



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 102825504 B

(45) 授权公告日 2014. 12. 24

(21) 申请号 201210346785. 9

(22) 申请日 2012. 09. 18

(73) 专利权人 重庆科技学院
地址 401331 重庆市沙坪坝区虎溪大学城

(72) 发明人 王雪 李益才 陈洪

(74) 专利代理机构 重庆市前沿专利事务所(普通合伙) 50211

代理人 孔祥超

(51) Int. Cl.

B23Q 17/00 (2006. 01)

(56) 对比文件

- CN 102452018 A, 2012. 05. 16,
- CN 102490086 A, 2012. 06. 13,
- CN 101722438 A, 2010. 06. 09,
- JP 平 3-49850 A, 1991. 03. 04,
- US 6948381 B1, 2005. 09. 27,
- 张建民等. 《面向机电系统状态监测与故障

诊断的现代技术》. 《北京理工大学学报》. 2004, 第 24 卷 (第 9 期),

许志军. 《基于粒子群算法优化支持向量机的数控机床状态预测》. 《现代制造工程》. 2011, (第 7 期),

审查员 陈立兵

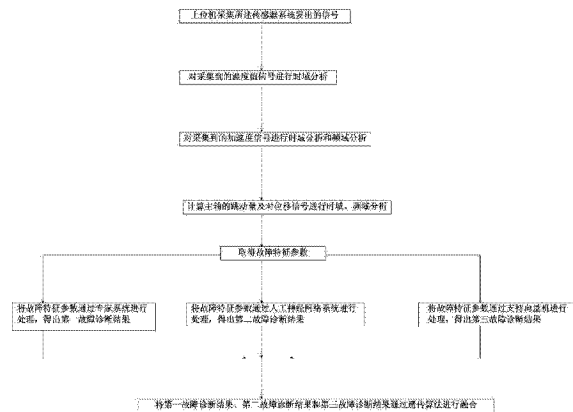
权利要求书2页 说明书5页 附图3页

(54) 发明名称

数控机床主轴状态检测方法

(57) 摘要

本发明公开了一种数控机床主轴状态检测方法,属于机床故障诊断领域,通过上位机采集传感器系统发出的信号;分析根据步骤一采集到的信号,确定故障特征参数,将得到的故障特征参数分别通过专家系统、人工神经网络系统和支持向量机进行处理,得出三个故障诊断结果,将三个故障诊断结果通过遗传算法进行融合。发明通过融合专家系统、人工神经网络系统和支持向量机的诊断结果,可以在现场故障诊断的时候发挥人工智能的作用,从而提高数控机床故障诊断的准确性,另外本发明采用 CCD 激光位移传感器检测位移信号,取得的主轴跳动量精度能够达到 0.05 微米,更进一步的保证了数控机床故障诊断的精确性。



1. 一种数控机床主轴状态检测方法,包括上位机(1)和传感器系统(2);所述传感器系统(2)的输出端连接所述上位机(1)的输入端;其特征在于包括以下步骤:

步骤一、所述上位机(1)采集所述传感器系统(2)发出的信号;

步骤二、分析根据步骤一采集到的信号,确定故障特征参数;

步骤三、将步骤二得到的故障特征参数通过专家系统进行处理,得出第一故障诊断结果;将步骤二得到的故障特征参数通过人工神经网络系统进行处理,得出第二故障诊断结果;将步骤二得到的故障特征参数通过支持向量机进行处理,得出第三故障诊断结果;

步骤四、将所述第一故障诊断结果、第二故障诊断结果和第三故障诊断结果通过遗传算法进行融合。

2. 如权利要求1所述的数控机床主轴状态检测方法,其特征在于:所述步骤四中所述所述第一故障诊断结果、第二故障诊断结果和第三故障诊断结果通过遗传算法进行融合按以下步骤进行:

A1、将所述第一故障诊断结果、第二故障诊断结果和第三故障诊断结果进行编码,将各故障诊断结果转换成由染色体组成的基因型群体;

A2、计算所有染色体的适应度值;

A2、基于每个染色体的适应度值形成选择轮盘;

A3、从轮盘中随机选择每个基因型个体的配对个体进行单点交叉及变异处理,形成新的个体;

A4、当在设定代数内所述基因型群体的适应度值没有变化或者所述基因型群体的适应度值位于设定的精度阈值内时,遗传算法结束。

3. 如权利要求1所述的数控机床主轴状态检测方法,其特征在于:所述传感器系统(2)包括温度传感器(201),所述温度传感器(201)发送温度值信号给所述上位机(1);所述上位机(1)采集所述传感器系统(2)发出的信号后还包括对采集到的温度值信号进行时域分析的步骤;

对采集到的温度值信号进行时域分析包括分析该信号的峰峰值、最值、峭度和波形,通过对采集到的温度值信号进行时域分析后得出该温度值信号的故障特征参数。

4. 如权利要求1或3所述的数控机床主轴状态检测方法,其特征是:所述传感器系统(2)还包括加速度传感器(202),所述加速度传感器(202)发送加速度信号给所述上位机(1);所述上位机(1)采集所述传感器系统(2)发出的信号后还包括对采集到的加速度信号进行时域分析和频域分析的步骤;

对采集到的加速度信号进行时域分析包括分析该信号的峰峰值、最值、峭度和波形,时域分析完成后将时域数据变换到频域,对采集到的加速度信号进行频域分析包括单通道和多通道的稳态频谱分析和时频分析;对采集到的加速度信号进行时域分析和频域分析后得出该加速度信号的故障特征参数。

5. 如权利要求4所述的数控机床主轴状态检测方法,其特征是:所述传感器系统(2)还包括位移传感器(203),所述位移传感器(203)发送位移信号给所述上位机(1);所述上位机(1)采集所述传感器系统(2)发出的信号后还包括计算主轴的跳动量及对位移信号进行时域、频域分析的步骤;

所述计算主轴跳动量按以下步骤进行:

将所述位移信号的时域数据变换到频域,然后在频域进行高频滤波,并通过单周期内的时域点计算主轴转动一周的跳动量;

对采集到的位移信号进行时域分析包括分析该信号的峰峰值、最值、峭度和波形,时域分析完成后将时域数据变换到频域,对采集到的位移信号进行频域分析包括单通道和多通道的稳态频谱分析和时频分析;对采集到的位移信号进行时域分析和频域分析后得出该位移信号的故障特征参数。

6. 如权利要求5所述的数控机床主轴状态检测方法,其特征是:所述位移传感器(203)为 CCD 激光位移传感器。

数控机床主轴状态检测方法

技术领域

[0001] 本发明属于机床故障诊断领域,特别是涉及一种数控机床主轴状态检测方法。

背景技术

[0002] 数控机床是一种装有程序控制系统的自动化机床,该程序控制系统能够逻辑地处理具有控制编码或其他符号指令规定的程序,并将其译码,从而使机床动作对机械零件进行加工。数控机床主轴指的是机床上带动工件或刀具旋转的轴,通常由主轴、轴承和传动件如齿轮或带轮等组成主轴部件,除了刨床、拉床等主运动为直线运动的机床外,大多数机床都有主轴部件,主轴部件的运动精度和结构刚度是决定加工质量和切削效率的重要因素。衡量主轴部件性能的指标主要是回转精度、刚度和速度适应性,回转精度是指主轴旋转时在影响加工精度的方向上出现的径向和轴向跳动,主要决定于主轴和轴承的制造和装配质量;动、静刚度主要决定于主轴的弯曲刚度、轴承的刚度和阻尼;速度适应性是指允许的最高转速和转速范围,主要决定于轴承的结构和润滑,以及散热条件。

[0003] 主轴运行性能的好坏是决定数控机床加工质量的重要关键因素,若安装调试或维修时,主轴箱内的传动部件(如齿形同步带、齿轮和联轴器等)参数调整不当,或由于使用中造成的部件变形、磨损等,都会造成主轴性能的下降,造成主轴在加工精度方向跳动超差,使得加工质量下降,加工精度超标,甚至完全不能加工零件,因此,保证主轴运行性能在良好状态是数控机床进行正常加工的先决条件,而对主轴的运行状态准确的监测,出现问题时能准确的诊断,对其运行精度进行预测是保证主轴运行性能良好的基础条件。

[0004] 当前国内外对数控机床的监测和诊断技术,主要集中在数控机床的驱动部件、PLC控制逻辑以及电气故障等方面,对主轴的诊断和预测方面的研究和应用较少,一方面是由于主轴本身跳动量很小,一般在 0.5 ~ 1 微米之间,需要精度很高的位移传感器;另一方面需要在硬件和软件上保证测试的抗干扰能力强。

[0005] 主轴的运行状态可以通过主轴的跳动量及振动情况、主轴箱的振动及温度情况反映出来,针对上述主轴头的实际情况,现有技术中主要通过 ANN(Artificial Neural Networks, 人工神经网络)、ES(Expert System, 专家系统)或 SVM(support vector machine, 支持向量机)对数控机床进行故障诊断分析。

[0006] ANN 的特点是建立模型相对容易,但需要进行参数区分,而且其神经网络的分层目前尚无指导方法,不容易得到最优化的层次,且收敛与否需要进行计算分析。

[0007] SVM 的诞生为解决故障分类问题的解决开辟了新的途径,统计学习理论是在结构风险最小化原则的基础上,专门针对小样本的机器学习问题而建立的一套新的理论体系。目前,SVM 多分类方法已经成功地应用到许多实际问题中,如文本识别、人脸识别、三维物体识别、语音识别、图像分类、基因序列分析等。

[0008] 基于符号计算和推理的专家系统在过程故障诊断领域得到了广泛的应用,专家系统能够高效率、准确、周到、迅速和不知疲倦地进行工作,但是专家系统不能从诊断的实例中获得新的知识,存在知识获取的瓶颈,而且在知识的推理上,传统的专家系统采用串行方

式,推理方法单一,控制策略不灵活,易出现匹配冲突、组合爆炸、无穷递归等问题。

[0009] 支持向量机比神经网络具有较好的泛化推广能力,对于每个高维空间在此空间的映射,如何确定该映射也就是核函数现在还没有合适的方法,所以对于一般的问题,SVM只是把高维空间的复杂性的困难转为了求核函数的困难,而且即使确定核函数以后,在求解问题分类时,要求解核函数的二次规划,这就需要大量的存储空间,这也是SVM的一个问题,而人工神经网络系统恰好能够解决此问题,因此,如何巧妙地将专家系统、人工神经网络系统和支持向量机联合起来进行智能诊断,是本项目研究的核心问题。

[0010] 因此本领域技术人员致力于开发一种数控机床主轴状态检测方法,能够融合专家系统、人工神经网络系统和支持向量机的诊断结果,从而提高数控机床故障诊断的准确性。

发明内容

[0011] 有鉴于现有技术的上述缺陷,本发明所要解决的技术问题是提供一种能够融合专家系统、人工神经网络系统和支持向量机的诊断结果,从而提高数控机床故障诊断的准确性。

[0012] 为实现上述目的,本发明提供了一种数控机床主轴状态检测方法,包括以下步骤:

[0013] 步骤一、上位机采集传感器系统发出的信号;

[0014] 步骤二、分析根据步骤一采集到的信号,确定故障特征参数;

[0015] 步骤三、将步骤二得到的故障特征参数通过专家系统进行处理,得出第一故障诊断结果;将步骤二得到的故障特征参数通过人工神经网络系统进行处理,得出第二故障诊断结果;将步骤二得到的故障特征参数通过支持向量机进行处理,得出第三故障诊断结果;

[0016] 步骤四、将所述第一故障诊断结果、第二故障诊断结果和第三故障诊断结果通过遗传算法进行融合。

[0017] 所述步骤四中所述所述第一故障诊断结果、第二故障诊断结果和第三故障诊断结果通过遗传算法进行融合按以下步骤进行:

[0018] A1、将所述第一故障诊断结果、第二故障诊断结果和第三故障诊断结果进行编码,将各故障诊断结果转换成由染色体组成的基因型群体;

[0019] A2、计算所有染色体的适应度值;

[0020] A2、基于每个染色体的适应度值形成选择轮盘;

[0021] A3、从轮盘中随机选择每个基因型个体的配对个体进行单点交叉及变异处理,形成新的个体;

[0022] A4、当在设定代数内所述基因型群体的适应度值没有变化或者所述基因型群体的适应度值位于设定的精度阈值内时,遗传算法结束。

[0023] 较佳的,所述传感器系统包括温度传感器,所述温度传感器发送温度值信号给所述上位机;所述上位机采集所述传感器系统发出的信号后还包括对采集到的温度值信号进行时域分析的步骤;

[0024] 对采集到的温度值信号进行时域分析包括分析该信号的峰峰值、最值、峭度和波形,通过对采集到的温度值信号进行时域分析后得出该温度值信号的故障特征参数。

[0025] 进一步的,所述传感器系统还包括加速度传感器,所述加速度传感器发送加速度信号给所述上位机;所述上位机采集所述传感器系统发出的信号后还包括对采集到的加速度信号进行时域分析和频域分析的步骤;

[0026] 对采集到的加速度信号进行时域分析包括分析该信号的峰峰值、最值、峭度和波形,时域分析完成后将时域数据变换到频域,对采集到的加速度信号进行频域分析包括单通道和多通道的稳态频谱分析和时频分析;对采集到的加速度信号进行时域分析和频域分析后得出该加速度信号的故障特征参数。

[0027] 进一步的,所述传感器系统还包括位移传感器,较佳的,所述位移传感器为 CCD 激光位移传感器;所述位移传感器发送位移信号给所述上位机;所述上位机采集所述传感器系统发出的信号后还包括计算主轴的跳动量及对位移信号进行时域、频域分析的步骤:

[0028] 所述计算主轴跳动量按以下步骤进行:

[0029] 将所述位移信号的时域数据变换到频域,然后在频域进行高频滤波,并通过单周期内的时域点计算主轴转动一周的跳动量;

[0030] 对采集到的位移信号进行时域分析包括分析该信号的峰峰值、最值、峭度和波形,时域分析完成后将时域数据变换到频域,对采集到的位移信号进行频域分析包括单通道和多通道的稳态频谱分析和时频分析;对采集到的位移信号进行时域分析和频域分析后得出该位移信号的故障特征参数。由于 CCD 激光位移传感器的重复精度达到了 0.01 微米但是带来了极大的干扰信号,因此测得的信号严重漂移,通过以上方法取得的主轴跳动量精度能够达到 0.05 微米。

[0031] 本发明的有益效果是:本发明通过融合专家系统、神经网络系统和支持向量机的诊断结果,可以在现场故障诊断的时候发挥人工智能的作用,从而提高数控机床故障诊断的准确性,另外本发明采用 CCD 激光位移传感器检测位移信号,取得的主轴跳动量精度能够达到 0.05 微米,更进一步的保证了数控机床故障诊断的精确性。

附图说明

[0032] 图 1 是用于数控机床主轴状态检测的装置的结构示意图。

[0033] 图 2 是本发明实施例一的流程示意图。

[0034] 图 3 是本发明实施例二的流程示意图。

具体实施方式

[0035] 下面结合附图和实施例对本发明作进一步说明:

[0036] 实施例一:如图 1 所示,一种用于数控机床主轴状态检测的装置,包括上位机 1 和传感器系统 2;所述传感器系统 2 包括温度传感器 201、加速度传感器 202 和位移传感器 203,所述温度传感器 201 的输出端通过 RS232 数据线连接所述上位机 1 的第一输入端,所述加速度传感器 202 的输出端通过采集卡 204 连接所述上位机 1 的第二输入端,所述位移传感器 203 的输出端通过位移控制器 205 连接所述上位机 1 的第三输入端。

[0037] 如图 2 所示,一种数控机床主轴状态检测方法,包括以下步骤:

[0038] S1、所述上位机 1 采集所述传感器系统 2 发出的信号。

[0039] S2、对采集到的温度值信号进行时域分析;对采集到的温度值信号进行时域分析

包括分析该信号的峰峰值、最值、峭度和波形,通过对采集到的温度值信号进行时域分析后得出该温度值信号的故障特征参数指标。

[0040] S3、对采集到的加速度信号进行时域分析和频域分析;对采集到的加速度信号进行时域分析包括分析该信号的峰峰值、最值、峭度和波形,时域分析完成后将时域数据变换到频域,对采集到的加速度信号进行频域分析包括单通道和多通道的稳态频谱分析和时频分析;对采集到的加速度信号进行时域分析和频域分析后得出该加速度信号的故障特征参数指标。

[0041] S4、计算主轴的跳动量及对位移信号进行时域、频域分析;所述计算主轴跳动量按以下步骤进行:

[0042] 将所述位移信号的时域数据变换到频域,然后在频域进行高频滤波,并通过单周期内的时域点计算主轴转动一周的跳动量;本实施例中多次计算主轴转动一周的跳动量并求出主轴转动一周的跳动量平均值;对采集到的位移信号进行时域分析包括分析该信号的峰峰值、最值、峭度和波形,时域分析完成后将时域数据变换到频域,对采集到的位移信号进行频域分析包括单通道和多通道的稳态频谱分析和时频分析;对采集到的位移信号进行时域分析和频域分析后得出该位移信号的故障特征参数指标。

[0043] S5、通过跳动量、加速度信号的故障特征参数指标、温度值信号的故障特征参数指标及位移信号的故障特征参数指标得到故障特征参数,即数控机床主轴的跳动量、数控机床主轴的振动量、数控机床主轴箱体的振动量和数控机床主轴箱体的温度值。

[0044] S6、将步骤 S5 得到的故障特征参数通过专家系统进行处理,得出第一故障诊断结果;将步骤 S5 得到的故障特征参数通过人工神经网络系统进行处理,得出第二故障诊断结果;将步骤 S5 得到的故障特征参数通过支持向量机进行处理,得出第三故障诊断结果。

[0045] S7、将所述第一故障诊断结果、第二故障诊断结果和第三故障诊断结果通过遗传算法进行融合。

[0046] 所述步骤 S7 中将所述第一故障诊断结果、第二故障诊断结果和第三故障诊断结果通过遗传算法进行融合按以下步骤进行:

[0047] A1、将所述第一故障诊断结果、第二故障诊断结果和第三故障诊断结果进行编码,将各故障诊断结果转换成由染色体组成的基因型群体;

[0048] A2、计算所有染色体的适应度值;

[0049] A2、基于每个染色体的适应度值形成选择轮盘;

[0050] A3、从轮盘中随机选择每个基因型个体的配对个体进行单点交叉及变异处理,形成新的个体;

[0051] A4、当在设定代数内所述基因型群体的适应度值没有变化或者所述基因型群体的适应度值位于设定的精度阈值内时,遗传算法结束。

[0052] 本实施例中设置有两个加速度传感器 202,加速度传感器 202 采用 ICP 加速度传感器,通过采集卡 204 进行信号抗混滤波和 AD 转换后,成为数字信号进行进入上位机 1。温度传感器 201 采用红外温度传感器,所述位移传感器 203 采用日本基恩士公司生产的 CCD 激光位移传感器,其重复精度为 0.05 微米,位移传感器 203 通过位移控制器 205 传输数据给上位机 1,本实施例中上位机 1 采用计算机实现,当然,所述上位机 1 也可以采用笔记本电脑、平板电脑等实现。

[0053] 本实施例中采用的人工神经网络系统模型为 BP 模型,当然所述人工神经网络系统模型还可以为 RBF 模型和 Elman 模型,为保证遗传算法的收敛性,本实施例中遗传算法采用轮盘赌的方法,将适应度最高的个体直接复制到下一代的种群中,既可以提高学习速度,又可以保留基因型群体的最优解免遭退化。

[0054] 需要注意的是步骤 S2、S3 和 S4 的顺序可以任意调换,如执行步骤 S1 后依次执行 S3、S4 和 S2,然后依次执行步骤 S5、S6 及 S7。

[0055] 实施例二、如图 3 所示,本实施例与实施例一的流程基本相同,所不同的是:

[0056] S1、所述上位机 1 采集所述传感器系统 2 发出的信号。

[0057] S2、对采集到的温度值信号进行时域分析;对采集到的加速度信号进行时域分析和频域分析;计算主轴的跳动量及对位移信号进行时域、频域分析;对采集到的温度值信号进行时域分析包括分析该信号的峰峰值、最值、峭度和波形,通过对采集到的温度值信号进行时域分析后得出该温度值信号的故障特征参数指标。

[0058] 对采集到的加速度信号进行时域分析包括分析该信号的峰峰值、最值、峭度和波形,时域分析完成后将时域数据变换到频域,对采集到的加速度信号进行频域分析包括单通道和多通道的稳态频谱分析和时频分析;对采集到的加速度信号进行时域分析和频域分析后得出该加速度信号的故障特征参数指标。

[0059] 所述计算主轴跳动量按以下步骤进行:将所述位移信号的时域数据变换到频域,然后在频域进行高频滤波,并通过单周期内的时域点计算主轴转动一周的跳动量;本实施例中多次计算主轴转动一周的跳动量并求出主轴转动一周的跳动量平均值。

[0060] 对采集到的位移信号进行时域分析包括分析该信号的峰峰值、最值、峭度和波形,时域分析完成后将时域数据变换到频域,对采集到的位移信号进行频域分析包括单通道和多通道的稳态频谱分析和时频分析;对采集到的位移信号进行时域分析和频域分析后得出该位移信号的故障特征参数指标。

[0061] 通过主轴跳动量、加速度信号的故障特征参数指标、温度值信号的故障特征参数指标及位移信号的故障特征参数指标得到故障特征参数,即数控机床主轴的跳动量、数控机床主轴的振动量、数控机床主轴箱体的振动量和数控机床主轴箱体的温度值。

[0062] S3、将 S2 得到的故障特征参数通过专家系统进行处理,得出第一故障诊断结果;将步骤 S2 得到的故障特征参数通过人工神经网络系统进行处理,得出第二故障诊断结果;将步骤 S2 得到的故障特征参数通过支持向量机进行处理,得出第三故障诊断结果。

[0063] S4、将所述第一故障诊断结果、第二故障诊断结果和第三故障诊断结果通过遗传算法进行融合。

[0064] 以上详细描述了本发明的较佳具体实施例。应当理解,本领域的普通技术人员无需创造性劳动就可以根据本发明的构思作出诸多修改和变化。因此,凡本技术领域中技术人员依本发明的构思在现有技术的基础上通过逻辑分析、推理或者有限的实验可以得到的技术方案,皆应在由权利要求书所确定的保护范围内。

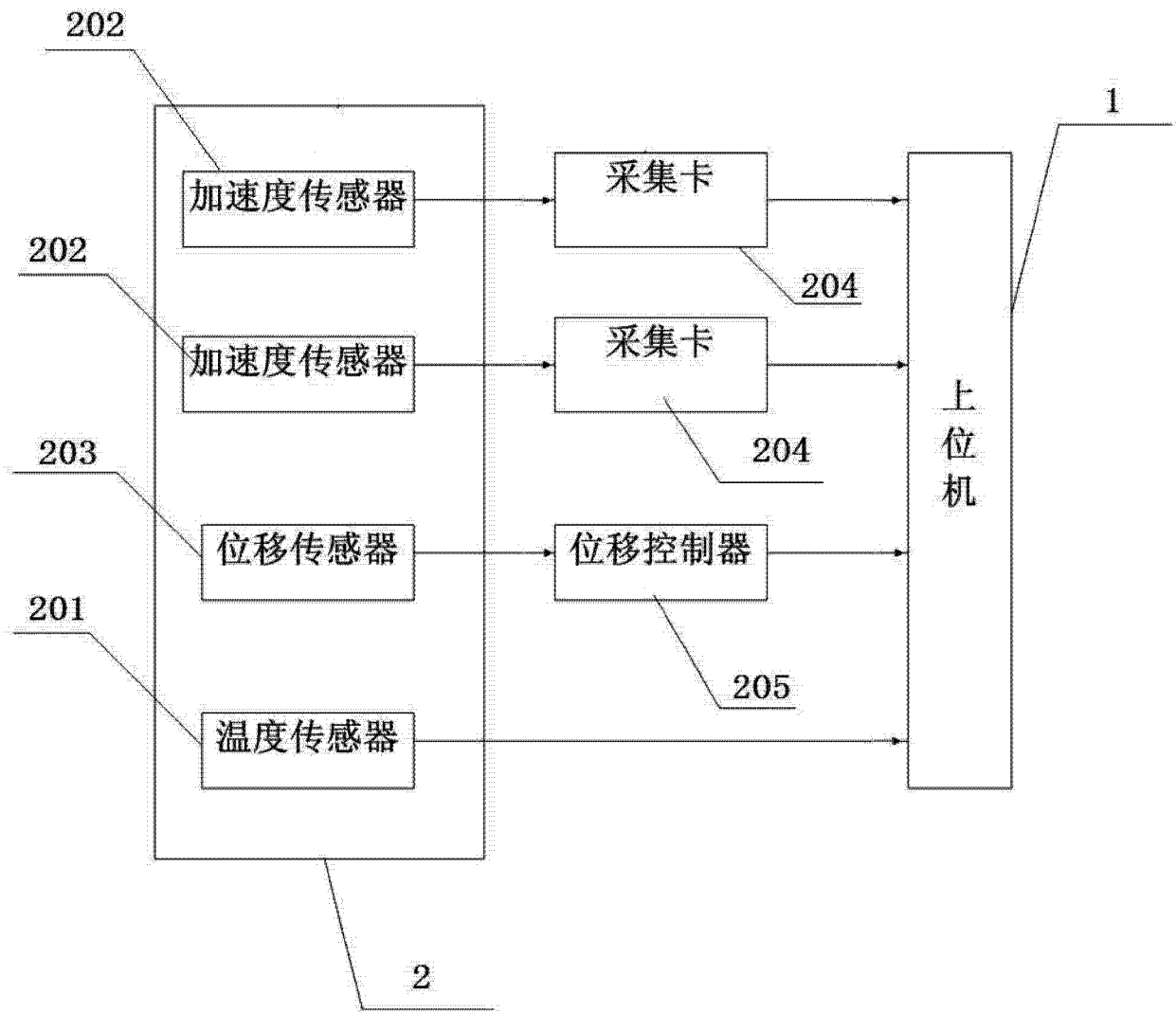


图 1

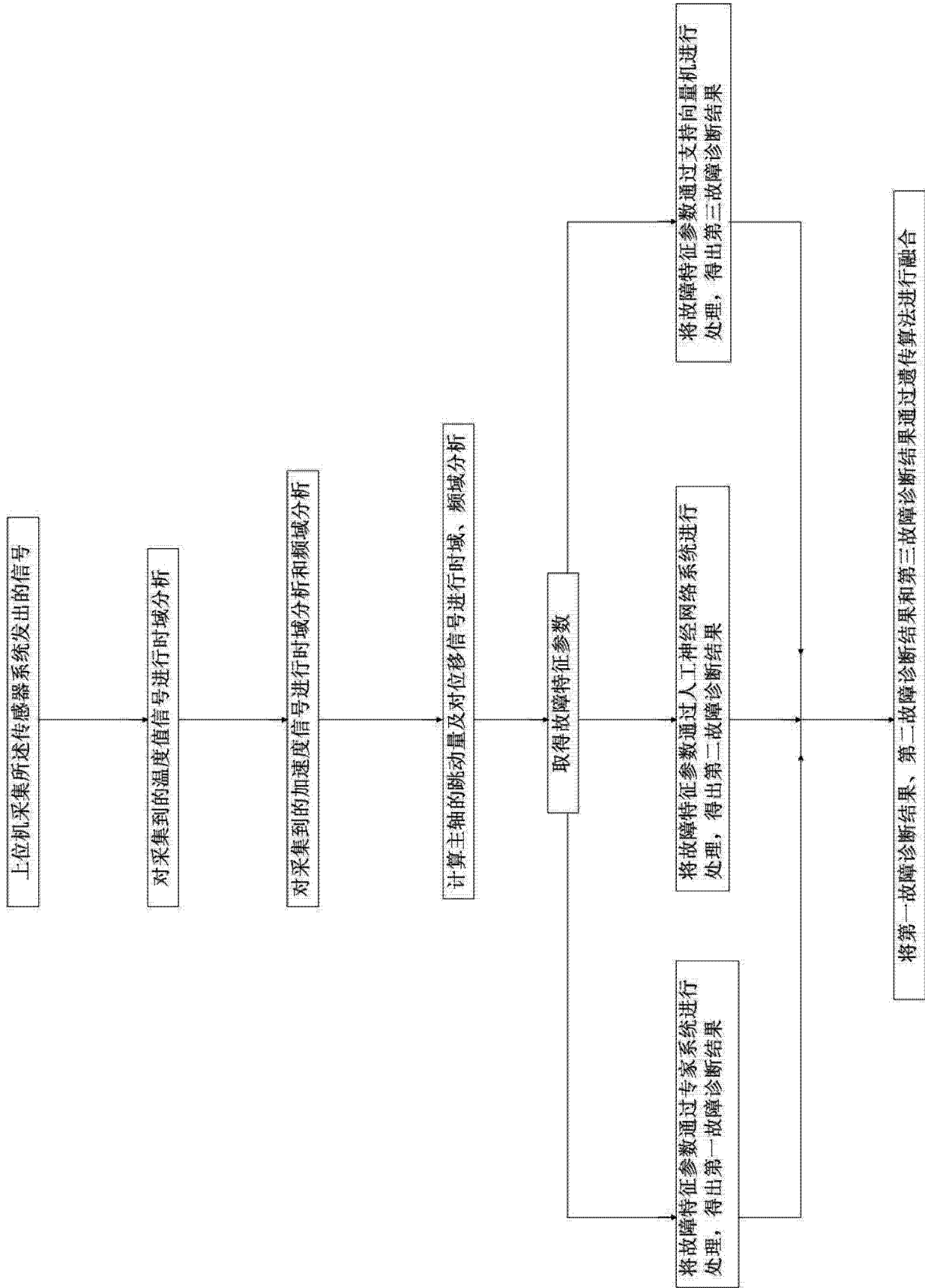


图 2

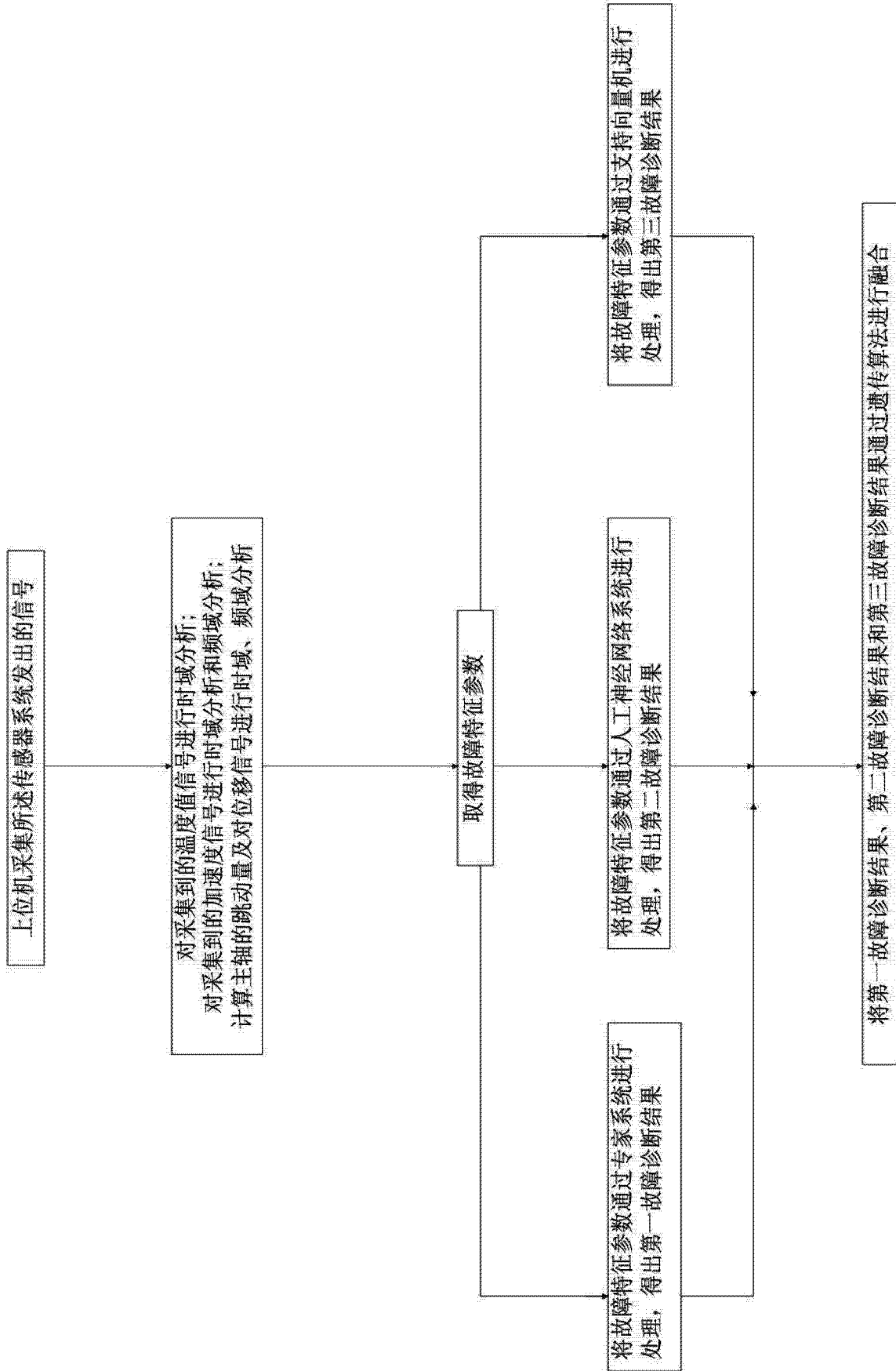


图 3