



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 113610266 B

(45) 授权公告日 2023.07.25

(21) 申请号 202110713851.0

G06F 119/04 (2020.01)

(22) 申请日 2021.06.25

(56) 对比文件

(65) 同一申请的已公布的文献号

US 2016019567 A1, 2016.01.21

申请公布号 CN 113610266 A

US 2018237029 A1, 2018.08.23

(43) 申请公布日 2021.11.05

审查员 刘梦瑶

(73) 专利权人 东风本田发动机有限公司

地址 510700 广东省广州市黄埔区横沙广
本路111号

(72) 发明人 许树淮 李菁 欧阳天成 黄蓝菁

(74) 专利代理机构 华进联合专利商标代理有限
公司 44224

专利代理师 唐敏

(51) Int. Cl.

G06Q 10/04 (2023.01)

G06F 30/20 (2020.01)

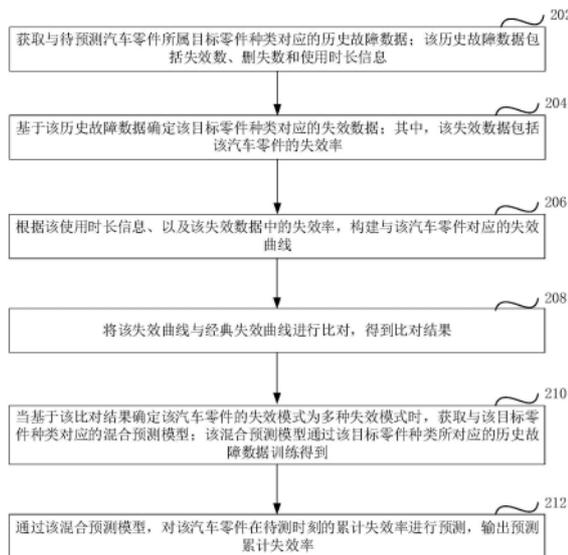
权利要求书4页 说明书17页 附图8页

(54) 发明名称

汽车零件的故障预测方法、装置、计算机设备
和存储介质

(57) 摘要

本申请涉及一种汽车零件的故障预测方法、
装置、计算机设备和存储介质。所述方法包括：首
先基于待测汽车零件的历史故障数据获取失效
曲线，再将该失效曲线与经典失效曲线进行比
对，以此确定该汽车零件的失效模式是否为多种
失效模式，若是，则可确定使用混合预测模型对
多种失效模式的汽车零件进行预测。因此预先判
别待预测汽车零件是否对应于多种失效模式，若
是则可通过混合预测模型对该多种失效模式的
汽车零件进行预测，获得待测时刻下的汽车零件
的预测累计失效率。这样，该预测累计失效率能
够体现多种模式对汽车零件不良规律的影响，进
而提高汽车零件故障预测的准确率。



1. 一种汽车零件的故障预测方法,其特征在于,所述方法包括:

获取与待预测汽车零件所属目标零件种类对应的历史故障数据;所述历史故障数据包括失效数、删失数、使用时长信息和所述汽车零件的销售数量,所述删失数为虽然没有发生故障,但丢失了信息的零件的数量,所述目标零件种类由车型和零件类别确定;

基于所述使用时长信息,得到多个互相连续的使用时长;

对于所述多个互相连续的使用时长中的每个使用时长,将上一次使用时长对应的残存数减去当前使用时长对应的失效数和删失数,获得当前使用时长对应的残存数,其中,第一次使用时长对应的残存数通过所述汽车零件的销售数量减去第一次使用时长对应的失效数,并减去第一次使用时长对应的删失数得到;

将当前使用时长对应的失效数除以所述上一次使用时长对应的残存数,得到当前使用时长对应的失效率;

根据所述使用时长信息、以及所述失效率,构建与所述汽车零件对应的失效曲线;

将所述失效曲线和经典失效曲线进行曲线趋势比对,根据曲线趋势是否单调得到比对结果;

若所述失效曲线为非单调趋势,则确定所述汽车零件的失效模式为多种失效模式,获取与所述目标零件种类对应的混合预测模型;所述混合预测模型通过所述目标零件种类所对应的历史故障数据训练得到;

通过所述混合预测模型,对所述汽车零件在待测时刻的累计失效率进行预测,输出预测累计失效率。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述根据所述使用时长信息、以及所述失效数中的失效率,构建与所述汽车零件对应的失效曲线,包括:

根据使用时长信息获取各个使用时长对应的失效率;

根据使用时长信息和所述各个使用时长对应的失效率拟合获得与所述汽车零件对应的失效曲线。

3. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述混合预测模型的构建步骤,包括:

获取与不同零件种类对应的历史故障数据,并基于所述历史故障数据确定所述不同零件种类在各个使用时长内分别对应的历史累计失效率;

构建初始的混合预测模型;

对于每种零件种类,分别通过所述初始的混合预测模型,预测在不同使用时长所对应的预测历史累计失效率;

对于所述每种零件种类,基于各个使用时长所对应的预测历史累计失效率与历史累计失效率之间的差异,调整所述初始的混合预测模型的模型参数,直至达到预设停止条件时停止,得到与对应零件种类对应的最终的混合预测模型。

4. 根据权利要求3所述的方法,其特征在于,所述基于所述历史故障数据确定所述不同零件种类在各个使用时长内分别对应的历史累计失效率,包括:

基于所述使用时长信息,得到多个互相连续的使用时长;

对于所述多个互相连续的使用时长中的每个使用时长,均通过以下步骤计算得到对应的历史累计失效率:

将上一次使用时长对应的残存数减去当前使用时长对应的失效数和删失数,获得当前

使用时长对应的残存数；

将当前使用时长对应的失效数除以上一次使用时长对应的残存数获得当前使用时长对应的失效率；

通过一个单位常数减去当前使用时长对应的失效率，获得当前使用时长对应的残存率；

将所述当前使用时长对应的残存率乘以上一次使用时长对应的可靠度，获得当前使用时长对应的可靠度，其中，第一次使用时长对应的可靠度通过初始可靠度乘以第一次使用时长对应的残存率得到；

通过一个单位常数减去所述当前使用时长对应的可靠度，获得当前使用时长对应的历史累计失效率。

5. 根据权利要求3所述的方法，其特征在于，所述构建初始的混合预测模型，包括：

获取预先定义的约束条件，所述约束条件包括三参数预测函数、所述初始的混合预测模型的模型参数范围；

基于所述约束条件构建各个失效模式分别对应的初始的三参数预测模型；

根据所述初始的三参数预测模型和所述各个失效模式对应的权重，确定初始的混合预测模型。

6. 根据权利要求5所述的方法，其特征在于，所述基于各个使用时长所对应的预测历史累计失效率与历史累计失效率之间的差异，调整所述初始的混合预测模型的模型参数，直至达到预设停止条件时停止，得到与对应零件种类对应的最终的混合预测模型，包括：

将各个使用时长分别对应的所述历史累计失效率，减去相应使用时长所对应的所述预测历史累计失效率，获得各个使用时长分别对应的累计失效率差值；

对各个使用时长分别对应的所述累计失效率差值进行平方以及求和运算，获得目标数值；

在所述模型参数范围内调整所述初始的混合预测模型的模型参数，并获取每次调整所述模型参数后的各个目标数值；调整后的所述模型参数用于计算预测历史累计失效率；

将各个目标数值进行对比，获取最小目标数值，将所述最小目标数值对应的模型参数作为最终的模型参数；

根据所述最终的模型参数，获得与相应零件种类对应的最终的混合预测模型。

7. 一种汽车零件的故障预测装置，其特征在于，所述装置包括：

第一获取模块，用于获取与待预测汽车零件所属目标零件种类对应的历史故障数据；所述历史故障数据包括失效数、删失数、使用时长信息和所述汽车零件的销售数量，所述删失数为虽然没有发生故障，但丢失了信息的零件的数量，所述目标零件种类由车型和零件类别确定；

确定模块，用于基于所述使用时长信息，得到多个互相连续的使用时长；对于所述多个互相连续的使用时长中的每个使用时长，将上一次使用时长对应的残存数减去当前使用时长对应的失效数和删失数，获得当前使用时长对应的残存数，其中，第一次使用时长对应的残存数通过所述汽车零件的销售数量减去第一次使用时长对应的失效数，并减去第一次使用时长对应的删失数得到；将当前使用时长对应的失效数除以所述上一次使用时长对应的残存数，得到当前使用时长对应的失效率；

构建模块,用于根据所述使用时长信息、以及所述失效率,构建与所述汽车零件对应的失效曲线;

比对模块,用于将所述失效曲线和经典失效曲线进行曲线趋势比对,根据曲线趋势是否单调得到比对结果;

第二获取模块,用于若所述失效曲线为非单调趋势,则确定所述汽车零件的失效模式为多种失效模式,获取与所述目标零件种类对应的混合预测模型;所述混合预测模型通过所述目标零件种类所对应的历史故障数据训练得到;

预测模块,用于通过所述混合预测模型,对所述汽车零件在待测时刻的累计失效率进行预测,输出预测累计失效率。

8. 根据权利要求7所述的装置,其特征在于,所述构建模块,用于根据使用时长信息获取各个使用时长对应的失效率;根据使用时长信息和所述各个使用时长对应的失效率拟合获得与所述汽车零件对应的失效曲线。

9. 根据权利要求7所述的装置,其特征在于,所述第二获取模块,用于获取与不同零件种类对应的历史故障数据,并基于所述历史故障数据确定所述不同零件种类在各个使用时长内分别对应的历史累计失效率;构建初始的混合预测模型;对于每种零件种类,分别通过所述初始的混合预测模型,预测在不同使用时长所对应的预测历史累计失效率;对于所述每种零件种类,基于各个使用时长所对应的预测历史累计失效率与历史累计失效率之间的差异,调整所述初始的混合预测模型的模型参数,直至达到预设停止条件时停止,得到与对应零件种类对应的最终的混合预测模型。

10. 根据权利要求9所述的装置,其特征在于,所述第二获取模块,用于基于所述使用时长信息,得到多个互相连续的使用时长;对于所述多个互相连续的使用时长中的每个使用时长,均通过以下步骤计算得到对应的历史累计失效率:将上一次使用时长对应的残存数减去当前使用时长对应的失效数和删失数,获得当前使用时长对应的残存数;将当前使用时长对应的失效数除以上一次使用时长对应的残存数获得当前使用时长对应的失效率;通过一个单位常数减去当前使用时长对应的失效率,获得当前使用时长对应的残存率;将所述当前使用时长对应的残存率乘以上一次使用时长对应的可靠度,获得当前使用时长对应的可靠度,其中,第一次使用时长对应的可靠度通过初始可靠度乘以第一次使用时长对应的残存率得到;通过一个单位常数减去所述当前使用时长对应的可靠度,获得当前使用时长对应的历史累计失效率。

11. 根据权利要求9所述的装置,其特征在于,所述第二获取模块,用于获取预先定义的约束条件,所述约束条件包括三参数预测函数、所述初始的混合预测模型的模型参数范围;基于所述约束条件构建各个失效模式分别对应的初始的三参数预测模型;根据所述初始的三参数预测模型和所述各个失效模式对应的权重,确定初始的混合预测模型。

12. 根据权利要求11所述的装置,其特征在于,所述第二获取模块,用于将各个使用时长分别对应的所述历史累计失效率,减去相应使用时长所对应的所述预测历史累计失效率,获得各个使用时长分别对应的累计失效率差值;对各个使用时长分别对应的所述累计失效率差值进行平方以及求和运算,获得目标数值;在所述模型参数范围内调整所述初始的混合预测模型的模型参数,并获取每次调整所述模型参数后的各个目标数值;调整后的所述模型参数用于计算预测历史累计失效率;将各个目标数值进行对比,获取最小目标数

值,将所述最小目标数值对应的模型参数作为最终的模型参数;根据所述最终的模型参数,获得与相应零件种类对应的最终的混合预测模型。

13.一种计算机设备,包括存储器和处理器,所述存储器存储有计算机程序,其特征在于,所述处理器执行所述计算机程序时实现权利要求1至6中任一项所述的方法的步骤。

14.一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,其特征在于,所述计算机程序被处理器执行时实现权利要求1至6中任一项所述的方法的步骤。

汽车零件的故障预测方法、装置、计算机设备和存储介质

技术领域

[0001] 本申请涉及车辆技术领域,特别是涉及一种汽车零件的故障预测方法、装置、计算机设备和存储介质。

背景技术

[0002] 随着汽车车辆技术的发展,汽车行业越来越重视汽车的质量问题,尤其是售后市场的问题。因此,为了提高售后市场的品质管理,可以通过加强对不良零件的解析进行提高,即从源头上发现并解决汽车质量问题,也可以通过发布合适的市场措施指引进行提高,即为用户提供合适的保修服务。而在提高品质管理的过程中,都需要深入了解零件市场不良规律,建立与零件对应的预测模型,进而通过该预测模型对零件市场进行管理。

[0003] 在相关技术中,对于各种汽车零件故障,都常常采用相同的分析模型对汽车零件市场不良规律进行分析,能够实现对售后市场的品质管理。然而,对于含有多种失效模式的汽车零件,采用相同的分析模型进行预测,无法体现多种失效模式对汽车零件不良规律的影响,进而降低汽车零件故障预测的准确率。

发明内容

[0004] 基于此,有必要针对上述技术问题,提供一种汽车零件的故障预测方法、装置、计算机设备和存储介质。

[0005] 一种汽车零件的故障预测方法,该方法包括:

[0006] 获取与待预测汽车零件所属目标零件种类对应的历史故障数据;该历史故障数据包括失效数、删失数和使用时长信息;基于该历史故障数据确定该目标零件种类对应的失效数据;其中,该失效数据包括该汽车零件的失效率;根据该使用时长信息、以及该失效数据中的失效率,构建与该汽车零件对应的失效曲线;将该失效曲线与经典失效曲线进行比对,得到比对结果;当基于该比对结果确定该汽车零件的失效模式为多种失效模式时,获取与该目标零件种类对应的混合预测模型;该混合预测模型通过该目标零件种类所对应的历史故障数据训练得到;通过该混合预测模型,对该汽车零件在待测时刻的累计失效率进行预测,输出预测累计失效率。

[0007] 一种汽车零件的故障预测装置,该装置包括:

[0008] 第一获取模块,用于获取与待预测汽车零件所属目标零件种类对应的历史故障数据;该历史故障数据包括失效数、删失数和使用时长信息;

[0009] 确定模块,用于基于该历史故障数据确定该目标零件种类对应的失效数据;其中,该失效数据包括该汽车零件的失效率;

[0010] 构建模块,用于根据该使用时长信息、以及该失效数据中的失效率,构建与该汽车零件对应的失效曲线;

[0011] 比对模块,用于将该失效曲线与经典失效曲线进行比对,得到比对结果;

[0012] 第二获取模块,用于当基于该比对结果确定该汽车零件的失效模式为多种失效模

式时,获取与该目标零件种类对应的混合预测模型;该混合预测模型通过该目标零件种类所对应的历史故障数据训练得到;

[0013] 预测模块,用于通过该混合预测模型,对该汽车零件在待测时刻的累计失效率进行预测,输出预测累计失效率。

[0014] 一种计算机设备,包括存储器和处理器,该存储器存储有计算机程序,该处理器执行该计算机程序时实现如上述任一该的汽车零件的故障预测的方法

[0015] 一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,该计算机程序被处理器执行时实现如上述任一该的汽车零件的故障预测的方法。

[0016] 上述汽车零件的故障预测方法、装置、计算机设备和存储介质,首先基于待测汽车零件的历史故障数据获取失效曲线,再将该失效曲线与经典失效曲线进行比对,以此确定该汽车零件的失效模式是否为多种失效模式,若是,则可确定使用混合预测模型对多种失效模式的汽车零件进行预测。因此预先判别待预测汽车零件是否对应于多种失效模式,若是则可通过混合预测模型对该多种失效模式的汽车零件进行预测,获得待测时刻下的汽车零件的预测累计失效率。这样,该预测累计失效率能够体现多种模式对汽车零件不良规律的影响,进而提高汽车零件故障预测的准确率。

附图说明

[0017] 图1为一个实施例中汽车零件的故障预测方法的应用环境图;

[0018] 图2为一个实施例中汽车零件的故障预测方法的流程示意图;

[0019] 图3为一个实施例中某车型某零件市场的历史故障数据统计图;

[0020] 图4为一个实施例中不同车型不同零件的失效率曲线示意图;

[0021] 图5为一个实施例中经典曲线示意图;

[0022] 图6为一个实施例中确定失效数据步骤的流程示意图;

[0023] 图7为一个实施例中混合预测模型的构建步骤的流程示意图;

[0024] 图8为一个实施例中确定历史累计失效率步骤的流程示意图;

[0025] 图9为一个实施例中构建初始的混合预测模型步骤的流程示意图;

[0026] 图10为一个实施例中得到最终的混合预测模型步骤的流程示意图;

[0027] 图11为一个实施例中最终的混合预测模型与单威布尔模型对比的曲线图;

[0028] 图12为一个实施例中依据自然月统计时长故障数据的分布图;

[0029] 图13为一个实施例中不同车型不同汽车零件中差异率的统计图;

[0030] 图14为一个实施例中汽车零件的故障预测装置的结构框图;

[0031] 图15为一个实施例中计算机设备的内部结构图。

具体实施方式

[0032] 为了使本申请的目的、技术方案及优点更加清楚明白,以下结合附图及实施例,对本申请进行进一步详细说明。应当理解,此处描述的具体实施例仅仅用以解释本申请,并不用于限定本申请。

[0033] 本申请提供的汽车零件的故障预测方法,可以应用于如图1所示的应用环境中。其中,终端102通过网络与服务器104进行通信。终端102和服务器104可单独用于执行本申请

中的汽车零件的故障预测方法,也可以协同用于执行本申请中的汽车零件的故障预测方法。以终端102和服务器104协同用于执行本申请中的汽车零件的故障预测方法为例进行说明,服务器104获取与待预测汽车零件所属目标零件种类对应的历史故障数据;服务器104基于该历史故障数据确定该目标零件种类对应的失效数据;服务器104根据该使用时长信息、以及该失效数据中的失效率,构建与该汽车零件对应的失效曲线;服务器104再将该失效曲线与经典失效曲线进行比对,得到比对结果;当基于该比对结果确定该汽车零件的失效模式为多种失效模式时,服务器104获取与该目标零件种类对应的混合预测模型;通过该混合预测模型,服务器104对该汽车零件在待测时刻的累计失效率进行预测,输出预测累计失效率至终端102。其中,终端102可以但不限于各种个人计算机、笔记本电脑、智能手机、平板电脑和便携式可穿戴设备,服务器104可以用独立的服务器或者是多个服务器组成的服务器集群来实现。

[0034] 在一个实施例中,如图2所示,提供了一种汽车零件的故障预测方法,以该方法应用于计算机设备为例进行说明,该计算机设备具体可以是图1中的终端或服务器。其中,该汽车零件的故障预测方法包括以下步骤:

[0035] 步骤202,获取与待预测汽车零件所属目标零件种类对应的历史故障数据;该历史故障数据包括失效数、删失数和使用时长信息。

[0036] 其中,目标零件种类由车型和零件类别确定,例如,A车型和甲乙丙丁等20个零件,则目标零件种类为车型和零件类别的组合,即A甲、A乙、A丙、A丁等。该失效数为汽车零件失效的数量,删失数为虽然没有发生故障,但是由于种种原因中途丢失了信息的零件的数量。使用时长信息为该汽车零件的使用时间。

[0037] 具体地,计算机设备基于多种零件种类中确定待测汽车零件,获取与待测汽车零件所属目标零件种类对应的历史故障数据,该历史故障数据中包括待测汽车零件的失效数目、删失数目和使用时间。例如,现有A、B、C等车型,各个车型包括甲乙丙丁等20个零件,其中各个车型分别和各个零件自由组合获得多种零件种类,如A甲、A乙、B甲等等。服务器首先确定待测汽车零件为A甲(即A车型的甲零件),然后根据预处理后的历史故障数据获取A车型使用17个月的历史故障数据。其中,某车型某零件市场的历史故障数据是通过统计不同时间销售的车辆在经过各个自然月中某零件的失效数和删失数,具体请参考图3(a)。但是,对于已销售车辆中的某零件存在不同的失效统计时间区间,故,为了将其转化成能够计算经验分布函数的数据格式,对该故障数据进行3种预处理:首先变换坐标轴,即将按自然月为区间统计零件失效数量的方式,转变为按零件使用时间(若以月为区间)统计的方式;然后对于不同月份销售车辆的故障数据,对齐与各个月份销售车辆对应的统计起始点,即统计起始点归零;最后合并不同月份销售车辆的故障数据,作为一个总样本进行计算,具体地,经过预处理后的某车型某零件市场的历史故障数据,请参考图3(b)。

[0038] 步骤204,基于该历史故障数据确定该目标零件种类对应的失效数据;其中,该失效数据包括该汽车零件的失效率。

[0039] 其中,失效率为工作到某一时刻尚未失效的产品,在该时刻后,单位时间内发生失效的概率,该失效率为称为故障率函数或风险函数。

[0040] 具体地,计算机设备基于该汽车零件的失效数和删失数,获得该目标零件种类对应的汽车零件失效数据,该失效数据包括该汽车零件的失效率。例如,将A车型被销售出去

的时间作为统计的初始时刻,该初始时刻到该车型使用17个月时,每经过1个月统计汽车零件A甲的失效数和删失数,获得与经过月对应的失效数据,该经过月可以为1个月、2个月、3个月等等。

[0041] 步骤206,根据该使用时长信息、以及该失效数据中的失效率,构建与该汽车零件对应的失效曲线。

[0042] 其中,该失效曲线的横坐标为待测汽车零件的经过月,纵坐标为与各个经过月对应的失效率,该使用时长信息包括待测汽车零件的经过月。

[0043] 具体地,基于待测汽车零件的经过月与经过月对应的失效率,计算机设备运用分析工具,获得与该汽车零件对应的失效曲线。其中,该分析工具为服务器中自行开发的软件,具备构建失效曲线的功能。例如,计算机设备可以获取A、B、C、D等车型中故障数据TOP20零件的失效率,基于分析工具能够获取与该汽车零件对应的失效曲线。如图4所示为不同车型不同零件的失效率曲线。

[0044] 步骤208,将该失效曲线与经典失效曲线进行比对,得到比对结果。

[0045] 其中,经典失效曲线,也叫浴盆曲线,该经典失效曲线为产品从投入到报废为止整个寿命周期内,可靠性变化的规律曲线。具体请参考图5所示,该经典失效曲线描绘了产品失效的三个典型阶段:早期故障阶段、偶然故障阶段和耗损故障阶段。

[0046] 具体地,计算机设备将与汽车零件对应的失效曲线、经典失效曲线进行曲线趋势比对,根据曲线趋势是否单调得到比对结果。例如,将图4所示的不同车型不同零件的失效率曲线与图5所示的经典曲线比较可知,具体的汽车零件的失效率变化并不是单调变化的,即汽车零件实际的失效率曲线中包含早起故障截断、偶然故障阶段、以及耗损故障阶段。并且计算机设备可以对不同车型故障数据中TOP20零件的失效率进行分析,统计不同车型中汽车零件的失效率曲线分别为单调型和非单调型的占比,具体如表1所示:

[0047] 表1不同车型TOP零件失效特性的分类统计

车型	A 车型	B 车型	D 车型	E 车型	F 车型	G 车型	H 车型
[0048] 非单调型	88%	86%	90%	89%	84%	85%	87%
单调型	12%	14%	10%	11%	16%	15%	13%

[0049] 基于上述表1的统计情况可知,在工程实际中,产品的三个故障阶段并不是绝对分开的,往往在通过某一试验得到的一组故障数据中,既有早期因素引起的故障,又有偶然因素和耗损因素引起的故障。特别对于汽车零部件,由于用户驾驶习惯、车辆行驶路况、汽油品质差异造成零部件的失效规律复杂化。因此,对于具体车型某个零件的一组市场保修数据中,包含浴盆曲线中三种因素引起的故障,从而出现了复合形态的失效率曲线,即趋势非单调性。

[0050] 步骤210,当基于该比对结果确定该汽车零件的失效模式为多种失效模式时,获取与该目标零件种类对应的混合预测模型;该混合预测模型通过该目标零件种类所对应的历史故障数据训练得到。

[0051] 其中,多种失效模式分别为早期故障阶段模式、偶然故障阶段模式、故障阶段模式。对于多种失效模式的汽车零件,经过大量数据分析和调查发现,多种失效模式并不是随着时间推移先后出现的,而是由于设计、制造、使用条件等原因并行出现的。例如,对于某车

型前减震器这一零件,其市场返回不良品存在漏油、拧紧螺母返松、减震杆弯曲等多种故障模式,这些故障模式会总多个减震器上同时出现,但不会出现单个减震器上既有漏油又有螺母返松的现象。综上所述,对于具体车型出现非单调失效特性的零件,它们均属于混合分布故障模型。即通过汽车零件的失效曲线与经典曲线的对比结果,确定该汽车零件的失效模式,当该汽车零件的失效曲线为非单调趋势,则该汽车零件的失效模式为多种失效模式,即该汽车零件属于混合分布故障模型,即混合预测模型。

[0052] 具体地,计算机设备获取该汽车零件失效曲线与经典失效曲线比对结果,若该失效曲线非单调,则确定该汽车零件的失效模式为多种失效模式,计算机设备获取与目标零件种类对应的混合预测模型,该混合预测模型通过该目标零件种类所对应的历史故障数据训练获得。

[0053] 步骤212,通过该混合预测模型,对该汽车零件在待测时刻的累计失效率进行预测,输出预测累计失效率。

[0054] 其中,累计失效率也可以称为不可靠度,该累计失效率为产品在规定的条件下和规定的时间内丧失功能的概率。

[0055] 具体地,计算机设备确定该汽车零件的待测时刻,并且将待测时刻输入至与待测汽车零件所属目标零件种类对应的混合预测模型,获得该汽车零件在待测时刻时的预测累计失效率。例如,当待测的汽车零件为A甲(即目标零件种类为A车型的甲零件)时,要预测该汽车在被销售出去后经过月为10时该汽车零件发生故障概率,即待测时刻为10个月,将该待测时刻输入至混合预测模型中,输出预测累计失效率为20%,即该A甲零件在经过月为10时,发生故障的概率为20%。

[0056] 上述汽车零件的故障预测方法中,首先基于待测汽车零件的历史故障数据获取失效曲线,再将该失效曲线与经典失效曲线进行比对,以此确定该汽车零件的失效模式是否为多种失效模式,若是,则可确定使用混合预测模型对多种失效模式的汽车零件进行预测。因此预先判别待预测汽车零件是否对应于多种失效模式,若是则可通过混合预测模型对该多种失效模式的汽车零件进行预测,获得待测时刻下的汽车零件的预测累计失效率。这样,该预测累计失效率能够体现多种模式对汽车零件不良规律的影响,进而提高汽车零件故障预测的准确率。

[0057] 在一个实施例中,该历史故障数据还包括该汽车零件的销售数量;该基于该历史故障数据确定该目标零件种类对应的失效数据,包括:

[0058] 基于该使用时长信息,得到多个互相连续的使用时长。

[0059] 其中,基于使用时长信息确定该历史故障数据中的统计时间段,根据时间间隔将该统计时间段划分为多个互相连续的使用时长,相邻两个使用时长相隔一个时间间隔,该时间间隔可以为天、月或者年等等,当时间间隔为月时,该使用时长可用经过月表示。

[0060] 如图6所示,对于该多个互相连续的使用时长中的每个使用时长,均通过以下步骤计算得到对应的失效率:

[0061] 步骤602,将上一次使用时长对应的残存数减去当前使用时长对应的失效数和删失数,获得当前使用时长对应的残存数,其中,第一次使用时长对应的残存数通过该汽车零件的销售数量减去第一次使用时长对应的失效数,并减去第一次使用时长对应的删失数得到。

[0062] 其中,残存数为在某时刻时残存的汽车零件数目。在历史故障数据中初始时刻时的残存数即为该汽车零件的销售数量。

[0063] 具体地,计算机设备基于历史故障数据中的使用时长信息,获取各个连续的使用时长,基于汽车零件的销售数量,将该销售数量减去经过第一个使用时长后的失效数、以及减去经过第一个使用时长后的删失数,获得与第一个使用时长对应的残存数,计算机设备通过增加时间间隔,将上一次使用时长对应的残存数减去当前使用时长对应的失效数、当前时长对应的删失数,获得当前使用时长对应的残存数。例如,计算机设备获取统计时长为17个月的历史故障数据,使用时长为月,且时间间隔为1个月,计算机设备基于汽车零件的销售数量,将该销售数量减去经过月为1个月的失效数、以及减去经过月为1个月的删失数,获得与经过月为1个月对应的残存数,计算机设备增加1个月的时间间隔,将上一次经过月对应的残存数减去当前经过月对应的失效数、当前经过月的删失数,获得当前经过月对应的残存数。

[0064] 步骤604,将当前使用时长对应的失效数除以该上一次使用时长对应的残存数,得到当前使用时长对应的失效率。

[0065] 具体地,计算机设备将初始时刻汽车零件的销售数量作为初始时刻的残存数,将第一个使用时长对应的失效数除以初始时刻的残存数,获得第一个使用时长对应的失效率,计算机设备通过增加时间间隔,将当前使用时长对应的失效数除以该上一次使用时长对应的残存数,得到当前使用时长对应的失效率。例如,计算机设备获取统计时长为17个月的历史故障数据,其中,每经过月为1个月时对已销售的汽车进行统计,计算机设备基于汽车零件的销售数量,将经过月为1个月对应的失效数除以汽车零件的销售数量,获得经过月为1个月对应的失效率,计算机设备通过增加时间间隔,将当前经过月对应的失效数除以该上一次经过月对应的残存数,得到当前经过月对应的失效率。

[0066] 在本实施例中,基于历史故障数据中汽车零件的销售数量、失效数和删失数,获取与各个互相连续使用时长对应的残存数,然后基于该残存数获取与各个相互连续使用时长对应的失效率,有助于后续确定该汽车零件的失效模式,从而确定该汽车零件的混合预测模型,进而提高汽车零件故障预测的准确率。

[0067] 在一个实施例中,该根据该使用时长信息、以及该失效数据中的失效率,构建与该汽车零件对应的失效曲线,包括:根据使用时长信息获取各个使用时长对应的失效率;根据使用时长信息和该各个使用时长对应的失效率拟合获得与该汽车零件对应的失效曲线。

[0068] 具体地,计算机设备基于各个互相连续的使用时长、与各个使用时长对应的失效数、以及与各个使用时长对应的删失数,获得与各个互相连续的使用时长对应的失效率,计算机设备运用分析工具,将各个互相连续的使用时长、与各个互相连续的使用时长对应的失效率,通过分析工具进行拟合,获得与该汽车零件对应的失效曲线。例如,基于已售出17个月的A型汽车,且该同期售出的同款汽车有22826辆,基于该款汽车的历史故障数据可以,经过月为1时,失效数和删失数分别为7和33,此时,残存数为销售数量减去失效数和删失数,即经过月为1时的残存数为22786,此时失效率为当前经过月的失效数除以上一经过月的残存数,即经过月为1时的失效率为0.03%。按照该计算原理,获得与经过月对应的失效率。然后计算机设备运用分析工具,将各个经过月、与各个经过月对应的失效率,通过分析工具进行拟合,获得与失效曲线。

[0069] 在本实施例中,通过使用时长信息获取与各个互相连续的使用时长对应的失效率,并基于使用时长信息和与各个互相连续的使用时长对应的失效率拟合,获得与该汽车零件对应的失效曲线,该失效曲线有助于判断该零件模型的失效模式,从而确定该汽车零件的混合预测模型,进而提高汽车零件故障预测的准确率。

[0070] 在一个实施例中,如图7所示,该混合预测模型的构建步骤,包括:

[0071] 步骤702,获取与不同零件种类对应的历史故障数据,并基于该历史故障数据确定该不同零件种类在各个使用时长内分别对应的历史累计失效率。

[0072] 其中,累计失效率可以通过残存比率法、平均秩次法、寿命表法和乘积限估法等方式获得,本申请实施例对此不作限定。在其中一个实施例中,由于汽车市场故障数据样本数量多,选择残存比率法计算累计失效率。该残存比率法首先将不同时刻进入统计的样品平移到同一时刻进行统计,即如图3(b)所示的统计方法,再基于故障数据中的失效数、删失数,通过可靠度计算原理计算可靠度,从而获得不可靠度即累计失效率。该残存比率法计算表,如表2所示:

[0073] 表2残存比率法

	①	②	③	④	⑤	⑥	⑦	⑧
序 号	使用时间 (月)	失效数	删失数	残存数	失效率	残存率	可靠度	不可靠度
	t_i / m	$\Delta r(t_i)$	$\Delta k(t_i)$	$n_s(t_{i-1})$	$n_s(t_{i-1})$	$S(t_i)$	$R(t_i)$	$F_n(t_i)$
[0074]	已知	已知	已知	$n - \sum_{j=1}^i ((2)_j + (3)_j)$	$\frac{(2)_i}{(4)_{i-1}}$	$1 - (5)_i$	$(6)_i \cdot (7)_{i-1}$	$1 - (7)_i$
	0			n				
	1	1						
	2	2						
	⋮	⋮						
[0075]	36	36						

[0076] 具体地,计算机设备获取与不同零件种类对应的历史故障数据,该历史故障数据包括销售数量、使用时长、失效数、以及删失数,基于该历史故障数据,计算机设备通过残存比率法,确定不同零件种类在各个互相连续的使用时长内分别对应的历史累计失效率。例如,计算机设备基于A、B两种车型中最容易发生故障的TOP20的汽车零件,即40种零件种类,获取40种零件种类的历史故障数据,对于每一种零件种类来说,计算机设备通过残存比率法计算原理,获取各个互相连续的使用时长的历史累计失效率。

[0077] 步骤704,构建初始的混合预测模型。

[0078] 其中,当失效模式为多种失效模式时,即该汽车零件的失效曲线中包含了经典曲线中零件的三个阶段的失效模式。为了满足对汽车零件中各个失效模式的拟合,混合预测模型的重数为三重,即分别对应早期故障阶段、偶然故障阶段和耗损故障阶段。为了满足对不同类型(电子电器类、机械类、橡胶类等)零件失效特性的拟合,选择使用范围广的威布尔

分布作为基础分布,建立三重三参数混合威布尔预测模型作为混合预测模型。

[0079] 具体地,计算机设备基于多种失效模式,设定与各个失效模式对应的权重,并且以三参数的威布尔模型为基础,构建初始的混合预测模型。例如,计算机设备设置各个失效模式的权重分别为 p_1 、 p_2 、 p_3 ,以及设置各个失效模式对应的三参数威布尔模型,分别为 $F_1(t)$ 、 $F_2(t)$ 、 $F_3(t)$,然后计算机设备基于各个失效模式的权重、以及各个失效模式的三参数威布尔模型,构建初始的混合预测模型。

[0080] 其中,三参数的威布尔模型的表达式如下:

$$[0081] \quad F_i(t) = 1 - e^{-\left(\frac{t-\gamma_i}{\eta_i}\right)^{\beta_i}}, i = 1, 2, 3$$

[0082] 上述式中, $F_i(t)$ 为零件市场故障数据的预测累计失效率函数; η_i 为零件第 i 个失效模式单一威布尔分布模型的尺度参数, β_i 为零件第 i 个失效模式单一威布尔分布模型的形状参数, γ_i 为零件第 i 个失效模式单一威布尔分布模型的位置参数,当 $\gamma_i=0$ 时,则模型退化为二参数模型。

[0083] 步骤706,对于每种零件种类,分别通过该初始的混合预测模型,预测在不同使用时长所对应的预测历史累计失效率。

[0084] 具体地,计算机设备基于与零件种类对应的初始的混合预测模型,将不同使用时长输入至该初始的混合预测模型中,获得与使用时长对应的预测历史累计失效率。例如,计算机设备基于A、B两种车型中最容易发生故障的TOP20的汽车零件,即40种零件种类,对于每一种零件种类,分别输入经过月为1、2、3、……、17月至初始的混合预测模型,通过各个失效模式的权重、以及各个失效模式的三参数威布尔模型,获取与各个经过月对应的预测历史累计失效率。

[0085] 步骤708,对于该每种零件种类,基于各个使用时长所对应的预测历史累计失效率与历史累计失效率之间的差异,调整该初始的混合预测模型的模型参数,直至达到预设停止条件时停止,得到与对应零件种类对应的最终的混合预测模型。

[0086] 其中,初始的混合预测模型的模型参数包括各个失效模式的权重、尺度参数、形状参数、以及位置参数。

[0087] 具体地,对于每种零件种类,计算机设备将各个使用时长对应的预测历史累计失效率减去历史累计失效率,获得差值,通过调整初始的混合预测模型的模型参数,基于调整后的模型获得调整后的预测历史累计失效率,并计算调整后的预测历史累计失效率与历史累计失效率的差值,直至满足预设停止条件时,获取当前的模型参数,基于当前的模型参数获得与对应零件种类对应的最终的混合预测模型。例如,对于每种零件种类,计算机设备首先确定初始的混合预测模型的初始模型参数的组合,该参数的组合包括各个失效模式对应的权重、尺度参数、形状参数、位置参数,基于该初始模型参数的组合获取该零件种类不同使用时长的预测历史累计失效率,基于历史故障数据,计算机设备获取该零件种类不同使用时长的历史累计失效率,再将相同使用时长的预测历史累计失效率和历史累计失效率进行差值运算,获得各个使用时长的差值,然后每调整一次参数的组合,获得与调整组合参数对应的差值,将所有差值进行比较,基于比较结果确定最终参数的组合,从而确定与各个零件种类对应的最终的混合预测模型。

[0088] 在本实施例中,通过获取不同零件种类的历史故障数据,确定各个零件种类在各

个使用时长的历史累计失效率,然后基于构建的初始的混合预测模型,获取各个零件种类在各个使用时长的预测历史累计失效率,再基于各个零件种类在各个使用时长的预测历史累计失效率、以及历史累计失效率的差异,调整模型参数,从而获取最终的混合预测模型。因此,基于最终的混合预测模型,能够提高汽车零件故障预测的准确率。

[0089] 在一个实施例中,该基于该历史故障数据确定该不同零件种类在各个使用时长内分别对应的历史累计失效率,包括:

[0090] 基于该使用时长信息,得到多个互相连续的使用时长。

[0091] 其中,基于使用时长信息确定该历史故障数据中的统计时间段,根据时间间隔将该统计时间段划分为多个互相连续的使用时长,相邻两个使用时长相隔一个时间间隔,该时间间隔可以为天、月或者年等等,当时间间隔为月时,该使用时长可用经过月表示。

[0092] 如图8所示,对于该多个互相连续的使用时长中的每个使用时长,均通过以下步骤计算得到对应的历史累计失效率:

[0093] 步骤802,将上一次使用时长对应的残存数减去当前使用时长对应的失效数和删失数,获得当前使用时长对应的残存数。

[0094] 其中,残存数为在某时刻时残存的汽车零件数目。在历史故障数据中初始时刻时的残存数即为该汽车零件的销售数量。

[0095] 具体地,计算机设备基于历史故障数据中的使用时长信息,获取各个连续的使用时长,基于汽车零件的销售数量,将该销售数量减去经过第一个使用时长后的失效数、以及减去经过第一个使用时长后的删失数,获得与第一个使用时长对应的残存数,计算机设备通过增加时间间隔,将上一次使用时长对应的残存数减去当前使用时长对应的失效数、当前时长对应的删失数,获得当前使用时长对应的残存数。

[0096] 步骤804,将当前使用时长对应的失效数除以上一次使用时长对应的残存数获得当前使用时长对应的失效率。

[0097] 其中,残存数为在某时刻时残存的汽车零件数目。在历史故障数据中初始时刻时的残存数即为该汽车零件的销售数量。

[0098] 具体地,计算机设备基于历史故障数据中的使用时长信息,获取各个连续的使用时长,基于汽车零件的销售数量,将该销售数量减去经过第一个使用时长后的失效数、以及减去经过第一个使用时长后的删失数,获得与第一个使用时长对应的残存数,计算机设备通过增加时间间隔,将上一次使用时长对应的残存数减去当前使用时长对应的失效数、当前时长对应的删失数,获得当前使用时长对应的残存数。

[0099] 步骤806,通过一个单位常数减去当前使用时长对应的失效率,获得当前使用时长对应的残存率。

[0100] 其中,残存率为截止到当前时刻样品残存的概率,残存率与失效率的和恒为1。

[0101] 具体地,计算机设备获取当前使用时长的失效率,通过一个单位阐述减去当前使用时长的失效率,获得当前使用时长对应的残存率。例如,对于B车型某零件的历史故障数据,销售数量为22826,则售出经过一个月时的失效数为7、删失数为33,则残存数为22786,则经过月为1时的失效率为 $7/22786=0.03\%$,则经过月为1的残存率为 $1-0.03\%=99.97\%$ 。

[0102] 步骤808,将该当前使用时长对应的残存率乘以上一次使用时长对应的可靠度,获

得当前使用时长对应的可靠度,其中,第一次使用时长对应的可靠度通过初始可靠度乘以第一次使用时长对应的残存率得到。

[0103] 其中,可靠度为可靠性的概率度量,即产品在规定的时间内,在规定的条件下,完成预定功能的概率。

[0104] 具体地,计算机设备获取当前使用时长对应的残存率和上一次使用时长对应的可靠度,将当前使用时长对应的残存率乘以上一次使用时长对应的可靠度,获得的乘积为当前使用时长对应的可靠度。其中,第一使用时长对应的可靠度为初始可靠度(即为1)与第一次使用时长对应的残存率得到。例如,对于B车型某零件的历史故障数据,销售数量为22826,则售出经过一个月时的失效数为7、删失数为33,则残存数为22786,则经过月为1时的残存率为 $1 - 0.03\% = 99.97\%$ 。而初始可靠度默认为1,则经过月为1时的可靠度为 99.97% ;当经过月为2的失效数为20、删失数为34时,获取的残存率为 99.91% ,则经过月为2的可靠度为 $99.97\% \times 99.91\% = 99.88\%$ 。

[0105] 步骤810,通过一个单位常数减去该当前使用时长对应的可靠度,获得当前使用时长对应的历史累计失效率。

[0106] 其中,累计失效率也可以称为不可靠度,该累计失效率为产品在规定的条件下和规定的时间内丧失功能的概率。可靠度与累计失效率的和恒为1。

[0107] 具体地,计算机设备获取当前使用时长对应的可靠度,通过一个单位常数减去该当前使用时长对应的可靠度,获取当前使用时长对应的历史累计失效率。例如,例如,对于B车型某零件的历史故障数据,销售数量为22826,则售出经过一个月时的失效数为7、删失数为33,计算获得残存数为22786、残存率为 99.97% ,可靠度为 99.97% ,则经过月为1时的历史累计失效率为 0.03% 。经过月为2的失效数为20、删失数为34时,获取的残存率为 99.91% ,可靠度为 99.88% ,则经过月为2的历史累计失效率为 0.12% 。其中,为方便分析各个经过月对应的历史累计失效率,请参考表3所示的B车型某零件的残存比率表:

[0108] 表3 B车型某零件的残存比率表

序号	①	②	③	④	⑤	⑥	⑦	⑧
	使用时间 (月)	失效数	删失数	残存数	失效率	残存率	可靠度	不可靠度
0				22826			1	0
1	1	7	33	22786	0.03%	99.97%	99.97%	0.03%
2	2	20	34	22732	0.09%	99.91%	99.88%	0.12%
3	3	51	57	22624	0.22%	99.78%	99.66%	0.34%
4	4	69	94	22461	0.30%	99.70%	99.35%	0.65%
5	5	82	107	22272	0.37%	99.63%	98.99%	1.01%
6	6	115	161	21996	0.52%	99.48%	98.48%	1.52%
[0109] 7	7	140	172	21684	0.64%	99.36%	97.85%	2.15%
8	8	184	489	21011	0.85%	99.15%	97.02%	2.98%
9	9	199	609	20203	0.95%	99.05%	96.10%	3.90%
10	10	219	1299	18685	1.08%	98.92%	95.06%	4.94%
11	11	186	1070	17429	1.00%	99.00%	94.12%	5.88%
12	12	188	2099	15142	1.08%	98.92%	93.10%	6.90%
13	13	158	3795	11189	1.04%	98.96%	92.13%	7.87%
14	14	83	3515	7591	0.74%	99.26%	91.45%	8.55%
15	15	45	3108	4438	0.59%	99.41%	90.90%	9.10%
16	16	14	3391	1033	0.32%	99.68%	90.62%	9.38%
17	17	10	1023	0	0.97%	99.03%	89.74%	10.26%

[0110] 在本实施例中,通过获取不同零件种类的历史故障数据,基于各个零件种类的历史故障数据中的销售数量、失效数和删失数,获取与各个互相连续使用时长对应的残存数,然后基于残存数获取与各个互相连续使用时长对应的失效率,以此获得与各个互相连续使用时长对应的残存率,再基于残存率与初始可靠度获取与各个互相连续使用时长对应的可靠度,以此获得与各个互相连续使用时长对应的历史累计失效率。该历史累计失效率有助于确定最终的混合预测模型,进而提高汽车零件故障预测的准确率。

[0111] 在一个实施例中,如图9所示,该构建初始的混合预测模型,包括:

[0112] 步骤902,获取预先定义的约束条件,该约束条件包括三参数预测函数、该初始的混合预测模型的模型参数范围。

[0113] 其中,约束条件s.t.如下所示:

$$[0114] \quad s.t. \begin{cases} F_i(t) = 1 - e^{-\left(\frac{t-\gamma_i}{\eta_i}\right)^{\beta_i}} \\ 0 \leq p_i \leq 1, \sum_{i=1}^k p_i = 1 \\ \eta_i > 0, \beta_i > 0, \gamma_i > 0 \end{cases}$$

[0115] 该式中 $F_i(t)$ 为与失效模式为 i 对应的预测累计失效率函数, η_i 为零件第 i 个失效模式单一威布尔分布模型的尺度参数, β_i 为零件第 i 个失效模式单一威布尔分布模型的形状参数, γ_i 为零件第 i 个失效模式单一威布尔分布模型的位置参数, p_i 为与失效模式为 i 对应的权重。

[0116] 具体地,计算机设备根据初始的混合预测模型的三参数预测函数、与各个失效模式对应的权重、以及模型参数,获取初始的混合预测模型的约束条件。该约束条件为各个失效模式对应的三参数预测函数中的模型参数均大于零,且与各个失效模式对应的权重均大于零,所有失效模式的权重相加和为1。

[0117] 步骤904,基于该约束条件构建各个失效模式分别对应的初始的三参数预测模型。

[0118] 具体地,计算机设备基于约束条件,确定各个失效模式中三参数预测模型的尺度参数、形状参数、以及位置参数,根据该尺度参数、形状参数、以及位置参数确定与各个失效模式对应的初始的三参数预测模型。例如,对于早期故障阶段的第一种失效模式,根据约束条件确定尺度参数 η_1 、形状参数 β_1 、位置参数 γ_1 ,则根据三参数预测模型的公式,该失效模式的三参数预测模型为:

$$[0119] \quad F_1(t) = 1 - e^{-\left(\frac{t-\gamma_1}{\eta_1}\right)^{\beta_1}}$$

[0120] 其中, $\eta_i > 0, \beta_i > 0, \gamma_i > 0$ 。

[0121] 步骤906,根据该初始的三参数预测模型和该各个失效模式对应的权重,确定初始的混合预测模型。

[0122] 具体地,计算机设备根据各个失效模式下的初始的三参数预测模型、权重,将各个失效模式的初始的三参数预测模型、以及各个失效模式的权重进行加权求和,确定初始的混合预测模型。例如,早期故障阶段、偶然故障阶段、耗损故障阶段三种失效模式的初始的三参数预测模型分别为 $F_1(t)$ 、 $F_2(t)$ 、 $F_3(t)$,且与各个失效模式对应的权重分别为 p_1 、 p_2 、 p_3 ,则计算机设备根据各个失效模式的初始的三参数预测模型、权重构建初始的混合预测模型 $F(t)$,具体公式如下:

$$[0123] \quad \begin{cases} F(t) = p_1 F_1(t) + p_2 F_2(t) + p_3 F_3(t) \\ p_1 + p_2 + p_3 = 1 \end{cases}$$

[0124] 在本实施例中,根据约束条件构建与各个失效模式对应的初始的三参数预测模型,基于各个失效模式的初始的三参数模型和各个失效模式的权重,确定初始的混合预测模型。因此,基于初始的混合预测模型,为后续优化该初始的混合预测模型提供了基础,从而确定最终的混合预测模型,进而能够提高汽车零件故障预测的准确率。

[0125] 在一个实施例中,如图10所示,该基于各个使用时长所对应的预测历史累计失效率与历史累计失效率之间的差异,调整该初始的混合预测模型的模型参数,直至达到预设停止条件时停止,得到与对应零件种类对应的最终的混合预测模型,包括:

[0126] 步骤1002,将各个使用时长分别对应的该历史累计失效率,减去相应使用时长所对应的该预测历史累计失效率,获得各个使用时长分别对应的累计失效率差值。

[0127] 具体的,计算机设备获取零件种类中各个使用时长分别对应的历史累计失效率,和预测历史累计失效率,将相同使用时长的历史累计失效率减去预测历史累计失效率,获得相同使用时长的累计失效率差值。例如,对于使用时长 t_k ,获取历史累计失效率为 $F(t_k)$,通过初始的混合预测模型获取预测历史累计失效率 $\sum_{i=1}^3 p_i F_i(t_k)$,则对于使用时长 t_k 的累计失效率差值为 $\Delta F(t_k) = F(t_k) - \sum_{i=1}^3 p_i F_i(t_k)$ 。

[0128] 步骤1004,对各个使用时长分别对应的该累计失效率差值进行平方以及求和运

算,获得目标数值。

[0129] 具体地,计算机设备获取各个使用时长分别对应的累计失效率差值,将各个累计失效率差值进行平方计算、以及求和运算后,获得与初始的混合预测模型的模型参数对应的目标数值。例如,根据 $\sum_{k=1}^n [F(t_k) - \sum_{i=1}^3 p_i F_i(t)]^2$,计算使用时长为 t_k 时对应的目标值,即该目标值为 $\Delta L_1 = \sum_{k=1}^n [\Delta F(t_k)]^2$ (其中,与初始的混合预测模型对应的目标值为 ΔL_1 表示)。

[0130] 步骤1006,在该模型参数范围内调整该初始的混合预测模型的模型参数,并获取每次调整该模型参数后的各个目标数值;调整后的该模型参数用于计算预测历史累计失效率。

[0131] 具体地,计算机设备基于约束条件,在模型参数范围内调整初始的混合预测模型的模型参数,并获得与调整后的模型参数对应的调整混合预测模型,基于调整混合预测模型计算各个使用时长对应的预测历史累计失效率,获得与调整后的模型参数对应的目标数值。例如,基于各个失效模式的权重、尺度参数、形状参数、位置参数的范围,确定参数的组合 K_i (i 为调整次数),基于参数的组合,能够获得对应的目标数值,即 ΔL_1 、 ΔL_2 、 \dots 、 ΔL_i 。

[0132] 步骤1008,将各个目标数值进行对比,获取最小目标数值,将该最小目标数值对应的模型参数作为最终的模型参数。

[0133] 具体地,计算机设备将各个目标数值进行对比,从大到小排序,获取最小目标数值,将该最小目标数值对应的模型参数的组合作为最终的模型参数的组合。例如,计算机设备基于最小二乘法估计原理,构建下述公式:

$$[0134] \quad f(t) = \min \sum_{k=1}^n [F(t_k) - \sum_{i=1}^3 p_i F_i(t)]^2 = \min\{\Delta L_1, \Delta L_2, \dots, \Delta L_i\}$$

[0135] 然后,计算机设备基于R语言编程通过序列二次规划(SQP)法,进行参数拟合实现参数估计,以此求取最小目标值。比如,根据B车型某零件市场故障数据,进行参数拟合后获得下表4所示的计算结果:

[0136] 表4 B车型某零件市场故障数据模型参数计算结果

	i	p_i	γ_i	η_i	β_i
[0137]	1	0.0686	0.2787	8086.15	0.8682
	2	0.1055	0.2823	3865.04	1.0682
	3	0.8259	0.9554	78.22	1.2955

[0138] 即最终的模型参数中,三种失效模式的权重分别是0.0686、0.1055、0.8259,三种失效模式的位置参数分别是0.2787、0.2823、0.9554,尺度参数分别是8086.15、3865.04、78.22,形状参数0.8682、1.0682、1.2955。

[0139] 步骤1010,根据该最终的模型参数,获得与相应零件种类对应的最终的混合预测模型。

[0140] 具体地,计算机设备基于各个失效模式对应的最终的权重、位置参数、尺度参数、形状参数,获取与相应零件种类对应的最终的混合预测模型。例如,根据表4确定了最终的模型参数,则最终的混合预测模型为:

$$[0141] \quad F(t) = 0.0686 \times (1 - e^{-\left(\frac{t-0.2787}{8086.15}\right)^{0.8682}}) + 0.1055 \times (1 - e^{-\left(\frac{t-0.2823}{3865.04}\right)^{1.0682}}) + 0.8259 \times (1 - e^{-\left(\frac{t-0.9554}{78.22}\right)^{1.2955}})$$

[0142] 其中,在获得了最终的混合预测模型后,可以基于均方根误差 (RMSE) 和平均绝对误差 (MAE) 加权求和衡量预测的准确性,该均方根误差的表达式如下:

$$[0143] \quad \text{RSME}(t, F(t)) = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (F(t_i) - F_n(t_i))^2}$$

[0144] 上式中 $F(t_i)$ 为使用时间为经过月 t_i 模型预测的累计失效率, $F_n(t_i)$ 为经过月 t_i 的历史累计失效率。

[0145] 该平均绝对误差的表达式如下:

$$[0146] \quad \text{MAE}(R(T), r(T)) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m |R(t_i) - r(t_i)|$$

[0147] 上式中 $R(t_i)$ 为自然月 t_i 的市场实际发生的故障数量, $r(t_i)$ 为自然月 t_i 经过混合预测模型预测发生的故障数量。

[0148] 为了对比上述方法获得最终的混合预测模型的准确度,基于某品牌旗下B车型某零件在2014年至2017年的市场故障数据,拟合了最终的混合预测模型、单威布尔模型与实际失效率和累计失效率的曲线图,如图11所示,最终的混合预测模型(混合威布尔模型)比单威布尔模型有更高的拟合精度。并且,如图12所示,在两个时间区间分别跟踪确认两个预测模型的预测精度。根据混合威布尔预测曲线和单威布尔预测曲线可知,最终的混合预测模型(混合威布尔模型)比单威布尔模型有更好的预测准确性。(图11中对策1、2、3、4包含了生产领域和设计领域的生成改善对策和规格改善对策,未用虚线框处的部分为已经发生的实际数据,即预测的基础数据)。此外,如图13所示,该图为对不同车型不同汽车零件中预测与实际的差异率的统计图,例如,对于车型A对应差异率11%是将该车型top20零件通过混合预测模型进行预测,获得与20个零件分别对应的20个预测值,再将该20个预测值与实际值进行算数平均,得到差异率,即为11%。因此,根据图13可知,各个车型对应的差异率与差异率平均值相差不大,即对于同车型内各个零件使用最终的混合预测模型进行预测,能够获得极高的预测精度。因此,该混合预测模型的适用范围广泛。

[0149] 在本实施例中,基于各个使用时长的历史累计失效率和预测累计失效率,分别进行差值、平方、以及求和运算获得与初始的混合预测模型对应的目标数值,再通过调整模型参数,获取调整后的各个目标数值,然后通过获得各个目标值中的最小值,达到预设停止条件,即完成模型的优化过程,以提高模型参数的精确性和实用性。此外,通过算例进行验证,最终的混合预测模型能够提高预测的精度,进而能够为汽车市场品质管理提供了新的管理手段。例如,对于有市场不良信息有异常的零部件,通过精准预测把握未来的发生情况,提前发现重品项目(重品项目为存在重要品质问题的项目),从而及时应对防止恶化;除此之外,对于发现的重品项目,基于混合预测模型进行精准预测,能够指导制定有效的市场措施方案,避免大规模的用户二次投诉。

[0150] 应该理解的是,虽然图2、6-10的流程图中的各个步骤按照箭头的指示依次显示,

但是这些步骤并不是必然按照箭头指示的顺序依次执行。除非本文中有明确的说明,这些步骤的执行并没有严格的顺序限制,这些步骤可以以其它的顺序执行。而且,图2、6-10中的至少一部分步骤可以包括多个步骤或者多个阶段,这些步骤或者阶段并不必然是在同一时刻执行完成,而是可以在不同的时刻执行,这些步骤或者阶段的执行顺序也不必然是依次进行,而是可以与其它步骤或者其它步骤中的步骤或者阶段的至少一部分轮流或者交替地执行。

[0151] 在一个实施例中,如图14所示,提供了一种汽车零件的故障预测装置,包括:第一获取模块1402、确定模块1404、构建模块1406、比对模块1408、第二获取模块1410和预测模块1412,其中:

[0152] 第一获取模块1402,用于获取与待预测汽车零件所属目标零件种类对应的历史故障数据;该历史故障数据包括失效数、删失数和使用时长信息。

[0153] 确定模块1404,用于基于该历史故障数据确定该目标零件种类对应的失效数据;其中,该失效数据包括该汽车零件的失效率。

[0154] 构建模块1406,用于根据该使用时长信息、以及该失效数据中的失效率,构建与该汽车零件对应的失效曲线。

[0155] 比对模块1408,用于将该失效曲线与经典失效曲线进行比对,得到比对结果。

[0156] 第二获取模块1410,用于当基于该比对结果确定该汽车零件的失效模式为多种失效模式时,获取与该目标零件种类对应的混合预测模型;该混合预测模型通过该目标零件种类所对应的历史故障数据训练得到。

[0157] 预测模块1412,用于通过该混合预测模型,对该汽车零件在待测时刻的累计失效率进行预测,输出预测累计失效率。

[0158] 在一个实施例中,该确定模块1404,用于基于该使用时长信息,得到多个互相连续的使用时长;对于该多个互相连续的使用时长中的每个使用时长,均通过以下步骤计算得到对应的失效率:将上一次使用时长对应的残存数减去当前使用时长对应的失效数和删失数,获得当前使用时长对应的残存数,其中,第一次使用时长对应的残存数通过该汽车零件的销售数量减去第一次使用时长对应的失效数,并减去第一次使用时长对应的删失数得到;将当前使用时长对应的失效数除以该上一次使用时长对应的残存数,得到当前使用时长对应的失效率。

[0159] 在一个实施例中,该构建模块1406,用于根据使用时长信息获取各个使用时长对应的失效率;根据使用时长信息和该各个使用时长对应的失效率拟合获得与该汽车零件对应的失效曲线。

[0160] 在一个实施例中,该第二获取模块1410,用于获取与不同零件种类对应的历史故障数据,并基于该历史故障数据确定该不同零件种类在各个使用时长内分别对应的历史累计失效率;构建初始的混合预测模型;对于每种零件种类,分别通过该初始的混合预测模型,预测在不同使用时长所对应的预测历史累计失效率;对于该每种零件种类,基于各个使用时长所对应的预测历史累计失效率与历史累计失效率之间的差异,调整该初始的混合预测模型的模型参数,直至达到预设停止条件时停止,得到与对应零件种类对应的最终的混合预测模型。

[0161] 在一个实施例中,该第二获取模块1410,具体用于基于该使用时长信息,得到多个

互相连续的使用时长;对于该多个互相连续的使用时长中的每个使用时长,均通过以下步骤计算得到对应的历史累计失效率:将上一次使用时长对应的残存数减去当前使用时长对应的失效数和删失数,获得当前使用时长对应的残存数;将当前使用时长对应的失效数除以上一次使用时长对应的残存数获得当前使用时长对应的失效率;通过一个单位常数减去当前使用时长对应的失效率,获得当前使用时长对应的残存率;将该当前使用时长对应的残存率乘以上一次使用时长对应的可靠度,获得当前使用时长对应的可靠度,其中,第一次使用时长对应的可靠度通过初始可靠度乘以第一次使用时长对应的残存率得到;通过一个单位常数减去该当前使用时长对应的可靠度,获得当前使用时长对应的历史累计失效率。

[0162] 在一个实施例中,该第二获取模块1410,具体用于获取预先定义的约束条件,该约束条件包括三参数预测函数、该初始的混合预测模型的模型参数范围;基于该约束条件构建各个失效模式分别对应的初始的三参数预测模型;根据该初始的三参数预测模型和该各个失效模式对应的权重,确定初始的混合预测模型。

[0163] 在一个实施例中,该第二获取模块1410,具体用于将各个使用时长分别对应的该历史累计失效率,减去相应使用时长所对应的该预测历史累计失效率,获得各个使用时长分别对应的累计失效率差值;对各个使用时长分别对应的该累计失效率差值进行平方以及求和运算,获得目标数值;在该模型参数范围内调整该初始的混合预测模型的模型参数,并获取每次调整该模型参数后的各个目标数值;调整后的该模型参数用于计算预测历史累计失效率;将各个目标数值进行对比,获取最小目标数值,将该最小目标数值对应的模型参数作为最终的模型参数;根据该最终的模型参数,获得与相应零件种类对应的最终的混合预测模型。

[0164] 关于汽车零件的故障预测装置的具体限定可以参见上文中对于汽车零件的故障预测方法的限定,在此不再赘述。上述汽车零件的故障预测装置中的各个模块可全部或部分通过软件、硬件及其组合来实现。上述各模块可以硬件形式内嵌于或独立于计算机设备中的处理器中,也可以以软件形式存储于计算机设备中的存储器中,以便于处理器调用执行以上各个模块对应的操作。

[0165] 在一个实施例中,提供了一种计算机设备,该计算机设备可以是服务器,其内部结构图可以如图15所示。该计算机设备包括通过系统总线连接的处理器、存储器和网络接口。其中,该计算机设备的处理器用于提供计算和控制能力。该计算机设备的存储器包括非易失性存储介质、内存储器。该非易失性存储介质存储有操作系统、计算机程序和数据库。该内存储器为非易失性存储介质中的操作系统和计算机程序的运行提供环境。该计算机设备的数据库用于存储汽车零件的故障预测数据。该计算机设备的网络接口用于与外部的终端通过网络连接通信。该计算机程序被处理器执行时以实现一种汽车零件的故障预测方法。

[0166] 本领域技术人员可以理解,图15中示出的结构,仅仅是与本申请方案相关的部分结构的框图,并不构成对本申请方案所应用于其上的计算机设备的限定,具体的计算机设备可以包括比图中所示更多或更少的部件,或者组合某些部件,或者具有不同的部件布置。

[0167] 在一个实施例中,提供了一种计算机设备,包括存储器和处理器,存储器中存储有计算机程序,该处理器执行计算机程序时实现上述各方法实施例中的步骤。

[0168] 在一个实施例中,提供了一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,该计算机程序被处理器执行时实现上述各方法实施例中的步骤。

[0169] 本领域普通技术人员可以理解实现上述实施例方法中的全部或部分流程,是可以
通过计算机程序来指令相关的硬件来完成,所述的计算机程序可存储于一非易失性计算机
可读取存储介质中,该计算机程序在执行时,可包括如上述各方法的实施例的流程。其中,
本申请所提供的各实施例中所使用的对存储器、存储、数据库或其它介质的任何引用,均可
包括非易失性和易失性存储器中的至少一种。非易失性存储器可包括只读存储器(Read-
Only Memory,ROM)、磁带、软盘、闪存或光存储器等。易失性存储器可包括随机存取存储器
(Random Access Memory,RAM)或外部高速缓冲存储器。作为说明而非局限,RAM可以是多种
形式,比如静态随机存取存储器(Static Random Access Memory,SRAM)或动态随机存取存
储器(Dynamic Random Access Memory,DRAM)等。

[0170] 以上实施例的各技术特征可以进行任意的组合,为使描述简洁,未对上述实施例
中的各个技术特征所有可能的组合都进行描述,然而,只要这些技术特征的组合不存在矛
盾,都应当认为是本说明书记载的范围。

[0171] 以上所述实施例仅表达了本申请的几种实施方式,其描述较为具体和详细,但并
不能因此而理解为对发明专利范围的限制。应当指出的是,对于本领域的普通技术人员来
说,在不脱离本申请构思的前提下,还可以做出若干变形和改进,这些都属于本申请的保
护范围。因此,本申请专利的保护范围应以所附权利要求为准。

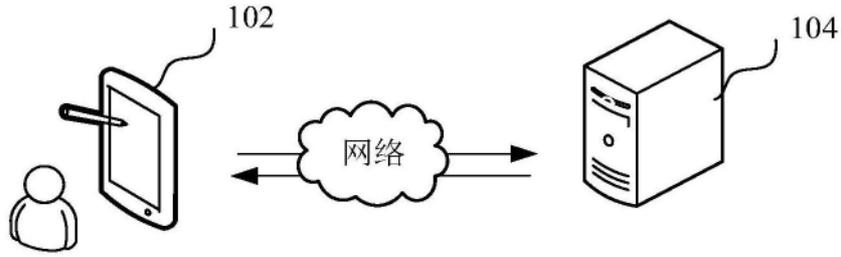


图1

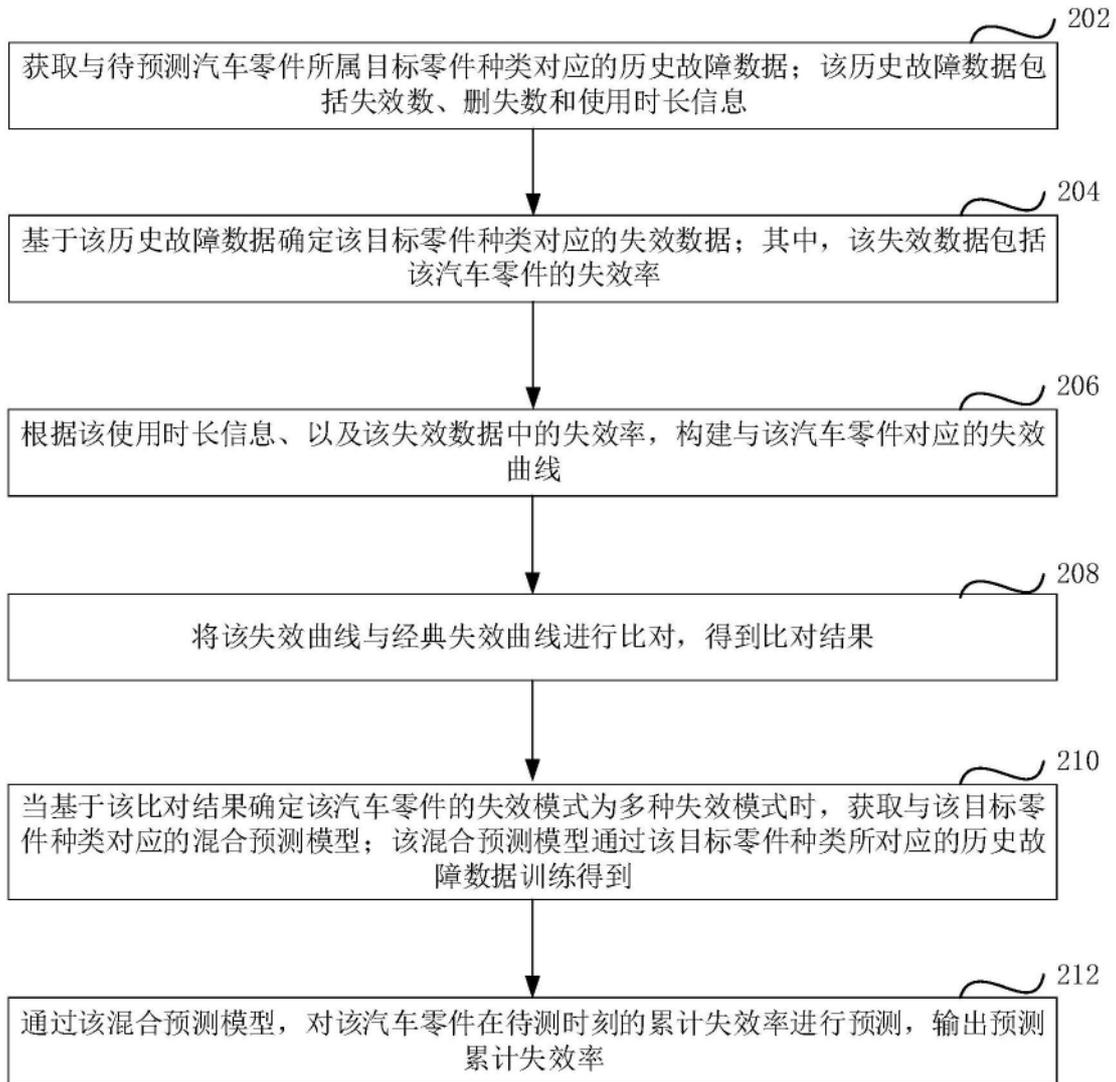


图2



图3

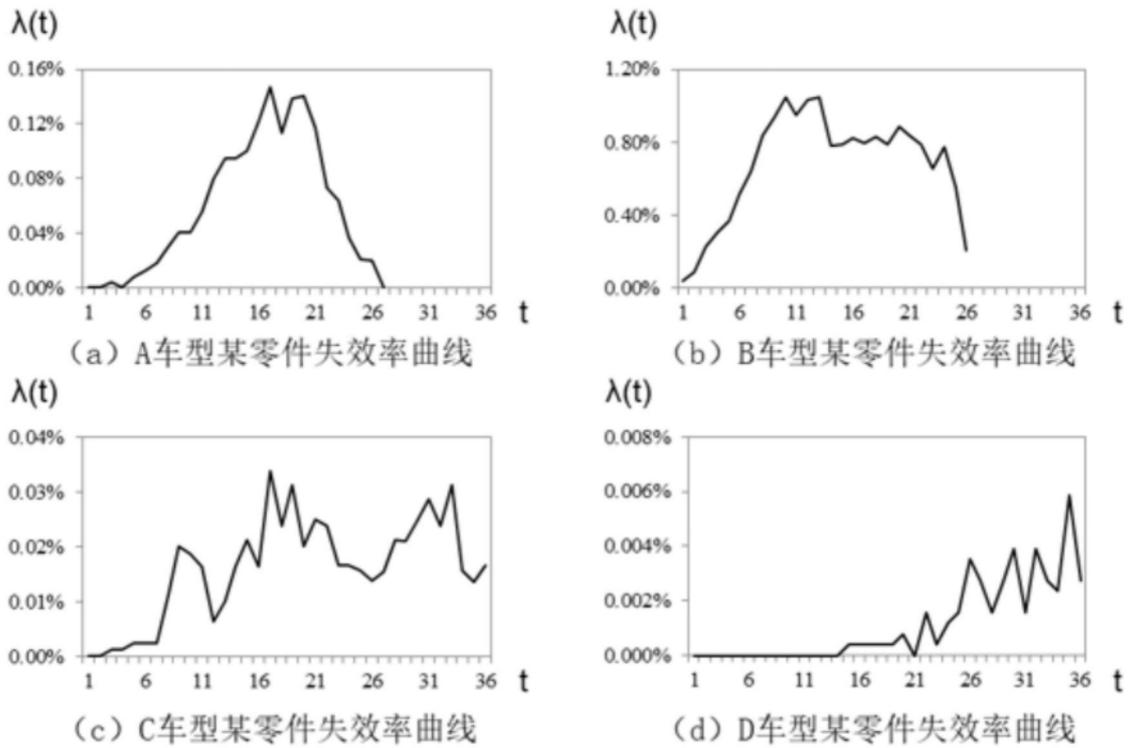


图4

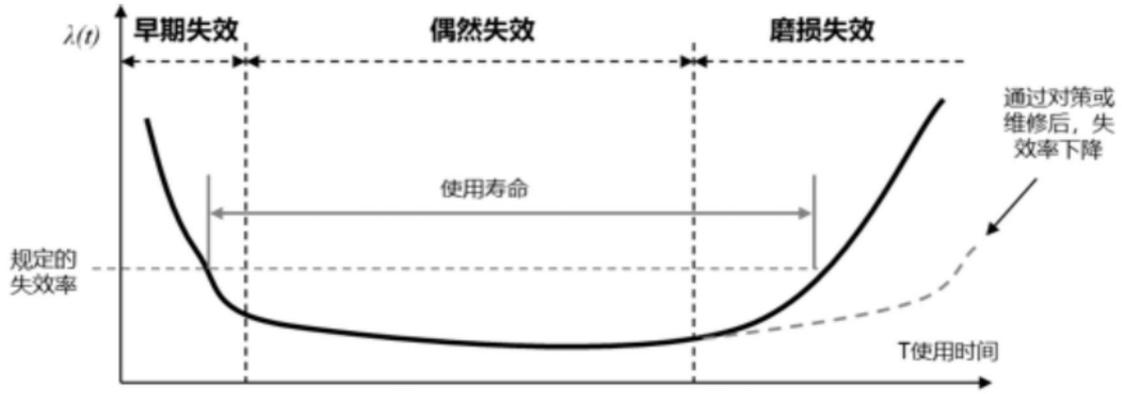


图5

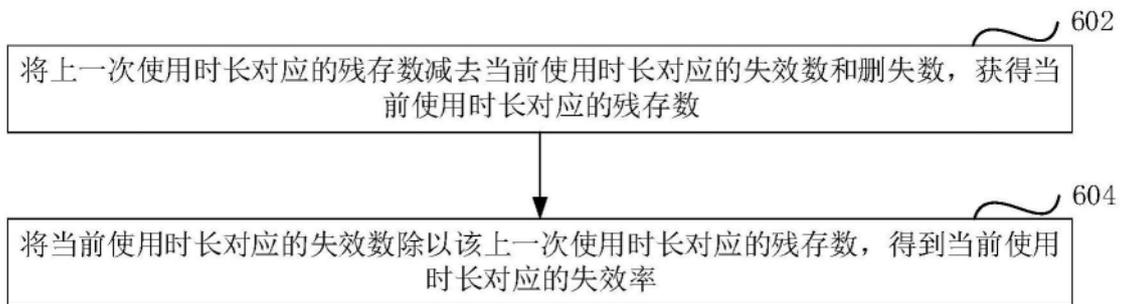


图6

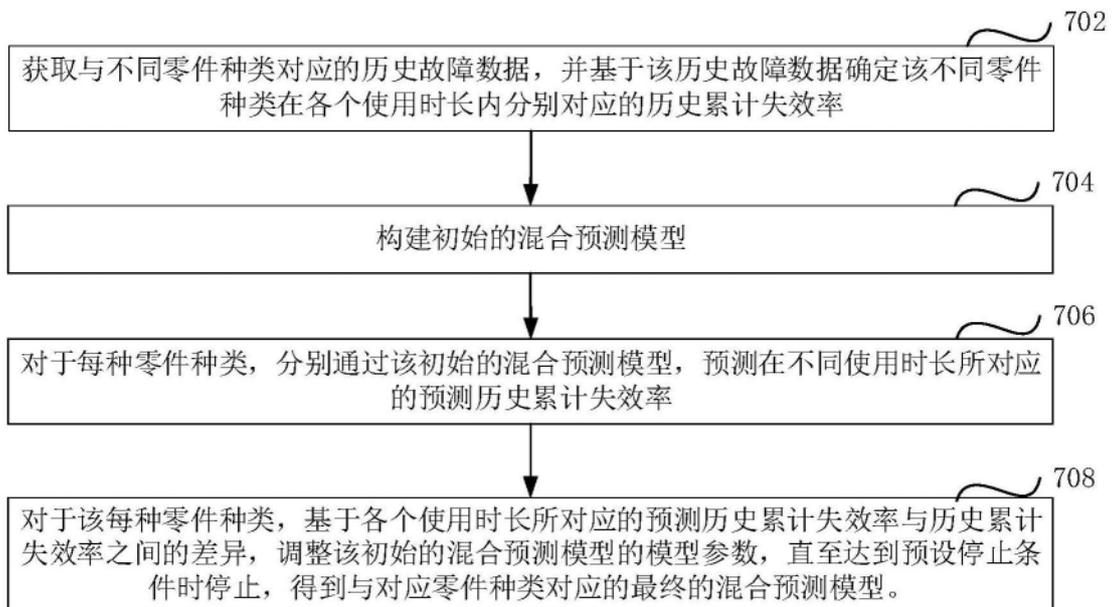


图7

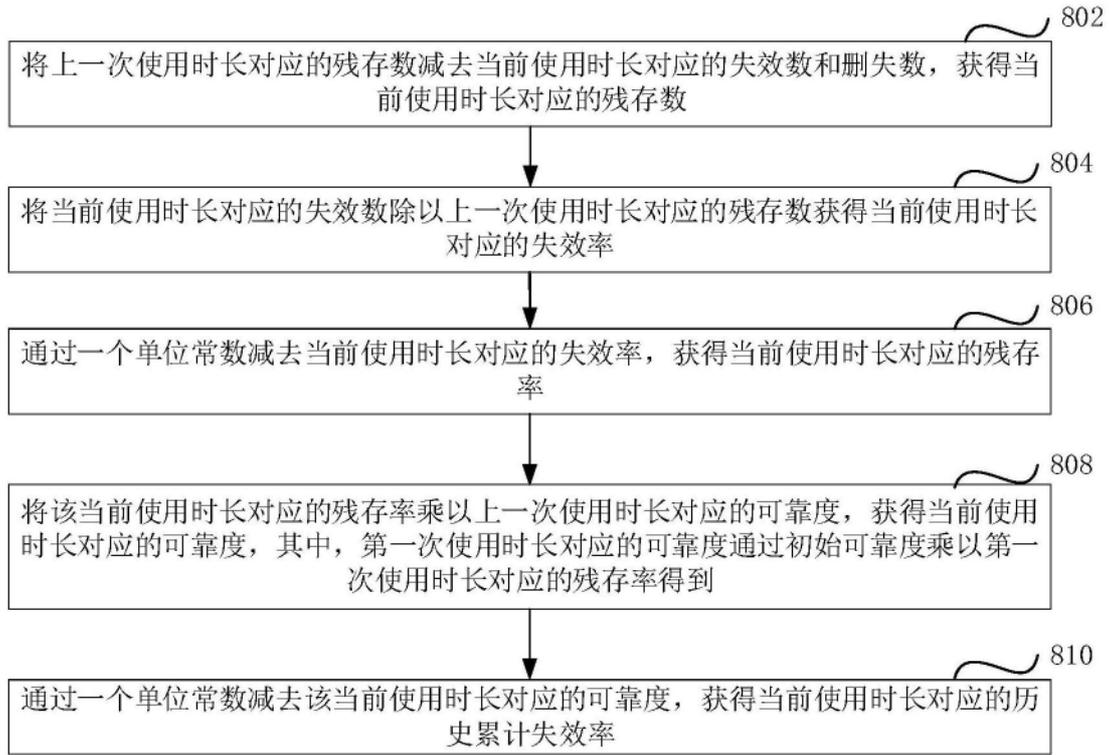


图8

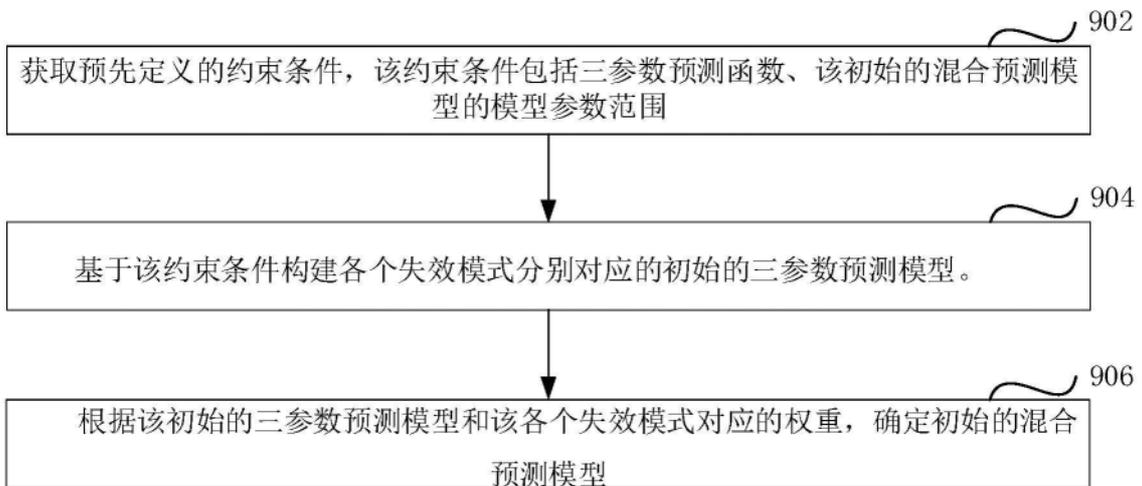


图9

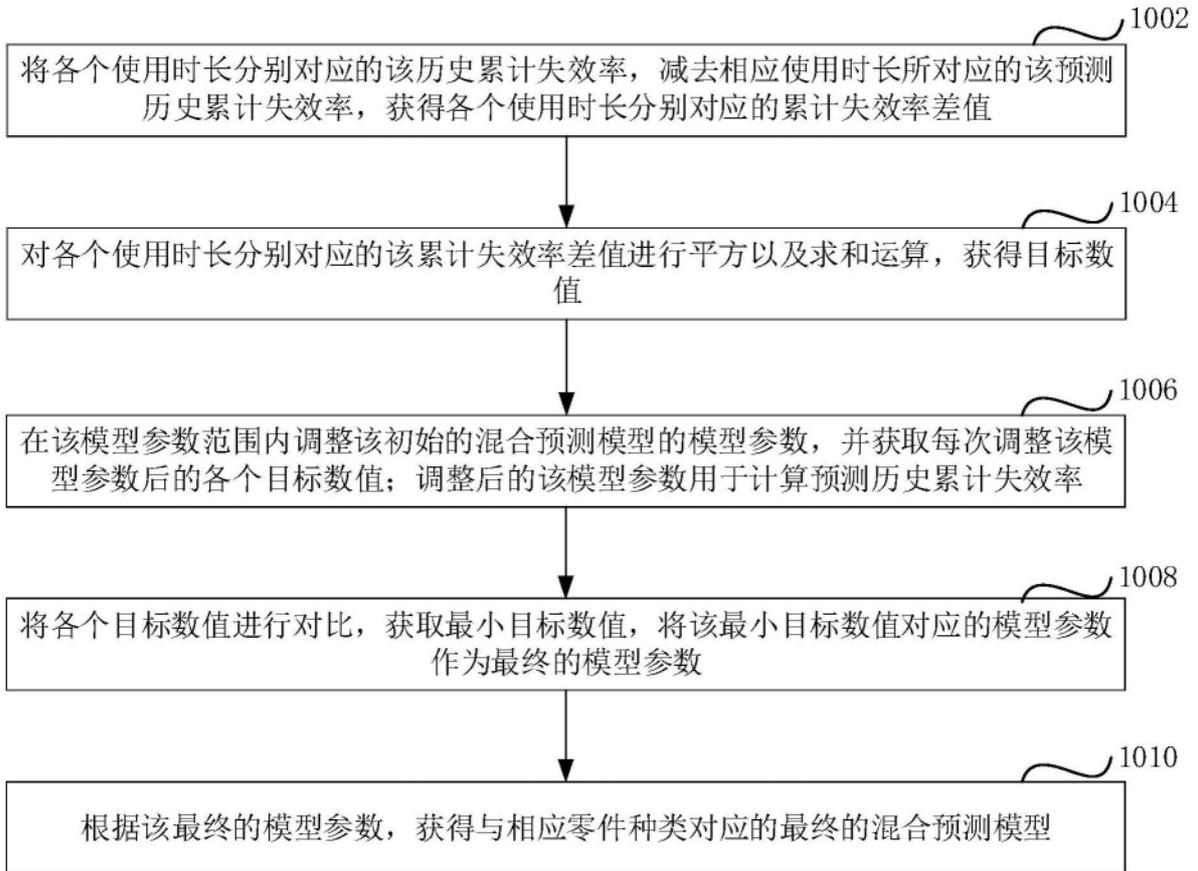


图10

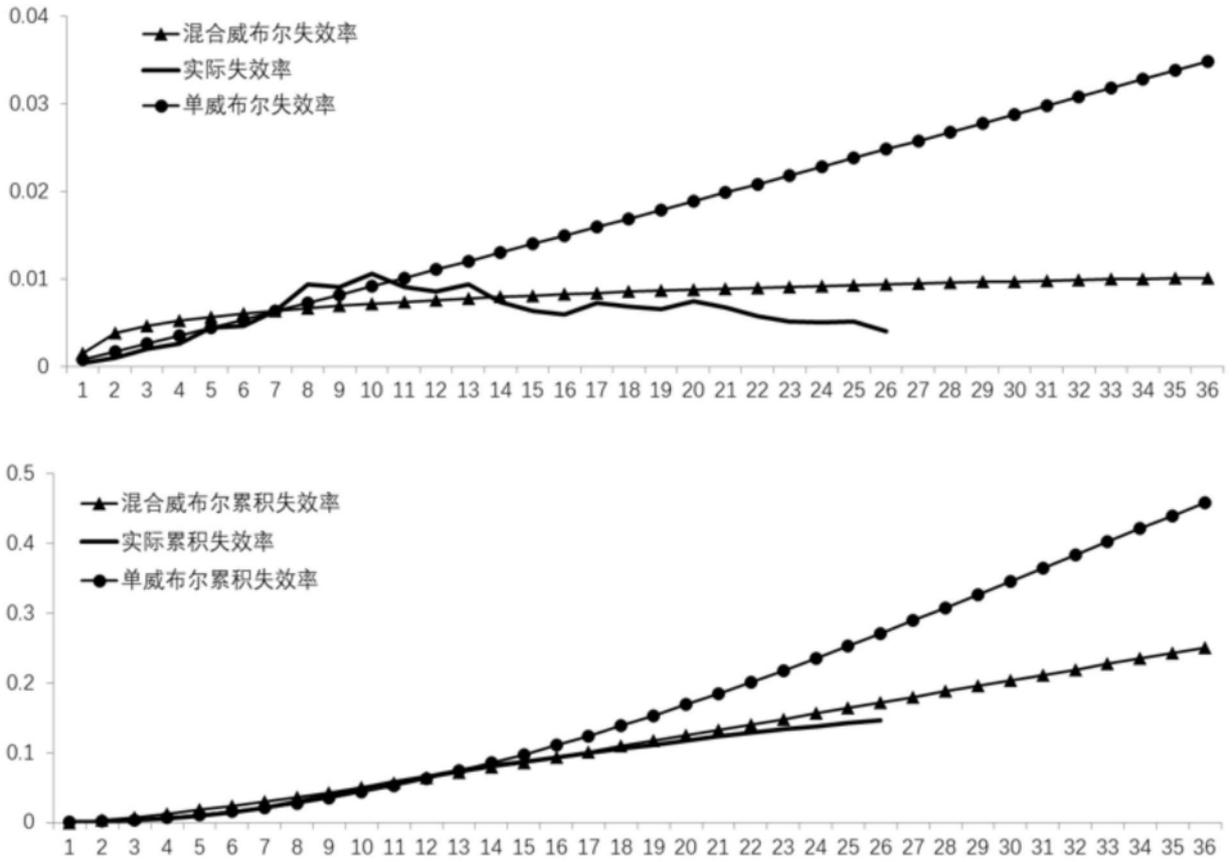


图11

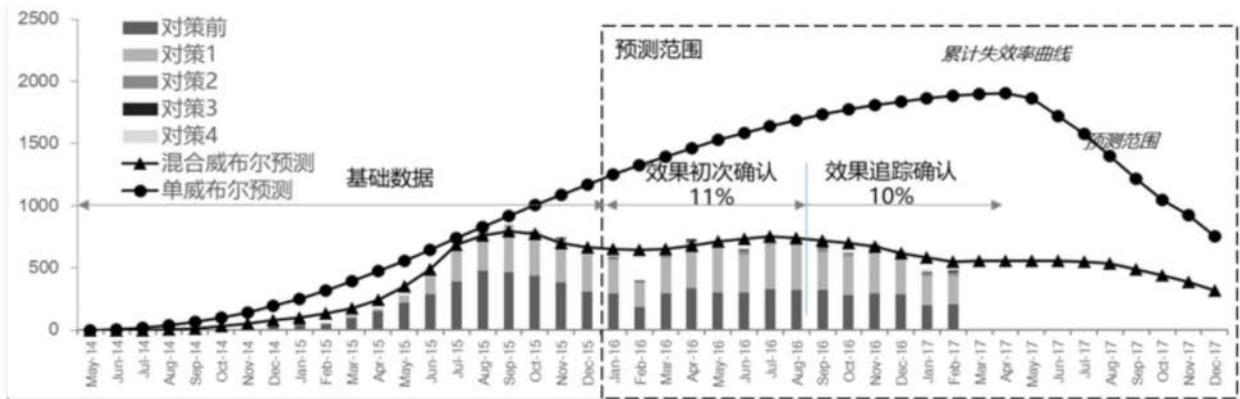


图12

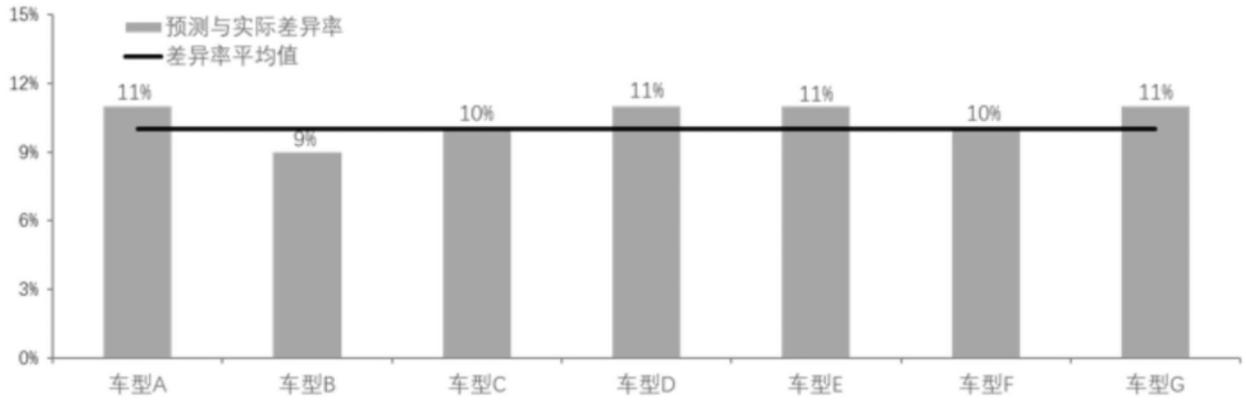


图13

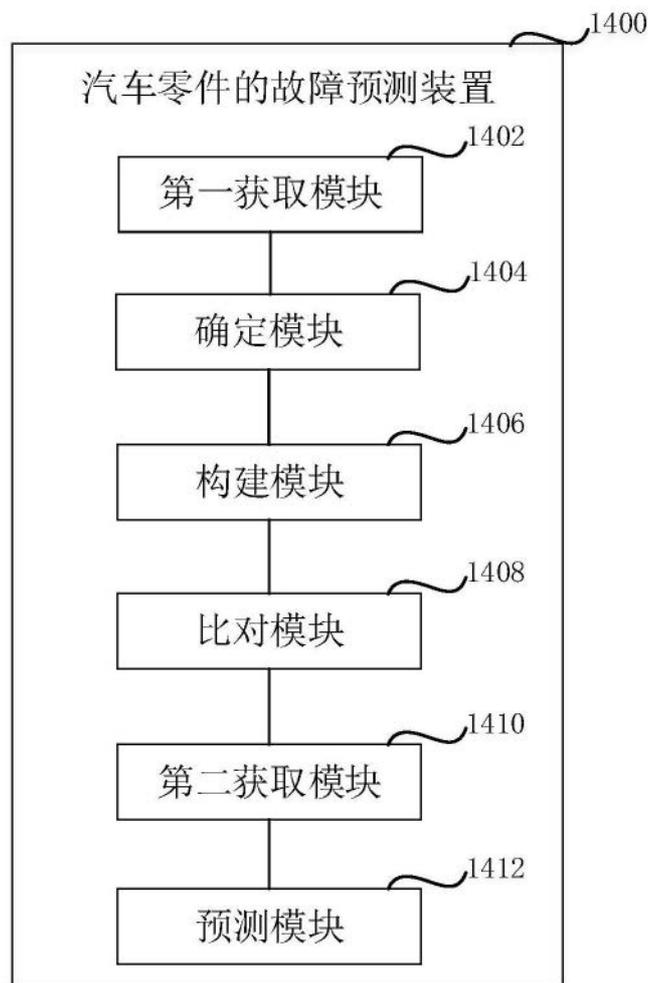


图14

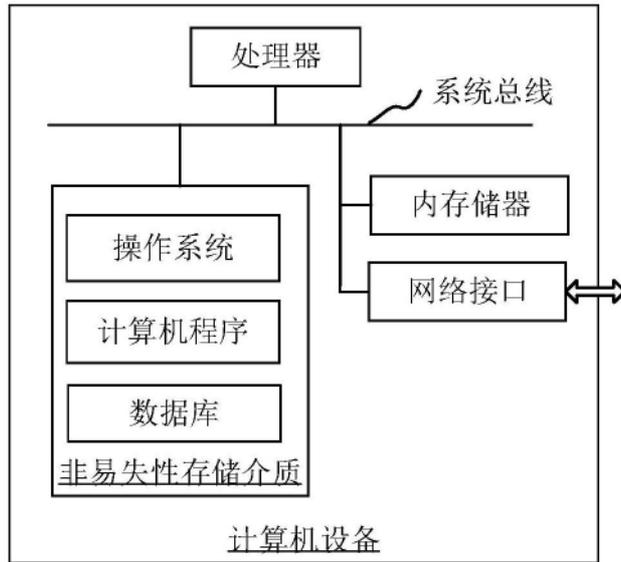


图15