

数据测量方法、装置、电子设备和计算机可读介质

技术领域

本公开的实施例涉及计算机技术领域，具体涉及数据测量方法、装置、电子设备和计算机可读介质。

5

背景技术

随着互联网技术的发展，人们进入了大数据的时代。不同领域不同行业会产生不同的数据，人们常常利用得到的数据进行计算来了解行业发展和产业生产。由于数据量庞大，通常会借助一些程序、服务软件来满足用户对数据计算的需求。由此，需要一种高效的、易于管理的数据测量方法。

10

发明内容

本公开的内容部分用于以简要的形式介绍构思，这些构思将在后面的具体实施方式部分被详细描述。本公开的内容部分并不旨在标识要求保护的技术方案的关键特征或必要特征，也不旨在用于限制所要求的保护的技术方案的范围。

15

本公开的一些实施例提出了数据测量方法、装置、电子设备和计算机可读介质，来解决以上背景技术部分提到的技术问题。

第一方面，本公开的一些实施例提供了一种数据测量方法，该方法包括：获取数据集合；对所述数据集合进行处理，得到处理结果；将所述处理结果确定为测量结果，以及控制具有显示功能的目标设备显示所述测量结果。

20

第二方面，本公开的一些实施例提供了一种数据测量装置，装置包括：获取单元，被配置成获取数据集合；处理单元，被配置成对所述数据集合进行处理，得到处理结果；显示单元，被配置成将所述处理结果确定为测量结果，以及控制具有显示功能的目标设备显示所述测量结果。

25

第三方面，本公开的一些实施例提供了一种电子设备，包括：一个或多个处理器；存储装置，其上存储有一个或多个程序，当一个或多个程序被一个或多个处理器执行，使得一个或多个处理器实现如第一方面中所描述的方法。

第四方面，本公开的一些实施例提供了一种计算机可读介质，其上存储有计算机程序，其中，程序被处理器执行时实现如第一方面中所描述的方法。

30

本公开的上述各个实施例中的一个实施例具有如下有益效果：通过将数据集合输入预先

训练的深度学习网络,可以得到符合用户需求的测量结果。满足了用户针对数据计算的需求,为用户后续利用数据提供了便利。

附图说明

- 5 结合附图并参考以下具体实施方式,本公开各实施例的上述和其他特征、优点及方面将变得更加明显。贯穿附图中,相同或相似的附图标记表示相同或相似的元素。应当理解附图是示意性的,元件和元素不一定按照比例绘制。

图 1 是根据本公开的一些实施例的数据测量方法的一个应用场景的示意图;

图 2 是根据本公开的数据测量方法的一些实施例的流程图;

- 10 图 3 是根据本公开的数据测量方法的深度学习网络的训练的一些实施例的流程图;

图 4 是根据本公开的数据测量装置的一些实施例的结构示意图;

图 5 是适于用来实现本公开的一些实施例的电子设备的结构示意图。

具体实施方式

- 15 下面将参照附图更详细地描述本公开的实施例。虽然附图中显示了本公开的某些实施例,然而应当理解的是,本公开可以通过各种形式来实现,而且不应该被解释为限于这里阐述的实施例。相反,提供这些实施例是为了更加透彻和完整地理解本公开。应当理解的是,本公开的附图及实施例仅用于示例性作用,并非用于限制本公开的保护范围。

- 20 另外还需要说明的是,为了便于描述,附图中仅示出了与有关发明相关的部分。在不冲突的情况下,本公开中的实施例及实施例中的特征可以相互组合。

需要注意,本公开中提及的“第一”、“第二”等概念仅用于对不同的装置、模块或单元进行区分,并非用于限定这些装置、模块或单元所执行的功能的顺序或者相互依存关系。

需要注意,本公开中提及的“一个”、“多个”的修饰是示意性而非限制性的,本领域技术人员应当理解,除非在上下文另有明确指出,否则应该理解为“一个或多个”。

- 25 本公开实施方式中的多个装置之间所交互的消息或者信息的名称仅用于说明性的目的,而并不是用于对这些消息或信息的范围进行限制。

下面将参考附图并结合实施例来详细说明本公开。

图 1 是根据本公开一些实施例的数据测量方法的一个应用场景的示意图。

- 30 在图 1 的应用场景中,首先,计算设备 101 可以获取数据集合 102。然后,计算设备 101 可以将数据集合 102 输入至预先训练的深度学习网络输出处理结果 103。最后,计算设备 101

可以将处理结果 103 确定为测量结果 104。另外，计算设备 101 可以控制具有显示功能的目标设备显示测量结果 104。

需要说明的是，上述计算设备 101 可以是硬件，也可以是软件。当计算设备为硬件时，可以实现成多个服务器或终端设备组成的分布式集群，也可以实现成单个服务器或单个终端设备。当计算设备体现为软件时，可以安装在上述所列举的硬件设备中。其可以实现成例如用来提供分布式服务的多个软件或软件模块，也可以实现成单个软件或软件模块。在此不做具体限定。

应该理解，图 1 中的计算设备的数目仅仅是示意性的。根据实现需要，可以具有任意数目的计算设备。

10 继续参考图 2，示出了根据本公开的数据测量方法的一些实施例的流程 200。该方法可以由图 1 中的计算设备 101 来执行。该数据测量方法，包括以下步骤：

步骤 201，获取数据集合。

15 在一些实施例中，数据测量方法的执行主体（如图 1 所示的计算设备 101）可以通过有线连接方式或无线连接方式获取数据集合。例如，上述执行主体可以接收用户输入的数据集合作为上述数据集合。再例如，上述执行主体可以通过有线连接方式或无线连接方式连接其他电子设备，获取所连接的电子设备的数据库中的数据集合作为上述数据集合。

需要指出的是，上述无线连接方式可以包括但不限于 3G/4G 连接、WiFi 连接、蓝牙连接、WiMAX 连接、Zigbee 连接、UWB（ultra wideband）连接、以及其他现在已知或将来开发的无线连接方式。

20 步骤 202，将所述数据集合输入至预先训练的深度学习网络，输出处理结果。

在一些实施例中，上述执行主体可以将上述数据集合输入至预先训练的深度学习网络，输出处理结果。这里，深度学习网络的输入可以是数据集合，输出可以是处理结果。作为示例，上述深度学习网络可以是循环神经网络（Recurrent Neural Network, RNN），也可以是长短期记忆网络（Long Short-Term Memory networks, LSTM）。

25 作为示例，数据集合可以是“烟气温度、烟气流量、烟气湿度、蒸汽流量和节能器出口温度”。输出的处理结果可以是锅炉烟气含氧量。

在一些实施例中，上述深度学习网络的训练包括：响应于接收到目标用户的训练请求，获取所述目标用户的身份信息；对所述身份信息进行核验，确定核验是否通过；响应于确定所述身份信息核验通过，控制目标训练引擎开启训练。

30 步骤 203，将所述处理结果确定为测量结果，以及控制具有显示功能的目标设备显示所

述测量结果。

在一些实施例中，上述执行主体可以将上述处理结果确定为测量结果。然后，上述执行主体可以将上述测量结果推送至具有显示功能的目标设备，以及控制上述目标设备显示上述测量结果。

- 5 本公开的上述各个实施例中的一个实施例具有如下有益效果：通过将数据集合输入预先训练的深度学习网络，可以得到符合用户需求的测量结果。满足了用户针对数据计算的需求，为用户后续利用数据提供了便利。

继续参考图 3，示出了根据本公开的数据测量方法的深度学习网络的训练的一些实施例的流程图 300。该方法可以由图 1 中的计算设备 101 来执行。该数据测量方法，包括以下步
10 骤：

步骤 301，响应于接收到目标用户的训练请求，获取所述目标用户的身份信息。

- 在一些实施例中，数据测量方法的执行主体（如图 1 所示的计算设备 101）响应于接收到上述目标用户的训练请求，上述执行主体可以获取上述目标用户的身份信息。这里，训练请求可以是对模型开启训练的指令。目标用户可以是有训练需求的、已通过预先设置的注册、
15 认证等核验的用户。

步骤 302，对所述身份信息进行核验，确定核验是否通过。

- 在一些实施例中，上述执行主体可以对上述身份信息进行核验，确定核验是否通过。作为示例，上述执行主体基于上述身份信息，对预先构建的身份信息库进行检索，确定上述身份信息库中是否存在上述身份信息。响应于确定存在，上述执行主体可以确定上述核验成功。
20 步骤 303，响应于确定所述身份信息核验通过，控制目标训练引擎开启训练。

在一些实施例中，响应于确定上述身份信息核验通过，上述执行主体可以控制目标训练引擎开启训练。训练引擎可以是支持多种算法选择模块，以供不同业务场景需要为训练深度学习网络提供支持的引擎。

- 步骤 304，响应于检测到所述目标用户针对训练模型库中训练模型的选择操作，对所述
25 目标训练引擎进行校验，确定校验是否通过。

在一些实施例中，响应于检测到上述目标用户针对训练模型库中训练模型的选择操作，上述执行主体可以对上述目标训练引擎进行校验。这里，训练模型库可以是供用户选择的满足用户需求的训练模型的集合。作为示例，上述执行主体可以对上述目标训练引擎进行权限校验，确定上述目标训练引擎是否有权限支持目标用户选择的训练模型的训练。

- 30 作为示例，训练模型库可以是“训练模型 A，训练模型 B，训练模型 C”。目标引擎的

训练权限可以是“训练模型 A 和训练模型 C”。若目标用户选择训练模型为“训练模型 B”，那么，上述执行主体可以确定对上述目标训练引擎的校验不通过。反之，上述执行主体可以确定对上述目标训练引擎的校验通过。

5 步骤 305，响应于确定所述目标训练引擎校验通过，将初始模型传输至所述目标用户的终端设备。

在一些实施例中，响应于确定上述目标训练引擎校验通过上述执行主体可以将初始模型传输至上述目标用户的终端设备。这里，上述初始模型可以是未经训练，或者训练后未达到预设条件的模型。上述初始模型也可以是具有深度神经网络结构的模型。预先训练的特征提取模型可以是预先训练好的用于提取特征的神经网络模型。该神经网络模型可以具有现有的
10 各种神经网络结构。例如，神经网络结构可以是卷积神经网络（Convolutional Neural Network, CNN）。初始模型可以采用极端梯度提升（eXtreme Gradient Boosting, XGBoost）。初始模型的存储位置在本公开中同样不限制。

步骤 306，利用获取的训练样本集合，对所述初始模型进行训练，得到训练完成的初始模型。

15 在一些实施例中，上述执行主体可以利用上述获取的训练样本集合，对上述初始模型开始训练，训练过程如下：第一步，从上述训练样本集合中选取训练样本，其中，训练样本包括样本数据集合和样本处理结果；第二步，上述执行主体可以将训练样本中的样本数据集合输入上述初始模型；第三步，将输出的处理结果与上述样本处理结果进行比较，得到处理结果损失值；第四步，上述执行主体可以将上述处理结果损失值与预设阈值进行比较，得到比
20 较结果；第五步，根据比较结果确定上述初始模型是否训练完成；第六步，响应于上述初始训练模型训练完成，将上述初始模型确定为训练完成的初始模型。这里，上述获取的训练样本集合可以是目标用户的终端设备本地的数据。

上文陈述的处理结果损失值可以是上述输出的处理结果与对应的样本处理结果作为参数，输入执行的损失函数中得到的值。这里，损失函数（例如平方损失函数、指数损失函数等）通常是用来估量模型的预测值（例如该样本数据集合对应的上述样本处理结果）与真实值（例如通过上述步骤得到的处理结果）的不一致程度。它是一个非负实值函数。一般情况下，损失函数越小，模型的鲁棒性就越好。损失函数可以根据实际需求来设置。作为示例，损失函数可以是交叉熵损失函数（Cross Entropy）。

25 在一些实施例的一些可选的实现方式中，上述方法还包括：响应于确定初始模型未训练完成，调整初始模型中的相关参数，以及从上述训练样本集中重新选取样本，使用调整后的

初始模型作为初始模型，继续执行上述训练步骤。

在一些实施例的一些可选的实现方式中，上述训练完成的初始模型可以保证在压缩协议、安全协议的前提下，不断在上述终端设备与上述目标训练引擎之间上传下载，不断迭代以更新上述训练完成的初始模型。

- 5 步骤 307，利用所述目标训练引擎，将所述终端设备存储的至少一个模型与所述训练完成的初始模型进行聚合，得到联合训练模型。

在一些实施例中，上述执行主体可以利用上述目标训练引擎，对上述终端设备存储的至少一个模型与上述训练完成的初始模型进行聚合，得到联合训练模型。

- 10 在一些实施例的一些可选的实现方式中，上述方法还包括：响应于检测到上述目标用户的终止联合请求，控制上述目标训练引擎停止训练，以及将停止训练时的联合训练模型存储至目标模型库。这里，上述执行主体可以将上述联合训练模型生成接口，然后将生成接口后的联合训练模型存储至目标模型库。上述执行主体可以将上述联合训练模型相关的训练记录、训练过程中的状态信息存储至云数据库中。

- 15 在一些实施例的一些可选的实现方式中，上述方法还包括：响应于检测到所述目标用户的查询操作，获取查询接口；从所述目标模型库中抽取出接口与所述查询接口相同的模型的历史记录和状态信息，以及控制具所述目标设备显示所述历史记录和所述状态信息。这里，历史记录可以是用于模型训练过程中每一次训练的信息。

- 20 从图 3 中可以看出，与图 2 对应的一些实施例的描述相比，图 3 对应的一些实施例中的数据测量方法的流程 300 体现了对如何训练深度学习网络、得到联合训练模型的步骤。由此，这些实施例描述的方案可以通过对数据集合的处理，可以得到符合用户需求的测量结果。满足了用户针对数据计算的需求，为用户后续利用数据提供了便利。另外，利用联合训练模型对数据进行测量计算可以大大避免人工计算时造成的误差，得到较为精准的测量结果。用户可以针对不同业务场景对训练模型进行选择，提高了模型的利用率，生成的联合训练模型也更加符合用户需求，侧面提高了用户体验。

- 25 进一步参考图 4，作为对上述各图上述方法的实现，本公开提供了一种数据测量装置的一些实施例，这些装置实施例与图 2 上述的那些方法实施例相对应，该装置具体可以应用于各种电子设备中。

- 30 如图 4 所示，一些实施例的数据测量装置 400 包括：获取单元 401、处理单元 402 和显示单元 403。其中，获取单元 401，被配置成获取数据集合；处理单元 402，被配置成将所述数据集合输入至预先训练的深度学习网络，输出处理结果，其中，所述深度学习网络是通过

训练样本集合训练得到的，所述深度学习网络的训练包括：响应于接收到目标用户的训练请求，获取所述目标用户的身份信息；对所述身份信息进行核验，确定核验是否通过；响应于确定所述身份信息核验通过，控制目标训练引擎开启训练；显示单元 403，被配置成将所述处理结果确定为测量结果，以及控制具有显示功能的目标设备显示所述测量结果。

- 5 在一些实施例的一些可选的实现方式中，上述深度学习网络的训练，包括：响应于检测到所述目标用户针对训练模型库中训练模型的选择操作，对所述目标训练引擎进行校验，确定校验是否通过；响应于确定所述目标训练引擎校验通过，将初始模型传输至所述目标用户的终端设备；利用获取的训练样本集合，对所述初始模型进行训练，得到训练完成的初始模型；利用所述目标训练引擎，将所述终端设备存储的至少一个模型与所述训练完成的初始模型进行聚合，得到联合训练模型。
- 10

在一些实施例的一些可选的实现方式中，上述训练样本集合中的训练样本包括样本数据集合和样本处理结果，所述深度学习网络是以所述样本数据集合作为输入，以所述样本处理结果用于作为期望输出训练得到的。

- 15 在一些实施例的一些可选的实现方式中，数据测量装置 400 被进一步配置成：响应于检测到所述目标用户的终止联合请求，控制所述目标训练引擎停止训练，以及将停止训练时的联合训练模型存储至目标模型库。

- 20 在一些实施例的一些可选的实现方式中，数据测量装置 400 被进一步配置成：响应于检测到所述目标用户的查询操作，获取查询接口；从所述目标模型库中抽取出接口与所述查询接口相同的模型的历史记录和状态信息，以及控制具所述目标设备显示所述历史记录和所述状态信息。

可以理解的是，该装置 400 中记载的诸单元与参考图 2 描述的方法中的各个步骤相对应。由此，上文针对方法描述的操作、特征以及产生的有益效果同样适用于装置 400 及其中包含的单元，在此不再赘述。

- 25 下面参考图 5，其示出了适于用来实现本公开的一些实施例的电子设备（例如图 1 中的计算设备 101）500 的结构示意图。图 5 示出的服务器仅仅是一个示例，不应对本公开的实施例的功能和使用范围带来任何限制。

- 如图 5 所示，电子设备 500 可以包括处理装置（例如中央处理器、图形处理器等）501，其可以根据存储在只读存储器（ROM）502 中的程序或者从存储装置 508 加载到随机访问存储器（RAM）503 中的程序而执行各种适当的动作和处理。在 RAM 503 中，还存储有电子设备 500 操作所需的各种程序和数据。处理装置 501、ROM 502 以及 RAM 503 通过总线 504
- 30

彼此相连。输入/输出 (I/O) 接口 505 也连接至总线 504。

通常, 以下装置可以连接至 I/O 接口 505: 包括例如触摸屏、触摸板、键盘、鼠标、摄像头、麦克风、加速度计、陀螺仪等的输入装置 506; 包括例如液晶显示器 (LCD)、扬声器、振动器等的输出装置 507; 包括例如磁带、硬盘等的存储装置 508; 以及通信装置 509。

- 5 通信装置 509 可以允许电子设备 500 与其他设备进行无线或有线通信以交换数据。虽然图 5 示出了具有各种装置的电子设备 500, 但是应理解的是, 并不要求实施或具备所有示出的装置。可以替代地实施或具备更多或更少的装置。图 5 中示出的每个方框可以代表一个装置, 也可以根据需要代表多个装置。

- 特别地, 根据本公开的一些实施例, 上文参考流程图描述的过程可以被实现为计算机软件程序。例如, 本公开的一些实施例包括一种计算机程序产品, 其包括承载在计算机可读介质上的计算机程序, 该计算机程序包含用于执行流程图所示的方法的程序代码。在这样的一些实施例中, 该计算机程序可以通过通信装置 509 从网络上被下载和安装, 或者从存储装置 508 被安装, 或者从 ROM 502 被安装。在该计算机程序被处理装置 501 执行时, 执行本公开的一些实施例的方法中限定的上述功能。

- 15 需要说明的是, 本公开的一些实施例上述的计算机可读介质可以是计算机可读信号介质或者计算机可读存储介质或者是上述两者的任意组合。计算机可读存储介质例如可以是——但不限于——电、磁、光、电磁、红外线、或半导体的系统、装置或器件, 或者任意以上的组合。计算机可读存储介质的更具体的例子可以包括但不限于: 具有一个或多个导线的电连接、便携式计算机磁盘、硬盘、随机访问存储器 (RAM)、只读存储器 (ROM)、可擦式
20 可编程只读存储器 (EPROM 或闪存)、光纤、便携式紧凑磁盘只读存储器 (CD-ROM)、光存储器件、磁存储器件、或者上述的任意合适的组合。在本公开的一些实施例中, 计算机可读存储介质可以是任何包含或存储程序的有形介质, 该程序可以被指令执行系统、装置或者器件使用或者与其结合使用。而在本公开的一些实施例中, 计算机可读信号介质可以包括在基带中或者作为载波一部分传播的数据信号, 其中承载了计算机可读的程序代码。这种传
25 播的数据信号可以采用多种形式, 包括但不限于电磁信号、光信号或上述的任意合适的组合。计算机可读信号介质还可以是计算机可读存储介质以外的任何计算机可读介质, 该计算机可读信号介质可以发送、传播或者传输用于由指令执行系统、装置或者器件使用或者与其结合使用的程序。计算机可读介质上包含的程序代码可以用任何适当的介质传输, 包括但不限于: 电线、光缆、RF (射频) 等等, 或者上述的任意合适的组合。

- 30 在一些实施方式中, 客户端、服务器可以利用诸如 HTTP (HyperText Transfer Protocol,

超文本传输协议)之类的任何当前已知或未来研发的网络协议进行通信,并且可以与任意形式或介质的数字数据通信(例如,通信网络)互连。通信网络的示例包括局域网(“LAN”),广域网(“WAN”),网际网(例如,互联网)以及端对端网络(例如,ad hoc 端对端网络),以及任何当前已知或未来研发的网络。

- 5 上述计算机可读介质可以是上述装置中所包含的;也可以是单独存在,而未装配入该电子设备中。上述计算机可读介质承载有一个或者多个程序,当上述一个或者多个程序被该电子设备执行时,使得该电子设备:获取数据集合;将数据集合输入至预先训练的深度学习网络,输出处理结果,其中,深度学习网络是通过训练样本集合训练得到的,深度学习网络的训练包括:响应于接收到目标用户的训练请求,获取目标用户的身份信息;对身份信息进行
- 10 核验,确定核验是否通过;响应于确定身份信息核验通过,控制目标训练引擎开启训练;将所述处理结果确定为测量结果,以及控制具有显示功能的目标设备显示所述测量结果。

可以以一种或多种程序设计语言或其组合来编写用于执行本公开的一些实施例的操作的计算机程序代码,上述程序设计语言包括面向对象的程序设计语言—诸如Java、Smalltalk、C++,还包括常规的过程式程序设计语言—诸如“C”语言或类似的程序设计语言。程序代

15 码可以完全地在用户计算机上执行、部分地在用户计算机上执行、作为一个独立的软件包执行、部分在用户计算机上部分在远程计算机上执行、或者完全在远程计算机或服务器上执行。在涉及远程计算机的情形中,远程计算机可以通过任意种类的网络——包括局域网(LAN)或广域网(WAN)——连接到用户计算机,或者,可以连接到外部计算机(例如利用因特网服务提供商来通过因特网连接)。

- 20 附图中的流程图和框图,图示了按照本公开各种实施例的系统、方法和计算机程序产品的可能实现的体系架构、功能和操作。在这点上,流程图或框图中的每个方框可以代表一个模块、程序段、或代码的一部分,该模块、程序段、或代码的一部分包含一个或多个用于实现规定的逻辑功能的可执行指令。也应当注意,在有些作为替换的实现中,方框中所标注的功能也可以以不同于附图中所标注的顺序发生。例如,两个接连地表示的方框实际上可以基
- 25 本并行地执行,它们有时也可以按相反的顺序执行,这依所涉及的功能而定。也要注意的,框图和/或流程图中的每个方框、以及框图和/或流程图中的方框的组合,可以用执行规定的功能或操作的专用的基于硬件的系统来实现,或者可以用专用硬件与计算机指令的组合来实现。

- 描述于本公开的一些实施例中的单元可以通过软件的方式实现,也可以通过硬件的方式
- 30 来实现。所描述的单元也可以设置在处理器中,例如,可以描述为:一种处理器包括获取单

元、处理单元和显示单元。其中，这些单元的名称在某种情况下并不构成对该单元本身的限定，例如，获取单元还可以被描述为“获取数据集合的单元”。

本文中以上描述的功能可以至少部分地由一个或多个硬件逻辑部件来执行。例如，非限制性地，可以使用的示范类型的硬件逻辑部件包括：现场可编程门阵列（FPGA）、专用集成电路（ASIC）、专用标准产品（ASSP）、片上系统（SOC）、复杂可编程逻辑设备（CPLD）等等。

以上描述仅为本公开的一些较佳实施例以及对所运用技术原理的说明。本领域技术人员应当理解，本公开的实施例中所涉及的发明范围，并不限于上述技术特征的特定组合而成的技术方案，同时也应涵盖在不脱离上述发明构思的情况下，由上述技术特征或其等同特征进行任意组合而形成的其它技术方案。例如上述特征与本公开的实施例中公开的（但不限于）具有类似功能的技术特征进行互相替换而形成的技术方案。