



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 117270482 A

(43) 申请公布日 2023. 12. 22

(21) 申请号 202311559210.X

(22) 申请日 2023.11.22

(71) 申请人 博世汽车部件(苏州)有限公司

地址 215021 江苏省苏州市工业园区苏虹西路126号

(72) 发明人 丁元 詹宇诚 陈荣 崔津瑞

束江浩 李爱俊 邓江龙 郑超

李山 沈迪

(74) 专利代理机构 北京永新同创知识产权代理

有限公司 11376

专利代理师 李慧 蔡胜利

(51) Int. Cl.

G05B 19/418 (2006.01)

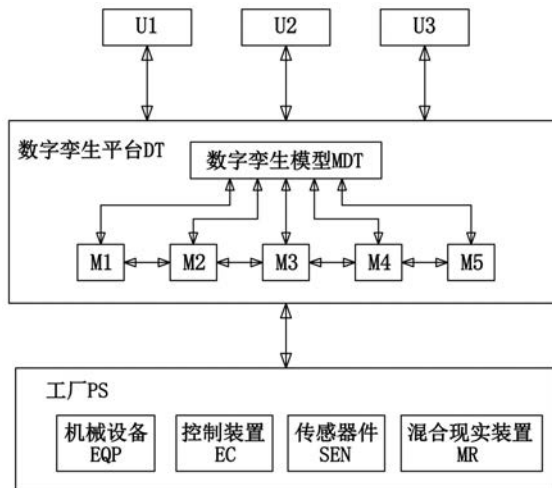
权利要求书2页 说明书9页 附图2页

(54) 发明名称

基于数字孪生的汽车工厂控制系统

(57) 摘要

一种基于数字孪生的汽车工厂控制系统包括:数字孪生平台,其配置成与工厂之间通信连接,以实现数字孪生平台与工厂之间的实时数据交换,使得能够通过所述数字孪生平台实时监控工厂的状态和执行对工厂的控制。所述数字孪生平台中包含:数字孪生模型,所述数字孪生模型构成映射工厂的虚拟空间;所述数字孪生模型中包含工厂中物理实体的映射和工厂中制造工艺参数的映射,所述工厂中物理实体的映射包括制造设备的三维模型;以及警告模块,所述警告模块中包含故障预测模型,所述故障预测模型配置成基于工厂中的设备的状态和制造工艺参数确定设备的健康状况,并且在设备的健康状况异常时发出警告。



1. 一种基于数字孪生的汽车工厂控制系统,包括:

数字孪生平台,其配置成与工厂之间通信连接,以实现数字孪生平台与工厂之间的实时数据交换,使得能够通过所述数字孪生平台实时监控工厂的状态和执行对工厂的控制;

其特征在于,所述数字孪生平台中包含:

数字孪生模型,所述数字孪生模型构成映射工厂的虚拟空间;所述数字孪生模型中包含工厂中物理实体的映射和工厂中制造工艺参数的映射,所述工厂中物理实体的映射包括制造设备的三维模型;以及

警告模块,所述警告模块中包含故障预测模型,所述故障预测模型配置成基于工厂中的设备的状态和制造工艺参数确定设备的健康状况,并且在设备的健康状况异常时发出警告。

2. 如权利要求1所述的汽车工厂控制系统,其特征在于,所述故障预测模型是通过机器学习构建的,其中,来自制造设备的原始数据被分类,对于每一种类别的原始数据,分别计算下述值中的一些或全部作为设备状态监控指标:k均值,最大值,最小值,标准差,偏度,峰度,JB统计量,和p值。

3. 如权利要求2所述的汽车工厂控制系统,其特征在于,利用专家经验法,将每种类别的数据划分到两组数据集中:可接受范围数据集和运行故障数据集。

4. 如权利要求3所述的汽车工厂控制系统,其特征在于,利用卷积神经网络对设备状态监控指标进行处理,得到设备的各项监控指标异常的概率值,由此建立故障预测模型;并且利用两组数据集中的数据对故障预测模型进行训练和验证。

5. 如权利要求1-4中任一项所述的汽车工厂控制系统,其特征在于,所述数字孪生平台中还包含监测模块、视频模块、决策模块;所述监测模块配置成实时检测工厂中的设备和制造工艺,以实现制造过程状态在所述数字孪生平台中的同步映射;所述视频模块配置成显示制造设备及其运行状态、以及制造工艺参数;所述决策模块配置成对实时制造工艺参数进行处理并在数字孪生模型中更新制造工艺参数,并能生成优化的工艺方案。

6. 如权利要求1-4中任一项所述的汽车工厂控制系统,其特征在于,所述制造设备的三维模型是利用全息影像设备、借助QR码定位方法构建的。

7. 如权利要求1-4中任一项所述的汽车工厂控制系统,其特征在于,所述数字孪生模型中工厂制造工艺参数的映射是通过对制造工艺参数的融合实现的,所述融合包括数据融合和物理融合。

8. 如权利要求1-4中任一项所述的汽车工厂控制系统,其特征在于,所述数字孪生平台中还包含维保模块,所述维保模块配置成提供制造设备的维保智能化引导,所述维保智能化引导包括:基于所述制造设备的三维模型引导员工完成维保操作,并将当前维保操作数据更新到设备历史维保数据库中。

9. 如权利要求8所述的汽车工厂控制系统,其特征在于,所述维保模块还配置成提供制造设备的维保智能交互,所述维保智能交互包括:基于设备历史维保操作数据,可视化展示设备健康状态,为此次设备维保提供解决方案,并将此次维保操作数据更新到设备历史维保数据库中。

10. 如权利要求1-4中任一项所述的汽车工厂控制系统,其特征在于,还包括使用者界面,其通信连接到所述数字孪生平台,且配置成使得操作人员能够通过所述数字孪生平台

实时监控工厂内的状态和执行对工厂的控制,以及被所述数字孪生平台指导而执行在工厂内的操作。

## 基于数字孪生的汽车工厂控制系统

### 技术领域

[0001] 本申请涉及一种基于数字孪生技术构建的汽车工厂控制系统。

### 背景技术

[0002] 随着人工智能、工业互联网和其它技术的快速发展,制造业面临着越来越多的挑战。信息交换技术已经覆盖了各种级别的现场设备、人员和管理,形成了基于数据且由网络集成支持的强有力的信息系统,极大地提高了生产自动化等级和工作效率。

[0003] 数字孪生属于目前最新发展的技术。通过数字孪生技术,可以提供物理系统的数字表示、即数字孪生,并且数字孪生中的各种元素可以通过网络、例如物联网技术而与物理系统中的对应元素建立连接,例如,如US2017/286572A1中描述的。通过这种连接,数字孪生可以接收与物理系统状态有关的数据,诸如传感器读数等。基于该数据,数字孪生可以通过模拟来分析或解读物理系统的状态历史,以及预测物理系统的实际或未来状态。在一些制造业中,已经采用数字孪生技术,用于例如预测系统中的部件的寿命,以便及时更换部件。

[0004] 与其它制造业相比,汽车制造,尤其是汽车零部件生产、组装等行业,具有多种独有的特性,例如复杂的工艺,大生产批量,多种自动化设备,要求按时交货,要求零质量缺陷等等。因此,汽车制造企业、尤其是汽车零部件生产企业也希望通过采用数字手段来提高操作效率。尽管数字孪生技术已在某些其它领域得到应用,但在高度自动化汽车制造领域尚未得到实质性开展。

### 发明内容

[0005] 本申请的目的是在汽车制造业、尤其是汽车零部件生产、组装等行业中引入数字孪生技术。

[0006] 根据本申请的一个方面,提供了一种基于数字孪生的汽车工厂控制系统,包括:

数字孪生平台,其配置成与工厂之间通信连接,以实现数字孪生平台与工厂之间的实时数据交换,使得能够通过所述数字孪生平台实时监控工厂的状态和执行对工厂的控制;

其中,所述数字孪生平台中包含:

数字孪生模型,所述数字孪生模型构成映射工厂的虚拟空间;所述数字孪生模型中包含工厂中物理实体的映射和工厂中制造工艺参数的映射,所述工厂中物理实体的映射包括制造设备的三维模型;以及

警告模块,所述警告模块中包含故障预测模型,所述故障预测模型配置成基于工厂中的设备的状态和制造工艺参数确定设备的健康状况,并且在设备的健康状况异常时发出警告。

[0007] 在一种实施方式中,所述故障预测模型是通过机器学习构建的,其中,来自制造设备的原始数据被分类,对于每一种类别的原始数据,分别计算下述值中的一些或全部作为设备状态监控指标:k均值,最大值,最小值,标准差,偏度,峰度,JB统计量,和p值。

[0008] 在一种实施方式中,利用专家经验法,将每种类别的数据划分到两组数据集中:可接受范围数据集和运行故障数据集。

[0009] 在一种实施方式中,利用卷积神经网络对设备状态监控指标进行处理,得到设备的各项监控指标异常的概率值,由此建立故障预测模型;并且利用两组数据集中的数据对故障预测模型进行训练和验证。

[0010] 在一种实施方式中,所述数字孪生平台中还包含监测模块、视频模块、决策模块;所述监测模块配置成实时检测工厂中的设备和制造工艺,以实现制造过程状态在所述数字孪生平台中的同步映射;所述视频模块配置成显示制造设备及其运行状态、以及制造工艺参数;所述决策模块配置成对实时制造工艺参数进行处理并在数字孪生模型中更新制造工艺参数,并能生成优化的工艺方案。

[0011] 在一种实施方式中,所述制造设备的三维模型是利用全息影像设备、借助QR码定位方法构建的。

[0012] 在一种实施方式中,所述数字孪生模型中工厂制造工艺参数的映射是通过对制造工艺参数的融合实现的,所述融合包括数据融合和物理融合。

[0013] 在一种实施方式中,所述数字孪生平台中还包含维保模块,所述维保模块配置成提供制造设备的维保智能化引导,所述维保智能化引导包括:基于所述制造设备的三维模型引导员工完成维保操作,并将当前维保操作数据更新到设备历史维保数据库中。

[0014] 在一种实施方式中,所述维保模块还配置成提供制造设备的维保智能交互,所述维保智能交互包括:基于设备历史维保操作数据,可视化展示设备健康状态,为此次设备维保提供解决方案,并将此次维保操作数据更新到设备历史维保数据库中。

[0015] 在一种实施方式中,所述汽车工厂控制系统还包括使用者界面,其通信连接到所述数字孪生平台,且配置成使得操作人员能够通过所述数字孪生平台实时监控工厂内的状态和执行对工厂的控制,以及被所述数字孪生平台指导而执行在工厂内的操作。

[0016] 根据本申请的汽车工厂控制系统,通过数字孪生平台将生产管理系统、企业资源系统和物联网设备连接,以在后台实现生产资源的实时展现,生产状态透明化。本申请的方案的其它种种技术效果将在后面对具体实施方式的描述中详细介绍。

## 附图说明

[0017] 本申请的前述和其它方面将通过下面参照附图所做的详细介绍而被更完整地理解和了解,其中:

图1是根据本申请的基于数字孪生技术构建的一种汽车工厂控制系统的布局的示意图;

图2是本申请的汽车工厂控制系统中的故障预测模块的一种示例性构建方法的示意图。

## 具体实施方式

[0018] 本申请总体上涉及在汽车制造业,尤其是汽车零部件生产、组装等行业中,引入数字孪生技术。

[0019] 首先需要注意到,传统汽车制造业,尤其是汽车零部件工厂中,生产管理系统

(MES) 聚焦于制造工艺控制, 而企业资源系统 (ERP/SAP) 聚焦于财务、物流等方面。传统方式难以实现生产业绩指标的最优化。

[0020] 本申请将数字孪生技术汽车制造业, 尤其是汽车零部件工厂中, 通过数字孪生平台将生产管理系统、企业资源系统和IoT (物联网) 设备连接, 能够实时展现生产资源 (人员、设备、物料、方法、环境等), 实现透明的生产状态。

[0021] 为此, 根据本申请的一种可行实施方式, 基于数字孪生技术构建了一种汽车工厂 (诸如汽车零部件生产、组装厂, 整车组装厂等等) 控制系统, 如图1中示意性展示。

[0022] 该汽车工厂控制系统包括数字孪生平台DT, 与实际工厂 (或车间) PS之间能够交互, 实现二者之间的实时数据交换。数字孪生平台DT可以是云平台、或者后台计算机系统, 可以通过有线或无线方式通信连接到工厂PS。示意性表示的后台使用者界面 (接口) U1、U2、U3... 通过有线或无线方式通信连接到数字孪生平台DT。此外, 在工厂PS中, 操作人员穿戴的混合现实装置MR或智能移动装置 (诸如手机、平板电脑等) 等可以与数字孪生平台DT交互。因此, 这些混合现实装置MR或智能移动装置也构成使用者界面。操作人员借助使用者界面, 可以通过数字孪生平台DT实时监控工厂PS中的状态和执行对工厂PS的控制, 以及被数字孪生平台DT指导而执行在工厂PS内的操作。

[0023] 工厂PS中包括机械设备 (诸如加工设备或生产线) EQP, 与机械设备EQP关联的控制装置EC (诸如PLC或边缘计算机), 传感器件SEN (诸如布置在工厂中的摄像头, 机械设备EQP自带或与机械设备EQP关联的各种传感器等等), IoT硬件设备, 等等。

[0024] 数字孪生平台DT包含数字孪生模型MDT, 其构成数字空间、即虚拟空间, 映射实际工厂 (车间) PS、即物理空间, 构成数字孪生与物理孪生。数字孪生平台DT还包含为监控工厂PS而构建的能与数字孪生模型MDT交互的各种功能模块, 诸如监测模块M1、视频模块M2、决策模块M3、警告模块M4、维保模块M5等等, 这些模块之间也能交互。这些模块可以独立于数字孪生模型MDT设置, 也可以以功能模块的形式集成在数字孪生模型MDT中。视频模块M2可以仅仅是软件模块, 其通过经使用者界面连接的显示器显示各种信息; 或者, 视频模块M2可以是软件模块加显示器的形式, 本身具有显示功能。

[0025] 在数字孪生模型MDT的构建中, 需要实现物理实体和工艺参数的映射。为了在数字空间中精确描述制造工艺控制流程, 需要从多维和多重比例进行描述。所谓多维, 主要包括视觉模式、计算模式和数据模式, 分别实现制造过程状态的同步映射、预测分析和数据管理。所谓多重比例, 主要包括产品制造过程、生产车间和其它不同级别的粒度。通过建立各种比例模式之间的关联, 并且集成视觉、计算和数据模式, 可以形成用于汽车制造的数字孪生模型。在生产车间中的数字孪生模型的映射可以通过视频模块M2显示出来。

[0026] 作为示例, 在数字孪生模型MDT的构建中, 物理实体的映射可以借助混合现实装置MR实现, 如下所述。

[0027] 在工厂PS中, 操作者启动混合现实装置MR, 摄像头读取周围环境, 通过对周围场景理解, 根据预先设定的识别物生成设备实体的三维模型。

[0028] 具体地讲, 可以在数字孪生平台DT中创建对设备运行状态的三维全工艺监视, 其中, 主要基于构建的生产场所数字孪生视觉模型, 其虚拟和实时地同步映射生产场所的物流、产品加工状态变化、设备操作和人员位置, 形成设备及其操作过程的数字镜像, 即三维模型。

[0029] 一种示例性创建设备三维模型的方法包含下述特定步骤：(1) 通过在生产场所中的每个物流车辆上安装UWB定位传感器,实现车间物料流映射,UWB连续发送位置信息到数字孪生平台,并且数字孪生平台基于实际位置模拟在虚拟空间中的车辆位置；(2) 产品加工状态变化映射,即在不同的制造工艺阶段中实时动态展现产品模型。

[0030] 另一种示例性创建设备三维模型的方法包括使用全息影像装置对设备进行图像采集。其中,涉及使用QR码定位方法对设备进行定位,从而在空间上使设备三维模型与现实设备同步。为此,必须为三维模型创建中借助定位点。可利用全息影像装置确定三维模型中的设备在现实环境中的位置。一种示例性创建定位点的方法包括以下步骤：

使用定位点向导选择QR码定位点；

从定位点向导创建的PDF文件打印定位点；

将定位点附加到现实环境中的实体对象(设备)上；

人员凝视定位点,通过摄像头捕获瞳孔角度以在三维模型定位实体对象(设备)。

[0031] 其它创建设备三维模型的方法也可以在此使用,只要能够在数字孪生模型MDT中产生生产设备的三维模型即可。

[0032] 数字孪生模型MDT中工艺参数的映射可以包括下面三个步骤：

(1) 收集:可以采用各种数据采集方法来收集汽车制造(诸如零部件生产、组装等)过程中使用的设备以及产生的动态数据,其中包括通过系统接口、人机交互、硬件采集终端、条形码、传感器、射频识别等方法,采集的数据可以包括与生产质量相关的检测数据、消耗物料数据、工艺(工序)完成数据、设备数据等等。

[0033] (2) 融合:通过数据清洗、数据统一建模、数据失控对准(对正)和其它方法,生产过程中收集的实时多源异构数据(尤其是多源传感器数据)被预处理和分析,提供可靠的数据和信息,用于后续的状态同步映射、预测、分析和反馈控制。

[0034] (3) 映射:利用三维模型重构、二维数据展示、过程模拟等方法来可视化数字孪生模型MDT以及将其与物理过程同步化运行,实现汽车制造(诸如零部件生产、组装等)过程的综合实时视频监控。

[0035] 需要指出,在汽车制造中,产生了大量制造工艺参数。这些数据描述制造过程中的各种信息,并且制造工艺控制主要聚焦于制造工艺参数的收集。制造工艺参数主要包括制造工艺参数、生产人员数据、生成设备数据、工作小时数据、制造工艺参数和生产质量数据。基于这些数据,制造过程可以在虚拟平台中模拟,且异常问题可以预测和快速跟踪。因此,实时数据收集是制造工艺控制的前提。

[0036] 汽车制造工艺参数量大,类型多,并且是以各种不同方式收集的。目前,大多数汽车制造工艺参数是由硬件传感器装置收集的,并且上传到制造执行系统的数据库。因此,系统之间的数据交互和收集通常需要通过数据接口实现。本申请通过接口和硬件传感器实现制造工艺参数收集,并且将实时数据组合制造工艺流程和生产节点通过数据聚类以结构化方式存储,以将数据之间的关系全面地、精确地存储。这为建立后续的生产视频模式和计算模式提供了数据支持。

[0037] 制造工艺参数的融合包含数据融合和物理融合。数据融合指的是数据的集成,并且是一个由单一数据源产生数据的过程。从物理生成线收集的实时数据(原始数据)通常是多源和异类的,即稀疏的,不适合直接用于及其学习模型。因此,需要根据下面三个特性对

原始数据进行处理:1) 同一性:制造工艺参数包含存储于相关数据库中的三维模型数据和结构化数据等等多类型数据。这些数据通常呈现出明显的多源异构性,因此需要定义公共工程数据格式;2) 规范性:存储在不同的平台上的制造数据通常以不同的方式访问(获取)。为了实现这些数据之间的实时交互,需要在每个系统中建立相应的接口和标准通信协议,同时满足通信质量、物理安全和信息安全需求;3) 可追溯性:在使用各种算法和工具来融合数据的过程中,需要确保数据之间的逻辑关系不变,即在任何网络装置、在任何节点不变,与数字孪生模型相关的其它任意数据可以通过逻辑关系访问(获取)。

[0038] 物理融合指的是制造数据和物理实体之间互联,主要包括两方面:1) 物理制造过程与其数字孪生模型同步运行。为了确保虚拟生产线、设备能与物理生产线、设备理想地、同步地和完整地映射,模型和实际对象必须保持物理、行为和基于规则的数据上的动态一致性;2) 制造工艺参数和制造过程的融合。起始于基于 workflows 的数据管理概念,每个制造过程节点与所产生的制造工艺参数一一关联。对于复杂产品制造过程中收集的动态和实时多源和异构数据,通过定义不同的检测和处理规则,构建出多层数据过滤器,并且能够最小化原始数据信息损失的多级过滤器组合被选择以过滤数据。接下来,基于本体构建,建立定义的数据的多维语境和相应的测量值,并将其转化到数据集成中间件中的全局数据模型中,实现结构化、半结构化和非结构化生产数据的统一建模。

[0039] 接下来,使用仿真图形渲染引擎、例如Unity,对生产场所的各组成元件三维建模,并且布置场景。融合数据和数字孪生模型的映射关系被建立,使得从三维全过程和二维全要素状态反映生产场所的操作,实现物理生产场所可视化的同步操作。对于三维全过程监控,主要基于所构建的生产现场数字孪生体可视化模型,分别对生产现场物料流转、产品工艺状态变化、设备运行和人物位置进行虚实同步映射,形成车间运行过程的数字化镜像。

[0040] 一种实现数字化镜像的示例性方法包括具体如下步骤:(1) 车间物料流转映射,通过给每辆物流运输车辆安装UWB定位传感器,UWB不间断把位置信息发给数字孪生平台,数字孪生平台根据实际位置在虚拟空间种模拟车辆位置,(2) 产品工艺状态变化映射,即产品模型在不同装配工艺阶段的实时动态展示。一方面,基于工艺流程、工艺(工序)完成情况和物料使用数据确定正在进行的工艺(工序)过程和进度,并且在工艺(工序)完成后,将产品的三维模型转化为相应的工艺阶段模型。另一方面,基于收集的检测数据或工艺参数(例如插装压力、形变、位移等等),通过产品模型修正或重构、状态更新和数据可视化经视频模块M2对工艺状态实时展示,并且能实时更新产品生产线操作状态。(3) 设备运行状态映射,即实时访问数字孪生平台DT的用户接口,例如统一的API接口,接收接口数据,结合仿真模型还原为虚拟设备运行。利用测试工具接收用户接口数据,并将其存储在与数字孪生模型的虚拟设备中。

[0041] 在数字孪生平台DT投入使用时,工厂PS中的设备在数字孪生模型MDT中的映射通过视频模块M2展现给使用者。视频模块M2能够以三维形式实时展现所有设备的当前操作状态、警告信息、输出信息、内部人员和物流车辆位置、以及其它信息。通过监测模块M1,可获取工厂PS中的生产线或设备的实时工艺参数。决策模块M3对获取的实时工艺参数进行处理并在数字孪生模型MDT中更新,并能生成优化的工艺方案。数字孪生平台DT可将优化的工艺方案发送给工厂PS,以便人工或自动调节生产工艺。

[0042] 数字孪生模型MDT中的警告模块M4中包含故障预测模型。基于监测模块M1获取的



设备状态和实时工艺参数,利用故障预测模型确定设备的健康状况,并且在确定设备或工艺出现异常时给予警告。例如,警告模块M4可以利用数字孪生模型MDT基于监测模块M1提供的细化数据,确定工厂PS中的人员、设备、物料、方法、环境、测量结果等的异常,并且追踪异常数据的特定形成原因。可选地,工厂PS中的传感器件SEN可以包括AI视觉设备,所述AI视觉设备被定制成能够识别设备操作状态,警告模块M4能够基于AI视觉设备的识别信息来判断设备的健康状况。

[0043] 下面参照图2描述通过机器学习构建警告模块M4中包含的故障预测模型的方法。

[0044] 首先,在步骤S1,使用k均值聚类算法对原始数据按照物料型号进行分类。由于设备生产会根据客户个性化需求,使得设备型号不同,因此需要针对不同型号生产运行周期表现出差异性通过分类模型对设备生产过程中传感器采集的原始数据按照型号进行分类。因此,在步骤S1中,利用分类模型对来自工厂PS中的设备的原始数据(设备实际运行值)进行分类,将原始数据分类为类别1、类别2...类别M,并分别基于设备生产过程中传感器采集的原始数据构建状态检测的原始数据序列,绘制不同型号类型下的原始数据趋势线。

[0045] 接下来,在步骤S2,构建设备状态监测指标。对于步骤S1中划分的每一种类别的数据,分别计算下述八个指标作为设备状态监控指标:k均值,最大值,最小值,标准差,偏度,峰度,JB统计量,和p值。利用专家经验法,将每种类别的数据划分到两组数据集中:可接受范围数据集和运行故障数据集。其中,可接受范围是指设备仍能保持运行,运行故障是指设备出现某种程度的故障需要维保。

[0046] 接下来,在步骤S3,基于可接受范围数据集中的数据构建为可接受运行数据库,基于运行故障数据集中的数据构建故障数据库。进一步地,将设备状态划分结果数据重新进行粗粒度归集,即,使用分类模型、例如CNN模型,将可接受运行数据库中的数据划分到正常、轻度异常、中度异常和重度异常子集中;将运行故障数据库中的数据划分到轻度故障、中度故障和重度故障子集。

[0047] 然后,对于步骤S1中划分出的每种类别的数据,确定其异常模式的概率值,如下面描述。

[0048] 根据一种具体实现方式,在卷积神经网络的输入层中采用的输入数据“V1”、“V2”、“V3”、“V4”、“V5”、“V6”、“V7”、“V8”分别为k均值、最大值、最小值、标准差、偏度、峰度、JB统计量和p值。需要指出,也可以从上述八个值中选取一些和/或者添加其它值作为卷积神经网络的输入层中的输入数据。卷积层输出的结果由多个特征面构成,特征面中的每一个取值都代表一个神经元,且每个神经元都与上一层特征面中 $M \times 8$ 的区域相连接。特征面与卷积核一一对应,且特征面中每个神经元的取值都通过对应卷积核计算得到。以第一个卷积层为例,其运算公式如下:

$$y_{kj}^{(1)} = f(\sum_{s=1}^8 \sum_{t=1}^M w_{k,s,t}^{(1)} y_{s,j+t-1}^{(0)} + b_k^{(1)}) \quad (1)$$

其中, $y_{kj}^{(1)}$ 为第一个卷积层中第k个特征面的第j个神经元的输出值;f为ReLU激活函数; $w_{k,s,t}^{(1)}$ 是第k个卷积核中第s行第t列的权值; $y^{(0)}$ 为输入函数; $b_k^{(1)}$ 为第k个卷积核对应的偏置值。

[0049] 每个卷积层后都连接池化层,在不增加训练参数的前提下对卷积层输出的特征面进行进一步降维,以减少网络的参数,提高模型的鲁棒性。在池化层中将输入的特征面分割

为尺寸为 $1 \times 2$ 的不重叠池化域,对每个区域进行池化运算,池化层输出的每一个压缩特征面都对应于上一层的卷积层所输出的一个特征面。本申请选用常用的最大值池化进行运算,即提取池化域中元素的最大值组成压缩特征面。

[0050] 经过反复的多次卷积、池化后,全连接层将最后一个池化层输出的所有压缩特征面串联成为特征向量并输入到全连接层中。全连接层中的每个神经元与前一层的神经元进行全连接,能够对卷积层和池化层提取的特征进行整合,从而获得更具有区分度的特征。假定上一层池化层共输出了 $K$ 个压缩特征面,全连接层第 $s$ 个神经元的取值 $y_s^{FC}$ 可通过下式计算得到:

$$y_s^{FC} = f\left(\sum_i x_i^* \times k_{i,s}^{(1)} + b_s^{FC}\right), s = 1, 2, \dots, h(2)$$

其中, $x_i^*$ 为串联得到的特征向量, $k_{i,s}^{(1)}$ 为全连接层第 $s$ 个神经元与输入向量的第 $i$ 个元素之间的连接权重, $b_s^{FC}$ 为第 $s$ 个全连接神经元的偏置值, $f$ 为ReLU激活函数, $h$ 为全连接层的神经元数量。输出层与全连接层进行全连接,则第 $j$ 个输出层节点的输出值 $y_j$ 可通过下式计算得到:

$$y_j = \sum_{s=1}^h y_s^{FC} \times k_{s,j}^{(2)} + b_j^{Output}, j = 1, 2, \dots, T(3)$$

其中, $k_{s,j}^{(2)}$ 为输出层第 $j$ 个神经元与全连接层的第 $s$ 个神经元之间的连接权重, $b_j^{Output}$ 为第 $j$ 个输出层神经元的偏置层; $T$ 为输出类别数量, $T=M$ 。为了后续的模式识别与分类,需将式(3)的结果转化为概率形式,则输入数据属于第 $j$ 类质量模式的概率值可由归一化指数函数softmax计算得到:

$$S_j = \text{softmax}(y_j) = \frac{e^{y_j}}{\sum_{t=1}^T e^{y_t}}, j = 1, 2, \dots, M(4)$$

其中, $S_j$ 为输入数据属于第 $j$ 类异常模式的概率值, $e$ 为自然常数。基于 $S_j$ 可以将相应的数据划分到可接受运行数据库和故障数据库中的相应子集中。

[0051] 接下来,在步骤S4中,构建故障预测模型,并获取设备下一阶段运行状态数值(含异常模式的概率值)。其中,将可接受运行数据库和故障数据库中的各个子集中的一部分数据(例如70%~80%)分别按照时序进行归集形成原始序列 $X$ ,构建预测模型,根据预测数值将实时数据进行细粒度归集。具体步骤可以包括:

- (a) 使用EMD方法将原始序列 $X$ 分解为平滑趋势项序列 $X_t$ 和多周期项序列 $X_p$ ;
- (b) 使用NGM(1,1,k)模型拟合和预测趋势项 $X_t$ ;
- (c) 使用傅里叶级数拟合和预测周期项序列 $X_p$ ;
- (d) 由步骤(b)和步骤(c)的结果获得综合预测方程并且进行预测;
- (e) 使用LVSVM校正故障预测模型的预测误差。

[0052] 接下来,在步骤S5,进行模型可信度分析。其中,可接受运行数据库和故障数据库中剩下的(例如20%~30%)数据被用于预测与验证,以确定故障预测模型的预测精度和拟合能力。采用后验差比值和小误差概率评价模型的预测登记和精度。对于预测结果采用绝对误差、均方根误差等进行模型拟合和预测精度的检验。

[0053] 由此,建立了适用于警告模块M4的故障预测模型。

[0054] 可以看到,基于数字空间的映射、预测和分析结果,警告模块M4能够警告生产过程中的异常(故障)状况,并且通知相关人员调节相关过程的执行参数避免异常情况、或者对设备故障进行维修。

[0055] 关于维保模块M5,其可以引导现场设备的维保操作,为目标设备操作状态提供科学的维保依据。

[0056] 在这一点上需要指出,汽车设备(例如零部件设备)的维保工作涉及到多种细小部件和大量的操作步骤,因此,设备维护和管理过程复杂。各设备受自身性能影响对运行环境的要求不完全相同,设备维保方法各异。同时,由于设备在运行生产过程中存在磨损和寿命消耗,每次的设备维保需要基于以往维保数据给出符合当前情景的新的解决方案。

[0057] 另外,对于刚接触汽车制造设备维保工作的员工而言,处理多条生产线不同功能设备的维保任务易产生步骤遗漏、零件安装不到位的情况,这会降低设备的安全性和企业的效益。传统的维保培训通过图片、视频等方法进行直观学习,虽可以较快理解设备的维保流程和具体操作方法,但空间立体感和体验感较弱,对维保员工综合素质要求较高,对于空间想象力和动手能力不强的员工来说,亲自动手完成实践有一定困难。此外,设备日常维保数据需要维保人员进行详细记录备案,人工纸质登记或手工输入至系统大大降低了维保员工的工作效率。因此,借助于混合现实技术,可有效帮助员工身临其境地对制作流程进行感受和体验,从而提高维保质量和工作效率。而传统的VR装置只能将人的视觉和意识带入至一个完全虚拟的世界,无法提供周围真实环境信息。

[0058] 本申请的数字孪生平台DT中提供的维保模块M5可以提供汽车制造设备的维保智能化引导和智能交互两个核心功能。

[0059] 汽车制造设备的维保智能化引导包括:基于数字孪生平台DT中虚拟的当前设备的三维模型,将实体与模型结合,使得员工深入理解设备工作原理,引导员工完成维保操作,并将当前维保操作数据更新到设备历史维保数据库中。

[0060] 汽车制造设备的维保智能交互包括:基于设备历史维保操作数据,可视化展示设备健康状态,为此次设备维保提供解决方案,并将此次维保操作数据更新到设备历史维保数据库中。在状态检测过程中,将设备历史维保数据通过虚拟交互手段简明直观地显示在其三维模型上,以实现操作人员从整体上把控复杂设备的运行状态。通过语音和手势操作,借助全息影像(诸如Hololens)装置将此次设备维保的多元数据增加至设备维保数据库中。

[0061] 如前所述,数字孪生平台DT中建立了包含故障预测模型的警告模块M4,由此警告模块M4可以给出当前设备的健康状态。健康状态若为正常,维保模块M5通过者界面的语音交互,可以对员工进行现场保养培训与指导,并将当前保养操作数据更新到设备历史维保数据库中,保养数据包括任务信息、开始时间、结束时间、操作人编号、保养周期、保养结果、图片上传。健康状态若不为正常,维保模块M5通过者界面的语音交互,调用设备维保历史数据库,故障类型匹配,添加指导流程,进行现场维修的培训指导,并将当前的维修数据更新到设备历史维保数据库。维修数据包括任务信息、开始时间、结束时间、操作人编号、保养周期、维修结果、图片上传。

[0062] 借助维保模块M5,可以降低维保人员操作的门槛。同时,通过历史维保数据可视化展示给出设备健康状态诊断结果,为此次设备的维护和保养提供解决方案,辅助设备维修和保养的科学化、精细化管理。

[0063] 根据本申请,通过数字孪生平台将生产管理系统、企业资源系统和IoT设备连接,以实现实时展现生产资源(人员、设备、物料、方法和环境),透明的生产状态,以及在出现偏差时实时触发问题解决需求并将需求推送给相关人员。数字孪生平台能够提供解决问题所需的信息(设备实时操作三维,工艺参数,问题的初始统计学分析,包括成因和先前问题解决措施的有效性跟踪),以有助于快速解决问题。

[0064] 本申请可以建立标准化故障代码数据库,建立故障知识图谱,利用各种模式进行统计学跟踪,将有效解决方案自动转送给问题解决标准方案知识库,并且与全透明管理系统互联。

[0065] 通过智能移动装置连接到数字孪生平台,根据商业需求实时采集各种操作指标并将其通过图形方式展现,例如产能、设备效率、库存水平等等,维保人员可以实时接收全部类型的警告和例外信息。本发明基于生产和操作中的当前水平的数据分布交叉系统和平台,并且利用数字孪生平台将各种系统和IoT设备连接起来,以在生产和操作中实现智能决策。

[0066] 在数字孪生平台DT的基本方案(状态监控)中,生产设备的操作状态被监视,并且每个设备的生产周期数据被分解。每个设备的实际操作状态(诸如时间、温度、电压、电流和其它参数)被监视。通过状态监控,获得了大量的数据样本,以最优化模型和选择最适宜的模型。这实现了前摄式设备故障预测。在数字孪生平台DT的扩展方案(故障警告、维保指导)中,设备故障被及时避免,现场设备操作和维保操作被引导,为目标设备操作状态提供了科学的维保依据。本发明为工厂生产中的设备故障监控和警告问题提供了新的智能的解决方案。

[0067] 虽然这里参考具体的实施方式描述了本申请,但是本申请的范围并不局限于所示的细节。在不偏离本申请的基本原理的情况下,可针对这些细节做出各种修改。

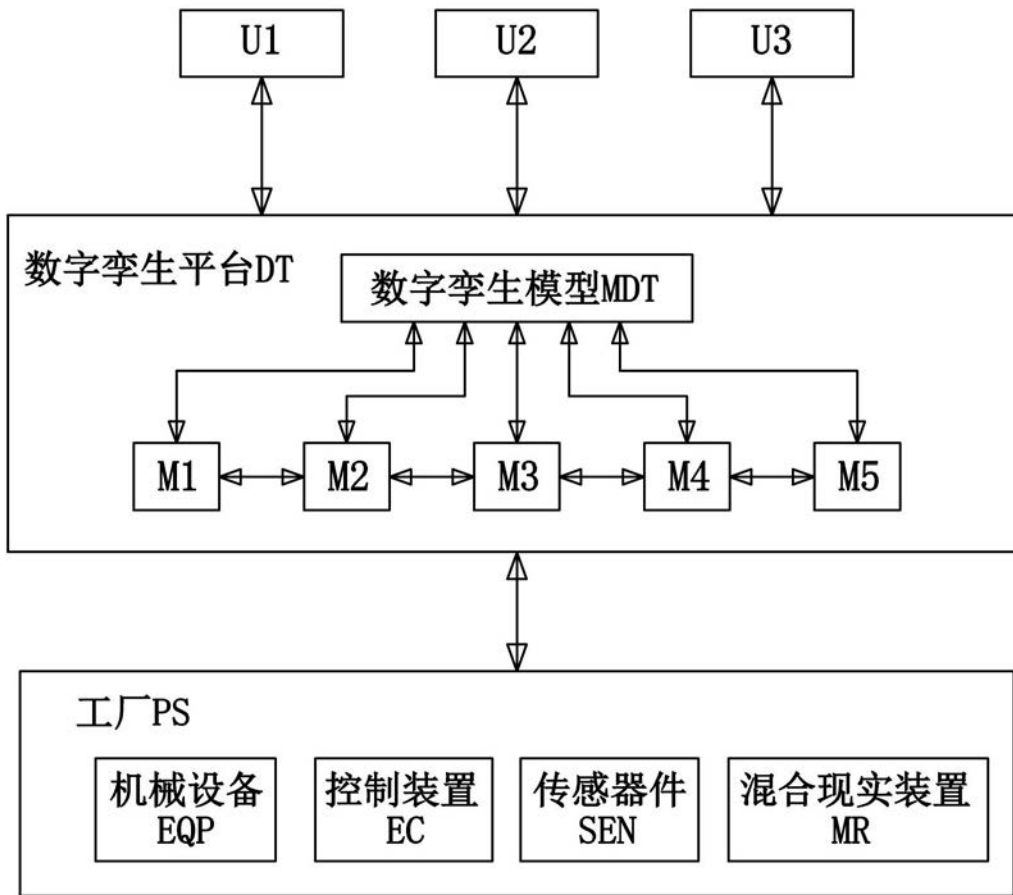


图 1

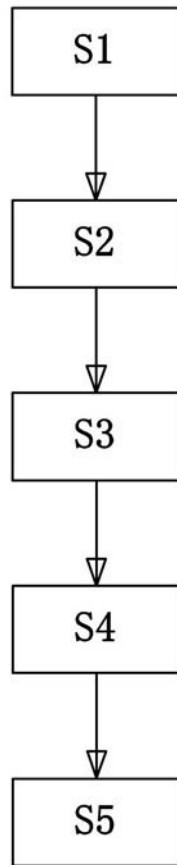


图 2