

(12) 按照专利合作条约所公布的国际申请

(19) 世界知识产权组织
国际局

(43) 国际公布日
2021 年 9 月 30 日 (30.09.2021)



(10) 国际公布号
WO 2021/189906 A1

(51) 国际专利分类号:
G06K 9/62 (2006.01) **G06N 3/08** (2006.01)
G06N 3/04 (2006.01)

(21) 国际申请号: PCT/CN2020/131986

(22) 国际申请日: 2020 年 11 月 27 日 (27.11.2020)

(25) 申请语言: 中文

(26) 公布语言: 中文

(30) 优先权:
202011125718.5 2020 年 10 月 20 日 (20.10.2020) CN

(71) 申请人: 平安科技 (深圳) 有限公司 (PING AN TECHNOLOGY (SHENZHEN) CO.,LTD.) [CN/CN];
中国广东省深圳市福田区福田街道福

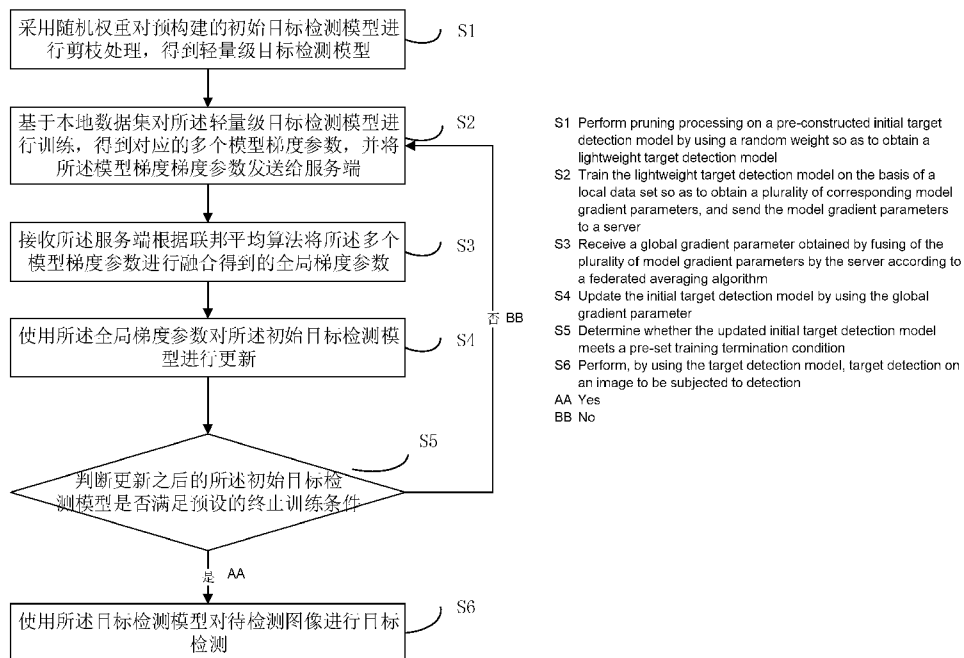
安社区益田路 5033 号平安金融中心 23 楼, Guangdong 518000 (CN)。

(72) 发明人: 李泽远 (LI, Zeyuan); 中国广东省深圳市福田区福田街道福安社区益田路 5033 号平安金融中心 23 楼, Guangdong 518000 (CN)。王健宗 (WANG, Jianzong); 中国广东省深圳市福田区福田街道福安社区益田路 5033 号平安金融中心 23 楼, Guangdong 518000 (CN)。

(74) 代理人: 深圳市沃德知识产权代理有限公司 (普通合伙) (SHENZHEN WORLD INTELLECTUAL PROPERTY AGENCY (GENERAL PARTNERSHIP)); 中国广东省深圳市福田区梅林街道中康路 128 号卓越城 1 期 2 栋 301B 于志光, Guangdong 518000 (CN)。

(54) Title: TARGET DETECTION METHOD AND APPARATUS BASED ON FEDERATED LEARNING, AND DEVICE AND STORAGE MEDIUM

(54) 发明名称: 基于联邦学习的目标检测方法、装置、设备及存储介质



(57) Abstract: A target detection method based on federated learning, the method comprising: performing pruning processing on an initial target detection model by using a random weight so as to obtain a lightweight target detection model (S1); training the lightweight target detection model on the basis of a local data set so as to obtain a plurality of corresponding model gradient parameters, and sending the model gradient parameters to a server (S2); receiving a global gradient parameter obtained by fusing of the model gradient parameters by the server according to a federated averaging algorithm (S3); updating the initial target detection model by using the

(81) 指定国(除另有指明, 要求每一种可提供的国家保护): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, IT, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, ME, MG, MK, MN, MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL, PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, WS, ZA, ZM, ZW。

(84) 指定国(除另有指明, 要求每一种可提供的地区保护): ARIPO (BW, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), 欧亚 (AM, AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), 欧洲 (AL, AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, MK, MT, NL, NO, PL, PT, RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, TG)。

本国际公布:

- 包括国际检索报告(条约第21条(3))。
- 在修改权利要求的期限届满之前进行, 在收到该修改后将重新公布(细则48.2(h))。
- 根据申请人的请求, 在条约第21条(2)(a)所规定的期限届满之前进行。

global gradient parameter (S4), and returning to the training step until a pre-set termination condition is met (S5), so as to obtain a target detection model; and performing, by using the target detection model, target detection on an image to be subjected to detection (S6). In addition, the present application further relates to blockchain technology, a local data set can be stored in a blockchain node, and by means of the method, the detection speed and detection accuracy of target detection can be improved.

(57) 摘要: 一种基于联邦学习的目标检测方法, 包括: 采用随机权重对初始目标检测模型进行剪枝处理, 得到轻量级目标检测模型 (S1); 基于本地数据集对所述轻量级目标检测模型进行训练, 得到对应的多个模型梯度参数, 并发送给服务端 (S2); 接收所述服务端根据联邦平均算法将所述模型梯度参数进行融合得到的全局梯度参数 (S3); 使用所述全局梯度参数对所述初始目标检测模型进行更新 (S4), 并返回上述训练的步骤, 直到满足预设的终止条件 (S5), 得到目标检测模型; 使用所述目标检测模型对待检测图像进行目标检测 (S6)。此外, 还涉及区块链技术, 本地数据集可存储于区块链节点中, 该方法可以提高目标检测的检测速度和检测准确度。

基于联邦学习的目标检测方法、装置、设备及存储介质

本申请要求于 2020 年 10 月 20 日提交中国专利局、申请号为 CN202011125718.5、名称为“基于联邦学习的目标检测方法、装置、设备及存储介质”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

本申请涉及人工智能技术领域，尤其涉及一种基于联邦学习的目标检测方法、装置、电子设备及计算机可读存储介质。

背景技术

目标识别是计算机视觉发展的重要领域，根据任务的不同，可以应用在图像识别、物体定位、目标检测等多种技术方案中。其中，目标检测作为人脸识别、实例分割等应用的基础被广泛研究。

发明人意识到目前的目标检测方法主要采用多层卷积神经网络结构生成候选区域，再进行回归和分类，但这种方式的识别速度很慢，效率较低；同时，在一些业务场景中，需要对某些业务数据进行保密，导致采集的样本数据量较少，使得检测的准确性较低。

发明内容

本申请提供一种基于联邦学习的目标检测方法，包括：

采用随机权重对预构建的初始目标检测模型进行剪枝处理，得到轻量级目标检测模型；

基于本地数据集对所述轻量级目标检测模型进行训练，得到对应的多个模型梯度参数，并将所述模型梯度参数发送给服务端；

接收所述服务端根据联邦平均算法将所述模型梯度参数进行融合得到的全局梯度参数；

使用所述全局梯度参数对所述初始目标检测模型进行更新，并返回上述基于本地数据集对所述轻量级目标检测模型进行训练的步骤，直到所述轻量级目标检测模型满足预设的终止条件，得到训练完成的目标检测模型；

使用所述目标检测模型对待检测图像进行目标检测。

本申请还提供一种基于联邦学习的目标检测装置，所述装置包括：

剪枝模块，用于采用随机权重对预构建的初始目标检测模型进行剪枝处理，得到轻量级目标检测模型；

本地训练模块，用于基于本地数据集对所述轻量级目标检测模型进行训练，得到对应的多个模型梯度参数，并将所述模型梯度参数发送给服务端；

参数融合模块，用于接收所述服务端根据联邦平均算法将所述模型梯度参数进行融合得到的全局梯度参数；

参数更新模块，用于使用所述全局梯度参数对所述初始目标检测模型进行更新，并返回上述基于本地数据集对所述轻量级目标检测模型进行训练的步骤，直到所述轻量级目标检测模型满足预设的终止条件，得到训练完成的目标检测模型；

检测模块，用于使用所述目标检测模型对待检测图像进行目标检测。

本申请还提供一种电子设备，所述电子设备包括：

存储器，存储至少一个计算机程序；及

处理器，执行所述存储器中存储的计算机程序以实现如下步骤：

采用随机权重对预构建的初始目标检测模型进行剪枝处理，得到轻量级目标检测模型；

基于本地数据集对所述轻量级目标检测模型进行训练，得到对应的多个模型梯度参数，并将所述模型梯度参数发送给服务端；

接收所述服务端根据联邦平均算法将所述模型梯度参数进行融合得到的全局梯度参数；

使用所述全局梯度参数对所述初始目标检测模型进行更新，并返回上述基于本地数据集对所述轻量级目标检测模型进行训练的步骤，直到所述轻量级目标检测模型满足预设的终止条件，得到训练完成的目标检测模型；

使用所述目标检测模型对待检测图像进行目标检测。

本申请还提供一种计算机可读存储介质，包括存储数据区和存储程序区，存储数据区存储创建的数据，存储程序区存储有计算机程序；其中，所述计算机程序被处理器执行时实现如下步骤：

采用随机权重对预构建的初始目标检测模型进行剪枝处理，得到轻量级目标检测模型；

基于本地数据集对所述轻量级目标检测模型进行训练，得到对应的多个模型梯度参数，并将所述模型梯度参数发送给服务端；

接收所述服务端根据联邦平均算法将所述模型梯度参数进行融合得到的全局梯度参数；

使用所述全局梯度参数对所述初始目标检测模型进行更新，并返回上述基于本地数据集对所述轻量级目标检测模型进行训练的步骤，直到所述轻量级目标检测模型满足预设的终止条件，得到训练完成的目标检测模型；

使用所述目标检测模型对待检测图像进行目标检测。

附图说明

图1为本申请一实施例提供的基于联邦学习的目标检测方法的流程示意图；

图2为本申请一实施例提供的随机权重的剪枝方法的流程示意图；

图3为本申请一实施例提供的基于联邦学习的模型训练方法的流程示意图；

图4为本申请一实施例提供的基于联邦学习的目标检测装置的模块示意图；

图5为本申请一实施例提供的实现基于联邦学习的目标检测方法的电子设备的内部结构示意图；

本申请目的的实现、功能特点及优点将结合实施例，参照附图做进一步说明。

具体实施方式

应当理解，此处所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。

本申请实施例提供一种基于联邦学习的目标检测方法。所述基于联邦学习的目标检测方法的执行主体包括但不限于服务端、终端等能够被配置为执行本申请实施例提供的该方法的电子设备中的至少一种。换言之，所述基于联邦学习的目标检测方法可以由安装在终端设备或服务端设备的软件或硬件来执行，所述软件可以是区块链平台。所述服务端包括但不限于：单台服务器、服务器集群、云端服务器或云端服务器集群等。

参照图1所示的本申请一实施例提供的基于联邦学习的目标检测方法的流程示意图，所述基于联邦学习的目标检测方法包括：

S1、采用随机权重对预构建的初始目标检测模型进行剪枝处理，得到轻量级目标检测模型。

本申请实施例中所述初始目标检测模型是一种基于卷积神经网络的检测模型。

可选地，本申请实施例在采用随机权重对预构建的初始目标检测模型进行剪枝处理之前，还包括：获取样本数据，将所述样本数据输入至所述初始目标检测模型，确定所述初始目标检测模型中各卷积层的输出数据。

详细地，参阅图2所示，所述采用随机权重对预构建的初始目标检测模型进行剪枝处理，包括：

S10、获取所述初始目标检测模型中各卷积层的权重；

- S11、根据所述权重确定各卷积层的优先级；
- S12、根据各卷积层的优先级进行剪枝，得到剪枝后的初始目标检测模型；
- S13、计算所述剪枝后的初始目标检测模型的目标函数；
- S14、判断所述目标函数是否满足预设的停止条件；
- S15、停止剪枝，得到轻量级目标检测模型。

所述目标函数不满足预设的停止条件时，返回上述的步骤 S11，继续执行根据权重确定卷积层的优先级的步骤；若所述目标函数满足预设的停止条件，则执行步骤 S15，停止剪枝，得到轻量级目标检测模型。

其中，所述权重是预先赋予给每个卷积层不同的数值，本实施例中，所述权重的数值范围为 0 至 1。所述停止条件可以是所述目标函数的值不再下降。

可选地，本申请实施例利用下述公式确定各卷积层的优先级：

$$W_j = gate_j \times output_{j-1}$$

其中 j 是卷积层的层数 W_j 是卷积层 j 的优先级 $gate_j$ 是卷积层 j 的权重 $output_{j-1}$ 是卷积层 j 的上层输出，即卷积层 j 的输入数据。进一步地，所述根据各卷积层的优先级进行剪枝，包括：

将所述各卷积层的优先级与预设阈值进行比较；

当所述优先级大于或者等于所述阈值时，保留所述优先级对应的卷积层；

当所述优先级小于所述阈值时，将所述优先级对应的卷积层在所述初始目标检测模型中删除。

本申请实施例中预设设置一个可变全局阈值 λ ，当卷积层 j 的优先级 $W_j \leq \lambda$ 时，在所述初始目标检测模型中将卷积层 j 进行删除。其中，所述全局阈值 λ 的大小与所述初始目标检测模型中的总层数相关，当所述初始目标检测模型中的总层数降低时， λ 也会随之减小。

进一步地，本申请实施例使用下述公式计算所述目标函数：

$$\min \sum_i^N \text{loss}(f(x_i; W, \alpha), y_i) + \omega \sum_j^M gate_j$$

其中， $f(x_i; W, \alpha)$ 是所述初始目标检测模型的输出结果， x_i 为样本数据， W 为所述初始目标检测模型的参数， α 为所述初始目标检测模型的结构表示， N 是样本数据的总数， y_i 表示样本数据 x_i 对应的实际标签， ω 是平衡参数，为常数， M 是所述初始目标检测模型中的卷积层数， $gate_j$ 是卷积层 j 的权重。

所述初始目标检测模型在剪枝后，计算速度得到了提升，但同时模型的准确度也会下降，为了保证模型的准确度，使用目标函数来检测所述初始目标检测模型的剪枝效果，确保所述轻量级目标检测模型的检测速度和检测准确度。

所述初始目标检测模型中包含多个卷积层、池化层、全连接层，各层中都包含大量的权重参数，在实际使用过程中需要进行大量计算，导致识别速度较慢，本申请实施例通过剪枝，去除所述初始目标检测模型中的冗余部分，减少计算量，提高效率。

S2、基于本地数据集对所述轻量级目标检测模型进行训练，得到对应的多个模型梯度参数，并将所述模型梯度参数发送给服务端。

本申请实施例使用了联邦学习算法对所述轻量级目标检测模型进行训练。所述联邦学习算法利用多个参与方联合训练，其中所述参与方可以是客户端，拥有自己的本地数据集，并只使用自己拥有的数据集来训练机器学习模型。

所述本地数据集是各参与方保存在本地的数据集，与其他各参与方的数据集具有相同的特征，但数据内容并不相同。

可选地，在对所述轻量级目标检测模型进行训练之前，本申请实施例还包括对本地数据集进行初始化，具体包括：

在所述本地数据集内标注出目标对象识别框；

在所述标注后的数据集中添加目标对象的类别标签。

详细地，各参与方首先约定好目标对象的类别，可以有多个类别，各参与方在本地数据集内将目标对象用识别框标注出来，再确定目标对象的类别，为目标对象添加类别标签，便于后续的训练。

详细地，参阅图 3 所示，所述基于本地数据集对所述轻量级目标检测模型进行训练，得到对应的多个模型梯度参数，包括：

S20、将所述本地数据集输入至所述轻量级目标检测模型，得到所述轻量级目标检测模型的输出结果；

S21、利用预设的损失函数计算所述输出结果的损失值；

S22、判断所述损失值是否收敛；

S23、根据所述损失值对所述轻量级目标检测模型的参数进行调整，并返回上述的步骤 S20；

S24、将所述轻量级目标检测模型的参数确定为模型梯度参数。

其中，当步骤 S22 的判断结果为所述损失值没有收敛时，执行步骤 S23，根据所述损失值对所述轻量级目标检测模型的参数进行调整，并返回上述的步骤 S20；若所述损失值收敛时，则执行步骤 S24，将所述轻量级目标检测模型的参数确定为模型梯度参数。

本申请实施例中，所述损失值收敛是指所述损失值维持不变。所述根据所述损失值对所述轻量级目标检测模型的参数进行调整是根据所述损失值对所述轻量级目标检测模型进行反向传播，并计算各卷积层梯度，根据梯度计算更新量，使用原始参数减去更新量作为新参数。

进一步地，所述将所述本地数据集输入至所述轻量级目标检测模型，得到所述轻量级目标检测模型的输出结果，包括：

将所述本地数据集进行均匀分块，得到多个特征块；

提取每个所述特征块中的特征数据，并根据所述特征数据生成多个预测边框；

对所述多个预测边框进行目标识别，输出预测目标类别以及与所述预测目标类别对应的预测概率。

进入所述轻量级目标检测模型的本地数据集首先被均匀分块，分块的大小决定了图片检测的精细粒度，使每个特征块中使用多个预测边界框预测各边框中是否存在预先标注的目标对象，并分别预测目标对象的类别以及对应的概率。

详细地，本申请实施例所述利用预设的损失函数计算所述输出结果的损失值，包括：

根据所述输出结果计算边框坐标位置误差、预测准确度误差和预测类别误差；

利用预设的损失函数根据所述边框坐标位置误差、所述预测准确度误差和所述预测类别误差计算得到损失值。

本申请实施例所述预设的损失函数可以通过将所述边框坐标位置误差、所述预测准确度误差和所述预测类别误差合并得到，通过计算所述损失函数可以综合所述输出结果多方面的误差，得到损失值。

进一步地，本申请实施例使用下述公式计算所述损失函数：

$$Loss = \sum_{m \in M^2} \sum_{i \in H} x_{mi} (H_{mi}^{pred} - H_{mi}^{true})^2 + \sum_{m \in M^2} \sum_{i \in H} x_{mi} (L_i^{pred} - L_i^{true})^2 + \sum_{m \in M^2} x_m \sum_{j \in N} (P(N_j)^{pred} - P(N_j)^{true})^2$$

其中，上述损失函数中，第一个加号之前的部分表示包含目标对象的边框坐标位置预测误差，第二个加号之后的部分表示包含目标对象的边框的预测准确度误差，第三个加号之后的部分表示预测类别误差，进一步地，M 是特征块总数，H 是预测边框总数量， x_{mi} 是第 m 个特征块中预测边框 i 的向量表示， H_{mi}^{pred} 为第 m 个特征块中预测边框 i 的位置， H_{mi}^{true} 为

第 m 个特征块中该边框的实际标注位置； L_i^{pred} 表示第 m 个特征块中预测边框 i 的预测准确度， L_i^{true} 表示第 m 个特征块中该边界框的实际标注的准确度； x_m 是特征块 m 的向量表示， N 是目标类别总数， $P(N_j)^{pred}$ 表示目标类别 j 的预测概率， $P(N_j)^{true}$ 表示目标类别 j 的实际概率。

S3、接收所述服务端根据联邦平均算法将所述多个模型梯度参数进行融合得到的全局梯度参数。

详细地，本申请实施例中，各参与方将经过本地训练获得的梯度模型参数发送给服务端，所述服务端采用联邦平均算法将所述多个模型梯度参数进行融合，得到全局梯度参数，并将所述全局梯度参数加密传输至各参与方，可以保证各参与方数据的安全和隐私。

详细地，本申请实施例中所述联邦平均算法包括：

$$W = \frac{1}{p} \sum_{k=1}^p W_k$$

其中， W 是全局梯度参数， W_k 是模型梯度参数， p 是参与方的总数量。

S4、使用所述全局梯度参数对所述初始目标检测模型进行更新。

本申请实施例将所述全局梯度参数传输给各所述参与方，各所述参与方将所述初始目标检测模型的模型参数使用所述全体梯度参数进行更新，以所述全体梯度参数替换所述初始目标检测模型中原有的模型参数。

S5、判断更新之后的所述初始目标检测模型是否满足预设的终止训练条件。

本申请实施例中所述预设的终止条件是所述初始目标检测模型的迭代次数达到预设次数。更新后获取迭代次数；在迭代次数未达到预设次数时，确定更新之后的所述初始目标检测模型不满足预设的终止条件；在所述迭代次数达到预设次数时，确定更新之后的所述初始目标检测模型满足预设的终止条件时。

当更新之后的所述初始目标检测模型不满足预设的终止条件时，返回上述 S2；

当更新之后的所述初始目标检测模型满足预设的终止条件时，得到训练完成的目标检测模型。

本申请实施例通过对多个参与方进行联合训练，扩大了样本空间，从而提升了模型的准确性。

S6、使用所述目标检测模型对待检测图像进行目标检测。

详细地，本申请实施例可以使用所述目标检测模型根据预设目标对象对待检测图像进行检测，并将检测结果反馈给用户。

本申请实施例中所述目标检测模型是一种端到端的轻量级目标检测模型，检测速度较快，同时采用联合训练方案优化了该模型的准确性，可以实现快速且准确的目标对象检测，能够应用于危险情况及时反应，特别是在安防要求很高的工厂中，可以快速准确地检测出危险情况，如火苗、烟雾等，从而避免险情发生。

本申请实施例采用随机权重对预构建的初始目标检测模型进行剪枝处理，将多层网络结构的模型优化为轻量级模型，减轻了计算量，提高了模型的检测速度；同时基于联邦学习技术对所述轻量级目标检测模型进行训练，即保证了本地数据集的隐秘性，又扩大了模型的训练数据集，从而提升了所述轻量级目标检测模型的准确性。因此本申请提出的基于联邦学习的目标检测方法、装置及计算机可读存储介质，可以提高目标检测的检测速度和检测准确性。

如图 4 所示，是本申请基于联邦学习的目标检测装置的模块示意图。

本申请所述基于联邦学习的目标检测装置 100 可以安装于电子设备中。根据实现的功能，所述基于联邦学习的目标检测装置可以包括剪枝模块 101、本地训练模块 102、参数融合模块 103、参数更新模块 104 和检测模块 105。本申请所述模块也可以称之为单元，是指一种能够被电子设备处理器所执行，并且能够完成固定功能的一系列计算机程序段，

其存储在电子设备的存储器中。

在本实施例中，关于各模块/单元的功能如下：

所述剪枝模块 101，用于采用随机权重对预构建的初始目标检测模型进行剪枝处理，得到轻量级目标检测模型。

本申请实施例中所述初始目标检测模型是一种基于卷积神经网络的检测模型。

可选地，本申请实施例在采用随机权重对预构建的初始目标检测模型进行剪枝处理之前，还包括：获取样本数据，将所述样本数据输入至所述初始目标检测模型，确定所述初始目标检测模型中各卷积层的输出数据。

详细地，所述剪枝模块 101 具体用于：

获取所述初始目标检测模型中各卷积层的权重；

根据所述权重确定各卷积层的优先级；

根据各卷积层的优先级进行剪枝，得到剪枝后的初始目标检测模型；

计算所述剪枝后的初始目标检测模型的目标函数；

判断所述目标函数是否满足预设的停止条件；

停止剪枝，得到轻量级目标检测模型。

所述目标函数不满足预设的停止条件时，返回上述根据所述权重确定各卷积层的优先级的操作；或者

若所述目标函数满足预设的停止条件，执行停止剪枝，得到轻量级目标检测模型。

其中，所述权重是预先赋予给每个卷积层不同的数值，本实施例中，所述权重的数值范围为 0 至 1。所述停止条件可以是所述目标函数的值不再下降。

可选地，本申请实施例利用下述公式确定各卷积层的优先级：

$$W_j = gate_j \times output_{j-1}$$

其中 j 是卷积层的层数 W_j 是卷积层 j 的优先级 $gate_j$ 是卷积层 j 的权重 $output_{j-1}$ 是卷积层 j 的上层输出，即卷积层 j 的输入数据。

进一步地，所述根据各卷积层的优先级进行剪枝，包括：

将所述各卷积层的优先级与预设阈值进行比较；

当所述优先级大于或者等于所述阈值时，保留所述优先级对应的卷积层；

当所述优先级小于所述阈值时，将所述优先级对应的卷积层在所述初始目标检测模型中删除。

本申请实施例中预设设置一个可变全局阈值 λ ，当卷积层 j 的优先级 $W_j \leq \lambda$ 时，在所述初始目标检测模型中将卷积层 j 进行删除。其中，所述全局阈值 λ 的大小与所述初始目标检测模型中的总层数相关，当所述初始目标检测模型中的总层数降低时， λ 也会随之减小。

进一步地，本申请实施例使用下述公式计算所述目标函数：

$$\min \sum_i^N \text{loss}(f(x_i; W, \alpha), y_i) + \omega \sum_j^M gate_j$$

其中， $f(x_i; W, \alpha)$ 是所述初始目标检测模型的输出结果， x_i 为样本数据， W 为所述初始目标检测模型的参数 α 为所述初始目标检测模型的结构表示 N 是样本数据的总数 y_i 表示样本数据 x_i 对应的实际标签， ω 是平衡参数，为常数， M 是所述初始目标检测模型中的卷积层数， $gate_j$ 是卷积层 j 的权重。

所述初始目标检测模型在剪枝后，计算速度得到了提升，但同时模型的准确度也会下降，为了保证模型的准确度，使用目标函数来检测所述初始目标检测模型的剪枝效果，确保所述轻量级目标检测模型的检测速度和检测准确度。

所述初始目标检测模型中包含多个卷积层、池化层、全连接层，各层中都包含大量的权重参数，在实际使用过程中需要进行大量计算，导致识别速度较慢，本申请实施例通过

剪枝，去除所述初始目标检测模型中的冗余部分，减少计算量，提高效率。

所述本地训练模块 102，用于基于本地数据集对所述轻量级目标检测模型进行训练，得到对应的多个模型梯度参数，并将所述模型梯度参数发送给服务端。

本申请实施例使用了联邦学习算法对所述轻量级目标检测模型进行训练。所述联邦学习算法利用多个参与方联合训练，其中所述参与方可以是客户端，拥有自己的本地数据集，并只使用自己拥有的数据集来训练机器学习模型。

所述本地数据集是各参与方保存在本地的数据集，与其他各参与方的数据集具有相同的特征，但数据内容并不相同。

可选地，在对所述轻量级目标检测模型进行训练之前，本申请实施例还包括对本地数据集进行初始化，具体包括：

在所述本地数据集内标注出目标对象识别框；

在所述标注后的数据集中添加目标对象的类别标签。

详细地，各参与方首先约定好目标对象的类别，可以有多个类别，各参与方在本地数据集内将目标对象用识别框标注出来，再确定目标对象的类别，为目标对象添加类别标签，便于后续的训练。

详细地，所述基于本地数据集对所述轻量级目标检测模型进行训练，得到对应的多个模型梯度参数，包括：

步骤 A：将所述本地数据集输入至所述轻量级目标检测模型，得到所述轻量级目标检测模型的输出结果；

步骤 B：利用预设的损失函数计算所述输出结果的损失值；

步骤 C：判断所述损失值是否收敛；

步骤 D：根据所述损失值对所述轻量级目标检测模型的参数进行调整，并返回上述的步骤 A；

步骤 E：将所述轻量级目标检测模型的参数确定为模型梯度参数。其中，当步骤 C 的判断结果为所述损失值没有收敛时，执行步骤 D：根据所述损失值对所述轻量级目标检测模型的参数进行调整，并返回上述的步骤 A；

若所述损失值收敛时，则执行步骤 E：将所述轻量级目标检测模型的参数确定为模型梯度参数。

本申请实施例中，所述损失值收敛是指所述损失值维持不变。所述根据所述损失值对所述轻量级目标检测模型的参数进行调整是根据所述损失值对所述轻量级目标检测模型进行反向传播，并计算各卷积层梯度，根据梯度计算更新量，使用原始参数减去更新量作为新参数。

进一步地，所述将所述本地数据集输入至所述轻量级目标检测模型，得到所述轻量级目标检测模型的输出结果，包括：

将所述本地数据集进行均匀分块，得到多个特征块；

提取每个所述特征块中的特征数据，并根据所述特征数据生成多个预测边框；

对所述多个预测边框进行目标识别，输出预测目标类别以及与所述预测目标类别对应的预测概率。

进入所述轻量级目标检测模型的本地数据集首先被均匀分块，分块的大小决定了图片检测的精细粒度，使每个特征块中使用多个预测边界框预测各边框中是否存在预先标注的目标对象，并分别预测目标对象的类别以及对应的概率。详细地，本申请实施例所述利用预设的损失函数计算所述输出结果的损失值，包括：

根据所述输出结果计算边框坐标位置误差、预测准确度误差和预测类别误差；

利用预设的损失函数根据所述边框坐标位置误差、所述预测准确度误差和所述预测类别误差计算得到损失值。

本申请实施例所述预设的损失函数可以通过将所述边框坐标位置误差、所述预测准确度误差和所述预测类别误差合并得到，通过计算所述损失函数可以综合所述输出结果多方面的误差，得到损失值。

进一步地，本申请实施例使用下述公式计算所述损失函数：

$$Loss = \sum_{m \in M^2} \sum_{i \in H} x_{mi} (H_{mi}^{pred} - H_{mi}^{true})^2 + \sum_{m \in M^2} \sum_{i \in H} x_{mi} (L_i^{pred} - L_i^{true})^2 + \sum_{m \in M^2} x_m \sum_{j \in N} (P(N_j)^{pred} - P(N_j)^{true})^2$$

其中，上述损失函数中，第一个加号之前的部分表示包含目标对象的边框坐标位置预测误差，第二个加号之后的部分表示包含目标对象的边框的预测准确度误差，第三个加号之后的部分表示预测类别误差，进一步地，M是特征块总数，H是预测边框总数量， x_{mi} 是第m个特征块中预测边框i的向量表示， H_{mi}^{pred} 为第m个特征块中预测边框i的位置， H_{mi}^{true} 为第m个特征块中该边框的实际标注位置； L_i^{pred} 表示第m个特征块中预测边框i的预测准确度， L_i^{true} 表示第m个特征块中该边框的实际标注的准确度； x_m 是特征块m的向量表示，N是目标类别总数， $P(N_j)^{pred}$ 表示目标类别j的预测概率， $P(N_j)^{true}$ 表示目标类别j的实际概率。

所述参数融合模块103，用于接收所述服务端根据联邦平均算法将所述多个模型梯度参数进行融合得到的全局梯度参数。

详细地，本申请实施例中，各参与方将经过本地训练获得的梯度模型参数发送给服务端，所述服务端采用联邦平均算法将所述多个模型梯度参数进行融合，得到全局梯度参数，并将所述全局梯度参数加密传输至各参与方，可以保证各参与方数据的安全和隐私。

详细地，本申请实施例中所述联邦平均算法包括：

$$W = \frac{1}{p} \sum_{k=1}^p W_k$$

其中，W是全局梯度参数， W_k 是模型梯度参数，p是参与方的总数量。

所述参数更新模块104，用于使用所述全局梯度参数对所述初始目标检测模型进行更新；

判断更新之后的所述初始目标检测模型是否满足预设的终止训练条件。

本申请实施例将所述全局梯度参数传输给各所述参与方，各所述参与方将所述初始目标检测模型的模型参数使用所述全体梯度参数进行更新，以所述全体梯度参数替换所述初始目标检测模型中原本的模型参数。

本申请实施例中所述预设的终止条件是所述初始目标检测模型的迭代次数达到预设次数。更新后获取迭代次数；在迭代次数未达到预设次数时，确定更新之后的所述初始目标检测模型不满足预设的终止条件；在所述迭代次数达到预设次数时，确定更新之后的所述初始目标检测模型满足预设的终止条件时。

当更新之后的所述初始目标检测模型不满足预设的终止条件时，返回上述本地训练模块102；

当更新之后的所述初始目标检测模型满足预设的终止条件时，得到训练完成的目标检测模型。

其中，所述预设的终止条件是所述初始目标检测模型收敛或者迭代次数达到预设次数。

本申请实施例通过对多个参与方进行联合训练，扩大了样本空间，从而提升了模型的准确性。

所述检测模块105，用于使用所述目标检测模型对待检测图像进行目标检测。

详细地，本申请实施例可以使用所述目标检测模型根据预设目标对象对待检测图像进行检测，并将检测结果反馈给用户。

本申请实施例中所述目标检测模型是一种端到端的轻量级目标检测模型，检测速度较

快,同时采用联合训练方案优化了该模型的准确性,可以实现快速且准确的目标对象检测,能够应用于危险情况及时反应,特别是在安防要求很高的工厂中,可以快速准确地检测出危险情况,如火苗、烟雾等,从而避免险情发生。

如图 5 所示,是本申请实现基于联邦学习的目标检测方法的电子设备的结构示意图。

所述电子设备 1 可以包括处理器 10、存储器 11 和总线,还可以包括存储在所述存储器 11 中并可在所述处理器 10 上运行的计算机程序,如基于联邦学习的目标检测程序 12。

其中,所述存储器 11 至少包括一种类型的可读存储介质,所述可读存储介质包括闪存、移动硬盘、多媒体卡、卡型存储器(例如:SD 或 DX 存储器等)、磁性存储器、磁盘、光盘等。所述存储器 11 在一些实施例中可以是电子设备 1 的内部存储单元,例如该电子设备 1 的移动硬盘。所述存储器 11 在另一些实施例中也可以是电子设备 1 的外部存储设备,例如电子设备 1 上配备的插接式移动硬盘、智能存储卡(Smart Media Card, SMC)、安全数字(Secure Digital, SD)卡、闪存卡(Flash Card)等。进一步地,所述存储器 11 还可以既包括电子设备 1 的内部存储单元也包括外部存储设备。所述存储器 11 不仅可以用于存储安装于电子设备 1 的应用软件及各类数据,例如基于联邦学习的目标检测程序 12 的代码等,还可以用于暂时地存储已经输出或者将要输出的数据。

所述处理器 10 在一些实施例中可以由集成电路组成,例如可以由单个封装的集成电路所组成,也可以是由多个相同功能或不同功能封装的集成电路所组成,包括一个或者多个中央处理器(Central Processing unit, CPU)、微处理器、数字处理芯片、图形处理器及各种控制芯片的组合等。所述处理器 10 是所述电子设备的控制核心(Control Unit),利用各种接口和线路连接整个电子设备的各个部件,通过运行或执行存储在所述存储器 11 内的程序或者模块(例如执行基于联邦学习的目标检测程序等),以及调用存储在所述存储器 11 内的数据,以执行电子设备 1 的各种功能和处理数据。

所述总线可以是外设部件互连标准(peripheral component interconnect, 简称 PCI)总线或扩展工业标准结构(extended industry standard architecture, 简称 EISA)总线等。该总线可以分为地址总线、数据总线、控制总线等。所述总线被设置为实现所述存储器 11 以及至少一个处理器 10 等之间的连接通信。

图 5 仅示出了具有部件的电子设备的,本领域技术人员可以理解的是,图 5 示出的结构并不构成对所述电子设备 1 的限定,可以包括比图示更少或者更多的部件,或者组合某些部件,或者不同的部件布置。

例如,尽管未示出,所述电子设备 1 还可以包括给各个部件供电的电源(比如电池),优选地,电源可以通过电源管理装置与所述至少一个处理器 10 逻辑相连,从而通过电源管理装置实现充电管理、放电管理、以及功耗管理等功能。电源还可以包括一个或一个以上的直流或交流电源、再充电装置、电源故障检测电路、电源转换器或者逆变器、电源状态指示器等任意组件。所述电子设备 1 还可以包括多种传感器、蓝牙模块、Wi-Fi 模块等,在此不再赘述。

进一步地,所述电子设备 1 还可以包括网络接口,可选地,所述网络接口可以包括有线接口和/或无线接口(如 WI-FI 接口、蓝牙接口等),通常用于在该电子设备 1 与其他电子设备之间建立通信连接。

可选地,该电子设备 1 还可以包括用户接口,用户接口可以是显示器(Display)、输入单元(比如键盘(Keyboard)),可选地,用户接口还可以是标准的有线接口、无线接口。可选地,在一些实施例中,显示器可以是 LED 显示器、液晶显示器、触控式液晶显示器以及 OLED(Organic Light-Emitting Diode, 有机发光二极管)触摸器等。其中,显示器也可以适当的称为显示屏或显示单元,用于显示在电子设备 1 中处理的信息以及用于显示可视化的用户界面。

应该了解,所述实施例仅为说明之用,在专利申请范围上并不受此结构的限制。

所述电子设备 1 中的所述存储器 11 存储的基于联邦学习的目标检测程序 12 是多个计算机程序的组合，在所述处理器 10 中运行时，可以实现：

采用随机权重对预构建的初始目标检测模型进行剪枝处理，得到轻量级目标检测模型；

基于本地数据集对所述轻量级目标检测模型进行训练，得到对应的多个模型梯度参数，并将所述模型梯度参数发送给服务端；

接收所述服务端根据联邦平均算法将所述模型梯度参数进行融合得到的全局梯度参数；

使用所述全局梯度参数对所述初始目标检测模型进行更新，并返回上述基于本地数据集对所述轻量级目标检测模型进行训练的步骤，直到所述轻量级目标检测模型满足预设的终止条件，得到训练完成的目标检测模型；

使用所述目标检测模型对待检测图像进行目标检测。

进一步地，所述电子设备 1 集成的模块/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，可以存储在一个计算机可读取存储介质中，所述计算机可读存储介质可以是易失性，也可以是非易失性。所述计算机可读介质可以包括：能够携带所述计算机程序代码的任何实体或装置、记录介质、U 盘、移动硬盘、磁碟、光盘、计算机存储器、只读存储器（ROM，Read-Only Memory）。

进一步地，所述计算机可用存储介质可主要包括存储程序区和存储数据区，其中，存储程序区可存储操作系统、至少一个功能所需的应用程序等；存储数据区可存储根据区块链节点的使用所创建的数据等。

所述计算机可读存储介质的存储程序区存储有计算机程序；其中，所述计算机程序被处理器执行时实现如下步骤：

采用随机权重对预构建的初始目标检测模型进行剪枝处理，得到轻量级目标检测模型；

基于本地数据集对所述轻量级目标检测模型进行训练，得到对应的多个模型梯度参数，并将所述模型梯度参数发送给服务端；

接收所述服务端根据联邦平均算法将所述模型梯度参数进行融合得到的全局梯度参数；

使用所述全局梯度参数对所述初始目标检测模型进行更新，并返回上述基于本地数据集对所述轻量级目标检测模型进行训练的步骤，直到所述轻量级目标检测模型满足预设的终止条件，得到训练完成的目标检测模型；

使用所述目标检测模型对待检测图像进行目标检测。

在本申请所提供的几个实施例中，应该理解到，所揭露的设备，装置和方法，可以通过其它的方式实现。例如，以上所描述的装置实施例仅仅是示意性的，例如，所述模块的划分，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。

所述作为分离部件说明的模块可以是或者也可以不是物理上分开的，作为模块显示的部件可以是或者也可以不是物理单元，即可以位于一个地方，或者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者全部模块来实现本实施例方案的目的。

另外，在本申请各个实施例中的各功能模块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，也可以采用硬件加软件功能模块的形式实现。

对于本领域技术人员而言，显然本申请不限于上述示范性实施例的细节，而且在不背离本申请的精神或基本特征的情况下，能够以其他的具体形式实现本申请。

因此，无论从哪一点来看，均应实施例看作是示范性的，而且是非限制性的，本申请的范围由所附权利要求而不是上述说明限定，因此旨在将落在权利要求的等同要件的含义和范围内的所有变化涵括在本申请内。不应将权利要求中的任何附关联图表记视为限制所涉及的权利要求。

本申请所指区块链是分布式数据存储、点对点传输、共识机制、加密算法等计算机技术的新型应用模式。区块链(Blockchain)，本质上是一个去中心化的数据库，是一串使用密码学方法相关联产生的数据块，每一个数据块中包含了一批次网络交易的信息，用于验证其信息的有效性(防伪)和生成下一个区块。区块链可以包括区块链底层平台、平台产品服务层以及应用服务层等。

此外，显然“包括”一词不排除其他单元或步骤，单数不排除复数。系统权利要求中陈述的多个单元或装置也可以由一个单元或装置通过软件或者硬件来实现。第二等词语用来表示名称，而并不表示任何特定的顺序。

最后应说明的是，以上实施例仅用以说明本申请的技术方案而非限制，尽管参照较佳实施例对本申请进行了详细说明，本领域的普通技术人员应当理解，可以对本申请的技术方案进行修改或等同替换，而不脱离本申请技术方案的精神和范围。

权利要求书

1、一种基于联邦学习的目标检测方法，其中，所述方法应用联邦学习的参与方中，包括：

采用随机权重对预构建的初始目标检测模型进行剪枝处理，得到轻量级目标检测模型；

基于本地数据集对所述轻量级目标检测模型进行训练，得到对应的多个模型梯度参数，并将所述模型梯度参数发送给服务端；

接收所述服务端根据联邦平均算法将所述模型梯度参数进行融合得到的全局梯度参数；

使用所述全局梯度参数对所述初始目标检测模型进行更新，并返回上述基于本地数据集对所述轻量级目标检测模型进行训练的步骤，直到所述轻量级目标检测模型满足预设的终止条件，得到训练完成的目标检测模型；

使用所述目标检测模型对待检测图像进行目标检测。

2、如权利要求 1 所述的基于联邦学习的目标检测方法，其中，所述采用随机权重对预构建的初始目标检测模型进行剪枝处理，包括：

获取所述初始目标检测模型中各卷积层的权重；

根据所述权重确定各卷积层的优先级；

根据各卷积层的优先级进行剪枝，得到剪枝后的初始目标检测模型；

计算所述剪枝后的初始目标检测模型的目标函数；

返回上述根据所述权重确定各卷积层的优先级的步骤，直到所述目标函数满足预设的停止条件时停止剪枝。

3、如权利要求 2 所述的基于联邦学习的目标检测方法，其中，所述根据各卷积层的优先级进行剪枝，包括：

将所述各卷积层的优先级与预设阈值进行比较；

当所述优先级小于所述阈值时，将所述优先级对应的卷积层在所述初始目标检测模型中删除。

4、如权利要求 1 所述的基于联邦学习的目标检测方法，其中，所述基于本地数据集对所述轻量级目标检测模型进行训练，得到对应的多个模型梯度参数，包括：

将所述本地数据集输入至所述轻量级目标检测模型，得到所述轻量级目标检测模型的输出结果；

利用预设的损失函数计算所述输出结果的损失值；

根据所述损失值对所述轻量级目标检测模型的参数进行调整，直到所述损失值维持不变时，将所述轻量级目标检测模型的参数确定为模型梯度参数。

5、如权利要求 4 所述的基于联邦学习的目标检测方法，其中，所述将所述本地数据集输入至所述轻量级目标检测模型，得到所述轻量级目标检测模型的输出结果，包括：

将所述本地数据集进行均匀分块，得到多个特征块；

提取每个所述特征块中的特征数据，并根据所述特征数据生成多个预测边框；

对所述多个预测边框进行目标识别，输出预测目标类别以及与所述预测目标类别对应的预测概率。

6、如权利要求 5 所述的基于联邦学习的目标检测方法，其中，所述利用预设的损失函数计算所述输出结果的损失值，包括：

根据所述输出结果计算边框坐标位置误差、预测准确度误差和预测类别误差；

利用预设的损失函数根据所述边框坐标位置误差、所述预测准确度误差和所述预测类别误差计算得到损失值。

7、如权利要求 1 至 6 中任意一项所述的基于联邦学习的目标检测方法，其中，所述

联邦平均算法包括：

$$W = \frac{1}{p} \sum_{k=1}^p W_k$$

其中， W 是全局梯度参数， W_k 是模型梯度参数， p 是参与方的总数量。

8、一种基于联邦学习的目标检测装置，其中，所述装置包括：

剪枝模块，用于采用随机权重对预构建的初始目标检测模型进行剪枝处理，得到轻量级目标检测模型；

本地训练模块，用于基于本地数据集对所述轻量级目标检测模型进行训练，得到对应的多个模型梯度参数，并将所述模型梯度参数发送给服务端；

参数融合模块，用于接收所述服务端根据联邦平均算法将所述模型梯度参数进行融合得到的全局梯度参数；

参数更新模块，用于使用所述全局梯度参数对所述初始目标检测模型进行更新，并返回上述基于本地数据集对所述轻量级目标检测模型进行训练的步骤，直到所述轻量级目标检测模型满足预设的终止条件，得到训练完成的目标检测模型；

检测模块，用于使用所述目标检测模型对待检测图像进行目标检测。

9、一种电子设备，其中，所述电子设备包括：

至少一个处理器；以及，

与所述至少一个处理器通信连接的存储器；其中，

所述存储器存储有可被所述至少一个处理器执行的计算机程序，所述计算机程序被所述至少一个处理器执行，以使所述至少一个处理器能够执行如下步骤：

采用随机权重对预构建的初始目标检测模型进行剪枝处理，得到轻量级目标检测模型；

基于本地数据集对所述轻量级目标检测模型进行训练，得到对应的多个模型梯度参数，并将所述模型梯度参数发送给服务端；

接收所述服务端根据联邦平均算法将所述模型梯度参数进行融合得到的全局梯度参数；

使用所述全局梯度参数对所述初始目标检测模型进行更新，并返回上述基于本地数据集对所述轻量级目标检测模型进行训练的步骤，直到所述轻量级目标检测模型满足预设的终止条件，得到训练完成的目标检测模型；

使用所述目标检测模型对待检测图像进行目标检测。

10、如权利要求9所述的电子设备，其中，所述采用随机权重对预构建的初始目标检测模型进行剪枝处理，包括：

获取所述初始目标检测模型中各卷积层的权重；

根据所述权重确定各卷积层的优先级；

根据各卷积层的优先级进行剪枝，得到剪枝后的初始目标检测模型；

计算所述剪枝后的初始目标检测模型的目标函数；

返回上述根据所述权重确定各卷积层的优先级的步骤，直到所述目标函数满足预设的停止条件时停止剪枝。

11、如权利要求10所述的电子设备，其中，所述根据各卷积层的优先级进行剪枝，包括：

将所述各卷积层的优先级与预设阈值进行比较；

当所述优先级小于所述阈值时，将所述优先级对应的卷积层在所述初始目标检测模型中删除。

12、如权利要求9所述的电子设备，其中，所述基于本地数据集对所述轻量级目标检测模型进行训练，得到对应的多个模型梯度参数，包括：

将所述本地数据集输入至所述轻量级目标检测模型，得到所述轻量级目标检测模型的

输出结果；

利用预设的损失函数计算所述输出结果的损失值；

根据所述损失值对所述轻量级目标检测模型的参数进行调整，直到所述损失值维持不变时，将所述轻量级目标检测模型的参数确定为模型梯度参数。

13、如权利要求 12 所述的电子设备，其中，所述将所述本地数据集输入至所述轻量级目标检测模型，得到所述轻量级目标检测模型的输出结果，包括：

将所述本地数据集进行均匀分块，得到多个特征块；

提取每个所述特征块中的特征数据，并根据所述特征数据生成多个预测边框；

对所述多个预测边框进行目标识别，输出预测目标类别以及与所述预测目标类别对应的预测概率。

14、如权利要求 13 所述的电子设备，其中，所述利用预设的损失函数计算所述输出结果的损失值，包括：

根据所述输出结果计算边框坐标位置误差、预测准确度误差和预测类别误差；

利用预设的损失函数根据所述边框坐标位置误差、所述预测准确度误差和所述预测类别误差计算得到损失值。

15、如权利要求 9 至 14 中任意一项所述的电子设备，其中，所述联邦平均算法包括：

$$W = \frac{1}{p} \sum_{k=1}^p W_k$$

其中， W 是全局梯度参数， W_k 是模型梯度参数， p 是参与方的总数量。

16、一种计算机可读存储介质，包括存储数据区和存储程序区，存储数据区存储创建的数据，存储程序区存储有计算机程序；其中，所述计算机程序被处理器执行时实现如下步骤：

采用随机权重对预构建的初始目标检测模型进行剪枝处理，得到轻量级目标检测模型；

基于本地数据集对所述轻量级目标检测模型进行训练，得到对应的多个模型梯度参数，并将所述模型梯度参数发送给服务端；

接收所述服务端根据联邦平均算法将所述模型梯度参数进行融合得到的全局梯度参数；

使用所述全局梯度参数对所述初始目标检测模型进行更新，并返回上述基于本地数据集对所述轻量级目标检测模型进行训练的步骤，直到所述轻量级目标检测模型满足预设的终止条件，得到训练完成的目标检测模型；

使用所述目标检测模型对待检测图像进行目标检测。

17、如权利要求 16 所述的计算机可读存储介质，其中，所述采用随机权重对预构建的初始目标检测模型进行剪枝处理，包括：

获取所述初始目标检测模型中各卷积层的权重；

根据所述权重确定各卷积层的优先级；

根据各卷积层的优先级进行剪枝，得到剪枝后的初始目标检测模型；

计算所述剪枝后的初始目标检测模型的目标函数；

返回上述根据所述权重确定各卷积层的优先级的步骤，直到所述目标函数满足预设的停止条件时停止剪枝。

18、如权利要求 17 所述的计算机可读存储介质，其中，所述根据各卷积层的优先级进行剪枝，包括：

将所述各卷积层的优先级与预设阈值进行比较；

当所述优先级小于所述阈值时，将所述优先级对应的卷积层在所述初始目标检测模型中删除。

19、如权利要求 16 所述的计算机可读存储介质，其中，所述基于本地数据集对所述轻量级目标检测模型进行训练，得到对应的多个模型梯度参数，包括：

将所述本地数据集输入至所述轻量级目标检测模型，得到所述轻量级目标检测模型的输出结果；

利用预设的损失函数计算所述输出结果的损失值；

根据所述损失值对所述轻量级目标检测模型的参数进行调整，直到所述损失值维持不变时，将所述轻量级目标检测模型的参数确定为模型梯度参数。

20、如权利要求 19 所述的计算机可读存储介质，其中，所述将所述本地数据集输入至所述轻量级目标检测模型，得到所述轻量级目标检测模型的输出结果，包括：

将所述本地数据集进行均匀分块，得到多个特征块；

提取每个所述特征块中的特征数据，并根据所述特征数据生成多个预测边框；

对所述多个预测边框进行目标识别，输出预测目标类别以及与所述预测目标类别对应的预测概率。

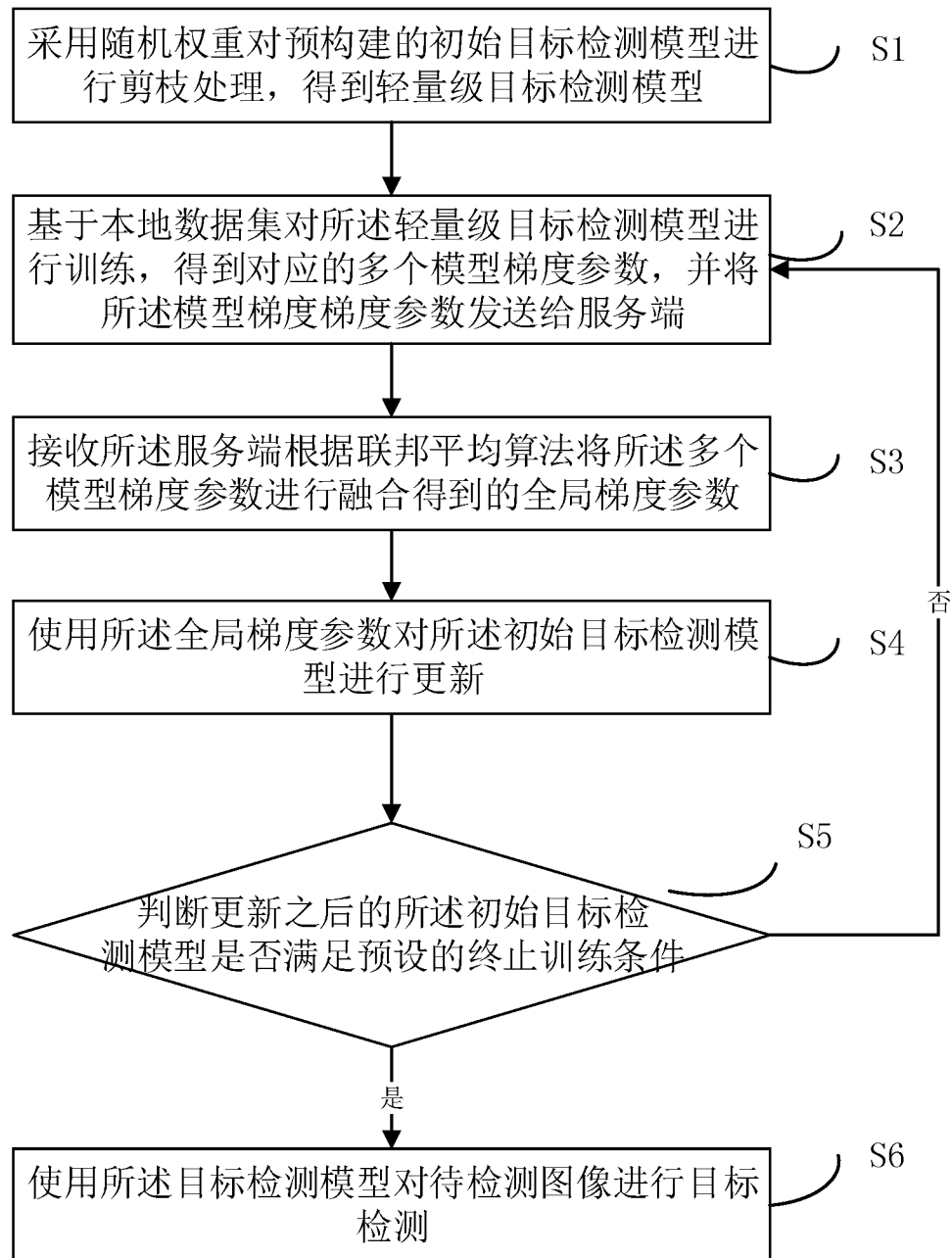


图 1

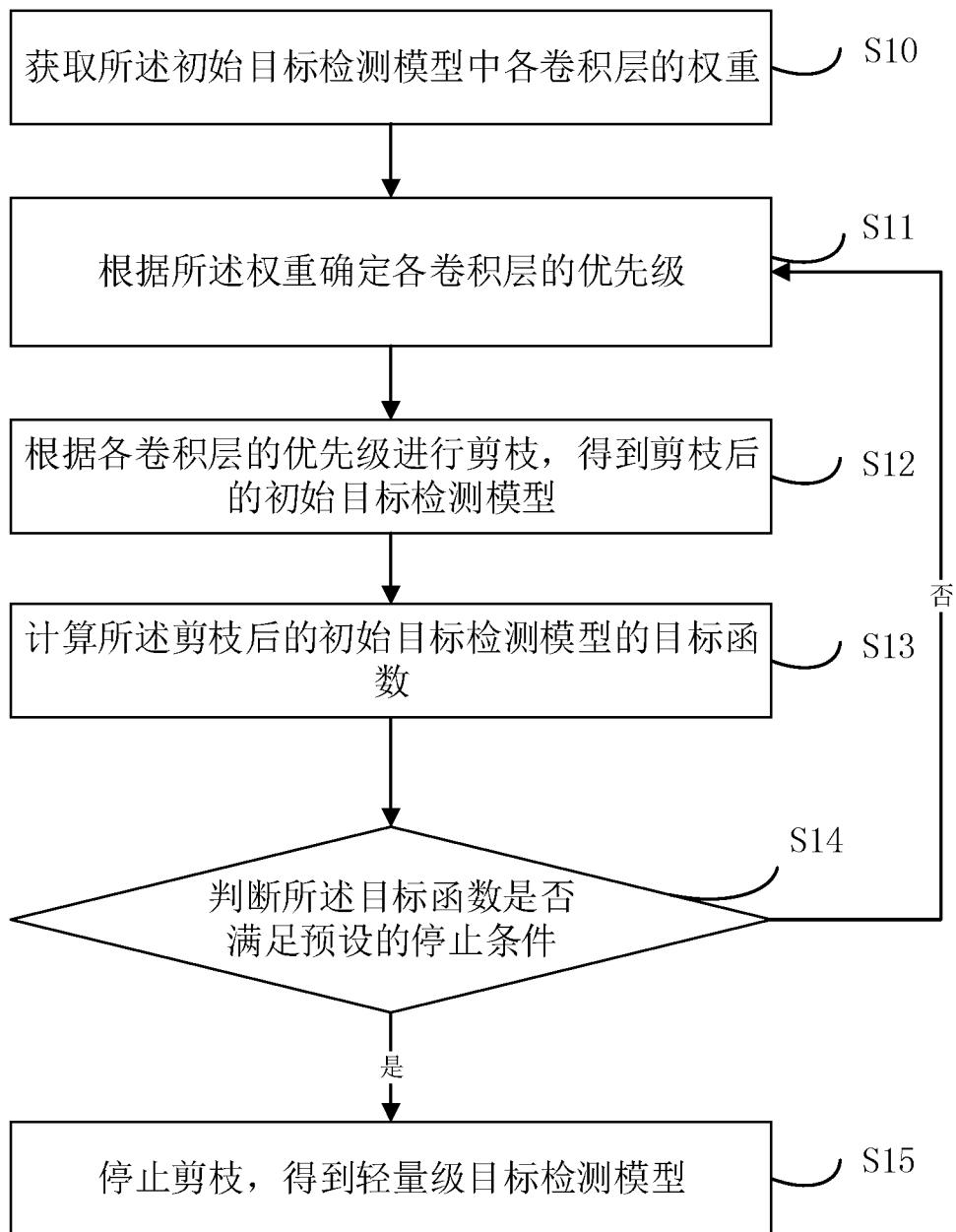


图 2

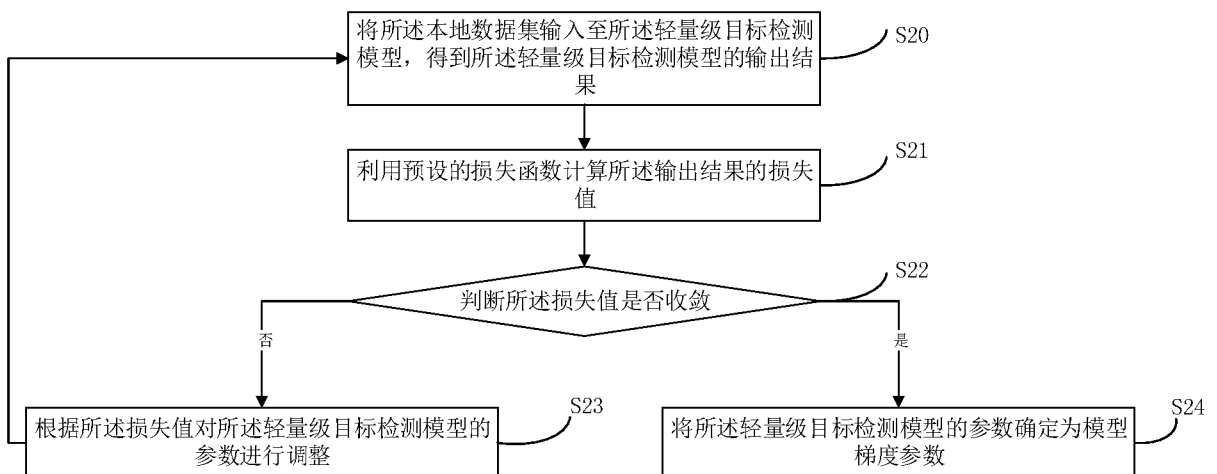


图 3

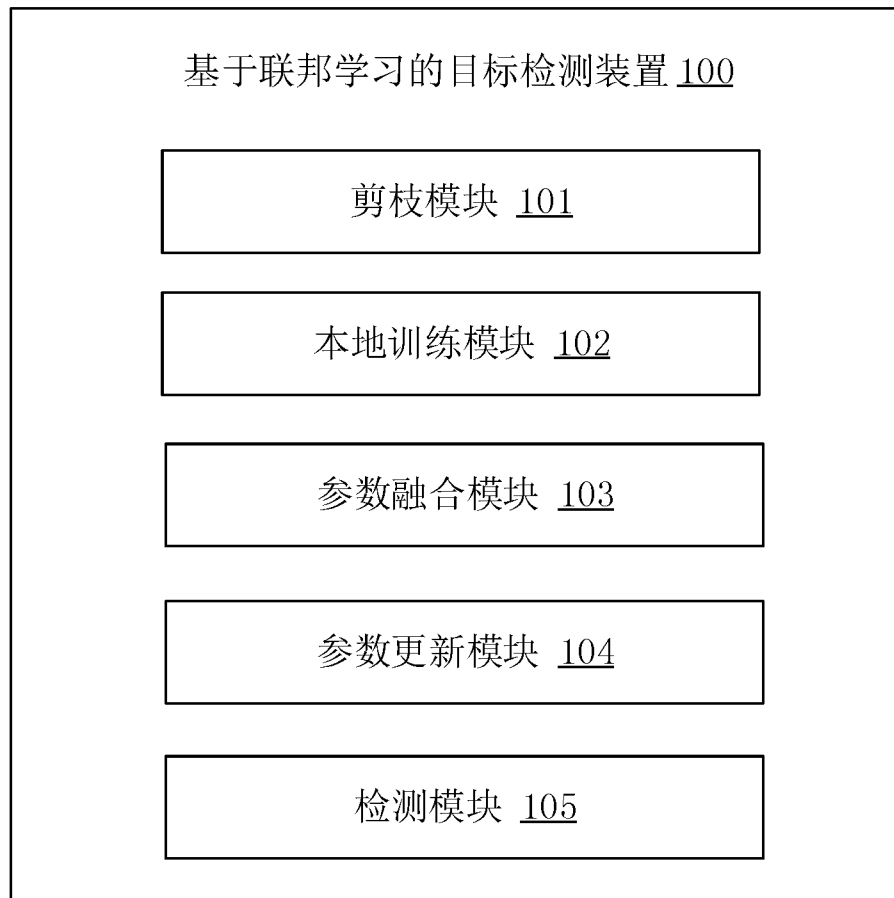


图 4

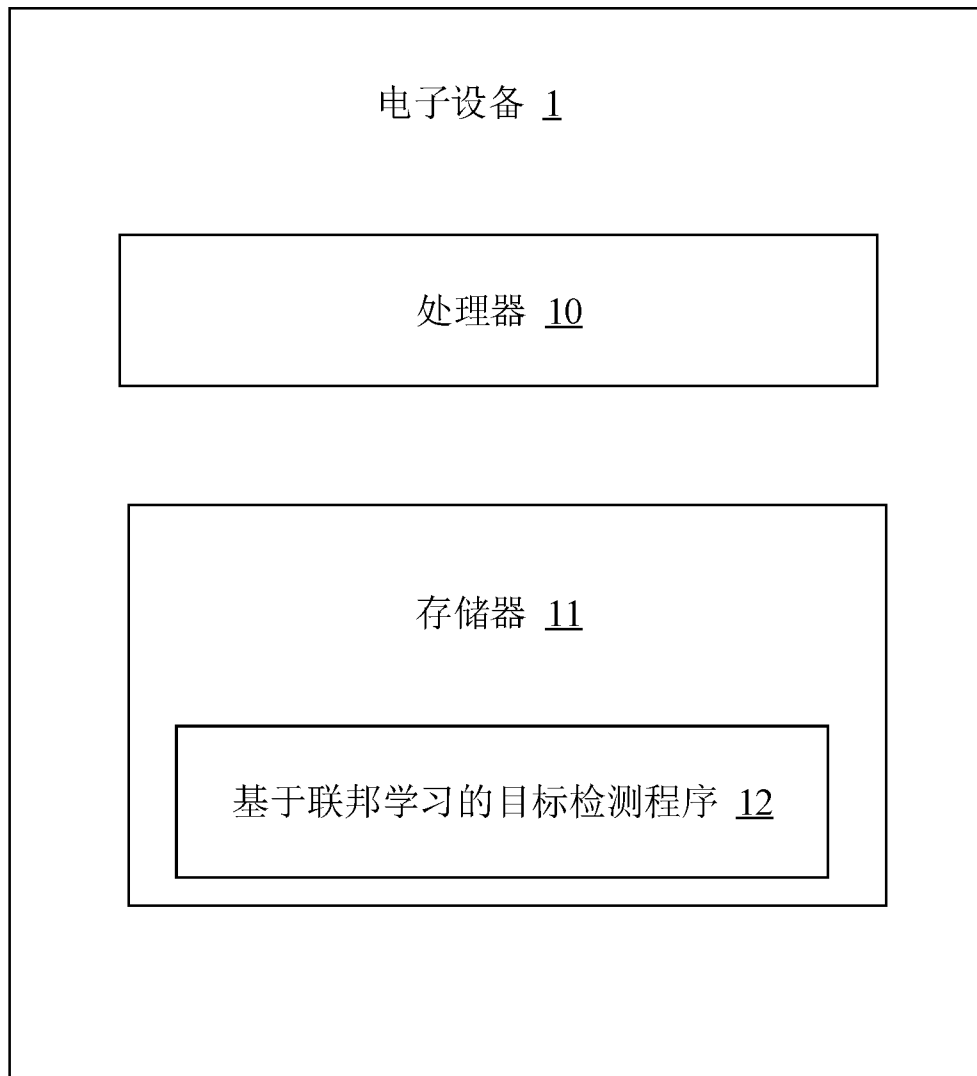


图 5

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2020/131986

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G06K 9/62(2006.01)i; G06N 3/04(2006.01)i; G06N 3/08(2006.01)i

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

G06K G06N G06F

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)

WPI, EPODOC, CNPAT, CNKI, IEEE: 联邦, 学习, 目标, 检测, 剪枝, 裁, 本地, 服务器, 平均, 梯度, 压缩, 更新, 融合, 全局, 卷积层, 权重, 优先级, 重要, 阈值, 分块, 框, 预测, 类, federation, learning, objective, detection, pruning, local, server, average, gradient, compression, update, fusion, global, convolutional, weight, priority, importance, threshold, chunking, block, prediction, class

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
Y	CN 110309847 A (SHENZHEN QIANHAI WEBANK CO., LTD.) 08 October 2019 (2019-10-08) description, paragraphs [0053]-[0140]	1-20
Y	CN 111598238 A (ALIPAY (HANGZHOU) INFORMATION TECHNOLOGY CO., LTD.) 28 August 2020 (2020-08-28) description, paragraphs [0045]-[0062] and [0067]-[0070]	1-20
Y	CN 111461291 A (XI'AN UNIVERSITY OF SCIENCE AND TECHNOLOGY) 28 July 2020 (2020-07-28) description, paragraphs [0081]-[0107]	5-6,13-14,20
A	CN 111310932 A (SHENZHEN QIANHAI WEBANK CO., LTD.) 19 June 2020 (2020-06-19) entire document	1-20
A	CN 111126627 A (SICHUAN XWBANK CO., LTD.) 08 May 2020 (2020-05-08) entire document	1-20
A	CN 111382706 A (SHENZHEN QIANHAI WEBANK CO., LTD.) 07 July 2020 (2020-07-07) entire document	1-20



Further documents are listed in the continuation of Box C.



See patent family annex.

* Special categories of cited documents:

“A” document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance
 “E” earlier application or patent but published on or after the international filing date
 “L” document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)
 “O” document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means
 “P” document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed

“T” later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention
 “X” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone
 “Y” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art
 “&” document member of the same patent family

Date of the actual completion of the international search

07 July 2021

Date of mailing of the international search report

21 July 2021

Name and mailing address of the ISA/CN

China National Intellectual Property Administration (ISA/
CN)
No. 6, Xitucheng Road, Jimenqiao, Haidian District, Beijing
100088
China

Facsimile No. (86-10)62019451

Authorized officer

Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2020/131986

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	US 2020258006 A1 (HUAWEI TECHNOLOGIES CO., LTD.) 13 August 2020 (2020-08-13) entire document	1-20

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.

PCT/CN2020/131986

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)			Publication date (day/month/year)
CN	110309847	A	08 October 2019	None			
CN	111598238	A	28 August 2020	None			
CN	111461291	A	28 July 2020	None			
CN	111310932	A	19 June 2020	None			
CN	111126627	A	08 May 2020	None			
CN	111382706	A	07 July 2020	None			
US	2020258006	A1	13 August 2020	CN	111226238	A	02 June 2020
				CN	109754105	A	14 May 2019
				EP	3693912	A1	12 August 2020
				WO	2019090954	A1	16 May 2019

国际检索报告

国际申请号

PCT/CN2020/131986

A. 主题的分类

G06K 9/62(2006.01)i; G06N 3/04(2006.01)i; G06N 3/08(2006.01)i

按照国际专利分类(IPC)或者同时按照国家分类和IPC两种分类

B. 检索领域

检索的最低限度文献(标明分类系统和分类号)

G06K G06N G06F

包含在检索领域中的除最低限度文献以外的检索文献

在国际检索时查阅的电子数据库(数据库的名称, 和使用的检索词(如使用))

WPI, EPDOC, CNPAT, CNKI, IEEE: 联邦, 学习, 目标, 检测, 剪枝, 裁, 本地, 服务器, 平均, 梯度, 压缩, 更新, 融合, 全局, 卷积层, 权重, 优先级, 重要, 阈值, 分块, 框, 预测, 类, federation, learning, objective, detection, pruning, local, server, average, gradient, compression, update, fusion, global, convolutional, weight, priority, importance, threshold, chunking, block, prediction, class

C. 相关文件

类 型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求
Y	CN 110309847 A (深圳前海微众银行股份有限公司) 2019年 10月 8日 (2019 - 10 - 08) 说明书[0053]-[0140]段	1-20
Y	CN 111598238 A (支付宝杭州信息技术有限公司) 2020年 8月 28日 (2020 - 08 - 28) 说明书[0045]-[0062], [0067]-[0070]段	1-20
Y	CN 111461291 A (西安科技大学) 2020年 7月 28日 (2020 - 07 - 28) 说明书[0081]-[0107]段	5-6, 13-14, 20
A	CN 111310932 A (深圳前海微众银行股份有限公司) 2020年 6月 19日 (2020 - 06 - 19) 全文	1-20
A	CN 111126627 A (四川新网银行股份有限公司) 2020年 5月 8日 (2020 - 05 - 08) 全文	1-20
A	CN 111382706 A (深圳前海微众银行股份有限公司) 2020年 7月 7日 (2020 - 07 - 07) 全文	1-20
A	US 2020258006 A1 (HUAWEI TECHNOLOGIES CO., LTD.) 2020年 8月 13日 (2020 - 08 - 13) 全文	1-20

☐ 其余文件在C栏的续页中列出。☒ 见同族专利附件。

* 引用文件的具体类型:

“A” 认为不特别相关的表示了现有技术一般状态的文件

“E” 在国际申请日的当天或之后公布的在先申请或专利

“L” 可能对优先权要求构成怀疑的文件, 或为确定另一篇引用文件的公布日而引用的或者因其他特殊理由而引用的文件(如具体说明的)

“O” 涉及口头公开、使用、展览或其他方式公开的文件

“P” 公布日先于国际申请日但迟于所要求的优先权日的文件

“T” 在申请日或优先权日之后公布, 与申请不相抵触, 但为了理解发明之理论或原理的在后文件

“X” 特别相关的文件, 单独考虑该文件, 认定要求保护的发明不是新颖的或不具有创造性

“Y” 特别相关的文件, 当该文件与另一篇或者多篇该类文件结合并且这种结合对于本领域技术人员为显而易见时, 要求保护的发明不具有创造性

“&” 同族专利的文件

国际检索实际完成的日期

2021年 7月 7日

国际检索报告邮寄日期

2021年 7月 21日

ISA/CN的名称和邮寄地址

中国国家知识产权局(ISA/CN)

中国北京市海淀区蓟门桥西土城路6号 100088

传真号 (86-10)62019451

受权官员

马鑫

电话号码 86-(10)-53961354

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号

PCT/CN2020/131986

检索报告引用的专利文件			公布日 (年/月/日)	同族专利	公布日 (年/月/日)
CN	110309847	A	2019年 10月 8日	无	
CN	111598238	A	2020年 8月 28日	无	
CN	111461291	A	2020年 7月 28日	无	
CN	111310932	A	2020年 6月 19日	无	
CN	111126627	A	2020年 5月 8日	无	
CN	111382706	A	2020年 7月 7日	无	
US	2020258006	A1	2020年 8月 13日	CN 111226238 A	2020年 6月 2日
				CN 109754105 A	2019年 5月 14日
				EP 3693912 A1	2020年 8月 12日
				WO 2019090954 A1	2019年 5月 16日