



(21) 申请号 202110517926.8

(22) 申请日 2021.05.12

(65) 同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 113298127 A

(43) 申请公布日 2021.08.24

(73) 专利权人 深圳前海微众银行股份有限公司
地址 518052 广东省深圳市前海深港合作
区前湾一路1号A栋201室

(72) 发明人 卢冠男 孙芮 莫林林 王雅琪

(74) 专利代理机构 深圳市联鼎知识产权代理有
限公司 44232
专利代理师 孙强

(51) Int. Cl.
G06F 18/214 (2023.01)

(56) 对比文件

CN 109086797 A, 2018.12.25

CN 109284705 A, 2019.01.29

审查员 何华兵

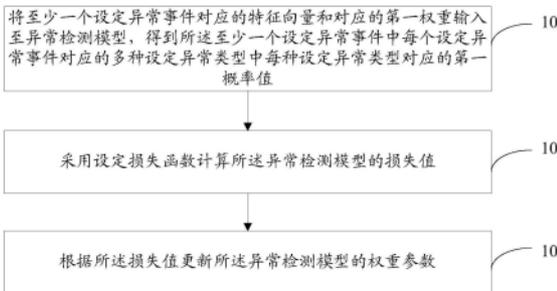
权利要求书2页 说明书14页 附图2页

(54) 发明名称

训练异常检测模型的方法及电子设备

(57) 摘要

本发明实施例公开了一种训练异常检测模型的方法及电子设备,训练异常检测模型的方法包括:将至少一个设定异常事件对应的特征向量和对应的第一权重输入至异常检测模型,得到所述至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的多种设定异常类型中每种设定异常类型对应的第一概率值;采用设定损失函数计算所述异常检测模型的损失值;其中,所述损失值基于所述至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的第一概率值和对应的第二概率值计算得到;第二概率值表征对应的设定异常事件对应的设定异常类型对应的标定概率值;根据所述损失值更新所述异常检测模型的权重参数。



1. 一种训练异常检测模型的方法,其特征在于,包括:

将至少一个设定异常事件对应的特征向量和对应的第一权重输入至异常检测模型,得到所述至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的多种设定异常类型中每种设定异常类型对应的第一概率值;当确定出的至少两个设定异常事件中每个设定异常事件均源自不同的软件产品,或者确定出的所有设定异常事件各自对应的特征信息不完全相同时,所述至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的第一权重为1;当确定出的至少两个设定异常事件对应同一产品,或者确定出的至少两个设定异常事件具有相同的特征信息时,所述第一权重与设定异常事件的发生时间相关联;

基于对应的设定损失函数,分别计算出第一损失值、第二损失值和第三损失值;

基于所述第一损失值、所述第二损失值和所述第三损失值,确定出所述异常检测模型的损失值;其中,

第一损失值表征所述至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的第一概率值与对应的第二概率值之间的差异;

第二损失值表征所述至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的最大概率值的均值;最大概率值表征多个设定异常类型中每个设定异常类型对应的第一概率值与对应的第二概率值之间的乘积的最大值;

第三损失值表征所述至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的所有第一概率值的总和的均值;其中,所述损失值基于所述至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的第一概率值和对应的第二概率值计算得到;第二概率值表征对应的设定异常事件对应的设定异常类型对应的标定概率值;

根据所述损失值更新所述异常检测模型的权重参数。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述方法还包括通过以下方式确定出设定异常事件对应的特征向量:

基于历史日志、历史告警信息和版本发布记录中的至少一项,确定出设定异常事件对应的至少一种特征信息;

对确定出的特征信息对应的特征向量进行融合,得到设定异常事件对应的特征向量。

3. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述对确定出的特征信息对应的特征向量进行融合,包括:

将设定异常事件对应的每个异常指标的特征信息,转换成对应的第一向量;

对设定异常事件对应的所有第一向量进行求和,得到第二向量;

将所述第二向量和第三向量进行横向合并,得到设定异常事件对应的特征向量;其中,第三向量表征除异常指标的特征信息之外的特征信息对应的向量。

4. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述方法还包括:

基于设定的正态分布曲线,确定出满足设定条件的至少两个设定异常事件中每个设定异常事件对应的第一权重;其中,

在第一设定异常事件的发生时间晚于第二设定异常事件的发生时间的情况下,第一设定异常事件对应的第一权重大于第二设定异常事件对应的第二权重;所述设定条件表征至少两个设定异常事件对应同一产品或具有相同的特征信息。

5. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述设定损失函数包括:第一设定损失函

数、第二设定损失函数和第三设定损失函数。

6. 根据权利要求5所述的方法,其特征在于,通过以下方式计算出第二损失值:

基于所述第二设定损失函数,计算出所述至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的每个设定异常类型对应的第一概率值与第二概率值之间的第一乘积;以及

基于所述至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的最大第一乘积,确定出第二损失值。

7. 根据权利要求5所述的方法,其特征在于,通过以下方式计算出第三损失值:

基于所述第三设定损失函数,计算出所述至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的所有第一概率值的总和的均值,得到第三损失值。

8. 根据权利要求1至4任一项所述的方法,其特征在于,还包括:

将第一异常事件对应的特征向量输入至第一模型,得到所述第一异常事件对应的多种设定异常类型中每种设定异常类型对应的预测概率;

基于所述预测概率确定出所述第一异常事件所属的设定异常类型;其中,

所述第一模型为采用如上文所述的训练异常检测模型的方法训练得到的异常检测模型。

9. 一种电子设备,其特征在于,包括:

预测单元,用于将至少一个设定异常事件对应的特征向量和对应的第一权重输入至异常检测模型,得到所述至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的多种设定异常类型中每种设定异常类型对应的第一概率值;当确定出的至少两个设定异常事件中每个设定异常事件均源自不同的软件产品,或者确定出的所有设定异常事件各自对应的特征信息不完全相同时,所述至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的第一权重为1;当确定出的至少两个设定异常事件对应同一产品,或者确定出的至少两个设定异常事件具有相同的特征信息时,所述第一权重与设定异常事件的发生时间相关联;

计算单元,用于基于对应的设定损失函数,分别计算出第一损失值、第二损失值和第三损失值;基于所述第一损失值、所述第二损失值和所述第三损失值,确定出所述异常检测模型的损失值;其中,第一损失值表征所述至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的第一概率值与对应的第二概率值之间的差异;第二损失值表征所述至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的最大概率值的均值;最大概率值表征多个设定异常类型中每个设定异常类型对应的第一概率值与对应的第二概率值之间的乘积的最大值;第三损失值表征所述至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的所有第一概率值的总和的均值;其中,所述损失值基于所述至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的第一概率值和对应的第二概率值计算得到;第二概率值表征对应的设定异常事件对应的设定异常类型对应的标定概率值;

更新单元,用于根据所述损失值更新所述异常检测模型的权重参数。

10. 一种电子设备,其特征在于,包括:处理器和用于存储能够在处理器上运行的计算机程序的存储器,其中,所述处理器用于运行所述计算机程序时,执行权利要求1至8任一项所述的训练异常检测模型的方法的步骤。

训练异常检测模型的方法及电子设备

技术领域

[0001] 本发明涉及计算机技术领域,尤其涉及一种训练异常检测模型的方法及电子设备。

背景技术

[0002] 随着计算机技术的发展,越来越多的技术(例如,大数据、人工智能等)应用在金融领域,传统金融业正在逐步向金融科技转变,然而,由于金融行业的安全性、实时性要求,金融科技也对技术提出了更高的要求。金融科技领域下,在利用多分类模型检测异常事件所属的异常类型的情况下,因多分类模型输出的该异常事件属于多种设定异常类型中的每种设定异常类型的预测概率不准确,导致基于该预测概率确定出的该异常事件所属的异常类型也不准确。

发明内容

[0003] 有鉴于此,本发明实施例提供一种训练异常检测模型的方法及电子设备,以解决相关技术中确定出的异常事件所属的异常类型不准确的技术问题。

[0004] 为达到上述目的,本发明的技术方案是这样实现的:

[0005] 本发明实施例提供一种训练异常检测模型的方法,包括:

[0006] 将至少一个设定异常事件对应的特征向量和对应的第一权重输入至异常检测模型,得到所述至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的多种设定异常类型中每种设定异常类型对应的第一概率值;

[0007] 采用设定损失函数计算所述异常检测模型的损失值;其中,所述损失值基于所述至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的第一概率值和对应的第二概率值计算得到;第二概率值表征对应的设定异常事件对应的设定异常类型对应的标定概率值;

[0008] 根据所述损失值更新所述异常检测模型的权重参数。

[0009] 上述方案中,所述方法还包括通过以下方式确定出设定异常事件对应的特征向量:

[0010] 基于历史日志、历史告警信息和版本发布记录中的至少一项,确定出设定异常事件对应的至少一种特征信息;

[0011] 对确定出的特征信息对应的特征向量进行融合,得到设定异常事件对应的特征向量。

[0012] 上述方案中,所述对确定出的特征信息对应的特征向量进行融合,包括:

[0013] 将设定异常事件对应的每个异常指标的特征信息,转换成对应的第一向量;

[0014] 对设定异常事件对应的所有第一向量进行求和,得到第二向量;

[0015] 将所述第二向量和第三向量进行横向合并,得到设定异常事件对应的特征向量;其中,第三向量表征除异常指标的特征信息之外的特征信息对应的向量。

[0016] 上述方案中,所述方法还包括:

[0017] 基于设定的正态分布曲线,确定出满足设定条件的至少两个设定异常事件中每个设定异常事件对应的第一权重;其中,

[0018] 在第一设定异常事件的发生时间晚于第二设定异常事件的发生时间的情况下,第一设定异常事件对应的第一权重大于第二设定异常事件对应的第二权重;所述设定条件表征至少两个设定异常事件对应同一产品或具有相同的特征信息。

[0019] 上述方案中,所述采用设定损失函数计算所述异常检测模型的损失值,包括:

[0020] 基于对应的设定损失函数,分别计算出第一损失值、第二损失值和第三损失值;

[0021] 基于所述第一损失值、所述第二损失值和所述第三损失值,确定出所述异常检测模型的损失值;其中,

[0022] 第一损失值表征所述至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的第一概率值与对应的第二概率值之间的差异;

[0023] 第二损失值表征所述至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的最大概率值的均值;最大概率值表征多个设定异常类型中每个设定异常类型对应的第一概率值与对应的第二概率值之间的乘积的最大值;

[0024] 第三损失值表征所述至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的所有第一概率值的总和的均值。

[0025] 上述方案中,所述设定损失函数包括:第一设定损失函数、第二设定损失函数和第三设定损失函数。

[0026] 上述方案中,通过以下方式计算出第二损失值:

[0027] 基于所述第二设定损失函数,计算出所述至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的每个设定异常类型对应的第一概率值与第二概率值之间的第一乘积;以及

[0028] 基于所述至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的最大第一乘积,确定出第二损失值。

[0029] 上述方案中,通过以下方式计算出第三损失值:

[0030] 基于所述第三设定损失函数,计算出所述至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的所有第一概率值的总和的均值,得到第三损失值。

[0031] 上述方案中,还包括:

[0032] 将第一异常事件对应的特征向量输入至第一模型,得到所述第一异常事件对应的多种设定异常类型中每种设定异常类型对应的预测概率;

[0033] 基于所述预测概率确定出所述第一异常事件所属的设定异常类型;其中,所述第一模型为采用上述任一种方案所述的训练异常检测模型的方法训练得到的异常检测模型。

[0034] 本发明实施例还提供了一种电子设备,包括:

[0035] 预测单元,用于将至少一个设定异常事件对应的特征向量和对应的第一权重输入至异常检测模型,得到所述至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的多种设定异常类型中每种设定异常类型对应的第一概率值;

[0036] 计算单元,用于采用设定损失函数计算所述异常检测模型的损失值;其中,所述损失值基于所述至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的第一概率值和对应的第二概率值计算得到;第二概率值表征对应的设定异常事件对应的设定异常类型对应的标定概率值;

[0037] 更新单元,用于根据所述损失值更新所述异常检测模型的权重参数。

[0038] 本发明实施例还提供了一种电子设备,包括:处理器和用于存储能够在处理器上运行的计算机程序的存储器,

[0039] 其中,所述处理器用于运行所述计算机程序时,执行上述任一种训练异常检测模型的方法的步骤。

[0040] 本发明实施例还提供了一种存储介质,其上存储有计算机程序,所述计算机程序被处理器执行时实现上述任一种训练异常检测模型的方法的步骤。

[0041] 本发明实施例,基于至少一个设定异常事件对应的特征向量和对应的第一权重对异常检测模型进行训练,在训练过程中,采用设定损失函数计算异常检测模型的损失值,并根据计算出的损失值更新异常检测模型的权重参数。将设定异常事件对应的第一权重输入异常检测模型进行训练,可以使得异常检测模型优先关注第一权重大的设定异常事件的特征向量,可以提高第一权重大的设定异常事件对应的第一概率值的准确度,从而可以准确地确定出设定异常事件所属的设定异常类型。由此,电子设备在利用训练完成的异常检测模型进行异常检测时,可以准确地预测出第一异常事件属于每种设定异常类型的预测概率,进而提高基于该预测概率确定出的异常事件所属的设定异常类型的准确度。

附图说明

[0042] 图1为本发明实施例提供的一种训练异常检测模型的方法的实现流程示意图;

[0043] 图2为本发明实施例提供的利用异常检测模型进行异常检测方法的实现流程示意图;

[0044] 图3为本发明实施例提供的电子设备的结构示意图;

[0045] 图4为本发明实施例提供的电子设备的硬件组成结构示意图。

具体实施方式

[0046] 以下结合说明书附图及具体实施例对本发明的技术方案做进一步的详细阐述。

[0047] 图1为本发明实施例提供的训练异常检测模型的方法的实现流程示意图,其中,流程的执行主体为终端、服务器等电子设备。如图1示出的,训练异常检测模型的方法包括:

[0048] 步骤101:将至少一个设定异常事件对应的特征向量和对应的第一权重输入至异常检测模型,得到所述至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的多种设定异常类型中每种设定异常类型对应的第一概率值。

[0049] 电子设备从异常事件样本数据集中,确定出至少一个设定异常事件的相关数据以及确定出每个设定异常事件对应的第一权重;从设定异常事件的相关数据中,提取出设定异常事件的特征信息,并确定出设定异常事件的特征信息对应的特征向量;将确定出的设定异常事件对应的特征向量和对应的第一权重输入至异常检测模型,采用异常检测模型对设定异常事件对应的特征向量和对应的第一权重进行处理,得到每个设定异常事件对应的多种设定异常类型中每种设定异常类型对应的第一概率值。其中,

[0050] 异常检测模型为多分类模型,用于预测出设定异常事件属于多种设定异常类型中每种设定异常类型的概率。异常检测模型由深度神经网络(DNN,Deep Neural Networks)构成;第一概率值表征预测概率。实际应用时,电子设备获取异常检测模型输出的第一数组;

第一数组表征至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的多种设定异常类型中每种设定异常类型对应的第一概率值。第一数组的行数表征当前批次输入异常检测模型的设定异常事件的总数；第一数组的列数表征设定异常类型的总数。第一数组中第m行第n列对应的第一概率值表征预测出第m个设定异常事件属于第n种设定异常类型的概率(预测概率)。

[0051] 异常事件样本数据集中包括多个设定异常事件对应的相关数据。设定异常事件表征在运行软件系统的过程中监测的异常事件,一个软件系统对应至少一个软件产品,每个软件产品具有至少一个设定功能,每个软件产品对应至少一个设定的性能指标。

[0052] 实际应用时,设定异常事件的相关数据包括历史日志、历史告警信息和版本发布记录中的至少一项。设定异常事件的特征信息包括以下至少一种:异常指标的特征信息、发生中断事件的特征信息、变更操作的特征信息、告警事件的特征信息和异常系统的特征信息等。

[0053] 实际应用时,当确定出的至少两个设定异常事件中每个设定异常事件均源自不同的软件产品,或者确定出的所有设定异常事件各自对应的特征信息不完全相同的情况下,将确定出的每个设定异常事件对应的第一权重确定为1。

[0054] 当确定出的至少两个设定异常事件对应同一产品,或者确定出的至少两个设定异常事件具有相同的特征信息时,基于设定异常事件的发生时间确定出设定异常事件对应的第一权重。考虑到发生时间离越晚的设定异常事件,对根因定位具有更大的参考意义,因此,设定异常事件的发生时间越晚,对应的第一权重越大。

[0055] 为了准确地确定出设定异常事件对应的第一权重,在一些实施例中,所述方法还包括:

[0056] 基于设定的正态分布曲线,确定出满足设定条件的至少两个设定异常事件中每个设定异常事件对应的第一权重;其中,在第一设定异常事件的发生时间晚于第二设定异常事件的发生时间的情况下,第一设定异常事件对应的第一权重大于第二设定异常事件对应的第二权重;所述设定条件表征至少两个设定异常事件对应同一产品或具有相同的特征信息。

[0057] 这里,设定的正态分布曲线的曲线值均小于1,且大于0。在实际应用中,针对同一产品的k个设定异常事件,或者针对具有相同的特征信息的k个设定异常事件,电子设备将设定的正态分布曲线的中线(y轴)的右侧曲线,划分为k等分,得到k个曲线值;基于k个设定异常事件的发生时间,从k个曲线值中确定出每个设定异常事件的第一权重值。

[0058] 需要说明的是,在将至少一个设定异常事件对应的特征向量和对应的第一权重输入至异常检测模型的情况下,异常检测模型优先关注第一权重大的设定异常事件的特征向量,由此,保证第一权重大的设定异常事件对应的第一概率值的准确度。

[0059] 在一些实施例中,所述方法还包括通过以下方式确定出设定异常事件对应的特征向量:

[0060] 基于历史日志、历史告警信息和版本发布记录中的至少一项,确定出设定异常事件对应的至少一种特征信息;

[0061] 对确定出的特征信息对应的特征向量进行融合,得到设定异常事件对应的特征向量。

[0062] 这里,电子设备基于设定异常事件对应的历史日志、历史告警信息和版本发布记录中的至少一项,确定出对应的设定异常事件对应的至少一种特征信息,确定出设定异常事件对应的每种特征信息对应的特征向量,对确定出的每种特征信息对应的特征向量进行融合,得到设定异常事件对应的特征向量。实际应用时,对特征向量进行融合是指将特征向量进行合并。

[0063] 本实施例中,基于版本发布记录可以确定出设定异常事件对应的外部因素的特征信息;基于历史日志和历史告警信息中的至少一项,可以确定出设定异常事件对应的内部因素的特征信息;由此丰富了设定异常事件对应的特征信息,可以提高预测得到的第一概率值的准确度;对设定异常事件对应的不同种类的特征信息对应的特征向量进行融合,得到对应的设定异常事件对应的特征向量,可以对特征向量进行降维,提高异常检测模型的数据处理效率。

[0064] 考虑到设定异常事件相对来说较少,设定异常事件对应的特征向量的维度过高会影响异常检测模型的分类效率,本发明实施例中,通过对多个异常指标对应的第一向量进行求和,以对特征向量进行降维,以提高异常检测模型的分类效率。

[0065] 在一些实施例中,所述对确定出的特征信息对应的特征向量进行融合,包括:

[0066] 将设定异常事件对应的每个异常指标的特征信息,转换成对应的第一向量;

[0067] 对设定异常事件对应的所有第一向量进行求和,得到第二向量;

[0068] 将所述第二向量和第三向量进行横向合并,得到设定异常事件对应的特征向量;其中,第三向量表征除异常指标的特征信息之外的特征信息对应的向量。

[0069] 这里,异常指标是指触发告警的设定指标;触发告警的设定指标基于历史日志或告警信息确定出。在实际应用时,设定指标包括以下至少之一:业务交易量、业务成功率和时延等。

[0070] 在异常指标的数量为至少两个的情况下,电子设备按照设定层次结构,将设定异常事件对应的每个异常指标的特征信息转换成对应的第一向量,并对设定异常事件对应的所有第一向量进行求和,得到第二向量,从而得到所有异常指标对应的特征向量。需要说明的是,在设定异常事件对应的异常指标只有一个的情况下,第一向量等于第二向量。

[0071] 电子设备基于发生中断事件的特征信息、变更操作的特征信息、告警事件的特征信息和异常系统的特征信息中的至少之一,确定出每个设定异常事件对应的第三向量;将每个设定异常事件对应第二向量和第三向量进行横向合并,得到设定异常事件对应的特征向量。

[0072] 实际应用时,电子设备提取出的异常指标的特征信息中包括异常指标对应的产品标识、场景标识、指标类型标识和异常类型。设定层次结构可以为[产品][场景][设定指标类型][异常类型];其中,场景也称功能,例如,转账、还款、存款以及贷款等;设定指标类型包括:业务交易量、业务成功率和时延;异常类型包括突增和突降。

[0073] 实际应用时,电子设备基于确定出的至少一个设定异常事件对应的产品类型的第一数量、每个产品类型包括的场景的第二数量、每个场景对应的设定指标类型的第三数量和异常类型的第四数量,确定出第一向量的位数。其中,第一向量的位数=第一数量+第一数量×第二数量+第三数量×第四数量。

[0074] 例如,确定出的设定异常事件来自产品A和产品B,产品A包括场景a和场景aa;产品

B包括场景b和场景bb;场景a、场景aa、场景b和场景bb,分别包括4种设定指标类型:当前成功率、系统成功率、交易量和时延;那么,每个异常指标对应的第一向量的位数为: $2+2\times 2+4\times 2=14$ 。

[0075] 比如,在设定异常事件的特性信息表征产品A的场景a对应的系统成功率触发告警的情况下,按照设定层次结构对产品A对应的系统成功率的特征信息进行独热(one-hot)编码,得到产品A的系统成功率对应的第一向量,该第一向量为 $[1,0,1,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0]$,或者 $[1,0,1,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0]$ 。其中,该第一向量中的前两位表征产品A;该第一向量的第3位至第六位表示场景a;该第一向量后8位“1,0,0,0,0,0,0,0”表示系统成功率突增,“0,1,0,0,0,0,0,0”表示系统成功率突降。

[0076] 需要说明的是,在确定出每个设定异常事件对应的所有第一向量的情况下,对第一向量按位进行求和,得到对应的第二向量。

[0077] 其中,发生中断事件的特征信息表征是否存在消息丢失;发生中断事件的特征信息对应的第三向量为 $[0]$ 或 $[1]$ 表征。当存在消息丢失时,表征发生了中断事件,内部功能调用未出现问题。

[0078] 异常系统的特征信息表征是否存在耗时最高的子系统,或者表征是否对应有失败日志的最深被调用的子系统;异常系统的特征信息对应的第三向量为 $[0]$ 或 $[1]$ 。需要说明的是,异常子系统的定位对最终的根因判定具有至关重要的作用。

[0079] 变更操作的特征信息表征变更操作记录是否针对确定出的异常子系统;变更操作的特征信息对应的第三向量为 $[0]$ 或 $[1]$ 。当变更操作的特征信息对应的第三向量表征变更操作记录针对确定出的异常子系统时,表征异常子系统有可能是导致设定异常事件的真正根因。

[0080] 告警事件包括中间件告警事件和网络告警事件。告警事件的特征信息对应的第三向量为 $[0]$ 或 $[1]$ 。其中,中间件告警事件的特征信息表征是否存在与异常子系统相关的设定级别的中间件告警事件;网络告警事件的特征信息表征是否存在与异常子系统相关的设定级别的网络告警事件。

[0081] 需要说明的是,当存在与异常子系统相关的设定级别的中间件告警事件时,可导致时延上升或成功率下降;当存在与异常子系统相关的设定级别的网络告警事件时,可导致多个设定指标出现异常。

[0082] 步骤102:采用设定损失函数计算所述异常检测模型的损失值;其中,所述损失值基于所述至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的第一概率值和对应的第二概率值计算得到;第二概率值表征对应的设定异常事件对应的设定异常类型对应的标定概率值。

[0083] 电子设备基于至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的多种设定异常类型中每种设定异常类型对应的第一概率值和对应的第二概率值,采用设定损失函数,计算出异常检测模型的损失值。

[0084] 实际应用时,电子设备可以采用第二数组表征至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的多种设定异常类型中每种设定异常类型对应的第二概率值。第二数组的行数与第一数组的行数相同,第二数组的列数与第一数组的列数相同。第二数组中第m行第n列对应的第二概率值表征标定第m个设定异常事件属于第n种设定异常类型的概率(真实概

率)。

[0085] 需要说明的是,第一概率值和第二概率值均大于0,且小于或等于1。

[0086] 针对特征相同但标定概率不同的设定异常事件,为了避免异常检测模型对应输出的设定异常类型对应的第一概率值都小于0.5,从而避免无法通过第一概率值确定设定异常事件所属的设定异常类型,本发明实施例中对损失函数做了改进,使得异常检测模型可以输出大于0.5的第一概率值。在一些实施例中,所述采用设定损失函数计算所述异常检测模型的损失值,包括:

[0087] 基于对应的设定损失函数,分别计算出第一损失值、第二损失值和第三损失值;

[0088] 基于所述第一损失值、所述第二损失值和所述第三损失值,确定出所述异常检测模型的损失值;其中,

[0089] 第一损失值表征所述至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的第一概率值与对应的第二概率值之间的差异;

[0090] 第二损失值表征所述至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的最大概率值的均值;最大概率值表征多个设定异常类型中每个设定异常类型对应的第一概率值与对应的第二概率值之间的乘积的最大值;

[0091] 第三损失值表征所述至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的所有第一概率值的总和的均值。在一些实施例中,所述设定损失函数包括第一损失函数、第二损失函数和第三损失函数。其中,

[0092] 这里,电子设备利用第一损失函数,基于至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的每个设定异常类型对应的第一概率值和对应的第二概率值,计算出至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的第一概率值与第二概率值之间的差异,得到第一损失值;利用第二损失函数,基于至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的每个设定异常类型对应的第一概率值和对应的第二概率值,计算至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的最大概率值的均值;利用第三损失函数,基于至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的每个设定异常类型对应的第一概率值,计算出至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的所有第一概率值的总和的均值,得到第三损失值。

[0093] 在计算出第一损失值、第二损失值和第三损失值的情况下,将第一损失值、第二损失值和第三损失值之间的总和,确定为异常检测模型的损失值。

[0094] 实际应用时,第一损失函数用于计算至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的第一概率值与第二概率值之间的差异;第一损失函数的表达式为:

$$[0095] \quad Loss1 = \frac{\sum_{j=1}^N BCE(x_j)}{N}; \text{其中,}$$

$$[0096] \quad BCE(x_j) = \frac{\sum_{i=1}^C BCE(x)_i}{C};$$

$$[0097] \quad BCE(x)_i = -[y_i \log f_i(x) + (1-y_i) \log(1-f_i(x))].$$

[0098] 其中,N表征设定异常事件的总数,BCE(x_j)表征第j个设定异常事件对应的损失值,C表征设定异常类型的总数,BCE(x)_i表征第i个设定异常类型的交叉熵,f_i(x)表征第i个设定异常类型对应的第一概率值;y_i表征第i个设定异常类型对应的第二概率值。

[0099] 实际应用时,电子设备基于 $BCE(x)_i = -[y_i \log f_i(x) + (1-y_i) \log(1-f_i(x))]$ 计算出每个设定异常事件对应的多个设定异常类型中每个设定异常类型的交叉熵,然后基于

$BCE(x_j) = \frac{\sum_{i=1}^C BCE(x)_i}{C}$ 计算出每个设定异常事件对应的多个设定异常类型中每个设定异常类型的交叉熵的均值,得到对应的设定异常事件对应的损失值;最后基于

$Loss1 = \frac{\sum_{j=1}^N BCE(x_j)}{N}$,对至少一个设定异常事件中所有设定异常事件的损失值进行平均值计算,得到第一损失值。

值计算,得到第一损失值。

[0100] 在一些实施例中,通过以下方式计算出第二损失值:

[0101] 基于所述第二设定损失函数,计算出所述至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的每个设定异常类型对应的第一概率值与第二概率值之间的第一乘积;以及

[0102] 基于所述至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的最大第一乘积,确定出第二损失值。

[0103] 实际应用时,第二损失函数用于计算至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的最大概率值的均值;第二损失函数的表达式如下:

[0104] $Loss2 = 1 - \text{tf.reduce_mean}(\text{tf.reduce_max}(\text{tf.multiply}(y_pred, y_true), \text{axis} = 1))$ 。

[0105] 其中, y_pred 表征异常检测模型输出的第一数组; y_true 表征第一数组对应的第二数组,第二数组表征设定异常事件对应的多个设定异常类型中每个设定异常类型对应的第二概率值; $\text{tf.multiply}(y_pred, y_true)$ 表征设定异常事件对应的每个设定异常类型对应的第一概率值与第二概率值之间的第一乘积; $\text{tf.reduce_max}(\text{tf.multiply}(y_pred, y_true), \text{axis} = 1)$ 表征从每个设定异常事件对应的所有第一乘积中,确定出每个设定异常事件对应的最大第一乘积;即,按行求第一乘积的最大值。这里的最大第一乘积对应于前文提到的最大概率值。

[0106] $\text{tf.reduce_mean}(\text{tf.reduce_max}(\text{tf.multiply}(y_pred, y_true), \text{axis} = 1))$ 表征基于确定出的所有最大第一乘积,计算均值。

[0107] 这里,电子设备基于第二损失函数,计算出至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的每个设定异常类型对应的第一概率值与第二概率值之间的第一乘积;从计算出的每个设定异常事件对应的所有第一乘积中,确定出每个设定异常事件对应的最大第一乘积;对至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的最大第一乘积进行平均值计算,得到第一均值,将1与第一均值之间的差值确定为第二损失值。

[0108] 在一些实施例中,通过以下方式计算出第三损失值:

[0109] 基于所述第三设定损失函数,计算出所述至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的所有第一概率值的总和的均值,得到第三损失值。

[0110] 实际应用时,第三损失函数用于计算至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的所有第一概率值的总和的均值。第三损失函数的表达式如下:

[0111] $Loss3 = \text{tf.reduce_mean}(\text{tf.reduce_sum}(\text{input_tensor} = y_pred, \text{axis} = 1))$ 。

[0112] 其中, $\text{tf.reduce_sum}(\text{input_tensor} = y_pred, \text{axis} = 1)$ 表征计算每个设定异常

事件对应的所有第一概率值的总和。

[0113] `tf.reduce_mean(tf.reduce_sum(input_tensor=y_pred,axis=1))` 表征计算每个设定异常事件对应的所有第一概率值的总和的均值。

[0114] 这里,电子设备基于第三损失函数,计算出至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的所有第一概率值的总和;对每个设定异常事件对应的所有第一概率值的总和进行平均值计算,得到第三损失值。

[0115] 需要说明的是,由于Loss2中第一概率值与第二概率值之间的第一乘积的最大值越小,Loss2的损失值越大;多次训练异常检测模型之后,会促使异常检测模型提高输出的预测概率,由此,Loss2可以提高异常检测模型输出的第一概率值,但考虑到提高了第一概率值之后,会导致基于第一概率值确定出的设定异常事件所属的设定异常类型不准确,因此,增加了Loss3,Loss3表征对第一概率值之和的惩罚项,以保证基于第一概率值确定出的设定异常事件所属的设定异常类型的准确度。

[0116] 步骤103:根据所述损失值更新所述异常检测模型的权重参数。

[0117] 电子设备根据异常检测模型的损失值,更新异常检测模型的权重参数,以提升异常检测模型输出的第一概率值的准确度。其中,电子设备将至该的损失值在异常检测模型中进行反向传播,在将该损失值反向传播至异常检测模型的各个层的过程中,根据该损失值计算出损失函数的梯度,并沿梯度的下降方向更新反向传播到当前层的权重参数。

[0118] 电子设备将更新后得到的权重参数,作为下一次训练异常检测模型时在异常检测模型中使用的权重参数。

[0119] 这里,可设定更新停止条件,在满足更新停止条件时,将最后一次更新得到的权重参数,确定为训练完毕的异常检测模型所使用的权重参数。更新停止条件如设定的训练轮次(epoch),一个训练轮次即为根据至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的特征向量和对应的第一权重对异常检测模型训练一次的过程。当然,更新停止条件并不限于此,例如还可为至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的损失值小于或等于设定的损失阈值等。

[0120] 反向传播是相对于前向传播而言的,前向传播是指模型的前馈处理过程,而反向传播的方向与前向传播的方向相反。反向传播指根据模型输出的结果对模型各个层的权重参数进行更新。例如,模型包括第一层、第二层和第三层,则前向传播是指按照第一层-第二层-第三层的顺序进行处理,反向传播是指按照第三层-第二层-第一层的顺序,依次更新各个层的权重参数。

[0121] 需要说明的是,在训练异常检测模型的过程中,电子设备采用同一个批次中的设定异常事件的相关数据完成一次训练。也就是说,电子设备将同一批次中的设定异常事件对应的特征向量和对应的第一权重值输入至异常检测模型进行训练。不同的训练轮次可以对应不同批次的设定异常事件。

[0122] 本实施例提供的方案中,基于至少一个设定异常事件对应的特征向量和对应的第一权重对异常检测模型进行训练,在训练过程中,采用设定损失函数计算异常检测模型的损失值,并根据计算出的损失值更新异常检测模型的权重参数。将设定异常事件对应的第一权重输入异常检测模型进行训练,可以使得异常检测模型优先关注第一权重大的设定异常事件的特征向量,可以提高第一权重大的设定异常事件对应的第一概率值的准确

度,从而可以准确地确定出设定异常事件所属的设定异常类型。

[0123] 作为本发明的另一实施例,在异常检测模型训练完毕后,即可将异常检测模型投入使用。例如,在异常检测的场景中,电子设备可以采用通过上述实施例训练得到的异常检测模型进行异常检测,以确定出异常事件所属的异常类型。需要说明的是,训练异常检测模型对应的实施例中的电子设备,与本实施例中采用异常检测模型进行根因定位的电子设备可以不同。

[0124] 如图2所示,电子设备采用训练完毕后的异常检测模型进行异常检测的实现过程如下:

[0125] 步骤201:将第一异常事件对应的特征向量输入至第一模型,得到所述第一异常事件对应的多种设定异常类型中每种设定异常类型对应的预测概率。

[0126] 其中,第一模型为采用如上述任一种训练异常检测模型的方法训练得到的异常检测模型。

[0127] 这里,电子设备在获取到第一异常事件的相关数据的情况下,确定出第一异常事件对应的特征向量,并将第一异常事件对应的特征向量输入至第一模型,得到第一异常事件对应的多种设定异常类型中每种设定异常类型对应的预测概率。实际应用时,第一异常事件对应的权重值默认为1。

[0128] 确定第一异常事件对应的特征向量的方法与步骤101中确定设定异常事件对应的特征向量的方法相同,预测第一异常事件对应的预测概率的方法与步骤101中预测设定异常事件对应的第一概率值的方法相同,此处不赘述。

[0129] 步骤202:基于所述预测概率确定出所述第一异常事件所属的设定异常类型。

[0130] 这里,电子设备可以将预测概率大于设定阈值的设定异常类型,确定为第一异常事件所属的设定异常类型。其中,设定阈值大于0.5。

[0131] 本实施例中,基于采用上述方法训练得到的异常检测模型进行异常检测,可以准确的预测出第一异常事件对应的多种设定异常类型中每种设定异常类型对应的预测概率,从而基于该预测概率准确地确定出第一异常事件所属的设定异常类型。

[0132] 考虑到在根因定位的应用场景中,经常出现多种根因对应一个异常事件的情况,也就是说,多种根因可能引发同一异常事件,为了准确地进行根因定位,在一些实施例中,电子设备可以基于第一异常事件对应的每种设定异常类型对应的预测概率,以及基于第一异常事件对应的至少两个候选根因中每个候选根因对应的置信度,确定出每个候选根因在每个设定异常类型中对应的第一得分;基于确定出的候选根因在每个设定异常类型中对应的第一得分,确定出第一异常事件对应的目标根因。

[0133] 这里,电子设备基于设定根因集合确定出第一异常事件对应的至少两个候选根因中每个候选根因对应的置信度,基于第一异常事件对应的每种设定异常类型对应的预测概率,以及基于确定出的候选根因对应的置信度,确定出每个候选根因在每个设定异常类型中对应的第一得分。其中,设定根因集合中包括设定异常事件与设定根因之间的第一对应关系,以及设定根因与置信度之间的第二设定对应关系。

[0134] 在确定出每个候选根因在每个设定异常类型中对应的第一得分的情况下,电子设备可以将最高的第一得分对应的候选根因,确定为第一异常事件对应的目标根因,也可以将大于设定阈值的第一得分对应的候选根因,确定为第一异常事件对应的目标根因。

[0135] 在实际应用中,电子设备也可以将确定出的候选根因在每个设定异常类型中对应的的第一得分进行排序,基于排序后的第一得分,确定出第一异常事件对应的目标根因。

[0136] 本实施例中,通过异常检测模型预测出第一异常事件对应的多种设定异常类型中每种设定异常类型对应的预测概率;基于第一异常事件对应的每种设定异常类型对应的预测概率,以及基于第一异常事件对应的至少两个候选根因中每个候选根因对应的置信度,确定出每个候选根因在每个设定异常类型中对应的的第一得分;基于确定出的候选根因在每个设定异常类型中对应的的第一得分,确定出第一异常事件对应的目标根因;由此,可以准确地对目标根因进行定位,提高确定出的目标根因的准确度。

[0137] 为实现本发明实施例的训练异常检测模型的方法,本发明实施例还提供了一种电子设备,如图3所示,该电子设备包括:

[0138] 预测单元31,用于将至少一个设定异常事件对应的特征向量和对应的第一权重输入至异常检测模型,得到所述至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的多种设定异常类型中每种设定异常类型对应的第一概率值;

[0139] 计算单元32,用于采用设定损失函数计算所述异常检测模型的损失值;其中,所述损失值基于所述至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的第一概率值和对应的第二概率值计算得到;第二概率值表征对应的设定异常事件对应的设定异常类型对应的标定概率值;

[0140] 更新单元33,用于根据所述损失值更新所述异常检测模型的权重参数。

[0141] 在一些实施例中,该电子设备还包括:

[0142] 第一确定单元,用于通过以下方式确定出设定异常事件对应的特征向量:

[0143] 基于历史日志、历史告警信息和版本发布记录中的至少一项,确定出设定异常事件对应的至少一种特征信息;

[0144] 对确定出的特征信息对应的特征向量进行融合,得到设定异常事件对应的特征向量。

[0145] 在一些实施例中,所述第一确定单元用于:

[0146] 将设定异常事件对应的每个异常指标的特征信息,转换成对应的第一向量;

[0147] 对设定异常事件对应的所有第一向量进行求和,得到第二向量;

[0148] 将所述第二向量和第三向量进行横向合并,得到设定异常事件对应的特征向量;其中,第三向量表征除异常指标的特征信息之外的特征信息对应的向量。

[0149] 在一些实施例中,该电子设备还包括:

[0150] 第二确定单元,用于基于设定的正态分布曲线,确定出满足设定条件的至少两个设定异常事件中每个设定异常事件对应的第一权重;其中,

[0151] 在第一设定异常事件的发生时间晚于第二设定异常事件的发生时间的情况下,第一设定异常事件对应的第一权重大于第二设定异常事件对应的第二权重;所述设定条件表征至少两个设定异常事件对应同一产品或具有相同的特征信息。

[0152] 在一些实施例中,计算单元32用于:

[0153] 基于对应的设定损失函数,分别计算出第一损失值、第二损失值和第三损失值;

[0154] 基于所述第一损失值、所述第二损失值和所述第三损失值,确定出所述异常检测模型的损失值;其中,

[0155] 第一损失值表征所述至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的第一概率值与对应的第二概率值之间的差异;

[0156] 第二损失值表征所述至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的最大概率值的均值;最大概率值表征多个设定异常类型中每个设定异常类型对应的第一概率值与对应的第二概率值之间的乘积的最大值;

[0157] 第三损失值表征所述至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的所有第一概率值的总和的均值。

[0158] 在一些实施例中,计算单元32用于:通过以下方式计算出第二损失值:

[0159] 基于所述第二设定损失函数,计算出所述至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的每个设定异常类型对应的第一概率值与第二概率值之间的第一乘积;以及

[0160] 基于所述至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的最大第一乘积,确定出第二损失值。

[0161] 在一些实施例中,计算单元32用于:通过以下方式计算出第三损失值:

[0162] 基于所述第三设定损失函数,计算出所述至少一个设定异常事件中每个设定异常事件对应的所有第一概率值的总和的均值,得到第三损失值。

[0163] 在一些实施例中,该电子设备还包括:

[0164] 预测单元,用于将第一异常事件对应的特征向量输入至第一模型,得到所述第一异常事件对应的多种设定异常类型中每种设定异常类型对应的预测概率;

[0165] 确定单元,用于基于所述预测概率确定出所述第一异常事件所属的设定异常类型;其中,

[0166] 所述第一模型为采用上述任一实施例提供的训练异常检测模型的方法训练得到的异常检测模型。

[0167] 实际应用时,上述各单元可通过电子设备中的处理器,比如中央处理器(CPU, Central Processing Unit)、数字信号处理器(DSP, Digital Signal Processor)、微控制单元(MCU, Microcontroller Unit)或可编程门阵列(FPGA, Field-Programmable Gate Array)等实现。

[0168] 需要说明的是:上述实施例提供的电子设备在训练异常检测模型时,仅以上述各程序模块的划分进行举例说明,实际应用中,可以根据需要而将上述处理分配由不同的程序模块完成,即将装置的内部结构划分成不同的程序模块,以完成以上描述的全部或者部分处理。另外,上述实施例提供的电子设备与训练异常检测模型的方法实施例属于同一构思,其具体实现过程详见方法实施例,这里不再赘述。

[0169] 基于上述程序模块的硬件实现,且为了实现本发明实施例的方法,本发明实施例还提供了一种电子设备。图4为本发明实施例电子设备的硬件组成结构示意图,如图4所示,电子设备4包括:

[0170] 通信接口41,能够与其它设备比如网络设备等进行信息交互;

[0171] 处理器42,与通信接口41连接,以实现与其它设备进行信息交互,用于运行计算机程序时,执行上述电子设备一个或多个技术方案提供的方法。而计算机程序存储在存储器43上。

[0172] 当然,实际应用时,电子设备4中的各个组件通过总线系统44耦合在一起。可理解,

总线系统44用于实现这些组件之间的连接通信。总线系统44除包括数据总线之外,还包括电源总线、控制总线和状态信号总线。但是为了清楚说明起见,在图4中将各种总线都标为总线系统44。

[0173] 本发明实施例中的存储器43用于存储各种类型的数据以支持电子设备4的操作。这些数据的示例包括:用于在电子设备4上操作的任何计算机程序。

[0174] 可以理解,存储器43可以是易失性存储器或非易失性存储器,也可包括易失性和非易失性存储器两者。其中,非易失性存储器可以是只读存储器(ROM,Read Only Memory)、可编程只读存储器(PROM,Programmable Read-Only Memory)、可擦除可编程只读存储器(EPROM,Erasable Programmable Read-Only Memory)、电可擦除可编程只读存储器(EEPROM,Electrically Erasable Programmable Read-Only Memory)、磁性随机存取存储器(FRAM,ferromagnetic random access memory)、快闪存储器(Flash Memory)、磁表面存储器、光盘、或只读光盘(CD-ROM,Compact Disc Read-Only Memory);磁表面存储器可以是磁盘存储器或磁带存储器。易失性存储器可以是随机存取存储器(RAM,Random Access Memory),其用作外部高速缓存。通过示例性但不是限制性说明,许多形式的RAM可用,例如静态随机存取存储器(SRAM,Static Random Access Memory)、同步静态随机存取存储器(SSRAM,Synchronous Static Random Access Memory)、动态随机存取存储器(DRAM,Dynamic Random Access Memory)、同步动态随机存取存储器(SDRAM,Synchronous Dynamic Random Access Memory)、双倍数据速率同步动态随机存取存储器(DDRSDRAM,Double Data Rate Synchronous Dynamic Random Access Memory)、增强型同步动态随机存取存储器(ESDRAM,Enhanced Synchronous Dynamic Random Access Memory)、同步连接动态随机存取存储器(SLDRAM,SyncLink Dynamic Random Access Memory)、直接内存总线随机存取存储器(DRRAM,Direct Rambus Random Access Memory)。本发明实施例描述的存储器43旨在包括但不限于这些和任意其它适合类型的存储器。

[0175] 上述本发明实施例揭示的方法可以应用于处理器42中,或者由处理器42实现。处理器42可能是一种集成电路芯片,具有信号的处理能力。在实现过程中,上述方法的各步骤可以通过处理器42中的硬件的集成逻辑电路或者软件形式的指令完成。上述的处理器42可以是通用处理器、DSP,或者其他可编程逻辑器件、分立门或者晶体管逻辑器件、分立硬件组件等。处理器42可以实现或者执行本发明实施例中的公开的各方法、步骤及逻辑框图。通用处理器可以是微处理器或者任何常规的处理器等。结合本发明实施例所公开的方法的步骤,可以直接体现为硬件译码处理器执行完成,或者用译码处理器中的硬件及软件模块组合执行完成。软件模块可以位于存储介质中,该存储介质位于存储器43,处理器42读取存储器43中的程序,结合其硬件完成前述方法的步骤。

[0176] 可选地,所述处理器42执行所述程序时实现本发明实施例的各个方法中由终端实现的相应流程,为了简洁,在此不再赘述。

[0177] 在示例性实施例中,本发明实施例还提供了一种存储介质,即计算机存储介质,具体为计算机可读存储介质,例如包括存储计算机程序的第一存储器43,上述计算机程序可由终端的处理器42执行,以完成前述方法所述步骤。计算机可读存储介质可以是FRAM、ROM、PROM、EPROM、EEPROM、Flash Memory、磁表面存储器、光盘、或CD-ROM等存储器。

[0178] 在本发明所提供的几个实施例中,应该理解到,所揭露的设备和方法,可以通过其

它的方式实现。以上所描述的设备实施例仅仅是示意性的,例如,所述单元的划分,仅仅为一种逻辑功能划分,实际实现时可以有另外的划分方式,如:多个单元或组件可以结合,或可以集成到另一个系统,或一些特征可以忽略,或不执行。另外,所显示或讨论的各组成部分相互之间的耦合、或直接耦合、或通信连接可以是通过一些接口,设备或单元的间接耦合或通信连接,可以是电性的、机械的或其它形式的。

[0179] 上述作为分离部件说明的单元可以是、或也可以不是物理上分开的,作为单元显示的部件可以是、或也可以不是物理单元,即可以位于一个地方,也可以分布到多个网络单元上;可以根据实际的需要选择其中的部分或全部单元来实现本实施例方案的目的。

[0180] 另外,在本发明各实施例中的各功能单元可以全部集成在一个处理模块中,也可以是各单元分别单独作为一个单元,也可以两个或两个以上单元集成在一个单元中;上述集成的单元既可以采用硬件的形式实现,也可以采用硬件加软件功能单元的形式实现。

[0181] 本领域普通技术人员可以理解:实现上述方法实施例的全部或部分步骤可以通过程序指令相关的硬件来完成,前述的程序可以存储于一计算机可读取存储介质中,该程序在执行时,执行包括上述方法实施例的步骤;而前述的存储介质包括:移动存储设备、只读存储器(ROM, Read-Only Memory)、随机存取存储器(RAM, Random Access Memory)、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

[0182] 需要说明的是,本发明实施例所记载的技术方案之间,在不冲突的情况下,可以任意组合。

[0183] 以上所述,仅为本发明的具体实施方式,但本发明的保护范围并不局限于此,任何熟悉本技术领域的技术人员在本发明揭露的技术范围内,可轻易想到变化或替换,都应涵盖在本发明的保护范围之内。因此,本发明的保护范围应以所述权利要求的保护范围为准。

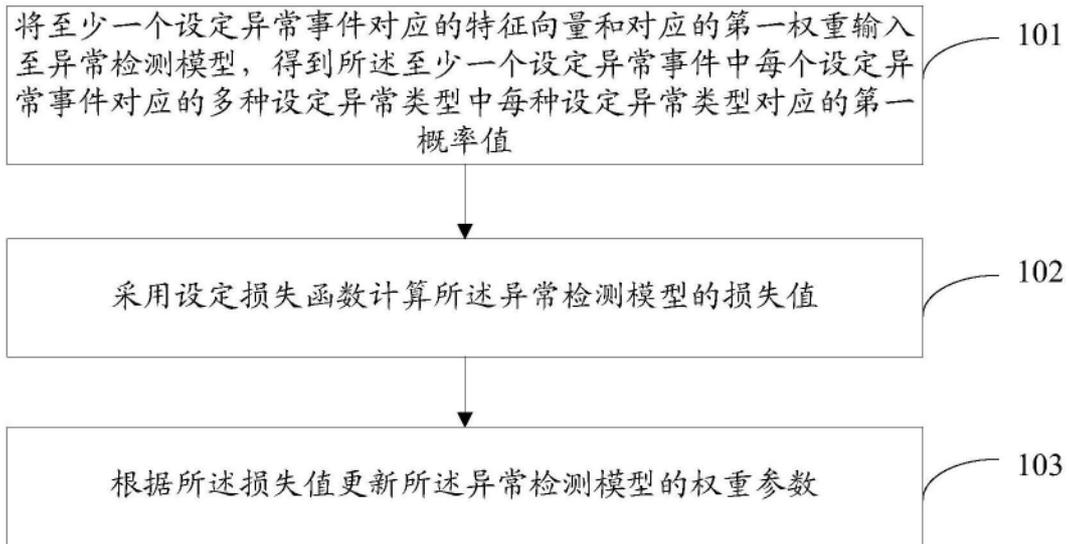


图1

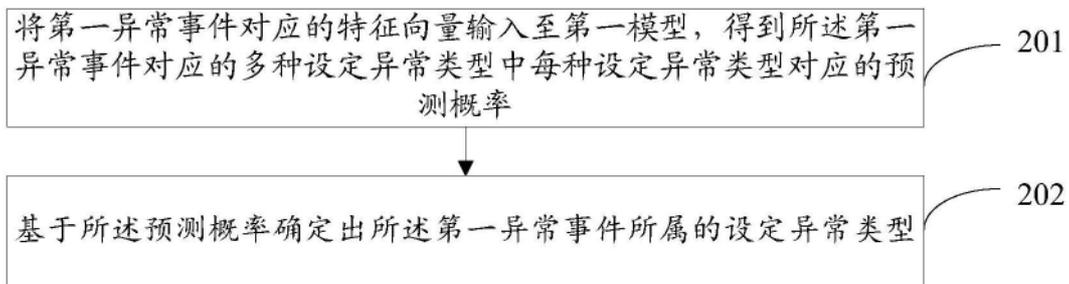


图2

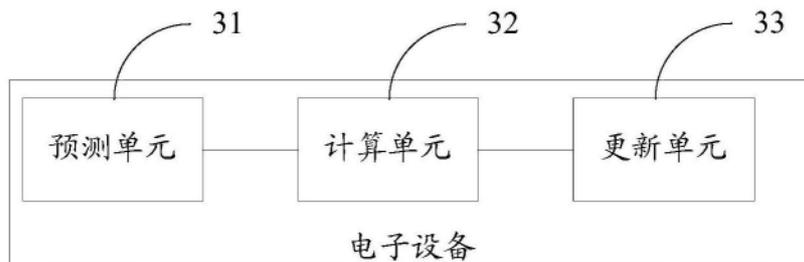


图3

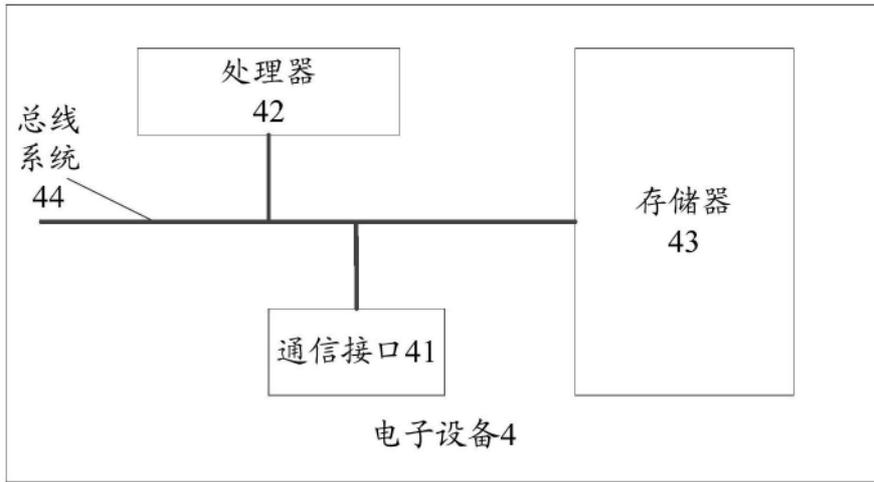


图4