进行 3 层小波包分解^[17]。通过实验结果分析,选取的第 3 层小波包分解能将各振动频带进行有效分离。由小波包分解原理可知,第 3 层不同节点数对应的频率范围如表 2 所示。

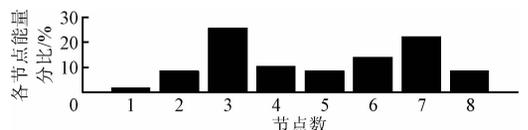
表 2 小波包分解对应的节点频率

Table 2 The frequency of nodes corresponds to wavelet packet decomposition

节点数	频率	节点数	频率
1	0 ~ 640	5	4 480 ~ 5 120
2	640 ~ 1 280	6	3 840 ~ 4 480
3	1 920 ~ 2 560	7	2 560 ~ 3 200
4	1 280 ~ 1 920	8	3 200 ~ 3 840

根据小波包相对能量的定义,计算第 3 层 8 个小波节点频段的相对能量。当切削状态发生变化时,各频带的能量分布如图 5 所示。在平稳切削阶段,振动能量主要集中于第 3 层第 3、7 个节点的频带上。在切削振动状态变化的过渡阶段,振动信号能量开始向第 2、4 个节点频带扩展。在剧烈振动阶段,由于切削过程失稳,振动能量向刀具倍频成分所在的第 2 个节点频带与第 4 个节点频带转移,并且第 4 个节点频带的振动能量显著增大。图 5 中,第 4 个节点对应的频率范围为 1 280 ~ 1 920 Hz,包含振幅最大的颤振频率 1 446 Hz,第 2 个节点对应的频率范围为 640 ~ 1 280 Hz,包含振幅最较大的颤振频率 964 Hz,因而在颤振阶段第 2 个节点与第 4 个节点的能量百分比其余的大。为了提高监测结果可靠性,没有选择特征明显的第 3 和第 7 个节点的能量百分比作为特征量,而选择了全部 8 个节点的能量百分比的特征量,作为后续识别模型的输入。因为从可靠性的角度来说,选择适当多的切削加工特征信息,有利于增加状态识别可靠性。

充分考虑切削加工监测中的各种不确定性^[18-20],包括加速度传感器精度、立式车床精度、测量精度、小波包能量重叠以及由于加工中的非线性、时变性等,估计一个总体不确定性误差 $\pm 5\%$,按照模态区间理论把相对能量特征转换成模态区间形式,把 3 种切削状态相对区间能量分布重新描述如图 6 所示。



(a) 稳定阶段小波包分解节点
(a) Stable stage wavelet packet decomposition node

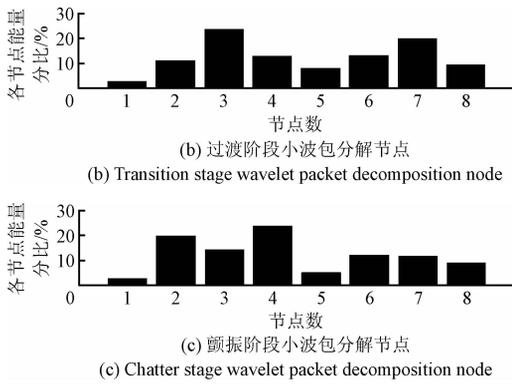


图5 三种切削加工状态的能量百分比

Fig. 5 Percentage of energy in three cutting stages

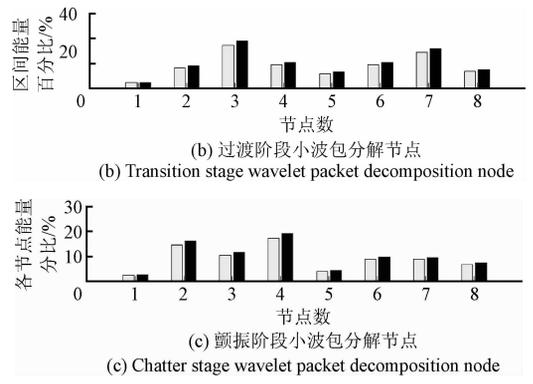
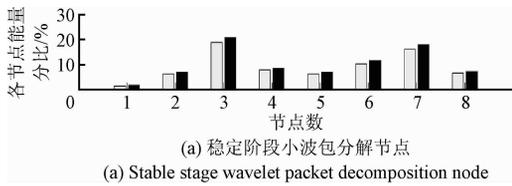


图6 三种切削加工状态的区间能量百分比

Fig. 6 Percentage of interval energy in three cutting stages



对图6中的区间能量百分比上下界,分别利用Lloyd算法进行编码^[9],得到切削加工3个阶段及I、II混合阶段的小波包区间能量百分比及编码,如表3所示。其中稳定状态包括1、2、3组,过渡状态为4、5、6组,过渡与颤振混合状态为7组,颤振状态为8、9组。

表3 切削加工中不同频段小波包区间能量百分比

Table 3 Percentage of wavelet packet interval energy in different frequency bands of cutting processing

加工状态	组数	区间小波包能量节点区间小波包能量节点能量百分比及编码							
		1	2	3	4	5	6	7	8
稳定状态	1	[1.35,1.49] (1;1)	[7.77,8.59] (1;1)	[25.82,28.53] (3;3)	[8.73,9.65] (1;1)	[7.86,8.69] (3;3)	[14.63,16.17] (3;3)	[20.43,22.58] (3;3)	[8.39,9.27] (1;2)
	2	[1.55,1.71] (1;1)	[8.03,8.87] (1;1)	[24.60,27.19] (3;3)	[9.89,10.95] (1;1)	[8.08,8.93] (3;3)	[13.41,14.82] (2;3)	[21.19,23.42] (3;3)	[8.22,9.08] (1;2)
	3	[1.56,1.73] (1;1)	[7.64,8.45] (1;1)	[24.40,26.97] (3;3)	[9.74,10.77] (1;1)	[8.30,9.18] (3;3)	[14.55,16.08] (3;3)	[20.09,22.21] (2;3)	[8.69,9.61] (2;3)
过渡状态	4	[2.43,2.68] (2;2)	[10.53,11.64] (2;2)	[22.52,24.89] (2;3)	[12.25,13.54] (1;1)	[7.40,8.18] (2;3)	[12.29,13.59] (1;2)	[18.89,20.88] (2;3)	[8.68,9.59] (2;3)
	5	[2.50,2.76] (2;3)	[11.67,12.90] (2;2)	[22.49,24.86] (2;3)	[12.35,13.65] (1;1)	[6.89,7.62] (2;2)	[13.23,14.62] (2;3)	[17.76,19.63] (2;2)	[8.09,8.94] (1;2)
	6	[2.45,2.71] (2;2)	[11.65,12.88] (2;2)	[23.06,25.49] (2;3)	[12.03,13.29] (1;1)	[7.04,7.78] (2;3)	[12.91,14.27] (1;3)	[17.61,19.48] (2;2)	[8.22,9.08] (2;2)
过渡颤振混合状态	7	[2.59,2.86] (3;3)	[15.38,17.00] (2;2)	[18.34,20.27] (2;3)	[17.49,19.33] (2;2)	[6.15,6.80] (1;2)	[12.07,13.34] (1;2)	[14.28,15.79] (1;3)	[8.68,9.59] (2;2)
颤振状态	8	[2.66,2.94] (2;3)	[18.14,20.05] (3;3)	[14.29,15.80] (1;1)	[21.81,24.11] (3;3)	[5.66,6.25] (1;1)	[11.53,12.74] (1;1)	[11.72,12.96] (1;1)	[9.17,10.13] (2;3)
	9	[2.84,3.14] (3;3)	[19.06,21.07] (3;3)	[13.65,15.08] (1;1)	[22.79,25.18] (3;3)	[5.02,5.55] (1;1)	[11.57,12.78] (1;1)	[11.30,12.49] (1;1)	[8.75,9.67] (2;3)

3 切削加工状态辨识与结果分析

3.1 状态识别

考虑到切削加工过程中的各种不确定性,对切削加工状态辨识选取以模态区间为理论基础的广义隐马尔科夫模型作为辨识模型。根据切削加工的实际情况,以及存在的3种加工状态,在广义隐马尔科夫模型初始模型 \mathbf{A} 中,定义 $N=3$, $M=3$, \mathbf{A} 、 \mathbf{B} 、 $\boldsymbol{\pi}$ 在满足标准随机约束条件下采用随机生成。从3个切削加工阶段I、II和III中各抽取两组作为标准样本,把剩余的作为测试样本。为了检验广义隐马尔科夫模型识别性能,稳定和过渡状态

测试样本分别从I和II阶段抽取,过渡颤振混合测试样本从II和III混合部分抽取。本文中,训练样本组数为1、2、4、5、8、9,测试样本组数为3、6、7。

将特征提取后编码得到的模态区间向量作为广义隐马尔科夫模型的观测序列,及获取观测序列 $\mathbf{O} = (\mathbf{o}_1, \mathbf{o}_2, \dots, \mathbf{o}_8)$ 。通过广义Baum-Welch算法^[9],稳定、过渡及颤振3个加工状态的初始广义隐马尔科夫模型被逐步训练直至相应的模型优化,从而建立稳定、过渡及颤振3个加工状态的优化模型库 $\tilde{\lambda}_i$ 。最后将测试样本代入优化的广义隐马尔科夫模型库 $\tilde{\lambda}_i$ 中,计算3种测试样本的模型输出对数似然值 $\log p(\mathbf{O} | \tilde{\lambda}_i)$ ($i = 1, 2, 3$),结果如表4所示。

表4 切削加工状态广义隐马尔科夫模型识别结果

Table 4 Recognition results of the cutting by generalized hidden Markov model

测试样本	代入稳定优化模型对数似然值	代入过渡优化模型对数似然值	代入颤振优化模型对数似然值
稳定样本	[-11.67, -11.57]	[-305.88, -133.05]	[-38.63, -51.61]
过渡样本	[-691.82, 143.70]	[-13.85, -11.81]	[-49.25, -59.87]
混合样本	[-Inf, -204.660]	[-66.46, -59.29]	[-98.38, -42.83]

比较同行测试样本代入各个优化模型中输出的模态区间对数似然值大小,最大区间对数似然值对应的标准模型所处的状态即为所求的识别状态。表4中加粗数据对应的状态即为广义隐马尔科夫辨识结果。类似的识别过程,应用传统的隐马尔科夫模型对切削加工状态进行识别,计算结果如表5所示,由最大对数似然值对应的标准模型所处的状态即为所求的识别状态,加粗数据对应的状态即为隐马尔科夫辨识结果。

表5 切削加工状态隐马尔科夫模型识别结果

Table 5 Recognition results of the cutting by hidden Markov model

测试样本	代入稳定优化模型对数似然值	代入过渡优化模型对数似然值	代入颤振优化模型对数似然值
稳定样本	-5.367 6	-384.169 2	-19.150 9
过渡样本	$-\infty$	-67.997 1	-258.790 7
混合样本	$-\infty$	-131.127 9	-259.463 6

3.2 实验结果分析

通过比较表4与5同行3种对数似然值测量结果,利用广义隐马尔科夫模型与隐马尔科夫模型方法都能对切削加工状态进行识别,而且稳定测试样本及过渡测试样本都得到了准确的结果。但在表5中,由过渡和颤振构成的混合样本输出得到的对数似然最大值为-131.12,对应的标准优化模型状态为过渡状态,所以识别结果为过渡状态,而依据传统的颤振判别原理,过渡颤振混合

测试样本已经处于颤振阶段,因此基于传统隐马尔科夫模型的识别结果是错误的。而在表4中,通过模态区间比较准则中的maxi-max比较准则^[12],该准则表述为先找出各个模态区间中的最大值,然后进行大小比较,得出最大值对应的模态区间即为所求。模态区间中最大值为-42.83,其对应状态的优化模型状态为颤振状态,即过渡颤振混合测试样本识别的结果为颤振状态,识别结果与实际相符,其余稳定状态及过渡状态测试样本的识别结果也正确。

此外,提出的广义隐马尔科夫模型为基础的辨识方法中,广义隐马尔科夫模型参数为模态区间形式,使广义隐马尔科夫模型相比于传统的隐马尔科夫模型具有更好的鲁棒性。广义隐马尔科夫模型的计算结果 $\log p(\mathbf{O} | \tilde{\lambda}_i)$ 为模态区间形式,模态区间的宽度是不确定性的延伸。模态区间值相比于精确值拥有更多的信息,这将能提高识别的可靠性。模态区间有时还能提供额外的信息,如表4中计算模态区间值[-66.46, -59.29]与[-98.38, -42.83]有重叠,这说明如识别过程中可能存在有错误的部分。它提醒需要进行更多的实验或者采集更多的数据,以便能做出一个更可靠决定。而相对的传统隐马尔科夫模型方法不能提供这些信息。

因此将基于模态区间的广义隐马尔科夫模型应用于切削加工状态识别中,广义隐马尔科夫模型较好地解决了测量误差、数值计算及模型误差引起的不确定性问题。通过对比分析结果表明,以广义隐马尔科夫模型为基础的辨识方法要优于以传统的隐马尔科夫模型为基础的辨

识方法。

4 结 论

针对传统切削加工状态监测中的测量不确定性、特征提取中的数值不确定性及识别模型的模型不确定性问题,提出将模态区间理论应用于不确定性处理中,利用模态区间的宽度解决监测过程中的各类不确定性问题。为了验证提出的模态区间不确定性问题处理方法有效性,在基于时频分析方法的基础上提取了敏感特征,通过基于模态区间的广义隐马尔科夫模型,对数控机床切削加工状态进行识别。识别的结果显示,相比于传统隐马尔科夫模型,基于模态区间的广义隐马尔科夫模型辨识方法识别结果更准确。而且广义隐马尔科夫模型输出结果为模态区间形式,区间宽度是对识别过程中的不确定性进行了良好表述,因而使识别结果具有更高的可靠性和识别性能。工程中的不确定性问题不可避免的存在而且难于处理,基于模态区间的确定性处理方法与基于广义隐马尔科夫模型的识别方法将为工程中的不确定性问题处理与状态识别提供有益的参考。

参考文献

- [1] 吴石,林连冬,肖飞,等. 基于多类超球支持向量机的铣削颤振预测方法[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(11):2414-2421.
WU SH, LIN L D, XIAO F, et al. Milling chatter prediction method based on multiclass hypersphere support vector machine [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33 (11):2414-2421.
- [2] BUDAK E, OZLU E. Analytical modeling of chatter stability in turning and boring operations-part I: model development [J]. ASME Journal of Manufacturing Science and Engineering, 2007, 129(8):726-732.
- [3] 钱士才,孙宇昕,熊振华. 基于支持向量机的颤振在线智能检测[J]. 机械工程学报, 2015, 51(20):1-6.
QIAN SH C, SUN Y X, XIONG ZH H. Support vector machine based online intelligent chatter detection [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(20):1-6.
- [4] LIU H Q, CHEN QH, LI B, et al. On-line chatter detection using servo motor current signal in turning [J]. Science China Technological Sciences, 2011, 54 (12): 3119-3129.
- [5] VELA-MARTINEZ L, CARLOS JAUREGUI-CORREA J, RODRIGUEZ E. Using detrended fluctuation analysis to monitor chattering in cutter tool machines [J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2010, 50(7):651-657.
- [6] 贾广飞,吴波,胡友民. 基于 Hilbert-Huang 变换的切削颤振识别[J]. 振动与冲击, 2014, 33 (22): 188-192.
JIA G F, WU B, HU Y M. Cutting chatter recognitions based on Hilbert Huang transform [J]. Journal of Vibration and Shock, 2014, 33(22):188-192.
- [7] YAO Z, MEI D, CHEN Z. On-line chatter detection and identification based on wavelet and support vector machine [J]. Journal of Materials Processing Technology, 2010, 210(5):713-719.
- [8] SAINZ M A, ARMENGOL J, CALM R, et al. Modal interval analysis: New tools for numerical information [J]. Lecture Notes in Mathematics, 2014:362-363.
- [9] XIE F Y, HU Y M, WANG Y, et al. A generalized interval probability-based optimization method for training generalized hidden Markov model [J]. Signal Processing, 2014, 94(1):319-329.
- [10] 王二化,吴波,胡友民,等. 机床相对动柔度劣化趋势预测研究[J]. 机床与液压,2016,44(13):28-33.
WANG ER H, WU B, HU Y M, et al. Deterioration tendency prediction of relative dynamic flexibility of machine tools [J]. Hydromechanics Engineering, 2016, 44(13):28-33.
- [11] 王小岑,胡友民,吴波,等. 广义隐马尔科夫模型在轴承温升预测中的应用[J]. 机械与电子,2013(6): 54-57.
WANG X C, HU Y M, WU B, et al. Application of generalized hidden Markov model in prediction of bearing temperature rise. Machinery & Electronics, 2013 (6): 54-57.
- [12] XIE F Y, HU Y M, WANG Y, et al. A generalized Markov chain model based on generalized interval probability [J]. Science China Technological Sciences. 2013, 56(9):2132-2136.
- [13] 姜万录,杨凯,董克岩,等. 基于 CHMM 的轴承性能退化程度综合评估方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37 (9):2015-2023.
JIANG W L, YANG K, DONG K Y, et al. research on comprehensive evaluation method for bearing performance degradation based on continuous hidden Markov model [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37 (9):2015-2023.
- [14] JIANG L, XUAN J P, SHI T L. Feature extraction based on semi-supervised kernel Marginal Fisher analysis and its application in bearing fault diagnosis [J]. Mechanical

- Systems and Signal Processing, 2013, 41 (1-2): 113-126.
- [15] 石明江, 罗仁泽, 付元华. 小波和能量特征提取的旋转机械故障诊断方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(8):1114-1120.
SHI M J, LUO R Z, FU Y H. Fault diagnosis of rotating machinery based on wavelet and energy feature extraction [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2015, 29(8):1114-1120.
- [16] 黄良沛, 吴超威, 王靖. 小波包分析和BP神经网络在滚动轴承故障模式识别中的应用[J]. 电子测量技术, 2016, 39(4):164-168.
HUANG L P, WU CH W, WANG J. Fault pattern recognition of rolling bearing using wavelet package analysis and BP neural network [J]. Electronic Measurement Technology, 2016, 39(4):164-168.
- [17] ZHU K P, SAN W Y, SOON H G. Wavelet analysis of sensor signals for tool condition monitoring: A review and some new results [J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2009, 49(7-8): 537-553.
- [18] 黄华, 张树有, 何再兴, 等. 基于切削动力学及其不确定特性的数控机床结构参数分析优化[J]. 振动与冲击, 2016, 35 (18):82-91.
HUANG H, ZHANG SH Y, HE Z X, et al. Analysis and optimization of parameters of machine tool in structure design based on the cutting dynamics with uncertainty [J]. Journal of Vibration and Shock, 2016, 35 (18):82-91.
- [19] 刘宇, 李天翔, 刘阔, 等. 基于四阶矩法车削颤振可靠性研究 [J]. 机械工程学报, 2016, 52 (20):194-201.
LIU Y, LI T X, LIU K, et al. Chatter reliability of turning processing system based on fourth moment method [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2016, 52 (20):194-201.
- [20] 李鑫. 小波分析在滚动轴承故障信号处理中的应用[J]. 国外电子测量技术, 2013, 32(6):65-67, 71.
LI X. Wavelet applications in fault signal processing of rolling bearings [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2013, 32(6):65-67, 71.

作者简介



谢锋云(通讯作者), 2003年于长春理工大学获得硕士学位, 2014年于华中科技大学获得博士学位, 现为华东交通大学副教授, 主要研究方向为先进检测技术、不确定性分析。

E-mail: xiefyun@163.com

Xie Fengyun (Corresponding author) received his M. Sc. degree from Changchun University of Science and Technology in 2003, received his Ph. D. degree from Huazhong University of Science and Technology in 2014. Now he is an associate professor in East China Jiaotong University. His main research interests include advanced detection technology and uncertainty analysis.