



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 108536938 A

(43)申请公布日 2018.09.14

(21)申请号 201810268305.9

(22)申请日 2018.03.29

(71)申请人 上海交通大学

地址 200240 上海市闵行区东川路800号

(72)发明人 刘成良 黄亦翔 李亚

(74)专利代理机构 上海恒慧知识产权代理事务所(特殊普通合伙) 31317

代理人 徐红银

(51)Int.Cl.

G06F 17/50(2006.01)

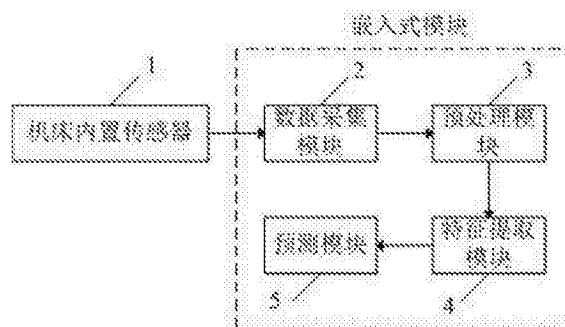
权利要求书2页 说明书7页 附图2页

(54)发明名称

一种机床刀具寿命预测系统及预测方法

(57)摘要

本发明公开了一种机床刀具寿命预测系统及预测方法,包括:机床内置传感器、数据采集模块、预处理模块、特征提取模块及预测模块,其中,机床内置传感器与数据采集模块相连,数据采集模块与预处理模块相连,预处理模块与特征提取模块相连,特征提取模块与预测模块相连。该方法包括:测量机床的主轴电流信号及切削工况参数;采集主轴电流信号及切削工况参数;对主轴电流信号进行预处理;对预处理后的主轴电流信号进行特征值提取;根据主轴电流信号特征值及切削工况参数对刀具的剩余使用寿命进行预测。本发明的机床刀具寿命预测系统及预测方法,可以在不影响生产的情况下,以较低的成本得到较好的预测效果。



1. 一种机床刀具寿命预测系统,其特征在于,包括:机床内置传感器、数据采集模块、预处理模块、特征提取模块以及预测模块,其中:

所述机床内置传感器用于测量机床的主轴电流信号以及切削工况参数;

所述数据采集模块用于采集所述机床内置传感器测量的所述主轴电流信号以及切削工况参数;

所述预处理模块用于对所述数据采集模块采集的所述主轴电流信号进行预处理,找出平稳的信号,并对平稳的信号进行切分;

所述特征提取模块用于对所述预处理模块预处理后的所述主轴电流信号进行特征值提取;

所述预测模块用于根据所述特征提取模块提取的主轴电流信号特征值以及切削工况参数对刀具的剩余使用寿命进行预测。

2. 根据权利要求1所述的机床刀具寿命预测系统,其特征在于,所述特征提取模块包括:时域特征提取子模块、频域特征提取子模块以及小波特征提取子模块;其中,

所述时域信号提取子模块用于提取预处理后的主轴电流信号的时域特征;

所述频域特征提取子模块用于提取预处理后的主轴电流信号的频域特征;

所述小波特征提取子模块用于将预处理后的主轴电流信号进行小波分解,获取不同频段的小波包。

3. 根据权利要求1所述的机床刀具寿命预测系统,其特征在于,所述预测模块包括刀具磨损量预测子模块以及刀具寿命预测子模块;其中,

所述刀具磨损量预测子模块用于根据所述主轴电流信号特征值和切削工况参数对刀具磨损量进行预测;

所述刀具寿命预测子模块用于根据所述刀具磨损量对刀具的剩余使用寿命进行预测。

4. 根据权利要求3所述的机床刀具寿命预测系统,其特征在于,所述刀具磨损量预测子模块所采用的刀具磨损量预测模型为预先训练好的刀具磨损量预测模型,所述刀具磨损量预测模型为以所述主轴电流信号特征值和切削工况参数作为特征,以所述刀具磨损量作为标签建立训练样本,采用梯度提升树的算法训练得到的。

5. 根据权利要求4所述的机床刀具寿命预测系统,其特征在于,所述梯度提升树是一种使用了前向分布算法的迭代算法,使用分类回归树模型,其中:

$$f_T(x) = \sum_{t=1}^T \sum_{j=1}^J c_{tj} I(x \in R_{tj})$$

其中: $f_T(x)$ 为训练得到的刀具磨损量预测模型, $I(\cdot)$ 为指示函数, T 为迭代次数, J 为CART回归树的叶子节点的个数, c_{tj} 为每一个叶子节点里的样本,拟合的叶子节点最好的输出值;将 $f_T(x)$ 导入刀具磨损量预测模块即可根据输入的若干特征进行预测。

6. 根据权利要求1-4任一项所述的机床刀具寿命预测系统,其特征在于,还包括:结果显示模块,所述结果显示模块与所述预测模块相连;

所述结果显示模块用于将所述预测模块预测的刀具的剩余使用寿命显示出来。

7. 一种机床刀具寿命预测方法,其特征在于,包括以下步骤:

S11:测量机床的主轴电流信号以及切削工况参数;

- S12:采集所述主轴电流信号以及切削工况参数;
 S13:对所述主轴电流信号进行预处理,找出平稳的信号,对平稳的信号进行切分;
 S14:对预处理后的所述主轴电流信号进行特征值提取;
 S15:根据主轴电流信号特征值以及切削工况参数对刀具的剩余使用寿命进行预测。

8.根据权利要求7所述的机床刀具寿命预测方法,其特征在于,所述步骤S14包括以下流程:

- S141:提取预处理后的主轴电流信号的时域特征;
 S142:提取预处理后的主轴电流信号的频域特征;
 S143:将预处理后的主轴电流信号进行小波分解,获取不同频段的小波包;
 以上流程不分先后顺序。

9.根据权利要求7所述的机床刀具寿命预测方法,其特征在于,所述步骤S15包括:

- S151:根据所述主轴电流信号特征值和切削工况参数对刀具磨损量进行预测;
 S152:根据所述刀具磨损量对刀具的剩余使用寿命进行预测。

10.根据权利要求9所述的机床刀具寿命预测方法,其特征在于,所述步骤S151中的所述刀具磨损量所采用的刀具磨损量预测模型为预先训练好的刀具磨损量预测模型,所述刀具磨损量预测模型为以所述主轴电流信号特征值和切削工况参数作为特征,以所述刀具磨损量作为标签建立训练样本,采用梯度提升树的算法训练得到的;

所述梯度提升树是一种使用了前向分布算法的迭代算法,使用分类回归树模型,其中:

$$f_T(x) = \sum_{t=1}^T \sum_{j=1}^J c_{tj} I(x \in R_{tj})$$

其中: $f_T(x)$ 为训练得到的刀具磨损量预测模型, $I(\cdot)$ 为指示函数, T 为迭代次数, J 为CART回归树的叶子节点的个数, c_{tj} 为每一个叶子节点里的样本,拟合的叶子节点最好的输出值。

一种机床刀具寿命预测系统及预测方法

技术领域

[0001] 本发明涉及机床刀具寿命预测技术领域,特别涉及一种机床刀具寿命预测系统及预测方法。

背景技术

[0002] 刀具是机床最重要的部件之一,其性能直接影响着加工结果的好坏。使用过度磨损或者超出寿命预期的刀具不但会增加能量消耗,降低加工精度,还会有刀刃断裂的危险,带来生产安全问题。因此,对于大批量的生产,刀具的寿命管理是不可或缺的,它会直接影响到生产成本控制,产品质量控制和生产安全等问题。

[0003] 当前存在的一些刀具预测方法大都需要外接传感器,这不但在操作上难以操作,还会增加成本,甚至有可能影响到机床本身的生产。

[0004] 因此,急需提供一种操作方便、成本低且不影响机床本身的刀具寿命预测技术。

发明内容

[0005] 本发明针对上述现有技术中存在的问题,提出一种机床刀具寿命预测系统及预测方法,采用内置传感器采集机床的主轴电流信号及切削工况参数数据,可以在不影响生产的情况下,以较低的成本得到较好的预测效果,具有非常重要的意义。

[0006] 为解决上述技术问题,本发明是通过如下技术方案实现的:

[0007] 本发明提供一种机床刀具寿命预测系统,其包括:机床内置传感器、数据采集模块、预处理模块、特征提取模块以及预测模块,其中,

[0008] 所述机床内置传感器与所述数据采集模块相连,所述数据采集模块与所述预处理模块相连,所述预处理模块与所述特征提取模块相连,所述特征提取模块与所述预测模块相连;

[0009] 所述机床内置传感器用于测量机床的主轴电流信号以及切削工况参数;

[0010] 所述数据采集模块用于采集所述机床内置传感器测量的所述主轴电流信号以及切削工况参数;

[0011] 所述预处理模块用于对所述数据采集模块采集的所述主轴电流信号进行预处理,找出平稳的信号,对平稳的信号进行切分;

[0012] 所述特征提取模块用于对所述预处理模块预处理后的所述主轴电流信号进行特征值提取;

[0013] 所述预测模块用于根据所述特征提取模块提取的主轴电流信号特征值以及切削工况参数对刀具的剩余使用寿命进行预测。

[0014] 较佳地,所述特征提取模块包括:时域特征提取子模块、频域特征提取子模块以及小波特征提取子模块;其中,

[0015] 所述时域信号提取子模块用于提取预处理后的主轴电流信号的时域特征;

[0016] 所述频域特征提取子模块用于提取预处理后的主轴电流信号的频域特征;

[0017] 所述小波特征提取子模块用于将所预处理后的主轴电流信号进行小波分解,获取不同频段的小波包。

[0018] 较佳地,所述预测模块包括刀具磨损量预测子模块以及刀具寿命预测子模块;其中,

[0019] 所述刀具磨损量预测子模块用于根据所述主轴电流信号特征值和切削工况参数对刀具磨损量进行预测;

[0020] 所述刀具寿命预测子模块用于根据所述刀具磨损量对刀具的剩余使用寿命进行预测。

[0021] 较佳地,所述刀具磨损量预测子模块所采用的刀具磨损量预测模型为预先训练好的刀具磨损量预测模型,所述刀具磨损量预测模型为以所述主轴电流信号特征值和切削工况参数作为特征,以所述刀具磨损量作为标签建立训练样本,采用梯度提升树的算法训练得到的。

[0022] 现有的机床刀具预测方法所采用的算法不能很好的应对数据集不平衡的问题,因为刀具处于正常生产阶段的数据要远远高于刀具处于初期磨损和急剧磨损阶段的数据,常见的算法(如BP神经网络)可能会降低甚至忽略初期磨损和急剧磨损阶段的数据带来的影响,而梯度提升树算法则可以减少数据集不平衡带来的问题。

[0023] 较佳地,还包括:结果显示模块,所述结果显示模块与所述预测模块相连;

[0024] 所述结果显示模块用于将所述预测模块预测的刀具的剩余使用寿命显示出来。将结果直接显示出来,方便查看。

[0025] 本发明提供一种机床刀具寿命预测方法,其包括以下步骤:

[0026] S11:测量机床的主轴电流信号以及切削工况参数;

[0027] S12:采集所述主轴电流信号以及切削工况参数;

[0028] S13:对所述主轴电流信号进行预处理,找出平稳的信号,对平稳的信号进行切分;

[0029] S14:对预处理后的所述主轴电流信号进行特征值提取;

[0030] S15:根据主轴电流信号特征值以及切削工况参数对刀具的剩余使用寿命进行预测。

[0031] 较佳地,所述步骤S14包括以下流程:

[0032] S141:提取预处理后的主轴电流信号的时域特征;

[0033] S142:提取预处理后的主轴电流信号的频域特征;

[0034] S143:将预处理后的主轴电流信号进行小波分解,获取不同频段的小波包;

[0035] 以上流程不分先后顺序。

[0036] 较佳地,所述步骤S15包括:

[0037] S151:根据所述主轴电流信号特征值和切削工况参数对刀具磨损量进行预测;

[0038] S152:根据所述刀具磨损量对刀具的剩余使用寿命进行预测。

[0039] 较佳地,所述步骤S151中的所述刀具磨损量所采用的刀具磨损量预测模型为预先训练好的刀具磨损量预测模型,所述刀具磨损量预测模型为以所述主轴电流信号特征值和切削工况参数作为特征,以所述刀具磨损量作为标签建立训练样本,采用梯度提升树的算法训练得到的。

[0040] 较佳地,所述步骤S15之后还包括:

[0041] S16:将预测的刀具的剩余使用寿命显示出来。

[0042] 相较于现有技术,本发明具有以下优点:

[0043] (1)本发明提供的机床刀具寿命预测系统及方法,采用内置传感器来采集主轴电流信号及切削工况参数,操作简单,安装方便,降低了成本,可以在不影响生产的情况下,以较低的成本得到较好的预测效果;

[0044] (2)本发明的机床刀具寿命预测系统及方法,刀具磨损量采用梯度提升树算法,可以减少数据集不平衡带来的问题。

[0045] 当然,实施本发明的任一产品并不一定需要同时达到以上所述的所有优点。

附图说明

[0046] 下面结合附图对本发明的实施方式作进一步说明:

[0047] 图1为本发明的一实施例的机床刀具寿命预测系统的结构示意图;

[0048] 图2为本发明的较佳实施例的机床刀具寿命预测系统的简单示意图;

[0049] 图3为本发明的较佳实施例的机床刀具寿命预测系统的结构示意图;

[0050] 图4为本发明的一实施例的机床刀具寿命预测方法的流程图;

[0051] 标号说明:1-机床内置传感器,2-数据采集模块,3-预处理模块,4-特征提取模块,5-预测模块,6-结果显示模块。

具体实施方式

[0052] 下面结合具体实施例对本发明进行详细说明。以下实施例将有助于本领域的技术人员进一步理解本发明,但不以任何形式限制本发明。应当指出的是,对本领域的普通技术人员来说,在不脱离本发明构思的前提下,还可以做出若干变形和改进。这些都属于本发明的保护范围。

[0053] 结合图1,对本发明的机床刀具寿命预测系统的一实施例进行详细描述,如图1所示,其包括:机床内置传感器1、数据采集模块2、预处理模块3、特征提取模块4以及预测模块5,其中,机床内置传感器1与数据采集模块2相连,数据采集模块2与预处理模块3相连,预处理模块3与特征提取模块4相连,特征提取模块4与预测模块5相连,本实施例的数据采集模块2、预处理模块3、特征提取模块4以及预测模块5集成在同一块嵌入模块中,不同实施例中也可以有其他设置,可以不集成在一起。机床内置传感器1用于测量机床的主轴电流信号以及切削工况参数(如进给速度等);数据采集模块2用于采集机床内置传感器1测量的主轴电流信号以及切削工况参数;预处理模块3用于对数据采集模块2采集的主轴电流信号进行预处理;特征提取模块4用于对预处理模块3预处理后的主轴电流信号进行特征值提取;预测模块5用于根据特征提取模块4提取的主轴电流信号特征值以及切削工况参数对刀具的剩余使用寿命进行预测。除内置传感器外,其他模块可以整合在嵌入式设备中安装在机床上。

[0054] 本实施例的预处理模块3,其预处理包括两点,一是提取机床平稳运行时的数据,对于启动、停止过程中的不平稳的信号进行剔除,因为这种信号提取出的特征无法用于刀具磨损量的判断;二是进行数据的切分,将平稳运行中的信号每隔一定时长(比如每10秒,15秒等)的数据打包作为一个整体,发送给后续模块进行数据处理。

[0055] 本实施例的机床刀具寿命检测系统采用内置传感器来采集主轴电流信号及切削工况参数,相较于现有的需要外接传感器,操作简单,安装方便,降低了成本,可以在不影响生产的情况下,以较低的成本得到较好的预测效果。

[0056] 较佳实施例中,预测模块5包括刀具磨损量预测子模块以及刀具寿命预测子模块;其中,刀具磨损量预测子模块用于根据主轴电流信号特征值和切削工况参数对刀具磨损量进行预测;刀具寿命预测子模块用于根据刀具磨损量对刀具的剩余使用寿命进行预测。较佳地,刀具磨损量预测子模块的核心算法采用的是预先训练好的刀具磨损量预测模型,该模型以电流信号特征和切削工况参数作为特征,以刀具磨损量作为标签,采用梯度提升树的算法训练得到,其简单示意图如图2所示。之所以采用梯度提升树算法,是因为现有的机床刀具预测技术中采用的算法有诸多缺陷,例如不能很好的应对数据集不平衡的问题,因为刀具处于正常生产阶段的数据要远远高于刀具处于初期磨损和急剧磨损阶段的数据,常见的算法(如BP神经网络)可能会降低甚至忽略初期磨损和急剧磨损阶段的数据带来的影响,而实施例采用的梯度提升树算法则可以减少数据集不平衡带来的问题。

[0057] 具体地,梯度提升树是一种使用了前向分布算法的迭代算法,但是只能使用分类回归树模型(Classification and Regression Tree,CART),用 $f(x)$ 代表回归树,假设前一轮的迭代得到强学习器 $f_{t-1}(x)$,相应的损失函数为 $L(y, f_{t-1}(x))$,那么在本轮的迭代中只需要找到一棵CART回归树模型的弱学习器 $h_t(x)$,使得本次迭代的损失函数 $L(y, f_t(x)) = L(y, f_{t-1}(x)) + h_t(x)$ 最小,也就是说每次的迭代都是在上一次的基础上进一步减小损失,上述的 t 表示第 t 轮迭代, i 表示第 i 个样本。

[0058] 关于损失函数的选择,可以采用损失函数的负梯度拟合本轮的损失值的近似值。第 t 轮拟合的第 i 个样本的损失函数的负梯度 r_{ti} 为

$$[0059] \quad r_{ti} = - \left[\frac{\partial L(y_i, f(x_i))}{\partial f(x_i)} \right]_{f(x)=f_{t-1}(x)}$$

[0060] x_i 表示第 i 个样本的所有特征,包括前述的电流信号特征以及切削工况参数; $f(x_i)$ 表示根据第 i 个样本的特征计算得到的刀具磨损量的预测值; y_i 表示第 i 个样本的刀具实际磨损量;

[0061] 利用 (x_i, r_{ti}) 可以拟合一棵CART回归树,得到第 t 棵回归树,其对应的叶子节点区域为 $R_{tj}, j=1, 2, \dots, J$,其中 J 为叶子节点的个数。对于每一个叶子节点里的样本,求出使拟合叶子节点最好的输出值 c_{tj} :

$$[0062] \quad c_{tj} = \arg \min_c \sum_{x_i \in R_{tj}} L(y_i, f_{t-1}(x_i) + c)$$

[0063] y_i 表示第 i 个样本的刀具实际磨损量; c 可以理解为用来拟合之前的学习器学习后所剩下的残差,假设之前梯度提升树的拟合值与真实值差为1,那么 c 在考虑节点其它样本误差的同时希望能够尽量地接近1。

[0064] 所以本轮的决策树拟合函数就是:

$$[0065] \quad h_i(x) = \sum_{j=1}^J c_{ij} I(x \in R_{ij})$$

[0066] $I(\cdot)$ 为指示函数, 最终的强学习器表达式为:

$$[0067] \quad f_i(x) = f_{i-1}(x) + \sum_{j=1}^J c_{ij} I(x \in R_{ij})$$

[0068] 梯度提升树的优势在于在相对较少的调参时间情况下, 预测的准确率也比较高, 而且如果使用一些健壮的损失函数, 对异常值的鲁棒性也很强。

[0069] 较佳实施例中, 特征提取模块4包括时域特征提取子模块、频域特征提取子模块以及小波特征提取子模块; 时域信号提取子模块用于提取预处理后的主轴电流信号的峰值、均值、均方根值等时域特征; 频域特征提取子模块用于提取预处理后的主轴电流信号的频率、相位等频域特征; 小波特征提取子模块用于将预处理后的主轴电流信号进行小波分解, 获取不同频段的小波包。

[0070] 较佳实施例中, 机床刀具寿命预测系统还包括: 结果显示单元6, 其结构示意图如图3所示, 其是在实施例1的基础上增加了结构显示单元6, 其与预测模块5相连, 用于将预测模块所预测的刀具的剩余使用寿命显示出来, 使结构一目了然, 更方便查看。

[0071] 结合图4, 对本发明的机床刀具寿命预测方法的实施例进行详细描述, 如图4所示, 其包括以下步骤:

[0072] S11: 采用机床内置传感器测量机床的主轴电流信号以及切削工况参数;

[0073] S12: 采用数据采集模块采集机床内置传感器所测量的主轴电流信号以及切削工况参数;

[0074] S13: 采用预处理模块对数据采集模块所采集的主轴电流信号进行预处理;

[0075] S14: 采用特征提取模块对预处理模块预处理后的主轴电流信号进行特征值提取;

[0076] S15: 采用预测模块根据主轴电流信号特征值以及切削工况参数对刀具的剩余使用寿命进行预测。

[0077] 上述的S13中, 预处理目的有两个, 找出平稳的信号和对平稳的信号进行切分, 方便后续的处理。

[0078] 具体的, 为了判断是否是平稳信号, 可以对幅值的变化量进行分析, 比如, 信号幅值在一定时间内的波动量(比如, 1秒内幅值最大值和最小值的差) 超出设定的阈值, 则可以认为当前信号为非平稳状态, 则信号不可用, 如果信号的变化量波动范围较小, 则可以认为处于平稳状态, 信号可用。

[0079] 对信号进行打包切分, 比如, 如果连续的10秒内信号都是处于平稳状态, 即信号可用, 则可以将这10秒的信号打包给后续模块进行处理。

[0080] 当然, 上述的时长是为了实施例叙述方便, 并不表示只能采用上述的1秒内、10秒内, 具体可以根据实际情况设定, 上述的阈值也是如此。

[0081] 较佳实施例中, 步骤S15具体包括:

[0082] S151: 根据主轴电流信号特征值和切削工况参数对刀具磨损量进行预测;

[0083] S152: 根据刀具磨损量对刀具的剩余使用寿命进行预测。

[0084] 较佳地, 步骤S151中的刀具磨损量所采用的刀具磨损量预测模型为预先训练好的

刀具磨损量预测模型,刀具磨损量预测模型为以主轴电流信号特征值和切削工况参数作为特征,以刀具磨损量作为标签建立训练样本,采用梯度提升树的算法训练得到的。

[0085] 具体地,首先将前述时域信号特征、频域信号特征、小波变换得到的特征以及切削工况参数等作为自变量,刀具磨损量作为因变量,得到一个多特征、单标签的训练样本集S,设S中共有N个样本;

[0086] 初始化回归树 $f(x)$:

$$[0087] \quad f_0(x) = \arg \min_c \sum_{i=1}^N L(y_i, c)$$

[0088] 第一步只是预估一个使损失函数最小的常数值,它是一个只有根节点的树,之后的每轮迭代中,都是对之前所有树迭代结果和的残差进行学习,这个残差就是一个加预测值之后能得到真实值的累加量,也就是说,对于每个样本,计算其负梯度作为残差的估计:

$$[0089] \quad r_{ti} = - \left[\frac{\partial L(y, f(x_i))}{\partial f(x_i)} \right]_{f(x)=f_{t-1}(x)}$$

[0090] t 表示第 t 轮迭代, i 表示第 i 个样本,对所有 r_{ti} 拟合得到一个回归树,得到第 t 棵树的叶节点区域 R_{tj} ($j=1, 2, \dots, J$),对于 $j=1, 2, \dots, J$,计算

$$[0091] \quad c_{tj} = \arg \min_c \sum_{x_i \in R_{tj}} L(y_i, f_{t-1}(x_i) + c)$$

[0092] c 可以理解为用来拟合之前的学习器学习后所剩下的残差,假设之前梯度提升树的拟合值与真实值差为1,那么 c 在考虑节点其它样本误差的同时希望能够尽量地接近1,此处其实是利用线性搜索估计叶节点区域的值,使损失函数极小化,然后更新回归树:

$$[0093] \quad f_t(x) = f_{t-1}(x) + \sum_{j=1}^J c_{tj} I(x \in R_{tj})$$

[0094] $I(\cdot)$ 为指示函数,假设经过 T 轮迭代后回归模型达到预定精度,也就是残差符合预定要求,则最终的回归树为:

$$[0095] \quad f_T(x) = \sum_{t=1}^T \sum_{j=1}^J c_{tj} I(x \in R_{tj})$$

[0096] 由此, $f_T(x)$ 即为训练得到的刀具磨损量预测模型,它可以简单的理解为一个以主轴电流特征和切削加工参数作为输入,以刀具磨损量作为输出的函数,将其导入刀具磨损量预测模块即可根据输入的若干特征进行预测。

[0097] 较佳实施例中,步骤S14包括以下流程:

[0098] S141:提取预处理后的主轴电流信号的时域特征;

[0099] S142:提取预处理后的主轴电流信号的频域特征;

[0100] S143:将预处理后的主轴电流信号进行小波分解,获取不同频段的小波包;以上流程不分先后顺序。

[0101] 较佳实施例中,步骤S15之后还包括:

[0102] S16:将预测的刀具的剩余使用寿命显示出来。

[0103] 综上,本发明的机床刀具寿命预测系统及预测方法,可以在不影响生产的情况下,以较低的成本得到较好的预测效果。

[0104] 需要说明的是,本发明提供的所述预测方法中的步骤,可以利用所述预测系统中对应的模块、装置、单元等予以实现,本领域技术人员可以参照所述系统的技术方案实现所述方法的步骤流程,即,所述系统中的实施例可理解为实现所述方法的优选例,在此不予赘述。

[0105] 本领域技术人员知道,除了以纯计算机可读程序代码方式实现本发明提供的系统及其各个装置以外,完全可以通过将方法步骤进行逻辑编程来使得本发明提供的系统及其各个装置以逻辑门、开关、专用集成电路、可编程逻辑控制器以及嵌入式微控制器等的形式来实现相同功能。所以,本发明提供的系统及其各项装置可以被认为是一种硬件部件,而对其内包括的用于实现各种功能的装置也可以视为硬件部件内的结构;也可以将用于实现各种功能的装置视为既可以是实现方法的软件模块又可以是硬件部件内的结构。

[0106] 此处公开的仅为本发明的优选实施例,本说明书选取并具体描述这些实施例,是为了更好地解释本发明的原理和实际应用,并不是对本发明的限定。任何本领域技术人员在说明书范围内所做的修改和变化,均应落在本发明所保护的范围内。

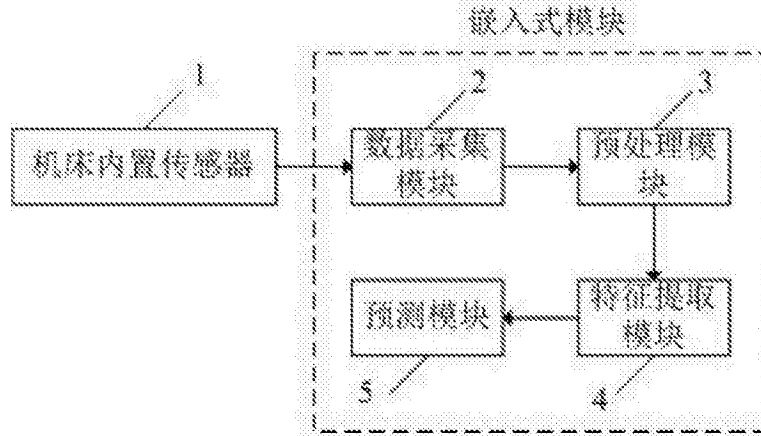


图1

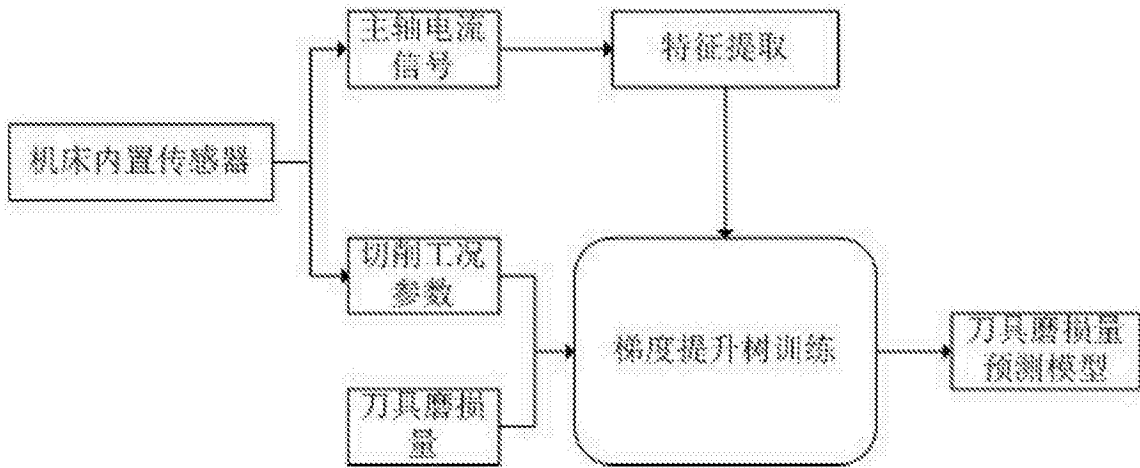


图2

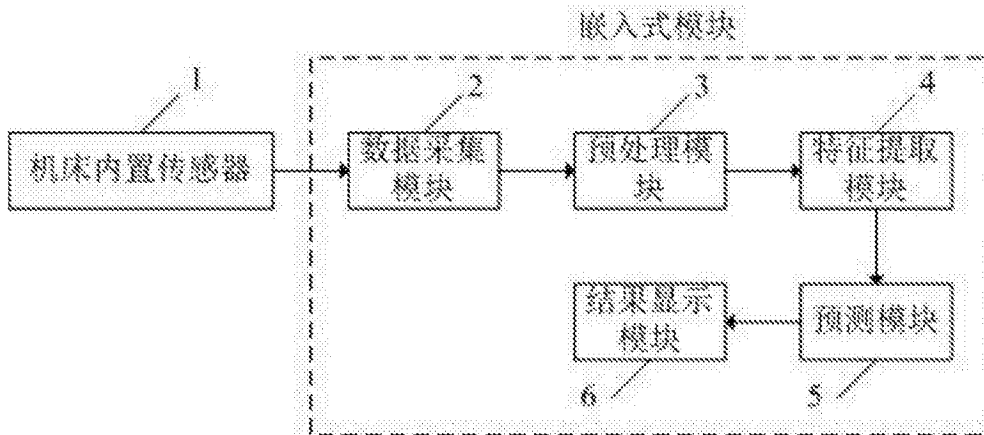


图3

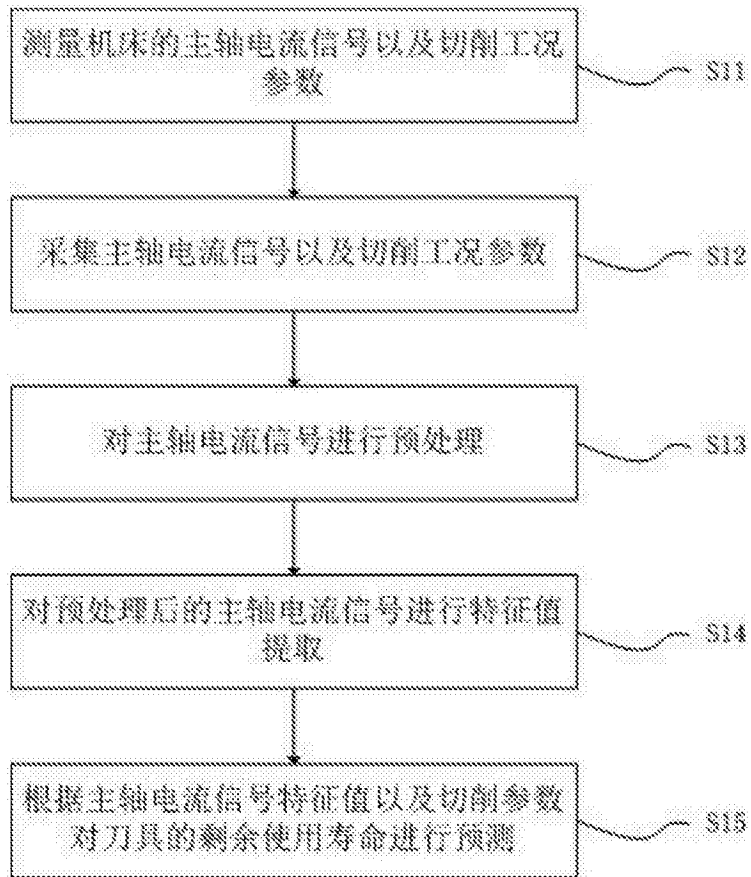


图4