

# 基于联合学习的物联网数据服务方法、装置、设备和介质

## 技术领域

本发明公开的实施例涉及大数据技术领域，具体涉及基于联合学习的物联网数据服务方法、装置、设备和介质。

## 背景技术

物联网是指通过各种信息传感器、射频识别技术、全球定位系统、红外感应器、激光扫描器等各种装置与技术，实时采集任何需要监控、连接、互动的物体或过程，采集其声、光、热、电、力学、化学、生物、位置等各种需要的信息，通过各类可能的网络接入，实现物与物、物与人的泛在连接，实现对物品和过程的智能化感知、识别和管理。物联网是一个基于互联网、传统电信网等的信息承载体，它让所有能够被独立寻址的普通物理对象形成互联互通的网络。

现有的物联网大数据搜索、共享、数据挖掘服务尚处于不成熟阶段，缺乏对数据的深度可信挖掘，尚未形成有体系的标准和保护措施，造成大量物联网企业拥有者不愿或不敢分享其拥有的数据资源，从而严重影响了互联网大数据潮流下物联网的快速进步和发展。

## 发明内容

本发明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。本发明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。

本发明公开的实施例提出了基于联合学习的物联网数据服务方法、装置、设备和介质，来解决以上背景技术部分提到的技术问题。

第一方面，本发明公开的实施例提供了一种基于联合学习的物联网数据服务方法，该方法包括：获取边缘侧对目标用户数据的数据处理结果；基于联合学习引擎、所述数据处理结果和所述目标用户数据，进行联合学习训练，得到联合学习训练模型；将所述联合学习训练模型存储至目标模型库；利用所述目标模型库进行业务端需求调用。

第二方面，本发明公开的实施例提供了一种基于联合学习的物联网数据服务装置，装置包括：获取单元，被配置成获取边缘侧对目标用户数据的数据处理结果；训练单元，被配置成基于联合学习引擎、所述数据处理结果和所述目标用户数据，进行联合学习训练，得到联

合学习训练模型；存储单元，被配置成将所述联合学习训练模型存储至目标模型库；调用单元，被配置成利用所述目标模型库进行业务端需求调用。

第三方面，本发明公开的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，本发明公开的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。

本发明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：通过对目标用户数据进行处理，再利用得到的数据处理结果进行联合学习训练，可以得到符合用户管理与调用需求的联合学习训练模型。基于业务端需求调用模型，满足了用户针对模型的训练和调用的需求，为用户后续利用数据提供了便利。

**附图说明**

结合附图并参考以下具体实施方式，本发明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是根据本发明公开的实施例的基于联合学习的物联网数据服务方法的一个应用场景的示意图；

图2是根据本发明公开的基于联合学习的物联网数据服务方法的实施例的流程图；

图3是根据本发明公开的基于联合学习的物联网数据服务方法的联合学习训练模型的训练的实施例的流程图；

图4是根据本发明公开的基于联合学习的物联网数据服务装置的实施例的结构示意图；

图5是适于用来实现本发明公开的实施例的电子设备的结构示意图。

**具体实施方式**

下面将参照附图更详细地描述本发明公开的实施例。虽然附图中显示了本发明公开的某些实施例，然而应当理解的是，本发明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，本发明公开的附图及实施例仅用于示例性作用，并非用于限制本发明公开的保护范围。

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，本发明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，本发明公开中提及的“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，本发明公开中提及的“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”。

本发明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是根据本发明公开一些实施例的基于联合学习的物联网数据服务方法的一个应用场景的示意图。

在图1的应用场景中，首先，可以获取边缘侧对目标用户数据（例如，用户1的数据）的数据处理结果。然后，可以基于联合学习引擎、所述数据处理结果和所述目标用户数据，进行联合学习训练，得到联合学习训练模型。之后，可以将所述联合学习训练模型存储至目标模型库。最后，可以利用所述目标模型库进行业务端需求（例如，业务应用中的场景）调用。可选的，可以将目标模型库展示给符合展示条件的用户（例如，能源生态圈用户、健康生态圈用户）。

继续参考图2，示出了根据本发明公开的基于联合学习的物联网数据服务方法的实施例的流程200。该方法可以由图1中的计算设备101来执行。该基于联合学习的物联网数据服务方法，包括以下步骤：

步骤201，获取边缘侧对目标用户数据的数据处理结果。

在实施例中，基于联合学习的物联网数据服务方法的执行主体可以通过有线连接方式或无线连接方式获取上述数据处理结果。例如，上述执行主体可以接收上述边缘侧对目标用户数据的数据处理结果作为上述数据处理结果。这里，边缘侧可以是具备提供各种边缘计算、数据/模型的存储能力的软件或硬件等设备。作为示例，边缘侧的功能包括但不限于以下至少一项：数据接入/访问、边缘计算、数据/模型存储、本地模型训练、本地模型部署、多协议接入、通讯模组/SDK、智能分发。边缘侧支持多协议接入、通讯模组/SDK、智能分发等功能可以将当前数据转化为统一标准的数据，为后续计算等处理提供了便利。目标用户数据可以是目标用户的物联网设备存储的数据。

上文陈述的数据接入/访问可以表达为实现对工厂车间的各类设备通过传感器采集其数据。边缘计算起源于传媒领域，是指在靠近物或数据源头的一侧，采用网络、计算、存储、应用核心能力为一体的开放平台，就近提供最近端服务。其应用程序在边缘侧发起，产生更快的网络服务响应，满足行业在实时业务、应用智能、安全与隐私保护等方面的基本需求。

- 5 边缘计算处于物理实体和工业连接之间，或处于物理实体的顶端。通过运用边缘计算技术，实现错误数据剔除、数据缓存等预处理以及边缘实时分析，降低网络传输负载和云端计算压力。

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。

10

步骤 202，基于联合学习引擎、所述数据处理结果和所述目标用户数据，进行联合学习训练，得到联合学习训练模型。

在实施例中，上述执行主体可以通过如下步骤得到联合学习训练模型：第一步，上述执行主体可以获取初始模型；第二步，上述执行主体可以将目标机器学习算法（例如，传统机器学习算法）融入至上述联合学习引擎；第三步，上述执行主体可以将目标深度学习算法融入至上述联合学习引擎；第四步，上述执行主体可以将上述数据处理结果和上述目标用户数据添加至样本集，得到数据添加后的样本集；第五步，上述执行主体可以对上述数据添加后的样本集中的数据进行加密处理，得到加密后的样本集作为用于训练初始模型的训练样本集合；第六步，上述执行主体可以利用上述训练样本集合和上述联合学习引擎，对上述初始模型进行联合学习训练，得到联合学习训练模型。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。初始模型的存储位置在本公开中同样不限制。

15

20

步骤 203，将所述联合学习训练模型存储至目标模型库。

在实施例中，上述执行主体可以通过如下步骤将上述联合学习训练模型存储至上述目标模型库：第一步，上述执行主体可以对上述联合学习训练模型进行封装，得到封装后的联合学习训练模型；第二步，上述执行主体可以生成上述封装后的联合学习训练模型的接口；第三步，响应于确定上述接口生成完成，上述执行主体可以将上述封装后的联合学习训练模型存储至目标模型库。这里，上述接口包括：管理接口和调用接口。其中，管理接口可以用于管理用户（例如，管理员）对存储后的目标模型库中的模型进行管理，调用接口可以用于使用用户（例如，有调用需求的用户）调用存储后的目标模型库中的模型。具体地，目标模型

25

30

库中存储有至少一个训练完成的达到预设条件的模型。

步骤 204，利用所述目标模型库进行业务端需求调用。

在实施例中，上述执行主体首先可以获取业务端需求。这里，业务端需求可以是使用用户针对目标模型库中模型的调用操作指令。然后，上述执行主体可以从上述目标模型库中抽取接口与上述业务端需求中包含的模型接口相同的模型。

在实施例的可选的实现方式中，上述方法还包括：对上述数据处理结果进行数据资产管理，其中，上述数据资产管理包括但不限于以下至少一项：元数据管理，数据资产存储，数据质量管理，数据授权及投递管理，数据安全保护。

在实施例的可选的实现方式中，上述联合学习训练模型的训练和应用过程中，还包括云基础环境管理、运维管理、安全管理。

在实施例的一些可选的实现方式中，响应于检测到目标管理用户的管理请求，获取管理指令，其中，所述管理指令包括被管理模型的接口和管理内容；基于所述管理指令，对所述目标模型库中接口与所述被管理模型的接口相同的模型进行处理。

在实施例的可选的实现方式中，响应于检测到目标使用用户的调用请求，获取调用接口；从所述目标模型库中抽取出接口与所述调用接口相同的模型，响应于检测到所述目标使用用户的联合训练请求，将抽取出的模型与所述目标使用用户的终端设备存储的至少一个模型进行联合训练。

本发明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：通过对目标用户数据进行处理，再利用得到的数据处理结果进行联合学习训练，可以得到符合用户管理与调用需求的联合学习训练模型。基于业务端需求调用模型，满足了用户针对模型的训练和调用的需求，为用户后续利用数据提供了便利。

继续参考图 3，示出了根据本发明公开的基于联合学习的物联网数据服务方法的联合学习训练模型的训练的实施例的流程图 300。该方法可以由图 1 中的计算设备 101 来执行。该训练方法，包括以下步骤：

步骤 301，获取初始模型。

在实施例中，上述执行主体可以通过有线连接方式或无线连接方式获取上述初始模型。

步骤 302，将目标机器学习算法和目标深度学习算法融入至所述联合学习引擎。

在实施例中，上述执行主体可以将上述目标机器学习算法和上述目标深度学习算法融入至上述联合学习引擎。这里，目标机器学习算法和目标深度学习算法可以是联合学习引擎支持的算法。

步骤 303, 将所述数据处理结果和所述目标用户数据添加至样本集, 得到数据添加后的样本集。

在实施例中, 上述执行主体可以将上述数据处理结果和上述目标用户数据添加至样本集。这里, 样本集可以是预先获取的用于训练初始模型的数据集。

- 5        步骤 304, 对所述数据添加后的样本集中的数据进行加密处理, 得到加密后的样本集作为用于训练初始模型的训练样本集合。

在实施例中, 上述执行主体可以通过多种方式对上述数据添加后的样本集中的数据进行加密处理。作为示例, 上述执行主体可以利用同态加密的方式对上述数据添加后的样本集中的数据进行加密处理。作为另一示例, 上述执行主体可以利用差分隐私的方式上述数据添加后的样本集中的数据进行加密处理。作为另一示例, 上述执行主体可利用多方安全计算的方式上述数据添加后的样本集中的数据进行加密处理。

10

在实施例中, 训练样本集合中的训练样本包括样本输入数据和样本输出数据, 上述联合学习训练模型是以上述样本输入数据作为输入, 以上述样本输出数据用于作为期望输出训练得到的。

- 15        步骤 305, 利用所述训练样本集合和所述联合学习引擎, 对所述初始模型进行联合学习训练, 得到所述联合学习训练模型。

在实施例中, 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, 训练样本包括样本输入数据和样本输出数据; 第二步, 上述执行主体可以将训练样本中的样本输入数据输入上述初始模型; 第三步, 将输出的数据与上述样本输出数据进行比较, 得到输出数据损失值; 第四步, 上述执行主体可以将上述输出数据损失值与预设阈值进行比较, 得到比较结果; 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。

20

- 25        上文陈述的输出数据损失值可以是上述输出的数据与对应的样本输出数据作为参数, 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(例如该样本输入数据对应的上述样本输出数据)与真实值(例如通过上述步骤得到的数据)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)。
- 30

在实施例的可选的实现方式中，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。

在实施例的可选的实现方式中，可以对上述联合学习训练模型进行垂直领域的不同联合学习场景（例如，能源、健康）的训练。

从图 3 中可以看出，与图 2 对应的实施例的描述相比，图 3 对应的一些实施例中的数据测量方法的流程 300 体现了对如何得到训练样本集合、训练初始模型得到联合学习训练模型的步骤。由此，这些实施例描述的方案可以通过将目标机器学习算法和目标深度学习算法融入得到支持联合训练的联合学习引擎。对添加后的样本集中的数据进行加密处理，可以提高训练过程中数据使用的安全性。训练得到的联合学习训练模型满足了用户针对数据处理的需求，为用户后续利用数据提供了便利。另外，用户可以针对不同业务场景对目标模型库中的模型进行选择，以供用户的需求，侧面提高了用户体验。

进一步参考图 4，作为对上述各图上述方法的实现，本发明公开提供了一种基于联合学习的物联网数据服务装置的一些实施例，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。

如图 4 所示，实施例的基于联合学习的物联网数据服务装置 400 包括：获取单元 401、训练单元 402、存储单元 403 和调用单元 404。其中，获取单元 401，被配置成获取边缘侧对目标用户数据的数据处理结果；训练单元 402，被配置成基于联合学习引擎、所述数据处理结果和所述目标用户数据，进行联合学习训练，得到联合学习训练模型；存储单元 403，被配置成将所述联合学习训练模型存储至目标模型库；调用单元 404，被配置成利用所述目标模型库进行业务端需求调用。

在实施例的可选的实现方式中，基于联合学习的物联网数据服务装置 400 被进一步配置成：对所述数据处理结果进行数据资产管理，其中，所述数据资产管理包括以下至少一项：元数据管理，数据资产存储，数据质量管理，数据授权及投递管理，数据安全治理。

在实施例的可选的实现方式中，基于联合学习的物联网数据服务装置 400 的训练单元 402 被进一步配置成：获取初始模型；将目标机器学习算法和目标深度学习算法融入至所述联合学习引擎将所述数据处理结果和所述目标用户数据添加至样本集，得到数据添加后的样本集；对所述数据添加后的样本集中的数据进行加密处理，得到加密后的样本集作为用于训练初始模型的训练样本集合；利用所述训练样本集合和所述联合学习引擎，对所述初始模型进行联合学习训练，得到所述联合学习训练模型。

在实施例的可选的实现方式中，上述训练样本集合中的训练样本包括样本输入数据和样本输出数据，所述联合学习训练模型是以所述样本输入数据作为输入，以所述样本输出数据用于作为期望输出训练得到的。

在实施例的可选的实现方式中，基于联合学习的物联网数据服务装置 400 的存储单元 5 403 被进一步配置成：对所述联合学习训练模型进行封装，得到封装后的联合学习训练模型；生成所述封装后的联合学习训练模型的接口，其中，所述接口包括：管理接口和调用接口；响应于确定所述接口生成完成，将所述封装后的联合学习训练模型存储至目标模型库。

在实施例的可选的实现方式中，基于联合学习的物联网数据服务装置 400 被进一步配置成：响应于检测到目标管理用户的管理请求，获取管理指令，其中，所述管理指令包括被管理模型的接口和管理内容；基于所述管理指令，对所述目标模型库中接口与所述被管理模型的接口相同的模型进行处理。

在实施例的可选的实现方式中，基于联合学习的物联网数据服务装置 400 被进一步配置成：响应于检测到目标使用用户的调用请求，获取调用接口；从所述目标模型库中抽取出接口与所述调用接口相同的模型，响应于检测到所述目标使用用户的联合训练请求，将抽取出的模型与所述目标使用用户的终端设备存储的至少一个模型进行联合训练。

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。

下面参考图 5，其示出了适于用来实现本发明公开的一些实施例的电子设备的结构示意图。图 5 示出的服务器仅仅是一个示例，不应对本发明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 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。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，根据本发明公开的一些实施例，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，本发明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，执行本发明公开的一些实施例的方法中限定的上述功能。

需要说明的是，本发明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。在本发明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。而在本发明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。

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。

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：获取边缘侧对目标用户数据的数据处理结果；基于联合学习引擎、数据处理结果和目标用户数据，进行联合学习训练，得到联合学习训练模型；将联合学习训练模型存储至目标模型库；利用目标模型库进行业务端需求调用。

- 5           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发明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
- 10 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）。

- 附图中的流程图和框图，图示了按照本发明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
- 15 的是，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。
- 20

- 描述于本发明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、训练单元、存储单元和调用单元。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“获取边缘侧对目标用户数据的数据处理结果的单元”。
- 25

- 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。
- 30

以上描述仅为本发明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，本发明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。例如上述特征与本发明公开的实施例中公开的

5 （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。