

(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 2021/189908 A1

(51) 国际专利分类号:
G06K 9/62 (2006.01)

(21) 国际申请号: PCT/CN2020/131988

(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:
202011099982.6 2020 年 10 月 14 日 (14.10.2020) CN

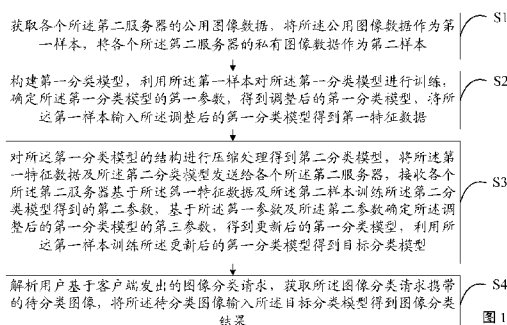
(71) 申请人: 平安科技 (深圳) 有限公司 (PING AN TECHNOLOGY (SHENZHEN) CO., LTD.) [CN/CN];
中国广东省深圳市福田区福田街道福安社区益田路 5033 号平安金融中心 23 楼, Guangdong 518000 (CN)。

(72) 发明人: 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)。 肖京 (XIAO, Jing); 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)。 何安珣 (HE, Anxun); 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事务所 (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: IMAGE CLASSIFICATION METHOD BASED ON DEEP LEARNING, IMAGE CLASSIFICATION APPARATUS, SERVER AND MEDIUM

(54) 发明名称: 基于深度学习的图像分类方法、装置、服务器及介质



S1 Acquire public image data of each second server, take the public image data as a first sample, and take private image data of each second server as a second sample
S2 Construct a first classification model, train the first classification model by using the first sample, determine a first parameter of the first classification model, obtain the adjusted first classification model, and input the first sample to the adjusted first classification model so as to obtain first feature data
S3 Perform compression processing on the structure of the first classification model to obtain a second classification model, send the first feature data and the second classification model to each second server, receive a second parameter obtained by training of the second classification model by each second server on the basis of the first feature data and the second sample, determine a third parameter of the adjusted first classification model on the basis of the first parameter and the second parameter so as to obtain the updated first classification model, and train the updated first classification model by using the first sample so as to obtain a target classification model
S4 Parse an image classification request sent by a user on the basis of a client, acquire an image to be classified that is carried by the image classification request, and input the image to be classified to the target classification model so as to obtain an image classification result

(57) Abstract: An image classification method based on deep learning. The method relates to intelligent decision making, and comprises: constructing a first classification model, training the first classification model to obtain the adjusted first classification model, and inputting a first sample to the adjusted first classification model so as to obtain first feature data (S2); performing compression processing on the structure of the first classification model to obtain a second classification model, sending the first feature data and the second classification model to each second server (2), receiving a second parameter fed back by each second server (2), obtaining

(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。

the updated first classification model on the basis of the second parameter, and training the updated first classification model to obtain a target classification model; and inputting an image to be classified to the target classification model so as to obtain an image classification result. Further provided are an image classification apparatus, a server and a medium. The model training efficiency is improved, and the image classification accuracy is improved.

(57) 摘要: 一种基于深度学习的图像分类方法, 涉及智能决策, 包括: 构建第一分类模型, 训练第一分类模型得到调整后的第一分类模型, 将第一样本输入调整后的第一分类模型得到第一特征数据(S2); 对第一分类模型的结构进行压缩处理得到第二分类模型, 将第一特征数据及第二分类模型发送给各个第二服务器(2), 接收各个第二服务器(2)反馈的第二参数, 基于第二参数得到更新后的第一分类模型, 训练更新后的第一分类模型得到目标分类模型; 将待分类图像输入目标分类模型得到图像分类结果。还提供一种图像分类装置、服务器及介质。提高了模型训练效率、提升了图像分类准确度。

基于深度学习的图像分类方法、装置、服务器及介质

本申请要求于 2020 年 10 月 14 日提交中国专利局、申请号为 CN202011099982.6、名称为“基于深度学习的图像分类方法、装置、服务器及介质”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

本申请涉及智能决策领域，尤其涉及一种基于深度学习的图像分类方法、装置、服务器及介质。

背景技术

随着人工智能的发展，深度学习的应用愈加广泛。例如，某大型银行联合多家小型银行通过深度学习训练一个公用分类模型以实现图像分类，各家银行本地数据库以图像形式存储了用户数据（用户办理业务时留存的证件图像、现场采集的图像、业务内容图像、回执图像等）。

发明人意识到，深度学习时，由于每个小型银行对应的模型都比较庞大，从而对小型银行的算力要求较高，而大型银行潜在的算力又得不到充分的利用，从而使得模型训练效率低、训练得到的模型参数不准确，导致公有分类模型的图像分类准确度不高。因此，亟需一种基于深度学习的图像分类方法，以提高模型训练效率、提升图像分类准确度。

发明内容

本申请提供的基于深度学习的图像分类方法，应用于第一服务器，所述第一服务器与多个第二服务器通信连接，所述方法包括：

获取各个所述第二服务器的公用图像数据，将所述公用图像数据作为第一样本，将各个所述第二服务器的私有图像数据作为第二样本；

构建第一分类模型，利用所述第一样本对所述第一分类模型进行训练，确定所述第一分类模型的第一参数，得到调整后的第一分类模型，将所述第一样本输入所述调整后的第一分类模型得到第一特征数据；

对所述第一分类模型的结构进行压缩处理得到第二分类模型，将所述第一特征数据及所述第二分类模型发送给各个所述第二服务器，接收各个所述第二服务器基于所述第一特征数据及所述第二样本训练所述第二分类模型得到的第二参数，基于所述第一参数及所述第二参数确定所述调整后的第一分类模型的第三参数，得到更新后的第一分类模型，利用所述第一样本训练所述更新后的第一分类模型得到目标分类模型；

解析用户基于客户端发出的图像分类请求，获取所述图像分类请求携带的待分类图像，将所述待分类图像输入所述目标分类模型得到图像分类结果。

本申请还提供一种基于深度学习的图像分类方法，应用于第二服务器，所述第二服务器与第一服务器通信连接，所述方法包括：

接收第一特征数据及第二分类模型，所述第一特征数据包括第二特征图及第一相关系数矩阵；

将第二样本输入所述第二分类模型的特征提取区得到第三特征图，求解所述第二特征图与所述第三特征图的相似度损失值；

将所述第三特征图输入所述第二分类模型的图像分类区得到所述第二样本的预测类别，基于所述第二样本的标注信息获取所述第二样本的真实类别，求解所述预测类别与真实类别的误差损失值；

依照第一网络集及第一组合对的分组方式，对所述第二分类模型的特征提取区进行划分得到多个第二网络集及各个所述第二网络集对应的多个第二组合对，基于所述第三特征

图计算每个所述第二组合对中两层网络的各个通道的第二相关系数值，得到各个所述第二组合对对应的第二相关系数矩阵，基于所述第一相关系数矩阵及所述第二相关系数矩阵求解相关系数损失值；

通过最小化所述相似度损失值、所述误差损失值及所述相关系数损失值确定所述第二分类模型的第二参数，得到训练后的第二分类模型，并将所述第二参数发送给所述第一服务器。

本申请还提供一种图像分类装置，所述装置包括：

获取模块，用于获取各个所述第二服务器的公用图像数据，将所述公用图像数据作为第一样本，将各个所述第二服务器的私有图像数据作为第二样本；

构建模块，用于构建第一分类模型，利用所述第一样本对所述第一分类模型进行训练，确定所述第一分类模型的第一参数，得到调整后的第一分类模型，将所述第一样本输入所述调整后的第一分类模型得到第一特征数据；

训练模块，用于对所述第一分类模型的结构进行压缩处理得到第二分类模型，将所述第一特征数据及所述第二分类模型发送给各个所述第二服务器，接收各个所述第二服务器基于所述第一特征数据及所述第二样本训练所述第二分类模型得到的第二参数，基于所述第一参数及所述第二参数确定所述调整后的第一分类模型的第三参数，得到更新后的第一分类模型，利用所述第一样本训练所述更新后的第一分类模型得到目标分类模型；

分类模块，用于解析用户基于客户端发出的图像分类请求，获取所述图像分类请求携带的待分类图像，将所述待分类图像输入所述目标分类模型得到图像分类结果。

本申请还提供一种第一服务器，所述第一服务器包括：

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图像分类程序，所述图像分类程序被所述至少一个处理器执行时实现如下步骤：

获取各个所述第二服务器的公用图像数据，将所述公用图像数据作为第一样本，将各个所述第二服务器的私有图像数据作为第二样本；

构建第一分类模型，利用所述第一样本对所述第一分类模型进行训练，确定所述第一分类模型的第一参数，得到调整后的第一分类模型，将所述第一样本输入所述调整后的第一分类模型得到第一特征数据；

对所述第一分类模型的结构进行压缩处理得到第二分类模型，将所述第一特征数据及所述第二分类模型发送给各个所述第二服务器，接收各个所述第二服务器基于所述第一特征数据及所述第二样本训练所述第二分类模型得到的第二参数，基于所述第一参数及所述第二参数确定所述调整后的第一分类模型的第三参数，得到更新后的第一分类模型，利用所述第一样本训练所述更新后的第一分类模型得到目标分类模型；

解析用户基于客户端发出的图像分类请求，获取所述图像分类请求携带的待分类图像，将所述待分类图像输入所述目标分类模型得到图像分类结果。

本申请还提供一种第二服务器，所述第二服务器与第一服务器通信连接，所述第二服务器包括：

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图像分类程序，所述图像分类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：

接收第一特征数据及第二分类模型，所述第一特征数据包括第二特征图及第一相关系数矩阵；

将第二样本输入所述第二分类模型的特征提取区得到第三特征图，求解所述第二特征

图与所述第三特征图的相似度损失值；

将所述第三特征图输入所述第二分类模型的图像分类区得到所述第二样本的预测类别，基于所述第二样本的标注信息获取所述第二样本的真实类别，求解所述预测类别与真实类别的误差损失值；

依照第一网络集及第一组合对的分组方式，对所述第二分类模型的特征提取区进行划分得到多个第二网络集及各个所述第二网络集对应的多个第二组合对，基于所述第三特征图计算每个所述第二组合对中两层网络的各个通道的第二相关系数值，得到各个所述第二组合对对应的第二相关系数矩阵，基于所述第一相关系数矩阵及所述第二相关系数矩阵求解相关系数损失值；

通过最小化所述相似度损失值、所述误差损失值及所述相关系数损失值确定所述第二分类模型的第二参数，得到训练后的第二分类模型，并将所述第二参数发送给所述第一服务器。

本申请还提供一种计算机可读存储介质，所述计算机可读存储介质上存储有图像分类程序，所述图像分类程序被一个或者多个处理器执行时实现如下步骤：

获取各个所述第二服务器的公用图像数据，将所述公用图像数据作为第一样本，将各个所述第二服务器的私有图像数据作为第二样本；

构建第一分类模型，利用所述第一样本对所述第一分类模型进行训练，确定所述第一分类模型的第一参数，得到调整后的第一分类模型，将所述第一样本输入所述调整后的第一分类模型得到第一特征数据；

对所述第一分类模型的结构进行压缩处理得到第二分类模型，将所述第一特征数据及所述第二分类模型发送给各个所述第二服务器，接收各个所述第二服务器基于所述第一特征数据及所述第二样本训练所述第二分类模型得到的第二参数，基于所述第一参数及所述第二参数确定所述调整后的第一分类模型的第三参数，得到更新后的第一分类模型，利用所述第一样本训练所述更新后的第一分类模型得到目标分类模型；

解析用户基于客户端发出的图像分类请求，获取所述图像分类请求携带的待分类图像，将所述待分类图像输入所述目标分类模型得到图像分类结果。

附图说明

图1为本申请一实施例提供的基于深度学习的图像分类方法的流程示意图；

图2为本申请另一实施例提供的基于深度学习的图像分类方法的流程示意图；

图3为本申请一实施例提供的图像分类装置的模块示意图；

图4为本申请另一实施例提供的图像分类装置的模块示意图；

图5为本申请一实施例提供的包括第一服务器和第二服务器的图像分类系统；

图6为本申请一实施例提供的第一服务器的结构示意图；

图7为本申请一实施例提供的第二服务器的结构示意图；

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

为了使本申请的目的、技术方案及优点更加清楚明白，以下结合附图及实施例，对本申请进行进一步详细说明。应当理解，此处所描述的具体实施例仅用以解释本申请，并不用于限定本申请。基于本申请中的实施例，本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例，都属于本申请保护的范围。

需要说明的是，在本申请中涉及“第一”、“第二”等的描述仅用于描述目的，而不能理解为指示或暗示其相对重要性或者隐含指明所指示的技术特征的数量。由此，限定有“第一”、“第二”的特征可以明示或者隐含地包括至少一个该特征。另外，各个实施例之间的技术方案可以相互结合，但是必须是以本领域普通技术人员能够实现为基础，当技术方案的结合

出现相互矛盾或无法实现时应当认为这种技术方案的结合不存在，也不在本申请要求的保护范围之内。

本申请提供一种基于深度学习的图像分类方法。参照图 1 所示，为本申请一实施例提供的基于深度学习的图像分类方法的流程示意图。

本实施例中，基于深度学习的图像分类方法，应用于第一服务器，所述第一服务器与多个第二服务器通信连接，所述基于深度学习的图像分类方法包括：

S1、获取各个所述第二服务器的公用图像数据，将所述公用图像数据作为第一样本，将各个所述第二服务器的私有图像数据作为第二样本。

本实施例中，第一服务器对应大型银行，第二服务器对应小型银行，为实现对用户办理业务时所产生的图像数据进行分类，第一服务器与各个第二服务器联合建模，共同训练得到一个公有图像分类模型。

所述获取各个所述第二服务器的公有图像数据，包括：

A1、接收各个所述第二服务器发送的其本地存储的各个图像标识的哈希值集合；

A2、求解所述哈希值集合的交集，得到公有图像标识的哈希值，将所述公用图像标识的哈希值发送给各个所述第二服务器；

A3、接收各个所述第二服务器基于所述公有图像标识的哈希值反馈的采用 RSA 密钥对中的私钥加密的公有图像数据密文，采用所述 RSA 密钥对中的公钥解密所述数据密文得到所述公有图像数据。

本实施例中，所述图像标识对应用户 ID，每个用户在办理业务时所产生的图像数据标注有用户 ID，所述用户 ID 可以是用户的手机号码，也可以是用户的身份证号码。确定公有图像数据时，通过对各个图像标识进行哈希运算实现了对图像标识的重新编码，增加了图像标识的安全性。

所述哈希函数的计算公式为：

$$y_{ij}=ax_{ij}+b$$

其中， x_{ij} 为第 i 个第二服务器中第 j 个图像标识的 key 值，a、b 为常数， y_{ij} 为第 i 个第二服务器中第 j 个图像标识的哈希值。

各个第二服务器将公有图像数据加密后传输给第一服务器，保证了传输安全性。

S2、构建第一分类模型，利用所述第一样本对所述第一分类模型进行训练，确定所述第一分类模型的第一参数，得到调整后的第一分类模型，将所述第一样本输入所述调整后的第一分类模型得到第一特征数据；

S3、对所述第一分类模型的结构进行压缩处理得到第二分类模型，将所述第一特征数据及所述第二分类模型发送给各个所述第二服务器，接收各个所述第二服务器基于所述第一特征数据及所述第二样本训练所述第二分类模型得到的第二参数，基于所述第一参数及所述第二参数确定所述调整后的第一分类模型的第三参数，得到更新后的第一分类模型，利用所述第一样本训练所述更新后的第一分类模型得到目标分类模型。

本实施例中，所述第一分类模型为重量级的深度神经网络模型，包括特征提取区和图像分类区，特征提取区包括多层网络，每层网络包括多个通道。所述第二分类模型为轻量级的深度神经网络模型。

所述对所述第一分类模型的结构进行压缩处理得到第二分类模型包括：按照第二服务器的数量对所述第一分类模型中每层网络的通道数进行压缩，得到第二分类模型。

第二分类模型中每层网络的通道数为 C_n ：

$$C_n=C_l/n$$

其中， C_l 为第一分类模型中每层网络的通道数，n 为第二服务器的数量。

通过为第一服务器配置重量级的深度神经网络模型、对第二服务器配置轻量级的深度神经网络模型，充分考虑到了各个服务器的算力，使得后续的训练更为通畅，训练效率更高。

采用第一样本训练第一分类模型直到模型收敛得到调整后的第一分类模型。

本实施例中,所述将所述第一样本输入所述调整后的第一分类模型得到第一特征数据包括:

B1、将所述第一样本输入所述调整后的第一分类模型的所述特征提取区,得到第一特征图,对所述第一特征图进行降维处理得到第二特征图;

为降低通信开销,本实施例对第一特征图进行降维处理得到第二特征图,本实施例通过 1×1 的卷积核对第一特征图进行卷积操作实现对第一特征图的降维。

B2、将所述调整后的第一分类模型的所述特征提取区中输出同样尺寸特征图的网络的集合作为第一网络集,将所述第一网络集中的所述网络两两组合,得到多个第一组合对,基于所述第一特征图计算每个所述第一组合对中两层网络的各个通道的第一相关系数值,得到各个所述第一组合对对应的第一相关系数矩阵;

特征图经过卷积核计算后通常是越变越小的,有的网络层未进行卷积计算,这些网络层的输出和输入是同样大小的,本实施例中,将输出相同大小特征图的网络层作为一个网络集,所述网络集中的每两层网络形成一个组合对。

所述相关系数值的计算公式为:

$$r(F_{ij1}, F_{ij2}; a, b) = \sum_{x,y} \frac{F_{ij1}(x, y, a) * F_{ij2}(x, y, b)}{h_j * w_j}$$

其中, $F_{ij1}(x, y, a)$ 为第一分类模型的第 i 个第一网络集中第 j 个第一组合对中第 1 个网络层对应的第一特征图中第 x 行第 y 列像素点的第 a 个通道的特征值, $F_{ij2}(x, y, a)$ 为第一分类模型的第 i 个第一网络集中第 j 个第一组合对中第 2 个网络层对应的第一特征图中第 x 行第 y 列像素点的第 b 个通道的特征值, $r(F_{ij1}, F_{ij2}, a, b)$ 为第一分类模型的第 i 个第一网络集中第 j 个第一组合对中第 1 个网络层对应的第一特征图中第 x 行第 y 列像素点的第 a 个通道与第 i 个第一网络集中第 j 个第一组合对中第 2 个网络层对应的第一特征图中第 x 行第 y 列像素点的第 b 个通道的第一相关系数值。

求解每个第一组合对中两层网络的各个通道对应的第一相关系数值,得到每个第一组合对对应的第一相关系数矩阵。

B3、将所述第二特征图及所述第一相关系数矩阵作为第一特征数据。

本实施例中,所述第三参数的计算公式为:

$$Z = Q + a * W_{1 \times 1} \sum_{i=0}^n R_i$$

其中, Z 为第三参数, Q 为第一参数, a 为第二分类模型对应的权重参数, $W_{1 \times 1}$ 为 1×1 的卷积操作, R_i 为第 i 个第二服务器对应的第二参数, n 为第二服务器的数量。

本实施例中,所述基于所述第一样本训练所述更新后的第一分类模型得到目标分类模型,包括:

将所述第一样本输入所述更新后的第一分类模型,得到所述第一样本的预测类别,基于所述第一样本的标注信息获取所述第一样本的真实类别,通过最小化所述第一样本的预测类别与真实类别之间的损失值确定所述第一分类模型的目标参数,得到目标分类模型。

所述第一样本的预测类别与真实类别之间的损失值的计算公式为:

$$\text{loss}(q_{mn}, p_{mn}) = -\frac{1}{c} \sum_m^c p_{mn} (\log q_{mn})$$

其中, q_{mn} 为第一样本中第 m 个子样本的预测类别, p_{mn} 为第一样本中第 m 个子样本的真实类别, $\text{loss}(q_{mn}, p_{mn})$ 为第一样本中第 m 个子样本的预测类别和真实类别之间的损失值, c 为第一样本中子样本的总数量。

S4、解析用户基于客户端发出的图像分类请求,获取所述图像分类请求携带的待分类

图像，将所述待分类图像输入所述目标分类模型得到图像分类结果。

由上述实施例可知，本申请提出的基于深度学习的图像分类方法，首先，构建第一分类模型，利用第一样本训练第一分类模型得到调整后的第一分类模型，将第一样本输入调整后的第一分类模型得到第一特征数据，将第一特征数据和对第一分类模型压缩处理得到的第二分类模型发送给各个第二服务器，本步骤为第一服务器和第二服务器分别构建了结构不同的分类模型，使得各自的算力可以充分发挥，可使后续的训练效率更高；接着，接收各个第二服务器基于第一特征数据及第二样本训练第二分类模型得到的第二参数，基于第一参数及第二参数确定调整后的第一分类模型的第三参数，得到更新后的第一分类模型，本步骤中各个第二服务器利用其本地数据训练模型得到各自的第二参数并反馈给第一服务器，第一服务器根据各个第二参数更新第一分类模型，因参与训练的数据更为丰富，得到的更新后的第一分类模型的分类准确度更高；最后，利用第一样本训练更新后的第一分类模型得到目标分类模型。因此，本申请提高了模型训练效率、提升了图像分类准确度。

参照图 2 所示，为本申请另一实施例提供的基于深度学习的图像分类方法的流程示意图。

本实施例中，基于深度学习的图像分类方法，应用于第二服务器，所述第二服务器与第一服务器通信连接，所述方法包括：

S11、接收第一特征数据及第二分类模型，所述第一特征数据包括第二特征图及第一相关系数矩阵；

S12、将第二样本输入所述第二分类模型的特征提取区得到第三特征图，求解所述第二特征图与所述第三特征图的相似度损失值；

所述相似度损失值的计算公式为：

$$L_{sim} = \sum_k \sum_{x,y} (1 - \|s_k(x,y) - t_k(x,y)\|_2)$$

其中， $t_k(x,y)$ 为第二分类模型的第 k 层网络对应的第三特征图第 x 行第 y 列像素点的特征值， $s_k(x,y)$ 为调整后的第一分类模型的第 k 层网络对应的第二特征图第 x 行第 y 列像素点的特征值， $\|\cdot\|_2$ 为求解 L2 范数， L_{sim} 为第二特征图与第三特征图的相似度损失值。

S13、将所述第三特征图输入所述第二分类模型的图像分类区得到所述第二样本的预测类别，基于所述第二样本的标注信息获取所述第二样本的真实类别，求解所述预测类别与真实类别的误差损失值；

$$L_{task} = \sum_i^m \|P_i - Q_i\|_2$$

其中， P_i 为第二样本中第 i 个子样本的真实类别， Q_i 为第二样本中第 i 个子样本的预测类别， m 为第二样本中子样本的数量， L_{task} 为第二样本的误差损失值。

S14、依照第一网络集及第一组合对的分组方式，对所述第二分类模型的特征提取区进行划分得到多个第二网络集及各个所述第二网络集对应的多个第二组合对，基于所述第三特征图计算每个所述第二组合对中两层网络的各个通道的第二相关系数值，得到各个所述第二组合对对应的第二相关系数矩阵，基于所述第一相关系数矩阵及所述第二相关系数矩阵求解相关系数损失值；

所述相关系数损失值的计算公式为：

$$L_{FSP} = \sum_j^n \lambda_j \sum_i^m \|G_{ij} - T_{ij}\|_2^2$$

其中， G_{ij} 为第二分类模型的第 i 个第二网络集中第 j 个第二组合对对应的第二相关系数矩阵， T_{ij} 为第一分类模型的第 i 个第一网络集中第 j 个第一组合对对应的第一相关系数矩阵， m 为第一或第二组合对的数量， n 为第一或第二网络的数量， λ_j 为第 j 个第一或第

二网络集对应的权重参数， L_{FSP} 为相关系数损失值。

因第一分类模型和第二分类模型的网络层数相同，只是通道数不同，而本实施例仅对网络层进行分组，故而分组后得到的第一网络集的数量与第二网络集的数量相同，各个网络集对应的组合对的数量也相同。

S15、通过最小化所述相似度损失值、所述误差损失值及所述相关系数损失值确定所述第二分类模型的第二参数，得到训练后的第二分类模型，并将所述第二参数发送给所述第一服务器。

如图 3 所示，为本申请一实施例提供的图像分类装置的模块示意图。

本申请所述图像分类装置 100 安装于第一服务器中。根据实现的功能，所述图像分类装置 100 可以包括获取模块 110、构建模块 120、训练模块 130 及分类模块 140。本申请所述模块也可以称之为单元，是指一种能够被第一服务器的处理器所执行，并且能够完成固定功能的一系列计算机程序段，其存储在第一服务器的存储器中。

在本实施例中，关于各模块/单元的功能如下：

获取模块 110，用于获取各个所述第二服务器的公用图像数据，将所述公用图像数据作为第一样本，将各个所述第二服务器的私有图像数据作为第二样本。

本实施例中，第一服务器对应大型银行，第二服务器对应小型银行，为实现对用户办理业务时所产生的图像数据进行分类，第一服务器与各个第二服务器联合建模，共同训练得到一个公有图像分类模型。

所述获取各个所述第二服务器的公有图像数据，包括：

A1、接收各个所述第二服务器发送的其本地存储的各个图像标识的哈希值集合；

A2、求解所述哈希值集合的交集，得到公有图像标识的哈希值，将所述公用图像标识的哈希值发送给各个所述第二服务器；

A3、接收各个所述第二服务器基于所述公有图像标识的哈希值反馈的采用 RSA 密钥对中的私钥加密的公有图像数据密文，采用所述 RSA 密钥对中的公钥解密所述数据密文得到所述公有图像数据。

本实施例中，所述图像标识对应用户 ID，每个用户在办理业务时所产生的图像数据标注有用户 ID，所述用户 ID 可以是用户的手机号码，也可以是用户的身份证号码。确定公有图像数据时，通过对各个图像标识进行哈希运算实现了对图像标识的重新编码，增加了图像标识的安全性。

所述哈希函数的计算公式为：

$$y_{ij} = ax_{ij} + b$$

其中， x_{ij} 为第 i 个第二服务器中第 j 个图像标识的 key 值，a、b 为常数， y_{ij} 为第 i 个第二服务器中第 j 个图像标识的哈希值。

各个第二服务器将公有图像数据加密后传输给第一服务器，保证了传输安全性。

构建模块 120，用于构建第一分类模型，利用所述第一样本对所述第一分类模型进行训练，确定所述第一分类模型的第一参数，得到调整后的第一分类模型，将所述第一样本输入所述调整后的第一分类模型得到第一特征数据；

训练模块 130，用于对所述第一分类模型的结构进行压缩处理得到第二分类模型，将所述第一特征数据及所述第二分类模型发送给各个所述第二服务器，接收各个所述第二服务器基于所述第一特征数据及所述第二样本训练所述第二分类模型得到的第二参数，基于所述第一参数及所述第二参数确定所述调整后的第一分类模型的第三参数，得到更新后的第一分类模型，利用所述第一样本训练所述更新后的第一分类模型得到目标分类模型。

本实施例中，所述第一分类模型为重量级的深度神经网络模型，包括特征提取区和图像分类区，特征提取区包括多层网络，每层网络包括多个通道。所述第二分类模型为轻量级的深度神经网络模型。

所述对所述第一分类模型的结构进行压缩处理得到第二分类模型包括：按照第二服务器的数量对所述第一分类模型中每层网络的通道数进行压缩，得到第二分类模型。

第二分类模型中每层网络的通道数为 C_n ：

$$C_n = C_l / n$$

其中， C_l 为第一分类模型中每层网络的通道数， n 为第二服务器的数量。

通过为第一服务器配置重量级的深度神经网络模型、对第二服务器配置轻量级的深度神经网络模型，充分考虑到了各个服务器的算力，使得后续的训练更为通畅，训练效率更高。

采用第一样本训练第一分类模型直到模型收敛得到调整后的第一分类模型。

本实施例中，所述将所述第一样本输入所述调整后的第一分类模型得到第一特征数据包括：

B1、将所述第一样本输入所述调整后的第一分类模型的所述特征提取区，得到第一特征图，对所述第一特征图进行降维处理得到第二特征图；

为降低通信开销，本实施例对第一特征图进行降维处理得到第二特征图，本实施例通过 1×1 的卷积核对第一特征图进行卷积操作实现对第一特征图的降维。

B2、将所述调整后的第一分类模型的所述特征提取区中输出同样尺寸特征图的网络的集合作为第一网络集，将所述第一网络集中的所述网络两两组合，得到多个第一组合对，基于所述第一特征图计算每个所述第一组合对中两层网络的各个通道的第一相关系数值，得到各个所述第一组合对对应的第一相关系数矩阵；

特征图经过卷积核计算后通常是越变越小的，有的网络层未进行卷积计算，这些网络层的输出和输入是同样大小的，本实施例中，将输出相同大小特征图的网络层作为一个网络集，所述网络集中的每两层网络形成一个组合对。

所述相关系数值的计算公式为：

$$r(F_{ij1}, F_{ij2}; a, b) = \sum_{x,y} \frac{F_{ij1}(x, y, a) * F_{ij2}(x, y, b)}{h_j * w_j}$$

其中， $F_{ij1}(x, y, a)$ 为第一分类模型的第 i 个第一网络集中第 j 个第一组合对中第 1 个网络层对应的第一特征图中第 x 行第 y 列像素点的第 a 个通道的特征值， $F_{ij2}(x, y, a)$ 为第一分类模型的第 i 个第一网络集中第 j 个第一组合对中第 2 个网络层对应的第一特征图中第 x 行第 y 列像素点的第 b 个通道的特征值， $r(F_{ij1}, F_{ij2}, a, b)$ 为第一分类模型的第 i 个第一网络集中第 j 个第一组合对中第 1 个网络层对应的第一特征图中第 x 行第 y 列像素点的第 a 个通道与第 i 个第一网络集中第 j 个第一组合对中第 2 个网络层对应的第一特征图中第 x 行第 y 列像素点的第 b 个通道的第一相关系数值。

求解每个第一组合对中两层网络的各个通道对应的第一相关系数值，得到每个第一组合对对应的第一相关系数矩阵。

B3、将所述第二特征图及所述第一相关系数矩阵作为第一特征数据。

本实施例中，所述第三参数的计算公式为：

$$Z = Q + a * W_{1 \times 1} \sum_{i=0}^n R_i$$

其中， Z 为第三参数， Q 为第一参数， a 为第二分类模型对应的权重参数， $W_{1 \times 1}$ 为 1×1 的卷积操作， R_i 为第 i 个第二服务器对应的第二参数， n 为第二服务器的数量。

本实施例中，所述基于所述第一样本训练所述更新后的第一分类模型得到目标分类模型，包括：

将所述第一样本输入所述更新后的第一分类模型，得到所述第一样本的预测类别，基于所述第一样本的标注信息获取所述第一样本的真实类别，通过最小化所述第一样本的预

测类别与真实类别之间的损失值确定所述第一分类模型的目标参数，得到目标分类模型。

所述第一样本的预测类别与真实类别之间的损失值的计算公式为：

$$\text{loss}(q_{mn}, p_{mn}) = -\frac{1}{c} \sum_m^c p_{mn} (\log q_{mn})$$

其中， q_{mn} 为第一样本中第 m 个子样本的预测类别， p_{mn} 为第一样本中第 m 个子样本的真实类别， $\text{loss}(q_{mn}, p_{mn})$ 为第一样本中第 m 个子样本的预测类别和真实类别之间的损失值， c 为第一样本中子样本的总数量。

分类模块 140，用于解析用户基于客户端发出的图像分类请求，获取所述图像分类请求携带的待分类图像，将所述待分类图像输入所述目标分类模型得到图像分类结果。

如图 4 所示，为本申请另一实施例提供的图像分类装置的模块示意图。

本申请所述图像分类装置 200 安装于第二服务器中。根据实现的功能，所述图像分类装置 200 可以包括接收模块 210、第一求解模块 220、第二求解模块 230、第三求解模块 240 及确定模块 250。本申请所述模块也可以称之为单元，是指一种能够被第一服务器的处理器所执行，并且能够完成固定功能的一系列计算机程序段，其存储在第一服务器的存储器中。

在本实施例中，关于各模块/单元的功能如下：

接收模块 210，用于接收第一特征数据及第二分类模型，所述第一特征数据包括第二特征图及第一相关系数矩阵；

第一求解模块 220，用于将第二样本输入所述第二分类模型的特征提取区得到第三特征图，求解所述第二特征图与所述第三特征图的相似度损失值；

所述相似度损失值的计算公式为：

$$L_{sim} = \sum_k \sum_{x,y} (1 - \|s_k(x, y) - t_k(x, y)\|_2)$$

其中， $t_k(x, y)$ 为第二分类模型的第 k 层网络对应的第三特征图第 x 行第 y 列像素点的特征值， $s_k(x, y)$ 为调整后的第一分类模型的第 k 层网络对应的第二特征图第 x 行第 y 列像素点的特征值， $\|\cdot\|_2$ 为求解 L2 范数， L_{sim} 为第二特征图与第三特征图的相似度损失值。

第二求解模块 230，用于将所述第三特征图输入所述第二分类模型的图像分类区得到所述第二样本的预测类别，基于所述第二样本的标注信息获取所述第二样本的真实类别，求解所述预测类别与真实类别的误差损失值；

$$L_{task} = \sum_i^m \|P_i - Q_i\|_2$$

其中， P_i 为第二样本中第 i 个子样本的真实类别， Q_i 为第二样本中第 i 个子样本的预测类别， m 为第二样本中子样本的数量， L_{task} 为第二样本的误差损失值。

第三求解模块 240，用于依照第一网络集及第一组合对的分组方式，对所述第二分类模型的特征提取区进行划分得到多个第二网络集及各个所述第二网络集对应的多个第二组合对，基于所述第三特征图计算每个所述第二组合对中两层网络的各个通道的第二相关系数值，得到各个所述第二组合对对应的第二相关系数矩阵，基于所述第一相关系数矩阵及所述第二相关系数矩阵求解相关系数损失值；

所述相关系数损失值的计算公式为：

$$L_{FSP} = \sum_j^n \lambda_j \sum_i^m \|G_{ij} - T_{ij}\|_2^2$$

其中， G_{ij} 为第二分类模型的第 i 个第二网络集中第 j 个第二组合对对应的第二相关系数矩阵， T_{ij} 为第一分类模型的第 i 个第一网络集中第 j 个第一组合对对应的第一相关系数矩阵， m 为第一或第二组合对的数量， n 为第一或第二网络的数量， λ_j 为第 j 个第一或第

二网络集对应的权重参数， L_{FSP} 为相关系数损失值。

因第一分类模型和第二分类模型的网络层数相同，只是通道数不同，而本实施例仅对网络层进行分组，故而分组后得到的第一网络集的数量与第二网络集的数量相同，各个网络集对应的组合对的数量也相同。

确定模块 250，用于通过最小化所述相似度损失值、所述误差损失值及所述相关系数损失值确定所述第二分类模型的第二参数，得到训练后的第二分类模型，并将所述第二参数发送给所述第一服务器。

如图 5 所示，为本申请一实施例提供的包括第一服务器和第二服务器的图像分类系统。本实施例中，第一服务器 1 与多个第二服务器 2 通信连接。

第一服务器 1 和第二服务器 2 可以是机架式服务器、刀片式服务器、塔式服务器或者机柜式服务器等计算设备，第一服务器 1 和第二服务器 2 可以是独立的服务器，也可以是多个服务器所组成的服务器集群。

在本申请的一个实施例中，第一服务器 1 用于：

获取各个所述第二服务器 2 的公用图像数据，将所述公用图像数据作为第一样本，将各个所述第二服务器 2 的私有图像数据作为第二样本；

构建第一分类模型，利用所述第一样本对所述第一分类模型进行训练，确定所述第一分类模型的第一参数，得到调整后的第一分类模型，将所述第一样本输入所述调整后的第一分类模型得到第一特征数据；

对所述第一分类模型的结构进行压缩处理得到第二分类模型，将所述第一特征数据及所述第二分类模型发送给各个所述第二服务器 2，接收各个所述第二服务器 2 基于所述第一特征数据及所述第二样本训练所述第二分类模型得到的第二参数，基于所述第一参数及所述第二参数确定所述调整后的第一分类模型的第三参数，得到更新后的第一分类模型，利用所述第一样本训练所述更新后的第一分类模型得到目标分类模型；

解析用户基于客户端发出的图像分类请求，获取所述图像分类请求携带的待分类图像，将所述待分类图像输入所述目标分类模型得到图像分类结果。

所述第二服务器 2 用于：

接收第一特征数据及第二分类模型，所述第一特征数据包括第二特征图及第一相关系数矩阵；

将第二样本输入所述第二分类模型的特征提取区得到第三特征图，求解所述第二特征图与所述第三特征图的相似度损失值；

将所述第三特征图输入所述第二分类模型的图像分类区得到所述第二样本的预测类别，基于所述第二样本的标注信息获取所述第二样本的真实类别，求解所述预测类别与真实类别的误差损失值；

依照第一网络集及第一组合对的分组方式，对所述第二分类模型的特征提取区进行划分得到多个第二网络集及各个所述第二网络集对应的多个第二组合对，基于所述第三特征图计算每个所述第二组合对中两层网络的各个通道的第二相关系数值，得到各个所述第二组合对对应的第二相关系数矩阵，基于所述第一相关系数矩阵及所述第二相关系数矩阵求解相关系数损失值；

通过最小化所述相似度损失值、所述误差损失值及所述相关系数损失值确定所述第二分类模型的第二参数，得到训练后的第二分类模型，并将所述第二参数发送给所述第一服务器 1。

如图 6 所示，为本申请一实施例提供的实现基于深度学习的图像分类方法的第一服务器 1 的结构示意图。

在本实施例中，第一服务器 1 包括，但不限于，可通过系统总线相互通信连接的存储器 11、处理器 12、网络接口 13，该存储器 11 中存储有图像分类程序 10，所述图像分类

程序 10 可被所述处理器 12 执行。图 6 仅示出了具有组件 11-13 以及图像分类程序 10 的第一服务器 1，本领域技术人员可以理解的是，图 6 示出的结构并不构成对第一服务器 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。

其中，存储器 11 包括内存及至少一种类型的可读存储介质。内存为第一服务器 1 的运行提供缓存；可读存储介质可为如闪存、硬盘、多媒体卡、卡型存储器（例如，SD 或 DX 存储器等）、随机访问存储器（RAM）、静态随机访问存储器（SRAM）、只读存储器（ROM）、电可擦除可编程只读存储器（EEPROM）、可编程只读存储器（PROM）、磁性存储器、磁盘、光盘等的非易失性存储介质。在一些实施例中，可读存储介质可以是第一服务器 1 的内部存储单元，例如该第一服务器 1 的硬盘；在另一些实施例中，该非易失性存储介质也可以是第一服务器 1 的外部存储设备，例如第一服务器 1 上配备的插接式硬盘，智能存储卡（Smart Media Card, SMC），安全数字（Secure Digital, SD）卡，闪存卡（Flash Card）等。本实施例中，存储器 11 的可读存储介质通常用于存储安装于第一服务器 1 的操作系统和各类应用软件，例如存储本申请一实施例中的图像分类程序 10 的代码等。此外，存储器 11 还可以用于暂时地存储已经输出或者将要输出的各类数据。

处理器 12 在一些实施例中可以是中央处理器（Central Processing Unit, CPU）、控制器、微控制器、微处理器、或其他数据处理芯片。该处理器 12 通常用于控制所述第一服务器 1 的总体操作，例如执行与其他设备进行数据交互或者通信相关的控制和处理等。本实施例中，所述处理器 12 用于运行所述存储器 11 中存储的程序代码或者处理数据，例如运行图像分类程序 10 等。

网络接口 13 可包括无线网络接口或有线网络接口，该网络接口 13 用于在所述第一服务器 1 与客户端（图中未画出）之间建立通信连接。

可选的，所述第一服务器 1 还可以包括用户接口，用户接口可以包括显示器（Display）、输入单元比如键盘（Keyboard），可选的用户接口还可以包括标准的有线接口、无线接口。可选的，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，用于显示在第一服务器 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。

所述第一服务器 1 中的所述存储器 11 存储的图像分类程序 10 是多个指令的组合，在所述处理器 12 中运行时，可以实现：

获取各个所述第二服务器 2 的公用图像数据，将所述公用图像数据作为第一样本，将各个所述第二服务器 2 的私有图像数据作为第二样本；

构建第一分类模型，利用所述第一样本对所述第一分类模型进行训练，确定所述第一分类模型的第一参数，得到调整后的第一分类模型，将所述第一样本输入所述调整后的第一分类模型得到第一特征数据；

对所述第一分类模型的结构进行压缩处理得到第二分类模型，将所述第一特征数据及所述第二分类模型发送给各个所述第二服务器 2，接收各个所述第二服务器 2 基于所述第一特征数据及所述第二样本训练所述第二分类模型得到的第二参数，基于所述第一参数及所述第二参数确定所述调整后的第一分类模型的第三参数，得到更新后的第一分类模型，利用所述第一样本训练所述更新后的第一分类模型得到目标分类模型；

解析用户基于客户端发出的图像分类请求，获取所述图像分类请求携带的待分类图像，将所述待分类图像输入所述目标分类模型得到图像分类结果。

具体地，所述处理器 12 对上述图像分类程序 10 的具体实现方法可参考图 1 对应实施例中相关步骤的描述，在此不赘述。需要强调的是，为进一步保证上述待分类图像的私密性和安全性，上述待分类图像还可以存储于一区块链的节点中。

如图7所示,为本申请一实施例提供的实现基于深度学习的图像分类方法的第二服务器2的结构示意图。

在本实施例中,第二服务器2包括,但不限于,可通过系统总线相互通信连接的存储器21、处理器22、网络接口23,该存储器21中存储有图像分类程序20,所述图像分类程序20可被所述处理器22执行。

所述第二服务器2中的所述存储器21存储的图像分类程序20是多个指令的组合,在所述处理器22中运行时,可以实现:

接收第一特征数据及第二分类模型,所述第一特征数据包括第二特征图及第一相关系数矩阵;

将第二样本输入所述第二分类模型的特征提取区得到第三特征图,求解所述第二特征图与所述第三特征图的相似度损失值;

将所述第三特征图输入所述第二分类模型的图像分类区得到所述第二样本的预测类别,基于所述第二样本的标注信息获取所述第二样本的真实类别,求解所述预测类别与真实类别的误差损失值;

依照第一网络集及第一组合对的分组方式,对所述第二分类模型的特征提取区进行划分得到多个第二网络集及各个所述第二网络集对应的多个第二组合对,基于所述第三特征图计算每个所述第二组合对中两层网络的各个通道的第二相关系数值,得到各个所述第二组合对对应的第二相关系数矩阵,基于所述第一相关系数矩阵及所述第二相关系数矩阵求解相关系数损失值;

通过最小化所述相似度损失值、所述误差损失值及所述相关系数损失值确定所述第二分类模型的第二参数,得到训练后的第二分类模型,并将所述第二参数发送给所述第一服务器1。

进一步地,所述第一服务器1和/或第二服务器2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。所述计算机可读介质可以是非易失性的,也可以是非易失性的。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)。

所述计算机可读存储介质上存储有图像分类程序10,所述图像分类程序10可被一个或者多个处理器执行,本申请计算机可读存储介质具体实施方式与上述图1所述的基于深度学习的图像分类方法各实施例基本相同。

进一步的,所述计算机可读存储介质上也可以存储图像分类程序20,所述图像分类程序20可被一个或者多个处理器执行,本申请计算机可读存储介质具体实施方式与上述图2所述的基于深度学习的图像分类方法各实施例基本相同,在此不作赘述。

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,均应将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标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、一种基于深度学习的图像分类方法，应用于第一服务器，所述第一服务器与多个第二服务器通信连接，其中，所述方法包括：

获取各个所述第二服务器的公用图像数据，将所述公用图像数据作为第一样本，将各个所述第二服务器的私有图像数据作为第二样本；

构建第一分类模型，利用所述第一样本对所述第一分类模型进行训练，确定所述第一分类模型的第一参数，得到调整后的第一分类模型，将所述第一样本输入所述调整后的第一分类模型得到第一特征数据；

对所述第一分类模型的结构进行压缩处理得到第二分类模型，将所述第一特征数据及所述第二分类模型发送给各个所述第二服务器，接收各个所述第二服务器基于所述第一特征数据及所述第二样本训练所述第二分类模型得到的第二参数，基于所述第一参数及所述第二参数确定所述调整后的第一分类模型的第三参数，得到更新后的第一分类模型，利用所述第一样本训练所述更新后的第一分类模型得到目标分类模型；

解析用户基于客户端发出的图像分类请求，获取所述图像分类请求携带的待分类图像，将所述待分类图像输入所述目标分类模型得到图像分类结果。

2、如权利要求 1 所述的基于深度学习的图像分类方法，其中，所述第一分类模型包括特征提取区和图像分类区，所述特征提取区包括多层网络，每层所述网络包括多个通道，所述对所述第一分类模型的结构进行压缩处理得到第二分类模型包括：

按照所述第二服务器的数量对所述第一分类模型中每层所述网络的通道数进行压缩，得到所述第二分类模型。

3、如权利要求 2 所述的基于深度学习的图像分类方法，其中，所述将所述第一样本输入所述调整后的第一分类模型得到第一特征数据包括：

将所述第一样本输入所述调整后的第一分类模型的所述特征提取区，得到第一特征图，对所述第一特征图进行降维处理得到第二特征图；

将所述调整后的第一分类模型的所述特征提取区中输出同样尺寸特征图的网络的集合作为第一网络集，将所述第一网络集中的所述网络两两组合，得到多个第一组合对，基于所述第一特征图计算每个所述第一组合对中两层网络的各个通道的第一相关系数值，得到各个所述第一组合对对应的第一相关系数矩阵；

将所述第二特征图及所述第一相关系数矩阵作为第一特征数据。

4、如权利要求 1 所述的基于深度学习的图像分类方法，其中，所述第三参数的计算公式为：

$$Z = Q + a * W_{1*1} \sum_{i=0}^n R_i$$

其中，Z 为第三参数，Q 为第一参数，a 为第二分类模型对应的权重参数， W_{1*1} 为 $1*1$ 的卷积操作， R_i 为第 i 个第二服务器对应的第二参数，n 为第二服务器的数量。

5、如权利要求 1 所述的基于深度学习的图像分类方法，其中，所述获取各个所述第二服务器的公用图像数据包括：

接收各个所述第二服务器发送的其本地存储的各个图像标识的哈希值集合；

求解所述哈希值集合的交集，得到公有图像标识的哈希值，将所述公用图像标识的哈希值发送给各个所述第二服务器；

接收各个所述第二服务器基于所述公有图像标识的哈希值反馈的采用 RSA 密钥对中的私钥加密的公有图像数据密文，采用所述 RSA 密钥对中的公钥解密所述数据密文得到所述公有图像数据。

6、一种基于深度学习的图像分类方法，应用于第二服务器，所述第二服务器与第一

服务器通信连接，其中，所述方法包括：

接收第一特征数据及第二分类模型，所述第一特征数据包括第二特征图及第一相关系数矩阵；

将第二样本输入所述第二分类模型的特征提取区得到第三特征图，求解所述第二特征图与所述第三特征图的相似度损失值；

将所述第三特征图输入所述第二分类模型的图像分类区得到所述第二样本的预测类别，基于所述第二样本的标注信息获取所述第二样本的真实类别，求解所述预测类别与真实类别的误差损失值；

依照第一网络集及第一组合对的分组方式，对所述第二分类模型的特征提取区进行划分得到多个第二网络集及各个所述第二网络集对应的多个第二组合对，基于所述第三特征图计算每个所述第二组合对中两层网络的各个通道的第二相关系数值，得到各个所述第二组合对对应的第二相关系数矩阵，基于所述第一相关系数矩阵及所述第二相关系数矩阵求解相关系数损失值；

通过最小化所述相似度损失值、所述误差损失值及所述相关系数损失值确定所述第二分类模型的第二参数，得到训练后的第二分类模型，并将所述第二参数发送给所述第一服务器。

7、如权利要求6所述的基于深度学习的图像分类方法，其中，所述相似度损失值的计算公式为：

$$L_{sim} = \sum_k \sum_{x,y} (1 - \|s_k(x,y) - t_k(x,y)\|_2)$$

其中， $t_k(x,y)$ 为第二分类模型的第k层网络对应的第三特征图第x行第y列像素点的特征值， $s_k(x,y)$ 为调整后的第一分类模型的第k层网络对应的第二特征图第x行第y列像素点的特征值， $\|\cdot\|_2$ 为求解L2范数， L_{sim} 为第二特征图与第三特征图的相似度损失值；

所述预测类别与真实类别的误差损失值的计算公式为：

$$L_{task} = \sum_i^m \|P_i - Q_i\|_2$$

其中， P_i 为第二样本中第i个子样本的真实类别， Q_i 为第二样本中第i个子样本的预测类别，m为第二样本中子样本的数量， L_{task} 为第二样本的误差损失值；

所述相关系数损失值的计算公式为：

$$L_{FSP} = \sum_j^n \lambda_j \sum_i^m \|G_{ij} - T_{ij}\|_2^2$$

其中， G_{ij} 为第二分类模型的第i个第二网络集中第j个第二组合对对应的第二相关系数矩阵， T_{ij} 为第一分类模型的第i个第一网络集中第j个第一组合对对应的第一相关系数矩阵，m为第一或第二组合对的数量，n为第一或第二网络集的数量， λ_j 为第j个第一或第二网络集对应的权重参数， L_{FSP} 为相关系数损失值。

8、一种图像分类装置，其中，所述装置包括：

获取模块，用于获取各个第二服务器的公用图像数据，将所述公用图像数据作为第一样本，将各个所述第二服务器的私有图像数据作为第二样本；

构建模块，用于构建第一分类模型，利用所述第一样本对所述第一分类模型进行训练，确定所述第一分类模型的第一参数，得到调整后的第一分类模型，将所述第一样本输入所述调整后的第一分类模型得到第一特征数据；

训练模块，用于对所述第一分类模型的结构进行压缩处理得到第二分类模型，将所述第一特征数据及所述第二分类模型发送给各个所述第二服务器，接收各个所述第二服务器基于所述第一特征数据及所述第二样本训练所述第二分类模型得到的第二参数，基于所述

第一参数及所述第二参数确定所述调整后的第一分类模型的第三参数，得到更新后的第一分类模型，利用所述第一样本训练所述更新后的第一分类模型得到目标分类模型；

分类模块，用于解析用户基于客户端发出的图像分类请求，获取所述图像分类请求携带的待分类图像，将所述待分类图像输入所述目标分类模型得到图像分类结果。

9、一种第一服务器，其中，所述第一服务器包括：

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图像分类程序，所述图像分类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：

获取各个第二服务器的公用图像数据，将所述公用图像数据作为第一样本，将各个所述第二服务器的私有图像数据作为第二样本；

构建第一分类模型，利用所述第一样本对所述第一分类模型进行训练，确定所述第一分类模型的第一参数，得到调整后的第一分类模型，将所述第一样本输入所述调整后的第一分类模型得到第一特征数据；

对所述第一分类模型的结构进行压缩处理得到第二分类模型，将所述第一特征数据及所述第二分类模型发送给各个所述第二服务器，接收各个所述第二服务器基于所述第一特征数据及所述第二样本训练所述第二分类模型得到的第二参数，基于所述第一参数及所述第二参数确定所述调整后的第一分类模型的第三参数，得到更新后的第一分类模型，利用所述第一样本训练所述更新后的第一分类模型得到目标分类模型；

解析用户基于客户端发出的图像分类请求，获取所述图像分类请求携带的待分类图像，将所述待分类图像输入所述目标分类模型得到图像分类结果。

10、如权利要求9所述的第一服务器，其中，所述第一分类模型包括特征提取区和图像分类区，所述特征提取区包括多层网络，每层所述网络包括多个通道，所述对所述第一分类模型的结构进行压缩处理得到第二分类模型包括：

按照所述第二服务器的数量对所述第一分类模型中每层所述网络的通道数进行压缩，得到所述第二分类模型。

11、如权利要求10所述的第一服务器，其中，所述将所述第一样本输入所述调整后的第一分类模型得到第一特征数据包括：

将所述第一样本输入所述调整后的第一分类模型的所述特征提取区，得到第一特征图，对所述第一特征图进行降维处理得到第二特征图；

将所述调整后的第一分类模型的所述特征提取区中输出同样尺寸特征图的网络的集合作为第一网络集，将所述第一网络集中的所述网络两两组合，得到多个第一组合对，基于所述第一特征图计算每个所述第一组合对中两层网络的各个通道的第一相关系数值，得到各个所述第一组合对对应的第一相关系数矩阵；

将所述第二特征图及所述第一相关系数矩阵作为第一特征数据。

12、如权利要求9所述的第一服务器，其中，所述第三参数的计算公式为：

$$Z = Q + a * W_{1*1} \sum_{i=0}^n R_i$$

其中，Z为第三参数，Q为第一参数，a为第二分类模型对应的权重参数， W_{1*1} 为1*1的卷积操作， R_i 为第i个第二服务器对应的第二参数，n为第二服务器的数量。

13、如权利要求9所述的第一服务器，其中，所述获取各个所述第二服务器的公用图像数据包括：

接收各个所述第二服务器发送的其本地存储的各个图像标识的哈希值集合；

求解所述哈希值集合的交集，得到公有图像标识的哈希值，将所述公用图像标识的哈希值发送给各个所述第二服务器；

接收各个所述第二服务器基于所述公有图像标识的哈希值反馈的采用 RSA 密钥对中的私钥加密的公有图像数据密文,采用所述 RSA 密钥对中的公钥解密所述数据密文得到所述公有图像数据。

14、一种第二服务器,所述第二服务器与第一服务器通信连接,所述第二服务器包括: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图像分类程序,所述图像分类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:

接收第一特征数据及第二分类模型,所述第一特征数据包括第二特征图及第一相关系数矩阵;

将第二样本输入所述第二分类模型的特征提取区得到第三特征图,求解所述第二特征图与所述第三特征图的相似度损失值;

将所述第三特征图输入所述第二分类模型的图像分类区得到所述第二样本的预测类别,基于所述第二样本的标注信息获取所述第二样本的真实类别,求解所述预测类别与真实类别的误差损失值;

依照第一网络集及第一组合对的分组方式,对所述第二分类模型的特征提取区进行划分得到多个第二网络集及各个所述第二网络集对应的多个第二组合对,基于所述第三特征图计算每个所述第二组合对中两层网络的各个通道的第二相关系数值,得到各个所述第二组合对对应的第二相关系数矩阵,基于所述第一相关系数矩阵及所述第二相关系数矩阵求解相关系数损失值;

通过最小化所述相似度损失值、所述误差损失值及所述相关系数损失值确定所述第二分类模型的第二参数,得到训练后的第二分类模型,并将所述第二参数发送给所述第一服务器。

15、如权利要求 14 所述的第二服务器,其中,所述相似度损失值的计算公式为:

$$L_{sim} = \sum_k \sum_{x,y} (1 - \|s_k(x,y) - t_k(x,y)\|_2)$$

其中, $t_k(x,y)$ 为第二分类模型的第 k 层网络对应的第三特征图第 x 行第 y 列像素点的特征值, $s_k(x,y)$ 为调整后的第一分类模型的第 k 层网络对应的第二特征图第 x 行第 y 列像素点的特征值, $\|\cdot\|_2$ 为求解 L2 范数, L_{sim} 为第二特征图与第三特征图的相似度损失值;

所述预测类别与真实类别的误差损失值的计算公式为:

$$L_{task} = \sum_i^m \|P_i - Q_i\|_2$$

其中, P_i 为第二样本中第 i 个子样本的真实类别, Q_i 为第二样本中第 i 个子样本的预测类别, m 为第二样本中子样本的数量, L_{task} 为第二样本的误差损失值;

所述相关系数损失值的计算公式为:

$$L_{FSP} = \sum_j^n \lambda_j \sum_i^m \|G_{ij} - T_{ij}\|_2^2$$

其中, G_{ij} 为第二分类模型的第 i 个第二网络集中第 j 个第二组合对对应的第二相关系数矩阵, T_{ij} 为第一分类模型的第 i 个第一网络集中第 j 个第一组合对对应的第一相关系数矩阵, m 为第一或第二组合对的数量, n 为第一或第二网络集的数量, λ_j 为第 j 个第一或第二网络集对应的权重参数, L_{FSP} 为相关系数损失值。

16、一种计算机可读存储介质,其中,所述计算机可读存储介质上存储有图像分类程序,所述图像分类程序可被一个或者多个处理器执行,以实现如下步骤:

获取各个第二服务器的公用图像数据,将所述公用图像数据作为第一样本,将各个所

述第二服务器的私有图像数据作为第二样本；

构建第一分类模型，利用所述第一样本对所述第一分类模型进行训练，确定所述第一分类模型的第一参数，得到调整后的第一分类模型，将所述第一样本输入所述调整后的第一分类模型得到第一特征数据；

对所述第一分类模型的结构进行压缩处理得到第二分类模型，将所述第一特征数据及所述第二分类模型发送给各个所述第二服务器，接收各个所述第二服务器基于所述第一特征数据及所述第二样本训练所述第二分类模型得到的第二参数，基于所述第一参数及所述第二参数确定所述调整后的第一分类模型的第三参数，得到更新后的第一分类模型，利用所述第一样本训练所述更新后的第一分类模型得到目标分类模型；

解析用户基于客户端发出的图像分类请求，获取所述图像分类请求携带的待分类图像，将所述待分类图像输入所述目标分类模型得到图像分类结果。

17、如权利要求 16 所述的计算机可读存储介质，其中，所述第一分类模型包括特征提取区和图像分类区，所述特征提取区包括多层网络，每层所述网络包括多个通道，所述对所述第一分类模型的结构进行压缩处理得到第二分类模型包括：

按照所述第二服务器的数量对所述第一分类模型中每层所述网络的通道数进行压缩，得到所述第二分类模型。

18、如权利要求 17 所述的计算机可读存储介质，其中，所述将所述第一样本输入所述调整后的第一分类模型得到第一特征数据包括：

将所述第一样本输入所述调整后的第一分类模型的所述特征提取区，得到第一特征图，对所述第一特征图进行降维处理得到第二特征图；

将所述调整后的第一分类模型的所述特征提取区中输出同样尺寸特征图的网络的集合作为第一网络集，将所述第一网络集中的所述网络两两组合，得到多个第一组合对，基于所述第一特征图计算每个所述第一组合对中两层网络的各个通道的第一相关系数值，得到各个所述第一组合对对应的第一相关系数矩阵；

将所述第二特征图及所述第一相关系数矩阵作为第一特征数据。

19、如权利要求 16 所述的计算机可读存储介质，其中，所述第三参数的计算公式为：

$$Z = Q + a * W_{1*1} \sum_{i=0}^n R_i$$

其中，Z 为第三参数，Q 为第一参数，a 为第二分类模型对应的权重参数， W_{1*1} 为 $1*1$ 的卷积操作， R_i 为第 i 个第二服务器对应的第二参数，n 为第二服务器的数量。

20、如权利要求 16 所述的计算机可读存储介质，其中，所述获取各个所述第二服务器的公用图像数据包括：

接收各个所述第二服务器发送的其本地存储的各个图像标识的哈希值集合；

求解所述哈希值集合的交集，得到公有图像标识的哈希值，将所述公用图像标识的哈希值发送给各个所述第二服务器；

接收各个所述第二服务器基于所述公有图像标识的哈希值反馈的采用 RSA 密钥对中的私钥加密的公有图像数据密文，采用所述 RSA 密钥对中的公钥解密所述数据密文得到所述公有图像数据。

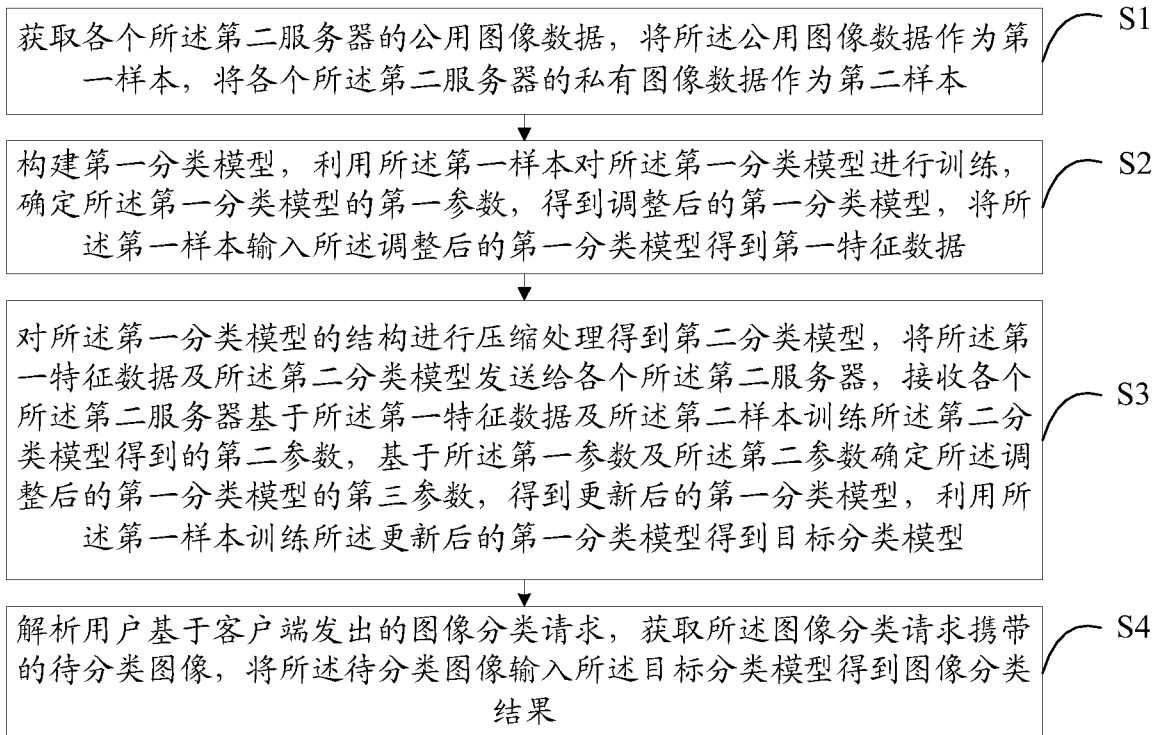


图 1

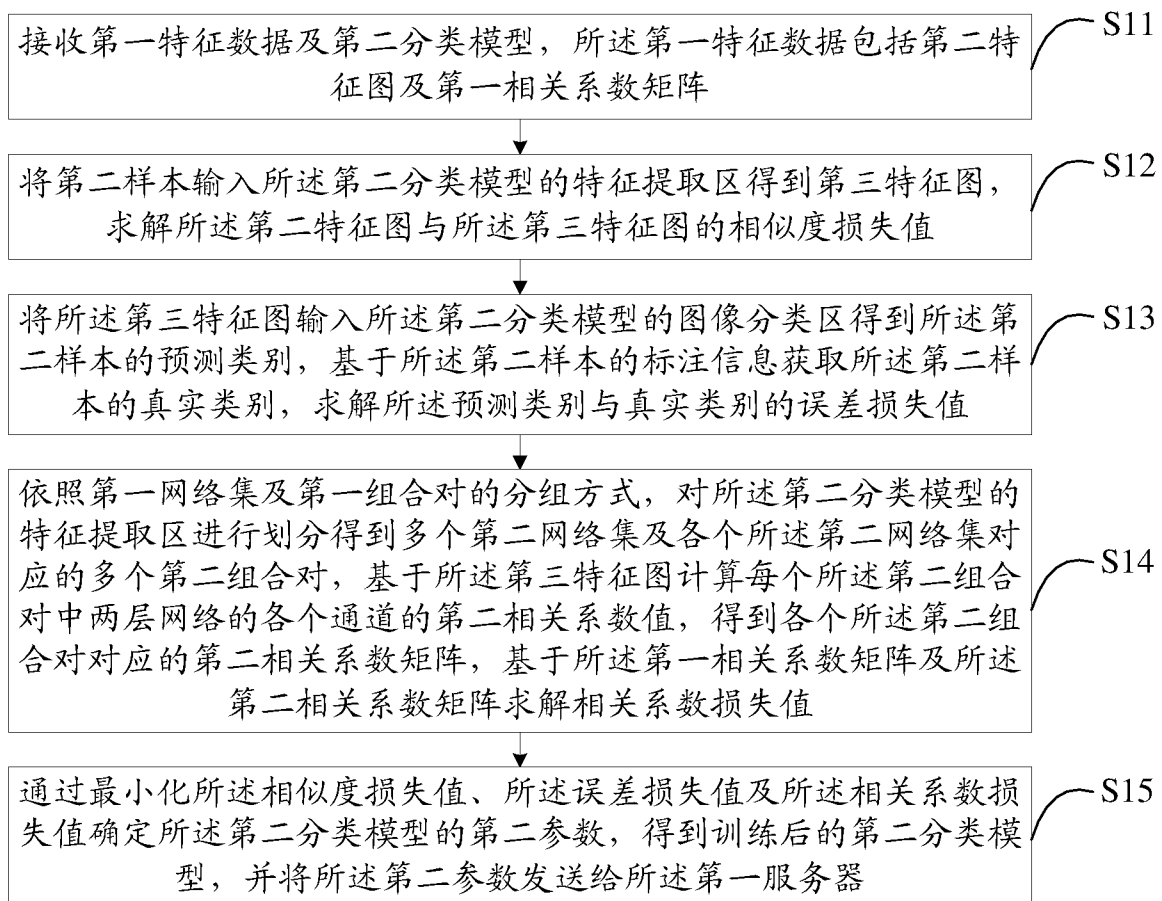


图 2



图 3



图 4

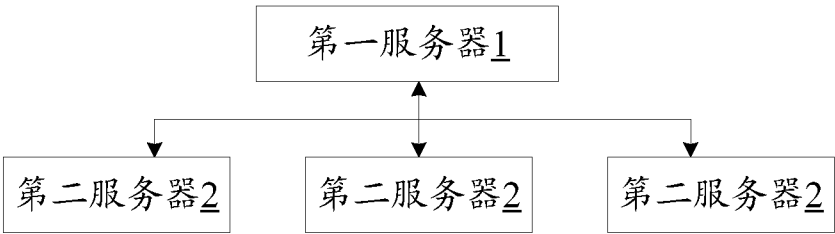


图 5

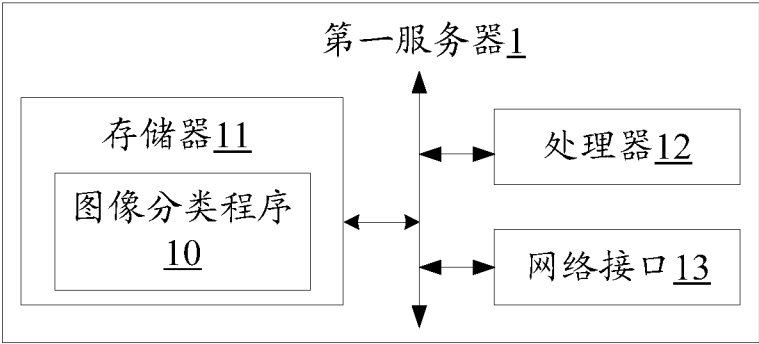


图 6

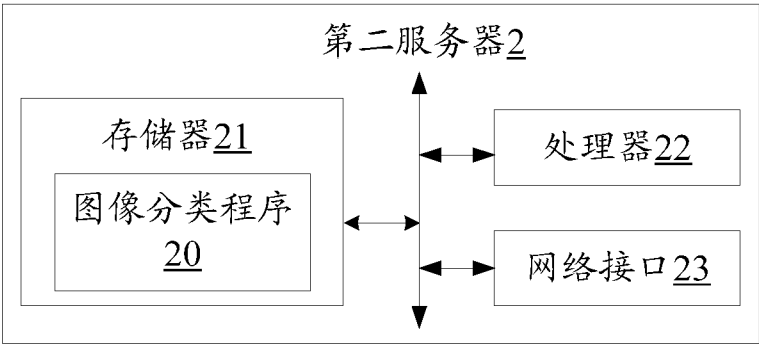


图 7

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2020/131988

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G06K 9/62(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 9/-

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)

CNPAT, CNKI, WPI, EPODOC: 深度学习, 图像, 分类, 模型, 服务器, 第二, 公, 私, 训练, 样本, 参数, 更新, 特征, 多层, 通道, 压缩, 降维, 组合, 密钥, 相似度, 损失, deep learning, image, classif+, public, sample, private, second, model, parameter, target, server, train, characteristic, updat+

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	CN 111598160 A (TENCENT TECHNOLOGY SHENZHEN CO., LTD.) 28 August 2020 (2020-08-28) description, paragraphs 2-233, and figures 1-12	1-20
A	CN 111160448 A (BEIJING DAJIA INTERCONNECTION INFORMATION TECHNOLOGY CO., LTD.) 15 May 2020 (2020-05-15) entire document	1-20
A	CN 110929807 A (TENCENT TECHNOLOGY SHENZHEN CO., LTD.) 27 March 2020 (2020-03-27) entire document	1-20
A	CN 110909803 A (TENCENT TECHNOLOGY SHENZHEN CO., LTD.) 24 March 2020 (2020-03-24) entire document	1-20
A	US 2017076224 A1 (INTERNATIONAL BUSINESS MACHINES CORPORATION) 16 March 2017 (2017-03-16) 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

22 June 2021

Date of mailing of the international search report

14 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
Information on patent family members

International application No.

PCT/CN2020/131988

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)			Publication date (day/month/year)
CN	111598160	A	28 August 2020	None			
CN	111160448	A	15 May 2020	None			
CN	110929807	A	27 March 2020	None			
CN	110909803	A	24 March 2020	None			
US	2017076224	A1	16 March 2017	US	10579923	B2	03 March 2020

国际检索报告

国际申请号

PCT/CN2020/131988

A. 主题的分类

G06K 9/62 (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 9/-

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))

CNPAT, CNKI, WPI, EP0D0C: 深度学习, 图像, 分类, 模型, 服务器, 第二, 公, 私, 训练, 样本, 参数, 更新, 特征, 多层, 通道, 压缩, 降维, 组合, 密钥, 相似度, 损失, deep learning, image, classif+, public, sample, private, second, model, parameter, target, server, train, characteristic, updat+

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
A	CN 111598160 A (腾讯科技深圳有限公司) 2020年 8月 28日 (2020 - 08 - 28) 说明书第2-233段及附图1-12	1-20
A	CN 111160448 A (北京达佳互联信息技术有限公司) 2020年 5月 15日 (2020 - 05 - 15) 全文	1-20
A	CN 110929807 A (腾讯科技深圳有限公司) 2020年 3月 27日 (2020 - 03 - 27) 全文	1-20
A	CN 110909803 A (腾讯科技深圳有限公司) 2020年 3月 24日 (2020 - 03 - 24) 全文	1-20
A	US 2017076224 A1 (INTERNATIONAL BUSINESS MACHINES CORPORATION) 2017年 3月 16日 (2017 - 03 - 16) 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 6月 22日

国际检索报告邮寄日期

2021年 7月 14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

赵云峰

电话号码 86-(10)-53962539

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号

PCT/CN2020/131988

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	111598160	A	2020年 8月 28日	无	
CN	111160448	A	2020年 5月 15日	无	
CN	110929807	A	2020年 3月 27日	无	
CN	110909803	A	2020年 3月 24日	无	
US	2017076224	A1	2017年 3月 16日	US 10579923 B2	2020年 3月 3日