

一种建模方法及装置

本申请要求于2020年03月27日提交国家知识产权局、申请号为202010231581.5、申请名称为“一种建模方法及装置”的中国专利申请的优先权，其全部内容通过引用结合在本申请中。

技术领域

本申请实施例涉及计算机领域，尤其涉及一种建模方法及装置。

背景技术

对关键绩效指标(key performance indicator, KPI)的数据进行异常检测可以判断KPI是否符合预期效果。通常异常检测是由专业人员根据经验对数据进行分析、检测，判断数据是否异常，从而确定KPI是否正常。随着系统复杂度的提升，数据量变得非常庞杂，依靠人工经验已经不能完成异常检测，需要借助模型进行异常检测。

针对不同的应用场景，需要检测不同的KPI。现有技术中，不同的KPI均需要重复训练历史数据，对算法进行不断优化，根据最终确定的算法得到最终的异常检测模型，以根据KPI的数据判断KPI是否出现异常。如此，不仅会导致极高的时间和资源消耗，而且建模效率较低。

发明内容

本申请实施例提供了一种建模方法及装置，在节约成本的同时提高了建模效率。

第一方面，提供了一种建模方法，包括：首先获取第一指标的第一数据集，根据第一数据集确定与第一指标相似的第二指标；还可以根据与第二指标关联的第二模型确定第一模型；其中，第一模型用于检测第一指标的状态，第一指标的状态包括异常状态或正常状态，第二模型用于检测第二指标的状态，第二指标的状态包括异常状态或正常状态。

在不同的应用场景下，可以参考本申请实施例提供的方法，根据历史KPI(例如，本申请实施例所述的第二指标)的模型确定新KPI(例如，本申请实施例所述的第一指标)，能够大幅提升模型的构建效率，降低资源消耗。

结合第一方面，在第一方面的第一种可能的实现方式中，第一数据集包括第一指标在多个不同时间点的数值。

本申请实施例提供可第一数据集的具体实现，第一指标可以时间序列类指标。

结合第一方面或第一方面的第一种可能的实现方式，在第一方面的第二种可能的实现方式中，根据第一数据集确定与第一指标相似的第二指标，包括：确定与第一数据集相似的第二数据集，将第二数据集对应的指标作为第二指标。

本申请实施例提供了确定相似指标的具体方法，可以利用数据集的相似性确定相似的指标。数据集越相似，数据集对应的指标就越相似。

结合第一方面的第二种可能的实现方式，在第一方面的第三种可能的实现方式中，所述确定与所述第一数据集相似的第二数据集包括，确定特征向量与所述第一数据集的特征向量相似的第二数据集。

本申请实施例提供可确定数据集相似性的方法，可以利用数据集中相同特征的特征向量的相似性来确定不同数据集的相似度。

结合第一方面的第三种可能的实现方式,在第一方面的第四种可能的实现方式中,所述第一数据集的特征向量和所述第二数据集的特征向量中的特征包括数值变化趋势、数值周期和数值波动特征中的至少一个。

本申请实施例提供了数据集的特征的可能实现,可以利用上述特征的特征向量确定数据集的相似度。

结合第一方面或第一方面的第一至第四种可能的实现方式中的任意一种,在第一方面的第五种可能的实现方式中,根据与第二指标关联的第二模型确定第一模型,包括:确定与第二指标关联的第二模型中性能最佳的模型为第一模型。

本申请实施例提供的方法中,将历史指标(例如,第二指标)关联的模型中性能最佳的模型确定为新指标(例如,第一指标)的模型,无需花费时间训练新指标的模型,利用上述性能最佳的模型可以对新指标进行异常检测。在提升建模效率的同时也保证了新指标异常检测的准确性。

结合第一方面的第五种可能的实现方式,在第一方面的第六种可能的实现方式中,确定与第二指标关联的第二模型中性能最佳的模型为第一模型之前,方法还包括:将第一数据集输入第二模型,根据第二模型的输出,确定第二模型的性能。

本申请实施例中,提供了一种确定模型性能的方式,以便选择性能最优的模型。

结合第一方面的第五种可能的实现方式,在第一方面的第七种可能的实现方式中,确定与第二指标关联的第二模型中性能最佳的模型为第一模型之前,方法还包括:将第一数据集输入第二模型,根据第二模型包括的数据预处理算法、特征选择算法处理第一数据集,获得第一特征集;根据特征过滤规则过滤第一特征集,获得第二特征集;第二特征集中的特征数量小于第一特征集中的特征数量;利用第二模型的异常检测算法处理第二特征集,根据异常检测算法的处理结果,确定第二模型的性能。

本申请实施例中,在确定第二模型的性能时,还可以利用特征过滤规则过滤特征集,减少特征量,从而减少计算量,提高建模效率。

结合第一方面的第七种可能的实现方式,在第一方面的第八种可能的实现方式中,特征过滤规则用于筛选出与第一指标的特性匹配的特征。

本申请实施例中,特征过滤规则用于从大量的特征中筛选出与第一指标的特性匹配的特征,从而可以减少特征量。

结合第一方面的第七或第八种可能的实现方式,在第一方面的第九种可能的实现方式中,利用异常检测算法处理第二特征集之前,方法还包括,确定第二模型包括的异常检测算法满足异常检测算法过滤规则。

本申请实施例中,可以利用异常检测算法过滤规则对模型进行过滤,对不满足过滤规则的模型不做进一步处理,仅对满足过滤规则的模型做下一步处理,即利用特征过滤规则过滤特征集,减少特征量。

结合第一方面的第九种可能的实现方式,在第一方面的第十种可能的实现方式中,异常检测算法过滤规则用于筛选出与第一指标的特性匹配的异常检测算法。

本申请实施例中,异常检测算法过滤规则用于从大量的模型中筛选出与第一指标的特性匹配的算法或模型,可以对第二指标关联的模型进行过滤,可以减少模型数量,从而减少计算量和模型训练次数。

结合第一方面的第五种可能的实现方式，在第一方面的第十一种可能的实现方式中，确定与第二指标关联的第二模型中性能最佳的模型为第一模型之前，包括：确定与第二指标关联的第二模型中，满足异常检测算法过滤规则的第二模型；将第一数据集输入满足异常检测算法过滤规则的第二模型，根据满足异常检测算法过滤规则的第二模型的数据预处理算法、特征选择算法处理第一数据集，获得第一特征集；利用满足异常检测算法过滤规则的第二模型的异常检测算法处理第一特征集，根据异常检测算法的处理结果，确定第二模型的性能。

本申请实施例可以不对特征进行过滤，仅仅对模型（算法）进行过滤。

结合第一方面的第十一种可能的实现方式，在第一方面的第十二种可能的实现方式中，利用满足异常检测算法过滤规则的第二模型的异常检测算法处理第一特征集之前，方法还包括：利用特征过滤规则过滤第一特征集。

结合第一方面的第三或第四种可能的实现方式，在第一方面的第十三种可能的实现方式中，所述确定特征向量与所述第一数据集的特征向量相似的第二数据集包括：将特征向量与所述第一数据集的特征向量的相似度大于第一阈值的数据集作为所述第二数据集；或者，确定多个数据集的特征向量与第一数据集的特征向量的相似度，按照相似度从大到小的顺序排列所述多个数据集，将所述多个数据集中的前 m 个数据集作为所述第二数据集。

具体地，可以根据特征向量的距离来确定特征向量的相似度，不同特征向量的距离越小，特征向量的相似度越大。示例的，如果特征向量与所述第一数据集的特征向量的距离小于第二阈值，可以认为该特征向量与第一数据集的特征向量的相似度大于第一阈值，将该特征向量对应的数据集作为所述第二数据集。

或者，确定多个数据集的特征向量与第一数据集的特征向量的距离，按照距离从小到大的顺序排列所述多个数据集，将所述多个数据集中的前 m 个数据集作为所述第二数据集。

第二方面，提供了一种装置，包括：获取单元，用于获取第一指标的第一数据集；数据处理单元，用于根据第一数据集确定与第一指标相似的第二指标；建模单元，用于，根据与第二指标关联的第二模型确定第一模型；第一模型用于检测第一指标的状态，第一指标的状态包括异常状态或正常状态，第二模型用于检测第二指标的状态，第二指标的状态包括异常状态或正常状态。

结合第二方面，在第二方面的第一种可能的实现方式中，第一数据集包括第一指标在多个不同时间点的数值。

结合第二方面或第二方面的第一种可能的实现方式，在第二方面的第二种可能的实现方式中，数据处理单元具体用于，确定与第一数据集相似的第二数据集，将第二数据集对应的指标作为第二指标。

结合第二方面的第二种可能的实现方式，在第二方面的第三种可能的实现方式中，所述数据处理单元具体用于，确定特征向量与所述第一数据集的特征向量相似的第二数据集。

结合第二方面的第三种可能的实现方式，在第二方面的第四种可能的实现方式中，所述第一数据集的特征向量和所述第二数据集的特征向量中的特征包括数值变化趋势、

数值周期和数值波动特征中的至少一个。

结合第二方面或第二方面的第一至第四种可能的实现方式中的任意一种，在第二方面的第五种可能的实现方式中，建模单元具体用于，确定与第二指标关联的第二模型中性能最佳的模型为第一模型。

- 5 结合第二方面的第五种可能的实现方式，在第二面的第六种可能的实现方式中，建模单元还用于，将第一数据集输入第二模型，根据第二模型的输出，确定第二模型的性能。

- 10 结合第二方面的第五种可能的实现方式，在第二方面的第七种可能的实现方式中，建模单元还用于，将第一数据集输入第二模型，根据第二模型包括的数据预处理算法、特征选择算法处理第一数据集，获得第一特征集；根据特征过滤规则过滤第一特征集，获得第二特征集；第二特征集中的特征数量小于第一特征集中的特征数量；利用第二模型的异常检测算法处理第二特征集，根据异常检测算法的处理结果，确定第二模型的性能。

- 15 结合第二方面的第七种可能的实现方式，在第二方面的第八种可能的实现方式中，特征过滤规则用于筛选出与第一指标的特性匹配的特征。

结合第二方面的第七或第八种可能的实现方式，在第二方面的第九种可能的实现方式中，建模单元还用于，利用异常检测算法处理第二特征集之前，确定第二模型包括的异常检测算法满足异常检测算法过滤规则。

- 20 结合第二方面的第九种可能的实现方式，在第二方面的第十种可能的实现方式中，异常检测算法过滤规则用于筛选出与第一指标的特性匹配的异常检测算法。

- 25 结合第二方面的第五种可能的实现方式，在第二方面的第十一种可能的实现方式中，建模单元还用于，确定与第二指标关联的第二模型中，满足异常检测算法过滤规则的第二模型；将第一数据集输入满足异常检测算法过滤规则的第二模型，根据满足异常检测算法过滤规则的第二模型的数据预处理算法、特征选择算法处理第一数据集，获得第一特征集；利用满足异常检测算法过滤规则的第二模型的异常检测算法处理第一特征集，根据异常检测算法的处理结果，确定第二模型的性能。

结合第二方面的第十一种可能的实现方式，在第二方面的第十二种可能的实现方式中，建模单元还用于，利用满足异常检测算法过滤规则的第二模型的异常检测算法处理第一特征集之前，利用特征过滤规则过滤第一特征集。

- 30 第三方面，提供了一种装置，所述装置包括至少一个处理器和存储器，至少一个处理器与存储器耦合；存储器，用于存储计算机程序；至少一个处理器，用于执行存储器中存储的计算机程序，以使得装置执行如上述第一方面或第一方面的任意一种可能的实现方式所述的方法。

- 35 该装置可以为终端设备或服务器等。这里的终端设备包括但不限于智能手机、车载装置（例如自动驾驶设备）、个人计算机、人工智能设备、平板电脑、个人数字助理、智能穿戴式设备（例如智能手表或手环、智能眼镜）、智能语音设备（例如智能音箱等）、虚拟现实/混合现实/增强显示设备或网络接入设备（例如网关等）等。服务器可以包括存储服务器或计算服务器等。

第四方面，本申请公开了一种计算机可读存储介质，包括：计算机可读存储介质

中存储有指令；当计算机可读存储介质在上述第二方面以及第二方面任意一种实现方式、第三方面所述的装置上运行时，使得装置执行如上述第一方面以及第一方面任意一种实现方式所述的方法。

第五方面，本申请提供一种芯片，包括接口和处理器，所述处理器用于通过所述接口获取计算机程序并实现前述第一方面或第一方面的任意一种可能的实现方式所述的方法。

第六方面，本申请提供一种芯片，包括多个电路模块，所述多个电路模块用于实现前述第一方面或第一方面的任意一种可能的实现方式所述的方法。在一些实现方式下，所述多个电路模块与软件程序一起实现前述第一方面或第一方面的任意一种可能的实现方式所述的方法。

附图说明

- 图 1 为本申请实施例提供的系统架构图；
- 图 2 为本申请实施例提供的异常检测模型的框架图；
- 图 3 为本申请实施例提供的装置的结构框图；
- 图 4 为本申请实施例提供的建模方法的流程图；
- 图 5 为本申请实施例提供的建模方法的另一流程图；
- 图 6 为本申请实施例提供的装置的另一结构框图；
- 图 7 为本申请实施例提供的装置的另一结构框图。

具体实施方式

下面将结合附图，对本申请中的技术方案进行描述。

本申请实施例提供的方法适用于图 1 所示的系统。如图 1 所示，该系统网元包括数据存储设备 10、计算设备 11 以及终端设备 12。其中，数据存储设备 10、计算设备 11 可以集成在单台设备上，也可以分别部署于不同设备上。

该系统还可以包括网络设备 13，图 1 所示的各个设备之间可以通过网络设备 13 进行通信。示例的，数据存储设备 10、计算设备 11 之间可以通过网络设备 13 进行通信；计算设备 11 和终端设备 12 之间可以通过网络设备 13 进行通信。

一种可能的实现方式中，网络设备 13 包括路由器、交换机、基站、网络线缆等设备，用于实现图 1 所示通信系统中的数据传输。

数据存储设备，可以部署在云端，用于历史数据，例如，各种网络指标的历史数据。

计算设备，可以从数据存储模块获取历史数据，根据历史数据构建模型。并将构建的模型发送给终端设备。

终端设备，可以接收计算设备发送的模型，利用模型进行数据监测。例如，从计算设备获取异常检测模型，利用该模型进行网络数据的异常检测。

首先对本申请实施例涉及的术语进行解释说明：

(1) 指标

本申请实施例中的指标可以是时间序列类指标。其中，时间序列可以包括一组按照时间发生先后顺序排列的时间点，相隔的两个时间点之间的时间间隔为一恒定值。

在时间序列包括的时间点上，指标的值随着时间点的变化而发生波动，可以称指

标为时间序列类指标。在异常检测场景中,时间序列类指标包括网络关键绩效指标(key performance indicator, KPI),网络 KPI 包括网络设备 KPI、网络业务 KPI 等。其中,网络设备 KPI 可以是中央处理器(CPU, central processing unit)利用率、光功率等,网络业务 KPI 可以是网络流量、网络吞吐量、丢包率、时延、用户接入数等。

5 (2) 指标的数据集

本申请实施例中,指标的数据集包括在不同时间采集到的指标数值。示例的,吞吐量的数据集可以包括在不同时间采集到的吞吐量,例如,{0.9,0.8,0.75,1.1}。

(3) 指标的状态

10 本申请实施例中,指标的状态用来表示指标是否正常。具体地,指标的状态包括正常状态或异常状态。示例的,指标的状态可以是指整个数据集的状态,例如,指标的数据集的状态为异常或正常。指标的状态也可以是指指标的数据集中每一个数值的状态。例如,指标的数据集为{0.9,0.8,0.75,1.1},指标的状态可以是:0.9、0.8、0.75 正常,1.1 异常。

其中,指标的异常状态包括:指标的值突升、指标的值突降、指标的均值变化等,
15 本申请实施例对此不做限制。

(4) 异常检测模型

本申请实施例中异常检测模型用于确定指标的状态。异常检测模型的输入为指标的数据集,输出为指标的状态,可以是数据集中每一个数据的状态。包括指标为正常状态或异常状态。

20 参考图 2,异常检测模型包括预处理模块、特征选择模块以及异常检测模块。其中,预处理模块用于利用数据预处理算法对指标的数据集进行预处理,并将处理后的数据输入特征选择模块。具体地,数据的预处理可以是删除数据集中的重复数据、异常数据,或者对数据进行标准化。

25 特征选择模块用于,从预处理模块接收数据,利用特征选择算法提取数据的特征,获得特征集。特征集包括数据的特征,例如,最大值、最小值、平均值等。特征选择模块还可以向异常检测模块输入特征集。

异常检测模块用于,从特征选择模块接收特征集,利用异常检测算法处理特征集,输出指标的状态。异常检测算法可以是基于统计与数据分布的算法(N-Sigma)、基于距离/密度的算法、局部异常因子算法、孤立森林、基于预测的算法,例如,自回归积分滑动平均模型(Autoregressive Integrated Moving Average Model, ARIMA)等,本
30 申请实施例对此不做限制。

异常检测模型可以是二分类模型,则异常检测模块可以输出两个结果:正常或异常。异常检测模型也可以输出一个数值,这个数值代表指标正常的可能性或指标异常的可能性,根据这个数值可以判断指标是否正常。

35 本申请实施例提供一种建模方法,首先获取第一指标的第一数据集,根据所述第一数据集确定与所述第一指标相似的第二指标。还可以根据与所述第二指标关联的第二模型确定用于确定第一指标的状态的第一模型;所述第一模型用于确定第一指标的状态,具体地第一模型的输入为所述第一指标的数据集,例如所述第一数据集,所述第一模型的输出为所述第一指标的状态,所述第一指标的状态包括异常状态或正常状

态，所述第二模型用于确定所述第二指标的状态。在不同的应用场景下，可以参考本申请实施例提供的方法，根据历史 KPI（例如，本申请实施例所述的第二指标）的模型确定新 KPI（例如，本申请实施例所述的第一指标），能够大幅提升模型的构建效率，降低资源消耗。

5 图 3 所示为本申请实施例提供的装置 30 的硬件结构示意图。装置 30 可以部署在计算设备上，也可以是本申请实施例所述的计算设备。参考图 3，装置 30 包括处理器 301、存储器 302 以及至少一个网络接口（图 3 中仅是示例性的以包括网络接口 303 为例进行说明）。其中，处理器 301、存储器 302 以及网络接口 303 之间互相连接。

10 处理器 301 可以是一个通用中央处理器（central processing unit, CPU），微处理器，特定应用集成电路（application-specific integrated circuit, ASIC），或一个或多个用于控制本申请方案程序执行的集成电路。

网络接口 303 是装置 30 的接口，用于与其他设备或通信网络通信，如以太网，无线接入网（radio access network, RAN），无线局域网(wireless local area networks, WLAN)等。

15 存储器 302 可以是只读存储器（read-only memory, ROM）或可存储静态信息和指令的其他类型的静态数据中，随机存取存储器（random access memory, RAM）或者可存储信息和指令的其他类型的动态数据中，也可以是电可擦可编程只读存储器（electrically erasable programmable read-only memory, EEPROM）、只读光盘（compact disc read-only memory, CD-ROM）或其他光盘存储、光碟存储（包括压缩光碟、激光碟、光碟、数字通用光碟、蓝光光碟等）、磁盘存储介质或者其他磁数据中、或者能够用于携带或存储具有指令或数据结构形式的期望的程序代码并能够由计算机存取的任何其他介质，但不限于此。存储器可以是独立存在，通过通信线路 302 与处理器相连接。存储器也可以和处理器集成在一起。

20 其中，存储器 302 用于存储执行本申请方案的计算机执行指令，并由处理器 301 来控制执行。处理器 301 用于执行存储器 302 中存储的计算机执行指令，从而实现本申请下述实施例提供的意图处理方法。

可选的，本申请实施例中的计算机执行指令也可以称之为应用程序代码，本申请实施例对此不作具体限定。

30 在具体实现中，作为一种实施例，处理器 301 可以包括一个或多个 CPU，例如图 3 中的 CPU0 和 CPU1。

在具体实现中，作为一种实施例，装置 30 可以包括多个处理器，例如图 3 中的处理器 301 和处理器 304。这些处理器中的每一个可以是一个单核(single-CPU)处理器，也可以是一个多核(multi-CPU)处理器。这里的处理器可以指一个或多个设备、电路、和/或用于处理数据（例如计算机程序指令）的处理核。

35 上述的装置 30 可以是一个通用设备或者是一个专用设备。在具体实现中，装置 30 可以是台式机、网络装置、嵌入式设备或其他有图 3 中类似结构的设备。本申请实施例不限定装置 30 的类型。

本申请实施例提供一种建模方法，如图 4 所示，所述方法包括以下步骤：

401、获取第一指标的第一数据集，根据所述第一数据集确定与所述第一指标相似

的第二指标。

参考图 4, 计算设备可以从存储设备获取第一数据集。此外, 第一数据集可以包括一段时间内采集到的第一指标的值, 通过对第一数据集进行处理分析, 判断第一指标是否出现异常。具体地, 可以将第一数据集输入与第一指标匹配的异常检测模型中,

5 根据模型的输出判断第一指标是否出现异常。

可以理解的是, 相似的指标随时间的波动趋势相似, 可以使用相同的算法来判断相似指标的状态。本申请实施例中, 为了降低建模复杂度, 提高建模效率。针对新指标, 可以利用与其相似的指标的模型, 对新指标的数据集进行检测, 判断新指标的状态是否异常。示例的, 获取第一指标的数据集(例如本申请实施例所述的第一数据集)

10 之后, 可以利用与第一指标相似的指标的模型, 处理第一指标的数据集, 根据处理结果判断第一指标是否出现异常。

需要说明的是, 指标随时间的变化趋势、指标的周期、指标的波动等特点具有相似性, 指标的数据集也表现出相似性。本申请实施例中, 根据数据集的相似性确定指标的相似性, 数据集越相似, 表明指标越相似。

15 示例的, 计算设备获取第一数据集后, 可以确定与所述第一数据集相似的数据集, 例如本申请实施例所述的第二数据集。还可以根据所述第二数据集确定与第一指标相似的指标, 例如, 本申请实施例所述的第二指标。

需要说明的是, 第二数据集对应的指标为所述第二指标, 第二数据集为所述第二指标的数据集, 将第二数据集输入异常检测模型可以根据模型的输出判断第二指标的状态是否异常。本申请实施例中, 可以将对第二指标进行异常检测的模型称为第二指标关联的模型, 第二指标可以关联多个模型。当然, 与第一指标相似的指标可能有多个, 即有多个第二指标, 每个第二指标可以关联一个或多个模型。

本申请实施例中, 可以通过以下两种方式确定数据集的相似性:

25 第一种、根据数据集集中的数值来确定数据集的相似性, 数据集集中的数值越接近, 则数据集越相似。

具体地, 根据数据集集中的数值计算第一数据集与其他历史数据集的相似度, 将相似度较高的 m 个历史数据集作为所述第二数据集。其中, 每个第二数据集可以对应一个指标, 例如, 本申请实施例所述的第二指标。 m 个第二数据集可以对应 m 个第二指标。

30 另外, 每个第二指标可以有 n 个关联的异常检测模型, 例如, 本申请实施例所述的第二模型, 第二模型的结构如图 2 所示, 在此不做赘述。因此, 与第一指标相似的 m 个第二指标可以关联 $m \times n$ 个第二模型。

示例的, 数据集 1 为 {0.9, 0.8, 0.75, 1.1}, 数据集 2 为 {0.3, 0.4, 0.5, 1.1}, 数据集 3 为 {0.9, 0.8, 0.6, 1.1}, 数据集 4 为 {0.7, 0.6, 0.75, 1.1}。则与数据集 1 最接近的是数据集 3。
35 数据集 3 关联的模型为本申请实施例所述的第二模型。

第二种、确定数据集的特征向量, 根据特征向量, 确定数据集的相似性。不同数据集的相同特征的特征向量越相似, 数据集越相似。

具体实现中, 首先确定数据集的特征, 还可以根据特征构建数据集的特征向量, 数据集的特征向量包括数据集的特征。一种可能的实现方式中, 特征向量中包括的是

特征的值。具体地，数据集的特征可以是数据特征也可以是提取特征。

需要说明的是，数据特征是数据集中的数据的自身特征。例如，数据特征包括数值周期、数值变化趋势或数值波动特征等。其中，数值周期是指数据集中的数值周期性排列的周期，例如，数值周期可以是时长，包括多个时间点。数值周期也可以是数值个数。数值变化趋势用于反映数据集中数值的变化趋势，例如，持续增长、持续下降、先升后降，先降后升，或者满足正态分布等等；数值波动特征用于反映数据集中数值的波动状态，例如，数值波动特征可以是表征数据集中数值的波动曲线的函数，或者，表征数据集中的指定数值，如数据集中的最大值、最小值或平均值。

提取特征是对数据集中的数据进行处理时产生的特征。例如，提取特征可以包括统计特征、拟合特征或频域特征等。其中，统计特征是指数据集中数据所具有的统计学特征，统计特征有数量特征和属性特征之分，其中数量特征又有计量特征和计数特征之分，数量特征可以直接用数值来表示，例如，CPU、内存、IO资源等多种资源的消耗值为计量特征；而出现异常的次数、正常工作的设备个数是计数特征；属性特征不能直接用数值来表示，如设备是否出现异常、设备是否产生宕机等，统计特征中的特征就是统计时需要考察的指标。例如，属性特征包括移动平均值(Moving_average)、加权平均值(Weighted_mv)等。拟合特征是数据集拟合时的特征，例如拟合特征可以包括进行拟合时所采用的算法，如ARIMA。频域特征是数据集中的数值在频域上的特征。例如，频域特征数据包括：数据集中的数值在频域上分布所遵循的规律，如该数据集中高频分量的占比。可选地，频域特征可以通过对数据集进行小波分解得到。

进一步，可以计算相同特征的特征向量之间的相似度，还可以根据特征向量之间的距离来衡量特征向量之间的相似度，且特征向量之间的相似度与特征向量之间的距离负相关。也即是两个特征向量的相似度越大，距离越小；相似度越小，距离越大。

具体地，针对不同数据集的相同特征的特征向量，可以先确定特征向量之间的距离，再根据距离确定特征向量的相似度。其中，特征向量之间的距离可以有多种计算方式，例如，采用欧式距离公式、切比雪夫距离公式、余弦距离公式、马氏距离公式或者其他距离公式等计算得到。

示例的，第一数据集的特征向量为 (x_1, y_1) ，第二数据集的特征向量为 (x_2, y_2) ，计算向量 (x_1, y_1) 和向量 (x_2, y_2) 之间的距离，当该距离小于第二阈值（可以根据经验设置），则确定向量 (x_1, y_1) 和向量 (x_2, y_2) 相似度较大，例如，向量 (x_1, y_1) 和向量 (x_2, y_2) 的相似度大于第一阈值，则确定第二数据集与第一数据集相似，即第二数据集对应的指标与第一数据集对应的指标相似。

或者，确定多个数据集的特征向量与第一数据集的特征向量的相似度，按照相似度从大到小的顺序排列所述多个数据集，将排序后的前 m 个数据集作为所述第二数据集。其中， m 为大于等于1的整数，可以根据经验或实际需求设置，在此不做限定。

示例的，第一数据集的特征向量为 (x_1, y_1) ，数据集2的特征向量为 (x_2, y_2) ，数据集3的特征向量为 (x_3, y_3) ，数据集4的特征向量为 (x_4, y_4) ，数据集5的特征向量为 (x_5, y_5) 。分别计算 (x_1, y_1) 与 (x_2, y_2) 、 (x_3, y_3) 、 (x_4, y_4) 、 (x_5, y_5) 的相似度，按照相似度从大到小的顺序排列后为： (x_3, y_3) 、 (x_2, y_2) 、 (x_4, y_4) 、 (x_5, y_5) ，即数据集按照相似度从大到小排列的顺序为：数据集3、

数据集 2、数据集 4、数据集 5。假设 $m=3$ ，则将前 3 个数据集作为与所述第一数据集相似的所述第二数据集，即将数据集 3、数据集 2、数据集 4 作为所述第二数据集。

具体地，可以通过特征向量的距离确定特征向量的相似度，例如，分别计算 (x_1, y_1) 与 (x_2, y_2) 、 (x_3, y_3) 、 (x_4, y_4) 、 (x_5, y_5) 的距离，按照距离从小到大的顺序排列后为： (x_3, y_3) 、 (x_2, y_2) 、 (x_4, y_4) 、 (x_5, y_5) ，即相似度从大到小依次为： (x_3, y_3) 、 (x_2, y_2) 、 (x_4, y_4) 、 (x_5, y_5) 。

402、根据与所述第二指标关联的第二模型确定第一模型。

在确定与第一指标相似的第二指标后，可以根据与第二指标关联的第二模型确定第一模型。所述第一模型用于确定（检测）第一指标的状态，判断第一指标是否出现异常。具体地，所述第一模型的输入为所述第一指标的数据集（例如，本申请实施例所述的第一数据集），所述第一模型的输出为所述第一指标的状态。

一种可能的实现方式中，所述第一指标的状态包括异常状态或正常状态。示例的，第一模型可以输出两个结果：正常或异常。或者，第一模型也可以输出一个数值，这个数值代表指标正常的可能性或指标异常的可能性，根据这个数值可以判断指标是否

正常。

一种可能的实现方式中，确定与所述第二指标关联的第二模型中性能最佳的模型为所述第一模型。其中，所有第二模型中性能最佳的模型可以是其中准确率最高的模型。示例的，将第一指标的第一数据集输入第二指标关联的 $m \times n$ 个第二模型中，计算每一个第二模型输出的第一指标的状态的准确率，准确率最高的第二模型为第一模型。

示例的，第一数据集为 $\{0.9, 0.8, 0.75, 1.1\}$ ，其中，0.9、0.8、0.75 为正常的指标数值，1.1 为异常的指标数值。假设第二指标关联 3 个模型，分别为模型 1、模型 2 以及模型 3。将第一数据集分别输入模型 1、模型 2 以及模型 3，模型 1 的输出结果是，0.9、0.8 正常，0.75、1.1 异常；模型 2 的输出为 0.9、0.8、0.75 正常，1.1 异常；模型 3 的输出结果是 0.9 正常，0.8、0.75、1.1 异常。可见，模型 2 的准确率最高，确定模型 2 为第一指标的异常检测模型，即本申请实施例所述的第一模型。

本申请实施例提供的方法中，将历史指标（例如，第二指标）关联的模型中性能最佳的模型确定为新指标（例如，第一指标）的模型，无需花费时间训练新指标的模型，利用上述性能最佳的模型可以对新指标进行异常检测。在提升建模效率的同时也保证了新指标异常检测的准确性。

可选的，在步骤 401 之前，计算设备可以确定每一个历史数据集对应的指标，以及每一个指标关联的模型。具体地，计算设备可以生成如下表 1，记录数据集与模型之间的对应关系。

表 1

数据集		模型			
数据集 ID	数据集的数据	数据预处理算法及参数	特征集	特征选择算法及参数	异常检测算法及参数
1	[1,0.5,3,4.8,...,9]	P[5,5]	[max,min,mean.....]	F[0.95]	M[50,10]
1	[1,0.5,3,4.8,...,9]	Q[3,5]	[median,min,mean.....]	G[0.88]	N[30,10]
2	[3,0.8,5,12.5,...,20]	O[3,3]	[median,variance,mean.....]	E[0.77]	L[30,20]
2	[3,0.8,5,12.5,...,20]	R[6,9]	[median,variance,yoy.....]	D[1.5]	K[100,10]
2	[3,0.8,5,12.5,...,20]	T[5,2]	[max, variance,yoy.....]	H[0.83]	Y[3,9]
...	...	...	...	...	...

需要说明的是,算法的参数也可以是算法的输入,根据算法的参数可以确定算法。示例的,算法 $f(x,y) = ax+by$, 其中, a 、 b 可以称为算法 $f(x,y)$ 的参数,例如,算法的参数为[1,3],即 $a=1$ 、 $b=3$,算法为 $x+3y$ 。参考表 1,首先利用数据预处理算法处理数据集,将处理后的数据作为特征选择算法的输入,经过特征选择算法处理输出特征集,利用异常检测算法处理特征集,输出指标的状态。

参考表 1,假设数据集 1[1,0.5,3,4.8,...,9]和数据集 2[3,0.8,5,12.5,...,20]与第一数据集相似,则确定的第二模型有 5 个,分别是数据集 1[1,0.5,3,4.8,...,9]关联的两个模型以及数据集 2[3,0.8,5,12.5,...,20]关联的 3 个模型。

一种可能的实现方式中,在确定与所述第二指标关联的第二模型中性能最佳的模型为所述第一模型之前,还可以对利用特征过滤规则对特征集进行过滤,减少特征量,减少计算设备的处理量,进一步提高建模效率。

示例的,将所述第一指标的数据集(例如,本申请实施例所述的第一数据集)输入所述第二模型,根据所述第二模型包括的数据预处理算法处理所述第一数据集,获得第一特征集;

还可以根据特征过滤规则过滤所述第一特征集,获得第二特征集;所述第二特征集中的特征数量小于所述第一特征集中的特征数量。

最后利用所述第二模型的异常检测算法处理所述第二特征集,根据所述异常检测算法的处理结果,确定所述第二模型的性能。具体地,所述异常检测算法的处理结果可以是第一指标的状态,例如,异常检测算法输出第一数据集中每一个数值的状态,从而可以确定第二模型异常检测的准确率,以此来确定第二模型的性能。

需要说明的是,特征过滤规则是根据指标的特性确定的过滤规则,用于过滤(或筛选)与指标的特性匹配的特征。可以是自动过滤规则和人工经验过滤规则,具体介绍如下:

a) 自动过滤规则

自动过滤规则指的是先对第一数据集进行处理,提取数据的关键特点,基于这些关键特点生成第一指标的特征集。例如,数据的周期性、离散性、趋势性、阶梯性、随机性等。

进一步,根据指标的特性自动设置相应的特征过滤规则,自动对特征集进行过滤,筛选出符合自动过滤规则的特征。例如,指标的特性是:指标的数值在异常事件中值易发生剧烈变化。则自动设置特征过滤规则,对特征集进行过滤,过滤后的特征集包括在异常事件中值易发生剧烈变化的特征。

- 5 或者,第一指标是平滑周期型指标,则自动设置特征过滤规则,对特征集进行过滤,输出过滤后的特征集(例如,本申请实施例所述的第二特征集)。过滤后的特征集可以包括简单移动平均、加权移动平均、指数移动平均、周期等。

b) 人工经验过滤规则

- 10 人工经验过滤规则是专业人员根据历史经验确定的特征过滤规则。首先根据历史经验确定指标的特性,再根据指标的特性确定与指标的特性匹配的特征,还可以人工输入特征过滤规则,用于过滤(筛选)与指标的特性匹配的特征。

- 15 例如,第一指标的特性是抖动异常、突升异常、突降异常等,根据人工经验确定与第一指标的特性匹配的特征是分桶熵、同比等,还可以输入特征过滤规则,用于过滤出分桶熵、同比等特征。计算设备接收输入的特征过滤规则,根据特征过滤规则过滤特征选择算法输出的第一特征集,获得第二特征集。

可选的,在这种方式中,还可以利用异常检测算法过滤规则对模型进行过滤,对不满足过滤规则的模型不做进一步处理,仅对满足过滤规则的模型做下一步处理,即利用特征过滤规则过滤特征集,减少特征量。

- 20 示例的,在确定第二指标关联的所有第二模型后,筛选出其中满足异常检测算法过滤规则的模型。对于这些模型中的每一个,将第一数据集输入模型进行处理,利用特征过滤规则过滤特征集,减少处理量。

需要说明的是,与第一指标相似的所有第二指标关联的模型数量可能会非常大,对全部模型进行训练效率会很低。利用异常检测算法过滤规则对第二指标关联的模型进行过滤,可以减少模型数量,从而减少计算量和模型训练次数。

- 25 其中,异常检测算法过滤规则可以是根据各类经验(如设备性能、计算性能、应用场景、数据质量、专家经验等)确定的规则,用于过滤(筛选)出与指标的特性匹配的异常检测算法。其中,与指标的特性匹配的异常检测算法,可以是常用于该指标的异常检测算法。

- 30 在异常检测场景中,时间序列的异常检测通常是找出远离相对既定模式或分布的数据点。时间序列的异常包括:突升、突降、均值变化等。时间序列的异常检测算法包括基于统计与数据分布的算法(例如 N-Sigma 算法)、基于距离/密度的算法(例如局部异常因子算法)、孤立森林算法或基于预测的算法(例如差分整合移动平均自回归模型(Autoregressive Integrated Moving Average model, ARIMA)算法)等。相应的机器学习模型可以为基于统计与数据分布的模型(例如 N-Sigma 模型)、基于距离/密度的模型(例如局部异常因子模型)、孤立森林模型或基于预测的模型(例如 ARIMA)。
- 35 异常检测算法过滤规则用于过滤出这些算法或机器学习模型,减少模型数量,从而减少计算量和模型训练次数。

一种可能的实现方式中,可以先利用异常检测算法过滤规则对所有的第二模型进行过滤,减少模型数量。对过滤后的模型进行训练时,还可以利用特征过滤规则减少

特征量，从而减少计算设备的处理量，进一步提高建模效率。

示例的，确定与所述第二指标关联的第二模型中，满足异常检测算法过滤规则的第二模型；

5 将所述第一数据集输入所述满足异常检测算法过滤规则的第二模型，根据所述满足异常检测算法过滤规则的第二模型包括的数据预处理算法处理所述第一数据集，获得第一特征集；

利用所述满足异常检测算法过滤规则的第二模型的异常检测算法处理所述第一特征集，根据所述异常检测算法的处理结果，确定所述第二模型的性能。

10 可选的，在这种实现方式中，对与第一指标相似的所有第二指标关联的模型进行过滤后，还可以利用特征过滤规则过滤特征选择算法输出的特征集，例如，本申请实施例所述的第一特征集。最终输出过滤后的特征集——第二特征集。

15 本申请实施例提供的方法中，可以确定新指标（例如，本申请实施例所述的第一指标）相似的历史 KPI（例如，本申请实施例所述的第二指标），根据历史指标关联的模型确定新指标的模型，无需针对新指标开发新的模型，能够大幅提升模型的构建效率，降低资源消耗。

20 本申请实施例中，计算设备还可以包括模型搜索模块和分析模块。其中，模型搜索模块和分析模块可以部署在相同的设备上，也可以部署在不同的设备上，本申请实施例对此不做限制。模型搜索模块用于确定与第一指标相似的第二指标，以及所有第二指标关联的第二模型，将所有第二指标关联的第二模型输入分析模型。分析模块用于，利用第一指标的第一数据集对第二模型进行训练优化，最终得到用于第一指标的第一模型。

25 本申请实施例还提供一种建模方法，模型搜索模块部署在模型搜索设备，分析模块部署在分析设备。其中，分析设备包括初始化模块、数据预处理模块、特征选择模块、异常检测模块以及模型评估模块。存储设备、模型搜索设备以及分析设备之间进行交互，可以根据历史 KPI 的模型创建新 KPI 的异常检测模型。如图 5 所示，所述方法包括以下步骤：

501、模型搜索设备从存储设备获取大量历史数据集，将获取到的历史数据集发送给模型搜索设备。

30 502、模型搜索设备确定历史 KPI 关联的异常检测模型（即模型搜索空间），并向分析模块发送历史 KPI 关联的异常检测模型。

具体地，模型搜索设备通过反复尝试不同的数据预处理算法、特征选择算法、异常检测算法以及各种算法参数的组合来训练历史 KPI 的数据集，不同的模型，获得每个历史 KPI 性能最优的前 n 个异常检测模型。

35 还可以记录历史 KPI 的数据集、历史 KPI 的模型之间的对应关系，根据该对应关系生成模型搜索空间。模型搜索空间包括历史 KPI 以及历史 KPI 关联的异常检测模型。其中，本申请实施例所述的第二指标是历史 KPI 中与第一指标相似的指标。

一种可能的实现方式中，搜索空间如前文表 1 所示。

503、分析设备的初始化模块根据新 KPI 的数据集对模型搜索空间进行初始化，向数据预处理模块发送初始化后的模型搜索空间。

需要说明的是，新 KPI 可以是本申请实施例所述的第一指标，新 KPI 的数据集可以是本申请实施例所述的第一数据集。

- 具体地，初始化模块获取新 KPI 的数据集后，还可以基于元学习计算新数据集与历史数据集之间的相似性，筛选出与新数据集相似度较高的前 m 个历史数据集。进一步，从初始搜索空间中选出与所述前 m 个历史数据集关联的 $m \times n$ 个模型（假设每一个历史数据集关联 n 个模型），作为初始化后的搜索空间，并输出给数据预处理模块。

504、数据预处理模块使用初始化后模型的数据预处理算法对新数据集进行预处理，并将预处理后的数据集输出给特征选择模块。

505、特征选择模块确定特征集，将特征集发送给异常检测模块。

- 具体地，特征选择模块先利用模型（初始化后的搜索空间中的模型）的特征选择算法对预处理后的数据集进行处理获得第一特征集，再利用特征过滤规则对第一特征集进行过滤，获得第二特征集。第二特征集中的特征数量小于第一特征集，大大降低了特征选择的计算量。

其中，特征过滤规则参考前文的详细介绍，在此不做赘述。

- 一种可能的实现方式中，特征选择模块也可以不对特征进行过滤，将第一特征集发送给异常检测模块进行异常检测。

特征过滤模块还可以将第二特征集发送给异常检测模块。

506、异常检测模块根据特征选择模块输入的特征集进行异常检测，将检测结果发送给模型评估模块。

- 具体地，异常检测模块可以利用异常检测算法过滤规则先对模型的异常检测算法进行过滤，如果模型的异常检测算法满足过滤规则，异常检测模块则利用模型的异常检测算法对第二特征集进行处理，输出异常检测的结果，即新 KPI 的状态。

可选的，如果模型的异常检测算法不满足过滤规则，则不进行后续处理。对搜索空间中的其他模型进行训练，执行步骤 504~步骤 506。

- 其中，异常检测算法过滤规则参考前文的详细介绍，在此不做赘述。

一种可能的实现方式中，异常检测模块也可以不对异常检测算法（或者模型）进行过滤，对初始化的搜索空间中的每一个模型进行训练，选择其中性能最优的模型作为新 KPI 的异常检测模型。

需要说明的是，遍历初始化后的搜索空间中的每一个模型，执行步骤 504~步骤 506。

- 507、模型评估模块获取各个模型的异常检测，评估出性能最佳的模型。

需要说明的是，所述性能最佳的模型最终作为新 KPI 的模型，对新 KPI 的异常状态进行检测。

508、模型评估模块向终端设备发送性能最佳的模型的信息，终端设备使用该模型对新 KPI 进行异常检测。

- 在采用对应各个功能划分各个功能模块的情况下，图 6 示出上述实施例中所涉及的装置的一种可能的结构示意图。例如，图 6 所示的装置可以是本申请实施例所述的计算设备，也可以是计算设备中实现上述方法的部件。如图 6 所示，装置包括获取单元 601、数据处理单元 602、建模单元 603 以及收发单元 604。处理单元可以是一个或多个处理器，收发单元可以是收发器。

获取单元 601, 用于支持计算设备执行步骤 401 中, 获取第一数据集的过程, 和/或用于本文所描述的技术的其它过程。

数据处理单元 602, 用于支持计算设备执行步骤 401 中, 确定第二指标的过程, 和/或用于本文所描述的技术的其它过程。

5 建模单元 603, 用于指示支持计算设备执行步骤 402, 和/或用于本文所描述的技术的其它过程。

收发单元 604, 用于支持计算设备与其他装置或设备之间的通信, 和/或用于本文所描述的技术的其它过程。可以是计算设备的接口电路或网络接口。

需要说明的是, 上述方法实施例涉及的各步骤的所有相关内容均可以援引到对应功能模块的功能描述, 在此不再赘述。

一种可能的实现方式中, 图 6 所示的装置也可以是应用于计算设备中的芯片。所述芯片可以是片上系统(System-On-a-Chip, SOC)或者是具备通信功能的基带芯片等。

示例性的, 在采用集成的单元的情况下, 本申请实施例提供的装置的结构示意图如图 7 所示。在图 7 中, 该装置包括: 处理模块 701 和通信模块 702。处理模块 701 15 用于对装置的动作进行控制管理, 例如, 执行上述获取单元 601、数据处理单元 602、建模单元 603 执行的步骤, 和/或用于执行本文所描述的技术的其它过程。通信模块 702 用于执行上述收发单元 604 执行的步骤, 支持装置与其他设备之间的交互, 如与其他终端装置之间的交互。如图 7 所示, 装置还可以包括存储模块 703, 存储模块 703 用于存储装置的程序代码和数据。

20 当处理模块 701 为处理器, 通信模块 702 为收发器, 存储模块 703 为存储器时, 装置为图 3 所示的装置。

本申请实施例提供一种计算机可读存储介质, 计算机可读存储介质中存储有指令; 指令用于执行如图 4 或图 5 所示的方法。

本申请实施例提供一种包括指令的计算机程序产品, 当其在装置上运行时, 使得 25 装置实现如图 4 或图 5 所示的方法。

本申请实施例一种无线装置, 包括: 无线装置中存储有指令; 当无线装置在图 3、图 6、图 7 所示的装置上运行时, 使得装置实现如图 4 或图 5 所示的方法。该装置可以为芯片等。

30 通过以上的实施方式的描述, 所属领域的技术人员可以清楚地了解到, 为描述的方便和简洁, 仅以上述各功能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功能分配由不同的功能模块完成, 即将数据库访问装置的内部结构划分成不同的功能模块, 以完成以上描述的全部或者部分功能。

本申请实施例中的处理器, 可以包括但不限于以下至少一种: 中央处理单元 (central processing unit, CPU)、微处理器、数字信号处理器 (DSP)、微控制器 35 (microcontroller unit, MCU)、或人工智能处理器等各类运行软件的计算设备, 每种计算设备可包括一个或多个用于执行软件指令以进行运算或处理的核。该处理器可以是单独的半导体芯片, 也可以跟其他电路一起集成为一个半导体芯片, 例如, 可以跟其他电路 (如编解码电路、硬件加速电路或各种总线和接口电路) 构成一个 SoC (片上系统), 或者也可以作为一个 ASIC 的内置处理器集成在所述 ASIC 当中, 该集成了

处理器的 ASIC 可以单独封装或者也可以跟其他电路封装在一起。该处理器除了包括用于执行软件指令以进行运算或处理的核外，还可进一步包括必要的硬件加速器，如现场可编程门阵列（field programmable gate array, FPGA）、PLD（可编程逻辑器件）、或者实现专用逻辑运算的逻辑电路。

5 本申请实施例中的存储器，可以包括如下至少一种类型：只读存储器（read-only memory, ROM）或可存储静态信息和指令的其他类型的静态存储设备，随机存取存储器（random access memory, RAM）或者可存储信息和指令的其他类型的动态存储设备，也可以是电可擦可编程只读存储器（electrically erasable programmable memory, EEPROM）。在某些场景下，存储器还可以是只读光盘（compact disc read-only memory, 10 CD-ROM）或其他光盘存储、光碟存储（包括压缩光碟、激光碟、光碟、数字通用光碟、蓝光光碟等）、磁盘存储介质或者其他磁存储设备、或者能够用于携带或存储具有指令或数据结构形式的期望的程序代码并能够由计算机存取的任何其他介质，但不限于此。

本申请中，“至少一个”是指一个或者多个。“多个”是指两个或两个以上。“和/或”，描述关联对象的关联关系，表示可以存在三种关系，例如，A 和/或 B，可以表示：单独存在 A，同时存在 A 和 B，单独存在 B 的情况，其中 A，B 可以是单数或者复数。字符“/”一般表示前后关联对象是一种“或”的关系。“以下至少一项（个）”或其类似表达，是指的这些项中的任意组合，包括单项（个）或复数项（个）的任意组合。例如，a，b，或 c 中的至少一项（个），可以表示：a，b，c，a-b，a-c，b-c，20 或 a-b-c，其中 a，b，c 可以是单个，也可以是多个。另外，为了便于清楚描述本申请实施例的技术方案，在本申请的实施例中，采用了“第一”、“第二”等字样对功能和作用基本相同的相同项或相似项进行区分。本领域技术人员可以理解“第一”、“第二”等字样并不对数量和执行次序进行限定，并且“第一”、“第二”等字样也并不限定一定不同。

25 在本申请所提供的几个实施例中，应该理解到，所揭露的数据库访问装置和方法，可以通过其它的方式实现。例如，以上所描述的数据库访问装置实施例仅仅是示意性的，例如，所述模块或单元的划分，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，例如多个单元或组件可以结合或者可以集成到另一个装置，或一些特征可以忽略，或不执行。另一点，所显示或讨论的相互之间的耦合或直接耦合或通信 30 连接可以通过一些接口，数据库访问装置或单元的间接耦合或通信连接，可以是电性，机械或其它的形式。

所述作为分离部件说明的单元可以是或者也可以不是物理上分开的，作为单元显示的部件可以是一个物理单元或多个物理单元，即可以位于一个地方，或者也可以分布到多个不同地方。可以根据实际的需要选择其中的部分或者全部单元来实现本实施例 35 方案的目的。

另外，在本申请各个实施例中的各功能单元可以集成在一个处理单元中，也可以是各个单元单独物理存在，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，也可以采用软件功能单元的形式实现。

所述集成的单元如果以软件功能单元的形式实现并作为独立的产品销售或使用，

可以存储在一个可读取存储介质中。基于这样的理解，本申请实施例的技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分或者该技术方案的全部或部分可以以软件产品的形式体现出来，该软件产品存储在一个存储介质中，包括若干指令用以使得一个设备（可以是单片机，芯片等）或处理器执行本申请各个实施例所述方法的全部或部分步骤。而前述的存储介质包括：U 盘、移动硬盘、ROM、RAM、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

以上所述，仅为本申请的具体实施方式，但本申请的保护范围并不局限于此，任何在本申请揭露的技术范围内的变化或替换，都应涵盖在本申请的保护范围之内。因此，本申请的保护范围应以所述权利要求的保护范围为准。

10