

(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



(10) 国际公布号

WO 2022/227192 A1

(43) 国际公布日

2022 年 11 月 3 日 (03.11.2022)

(51) 国际专利分类号:

G06K 9/62 (2022.01)

(21) 国际申请号:

PCT/CN2021/097079

(22) 国际申请日:

2021 年 5 月 30 日 (30.05.2021)

(25) 申请语言:

中文

(26) 公布语言:

中文

(30) 优先权:

202110467270.3 2021 年 4 月 28 日 (28.04.2021) CN

(71) 申请人: 平安科技(深圳)有限公司(PING AN TECHNOLOGY (SHENZHEN) CO., LTD.) [CN/CN];

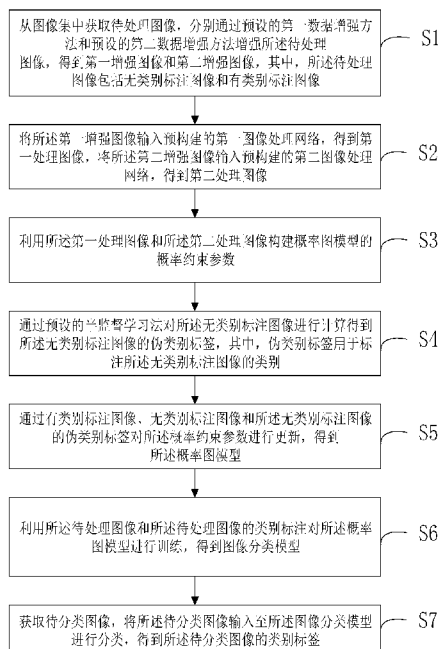
中国广东省深圳市福田区福田街道福安社区益田路 5033 号平安金融中心 23 楼, Guangdong 518000 (CN)。

(72) 发明人: 刘杰(LIU, Jie); 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)。瞿晓阳(QU, Xiaoyang); 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 AND APPARATUS, AND ELECTRONIC DEVICE AND MEDIUM

(54) 发明名称: 图像分类方法、装置、电子设备及介质



S1 ACQUIRE, FROM AN IMAGE SET, IMAGES TO BE PROCESSED, AND BY MEANS OF A PRESET FIRST DATA ENHANCEMENT METHOD AND A PRESET SECOND DATA ENHANCEMENT METHOD, RESPECTIVELY ENHANCE THE IMAGES TO BE PROCESSED, SO AS TO OBTAIN A FIRST ENHANCED IMAGE AND A SECOND ENHANCED IMAGE, WHEREIN THE IMAGES TO BE PROCESSED COMPRISE AN IMAGE WITHOUT A CATEGORY MARK AND AN IMAGE WITH A CATEGORY MARK
S2 INPUT THE FIRST ENHANCED IMAGE INTO A PRE-CONSTRUCTED FIRST IMAGE PROCESSING NETWORK, SO AS TO OBTAIN A FIRST PROCESSED IMAGE, AND INPUT THE SECOND ENHANCED IMAGE INTO A PRE-CONSTRUCTED SECOND IMAGE PROCESSING NETWORK, SO AS TO OBTAIN A SECOND PROCESSED IMAGE
S3 CONSTRUCT A PROBABILITY CONSTRAINT PARAMETER OF A PROBABILITY GRAPH MODEL BY USING THE FIRST PROCESSED IMAGE AND THE SECOND PROCESSED IMAGE
S4 CALCULATE THE IMAGE WITHOUT A CATEGORY MARK BY MEANS OF A PRESET SEMI-SUPERVISED LEARNING METHOD, SO AS TO OBTAIN A PSEUDO CATEGORY LABEL OF THE IMAGE WITHOUT A CATEGORY MARK, WHEREIN THE PSEUDO CATEGORY LABEL IS USED FOR MARKING THE CATEGORY OF THE IMAGE WITHOUT A CATEGORY MARK
S5 UPDATE THE PROBABILITY CONSTRAINT PARAMETER BY MEANS OF THE IMAGE WITH A CATEGORY MARK, THE IMAGE WITHOUT A CATEGORY MARK AND THE PSEUDO CATEGORY LABEL OF THE IMAGE WITHOUT A CATEGORY MARK, SO AS TO OBTAIN THE PROBABILITY GRAPH MODEL
S6 TRAIN THE PROBABILITY GRAPH MODEL BY USING THE IMAGE TO BE PROCESSED AND A CATEGORY MARK OF THE IMAGE TO BE PROCESSED, SO AS TO OBTAIN AN IMAGE CLASSIFICATION MODEL
S7 ACQUIRE AN IMAGE TO BE CLASSIFIED, AND INPUT INTO THE IMAGE CLASSIFICATION MODEL, THE IMAGE TO BE CLASSIFIED AND CLASSIFY SAME, SO AS TO OBTAIN A CATEGORY LABEL OF THE IMAGE TO BE CLASSIFIED

图 1

(57) Abstract: An image classification method in the technical field of image processing, the method comprising: randomly acquiring, from an image set, an image to be processed, and obtaining two processed images by means of two preset data enhancement methods and two preset image processing networks; constructing a probability constraint parameter of a probability graph model by using the two processed images, and updating the probability constraint parameter according to the image to be processed and a category mark of the image to be processed, so as to obtain the probability graph model; training the probability graph model to obtain an

(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))。

image classification model; and acquiring an image to be classified, and inputting, into the image classification model, the image to be classified and classifying same, so as to obtain a category label of the image to be classified. Further provided are an image classification apparatus, and a device and a storage medium. The solution further relates to blockchain technology, and the image set can be stored in a blockchain node. By means of the solution, the accuracy of image classification can be improved.

(57) 摘要: 一种图像处理技术领域的图像分类方法, 包括: 从图像集中随机获取待处理图像, 通过预设的两种数据增强方法和两种图像处理网络得到两个处理图像; 利用所述两个处理图像构建概率图模型的概率约束参数, 根据所述待处理图像以及所述待处理图像的类别标注对所述概率约束参数进行更新, 得到所述概率图模型; 对所述概率图模型进行训练, 得到图像分类模型; 获取待分类图像, 将所述待分类图像输入至所述图像分类模型进行分类, 得到所述待分类图像的类别标签。还提出一种图像分类装置、设备及存储介质。该方案还涉及区块链技术, 所述图像集可存储于区块链节点中。该方案可以提高图像分类的准确性。

图像分类方法、装置、电子设备及介质

本申请要求于 2021 年 04 月 28 日提交中国专利局、申请号为 202110467270.3，发明名称为“图像分类方法、装置、电子设备及介质”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

本申请涉及图像处理技术领域，尤其涉及一种图像分类方法、装置、电子设备及计算机可读存储介质。

背景技术

随着人工智能技术的发展，图像分类领域也出现了很大的突破，即通过深度学习的方法进行图像分类。然而现有的图像分类技术都是建立在有着大规模有标注图像的前提下所进行的，然而大规模的有标注图像本身比较少，获取大规模的有标注图像所耗费的计算资源也十分多，并且有标注图像之间本身也存在着图像噪声问题，因此为了去噪又需要更多的有标注图像进行训练，从而更难以获得大规模的有标注图像。

发明人意识到，现有的图像分类方法中通过训练的模型进行图像分类，但在模型训练中缺乏有标注数据，可用于训练的数据较少，导致训练得到的模型准确度不高，从而影响图像分类结果的准确性。

发明内容

本申请提供一种图像分类方法，包括：

从图像集中获取待处理图像，分别通过预设的第一数据增强方法和预设的第二数据增强方法增强所述待处理图像，得到第一增强图像和第二增强图像，其中，所述待处理图像包括无类别标注图像和有类别标注图像；

将所述第一增强图像输入预构建的第一图像处理网络，得到第一处理图像，将所述第二增强图像输入预构建的第二图像处理网络，得到第二处理图像；

利用所述第一处理图像和所述第二处理图像构建概率图模型的概率约束参数；

通过预设的半监督学习法对所述无类别标注图像进行计算得到所述无类别标注图像的伪类别标签，其中，伪类别标签用于标注所述无类别标注图像的类别；

通过有类别标注图像、无类别标注图像和所述无类别标注图像的伪类别标签对所述概率约束参数进行更新，得到所述概率图模型；

利用所述待处理图像和所述待处理图像的类别标注对所述概率图模型进行训练，得到图像分类模型；

获取待分类图像，将所述待分类图像输入至所述图像分类模型进行分类，得到所述待分类图像的类别标签。

本申请还提供一种图像分类装置，所述装置包括：

图像增强模块，用于从图像集中获取待处理图像，分别通过预设的第一数据增强方法和预设的第二数据增强方法增强所述待处理图像，得到第一增强图像和第二增强图像，其中，所述待处理图像包括无类别标注图像和有类别标注图像；

参数构建模块，用于将所述第一增强图像输入预构建的第一图像处理网络，得到第一处理图像，将所述第二增强图像输入预构建的第二图像处理网络，得到第二处理图像，利用所述第一处理图像和所述第二处理图像构建概率图模型的概率约束参数；

标注生成模块，用于通过预设的半监督学习法对所述无类别标注图像进行计算得到所述无类别标注图像的伪类别标签，其中，伪类别标签用于标注所述无类别标注图像类别；

损失函数构建模块，用于通过有类别标注图像、无类别标注图像和所述无类别标注图像的伪类别标签对所述概率约束参数进行更新，得到所述概率图模型；

分类模型训练模块，用于利用所述待处理图像和所述待处理图像的类别标注对所述概率图模型进行训练，得到图像分类模型；

图像分类模块，用于获取待分类图像，将所述待分类图像输入至所述图像分类模型进行分类，得到所述待分类图像的类别标签。

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所述的图像分类方法：

从图像集中获取待处理图像，分别通过预设的第一数据增强方法和预设的第二数据增强方法增强所述待处理图像，得到第一增强图像和第二增强图像，其中，所述待处理图像包括无类别标注图像和有类别标注图像；

将所述第一增强图像输入预构建的第一图像处理网络，得到第一处理图像，将所述第二增强图像输入预构建的第二图像处理网络，得到第二处理图像；

利用所述第一处理图像和所述第二处理图像构建概率图模型的概率约束参数；

通过预设的半监督学习法对所述无类别标注图像进行计算得到所述无类别标注图像的伪类别标签，其中，伪类别标签用于标注所述无类别标注图像类别；

通过有类别标注图像、无类别标注图像和所述无类别标注图像的伪类别标签对所述概率约束参数进行更新，得到所述概率图模型；

利用所述待处理图像和所述待处理图像的类别标注对所述概率图模型进行训练，得到图像分类模型；

获取待分类图像，将所述待分类图像输入至所述图像分类模型进行分类，得到所述待分类图像的类别标签。

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所述的图像分类方法：

从图像集中获取待处理图像，分别通过预设的第一数据增强方法和预设的第二数据增强方法增强所述待处理图像，得到第一增强图像和第二增强图像，其中，所述待处理图像包括无类别标注图像和有类别标注图像；

将所述第一增强图像输入预构建的第一图像处理网络，得到第一处理图像，将所述第二增强图像输入预构建的第二图像处理网络，得到第二处理图像；

利用所述第一处理图像和所述第二处理图像构建概率图模型的概率约束参数；

通过预设的半监督学习法对所述无类别标注图像进行计算得到所述无类别标注图像的伪类别标签，其中，伪类别标签用于标注所述无类别标注图像类别；

通过有类别标注图像、无类别标注图像和所述无类别标注图像的伪类别标签对所述概率约束参数进行更新，得到所述概率图模型；

利用所述待处理图像和所述待处理图像的类别标注对所述概率图模型进行训练，得到图像分类模型；

获取待分类图像，将所述待分类图像输入至所述图像分类模型进行分类，得到所述待分类图像的类别标签。

附图说明

图1为本申请一实施例提供的一种图像分类方法的流程示意图；

图 2 为本申请一实施例提供的图像分类装置的模块示意图；

图 3 为本申请一实施例提供的实现图像分类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图像分类方法。所述图像分类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，所述图像分类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，为本申请一实施例提供的一种图像分类方法的流程示意图。在本实施例中，所述图像分类方法包括：

S1、从图像集中获取待处理图像，分别通过预设的第一数据增强方法和预设的第二数据增强方法增强所述待处理图像，得到第一增强图像和第二增强图像，其中，所述待处理图像包括无类别标注图像和有类别标注图像。

本申请实施例中，所述有类别标注图像为已进行类别标注的图像，所述无类别标注图像为未进行类别标注处理的图像。如，有类别标注图像为预先通过人工的方式（如通过 BasicFinder 工具）对图像进行类别标注的图像，所述无类别标注图像即为未进行类别标注处理的原始图像。

具体的，所述有类别标注图像存在数据标注，所述无标注图像不存在数据标注。

具体的，数据标注的形式可以包括但不限于标注画框、3D 画框、文本转录、图像打点、目标物体轮廓线。

本申请实施例中，无类别标注图像和有类别标注图像可以为医学领域的图像，例如，无类别标注图像或有类别标注图像为计算机 X 线摄影图像 CR、计算机体层成像 CT、核磁共振图像 MR 等图像。

进一步地，所述无类别标注图像的数量大于第一预设值，所述有类别标注图像的数量小于第二预设值，所述第一预设值大于所述第二预设值。

优选的，所述第一预设值为第二预设值的 10 倍、20 倍、甚至是 50 倍、100 倍，例如，第一预设值为 5000，第二预设值为 50。

本申请实施例中，可以随机获取一张图像，或者是连续地随机获取多张图像。

优选的，所述第一数据增强方法为几何变换类数据增强方法，所述第二数据增强方法为颜色变换类数据增强方法。

进一步地，所述第一数据增强方法和所述第二数据增强方法可以在不实质性增加数据的情况下，让有限的的数据产生等价于更多数据的价值。

本申请实施例中，所述几何变换类数据增强方法包括翻转、随机旋转、随即裁剪、变形缩放等方法。所述颜色变换类数据增强方法包括添加噪声、模糊处理、颜色变换、图像填充等。

本申请实施例中，所述第一处理图像和所述第二处理图像都是由所述图像集中随机获取图像经过所述数据增强方法得到，因此所述第一处理图像和所述第二处理图像具有相关性。

S2、将所述第一增强图像输入预构建的第一图像处理网络，得到第一处理图像，将所述第二增强图像输入预构建的第二图像处理网络，得到第二处理图像。

本申请实施例中，所述得到第二处理图像之后，所述方法还包括：

判断所述第一处理图像与所述第二处理图像是否相同；

若所述第一处理图像与所述第二处理图像相同，再次执行从所述图像集中获取待处理图像的操作；

若所述第一处理图像与所述第二处理图像不相同，执行所述利用所述第一处理图像和所述第二处理图像构建概率图模型的概率约束参数的操作。

本申请实施例中，所述第一图像处理网络和所述第二图像处理网络为用于对图像进行处理的网络。

进一步地，第一图像处理网络和第二图像处理网络可以为 Lebet-5 网络、AlexNet 网络、VGG16 网络、ResNet-50 网络中的一种，其中，当所述第一图像处理网络和所述第二图像处理网络都为 Lebet-5 网络时，所述第一图像处理网络和所述第二图像处理网络分别用于图像的筛选和分类。

S3、利用所述第一处理图像和所述第二处理图像构建概率图模型的概率约束参数。

详细地，所述利用所述第一处理图像和所述第二处理图像构建概率图模型的概率约束参数包括：

获取所述构建概率图模型地原始损失函数；

将所述第一处理图像和所述第二处理图像输入所述原始损失函数，对所述原始损失函数中的函数参数进行更新，得到概率约束参数。

本申请实施例中，可以将所述第一处理图像和所述第二处理图像输入所述原始损失函数，将所述第一处理图像和所述第二处理图像作为所述原始损失函数的函数项对所述原始损失函数进行参数更新，得到更新后的概率约束参数，并将所述更新后的概率约束参数作为概率约束参数。

S4、通过预设的半监督学习法对所述无类别标注图像进行计算得到所述无类别标注图像的伪类别标签，其中，伪类别标签用于标注所述无类别标注图像类别。

本申请实施例中，所述通过预设的半监督学习法生成所述无类别标注图像的伪类别标签包括：

获取第一有监督学习模型，通过所述有类别标注图像训练所述第一有监督学习模型，得到第一训练监督模型；

利用所述第一训练监督模型对所述无类别标注图像进行预测，得到对所述无类别标注图像的预测概率；

利用所述预测概率从所述图像集中选取目标图像；

根据所述目标图像利用有标注图像训练所述第一有监督学习模型，得到第二有监督学习模型；

判断所述第二有监督学习模型是否与所述第一有监督学习模型相同；

若不相等，利用所述第二有监督学习模型替换所述第一有监督学习模型，再次执行通过所述有标注图像训练所述第一有监督学习模型的操作；

若相等，确定训练完成，且确定所述第二有监督学习模型为训练完成模型；

将所述无类别标注图像输入所述训练完成模型，得到所述无类别标注图像的伪类别标签。

详细地，所述获取第一有监督学习模型，包括：

接收初始训练集，所述初始训练集包括第一有标签样本集和第一无标签样本集；

获取初始半监督学习模型，利用所述第一有标签样本集和所述第一无标签样本集对所述初始半监督学习模型进行训练得到第一有监督学习网络。

本申请实施例中，所述第一有监督学习模型是由初始半监督学习模型通过初始训练集进行训练得到的，所述初始训练集包括第一有标签样本集和第一无标签样本集，其中，第一有标签样本集包括有标签数据；所述第一无标签样本集包括无标签数据。其中，有标签数据和无标签数据并不仅限于图像数据。所述数据标签包括图像数据的分类标签、数字数

据的分类标签，其中，图像数据可以分为有标注图像数据和无标注图像数据，数字数据可以分为符号数据和文字数据。

详细地，所述初始半监督学习模型为 Π -model、VAT、LPDSSL、TNAR、pseudo-label、DCT 中的任意一种。

S5、通过有类别标注图像、无类别标注图像和所述无类别标注图像的伪类别标签对所述概率约束参数进行更新，得到所述概率图模型。

本申请实施例中，所述通过有类别标注图像、无类别标注图像和所述无类别标注图像的伪类别标签对所述概率约束参数进行更新，得到所述概率图模型包括：

获取所述待处理图像中所述无类别标注图像的第一数量和所述有类别标注图像的第二数量；

基于所述图像的类别标注得到有类别标注图像组成的向量、无类别标注图像组成的向量；

获取所述概率图模型的原始损失函数并利用所述无类别标注图像的第一数量、所述有类别标注图像的第二数量、所述有类别标注图像组成的向量及所述无类别标注图像组成的向量更新所述原始损失函数中的概率约束参数，得到所述概率图模型。

详细地，所述得到所述概率图模型之前，还包括：

基于所述对所述概率约束参数进行更新，得到更新损失函数，

根据所述更新损失函数得到所述概率图模型。

具体地，所述损失函数为将随机时间或其有关随机变量地取值映射为非负实数，以表示该随机事件的风险或者损失的函数，在本申请实施例中，所述更新损失函数用于对所述概率图模型的参数进行数值估计。

本申请实施例中，所述更新损失函数为：

$$\begin{aligned} \mathcal{L}_{\text{NoT}} = & \lambda_{y,1}^L \text{CE}(\mathbf{y}, \mathbf{f}_1^L) + \lambda_{y,2}^L \text{CE}(\mathbf{y}, \mathbf{f}_2^L) \\ & + \lambda_{1,2}^L \text{MSE}(\mathbf{f}_1^L, \mathbf{f}_2^L) + \lambda_{1,2}^U \frac{n_U}{n_L} \text{MSE}(\mathbf{f}_1^U, \mathbf{f}_2^U), \end{aligned}$$

其中， $\mathbf{f}^L$ 表示所述有类别标注图像组成的向量， $\mathbf{f}^U$ 表示所述无类别标注图像组成的向量， n_U 表示所述无类别标注图像的数量， n_L 表示所述有类别标注图像的数量， $\mathbf{y}$ 表示由所述第一处理图像和所述第二处理图像的类别标注组成的向量，CE 表示交叉熵误差函数，MSE 表示均方误差函数， λ 为系数函数，用于规则该交叉熵子项式的偏向。

本申请实施例中，所述概率图模型是用图表示变量概率依赖关系的理论，结合概率论与图论的知识，利用图来表示与模型有关的变量的联合概率分布。

S6、利用所述待处理图像和所述待处理图像的类别标注对所述概率图模型进行训练，得到图像分类模型。

详细地，所述利用所述待处理图像和所述待处理图像的类别标注对所述概率图模型进行训练，得到图像分类模型包括：

利用所述图像集中的无类别标注图像构建无类别标注图像集，利用所述图像集中的有类别标注图像构建有类别标注图像集。

将所述无类别标注图像集通过所述第一数据增强网络，得到所述无类别标注图像集的第一处理图像集，将所述无类别标注图像集通过所述第二数据增强网络得到所述无类别标注图像集的第二处理图像集；

将所述有类别标注图像集通过所述第一数据增强网络，得到所述有类别标注图像集的第一处理图像集，将所述有类别标注图像集通过所述第二数据增强网络得到所述有类别标注图像集的第二处理图像集；

利用所述无类别标注图像集的第一处理图像集、第二处理图像集和所述有类别标注图

像集的第一处理图像集、第二处理图像集及所述无标注图像集的标注、有类别标注图像集的标注对包含更新损失函数的所述概率图模型进行训练，得到图像分类模型。

S7、获取待分类图像，将所述待分类图像输入至所述图像分类模型进行分类，得到所述待分类图像的类别标签。

本申请实施例中，所述待分类图像可以为未经过图像处理的图像，或者，所述待分类图像也可以为以进行过图像处理（如色彩校正处理）但未经过类别标注的图像。

所述待分类图像可以为医学图像。

例如，所述待分类图像为肺部 CT 图像，利用所述图像分类模型进行图像进行病灶分类，判断所述肺部 CT 图像是否含有病灶。

本实施例中，在获取到无类别标注图像之后，为对无类别标注图像通过半监督学习法生成伪标签，进而将无类别标注图像用于图像分类模型训练，提高了训练模型时的数据量和数据的多样性，同时进一步提高数据的利用率和对图像分类模型训练的准确性。在得到图像分类模型之后，将待分类的图像输入该图像分类模型后得到准确的分类结果，实现了提高图像分类准确性的目的。

如图 2 所示，是本申请图像分类装置的模块示意图。

本申请所述图像分类装置 100 可以安装于电子设备中。根据实现的功能，所述图像分类装置可以包括图像增强模块 101、参数构建模块 102、标注生成模块 103、损失函数构建模块 104、分类模型训练模块 105 和图像分类模块 106。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：

所述图像增强模块 101，用于从图像集中获取待处理图像，分别通过预设的第一数据增强方法和预设的第二数据增强方法增强所述待处理图像，得到第一增强图像和第二增强图像，其中，所述待处理图像包括无类别标注图像和有类别标注图像。

本申请实施例中，所述有类别标注图像为已进行类别标注的图像，所述无类别标注图像为未进行类别标注处理的图像。如，有类别标注图像为预先通过人工的方式（如通过 Basi cFi nder 工具）对图像进行类别标注的图像，所述无类别标注图像即为未进行类别标注处理的原始图像。

具体的，所述有类别标注图像存在数据标注，所述无标注图像不存在数据标注。

具体的，数据标注的形式可以包括但不限于标注画框、3D 画框、文本转录、图像打点、目标物体轮廓线。

本申请实施例中，无类别标注图像和有类别标注图像可以为医学领域的图像，例如，无类别标注图像或有类别标注图像为计算机 X 线摄影图像 CR、计算机体层成像 CT、核磁共振图像 MR 等图像。

进一步地，所述无类别标注图像的数量大于第一预设值，所述有类别标注图像的数量小于第二预设值，所述第一预设值大于所述第二预设值。

优选的，所述第一预设值为第二预设值的 10 倍、20 倍、甚至是 50 倍，100 倍，例如，第一预设值为 5000，第二预设值为 50。

本申请实施例中，可以随机获取一张图像，或者是连续地随机获取多张图像。

优选的，所述第一数据增强方法为几何变换类数据增强方法，所述第二数据增强方法为颜色变换类数据增强方法。

进一步地，所述第一数据增强方法和所述第二数据增强方法可以在不实质性增加数据的情况下，让有限的的数据产生等价于更多数据的价值。

本申请实施例中，所述几何变换类数据增强方法包括翻转、随机旋转、随即裁剪、变

形缩放等方法。所述颜色变换类数据增强方法包括添加噪声、模糊处理、颜色变换、图像填充等。

本申请实施例中，所述第一处理图像和所述第二处理图像都是由所述图像集中随机获取图像经过所述数据增强方法得到，因此所述第一处理图像和所述第二处理图像具有相关性。

所述参数构建模块 102，用于将所述第一增强图像输入预构建的第一图像处理网络，得到第一处理图像，将所述第二增强图像输入预构建的第二图像处理网络，得到第二处理图像，利用所述第一处理图像和所述第二处理图像构建概率图模型的概率约束参数。

本申请实施例中，所述得到第二处理图像之后，所述方法还包括：

判断所述第一处理图像与所述第二处理图像是否相同；

若所述第一处理图像与所述第二处理图像相同，再次执行从所述图像集中获取待处理图像的操作；

若所述第一处理图像与所述第二处理图像不相同，执行所述利用所述第一处理图像和所述第二处理图像构建概率图模型的概率约束参数的操作。

本申请实施例中，所述第一图像处理网络和所述第二图像处理网络为用于对图像进行处理的网络。

进一步地，第一图像处理网络和第二图像处理网络可以为 Lebet-5 网络、AlexNet 网络、VGG16 网络、ResNet-50 网络中的一种，其中，当所述第一图像处理网络和所述第二图像处理网络都为 Lebet-5 网络时，所述第一图像处理网络和所述第二图像处理网络分别用于图像的筛选和分类。

详细地，所述利用所述第一处理图像和所述第二处理图像构建概率图模型的概率约束参数包括：

获取所述构建概率图模型地原始损失函数；

将所述第一处理图像和所述第二处理图像输入所述原始损失函数，对所述原始损失函数中的函数参数进行更新，得到概率约束参数。

本申请实施例中，可以将所述第一处理图像和所述第二处理图像输入所述原始损失函数，将所述第一处理图像和所述第二处理图像作为所述原始损失函数的函数项对所述原始损失函数进行参数更新，得到更新后的概率约束参数，并将所述更新后的概率约束参数作为概率约束参数。

所述标注生成模块 103，用于通过预设的半监督学习法对所述无类别标注图像进行计算得到所述无类别标注图像的伪类别标签，其中，伪类别标签用于标注所述无类别标注图像的类别。

本申请实施例中，所述通过预设的半监督学习法生成所述无类别标注图像的伪类别标签包括：

获取第一有监督学习模型，通过所述有类别标注图像训练所述第一有监督学习模型，得到第一训练监督模型；

利用所述第一训练监督模型对所述无类别标注图像进行预测，得到对所述无类别标注图像的预测概率；

利用所述预测概率从所述图像集中选取目标图像；

根据所述目标图像利用有标注图像训练所述第一有监督学习模型，得到第二有监督学习模型；

判断所述第二有监督学习模型是否与所述第一有监督学习模型相同；

若不相等，利用所述第二有监督学习模型替换所述第一有监督学习模型，再次执行通过所述有标注图像训练所述第一有监督学习模型的操作；

若相等，确定训练完成，且确定所述第二有监督学习模型为训练完成模型；

将所述无类别标注图像输入所述训练完成模型，得到所述无类别标注图像的伪类别标签。

详细地，所述获取第一有监督学习模型，包括：

接收初始训练集，所述初始训练集包括第一有标签样本集和第一无标签样本集；

获取初始半监督学习模型，利用所述第一有标签样本集和所述第一无标签样本集对所述初始半监督学习模型进行训练得到第一有监督学习网络。

本申请实施例中，所述第一有监督学习模型是由初始半监督学习模型通过初始训练集进行训练得到的，所述初始训练集包括第一有标签样本集和第一无标签样本集，其中，第一有标签样本集包括有标签数据：所述第一无标签样本集包括无标签数据。其中，有标签数据和无标签数据并不仅限于图像数据。所述数据标签包括图像数据的分类标签、数字数据的分类标签，其中，图像数据可以分为有标注图像数据和无标注图像数据，数字数据可以分为符号数据和文字数据。

详细地，所述初始半监督学习模型为 Π -model、VAT、LPDSSL、TNAR、pseudo-label、DCT 中的任意一种。

所述损失函数构建模块 104，用于通过有类别标注图像、无类别标注图像和所述无类别标注图像的伪类别标签对所述概率约束参数进行更新，得到所述概率图模型。

本申请实施例中，所述通过有类别标注图像、无类别标注图像和所述无类别标注图像的伪类别标签对所述概率约束参数进行更新，得到所述概率图模型包括：

获取所述待处理图像中所述无类别标注图像的第一数量和所述有类别标注图像的第二数量；

基于所述图像的类别标注得到有类别标注图像组成的向量、无类别标注图像组成的向量；

获取所述概率图模型的原始损失函数并利用所述无类别标注图像的第一数量、所述有类别标注图像的第二数量、所述有类别标注图像组成的向量及所述无类别标注图像组成的向量更新所述原始损失函数中的概率约束参数，得到所述概率图模型。

详细地，所述得到所述概率图模型之前，还包括：

基于所述对所述概率约束参数进行更新，得到更新损失函数，

根据所述更新损失函数得到所述概率图模型。

具体地，所述损失函数为将随机时间或其有关随机变量地取值映射为非负实数，以表示该随机事件的风险或者损失的函数，在本申请实施例中，所述更新损失函数用于对所述概率图模型的参数进行数值估计。

本申请实施例中，所述更新损失函数为：

$$\begin{aligned} \mathcal{L}_{\text{NoT}} = & \lambda_{y,1}^L \text{CE}(\mathbf{y}, \mathbf{f}_1^L) + \lambda_{y,2}^L \text{CE}(\mathbf{y}, \mathbf{f}_2^L) \\ & + \lambda_{1,2}^L \text{MSE}(\mathbf{f}_1^L, \mathbf{f}_2^L) + \lambda_{1,2}^U \frac{n_U}{n_L} \text{MSE}(\mathbf{f}_1^U, \mathbf{f}_2^U), \end{aligned}$$

其中， $\mathbf{f}^L$ 表示所述有类别标注图像组成的向量， $\mathbf{f}^U$ 表示所述无类别标注图像组成的向量， n_U 表示所述无类别标注图像的数量， n_L 表示所述有类别标注图像的数量， $\mathbf{y}$ 表示由所述第一处理图像和所述第二处理图像的类别标注组成的向量，CE 表示交叉熵误差函数，MSE 表示均方误差函数， λ 为系数函数，用于规则该交叉熵子项式的偏向。

本申请实施例中，所述概率图模型是用图表示变量概率依赖关系的理论，结合概率论与图论的知识，利用图来表示与模型有关的变量的联合概率分布。

所述分类模型训练模块 105，用于利用所述待处理图像和所述待处理图像的类别标注对所述概率图模型进行训练，得到图像分类模型。

详细地，所述利用所述待处理图像和所述待处理图像的类别标注对所述概率图模型进

行训练，得到图像分类模型包括：

利用所述图像集中的无类别标注图像构建无类别标注图像集，利用所述图像集中的有类别标注图像构建有类别标注图像集。

将所述无类别标注图像集通过所述第一数据增强网络，得到所述无类别标注图像集的第一处理图像集，将所述无类别标注图像集通过所述第二数据增强网络得到所述无类别标注图像集的第二处理图像集；

将所述有类别标注图像集通过所述第一数据增强网络，得到所述有类别标注图像集的第一处理图像集，将所述有类别标注图像集通过所述第二数据增强网络得到所述有类别标注图像集的第二处理图像集；

利用所述无类别标注图像集的第一处理图像集、第二处理图像集和所述有类别标注图像集的第一处理图像集、第二处理图像集及所述无标注图像集的标注、有类别标注图像集的标注对包含更新损失函数的所述概率图模型进行训练，得到图像分类模型。

所述图像分类模块 106，用于获取待分类图像，将所述待分类图像输入至所述图像分类模型进行分类，得到所述待分类图像的类别标签。

本申请实施例中，所述待分类图像可以为未经过图像处理的图像，或者，所述待分类图像也可以为以进行过图像处理（如色彩校正处理）但未经过类别标注的图像。

所述待分类图像可以为医学图像。

例如，所述待分类图像为的图像为肺部 CT 图像，利用所述图像分类模型进行图像进行病灶分类，判断所述肺部 CT 图像是否含有病灶。

本实施例中，在获取到无类别标注图像之后，为对无类别标注图像通过半监督学习法生成伪标签，进而将无类别标注图像用于图像分类模型训练，提高了训练模型时的数据量和数据的多样性，同时进一步提高数据的利用率和对图像分类模型训练的准确性。在得到图像分类模型之后，将待分类的图像输入该图像分类模型后得到准确的分类结果，实现了提高图像分类准确性的目的。

如图 3 所示，是本申请实现图像分类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，如图像分类程序 12。

其中，所述存储器 11 至少包括一种类型的可读存储介质，所述可读存储介质可以是易失性的，也可以是非易失性的。具体的，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，例如图像分类程序 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（例如执行图像分类程序等），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 3 仅示出了具有部件的电子设备, 本领域技术人员可以理解的是, 图 3 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、W-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 W-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 存储的图像分类程序 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:

从图像集中获取待处理图像, 分别通过预设的第一数据增强方法和预设的第二数据增强方法增强所述待处理图像, 得到第一增强图像和第二增强图像, 其中, 所述待处理图像包括无类别标注图像和有类别标注图像;

将所述第一增强图像输入预构建的第一图像处理网络, 得到第一处理图像, 将所述第二增强图像输入预构建的第二图像处理网络, 得到第二处理图像;

利用所述第一处理图像和所述第二处理图像构建概率图模型的概率约束参数;

通过预设的半监督学习法对所述无类别标注图像进行计算得到所述无类别标注图像的伪类别标签, 其中, 伪类别标签用于标注所述无类别标注图像的类别;

通过有类别标注图像、无类别标注图像和所述无类别标注图像的伪类别标签对所述概率约束参数进行更新, 得到所述概率图模型;

利用所述待处理图像和所述待处理图像的类别标注对所述概率图模型进行训练, 得到图像分类模型;

获取待分类图像, 将所述待分类图像输入至所述图像分类模型进行分类, 得到所述待分类图像的类别标签。

本申请实施例中, 在获取到无类别标注图像之后, 为对无类别标注图像通过半监督学习法生成伪标签, 进而将无类别标注图像用于图像分类模型训练, 提高了训练模型时的数据量和数据的多样性, 同时进一步提高数据的利用率和对图像分类模型训练的准确性。在得到图像分类模型之后, 将待分类的图像输入该图像分类模型后得到准确的分类结果, 实现了提高图像分类准确性的目的。

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。所述可读存储介质可以是易失性的，也可以是非易失性的。具体的，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）。

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。

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、一种图像分类方法，其中，所述方法包括：

从图像集中获取待处理图像，分别通过预设的第一数据增强方法和预设的第二数据增强方法增强所述待处理图像，得到第一增强图像和第二增强图像，其中，所述待处理图像包括无类别标注图像和有类别标注图像；

将所述第一增强图像输入预构建的第一图像处理网络，得到第一处理图像，将所述第二增强图像输入预构建的第二图像处理网络，得到第二处理图像；

利用所述第一处理图像和所述第二处理图像构建概率图模型的概率约束参数；

通过预设的半监督学习法对所述无类别标注图像进行计算得到所述无类别标注图像的伪类别标签，其中，伪类别标签用于标注所述无类别标注图像的类别；

通过有类别标注图像、无类别标注图像和所述无类别标注图像的伪类别标签对所述概率约束参数进行更新，得到所述概率图模型；

利用所述待处理图像和所述待处理图像的类别标注对所述概率图模型进行训练，得到图像分类模型；

获取待分类图像，将所述待分类图像输入至所述图像分类模型进行分类，得到所述待分类图像的类别标签。

2、如权利要求1所述的图像分类方法，其中，所述得到第二处理图像之后，所述方法还包括：

判断所述第一处理图像与所述第二处理图像是否相同；

若所述第一处理图像与所述第二处理图像相同，再次执行从所述图像集中随机获取图像的操作；

若所述第一处理图像与所述第二处理图像不相同，执行所述利用所述第一处理图像和所述第二处理图像构建概率图模型的概率约束参数的操作。

3、如权利要求1所述的图像分类方法，其中，所述通过预设的半监督学习法生成所述无类别标注图像的伪类别标签，包括：

获取第一有监督学习模型，通过所述有类别标注图像训练所述第一有监督学习模型，得到第一训练监督模型；

利用所述第一训练监督模型对所述无类别标注图像进行预测，得到对所述无类别标注图像的预测概率；

利用所述预测概率从所述图像集中选取目标图像；

根据所述目标图像利用有标注图像训练所述第一有监督学习模型，得到第二有监督学习模型；

判断所述第二有监督学习模型是否与所述第一有监督学习模型相同；

若不相等，利用所述第二有监督学习模型替换所述第一有监督学习模型，再次执行通过所述有标注图像训练所述第一有监督学习模型的操作；

若相等，确定训练完成，且确定所述第二有监督学习模型为训练完成模型；

将所述无类别标注图像输入所述训练完成模型，得到所述无类别标注图像的伪类别标签。

4、如权利要求3所述的图像分类方法，其中，所述获取第一有监督学习模型，包括：

接收初始训练集，所述初始训练集包括第一有标签样本集和第一无标签样本集；

获取初始半监督学习模型，利用所述第一有标签样本集和所述第一无标签样本集对所述初始半监督学习模型进行训练得到第一有监督学习网络。

5、如权利要求1所述的图像分类方法，其中，所述利用所述第一处理图像和所述第二处理图像构建概率图模型的概率约束参数，包括：

获取所述构建概率图模型地原始损失函数；

将所述第一处理图像和所述第二处理图像输入所述原始损失函数，对所述原始损失函数中的函数参数进行更新，得到概率约束参数。

6、如权利要求1所述的图像分类方法，其中，所述通过有类别标注图像、无类别标注图像和所述无类别标注图像的伪类别标签对所述概率约束参数进行更新，得到所述概率图模型，包括：

获取所述待处理图像中所述无类别标注图像的第一数量和所述有类别标注图像的第二数量；

基于所述待处理图像的类别标注得到有类别标注图像组成的向量、无类别标注图像组成的向量；

获取所述概率图模型的原始损失函数并利用所述无类别标注图像的第一数量、所述有类别标注图像的第二数量、所述有类别标注图像组成的向量及所述无类别标注图像组成的向量更新所述原始损失函数中的概率约束参数，得到所述概率图模型。

7、如权利要求1至3中任一项所述的图像分类方法，其中，所述得到所述概率图模型之前，所述方法还包括基于所述对所述概率约束参数进行更新，得到更新损失函数，所述更新损失函数为：

$$\begin{aligned} \mathcal{L}_{\text{NoT}} = & \lambda_{y,1}^L \text{CE}(\mathbf{y}, \mathbf{f}_1^L) + \lambda_{y,2}^L \text{CE}(\mathbf{y}, \mathbf{f}_2^L) \\ & + \lambda_{1,2}^L \text{MSE}(\mathbf{f}_1^L, \mathbf{f}_2^L) + \lambda_{1,2}^U \frac{n_U}{n_L} \text{MSE}(\mathbf{f}_1^U, \mathbf{f}_2^U), \end{aligned}$$

其中， $\mathbf{f}^L$ 表示所述有类别标注图像组成的向量， $\mathbf{f}^U$ 表示所述无类别标注图像组成的向量， n_U 表示所述无类别标注图像的数量， n_L 表示所述有类别标注图像的数量， $\mathbf{y}$ 表示由所述第一处理图像和所述第二处理图像的类别标注组成的向量，CE表示交叉熵误差函数，MSE表示均方误差函数， λ 为系数函数；

根据所述更新损失函数得到所述概率图模型。

8、一种图像分类装置，其中，所述装置包括：

图像增强模块，用于从图像集中获取待处理图像，分别通过预设的第一数据增强方法和预设的第二数据增强方法增强所述待处理图像，得到第一增强图像和第二增强图像，其中，所述待处理图像包括无类别标注图像和有类别标注图像；

参数构建模块，用于将所述第一增强图像输入预构建的第一图像处理网络，得到第一处理图像，将所述第二增强图像输入预构建的第二图像处理网络，得到第二处理图像，利用所述第一处理图像和所述第二处理图像构建概率图模型的概率约束参数；

标注生成模块，用于通过预设的半监督学习法对所述无类别标注图像进行计算得到所述无类别标注图像的伪类别标签，其中，伪类别标签用于标注所述无类别标注图像的类别；

损失函数构建模块，用于通过有类别标注图像、无类别标注图像和所述无类别标注图像的伪类别标签对所述概率约束参数进行更新，得到所述概率图模型；

分类模型训练模块，用于利用所述待处理图像和所述待处理图像的类别标注对所述概率图模型进行训练，得到图像分类模型；

图像分类模块，用于获取待分类图像，将所述待分类图像输入至所述图像分类模型进行分类，得到所述待分类图像的类别标签。

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指令，所述计算机程序指令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所述的图像分类方法：

从图像集中获取待处理图像，分别通过预设的第一数据增强方法和预设的第二数据增强方法增强所述待处理图像，得到第一增强图像和第二增强图像，其中，所述待处理图像包括无类别标注图像和有类别标注图像；

将所述第一增强图像输入预构建的第一图像处理网络，得到第一处理图像，将所述第二增强图像输入预构建的第二图像处理网络，得到第二处理图像；

利用所述第一处理图像和所述第二处理图像构建概率图模型的概率约束参数；

通过预设的半监督学习法对所述无类别标注图像进行计算得到所述无类别标注图像的伪类别标签，其中，伪类别标签用于标注所述无类别标注图像的类别；

通过有类别标注图像、无类别标注图像和所述无类别标注图像的伪类别标签对所述概率约束参数进行更新，得到所述概率图模型；

利用所述待处理图像和所述待处理图像的类别标注对所述概率图模型进行训练，得到图像分类模型；

获取待分类图像，将所述待分类图像输入至所述图像分类模型进行分类，得到所述待分类图像的类别标签。

10、如权利要求9所述的电子设备，其中，所述得到第二处理图像之后，所述方法还包括：

判断所述第一处理图像与所述第二处理图像是否相同；

若所述第一处理图像与所述第二处理图像相同，再次执行从所述图像集中随机获取图像的操作；

若所述第一处理图像与所述第二处理图像不相同，执行所述利用所述第一处理图像和所述第二处理图像构建概率图模型的概率约束参数的操作。

11、如权利要求9所述的电子设备，其中，所述通过预设的半监督学习法生成所述无类别标注图像的伪类别标签，包括：

获取第一有监督学习模型，通过所述有类别标注图像训练所述第一有监督学习模型，得到第一训练监督模型；

利用所述第一训练监督模型对所述无类别标注图像进行预测，得到对所述无类别标注图像的预测概率；

利用所述预测概率从所述图像集中选取目标图像；

根据所述目标图像利用有标注图像训练所述第一有监督学习模型，得到第二有监督学习模型；

判断所述第二有监督学习模型是否与所述第一有监督学习模型相同；

若不相等，利用所述第二有监督学习模型替换所述第一有监督学习模型，再次执行通过所述有标注图像训练所述第一有监督学习模型的操作；

若相等，确定训练完成，且确定所述第二有监督学习模型为训练完成模型；

将所述无类别标注图像输入所述训练完成模型，得到所述无类别标注图像的伪类别标签。

12、如权利要求9所述的电子设备，其中，所述利用所述第一处理图像和所述第二处理图像构建概率图模型的概率约束参数，包括：

获取所述构建概率图模型地原始损失函数；

将所述第一处理图像和所述第二处理图像输入所述原始损失函数，对所述原始损失函数中的函数参数进行更新，得到概率约束参数。

13、如权利要求9所述的电子设备，其中，所述通过有类别标注图像、无类别标注图像和所述无类别标注图像的伪类别标签对所述概率约束参数进行更新，得到所述概率图模型，包括：

获取所述待处理图像中所述无类别标注图像的第一数量和所述有类别标注图像的第

二数量；

基于所述待处理图像的类别标注得到有类别标注图像组成的向量、无类别标注图像组成的向量；

获取所述概率图模型的原始损失函数并利用所述无类别标注图像的第一数量、所述有类别标注图像的第二数量、所述有类别标注图像组成的向量及所述无类别标注图像组成的向量更新所述原始损失函数中的概率约束参数，得到所述概率图模型。

14、如权利要求9至11中任一项所述的电子设备，其中，所述得到所述概率图模型之前，所述方法还包括基于所述对所述概率约束参数进行更新，得到更新损失函数，所述更新损失函数为：

$$\begin{aligned} \mathcal{L}_{\text{Net}} = & \lambda_{y,1}^L \text{CE}(\mathbf{y}, \mathbf{f}_1^L) + \lambda_{y,2}^L \text{CE}(\mathbf{y}, \mathbf{f}_2^L) \\ & + \lambda_{1,2}^L \text{MSE}(\mathbf{f}_1^L, \mathbf{f}_2^L) + \lambda_{1,2}^U \frac{n_U}{n_L} \text{MSE}(\mathbf{f}_1^U, \mathbf{f}_2^U), \end{aligned}$$

其中， $\mathbf{f}^L$ 表示所述有类别标注图像组成的向量， $\mathbf{f}^U$ 表示所述无类别标注图像组成的向量， n_U 表示所述无类别标注图像的数量， n_L 表示所述有类别标注图像的数量， $\mathbf{y}$ 表示由所述第一处理图像和所述第二处理图像的类别标注组成的向量，CE表示交叉熵误差函数，MSE表示均方误差函数， λ 为系数函数；

根据所述更新损失函数得到所述概率图模型。

15、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所述的图像分类方法：

从图像集中获取待处理图像，分别通过预设的第一数据增强方法和预设的第二数据增强方法增强所述待处理图像，得到第一增强图像和第二增强图像，其中，所述待处理图像包括无类别标注图像和有类别标注图像；

将所述第一增强图像输入预构建的第一图像处理网络，得到第一处理图像，将所述第二增强图像输入预构建的第二图像处理网络，得到第二处理图像；

利用所述第一处理图像和所述第二处理图像构建概率图模型的概率约束参数；

通过预设的半监督学习法对所述无类别标注图像进行计算得到所述无类别标注图像的伪类别标签，其中，伪类别标签用于标注所述无类别标注图像的类别；

通过有类别标注图像、无类别标注图像和所述无类别标注图像的伪类别标签对所述概率约束参数进行更新，得到所述概率图模型；

利用所述待处理图像和所述待处理图像的类别标注对所述概率图模型进行训练，得到图像分类模型；

获取待分类图像，将所述待分类图像输入至所述图像分类模型进行分类，得到所述待分类图像的类别标签。

16、如权利要求15所述的计算机可读存储介质，其中，所述得到第二处理图像之后，所述方法还包括：

判断所述第一处理图像与所述第二处理图像是否相同；

若所述第一处理图像与所述第二处理图像相同，再次执行从所述图像集中随机获取图像的操作；

若所述第一处理图像与所述第二处理图像不相同，执行所述利用所述第一处理图像和所述第二处理图像构建概率图模型的概率约束参数的操作。

17、如权利要求15所述的计算机可读存储介质，其中，所述通过预设的半监督学习法生成所述无类别标注图像的伪类别标签，包括：

获取第一有监督学习模型，通过所述有类别标注图像训练所述第一有监督学习模型，得到第一训练监督模型；

利用所述第一训练监督模型对所述无类别标注图像进行预测，得到对所述无类别标注图像的预测概率；

利用所述预测概率从所述图像集中选取目标图像；

根据所述目标图像利用有标注图像训练所述第一有监督学习模型，得到第二有监督学习模型；

判断所述第二有监督学习模型是否与所述第一有监督学习模型相同；

若不相等，利用所述第二有监督学习模型替换所述第一有监督学习模型，再次执行通过所述有标注图像训练所述第一有监督学习模型的操作；

若相等，确定训练完成，且确定所述第二有监督学习模型为训练完成模型；

将所述无类别标注图像输入所述训练完成模型，得到所述无类别标注图像的伪类别标签。

18、如权利要求15所述的计算机可读存储介质，其中，所述利用所述第一处理图像和所述第二处理图像构建概率图模型的概率约束参数，包括：

获取所述构建概率图模型地原始损失函数；

将所述第一处理图像和所述第二处理图像输入所述原始损失函数，对所述原始损失函数中的函数参数进行更新，得到概率约束参数。

19、如权利要求15所述的计算机可读存储介质，其中，所述通过有类别标注图像、无类别标注图像和所述无类别标注图像的伪类别标签对所述概率约束参数进行更新，得到所述概率图模型，包括：

获取所述待处理图像中所述无类别标注图像的第一数量和所述有类别标注图像的第二数量；

基于所述待处理图像的类别标注得到有类别标注图像组成的向量、无类别标注图像组成的向量；

获取所述概率图模型的原始损失函数并利用所述无类别标注图像的第一数量、所述有类别标注图像的第二数量、所述有类别标注图像组成的向量及所述无类别标注图像组成的向量更新所述原始损失函数中的概率约束参数，得到所述概率图模型。

20、如权利要求15至17中任一项所述的计算机可读存储介质，其中，所述得到所述概率图模型之前，所述方法还包括基于所述对所述概率约束参数进行更新，得到更新损失函数，所述更新损失函数为：

$$\begin{aligned} \mathcal{L}_{\text{NoT}} = & \lambda_{y,1}^L \text{CE}(\mathbf{y}, \mathbf{f}_1^L) + \lambda_{y,2}^L \text{CE}(\mathbf{y}, \mathbf{f}_2^L) \\ & + \lambda_{1,2}^L \text{MSE}(\mathbf{f}_1^L, \mathbf{f}_2^L) + \lambda_{1,2}^U \frac{n_U}{n_L} \text{MSE}(\mathbf{f}_1^U, \mathbf{f}_2^U), \end{aligned}$$

其中， $\mathbf{f}^L$ 表示所述有类别标注图像组成的向量， $\mathbf{f}^U$ 表示所述无类别标注图像组成的向量， n_U 表示所述无类别标注图像的数量， n_L 表示所述有类别标注图像的数量， $\mathbf{y}$ 表示由所述第一处理图像和所述第二处理图像的类别标注组成的向量，CE表示交叉熵误差函数，MSE表示均方误差函数， λ 为系数函数；

根据所述更新损失函数得到所述概率图模型。

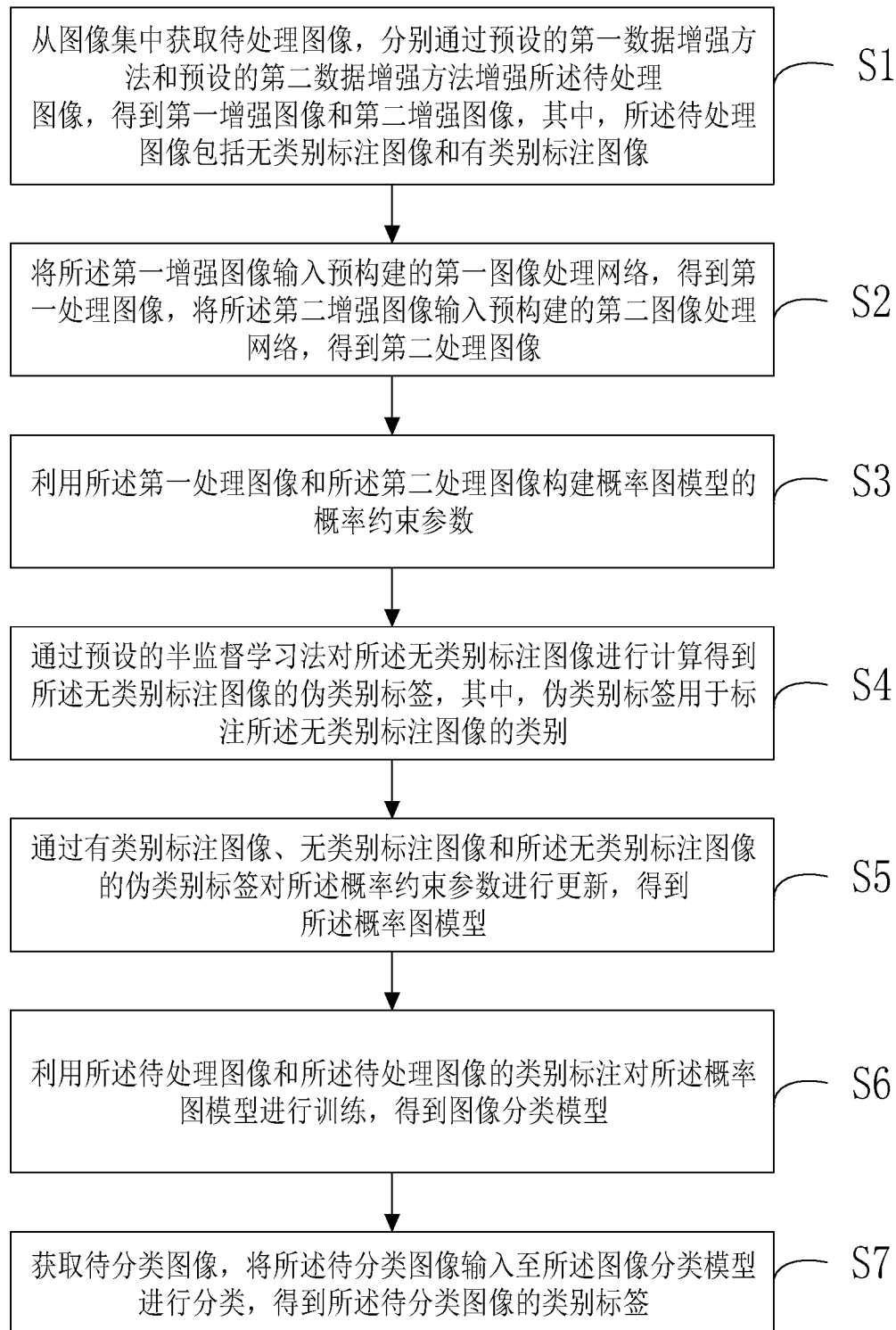


图 1



图 2



图 3

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2021/097079

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G06K 9/62(2022.01)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

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, CNKI, CNPAT: 图像, 分类, 半监督, 增强, 标注, 概率, 参数, 约束, 模型, 标签, image, classify, semi, supervised, enhance, label, probability, parameter, model, constraint

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	CN 112580684 A (PING AN TECHNOLOGY (SHENZHEN) CO., LTD.) 30 March 2021 (2021-03-30) description, paragraphs [0052]-[0088]	1-20
A	CN 108416370 A (SHENZHEN UNIVERSITY) 17 August 2018 (2018-08-17) entire document	1-20
A	CN 112115995 A (BEIJING UNIVERSITY OF POSTS AND TELECOMMUNICATIONS) 22 December 2020 (2020-12-22) entire document	1-20
A	US 2020250491 A1 (TENCENT TECHNOLOGY SHENZHEN COMPANY LIMITED) 06 August 2020 (2020-08-06) 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

04 January 2022

Date of mailing of the international search report

25 January 2022

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/CN2021/097079

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)			Publication date (day/month/year)
CN	112580684	A	30 March 2021	None			
CN	108416370	A	17 August 2018	None			
CN	112115995	A	22 December 2020	None			
US	2020250491	A1	06 August 2020	EP	3706032	A1	09 September 2020
				CN	110348428	A	18 October 2019
				WO	2019085793	A1	09 May 2019
				CN	107679525	A	09 February 2018

国际检索报告

国际申请号

PCT/CN2021/097079

A. 主题的分类

G06K 9/62 (2022.01) 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

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, EP0DOC, CNKI, CNPAT: 图像, 分类, 半监督, 增强, 标注, 概率, 参数, 约束, 模型, 标签, image, classify, semi, supervised, enhance, label, probability, parameter, model, constraint

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 112580684 A (平安科技深圳有限公司) 2021年3月30日 (2021 - 03 - 30) 说明书第[0052]-[0088]段	1-20
A	CN 108416370 A (深圳大学) 2018年8月17日 (2018 - 08 - 17) 全文	1-20
A	CN 112115995 A (北京邮电大学) 2020年12月22日 (2020 - 12 - 22) 全文	1-20
A	US 2020250491 A1 (TENCENT TECHNOLOGY SHENZHEN COMPANY LIMITED) 2020年8月6日 (2020 - 08 - 06) 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

2022年1月4日

国际检索报告邮寄日期

2022年1月25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

胡平

电话号码 86-(10)-53961335

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号

PCT/CN2021/097079

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	112580684	A	2021年3月30日	无			
CN	108416370	A	2018年8月17日	无			
CN	112115995	A	2020年12月22日	无			
US	2020250491	A1	2020年8月6日	EP	3706032	A1	2020年9月9日
				CN	110348428	A	2019年10月18日
				WO	2019085793	A1	2019年5月9日
				CN	107679525	A	2018年2月9日